



PREVISÃO DE NÍVEIS DE PRECIPITAÇÃO USANDO REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS

Katiusca Magdalena Briones Estébanez

Tese de Doutorado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil, COPPE, da Universidade Federal do Rio de Janeiro, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Doutor em Engenharia Civil.

Orientador: Nelson Francisco Favilla
Ebecken.

Rio de Janeiro
Junho de 2018

PREVISÃO DE NÍVEIS DE PRECIPITAÇÃO USANDO REDES NEURAIAS
ARTIFICIAIS

Katiusca Magdalena Briones Estébanez

TESE SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO INSTITUTO ALBERTO LUIZ COIMBRA
DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA DE ENGENHARIA (COPPE) DA
UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO COMO PARTE DOS REQUISITOS
NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE DOUTOR EM CIÊNCIAS EM
ENGENHARIA CIVIL.

Examinada por:

Prof. Nelson Francisco Favilla Ebecken, D.Sc.

Prof. Daniel Andrés Rodriguez, D.Sc.

Prof. Marcio Cataldi, D.Sc.

Prof. Rogério Pinto Espíndola, D.Sc.

Prof. Alexandre Gonçalves Evsukoff, Ph.D.

Prof. Luiz Landau, D.Sc.

RIO DE JANIERO, RJ – BRASIL

JUNHO DE 2018

Estébanez, Kátiusca Magdalena Briones

Previsão de Níveis de Precipitação Usando Redes Neurais Artificiais/ Kátiusca Magdalena Briones Estébanez. – Rio de Janeiro: UFRJ/COPPE, 2018.

XI, 279 p.: il.; 29,7 cm

Orientador: Nelson Francisco Favilla Ebecken.

Tese (doutorado) – UFRJ/ COPPE/ Programa de Engenharia Civil, 2018.

Referências Bibliográficas: p. 134-139.

1. Redes Neurais Artificiais. 2. Previsão de chuvas. 3. Equador. I. Ebecken, Nelson Francisco Favilla. II. Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE, Programa

Dedicatória

Ao meu filho, meu tudo, é o que a mamãe estava fazendo quando estava estudando.

Ao meu esposo, meu apoio e companheiro na caminhada da vida.

A minha mãe, minha fortaleza.

Ao meu pai, você estaria muito feliz, como sempre estive de suas filhas.

Agradecimentos

A Deus, por todas as bênçãos, entendimento e perseverança pedidas e atendidas nestes anos.

A meu orientador, Prof. Nelson Ebecken, tenho tanto que agradecer ao senhor, seu apoio, sua guia, sua paciência, sua serenidade, suas orientações no tempo certo. Obrigada por ter-me dado a tranquilidade e confiança quando as coisas na minha vida mudaram. Consegui me dedicar a ser mãe, a me dedicar a essa nova, extenuante e sobretudo bela etapa da minha vida. Sem o seu fundamental apoio não teria conseguido levar em frente o meu doutorado. Estarei sempre grata com o senhor.

Aos professores do programa de Engenharia Civil pelas aulas tão interessantes, que me motivaram formular o tema da tese. À Professora Beatriz de Souza, pela sua cordialidade e amabilidade, por perguntar sempre com um sorriso se as coisas estão bem.

Aos membros da banca, por sua aceitação e pelas valiosas sugestões fornecidas.

A Marília Mitidieri Fernandes de Oliveira e Prof. Gutemberg Borges França pelas excelentes dicas para o pré-processamento dos dados.

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) pelo apoio financeiro através da bolsa de estudos.

Ao pessoal do *CIIFEN*, pelo apoio, ideias, explicações, sugestões. Ao seu atual Diretor Rodney Martínez, pelo apoio e por facilitar as informações solicitadas.

Ao pessoal do *INOCAR*, ao seu Diretor na época em que foram fornecidos os dados solicitados, CPFJG Juan Carlos Proaño, e ao Chefe de Meteorologia da época SUBS-HI Henry Galvez Morán por terem aceitado preparar e enviar a informação. A Freddy Hernández, pelas dúvidas respondidas.

Ao pessoal do *INAMHI*, o seu Diretor da época em que foram solicitados os dados, Meteorologista Carlos Hugo Naranjo Jácome por ter aceitado a solicitude de envio de informação. Ao meteorologista Hernán Parreño pela sua detalhada explicação do Cavado do Sul.

A minha família, meu filho, meu esposo, minha mãe, minhas irmãs, por ter suportado a minha ausência nos momentos necessários e pelo apoio e amor incalculável, vocês são o motor da minha vida.

Aos meus sogros, Maria Luiza e Francisco, pelo enorme apoio, sempre com palavras e ações que me incentivaram e me permitiram continuar me dedicando aos meus estudos. Não imaginam quão grata estou com vocês.

A Bastos, por ter sempre me incentivado a não desanimar com os estudos.

A todos os amigos que me apoiaram emocionalmente com palavras de alento para continuar em frente com os meus estudos.

Resumo da Tese apresentada à COPPE /UFRJ como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Doutor em Ciências (D.Sc.)

PREVISÃO DE NÍVEIS DE PRECIPITAÇÃO USANDO REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS

Katiusca Magdalena Briones Estébanez

Junho/2018

Orientador: Nelson Francisco Favilla Ebecken

Programa: Engenharia Civil

O planejamento de diversas atividades humanas, tais como agricultura, construção, transporte, turismo, lazer, entre outras, são delimitadas em maior ou menor grau pelas condições climáticas, especialmente quantidades de chuvas e valores de temperaturas. As previsões climáticas, definidas como previsões de meses à frente, são impactadas negativamente pela dinâmica do sistema atmosfera-terra-oceano, causando diversos níveis de incertezas. Existem na atualidade vários métodos tradicionais e modernos que auxiliam na previsão das condições climáticas, mas que não conseguem prever com uma exatidão necessária. Assim, nesta tese foram analisadas como as redes neurais artificiais podem ajudar nas tarefas da previsão da chuva. As redes neurais artificiais são um método da área da inteligência artificial que tem tido um desenvolvimento acelerado nas décadas recentes, em que um número considerável de aplicações com resultados satisfatórios tem posicionado estas redes nas principais linhas de pesquisa em diversas áreas do conhecimento. Níveis de precipitação de três cidades do Equador foram prognosticados, utilizando como prognosticadores variáveis atmosféricas e oceânicas. Os resultados obtidos mostram que as redes neurais artificiais conseguiram prever a chuva um mês à frente com exatidões para Guaiquil de 89%, Portoviejo de 100% e Esmeraldas de 74%, resultados considerados satisfatórios e encorajadores para o uso de técnicas de inteligência artificial na previsão climática operacional.

Abstract of Thesis presented to COPPE/UFRJ as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Doctor of Science (D.Sc.)

PRECIPITATION LEVELS FORECAST USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

Katiusca Magdalena Briones Estébanez

June/2018

Advisor: Nelson Francisco Favilla Ebecken

Department: Civil Engineering

The planning of various human activities, such as agriculture, construction, transportation, tourism, leisure, among others, are delimited to a greater or lesser extent by the climatic conditions, especially rainfall amounts and temperature values. Climate forecast, *i.e.* forecast for months ahead, are negatively impacted by the dynamics of the atmosphere-earth-ocean system, causing various levels of uncertainties. Currently, many traditional and modern methods support the forecast of climate conditions; however, the necessary accuracy is not reached. Thus, in this thesis were analyzed how the artificial neural networks could contribute in the rainfall forecast. Artificial neural networks are a method of the artificial intelligence area that has had an accelerated development in recent decades, where a considerable number of applications with satisfactory results have positioned these networks as the state of the art in several areas of knowledge. Precipitation levels from three cities of Ecuador were forecasted using as predictors atmospheric and oceanic variables. The results obtained show that the artificial neural networks were able to predict the rain a month ahead with accuracy for Guayaquil of 89%, Portoviejo of 100% and Esmeraldas of 74%, results considered satisfactory and encouraging for the use of artificial intelligence techniques in the operational climatic forecast.

Sumário

Dedicatória	iv
Agradecimentos	v
Sumário	ix
1 Introdução.....	1
1.1 Motivação e contribuição	3
1.2 Objetivos	4
1.3 Organização do texto	5
2 Revisão da Literatura.....	6
2.1 Área de aplicação da previsão.....	6
2.1.1 Análise dos sistemas atmosféricos relacionados com a variabilidade climática do Equador	8
2.1.2 Outros sistemas associados com as precipitações na América do Sul.....	13
2.1.3 Previsão climática no Equador	15
2.1.4 Economia no Equador	17
2.2 Redes neurais artificiais na previsão da precipitação	18
2.3 Origem e evolução das redes neurais artificiais.....	18
2.4 Arquitetura e funcionamento de uma rede neural artificial.....	19
2.5 Redes neurais como classificadores.....	22
2.6 Ensemble de redes neurais	22
2.7 Avaliação dos classificadores	23
3 Metodologia da Pesquisa.....	25
3.1 Identificação dos cenários.....	25
3.2 Identificação das estações meteorológicas	26
3.3 Previsões usando redes neurais de configuração fixa	27
3.3.1 Pré-processamento das séries preditoras e de precipitação	27
3.3.2 Programação das previsões e configuração da rede neural	29
3.4 Previsões usando ensemble de redes neurais artificiais.....	31
3.4.1 Programação das previsões.....	32
3.4.2 Programação das previsões e configuração da rede neural	32
3.5 Previsões usando redes neurais recorrentes	34
4 Pré-processamento	37
4.1 Séries temporais utilizadas.....	37
4.1.1 Séries de precipitação	37
4.1.2 Séries das variáveis preditoras	37

4.2	Pré-processamento das séries de tempo utilizadas para a previsão de precipitação	40
4.2.1	Análise das séries da estação meteorológica de Guaiaquil	40
4.2.2	Análise das séries da estação meteorológica de Portoviejo	56
4.2.3	Análise das séries da estação meteorológica de Esmeraldas	72
5	Resultados	89
5.1	Previsões usando redes neurais de configuração fixa	89
5.1.1	Estação Guaiaquil	89
5.1.2	Estação Portoviejo	92
5.1.3	Estação Esmeraldas	97
5.2	Previsão usando ensemble de redes neurais	100
5.2.1	Estação Guaiaquil	101
5.2.2	Estação Portoviejo	101
5.2.3	Estação Esmeraldas	102
5.3	Previsão usando redes neurais multicamadas	103
5.3.1	Estação Guaiaquil	103
5.3.2	Estação Portoviejo	104
5.3.3	Estação Esmeraldas	105
5.4	Previsão usando redes neurais recorrentes	105
5.4.1	Estação Guaiaquil	106
5.4.2	Estação Portoviejo	107
5.4.3	Estação Esmeraldas	109
6	Discussão	112
6.1	Previsão usando redes neurais de configuração fixa	112
6.1.1	Estação Guaiaquil	112
6.1.2	Estação Portoviejo	115
6.1.3	Estação Esmeraldas	118
6.2	Previsão com ensemble de redes neurais	121
6.2.1	Estação Guaiaquil	121
6.2.2	Estação Portoviejo	122
6.2.3	Estação Esmeraldas	123
6.3	Previsão com redes neurais multicamadas	124
6.3.1	Estação Guaiaquil	124
6.3.2	Estação Portoviejo	125
6.3.3	Estação Esmeraldas	126
6.4	Previsão com redes neurais recorrentes	127
6.4.1	Estação Guaiaquil	127

6.4.2	Estação Portoviejo.....	128
6.4.3	Estação Esmeraldas.....	128
6.5	Discussão considerando todas as previsões.....	129
7	Conclusões e trabalhos futuros.....	131
8	Referências Bibliográficas.....	134
9	Apêndices.....	140
9.1	Previsão com redes neurais de configuração fixa.....	140
9.1.1	Estação Guaiaquil.....	140
9.1.2	Estação Portoviejo.....	164
9.1.3	Estação Esmeraldas.....	196
9.2	Previsão com ensemble de redes neurais.....	220
9.2.1	Estação Guaiaquil.....	220
9.2.2	Estação Portoviejo.....	224
9.2.3	Estação Esmeraldas.....	227
9.3	Previsão com redes neurais recorrentes.....	234
9.3.1	Estação Guaiaquil.....	234
9.3.2	Estação Portoviejo.....	237
9.3.3	Estação Esmeraldas.....	241
9.4	Variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação para cada cenário. Estação Guaiaquil.....	246
9.5	Variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação para cada cenário. Estação Portoviejo.....	256
9.6	Variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação para cada cenário. Estação Esmeraldas.....	269

1 Introdução

A primeira previsão do tempo baseada em meios computacionais foi feita em 1950, utilizando o sistema de equações barotrópicas de Charney (CHARNEY *et al.* 1950) a través de um experimento idealizado por Von Neumann, um dos desenvolvedores do ENIAC, primeiro computador digital electrónico de grande escala (NOAA, 2018), em que foi produzida a previsão citada. Apesar de enfrentar dificuldades para a geração da previsão, este experimento mostrou à comunidade meteorológica a factibilidade de previsões com ajuda de computação. Ciente da importância deste experimento para a história da previsão meteorológica, PLATZMAN (1979) faz um belo relato sobre a preparação prévia, detalhes técnicos, e ideias que marcaram o histórico experimento, enquanto que CHARNEY *et al.* (1950) apresentam detalhes técnicos.

A partir desta primeira previsão de 1950, começaram a serem desenvolvidos métodos para aperfeiçoar as previsões de tempo, conhecidos como modelos gerais de circulação, em experimentos apoiados nas novas tecnologias computacionais que surgiram na época. Maiores áreas geográficas foram cobertas e maiores resoluções espaciais foram aplicadas aos modelos numéricos com a disponibilidade maior de dados atmosféricos obtidos principalmente por satélites. Na década dos sessenta, os sistemas de equações para a resolução das variáveis atmosféricas foram melhorados com o incremento dos níveis verticais, o que proporcionou melhoras nas previsões. Na década dos setenta e oitenta, previsões meteorológicas regionais e globais começaram a serem fornecidas pelos diferentes centros de previsão existentes no mundo, continuando o aperfeiçoamento dos processos físicos tais como a formação de nuvens, foram formulados novos esquemas de coordenadas e a incorporação da assimilação de dados. Na década dos noventa o ensemble de modelos permitiu medir a incerteza das previsões, além de identificar as previsões mais prováveis, assim como a definição de cenários alternativos (NOAA, 2018, GOLDING, 2016).

Atualmente, as previsões climáticas são parte importante do planejamento das atividades econômicas e sociais dos países, como agricultura, pesca, construção, prevenção de desastres, preparação ante mudanças climáticas, entre outras. Por tanto, as melhoras constantes nas previsões têm-se tornado de interesse mundial, impulsando a criação de centros avançados de previsão que fornecem prognósticos de variáveis atmosféricas e oceânicas baseados em modelos numéricos desenvolvidos localmente. Os centros fornecem previsões de cobertura global ou regional em base a modelos numéricos dinâmicos e estatísticos, entre os principais centros são citados:

- Agência de Meteorologia da Austrália, modelo de previsão *Predictive Ocean Atmosphere Model for Australia*, (POAMA).
- Serviço Meteorológico de Canada, ensemble de modelos dinâmicos *CanCM3* e *CanCM4*.
- Agência Meteorológica Japonesa, modelo *Seasonal Ensemble Prediction System* (EPS).
- Centro Europeu de Previsões Meteorológicas em Médio Prazo (ECMWF), modelo acoplado *SEAS5*.
- Agência Meteorológica da França (*Meteo-France*), com o modelo de circulação general global e espectral *ARPEGE*
- Administração Nacional de Aeronáutica e Espaço (NASA) – Escritório Global de Modelação e Assimilação (GMAO), modelo acoplado *Goddard Earth Observing System Model – Atmospheric Global Climate Model GEOS-5 AGCM*.
- Administração Nacional do Oceano e a Atmosfera (NOAA) – Centro Nacional para a Previsão Ambiental (NCEP), modelo acoplado *NCEP Climate Forecast System CFSv2*.
- Agência de Meteorologia do Reino Unido (*Met Office*), modelo *Global Seasonal Forecasting System (GloSea5)*.

Ainda que os prognósticos dos centros de previsão meteorológica são baseados em modelos altamente complexos melhorados constantemente, operados sobre plataformas computacionais de última geração, o problema da incerteza próprio da natureza caótica e altamente não linear do sistema oceano-atmosfera continua sendo estudado, sendo uma das principais linhas de pesquisa meteorológica atualmente. Identificado por LORENZ em 1963, a solução de sistemas de equações não lineares pode ser afetada por perturbações nas condições iniciais, levando a diferentes resultados que deveriam ser analisados probabilisticamente (SLINGO e PALMER, 2011). As incertezas dos parâmetros iniciais, assim como as incertezas na estrutura matemática do modelo (WINSBERG, 2012) têm sido abordados basicamente com análises probabilísticas (HARGREAVES, 2010), permitindo aplicar o conceito de ensemble de modelos e calcular as incertezas, oferecendo previsões com maior grau de confiabilidade (HAMILL et al., 2003, PARKER, 2006, POST e VOTTA, 2005).

Considerando que esses modelos são representações de uma natureza caótica não linear, a incerteza existira sempre (SLINGO e PALMER, 2011), novos métodos de previsão poderiam auxiliar nas limitações dos modelos tradicionalmente utilizados.

Em anos recentes, métodos de aprendizado automático têm sido aplicados na meteorologia para previsão de variáveis atmosféricas e como complemento dos modelos numéricos utilizados, com o objetivo de prover novas ferramentas de previsão. Várias publicações mostram a aplicabilidade e a capacidade de previsão destas técnicas: previsão da precipitação (SUMI *et al.*, 2012), previsão de energia solar (MARTIN, 2016, ALER *et al.*, 2015), downscaling de dados de modelos globais climáticos a precipitação mensal para analisar impactos de mudanças climáticas (ALIZAMIR *et al.*, 2018), downscaling de modelos de circulação global usando máquinas de vetores de suporte para a previsão de precipitação diária (CHEN *et al.*, 2010), previsão imediata para quantificar movimentos e evolução de tormentas utilizando máquinas de vetores de suporte (HAN, 2017), previsão imediata de névoa utilizando árvores de decisão (BARTOKOVÁ *et al.*, 2015), uso de redes neurais difusas para a previsão da precipitação em ciclones tropicais (HUAN *et al.*, 2018), previsão de secas usando redes neurais artificiais e máquinas de vetores de suporte para regressão e análise de wavelet (BELAYNEH *et al.*, 2016), previsão de índices de secas usando aprendizado automático extremo (DEO *et al.*, 2017), previsão de secas usando o índice de precipitação padronizado baseado em redes neurais multiperceptron, sistemas neuro-difusos adaptativos, máquinas de suporte de vector, e modelos integrados auto regressivos de médias móveis (JALALKAMALI *et al.*, 2015), previsão de eventos extremos: tempestades, chuvas fortes e chuvas de granizo em base ao uso em conjunto de modelos numéricos de nuvens convectivas e métodos processamento de big data (STANKOVA *et al.*, 2017), uso de árvores de decisão para treinamento de modelos estatísticos para previsões de alta resolução a nível global de fluxos de energia e precipitação (ANDERSON e LUCAS, 2018).

A ampla aplicabilidade das técnicas de aprendizado automático na previsão meteorológica e os resultados satisfatórios identificados mostram a grande potencialidade da sua utilização operacional neste campo.

1.1 Motivação e contribuição

Os grandes avanços no campo da inteligência artificial que estão sendo conquistados atualmente e que estão mudando a visão tradicional das coisas são baseados em métodos que tem a capacidade de serem adaptados em diferentes áreas do conhecimento: transporte, medicina, visão computacional, processamento de linguagem, economia, telemarketing, redes sociais e outras. Na previsão meteorológica não é diferente, métodos de inteligência artificial, especialmente redes neurais artificiais, têm sido utilizadas em nível acadêmico com resultados satisfatórios, mas ainda não são

utilizadas nos prognósticos oficiais nos centros de previsão de maneira a emitir previsões operacionais.

A presente tese foi aplicada no Equador, país cuja economia é sensível às condições climáticas. Cifras macroeconômicas do ano 2017 mostram que 42% das exportações foram referentes a petróleo cru, 32% a produtos agrícolas e 22% a produtos marinhos (BCE, 2018), porcentagens que não apresentaram grandes variações em anos anteriores. Estas atividades dependem das condições climáticas, principalmente a produção agrícola e marinha, fazendo do Equador um país com alta vulnerabilidade a mudanças climáticas e ameaças hidro climáticas (VICENTE-SERRANO *et al.*, 2017, MORAN-TEJEDA *et al.*, 2016).

As previsões meteorológicas no Equador têm sido constantemente melhoradas nos últimos anos, incorporando modelos dinâmicos e estatísticos. Contribuir com novos métodos utilizando tecnologias inovadoras poderiam ser úteis para diminuir as incertezas implícitas de cada modelo e fortalecer a credibilidade nas previsões climáticas oficiais.

A pesquisa feita pela autora na dissertação de mestrado, em que foram identificados padrões em emergências e desastres de inundações, transbordamentos de rios e deslizamentos associados a níveis de precipitação (abaixo do normal, normal e acima do normal) utilizando técnicas de aprendizado automático, poderia ser complementada com a previsão das chuvas, utilizando igualmente ferramentas de aprendizado automático. Com os dois elementos: *previsão de chuvas – possível ocorrência de desastres*, poderia se estabelecer um sistema operacional totalmente baseado em aprendizado automático que permita informar sobre ameaças de chuvas e os possíveis impactos esperados.

1.2 Objetivos

O objetivo geral da presente tese é a previsão de níveis de chuvas abaixo do normal, normal e acima do normal utilizando uma ferramenta específica de aprendizado automático: as redes neurais artificiais.

Para conseguir atingir o objetivo geral foram definidos objetivos específicos:

- Identificar as localidades geográficas com um número de registros de precipitação suficiente para realizar treinamento e teste das redes neurais.
- Identificar as variáveis preditoras e índices climáticos que poderiam coparticipar na geração de chuvas.

- Identificar os tipos de redes neurais e métodos para a previsão de níveis de precipitação.
- Analisar se subconjuntos dos dados poderiam fornecer melhores previsões.

1.3 Organização do texto

A tese está estruturada em sete capítulos:

Capítulo 1: Introdução do tema da tese, a motivação e contribuição, e o objetivo geral e objetivos específicos definidos. Capítulo 2. Revisão da literatura da localidade de aplicação da previsão de chuvas, suas características físicas, meteorológicas e económicas. Na segunda parte, são apresentados conceitos dos métodos utilizados para a previsão da precipitação. Capítulo 3. Apresenta a metodologia aplicada em cada grupo de testes. Capítulo 4. Aborda detalhes das séries de tempo utilizadas e o pré-processamento a que foram submetidas. Capítulo 5. Apresenta tabelas de resumo dos resultados de cada teste, organizado por localidade geográfica. Capítulo 6. Discussão dos resultados apresentados no Capítulo 5, em que são comparadas as acurácias obtidas nos diferentes experimentos. Capítulo 7. Apresenta as conclusões da pesquisa e as recomendações dos trabalhos futuros. Anexos: Na parte final da tese foram incluídos os detalhes dos resultados de cada teste de previsão, assim como tabelas que apresentam informações complementares utilizadas nos testes.

2 Revisão da Literatura

Com base no objetivo definido na seção 1.2, a previsão de níveis de precipitação utilizando redes neurais artificiais foi aplicada a três cidades litorâneas do Equador: Guayaquil, Portoviejo e Esmeraldas. Neste Capítulo serão abordadas, na seção 2.1, as características da área de estudo e dos sistemas que estão relacionados com a geração de chuvas. Na seção 2.2 são recopilados conceitos dos métodos utilizados nos experimentos descritos nas seções 3 e 5.

2.1 Área de aplicação da previsão

A República do Equador está situada no hemisfério ocidental, no noroeste da América do Sul, compreendendo a maior parte de seu território no continente e uma menor parte no oceano (Arquipélago de Colón ou Ilhas Galápagos), com uma extensão total de 256.370 km². O território continental está localizado entre as coordenadas 01° 28'N, 81° 04'O, e 05° 02'S, 75° 11'O (IGM 2013), ver Figura 2-1.

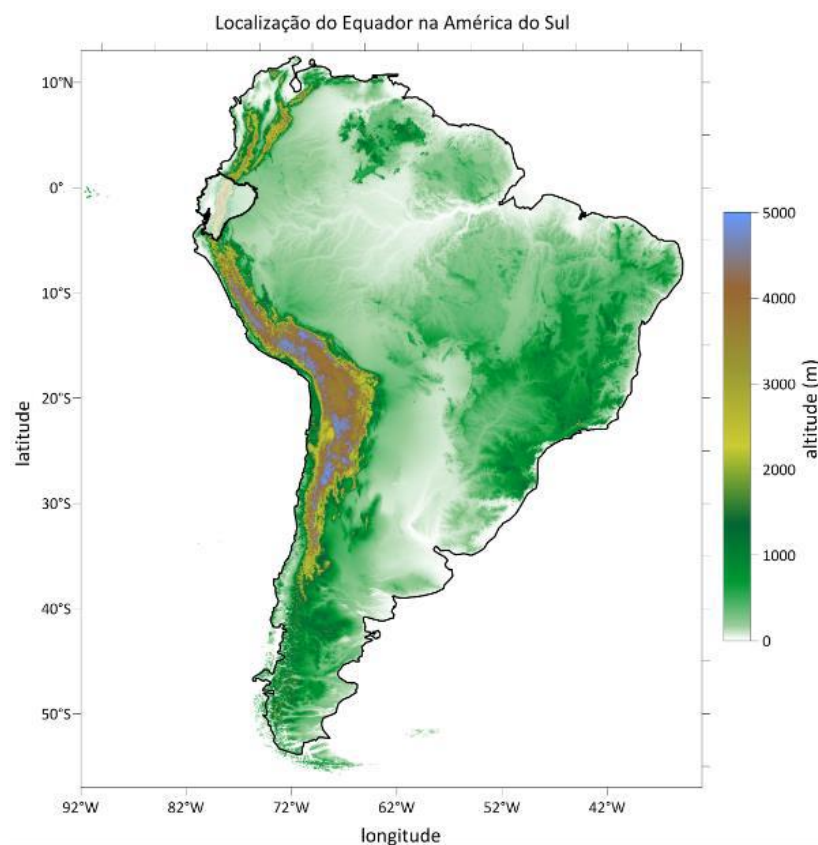


Figura 2-1. Localização do Equador na América do Sul. Processamento: CIIFEN.

No território equatoriano, destaca-se a presença da Cordilheira dos Andes, formando uma barreira longitudinal de norte a sul que divide o Equador continental em três regiões naturais: a litoral, a serrana e a amazônica, ver Figura 2-2. Em pequenas distâncias, a

grande diferença de altitudes proporcionadas pelos Andes, do nível do mar no litoral aos 6000 metros acima do nível do mar no ponto mais alto da cordilheira, em conjunto com os sistemas meteorológicos e oceânicos próprios da região equatorial, gera grande diversidade de climas, solos, biodiversidade e paisagens (IGM, 2010). Devido a estas características, o Equador é considerado pelo Centro de Monitoramento da Conservação do Ambiente, do Programa das Nações Unidas para o Meio Ambiente (PNUMA) como um dos dezessete países mais megadiversos do mundo (MITTERMEIER, 1997).

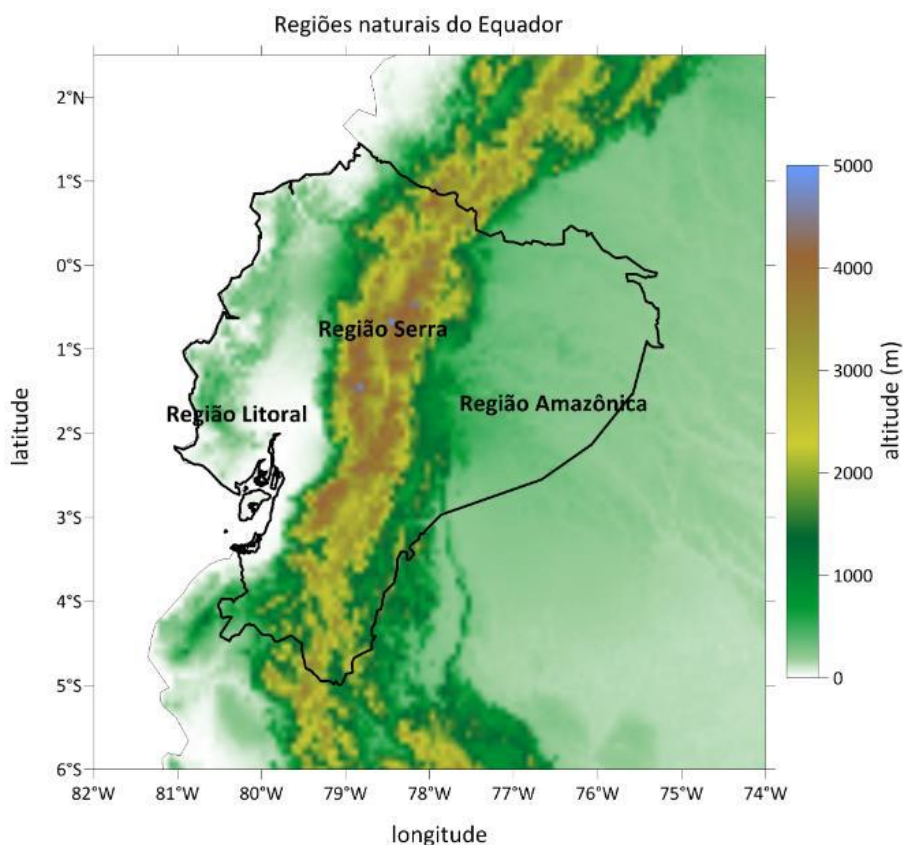


Figura 2-2. Mapa Orográfico do Equador. Processamento: CIIFEN.

Segundo informação publicada no *site* do Instituto Nacional de Meteorologia e Hidrologia do Equador, em referência ao clima no território equatoriano, informa textualmente: (INAMHI, 2018)

“O Equador continental e insular se localiza geograficamente dentro da faixa tropical, zona que regionalmente é afetada pelos sistemas atmosféricos de baixa pressão, como são a Zona de Convergência Intertropical (ZCIT), as perturbações da Bacia Ocidental da Amazônia e o chamado Cavado do Peru, sistemas que aportam ao regime pluviométrico durante o período chuvoso; para a época seca, sistemas de alta pressão atmosférica dominam a região, sendo estes a Alta do Pacífico Sul, a Dorsal da Alta do Caribe e a

incidência da Alta troposférica da Bolívia. A incidência estacional destes sistemas atmosféricos caracteriza o regime pluviométrico e térmico nas quatro regiões naturais do Equador”.

As chuvas no Equador determinam a mudança entre estações secas e úmidas. No verão austral é característica a intensificação de chuvas (estação úmida), enquanto que no inverno austral as chuvas diminuem especialmente no litoral (estação seca).

As três regiões climáticas do Equador continental - litoral, serra e amazônica - apresentam diferentes comportamentos pluviométricos. O período chuvoso na região litoral é caracterizado por um comportamento unimodal, iniciando-se no mês de dezembro e se estendendo até maio; a região da serra tem um comportamento bimodal, com um período chuvoso secundário durante os meses de setembro a novembro e um período principal nos meses de fevereiro a maio; a região amazônica apresenta chuvas no ano todo, com diminuição nos meses de julho a setembro (INAMHI, 2018).

Pesquisas feitas pelo Instituto Oceanográfico da Marinha do Equador (INOCAR) utilizando uma série de dados de precipitação de trinta anos (1975-2005) mostram que em média o início da estação úmida varia em cidades dentro da mesma região climática. Este é o caso das cidades litorâneas de Manta, La Libertad, Guayaquil, Puná e Puerto Bolívar, que apresentam diferenças nos inícios, términos e durações das estações úmidas, ver Tabela 2-1.

Tabela 2-1. Média de início da estação de chuvas (IELL), término da estação de chuvas (TELL) e duração em dias da estação chuvosa para as cidades litorâneas de Manta, La Libertad, Guayaquil, Puná e Puerto Bolívar, no Equador (HERNÁNDEZ, 2006)

Cidade	IELL	TELL	DELL (dias)
Manta	5-jan.	6-abr.	90
La Libertad	30-jan.	6-abr.	65
Guayaquil	16-dez.	30-abr.	135
Puná	31-dez.	25-abr.	120
Puerto Bolívar	10-jan.	30-abr.	100

2.1.1 Análise dos sistemas atmosféricos relacionados com a variabilidade climática do Equador

A seguir, são analisados os sistemas atmosféricos que têm relação com a variabilidade climática no Equador. Nas seções 2.1.1.1 a 2.1.1.6, são descritos os sistemas identificados pelo INAMHI como os geradores da precipitação no Equador. No item 2.1.2 correspondem a sistemas climáticos identificados na literatura como responsáveis pela variabilidade do clima na América do Sul. Cada sistema é analisado separadamente, explicando-se como este influencia na geração da precipitação no Equador.

2.1.1.1 Zona de Convergência Intertropical (ZCIT)

A Zona de Convergência Intertropical (ZCIT) é a responsável pelo ciclo anual hidroclimático nas regiões norte e central da América do Sul. É definida tradicionalmente como uma região próxima ao Equador que circunda a Terra, em que convergem os ventos alísios, com ar ascendente, baixa pressão atmosférica, nuvens convectivas profundas e forte precipitação (ROBINSON *et al.*, 1999, citado por POVEDA *et al.*, 2006).

A ZCIT sofre deslocamentos setentrionais e meridionais ao longo do ano, relacionados com o ciclo de insolação sazonal. No verão boreal, a ZCIT encontra-se na posição mais setentrional (7° N), e no verão austral, na posição mais meridional (sobre a bacia do Amazonas, sul da Colômbia e o Equador), chegando até 3° N na parte do Pacífico Leste (POVEDA, 2006). Na área continental, sofre um deslocamento bem mais ao sul. Estes deslocamentos sazonais têm um efeito drástico sobre as chuvas em várias nações equatoriais, dando lugar às estações secas e úmidas nos trópicos em vez das estações frias e quentes em latitudes altas (NASA, 2014). Ainda que o ingresso da ZCIT no norte da América do Sul faça com que as chuvas relacionadas com esta decresçam gradualmente, elas são fortes sobre os Andes equatoriais, o oeste da bacia do Amazonas e na desembocadura do rio Amazonas (GARREAUD *et al.*, 2008).

GARREAUD *et al.*, (2008) mostra a relação entre a precipitação e a ZCIT: no mês de janeiro (verão austral), são observadas zonas de diferentes níveis de precipitação nas regiões nordeste, noroeste e central da América do Sul, com núcleos de maior precipitação sobre a Amazônia brasileira. No mês de julho (verão boreal), as chuvas são observadas na parte norte da América do Sul, com núcleos de maior precipitação na Colômbia e Venezuela. Na região do Equador, no mês de janeiro, a zona de chuvas praticamente cobre o território todo, com menor quantidade de níveis de precipitação no sul e nas Ilhas Galápagos. Adicionalmente, os ventos confluentes de sudoeste (oceânicos) e de noroeste (continentais), geram convecção profunda no altiplano (GARREAUD *et al.*, 2003, VUILLE *et al.*, 2004, FALVEY *et al.*, 2005).

2.1.1.2 Perturbações da Bacia Ocidental da Amazônia

No ponto da variabilidade climática, MARENGO (1992) descreve as perturbações da Bacia Ocidental da Amazônia como uma caracterização no Atlântico tropical norte de alta pressão anômala, fortes ventos alísios do nordeste, águas frias superficiais e incremento de nuvens no atlântico equatorial. A intensificação dos ventos do nordeste do Atlântico pode incrementar a umidade nesta região, favorecendo a sua convergência a níveis baixos e conseqüentemente fortalecendo os sistemas de convecção. Este

comportamento é mais evidente na estação chuvosa, mas também acontece na região seca.

Leon (2005) indica que as massas frias de ar que se movimentam entre os 5° de latitude na América do Sul avançam mais rápido e mais ao norte ao longo dos lados orientais da cordilheira dos Andes, instabilizando o ar e produzindo convecção na Amazônia colombiana. As correntes de jato subtropical intensificam estes ventos ao cruzar zonas de mais baixa pressão. O autor identifica também a baixa amazônica, sistema semipermanente que se desloca desde o norte da Bolívia em janeiro ao extremo sudeste da Colômbia, em julho. Este sistema cuja origem é o calor latente de condensação, é um efeito complementar da Cordilheira dos Andes ao canalizar os ventos alísios do nordeste em seu deslocamento e, com ajuda do ciclo solar, enfraquece a baixa sobre a Bacia Amazônica. O enfraquecimento intensifica a convecção e conseqüentemente a precipitação no sul da Colômbia.

Foi citada no parágrafo anterior a pesquisa na Amazônia colombiana devido a sua proximidade geográfica com a Amazônia do Equador e a falta destes estudos sobre esta parte da Amazônia. Como exemplos da interferência destas perturbações da Bacia Amazônica, citam-se artigos de jornais equatorianos indicando a ocorrência de chuvas: em fevereiro de 2017 aconteceram chuvas acima do normal originadas principalmente pela conjunção da zona de convergência intertropical, as perturbações da bacia oriental da Amazônia e o aquecimento da superfície do mar frente à costa do Equador (EL UNIVERSO, 2017, EL COMERCIO, 2017). Um evento anômalo significativo aconteceu em 2008 na época de *La Niña*, evento caracterizado pela ausência de chuvas, mas que naquele ano de forma indireta permitiu o ingresso de umidade do norte e do sudeste do Equador e da Amazônia brasileira, o que configurou uma estação chuvosa catastrófica (STGR, 2010).

2.1.1.3 Cavado do Sul

Ainda que o chamado pelos meteorologistas equatorianos como Cavado do Sul ou Cavado do Peru seja continuamente identificado pelo *INAMHI* como um dos sistemas que configura as chuvas no Equador, não foi encontrada pela autora nenhuma descrição formal deste sistema. Por este motivo, foi realizado um contato com um dos meteorologistas do *INAMHI*, que explicou o Cavado do Sul como um conceito empírico, não tendo estudos formais da sua formação e características. A análise empírica o descreve como a presença de chuvas, e é identificado por meio de nuvens que são formadas quase sempre nos mesmos lugares e em determinadas circunstâncias. Seu processo de formação pode ser sobre o continente ou sobre o Oceano Pacífico. Sua

formação sobre o continente é devida à presença de uma elevada umidade relativa do ar e de formação de nuvens, que são resultados dos aportes das perturbações amazônicas geradas no Brasil, sul do Equador e nordeste do Peru. A presença do cavado no Pacífico é caracterizada por uma atividade fraca, devida a um baixo aporte de calor, com nuvens baixas do tipo estratiforme. Normalmente este sistema tem uma grande influência na formação de chuvas sobre a Cordilheira dos Andes, sul do Equador e norte do Peru.

2.1.1.4 Alta da Bolívia

GARREAUD e ACEITUNO (2007) explicam o processo de desenvolvimento da Alta da Bolívia, um sistema de grande pressão nos níveis altos da atmosfera no centro da América do Sul. A Alta da Bolívia é configurada nos meses de dezembro, janeiro e fevereiro (DJF), localizada em 15° S e 65° W, em que os ventos do oeste são restritos ao sul de 22° S.

Conjuntamente com a Alta da Bolívia, no nível superior da atmosfera, é observada uma circulação ciclônica no nordeste do Brasil (Baixa do Nordeste) e regiões com ventos divergentes na costa do Peru e do Equador, em que foram identificadas as menores velocidades da América do Sul. Estas zonas de ventos divergentes correspondem a zonas de nuvens, e a escala grande representam movimentos ascendentes que formam processos convectivos (GARREAUD e ACEITUNO, 2007, VIRJI, 1980, LENTERS e COOK, 1997).

Segundo as simulações feitas por LENTERS e COOK (1996), utilizando um modelo de circulação geral, foi concluído que a Alta da Bolívia e a Baixa do Nordeste são respostas às precipitações na Amazônia, nos Andes centrais, e na zona de convergência do Atlântico Sul, sendo a Baixa do Nordeste também influenciada pelas precipitações na África. A localização da Alta da Bolívia sobre o altiplano deve-se às precipitações no nordeste da Amazônia. A sua força é altamente influenciada pelas quantidades de precipitação nos Andes centrais. Com o experimento de execução do modelo sem os Andes, foi determinado que estes não têm efeitos diretos na configuração da Alta da Bolívia, mas sim indiretamente no seu fortalecimento (induzindo a precipitação nos Andes centrais e modificando a precipitação em outras áreas), influenciando também no deslocamento da Baixa do Nordeste ao norte devido a mudanças nos campos de precipitação.

2.1.1.5 Alta do Pacífico Sul

Na transição entre as áreas tropicais e subtropicais tem lugar sistemas anticiclônicos sobre os oceanos em níveis baixos da atmosfera, chamados de altas subtropicais. Estes

sistemas se apresentam no ano todo, ocupando aproximadamente 40% da superfície terrestre (RODWELL e HOSKINS, 2001). Considerando-se os anticiclones presentes na América, nos meses de junho-agosto são formados dois anticiclones em cada hemisfério, sobre o oceano Pacífico (anticiclone do Pacífico Norte e anticiclone do Pacífico Sul) e sobre o oceano Atlântico (anticiclone do Atlântico Norte e anticiclone do Atlântico Sul). Nos meses de dezembro-fevereiro, os dois anticiclones no hemisfério sul e o anticiclone do Pacífico Norte perdem força (RODWELL e HOSKINS, 2001).

Os comportamentos climatológicos mensais dos anticiclones do Pacífico norte e sul são diferentes, sendo que o anticiclone do Pacífico Norte atinge sua máxima pressão no mês de julho e o do Sul nos meses de setembro, outubro e novembro. Segundo GROTHJAHN (2004), estes comportamentos estão relacionados a forças provenientes de eventos e processos remotos.

Experimentos de simulação com modelos acoplados oceano-atmosfera feitos por MA *et al.* (2010), nos quais examinaram as conexões entre a força do anticiclone do Pacífico Sul, estrato-cúmulos no território peruano e o sistema monção sul americano, mostraram que o enfraquecimento do anticiclone do Pacífico Sul é consistente com o decréscimo da convecção sobre a Amazônia.

Por sua parte, GROTHJAHN (2004), na sua pesquisa sobre os sistemas remotos associados com a Alta do Pacífico Sul, identificou que a convecção sobre a Amazônia, em conjunto com supressões de convecções no Pacífico tropical oeste, influi no fortalecimento da parte tropical da alta do Pacífico Sul. No lado da alta do Pacífico Sul correspondente a altas latitudes, sistemas meteorológicos de latitudes médias são os que mais influenciam a sua máxima pressão sobre o nível do mar. O lado oeste da alta é associado com os fenômenos de médias e baixas latitudes, como a zona de convergência do Pacífico Sul.

Segundo BOVOLO *et al.* (2011), as zonas de altas pressões sobre o Atlântico e Pacífico Sul, conjuntamente com os seus deslocamentos sazonais, são os principais fatores que controlam o clima na América do Sul, enquanto que a alta pressão semi-estacionária do Atlântico Norte domina ao norte do Equador. Estas zonas de alta pressão determinam os padrões de grande escala de circulação dos ventos e localização da ZCIT.

2.1.1.6 Alta do Caribe

As altas pressões no sudeste do Caribe atingem seu valor mais alto no mês de julho e são originadas como uma resposta a um fortalecido acoplamento oceano-atmosfera, em que fortes ventos alísios do leste, induzidos pela Alta Subtropical do Atlântico Norte, causam afloramentos no sudoeste do Caribe, o que resulta em temperatura superficial

do mar fria, altos valores de pressão sobre o nível do mar, incremento da radiação de onda longa, e decréscimo de água precipitável (INOUE, 2002). É assim que a atividade convectiva no oeste do Caribe é inibida em julho e agosto (GEORGIADIS, 2006).

ACEITUNO (1988) identificou que no inverno austral, durante a fase negativa da Oscilação Sul, as condições secas na parte noroeste da América do Sul parecem estar relacionadas com um fortalecimento da pressão no Caribe.

2.1.2 Outros sistemas associados com as precipitações na América do Sul

Segundo a pesquisa bibliográfica realizada, outros sistemas, como a temperatura superficial do mar e a orografia, a Oscilação Sul *El Niño*, a Oscilação *Madden-Julian* e os ventos influem também nas precipitações na América do Sul.

2.1.2.1 Relações oceanográficas e orográficas

A influência da temperatura superficial do mar (TSM) nas precipitações na América do Sul foi analisada por LENTERS e COOK (1995). Utilizando um modelo de circulação geral com simulações para o mês de janeiro, conseguiram identificar que o continente, a topografia e a TSM são as variáveis mais importantes para se reconstruir os padrões de precipitação da América do Sul, impostas como condições de contorno ao modelo.

Experimentos do mesmo tipo do parágrafo anterior (utilizando modelos de circulação geral) com o objetivo de identificar a influência dos Andes sobre o clima da América do Sul apontam uma influência direta. A presença dos Andes força precipitações orográficas ao longo dos flancos lestes e bloqueiam o fluxo dos ventos do oeste do Pacífico (INSEL *et al.*, 2009).

No caso do Equador, o Instituto Oceanográfico da Marinha (*INOCAR*), tem feito pesquisas relacionando TSM à precipitação, como a análise feita por HERNÁNDEZ e ZAMBRANO (2009), em que foram identificados índices de correlação de 0,5 a 0,85 em duas cidades do litoral equatoriano. Nas cidades litorâneas em que não foi identificada esta correlação, os autores expressam que o sinal da precipitação está associado a outros eventos atmosféricos que prevalecem ao sinal do oceano.

Na análise feita por MORÁN-TEJEDA *et al.* (2016), correlações fortes foram identificadas entre a variabilidade da temperatura da região oceânica de *El Niño* 1+2 e a distribuição da magnitude e estacionalidade da precipitação na região do litoral do Equador. No mesmo estudo, na região dos Andes foi identificado um sinal de influência da temperatura superficial do mar na região de *El Niño* 3.4.

2.1.2.2 ENSO (*El Niño Southern Oscillation*)

A flutuação da pressão do ar entre o Pacífico tropical oeste e leste é conhecida como a Oscilação Sul (OS). Para quantificar a força e a fase da flutuação é utilizado o Índice de Oscilação Sul (IOS), que é a diferença da pressão superficial do ar entre Taiti, na Polinésia Francesa e Darwin, na Austrália. O IOS está relacionado com as mudanças na circulação atmosférica em seus níveis baixos, consequência do aquecimento/resfriamento das águas superficiais na região (SAMPAIO, 2001).

A OS é acompanhada de flutuações na temperatura superficial do mar durante os eventos de *El Niño* e *La Niña*. Durante eventos *El Niño*, o IOS apresenta valores negativos extremos devido a valores abaixo do normal da pressão do ar no Taiti e valores acima do normal em Darwin. Em eventos *La Niña*, a IOS apresenta valores positivos extremos, devido a um comportamento exatamente contrário entre Taiti e Darwin. É por esta relação que é utilizada uma combinação entre os termos *El Niño* e a Oscilação Sul (ENSO).

Os valores positivos e negativos extremos do ENSO estão relacionados a eventos extremos de precipitação (*El Niño*) e de seca (*La Niña*). No caso do Equador, em épocas em que é observado *El Niño*, a sua manifestação ocorre durante os meses de dezembro-fevereiro, produzindo climas quentes e precipitações. Nos meses de junho-agosto, as condições quentes se mantêm, porém com diminuição de chuvas. *La Niña* é caracterizada no Equador por condições frias e secas.

ACEITUNO (1988) fez uma análise das correlações bimensais do IOS sobre a América do Sul, considerando pressão, ventos, temperatura e precipitação. Os resultados da correlação OS-precipitação indica correlações positivas no norte, centro e sul do Equador e correlações negativas no litoral. Estas correlações determinaram que durante o verão austral, na fase negativa da OS e particularmente durante o evento *El Niño*, chuvas fortes tendem a cair no litoral do Equador e do Peru, com relativas condições secas nos Andes colombianos e venezuelanos.

2.1.2.3 Oscilação Madden-Julian

A oscilação *Madden-Julian* é definida como uma perturbação tropical que é propagada no sentido leste em nível global com um ciclo de 30 – 60 dias. Resulta na variação da velocidade (na direção e magnitude) do vento, nebulosidade, precipitação, temperatura superficial do mar e evaporação superficial do oceano (MADDEN e JULIAN, 1971, 1972, 1993).

A variabilidade de baixa frequência nos trópicos é dominada pela Oscilação Sul e pela oscilação *Madden-Julian*, que configuram padrões globais de circulação atmosférica

anômala, relacionados com a variação da precipitação nos trópicos e subtropicais, tendo impacto significativo em regiões com estações de pluviosidade relativamente curtas como Brasil, sudeste da África e nordeste da Austrália. A manifestação da propagação da oscilação Madden-Julian é a propagação no sentido leste de anomalias da radiação de onda longa, sendo mais fortes sobre os oceanos Índico e Pacífico oeste, e debilitadas mas detectáveis sobre América do Sul e África (KAYANO e KOUSKY, 1999).

O estudo de BOURREL *et al.* (2014) sobre as tendências na precipitação e o ENSO na costa do Peru identificou tendências opostas que sugerem que a MJO leva a incrementos de precipitação especialmente na zona norte do Peru (BOURREL *et al.*, 2014). Para a região do Equador, não foram encontradas publicações sobre a quantificação da relação da precipitação e a MJO, mas a proximidade do Equador com o Peru poderia implicar que exista alguma influência.

2.1.2.4 Ventos

Na análise realizada por LENTERS (1995) sobre a precipitação na América do Sul, especificamente na região do norte dos Andes, que inclui o Equador, foi identificada uma associação entre as precipitações máximas e a convergência de ventos de grande escala, que transportam um 30% do total da umidade disponível na área. Esta convergência é de ventos de baixos níveis zonais (devido à confluência dos ventos do oeste e ventos alísios do nordeste) e meridionais (devido à convergência dos ventos alísios).

2.1.3 Previsão climática no Equador

A previsão do tempo e climática oficial no Equador está a cargo do *INAMHI (Instituto Nacional de Meteorologia e Hidrologia)*, que atualmente fornece as previsões climáticas para um mês e três meses na frente utilizando o modelo WRF¹ (*Weather Research and Forecasting Model*), um sistema de previsão do tempo numérico a mesoescala desenvolvido para pesquisa atmosférica e aplicações de previsões operacionais. As previsões mensais e trimestrais do *INAMHI* são baseadas em probabilidades de chuvas abaixo do normal, normal e acima do normal, ver Figura 2-3.

¹ O WRF é fornecido pelo UCAR (Mesoscale & Microscale Meteorology Laboratory) da NCAR (National Center for Atmospheric Research), Web site: <https://www.mmm.ucar.edu/weather-research-and-forecasting-model>

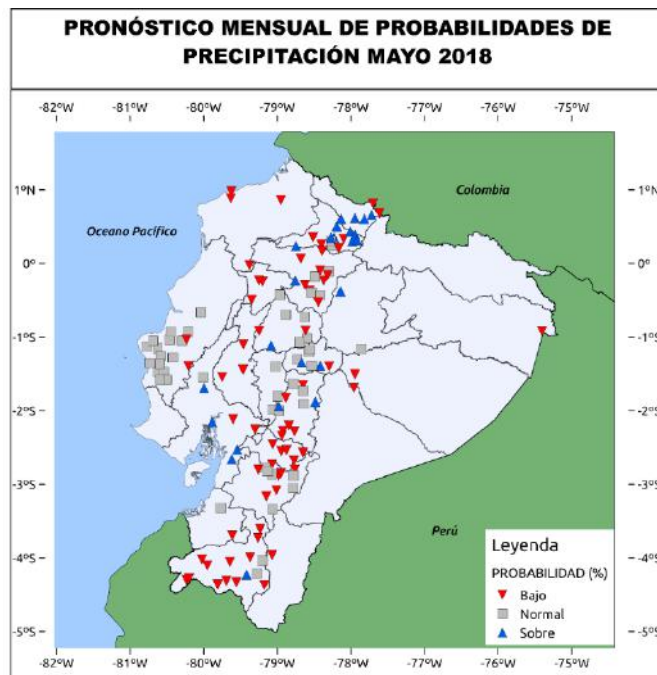


Figura 2-3. Prognóstico mensual de probabilidade de precipitação. Fonte: sítio web do INAMHI.

CIIFEN (*Centro Internacional para la Investigación del Fenómeno El Niño*), um Centro de pesquisa que, além de outras atividades, oferece produtos climáticos e de gestão de risco em conjunto com os serviços meteorológicos de vários países latino americanos. Um desses produtos são as previsões climáticas estacionais e mensais de cobertura regional. Previsões de precipitação utilizando modelos dinâmicos e estatísticos são disponibilizadas no site http://crc-osa.CIIFEN.org/index.php?option=com_content&view=article&id=243&Itemid=664, para acumulados de precipitação mensal e estacional e probabilidades de precipitação baseadas em tercis calculados com o modelo CPT² (Climate Predictability Tool), um pacote para construir prognósticos estacionais, ver Figura 2-4.

² CPT é um software desenvolvido pela Universidade de Columbia. Web site: <https://iri.columbia.edu/our-expertise/climate/tools/cpt/>

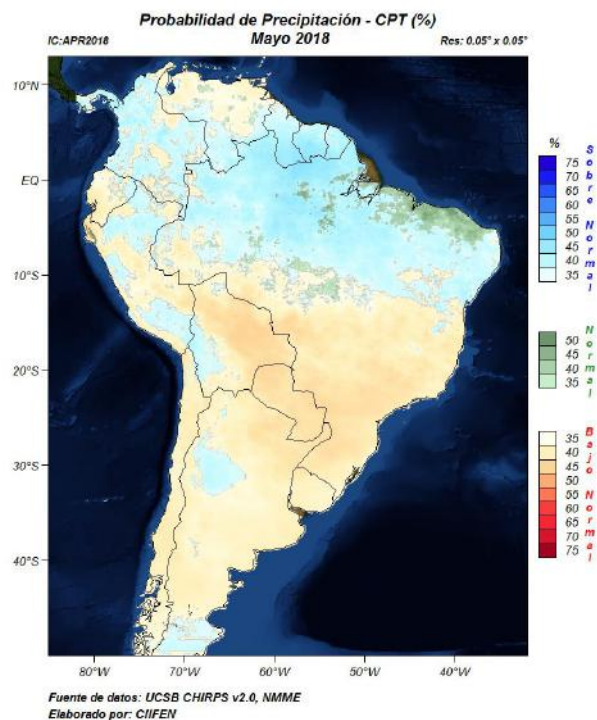


Figura 2-4. Previsión mensual de probabilidad de precipitación. Fonte: sitio web do CIIFEN.

2.1.4 Economía no Equador

Porcentagens da contribuição à economia equatoriana dos principais produtos de exportação no ano 2017 segundo informação publicada pelo Banco Central do Equador são apresentados na Figura 2-5. Observa-se que 32% destas contribuições correspondem a produtos agrícolas, representando o segundo lugar nas exportações. Em épocas de variabilidades climáticas, em que se registram alterações nos regímenes de chuvas e temperatura, as plantações costumam ser seriamente afetadas, incidindo diretamente na economia nacional.

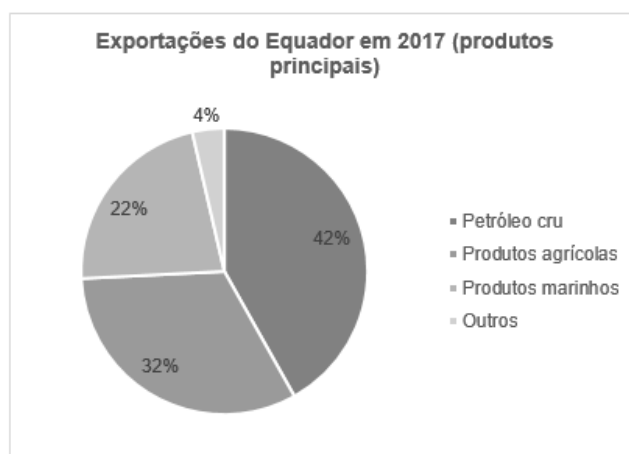


Figura 2-5. Contribuição dos principais produtos de exportação do Equador à economia. Fonte: BCE (2018).

2.2 Redes neurais artificiais na previsão da precipitação

Nos anos recentes, novas tecnologias têm sido aplicadas nas previsões meteorológicas, especialmente da área do aprendizado automático em suas variadas abordagens. Uma das abordagens, conhecida como redes neurais artificiais, tem sido objeto de pesquisas para se analisar a sua capacidade de previsão.

Pesquisas aplicadas em diferentes localidades geográficas com resultados comparáveis ou melhores das previsões utilizando modelos tradicionais, evidenciam a potencialidade das redes neurais artificiais na previsão meteorológica. Alguns exemplos: *downscaling* dinâmico de precipitação (TOMASSETTI *et al.*, 2009), previsão de intensidade de precipitação (NASTOS *et al.*, 2013, GHOSH, 2014), previsão mensal de precipitação na base de índices climáticos (ABBOT e MAROHASSY, 2014), previsão de precipitação mensal (MISLAN, 2015, FARAJZADEH, 2014), previsão de extremos de precipitação (BODRI, 2000), identificação de padrões de precipitação (SECO, 2012), e previsão de precipitação espacial e temporal (LUK, 2001).

A pesar da grande quantidade de artigos publicados relacionados a prognóstico de chuvas utilizando técnicas de inteligência computacional e seus resultados satisfatórios, não é prática comum que os centros de previsão utilizem este tipo de prognósticos de forma operacional.

2.3 Origem e evolução das redes neurais artificiais

Os inícios da teoria das redes neurais são atribuídos a Hebb, psicólogo canadense considerado o “pai da neuropsicologia” em virtude das pesquisas apresentadas na sua obra clássica *The Organization of Behavior: A Neuropsychological Theory*, publicada em 1949, em que esboça a sua teoria de como é feito o aprendizado no cérebro biológico. Conhecida como a teoria hebbiana, ela explica que conexões neurais que são usadas mais frequentemente adquirem mais força e maior rapidez, o que contribui para o processo de aprendizado e da memória (CAN, 2018, HEBB, 1949).

Com base na teoria hebbiana, foram desenvolvidos inicialmente circuitos eletrônicos para simular neurônios biológicos e as suas interconexões, e posteriormente com o uso de programação de computadores foram desenvolvidas teorias matemáticas que as popularizaram com o nome de redes neurais artificiais (WASSERMAN, 1989). As primeiras publicações são atribuídas a McCULLOC e PITTS (1943) com um estudo sistemático de redes neurais artificiais, anos mais tarde os mesmos autores apresentaram modelos de redes neurais para reconhecimento de padrões (PITTS e McCULLOCH, 1947). ROSENBLATT (1962) publicou o teorema de aprendizado do perceptron. O perceptron é um tipo básico de rede neural que segundo Rosenblatt

poderia aprender tudo o que poderia representar. Foi o início de aplicações e demonstrações das aptidões dos perceptrons. MINSKY e PAPERT (1969) analisaram certos problemas em que os perceptrons, tal como eram formulados na época, não conseguiam ser aplicados, especificamente em problemas linearmente não separáveis. Com tais restrições, a área das redes neurais entrou num período de “esquecimento” até que métodos de treinamento de redes multicamadas foram criados (WASSERMAN, 1989). O algoritmo de treinamento para redes neurais multicamadas, conhecido como *backpropagation*, deu o primeiro impulso para que cientistas se interessassem novamente pelas redes neurais artificiais já que este algoritmo em conjunto com as maiores capacidades computacionais da época conseguia resolver os problemas linearmente não separáveis. O algoritmo de *backpropagation* foi apresentado por RUMELHART *et al.* (1986) no livro “*Learning Internal Representations by Error Propagation*”, mas PARKER (1982) e WERBOS (1974) mostraram que se haviam antecipado ao trabalho de Rumelhart.

Nos anos seguintes à publicação do algoritmo de *backpropagation* foram desenvolvidas os mais variadas métodos, algoritmos de treinamento e arquiteturas de redes neurais artificiais que continua em crescimento atualmente.

2.4 Arquitetura e funcionamento de uma rede neural artificial

A vaga similitude das redes neurais artificiais com o aprendizado de um cérebro biológico está no conceito simplificado de neurônio biológico, que é uma célula excitável eletricamente que recebe, processa e transmite informação a traves de sinais elétricas e químicas mediante interconexões ou sinapses. Os neurônios têm a capacidade de se unir a outros neurônios e formar uma rede de neurônios.

A Figura 2-6 mostra a arquitetura de uma rede neural artificial do tipo *feedforward* (os sinais são propagados num sentido: entrada – processamento - saída) que é a arquitetura geral em que são baseados os diferentes tipos de redes neurais artificiais. A rede neural artificial apresenta uma camada de dos neurônios totalmente interconectados com as entradas e a saída.

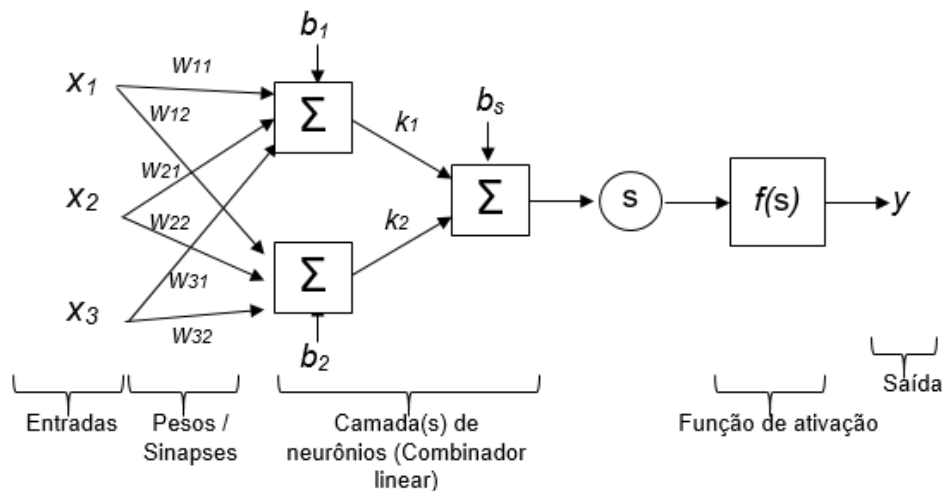


Figura 2-6. Arquitetura básica (perceptron) de uma rede neural artificial.

A arquitetura de uma rede neural artificial consiste em um conjunto de variáveis de entrada (x_n) interconectadas a través de pesos (w_{ij}) a unidades “somatórias” que realizam uma combinação linear das entradas com os respectivos pesos e viés (b_i), gerando uma entrada para uma função de ativação que limita a amplitude da saída da rede a valores finitos (HAYKIN, 2009). A arquitetura básica descrita é conhecida como *perceptron* em que é utilizada uma única camada de neurônios.

A função de ativação do perceptron, representada na Figura 2-6 como $f(h)$ é uma função matemática predefinida que delinea a saída dos neurônios, adicionando um componente de não linearidade à rede neural, dando maior capacidade de representação.

A característica mais interessante das redes neurais artificiais é a sua capacidade de aprendizado, o que é possível mediante algoritmos de treinamento. O tipo de aprendizado pode ser classificado em supervisionado (existe um agente treinador que tem conhecimento do ambiente de resposta), por reforço (aprendizado com a interação contínua de um crítico que ajusta o aprendizado) ou não supervisionado (não existe um agente treinador, o aprendizado se baseia na auto-organização) (HAYKIN, 2009). O tipo de treinamento define o algoritmo a utilizar. O treinamento dos perceptrons nos primeiros anos de sua criação foi do tipo supervisionado, e consiste na aplicação da regra Delta para ajustar os pesos utilizando o algoritmo de otimização do gradiente descendente.

A limitação nas capacidades de representação e de aprendizado dos *perceptrons* restringiram a sua utilização. Foram descritas posteriormente as redes *multi-perceptron*, ou redes com várias camadas de neurônios, e o algoritmo *backpropagation*, constituindo-se um dos principais métodos de treinamento, amplamente utilizado

atualmente. O algoritmo é uma generalização do algoritmo de treinamento dos *perceptrons* e compreende dois passos: um passo para a frente para calcular as saídas da rede y e um passo reverso que propaga o erro da saída às camadas escondidas para ajustar os pesos, minimizando o erro ou função de custo.

A aplicação do algoritmo *backpropagation* fez possível a utilização das redes multicamadas em várias áreas da ciência, surgindo assim diversos algoritmos de treinamento.

A grande disponibilidade atual de informação estruturada e não estruturada, as suas organizações complexas e a necessidade de sua análise, tem motivado a geração de novos paradigmas, criando-se a área de aprendizado profundo. O aprendizado profundo é baseado em técnicas para descobrir representações necessárias para a detecção de características ou classificação de dados. Redes neurais artificiais com arquiteturas avançadas têm sido desenvolvidas sob essa orientação, tais como redes recorrentes e as suas várias versões, as quais geram grande interesse na atualidade.

As redes recorrentes se especializam em processar dados sequenciais em que a saída da rede em um instante t é função de saídas prévias, $t-n$, compartilhando parâmetros dentro da rede. Existem vários métodos para cumprir com a recorrência, um desses é mostrado na Figura 2-7, em que é apresentado um gráfico computacional do funcionamento de uma rede com conexões de recorrência desde as saídas com as camadas escondidas. Do lado esquerdo consta um diagrama de circuito e à direita o gráfico computacional despregado. Em cada instante de tempo, t , a entrada x e os pesos U geram um valor de ativação V na camada escondida h , calculando uma saída o que é propagada para o tempo $t+1$ às camadas escondidas, o erro L em cada tempo é calculado dependendo da diferença com a entrada y (GOODFELLOW, 2016).

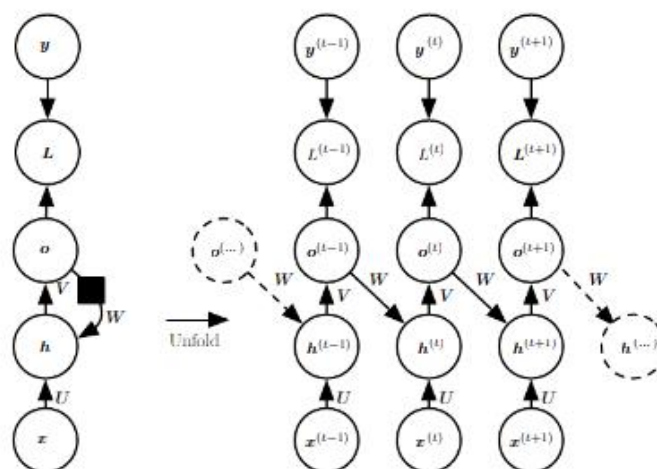


Figura 2-7. Arquitetura de uma rede recorrente. Fonte: GOODFELLOW (2016).

Vários tipos de redes recorrentes têm sido desenvolvidos, entre elas, a rede LSTM (*Long-Short Term Memory*) que foi utilizada nesta tese, ver seção 5.4. As redes LSTM modificam a estrutura das redes neurais recorrentes utilizando células conectadas recorrentemente, substituindo às camadas escondidas. Cada célula possui quatro camadas que interatuam para determinar quais informações serão esquecidas, e quais novas informações serão incorporadas, adquirindo a capacidade de lembrar informações por longos períodos de tempo.

2.5 Redes neurais como classificadores

Segundo HAN (2012), classificação e previsão numérica são os dois grandes tipos de problemas de predição. As redes neurais artificiais podem ser aplicadas nos dois casos. No caso da classificação, a rede neural pode ser treinada em um grupo dos registros ou tuplas para aprender a identificar as suas classes e então prever as classes das tuplas não treinadas em um processo de aprendizado supervisionado.

2.6 Ensemble de redes neurais

Ensemble de modelo ou comitê de expertos constituem uma ferramenta poderosa, utilizada como medida de aumentar a acurácia. A ideia central é formar um conjunto de modelos independentes que contribuirão para o resultado final, em oposição à ideia de usar um modelo só. Para garantir uma boa contribuição ao resultado final, cada modelo deve cumprir com um mínimo de acurácia e diversidade. A acurácia exigida para cada modelo, geralmente, é que seja maior que 50%; e a diversidade pode ser mediante a utilização de modelos diferentes ou diferentes versões do mesmo modelo.

Os métodos de *Bagging* ou *Bootstrap aggregating* e *Boosting* são os mais conhecidos e utilizados. O método de Bagging consiste em criar réplicas de igual dimensão do conjunto de tuplas, selecionados aleatoriamente, e seguidamente ajustar o modelo selecionado a cada réplica. O método de Boosting consiste em garantir a variedade “promovendo” os registros que são mais difíceis de classificar, lhes assignando pesos maiores que os registros corretamente classificados, e como resultado tendo mais possibilidades de serem escolhidos para o próximo conjunto a ser classificado.

Para modelos de classificação a escolha da classe vencedora é selecionada por votos, em que cada modelo “vota” pela classe que identificou, e a classe com maior número de votos é a considerada para a classificação final. Uma variação do método de seleção das classes por votos é a consistente em votos ponderados, em que cada classificador é ponderado segundo a sua acurácia, assim, os classificadores com maiores acurácias tem mais peso na votação (NISBET, 2009).

2.7 Avaliação dos classificadores

A acurácia de um classificador é calculada como a porcentagem de registros corretamente classificados. Adicionalmente, existem outros métodos para avaliar a acurácia do classificador, como matriz de classificação, métricas de avaliação de desempenho e curvas *ROC*. Se na análise do desempenho o classificador é considerado aceitável, então o classificador treinado pode ser utilizado para previsão.

A matriz de classificação, chamada também de matriz de confusão, sintetiza o desempenho do classificador, apresentando a identificação das tuplas às diferentes classes. Na Tabela 2-2 é apresentada uma matriz de confusão extraída da seção 5. Nas linhas encontra-se as classes previstas pelo classificador e nas colunas as classes observadas; na diagonal estão os valores corretamente classificados ou verdadeiros positivos, nas filas (sem considerar a diagonal) estão os falsos positivos ou falsas alarmas, e nas colunas (sem considerar a diagonal) os falsos negativos ou falsas não ocorrências. Na célula inferior direita encontra-se a acurácia (dividida entre 100).

A matriz de classificação de duas classes representa uma das classes como classe positiva (P) e a segunda classe como negativa (N), em que verdadeiros positivos (VP) são os registros corretamente classificados da classe positiva, verdadeiros negativos (VN) são os registros corretamente classificados da classe negativa, falsos positivos (FP) são os registros erroneamente classificados como positivos e falsos negativos (FN) são os registros erroneamente classificados como negativos. A matriz de classificação de mais de duas classes generaliza estes conceitos, fazendo que a se analisar cada classe, esta seja considerada positiva e as outras negativas.

Tabela 2-2. Matriz de classificação.

		Observação			
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	Falsos positivos
Previsão	Abaixo do normal	16	3	0	3
	Normal	2	11	2	4
	Acima do normal	0	1	19	1
	Falsos negativos	2	4	2	0,85

Existem várias medidas para se analisar o desempenho de um classificador, nesta tese foram utilizadas a sensibilidade, especificidade e precisão, cujas fórmulas estão detalhadas na Tabela 2-3, e são definidas a seguir (BRENT, 2013):

- Sensibilidade: ou taxa de verdadeiros positivos, calcula a proporção de registros positivos que foram corretamente classificados.

- Especificidade: ou taxa de verdadeiros negativos, calcula a proporção de exemplos negativos que foram corretamente classificados.
- Precisão: ou valor de predição positivo, calcula a proporção de exemplos positivos que são realmente positivos.

Tabela 2-3. Métricas de avaliação de desempenho de classificadores.

Métrica	Fórmula
Sensibilidade	$VP / (VP + FN)$
Especificidade	$VN / (VN + FP)$
Precisão	$VP / (VP + FP)$

Adicionalmente, curvas *ROC* foram utilizadas nesta tese para avaliar as classificações das três classes independentemente. As curvas *ROC* (*Receiver Operating Characteristic*) mostram a relação entre a taxa de verdadeiros positivos (TVP), ou sensibilidade, e a taxa de falsos positivos (TFP), ou taxa de falsas alarmas e que pode ser calculado como 1-especificidade. A Figura 2-8, mostra um gráfico extraído da parte de resultados, seção 5, que apresenta as curvas *ROC* para as três classes analisadas. Cada curva pode ser entendida como a habilidade do classificador de reconhecer a classe correspondente versus a taxa em que identifica as outras duas classes como a primeira. A linha diagonal no gráfico representa aleatoriedade na identificação da classe. Se os registros forem classificados em sua maioria como verdadeiros positivos, a curva se afasta da diagonal em direção a valores próximos de 1 no eixo vertical correspondentes à taxa de verdadeiros positivos. Para o caso contrário, em que o classificador tiver identificado maior quantidade de falsos positivos, a curva se aproximaria à horizontal, se situando por baixo dependendo do número de falsos positivos identificados (HAN, 2012, WITTEN, 2011).

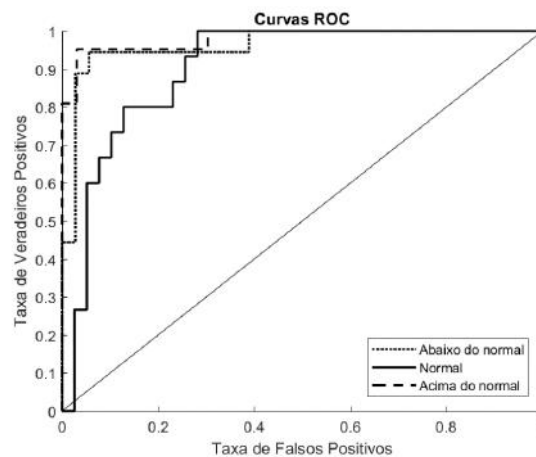


Figura 2-8. Curvas *ROC* para três classes analisadas.

3 Metodologia da Pesquisa

Com o objetivo de procurar melhorar as previsões da precipitação, para cada estação meteorológica foram realizados vários experimentos com diferentes configurações no pré-processamento das séries preditoras e de resposta. Para uma melhor compreensão dos testes, estes foram agrupados conforme a seguir:

- **Previsões usando redes neurais artificiais de configuração fixa:** Experimentos baseados na manipulação das séries das variáveis preditoras e de resposta, com uma configuração fixa de redes neurais.
- **Previsões usando ensemble de redes neurais artificiais:** Experimentos com variação na configuração das redes neurais utilizadas.
- **Previsões usando redes neurais artificiais multicamadas:** Experimentos com redes neurais artificiais de configuração similar às da configuração fixa, mas incrementando-se o número de camadas, de duas até cinco camadas.
- **Previsões usando redes neurais artificiais recorrentes:** Experimentos com redes neurais tipo *LSTM (Long Short-Term Memory)*.

Para cada grupo de testes, foram realizados vários outros subgrupos de testes baseados em cenários, procurando avaliar diferentes configurações com a finalidade de identificar com qual destas configurações as redes neurais fornecem melhores previsões.

3.1 Identificação dos cenários

Foram criados onze cenários baseados na manipulação da série de precipitação. A finalidade foi explorar os cenários em que as redes neurais conseguiriam identificar com maior acurácia os padrões da precipitação. Para cada grupo de testes foram utilizados os cenários que tiveram as maiores acurácias no grupo de teste prévio. A continuação são detalhados os cenários utilizados:

- *Cenário 1:* Série original de precipitação.
- *Cenário 2:* Série de precipitação sem tendência.
- *Cenário 3:* Série de precipitação defasada.
- *Cenário 4:* Série de precipitação sem valores extremos.
- *Cenário 5:* Série de precipitação sem valores atípicos.
- *Cenário 6:* Série de precipitação sem tendência e sem valores extremos.
- *Cenário 7:* Série de precipitação sem tendência e sem valores atípicos.
- *Cenário 8:* Série de precipitação defasada sem valores extremos.

- *Cenário 9*: Série de precipitação defasada sem valores atípicos.
- *Cenário 10*: Série de precipitação sem registros *El Niño* extraordinário e forte.
- *Cenário 11*: Série de precipitação sem registros *El Niño* extraordinário e forte sem tendência

Os cenários com a série original de precipitação, série sem tendência, e série defasada foram construídos sem eliminação dos registros de valores atípicos das variáveis predictoras. O cenário 3 corresponde à série de precipitação defasada um mês ao passado para se analisar se as variáveis predictoras do mês anterior conseguiriam prever as chuvas do mês seguinte.

Os cenários restantes foram submetidos à análise de valores atípicos nos registros das variáveis predictoras, em que foi identificado um único registro do mês de abril de 2004, mesmo que foi eliminado, mais detalhes na seção 4.2.2.2. Seguidamente foram identificados valores extremos e atípicos das séries de precipitação original, sem tendência e defasada em um mês. Os últimos dois testes foram feitos eliminando os registros correspondentes ao evento *El Niño* de intensidades extraordinária e forte, ver Figura 3-1

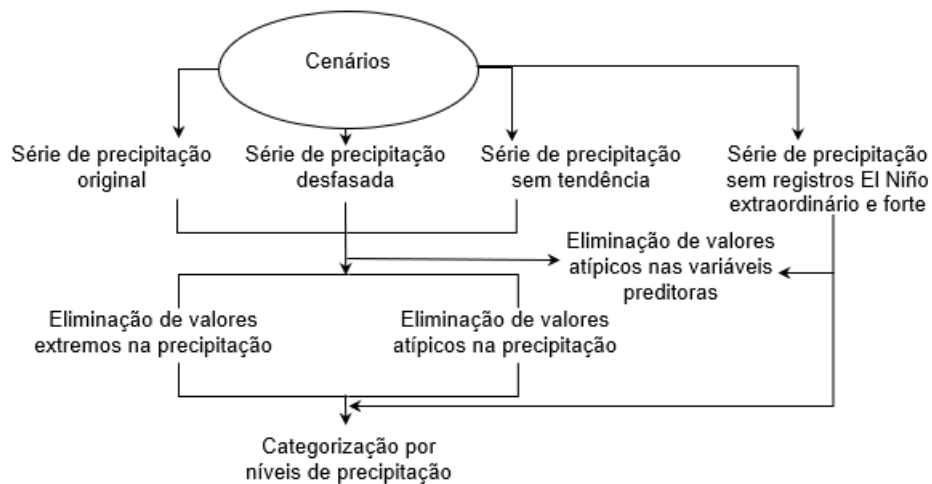


Figura 3-1. Cenários utilizados para a os testes de previsão de chuvas.

3.2 Identificação das estações meteorológicas

Três estações meteorológicas localizadas no litoral do Equador foram selecionadas para as previsões: Guaiquil, Portoviejo e Esmeraldas, ver Figura 3-2. A escolha das estações foi baseada na quantidade e qualidade dos registros, sendo as séries mensais homogêneas, com cobertura temporal de 40, 46 e 40 anos respectivamente e sem valores ausentes.

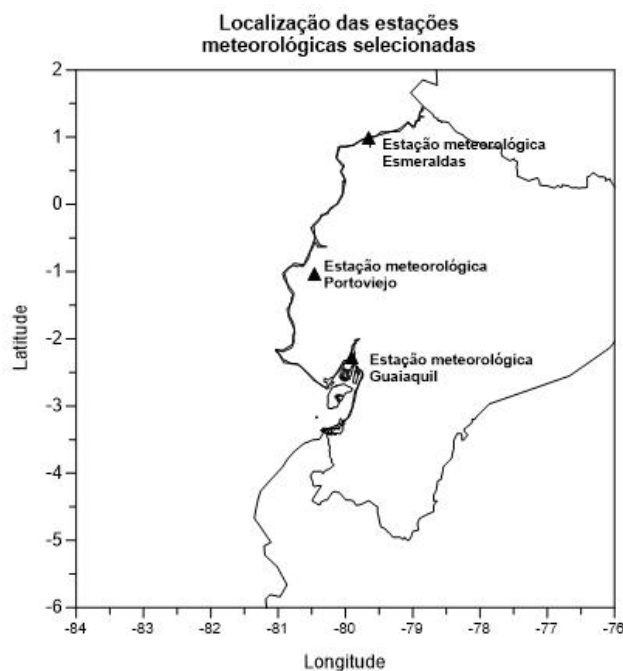


Figura 3-2. Localização das estações meteorológicas selecionadas para as previsões da precipitação.

3.3 Previsões usando redes neurais de configuração fixa

3.3.1 Pré-processamento das séries preditoras e de precipitação

Neste grupo de experimentos foi mantida fixa a configuração da rede neural, testando diferentes cenários resultado do pré-processamento das variáveis preditoras e da variável de resposta, ver Figura 3-3. Estas variáveis foram as entradas e saída, respectivamente, para a rede neural.

Como primeiro passo para a definição dos cenários a série de resposta foi manipulada, obtendo as séries original de precipitação, desfasada, sem tendência e sem registros *El Niño* de intensidades extraordinária e forte segundo o índice ONI³. A série original refere-se à série de precipitação sem modificação. A série de precipitação desfasada refere-se ao desfasamento da precipitação ao mês anterior, o objetivo foi analisar se as condições atmosféricas e oceânicas do mês anterior seriam capazes de prever a chuva do próximo mês. A série sem tendência foi utilizada para se analisar possíveis diferenças com as previsões utilizando a série original de precipitação.

³ Oceanic *El Niño* Index, http://origin.cpc.ncep.noaa.gov/products/analysis_monitoring/ensostuff/ONI_v5.php

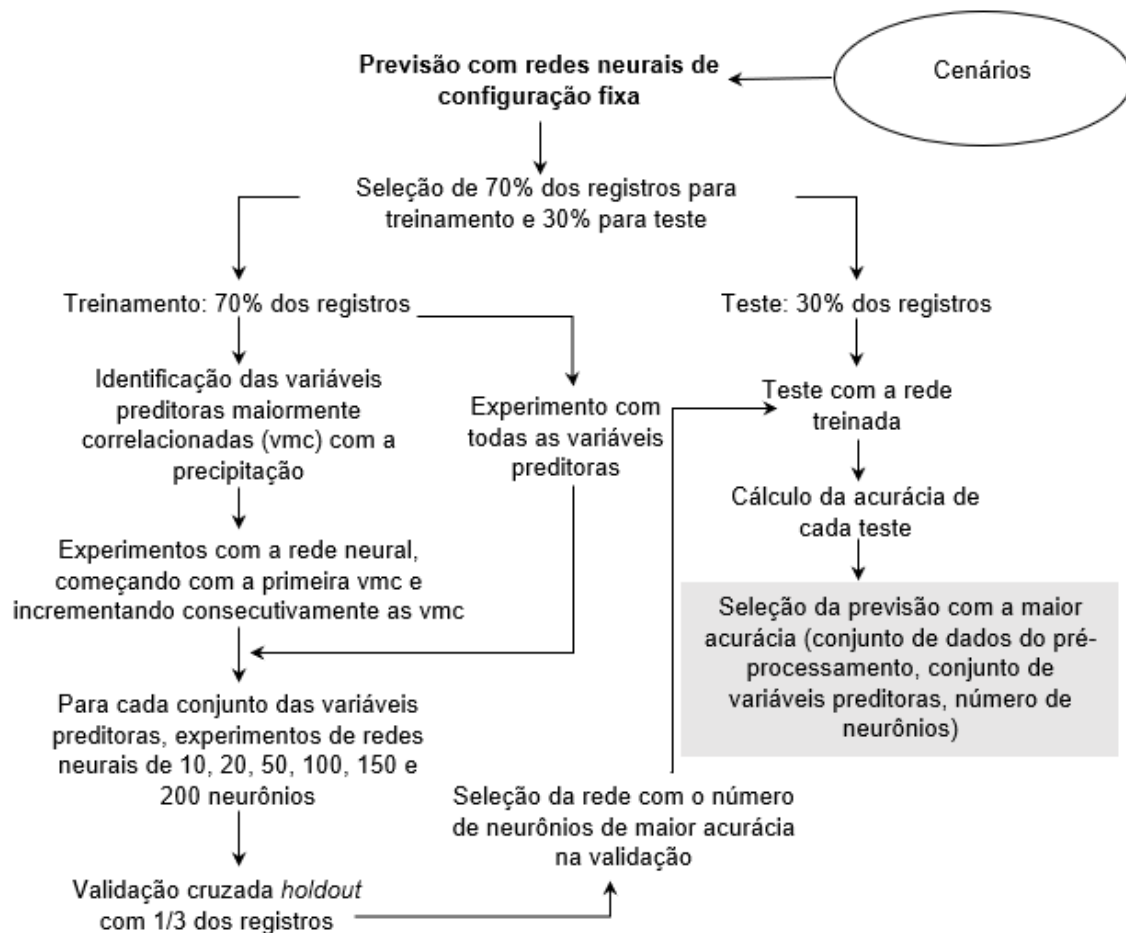


Figura 3-3. Metodologia dos testes com redes neurais com configuração fixa.

Seguidamente foram analisados valores atípicos nos registros das variáveis preditoras. Tratando-se de um caso multivariado, foram calculadas as distâncias de *Mahalanobis* para a detecção de valores atípicos (HAN, 2012). Assim, transformado a um caso univariado, foi aplicado o método de ESD (*Extreme Studentized Deviate*) para detecção das distâncias que poderiam ser consideradas como valores atípicos (ROSNER, 1983). Os registros correspondentes às distâncias que foram identificadas como valores atípicos foram eliminados do conjunto de dados. Foi escrito um programa na linguagem R⁴ para o cálculo das distâncias utilizando a biblioteca DJL (*Distance Measure Based Judgment and Learning*) de distribuição livre, obtida do site do Projeto R: <https://CRAN.R-project.org/package=DJL>. O código do método de ESD foi adaptado do código em R disponibilizado pela Divisão de Engenharia Estatística da NITL (*National Information Technology Laboratory*) dos Estados Unidos no enlace web: <http://www.itl.nist.gov/div898/handbook/eda/section3/eda35h3.htm>.

⁴ R é um software de distribuição livre para computação estatística e gráfica. <https://www.r-project.org/>.

Com os registros eliminados identificados como valores atípicos das variáveis preditoras, cada série de precipitação (original, desfasada e sem tendência), foi submetida à análise de valores extremos e atípicos. Foram considerados valores extremos os valores maiores que 3 vezes a amplitude interquartil, e valores atípicos os valores maiores que 1,5 vezes a amplitude interquartil. Como resultado, dois cenários foram criados para cada série de precipitação: cenários sem valores extremos na precipitação e cenário sem valores atípicos na precipitação.

Os cenários da precipitação foram categorizados com base em três umbrais: acima do normal, normal e abaixo do normal, transformando a previsão de precipitação em um problema de classificação. A categorização foi determinada calculando-se os tercís de cada série, assim, valores abaixo ou iguais ao primeiro tercil foram identificados como chuvas abaixo do normal, valores abaixo ou iguais ao segundo tercil como chuvas normais, e valores abaixo ou iguais ao terceiro tercil como chuvas acima do normal.

3.3.2 Programação das previsões e configuração da rede neural

Os diferentes cenários obtidos com o pré-processamento detalhado nos parágrafos anteriores foram utilizados para os experimentos de uma rede neural de configuração fixa. O código para a execução dos testes foi escrito em *MATLAB*⁵. Algumas das ideias contidas no programa foram resultado de adaptações de diferentes códigos publicados na website da *MathWorks*, criadores do *MATLAB*.

O treinamento considerou, para cada cenário, execuções da rede neural para a previsão dos níveis de precipitação utilizando todas as variáveis preditoras, identificando-se as variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação, e utilizando as componentes principais das variáveis preditoras.

As variáveis mais correlacionadas foram selecionadas com base no valor p , testando a hipótese nula de que não existiria correlação com a precipitação, com um nível de significância de 0,05; portanto, valores menores a 0,05 foram considerados como tendo correlação significativa. Identificado o conjunto das variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação, foram feitas execuções inicialmente com a primeira variável mais correlacionada, incrementando-se o número das variáveis em execuções sucessivas até chegar a execuções com o número total das variáveis mais correlacionadas. O objetivo foi identificar quais conjuntos das variáveis preditoras

⁵ *MATLAB*® é uma linguagem de alto nível baseado em matrizes, desenvolvido pela *MathWorks*. <https://www.mathworks.com/help/matlab/index.html>

serviriam para prever com maior acurácia a precipitação. Adicionalmente foram feitas execuções com todas as variáveis preditoras para fins de comparação.

Em cada execução, 70% dos dados foram escolhidos para o grupo de treinamento e 30% para teste. A divisão foi feita em bloco, sem alterar a ordem cronológica. Seguidamente, cada grupo de treinamento e de teste foi padronizado separadamente.

Os conjuntos de teste padronizados, foram utilizados para treinar redes neurais de configuração fixa, mudando o número de neurônios, utilizando 10, 20, 50, 100, 150, 200, e em alguns casos 250 e 300 neurônios, isto para identificar com quantos neurônios a rede forneceria melhor acurácia na previsão. Foi escolhida, para cada conjunto de variáveis preditoras, a rede com maior acurácia no treinamento, sendo testada com o 30% dos registros separados inicialmente, com dados que a rede “nunca viu”, considerado como a previsão da rede.

Finalmente, foi selecionado o teste com maior acurácia na previsão da precipitação, identificando-se o cenário, o número de variáveis preditoras e o número de neurônios com maior acurácia na previsão.

A rede utilizada para os testes foi a rede neural de reconhecimento de padrões pré-definida do *MATLAB*, rede tipo *feedforward* que pode ser treinada para classificar entradas em base de classes objetivo. A continuação, é apresentada a configuração da rede neural:

- Rede tipo *feedforward*.
- Função de treinamento: *Levenberg-Marquardt backpropagation*.
 - Função de perda: Entropia Cruzada.
 - Épocas: máximo 1000.
 - Objetivo de desempenho: 0.
 - Máximo número de perdas na validação: 6
 - Mínimo desempenho do gradiente: 1e-7.
 - Valor inicial do μ : 0,001.
 - Fator de decréscimo de μ : 0,1.
 - Fator de crescimento de μ : 10.
 - Máximo valor de μ : 1e10.

A função de treinamento de *Levenberg-Marquardt backpropagation*, é recomendada na documentação do *MATLAB* como o algoritmo *backpropagation* de execução mais rápida e como primeira opção para algoritmos supervisionados, mas que requer mais memória do computador que os outros algoritmos disponíveis em *MATLAB*. Nesta função de

treinamento os valores dos pesos e viés da rede são atualizados segundo a otimização de *Levenberg-Marquardt*.

O gerador do número aleatório para a inicialização dos pesos das redes neurais foi configurado como valor fixo para fins de reprodutibilidade dos testes (rng=1).

3.4 Previsões usando ensemble de redes neurais artificiais

Os testes com ensemble de redes neurais foram aplicados sobre os cenários que tiveram maior acurácia na previsão utilizando redes neurais de configuração fixa. O objetivo foi analisar o grau de melhora nas previsões utilizando o esquema da Figura 3-4.

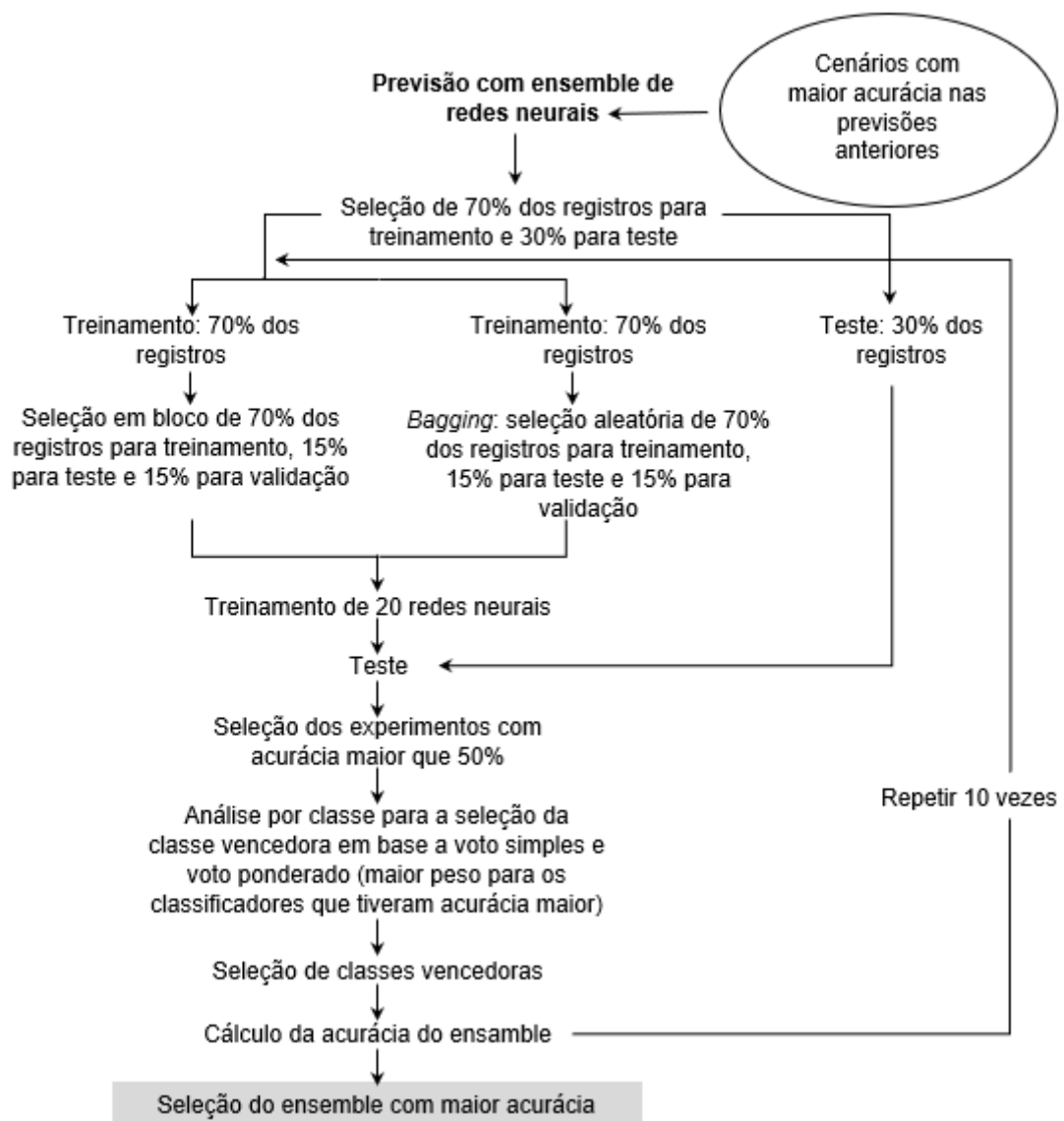


Figura 3-4. Esquema do ensemble de redes neurais.

3.4.1 Programação das previsões

As redes neurais utilizadas em cada ensemble tiveram igual configuração a dos testes com redes neurais independentes, ver seção 3.3.2. Neste grupo de experimentos a semente do gerador dos números aleatórios não foi configurada, portanto, cada rede neural foi inicializada com diferentes pesos, garantindo variabilidade nos classificadores considerando que foi utilizada um mesmo tipo de rede neural. Os métodos de ensemble utilizados foram:

- Ensemble de redes neurais sendo selecionados iguais registros das variáveis preditoras para treinamento das redes.
- Ensemble de redes neurais do tipo *bootstrap aggregation* ou *bagging*, sendo selecionados aleatoriamente os registros das variáveis preditoras para treinamento das redes.

Na fase de treinamento foram treinadas vinte redes neurais, seguidamente, o grupo dos registros de testes foi aplicado a cada rede neural. Os vinte resultados formaram o ensemble de redes neurais, em que a escolha final das classes foi determinada por voto simples e voto ponderado.

Os testes dos ensembles foram repetidos dez vezes, sendo selecionado o ensemble com maior acurácia.

Previsões usando redes neurais multicamadas

3.4.2 Programação das previsões e configuração da rede neural

Os experimentos com redes neurais multicamadas utilizaram a metodologia dos testes com redes neurais de configuração fixa, exceto que foram utilizadas de dois até cinco camadas em cada rede, ver Figura 3-5. Mais detalhes sobre a metodologia dos testes com redes neurais de configuração fixa, ver seção 3.3.2.

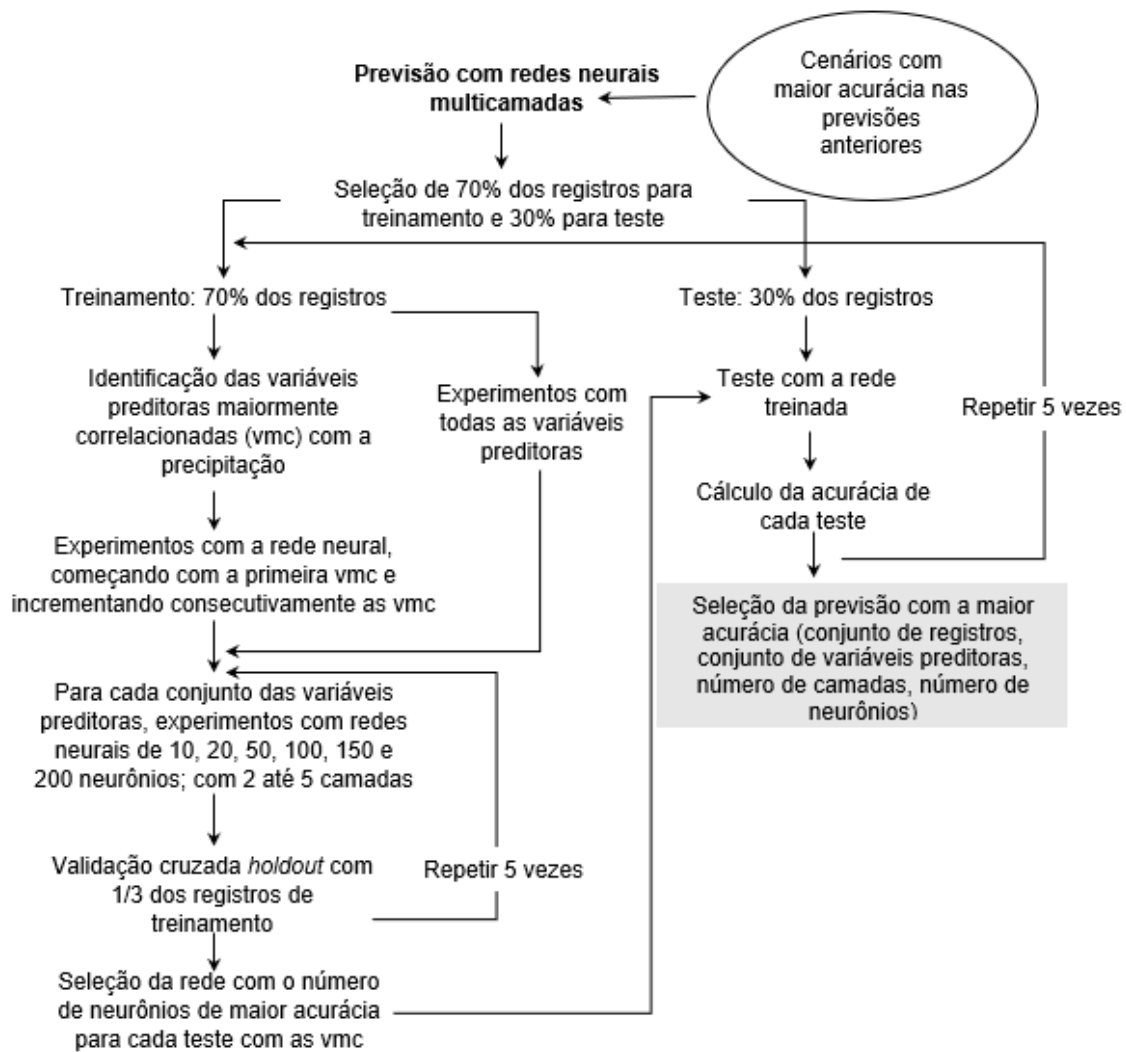


Figura 3-5. Metodologia dos testes com redes neurais multicamadas.

O número de camadas testadas foi dependente do aumento das acurácias em tentativas consecutivas, assim, se em duas tentativas consecutivas o teste com $n+1$ camadas teve acurácia menor que o teste com n camadas, então não foram feitos experimentos com maior número de camadas.

Os cenários que tiveram maior acurácia no ensemble de redes neurais foram testados, aplicando o número de variáveis preditoras e de número de neurônios correspondentes.

Foram executados cinco testes mantendo o gerador aleatório não fixo para se ter diferentes acurácias. Em cada experimento foram treinadas cinco redes neurais (com gerador aleatório não fixo). A rede neural treinada com maior acurácia na validação foi selecionada e o conjunto de teste foi submetido à rede para previsão. Finalmente foram obtidos cinco resultados, em que foi selecionado o teste com maior acurácia.

3.5 Previsões usando redes neurais recorrentes

O diagrama da metodologia adotada para os experimentos com redes neurais recorrentes, está apresentada na Figura 3-6. Os cenários que tiveram maior acurácia nos testes anteriores foram aplicados com o objetivo de tentar melhorar as máximas acurácias obtidas.

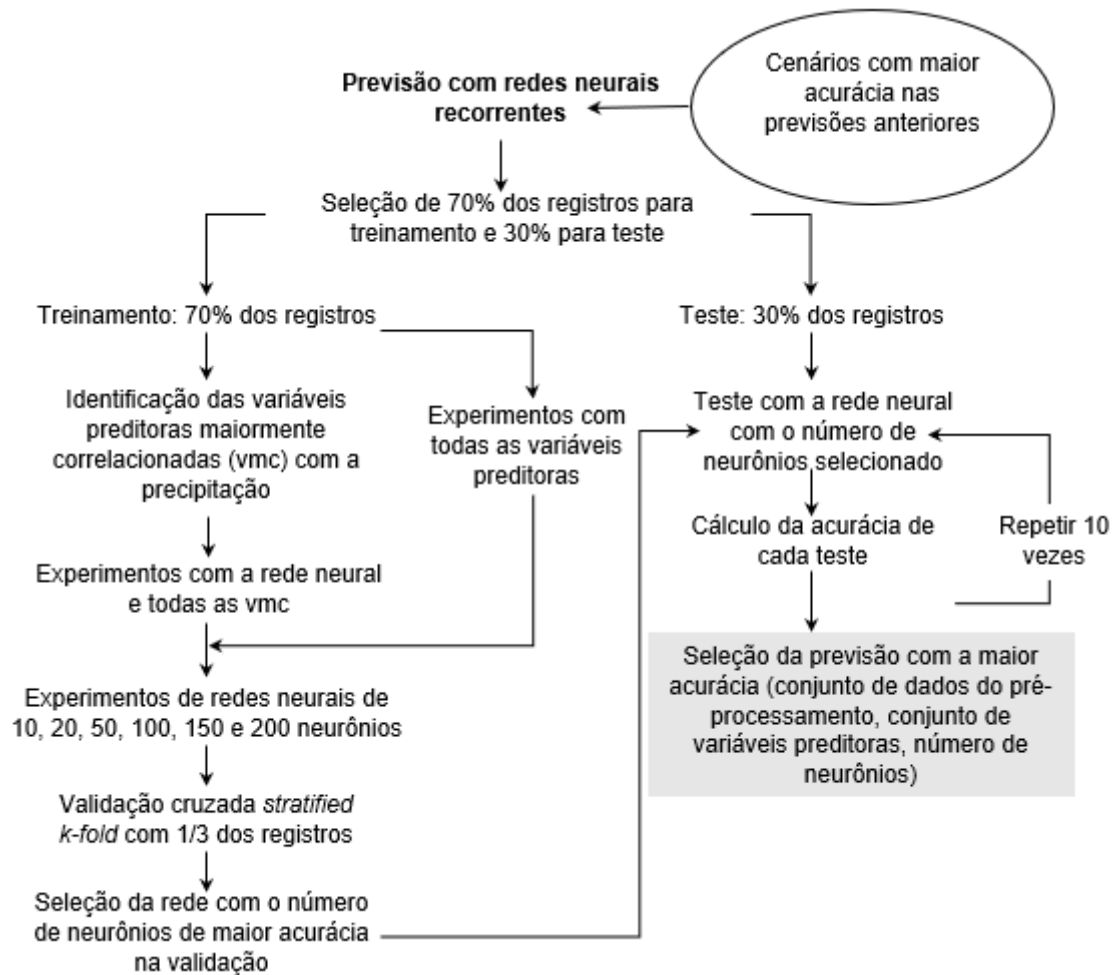


Figura 3-6. Metodologia dos testes com redes neurais recorrentes.

Os testes contemplaram execuções da rede neural para a previsão dos níveis de precipitação utilizando todas as variáveis preditoras e identificando-se as variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação.

As variáveis mais correlacionadas foram selecionadas com base no valor p , testando a hipótese nula de que não existiria correlação com a precipitação, com um nível de significância de 0,05; portanto, valores menores a 0,05 foram considerados como tendo correlação significativa. Identificado o conjunto das variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação, foram feitas execuções com o número total das

variáveis mais correlacionadas. Adicionalmente foram feitas execuções com todas as variáveis preditoras para fins de comparação.

70% dos registros foram escolhidos para treinamento e 30% para teste. A divisão foi feita em bloco, sem alterar a ordem cronológica. Seguidamente, cada grupo de treinamento e de teste foi padronizado separadamente.

Os conjuntos de teste padronizados, foram utilizados para treinar redes neurais recorrentes, mudando o número de neurônios, utilizando 10, 20, 50, 100, 150 e 200 neurônios, isto para identificar com quantos neurônios a rede forneceria melhor acurácia na previsão.

Identificado o número de neurônios que forneceu a maior acurácia, foi configurada uma nova rede com este número de neurônios, que foi treinada dez vezes independentemente, obtendo-se 10 redes treinadas, as que foram testadas com o 30% dos registros de teste, com dados que a rede “nunca viu”, considerada como a previsão da rede.

Finalmente, foram obtidos dez resultados dos testes, em que foi selecionado o teste com maior acurácia na previsão da precipitação.

A programação das redes neurais recorrentes foi feita em *Python*⁶, uma linguagem de programação orientada a objetos de alto nível. *Python* possui recursos avançados na biblioteca própria padrão e módulos desenvolvidos por terceiros que adicionam ferramentas poderosas, amplamente utilizadas na atualidade. A continuação são listados os módulos e bibliotecas empregados na programação dos experimentos:

- *SciPy*: Biblioteca básica para computação científica em Python.
- *Numpy*: Pacote básico para matrizes n-dimensionais em Python, que permite operações matemáticas com matrizes, funções sofisticadas, ferramentas de integração com C/C++ e Fortran, álgebra linear, transformação de Fourier e funcionalidades numéricas aleatórias.
- *Pandas*: Biblioteca de alto rendimento que oferece estruturas de dados e ferramentas de análise de dados para Python.
- *Scikit-learn*: Ferramentas para mineração de dados e análise de dados para Python.

⁶ *Python* é mantido pela *Python Software Foundation* com a finalidade de fornecer tecnologias *open source* avançada relacionadas com Python. <https://www.python.org/>

- *Keras*: API (*Application Programming Interface*) de alto nível para redes neurais escrito em Python. Keras é executado sobre as bibliotecas *TensorFlow*, *CNTK* ou *Theano*. Os testes utilizaram *Keras* sobre *TensorFlow*.
- *TensorFlow*: Biblioteca para Python de computação numérica de alto desempenho com suporte para aprendizado de máquina e aprendizado profundo.
- *Matplotlib*: Biblioteca para Python de gráficos 2D.

A rede neural foi configurada com as características seguintes:

- Configuração das camadas da rede neural:
 - *LSTM*: Camada recorrente de entrada, algoritmo *Long-Short Term Memory*.
 - *Dropout*: Camada para evitar *overfitting*, rate: 0,5.
 - *Dense*: Camada que calcula a saída da rede neural, foi utilizada a função de ativação *Softmax*.
- Compilação da rede:
 - Otimizador: *Adam*. Foi mantida a configuração padrão. Taxa de aprendizado: 0,001, beta_1: 0,9, beta_2: 0,999, decay: 0.
 - Função de perda: Entropia Cruzada Categórica.
 - Métrica: Acurácia.
- Treinamento:
 - Épocas: 100.
 - Batch size: 99.
 - Early stopping: Validation loss, máximo número de perdas: 5.
 - Cross-Validation: Validação cruzada estratificada (1/3 dos registros).

O gerador do número aleatório para inicialização dos pesos das redes neurais foi configurado como valor fixo para fins de reprodutibilidade dos testes (`numpy.random.seed(1)`).

4 Pré-processamento

4.1 Séries temporais utilizadas

Séries temporais de precipitação, de variáveis atmosféricas e oceânicas foram utilizadas para o treinamento e previsão das redes neurais. A continuação, é detalhado o pré-processamento de cada série por estação meteorológica.

4.1.1 Séries de precipitação

As séries de precipitação mensal observada foram fornecidas pelo Instituto Oceanográfico do Equador (*INOCAR*) e pelo Instituto Nacional de Meteorologia e Hidrologia do Equador (*INAMHI*).

Adicionalmente aos dados de precipitação, foram fornecidos pelo *INOCAR* dados mensais de pressão atmosférica, temperatura do ar e umidade relativa, mesmos que foram adicionados ao conjunto de dados das variáveis preditoras. Na Tabela 4-1 são apresentados os períodos de tempo das series de precipitação.

Tabela 4-1. Período de tempo das series de precipitação.

Estação meteorológica	Guayaquil	Portoviejo	Esmeraldas
Período da série de precipitação	Jan. 1975 – Mar. 2014	Jan. 1965 – Dez. 2010	Jan. 1975 – Mar. 2014

As séries de precipitação foram categorizadas em três níveis de precipitação: acima do normal, normal e abaixo do normal, utilizando como limiares os tercís de cada série. Assim, a previsão da série de precipitação foi transformada a um esquema de classificação.

4.1.2 Séries das variáveis preditoras

As variáveis preditoras utilizadas para a previsão da precipitação consistiram em variáveis atmosféricas e índices climáticos, e foram extraídas das bases de dados a seguir:

- *NCEP/NCAR Reanalysis Project (National Center for Environmental Prediction / National Center for Atmospheric Research)*. Projeto estadunidense conjunto que utiliza técnicas avançadas de análises e previsão aplicadas em assimilação de dados, usando dados desde 1948 (KALNAY *et al.* 1996). Foram selecionados dados mensais derivados do endereço web do projeto: <https://www.esrl.noaa.gov/psd/data/gridded/data.ncep.reanalysis.derived.html>.

- *CPC (Climate Prediction Center)*. Centro da NOAA (*National Oceanographic and Atmospheric Administration*) dos Estados Unidos, que disponibiliza vários tipos de dados, entre eles dados e índices mensais atmosféricos e oceânicos, no endereço web <http://www.cpc.ncep.noaa.gov/data/indices/>.
- Variáveis fornecidas pelo *INOCAR*. Os dados das estações meteorológicas fornecidas pelo Instituto Oceanográfico do Equador incluíram valores observados de variáveis atmosféricas.

Na Tabela 4-2 são apresentados detalhes das variáveis preditoras selecionadas de cada fonte de dados.

Tabela 4-2. Detalhe das variáveis preditoras

Fonte	Variáveis preditoras	Nível	Localização Período
NCEP/NCAR	Taxa de precipitação (Kg/m ² /s).	Superfície.	
	Taxa de precipitação convectiva (Kg/m ² /s).	Superfície.	
	Fluxo de calor latente (W/m ²).	Superfície.	
	Fluxo terrestre de calor (W/m ²)	Superfície.	
	Água precipitável (Kg/m ²).	Superfície.	
	Temperatura do ar (K).	2 metros.	Dependente da estação de precipitação A partir de 1965.
	Pressão atmosférica (mbar).	Superfície.	
	Umidade relativa (%).	100mbar, 925mbar, 850mbar, 700mbar, 600mbar, 500mbar, 400mbar, 300mbar.	
	Vento zonal (m/s).	Superfície.	
	Vento meridional (m/s).	Superfície.	
Radiação líquida de onda longa (W/m ²).	Superfície.		
CPC	Temperatura superficial do mar na região <i>Niño</i> 1+2 (°C).	Superfície.	0-10° Sul, 90°-80° Oeste A partir de 1950.
	Radiação de onda longa emergente (hPa).	Superfície.	160° Leste - 160° Leste A partir de 1974.
	Índice de oscilação sul.	Superfície.	(Pressão ao nível do mar em Taiti – Pressão ao nível do mar em Darwin) / desvio padrão mensal A partir de 1951
	Oscilação <i>Maden-Julian</i> .	N/A	Índex 6 (120° Oeste) A partir de 1978.
INOCAR	Pressão atmosférica (mbar).	Superfície.	Dependente da estação de precipitação A partir de 1975.
	Temperatura do ar (°C).	Superfície.	
	Humidade relativa (%).	Superfície.	

4.1.2.1 Arquivos do NCEP/NCAR

Os arquivos de dados do projeto *NCEP/NCAR* são disponibilizados em formato *netCDF*, sendo um arquivo para cada variável. Cada arquivo foi manipulado usando o software de distribuição gratuita ODV (*Ocean Data View*). O ODV é um software para a exploração, análise e visualização interativa de dados oceanográficos e outros tipos de dados georreferenciados como perfis, series de tempo, trajetórias ou dados de sequencias (informação tomada literalmente e traduzida da página web do software: <https://odv.awi.de/>).

Os dados são disponibilizados pelo *NCEP/NCAR* em formato matricial, em que cada ponto da matriz corresponde aos valores das variáveis numa localização geográfica específica. O espaçamento entre cada ponto da matriz tem duas variações, como indicado na Tabela 4-3; tendo duas densidades de dados para as variáveis predictoras utilizadas, ver Figura 4-1.

Tabela 4-3. Espaçamento das matrizes de dados dos arquivos do projeto *NCEP/NCAR*

Variável	Espaçamento matricial
Taxa de precipitação	
Taxa de precipitação convectiva	
Fluxo de calor latente	Latitudes: 1,90°
Fluxo terrestre de calor	Longitudes: 1,88°
Temperatura do ar	
Fluxo neto de radiação de onda longa	
Água precipitável	
Pressão atmosférica	Latitudes: 2,5°
Umidade relativa	Longitudes: 2,5°
Vento zonal	
Vento meridional	

A cobertura de cada arquivo de dados é global, portanto foram selecionados para cada estação subconjuntos de variáveis mais próximas da estação meteorológica correspondente, visando a captar os sinais atmosféricos e oceânicos que poderiam influir sobre as precipitações nessas estações. Devido à diferença de densidade das variáveis explicado no parágrafo anterior, o número de pontos de dados por cada variável varia segundo sua proximidade da estação de precipitação e a sua influência na precipitação.

Na zona do litoral equatoriano são evidenciados alguns processos que influem no clima (ver mais detalhes na seção 0 e 2.1.2), principalmente a zona de convergência intertropical com um comportamento estacional que marca o início e o fim da temporada de chuvas, a temperatura superficial do mar e os ventos alísios. Estes processos foram considerados para a seleção dos pontos das variáveis preditoras para cada estação meteorológica.

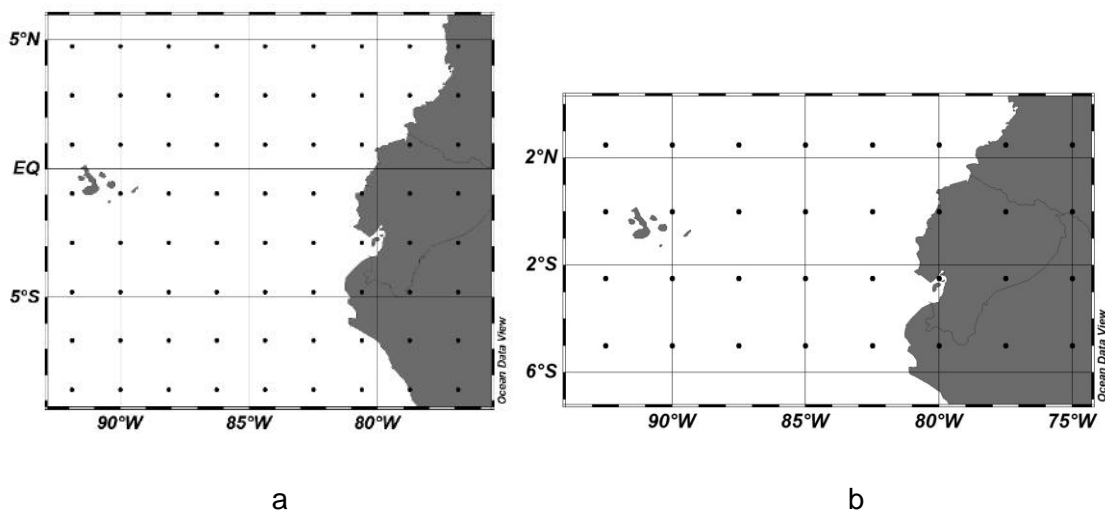


Figura 4-1. Espaçamento das variáveis do projeto de reanálises do NCEP/NCAR. a) Espaçamento das variáveis: taxa de precipitação, taxa de precipitação convectiva, fluxo de calor latente, fluxo terrestre de calor, temperatura do ar, fluxo neto de radiação de onda longa. b) Água precipitável, pressão atmosférica, umidade relativa, vento zonal, vento meridional.

4.1.2.2 Arquivos do CPC, do INOCAR e do INAMHI

Os arquivos do CPC foram obtidos do sitio web do projeto em formato de texto, mesmo formato dos dados entregues pelo INAMHI. Os dados do INOCAR foram entregues em arquivos em formato de Excel, portanto para estes arquivos não foi necessário algum processamento prévio. Todos os dados destas três fontes foram mensais, a exceção da variável da oscilação *Madden-Julian*. Para esta variável, foram calculadas as médias mensais baseado nos dados dos índices das pêntricas (média de cada cinco dias) para a localidade de 120° oeste.

4.2 Pré-processamento das séries de tempo utilizadas para a previsão de precipitação

4.2.1 Análise das séries da estação meteorológica de Guayaquil

4.2.1.1 Série de precipitação

A estação meteorológica de Guayaquil está localizada na região do litoral do Equador, no sul da cidade de Guayaquil, nas coordenadas 2° 16' 13,40" S, 79° 54' 14,50" O.

Detalhes sobre as características climáticas do Equador estão descritas na seção 0 e 2.1.2.

Os dados originais entregues pelo *INOCAR* para a estação de Guayaquil cobrem o período de janeiro de 1975 até março de 2014, ver Figura 4-2. O comportamento da série mostra o regime unimodal da precipitação próprio da região do litoral. Os valores mais altos da precipitação são observados em abril de 1998, março de 1983, fevereiro de 2012 e março de 1998. As chuvas fortes de 1998 e 1983 foram ocasionadas pelos eventos *El Niño* de intensidade extraordinária (índice ONI⁷) e que afeta severamente a região do litoral equatoriano. No ano 2012 foi evidenciado um evento *La Niña* de intensidade fraca (índice ONI³), o que poderia ser a causa da chuva forte, considerando-se que este evento pode causar também chuvas dessa intensidade.

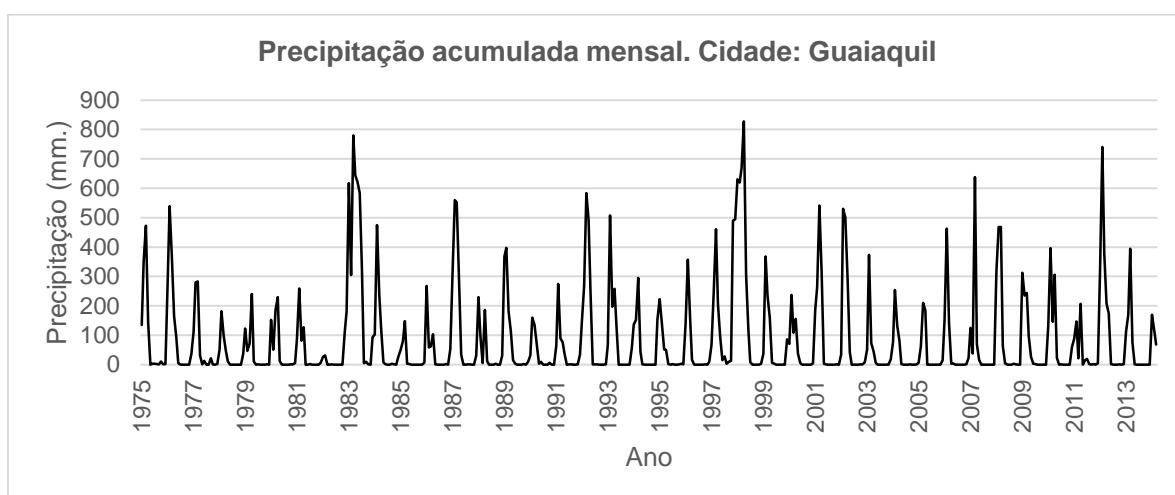


Figura 4-2. Precipitação acumulada mensal da cidade de Guayaquil. Período janeiro 1975 – março 2014. Fonte: INOCAR.

A Tabela 4-4 apresenta a estatística básica da série de precipitação, mesma que não apresenta valores ausentes. O valor da mediana afastado da média e o valor de zero do primeiro quartil pode sugerir uma quantidade alta de valores de precipitações baixas. No histograma da Figura 4-3, é possível observar este comportamento, em que existe grande quantidade de registros com precipitações baixas, especialmente na época seca. Por esta razão, para os testes foram selecionados os meses correspondentes à época húmida para a previsão da precipitação, sendo estes meses: dezembro, janeiro, fevereiro, março, abril e maio. Devido ao fato de que a variável preditora *Oscilação Madden-Julian* tem registros a partir do ano de 1978, não foram utilizados os dados de precipitação dos anos 1975 a 1977.

⁷ Oceanic *El Niño* Index

Tabela 4-4. Estatística básica da série de precipitação da cidade de Guaiaquil.

Valores ausentes	Valor mínimo	Primeiro quartil	Mediana	Média	Terceiro quartil	Valor máximo	Desvio padrão
0	0	0	2,9	85,47	105,5	827.8	155

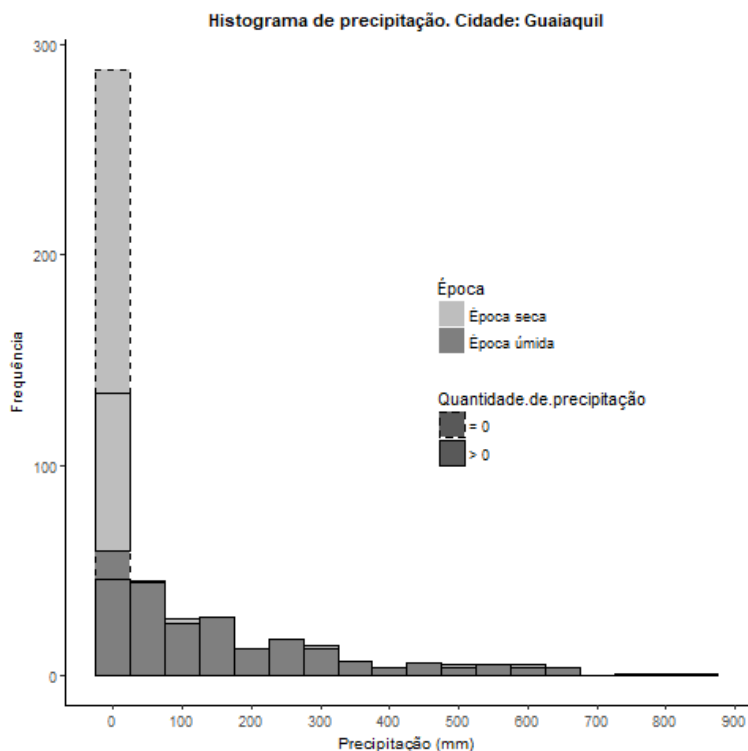


Figura 4-3. Histograma da série de precipitação mensal. Cidade: Guaiaquil. Período: janeiro 1975 – março 2014.

Identificação dos registros com valores atípicos e os correspondentes ao evento El Niño de intensidade extraordinária e forte

Valores atípicos da série de precipitação original, sem tendência e defasada; e os registros relacionados com o evento El Niño de intensidade extraordinária e forte foram identificados para construir os cenários correspondentes, ver seção 3.1. A seguir são detalhados os valores referidos.

Valores atípicos da série de precipitação original

Os valores identificados como atípicos da série de precipitação estão detalhados na Tabela 4-5. Os registros correspondentes a estes valores foram eliminados, e os níveis de precipitação foram recalculados para construir o cenário 5.

Tabela 4-5. Valores atípicos identificados na série original de precipitação. Estação Guaiaquil.

Ano - mês	Valor atípico (mm)	Ano - mês	Valor atípico (mm)
1983 – 01	617,5	1998 – 01	630,1
1983 – 03	779,6	1998 – 02	619,9
1983 – 04	645,1	1998 – 03	669,5
1983 – 05	622,1	1998 – 04	827,8
1987 – 02	560,1	2007 – 03	638,1
1992 – 03	583,8	2012 – 02	740,5

Valores atípicos da série de precipitação sem tendência

Foi eliminada a tendência da série de precipitação e foram eliminados os valores atípicos identificados, ver Tabela 4-6. Em seguida foram recalculados os níveis de precipitação para definir o cenário 7.

Tabela 4-6. Valores atípicos identificados na série de precipitação sem tendência. Estação Guaiaquil.

Ano - mês	Valor atípico (mm)	Ano - mês	Valor atípico (mm)
1983 – 01	617,5	1998 – 01	630,1
1983 – 03	779,6	1998 – 02	619,9
1983 – 04	645,1	1998 – 03	669,5
1983 – 05	622,1	1998 – 04	827,8
1987 – 02	560,1	2007 – 03	638,1
1987 – 03	397	2012 – 02	740,5
1992 – 03	583,8		

Valores atípicos da série de precipitação defasada

A série de precipitação foi defasada um mês com o objetivo de analisar se as variáveis predictoras do mês anterior seriam capazes de prever os níveis de chuva do mês seguinte. Os valores atípicos identificados estão apresentados na Tabela 4-7. Registros correspondentes aos valores atípicos foram eliminados e os níveis de precipitação foram recalculados para construir o cenário 9.

Tabela 4-7. Valores atípicos identificados na série de precipitação defasada. Estação Guaiquil.

Ano - mês	Valor atípico (mm)	Ano - mês	Valor atípico (mm)
1982 – 12	617,5	1998 – 01	619,9
1983 – 02	779,6	1998 – 02	669,5
1983 – 03	645,1	1998 -03	827,8
1983 – 04	622,1	2007-02	638,1
1997 – 12	630,1	2012 - 01	740,5

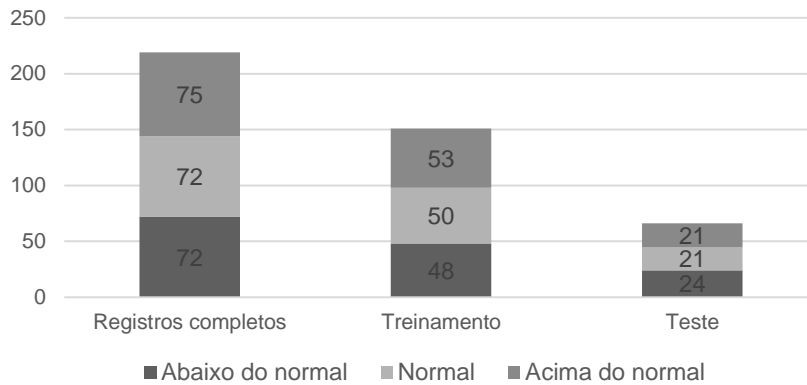
Registros com evento El Niño de intensidade extraordinária e forte

Os registros correspondentes aos anos em que foi evidenciado *El Niño* de intensidade extraordinária (1982, 1983, 1997 e 1998), e de intensidade forte (1987 e 1992) foram eliminados, e em seguida foram recalculados os níveis de precipitação para definir os cenários 10 e 11.

Categorização da série de precipitação em níveis de precipitação

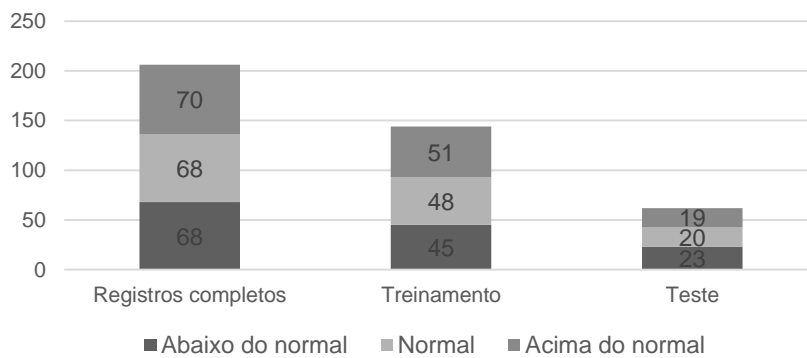
Com o objetivo de conservar a correspondência entre as previsões climáticas atualmente feitas no Equador de chuvas acima do normal, normal e abaixo do normal, ver seção 2.1.3, a série de precipitação foi categorizada nestes três níveis com base no cálculo de tercils, sendo o primeiro tercil identificado como chuvas abaixo do normal, o segundo tercil como chuvas normais e o terceiro tercil como chuvas acima do normal. Na Figura 4-4 são apresentadas a distribuição das categorias da precipitação nos conjuntos de treinamento e teste para os cenários que foram ensaiados os diferentes esquemas de redes neurais: níveis da precipitação da série original, níveis da precipitação sem valores atípicos e níveis de precipitação sem registros do evento *El Niño* extraordinário e forte. Nos registros completos observa-se homogeneidade nas categorias, como consequência do uso de terciles para defini-las. Os conjuntos de treinamento e de teste foram selecionados extraindo 70% e 30% dos registros completos sequencialmente, mas não foi perdida a homogeneidade das classes dentro de cada conjunto.

Distribuição das categorias da precipitação da série original de precipitação. Cidade: Guaiaquil.



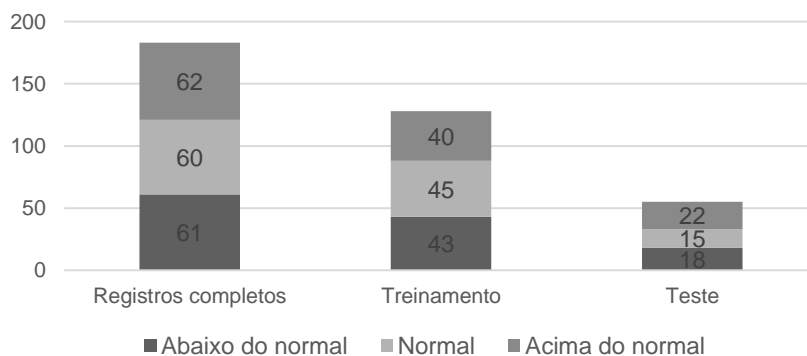
a

Distribuição das categorias da precipitação da série de precipitação sem valores atípicos. Cidade: Guaiaquil.



b

Distribuição das categorias da precipitação da série de precipitação sem registros de El Niño extraordinário e forte. Cidade: Guaiaquil.



c

Figura 4-4. Distribuição das categorias da precipitação abaixo do normal, normal e acima do normal para os cenários a. série original de precipitação, b. série de precipitação sem valores atípicos, e c. série de precipitação sem registros de *El Niño* extraordinário e forte. Cidade: Guaiaquil.

4.2.1.2 Séries predictoras

De acordo com o explicado na seção 4.1.2, foram utilizadas quatro fontes de dados para extrair as séries das variáveis predictoras. No caso de Guaiaquil, para a fonte do *NCEP/NCAR* foram selecionados 67 pontos mais próximos e com maior influência para esta estação meteorológica, 4 variáveis do *CDC* e 3 da estação do *INOCAR*, mostrados na Figura 4-5. Em total 74 variáveis predictoras foram utilizadas como entrada para a rede neural.

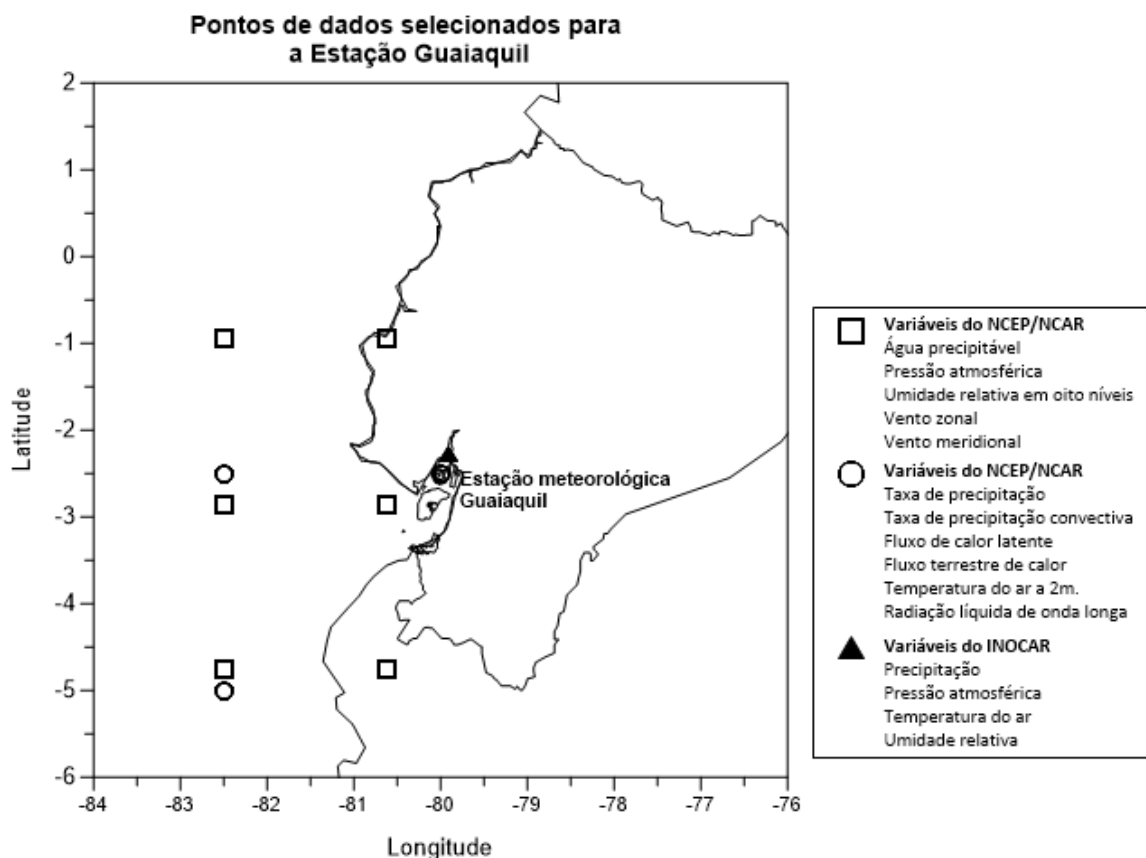
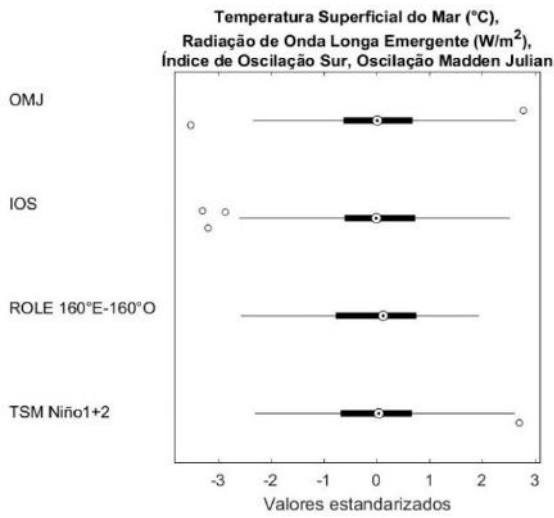
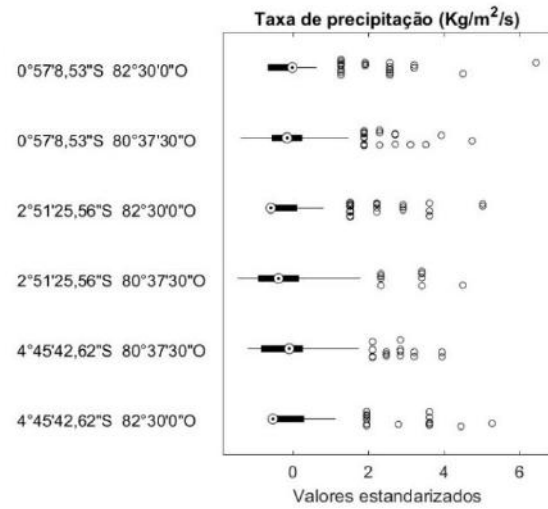


Figura 4-5. Pontos de dados das variáveis predictoras do *NCEP/NCAR* utilizadas para previsão de chuvas da estação de Guaiaquil.

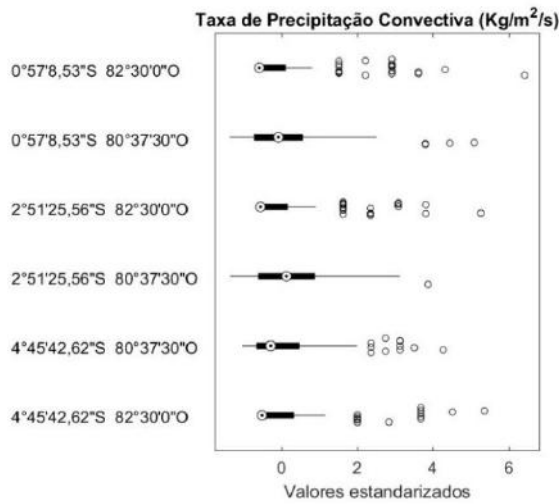
A Figura 4-6, apresenta os gráficos de caixa de cada variável predictoradora, indicando o número de pontos de dados utilizados para cada uma, ver seção 4.1.2.1. A análise das variáveis predictoradoras separadamente revela valores atípicos na maior parte destas, ver Figura 4-6. Mas, tratando-se de um problema multivariado, foi utilizado o esquema de detecção de valores atípicos, detalhado na metodologia, seção 3.1. Na Figura 4-7, o gráfico normal quantil-quantil das distâncias de *Mahalanobis* dos registros das variáveis predictoradoras, apresenta os possíveis valores atípicos, em que o método *ESD* (*Extreme Studentized Deviate*) identificou um deles como real valor atípico, correspondente ao registro de fevereiro de 2004, mesmo que foi eliminado.



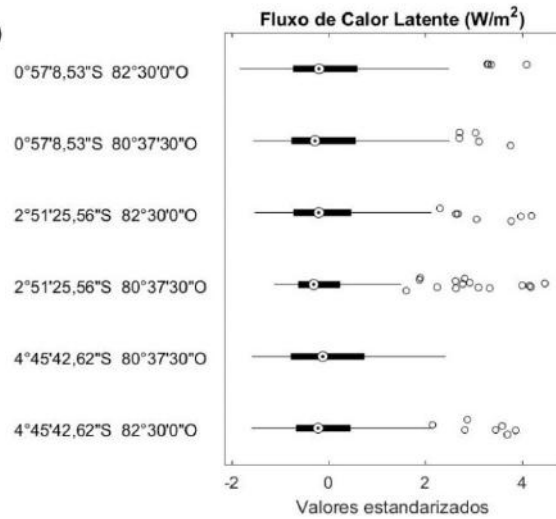
a



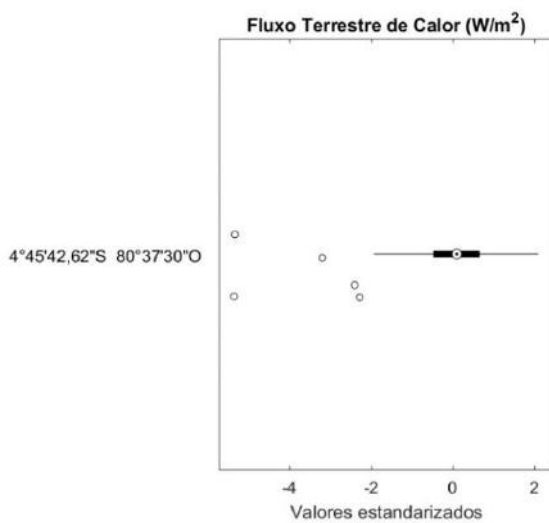
b



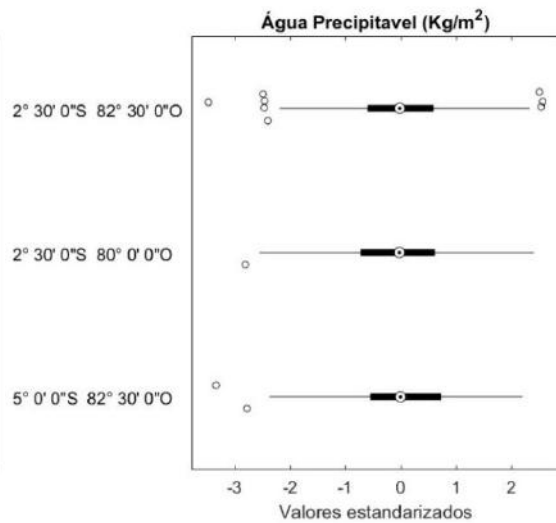
c



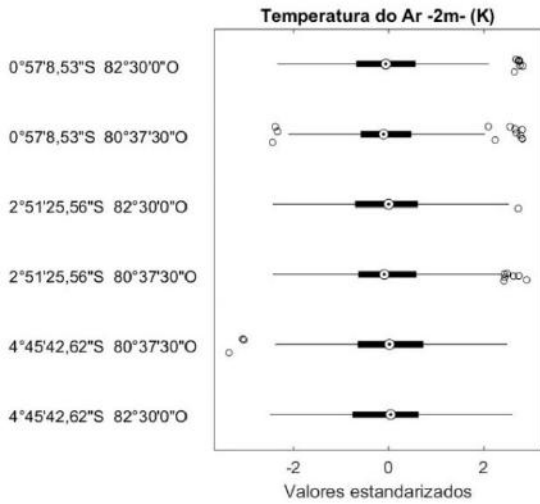
d



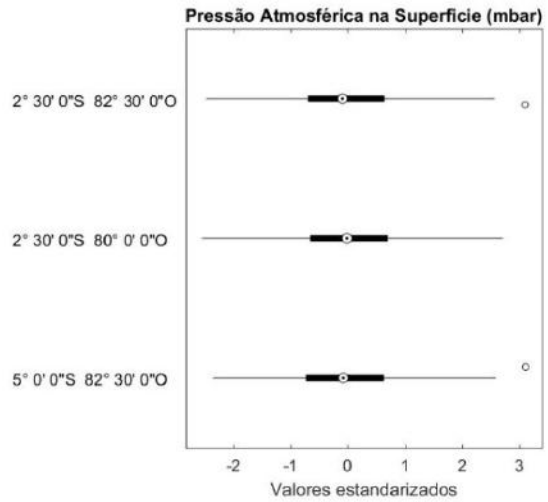
e



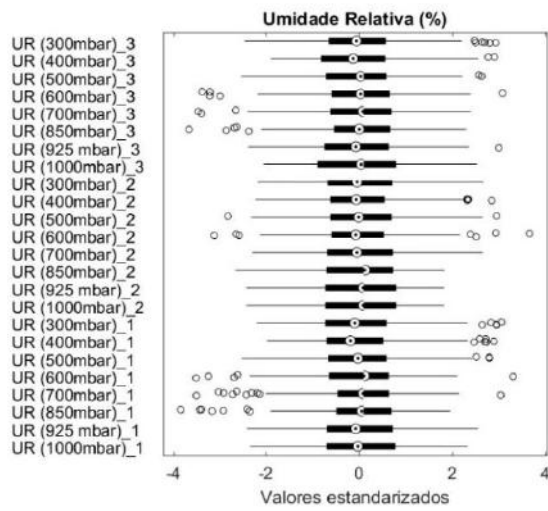
f



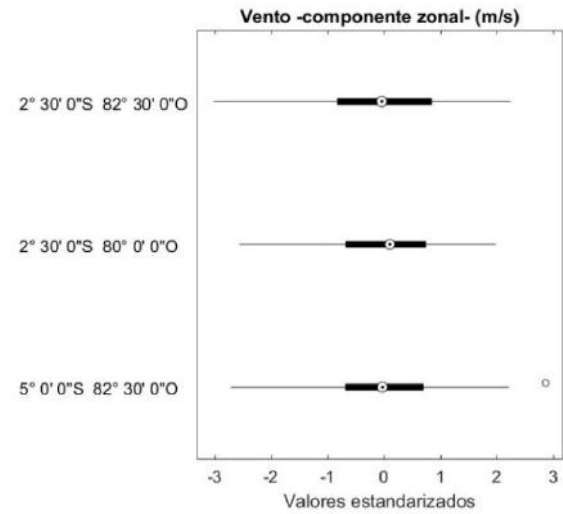
g



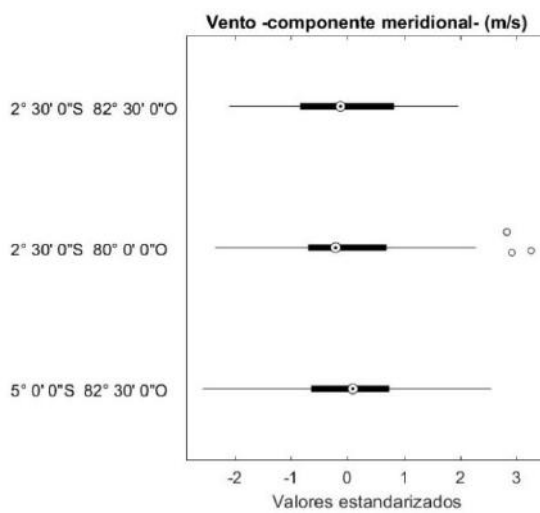
h



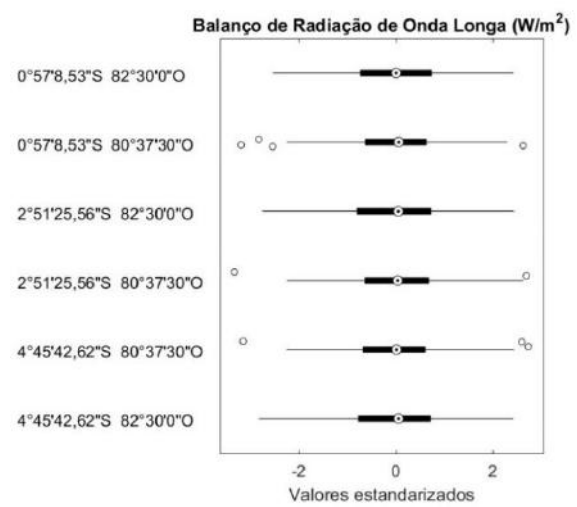
i



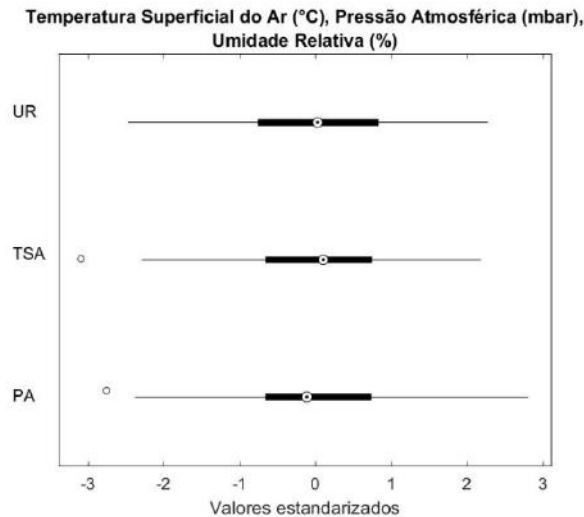
j



l



m



n

Figura 4-6. Diagramas de caixa das variáveis preditoras. a. Temperatura superficial do mar (°C), radiação de onda longa emergente (W/m^2), índice de oscilação sul, oscilação *Madden-Julian*. b. Taxa de precipitação ($Kg/m^2/s$). c. Taxa de precipitação convectiva ($Kg/m^2/s$). d. Fluxo de calor latente (W/m^2). e. Fluxo terrestre de calor (W/m^2). f. Água precipitável (Kg/m^2). g. Temperatura do ar a dois metros (K). h. Pressão atmosférica na superfície (mbar). i. Umidade relativa (%). 1: $5^{\circ} 0' 0''S 82^{\circ} 30' 0''$. 2: $2^{\circ} 30' 0''S 80^{\circ} 0' 0''$. 3: $2^{\circ} 30' 0''S 82^{\circ} 30' 0''$, j. Vento – componente zonal- (m/s), l. Vento –componente meridional (m/s), m. Balanço de radiação de onda longa (W/m^2), n. Temperatura superficial do ar (°C), pressão atmosférica (mbar), umidade relativa (%) na estação meteorológica de Guaiacuil (*INOCAR*).

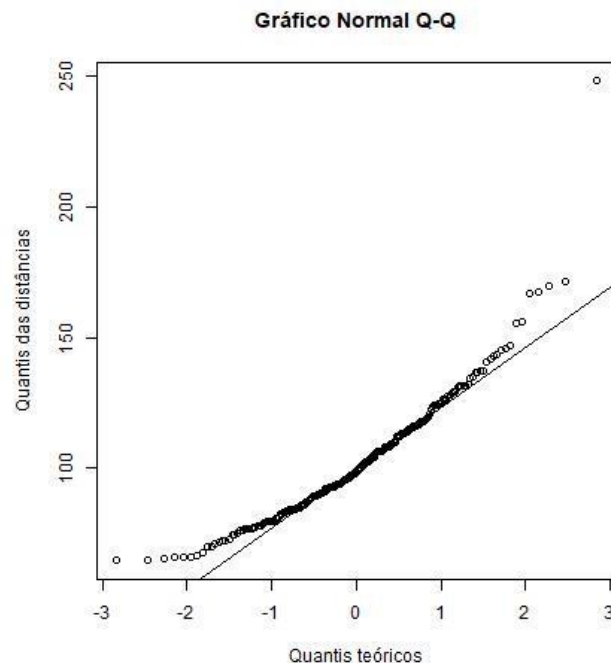


Figura 4-7. Gráfico normal quantil-quantil das distâncias de *Mahalanobis* dos registros das variáveis preditoras da estação de Guaiacuil.

Identificação das variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação

As variáveis preditoras identificadas como mais correlacionadas com a precipitação para cada cenário estão detalhadas na Tabela 4-8, com as respectivas coordenadas (as tabelas **b – h** estão no apêndice, seção 9.4). As variáveis nesta tabela se apresentam repetidas em diferentes coeficientes de correlação devido ao fato de que as correlações foram calculadas utilizando-se todos os pontos de dados distribuídos espacialmente em formato de matriz para as variáveis do *NCEP/NCAR*, sendo cada variável posicionada em diferentes coordenadas (mais detalhes do formato das variáveis preditoras na seção 4.1.2.1).

Nas séries original, sem tendência, defasada, sem valores atípicos, defasada sem valores atípicos, e sem registros *El Niño* extraordinário e forte foram identificados coeficientes de correlação de até 0,93. Nas séries de precipitação sem tendência e sem registros *El Niño* sem tendência a correlação máxima foi de 0,88.

As variáveis pressão atmosférica e temperatura do ar foram as variáveis com maior correlação para as séries de precipitação original, defasada, sem extremos, defasada sem extremos e sem registros *El Niño* extraordinário e forte. Para as séries de precipitação sem tendência, sem tendência sem valores atípicos, e sem registros *El Niño* extraordinário e forte sem tendência as variáveis com maior correlação foram o Índice de oscilação sul, oscilação *Madden-Julian*, vento meridional, vento zonal, fluxo terrestre de calor, taxa de precipitação e taxa de precipitação convectiva.

Com a identificação das variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação, foram formadas instâncias de cada teste, iniciando-se com uma variável preditora e nas seguintes instâncias foram incrementando-se o número de variáveis até se utilizar todas as variáveis preditoras selecionadas. Portanto, para cada teste foi obtido um número de instâncias igual ao número de variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação. Em seguida, para cada teste foi selecionada a instância com maior acurácia como representativa de cada teste, identificando-se o número de variáveis preditoras e o número de neurônios utilizados pela rede, cujos resultados são detalhados nos próximos itens.

Tabela 4-8. Variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação. a. série original de precipitação, b. série de precipitação sem tendência, c. série de precipitação defasada, d. série de precipitação sem valores atípicos, e. série de precipitação sem tendência sem valores atípicos, f. série de precipitação defasada sem valores atípicos, g. série de precipitação sem registros *El Niño* extraordinário e forte, h. série de precipitação sem *El Niño* extraordinário e forte sem tendência.

a

Correlação	Variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação original ($p < 0,05$). 66 variáveis.	
	Variável preditora	Coordenadas
0,9-1	Pressão atmosférica	2° 30' 0"S, 80° 0' 0"O
	Pressão atmosférica	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Pressão atmosférica	2° 30' 0"S, 82° 30' 0"O
	Temperatura do ar	0° 57' 8,5"S, 80° 37' 30"O
	Pressão atmosférica na estação	
	Guaiaquil	2° 16' 13,4"S, 79° 54' 14,5"O
	Temperatura do ar	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
	Temperatura do ar	2° 51' 25,56"S, 80° 37' 30"O
	Temperatura do ar	0° 57' 8,5"S, 82° 30' 0"O
0,8-0,9	Temperatura do ar	2° 51' 25,56"S, 82° 30' 0"O
	Índice de oscilação sul	-
	Vento meridional	2° 30' 0"S, 82° 30' 0"O
	Oscilação <i>Madden-Julian</i>	-
	Temperatura do ar	4° 45' 42,6"S, 82° 30' 0"O
	Vento meridional	2° 30' 0"S, 80° 0' 0"O
	Fluxo terrestre de calor	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
	Vento zonal	2° 30' 0"S, 82° 30' 0"O
	Vento zonal	2° 30' 0"S, 80° 0' 0"O
	Vento meridional	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	4° 45' 42,6"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação	4° 45' 42,6"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação	2° 51' 25,56"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação convectiva	2° 51' 25,56"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação convectiva	2° 51' 25,56"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,5"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,532"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação	2° 51' 25,56"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,532"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,5"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação convectiva	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
Taxa de precipitação convectiva	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O	
Temperatura do ar na estação		
Guaiaquil	2° 16' 13,4"S, 79° 54' 14,5"O	
Vento zonal	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O	
Água precipitável	2° 30' 0"S, 80° 0' 0"O	
0,7-0,8	Umidade relativa 850 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 1000 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	TSM NIÑO1+2	-
	Umidade relativa 925 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O

0,6-0,7	Umidade relativa 850 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 700 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 925 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 1000 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Radiação líquida de onda longa	0° 57' 8,5"S, 80° 37' 30"O
	Umidade relativa 600 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Radiação líquida de onda longa	2° 51' 25,56"S, 80° 37' 30"O
	Radiação líquida de onda longa	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
	Água precipitável	2° 30' 0"S, 82° 30' 0"O
0,5-0,6	Umidade relativa 700 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Fluxo de calor latente	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
	Radiação líquida de onda longa	0° 57' 8,5"S, 82° 30' 0"O
	Radiação líquida de onda longa	4° 45' 42,6"S, 82° 30' 0"O
	Água precipitável	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
0,4-0,5	Radiação líquida de onda longa	2° 51' 25,56"S, 82° 30' 0"O
	Fluxo de calor latente	2° 51' 25,56"S, 80° 37' 30"O
	Umidade relativa 700 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Fluxo de calor latente	4° 45' 42,6"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 600 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Fluxo de calor latente	2° 51' 25,56"S, 82° 30' 0"O
0,3-0,4	Radiação de onda longa emergente	-
	Umidade relativa 600 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Fluxo de calor latente	0° 57' 8,5"S, 80° 37' 30"O
0,2-0,3	Umidade relativa 400 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
0,1-0,2	Umidade relativa 500 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 400 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O

Identificação e análise das componentes principais das variáveis preditoras

O método de análise de componentes principais foi aplicado aos registros das variáveis preditoras para avaliar se a redução da dimensionalidade implicaria na melhora das previsões da rede neural.

Os gráficos de pontuação das duas e três componentes principais, ver Figura 4-8 mostram que a nuvem dos pontos de dados da classe normal se localiza entre as classes abaixo e acima do normal, o que poderia indicar dificuldade para a identificação de chuvas normais. Segundo a análise, para explicar 95% da variabilidade foram necessárias 20 componentes principais, as que foram utilizadas como prognosticadoras da precipitação, ver Figura 4-9.

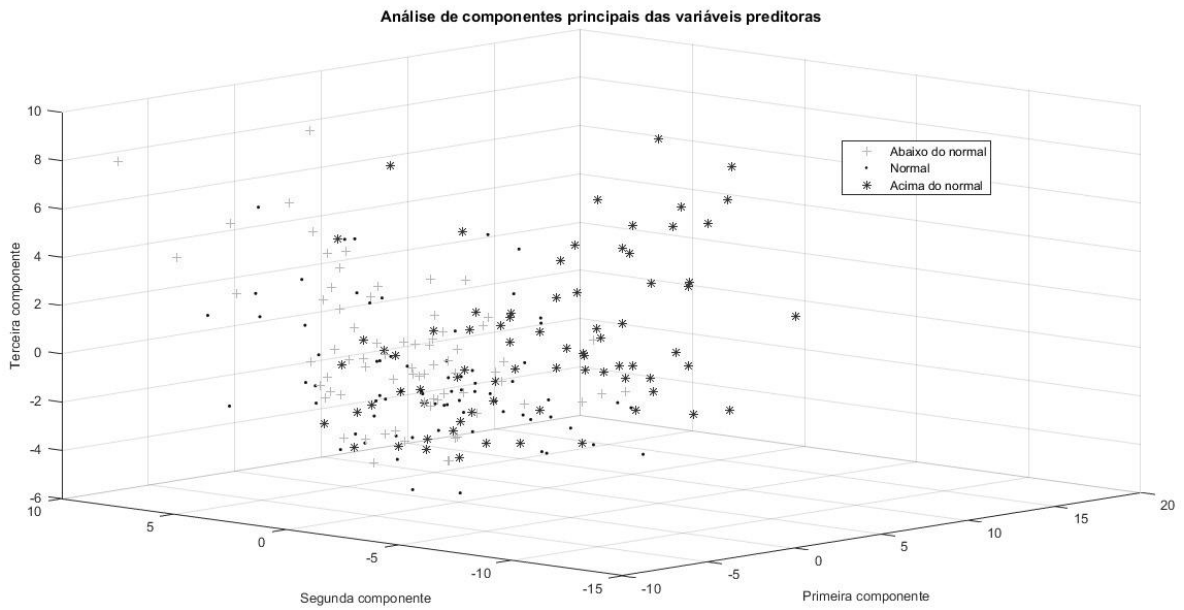
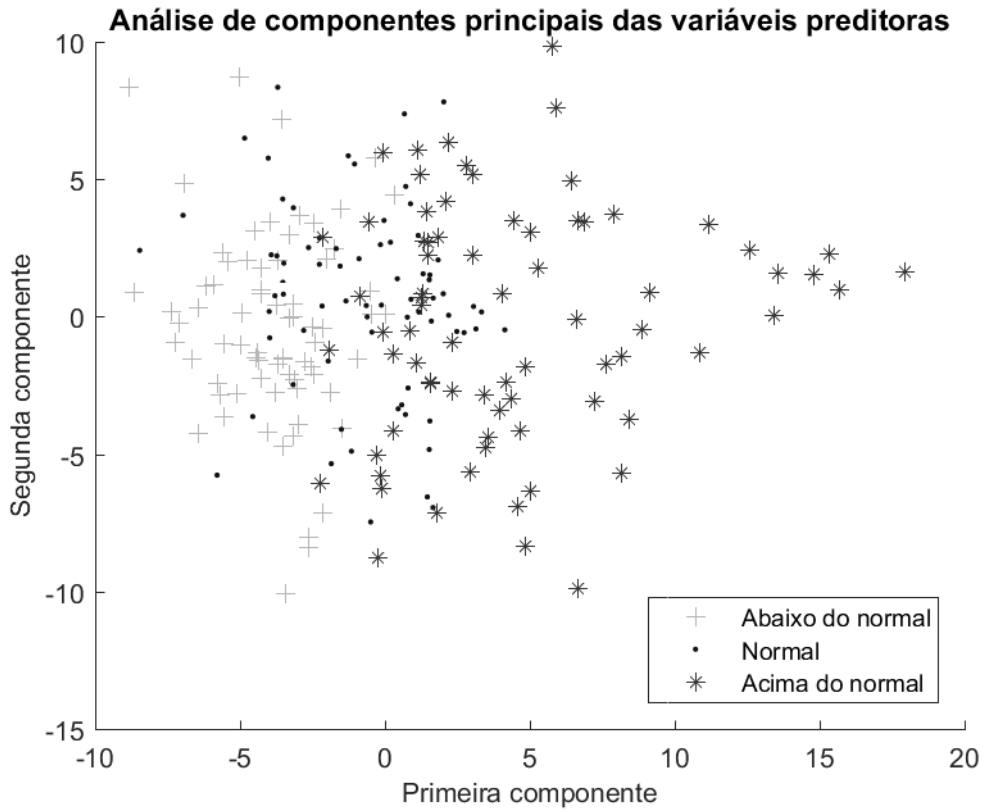


Figura 4-8. Gráfico de pontuação das duas e três primeiras componentes principais das variáveis preditoras.

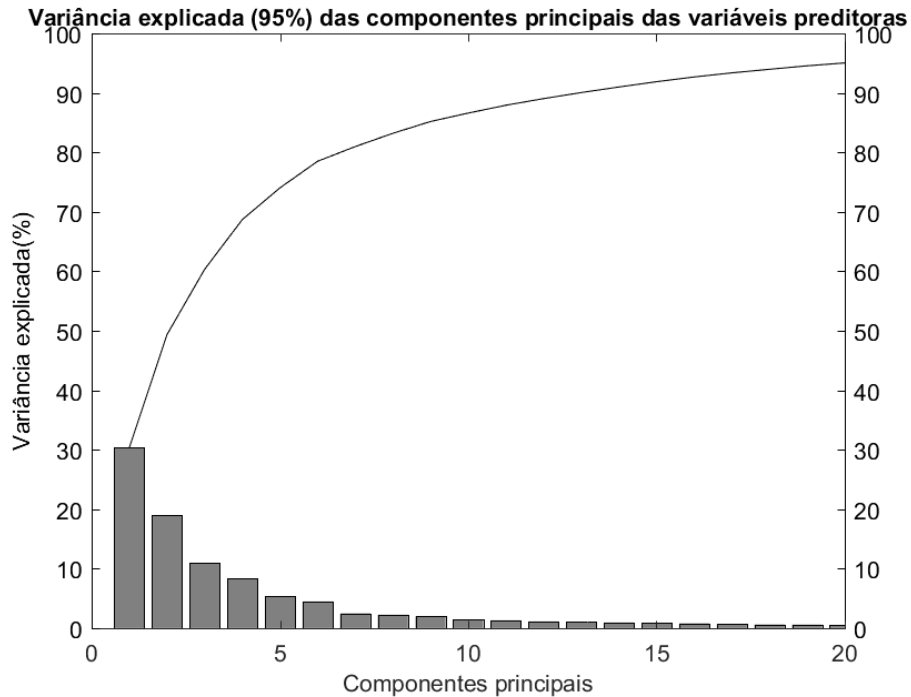


Figura 4-9. Componentes principais que explicam 95% da variância das variáveis predictoras.

Identificação das variáveis mais correlacionadas com a precipitação defasada um tempo na frente (utilizado nos testes com a rede neural recorrente)

Devido a que na configuração da programação da rede neural do tipo *LSTM* requer que as saídas estejam defasadas para o próximo tempo, foram calculadas as correlações do estado atual das variáveis predictoras com o próximo registro da precipitação.

As correlações calculadas em todas as estações foram baixas, sendo a máxima identificada de 0,5, ver Tabela 4-9, portanto, não foram feitos testes incrementando-se progressivamente as variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação como na seção 5.1, mas com todas as variáveis mais correlacionadas identificadas.

Tabela 4-9. Variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação do próximo mês. a. série da precipitação original, b. série da precipitação sem valores atípicos.

a

Correlação	Variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação original ($p < 0,05$). 24 variáveis.	
	Variável predictor	Coordenadas
0,3-0,4	Índice de oscilação sul	-
	Fluxo terrestre de calor	0° 57' 8.53", 78° 45' 0"O
	Umidade relativa 1000 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Fluxo de calor latente	0° 57' 8.53", 78° 45' 0"O
	Água precipitável	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Fluxo de calor latente	0° 57' 8.53", 80° 37' 30"O
	Umidade relativa 1000 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O

	Fluxo de calor latente	0° 57' 8.53"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8.53", 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8.53", 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8.53", 78° 45' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8.53", 78° 45' 0"O
	Oscilação <i>Madden-Julian</i>	-
	Taxa de precipitação	0° 57' 8.53"S, 80° 37' 30"O
0,2-0,3	Umidade relativa 1000 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 850 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 925 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Fluxo de calor latente	0° 57' 8.53", 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8.53", 82° 30' 0"O
0,1-0,2	Radiação de onda longa emergente	-
	Umidade relativa 925 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 400 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Umidade relativa 850 mbar	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Água precipitável	2° 30' 0", 80° 0' 0"O

b

Correlação	Variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação sem valores atípicos (p<0,05). 24 variáveis.	
	Variável preditora	Coordenadas
0,3-0,4	TSM Niño1+2	.
	Pressão atmosférica	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Temperatura do ar	0° 57' 8.53", 82° 30' 0"O
	Pressão atmosférica	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Pressão atmosférica	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Pressão atmosférica	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Umidade relativa 1000 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Temperatura do ar	0° 57' 8.53", 78° 45' 0"O
	Temperatura do ar	0° 57' 8.53", 80° 37' 30"O
	Umidade relativa 700 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8.53"S, 80° 37' 30"O
	Umidade relativa 1000 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Temperatura do ar	0° 57' 8.53"S, 80° 37' 30"O
0,3-0,4	Umidade relativa 1000 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 925 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Fluxo terrestre de calor	0° 57' 8.53", 78° 45' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8.53", 80° 37' 30"O
	Umidade relativa 850 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Água precipitável	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Temperatura do ar	0° 57' 8.53"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 500 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Umidade relativa 925 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 600 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Água precipitável	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
0,2-0,3	Fluxo de calor latente	0° 57' 8.53"S, 80° 37' 30"O
	Fluxo de calor latente	0° 57' 8.53", 78° 45' 0"O

	Umidade relativa 925 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 600 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Umidade relativa 850 mbar	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8.53"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8.53", 82° 30' 0"O
	Água precipitável	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 300 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8.53"S, 80° 37' 30"O
	Umidade relativa 400 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8.53", 78° 45' 0"O
	Umidade relativa 700 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 700 mbar	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Pressão atmosférica	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8.53"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 300 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Fluxo de calor latente	0° 57' 8.53"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 400 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 400 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
0,1-0,2	Umidade relativa 600 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 300 mbar	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 600 mbar	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 400 mbar	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8.53", 78° 45' 0"O

4.2.2 Análise das séries da estação meteorológica de Portoviejo

4.2.2.1 Série de precipitação

Os dados observados de precipitação da estação da cidade de Portoviejo foram fornecidos pelo Instituto Nacional de Meteorologia e Hidrologia do Equador (*INAMHI*).

A estação meteorológica de Portoviejo está localizada aproximadamente no centro da região do litoral do Equador, nas coordenadas 1° 22' 15" S, 80° 27' 34.99" O. Detalhe sobre as características climáticas da região costeira do Equador estão descritas na seção 0 e 2.1.2.

A série de precipitação fornecida compreende o período de janeiro de 1965 até dezembro de 2010 e foi submetida a um processo prévio de homogeneização. O método utilizado foi o HOME, um método geral de homogeneização desenvolvido pela *COST (European Cooperation in Science and Technology) Action ES0601: an integrated approach*, e cujo objetivo foi integrar os métodos PRODIGE, ACMAN e USHCN para homogeneizar séries de dados climáticas e ambientais (VENEMA *et al.*, 2012, MESTRE *et al.*, 2013).

A série de precipitação mostra o comportamento unimodal da precipitação próprio da região costeira do Equador, ver Figura 4-10. Os valores máximos de precipitação são observados em fevereiro e março de 1998, junho de 1983, fevereiro de 1987 e março de 2001. Destes anos, em 1983 e 1998 foi evidenciado o evento *El Niño* de intensidade extraordinária (índice ONI⁸), em 1987 o evento *El Niño* forte, e 2001 é considerado um ano neutral, sem presença dos eventos *El Niño* ou *La Niña*.

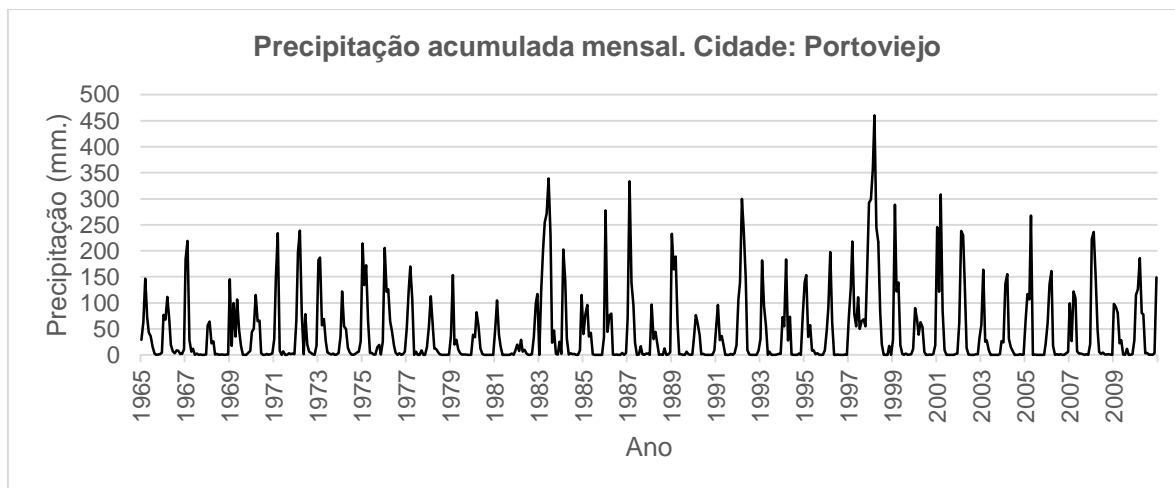


Figura 4-10. Precipitação acumulada mensal da cidade de Portoviejo. Período janeiro 1965 – dezembro 2010. Fonte: INAMHI.

Similarmente como no caso da série de precipitação da cidade de Guayaquil, devido ao fato de que a variável Oscilação *Madden-Julian* possui registros a partir de janeiro de 1978, foi necessário encurtar a série de precipitação cobrindo o período de janeiro de 1978 até dezembro de 2010. Na Tabela 4-10 estão apresentados os valores da estatística básica para a série de precipitação encurtada. O valor baixo do primeiro quartil, e o afastamento da mediana e da média e o valor máximo, poderiam indicar chuvas de poucos milímetros com uma frequência alta. No histograma da Figura 4-11, é observado o comportamento descrito, em que a maioria dos registros com precipitações de poucos milímetros aconteceu na época seca, mas é observado também uma quantidade alta na época úmida, em proporção aos demais registros desta época. Por esta razão, foram selecionados os meses da época úmida para a previsão da precipitação, sendo estes meses dezembro, janeiro, fevereiro, março, abril e maio.

Tabela 4-10. Estatística básica da série de precipitação da cidade de Portoviejo

Valores ausentes	Valor mínimo	Primeiro quartil	Mediana	Média	Terceiro quartil	Valor máximo	Desvio padrão
0	0	0,28	6,15	47,41	64,33	460,2	77

⁸ Oceanic *El Niño* Index

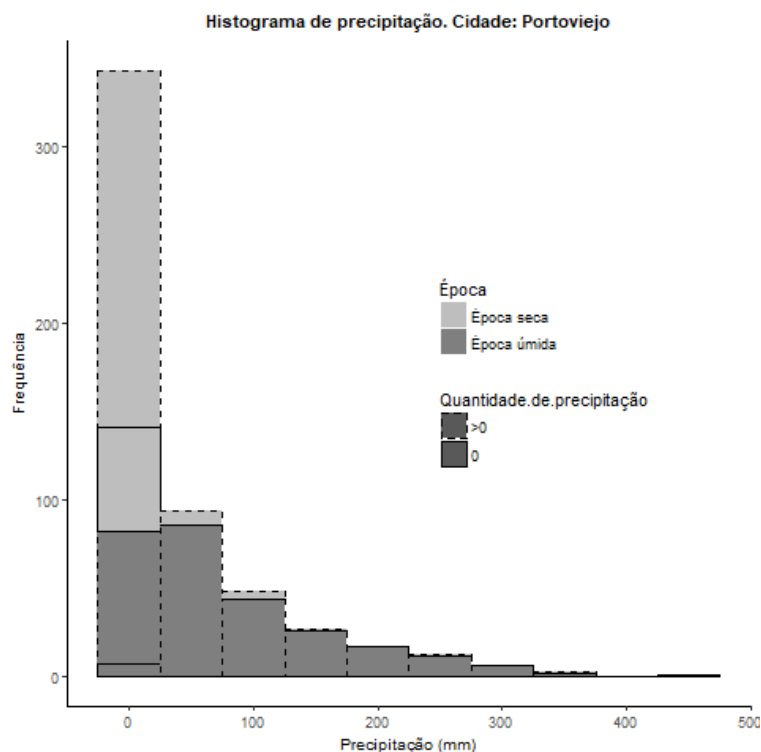


Figura 4-11. Histograma da série de precipitação. Cidade: Portoviejo. Período: janeiro 1965 - dezembro 2010.

Identificação dos registros com valores atípicos e os correspondentes ao evento El Niño de intensidade extraordinária e forte

Valores extremos da série de precipitação original

Foi identificado um valor extremo na série de precipitação, correspondente ao mês de março de 1998 com registro de 460,2 mm de precipitação, ver Tabela 4-11 O valor correspondente foi eliminado e foram recalculados os níveis de precipitação.

Tabela 4-11. Valor extremo identificado na série original de precipitação. Estação Portoviejo.

Ano - mês	Valor extremo de precipitação (mm)
1998 - 03	460,2

Valores atípicos da série de precipitação original

Foram identificados valores atípicos na série de precipitação, ver Tabela 4-12. Os registros das variáveis preditoras correspondentes aos valores atípicos de precipitação foram eliminados e os níveis de precipitação foram recalculados.

Tabela 4-12. Valores atípicos identificados na série original de precipitação. Estação Portoviejo.

Ano – mês	Valor atípico de precipitação (mm)	Ano – mês	Valor atípico de precipitação (mm)
1986 – 01	277,7	1998 – 02	357,6
1987 – 02	333,3	1998 – 03	460,2
1992 – 03	300	1999 – 02	288,7
1997 – 12	292,1	2001 – 03	308,5
1998 – 01	299		

Valores extremos da série de precipitação sem tendência

O valor identificado como extremo corresponde a março de 1998, com precipitação sem tendência de 371,6 mm, ver Tabela 4-13. O registro referido foi eliminado e os níveis de precipitação foram recalculados.

Tabela 4-13. Valor extremo identificado na série de precipitação sem tendência. Estação Portoviejo.

Ano - mês	Valor extremo de precipitação (mm)
1998 - 03	371,6

Valores atípicos da série de precipitação sem tendência

A série de precipitação sem tendência e sem valores atípicos apresentou os valores atípicos especificados na Tabela 4-14, os registros correspondentes a estes valores foram eliminados e seguidamente foram recalculados os níveis de precipitação.

Tabela 4-14. Valores atípicos identificados na série de precipitação sem tendência. Estação Portoviejo.

Ano - mês	Valor atípico de precipitação (mm)	Ano - mês	Valor atípico de precipitação (mm)
1987 – 02	257,1	1998 – 02	269,2
1992 – 03	218,1	1998 – 03	371,6
1997 – 12	204,1	2001 – 03	216,6
1998 – 01	210,8		

Valores extremos da série de precipitação defasada

A série de precipitação foi defasada um mês para se analisar se as variáveis predictoras seriam capazes de prever os níveis de chuva do mês seguinte. Foi identificado um

valor extremo, especificado na Tabela 4-15. O registro correspondente foi eliminado e foram recalculados os níveis de precipitação.

Tabela 4-15. Valor extremo identificado na série de precipitação defasada. Estação Portoviejo.

Ano - mês	Valor extremo de precipitação (mm)
1998 - 02	460,2

Valores atípicos da série de precipitação defasada

Para a série de precipitação defasada foram identificados os valores atípicos apresentados na Tabela 4-16. Os registros correspondentes a estes valores foram eliminados e em seguida foram recalculados os níveis de precipitação.

Tabela 4-16. Valores atípicos identificados na série de precipitação defasada. Estação Portoviejo.

Ano - mês	Valor atípico de precipitação (mm)	Ano - mês	Valor atípico de precipitação (mm)
1983 – 05	339	1998 – 01	357,6
1987 – 01	333,3	1998 – 02	460,2
1992 – 02	300	2001 – 02	308,5
1997 – 12	299		

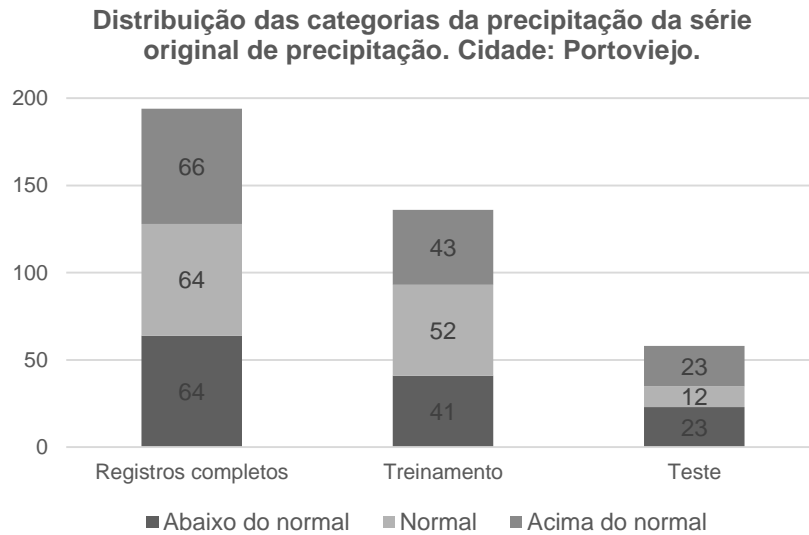
Registros com evento *El Niño* de intensidade extraordinária e forte.

Registros correspondentes aos anos com presença do *El Niño* de intensidade extraordinária (1982, 1983, 1997 e 1998), e de intensidade forte (1987 e 1992) foram eliminados, e os níveis de precipitação foram recalculados.

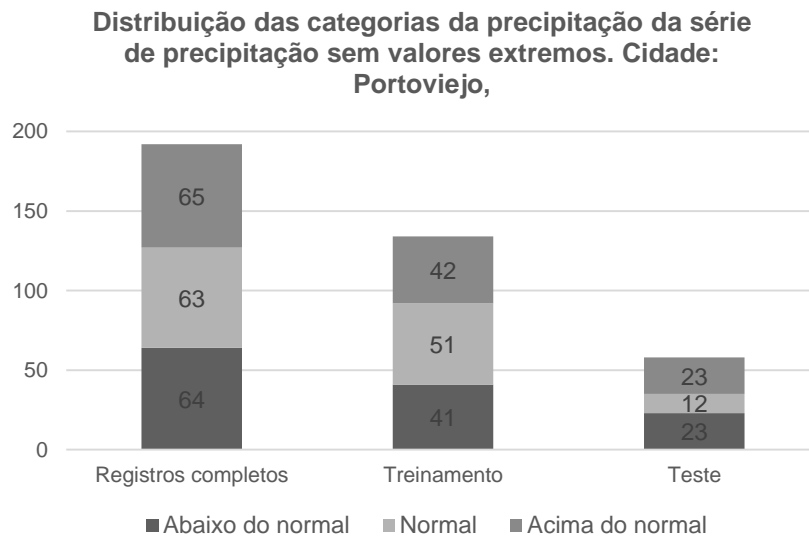
Categorização da série de precipitação em níveis de precipitação

Com o objetivo de conservar a correspondência entre as previsões climáticas atualmente feitas no Equador de chuvas acima do normal, normal e abaixo do normal, ver seção 2.1.3, a série de precipitação foi categorizada nestes três níveis com base no cálculo de tercils, sendo o primeiro tercil identificado como chuvas abaixo do normal, o segundo tercil como chuvas normais e o terceiro tercil como chuvas acima do normal. Na Figura 4-12 são apresentadas a distribuição das categorias da precipitação nos conjuntos de treinamento e teste para cenários que foram ensaiados os diferentes esquemas de redes neurais: níveis da precipitação da série original, níveis da precipitação sem valores extremos, níveis da precipitação sem valores atípicos e níveis de precipitação sem registros do evento *El Niño* extraordinário e forte. Nos registros

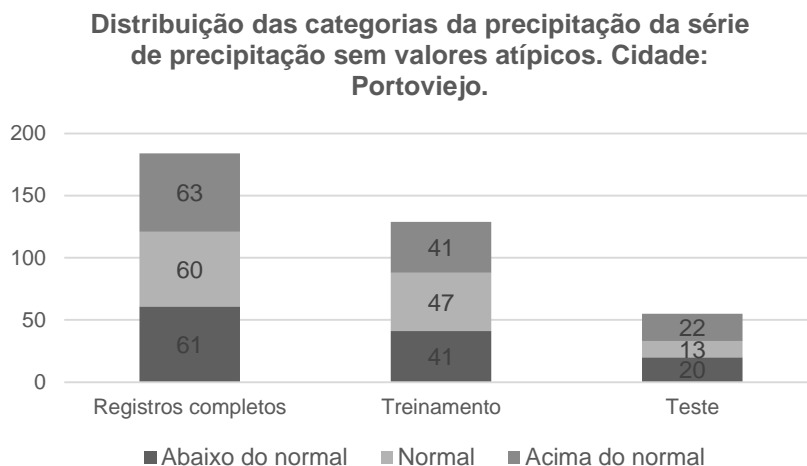
completos observa-se homogeneidade nas categorias, como consequência do uso de terciles para defini-las. Os conjuntos de treinamento e de teste foram selecionados extraíndo 70% e 30% dos registros completos sequencialmente, o que resultou que as classes normais tenham entre 15% a 30% mais registros que as classes acima e abaixo do normal no conjunto de treinamento.



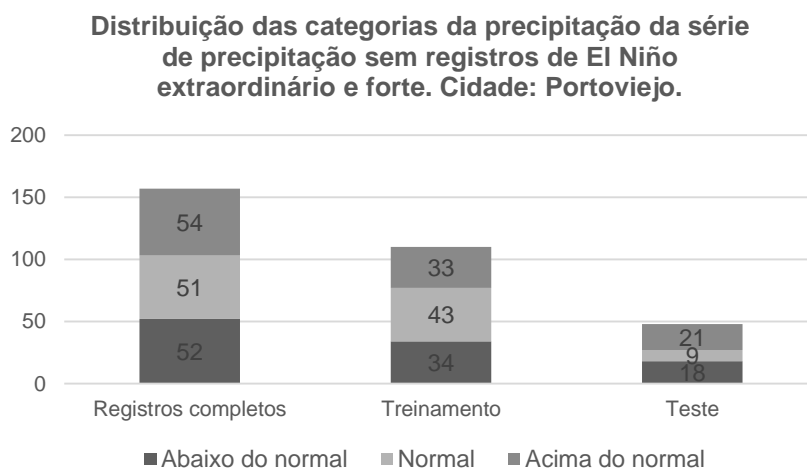
a



b



c



d

Figura 4-12. Distribuição das categorias da precipitação abaixo do normal, normal e acima do normal para os cenários a. série original de precipitação, b. série de precipitação sem valores extremos. c. série de precipitação sem valores atípicos, d. série de precipitação sem registros de *El Niño* extraordinário e forte. Cidade: Portoviejo.

4.2.2.2 Séries preditoras

Na Figura 4-13, são apresentados os pontos de dados selecionados das variáveis preditoras, representando os pontos mais próximos e de maior influência para a estação de Portoviejo. 72 variáveis preditoras foram selecionadas como entrada para a rede neural: 68 do *NCEP/NCAR*, e 4 do *CDC*, detalhes da localização na Figura 4-13.

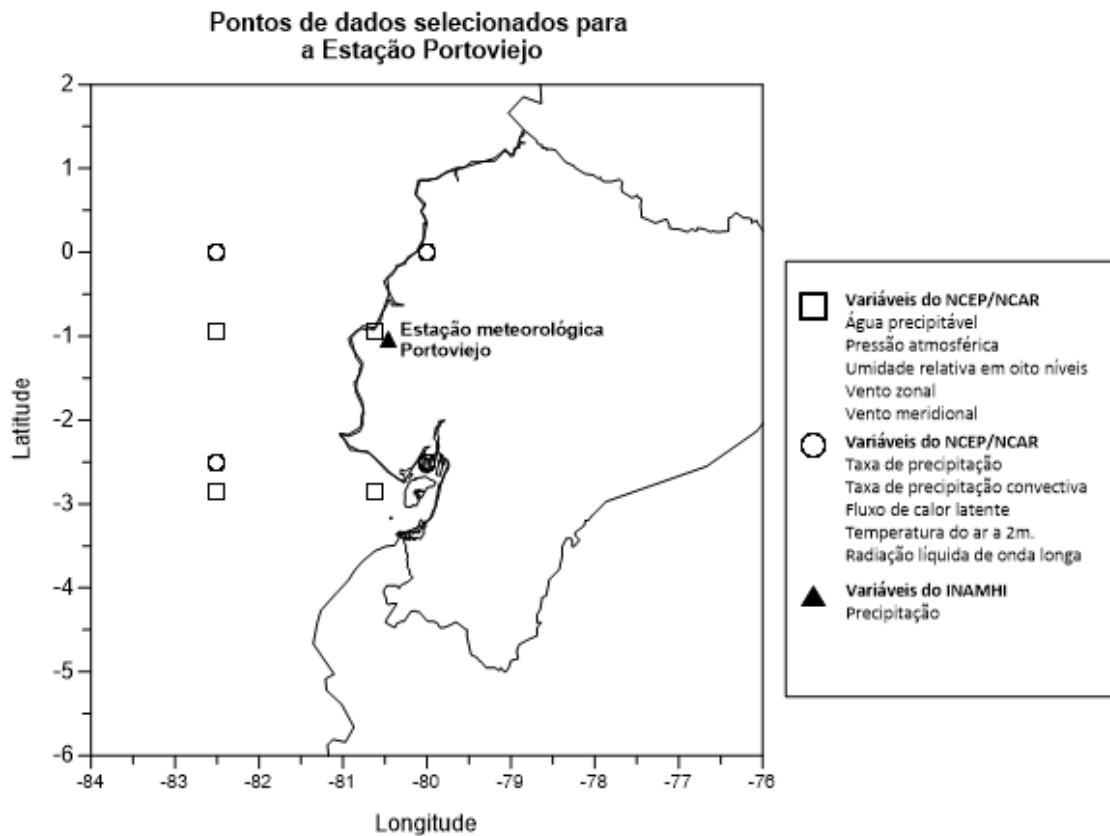
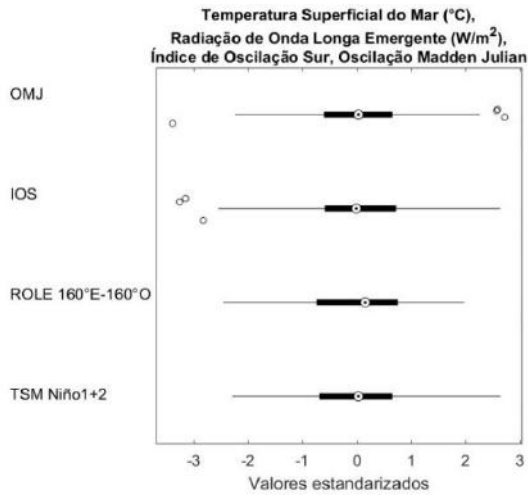
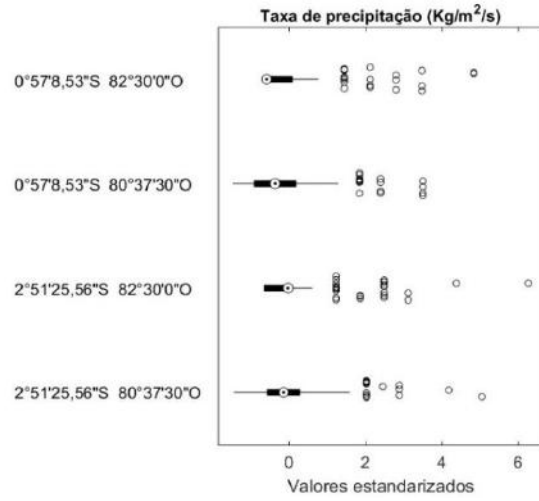


Figura 4-13. Pontos de dados das variáveis predictoras do NCEP/NCAR utilizadas para previsão de chuvas da estação de Portoviejo.

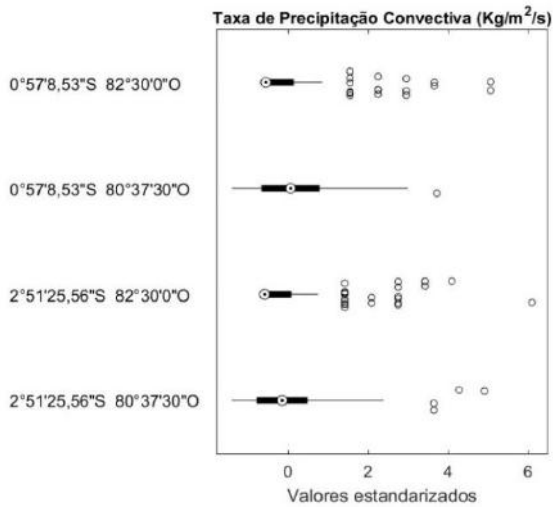
A Figura 4-14, apresenta gráficos de caixa de cada variável predictor, indicando o número de pontos de dados utilizados por variável. A análise das variáveis predictoras separadamente revela valores atípicos na maior parte destas. Mas, tratando-se de um problema multivariado, foi utilizado o esquema de detecção de valores atípicos detalhado na metodologia, seção 3.1. Na Figura 4-15, o gráfico normal quantil-quantil das distâncias de *Mahalanobis* dos registros das variáveis predictoras, apresenta os possíveis valores atípicos, em que o método ESD (*Extreme Studentized Deviate*) identificou um deles como valor atípico real, correspondente ao registro de fevereiro de 2004, mesmo que foi eliminado.



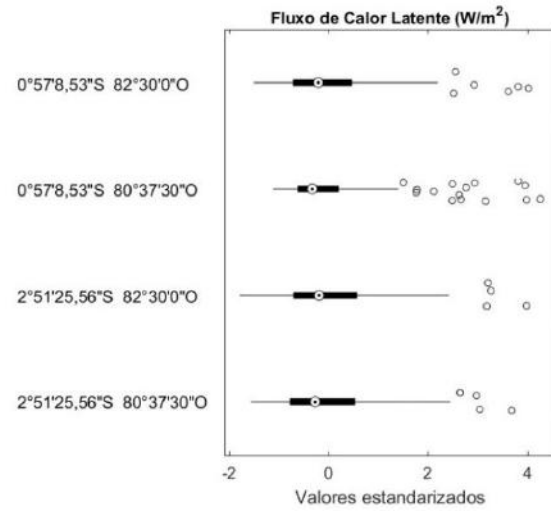
a



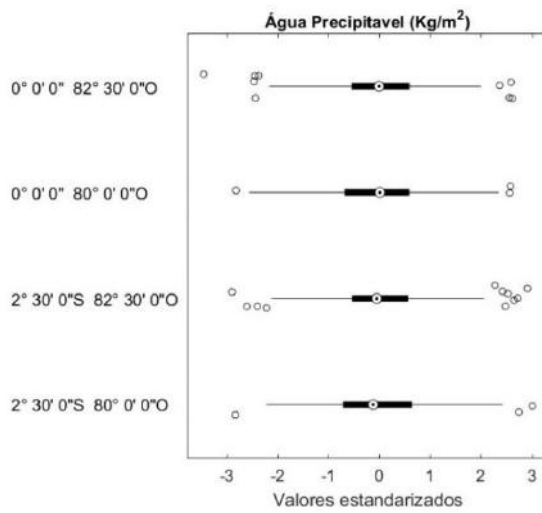
b



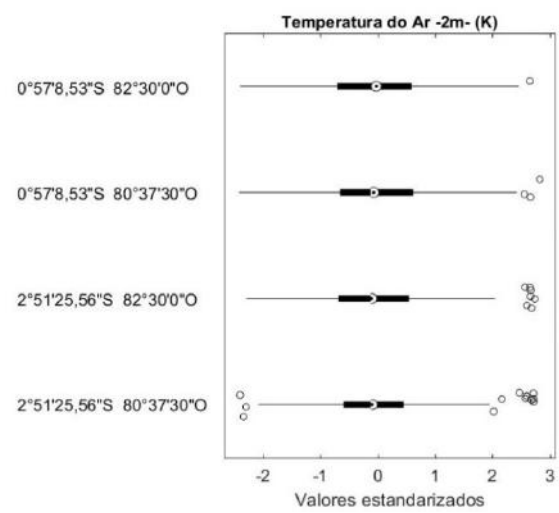
c



d



e



f

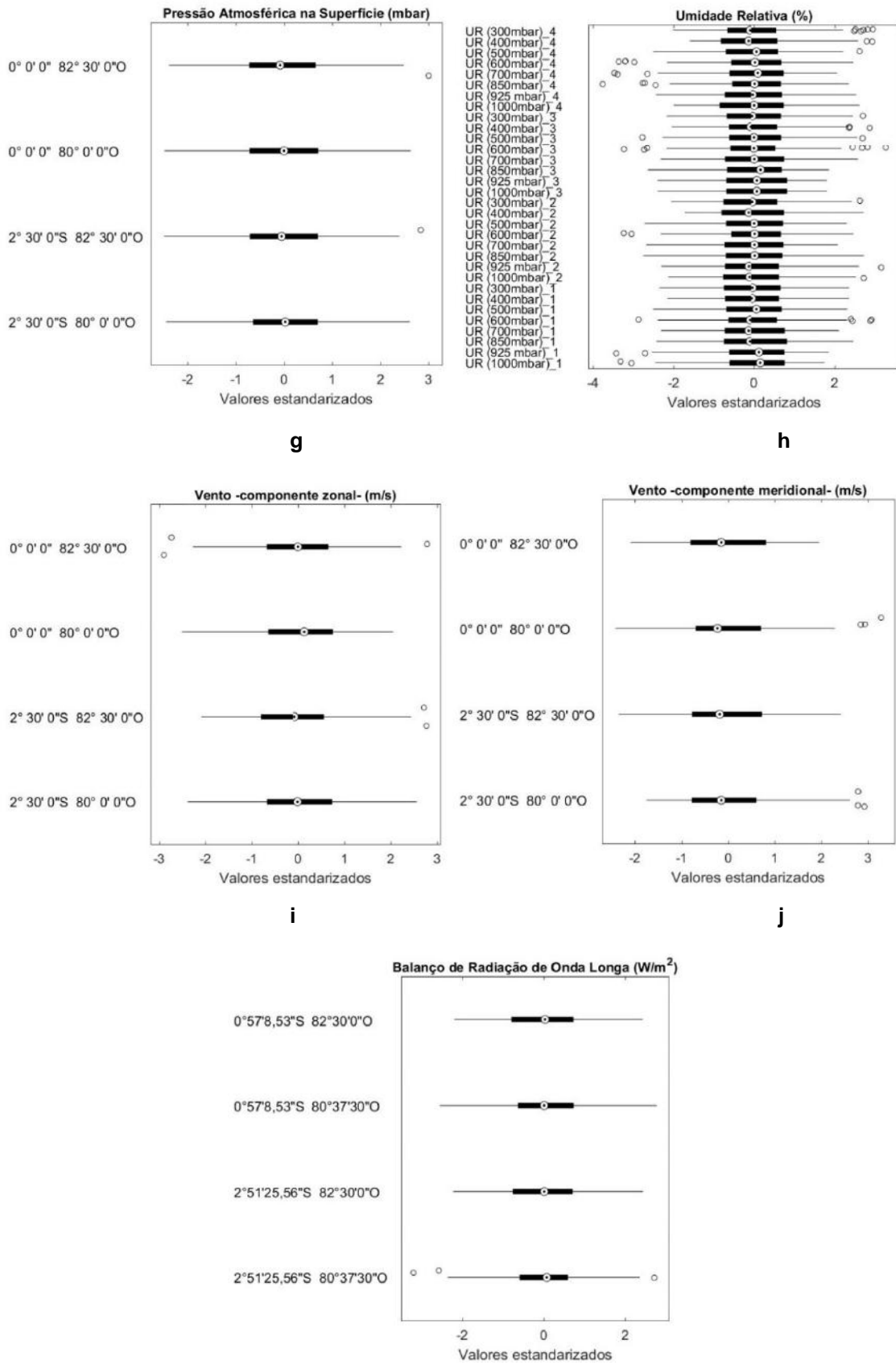


Figura 4-14. Diagramas de caixa das variáveis predictoras. a. Temperatura superficial do mar (°C), radiação de onda longa emergente (W/m²), índice de oscilação sul, oscilação Madden-Julian. b. Taxa de precipitação (Kg/m²/s). c. Taxa de precipitação convectiva

(Kg/m²/s). d. Fluxo de calor latente (W/m²). e. Água precipitável (Kg/m²). f. Temperatura do ar a dois metros (K). g. Pressão atmosférica na superfície (mbar). h. Umidade relativa (%). 1: 0° 0' 0" 80° 0' 0"O 2: 0° 0' 0" 82° 30' 0"O 3: 2° 30' 0"S 80° 0' 0"O 4: 2° 30' 0"S 82° 30' 0"O, i. Vento – componente zonal- (m/s), j. Vento –componente meridional (m/s), l. Balanço de radiação de onda longa (W/m²).

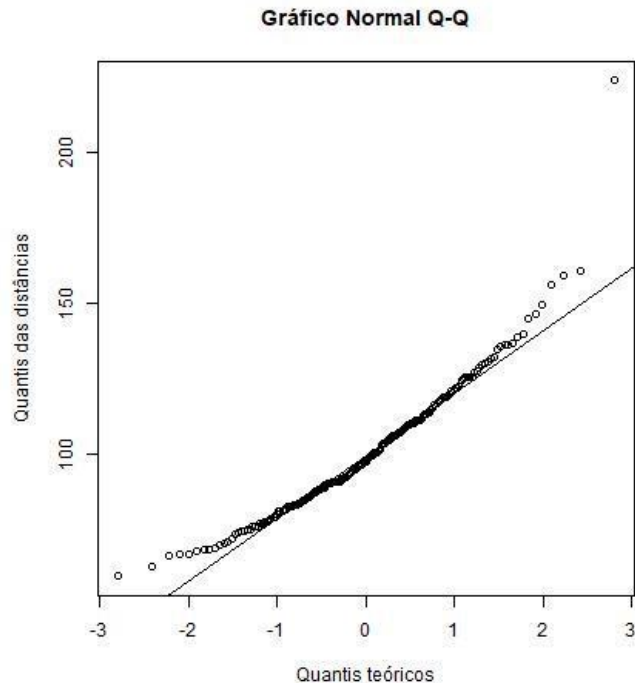


Figura 4-15. Gráfico normal quantil-quantil das distâncias de *Mahalanobis* dos registros das variáveis preditoras da estação de Portoviejo.

Identificação das variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação

Os registros foram analisados para determinar quais variáveis preditoras estariam mais correlacionadas com a precipitação, detalhadas na Tabela 4-17 para cada cenário, com as respectivas coordenadas (as tabelas **b - l** estão no apêndice, seção 9.5). As variáveis nesta tabela se apresentam repetidas em diferentes coeficientes de correlação devido ao fato que as correlações foram calculadas utilizando-se todos os pontos de dados distribuídos espacialmente em formato de matriz para as variáveis do *NCEP/NCAR*, sendo cada variável posicionada em diferentes coordenadas, mais detalhes do formato das variáveis preditoras na seção 4.1.2.1.

Das séries de precipitação analisadas, a que maior coeficiente de correlação apresentou foi a precipitação defasada sem valores extremos, com coeficiente máximo de 0,96 com 72 variáveis mais correlacionadas com a precipitação. A Tabela 4-17 mostra as variáveis preditoras e a sua correlação com as séries de precipitação analisadas. A pressão atmosférica foi a variável preditora com maior correlação para as séries de precipitação original, defasada, sem extremos, sem valores atípicos, defasado sem valores atípicos,

sem *El Niño* de intensidades extraordinária e forte. O vento meridional foi a variável com maior correlação para a precipitação sem tendência, sem tendência sem valores extremos, sem tendência sem valores atípicos, sem *El Niño* extraordinário e forte sem tendência. A temperatura do ar foi a variável preditora com maior correlação para a precipitação defasada sem extremos.

Com base na identificação das variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação, para cada série de precipitação foram feitas instâncias de cada teste, iniciando com uma variável preditora e nas seguintes instâncias incrementando-se o número de variáveis até a instância utilizando-se todas as variáveis preditoras selecionadas. Portanto, para cada teste foram obtidos um número de instâncias igual ao número de variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação. Seguidamente, para cada teste foi selecionada a instância de maior acurácia como representativa do teste, identificando-se o número de variáveis preditoras e o número de neurônios utilizados pela rede, cujos resultados são detalhados nos próximos itens.

Tabela 4-17. Variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação. a. série original de precipitação, b. série de precipitação sem tendência, c. série de precipitação defasada, d. série de precipitação sem valores extremos, e. série de precipitação sem valores atípicos, f. série de precipitação sem tendência sem valores extremos, g. série de precipitação sem tendência sem valores atípicos, h. série de precipitação defasada sem valores extremos, i. série de precipitação defasada sem valores atípicos, j. série de precipitação sem registros *El Niño* extraordinário e forte, l. série de precipitação sem registros *El Niño* extraordinário e forte sem tendência

a

Correlação	Variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação original ($p < 0,05$). 62 variáveis.	
	Variável preditora	Coordenadas
0,8-0,9	Pressão atmosférica	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Pressão atmosférica	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Pressão atmosférica	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Pressão atmosférica	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Vento meridional	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
0,7-0,8	Vento meridional	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Vento meridional	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Vento zonal	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Vento meridional	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Índice de oscilação sul	-
	Vento zonal	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"

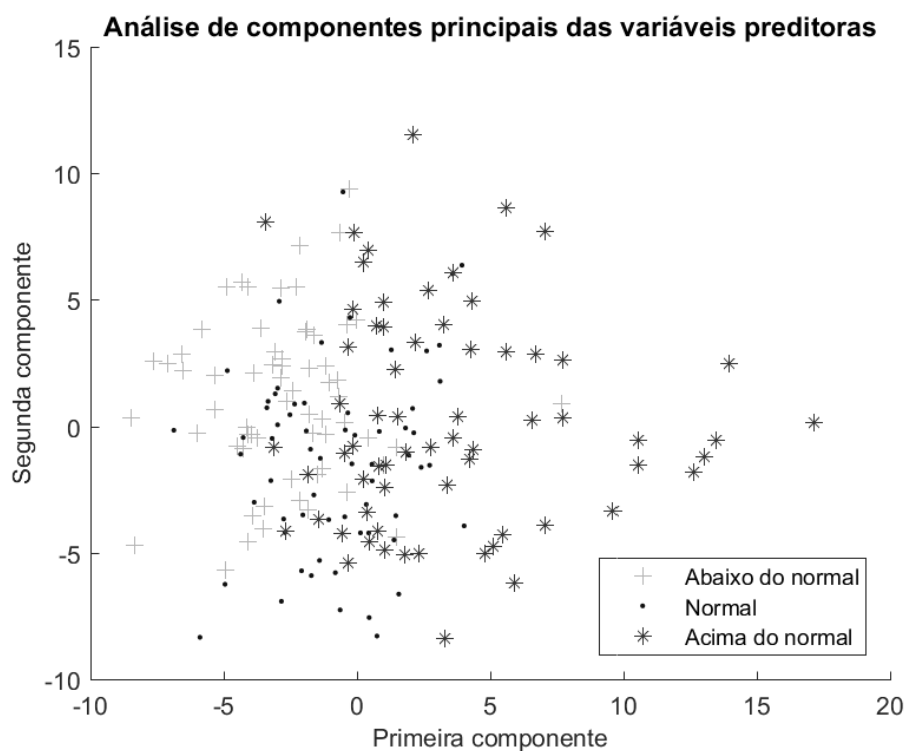
0,6-0,7	Vento zonal	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Oscilação <i>Madden-Julian</i>	-
	Umidade relativa 1000	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 1000	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Taxa de precipitação convectiva	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Taxa de precipitação convectiva	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Taxa de precipitação convectiva	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Taxa de precipitação	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Taxa de precipitação	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Taxa de precipitação convectiva	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
	Taxa de precipitação	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
	Taxa de precipitação	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Vento zonal	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Água precipitável	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Água precipitável	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
Temperatura do ar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"	
0,5-0,6	Fluxo de calor latente	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Umidade relativa 925	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 400	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Temperatura do ar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 1000	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Temperatura do ar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 400	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 850	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
0,4-0,5	Umidade relativa 850	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 600	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Fluxo de calor latente	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Umidade relativa 600	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 1000	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 500	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 400	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Temperatura do ar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	TSM NIÑO1+2	-
	Umidade relativa 600	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
Umidade relativa 600	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"	
Radiação líquida de onda longa	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S	
0,3-0,4	Radiação líquida de onda longa	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Umidade relativa 700	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 400	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Água precipitável	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
	Umidade relativa 850	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Fluxo de calor latente	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Umidade relativa 850	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Radiação líquida de onda longa	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
Água precipitável	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S	
0,2-0,3	Umidade relativa 300	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Radiação líquida de onda longa	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Radiação de onda longa emergente	-
	Umidade relativa 300	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
0,1-0,2	Fluxo de calor latente	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 700	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
0,1-0,2	Umidade relativa 700	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S

Os registros das variáveis predictoras foram analisados para identificar possíveis valores atípicos; foi identificado o registro de fevereiro de 2004 como valor anômalo, mesmo que foi eliminado.

Identificação e análise das componentes principais das variáveis preditoras

Análise de componentes principais foi aplicado aos registros das variáveis preditoras para reduzir a dimensionalidade e analisar se esta redução ajudaria a incrementar a exatidão das previsões.

Os gráficos de pontuação das duas e três primeiras componentes principais, ver Figura 4-16, indicam sobreposição das três classes, em que as chuvas normais se “misturam” com as chuvas abaixo e acima do normal, o que poderia dificultar a sua identificação. 95% da variância das variáveis preditoras são explicadas com as 17 primeiras componentes principais, que foram utilizadas como entrada à rede neural, ver Figura 4-17.



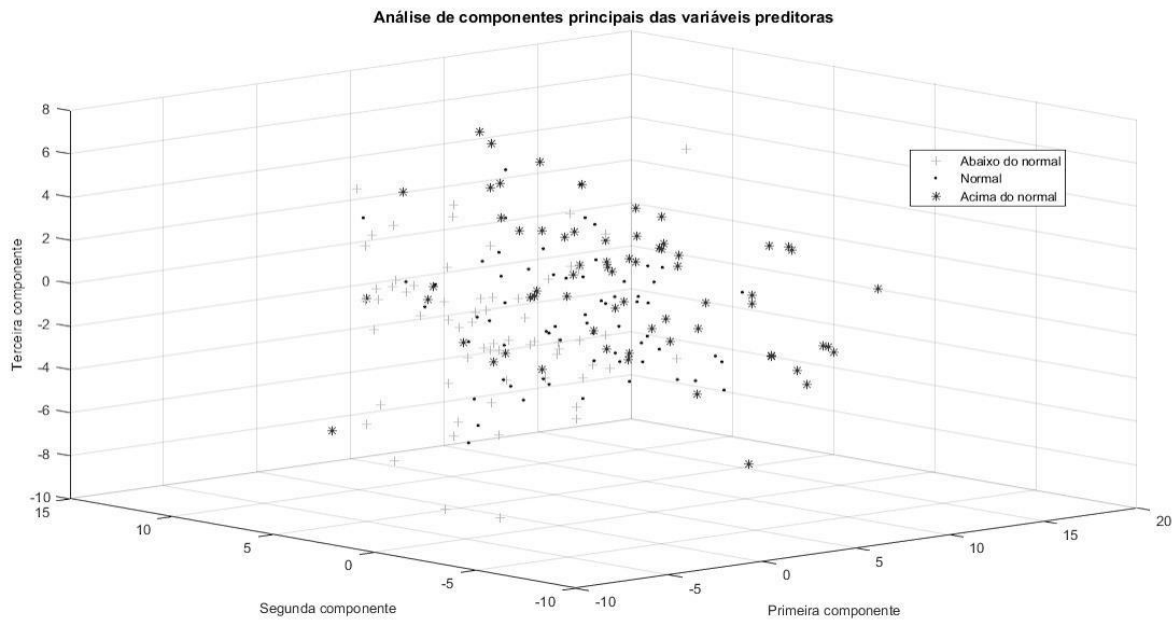


Figura 4-16. Gráfico de pontuação das duas e três primeiras componentes principais das variáveis predictoras.

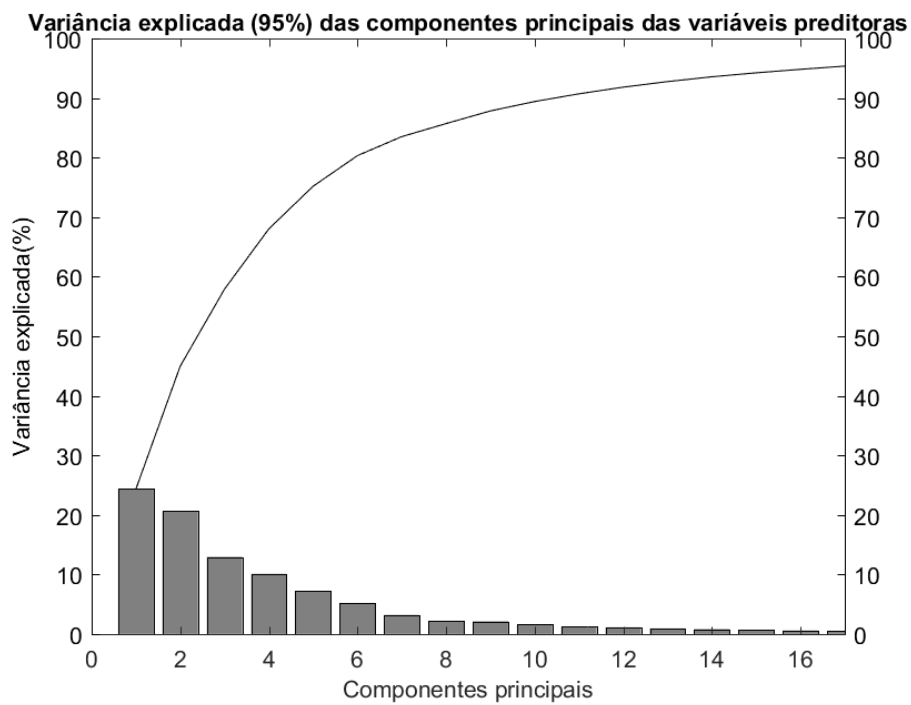


Figura 4-17. Componentes principais que explicam 95% da variância das variáveis predictoras.

Identificação das variáveis mais correlacionadas com a precipitação (utilizado nos testes com a rede neural recorrente)

Devido a que na configuração da programação da rede neural do tipo *LSTM* requer que as saídas estejam defasadas para o próximo tempo, foram calculadas as correlações do estado atual das variáveis predictoras com o próximo registro da precipitação.

As correlações calculadas em todas as estações foram baixas, sendo a máxima identificada de 0,47, ver Tabela 4-18, portanto, não foram feitos testes incrementando-se progressivamente as variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação como na seção 5.1, mas com todas as variáveis mais correlacionadas identificadas.

Tabela 4-18. Variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação do próximo mês. a. série original de precipitação. b. série de precipitação sem registros do evento *El Niño* extraordinário e forte.

a

Correlação	Variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação original ($p < 0,05$). 22 variáveis.	
	Variável preditora	Coordenadas
0,4-0,5	Temperatura do ar	0° 57' 8.53", 78° 45' 0"O
0,3-0,4	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8.53", 78° 45' 0"O
	Índice de oscilação sul	-
	Taxa de precipitação	0° 57' 8.53"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8.53"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8.53", 80° 37' 30"O
	Pressão atmosférica	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Fluxo de calor latente	0° 57' 8.53"S, 80° 37' 30"O
0,2-0,3	Umidade relativa 925 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8.53", 82° 30' 0"O
	Pressão atmosférica	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8.53", 80° 37' 30"O
	Umidade relativa 700 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Fluxo de calor latente	0° 57' 8.53"S, 82° 30' 0"O
	Fluxo de calor latente	0° 57' 8.53", 82° 30' 0"O
0,1-0,2	Oscilação <i>Madden-Julian</i>	-
	Fluxo de calor latente	0° 57' 8.53", 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8.53"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 925 mbar	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 850 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Umidade relativa 925 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Umidade relativa 300 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O

b

Correlação	Variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação sem registros de <i>El Niño</i> extraordinário e forte ($p < 0,05$). 42 variáveis.	
	Variável preditora	Coordenadas
0,4-0,5	Umidade relativa 500 mbar	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 925 mbar	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Pressão atmosférica	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
0,3-0,4	Pressão atmosférica	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 300 mbar	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 700 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O

	Umidade relativa 700 mbar	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 400 mbar	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Temperatura do ar	0° 57' 8.53", 80° 37' 30"O
	Umidade relativa 850 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Pressão atmosférica	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Pressão atmosférica	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Umidade relativa 925 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 925 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8.53", 80° 37' 30"O
0,2-0,3	Umidade relativa 850 mbar	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8.53"S, 82° 30' 0"O
	Fluxo de calor latente	0° 57' 8.53"S, 80° 37' 30"O
	Umidade relativa 700 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 400 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 850 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 600 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 1000 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8.53", 78° 45' 0"O
	Umidade relativa 400 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 500 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 700 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8.53"S, 80° 37' 30"O
0,1-0,2	Umidade relativa 600 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Temperatura do ar	0° 57' 8.53", 78° 45' 0"O
	Umidade relativa 1000 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 925 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8.53", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 300 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Temperatura do ar	0° 57' 8.53"S, 80° 37' 30"O
	Umidade relativa 1000 mbar	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Água precipitável	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Umidade relativa 600 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Pressão atmosférica	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 500 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 850 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 1000 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O

4.2.3 Análise das séries da estação meteorológica de Esmeraldas.

4.2.3.1 Série de precipitação.

A estação meteorológica de Esmeraldas está localizada na região litoral norte do Equador ao norte da cidade Esmeraldas, nas coordenadas 0° 59' 27" N, 79° 38' 46" O.

Na seção 0 e 2.1.2 estão detalhadas as características climáticas da região costeira do Equador.

Os dados foram entregues pelo *INOCAR*⁹ e correspondem à precipitação mensal no período de janeiro de 1975 até março de 2014, ver Figura 4-18. Mesmo a estação de Esmeraldas se localizando na região do litoral, esta apresenta um regime bimodal se iniciando um primeiro ciclo em dezembro-janeiro até maio-junho e um segundo ciclo em junho-julho até outubro-novembro. A série de precipitação mostra só quatro registros com precipitação zero, outubro de 1976, setembro e outubro de 2009, e junho de 2011, e somente 14% dos registros exibem chuvas de até 5 milímetros. Este comportamento relata um padrão diferente aos casos das estações de Guayaquil e Portoviejo, em que o regime é unimodal e em que foram identificados vários valores de precipitações com zero milímetros.

Os valores mais altos de precipitação são observados em anos com manifestação de *El Niño* de intensidade extraordinária (índice ONI), anos 1983 e 1998; e em 1976 com *El Niño* de intensidade fraca e *La Niña* de intensidade forte.

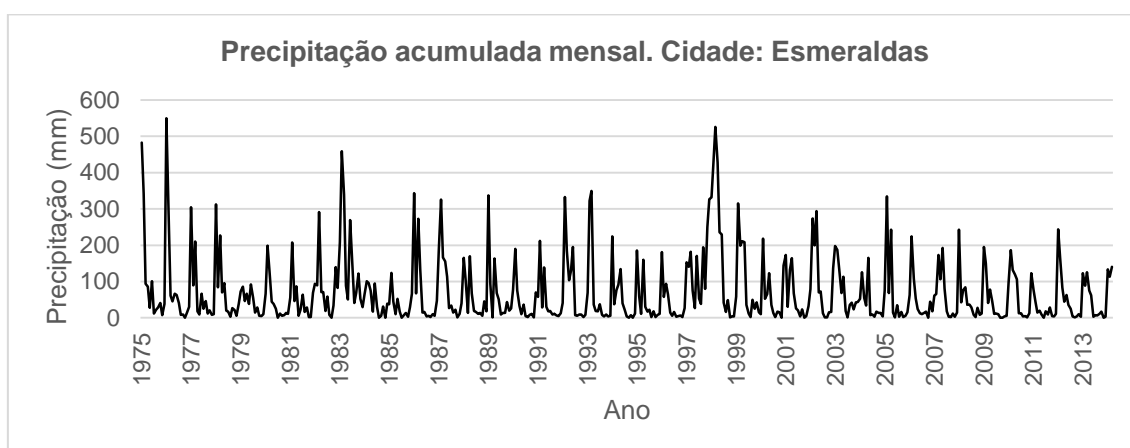


Figura 4-18. Precipitação acumulada mensal da cidade de Esmeraldas. Período janeiro 1975 – março 2014. Fonte: INOCAR.

A estatística básica da estação de Esmeraldas, ver Tabela 4-19, não indica valores ausentes e mostra valores mínimos de precipitação de 0 milímetros. O primeiro quartil é de 10,4 milímetros, apontando um comportamento diferente que Guayaquil e Portoviejo, com menor quantidade de valores baixos de precipitação, que pode ser observado no histograma da Figura 4-19 com poucos registros com zero milímetros. A mediana e média se mostram afastadas, sugerindo dispersão entre os valores mínimos

⁹ Instituto Oceanográfico do Equador

e máximos da série, que é evidente nos valores do terceiro quartil e no valor máximo. A medida do desvio padrão sumariza este comportamento.

Tabela 4-19. Estatística básica da série de precipitação da cidade de Esmeraldas.

Valores ausentes	Valor mínimo	Primeiro quartil	Mediana	Média	Terceiro quartil	Valor máximo	Desvio padrão
0	0	10,4	33,6	69,89	88,8	549,4	91,9

Assim como nos casos das estações de Guaiquil e Portoviejo devido ao fato de que a variável preditora Oscilação *Madden-Julian* tem registros a partir do ano de 1978, não foram utilizados os dados de precipitação dos anos 1975 a 1977.

Nos casos de Guaiquil e Portoviejo foram selecionados os meses da época úmida para realizar os testes por causa da alta quantidade de chuvas com poucos milímetros na época seca. Ainda que a série de Esmeraldas apresentou menor quantidade de chuvas com zero ou poucos milímetros, foram selecionados os mesmos meses da época úmida por ser nesse período que acontece o principal ciclo de precipitação, e para fins comparativos com os resultados de Guaiquil e Portoviejo.

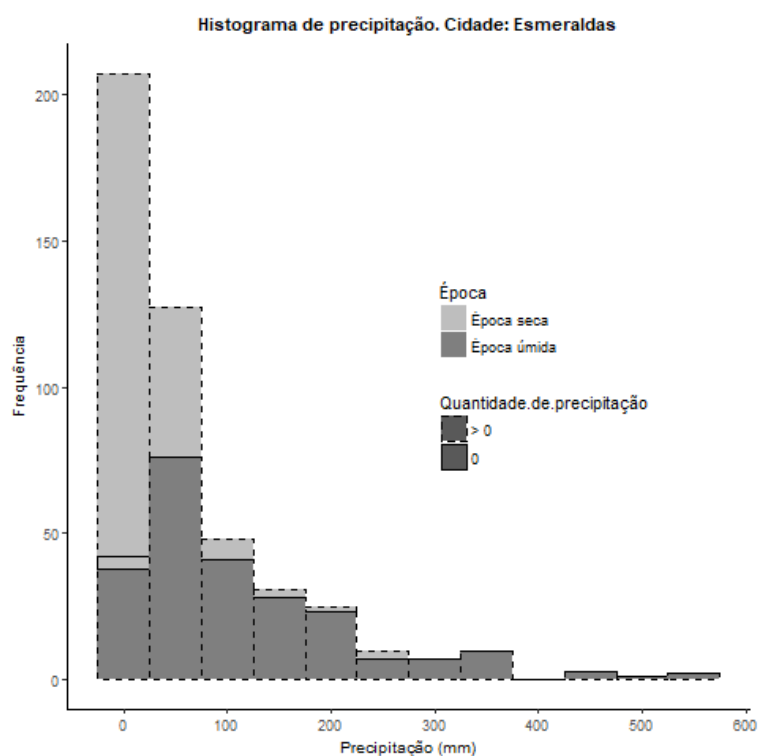


Figura 4-19. Histograma da série de precipitação mensal. Cidade: Guaiquil. Período: janeiro 1975 – março 2014.

Identificação dos registros com valores atípicos e os correspondentes ao evento El Niño de intensidade extraordinária e forte

Valores atípicos da série de precipitação original

Os registros correspondentes aos valores atípicos da precipitação, ver Tabela 4-20, foram eliminados e em seguida foram recalculados os níveis de precipitação.

Tabela 4-20. Valores atípicos identificados na série original de precipitação. Estação Esmeraldas.

Ano - mês	Valor atípico (mm)
1983 – 02	458,6
1998 – 02	427
1998 – 03	526
1998 – 04	427

Valores atípicos da série de precipitação sem tendência

A série de precipitação sem tendência apresentou os valores atípicos expostos na Tabela 4-21, valores que foram eliminados e em seguida foram recalculados os níveis de precipitação.

Tabela 4-21. Valores atípicos identificados na série de precipitação sem tendência. Estação Esmeraldas

Ano - mês	Valor atípico (mm)
1983 – 02	343,59
1993 – 03	237,64
1998 – 02	316,19
1998 – 03	415,24
1998 – 04	317,19

Valores atípicos da série de precipitação defasada

Os valores identificados como atípicos da série defasada de precipitação estão expostos na Tabela 4-22, os quais foram eliminados e em seguida foram recalculados os níveis de precipitação.

Tabela 4-22. Valores atípicos identificados na série de precipitação defasada. Estação Esmeraldas.

Ano - mês	Valor atípico (mm)
1983 – 01	458,6
1998 – 01	427
1998 – 02	526
1998 – 03	427,9

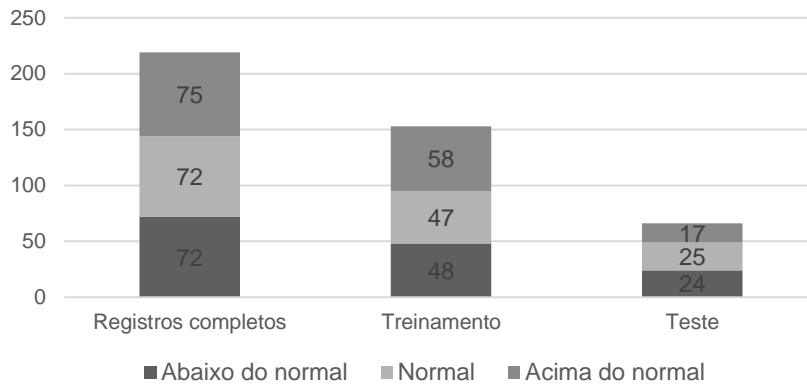
Registros com evento El Niño de intensidade extraordinária e forte.

Registros dos anos com manifestação do evento *El Niño* de intensidade extraordinária (1982, 1983, 1997 e 1998), e de intensidade forte (1987 e 1992) foram eliminados e em seguida recalculados os níveis de precipitação. Os níveis de precipitação com a eliminação dos registros *El Niño* com e sem tendência não mudaram, portanto, os resultados da previsão mantiveram-se nos dois testes.

Categorização da série de precipitação em níveis de precipitação

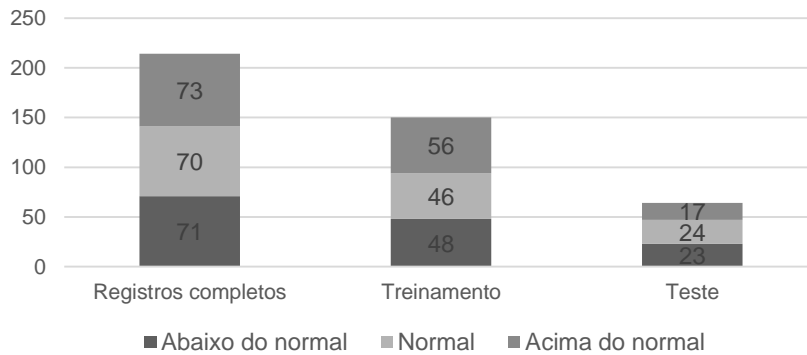
Com o objetivo de conservar a correspondência entre as previsões climáticas atualmente feitas no Equador de chuvas acima do normal, normal e abaixo do normal, ver seção 2.1.3, a série de precipitação foi categorizada nestes três níveis com base no cálculo de tercils, sendo o primeiro tercil identificado como chuvas abaixo do normal, o segundo tercil como chuvas normais e o terceiro tercil como chuvas acima do normal. Na Figura 4-20 são apresentadas a distribuição das categorias da precipitação nos conjuntos de treinamento e teste para os casos em que foram ensaiados os diferentes esquemas de redes neurais: níveis da precipitação da série original, níveis da precipitação sem valores atípicos e níveis de precipitação sem registros do evento *El Niño* extraordinário e forte. Nos registros completos observa-se homogeneidade nas categorias, como consequência do uso de terciles para defini-las. Os conjuntos de treinamento e de teste foram selecionados extraíndo 70% e 30% dos registros completos sequencialmente, contendo os registros de treinamento (dos conjuntos da precipitação original e da precipitação sem valores atípicos) entre 17% e 19% mais registros que as outras classes.

Distribuição das categorias da precipitação da série original de precipitação. Cidade: Esmeraldas.



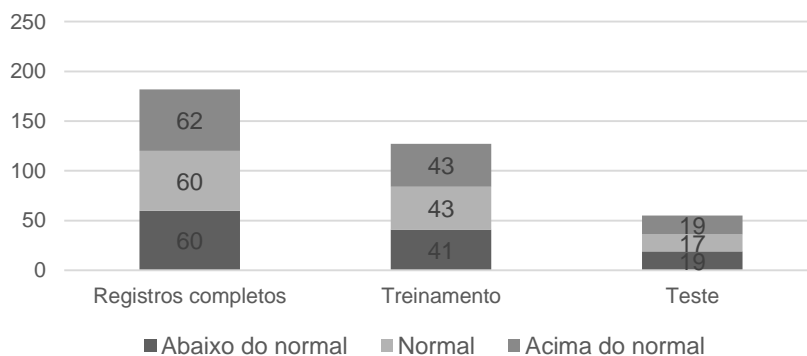
a

Distribuição das categorias da precipitação da série de precipitação sem valores atípicos. Cidade: Esmeraldas.



b

Distribuição das categorias da precipitação da série de precipitação sem registros de El Niño extraordinário e forte. Cidade: Esmeraldas.



c

Figura 4-20. Distribuição das categorias de precipitação abaixo do normal, normal e acima do normal para a. série original de precipitação. b. série de precipitação sem valores atípicos, e c. série de precipitação sem registros de *El Niño* extraordinário e forte. Cidade: Esmeraldas.

4.2.3.2 Séries preditoras

Foram utilizadas quatro fontes de dados para construir o conjunto das variáveis preditoras, segundo explicação da seção 4.1.2. As variáveis preditoras foram selecionadas segundo a sua proximidade e influência para a geração de chuvas na estação Esmeraldas, ver Figura 4-21. 86 variáveis do *NCEP/NCAR*, 4 do *CDC* e 3 da estação meteorológica do *INOCAR* conformaram as 93 variáveis preditoras, cujas localidades estão apresentadas na Figura 4-21.

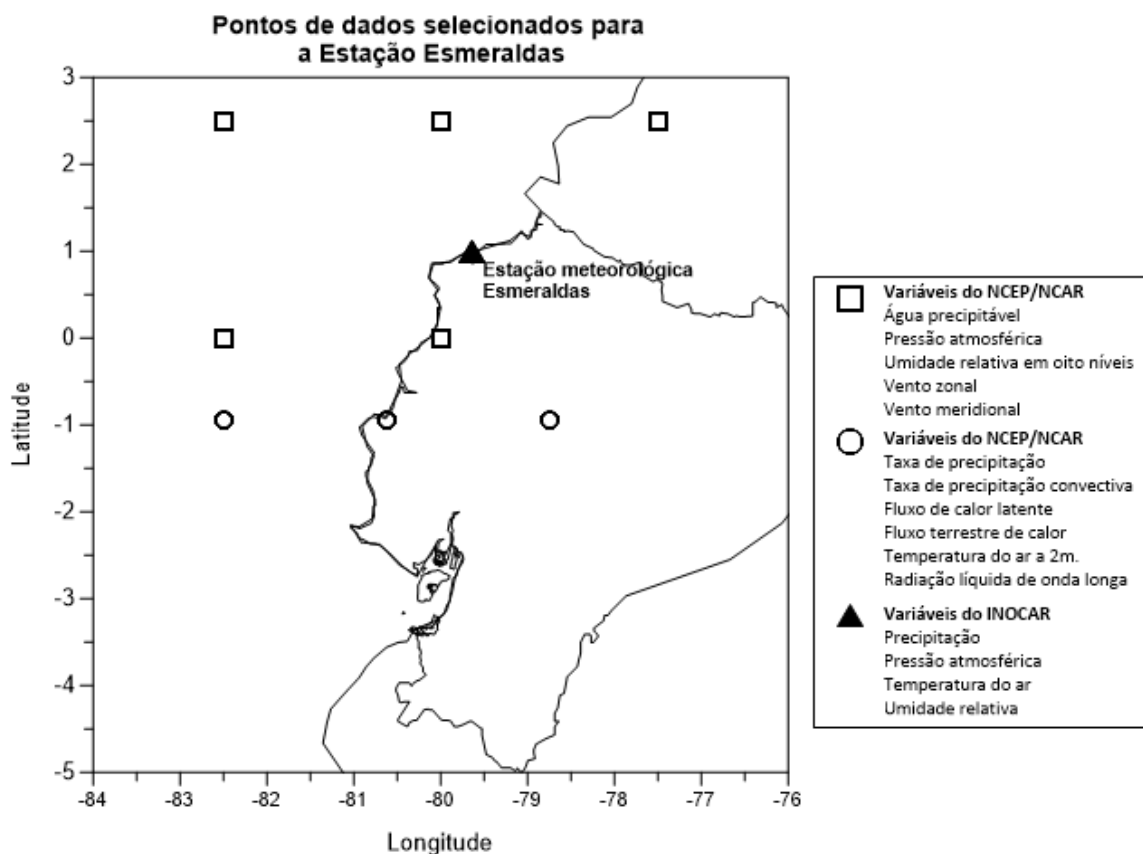
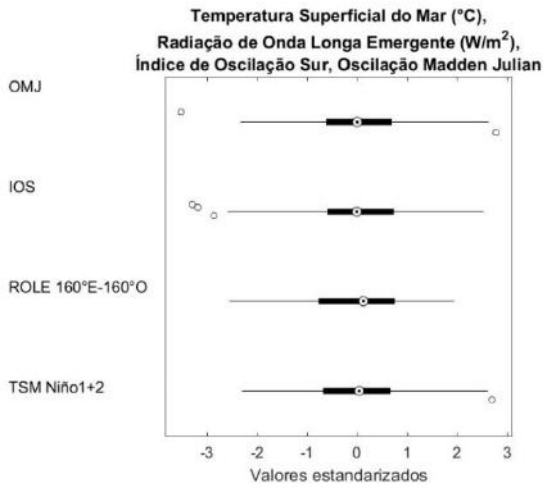
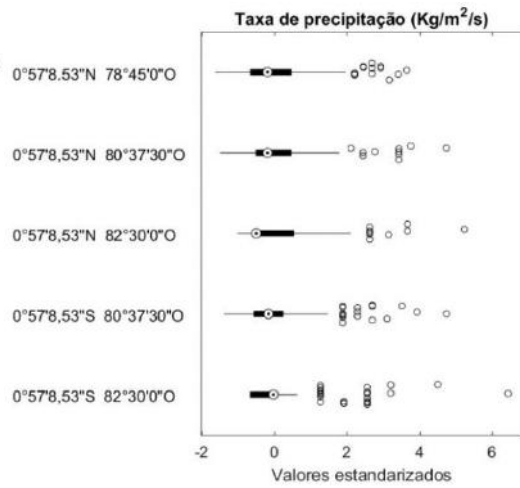


Figura 4-21. Pontos de dados das variáveis preditoras do *NCEP/NCAR* e do *INOCAR* utilizadas para previsão de chuvas da estação de Esmeraldas.

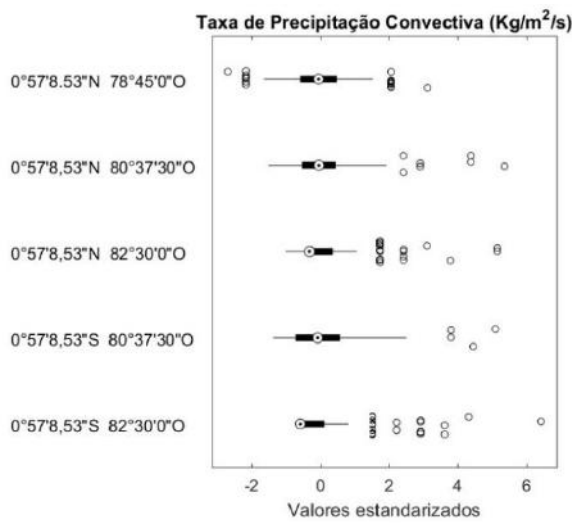
Gráficos de caixa de cada variável preditora são mostrados na Figura 4-22, indicando o número de pontos utilizados. A maior parte das variáveis apresenta valores atípicos, mas para identificar os valores atípicos em conjunto (problema multivariado) foi utilizada o esquema detalhado na metodologia, seção 3.1. Foi detectado um único valor anômalo calculando-se as distâncias de *Mahalanobis* dos registros, e identificando-o com o método ESD (*Extreme Studentized Deviate*), mostrado na Figura 4-23, e correspondente a fevereiro de 2004. O registro correspondente foi eliminado dos testes realizados.



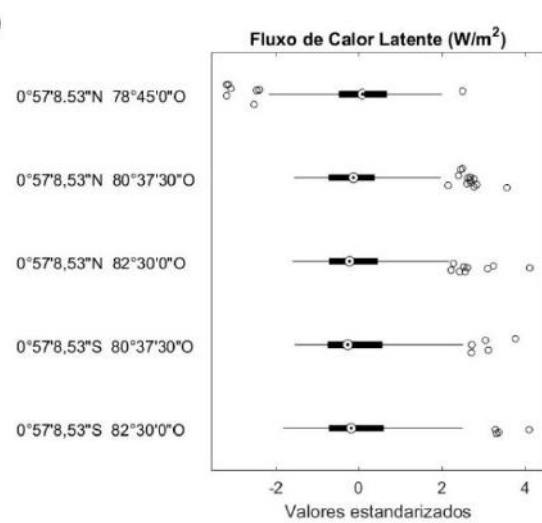
a



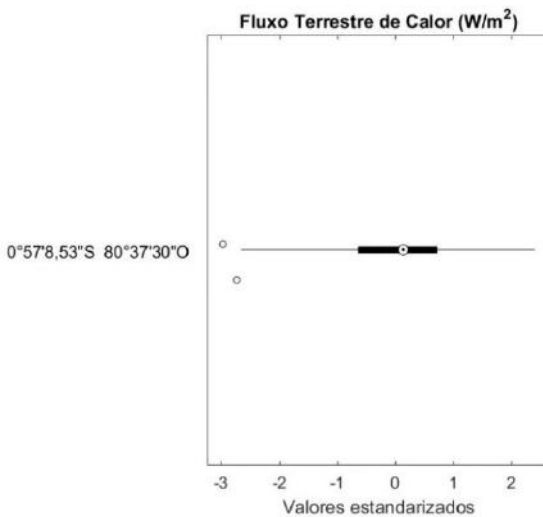
b



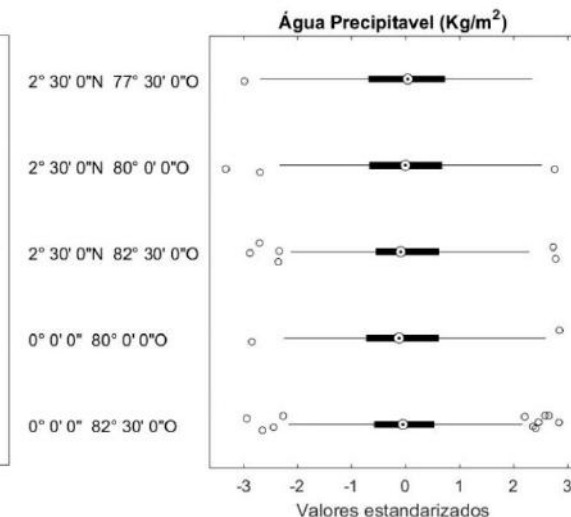
c



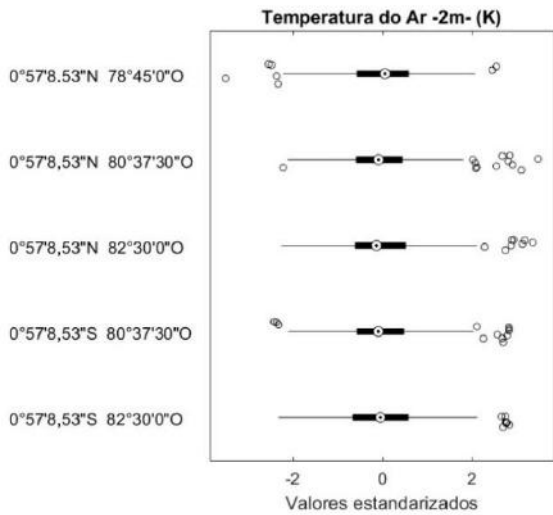
d



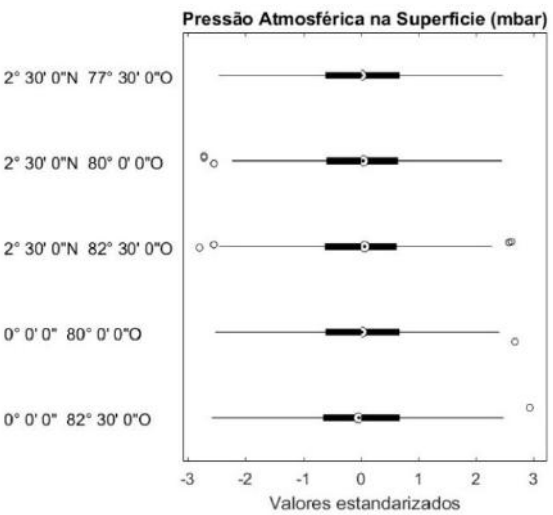
e



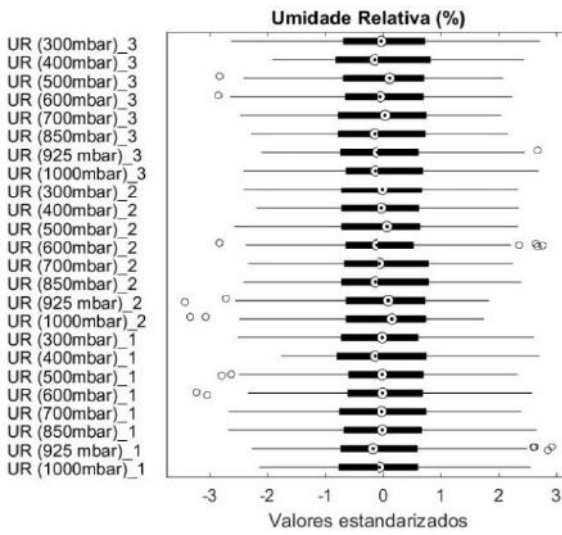
f



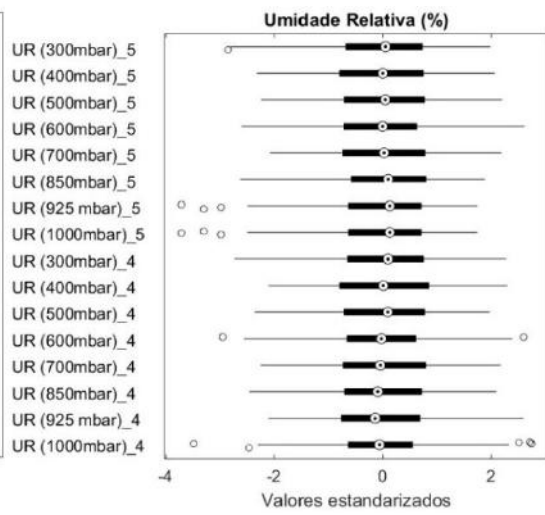
g



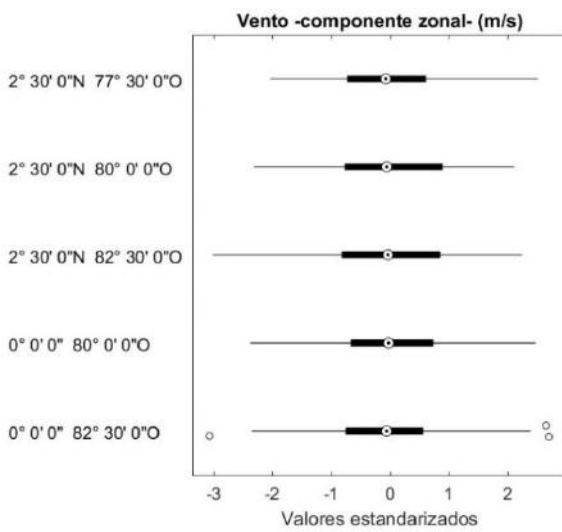
h



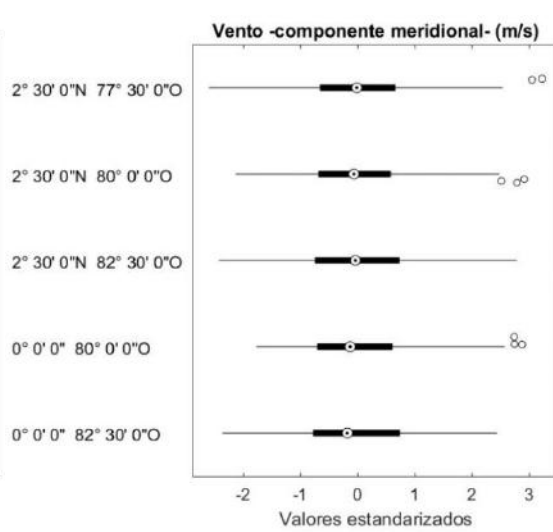
i



j



l



m

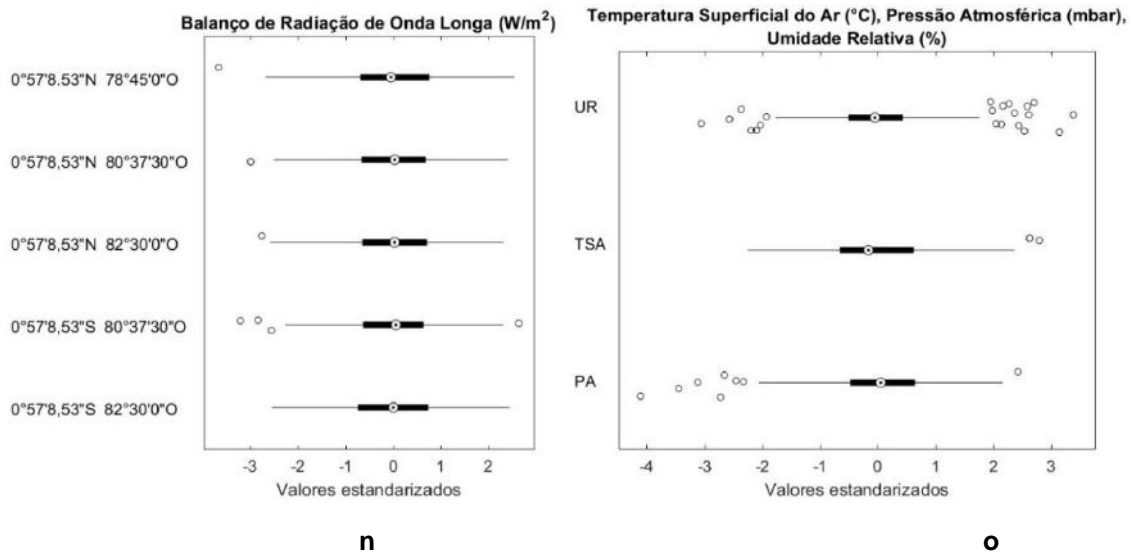


Figura 4-22. Diagramas de caixa das variáveis predictoras. a. Temperatura superficial do mar ($^{\circ}C$), radiação de onda longa emergente (W/m^2), índice de oscilação sul, oscilação *Madden-Julian*. b. Taxa de precipitação ($Kg/m^2/s$). c. Taxa de precipitação convectiva ($Kg/m^2/s$). d. Fluxo de calor latente (W/m^2). e. Fluxo terrestre de calor (W/m^2). f. Água precipitável (Kg/m^2). g. Temperatura do ar a dois metros (K). h. Pressão atmosférica na superfície (mbar). i. Umidade relativa (%) 1: 2° 30' 0"N 77° 30' 0". 2: 2° 30' 0"N 80° 0' 0". 3: 2° 30' 0"N 82° 30' 0". J. Umidade relativa (%) 4: 0° 0' 0" 80° 0' 0"O. 5: 0° 0' 0" 82° 30' 0"O, l. Vento – componente zonal- (m/s), m. Vento –componente meridional (m/s), n. Balanço de radiação de onda longa (W/m^2), o. Temperatura superficial do ar ($^{\circ}C$), pressão atmosférica (mbar), umidade relativa (%) na estação meteorológica de Esmeraldas (*INOCAR*).

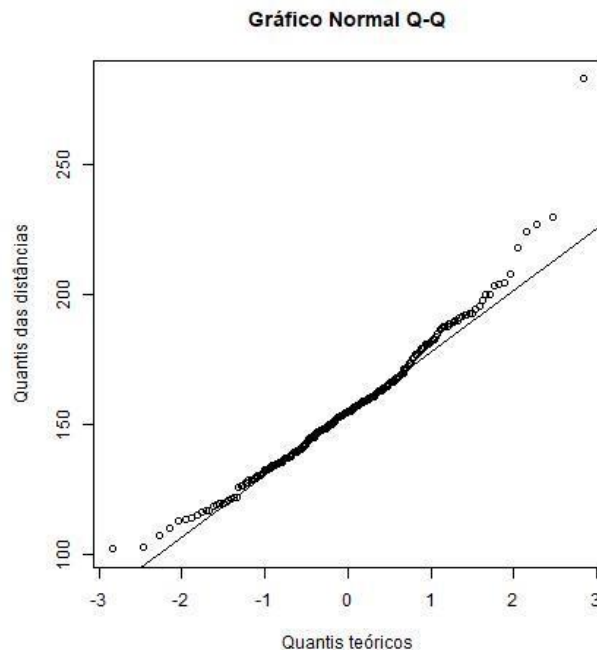


Figura 4-23. Gráfico normal quantil-quantil das distâncias de *Mahalanobis* dos registros das variáveis predictoras da estação de Esmeraldas.

Identificação das variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação

Os testes nesta seção foram feitos incrementando-se progressivamente o número de variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação. Os três primeiros testes foram executados com base em todos os registros das variáveis preditoras, e nos cinco restantes foi eliminado o registro correspondente a fevereiro de 2004, identificado como atípico, mais detalhes na seção 4.2.3.2. Os registros foram analisados para determinar quais variáveis preditoras estariam mais correlacionadas com a precipitação, detalhadas na Tabela 4-23 para cada cenário, com as respectivas coordenadas (as tabelas **b – h** estão no apêndice, seção 9.6). As variáveis nesta tabela se apresentam repetidas em diferentes coeficientes de correlação devido ao fato que as correlações foram calculadas utilizando-se todos os pontos de dados distribuídos espacialmente em formato de matriz para as variáveis do *NCEP/NCAR*, sendo cada variável posicionada em diferentes coordenadas, mais detalhes do formato das variáveis preditoras na seção 4.1.2.1.

A série de precipitação defasada teve o maior coeficiente de correlação, de 0,9. As séries de precipitação sem tendência, sem tendência sem valores atípicos, e sem *El Niño* de intensidades extraordinária e forte sem tendência tiveram coeficientes menores, com coeficiente máximo de 0,72.

A pressão atmosférica foi a variável com maior coeficiente de correlação para as séries de precipitação original, defasada, sem valores atípicos, defasada sem valores atípicos, sem registros *El Niño* de intensidades extraordinário e forte. O vento zonal, vento meridional e água precipitável foram as variáveis com maior correlação para as séries de precipitação sem tendência, sem tendência sem valores atípicos e sem registros *El Niño* extraordinário e forte.

Com base na identificação das variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação, para cada série de precipitação foram feitas instâncias de cada teste, iniciando com uma variável preditora e nas seguintes instâncias incrementando-se o número de variáveis até a instância utilizando-se todas as variáveis preditoras selecionadas. Portanto, para cada teste foram obtidos um número de instâncias igual ao número de variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação. Seguidamente, para cada teste foi selecionada a instância de maior acurácia como representativa do teste, identificando-se o número de variáveis preditoras e o número de neurônios utilizados pela rede e cujos resultados são detalhados nos próximos itens.

Tabela 4-23. Variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação para a série original, série sem tendência e série defasada. Estação Esmeraldas

a

Correlação	Variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação original ($\rho < 0,05$). 73 variáveis.	
	Variável preditora	Coordenadas
0,8-0,9	Pressão atmosférica	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Pressão atmosférica	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Pressão atmosférica	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Pressão atmosférica	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Pressão atmosférica	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Pressão atmosférica na estação Esmeraldas	0° 59' 27" N, 79° 38' 46" O
0,6-0,7	Vento meridional	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Vento meridional	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Vento meridional	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Vento zonal	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
0,5-0,6	Vento zonal	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Água precipitável	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Umidade relativa 850 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Umidade relativa 700 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Temperatura do ar	0° 57' 8,53", 78° 45' 0"O
	Vento meridional	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 1000 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Umidade relativa 925 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Índice de oscilação sul	-
	Vento zonal	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
0,4-0,5	Fluxo terrestre de calor	0° 57' 8,53", 78° 45' 0"O
	Umidade relativa 600 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Umidade relativa 700 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Vento zonal	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Temperatura do ar	0° 57' 8,53", 80° 37' 30"O
	Vento zonal	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 850 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 1000 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Oscilação <i>Madden-Julian</i>	-
	Umidade relativa 700 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 1000 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 600 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Vento meridional	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Umidade relativa 925 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	0,3-0,4	Umidade relativa 600 mbar
Temperatura do ar		0° 57' 8,53", 82° 30' 0"O
Temperatura do ar		0° 57' 8,53"S, 80° 37' 30"O
Água precipitável		2° 30' 0", 80° 0' 0"O
Taxa de precipitação		0° 57' 8,53", 78° 45' 0"O
Taxa de precipitação convectiva		0° 57' 8,53", 78° 45' 0"O
Taxa de precipitação		0° 57' 8,53", 82° 30' 0"O
Taxa de precipitação convectiva		0° 57' 8,53", 82° 30' 0"O
Taxa de precipitação convectiva		0° 57' 8,53"S, 80° 37' 30"O
Taxa de precipitação convectiva		0° 57' 8,53"S, 82° 30' 0"O
Taxa de precipitação		0° 57' 8,53", 80° 37' 30"O
Taxa de precipitação convectiva		0° 57' 8,53"S, 82° 30' 0"O
Taxa de precipitação convectiva		0° 57' 8,53", 80° 37' 30"O
Taxa de precipitação		0° 57' 8,53"S, 80° 37' 30"O
Temperatura do ar na estação Esmeraldas		0° 59' 27" N, 79° 38' 46" O
Radiação líquida de onda longa	0° 57' 8,532", 80° 37' 30"O	

	Radiação líquida de onda longa	0° 57' 8,532", 78° 45' 0"O
	Umidade relativa 600 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 700 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 1000 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Radiação líquida de onda longa	0° 57' 8,532", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 700 mbar	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 925 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
0,2-0,3	Temperatura do ar	0° 57' 8,53"S, 82° 30' 0"O
	Fluxo de calor latente	0° 57' 8,53"S, 80° 37' 30"O
	Umidade relativa 850 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Água precipitável	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 600 mbar	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 850 mbar	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Radiação de onda longa emergente	-
	Umidade relativa 500 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Fluxo de calor latente	0° 57' 8,53"S, 82° 30' 0"O
0,1-0,2	Umidade relativa 400 mbar	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 850 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 300 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Fluxo de calor latente	0° 57' 8,53", 82° 30' 0"O
	Água precipitável	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Radiação líquida de onda longa	0° 57' 8,532"S, 80° 37' 30"O
	Fluxo de calor latente	0° 57' 8,53", 78° 45' 0"O

Identificação e análise das componentes principais das variáveis preditoras

A análise de componentes principais aplicado às variáveis preditoras evidencia, nos gráficos de pontuação da Figura 4-24 que a nuvem das classes normais de precipitação se localizam entre a confluência das classes abaixo e acima do normal, pelo que a sua identificação pelo classificador teria alguma dificuldade. 21 componentes principais explicam até 95% da variância dos preditores, componentes que foram utilizados como entrada na rede neural, ver Figura 4-25.

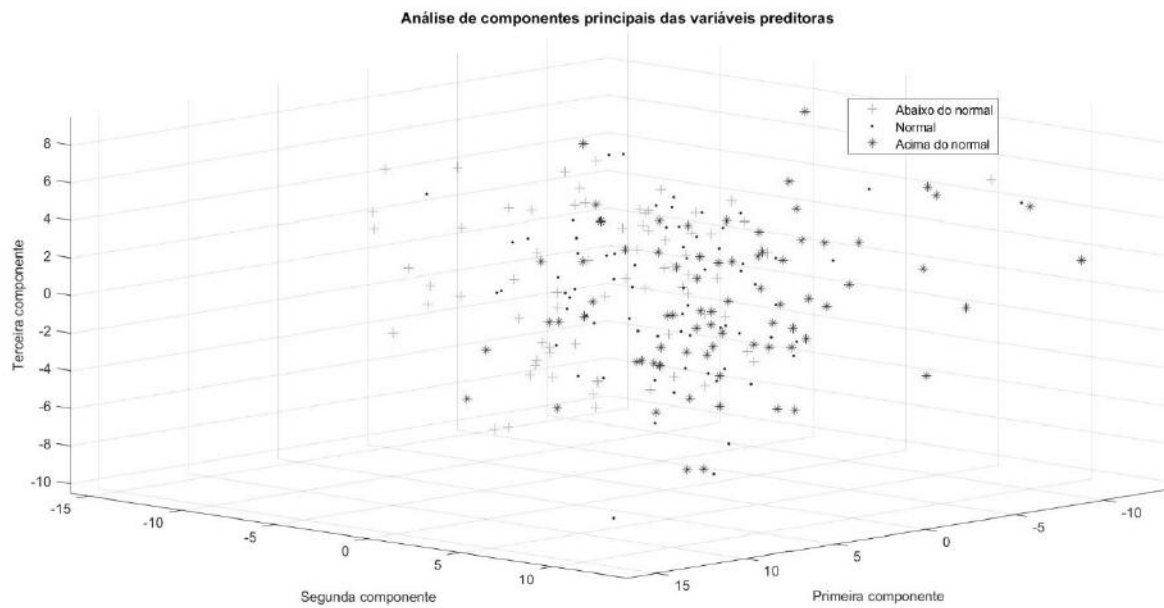
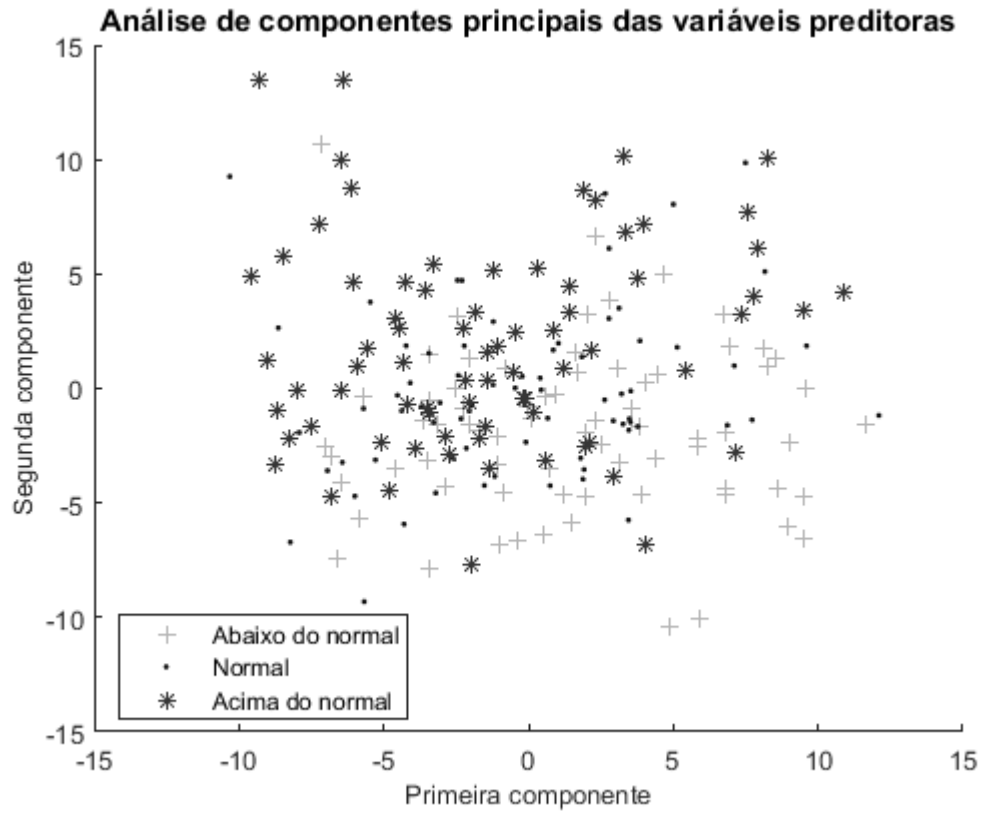


Figura 4-24. Gráfico de pontuação das duas e três primeiras componentes principais das variáveis preditoras.

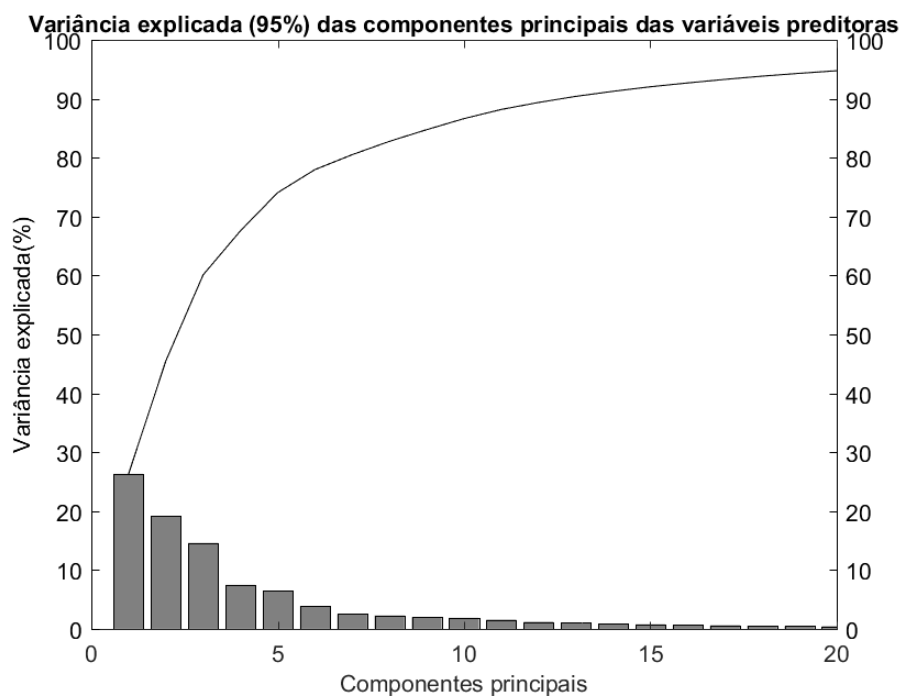


Figura 4-25. Componentes principais que explicam 95% da variância das variáveis predictoras.

Identificação das variáveis mais correlacionadas com a precipitação (utilizado nos testes com a rede neural recorrente)

Devido a que na configuração da programação da rede neural do tipo *LSTM* requer que as saídas estejam defasadas para o próximo tempo, foram calculadas as correlações do estado atual das variáveis predictoras com o próximo registro da precipitação.

As correlações calculadas em todas as estações foram baixas, sendo a máxima identificada de 0,43, ver Tabela 4-24, portanto, não foram feitos testes incrementando-se progressivamente as variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação como na seção 5.1, mas com todas as variáveis mais correlacionadas identificadas.

Tabela 4-24. Variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação do próximo mês. a. série da precipitação original, b. série da precipitação sem valores atípicos.

a

Correlação	Variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação original ($p < 0,05$). 32 variáveis.	
	Variável predictor	Coordenadas
0,4-0,5	Umidade relativa 1000 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Fluxo de calor latente	0° 57' 8.53", 78° 45' 0"O
0,3-0,4	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8.53", 78° 45' 0"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8.53", 78° 45' 0"O
	Fluxo de calor latente	0° 57' 8.53", 82° 30' 0"O
	Fluxo de calor latente	0° 57' 8.53", 80° 37' 30"O
	Umidade relativa 925 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O

	Taxa de precipitação	0° 57' 8.53", 82° 30' 0"O
	Fluxo de calor latente	0° 57' 8.53"S, 80° 37' 30"O
	Água precipitável	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
0,2-0,3	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8.53", 82° 30' 0"O
	Índice de oscilação sul	-
	Vento zonal	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Água precipitável	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 925 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8.53"S, 80° 37' 30"O
	Umidade relativa 850 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Água precipitável	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Água precipitável	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Umidade relativa 925 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Vento zonal	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Fluxo de calor latente	0° 57' 8.53"S, 82° 30' 0"O
	Temperatura do ar na estação Esmeraldas	0° 59' 27" N, 79° 38' 46" O
	Água precipitável	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8.53"S, 80° 37' 30"O
0,1-0,2	Umidade relativa 850 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 850 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 1000 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Temperatura do ar	0° 57' 8.53"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8.53", 80° 37' 30"O
	Temperatura do ar	0° 57' 8.53", 82° 30' 0"O
	Vento meridional	2° 30' 0", 80° 0' 0"O

b

Correlação	Variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação sem valores atípicos (p<0,05). 24 variáveis.	
	Variável predictoras	Coordenadas
0,3-0,4	Fluxo de calor latente	0° 57' 8.53", 78° 45' 0"O
	Umidade relativa 1000 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Fluxo de calor latente	0° 57' 8.53", 82° 30' 0"O
	Vento zonal	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Fluxo de calor latente	0° 57' 8.53"S, 80° 37' 30"O
0,2-0,3	Vento zonal	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Umidade relativa 925 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Vento zonal	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 850 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 925 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 925 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Fluxo de calor latente	0° 57' 8.53", 80° 37' 30"O
	Fluxo de calor latente	0° 57' 8.53"S, 82° 30' 0"O
	Vento zonal	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Vento meridional	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 850 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Vento meridional	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8.53", 82° 30' 0"O

0,1-0,2	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8.53", 78° 45' 0"O
	Umidade relativa 1000 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8.53", 78° 45' 0"O
	Água precipitável	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Água precipitável	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 300 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Vento meridional	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8.53", 82° 30' 0"O
	Índice de oscilação sul	-

5 Resultados

Quatro grupos de testes foram aplicados sobre as séries de precipitação manipuladas: previsão baseada numa rede neural de configuração fixa, previsão com base em ensembles de redes neurais, previsão utilizando-se redes neurais multicamadas e redes neurais recorrentes. Mais detalhes sobre a metodologia utilizada em cada grupo se encontra no Capítulo 3.

5.1 Previsões usando redes neurais de configuração fixa

O grupo de testes para a previsão de níveis de precipitação com redes neurais de configuração fixa consistiu em utilizar-se uma mesma configuração de rede neural para todos os testes de cada estação meteorológica analisada. Três subgrupos de testes foram utilizados, cada um com os cenários detalhados na seção 3.1, modificando-se a série de precipitação e calculando-se os correspondentes níveis de precipitação:

- Previsão dos níveis de precipitação utilizando-se todas as variáveis preditoras.
- Previsão dos níveis de precipitação identificando-se variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação.
- Previsão dos níveis de precipitação aplicando-se análise de componentes principais, com base nos cenários 1, 2 e 3.

5.1.1 Estação Guaiaquil

A previsão da precipitação nos níveis abaixo do normal, normal e acima do normal na estação da cidade de Guaiaquil foi baseada em setenta e quatro variáveis preditoras, detalhadas na seção 4.2.1.2, e em registros de precipitação como variáveis de desfecho do período a partir de janeiro de 1978 até março de 2014, detalhados na seção 4.2.1.1. Nesta estação não foram identificados valores extremos na série da precipitação (valores maiores que 3 vezes a amplitude interquartil), e sim valores atípicos (valores maiores que 1,5 vez a amplitude interquartil). O objetivo da eliminação dos valores atípicos foi analisar o impacto dos valores anômalos na previsão da precipitação.

5.1.1.1 *Previsão dos níveis de precipitação utilizando-se todas as variáveis preditoras*

Oito testes foram realizados utilizando-se cenários 1, 2, 3, 5, 7, 9, 10 e 11, ver a descrição dos cenários na seção 3.1. Os três primeiros testes foram executados com todos os registros das variáveis preditoras, e nos cinco restantes foi eliminado um valor atípico nos registros destas variáveis correspondente a fevereiro de 2004, mais detalhes na seção 4.2.1.2.

A Tabela 5-1 apresenta os valores da acurácia, número de neurônios, sensibilidade, especificidade, precisão e áreas abaixo da curva dos testes para cada cenário. Os detalhes de cada teste estão apresentados na seção 9.1.1.1.

Tabela 5-1. Resultados dos testes para a previsão dos níveis de precipitação utilizando-se todas as variáveis preditoras.

	Cenário 1	Cenário 2	Cenário 3	Cenário 5	Cenário 7	Cenário 9	Cenário 10	Cenário 11	
Acurácia	56%	64%	46%	58%	57%	46%	63%	55%	
Número de neurônios	50	50	150	200	150	150	10	50	
Sensibilidade	Abaixo do normal	0,92	0,88	0,88	0,83	0,96	0,88	0,78	0,48
	Normal	0,33	0,5	0,25	0,5	0,42	0,25	0,53	0,29
	Acima do normal	0,38	0,47	0,19	0,37	0,26	0,19	0,57	0,88
Especificidade	Abaixo do normal	0,54	0,71	0,26	0,59	0,42	0,26	0,74	0,82
	Normal	0,73	0,76	0,86	0,67	0,79	0,86	0,72	0,69
	Acima do normal	0,85	0,85	0,81	0,97	0,97	0,81	0,88	0,63
Precisão	Abaixo do normal	0,63	0,73	0,46	0,61	0,55	0,46	0,67	0,73
	Normal	0,39	0,52	0,56	0,43	0,53	0,56	0,44	0,27
	Acima do normal	0,62	0,6	0,4	0,88	0,83	0,4	0,8	0,61
Área abaixo da curva ROC	Abaixo do normal	0,88	0,91	0,82	0,85	0,85	0,82	0,87	0,78
	Normal	0,67	0,75	0,71	0,66	0,7	0,71	0,68	0,55
	Acima do normal	0,81	0,81	0,73	0,85	0,76	0,73	0,86	0,94

5.1.1.2 Previsão dos níveis de precipitação identificando-se variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação

Oito testes foram feitos (cenários 1, 2, 3, 5, 7, 9, 10 e 11), cada um incrementando-se progressivamente o número de variáveis preditoras com maior correlação com a precipitação. Os três primeiros testes foram executados com todos os registros das variáveis preditoras, e nos cinco restantes foi eliminado um valor atípico nos registros destas variáveis correspondente a fevereiro de 2004, mais detalhes na seção 4.2.1.2.

Na Tabela 5-2 são apresentados os resultados das acurácias, número de neurônios, número de variáveis mais correlacionadas com a precipitação, sensibilidade,

especificidade, precisão e áreas abaixo da curva dos testes para cada cenário. Os detalhes dos resultados estão expostos na seção 9.1.1.2.

Tabela 5-2. Resultados dos testes para a previsão dos níveis de precipitação identificando-se variáveis mais correlacionadas com a precipitação.

		Cenário 1	Cenário 2	Cenário 3	Cenário 5	Cenário 7	Cenário 9	Cenário 10	Cenário 11
Acurácia		89%	88%	86%	87%	85%	78%	85%	89%
Número de neurônios		10	150	20	200	50	50	20	50
Número de variáveis mais correlacionadas com a precipitação		21	27	5	12	24	55	13	25
Sensibilidade	Abaixo do normal	0,83	0,84	0,75	0,91	0,83	0,71	0,89	0,87
	Normal	0,86	0,91	0,85	0,7	0,84	0,79	0,73	0,79
	Acima do normal	1	0,89	1	1	0,89	0,85	0,9	1
Especificidade	Abaixo do normal	0,93	0,97	0,95	0,97	0,94	0,91	0,91	1
	Normal	0,91	0,86	0,87	0,95	0,86	0,8	0,9	0,92
	Acima do normal	1	0,98	0,97	0,88	0,97	0,94	0,96	0,91
Precisão	Abaixo do normal	0,87	0,95	0,9	0,95	0,9	0,83	0,84	1
	Normal	0,82	0,77	0,74	0,88	0,73	0,65	0,73	0,79
	Acima do normal	1	0,94	0,95	0,79	0,94	0,89	0,95	0,84
Área abaixo da curva ROC	Abaixo do normal	0,96	0,98	0,96	0,97	0,96	0,93	0,96	0,97
	Normal	0,92	0,93	0,9	0,86	0,89	0,87	0,9	0,92
	Acima do normal	1	0,99	1	0,99	0,98	0,98	0,98	0,99

5.1.1.3 Previsão aplicando Análise de Componentes Principais

Três testes foram realizados utilizando-se cenários 1, 2 e 3, ver a descrição dos cenários na seção 3.1. Devido ao fato de que a previsão teve acurácias baixas comparadas com os testes prévios não foram testados mais cenários.

Os resultados das máximas acurácias, número de neurônios utilizados, número de componentes principais, medidas de avaliação de desempenho e áreas abaixo da curva

obtidas para cada cenário utilizando as componentes principais das variáveis preditoras estão apresentadas na Tabela 5-3. Os detalhes de cada teste estão expostos na seção 9.1.1.3.

Tabela 5-3. Resultados dos testes para a previsão dos níveis de precipitação utilizando-se as componentes principais das variáveis preditoras.

		Cenário 1	Cenário 2	Cenário 3
Acurácia		67%	67%	49%
Número de neurônios		150	10	20
Número de componentes principais		19	15	2
Sensibilidade	Abaixo do normal	0,67	0,92	0,5
	Normal	0,62	0,32	0,55
	Acima do normal	0,71	0,74	0,43
Especificidade	Abaixo do normal	0,93	0,66	0,74
	Normal	0,72	0,84	0,66
	Acima do normal	0,78	0,81	0,68
Precisão	Abaixo do normal	0,89	0,68	0,63
	Normal	0,52	0,64	0,42
	Acima do normal	0,65	0,67	0,45
Área abaixo da curva ROC	Abaixo do normal	0,85	0,9	0,66
	Normal	0,69	0,72	0,59
	Acima do normal	0,88	0,87	0,68

5.1.2 Estação Portoviejo

Na previsão da precipitação na estação da cidade de Portoviejo foram utilizadas setenta e duas variáveis preditoras, descritas na seção 4.2.2.2. A série de precipitação inclui registros desde janeiro de 1978 até dezembro de 2012 conforme o pré-processamento apresentado na seção 4.2.2.1. Foram identificados valores extremos (valores maiores que 3 vezes a amplitude interquartil), e valores atípicos (valores maiores que 1,5 vez a amplitude interquartil) na série de precipitação. Para cada caso de valores atípicos e extremos, foram feitas execuções da rede neural com o objetivo de analisar o impacto dos valores anômalos na previsão da precipitação.

5.1.2.1 Previsão dos níveis de precipitação utilizando-se todas as variáveis preditoras

Onze testes foram realizados utilizando-se todos os cenários detalhados na seção 3.1. Os três primeiros testes foram executados com todos os registros das variáveis preditoras, e nos restantes foi eliminado um valor atípico nos registros destas variáveis correspondente a fevereiro de 2004, mais detalhes na seção 4.2.2.2.

Os resultados correspondentes às maiores acurácias obtidas para todos os cenários é apresentada na Tabela 5-4. Os detalhes dos resultados dos testes estão na seção 9.1.2.1.

Tabela 5-4. Resultados dos testes para a previsão dos níveis de precipitação utilizando-se todas as variáveis preditoras.

		Cenário 1	Cenário 2	Cenário 3	Cenário 4	Cenário 5	Cenário 6
	Acurácia	43%	39%	45%	51%	45%	30%
	Número de neurônios	100	200	150	50	10	200
Sensibilidade	Abaixo do normal	0,26	0,64	0,68	0,39	0,7	0,4
	Normal	0,09	0	0,14	0,5	0,15	0,33
	Acima do normal	0,77	0,32	0,41	0,64	0,41	0,15
Especificidade	Abaixo do normal	0,9	0,25	0,41	0,74	0,33	0,35
	Normal	0,64	0,65	0,73	0,58	0,82	0,34
	Acima do normal	0,29	0,8	0,71	0,79	0,84	0,88
Precisão	Abaixo do normal	0,75	0,47	0,48	0,56	0,39	0,43
	Normal	0,07	0	0,18	0,26	0,29	0,14
	Acima do normal	0,5	0,6	0,56	0,78	0,75	0,6
Área abaixo da curva ROC	Abaixo do normal	0,77	0,66	0,63	0,65	0,63	0,6
	Normal	0,52	0,5	0,47	0,58	0,54	0,48
	Acima do normal	0,74	0,8	0,55	0,83	0,85	0,66

		Cenário 7	Cenário 8	Cenário 9	Cenário 10	Cenário 11
Acurácia		48%	41%	51%	57%	43%
Número de neurônios		10	20	50	50	200
Sensibilidade	Abaixo do normal	0,71	0,86	0,78	0,72	0,48
	Normal	0,3	0	0,21	0,29	0,57
	Acima do normal	0,3	0,24	0,48	0,52	0,33
Especificidade	Abaixo do normal	0,38	0,18	0,43	0,52	0,56
	Normal	0,68	0,77	0,8	0,77	0,48
	Acima do normal	0,91	0,86	0,85	0,94	0,93
Precisão	Abaixo do normal	0,53	0,44	0,45	0,52	0,56
	Normal	0,21	0	0,33	0,22	0,19
	Acima do normal	0,75	0,63	0,77	0,92	0,86
Área abaixo da curva ROC	Abaixo do normal	0,67	0,57	0,69	0,69	0,7
	Normal	0,5	0,32	0,45	0,49	0,67
	Acima do normal	0,83	0,69	0,74	0,89	0,78

5.1.2.2 Previsão dos níveis de precipitação identificando-se variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação

Onze testes foram feitos cada um incrementando-se progressivamente o número de variáveis preditoras com maior correlação com a precipitação. Os três primeiros testes foram executados com todos os registros das variáveis preditoras, e nos oito restantes foi eliminado um valor atípico nos registros destas variáveis correspondente a fevereiro de 2004, mais detalhes na seção 4.2.2.2.

Os resultados das acurácias máximas para cada cenário estão apresentados na Tabela 5-5. Mais detalhes de cada teste se encontra na seção 9.1.2.2.

Tabela 5-5. Resultados dos testes para a previsão dos níveis de precipitação identificando-se variáveis mais correlacionadas com a precipitação

		Cenário 1	Cenário 2	Cenário 3	Cenário 4	Cenário 5	Cenário 6
Acurácia		77%	70%	71%	77%	71%	74%
Número de neurônios		20	150	150	10	200	50
Número de variáveis mais correlacionadas com a precipitação		15	42	7	61	9	60
Sensibilidade	Abaixo do normal	0,78	0,88	0,91	0,96	0,75	0,92
	Normal	0,45	0,42	0,36	0,33	0,23	0,58
	Acima do normal	0,91	0,63	0,73	0,82	0,95	0,6
Especificidade	Abaixo do normal	0,83	0,68	0,72	0,69	0,75	0,83
	Normal	0,88	0,81	0,84	0,95	0,88	0,8
	Acima do normal	0,88	0,96	0,93	0,96	0,86	0,94
Precisão	Abaixo do normal	0,78	0,73	0,71	0,69	0,65	0,85
	Normal	0,5	0,38	0,42	0,67	0,38	0,44
	Acima do normal	0,87	0,92	0,89	0,95	0,88	0,86
Área abaixo da curva ROC	Abaixo do normal	0,89	0,92	0,84	0,86	0,83	0,97
	Normal	0,7	0,75	0,63	0,7	0,6	0,81
	Acima do normal	0,96	0,95	0,95	0,96	0,93	0,94

		Cenário 7	Cenário 8	Cenário 9	Cenário 10	Cenário 11
Acurácia		74%	100%	72%	76%	74%
Número de neurônios		100	vários	50	50	150
Número de variáveis mais correlacionadas com a precipitação		57	várias	10	9	41
Sensibilidade	Abaixo do normal	1	1	0,78	0,83	0,86
	Normal	0,7	1	0,5	0,29	0,43
	Acima do normal	0,45	1	0,81	0,86	0,72
Especificidade	Abaixo do normal	0,84	1	0,77	0,77	0,73
	Normal	0,75	1	0,82	0,87	0,89
	Acima do normal	1	1	0,95	1	0,91

Precisão	Abaixo do normal	0,89	1	0,67	0,71	0,75
	Normal	0,39	1	0,5	0,29	0,43
	Acima do normal	1	1	0,94	1	0,87
Área abaixo da curva ROC	Abaixo do normal	0,99	1	0,87	0,87	0,86
	Normal	0,84	1	0,74	0,78	0,7
	Acima do normal	0,98	1	0,96	0,99	0,95

5.1.2.3 Previsão dos níveis de precipitação aplicando Análise de Componentes Principais

Três testes foram realizados utilizando-se cenários 1, 2 e 3, ver a descrição dos cenários na seção 3.1. Devido ao fato de que a previsão teve acurácias baixas comparadas com os testes prévios não foram testados mais cenários.

Os resultados das acurácias máximas atingidas nos três cenários testados estão apresentados na Tabela 5-6. Mais detalhes dos testes para cada cenário está exposto na seção 9.1.2.3.

Tabela 5-6. Resultados dos testes para a previsão dos níveis de precipitação utilizando-se as componentes principais das variáveis preditoras.

		Cenário 1	Cenário 2	Cenário 3
	Acurácia	52%	57%	53%
	Número de neurônios	200	200	20
	Número de componentes principais	8	13	9
Sensibilidade	Abaixo do normal	0,87	0,88	0,73
	Normal	0,27	0	0,14
	Acima do normal	0,27	0,53	0,59
Especificidade	Abaixo do normal	0,38	0,38	0,52
	Normal	0,7	0,94	0,88
	Acima do normal	0,96	0,79	0,67
Precisão	Abaixo do normal	0,57	0,58	0,53
	Normal	0,21	0	0,33
	Acima do normal	0,86	0,63	0,59

Área abaixo da curva ROC	Abaixo do normal	0,78	0,74	0,75
	Normal	0,53	0,44	0,62
	Acima do normal	0,83	0,8	0,71

5.1.3 Estação Esmeraldas

Noventa e três variáveis preditoras, detalhadas na seção 4.2.3.2, foram utilizadas na previsão dos níveis de precipitação da estação da cidade de Esmeraldas. Os registros de precipitação cobrem o período de janeiro de 1978 até março de 2014, conforme o pré-processamento explicado na seção 4.2.3.1. Na série original de precipitação, sem tendência, e defasada foram identificados valores atípicos (valores maiores que 1,5 vezes a amplitude interquartil); para cada caso foram feitas execuções da rede neural com o objetivo de analisar a influência dos valores anômalos na previsão da precipitação.

5.1.3.1 *Previsão dos níveis de precipitação utilizando-se todas as variáveis preditoras*

Oito testes foram realizados utilizando-se cenários 1, 2, 3, 5, 7, 9, 10 e 11, ver a descrição dos cenários na seção 3.1. Os três primeiros testes foram executados com todos os registros das variáveis preditoras, e nos restantes foi eliminado um valor atípico nos registros destas variáveis correspondente a fevereiro de 2004, mais detalhes na seção 4.2.3.2.

Os resultados das máximas acurácias obtidas em cada cenário estão apresentados na Tabela 5-7. Mais detalhes dos testes estão na seção 9.1.3.1.

Tabela 5-7. Resultados dos testes para a previsão dos níveis de precipitação utilizando-se todas as variáveis preditoras.

		Cenário 1	Cenário 2	Cenário 3	Cenário 5	Cenário 7	Cenário 9	Cenário 10 e 11
	Acurácia	38%	36%	38%	41%	43%	36%	40%
	Número de neurônios	50	50	100	150	50	150	20
Sensibilidade	Abaixo do normal	0,88	0,96	0,58	0,3	0,23	0,65	0,68
	Normal	0	0	0,4	0,63	0,77	0,29	0,44
	Acima do normal	0,25	0,11	0,06	0,24	0,26	0,06	0,06
Especificidade	Abaixo do normal	0,12	0,05	0,35	0,66	0,69	0,22	0,28
	Normal	1	1	0,52	0,32	0,3	0,76	0,56
	Acima do normal	0,66	0,79	0,8	0,81	0,88	0,76	1
Precisão	Abaixo do normal	0,42	0,38	0,41	0,41	0,33	0,34	0,38
	Normal	-	-	0,42	0,39	0,43	0,58	0,39
	Acima do normal	0,27	0,25	0,14	0,44	0,63	0,13	1
Área abaixo da curva ROC	Abaixo do normal	0,77	0,75	0,63	0,52	0,51	0,41	0,5
	Normal	0,59	0,56	0,53	0,59	0,61	0,49	0,51
	Acima do normal	0,62	0,7	0,53	0,64	0,69	0,42	0,67

5.1.3.2 Previsão dos níveis de precipitação identificando-se variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação

Oito testes foram realizados utilizando-se cenários 1, 2, 3, 5, 7, 9, 10 e 11, ver a descrição dos cenários na seção 3.1. Os três primeiros testes foram executados com todos os registros das variáveis preditoras, e nos restantes foi eliminado um valor atípico nos registros destas variáveis correspondente a fevereiro de 2004, mais detalhes na seção 4.2.3.2. Em cada teste foram incrementados progressivamente o número de variáveis preditoras com maior correlação com a precipitação.

Os resultados dos testes com máxima acurácia para cada cenário estão apresentados na Tabela 5-8. Mais detalhes dos testes estão na seção 9.1.3.2.

Tabela 5-8. Resultados dos testes para a previsão dos níveis de precipitação identificando-se variáveis mais correlacionadas com a precipitação.

		Cenário 1	Cenário 2	Cenário 3	Cenário 5	Cenário 7	Cenário 9	Cenário 10	Cenário 11
	Acurácia	68%	64%	69%	70%	62%	48%	72%	70%
	Número de neurônios	20	10	20	10	10	200	20	10
	Número de variáveis mais correlacionadas com a precipitação	71	54	9	66	55	27	13	58
Sensibilidade	Abaixo do normal	0,88	0,87	0,75	0,87	0,68	0,74	0,89	0,84
	Normal	0,52	0,48	0,6	0,63	0,68	0	0,31	0,94
	Acima do normal	0,65	0,56	0,75	0,59	0,47	0,82	0,89	0,33
Especificidade	Abaixo do normal	0,69	0,63	0,82	0,64	0,75	0,58	0,68	0,95
	Normal	0,82	0,77	0,75	0,86	0,6	1	0,92	0,59
	Acima do normal	0,92	0,94	0,89	1	1	0,57	0,92	1
Precisão	Abaixo do normal	0,66	0,61	0,75	0,59	0,65	0,63	0,63	0,94
	Normal	0,65	0,57	0,6	0,75	0,48	-	0,63	0,5
	Acima do normal	0,79	0,83	0,75	1	1	0,52	0,89	1
Área abaixo da curva ROC	Abaixo do normal	0,88	0,87	0,91	0,9	0,68	0,73	0,87	0,95
	Normal	0,79	0,76	0,74	0,82	0,58	0,57	0,79	0,75
	Acima do normal	0,93	0,87	0,95	0,86	0,78	0,83	0,94	0,71

5.1.3.3 Previsão dos níveis de precipitação aplicando Análise de Componentes Principais

Três testes foram realizados utilizando-se cenários 1, 2 e 3, ver a descrição dos cenários na seção 3.1. Devido ao fato de que a previsão teve acurácias baixas comparadas com os testes prévios não foram testados mais cenários.

Os resultados das máximas acurácias obtidas, número de neurônios, número de componentes principais, medidas de avaliação de desempenho e áreas abaixo da curva ROC nos diferentes cenários testados estão apresentados na Tabela 5-9. Mais detalhes dos testes estão expostos na seção 9.1.3.3.

Tabela 5-9. Resultados dos testes para a previsão dos níveis de precipitação utilizando-se as componentes principais das variáveis preditoras.

		Cenário 1	Cenário 2	Cenário 3
	Acurácia	59%	53%	51%
	Número de neurônios	20	20	300
	Número de componentes principais	14	14	14
Sensibilidade	Abaixo do normal	0,58	0,48	0,71
	Normal	0,84	0,76	0,6
	Acima do normal	0,24	0,28	0,06
Especificidade	Abaixo do normal	0,76	0,75	0,59
	Normal	0,49	0,44	0,5
	Acima do normal	1	0,91	0,91
Precisão	Abaixo do normal	0,64	0,58	0,61
	Normal	0,53	0,49	0,45
	Acima do normal	1	0,63	0,25
Área abaixo da curva ROC	Abaixo do normal	0,72	0,72	0,81
	Normal	0,66	0,65	0,66
	Acima do normal	0,76	0,78	0,45

5.2 Previsão usando ensemble de redes neurais

Ensemble de redes neurais do tipo voto simples e voto ponderado foram utilizados na tentativa de melhorar os resultados dos experimentos utilizando-se redes neurais independentes, selecionando os testes correspondentes às três acurácias de maior valor obtidos nos testes com redes neurais de configuração fixa. No caso de acurácias iguais, foram aplicados os ensembles em todos os testes correspondentes, mas somente foram consideradas uma vez para a identificação das três acurácias máximas. Adicionalmente, foram feitos testes com a precipitação original na estação de Esmeraldas, e com a precipitação defasada nas estações de Guaiquil e Esmeraldas, com o fim de testar melhoras na previsão da série completa e na série defasada em todas as estações com o uso do ensemble.

As redes neurais que conformaram os ensembles foram de igual configuração que as utilizadas nos testes com redes neurais independentes, ver seção 3.3.2.

5.2.1 Estação Guaiaquil

Os testes dos cenários que conseguiram incrementar a acurácia respecto aos resultados dos testes com redes neurais de configuração fixa estão apresentados na Tabela 5-10. Os detalhes dos testes para cada cenário estão expostos na seção 9.2.1.

Tabela 5-10. A Resultados dos testes para a previsão dos níveis de precipitação utilizando-se ensembles de redes neurais artificiais.

		Cenário 1	Cenário 3	Cenário 5	Cenário 9
Acurácia		92%	89%	90%	85%
Número de neurônios		10	20	200	50
Número de variáveis mais correlacionadas com a precipitação		21	5	12	55
Sensibilidade	Abaixo do normal	0,88	0,75	0,91	0,9
	Normal	0,9	0,95	0,8	0,84
	Acima do normal	1	1	1	0,8
Especificidade	Abaixo do normal	0,95	0,98	0,95	0,91
	Normal	0,93	0,87	0,95	0,85
	Acima do normal	1	1	0,95	1
Precisão	Abaixo do normal	0,91	0,95	0,91	0,86
	Normal	0,86	0,76	0,89	0,73
	Acima do normal	1	1	0,9	1
Área abaixo da curva ROC	Abaixo do normal	0,94	0,97	0,97	0,92
	Normal	0,88	0,93	0,88	0,82
	Acima do normal	0,99	1	0,99	0,97

5.2.2 Estação Portoviejo

Os resultados com as maiores acurácias para cada cenário estão apresentados na Tabela 5-11, e os detalhes correspondentes estão expostos na seção 9.2.2. Os cenários aplicados nos testes são os que tiveram as maiores acurácias no teste anterior com redes neurais de configuração fixa.

Tabela 5-11. Resultados dos testes para a previsão dos níveis de precipitação utilizando-se ensembles de redes neurais artificiais.

		Cenário 1	Cenário 4	Cenário 8	Cenário 10
Acurácia		82%	82%	100%	85%
Número de neurônios		20	10	200	50
Número de variáveis mais correlacionadas com a precipitação		15	61	9	9
Sensibilidade	Abaixo do normal	0,83	0,91	1	0,78
	Normal	0,45	0,42	1	0,71
	Acima do normal	1	0,95	1	0,95
Especificidade	Abaixo do normal	0,87	0,81	1	0,93
	Normal	0,91	0,95	1	0,87
	Acima do normal	0,92	0,93	1	1
Precisão	Abaixo do normal	0,83	0,78	1	0,88
	Normal	0,56	0,71	1	0,5
	Acima do normal	0,92	0,91	1	1
Área abaixo da curva ROC	Abaixo do normal	0,88	0,9	1	0,86
	Normal	0,71	0,69	1	0,81
	Acima do normal	0,98	0,97	1	0,99

5.2.3 Estação Esmeraldas

Os resultados das máximas acurácias obtidas para cada cenário estão apresentadas na Tabela 5-12 e os detalhes correspondentes na seção 9.2.3. Os cenários testados foram selecionados segundo os que tiveram as maiores acurácias no teste com redes neurais de configuração fixa.

Tabela 5-12. Resultados dos testes para a previsão dos níveis de precipitação utilizando-se ensembles de redes neurais artificiais.

		Cenário 1	Cenário 3	Cenário 5	Cenário 9	Cenário 10	Cenário 11
Acurácia		79%	74%	81%	55%	74%	77%
Número de neurônios		20	20	10	200	20	10
Número de variáveis mais correlacionadas com a precipitação		71	9	66	27	13	58
Sensibilidade	Abaixo do normal	0,71	0,71	0,78	0,26	0,84	0,84
	Normal	0,72	0,64	0,75	0,67	0,38	0,69
	Acima do normal	1	0,94	0,94	0,76	0,94	0,78
Especificidade	Abaixo do normal	0,9	0,97	0,87	0,88	0,79	0,93
	Normal	0,83	0,82	0,87	0,54	0,92	0,86
	Acima do normal	0,92	0,79	0,95	0,71	0,81	0,84
Precisão	Abaixo do normal	0,81	0,94	0,78	0,6	0,73	0,89
	Normal	0,72	0,7	0,78	0,5	0,67	0,69
	Acima do normal	0,85	0,63	0,89	0,59	0,77	0,74
Área abaixo da curva ROC	Abaixo do normal	0,85	0,82	0,86	0,6	0,87	0,87
	Normal	0,71	0,61	0,78	0,56	0,75	0,81
	Acima do normal	0,97	0,96	0,98	0,6	0,97	0,84

5.3 Previsão usando redes neurais multicamadas

Testes utilizando-se redes neurais multicamadas foram aplicados nas três previsões com maior acurácia para cada estação, cujo objetivo foi analisar se o incremento das camadas poderia fornecer resultados com maiores acurácias.

5.3.1 Estação Guaiaquil

Os cenários testados foram a série de precipitação original, série de precipitação defasada e série de precipitação sem valores atípicos, que tiveram as maiores acurácias utilizando ensemble de redes neurais.

5.3.1.1 Cenário 1. Previsão dos níveis de precipitação da série original de precipitação

A acurácia da previsão dos níveis de precipitação alcançou 88% utilizando-se 3 camadas de 10 neurônios por camada e 21 variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação. Não foi possível superar a acurácia de 92% obtido com o ensemble de redes neurais correspondente.

5.3.1.2 Cenário 3. Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação defasada.

A máxima acurácia alcançada na previsão dos níveis de precipitação da série defasada foi de 88% utilizando-se 2 camadas de 20 neurônios por camadas e 5 variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação. Não foi superada a acurácia de 89% obtida com o ensemble de redes neurais.

5.3.1.3 Cenário 5. Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem valores atípicos

A acurácia da previsão dos níveis de precipitação da série sem valores atípicos foi de 89% com base em uma rede neural de 4 camadas, 12 variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação e 100 neurônios em cada camada. O resultado obtido não superou a acurácia das previsões utilizando-se ensemble de redes neurais, de 90%.

5.3.2 Estação Portoviejo

Na estação de Portoviejo foi aplicado o teste de redes neurais multicamadas na previsão da precipitação sem registros do evento *El Niño* extraordinário e forte e na previsão da precipitação original, que tiveram a segunda e terceira maior acurácia dos testes com ensemble de redes neurais. A previsão da precipitação defasada sem valores extremos não foi testada por ter alcançado 100% de acurácia nos testes anteriores.

5.3.2.1 Cenário 1. Previsão dos níveis de precipitação da série original de precipitação

A acurácia máxima da previsão dos níveis de precipitação da série original de precipitação utilizando-se redes neurais com 2 e 3 camadas foi de 75% com 15 variáveis mais correlacionadas com a precipitação e 20 neurônios em cada camada. A acurácia obtida com o ensemble de redes neurais, de 82%, não foi superada.

5.3.2.2 Cenário 10. Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem registros do evento *El Niño* extraordinário e forte

A acurácia máxima da previsão dos níveis de precipitação da série sem registros do evento *El Niño* extraordinário e forte foi de 83% com uma rede neural de 3 camadas

com 9 variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação e 50 neurônios em cada camada. As redes neurais com várias camadas não conseguiram superar a acurácia de 85% obtida utilizando-se ensemble de redes neurais.

5.3.3 Estação Esmeraldas

Os cenários testados foram: série original de precipitação, série de precipitação defasada e série de precipitação sem valores atípicos, que tiveram as maiores acurácias nos testes com ensemble de redes neurais.

5.3.3.1 Cenário 1. Previsão dos níveis de precipitação da série original de precipitação

A máxima acurácia da previsão dos níveis de precipitação da série original de precipitação foi de 68% utilizando-se 3 e 5 camadas com 20 neurônios em cada camada e 71 variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação. A acurácia máxima obtida com base em ensemble de redes neurais, de 79%, não foi superada.

5.3.3.2 Cenário 3. Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação defasada

A máxima acurácia da previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação defasada foi de 72% utilizando-se 2 camadas de 20 neurônios e 9 variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação. A acurácia alcançada não superou a obtida utilizando-se ensemble de redes neurais, de 74%.

5.3.3.3 Cenário 5. Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem valores atípicos

A acurácia máxima da previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem valores atípicos foi de 73% utilizando-se uma rede neural com 3 camadas de 10 neurônios e 66 variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação. A acurácia obtida não superou a de 81% com base em ensemble de redes neurais.

5.4 Previsão usando redes neurais recorrentes

Redes neurais recorrentes do tipo LSTM (*Long Short Term Memory*) foram utilizadas para a previsão dos níveis de precipitação segundo a metodologia detalhada na seção 3.5. Foram selecionados, para cada estação, os conjuntos das variáveis preditoras e de precipitação com as duas maiores acurácias obtidas nos testes anteriores. Apesar que nos testes anteriores as maiores acurácias foram obtidas identificando-se na entrada à rede neural as variáveis mais correlacionadas com a precipitação, neste grupo de testes com redes neurais recorrentes foram feitos adicionalmente testes considerando todas as variáveis preditoras devido ao fato de ter identificado correlações baixas entre as variáveis preditoras e a precipitação do tempo futuro prognosticado. Devido à

característica das baixas correlações identificadas, os testes correspondentes foram feitos utilizando-se na entrada á rede todas as variáveis mais correlacionadas com a precipitação, não sendo utilizadas progressivamente na entrada as variáveis preditoras de maior a menor correlação nas previsões, como foi feito nos testes da seção 5.1.

A pesar de que este tipo de teste não conseguiu aumentar as acurácias obtidas nos testes anteriores, são apresentados os detalhes dos resultados por se tratar de uma rede neural de características diferentes às utilizadas nos testes prévios com o objetivo de se analisar seu comportamento nos resultados.

5.4.1 Estação Guaiaquil

5.4.1.1 Previsão dos níveis de precipitação utilizando-se todas as variáveis preditoras.

Os resultados das máximas acurácias obtidas para os cenários testados estão na Tabela 5-13, e o detalhe dos testes na seção 9.3.1.1.

Tabela 5-13. Resultados dos testes para a previsão dos níveis de precipitação utilizando-se redes neurais recorrentes e todas as variáveis preditoras.

		Cenário 1	Cenário 5
Acurácia		51%	54%
Número de neurônios		150	20
Sensibilidade	Abaixo do normal	0,75	0,67
	Normal	0,05	0,29
	Acima do normal	0,67	0,62
Especificidade	Abaixo do normal	0,52	0,78
	Normal	0,97	0,79
	Acima do normal	0,53	0,56
Precisão	Abaixo do normal	0,56	0,74
	Normal	0,5	0,42
	Acima do normal	0,45	0,46
Área abaixo da curva ROC	Abaixo do normal	0,77	0,82
	Normal	0,41	0,61
	Acima do normal	0,67	0,66

5.4.1.2 *Previsão dos níveis de precipitação identificando-se variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação*

Dois cenários: série de precipitação original e série de precipitação sem valores atípicos foram testados. Os resultados correspondentes às máximas acurácias obtidas para cada cenário estão apresentados na Tabela 5-14 e os detalhes destes testes na seção 9.3.1.2.

Tabela 5-14. Resultados dos testes para a previsão dos níveis de precipitação utilizando-se redes neurais recorrentes e as variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação.

		Cenário 1	Cenário 5
Acurácia		51%	36%
Número de neurônios		20	100
Variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação		24	49
Sensibilidade	Abaixo do normal	0,58	0
	Normal	0,6	0
	Acima do normal	0,33	1
Especificidade	Abaixo do normal	0,79	1
	Normal	0,54	1
	Acima do normal	0,74	0
Precisão	Abaixo do normal	0,74	-
	Normal	0,4	-
	Acima do normal	0,44	0,36
Área abaixo da curva ROC	Abaixo do normal	0,77	0,58
	Normal	0,51	0,51
	Acima do normal	0,62	0,57

5.4.2 Estação Portoviejo

5.4.2.1 *Previsão dos níveis de precipitação utilizando-se todas as variáveis preditoras*

Os resultados das máximas acurácias obtidas nos cenários testados estão apresentados na Tabela 5-15, e os detalhes dos testes na seção 9.3.2.1.

Tabela 5-15. Resultados dos testes para a previsão dos níveis de precipitação utilizando-se redes neurais recorrentes e identificando as variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação.

		Cenário 1	Cenário 10
Acurácia		47%	69%
Número de neurônios		100	150
Sensibilidade	Abaixo do normal	0,68	0,76
	Normal	0,14	0,53
	Acima do normal	0,48	0,8
Especificidade	Abaixo do normal	0,46	0,85
	Normal	0,69	0,82
	Acima do normal	0,77	0,78
Precisão	Abaixo do normal	0,52	0,76
	Normal	0,15	0,63
	Acima do normal	0,67	0,69
Área abaixo da curva ROC	Abaixo do normal	0,72	0,86
	Normal	0,46	0,66
	Acima do normal	0,78	0,88

5.4.2.2 Previsão dos níveis de precipitação identificando-se variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação

Dois cenários foram testados relativos aos que tiveram maior acurácia nos testes anteriores: série original de precipitação e série de precipitação sem registros com evento *El Niño* de intensidade extraordinária e forte.

Os resultados das acurácias máximas obtidas para os cenários testados estão apresentados na Tabela 5-16 e os detalhes dos testes na seção 9.3.2.2.

Tabela 5-16. Resultados dos testes para a previsão dos níveis de precipitação utilizando-se redes neurais recorrentes e as variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação.

		Cenário 1	Cenário 10
Acurácia		54%	67%
Número de neurônios		150	150
Variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação		22	42
Sensibilidade	Abaixo do normal	0,82	0,76
	Normal	0	0,38
	Acima do normal	0,62	0,9
Especificidade	Abaixo do normal	0,43	0,8
	Normal	1	0,88
	Acima do normal	0,67	0,72
Precisão	Abaixo do normal	0,51	0,69
	Normal	-	0,63
	Acima do normal	0,59	0,68
Área abaixo da curva ROC	Abaixo do normal	0,66	0,85
	Normal	0,45	0,62
	Acima do normal	0,71	0,88

5.4.3 Estação Esmeraldas

5.4.3.1 Previsão dos níveis de precipitação utilizando-se todas as variáveis preditoras

Os resultados das máximas acurácias obtidas para os cenários testados estão apresentados na Tabela 5-17, e os detalhes correspondentes aos testes na seção 9.3.3.1.

Tabela 5-17. Resultados dos testes para a previsão dos níveis de precipitação utilizando-se redes neurais recorrentes e todas as variáveis preditoras.

		Cenário 1	Cenário 5
Acurácia		40%	43%
Número de neurônios		150	100
Sensibilidade	Abaixo do normal	0,54	0,96
	Normal	0	0,09
	Acima do normal	0,81	0,18
Especificidade	Abaixo do normal	0,68	0,16
	Normal	1	0,86
	Acima do normal	0,28	0,83
Precisão	Abaixo do normal	0,68	0,45
	Normal	-	0,33
	Acima do normal	0,28	0,38
Área abaixo da curva ROC	Abaixo do normal	0,76	0,69
	Normal	0,32	0,39
	Acima do normal	0,63	0,53

5.4.3.2 Previsão dos níveis de precipitação identificando-se variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação

Dois cenários correspondentes às maiores acurácias obtidas nos testes anteriores foram considerados: série da precipitação original, e série de precipitação sem valores atípicos.

Os resultados dos testes com máximas acurácias obtidas para os cenários testados estão apresentados na Tabela 5-18, e os detalhes destes testes na seção 9.3.3.2.

Tabela 5-18. Resultados dos testes para a previsão dos níveis de precipitação utilizando-se redes neurais recorrentes e as variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação.

	Cenário 1	Cenário 5	
Acurácia	25%	40%	
Número de neurônios	20	100	
Variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação	32	27	
Sensibilidade	Abaixo do normal	0	0,22
	Normal	0	0,83
	Acima do normal	1	0,06
Especificidade	Abaixo do normal	1	0,71
	Normal	1	0,17
	Acima do normal	0	1
Precisão	Abaixo do normal	-	0,38
	Normal	-	0,39
	Acima do normal	0,25	1
Área abaixo da curva ROC	Abaixo do normal	0,52	0,54
	Normal	0,5	0,54
	Acima do normal	0,53	0,57

6 Discussão

6.1 Previsão usando redes neurais de configuração fixa

6.1.1 Estação Guaiaquil

6.1.1.1 Previsão dos níveis de precipitação utilizando todas as variáveis preditoras

As acurácias dos testes baseados na previsão dos níveis de precipitação utilizando todas as 74 variáveis preditoras são apresentados no gráfico combinado da Figura 6-1. A exatidão mínima foi de 46% com os cenários da série de precipitação defasada e precipitação defasada sem valores atípicos, e exatidão máxima de 64% com a série de precipitação sem tendência. O número de neurônios com os quais foram configuradas as redes neurais foi variável, em que é observado que para as menores acurácias na previsão foi necessário configurar a rede com maior número de neurônios; para o caso de maior exatidão foi utilizado 50 neurônios. Em geral para todos os cenários as chuvas abaixo do normal foram melhores classificadas seguidas das chuvas acima do normal. As chuvas normais tiveram baixo número de acertos, fazendo diminuir a exatidão da previsão, segundo indicam o gráfico de linhas das áreas abaixo da curva ROC por classe.

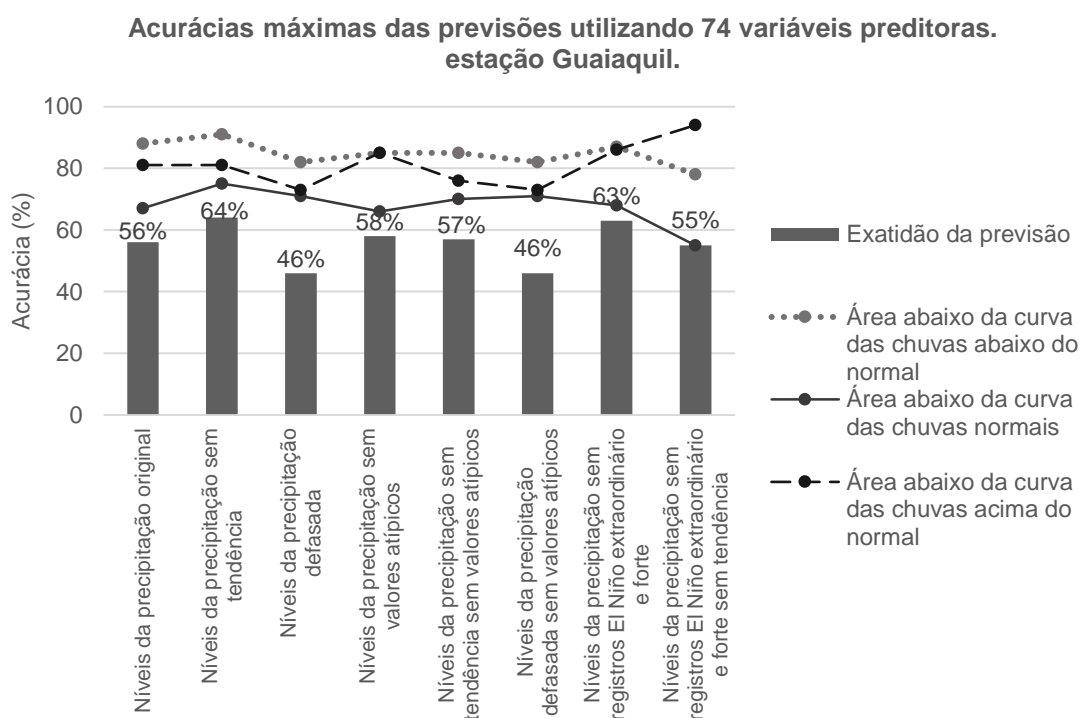


Figura 6-1. Gráfico combinado das máximas acurácias da previsão dos níveis de precipitação e das áreas abaixo da curva ROC (*100) por classe para cada cenário.

6.1.1.2 Previsão dos níveis de precipitação identificando-se variáveis mais correlacionadas com a precipitação

As acurácias dos testes baseados na identificação das variáveis mais correlacionadas com a precipitação foram maiores se comparados com os testes sem a identificação destas variáveis predictoras, ver Figura 6-2. A acurácia mínima dos testes foi de 78% com os cenários da precipitação defasada sem valores atípicos e a máxima foi de 89% em dois testes, com níveis da precipitação original e com níveis da precipitação sem registros do evento *El Niño* extraordinário e forte. As redes neurais que prognosticaram os níveis de chuvas com maior acurácia utilizaram baixo número de neurônios, 10 neurônios no primeiro caso, e 50 neurônios no segundo. A geração destas duas maiores acurácias foi baseada em 21 e 22 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação. A análise do comportamento das previsões por classe mostra que para todos os cenários, as chuvas acima do normal foram mais classificadas, tendo exatidão de 100% em dois cenários. A segunda e terceira classe mais classificada corretamente foram das chuvas abaixo do normal, e das chuvas normais.

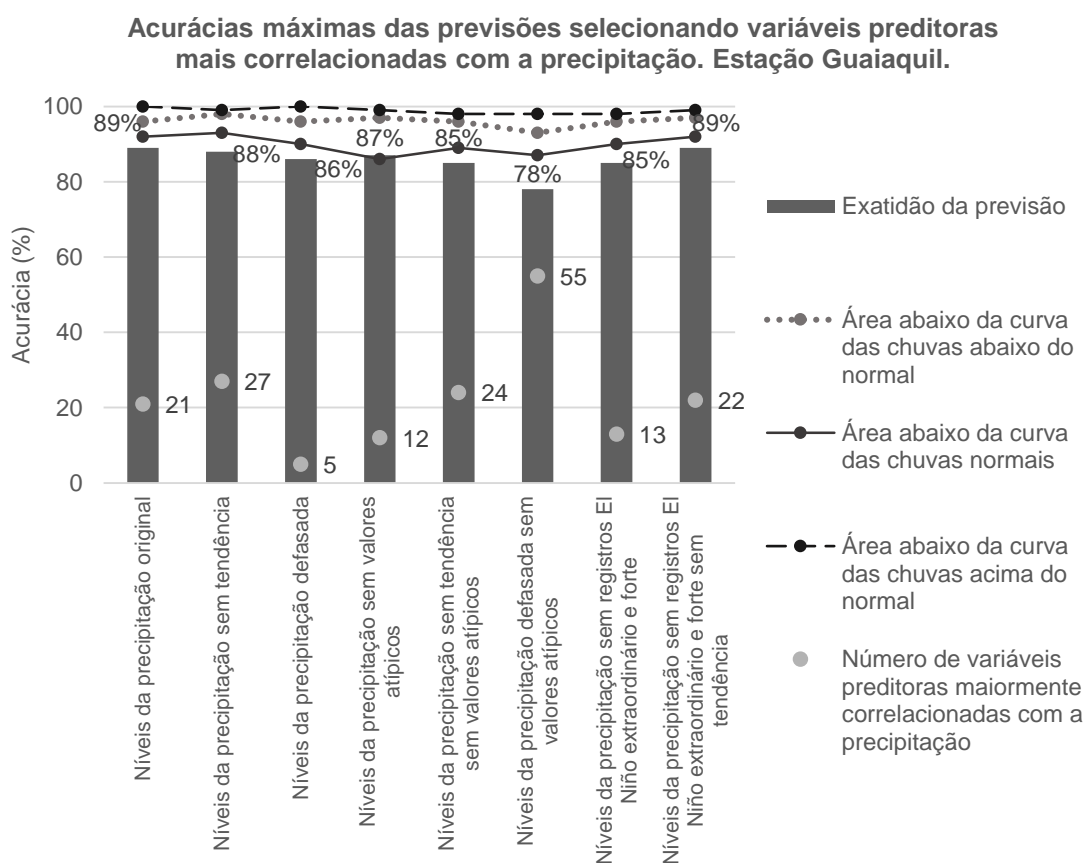


Figura 6-2. Gráfico combinado das máximas acurácias da previsão dos níveis de precipitação, das correspondentes áreas abaixo da curva ROC (*100) por classe e número de variáveis mais correlacionadas com a precipitação utilizadas em cada cenário.

6.1.1.3 Previsão dos níveis de precipitação aplicando análise de componentes principais

As acurácias das previsões utilizando as componentes principais das variáveis preditoras mostram-se maiores se comparadas com as previsões dos testes utilizando todas as variáveis preditoras, mas menores se comparadas com as previsões dos testes identificando-se as variáveis mais correlacionadas com a precipitação, ver Figura 6-3. A acurácia máxima foi de 67% nos casos de previsões dos cenários com níveis da precipitação original e níveis da precipitação sem tendência com 19 e 15 componentes principais. O número de neurônios utilizado varia de 150 no primeiro teste e 10 no segundo. O gráfico das áreas abaixo da curva ROC por classes indica maiores e similares acurácias para as chuvas abaixo e acima do normal, e mais baixas para as chuvas normais, intervindo na diminuição da acurácia geral das previsões.

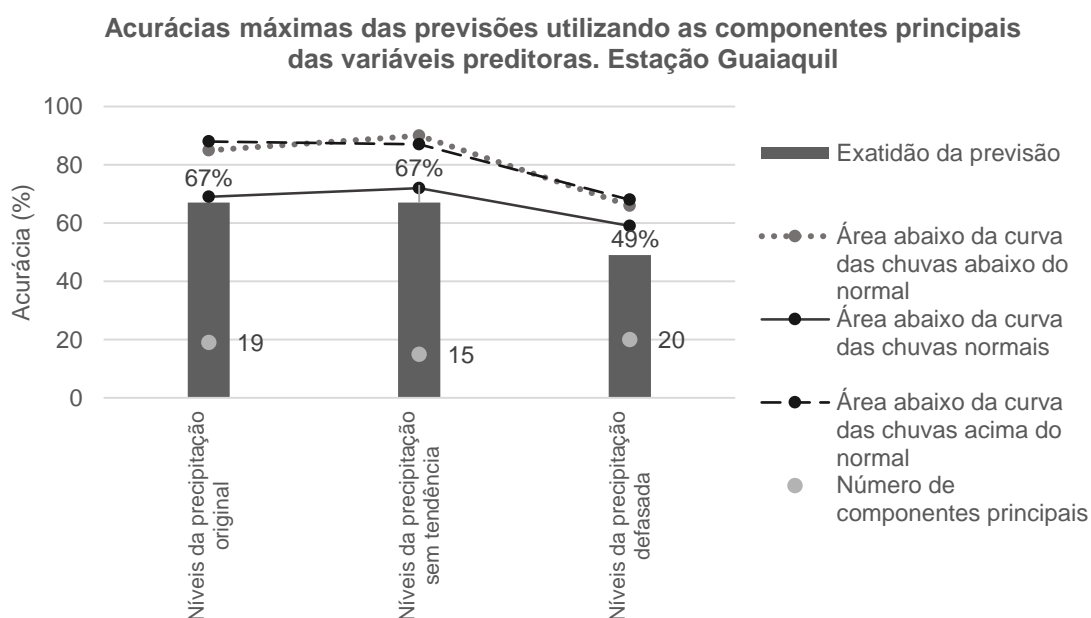


Figura 6-3. Gráfico combinado das máximas acurácias da previsão dos níveis de precipitação e das correspondentes áreas abaixo da curva ROC (*100) por classe e número de componentes principais utilizadas em cada cenário.

6.1.1.4 Discussão sobre as previsões com redes neurais de configuração fixa para a estação de Guaiaquil

As acurácias dos testes aumentaram de 64% utilizando todas as variáveis preditoras, a 67% utilizando as componentes principais, até 89% identificando-se as variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação. As classes identificadas corretamente com maior frequência nos testes foram as das chuvas abaixo e acima do normal. Devido à baixa taxa de acertos, as chuvas normais influenciaram na diminuição

da acurácia geral das previsões. Os testes que tiveram as maiores acurácias na maioria dos casos utilizaram um número baixo de neurônios, de entre 10 e 50.

Dois cenários tiveram a acurácia máxima de 89%:

- Previsão dos níveis da precipitação original, identificando-se 21 variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação, com a rede neural utilizando 10 neurônios.
- Previsão dos níveis da precipitação sem registros *El Niño* extraordinário e forte sem tendência, identificando-se 25 variáveis mais correlacionadas com a precipitação, com a rede neural utilizando 50 neurônios.

6.1.2 Estação Portoviejo

6.1.2.1 Previsão dos níveis de precipitação utilizando todas as variáveis preditoras

Os resultados deste grupo de testes estão compilados na Figura 6-4. As acurácias máximas da previsão utilizando todas as 72 variáveis preditoras se mantiveram entre 30% e 57%. A acurácia mais baixa foi obtida com os cenários dos níveis da precipitação sem tendência sem valores extremos e a máxima acurácia com os níveis da precipitação sem registros *El Niño* extraordinário e forte. O número variável de neurônios utilizados nas redes neurais com acurácias máximas não possibilitou inferir um valor como o melhor para os testes. Um possível padrão no número de neurônios é que foi necessário se utilizar maior número de neurônios nos testes que tiveram menores acurácias, e menor número de neurônios nos testes com maiores acurácias, sendo que para o teste com maior acurácia foram necessários 50 neurônios. Os gráficos de linhas apresentando os valores abaixo da curva *ROC* para as classes analisadas mostram para todos os testes maior aptidão das redes para identificar as chuvas acima do normal. As classes abaixo do normal e normal aportaram para a diminuição da acurácia geral das previsões.

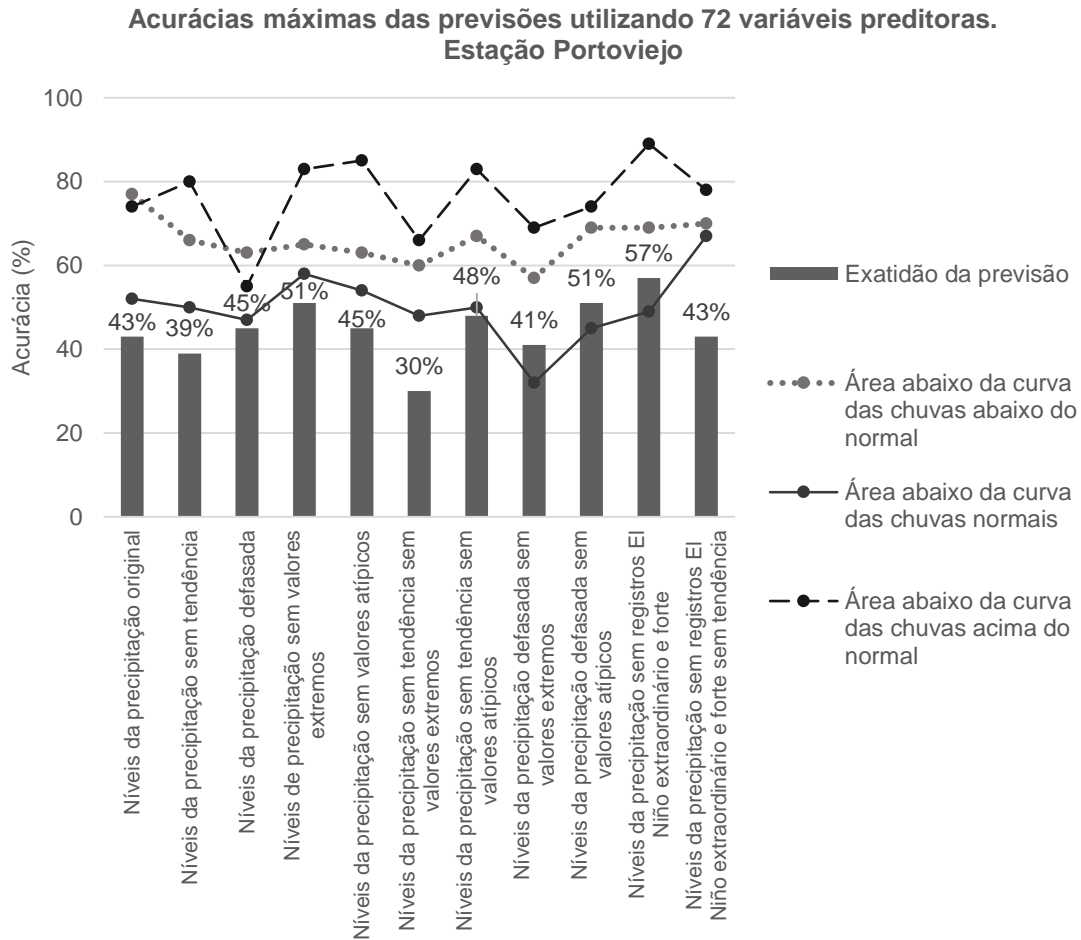


Figura 6-4. Gráfico combinado das máximas acurácias da previsão dos níveis de precipitação e das áreas abaixo da curva ROC (*100) por classe para cada cenário.

6.1.2.2 Previsão dos níveis de precipitação identificando-se variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação

As acurácias nos testes identificando-se as variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação melhoraram notavelmente em comparação com os testes utilizando todas as variáveis predictoras, ver Figura 6-5. A acurácia mínima foi de 70% na previsão dos cenários dos níveis da precipitação sem tendência utilizando 150 neurônios, e a máxima acurácia foi de 100% na previsão dos níveis de precipitação defasada sem valores utilizando várias combinações de número de neurônios. Os vários números de neurônios utilizados nas previsões com maior acurácia impossibilitam identificar um número de neurônios ótimo para os testes, mas para alguns dos casos foi necessário um número alto de neurônios nas previsões com acurácias menores e vice-versa. Os gráficos de linha das áreas abaixo da curva mostram para todos os testes melhores previsões das chuvas acima e abaixo do normal. Na maioria dos casos, as classificações das chuvas normais influíram na diminuição das acurácias gerais das previsões.

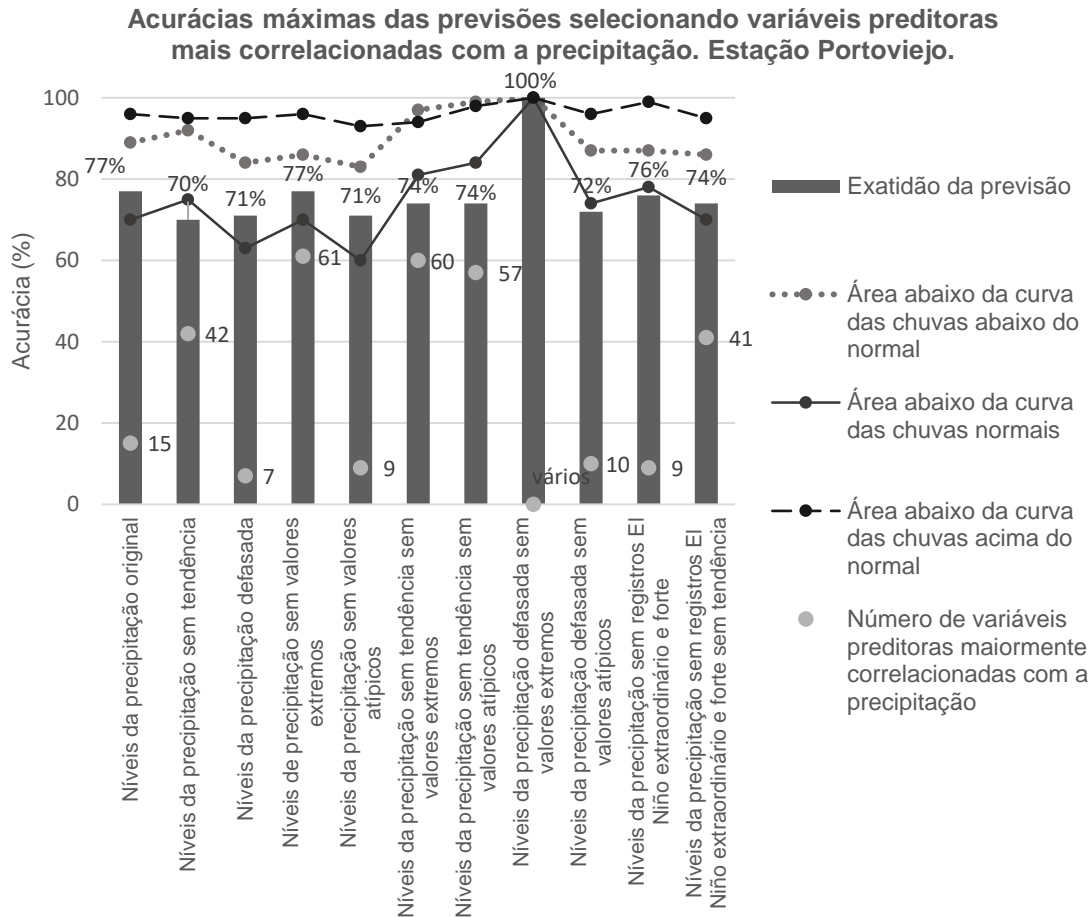


Figura 6-5. Gráfico combinado das máximas acurácias da previsão dos níveis de precipitação, das correspondentes áreas abaixo da curva ROC (*100) por classe e número de variáveis mais correlacionadas com a precipitação utilizadas em cada cenário.

6.1.2.3 Previsão aplicando análise de componentes principais

As acurácias das previsões utilizando as componentes principais das variáveis predictoras não mostraram melhoras se comparadas com os testes utilizando todas as variáveis principais e identificando-se as variáveis mais correlacionadas com a precipitação. A acurácia máxima foi de 57% com os cenários dos níveis da precipitação sem tendência, com um máximo de 13 componentes principais, ver Figura 6-6. O número de neurônios da rede neural foi alto para os cenários com a precipitação original e precipitação sem tendência. As linhas de áreas abaixo da curva ROC por classe mostram melhores classificações da rede neural para as chuvas acima e abaixo do normal. A baixa acurácia na classificação das chuvas normais diminuiu a exatidão geral das previsões.

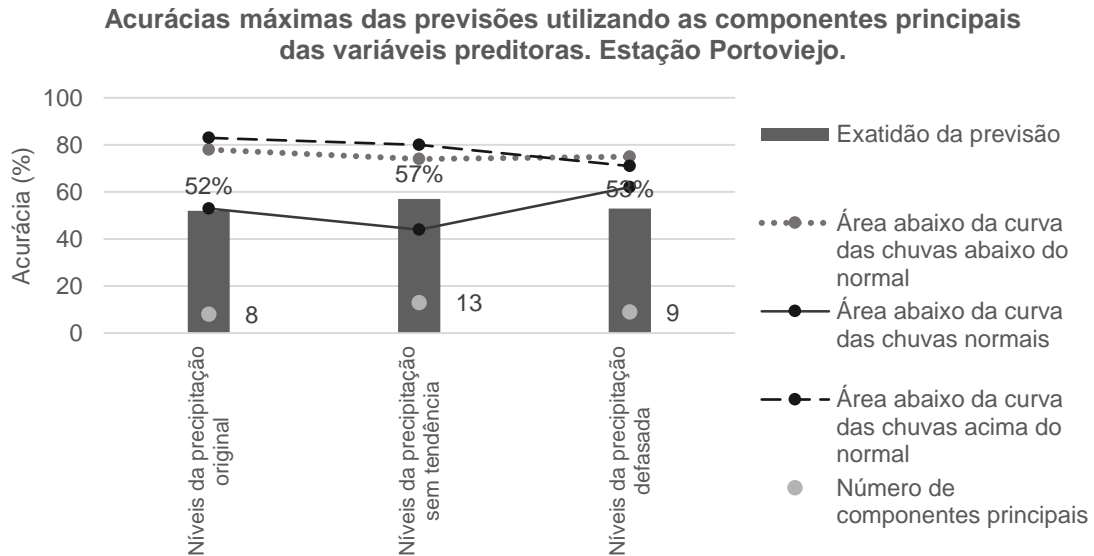


Figura 6-6. Gráfico combinado das máximas acurácias da previsão dos níveis de precipitação e das correspondentes áreas abaixo da curva ROC (*100) por classe e número de componentes principais utilizadas em cada cenário.

6.1.2.4 Discussão sobre as previsões com redes neurais de configuração fixa

As previsões baseadas em todas as variáveis predictoras e nas componentes principais tiveram acurácias similares baixas de até 57%. As previsões com a identificação das variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação tiveram um incremento notável de até 100% da acurácia. As classes mais classificadas corretamente foram as das chuvas acima e abaixo do normal. A identificação das chuvas normais teve um desempenho muito menor, influenciando na queda das acurácias das previsões. Na maioria dos casos nos testes com maior acurácia foram utilizados entre 10 e 50 neurônios.

O cenário com a maior acurácia de 100% teve a configuração a seguir:

- Previsão dos níveis da precipitação defasada sem valores extremos, com várias combinações de variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação, e utilizando várias combinações de número de neurônios.

6.1.3 Estação Esmeraldas

6.1.3.1 Previsão dos níveis de precipitação utilizando todas as variáveis predictoras

As acurácias das previsões utilizando todas as 93 variáveis predictoras mostraram-se baixas para todos os testes. A maior acurácia foi de 43% na previsão do cenário dos níveis da precipitação sem tendência sem valores atípicos, ver Figura 6-7. Foram utilizados vários números de neurônios para conseguir as máximas acurácia nos testes,

portanto não foi possível identificar um número ótimo de neurônios para todos os testes. As linhas que mostram as áreas abaixo da curva ROC por classes não possibilitam identificar um padrão geral da classificação; no teste com maior acurácia as chuvas acima do normal tiveram melhores previsões.

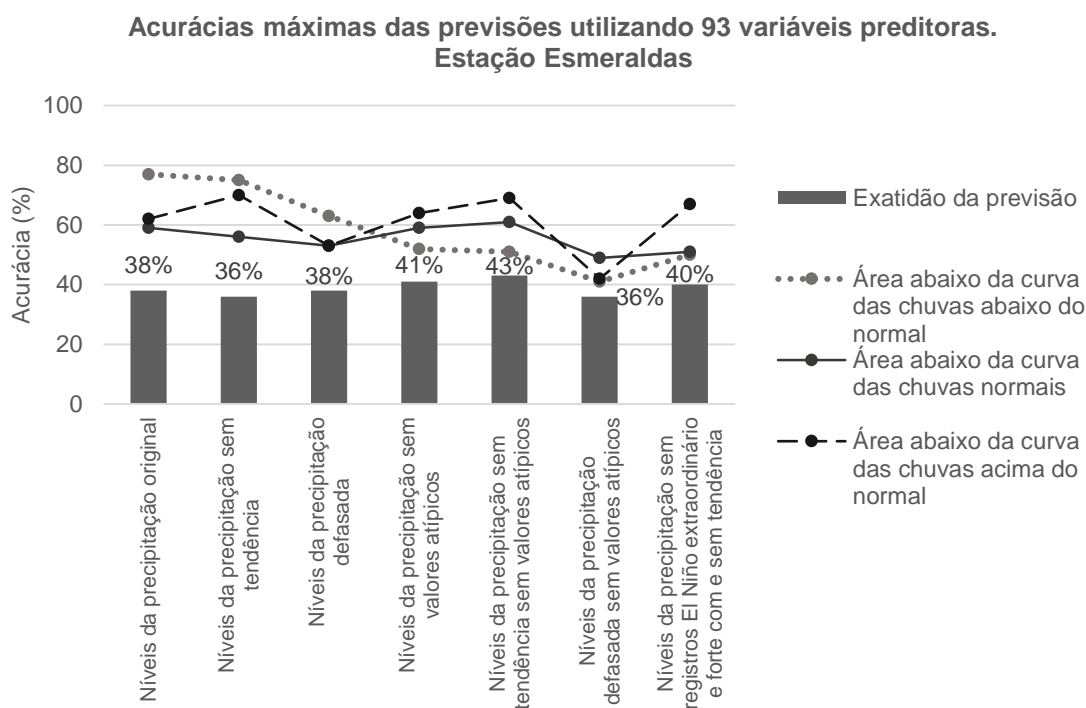


Figura 6-7. Gráfico combinado das máximas acurácias da previsão dos níveis de precipitação e das áreas abaixo da curva ROC (*100) por classe para cada cenário.

6.1.3.2 Previsão dos níveis de precipitação identificando-se variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação

As acurácias dos testes identificando-se as variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação tiveram um incremento considerável se comparadas com as acurácias dos testes com todas as variáveis predictoras. A acurácia mínima foi de 48% e a máxima de 72%. Na maioria dos testes foram utilizados 10 ou 20 neurônios nas redes neurais; o teste com menor acurácia foi o único a utilizar um número alto de neurônios, ver Figura 6-8. O gráfico das áreas abaixo da curva ROC das classes mostra melhores previsões para as chuvas acima e abaixo do normal em todos os testes. Devido ao fato das classes normais terem baixos valores de área abaixo da curva, esta classe diminuiu as acurácias gerais das previsões.

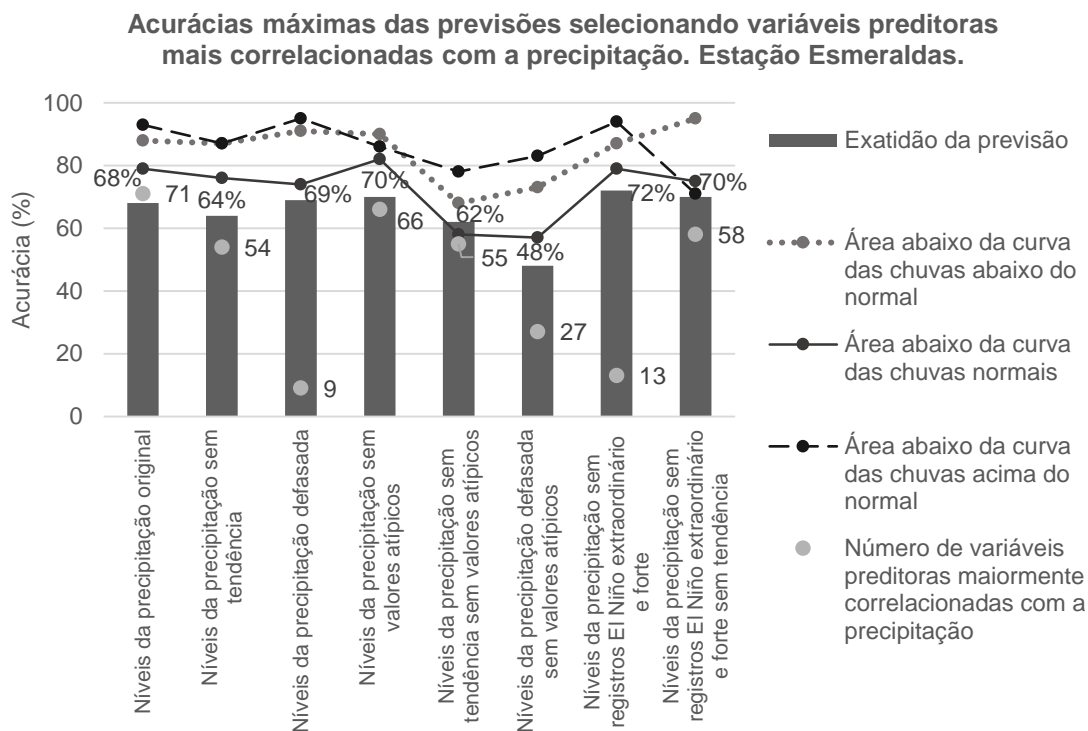


Figura 6-8. Gráfico combinado das máximas acurácias da previsão dos níveis de precipitação, das correspondentes áreas abaixo da curva ROC (*100) por classe e número de variáveis mais correlacionadas com a precipitação utilizadas em cada cenário.

6.1.3.3 Previsão dos níveis de precipitação aplicando análise de componentes principais

As acurácias dos testes baseados nos componentes principais das variáveis preditoras teve melhores acurácias que os testes utilizando todas as variáveis preditoras, mas não foram melhores que os testes identificando as variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação. A máxima acurácia foi de 59% no cenário da previsão dos níveis da precipitação original, ver Figura 6-9. O número de neurônios utilizado em dois dos três testes com melhor acurácia foi de 20, e no teste com menor acurácia foi de 300. Foram utilizadas 14 componentes principais em todos os testes. As áreas abaixo da curva ROC por classe mostram para os dois primeiros testes melhores previsões para as chuvas acima e abaixo do normal, mudando o padrão no terceiro teste, em que as chuvas acima do normal tiveram uma queda das acurácias.

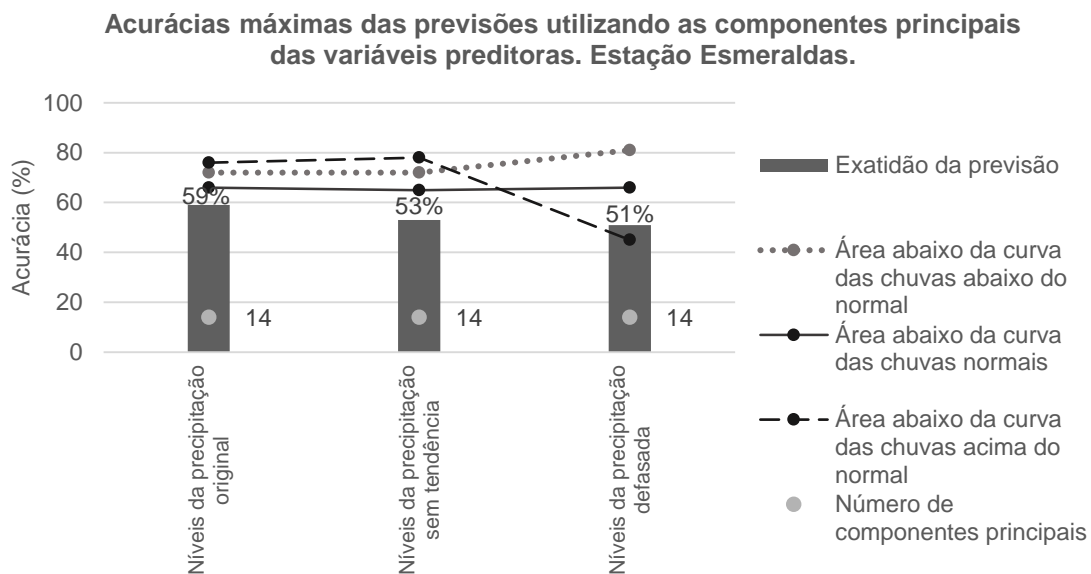


Figura 6-9. Gráfico combinado das máximas acurácias da previsão dos níveis de precipitação e das correspondentes áreas abaixo da curva ROC (*100) por classe e número de componentes principais utilizadas em cada cenário.

6.1.3.4 Discussão sobre as previsões com redes neurais de configuração fixa

As acurácias máximas dos testes incrementaram-se de 43% utilizando todas as variáveis preditoras a 59% utilizando as componentes principais das variáveis preditoras, até 72% identificando-se as variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação. Nos testes baseados na identificação das variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação foi mais claramente evidenciada a identificação correta com maior frequência das chuvas acima e abaixo do normal. O baixo número de acertos das classes normais contribuiu na diminuição das acurácias gerais das previsões. As acurácias mais altas utilizaram entre 20 e 50 neurônios.

O cenário com a maior acurácia de 72% teve a configuração a seguir:

- Previsão dos níveis da precipitação sem registros *El Niño* extraordinário e forte sem tendência, com 13 variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação, utilizando 20 neurônios.

6.2 Previsão com ensemble de redes neurais

6.2.1 Estação Guaiacuil

Os testes utilizando ensemble de redes neurais conseguiram incrementar a acurácia dos testes utilizando redes neurais independentes em quatro dos seis casos analisados, ver Figura 6-10. Na maioria dos casos o ensemble do tipo *bagging* com seleção das

classes utilizando voto ponderado teve melhor desempenho. O cenário para a previsão dos níveis utilizando a série de precipitação defasada sem valores atípicos teve o maior ganho identificando-se maior número de chuvas abaixo do normal, chegando até 85%. Embora a maioria dos testes tenham conseguido acurácias altas, maiores que 87%, utilizando redes neurais independentes, o ensemble permitiu alcançar até 92% de acurácia na previsão da precipitação original.

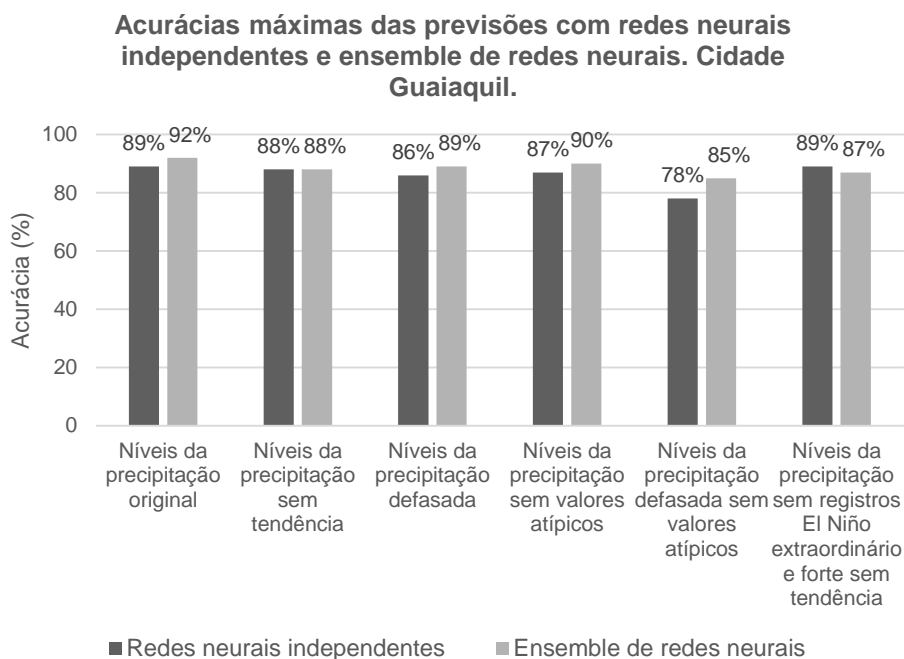


Figura 6-10. Acurácias máximas das previsões dos níveis da precipitação utilizando redes neurais independentes e ensemble de redes neurais. Cidade: Guaiaquil.

6.2.2 Estação Portoviejo

As acurácias dos testes utilizando ensemble de redes neurais foram incrementadas na previsão dos cenários dos níveis da precipitação original, sem valores extremos e sem registros do evento *El Niño* extraordinário e forte, sendo este último o teste com maior aumento da acurácia de até 85% em que foram identificados maior número de chuvas normais e acima do normal, ver Figura 6-11. Na maioria dos casos o ensemble do tipo *bagging* com seleção das classes com voto ponderado teve melhor desempenho. No caso da previsão dos níveis da precipitação defasada sem valores extremos, cuja acurácia foi de 100% com as redes neurais independentes, foi mantida a acurácia com o ensemble.

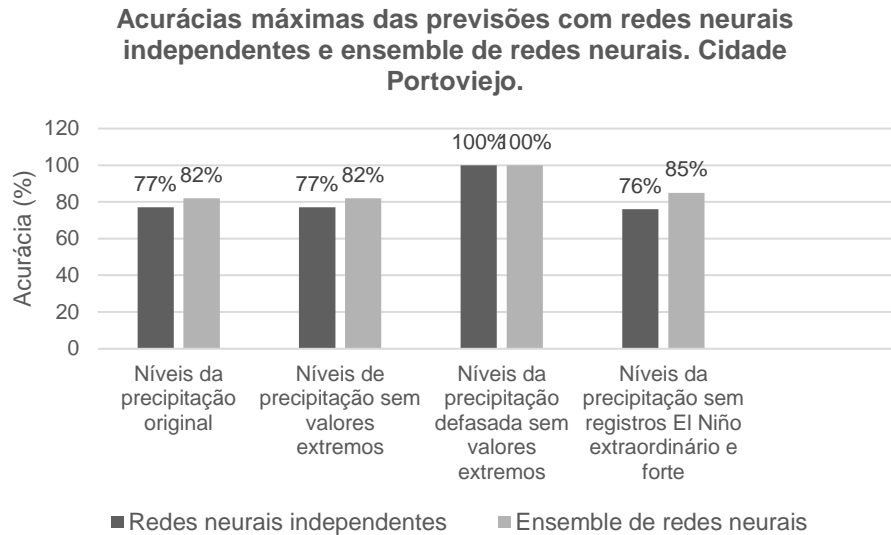


Figura 6-11. Acurácias máximas das previsões dos níveis da precipitação utilizando redes neurais independentes e ensemble de redes neurais. Cidade: Portoviejo.

6.2.3 Estação Esmeraldas

Na maioria dos cenários o ensemble do tipo *bagging* com seleção das classes com voto ponderado conseguiram aumentar as acurácias dos testes. As previsões dos cenários dos níveis da precipitação original e as previsões sem valores atípicos tiveram os maiores incrementos nas acurácias, sendo esta última a que obteve a maior acurácia de todos os testes, de 81% identificando-se maior número de chuvas normais e acima do normal e diminuindo a identificação de chuvas abaixo do normal, ver Figura 6-12. As previsões dos níveis da precipitação defasada sem valores atípicos alcançaram acurácia máxima de 55%, valor inferior das acurácias obtidas para o teste correspondente nas estações de Guaiquil e Portoviejo.

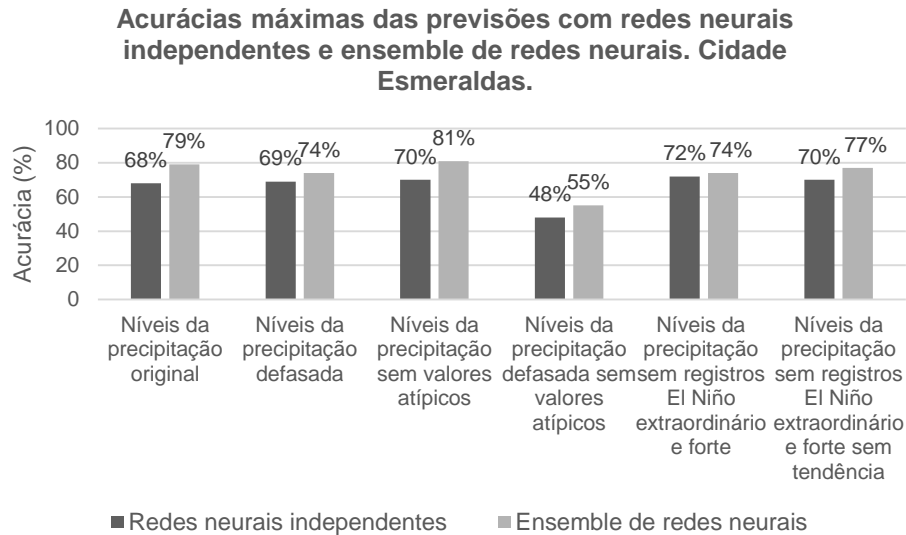


Figura 6-12. Acurácias máximas das previsões dos níveis da precipitação utilizando redes neurais independentes e ensemble de redes neurais. Cidade: Esmeraldas.

6.3 Previsão com redes neurais multicamadas

6.3.1 Estação Guaiaquil

Ainda que com uma diferença baixa nas acurácias entre os testes com redes neurais independentes, ensemble de redes neurais e redes neurais multicamadas, os testes com redes neurais multicamadas não conseguiram ultrapassar as acurácias máximas obtidas com o ensemble de redes neurais. Especificamente no cenário da previsão dos níveis da precipitação original, o teste multicamadas não atingiu a acurácia dos testes utilizando redes neurais independentes; enquanto que a acurácia da previsão do cenário dos níveis da precipitação defasada e a previsão sem valores atípicos conseguiu ser maior do que as previsões com redes neurais independentes, mas se mantiveram menores que as acurácias das previsões utilizando redes neurais, ver Figura 6-13.

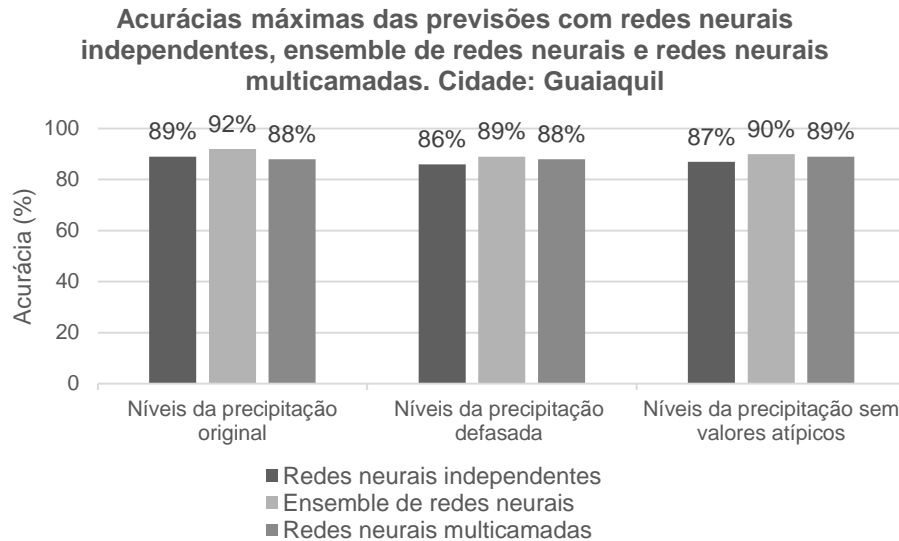


Figura 6-13. Máximas acurácias dos testes utilizando redes neurais independentes, ensemble de redes neurais e redes neurais multicamadas. Cidade: Guaiaquil.

6.3.2 Estação Portoviejo

Similar com o comportamento observado na estação de Guaiaquil, os testes com redes neurais multicamadas não superaram as acurácias máximas obtidas na previsão utilizando ensemble de redes neurais. Na previsão do cenário dos níveis da precipitação original utilizando redes neurais multicamadas, a acurácia manteve-se abaixo da acurácia obtida com redes neurais independentes; na previsão do cenário da precipitação sem registros de *El Niño* extraordinário e forte superou à acurácia da previsão com redes neurais independentes, mas não à acurácia utilizando ensemble de redes neurais, ver Figura 6-14.



Figura 6-14. Máximas acurácias das previsões utilizando redes neurais independentes, ensemble de redes neurais e redes neurais multicamadas. Cidade: Portoviejo.

6.3.3 Estação Esmeraldas

Os testes aplicados na estação de Esmeraldas tiveram similar comportamento que em Guaiquil e Portoviejo, em que ainda com baixa diferença nas acurácias, os testes utilizando redes neurais multicamadas não conseguiram ultrapassar as acurácias obtidas com o ensemble de redes neurais. No cenário da previsão dos níveis da precipitação original a acurácia manteve-se igual à acurácia obtida com as redes neurais de configuração fixa; na previsão do cenário dos níveis da precipitação defasada e na previsão do cenário da precipitação sem valores atípicos, os testes com redes neurais multicamadas superou a acurácia obtida com as redes neurais de configuração fixa, não superando a acurácia com ensemble de redes neurais, ver Figura 6-15.

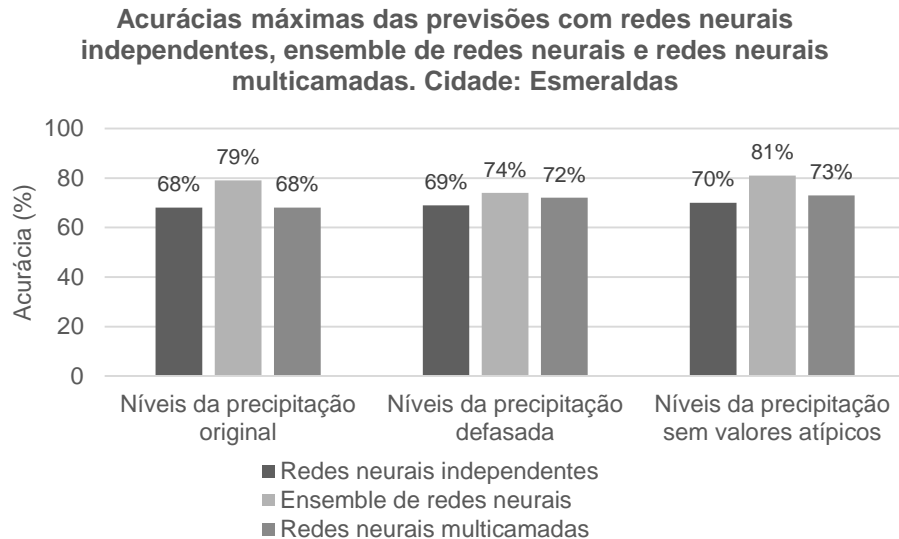


Figura 6-15. Máximas acurácias das previsões utilizando redes neurais independentes, ensemble de redes neurais e redes neurais multicamadas. Cidade: Esmeraldas.

6.4 Previsão com redes neurais recorrentes

6.4.1 Estação Guaiaquil

Os resultados obtidos utilizando redes neurais recorrentes para a cidade de Guaiaquil, nos dois cenários analisados, não conseguiram superar as acurácias máximas atingidas nos testes anteriores. A acurácia máxima de 54% mostra a baixa qualidade da previsão utilizando redes neurais do tipo recorrente, ver Figura 6-16.

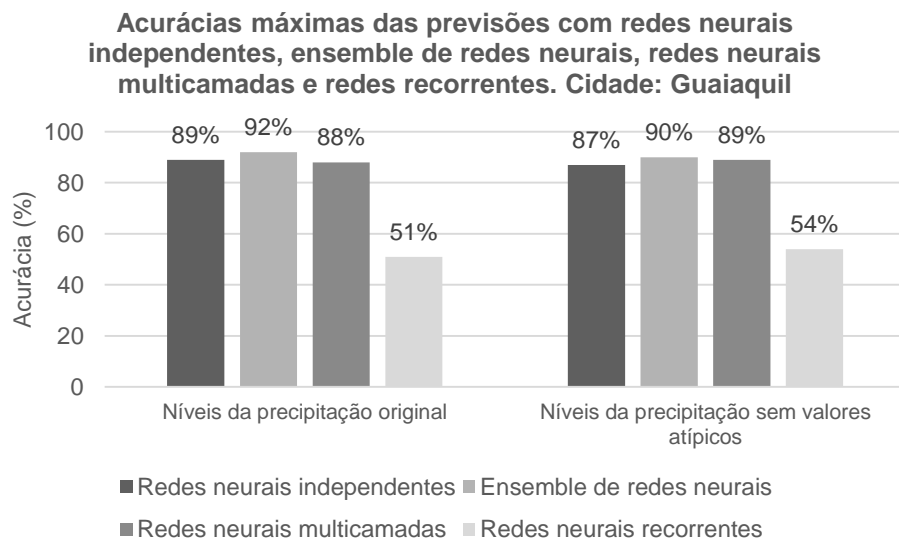


Figura 6-16. Máximas acurácias das previsões utilizando redes neurais independentes, ensemble de redes neurais, redes neurais multicamadas e redes neurais recorrentes. Cidade: Guaiaquil.

6.4.2 Estação Portoviejo

Nos dois cenários analisados na estação de Portoviejo, as acurácias dos testes com redes neurais recorrentes não conseguiram ultrapassar as acurácias dos testes anteriores, ver Figura 6-17. O caso do cenário da predição dos níveis de precipitação em base à série de precipitação sem registros com evento de *El Niño* extraordinário e forte teve a maior acurácia, 69%, constituindo-se na maior acurácia obtida considerando as estações de Guaiquil e Esmeraldas.



Figura 6-17. Máxima acurácia dos testes utilizando redes neurais independentes, ensemble de redes neurais, redes neurais multicamadas e redes neurais recorrentes. Cidade: Portoviejo.

6.4.3 Estação Esmeraldas

Os testes para a estação da cidade de Esmeraldas utilizando redes neurais recorrentes tiveram as acurácias mais baixas se comparados com todos os testes feitos, em que foi obtido um máximo de 43%, ver Figura 6-18.

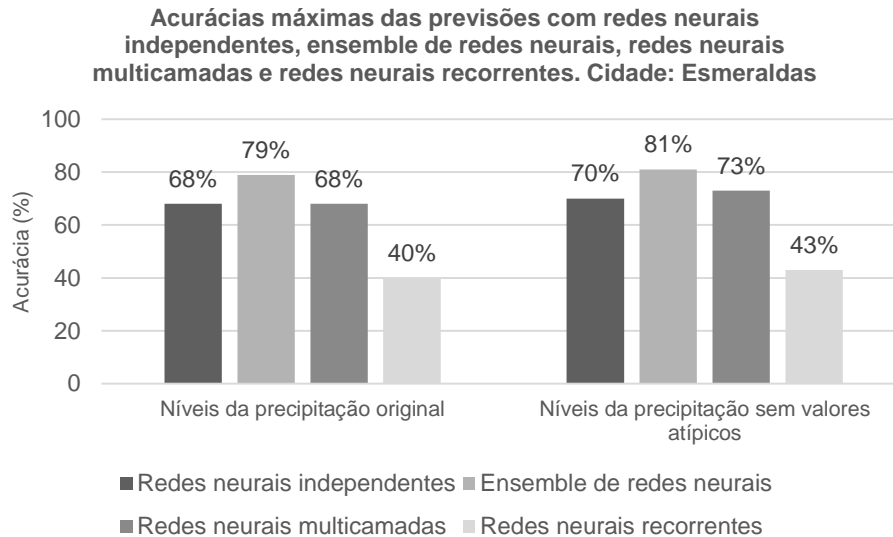


Figura 6-18. Máxima acurácia dos testes utilizando redes neurais independentes, ensemble de redes neurais, redes neurais multicamadas e redes neurais recorrentes. Cidade: Esmeraldas.

6.5 Discussão considerando todas as previsões

Para os cenários dos níveis da precipitação sem defasagem, os grupos de testes com ensembles de redes neurais identificando-se as variáveis mais correlacionadas com a precipitação apresentaram as maiores acurácias em todas as localidades analisadas. Especificamente, dentro deste grupo, os cenários que tiveram as maiores acurácias variaram em cada localidade:

- Estação Guayaquil
 - Cenário dos níveis da precipitação original, acurácia máxima de 92%, 10 neurônios e 21 variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação.
 - Cenário dos níveis da precipitação sem valores atípicos, acurácia máxima de 90%, 200 neurônios e 12 variáveis preditoras.
- Estação Portoviejo
 - Cenário dos níveis da precipitação sem registros *El Niño* extraordinário e forte, acurácia máxima de 85%, 50 neurônios e 9 variáveis mais correlacionadas com a precipitação.
 - Cenário dos níveis da precipitação original, acurácia máxima de 82%, 20 neurônios e 15 variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação.
- Estação Esmeraldas

- Cenário dos níveis da precipitação sem valores atípicos, acurácia máxima de 81%, 20 neurônios e 66 variáveis mais correlacionadas com a precipitação.
- Cenário dos níveis da precipitação original: acurácia máxima de 79%, 20 neurônios e 71 variáveis mais correlacionadas com a precipitação.

Os cenários em que foram utilizadas as séries defasadas, observou-se um comportamento particular na estação de Portoviejo, em que foram obtidas acurácias de 100% nas previsões. Nas estações de Guayaquil e Esmeraldas este cenário teve um desempenho menor:

- Estação Guayaquil
 - Cenário dos níveis da precipitação defasada, acurácia 89%, 20 neurônios, 5 variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação.
- Estação Portoviejo
 - Cenário dos níveis da precipitação defasada sem valores extremos, acurácia 100%, 200 neurônios, 9 variáveis preditoras.
- Estação Esmeraldas
 - Cenário dos níveis da precipitação defasada sem valores extremos, acurácia 74%, 20 neurônios, 9 variáveis mais correlacionadas com a precipitação.

7 Conclusões e trabalhos futuros

Foram testados, em três localidades geográficas, quatro grupos de experimentos para a previsão de níveis de precipitação com preditores correspondentes a variáveis de três fontes: *NCEP/NCAR*, *CPC* e de estações meteorológicas. Os grupos de testes se basearam na utilização de (1) redes neurais de configuração fixa, (2) ensemble de redes neurais, (3) redes neurais multicamadas e, (4) redes neurais recorrentes. No grupo (1) foram feitos três testes para previsão: (a) utilizando todas as variáveis preditoras, (b) utilizando as variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação, e (c) utilizando as componentes principais das variáveis preditoras. Em cada grupo de testes (a, b, c) foram formados cenários modificando-se a série de precipitação. Os cenários com maiores acurácias do grupo (1) foram testados no grupo (2), os cenários com maior acurácia do grupo (2) foram testados no grupo (3), e os cenários com maior acurácia do grupo (3) foram testados no grupo (4).

Considerando os cenários com os níveis da precipitação sem defasagem da série, os ensembles de redes neurais identificando-se as variáveis mais correlacionadas com a precipitação apresentaram as maiores acurácias em todas as localidades analisadas, de 92% para a estação de Guayaquil, de 85% na estação de Portoviejo, e de 81% na estação de Esmeraldas.

Os cenários para os níveis da precipitação sem defasagem com maiores acurácias: níveis da precipitação original, níveis de precipitação sem valores atípicos e níveis de precipitação sem registros do evento *El Niño* extraordinário e forte são os melhores candidatos para serem utilizados em forma operacional, se fossem conhecidas as previsões das variáveis preditoras para o mês seguinte. As proximidades das acurácias obtidas com os cenários identificados mostram uma constante nas três estações, os níveis da precipitação original, portanto, este cenário poderia ser utilizado nas previsões.

Os cenários dos níveis da precipitação defasada são considerados mais apropriados para previsão, dado que não seria necessário contar com prognósticos das variáveis preditoras. Estes cenários apresentaram menores acurácias comparados com os cenários dos níveis da precipitação sem defasagem; para as cidades de Guayaquil foi de 89% e a de Esmeraldas foi de 74%. Para a cidade de Portoviejo as acurácias foram de 100%, representando a máxima acurácia obtida em todos os testes. No caso de Guayaquil e Esmeraldas, os resultados apresentados foram obtidos com base em ensemble de redes neurais. Na cidade de Portoviejo a acurácia foi obtida no grupo 1, com uma rede neural *feedforward* de configuração fixa.

Das três estações analisadas, a estação de Esmeraldas teve em todos os testes as menores acurácias. Apesar de Esmeraldas estar localizada na zona litorânea, o regime pluviométrico difere das outras cidades litorâneas nos meses de junho a novembro, em que as chuvas, se bem que enfraquecidas, continuam a se manifestar. O corte destes meses da série de precipitação poderia ter eliminado alguma informação necessária para que a rede neural consiga aprender o comportamento real da precipitação.

A identificação e seleção das variáveis mais correlacionadas com a precipitação foi decisivo para um incremento notável das acurácias. A utilização de todas as variáveis preditoras não aportou informação relevante para o aprendizado das redes. Ao contrário, a diminuição da dimensionalidade utilizando componentes principais restou informação para que o treinamento da rede ofereça boas previsões.

As redes neurais conseguiram identificar com maior precisão as chuvas abaixo e acima do normal. Os níveis de chuvas normais foram os responsáveis da diminuição das acurácias.

Em relação ao número de neurônios que foram necessários para as configurações da rede neural foi observado que, na maioria dos casos, foram necessários entre 20 e 50 neurônios, e em poucos casos foram necessários 200 neurônios. Um número baixo de neurônios demanda menos recursos computacionais e garante execuções mais rápidas das previsões.

As redes neurais multicamadas tiveram praticamente o mesmo comportamento que as redes neurais de uma camada, o que não justifica seu uso de forma operacional com os dados testados. Analogamente, as redes recorrentes não superaram às redes neurais mais tradicionais, a razão poderia ser o corte na série para extrair os meses da época úmida, que poderia limitar o reconhecimento e memorização da sequência climática, propriedade básica de este tipo de redes.

As acurácias obtidas podem ser consideradas satisfatórias e encorajadoras para o uso de técnicas de inteligência computacional na previsão climática. A metodologia utilizada pode ser uma semente para a criação de um sistema operacional de previsão de níveis de precipitação que envolva maior número de cidades, ampliando a cobertura geográfica.

Em base às conclusões detalhadas nos parágrafos anteriores, algumas recomendações de trabalhos futuros são apresentadas:

- Novos testes com um maior número de níveis de precipitação poderiam ser aplicados para se analisar se as redes conseguem identificar maior número das chuvas perto da normalidade.
- Na estação de Esmeraldas, poderiam ser utilizados todos os meses para as previsões, como medida de tentar aumentar as acurácias das previsões.
- Incrementar o número de estações meteorológicas dependendo da disponibilidade dos dados e ter uma maior cobertura geográfica da previsão.
- Com a finalidade de aumentar a cobertura geográfica outra opção bastante interessante, mas que mudaria a arquitetura das redes utilizadas, seria configurar as saídas da rede neural segundo o número de estações meteorológicas. Com este esquema, as entradas à rede neural seriam matrizes das variáveis preditoras com cobertura geográfica tal que englobe todas as estações meteorológicas a prognosticar, e as saídas seriam o número de estações meteorológicas, similar à ideia no artigo de LUK (2001).
- Aproveitando as potencialidades das redes recorrentes do tipo *LSTM* poderiam ser testadas com toda a série de precipitação, sem cortes dos meses da época úmida.

8 Referências Bibliográficas

ABBOT, J., MAROHASY, J., 2014, "Input selection and optimization for monthly rainfall forecasting in Queensland, Australia, using artificial neural networks", *Atmospheric Research*, v. 138, pp. 166-178.

ACEITUNO, P., 1988, "On the Functioning of the Southern Oscillation in the South America Sector. Part I: Surface Climate", *Monthly Weather Review*, v. 116, n. 3, pp. 505-524.

ALER, R., MARTÍN, R., VALLS, J., M., GALVÁN, I., M., "A study of machine learning techniques for daily solar energy forecasting using numerical weather models". In: *Intelligent Distributed Computing VIII*, v. 570, *Studies in Computational Intelligence*, Springer, pp. 269-278, 2015.

ALIZAMIR, M., MOGHADAM, M., A., MONFARED, A., H., SHAMSIPOUR, A., 2018, "Statistical downscaling of global climate model outputs to monthly precipitation via extreme learning machine: a case study", *Environmental Progress & Sustainable Energy*.

ANDERSON, G., J., LUCAS, D., D., 2018, "Machine learning predictions of a multiresolution climate model ensemble", *Geophysical Research Letters*, v. 45, n. 9., pp. 4273-4280.

BARTOKOVÁ, I., BOTT, A., BARTOK, J., GERA, M., 2015, "Fog Prediction for road traffic safety in a coastal desert region: improvement of nowcasting skills by the machine-learning approach", *Boundary-Layer Meteorology*, v. 157, n. 3., pp. 501-516.

BCE (Banco Central do Equador). Disponível em: <https://contenido.bce.fin.ec/home1/estadisticas/bolmensual/IEMensual.jsp>. Acesso em: 05/2018.

BELAYNEH, A., ADAMOWSKI, J., KHALIL, B., 2016, "Short-term SPI drought forecasting in the Awash River Basin in Ethiopia using wavelet transforms and machine learning methods", *Sustainable Water Resources Management*, v. 2, n. 1, pp. 87-101.

BODRI, L., Čermák, V., 2000, "Predictions of extreme precipitation using a neural network: Application to summer flood occurrence in Moraiva", *Advances in Engineering Software*, v. 31, n. 5, pp. 311-321.

BOURREL, L., RAU, P., DEWITTE, B., LABAT, D., LAVADO, W., COUTAUD, A., VERA, A., ALVARADO, A., ORDOÑEZ, J., 2014, "Low-frequency modulation and trend of the relationship between ENSO and precipitation along the northern to centre Peruvian Pacific coast", *Hydrological Process*, v. 29, n. 6, pp. 1252-1266.

BOVOLO, C., I., PEREIRA, R., PARKIN, G., KILSBY, Ch., WAGNER, T., 2012, "Fine-scale regional climate patterns in the Guianas, tropical South America, based on observations and reanalysis data", *International Journal of Climatology*, v. 32, pp. 1665-1689.

BRENT, L., 2013, *Machine Learning with R*, Birmingham, Packt Publishing Ltd.

CAN (Canadian Association for Neuroscience). Disponível em: <https://can-acn.org/donald-olding-hebb>. Acesso em: 05/2018.

CHARNEY, J. G., FJORTOFT, R., VON NEUMANN, J., 1950, "Numerical integration of the barotropic vorticity equation", *Tellus*, v. 2, n. 4, pp.237-254.

CHEN, H., GUO, J., XION, W., GUO, SH., XU, CH., 2010, "Downscaling GCMs using the Smooth Support Vector Machine method to predict daily precipitation in the Hanjiang Basin", *Advances in Atmospheric Sciences*, v. 27., n. 2., pp. 274-284.

DEO, R., C., TIWARI, M., K., ADAMOWSKI, J., F., QUILTY, J., M., 2017, "Forecasting effective drought index using a wavelet extreme learning machine (W-ELM) model", *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, v. 31, n. 5, pp. 1211-1240.

EL COMERCIO, 2017. Disponível em: <http://www.elcomercio.com/actualidad/ecuador-peru-fuerteslluvias-clima-invierno.html>. Acesso em: 02/2018.

EI Universo, 2017. Disponível em: <https://www.eluniverso.com/noticias/2017/02/01/nota/6026242/tres-anomalias-provocan-lluvias-pais>. Acesso em: 02/2018.

FALVEY, M., GARREAUD, R., 2005. "Moisture variability over the South American Altiplano during the SALLJEX observing season", *Journal of Geophysical Research*, v. 110, pp. 1-12, Nov. 2005. DOI: 10.1029/2005JD006152.

FARAJZADEH, J., FARD, A., F., LOFTI, S., 2014, "Modeling of monthly rainfall and runoff of Urmia lake basin using feed-forward neural network and time series analysis model", *Water Resources and Industry*, v. 7, n. 8, pp. 38-48.

GARREAUD, R., ACEITUNO, P., 2007, "The Physical Geography of South America", In: *Atmospheric Circulation and Climatic Variability*, chapter 3, Oxford, New York, Oxford University Press, 2007.

GARREAUD, R., VUILLE, M., CLEMENT, A. 2003. "The climate of the Altiplano: observed current conditions and mechanism of past changes". *Paleogeography. Palaeoclimatol. Palaeoecol*, v. 194, pp. 5-22.

GARREAUD, R., D., VUILLA, M., COMPAGNUCCI, R., MARENGO, J., 2008, "Present-day South American Climate", *International Journal for the Geo-Sciences - Palaeogeography, Palaeoclimatology, Palaeoecology*, v. 281, pp. 180-195.

GEORGIADIS, A., P., BIGG, G., 2006, "Environmental links to reduced tropical cyclogenesis over the south-east Caribbean", *International Journal of Climatology*, v. 27, pp. 989-1001.

GHOSH, A., Varma, A., K., Shah, S., Gohil, B., S., Pradip K., P., "Rain identification and measurement using Oceansat-II scatterometer observations", *Remote Sensing of Environment*, v. 142, pp. 20-32.

GOLDING, B., MYLNE, K., CLARK, P., 2006, "The history and Future of numerical weather prediction in the Met Office", v. 59, n. 11, pp. 299-306.

GOODFELLOW, I., BENGIO, Y., COURVILLE, A., 2016, *Deep Learning*. MIT Press. Disponível em <http://www.deeplearningbook.org>. Acesso em: 5/2018.

GROTJAHN, R. 2004, "Remote Weather Associated with South Pacific Subtropical Sea-Level High Properties", *International Journal of Climatology*, v. 24, pp. 823-839, DOI: 10.1002/joc.1024.

HAMILL, T., M., WHITAKER, J., S., WEI, X., 2003, "Ensemble Reforecasting: Improvement Medium-Range forecast skill using retrospective forecasts", *Monthly Weather Review*, v. 132, pp. 1434-1447.

HAN, J., KAMBER, M., PEI, J., 2012, *Data Mining Concepts and Techniques*. 3 ed. Massachusetts, Morgan Kaufmann Publishers. ISBN: 978-0-12-381479-1.

- HAN, L., SUN, J., ZHANG, W., FENG, H., LIN Y., 2017, "A machine learning nowcasting method based on real-time reanalysis data", *Journal of Geophysical Research*, v. 122, n. 7, pp. 4038-4051.
- HARGREAVES, J., 2010, "Skills and uncertainty in climate models", *WIREs Climate Change*, v. 1, pp. 556-564.
- HAYKIN, S., 2009, *Neural Networks and Learning Machines*. 3 ed. New Jersey, Pearson.
- HEBB, D., O., 1949, *The Organization of Behavior: A Neuropsychological Theory*. New York. John Wiley & Sons.
- HERNANDEZ, F., "Análisis de la Variabilidad Climática de la Costa Ecuatoriana", *Acta Oceanográfica del Pacífico*, v. 13, pp. 1-6, 2006.
- HERNÁNDEZ, F., ZAMBRANO, E., 2009, "Relación entre la Temperatura Superficial del Mar del Océano Pacífico Oriental y las Precipitaciones en la Costa del Ecuador durante 1981-2006", *Acta Oceanográfica del Pacífico*, v. 15, pp. 1-5.
- HUAN, Y., JIN, L., ZHAO, H., HUANG X., 2018, "Fuzzy neural networks and LLE algorithm for forecasting precipitation in tropical cyclones: comparisons with interpolation method by ECMWF and stepwise regression method", *Natural Hazards*, v. 91, n. 1, pp. 201-220.
- IGM (Instituto Geográfico Militar del Ecuador), *Atlas Geográfico de la República del Ecuador*, 2 ed. Quito, 2013.
- INAMHI (Instituto Nacional de Meteorología e Hidrología do Equador), disponível em <http://www.serviciometeorologico.gob.ec/boletin-anual/>. Acesso em 05/2018.
- INOUE, M., HANDOH, I., C., BIGG, G., R., 2002, "Bimodal Distribution of Tropical Cyclogenesis in the Caribbean: Characteristics and Environmental Factors", *Journal of Climate*, v. 15, n. 20, pp. 2897-2905.
- INSEL, N., POULSEN, C., J., EHLERS, T., A., 2010, "Influence of the Andes Mountains on South American moisture transport, convection and precipitation", *Journal of Climate Dynamics*, v. 35, n. 7-8, pp. 1477-1492.
- KALNAY, E., KANAMITSU, M., KISTLER, R., COLLINS, W., DEAVEN, D., GANDIN, L., IREDELL, M., SAHA, S., WHITE, G., WOOLLEN, J., ZHU, Y., CHELLIAH, M., EBISUZAKI, W., HIGGINS, W., JANOWIAK, J., MO, K., ROPELEWSKI, C., WANG, J., LEETMAA, A., REYNOLDS R., JENNE R., JOSEPH D., "The NCEP/NCAR 40-Year Reanalysis Project", *Bulletin of the American Meteorological Society*, v. 77, n. 3, pp. 437-472.
- KAYANO, M. T., KOUSKY, V., E., 1999, "Intraseasonal (30-60 day) variability in the global tropics: principal modes and their evolution", *Tellus A: Dynamic Meteorology and Oceanography*, v. 51, n. 3, pp. 373-386. DOI: 10.3402/tellusa.v51i3.13459.
- JALALKAMALI, A., MORADI, M., MORADI, N., 2015, "Application of several artificial intelligence models and ARIMAX model for forecasting drought using the Standardized Precipitation Index", *International Journal of Environmental Science and Technology*, v. 12., n., 4, pp. 1201-1210.
- LENTERS, J., D., COOK, K., H., 1995, "Simulation and Diagnosis of the Regional Summertime Precipitation Climatology of South America", *Journal of Climate*, v. 8, N. 12, pp. 2988-3005.

- LENTERS J., D., COOK, K., H., 1997, "On the Origin of the Bolivian High and Related Circulation Features of the South American Climate", *Journal of the Atmospheric Sciences*, v. 54, n. 5, pp. 656-678.
- LEON G., ZEA J., 2000, "Circulación General del Trópico y la Zona de Confluencia Intertropical en Colombia", *Meteorología Colombiana*, n. 1, pp. 31-38. ISSN: 0124-6984.
- LORENZ, E., N., 1969, "The predictability of a flow which possesses many scales of motion", *Tellus*, 21, n. 3, pp. 289-307.
- LUK, K., C., BALL, J., E., SHARMA A., 2001, "An Application of Artificial Neural Networks for Rainfall Forecasting", *Mathematical and Computer Modelling*, v. 33, pp. 689-693.
- MA, H., Y., MECHOSO, C., R., XIAO, H., WU, C., M., XUE, Y., e DE SALES, F., 2010 "Connection between the South Pacific anti-cyclone, Peruvian stratocumulus, and the South American Monsoon System", *CLIVAR Exchanges*, v. 15, pp. 16-18.
- MADDEN, R. A., JULIAN, P. R., 1971, "Detection of a 40 – 50 Day Oscillation in the Zonal Wind in the Tropical Pacific", *Journal of the Atmospheric Sciences*, v. 28, n. 5, pp. 702-708. DOI: 10.1175/1520-0469.
- MADDEN, R. A., JULIAN, P. R., 1972, "Description of Global-Scale Circulation Cells in the Tropics with a 40-50 Day Period", *Journal of the Atmospheric Sciences*, v. 29, n. 6, pp. 1109-1123, DOI: 10.1175/1520-0469.
- MADDEN, R. A., JULIAN, P. R., 1993, "Observations of the 40 – 50 Day Tropical Oscillation – A Review", *Monthly Weather Review*, v. 122, n. 5, pp. 814-837.
- MARENGO, J. A. 1992. "Interannual variability of surface climate in the Amazon basin", 1992, *International Journal of Climatology*, v. 12, pp. 853-863, DOI: 10.1002/joc.3370120808.
- MARTIN, R., VALLS, J., J., GALVAN, I., M., 2016, "Machine learning techniques for daily solar energy prediction and interpolation using numerical weather models", *Concurrency and Computation. Practice and Experience*, v. 28, n. 4, pp. 1271-1274.
- McCULLOCH, W., S., PITTS, W., 1943, "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity", *Bulletin of Mathematica Biophysics*, v. 5, n. 4., pp. 115-133.
- MESTRE, O., DOMONKOS, P., PICARD, F., AUER, I., ROBIN, S., LEBARBIER, E., BÖHM, R., AGUILAR, E., GUIJARRO, J., VERTACHNIK, G., KLANCAR, M., DUBUISSON, B., STEPANEK, P., 2013, "HOMER : a homogenization software – methods and applications", *IDŐJÁRÁS. Quarterly Journal of the Hungarian Meteorological Service*, v. 117, n. 1, pp. 47-67, ISSN: 03246329.
- MISLAN, HAVILUDDIN, HARDWINARTO, S., SUMARYONO, AIPASSA, M., 2015, "Rainfall Monthly Prediction Based on Artificial Neural Network: A Case Study in Tenggarong Station, East Kalimantan - Indonesia", v. 59, pp. 142-151.
- MITTERMEIER, R.A., ROBLES-GIL, P., MITTERMEIER, C.G. *Megadiversity. Earth's Biologically Wealthiest Nations*. Sierra Madre, Mexico City, CEMEX/Agrupacion, 1997.
- MORAN-TEJEDA, E., BAZO, J., LÓPEZ-MORENO, J., AGUILAR, E., AZORÍN-MOLINA, C., SANCHEZ-LORENZO, A., MARTÍNEZ, R., NIETO, J., MEJÍA, R., MARTÍN-HERNÁNDEZ, N., VICENTE-SERRANO, S., 2016, "Climate trends and variability in Ecuador (1966-2011)", *International Journal of Climatology*, v. 36, n. 11, pp. 3839-3855.
- NASA (National Aeronautics and Space Administration), Earth Observatory, disponível em <http://earthobservatory.nasa.gov/IOTD/view.php?id=703>. Acesso em 05/2018.

NASTOS, P., T., MOUSTRIS, K., P., LARISSI, I., K., PALIATSOS, A.G., 2013, "Rain intensity forecast using Artificial Neural Networks in Athens, Greece", *Atmospheric Research*, v. 119, pp. 153-160.

NISBET, R., 2009, *Handbook of Statistical Analysis and Data Mining Applications*. 1 ed. Santa Barbara, Academic Press.

NOAA (National Oceanographic and Atmospheric Administration), The History of Numerical Weather Prediction, disponível em https://celebrating200years.noaa.gov/foundations/numerical_wx_pred/welcome.html#early. Acesso em 07/2018.

PARKER, D., B., 1982, Learning Logic. Invention Report S81-64, Office of Technology Licensing. Stanford University, Stanford, CA.

PARKER, W., S., 2006, "Understanding pluralism climate model", *Foundations of Science*, v. 11, pp. 349-368.

PITTS W., McCULLOCH, W. S., 1947, "How we know universals the perception of auditory and visual forms", *The Bulletin of Mathematical Biology*, v. 9, n. 3, pp. 127-147.

POST, D. E., VOTTA, L., G., 2005, "Computational science demands a new paradigm", *Physics Today*, v. 58, pp. 35-41

POVEDA, G., WAYLEN P. R., PULWARTY, R. S., 2006, "Annual and Inter-annual Variability of the Present Climate in Northern South America and Southern Mesoamerica", *Palaeogeography, Palaeoclimatology, Palaeoecology*, v. 234, pp. 3-27.

REYNOLDS, R., JENNE, R., JOSEPH, D., 1996, "The NCEP/NCAR 40 years reanalysis project", *Bulletin of the American Meteorological Society*, v. 77, n. 3, pp. 437-471, ISSN: 0003-0007.

ROBINSON, P. J., HENDERSON-SELLERS, A., 1999, *Contemporary Climatology*, 2 ed. United Kingdom, Pearson Education Ltd.

ROSNER, B., 1983, "Percentage Points for a Generalized ESD Many-Outlier Procedure", *Technometrics*, v. 25, n. 2, pp. 165-172, DOI: 10.2307/1268549.

ROSENBLATT, F., 1962, Principles of neurodynamic: perceptrons and the theory of brain mechanisms. Washington. Spartan Books.

RODWELL, M., J., HOSKINS, B. J., 2001, "Subtropical Anticyclones and Summer Monsoons", *Journal of Climate*, v. 14, n. 15, pp. 3192-3211, DOI: 10.1175/1520-0442.

RUMELHART, D., E., HINTON, G., E., WILLIAMS, R., J., 1986, "Learning internal representations by error propagation", In: Parallel Distributed Processing, chapter 8, Cambridge, MIT Press.

SAMPAIO, G., 2001, *O El Niño e você – o fenômeno climático*, São José dos Campos, SP, Transtec.

SECO, A., RAMÍREZ, F., SERNA, E., PRIETO, E., GARCÍA, R., MORENO, A., CANTERA, J., MIQUELEIZ, L., PRIEGO, J., 2012, "Rain pattern analysis and forecast model based on GPS estimated atmospheric water vapor content", *Atmospheric Environment*, v. 49, pp. 85-93.

SHENGJUN, X., JINGYI, CH., XIAOLONG, X., MENGYING, L., 2014, "Precipitation's level prediction based on Tree Augmented Naive Bayes model", *Indonesian Journal of Electrical Engineering*, v. 12, n. 1, pp. 314-322.

- SLINGO, J., PALMER, T., 2011, "Uncertainty in weather and climate prediction", *Philosophical Transactions – The Royal Society*, n. 369, pp. 4751-4767.
- STANKOVA, E., N., GRECHKO, I., A., KACHALKINA, Y., N., KHVATKOV, W., V., 2017, "Hybrid approach combining model-based method with the technology of machine learning for forecasting of dangerous weather phenomena", In: *Computational Science Science and its applications – ICCSA 20147*, v. 10408, ICCSA 2017. *Lecture Notes in Computer Science*, Springer, pp. 495-504, 2017.
- STGR (Secretaría Técnica de Gestión de Riesgos), 2010 *Guía para la Incorporación de la Variable Riesgo en la Gestión Integral de Nuevos Proyectos de Infraestructura*, Quito, Publiasesores.
- SUMI, S., M., ZAMAN, M., F., HIROSE, H., 2012, "A rainfall forecasting method using machine learning models and its application to the Fukuoka city case", *International Journal of Applied Mathematics and Computer Science*, v. 22., n. 4, pp. 841-854.
- Tomassetti B., Verdecchia M., Giorgi F., "NN5: A neural network-based approach for the downscaling of precipitation fields – Model description and preliminary results", *Journal of Hydrology*, v. 367, pp. 14-26,
- VENEMA, V., MESTRE, O., AGUILAR, E., AUER, I, GUIJARRO, J., Domonkos, P., VERTACNIK, G., SZENTIMREY, T., STEPANEK, P., ZAHRADNICEK P., VIARRE, J., MÜLLER-WESTERMEIER, G., LAKATOS, M., WILLIAMS, C., MENNE, M., LINDAU, R., RASOL, D., RUSTEMEIER, E., KOLOKYTHAS, K., MARINOVA, T., ANDRESEN, L., ACQUAOTTA, F., FRATIANNI, S., CHEVAL, S., KLANCAR, M., BRUNETTI, M., GRUBER, C., PROHOM, M., LIKSO, T., ESTEBAN, P., BRANDSMA, T., 2012, "Benchmarking Homogenization Algorithms for Monthly Data", *Journal of the Climate on the Past*, v. 8, pp. 89-115, DOI:10.5194/cp-8-89-2012.
- VICENTE-SERRANO, S., M., AGUILAR, E., MARTÍNEZ, R., 2017, "The complex influence of ENSO on droughts in Ecuador", *Climate Dynamics*, v. 48, n. 1-2, pp. 405-427.
- VIRJI, H. 1981. "A Preliminary Study of Summertime Tropospheric Circulation Pattern over South America Estimated from Cloud Winds", *Monthly Weather Review*, v. 109, n. 2, pp. 599-610.
- VUILLE, M., KEIMIG, F. 2004. "Interannual variability of summertime convective cloudiness and precipitation in the central Andes derived from ISCCP-B3 data", *Journal of Climate*, v. 17, pp.3334-3348.
- WASSERMAN P., 1989, *Neural Computing. Theory and Practice*. 1 ed. New York, Van Nostrand Reinhold.
- WERBOS, P., J., 1974, *Beyond regression: New tools for prediction and analysis in the behavioral sciences*, Ph.D. dissertação, Harvard University, Cambridge, Massachusetts, USA.
- WINSBERG, E., 2012, "Values and uncertainties in the prediction of global climate models", *Kennedy Institute of Ethics Journal*, v. 22, n. 2, pp. 111-137.
- WITTEN, I, H., FRANK E., HALL, M., A., 2011, *Data Mining. Practical Machine Learning Tools and Techniques*. 3 ed. Burlington, Morgan Kaufmann.

9 Apêndices

9.1 Previsão com redes neurais de configuração fixa

9.1.1 Estação Guaiaquil

9.1.1.1 Previsão dos níveis de precipitação utilizando-se todas as variáveis preditoras

Previsão dos níveis de precipitação da série original de precipitação

A previsão dos níveis da série de precipitação sem eliminação de registros de valores atípicos mostrou uma acurácia de 56%, utilizando-se 50 neurônios. A matriz de classificação indica maiores acertos para as chuvas abaixo do normal, ver Tabela 9-1. As medidas de avaliação de desempenho da Tabela 9-2 indicam alta sensibilidade para a categoria com mais acertos, mas baixa especificidade e precisão. As curvas ROC da Figura 9-1 mostram melhores previsões para as chuvas abaixo do normal, com área abaixo da curva de valor de 0,88.

Tabela 9-1. Matriz de classificação da previsão da precipitação original, utilizando-se todas as variáveis preditoras.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	22	9	4	13
	Normal	2	7	9	11
	Acima do normal	0	5	8	5
	Falsos negativos	2	14	13	0,56

Tabela 9-2. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação original, utilizando-se todas as variáveis preditoras.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,92	0,33	0,38
Especificidade	0,54	0,73	0,85
Precisão	0,63	0,39	0,62

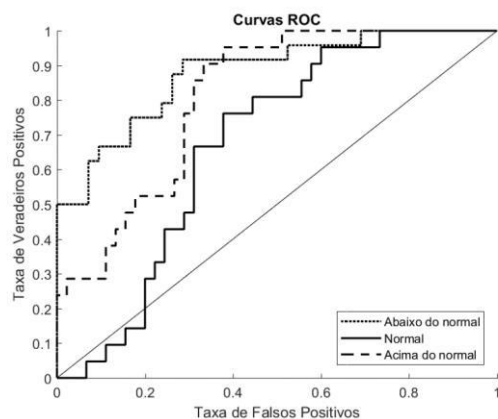


Figura 9-1. Curvas ROC das categorias da precipitação prognosticadas utilizando-se precipitação original e todas as variáveis preditoras. Área abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,88, chuvas normais: 0,67, chuvas acima do normal: 0,81.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem tendência

A acurácia máxima da previsão dos níveis da série de precipitação sem tendência foi de 64% utilizando-se uma rede neural de 50 neurônios. A matriz de classificação da Tabela 9-3 mostra mais acertos para as chuvas abaixo do normal, portanto o valor da sensibilidade é o mais alto das três classes. Chuvas acima do normal tiveram alta especificidade devido ao número baixo de falsos positivos, ver Tabela 9-4. As curvas ROC apresentadas na Figura 9-2 mostram maior área abaixo da curva para as chuvas abaixo do normal, de valor 0,91.

Tabela 9-3. Matriz de classificação da previsão da precipitação sem tendência, utilizando-se todas as variáveis preditoras.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	22	5	3	8
	Normal	3	11	7	10
	Acima do normal	0	6	9	6
Falsos negativos		3	11	10	0,64

Tabela 9-4. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação sem tendência, utilizando-se todas as variáveis preditoras.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,88	0,5	0,47
Especificidade	0,71	0,76	0,85
Precisão	0,73	0,52	0,6

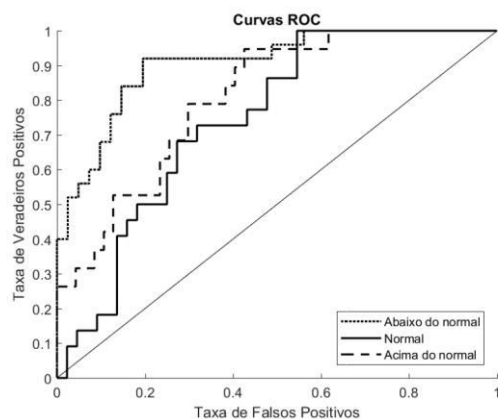


Figura 9-2. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas utilizando-se precipitação sem tendência e todas as variáveis predictoras. Área abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,91, chuvas normais: 0,75, chuvas acima do normal: 0,81.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação defasada

A previsão dos níveis da série de precipitação defasada alcançou uma acurácia máxima de 46% utilizando-se uma rede neural com 150 neurônios. As classes mais identificadas foram as das chuvas acima do normal, ver Tabela 9-5. As medidas de avaliação mostram sensibilidade alta para chuvas abaixo do normal, mas especificidade e precisão baixas devido à quantidade alta de falsos positivos desta classe, ver Tabela 9-6. As curvas ROC apresentam maior área abaixo da curva para as chuvas abaixo do normal, de valor 0,82, e valores similares para chuvas normais e acima do normal, de valores 0,71 e 0,73, respectivamente, ver Figura 9-3.

Tabela 9-5. Matriz de classificação da previsão da precipitação defasada, utilizando-se todas as variáveis predictoras.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	21	12	13	25
	Normal	0	5	4	4
	Acima do normal	3	3	4	6
Falsos negativos		3	15	17	0,46

Tabela 9-6. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação defasada, utilizando-se todas as variáveis predictoras.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,88	0,25	0,19
Especificidade	0,26	0,86	0,81
Precisão	0,46	0,56	0,4

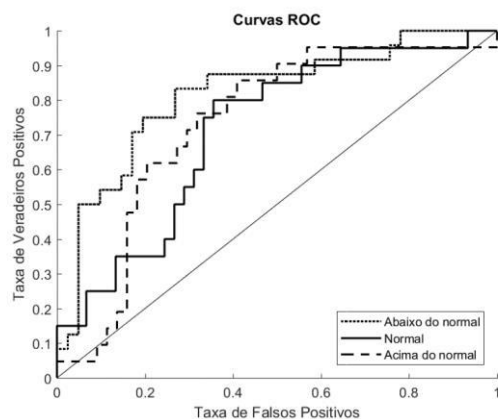


Figura 9-3. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas utilizando-se precipitação defasada e todas as variáveis predictoras. Áreas abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,82, chuvas normais: 0,71, chuvas acima do normal: 0,73.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem valores atípicos

A acurácia da previsão da rede neural para os três níveis de precipitação foi de 58%, utilizando-se 200 neurônios. Na Tabela 9-7, a matriz de classificação mostra maior quantidade de acertos para a precipitação abaixo do normal, o que pode ser visualizado nas curvas ROC da Figura 9-4. A avaliação de desempenho da rede neural para cada categoria está exposta na Tabela 9-8, segundo estes valores chuvas abaixo e acima do normal tiveram melhores medidas de desempenho.

Tabela 9-7. Matriz de classificação da previsão da precipitação sem valores atípicos, utilizando-se todas as variáveis predictoras.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	19	9	3	12
	Normal	4	10	9	13
	Acima do normal	0	1	7	1
	Falsos negativos	4	10	12	0,58

Tabela 9-8. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação sem valores atípicos, utilizando-se todas as variáveis predictoras.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,83	0,5	0,37
Especificidade	0,59	0,67	0,97
Precisão	0,61	0,43	0,88

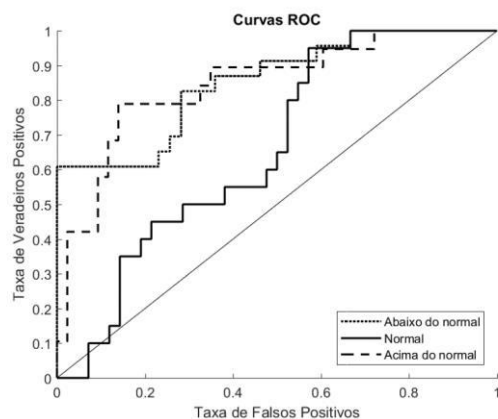


Figura 9-4. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas utilizando-se precipitação sem valores atípicos e todas as variáveis predictoras. Áreas abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,85, chuvas normais: 0,66, chuvas acima do normal: 0,85.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem tendência e sem valores atípicos

A acurácia geral da previsão para o caso dos níveis de precipitação da série de precipitação sem tendência e sem valores atípicos foi de 57%, utilizando-se 150 neurônios. A matriz de classificação e o gráfico ROC apresentam maiores acertos para as precipitações abaixo do normal, com áreas abaixo da curva de valor 0,85, 0,7 para chuvas normais, e 0,76 para chuvas acima do normal, ver Tabela 9-9 e Figura 9-5. As medidas de desempenho da Tabela 9-10 mostram maior sensibilidade para as chuvas abaixo do normal, e maior especificidade e precisão para chuvas acima do normal.

Tabela 9-9. Matriz de classificação da previsão da precipitação sem tendência e sem valores atípicos, utilizando-se todas as variáveis predictoras.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	22	10	8	18
	Normal	1	8	6	7
	Acima do normal	0	1	5	1
	Falsos negativos	1	11	14	0,57

Tabela 9-10. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação sem tendência e sem valores atípicos, utilizando-se todas as variáveis predictoras.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,96	0,42	0,26
Especificidade	0,42	0,79	0,97
Precisão	0,55	0,53	0,83

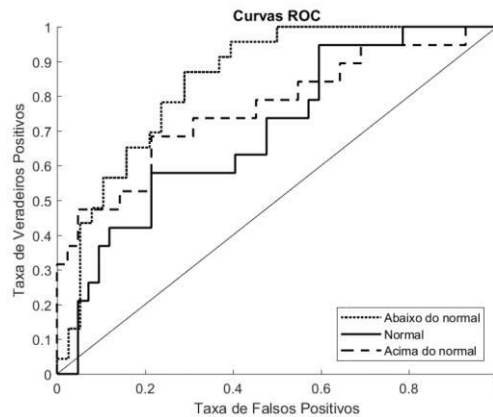


Figura 9-5. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas utilizando-se precipitação sem tendência sem valores atípicos e todas as variáveis predictoras. Área abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,85, chuvas normais: 0,7 e chuvas acima do normal: 0,76.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação defasada sem valores atípicos

A acurácia máxima obtida foi de 46% utilizando-se 150 neurônios. As classes com maior número de acertos foram as chuvas abaixo do normal, ver Tabela 9-11. Portanto, a sensibilidade das chuvas abaixo do normal se mostra alta, ver Tabela 9-12. As curvas ROC da Figura 9-6 apresentam valores mais altos para as chuvas abaixo do normal de valor 0,82.

Tabela 9-11. Matriz de classificação da previsão da precipitação defasada sem valores atípicos, utilizando-se todas as variáveis predictoras.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	21	12	13	25
	Normal	0	5	4	4
	Acima do normal	3	3	4	4
Falsos negativos		3	15	17	0,46

Tabela 9-12. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação defasada sem valores típicos, utilizando-se todas as variáveis predictoras.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,88	0,25	0,19
Especificidade	0,26	0,86	0,81
Precisão	0,46	0,56	0,4

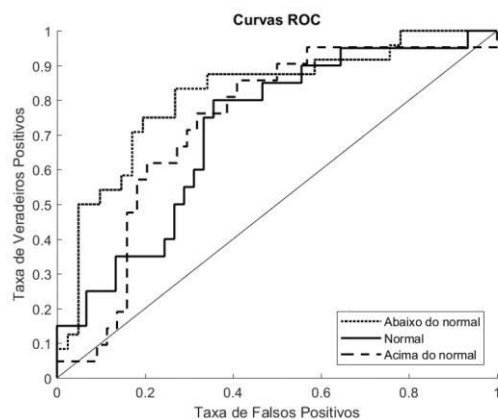


Figura 9-6. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas utilizando-se precipitação defasada sem valores atípicos e todas as variáveis predictoras. Área abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,82, chuvas normais: 0,71, chuvas acima do normal: 0,73.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem registros com evento *El Niño* extraordinário e forte

Com este esquema, a acurácia máxima obtida foi de 63% utilizando-se 10 neurônios. Chuvas abaixo do normal foram as mais corretamente classificadas, ver Tabela 9-13. As medidas de desempenho da Tabela 9-14 mostram maiores valores para as chuvas desta classe. As curvas ROC indicam melhor desempenho para as chuvas abaixo e acima do normal, ver Figura 9-7.

Tabela 9-13. Matriz de classificação da previsão da precipitação sem registros do evento *El Niño* extraordinário e forte, utilizando-se todas as variáveis predictoras.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	14	4	3	7
	Normal	4	8	6	10
	Acima do normal	0	3	12	3
Falsos negativos		4	7	9	0,63

Tabela 9-14. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação sem registros do evento *El Niño* extraordinário e forte, utilizando-se todas as variáveis predictoras.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,78	0,53	0,57
Especificidade	0,74	0,72	0,88
Precisão	0,67	0,44	0,8

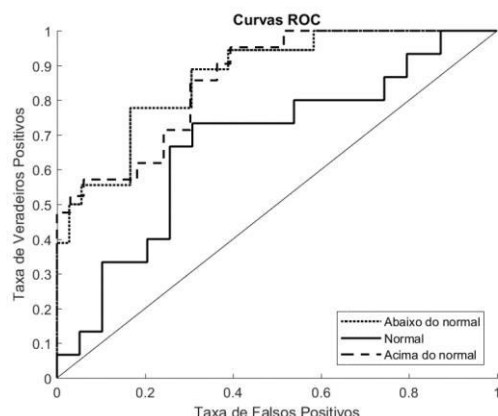


Figura 9-7. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas utilizando-se precipitação sem registros do evento *El Niño* extraordinário e forte e todas as variáveis preditoras. Área abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,87, chuvas normais: 0,68, e chuvas acima do normal: 0,86.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem registros *El Niño* extraordinário e forte sem tendência

A previsão de maior acurácia para os níveis da série de precipitação sem registros *El Niño* extraordinário e forte sem tendência foi de 55% utilizando-se 50 neurônios. A matriz de classificação da Tabela 9-15 indica maiores acertos para chuvas acima do normal. As medidas de avaliação de desempenho mostram melhor valor de sensibilidade para as chuvas acima do normal, e maior especificidade e precisão para chuvas abaixo do normal, por causa do baixo número de falsos positivos para esta classe, ver Tabela 9-16. As curvas ROC na Figura 9-8 mostram maior valor de área abaixo da curva para chuvas acima do normal, de valor 0,94.

Tabela 9-15. Matriz de classificação da previsão da precipitação sem registros do evento *El Niño* extraordinário e forte sem tendência, utilizando-se todas as variáveis preditoras.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	11	3	1	4
	Normal	10	4	1	11
	Acima do normal	2	7	14	9
	Falsos negativos	12	10	2	0,55

Tabela 9-16. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação sem registros do evento *El Niño* extraordinário e forte sem tendência, utilizando-se todas as variáveis preditoras.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,48	0,29	0,88
Especificidade	0,82	0,69	0,63
Precisão	0,73	0,27	0,61

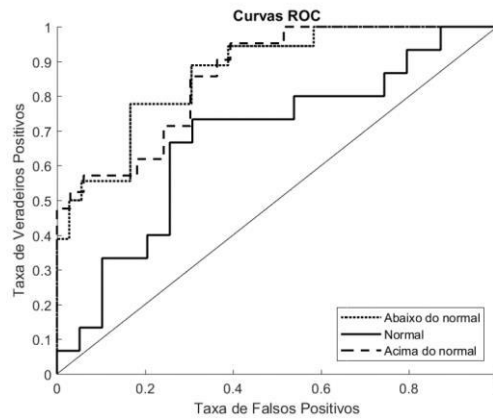


Figura 9-8. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas utilizando-se precipitação sem registros do evento *El Niño* extraordinário e forte sem tendência e todas as variáveis predictoras. Área abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,78, chuvas normais: 0,55, e chuvas acima do normal: 0,94.

9.1.1.2 Previsão dos níveis de precipitação identificando-se variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação

Previsão dos níveis de precipitação da série original de precipitação

A previsão dos níveis com a série de precipitação sem eliminação de registros apresentou uma acurácia máxima de 89% utilizando-se 10 neurônios e 21 variáveis mais correlacionadas com a precipitação, ver Figura 9-9. A linha de tendência apresenta uma queda muito leve das acurácias das previsões com o aumento das variáveis mais correlacionadas com a precipitação. A matriz de classificação da Tabela 9-17 indica sete classificações incorretas: quatro de chuvas abaixo do normal, e três de chuvas normais. Portanto, as medidas de avaliação de desempenho mostram valores altos para todas as classes, similarmente às curvas ROC, com áreas abaixo da curva de valor 0,96 para chuvas abaixo do normal, 0,92 para chuvas normais, e 1 para chuvas acima do normal, ver Tabela 9-18 e Figura 9-10.

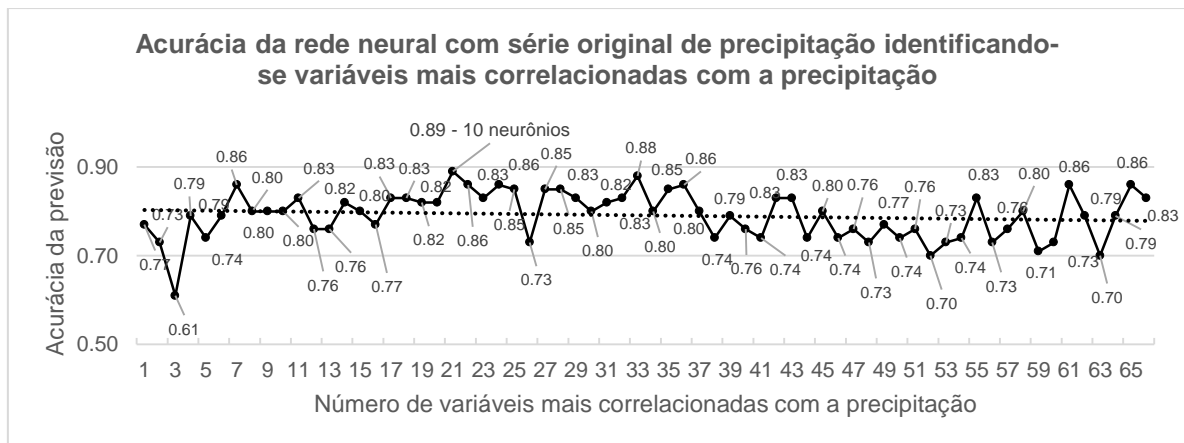


Figura 9-9. Acurácia da previsão utilizando-se as variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação original.

Tabela 9-17. Matriz de classificação da previsão com maior acurácia (89%) da precipitação original, utilizando-se 21 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação original.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	20	3	0	3
	Normal	4	18	0	4
	Acima do normal	0	0	21	0
	Falsos negativos	4	3	0	0,89

Tabela 9-18. Medidas de avaliação de desempenho da previsão de maior acurácia (89%) da precipitação, utilizando-se 21 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação original.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,83	0,86	1
Especificidade	0,93	0,91	1
Precisão	0,87	0,82	1

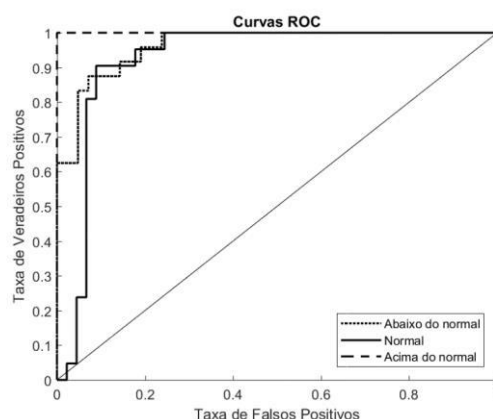


Figura 9-10. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas com maior acurácia (89%) utilizando-se precipitação original e 21 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação. Áreas abaixo da curva: chuvas abaixo do normal: 0,96, chuvas normais: 0,92, chuvas acima do normal: 1.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem tendência

A acurácia máxima obtida na previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem tendência foi de 88%, utilizando-se 13, 27 e 60 variáveis mais correlacionadas com a precipitação e 150,150 e 20 neurônios respectivamente, ver Figura 9-11. Foi selecionado o teste com 27 variáveis como o mais representativo com base na análise dos valores das áreas abaixo da curva de cada classe prognosticada. A matriz de classificação indica oito valores classificados erroneamente e homogeneidade na identificação correta das classes (ver Tabela 9-19) portanto, as medidas de avaliação da Tabela 9-20 apresentam valores altos das medidas de avaliação para todas as classes. As curvas ROC da Figura 9-12 mostram o comportamento descrito, com áreas abaixo da curva de valor 0,98 para chuvas abaixo do normal, 0,93 para chuvas normais, e 0,99 para chuvas acima do normal.

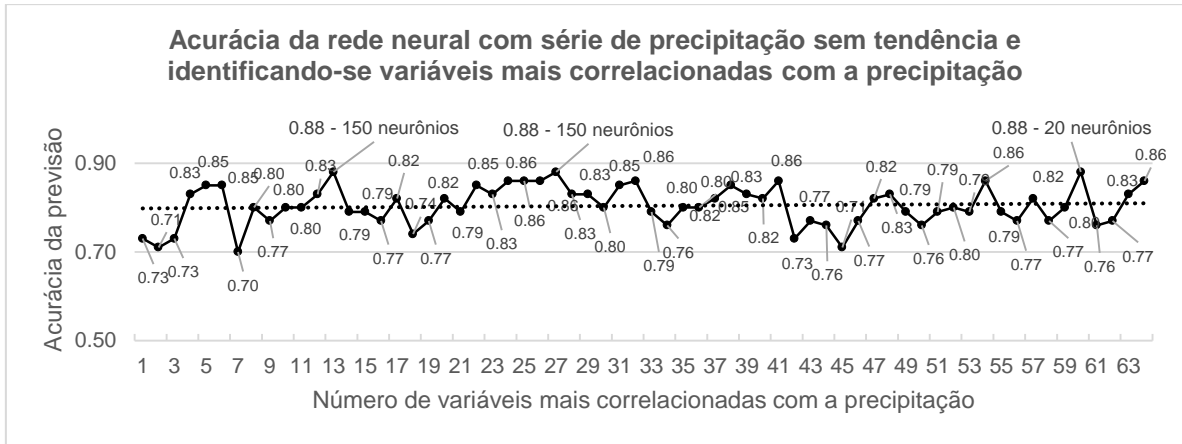


Figura 9-11. Acurácia da previsão utilizando-se as variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação sem tendência.

Tabela 9-19. Matriz de classificação da previsão com maior acurácia (88%) da precipitação sem tendência, utilizando-se 27 variáveis mais correlacionadas com a precipitação.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	21	1	0	1
	Normal	4	20	2	6
	Acima do normal	0	1	17	1
	Falsos negativos	4	2	2	0,88

Tabela 9-20. Medidas de avaliação de desempenho da previsão de maior acurácia (88%) da precipitação sem tendência, utilizando-se 27 variáveis mais correlacionadas com a precipitação.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,84	0,91	0,89
Especificidade	0,97	0,86	0,98
Precisão	0,95	0,77	0,94

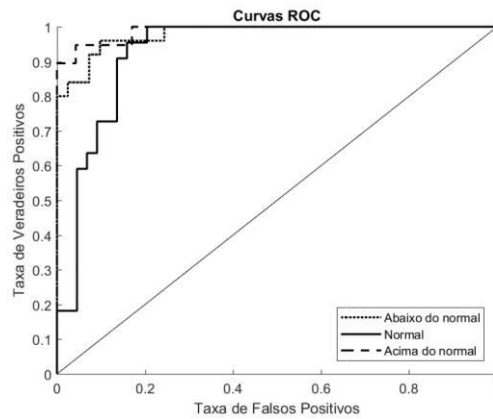


Figura 9-12. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas com maior acurácia (88%) utilizando-se precipitação sem tendência e 27 variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação. Área abaixo da curva: chuvas abaixo do normal: 0,98, chuvas normais: 0,93, chuvas acima do normal: 0,99.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação defasada

A previsão baseada nos níveis de precipitação da série de precipitação defasada alcançou uma exatidão de 86% utilizando-se 5 variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação e 20 neurônios, ver Figura 9-13. A linha de tendência mostra um decremento significativo na acurácia da rede neural à medida que se incrementa o número de variáveis mais correlacionadas com a precipitação. A matriz de classificação da Tabela 9-21 indica homogeneidade nos acertos para as três classes analisadas, em que todas as classes de chuvas acima do normal foram classificadas corretamente. As medidas de avaliação de desempenho mostram valores altos para as três classes, ver Tabela 9-22. As curvas ROC mostram área abaixo da curva de valor 0,96 para chuvas abaixo do normal, 0,9 para chuvas normais e de 1 para chuvas acima do normal, ver Figura 9-14.

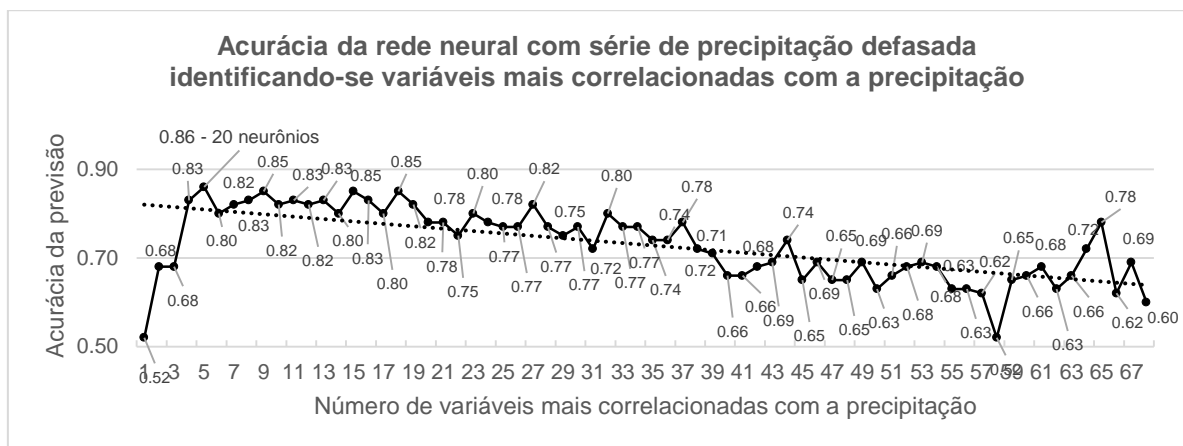


Figura 9-13. Acurácia da previsão utilizando-se as variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação defasada.

Tabela 9-21. Matriz de classificação da previsão com maior acurácia (86%) da precipitação defasada, utilizando-se 5 variáveis mais correlacionadas com a precipitação.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	18	2	0	2
	Normal	6	17	0	6
	Acima do normal	0	1	21	1
	Falsos negativos	6	3	0	0,86

Tabela 9-22. Medidas de avaliação de desempenho da previsão de maior acurácia (86%) da precipitação defasada, utilizando-se 5 variáveis mais correlacionadas com a precipitação.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,75	0,85	1
Especificidade	0,95	0,87	0,97
Precisão	0,9	0,74	0,95

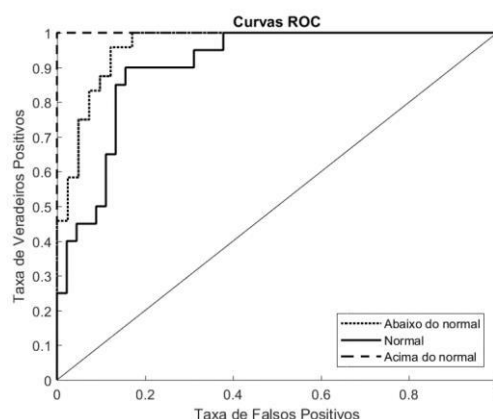


Figura 9-14. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas com maior acurácia (86%) utilizando-se precipitação defasada e 5 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação. Áreas abaixo da curva: chuvas abaixo do normal: 0,96, chuvas normais: 0,9, chuvas acima do normal: 1.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem valores atípicos

As acurácias obtidas nas execuções da rede neural utilizando-se progressivamente as variáveis mais correlacionadas com a precipitação são mostradas na Figura 9-15. As acurácias com poucas variáveis mais correlacionadas mostram valores baixos, começando a se incrementar com nove variáveis e chegando a um máximo de 87% com 12 variáveis e diminuindo em seguida com maior número de variáveis mais correlacionadas. A linha de tendência indica tendência negativa (não significativa) com o incremento das variáveis mais correlacionadas. O valor máximo alcançado de 87% foi obtido utilizando-se a rede neural com 200 neurônios e 12 variáveis mais correlacionadas com a precipitação.

As categorias com maior quantidade de acertos foram as precipitações abaixo e acima do normal, ver Tabela 9-23. As medidas de desempenho mostram melhores valores

para as duas classes, ver Tabela 9-24. As chuvas acima do normal apresentam uma sensibilidade alta devido ao fato de que a rede neural não classificou erradamente este tipo de chuvas. As curvas ROC apresentadas na Figura 9-16 mostram a aptidão da rede neural de prever maior número de precipitações acima e abaixo do normal, com áreas abaixo da curva de valor 0,97 para chuvas abaixo do normal, 86 para chuvas normais e 0,99 para chuvas acima do normal.

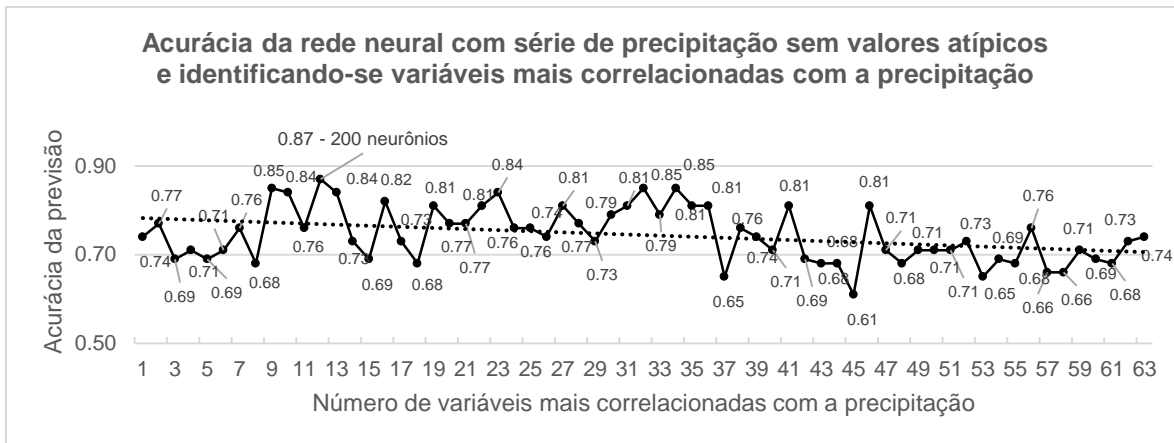


Figura 9-15. Acurácia da previsão utilizando-se as variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação sem valores atípicos.

Tabela 9-23. Matriz de classificação da previsão com maior acurácia (87%) da precipitação sem valores atípicos, utilizando-se 12 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	21	1	0	1
	Normal	2	14	0	2
	Acima do normal	0	5	19	5
	Falsos negativos	2	6	0	0,87

Tabela 9-24. Medidas de avaliação de desempenho da previsão com maior acurácia (87%) da precipitação sem valores atípicos, utilizando-se 12 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,91	0,7	1
Especificidade	0,97	0,95	0,88
Precisão	0,95	0,88	0,79

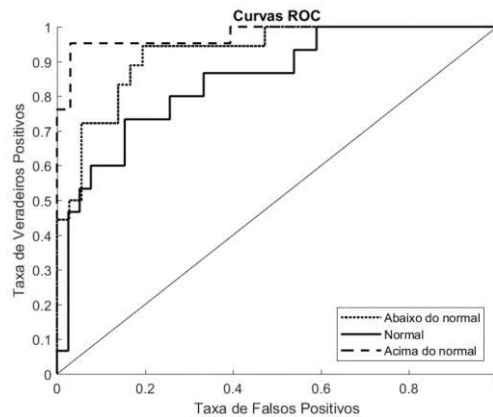


Figura 9-16. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas com maior acurácia (87%) utilizando-se precipitação sem valores atípicos e 12 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação. Áreas abaixo da curva: chuvas abaixo do normal: 0,97, normal: 0,86 e acima do normal: 0,99.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem tendência sem valores atípicos

As acurácias da rede neural para cada grupo de variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação são mostradas na Figura 9-17. As acurácias oscilam entre 67% e 85%. A acurácia máxima foi obtida utilizando-se 24 variáveis mais correlacionadas com a precipitação e 50 neurônios. A linha de tendência apresenta leve decréscimo das acurácias incrementando-se as variáveis mais correlacionadas com a precipitação.

A matriz de classificação da Tabela 9-25 indica homogeneidade nos acertos nas três classes previstas. As medidas de avaliação denotam valores levemente maiores para as chuvas abaixo e acima do normal, ver Tabela 9-26.

As curvas ROC mostradas na Figura 9-18 mostram melhores previsões para chuvas abaixo e acima do normal, com área abaixo da curva de valores 0,96 e 0,98, respectivamente, enquanto que 0,89 para chuvas normais.

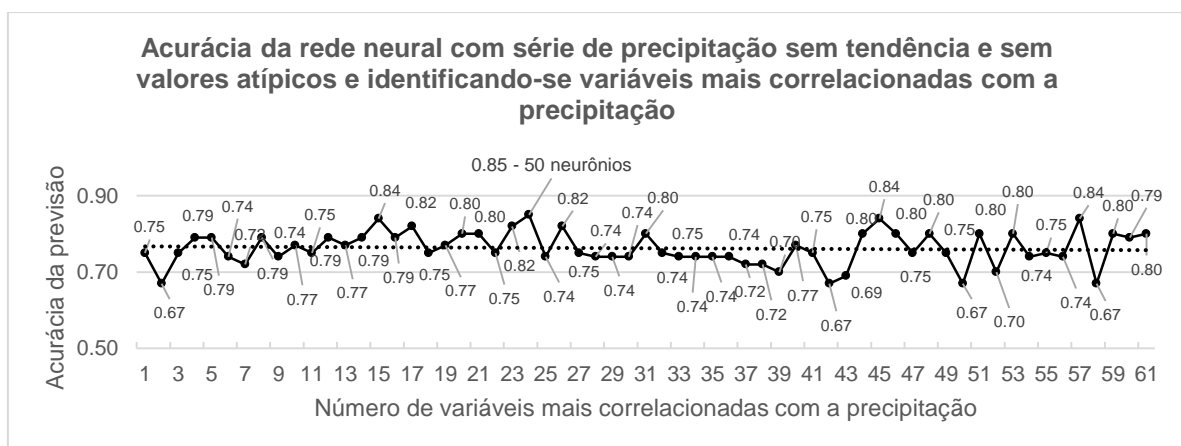


Figura 9-17. Acurácia da previsão utilizando-se as variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação sem tendência e sem valores atípicos.

Tabela 9-25. Matriz de classificação da previsão com maior acurácia (85%) da precipitação sem tendência sem valores atípicos, utilizando-se 24 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	19	2	0	2
	Normal	4	16	2	6
	Acima do normal	0	1	17	1
	Falsos negativos	4	3	2	0,85

Tabela 9-26. Medidas de avaliação de desempenho da previsão com maior acurácia (85%) da precipitação sem tendência sem valores atípicos, utilizando-se 24 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,83	0,84	0,89
Especificidade	0,94	0,86	0,97
Precisão	0,9	0,73	0,94

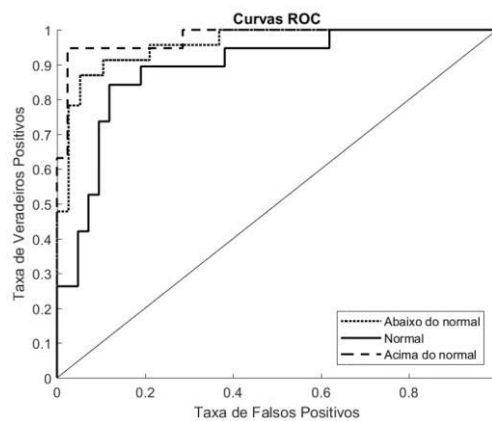


Figura 9-18. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas com maior acurácia (85%) utilizando-se precipitação sem tendência sem valores atípicos e 24 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação. Área abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,96, chuvas normais: 0,89, chuvas acima do normal: 0,98.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação defasada sem valores atípicos

Os resultados das previsões são apresentados na Figura 9-19. A acurácia máxima foi de 78% em quatro testes, utilizando-se 16, 30, 44 e 55 variáveis mais correlacionadas com a precipitação e 150, 200, 20 e 50 neurônios. Os quatro testes tiveram valores similares de área abaixo da curva para as três classes, sendo selecionado o teste com 55 variáveis e 50 neurônios por ter valores levemente mais altos, com 0,93 para chuvas abaixo do normal, 0,87 para chuvas normais, e 0,98 para chuvas acima do normal. A linha de tendência linear não apresenta incremento ou diminuição da acurácia incrementando-se o número de variáveis predictoras, ver Figura 9-19.

Detalhes na matriz de classificação da Tabela 9-27 indicam homogeneidade no número de acertos para as três classes. Chuvas acima do normal mostram ter melhor

sensibilidade, especificidade e precisão, ver Tabela 9-28. As curvas ROC da Figura 9-20 mostra maiores áreas abaixo da curva para as chuvas acima e abaixo do normal

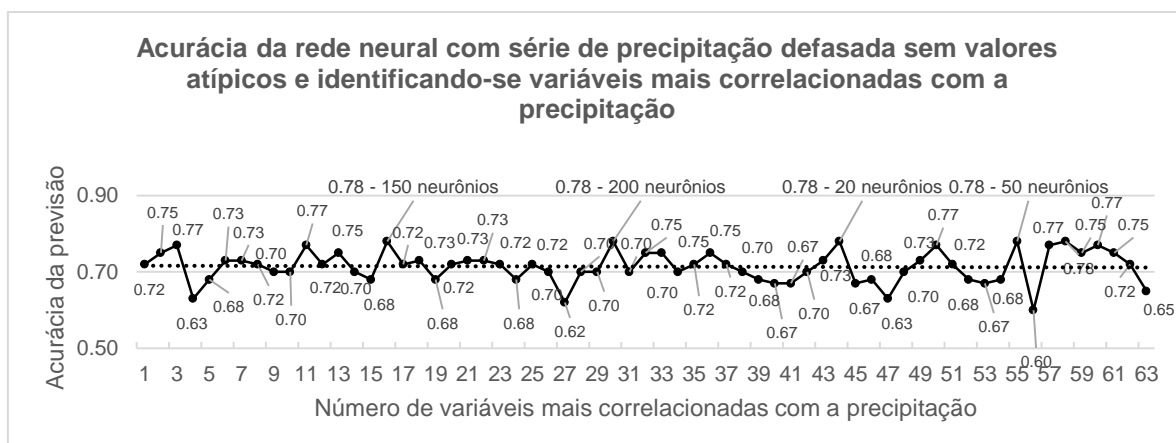


Figura 9-19. Acurácia da previsão utilizando-se as variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação defasada sem valores atípicos

Tabela 9-27. Matriz de classificação da previsão com maior acurácia (78%) da precipitação defasada sem valores atípicos, utilizando-se 55 variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	15	3	0	3
	Normal	5	15	3	8
	Acima do normal	1	1	17	2
	Falsos negativos	6	4	3	0,78

Tabela 9-28. Medidas de avaliação de desempenho da previsão com maior acurácia (78%) da precipitação defasada sem valores atípicos, utilizando-se 55 variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,71	0,79	0,85
Especificidade	0,91	0,8	0,94
Precisão	0,83	0,65	0,89

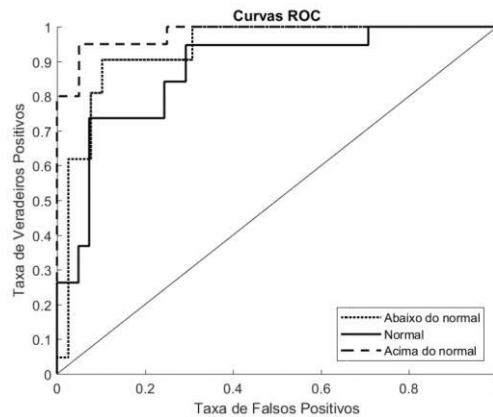


Figura 9-20. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas com maior acurácia (78%) utilizando-se precipitação defasada sem valores atípicos e 55 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação. Área abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,93, chuvas normais: 0,87, e chuvas acima do normal: 0,98.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem registros com evento *El Niño* extraordinário e forte

Foram obtidas duas acurácias máximas de 85%: utilizando-se 20 neurônios e 13 variáveis mais correlacionadas com a precipitação e utilizando-se 150 neurônios e 18 variáveis mais correlacionadas com a precipitação, ver Figura 9-21. As áreas abaixo da curva para o primeiro teste foram levemente melhores comparados às do segundo teste, com valores de 0,96 para chuvas abaixo do normal, 0,90 para chuvas normais, e 0,98 para chuvas acima do normal. São apresentados os resultados do primeiro teste.

A linha de tendência apresenta um leve decaimento (não significativo) da acurácia com o incremento das variáveis mais correlacionadas com a precipitação na previsão da chuva. A matriz de classificação indica maior número de previsões de precipitação abaixo e acima do normal, ver Tabela 9-29. As medidas de avaliação da Tabela 9-30 mostram melhores valores para as chuvas abaixo e acima do normal, comportamento que pode ser observado nas curvas ROC da Figura 9-22 com áreas abaixo da curva de valores 0,96 para chuvas abaixo do normal, 0,9 para chuvas normais, e 0,98 para chuvas acima do normal.

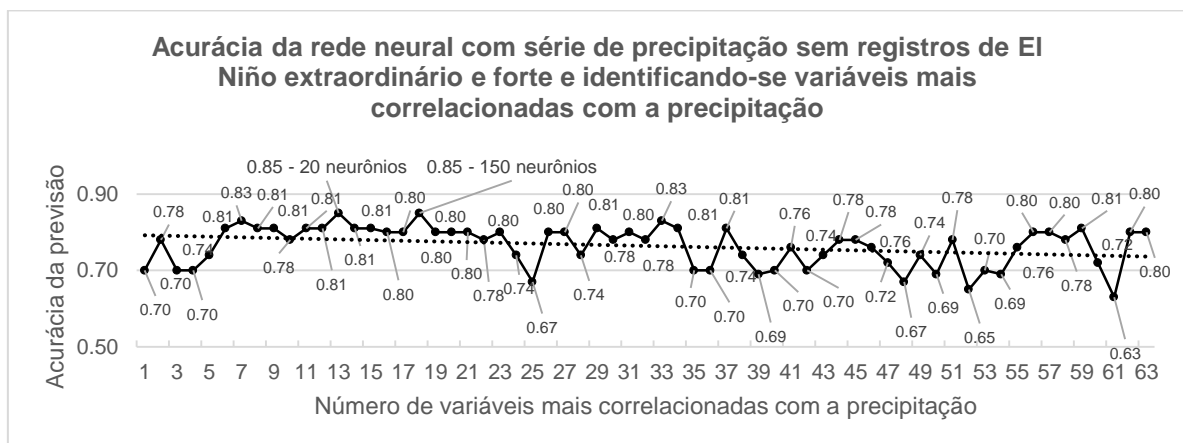


Figura 9-21. Acurácia da previsão utilizando-se as variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação sem registros *El Niño* extraordinário e forte.

Tabela 9-29. Matriz de classificação da previsão com maior acurácia (85%) da precipitação sem registros *El Niño* extraordinário e forte, utilizando-se 13 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	16	3	0	3
	Normal	2	11	2	4
	Acima do normal	0	1	19	1
	Falsos negativos	2	4	2	0,85

Tabela 9-30. Medidas de avaliação de desempenho da previsão com maior acurácia (85%) da precipitação sem registros *El Niño* extraordinário e forte, utilizando-se 13 variáveis mais correlacionadas com a precipitação.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,89	0,73	0,9
Especificidade	0,91	0,90	0,96
Precisão	0,84	0,73	0,95

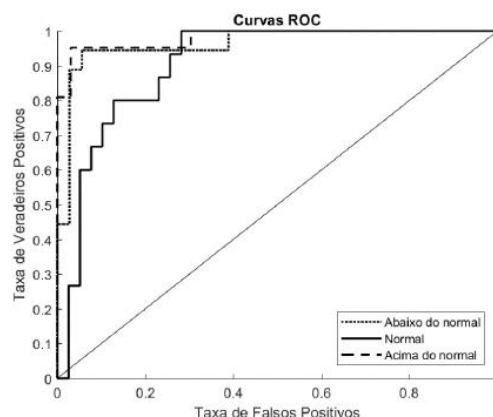


Figura 9-22. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas com maior acurácia (85%) utilizando-se precipitação sem registros de evento *El Niño* extraordinário e forte e 13 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação. Áreas abaixo da curva: chuvas abaixo do normal: 0,96, chuvas normais: 0,90 e chuvas acima do normal: 0,98.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem registros com evento *El Niño* extraordinário e forte sem tendência

A máxima acurácia obtida foi de 89% utilizando-se 25 variáveis mais correlacionadas com a precipitação e 50 neurônios, ver Figura 9-23. A linha de tendência não mostra melhora dos resultados das previsões com o aumento do número de variáveis mais correlacionadas com a precipitação. A matriz de classificação mostra melhores resultados na classificação das precipitações abaixo e acima do normal, ver Tabela 9-31. A classe abaixo do normal apresenta especificidade e precisão altas, devido ao fato de não ter falsos positivos, mas a medida de sensibilidade é mais baixa do que a da classe acima do normal, ver Tabela 9-32. As curvas ROC mostram melhor desempenho para chuvas abaixo e acima do normal, ver Figura 9-24. As áreas

calculadas abaixo da curva calculadas foram similares, de valores 0,97 para chuvas abaixo do normal, 0,92 para chuvas normais, e 0,99 para chuvas acima do normal.

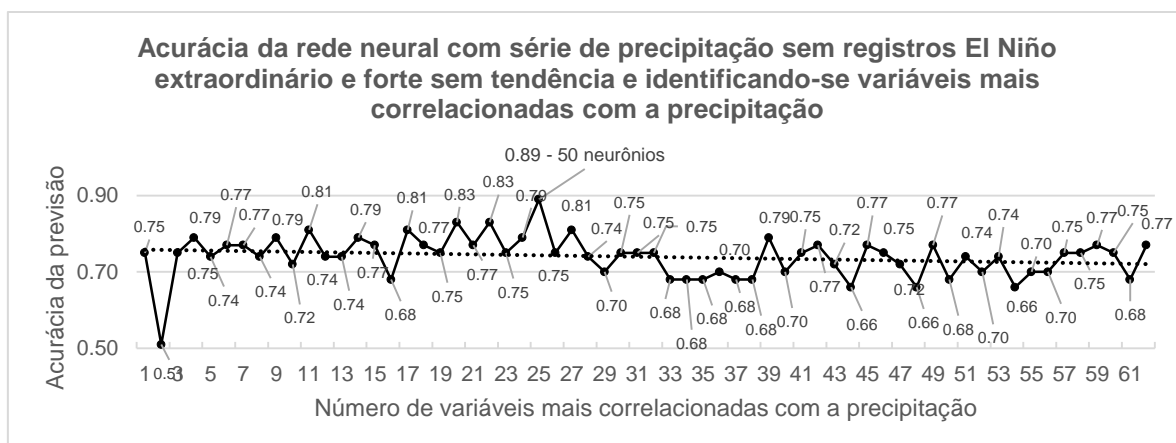


Figura 9-23. Acurácia da previsão utilizando-se as variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação sem registros *El Niño* extraordinário e forte sem tendência.

Tabela 9-31. Matriz de classificação da previsão com maior acurácia (89%) da precipitação sem registros *El Niño* extraordinário e forte sem tendência, utilizando-se 25 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	20	0	0	0
	Normal	3	11	0	3
	Acima do normal	0	3	16	3
	Falsos negativos	3	3	0	0,89

Tabela 9-32. Medidas de avaliação de desempenho da previsão com maior acurácia (89%) da precipitação sem registros *El Niño* extraordinário e forte sem tendência, utilizando-se 25 variáveis mais correlacionadas com a precipitação.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,87	0,79	1
Especificidade	1	0,92	0,91
Precisão	1	0,79	0,84

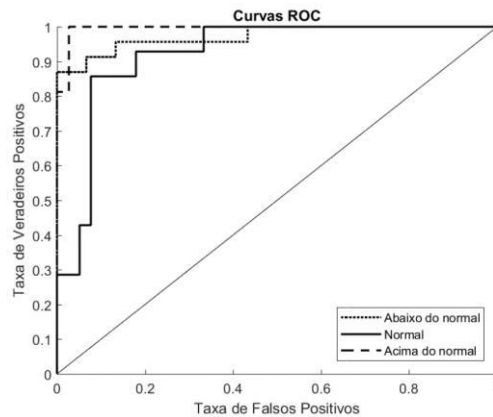


Figura 9-24. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas com maior acurácia (89%) utilizando-se precipitação sem registros de evento *El Niño* extraordinário e forte sem tendência e 25 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação. Áreas abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,97, chuvas normais: 0,92, chuvas acima do normal: 0,99.

9.1.1.3 Previsão aplicando Análise de Componentes Principais

Previsão dos níveis de precipitação da série original de precipitação

A acurácia máxima alcançada foi de 67% utilizando-se 18 e 19 componentes principais e 10 e 150 neurônios respectivamente, ver Figura 9-25. Dos dois testes com igual acurácia, foi selecionado o teste com 19 componentes principais, por ter valores levemente mais altos das áreas abaixo da curva para as três classes analisadas. A linha de tendência mostra melhora das classificações da rede neural com o aumento do número de componentes principais. A matriz de classificação da Tabela 9-33 indica homogeneidade nas classificações corretas para as três classes. As medidas de desempenho e as curvas ROC mostram melhor desempenho das classes abaixo e acima do normal com áreas abaixo da curva de valor 0,85 para chuvas abaixo do normal, 0,69 para chuvas normais, e 0,88 para chuvas acima do normal, ver Tabela 9-34 e Figura 9-26.

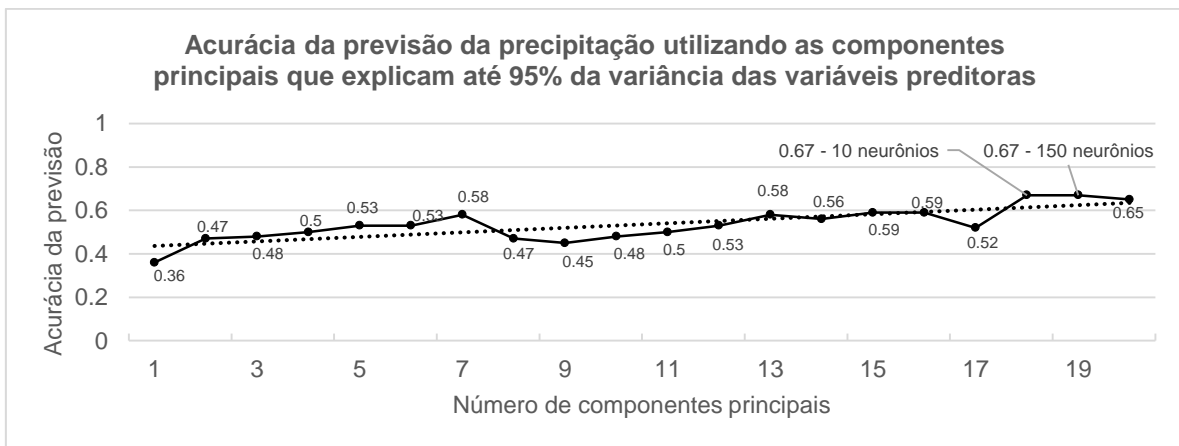


Figura 9-25. Acurácia da previsão da precipitação utilizando-se as componentes principais que explicam até 95% da variância das variáveis predictoras.

Tabela 9-33. Matriz de classificação da previsão da precipitação de maior acurácia (67%), utilizando-se 19 componentes principais.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	16	2	0	2
	Normal	6	13	6	12
	Acima do normal	2	6	15	8
	Falsos negativos	8	8	6	0,67

Tabela 9-34. Medidas de avaliação de desempenho da previsão com maior acurácia (67%), utilizando-se 19 componentes principais.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,67	0,62	0,71
Especificidade	0,93	0,72	0,78
Precisão	0,89	0,52	0,65

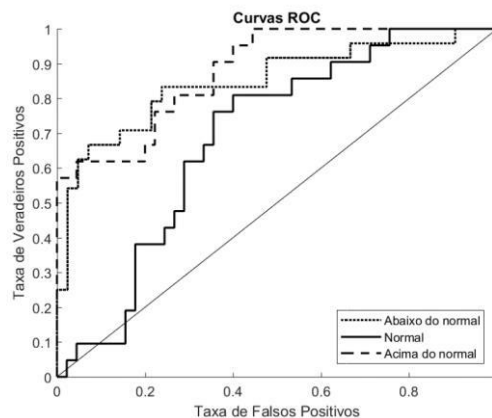


Figura 9-26. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas com maior acurácia (67%) utilizando-se precipitação original e 19 componentes principais. Área abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,85, chuvas normais; 0,69, chuvas acima do normal: 0,88.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem tendência

A acurácia máxima foi de 67% utilizando-se 10 neurônios e 15 componentes principais. A linha de tendência mostra melhora na acurácia com o aumento do número de componentes principais, ver Figura 9-27. A matriz de classificação da Tabela 9-35 apresenta maiores acurácias para as chuvas abaixo e acima do normal, comportamento observado nas medidas de avaliação e curvas ROC com área abaixo da curva de valores 0,9 para chuvas abaixo do normal, 0,72 para chuvas normais, e 0,87 para chuvas acima do normal, ver Tabela 9-36 e Figura 9-28.

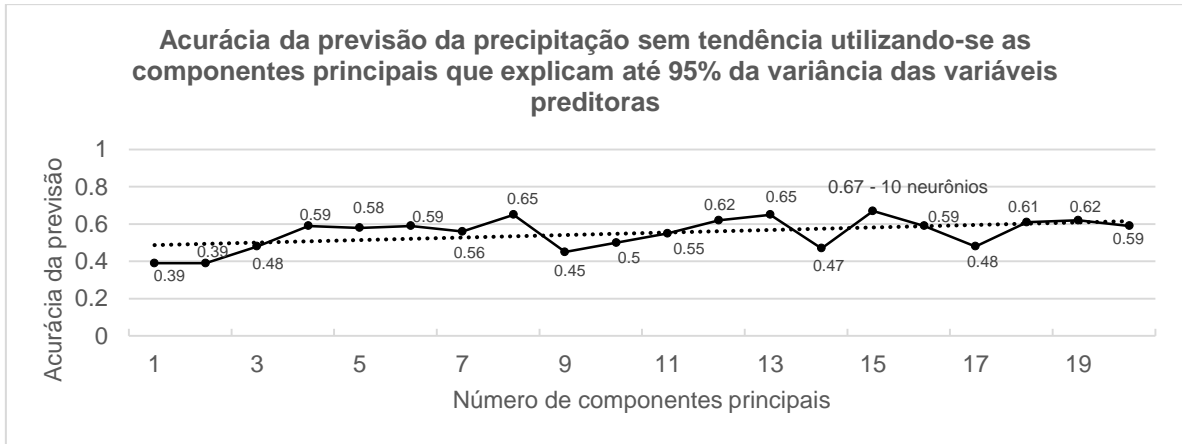


Figura 9-27. Acurácia da previsão da precipitação sem tendência utilizando-se as componentes principais que explicam até 95% da variância das variáveis predictoras.

Tabela 9-35. Matriz de classificação da previsão de maior acurácia (67%) da precipitação sem tendência, utilizando-se 15 componentes principais.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	23	8	3	11
	Normal	2	7	2	4
	Acima do normal	0	7	14	7
	Falsos negativos	2	15	5	0,67

Tabela 9-36. Medidas de avaliação de desempenho da previsão com maior acurácia (67%) da precipitação sem tendência, utilizando-se 15 componentes principais.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,92	0,32	0,74
Especificidade	0,66	0,84	0,81
Precisão	0,68	0,64	0,67

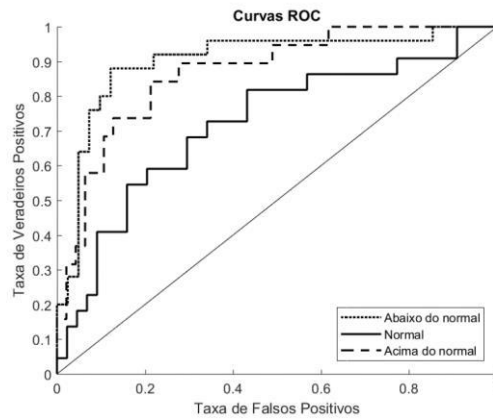


Figura 9-28. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas com maior acurácia (67%) utilizando-se precipitação sem tendência e 15 componentes principais. Área abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,90, chuvas normais: 0,72, chuvas acima do normal: 0,87.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação defasada

A acurácia máxima foi de 49% utilizando-se 1 e 2 componentes principais, e 150 e 20 neurônios respectivamente, ver Figura 9-29. Destes testes com acurácias iguais, foi selecionado o teste com 2 componentes principais por ter maiores valores de área debaixo da curva para cada classe analisada. A linha de tendência mostra um leve decréscimo da acurácia ao aumentar o número de componentes principais na previsão. A matriz de classificação da Tabela 9-37 apresenta pouca diferença no número de acertos das três classes. Comportamento similar é observado nas medidas de avaliação de desempenho da Tabela 9-38 e nas curvas ROC da Figura 9-30. Os valores das áreas abaixo da curva para as chuvas abaixo do normal foi de 0,66, chuvas normais foi de 0,59 e chuvas acima do normal 0,68.

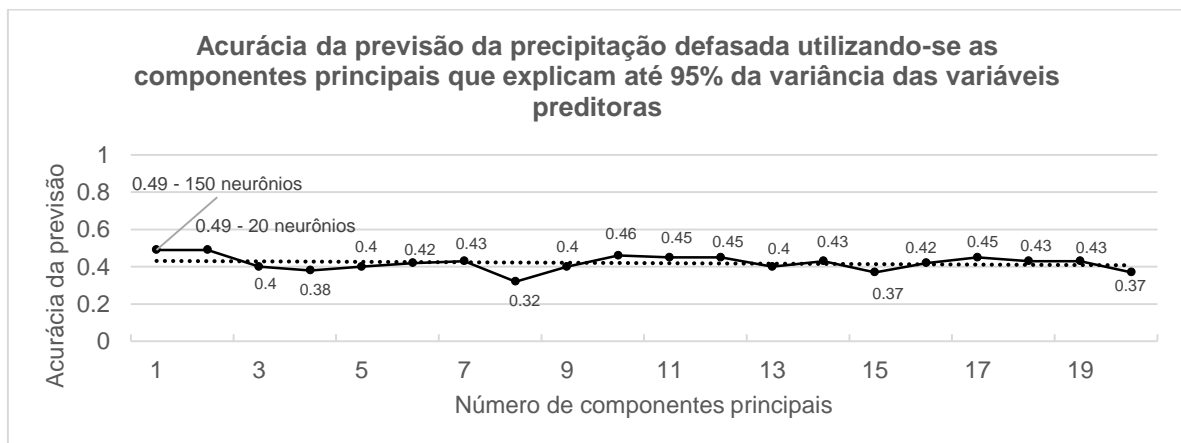


Figura 9-29. Acurácia da previsão da precipitação defasada utilizando-se as componentes principais que explicam até 95% da variância das variáveis predictoras.

Tabela 9-37. Matriz de classificação da previsão de maior acurácia (49%) da precipitação defasada, utilizando-se 2 componentes principais.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	12	3	4	7
	Normal	7	11	8	15
	Acima do normal	5	6	9	11
	Falsos negativos	12	9	12	0,49

Tabela 9-38. Medidas de avaliação de desempenho da previsão com maior acurácia (49%) da precipitação defasada, utilizando-se 2 componentes principais.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,5	0,55	0,43
Especificidade	0,74	0,66	0,68
Precisão	0,63	0,42	0,45

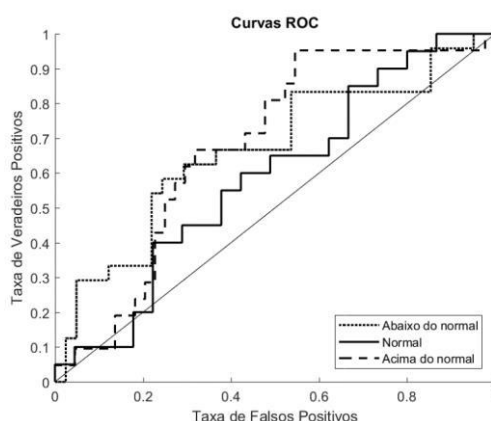


Figura 9-30. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas com maior acurácia (49%) utilizando-se precipitação defasada e 2 componentes principais. Área abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,66, chuvas normais: 0,59, chuvas acima do normal: 0,68.

9.1.2 Estação Portoviejo

9.1.2.1 Previsão dos níveis de precipitação utilizando-se todas as variáveis preditoras

Previsão dos níveis de precipitação da série original de precipitação

Os testes para a previsão dos níveis com a série de precipitação utilizando-se todos os registros conseguiram uma acurácia máxima de 43% com uma rede neural de 100 neurônios. A matriz de classificação mostra maiores acertos para a classe acima do normal, ver Tabela 9-39, tendo o valor mais alto de sensibilidade, enquanto que as chuvas abaixo do normal tiveram maior especificidade e precisão devido à baixa quantidade de falsos positivos obtidos para esta classe, ver Tabela 9-40. As curvas ROC da Figura 9-31 mostram áreas abaixo da curva com pouca diferença para as chuvas abaixo e acima do normal, de 0,77 e 0,74 respectivamente.

Tabela 9-39. Matriz de classificação da previsão da precipitação original, utilizando-se todas as variáveis predictoras.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	6	2	0	2
	Normal	8	1	5	13
	Acima do normal	9	8	17	17
	Falsos negativos	17	10	5	0,43

Tabela 9-40. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação original, utilizando-se todas as variáveis predictoras.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,26	0,09	0,77
Especificidade	0,9	0,64	0,29
Precisão	0,75	0,07	0,5

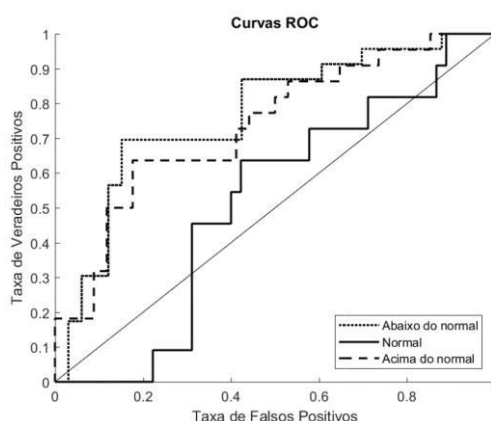


Figura 9-31. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas utilizando-se precipitação original e todas as variáveis predictoras. Área abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,77, chuvas normais: 0,52, chuvas acima do normal: 0,74.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem tendência

A previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem tendência teve uma acurácia máxima de 39% utilizando-se 200 neurônios. A matriz de classificação mostra maiores acertos para as chuvas abaixo do normal e nenhum acerto para as chuvas normais, ver Tabela 9-41. As medidas de avaliação da Tabela 9-42 apresenta melhor acurácia para as chuvas abaixo do normal, maior especificidade e precisão para as chuvas acima do normal. As curvas ROC da Figura 9-32 mostram maior área abaixo da curva para as chuvas acima do normal, devido ao fato dessa classe ter poucos falsos positivos.

Tabela 9-41. Matriz de classificação da previsão da precipitação sem tendência, utilizando-se todas as variáveis preditoras.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	16	9	9	18
	Normal	8	0	4	12
	Acima do normal	1	3	6	4
	Falsos negativos	9	12	13	0,39

Tabela 9-42. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação sem tendência, utilizando-se todas as variáveis preditoras.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,64	0	0,32
Especificidade	0,25	0,65	0,8
Precisão	0,47	0	0,6

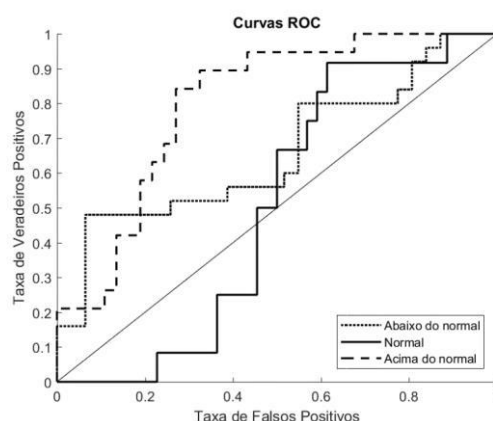


Figura 9-32. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas utilizando-se precipitação sem tendência e todas as variáveis preditoras. Área abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,66, chuvas normais: 0,5, chuvas acima do normal: 0,8.

Previsão dos níveis de precipitação da série original de precipitação

As previsões dos níveis da série de precipitação defasada alcançaram acurácia máxima de 45% utilizando-se 150 neurônios. As classes abaixo do normal foram mais identificadas pela rede neural, com poucos acertos para as chuvas normais, ver Tabela 9-43. Os valores de avaliação de desempenho mostram melhor sensibilidade para as chuvas abaixo do normal, melhor especificidade para as chuvas normais e melhor precisão para as chuvas acima do normal, ver Tabela 9-44. As curvas ROC da Figura 9-33 mostram valores baixos para as áreas abaixo da curva: 0,63 para chuvas abaixo do normal, 0,47 para chuvas normais e 0,55 para chuvas acima do normal.

Tabela 9-43. Matriz de classificação da precipitação defasada, utilizando-se todas as variáveis predictoras.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	15	7	9	16
	Normal	5	2	4	9
	Acima do normal	2	5	9	7
	Falsos negativos	7	12	13	0,45

Tabela 9-44. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação defasada, utilizando-se todas as variáveis predictoras.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,68	0,14	0,41
Especificidade	0,41	0,73	0,71
Precisão	0,48	0,18	0,56

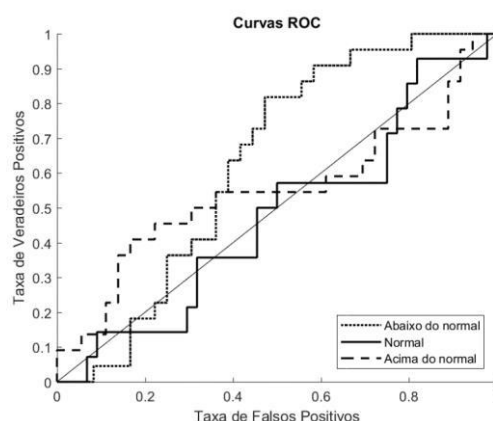


Figura 9-33. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas utilizando-se precipitação defasada e todas as variáveis predictoras. Área abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,63, chuvas normais: 0,47, chuvas acima do normal: 0,55.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem valores extremos

A acurácia geral da previsão foi de 51% utilizando-se 50 neurônios. A matriz de classificação dos resultados da Tabela 9-45 indica maiores acertos na previsão de chuvas acima do normal, comportamento que pode ser observado nas curvas ROC da Figura 9-34. As medidas de desempenho por classe mostram maior aptidão da rede neural para identificar chuvas acima do normal, ver Tabela 9-46.

Tabela 9-45. Matriz de classificação da previsão da precipitação sem valores extremos, utilizando-se todas as variáveis preditoras.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	9	4	3	7
	Normal	12	6	5	17
	Acima do normal	2	2	14	4
	Falsos negativos	14	6	8	0,51

Tabela 9-46. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação sem valores extremos, utilizando-se todas as variáveis preditoras.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,39	0,5	0,64
Especificidade	0,74	0,58	0,79
Precisão	0,56	0,26	0,78

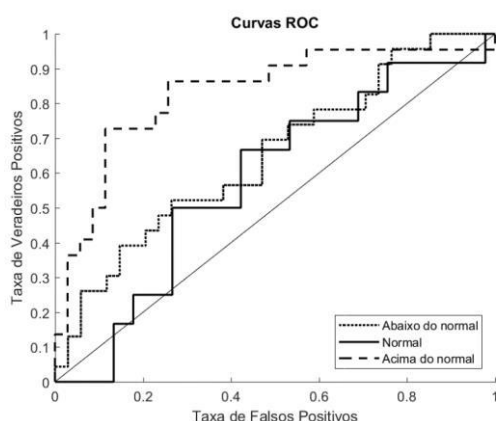


Figura 9-34. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas utilizando-se precipitação sem valores extremos e todas as variáveis preditoras. Área abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,65, chuvas normais: 0,58, chuvas acima do normal: 0,83.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem valores atípicos

A acurácia da previsão da rede neural foi de 45% utilizando-se 10 neurônios. A matriz de classificação mostrada na Tabela 9-47 mostra melhores previsões das chuvas abaixo e acima do normal, mesmo comportamento é visualizado nas curvas ROC da Figura 9-35 com área abaixo da curva de 0,63 para chuvas abaixo do normal, 0,54 para chuvas normais, e 0,85 para chuvas acima do normal. Previsão de chuvas abaixo do normal tiveram valores baixos de especificidade e precisão devido à grande quantidade de falsos positivos dessa classe, ver Tabela 9-48.

Tabela 9-47. Matriz de classificação da previsão da precipitação sem valores atípicos, utilizando-se todas as variáveis preditoras.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	14	10	12	22
	Normal	4	2	1	5
	Acima do normal	2	1	9	3
	Falsos negativos	6	11	13	0,45

Tabela 9-48. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação sem valores atípicos, utilizando-se todas as variáveis preditoras.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,7	0,15	0,41
Especificidade	0,33	0,82	0,84
Precisão	0,39	0,29	0,75

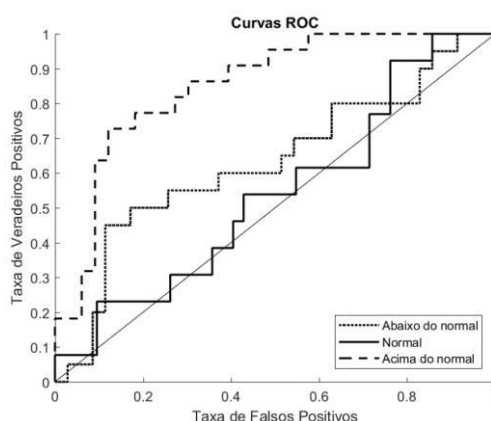


Figura 9-35. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas utilizando-se precipitação sem valores atípicos e todas as variáveis preditoras. Área abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,63, chuvas normais: 0,54 e chuvas acima do normal: 0,85.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem tendência e sem valores extremos

A acurácia na previsão foi de 30% utilizando-se 200 neurônios, em que todas as classes tiveram poucos acertos, em comparação com as outras classes, as chuvas acima do normal foram mais identificadas, ver Tabela 9-49. As medidas de avaliação de desempenho mostradas na Tabela 9-50 indicam valores baixos para todas as classes, exceto o valor da especificidade da classe acima do normal devido à baixa quantidade de falsos positivos correspondentes. O gráfico ROC baixa aptidão da rede para identificar as três classes, com áreas abaixo da curva de 0,6 para chuvas abaixo do normal 0,48 para chuvas normais, e 0,66 para acima do normal, ver Figura 9-36.

Tabela 9-49. Matriz de classificação da previsão da precipitação sem tendência e sem valores extremos, utilizando-se todas as variáveis predictoras.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	10	6	7	13
	Normal	15	4	10	25
	Acima do normal	0	2	3	2
	Falsos negativos	15	8	17	0,3

Tabela 9-50. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação sem tendência e sem valores extremos, utilizando-se todas as variáveis predictoras.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,4	0,33	0,15
Especificidade	0,35	0,34	0,88
Precisão	0,43	0,14	0,6

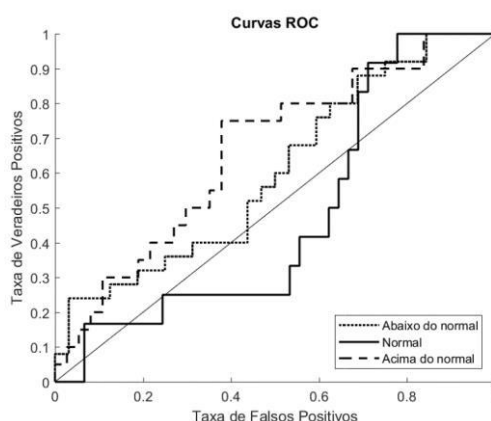


Figura 9-36. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas utilizando-se precipitação sem tendência sem valores extremos e todas as variáveis predictoras. Área abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,6, chuvas normais: 0,48, chuvas acima do normal: 0,66.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem tendência e sem valores atípicos

As previsões dos níveis da série de precipitação sem tendência e sem valores atípicos mostrou uma acurácia de 48%, utilizando-se 10 neurônios. As chuvas abaixo do normal foram mais classificadas corretamente pela rede neural com área abaixo da curva de 0,67 respectivamente, ver Tabela 9-51 e Figura 9-37. As medidas de desempenho mostram melhores valores de sensibilidade para chuvas abaixo do normal, e melhores valores de especificidade e precisão para chuvas acima do normal, ver Tabela 9-52.

Tabela 9-51. Matriz de classificação da previsão da precipitação sem tendência e sem valores atípicos, utilizando-se todas as variáveis predictoras.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	17	5	10	15
	Normal	7	3	4	11
	Acima do normal	0	2	6	2
	Falsos negativos	7	7	14	0,48

Tabela 9-52. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação sem tendência e sem valores atípicos, utilizando-se todas as variáveis predictoras.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,71	0,3	0,3
Especificidade	0,38	0,68	0,91
Precisão	0,53	0,21	0,75

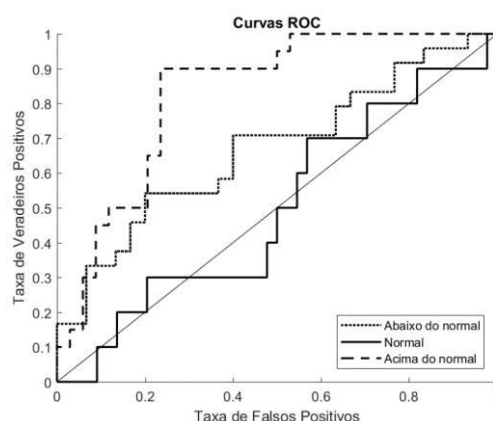


Figura 9-37. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas utilizando-se precipitação sem tendência sem valores atípicos e todas as variáveis predictoras. Área abaixo da curva: chuvas abaixo do normal: 0,67, chuvas normais: 0,5, chuvas acima do normal: 0,83.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação defasada sem valores extremos

A acurácia máxima obtida foi de 41% utilizando-se 20 neurônios. As chuvas abaixo do normal foram mais identificadas pela rede neural, poucos registros de chuvas acima do normal e nenhum de chuvas normais foram identificados, ver Tabela 9-53. Portanto, maior sensibilidade foi calculada para chuvas abaixo do normal. As chuvas acima do normal tiveram maiores valores de especificidade e precisão devido ao baixo número de falsos positivos correspondentes, ver Tabela 9-54. As curvas ROC da Figura 9-38 indicam maiores valores para chuvas acima do normal, de 0,69, e valores baixos para chuvas normais, de 0,32.

Tabela 9-53. Matriz de classificação da previsão da precipitação defasada sem valores extremos, utilizando-se todas as variáveis predictoras.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	18	11	12	23
	Normal	3	0	4	7
	Acima do normal	0	3	5	3
	Falsos negativos	3	14	16	0,41

Tabela 9-54. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação defasada sem valores extremos, utilizando-se todas as variáveis predictoras.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,86	0	0,24
Especificidade	0,18	0,77	0,86
Precisão	0,44	0	0,63

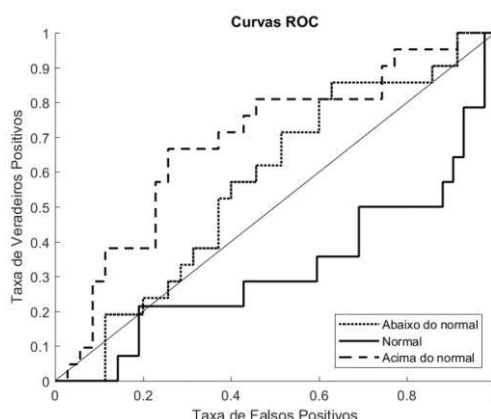


Figura 9-38. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas utilizando-se precipitação defasada sem valores extremos e todas as variáveis predictoras. Área abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,57, chuvas normais: 0,32, chuvas acima do normal: 0,69.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação defasada sem valores atípicos

A acurácia máxima obtida foi de 51% utilizando-se 50 neurônios. A classe das chuvas abaixo do normal foi mais identificada pela rede neural, obtendo, portanto, a maior sensibilidade, enquanto que a classe de chuvas acima do normal teve maior especificidade e precisão devido ao baixo número de falsos positivos, ver Tabela 9-55 e Tabela 9-56. As curvas ROC da Figura 9-39 indicam maiores valores para as chuvas abaixo e acima do normal.

Tabela 9-55. Matriz de classificação da previsão da precipitação defasada sem valores atípicos, utilizando-se todas as variáveis predictoras.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	14	9	8	17
	Normal	3	3	3	6
	Acima do normal	1	2	10	3
	Falsos negativos	4	11	11	0,51

Tabela 9-56. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação defasada sem valores atípicos, utilizando-se todas as variáveis predictoras.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,78	0,21	0,48
Especificidade	0,43	0,8	0,85
Precisão	0,45	0,33	0,77

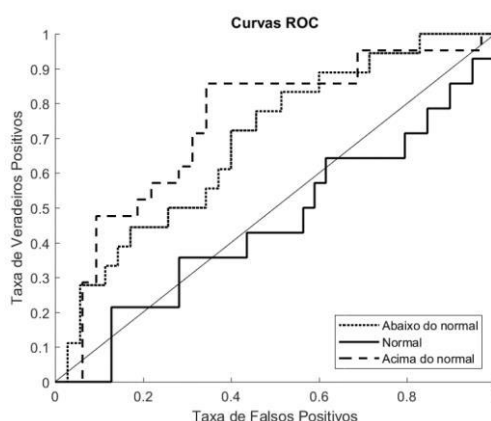


Figura 9-39. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas utilizando-se precipitação defasada sem valores atípicos e todas as variáveis predictoras. Área abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,69, chuvas normais: 0,45, chuvas acima do normal: 0,74.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem registros com evento El Niño extraordinário e forte

A acurácia máxima foi de 57% utilizando-se 50 neurônios. As chuvas abaixo e acima do normal foram mais classificadas corretamente, ver matriz de confusão da Tabela 9-57. As medidas de avaliação mostram melhor sensibilidade para chuvas abaixo do normal e melhor especificidade e precisão para chuvas acima do normal, ver Tabela 9-58. As curvas ROC da Figura 9-40 mostram maior aptidão da rede na classificação de chuvas abaixo e acima do normal com 0,69 e 0,89 de área abaixo da curva respectivamente.

Tabela 9-57. Matriz de classificação da previsão da precipitação sem registros do evento *El Niño* extraordinário e forte, utilizando-se todas as variáveis predictoras.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	13	5	7	12
	Normal	4	2	3	7
	Acima do normal	1	0	11	1
	Falsos negativos	5	5	10	0,57

Tabela 9-58. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação sem registros do evento *El Niño* extraordinário e forte, utilizando-se todas as variáveis predictoras.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,72	0,29	0,52
Especificidade	0,52	0,77	0,94
Precisão	0,52	0,22	0,92

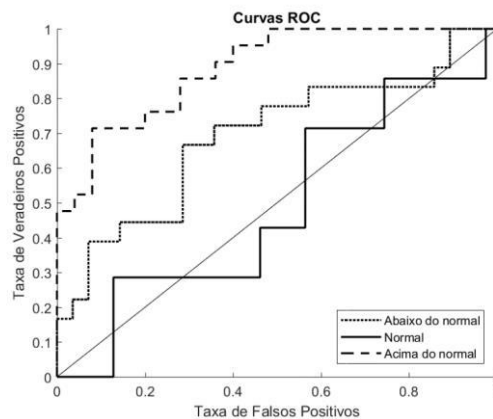


Figura 9-40. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas utilizando-se precipitação sem registros do evento *El Niño* extraordinário e forte e todas as variáveis predictoras. Área abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,69, chuvas normais: 0,49, chuvas acima do normal: 0,89.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem registros com evento *El Niño* extraordinário e forte sem tendência

A acurácia máxima foi de 43% utilizando-se 200 neurônios. A matriz de classificação mostra baixo número de acertos, ver Tabela 9-59, e baixas medidas de desempenho, ver Tabela 9-60. As curvas ROC da Figura 9-41 mostram o comportamento descrito com 0,7 de área abaixo da curva para as chuvas abaixo do normal, 0,67 para chuvas normais, e 0,78 para chuvas acima do normal.

Tabela 9-59. Matriz de classificação da previsão da precipitação sem registros do evento *El Niño* extraordinário e forte sem tendência, utilizando-se todas as variáveis preditoras.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	10	2	6	8
	Normal	11	4	6	17
	Acima do normal	0	1	6	1
	Falsos negativos	11	3	12	0,43

Tabela 9-60. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação sem registros do evento *El Niño* extraordinário e forte sem tendência, utilizando-se todas as variáveis preditoras.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,48	0,57	0,33
Especificidade	0,56	0,48	0,93
Precisão	0,56	0,19	0,86

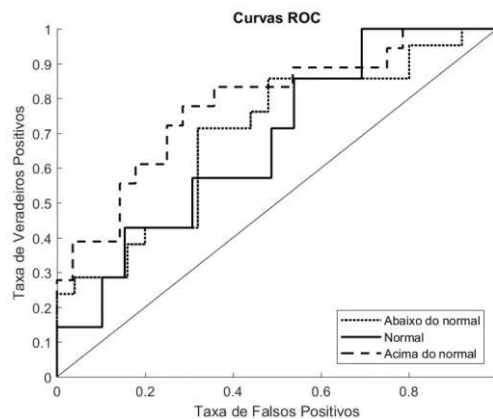


Figura 9-41. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas utilizando-se precipitação sem registros do evento *El Niño* extraordinário e forte sem tendência e todas as variáveis preditoras. Área abaixo da curva: chuvas abaixo do normal: 0,7, chuvas normais: 0,67, chuvas acima do normal: 0,78.

9.1.2.2 Previsão dos níveis de precipitação identificando-se variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação

Previsão dos níveis de precipitação da série original de precipitação

A previsão da rede neural com os níveis da série original de precipitação atingiu um valor de acurácia máximo de 77% utilizando-se 15 e 17 variáveis mais correlacionadas com a precipitação e 20 e 10 neurônios respectivamente, ver Figura 9-42. Destes dois testes com igual acurácia foi selecionado o teste com 15 variáveis mais correlacionadas com a precipitação por conter melhores valores de área abaixo da curva para todas as classes. A linha de tendência mostra um leve decréscimo da acurácia das previsões ao incrementar o número de variáveis mais correlacionadas com a precipitação. A matriz de classificação da Tabela 9-61 apresenta maiores acertos para as classes acima e abaixo do normal, portanto as medidas de avaliação de desempenho mostram melhores valores para estas duas classes, ver Tabela 9-62. As curvas ROC da Figura 9-43

mostram este comportamento com áreas abaixo da curva de 0,89 para chuvas abaixo do normal, 0,7 para chuvas normais, e 0,96 para chuvas acima do normal.

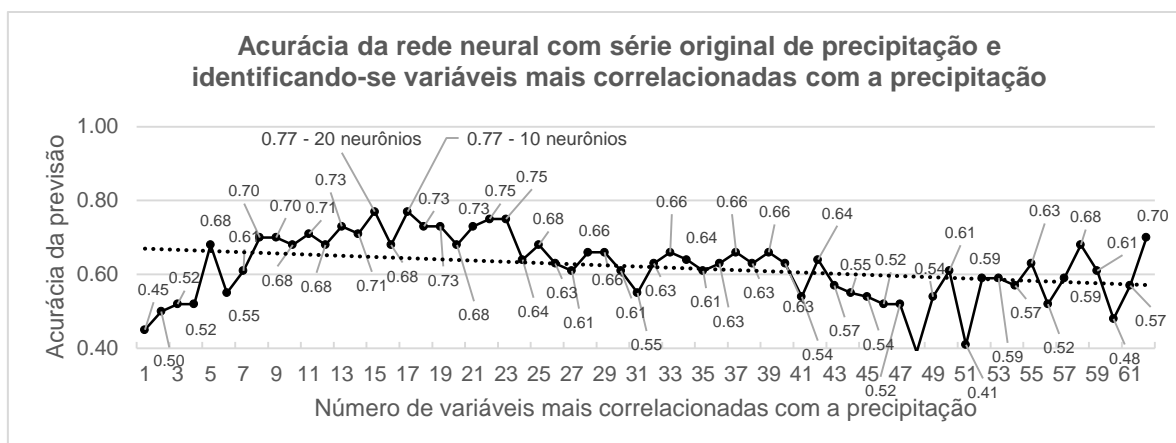


Figura 9-42. Acurácia previsão utilizando-se as variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação original.

Tabela 9-61. Matriz de classificação da previsão com maior acurácia (77%) da precipitação original, utilizando-se 15 variáveis mais correlacionada com a precipitação original.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	18	3	2	5
	Normal	5	5	0	5
	Acima do normal	0	3	20	3
	Falsos negativos	5	6	2	0,77

Tabela 9-62. Medidas de avaliação de desempenho da previsão com maior acurácia (77%) da precipitação original, utilizando-se 15 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação original.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,78	0,45	0,91
Especificidade	0,83	0,88	0,88
Precisão	0,78	0,50	0,87

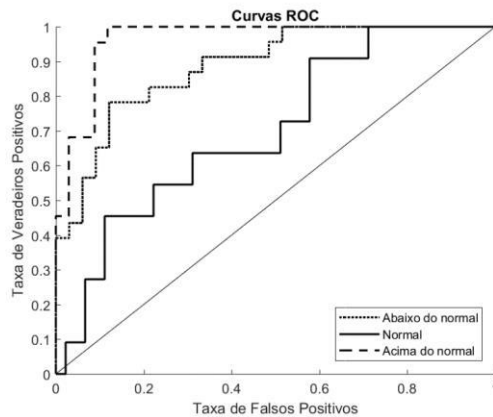


Figura 9-43. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas com maior acurácia (77%) utilizando-se precipitação original e 15 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação. Área abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,89, chuvas normais: 0,7, chuvas acima do normal: 0,96

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem tendência

As previsões da rede neural de configuração fixa utilizando-se os níveis da série de precipitação sem tendência obteve acurácias máximas de 70% com 12 e 42 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação e 20 e 150 neurônios respectivamente, ver Figura 9-44. Destes dois testes com igual acurácia foi selecionado o teste com 42 variáveis mais correlacionadas com a precipitação por ter maiores áreas abaixo da curva ROC para todas as classes analisadas. A linha de tendência apresenta uma leve melhoria das acurácias da previsão com o aumento do número de variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação. A matriz de classificação da Tabela 9-63 apresenta maior número de acertos para as classes abaixo e acima do normal, assim como as medidas de classificação da Tabela 9-64. As curvas ROC das classes abaixo do normal e acima do normal apresentam áreas abaixo da curva de 0,92 e 0,95 respectivamente, ver Figura 9-45.

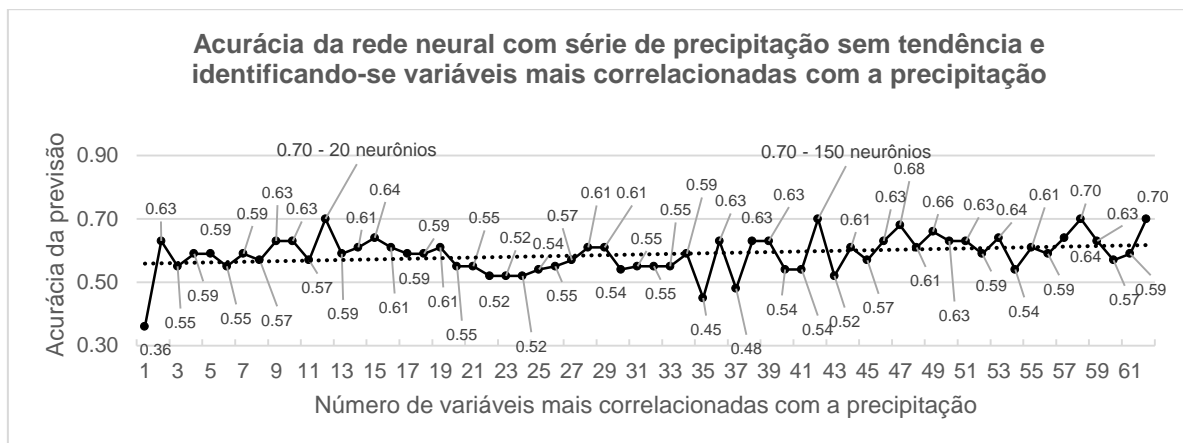


Figura 9-44. Acurácia da previsão utilizando-se as variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação sem tendência.

Tabela 9-63. Matriz de classificação da previsão com maior acurácia (70%) da precipitação sem tendência, utilizando-se 42 variáveis mais correlacionadas com a precipitação.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	22	6	2	8
	Normal	3	5	5	8
	Acima do normal	0	1	12	1
	Falsos negativos	3	7	7	0,7

Tabela 9-64. Medidas de avaliação de desempenho da previsão com maior acurácia (70%) da precipitação sem tendência, utilizando-se 42 variáveis mais correlacionadas com a precipitação.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,88	0,42	0,63
Especificidade	0,68	0,81	0,96
Precisão	0,73	0,38	0,92

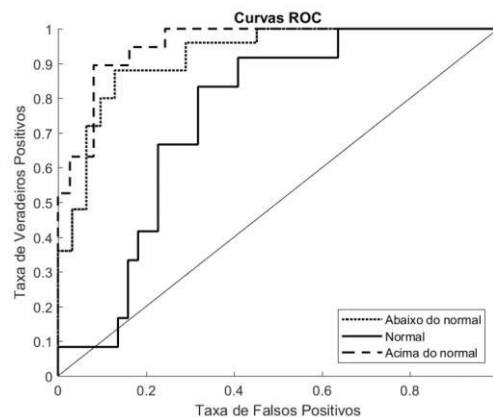


Figura 9-45. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas com maior acurácia (70%) utilizando-se precipitação sem tendência e 42 variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação. Área abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,92, chuvas normais: 0,75, chuvas acima do normal: 0,95

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação defasada

A previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação defasada em um mês anterior teve uma acurácia máxima de 71% utilizando-se 150 neurônios e 7 variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação, ver Figura 9-46. A linha de tendência não apresenta modificação na acurácia da previsão ao aumentar o número de variáveis preditoras. A matriz de classificação da Tabela 9-65 mostra maiores acertos para as chuvas abaixo e acima do normal, correspondentemente, as medidas de avaliação mostram valores mais altos para essas duas classes, ver Tabela 9-66. As curvas ROC apresentam áreas abaixo da curva de 0,84 para chuvas abaixo do normal, e 0,95 para chuvas acima do normal, ver Figura 9-47.

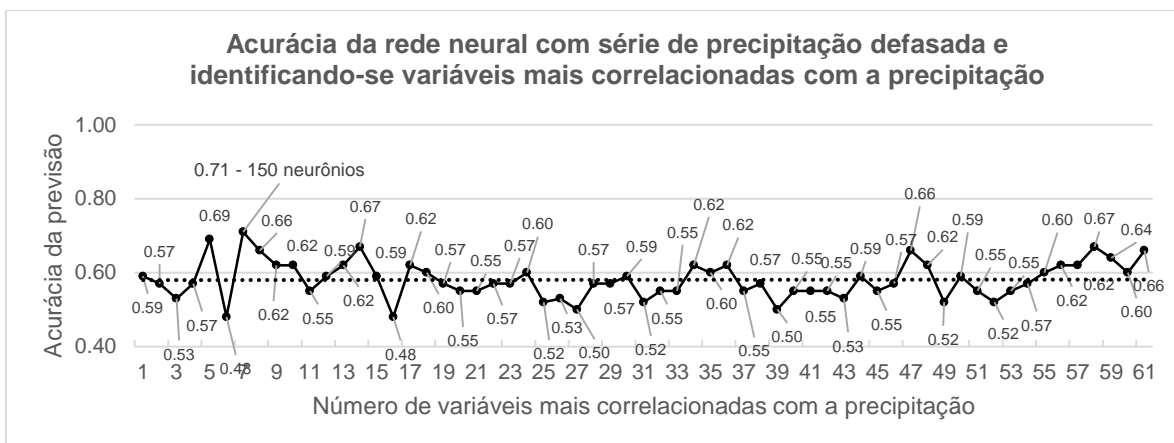


Figura 9-46. Acurácia da previsão utilizando-se as variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação defasada.

Tabela 9-65. Matriz de classificação da previsão com maior acurácia (71%) da precipitação defasada, utilizando-se 7 variáveis mais correlacionadas com a precipitação.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	20	7	1	8
	Normal	2	5	5	7
	Acima do normal	0	2	16	2
	Falsos negativos	2	9	6	0,71

Tabela 9-66. Medidas de avaliação de desempenho da previsão com maior acurácia (71%) da precipitação defasada, utilizando-se 7 variáveis mais correlacionadas com a precipitação.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,91	0,36	0,73
Especificidade	0,72	0,84	0,93
Precisão	0,71	0,42	0,89

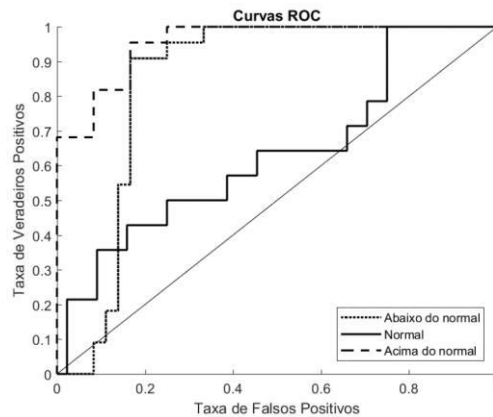


Figura 9-47. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas com maior acurácia (71%) utilizando-se precipitação defasada e 7 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação. Área abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,84, chuvas normais: 0,63, chuvas acima do normal: 0,95.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem valores extremos

A máxima acurácia da rede neural com os níveis da série de precipitação sem valores extremos foi de 77% utilizando-se 61 variáveis mais correlacionadas com a precipitação e 10 neurônios, ver Figura 9-48. A linha de tendência apresenta uma leve diminuição da acurácia da previsão com o incremento das variáveis mais correlacionadas com a precipitação. A matriz de confusão mostradas na Tabela 9-67 mostram maiores acertos em chuvas abaixo do normal e acima do normal, similarmente às medidas de avaliação mostradas na Tabela 9-68. **Erro! Fonte de referência não encontrada.** As curvas ROC da Figura 9-49 apresentam melhores acurácias para chuvas abaixo e acima do normal, com áreas abaixo da curva de 0,86 para chuvas abaixo do normal, 0,7 para chuvas normais, e 0,96 para chuvas acima do normal.

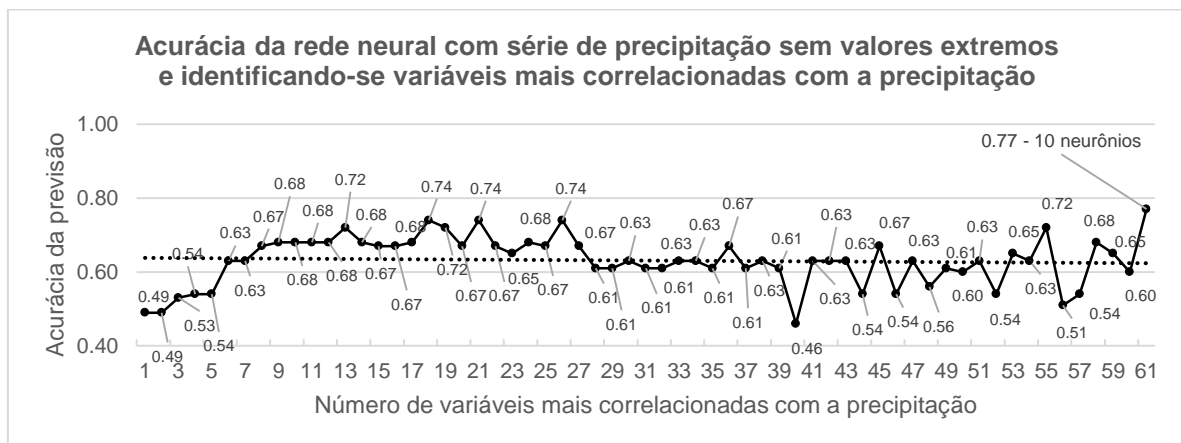


Figura 9-48. Acurácia da previsão utilizando-se as variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação sem valores extremos.

Tabela 9-67. Matriz de classificação da previsão com maior acurácia (77%) da precipitação sem valores extremos, utilizando-se 61 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	22	7	3	10
	Normal	1	4	1	2
	Acima do normal	0	1	18	1
	Falsos negativos	1	8	4	0,77

Tabela 9-68. Medidas de avaliação de desempenho da previsão com maior acurácia (77%) da precipitação sem valores extremos, utilizando-se 61 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,96	0,33	0,82
Especificidade	0,69	0,95	0,96
Precisão	0,69	0,67	0,95

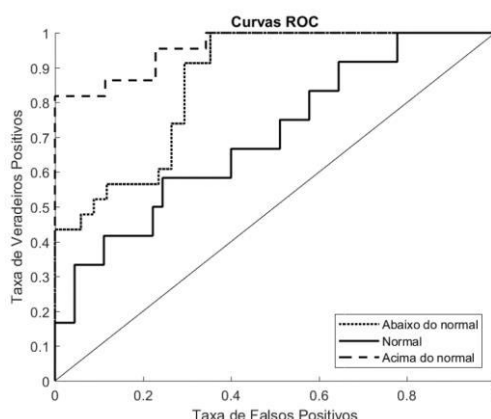


Figura 9-49. Curvas ROC das categorias da precipitação prognosticadas com maior acurácia (77%) utilizando-se precipitação sem valores extremos e 61 variáveis mais correlacionadas com a precipitação. Área abaixo da curva: chuvas abaixo do normal: 0,86, chuvas normais: 0,7, chuvas acima do normal: 0,96.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem valores atípicos

As acurácias das previsões da precipitação sem valores atípicos podem ser observadas na Figura 9-50; a maior acurácia obtida foi de 71% utilizando-se 9 e 59 variáveis mais correlacionadas com a precipitação e 200 neurônios nos dois casos. Destes dois testes com igual acurácia, foi selecionado o teste com 9 variáveis por conter maiores valores de área abaixo da curva para todas as classes. A linha de tendência não indicou melhoria das previsões incrementando-se o número de variáveis mais correlacionadas com a precipitação. A matriz de classificação apresenta número maior de acertos para as precipitações abaixo e acima do normal, ver Tabela 9-69. As medidas de desempenho mostram melhores valores para as chuvas acima do normal, ver Tabela 9-70. As curvas ROC da Figura 9-51 apresentam o comportamento observado na matriz de classificação, de melhores previsões para chuvas abaixo e acima do normal, com áreas abaixo da curva de 0,83 e 0,93 respectivamente.

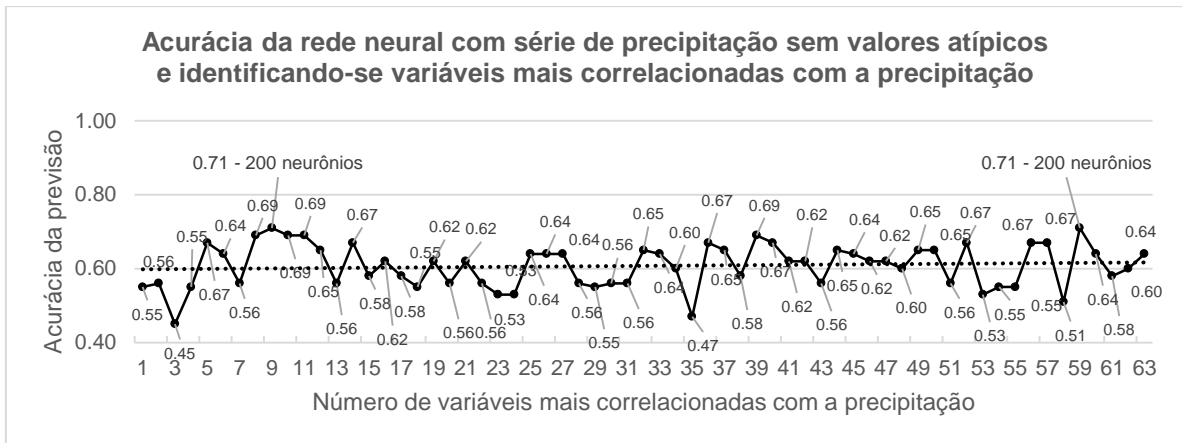


Figura 9-50. Acurácia da previsão utilizando-se as variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação sem valores atípicos.

Tabela 9-69. Matriz de classificação da previsão com maior acurácia (71%) da precipitação sem valores atípicos, utilizando-se 9 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	15	8	0	8
	Normal	4	3	1	5
	Acima do normal	1	2	21	3
	Falsos negativos	5	10	1	0,71

Tabela 9-70. Medidas de avaliação de desempenho da previsão com maior acurácia (64%) da precipitação sem valores atípicos, utilizando-se 15 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,75	0,23	0,95
Especificidade	0,75	0,88	0,86
Precisão	0,65	0,38	0,88

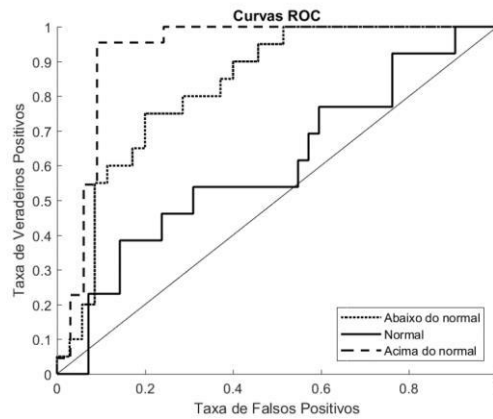


Figura 9-51. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas com maior acurácia (71%) utilizando-se precipitação sem valores atípicos e 9 variáveis mais correlacionadas com a precipitação. Área abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,83, chuvas normais: 0,6, chuvas acima do normal: 0,93.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem tendência e sem valores extremos

A acurácia máxima das previsões foi de 74% utilizando-se 60 variáveis mais correlacionadas com a precipitação e 50 neurônios, ver Figura 9-52. A linha de tendência não indica modificação da acurácia das previsões incrementando-se o número de variáveis mais correlacionadas com a precipitação. A matriz de classificação, na Tabela 9-71, mostra maiores acertos com chuvas abaixo do normal. As medidas de avaliação do modelo da Tabela 9-72 apresentam melhores valores para chuvas abaixo e acima do normal, comportamento que pode ser observado nas curvas ROC da Figura 9-53, com áreas abaixo da curva de 0,97 para chuvas abaixo do normal, 0,81 para chuvas normais, e 0,94 para chuvas abaixo do normal.

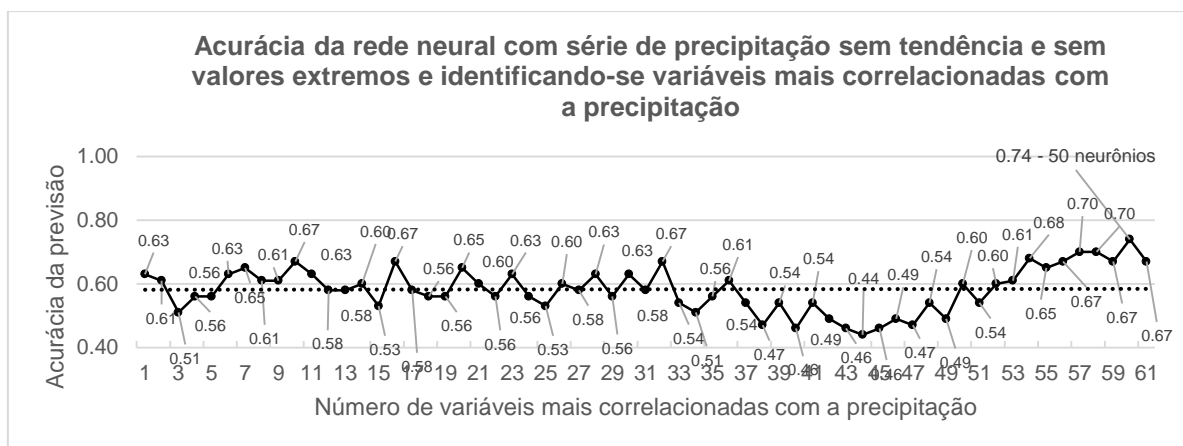


Figura 9-52. Acurácia da rede neural de configuração fixa utilizando-se as variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação sem tendência e sem valores extremos.

Tabela 9-71. Matriz de classificação da previsão com maior acurácia (74%) da precipitação sem tendência e sem valores extremos, utilizando-se 60 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	23	3	1	4
	Normal	2	7	7	9
	Acima do normal	0	2	12	2
	Falsos negativos	2	5	8	0,74

Tabela 9-72. Medidas de avaliação de desempenho da previsão com maior acurácia (74%) da precipitação sem tendência sem extremos, utilizando-se 60 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,92	0,58	0,6
Especificidade	0,83	0,8	0,94
Precisão	0,85	0,44	0,86

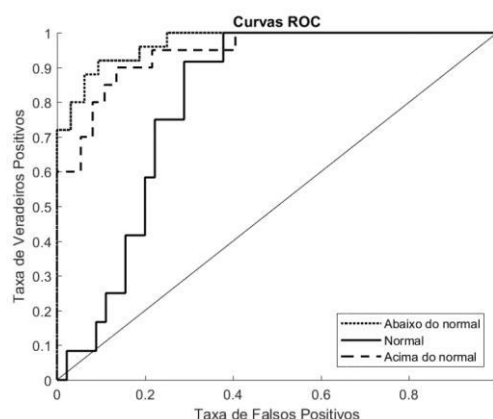


Figura 9-53. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas com maior acurácia (74%) utilizando-se precipitação sem tendência, sem valores extremos e 60 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação. Área abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,97, chuvas normais: 0,81, chuvas acima do normal: 0,94.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem tendência e sem valores atípicos

A maior acurácia da previsão foi de 74% utilizando-se 50, 51 e 57 variáveis mais correlacionadas com a precipitação e 20, 150 e 100 neurônios, ver Figura 9-54. Dos três resultados com igual acurácia, o teste com 57 variáveis foi selecionado por conter valores mais altos de área abaixo da curva para as três classes analisadas. A linha de tendência não apresenta melhora significativa da exatidão das previsões ao incrementar o número de variáveis mais correlacionadas com a precipitação. A matriz de classificação, Tabela 9-73, indica maiores acertos para as previsões abaixo do normal e normal. Portanto, a Tabela 9-74 indica melhor sensibilidade para chuvas abaixo do normal e normal, e melhor especificidade e precisão para chuvas acima do normal, devido ao fato de esta classe não ter falsos positivos, comportamento mostrado na

Figura 9-55 com áreas abaixo da curva de 0,99 para chuvas abaixo do normal, 0,84 para chuvas normais, e 0,98 para chuvas acima do normal.

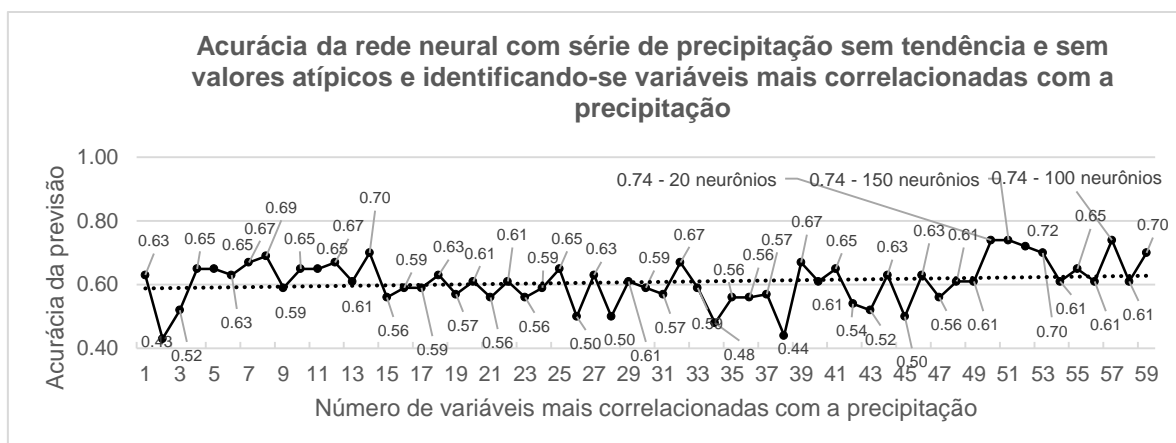


Figura 9-54. Acurácia da previsão utilizando-se as variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação sem tendência e sem valores atípicos.

Tabela 9-73. Matriz de classificação da previsão com maior acurácia (74%) da precipitação sem tendência, sem valores atípicos, utilizando-se 57 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	24	3	0	3
	Normal	0	7	11	11
	Acima do normal	0	0	9	0
	Falsos negativos	0	3	11	0,74

Tabela 9-74. Medidas de avaliação de desempenho da previsão com maior acurácia (74%) da precipitação sem tendência, sem valores atípicos, utilizando-se 57 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	1	0,7	0,45
Especificidade	0,84	0,75	1
Precisão	0,89	0,39	1

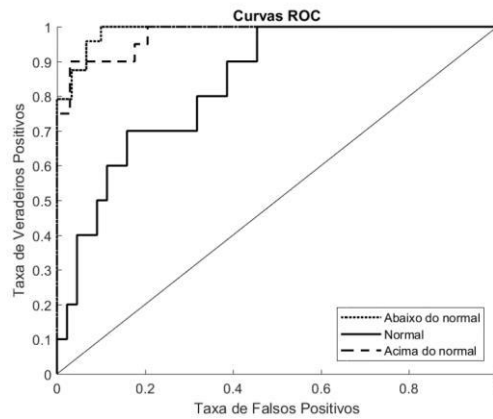


Figura 9-55. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas com maior acurácia (74%) utilizando-se precipitação sem tendência, sem valores atípicos e 57 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação. Área abaixo da curva: chuvas abaixo do normal: 0,99, chuvas normais: 0,84, chuvas acima do normal: 0,98.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação defasada sem valores extremos

A máxima acurácia foi de 100% dos registros classificados corretamente, utilizando-se 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 20, 21, 22, 34, 37, 44, 47, 48, 49, 51, 54, 55, 57, 61, 63, 64, 65, 66, 67, 68, 69, 70, 71 e 72 variáveis mais correlacionadas com a precipitação e 200, 200, 200, 100, 200, 100, 200, 200, 200, 200, 200, 200, 10, 50, 200, 20, 100, 200, 200, 20, 200, 20, 100, 100, 150, 50, 50, 20, 50, 100, 50, 50, 50 e 100 neurônios respectivamente, ver Figura 9-56. Devido ao fato de que a rede neural conseguiu prever todas as classes corretamente, os valores das medidas de avaliação apresentam valores máximos, ver Tabela 9-75 e Tabela 9-76; e as curvas ROC alcançaram área abaixo da curva de 1, ver Figura 9-57.

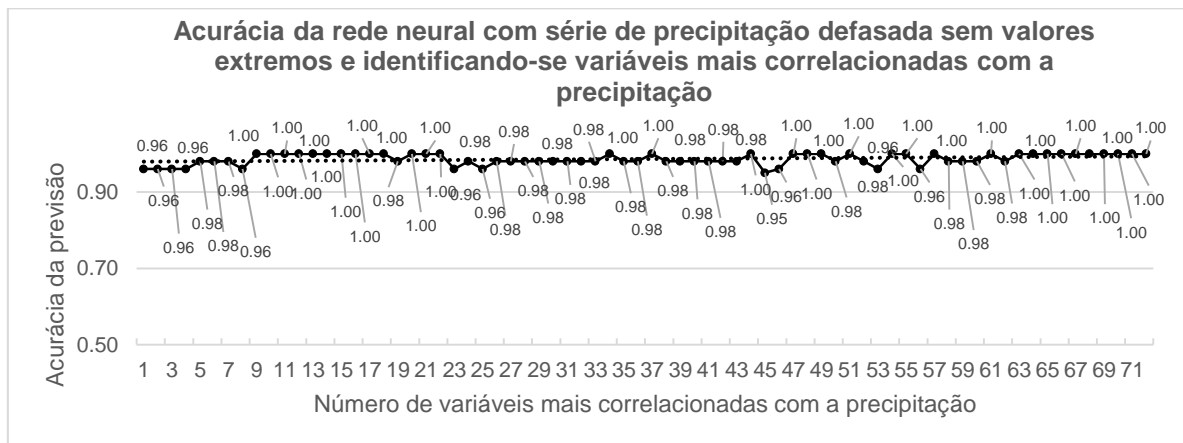


Figura 9-56. Acurácia da previsão utilizando-se as variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação defasada sem valores extremos.

Tabela 9-75. Matriz de classificação da previsão com maior acurácia (55%) da precipitação defasada sem valores extremos, utilizando-se 18 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	21	0	0	0
	Normal	0	14	0	0
	Acima do normal	0	0	21	0
	Falsos negativos	0	0	0	1

Tabela 9-76. Medidas de avaliação de desempenho da previsão com maior acurácia (55%) da precipitação defasada sem valores extremos, utilizando-se 18 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	1	1	1
Especificidade	1	1	1
Precisão	1	1	1

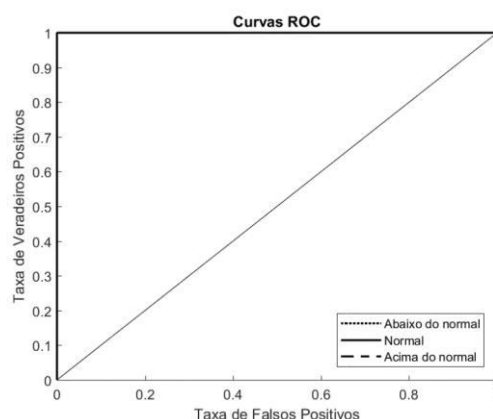


Figura 9-57. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas com maior acurácia (55%) utilizando-se precipitação defasada sem valores extremos e 18 variáveis mais correlacionadas com a precipitação. Áreas abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 1

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação defasada sem valores atípicos.

A acurácia máxima obtida foi de 72% utilizando-se 10 variáveis mais correlacionada com a precipitação e 50 neurônios, ver Figura 9-58. A linha de tendência não mostra melhoria das acurácias ao incrementar o número de variáveis mais correlacionadas com a precipitação. A matriz de classificação apresenta maior quantidade de acertos para as classes abaixo e acima do normal, ver Tabela 9-77. As medidas de avaliação de desempenho apresentam melhores valores para as classes abaixo e acima do normal, ver Tabela 9-78, comportamento que é visualizado nas curvas ROC da Figura 9-59 com áreas abaixo da curva de 0,87 para chuvas abaixo do normal, 0,74 para chuvas normais, e 0,96 para chuvas acima do normal.

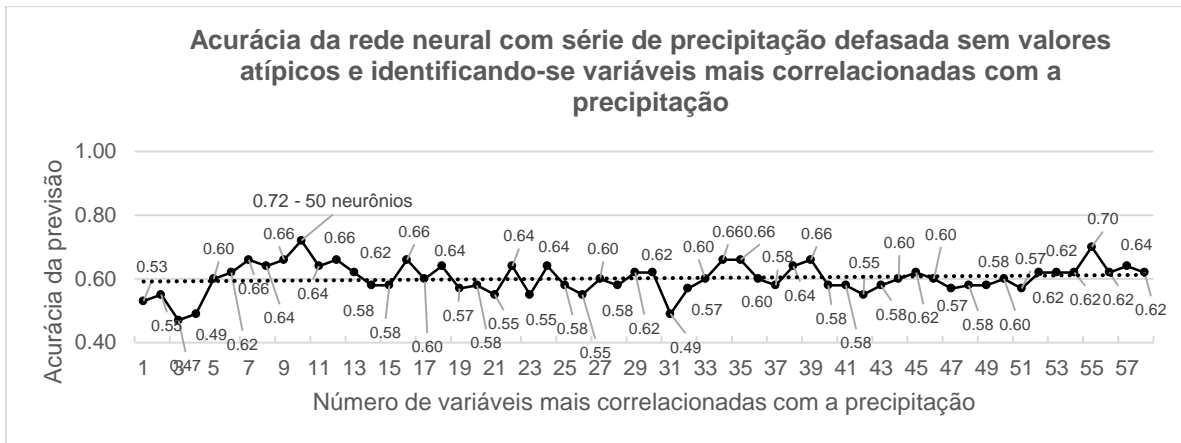


Figura 9-58. Acurácia da rede neural de configuração fixa utilizando-se as variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação defasada e sem valores atípicos.

Tabela 9-77. Matriz de classificação da previsão com maior acurácia (72%) da precipitação sem valores atípicos, utilizando-se 10 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	14	6	1	7
	Normal	4	7	3	7
	Acima do normal	0	1	17	1
	Falsos negativos	4	7	4	0,72

Tabela 9-78. Medidas de avaliação de desempenho da previsão com maior acurácia (72%) da precipitação defasada sem valores atípicos, utilizando-se 10 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,78	0,5	0,81
Especificidade	0,77	0,82	0,95
Precisão	0,67	0,5	0,94

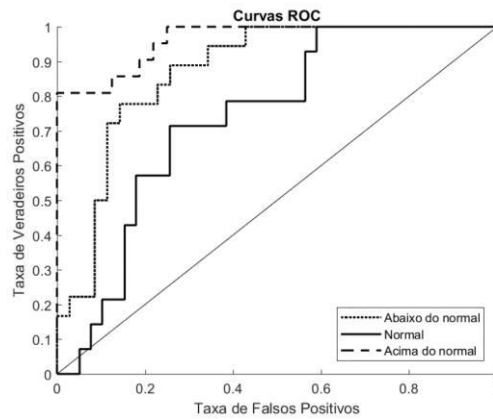


Figura 9-59. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas com maior acurácia (72%) utilizando-se precipitação defasada sem valores atípicos e 10 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação. Área abaixo da curva: chuvas abaixo do normal: 0,87, chuvas normais: 0,74, chuvas acima do normal: 0,96.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem registros *El Niño* extraordinário e forte

A acurácia máxima obtida foi de 76%, com três configurações de variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação: 8, 9 e 49 variáveis, e utilizando-se 10, 50 e 200 neurônios respectivamente, ver Figura 9-60. Dos três testes com acurácias máximas iguais foi selecionado o teste com 9 variáveis predictoras por ter melhores valores de áreas abaixo da curva para as três classes analisadas. A linha de tendência não mostra melhora nas previsões ao incrementar o número de variáveis predictoras. A matriz de classificação da Tabela 9-79 mostra maior quantidade de acertos com as precipitações abaixo do normal e acima do normal, portanto, as medidas de desempenho indicam melhores valores para as duas classes, ver Tabela 9-80. As curvas ROC da Figura 9-61 apresentam o comportamento de melhores acertos para as classes abaixo e acima do normal, com valores de área abaixo da curva de 0,87 para chuvas abaixo do normal, 0,78 para chuvas normais, e 0,99 para chuvas acima do normal.

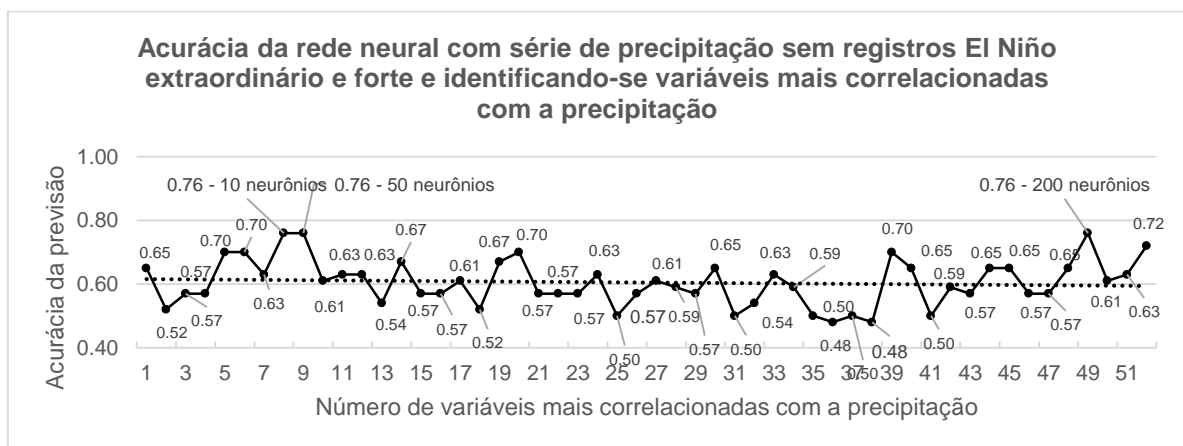


Figura 9-60. Acurácia da previsão utilizando-se as variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação sem registros *El Niño* extraordinário e forte.

Tabela 9-79. Matriz de classificação da previsão com maior acurácia (76%) da precipitação sem registros *El Niño* extraordinário e forte, utilizando-se 9 variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	15	5	1	6
	Normal	3	2	2	5
	Acima do normal	0	0	18	0
	Falsos negativos	3	5	3	0,76

Tabela 9-80. Medidas de avaliação de desempenho da previsão com maior acurácia (76%) da precipitação sem registros *El Niño* extraordinário e forte, utilizando-se 9 variáveis mais correlacionadas com a precipitação.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,83	0,29	0,86
Especificidade	0,77	0,87	1
Precisão	0,71	0,29	1

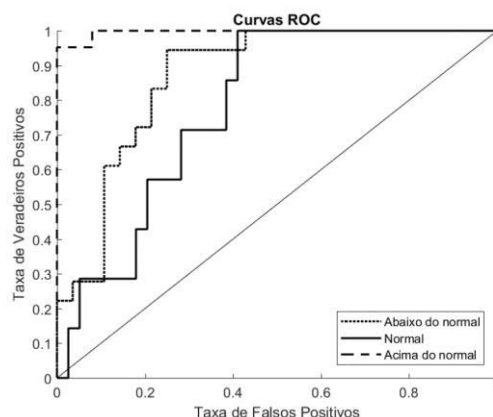


Figura 9-61. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas com maior acurácia (76%) utilizando-se precipitação sem registros *El Niño* extraordinário e forte e 9 variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação. Área abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,87, chuvas normais: 0,78, e chuvas acima do normal: 0,99.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem registros *El Niño* extraordinário e forte sem tendência

A rede neural treinada com os níveis de precipitação da série de precipitação sem registros *El Niño* extraordinário e forte sem tendência mostrou uma acurácia máxima de 74% utilizando-se 41 variáveis mais correlacionadas com a precipitação e 150 neurônios, ver Figura 9-62. A linha de tendência mostra melhora nas acurácias da rede incrementando-se o número de variáveis mais correlacionadas com a precipitação. A matriz de classificação mostra maiores acertos para as chuvas abaixo e acima do normal, ver Tabela 9-81. Consequentemente, as medidas de avaliação de desempenho mostram melhores resultados para as duas classes, ver Tabela 9-82. As curvas ROC da Figura 9-63 expõem baixa acurácia da precipitação normal com área abaixo da curva

de 0,7, e melhores acurácias para as chuvas abaixo com área abaixo da curva de 0,86, e acima do normal com área abaixo da curva de 0,95.

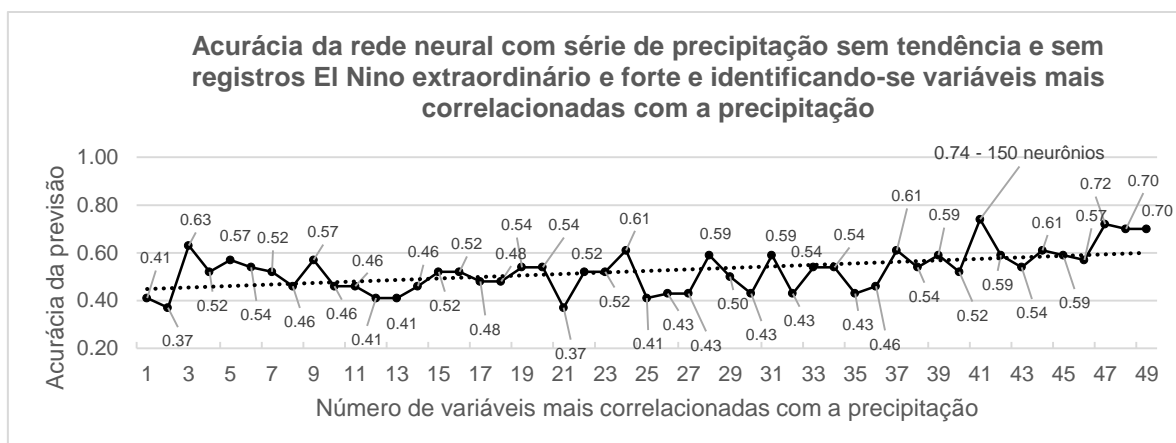


Figura 9-62. Acurácia da previsão utilizando-se as variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação sem registros *El Niño* extraordinário e forte sem tendência.

Tabela 9-81. Matriz de classificação da previsão com maior acurácia (74%) da precipitação sem registros *El Niño* extraordinário e forte sem tendência, utilizando-se 41 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	18	2	4	6
	Normal	3	3	1	4
	Acima do normal	0	2	13	2
	Falsos negativos	3	4	5	0,74

Tabela 9-82. Medidas de avaliação de desempenho da previsão com maior acurácia (72%) da precipitação sem registros *El Niño* extraordinário e forte sem tendência, utilizando-se 41 variáveis mais correlacionadas com a precipitação.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,86	0,43	0,72
Especificidade	0,73	0,89	0,91
Precisão	0,75	0,43	0,87

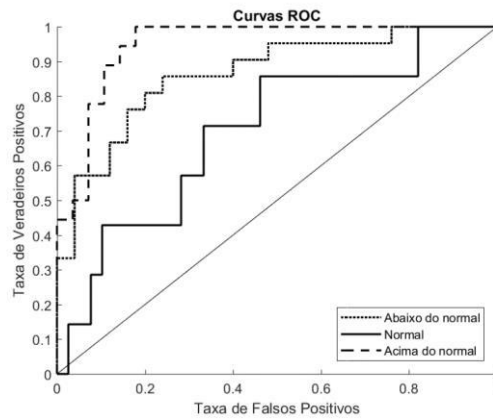


Figura 9-63. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas com maior acurácia (72%) utilizando-se precipitação sem registros de evento *El Niño* extraordinário e forte sem tendência e 41 variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação. Área abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,86, chuvas normais: 0,7, chuvas acima do normal: 0,95.

9.1.2.3 Previsão dos níveis de precipitação aplicando *Análise de Componentes Principais*

Previsão dos níveis de precipitação da série original de precipitação

A máxima acurácia foi de 52%, utilizando-se 8 e 11 componentes principais e 200 e 250 neurônios, respectivamente. A linha de tendência indica leve melhora nas acurácias da rede com o incremento das componentes principais, ver Figura 9-64. Dos dois resultados com a mesma acurácia foi selecionado o teste com 8 componentes principais por ter os valores mais altos de área abaixo da curva para todas as classes. A matriz de classificação da Tabela 9-83 indicam maior quantidade de acertos para a classe abaixo do normal. As medidas de desempenho apresentam melhor sensibilidade para chuvas abaixo do normal, e melhor especificidade e precisão para chuvas acima do normal devido ao baixo número de falsos positivos desta classe, ver Tabela 9-84. As curvas ROC da Figura 9-65 mostram áreas abaixo da curva mais altas para chuvas abaixo e acima do normal, com 0,78 e 0,83 de área abaixo da curva.

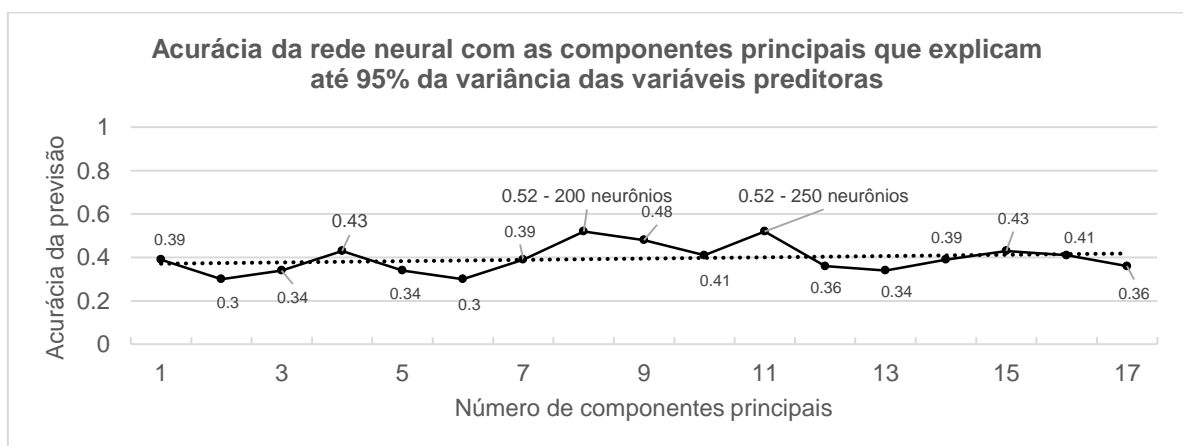


Figura 9-64. Acurácia da previsão utilizando-se as componentes principais que explicam até 95% da variância das variáveis preditoras.

Tabela 9-83. Matriz de classificação da previsão da precipitação de maior acurácia (52%), utilizando-se 8 componentes principais.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	20	7	8	15
	Normal	3	3	8	11
	Acima do normal	0	1	6	1
	Falsos negativos	3	8	16	0,52

Tabela 9-84. Medidas de avaliação de desempenho da previsão com maior acurácia (52%), utilizando-se 8 componentes principais.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,87	0,27	0,27
Especificidade	0,38	0,7	0,96
Precisão	0,57	0,21	0,86

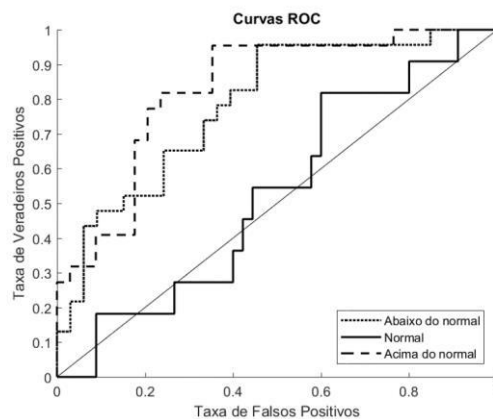


Figura 9-65. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas com maior acurácia (55%) utilizando-se 8 componentes principais. Áreas abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,78, chuvas normais: 0,53, chuvas acima do normal: 0,83.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem tendência

A previsão dos níveis de precipitação utilizando-se a série de precipitação sem tendência alcançou uma acurácia máxima de 57% utilizando-se treze componentes principais e 200 neurônios, ver Figura 9-66. A linha de tendência apresenta melhora nas acurácias das previsões incrementando-se o número de componentes principais. A matriz de classificação da Tabela 9-85 **Erro! Fonte de referência não encontrada.** indica maior quantidade de acertos para a classe abaixo do normal, enquanto que a classe normal não teve acertos. As medidas de avaliação de desempenho mostram alta especificidade para as chuvas normais, devido ao baixo número de falsos positivos desta classe, ver Tabela 9-86. As curvas ROC da Figura 9-67 mostram maior área abaixo da curva para as chuvas acima do normal.

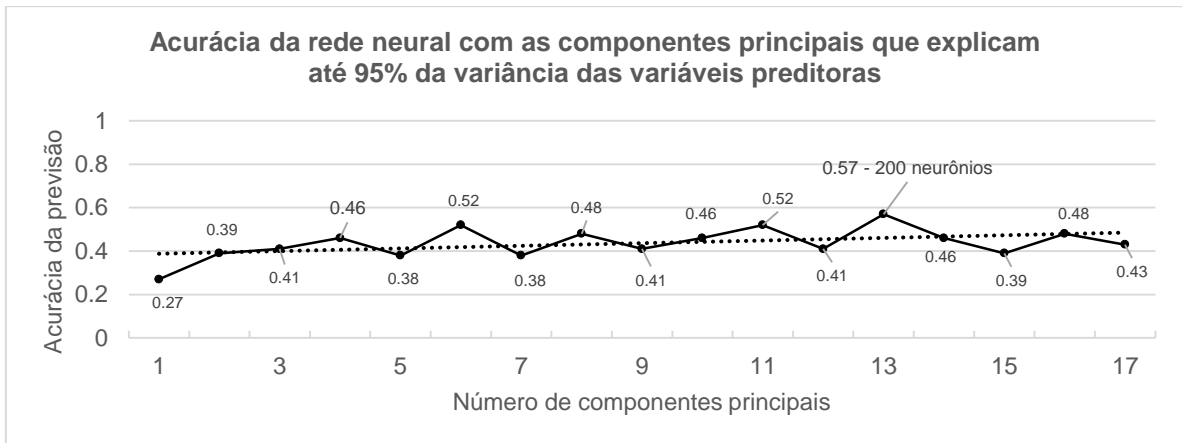


Figura 9-66. Acurácia da previsão da precipitação sem tendência utilizando-se as componentes principais que explicam até 95% da variância das variáveis preditoras.

Tabela 9-85. Matriz de classificação da previsão de maior acurácia (57%) da precipitação sem tendência, utilizando-se 13 componentes principais.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	22	7	9	16
	Normal	2	0	0	2
	Acima do normal	1	5	10	6
	Falsos negativos	3	12	9	0,57

Tabela 9-86. Medidas de avaliação de desempenho da previsão com maior acurácia (57%) da precipitação sem tendência, utilizando-se 13 componentes principais.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,88	0	0,53
Especificidade	0,38	0,94	0,79
Precisão	0,58	0	0,63

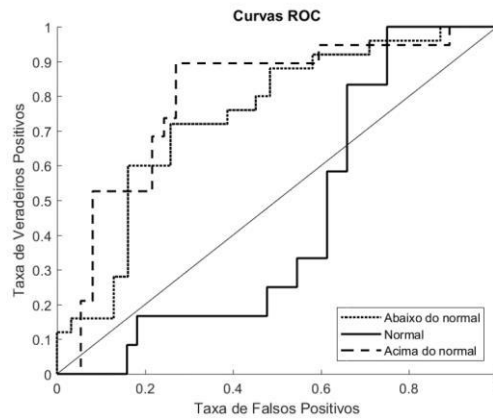


Figura 9-67. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas com maior acurácia (57%) utilizando-se precipitação sem tendência e 13 componentes principais. Área abaixo da curva: 0,74 para chuvas abaixo do normal, 0,44 para chuvas normais, e 0,8 para chuvas acima do normal.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação defasada

A previsão dos níveis utilizando-se a série de precipitação defasada apresentou uma acurácia máxima de 53% utilizando-se 6 e 9 componentes principais e 10 e 20 neurônios respectivamente, ver Figura 9-68. Destes testes com igual acurácia, foi selecionado o teste com 9 componentes principais devido ao fato de ter melhores valores de área abaixo da curva para as três classes. A linha de tendência não apresenta modificação das acurácias aumentado o número de componentes principais. A matriz de classificação mostra maiores acertos para as chuvas abaixo do normal e somente dois acertos para as chuvas normais, ver Tabela 9-87; as medidas de avaliação mostra alta especificidade para esta classe devido à baixa quantidade de falsos positivos, ver Tabela 9-88 **Erro! Fonte de referência não encontrada.** As curvas ROC da Figura 9-69 mostram valores similares de área abaixo da curva para as três classes: 0,75, 0,62 e 0,71 para chuvas abaixo do normal, normal e acima do normal.

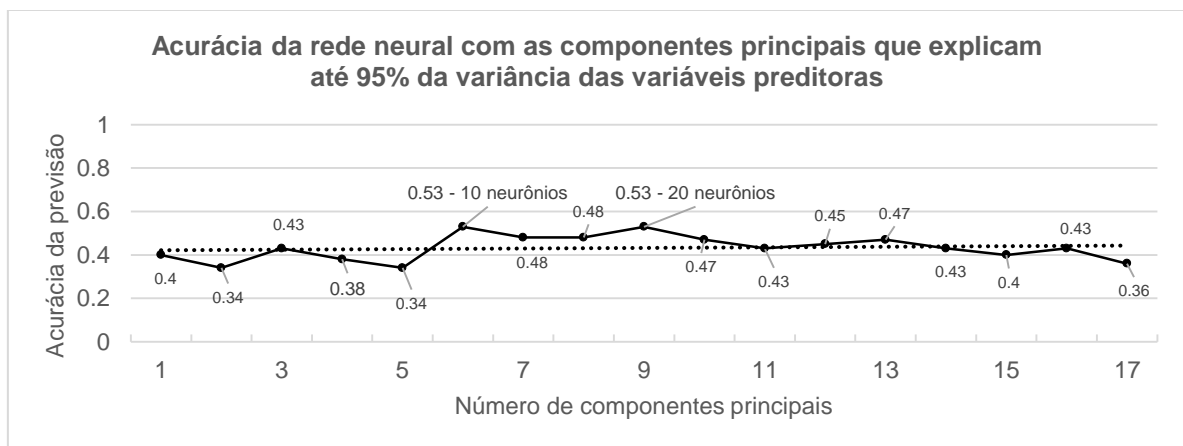


Figura 9-68. Acurácia da rede neural de configuração fixa utilizando-se as componentes principais que explicam até 95% da variância das variáveis preditoras.

Tabela 9-87. Matriz de classificação da previsão de maior acurácia (53%) da precipitação defasada, utilizando-se 9 componentes principais.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	16	8	6	14
	Normal	1	2	3	4
	Acima do normal	5	4	13	9
	Falsos negativos	6	12	9	0,53

Tabela 9-88. Medidas de avaliação de desempenho da previsão com maior acurácia (53%) da precipitação defasada, utilizando-se 9 componentes principais.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,73	0,14	0,59
Especificidade	0,52	0,88	0,67
Precisão	0,53	0,33	0,59

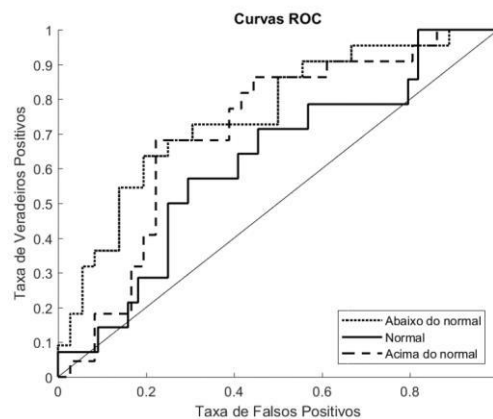


Figura 9-69. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas com maior acurácia (53%) utilizando-se precipitação defasada e 9 componentes principais. Área abaixo da curva: 0,75 para chuvas abaixo do normal, 0,62 para chuvas normais, e 0,71 para chuvas acima do normal.

9.1.3 Estação Esmeraldas

Noventa e três variáveis preditoras, detalhadas na seção 4.2.3.2, foram utilizadas na previsão dos níveis de precipitação da estação da cidade de Esmeraldas. Os registros de precipitação cobrem o período de janeiro de 1978 até março de 2014, conforme o pré-processamento explicado na seção 4.2.3.1. Na série original de precipitação, sem tendência, e defasada foram identificados valores atípicos (valores maiores que 1,5 vezes a amplitude interquartil); para cada caso foram feitas execuções da rede neural com o objetivo de analisar a influência dos valores anômalos na previsão da precipitação.

9.1.3.1 Previsão dos níveis de precipitação utilizando-se todas as variáveis preditoras

Previsão dos níveis de precipitação da série original de precipitação

A acurácia máxima obtida na previsão dos níveis de precipitação da série original de precipitação foi de 38% utilizando-se 50 neurônios, ver Tabela 9-89. A classe mais identificada corretamente foi a de chuvas abaixo do normal, poucas chuvas acima do normal e nenhuma normal. As medidas de avaliação mostram alta sensibilidade para as chuvas abaixo do normal, e alta especificidade para as chuvas normais, devido ao fato de as chuvas normais não terem falsos positivos, ver Tabela 9-90. Conseqüentemente, as curvas ROC mostram maior área abaixo da curva para as chuvas abaixo do normal, de 0,77, ver Figura 9-70.

Tabela 9-89. Matriz de classificação da previsão da precipitação original, utilizando-se todas as variáveis preditoras.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	21	17	12	29
	Normal	0	0	0	0
	Acima do normal	3	8	4	11
	Falsos negativos	3	25	12	0,38

Tabela 9-90. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação original, utilizando-se todas as variáveis preditoras.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,88	0	0,25
Especificidade	0,12	1	0,66
Precisão	0,42	-	0,27

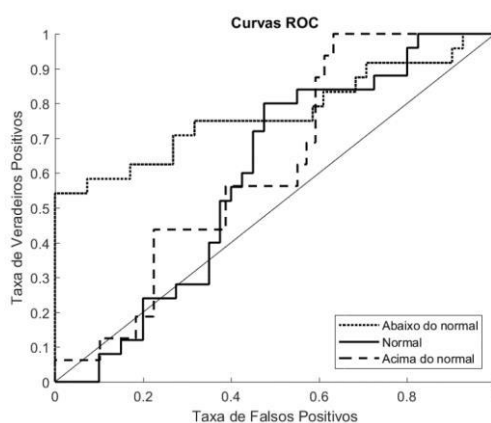


Figura 9-70. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas utilizando-se precipitação original e todas as variáveis preditoras. Área abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,77, chuvas normais: 0,59, chuvas acima do normal: 0,62.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem tendência

As previsões com os níveis da série de precipitação sem tendência tiveram acurácia máxima de 36% com uma rede neural de 50 neurônios, em que a classe com maior quantidade de acertos foi das chuvas abaixo do normal. As classes das chuvas normais não tiveram acertos, e a classe acima do normal somente 2 acertos, ver Tabela 9-91. As medidas de avaliação mostram maior sensibilidade para as chuvas abaixo do normal e maior especificidade para as chuvas normais e acima do normal, devido ao fato de que estas classes tiveram baixos valores de falsos positivos, ver Tabela 9-92. As curvas ROC da Figura 9-71 apresentam maiores valores de área abaixo da curva para as chuvas abaixo do normal, com 0,75 e para as chuvas acima do normal, com 0,7.

Tabela 9-91. Matriz de classificação da previsão da precipitação sem tendência, utilizando-se todas as variáveis preditoras.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	22	20	16	36
	Normal	0	0	0	0
	Acima do normal	1	5	2	6
	Falsos negativos	1	25	16	0,36

Tabela 9-92. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação sem tendência, utilizando-se todas as variáveis preditoras.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,96	0	0,11
Especificidade	0,05	1	0,79
Precisão	0,38	-	0,25

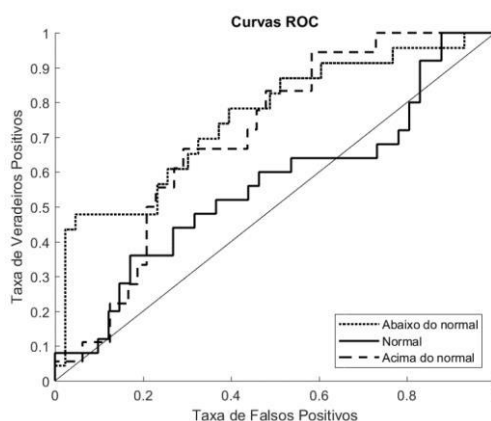


Figura 9-71. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas utilizando-se precipitação sem tendência e todas as variáveis preditoras. Área abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,75, chuvas normais: 0,56, chuvas acima do normal: 0,7.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação defasada

Os testes da rede neural com os níveis da série de precipitação defasada atingiram acurácia máxima de 38% baseado em 100 neurônios. As classes com maior número de acertos foram as chuvas abaixo do normal e normais, ver Tabela 9-93. As medidas de

avaliação e as curvas ROC da Tabela 9-94 e Figura 9-72 mostram valores baixos para as três classes.

Tabela 9-93. Matriz de classificação da previsão da precipitação defasada, utilizando-se todas as variáveis preditoras.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	14	11	9	20
	Normal	8	10	6	14
	Acima do normal	2	4	1	6
	Falsos negativos	10	15	15	0,38

Tabela 9-94. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação defasada, utilizando-se todas as variáveis preditoras.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,58	0,4	0,06
Especificidade	0,35	0,52	0,8
Precisão	0,41	0,42	0,14

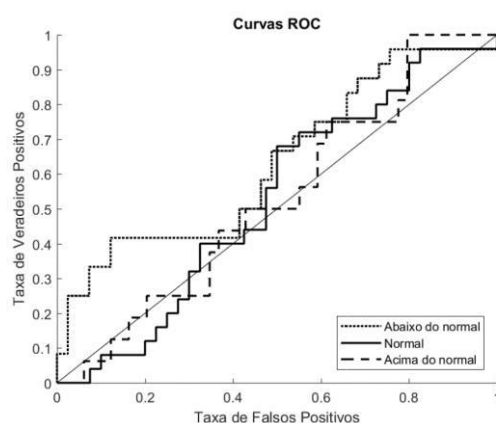


Figura 9-72. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas utilizando-se precipitação defasada e todas as variáveis preditoras. Área abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,63, chuvas normais: 0,53, chuvas acima do normal: 0,53.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem valores atípicos

A máxima acurácia obtida foi de 41% utilizando-se 150 neurônios. A matriz de classificação mostra melhores previsões para chuvas normais, ver Tabela 9-95. As medidas de avaliação da Tabela 9-96, mostram em geral, valores baixos. As chuvas normais têm a sensibilidade mais alta e as chuvas acima do normal a especificidade e precisão mais alta. As curvas ROC da Figura 9-73 indicam áreas abaixo da curva semelhantes para as três classes: 0,52 para chuvas abaixo do normal, 0,59 para chuvas normais, e 0,64 para chuvas acima do normal.

Tabela 9-95. Matriz de classificação da previsão da precipitação sem valores atípicos, utilizando-se todas as variáveis predictoras.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	7	4	6	10
	Normal	16	15	7	23
	Acima do normal	0	5	4	5
	Falsos negativos	16	9	13	0,41

Tabela 9-96. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação sem valores atípicos, utilizando-se todas as variáveis predictoras.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,3	0,63	0,24
Especificidade	0,66	0,32	0,81
Precisão	0,41	0,39	0,44

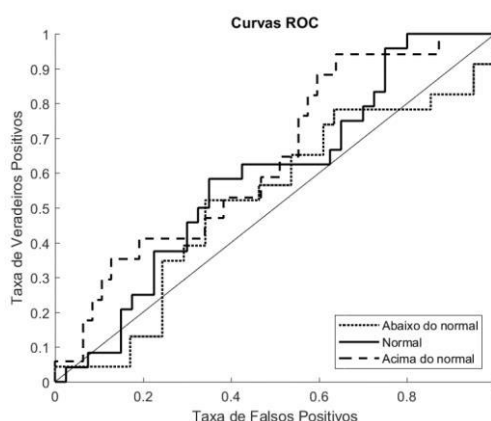


Figura 9-73. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas utilizando-se precipitação sem valores atípicos e todas as variáveis predictoras. Área abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,52, chuvas normais: 0,59, chuvas acima do normal: 0,64.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem tendência sem valores atípicos

A acurácia máxima foi de 43% dos registros corretamente classificados utilizando-se 50 neurônios. Chuvas normais tiveram maior número de acertos, ver Tabela 9-97. As medidas de avaliação de desempenho mostram maior sensibilidade para as chuvas normais e maior especificidade e precisão para as chuvas acima do normal, ver Tabela 9-98. As curvas ROC mostram valores com pouca variação para as classes, com 0,51 para chuvas abaixo do normal, 0,61 para chuvas normais, e 0,69 para chuvas acima do normal, ver Figura 9-74.

Tabela 9-97. Matriz de classificação da previsão da precipitação sem tendência e sem valores atípicos, utilizando-se todas as variáveis predictoras.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	5	3	7	10
	Normal	16	17	7	23
	Acima do normal	1	2	5	3
	Falsos negativos	17	5	14	0,43

Tabela 9-98. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação sem tendência e sem valores atípicos, utilizando-se todas as variáveis predictoras.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,23	0,77	0,26
Especificidade	0,69	0,3	0,88
Precisão	0,33	0,43	0,63

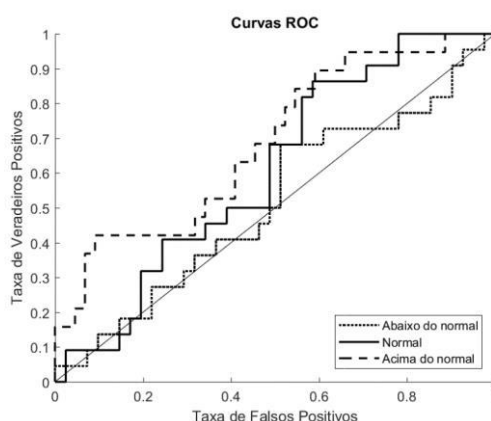


Figura 9-74. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas utilizando-se precipitação sem tendência sem valores atípicos e todas as variáveis predictoras. Área abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,51, chuvas normais: 0,61, chuvas acima do normal: 0,69.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação defasada sem valores atípicos

A acurácia máxima atingida foi de 36% dos registros classificados corretamente utilizando-se 150 neurônios. A classe com mais acertos foi a das chuvas abaixo do normal, ver Tabela 9-99. As medidas de avaliação de desempenho mostram maior sensibilidade para as chuvas abaixo do normal, igual especificidade para chuvas normais e acima do normal, e maior precisão para chuvas normais, ver Tabela 9-100. As curvas ROC mostram valores abaixo da curva baixos para todas as classes, ver Figura 9-75.

Tabela 9-99. Matriz de classificação da previsão da precipitação defasada sem valores atípicos, utilizando-se todas as variáveis predictoras.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	15	15	14	29
	Normal	3	7	2	5
	Acima do normal	5	2	1	7
	Falsos negativos	8	17	16	0,36

Tabela 9-100. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação defasada sem valores atípicos, utilizando-se todas as variáveis predictoras.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,65	0,29	0,06
Especificidade	0,22	0,76	0,76
Precisão	0,34	0,58	0,13

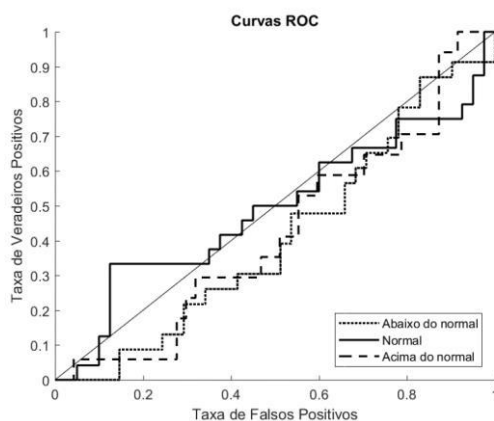


Figura 9-75. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas utilizando-se precipitação defasada sem valores atípicos e todas as variáveis predictoras. Área abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,41, chuvas normais: 0,49, chuvas acima do normal: 0,42.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem registros El Niño extraordinário e forte com e sem tendência

A previsão da rede neural dos níveis de precipitação da série sem registros com evento *El Niño* extraordinário e forte com e sem tendência apresentou acurácia máxima de 40% utilizando-se 20 neurônios, ver Tabela 9-101. As classes de chuvas abaixo do normal foram mais identificadas pela rede neural. As medidas de avaliação mostram, portanto, maior sensibilidade para a classe de chuvas abaixo do normal, e alta especificidade e precisão para as chuvas acima do normal devido a que a rede não identificou falsos positivos nesta classe, ver Tabela 9-102. As curvas ROC não mostram diferenças altas nos valores de área abaixo da curva para as três classes, ver Figura 9-76

Tabela 9-101. Matriz de classificação da previsão da precipitação sem registros de evento *El Niño* extraordinário e forte, utilizando-se todas as variáveis predictoras.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	13	9	12	21
	Normal	6	7	5	11
	Acima do normal	0	0	1	0
	Falsos negativos	6	9	17	0,4

Tabela 9-102. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação sem registros do evento *El Niño* extraordinário e forte, utilizando-se todas as variáveis predictoras.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,68	0,44	0,06
Especificidade	0,28	0,56	1
Precisão	0,38	0,39	1

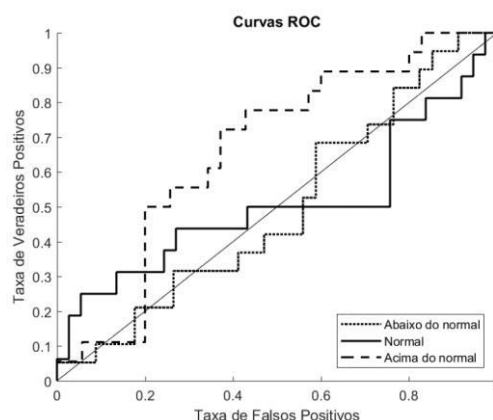


Figura 9-76. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas utilizando-se precipitação sem registros com evento *El Niño* extraordinário e forte e todas as variáveis predictoras. Área abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,5, chuvas normais: 0,51, chuvas acima do normal: 0,67.

9.1.3.2 Previsão dos níveis de precipitação identificando-se variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação

Previsão dos níveis de precipitação da série original de precipitação

As instâncias utilizando-se os níveis de precipitação da série original de precipitação tiveram uma acurácia máxima de 68% com 71 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação e 20 neurônios, ver Figura 9-77. A linha de tendência indica diminuição da acurácia com o aumento do número de variáveis predictoras. A matriz de classificação da Tabela 9-103 apresenta maiores acertos nas classes abaixo do normal e acima do normal (em proporção com o número de registros para cada classe). As medidas de avaliação, portanto mostram maiores valores para as classes abaixo e acima do normal e áreas abaixo da curva de 0,88 e 0,93 respectivamente, ver Tabela 9-104 e Figura 9-78.

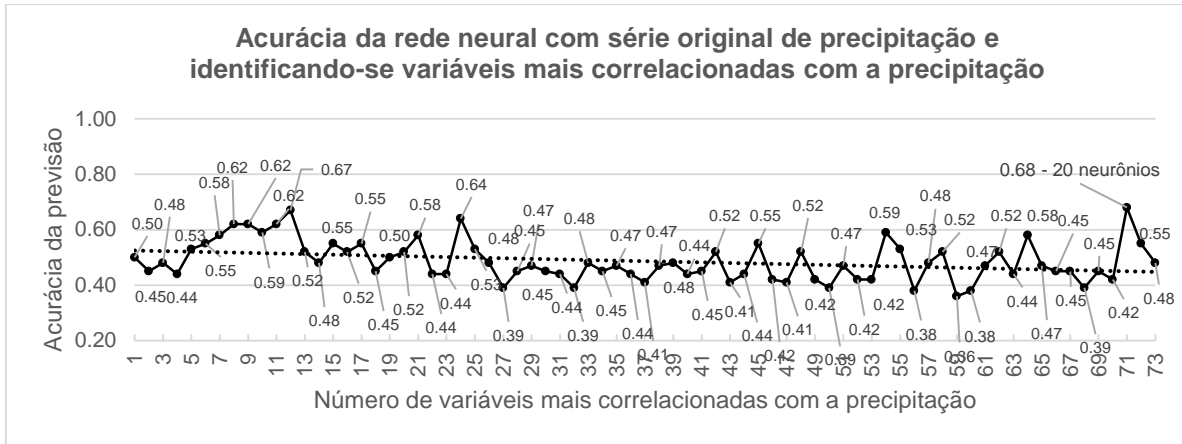


Figura 9-77. Acurácia da previsão utilizando-se as variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação original.

Tabela 9-103. Matriz de classificação da previsão com maior acurácia (68%) da precipitação original, utilizando-se 71 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação original.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	21	10	1	11
	Normal	2	13	5	7
	Acima do normal	1	2	11	3
	Falsos negativos	3	12	6	0,68

Tabela 9-104. Medidas de avaliação de desempenho da previsão de maior acurácia (68%) da precipitação original, utilizando-se 71 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação original.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,88	0,52	0,65
Especificidade	0,69	0,82	0,92
Precisão	0,66	0,65	0,79

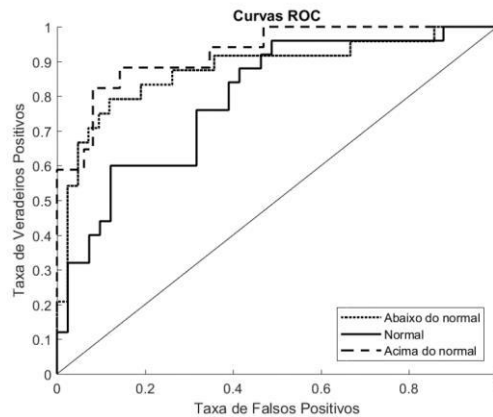


Figura 9-78. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas com maior acurácia (68%) utilizando-se precipitação original e 71 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação. Área abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,88, chuvas normais: 0,79, chuvas acima do normal: 0,93

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem tendência

As previsões com os níveis da série de precipitação sem tendência atingiram uma acurácia máxima de 64% utilizando-se 54 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação e 10 neurônios, ver Figura 9-79. A matriz de classificação apresenta maiores acertos para a classe abaixo do normal, ver Tabela 9-105 **Erro! Fonte de referência não encontrada.** As medidas de avaliação de desempenho mostram o maior valor de sensibilidade para as chuvas abaixo do normal, e alta especificidade e precisão para chuvas acima do normal, devido ao fato de a rede ter identificado um baixo número de falsos positivos para essa classe, ver Tabela 9-106. As curvas ROC da Figura 9-80 mostram similares áreas abaixo da curva para as classes abaixo e acimado normal.

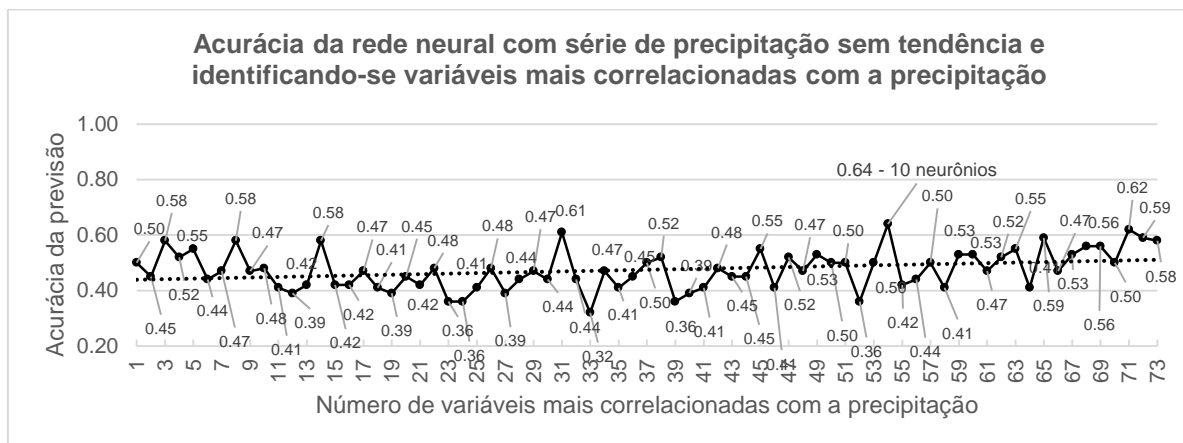


Figura 9-79. Acurácia da previsão utilizando-se as variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação sem tendência.

Tabela 9-105. Matriz de classificação da previsão com maior acurácia (64%) da precipitação sem tendência, utilizando-se 54 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	20	11	2	13
	Normal	3	12	6	9
	Acima do normal	0	2	10	2
	Falsos negativos	3	13	8	0,64

Tabela 9-106. Medidas de avaliação de desempenho da previsão de maior acurácia (64%) da precipitação sem tendência, utilizando-se 54 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,87	0,48	0,56
Especificidade	0,63	0,77	0,94
Precisão	0,61	0,57	0,83

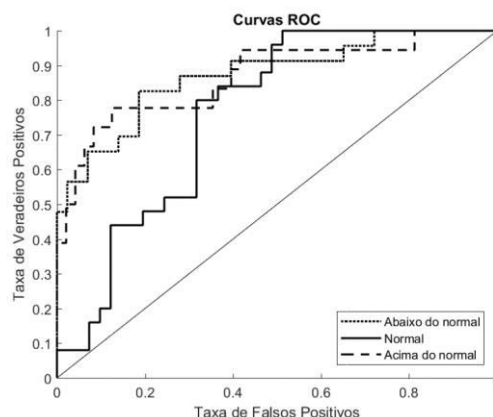


Figura 9-80. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas com maior acurácia (64%) utilizando-se precipitação sem tendência e 54 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação. Área abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,87, chuvas normais: 0,76, chuvas acima do normal: 0,87.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação defasada

A previsão dos níveis da série de precipitação defasada obteve um máximo de 69% de acurácia utilizando-se 1 e 9 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação e 10 e 20 neurônios respectivamente, ver Figura 9-81. Destes dois testes com igual acurácia, foi selecionado o teste com 9 variáveis predictoras devido ao fato de ter melhores valores de área abaixo da curva para todas as classes. A linha de tendência mostra leve decremento das acurácias com o aumento do número de variáveis predictoras. A matriz de classificação da Tabela 9-107 apresenta maior número de acertos (proporcionais à quantidade de registros de cada classe) para as chuvas abaixo e acima do normal. As medidas de avaliação das previsões indicam maiores valores para as chuvas abaixo e acima do normal, ver Tabela 9-108. As curvas ROC da Figura 9-82 indicam maiores valores de área abaixo da curva para as chuvas abaixo do normal e acima do normal.

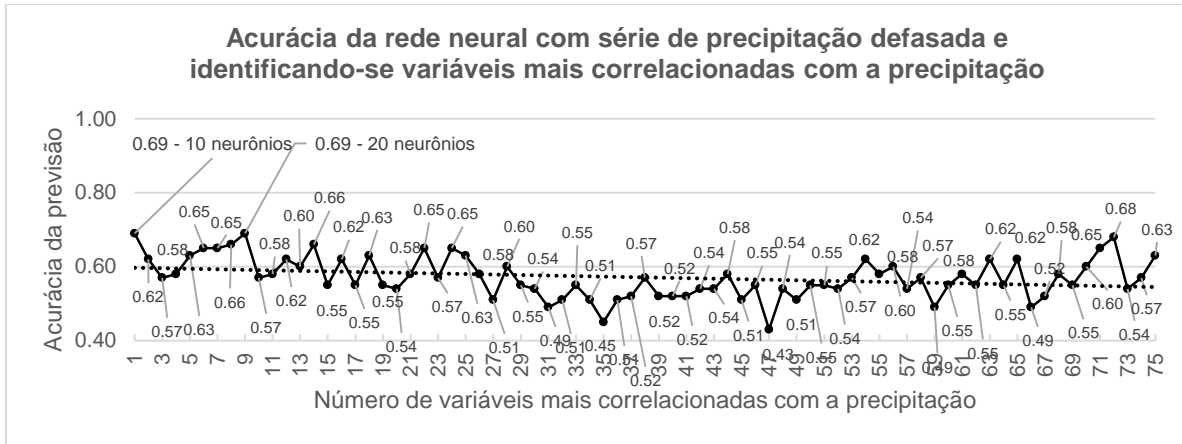


Figura 9-81. Acurácia da previsão utilizando-se as variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação defasada.

Tabela 9-107. Matriz de classificação da previsão com maior acurácia (69%) da precipitação defasada, utilizando-se 9 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	18	6	0	6
	Normal	6	15	4	10
	Acima do normal	0	4	12	4
	Falsos negativos	6	10	4	0,69

Tabela 9-108. Medidas de avaliação de desempenho da previsão de maior acurácia (69%) da precipitação defasada, utilizando-se 9 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,75	0,6	0,75
Especificidade	0,82	0,75	0,89
Precisão	0,75	0,6	0,75

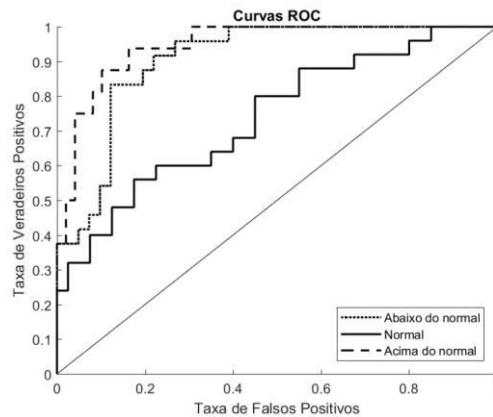


Figura 9-82. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas com maior acurácia (69%) utilizando-se precipitação defasada e 9 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação. Áreas abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,91, chuvas normais: 0,74, chuvas acima do normal: 0,95

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem valores atípicos

A máxima acurácia atingida foi de 70% utilizando-se 25 e 66 variáveis mais correlacionadas com a precipitação e 10 neurônios nos dois casos, ver Figura 9-83. Destas duas previsões com igual acurácia foi selecionada a previsão de 66 variáveis por ter maiores valores de área abaixo da curva para as três classes. A linha de tendência mostra diminuição da acurácia das previsões incrementando-se o número de variáveis mais correlacionadas com a precipitação. A Tabela 9-109 correspondente à matriz de classificação da maior acurácia indica maiores acertos para as chuvas abaixo do normal e normal. Na Tabela 9-110, as medidas de avaliação de desempenho do modelo indicam maior sensibilidade para as chuvas abaixo do normal e maior especificidade e precisão para as chuvas acima do normal devido ao fato desta última classe não ter falsos positivos. As curvas ROC da Figura 9-84 mostram maiores área abaixo da curva para as classes abaixo do normal, com 0,9 e chuvas acima do normal com 0,86.

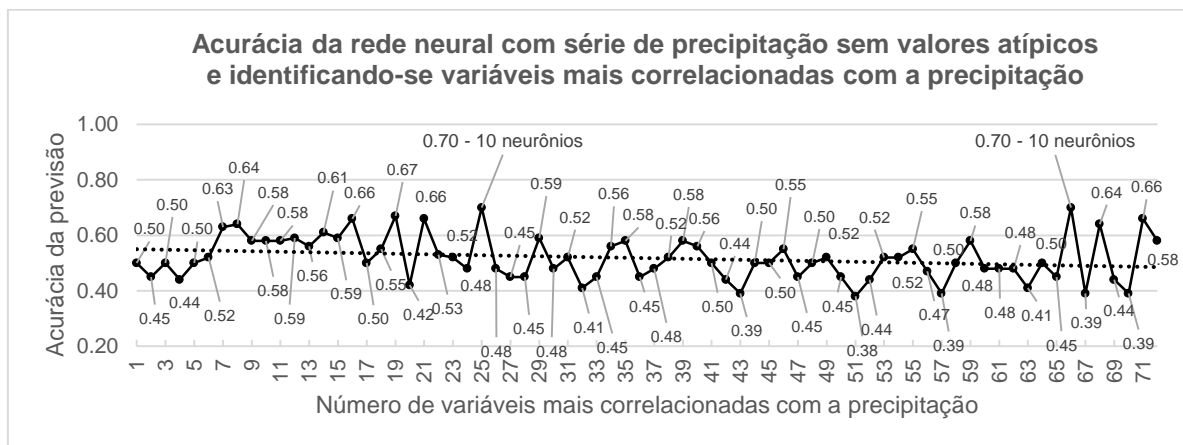


Figura 9-83. Acurácia da previsão utilizando-se as variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação sem valores atípicos.

Tabela 9-109. Matriz de classificação da previsão com maior acurácia (70%) da precipitação sem valores atípicos, utilizando-se 66 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	20	9	5	14
	Normal	3	15	2	5
	Acima do normal	0	0	10	0
	Falsos negativos	3	9	7	0,7

Tabela 9-110. Medidas de avaliação de desempenho da previsão de maior acurácia (70%) da precipitação sem valores atípicos, utilizando-se 66 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,87	0,63	0,59
Especificidade	0,64	0,86	1
Precisão	0,59	0,75	1

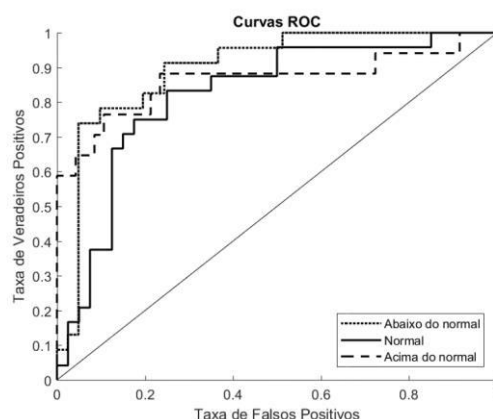


Figura 9-84. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas com maior acurácia (70%) utilizando-se precipitação sem valores atípicos e 66 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação. Área abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,9, chuvas normais: 0,82, chuvas acima do normal: 0,86.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem tendência sem valores atípicos

A máxima acurácia obtida foi de 62% utilizando-se 55 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação e 10 neurônios, ver Figura 9-85. A linha de tendência apresenta diminuição da acurácia das previsões com o aumento do número de variáveis predictoras. A matriz de classificação da Tabela 9-111 indica maiores acertos para as chuvas abaixo do normal e normais, sendo a medida de sensibilidade igual para as duas classes, ver Tabela 9-112. As chuvas acima do normal apresentam valores altos devido ao fato de que esta classe não teve falsos positivos. As curvas ROC da Figura 9-86 mostram maior área abaixo da curva das chuvas acima do normal, com 0,78.

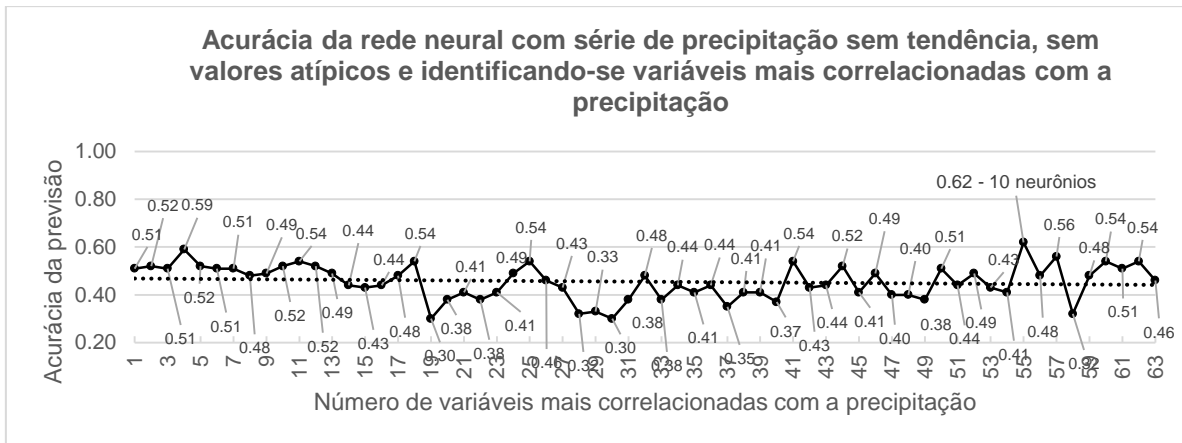


Figura 9-85. Acurácia da previsão utilizando-se as variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação sem tendência e sem valores atípicos.

Tabela 9-111. Matriz de classificação da previsão com maior acurácia (62%) da precipitação sem tendência sem valores atípicos, utilizando-se 55 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	15	7	1	8
	Normal	7	15	9	16
	Acima do normal	0	0	9	0
	Falsos negativos	7	7	10	0,62

Tabela 9-112. Medidas de avaliação de desempenho da previsão com maior acurácia (62%) da precipitação sem tendência e sem valores atípicos, utilizando-se 55 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,68	0,68	0,47
Especificidade	0,75	0,6	1
Precisão	0,65	0,48	1

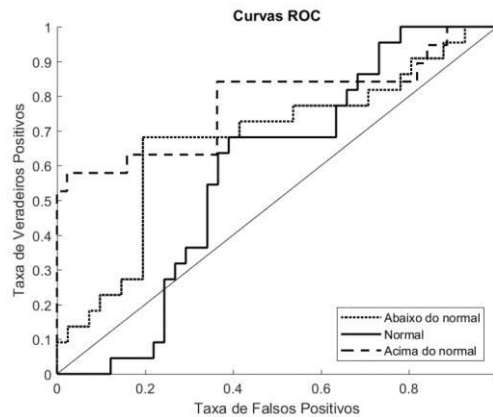


Figura 9-86. Curvas ROC das categorias da precipitação prognosticadas com maior acurácia (62%) utilizando-se precipitação sem tendência sem valores atípicos e 55 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação. Áreas abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,68, chuvas normais: 0,58, chuvas acima do normal: 0,78.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação defasada sem valores atípicos.

A máxima acurácia obtida foi de 48% com 1 e 27 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação, com redes neurais utilizando-se 10 e 200 neurônios respectivamente, ver Figura 9-87. Destas duas previsões com igual acurácia, foi selecionada a previsão com 27 variáveis predictoras por conter maiores valores de área abaixo da curva para todas as variáveis. A matriz de classificação apresenta maiores acertos para as chuvas abaixo e acima do normal, e nenhum acerto para as chuvas normais, ver Tabela 9-113. As medidas de avaliação indicam valores similares para as chuvas abaixo e acima do normal, e valor máximo de especificidade de chuvas normais devido ao fato de que a rede não identificou falsos positivos para a classe normal, ver Tabela 9-114. As curvas ROC indicam valores mais altos de área abaixo da curva para as chuvas acima do normal, ver Figura 9-88.

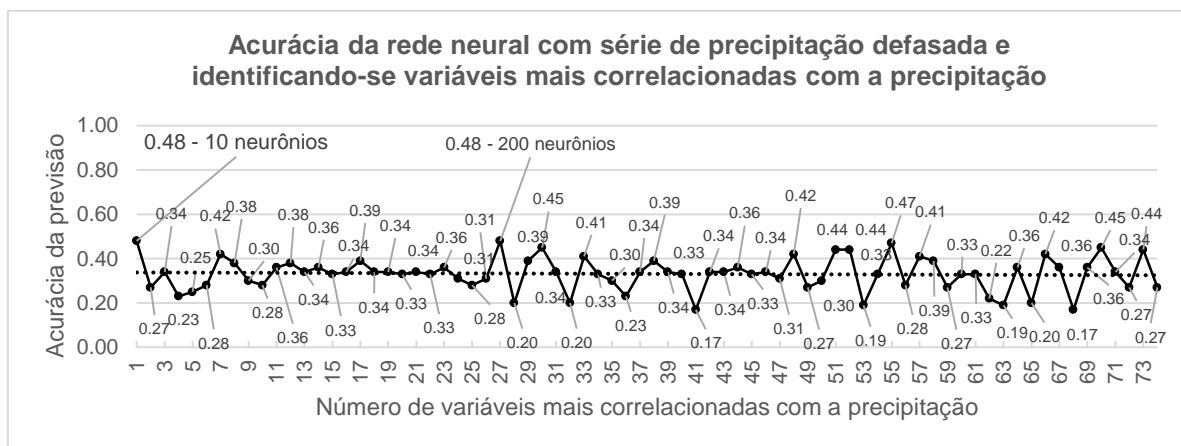


Figura 9-87. Acurácia da previsão utilizando-se as variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação defasada sem valores atípicos.

Tabela 9-113. Matrizes de classificação das previsões com maiores acurácias (48%) da precipitação defasada sem valores atípicos, utilizando-se 27 variáveis mais correlacionadas com a precipitação.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	17	7	3	10
	Normal	0	0	0	0
	Acima do normal	6	7	14	13
	Falsos negativos	6	14	3	0,48

Tabela 9-114. Medidas de avaliação de desempenho da previsão com maior acurácia (48%) da precipitação defasada sem valores atípicos, utilizando-se 27 variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,74	0	0,82
Especificidade	0,58	1	0,57
Precisão	0,63	-	0,52

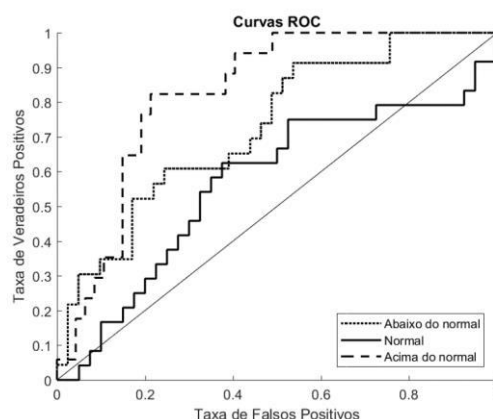


Figura 9-88. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas com maior acurácia (48%) utilizando-se precipitação sem tendência sem valores atípicos e 27 variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação. Área abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,73, chuvas normais: 0,57, chuvas acima do normal: 0,83.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem registros El Niño extraordinário e forte

A máxima acurácia obtida foi de 72% utilizando-se 7, 13, 21 e 43 variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação e 10, 20, 20 e 150 neurônios, respectivamente, ver Figura 9-89. Das quatro previsões com acurácia igual, foi selecionada a previsão utilizando-se 13 variáveis preditoras por conter áreas maiores abaixo da curva para todas as classes. A linha de tendência revela uma leve queda na acurácia ao incrementar o número de variáveis preditoras. A matriz de classificação da Tabela 9-115 expõe maiores acertos com as chuvas abaixo e acima do normal e um número baixo com as chuvas normais. As medidas de avaliação de desempenho mostram maiores valores para as chuvas acima do normal, ver Tabela 9-116, comportamento observado

nas curvas ROC da Figura 9-90 com áreas abaixo da curva de 0,94 para chuvas acima do normal e de 0,87 para chuvas abaixo do normal.

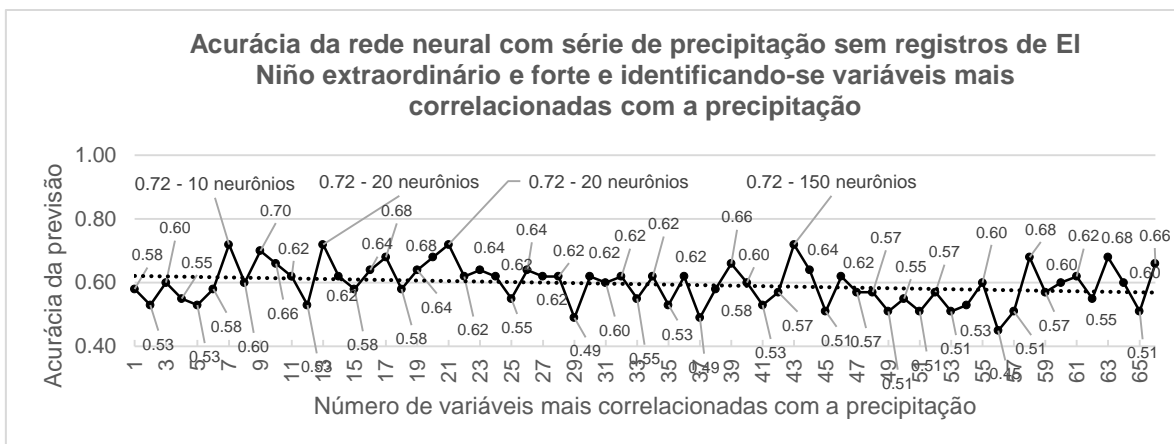


Figura 9-89. Acurácia da previsão utilizando-se as variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação sem registros *El Niño* extraordinário e forte.

Tabela 9-115. Matriz de classificação da previsão com maior acurácia (72%) da precipitação sem registros *El Niño* extraordinário e forte, utilizando-se 13 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	17	9	1	10
	Normal	2	5	1	3
	Acima do normal	0	2	16	2
	Falsos negativos	2	11	2	0,72

Tabela 9-116. Medidas de avaliação de desempenho da previsão com maior acurácia (72%) da precipitação sem registros *El Niño* extraordinário e forte, utilizando-se 13 variáveis mais correlacionadas com a precipitação.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,89	0,31	0,89
Especificidade	0,68	0,92	0,92
Precisão	0,63	0,63	0,89

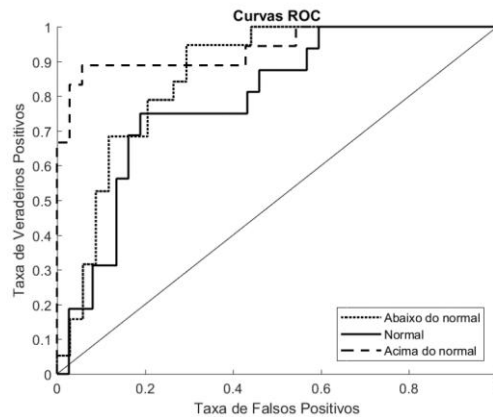


Figura 9-90. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas com maior acurácia (72%) utilizando-se precipitação sem registros de evento *El Niño* extraordinário e forte e 13 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação. Área abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,87, chuvas normais: 0,79, chuvas acima do normal: 0,94.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem registros *El Niño* extraordinário e forte sem tendência

As instâncias com a série de precipitação sem registros *El Niño* extraordinário sem tendência tiveram acurácia máxima de 70% com 58 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação e 10 neurônios, ver Figura 9-91. A linha de tendência mostra incremento da acurácia das previsões com a adição de variáveis predictoras. A matriz de classificação da Tabela 9-117 indica maiores acertos para as classes abaixo do normal e normal. Portanto, os valores mais altos de sensibilidade são para as chuvas abaixo do normal e normal; as chuvas acima do normal mostram especificidade e precisão alta devido à ausência de falsos positivos, ver Tabela 9-118. As curvas ROC da Figura 9-92 indicam maiores área abaixo da curva para as chuvas abaixo do normal.

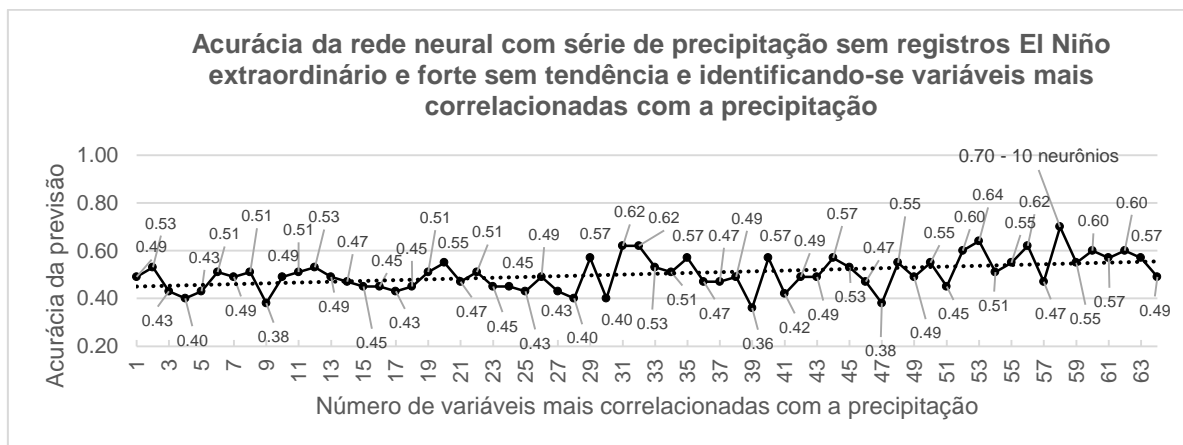


Figura 9-91. Acurácia da previsão utilizando-se as variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação sem registros *El Niño* extraordinário e forte sem tendência.

Tabela 9-117. Matriz de classificação da previsão com maior acurácia (70%) da precipitação sem registros *El Niño* extraordinário e forte sem tendência, utilizando-se 58 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	16	1	0	1
	Normal	3	15	12	15
	Acima do normal	0	0	6	0
	Falsos negativos	3	1	12	0,7

Tabela 9-118. Medidas de avaliação de desempenho da previsão com maior acurácia (70%) da precipitação sem registros *El Niño* extraordinário e forte, utilizando-se 58 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,84	0,94	0,33
Especificidade	0,95	0,59	1
Precisão	0,94	0,5	1

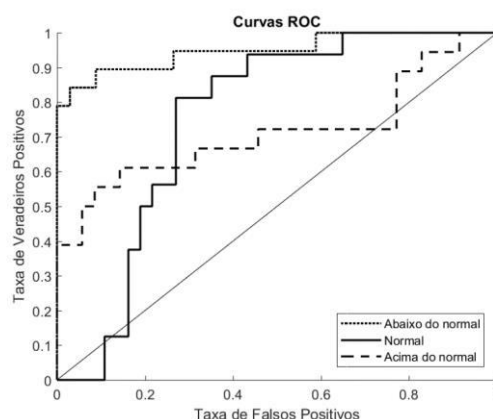


Figura 9-92. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas com maior acurácia (70%) utilizando-se precipitação sem registros de evento *El Niño* extraordinário e forte sem tendência e 58 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação.

Área abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,95, chuvas normais: 0,75, chuvas acima do normal: 0,71.

9.1.3.3 Previsão dos níveis de precipitação aplicando *Análise de Componentes Principais*

Previsão dos níveis de precipitação da série original de precipitação

A acurácia máxima obtida foi de 59% dos registros corretamente classificados, utilizando-se 14 componentes principais e 20 neurônios, ver Figura 9-93. A linha de tendência apresenta leve decremento na acurácia da previsão com o aumento do número de componentes principais. A matriz de classificação da Tabela 9-119 indica maior número de acertos para as chuvas normais, e poucos acertos nas chuvas acima do normal. As medidas de avaliação de desempenho mostram melhor valor de sensibilidade de chuvas normais, ver Tabela 9-120. O valor de especificidade da classe acima do normal contém o valor máximo devido ao fato de não apresentar falsos

positivos. As curvas ROC da Figura 9-94 apresenta valores similares de área abaixo da curva para as chuvas abaixo e acima do normal, de 0,72 e 0,76 respectivamente.

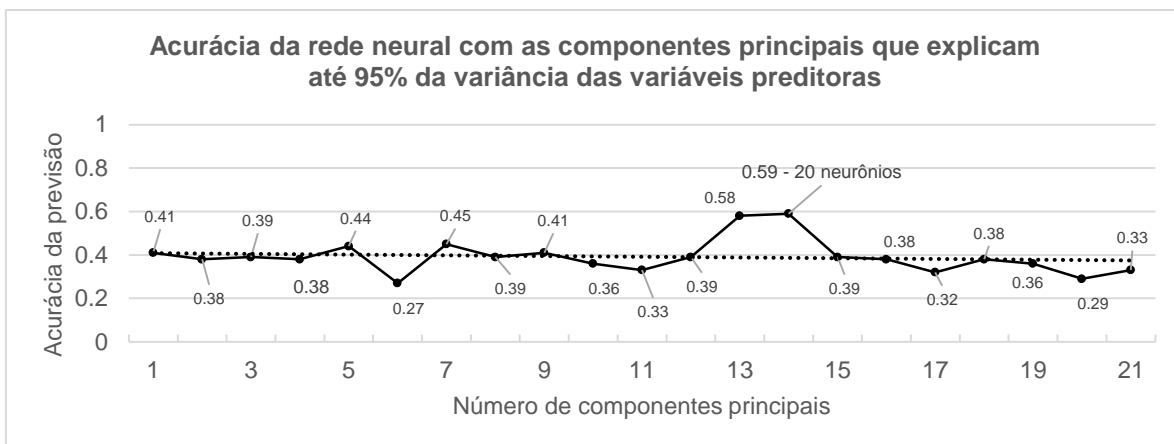


Figura 9-93. Acurácia da previsão da precipitação utilizando-se as componentes principais que explicam até 95% da variância das variáveis preditoras.

Tabela 9-119. Matriz de classificação da previsão da precipitação de maior acurácia (59%), utilizando-se 14 componentes principais.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	14	4	4	8
	Normal	10	21	9	19
	Acima do normal	0	0	4	0
	Falsos negativos	10	4	13	0,59

Tabela 9-120. Medidas de avaliação de desempenho da previsão com maior acurácia (59%), utilizando-se 14 componentes principais.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,58	0,84	0,24
Especificidade	0,76	0,49	1
Precisão	0,64	0,53	1

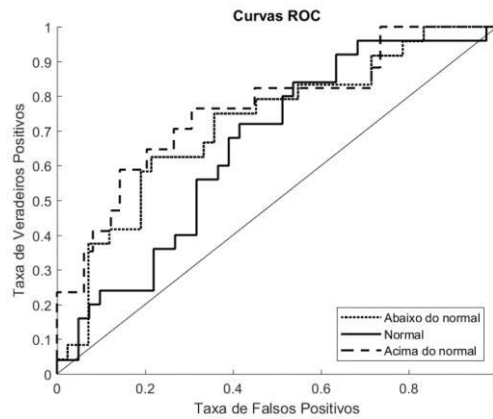


Figura 9-94. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas com maior acurácia (59%) utilizando-se a precipitação original e 14 componentes principais. Áreas abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,72, chuvas normais: 0,66, chuvas acima do normal: 0,76.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem tendência

As previsões dos níveis da série de precipitação sem tendência atingiram uma acurácia máxima de 53% utilizando-se 20 neurônios e 14 componentes principais, ver Figura 9-95. A linha de tendência apresenta uma leve melhoria nas acurácias das previsões ao incrementar o número de componentes principais como preditoras. A matriz de classificação da Tabela 9-121 mostra maiores acertos para chuvas normais. As medidas de avaliação mostram maior sensibilidade para as chuvas normais, e maior especificidade e precisão para as chuvas acima do normal, ver Tabela 9-122. As curvas ROC da Figura 9-96 mostram pouca diferença nas áreas abaixo da curva para as três classes: 0,72 para chuvas abaixo do normal, 0,65 para chuvas normais, e 0,78 para chuvas acima do normal.

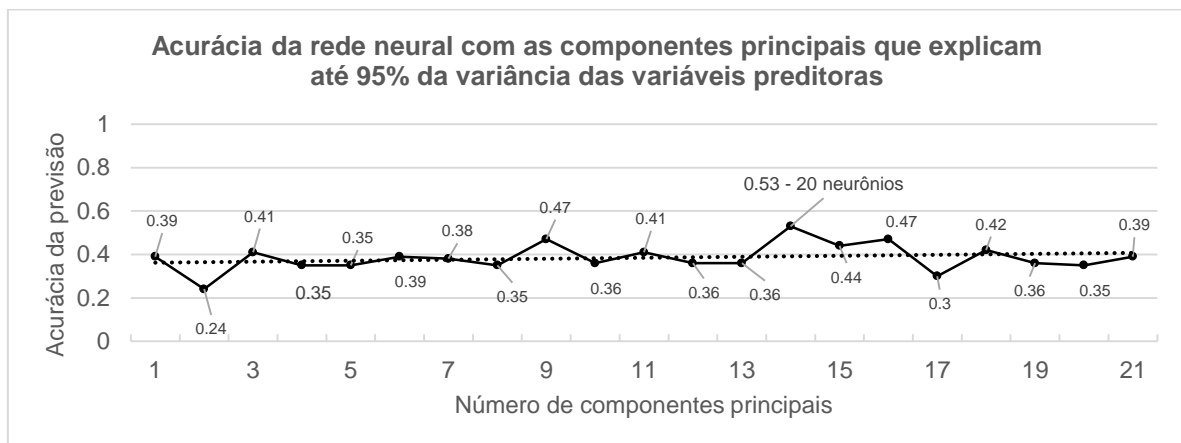


Figura 9-95. Acurácia da previsão da precipitação sem tendência utilizando-se as componentes principais que explicam até 95% da variância das variáveis preditoras.

Tabela 9-121. Matriz de classificação da previsão de maior acurácia (53%) da precipitação sem tendência, utilizando-se 14 componentes principais.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	11	4	4	8
	Normal	11	19	9	20
	Acima do normal	1	2	5	3
	Falsos negativos	12	6	13	0,53

Tabela 9-122. Medidas de avaliação de desempenho da previsão com maior acurácia (53%) da precipitação sem tendência, utilizando-se 14 componentes principais.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,48	0,76	0,28
Especificidade	0,75	0,44	0,91
Precisão	0,58	0,49	0,63

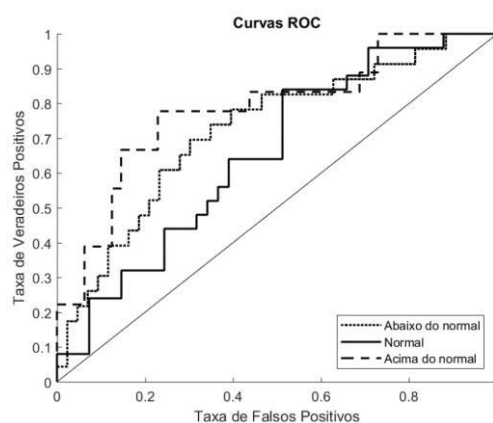


Figura 9-96. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas com maior acurácia (53%) utilizando-se precipitação sem tendência e 14 componentes principais. Áreas abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,72, chuvas normais: 0,65, chuvas acimado normal: 0,78.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação defasada

As previsões dos níveis da precipitação defasada um mês anterior atingiram uma acurácia máxima de 51% utilizando-se 14 componentes principais e 300 neurônios, ver Figura 9-97. A linha de tendência não mostra modificação nas acurácias com o aumento do número das componentes principais. A matriz de classificação apresenta maiores acertos para as classes abaixo do normal e normal, e um acerto para as chuvas acima do normal, ver Tabela 9-123. Maiores valores de sensibilidade e precisão foram calculados para as chuvas abaixo e acima do normal, enquanto que maior especificidade para as chuvas acima do normal, devido ao fato dos poucos falsos positivos obtidos, ver Tabela 9-124. As curvas ROC da Figura 9-98 apresentam maiores áreas abaixo da curva para a classe abaixo do normal com 0,81 e para a classe de chuvas normais 0,66.

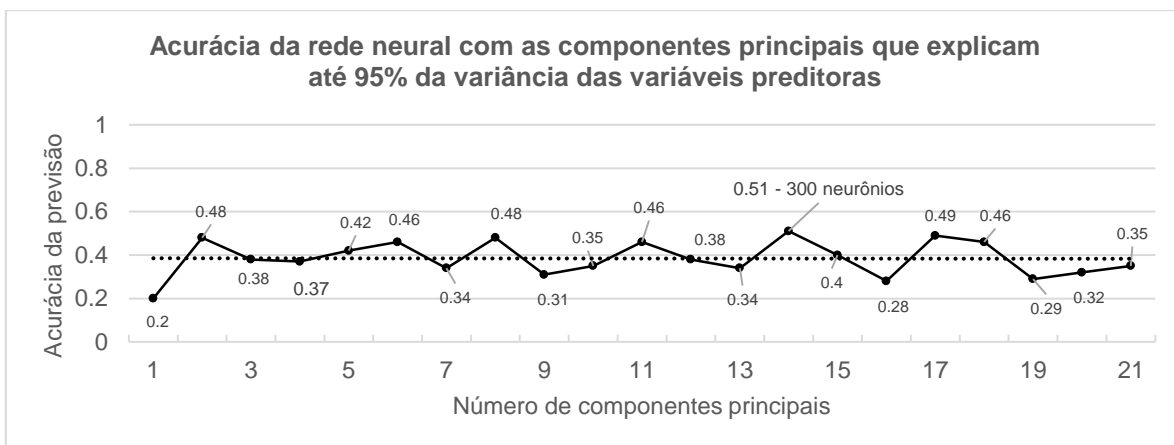


Figura 9-97. Acurácia da previsão da precipitação defasada utilizando-se as componentes principais que explicam até 95% da variância das variáveis preditoras.

Tabela 9-123. Matriz de classificação da previsão de maior acurácia (51%) da precipitação defasada, utilizando-se 14 componentes principais.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	17	8	3	11
	Normal	6	15	12	18
	Acima do normal	1	2	1	3
	Falsos negativos	7	10	15	0,51

Tabela 9-124. Medidas de avaliação de desempenho da previsão com maior acurácia (51%) da precipitação defasada, utilizando-se 14 componentes principais.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,71	0,6	0,06
Especificidade	0,59	0,5	0,91
Precisão	0,61	0,45	0,25

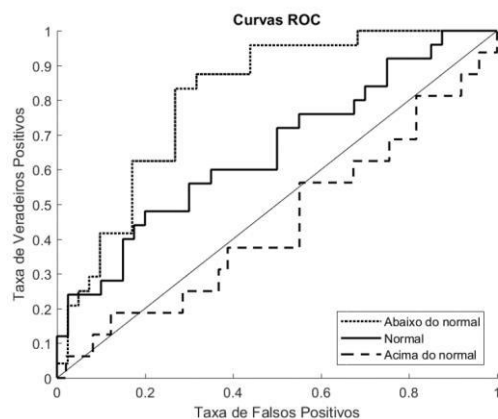


Figura 9-98. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas com maior acurácia (51%) utilizando-se precipitação defasada e 14 componentes principais. Áreas abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,81, chuvas normais: 0,66, chuvas acima do normal: 0,45.

9.2 Previsão com ensemble de redes neurais

9.2.1 Estação Guaiaquil

9.2.1.1 Previsão dos níveis de precipitação da série original de precipitação

A acurácia da previsão dos níveis da série original de precipitação utilizando-se 21 variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação e 10 neurônios aumentou de 89% a 92% com ensemble de redes neurais de tipo *bagging* com seleção das classes por voto ponderado. As classes abaixo do normal e normal tiveram acrescentado um acerto, ver Tabela 9-17 e Tabela 9-125. Portanto, as medidas de avaliação de desempenho destas classes incrementaram seus valores, ver Tabela 9-18 e Tabela 9-126. As curvas ROC da Figura 9-99 mostram valores de 0,94 para chuvas abaixo do normal, 0,88 para chuvas normais, e 0,99 para chuvas acima do normal.

Tabela 9-125. Matriz de classificação da previsão dos níveis da precipitação original utilizando-se ensemble de redes neurais com 21 variáveis preditoras e 10 neurônios.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	21	2	0	2
	Normal	3	19	0	3
	Acima do normal	0	0	21	0
	Falsos negativos	3	2	0	0,92

Tabela 9-126. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação original utilizando-se ensemble de redes neurais com 21 variáveis preditoras e 10 neurônios.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,88	0,9	1
Especificidade	0,95	0,93	1
Precisão	0,91	0,86	1

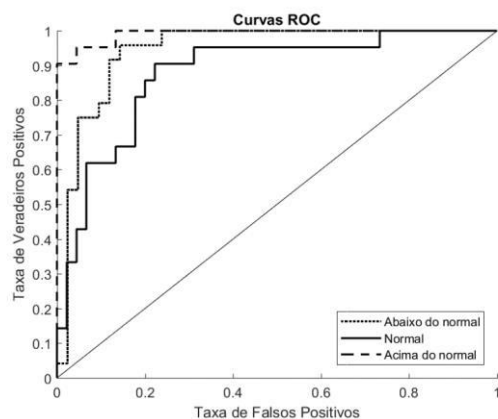


Figura 9-99. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas utilizando-se ensemble de redes neurais com precipitação original, 21 variáveis preditoras e 10 neurônios. Áreas abaixo da curva: chuvas abaixo do normal: 0,94, chuvas normais: 0,88, chuvas acima do normal: 0,99.

9.2.1.2 Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem tendência

O ensemble de redes neurais utilizando-se seleção por bloco do grupo de treinamento com seleção das classes por voto ponderado, 27 variáveis mais correlacionadas com a precipitação e 150 neurônios, não conseguiu aumentar a acurácia da previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem tendência, se mantendo em 88%.

9.2.1.3 Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação defasada

A acurácia da previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação defasada foi incrementado de 86% a 89% utilizando-se ensemble de redes neurais de tipo bagging com seleção das classes por voto simples, com 5 variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação e 20 neurônios. A diferença nas previsões foi na previsão correta de mais dois registros de chuvas normais, ver Tabela 9-21 e Tabela 9-127. As medidas de desempenho, portanto, aumentaram para as chuvas normais, ver Tabela 9-22 e Tabela 9-128. As áreas abaixo da curva das classes abaixo do normal e normais foram incrementadas nos seus valores, ver Figura 9-14 e Figura 9-100.

Tabela 9-127. Matriz de classificação da previsão dos níveis da precipitação defasada utilizando-se ensemble de redes neurais com 5 variáveis preditoras e 20 neurônios.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	18	1	0	1
	Normal	6	19	0	6
	Acima do normal	0	0	21	0
	Falsos negativos	6	1	0	0,89

Tabela 9-128. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação original utilizando-se ensemble de redes neurais com 5 variáveis preditoras e 20 neurônios.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,75	0,95	1
Especificidade	0,98	0,87	1
Precisão	0,95	0,76	1

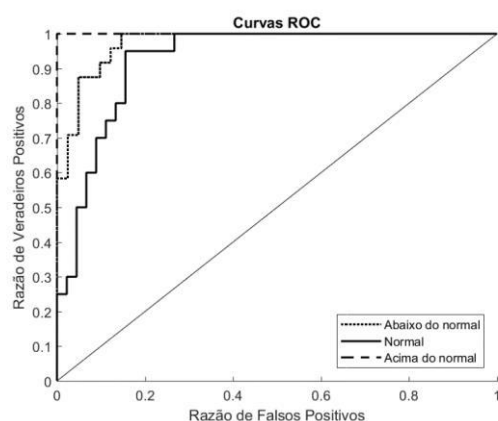


Figura 9-100. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas utilizando-se ensemble de redes neurais com precipitação original, 5 variáveis preditoras e 20 neurônios. Áreas abaixo da curva: chuvas abaixo do normal: 0,97, chuvas normais: 0,93, chuvas acima do normal: 1.

9.2.1.4 Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem valores atípicos

A acurácia da previsão dos níveis de precipitação da série sem valores atípicos utilizando-se com ensemble de redes neurais de tipo *bagging* e com seleção por blocos do conjunto de treinamento, com seleção das classes por voto ponderado, com 12 variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação e 200 neurônios, teve um aumento de 87% a 90%, em que a classe normal teve mais dois acertos, diminuindo o número de falsos positivos para a classe acima do normal, ver Tabela 9-23 e Tabela 9-129. Portanto, as medidas de avaliação de desempenho da classe acima do normal foram incrementadas em seus valores, ver Tabela 9-24 e Tabela 9-130. As curvas ROC mostram valores de 0,97 para chuvas abaixo do normal, 0,88 para chuvas normais e 0,99 para chuvas acima do normal, ver Figura 9-101.

Tabela 9-129. Matriz de classificação da previsão dos níveis da precipitação sem valores atípicos utilizando-se ensemble de redes neurais com 12 variáveis preditoras 12 e 200 neurônios:

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	21	2	0	2
	Normal	2	16	0	2
	Acima do normal	0	2	19	2
	Falsos negativos	2	4	0	0,9

Tabela 9-130. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação sem valores atípicos utilizando-se ensemble de redes neurais com 12 variáveis preditoras e 200 neurônios.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,91	0,8	1
Especificidade	0,95	0,95	0,95
Precisão	0,91	0,89	0,9

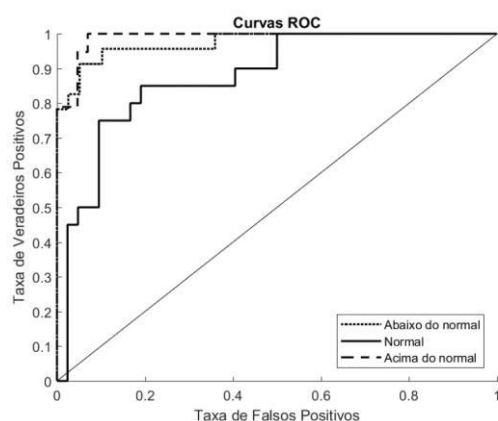


Figura 9-101. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas utilizando-se ensemble de redes neurais com precipitação sem valores atípicos, 12 variáveis preditoras e 200 neurônios. Áreas abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,97, chuvas normais: 0,88 e chuvas abaixo do normal: 0,99.

9.2.1.5 Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação defasada sem valores atípicos

A acurácia da previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação defasada utilizando-se 55 variáveis mais correlacionadas com a precipitação e 50 neurônios aumento de 78% a 85% com ensemble de redes neurais de tipo *bagging* com seleção das classes por voto ponderado. A acurácia foi incrementada basicamente devido a um número maior de acertos da classe abaixo do normal, ver Tabela 9-27 e Tabela 9-131. A maioria dos valores das medidas de avaliação, Tabela 9-28 e Tabela 9-132, foram aumentados para as três classes. A curva ROC da classe normal diminuiu a área abaixo da curva, ver Figura 9-102.

Tabela 9-131. Matriz de classificação da previsão da precipitação defasada sem valores atípicos utilizando-se ensemble de redes neurais com 55 variáveis preditoras e 50 neurônios.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	19	3	0	3
	Normal	2	16	4	6
	Acima do normal	0	0	16	0
	Falsos negativos	2	3	4	0,85

Tabela 9-132. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação defasada sem valores atípicos utilizando-se ensemble de redes neurais com 55 variáveis preditoras e 50 neurônios.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,9	0,84	0,8
Especificidade	0,91	0,85	1
Precisão	0,86	0,73	1

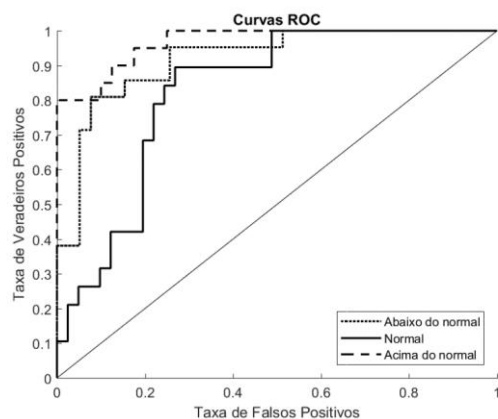


Figura 9-102. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas utilizando-se precipitação defasada sem valores atípicos, 55 variáveis preditoras e 50 neurônios. Área abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,92, chuvas normais: 0,82, chuvas acima do normal: 0,97.

9.2.1.6 Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem registros *El Niño* extraordinário e forte sem tendência

No caso da previsão dos níveis da precipitação sem registros *El Niño* extraordinário e forte sem tendência utilizando-se 25 variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação e 50 neurônios, os resultados com redes neurais de configuração fixa não foram superados pelo ensemble de redes, obtendo acurácia máxima de 87% frente a 89% do teste com redes neurais independentes.

9.2.2 Estação Portoviejo

9.2.2.1 Previsão dos níveis de precipitação da série original de precipitação

As previsões dos níveis de precipitação da série original aumentaram a acurácia de 77% a 82% utilizando-se com ensemble de redes neurais de tipo *bagging* com seleção das classes por voto ponderado, 15 variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação e 20 neurônios. As chuvas abaixo e acima do normal tiveram um e dois acertos adicionais respectivamente se comparados com as execuções sem o ensemble de redes neurais, ver Tabela 9-61 e Tabela 9-133. As medidas de desempenho melhoraram, portanto, para estas duas classes, ver Tabela 9-62 e Tabela 9-134. As curvas ROC da Figura 9-103 mostram valores abaixo da curva de 0,88 para chuvas abaixo do normal, 0,71 para chuvas normais, e 0,98 para chuvas acima do normal.

Tabela 9-133. Matriz de classificação da previsão dos níveis da precipitação original utilizando-se ensemble de redes neurais com 15 variáveis preditoras e 20 neurônios.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	19	4	0	4
	Normal	4	5	0	4
	Acima do normal	0	2	22	2
	Falsos negativos	4	6	0	0,82

Tabela 9-134. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação original utilizando-se ensemble de redes neurais com 15 variáveis preditoras e 20 neurônios.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,83	0,45	1
Especificidade	0,87	0,91	0,92
Precisão	0,83	0,56	0,92

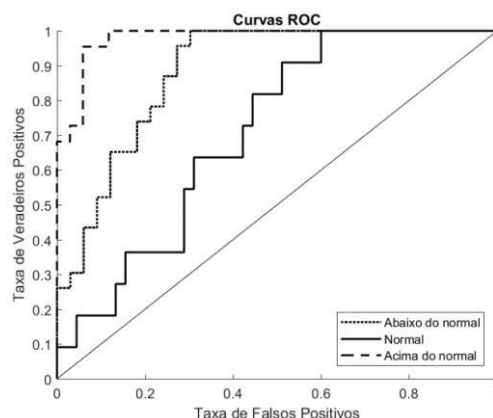


Figura 9-103. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas utilizando-se ensemble de redes neurais com precipitação original, 15 variáveis preditoras e 20 neurônios. Áreas abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,88, chuvas normais: 0,71, chuvas acima do normal: 0,98.

9.2.2.2 Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem valores extremos

As acurácias das previsões dos níveis de precipitação sem valores extremos com ensemble de redes neurais de tipo *bagging* com seleção das classes por voto ponderado aumentaram de 77% a 82%, com 61 variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação e 10 neurônios. As chuvas abaixo do normal diminuíram os acertos em um registro, as chuvas normais e chuvas acima do normal aumentaram em um e três acertos respectivamente, ver Tabela 9-67 e Tabela 9-135. Como resultado, as medidas de desempenho para estas duas classes aumentaram, ver Tabela 9-68 e Tabela 9-136. As curvas ROC da Figura 9-104 mostram valores de 0,9 para chuvas abaixo do normal, 0,69 para chuvas normais e 0,97 para chuvas acima do normal.

Tabela 9-135. Matriz de classificação da previsão dos níveis da precipitação sem valores extremos utilizando-se ensemble de redes neurais com 61 variáveis preditoras e 10 neurônios.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	21	5	1	6
	Normal	2	5	0	2
	Acima do normal	0	2	21	2
	Falsos negativos	2	7	1	0,82

Tabela 9-136. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação sem valores extremos utilizando-se ensemble de redes neurais com 61 variáveis preditoras e 10 neurônios.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,91	0,42	0,95
Especificidade	0,81	0,95	0,93
Precisão	0,78	0,71	0,91

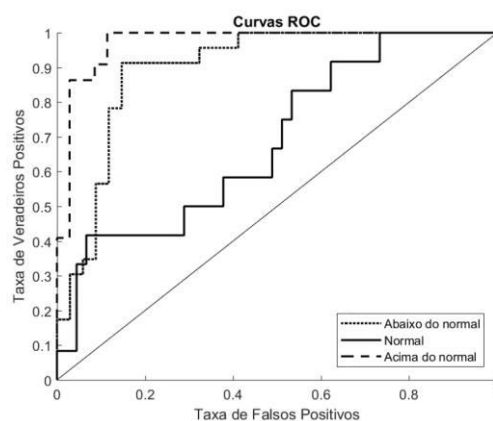


Figura 9-104. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas utilizando-se ensemble de redes neurais com precipitação sem valores extremos, 61 variáveis preditoras e 10 neurônios. Áreas abaixo da curva: chuvas abaixo do normal: 0,9, chuvas normais: 0,69, chuvas acima do normal: 0,97.

9.2.2.3 Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação defasada sem valores extremos

A acurácia de 100% na previsão dos níveis de precipitação da série defasada sem valores extremos foi mantida pelo ensemble de redes neurais tipo *bagging* para treinamento, e voto simples e voto ponderado para seleção das classes vencedoras. Dentro do conjunto de combinações de variáveis preditoras e número de neurônios que renderam 100% de acurácia com a rede neural independente, ver seção 5.1.2.2, foi selecionado para o teste com ensemble 9 variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação e 200 neurônios.

9.2.2.4 Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem registros do evento *El Niño* extraordinário e forte

A acurácia da previsão dos níveis de precipitação da série sem registros do evento *El Niño* extraordinário e forte aumentaram de 76% a 85% utilizando-se ensemble de redes neurais de tipo *bagging* com seleção das classes por voto ponderado, 9 variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação e 50 neurônios. As classes normal e acima do normal incrementaram o número de acertos, enquanto que a classe abaixo do normal diminuiu em um seus acertos, ver Tabela 9-79 e Tabela 9-137. As medidas de avaliação apresentam, portanto, aumento no valor da sensibilidade para as chuvas normais e acima do normal, e diminuição para as chuvas abaixo do normal, ver Tabela 9-80 e Tabela 9-137. As curvas ROC da Figura 9-105 mostram áreas abaixo da curva de 0,86 para chuvas abaixo do normal, 0,81 para chuvas normais e 0,99 para chuvas acima do normal.

Tabela 9-137. Matriz de classificação da previsão dos níveis da precipitação sem registros de *El Niño* extraordinário e forte utilizando-se ensemble de redes neurais com 9 variáveis preditoras e 50 neurônios.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	14	2	0	2
	Normal	4	5	1	5
	Acima do normal	0	0	20	0
	Falsos negativos	4	2	1	0,85

Tabela 9-138. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação sem registros de *El Niño* extraordinário e forte utilizando-se ensemble de redes neurais com 9 variáveis preditoras e 50 neurônios.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,78	0,71	0,95
Especificidade	0,93	0,87	1
Precisão	0,88	0,5	1

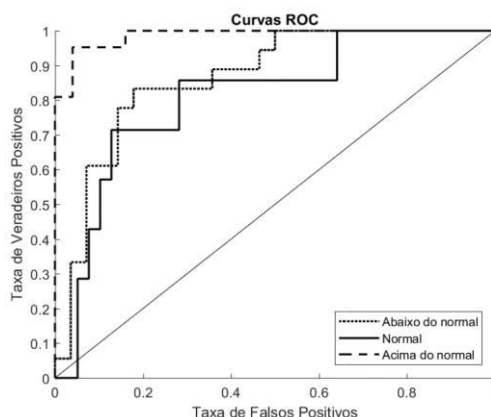


Figura 9-105. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas utilizando-se ensemble de redes neurais com precipitação sem registros de *El Niño* extraordinário e forte, 9 variáveis preditoras e 50 neurônios. Áreas abaixo da curva: chuvas abaixo do normal: 0,86, chuvas normais: 0,81, chuvas acima do normal: 0,99.

9.2.3 Estação Esmeraldas

9.2.3.1 Previsão dos níveis de precipitação da série original de precipitação

A previsão dos níveis de precipitação da série original teve aumento de acurácia de 68% para 79% utilizando-se com ensemble de redes neurais de tipo *bagging* com seleção das classes por voto ponderado, 71 variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação e 20 neurônios. As classes normal e acima do normal incrementaram os acertos, enquanto que as classes abaixo do normal tiveram decrementos, ver Tabela 9-103 e Tabela 9-139. Portanto, as classes de chuvas abaixo do normal diminuiram a sensibilidade e precisão e as classes normal e acima do normal aumentaram os valores das medidas de desempenho, ver Tabela 9-104 e Tabela 9-140. As curvas ROC da Figura 9-106 mostram áreas abaixo da curva de 0,85 para chuvas abaixo do normal, 0,71 para chuvas normais e 0,97 para chuvas acima do normal.

Tabela 9-139. Matriz de classificação da previsão dos níveis da precipitação original utilizando-se ensemble de redes neurais com 71 variáveis predictoras e 20 neurônios.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	17	4	0	4
	Normal	7	18	0	7
	Acima do normal	0	3	17	3
	Falsos negativos	7	7	0	0,79

Tabela 9-140. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação original utilizando-se ensemble de redes neurais com 71 variáveis predictoras e 20 neurônios.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,71	0,72	1
Especificidade	0,9	0,83	0,92
Precisão	0,81	0,72	0,85

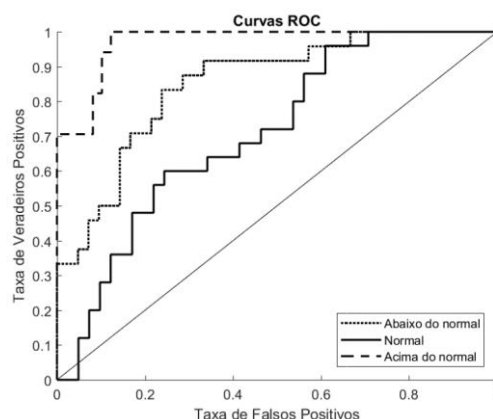


Figura 9-106. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas utilizando-se ensemble de redes neurais com precipitação original, 71 variáveis predictoras e 20 neurônios. Áreas abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,85, chuvas normais: 0,71, chuvas acima do normal: 0,97.

9.2.3.2 Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação defasada

A previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação defasada aumentou a acurácia de 69% a 74% utilizando-se com ensemble de redes neurais de tipo *bagging* com seleção das classes por voto ponderado, 9 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação e 20 neurônios. As classes normal e acima do normal incrementaram os acertos em 1 e 3 respectivamente, enquanto que as chuvas abaixo do normal perderam 1 acerto, ver Tabela 9-107 e Tabela 9-141. Portanto, a sensibilidade das classes normal e acima do normal aumentaram seus valores, ver Tabela 9-108 e Tabela 9-142. As curvas ROC da Figura 9-107 mostram valores de área abaixo da curva de 0,82 para as chuvas abaixo do normal, 0,61 para as chuvas normais e 0,96 para as chuvas acima do normal.

Tabela 9-141. Matriz de classificação da previsão dos níveis da precipitação defasada utilizando-se ensemble de redes neurais com 9 variáveis preditoras e 20 neurônios.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	17	1	0	1
	Normal	6	16	1	7
	Acima do normal	1	8	15	9
	Falsos negativos	7	9	1	0,74

Tabela 9-142. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação defasada utilizando-se ensemble de redes neurais com 9 variáveis preditoras e 20 neurônios.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,71	0,64	0,94
Especificidade	0,97	0,82	0,79
Precisão	0,94	0,7	0,63

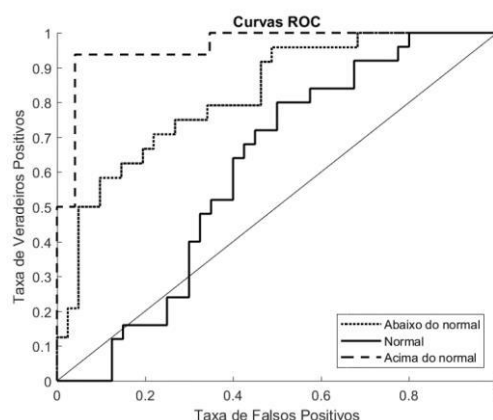


Figura 9-107. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas utilizando-se ensemble de redes neurais com precipitação defasada, 9 variáveis preditoras e 20 neurônios. Áreas abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,82, chuvas normais: 0,61, chuvas acima do normal: 0,96.

9.2.3.3 Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem valores atípicos

A acurácia da previsão dos níveis de precipitação da série sem valores atípicos foi incrementada de 70% a 81% utilizando-se ensemble de redes neurais de tipo *bagging* com seleção das classes por voto ponderado, 66 variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação e 10 neurônios. As classes abaixo do normal tiveram diminuição no número de acertos, mas as classes normal e acima do normal tiveram incrementos, ver Tabela 9-109 e Tabela 9-143. As medidas de avaliação indicam que a sensibilidade das chuvas acima do normal diminuiu enquanto que as chuvas normais e abaixo do normal aumentaram seus valores, ver Tabela 9-110 e Tabela 9-144. As curvas ROC da Figura 9-108 mostram valores abaixo da curva de 0,86 para chuvas abaixo do normal, 0,78 para chuvas normais e 0,98 para chuvas acima do normal.

Tabela 9-143. Matriz de classificação da previsão dos níveis da precipitação sem valores atípicos utilizando-se ensemble de redes neurais com 66 variáveis predictoras e 10 neurônios.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	18	4	1	5
	Normal	5	18	0	5
	Acima do normal	0	2	16	2
	Falsos negativos	5	6	1	0,81

Tabela 9-144. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação sem valores atípicos utilizando-se ensemble de redes neurais com 66 variáveis predictoras e 10 neurônios.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,78	0,75	0,94
Especificidade	0,87	0,87	0,95
Precisão	0,78	0,78	0,89

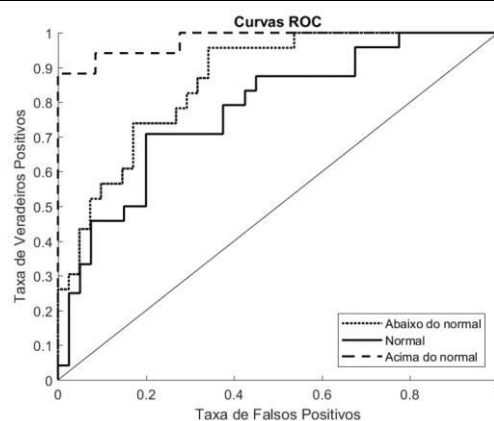


Figura 9-108. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas utilizando-se ensemble de redes neurais com precipitação sem valores atípicos, 66 variáveis predictoras e 10 neurônios. Áreas abaixo da curva: chuvas abaixo do normal: 0,86, chuvas normais: 0,78, chuvas acima do normal: 0,98.

9.2.3.4 Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação defasada sem valores atípicos

A previsão dos níveis de precipitação da série defasada sem valores atípicos aumentou a acurácia de 48% utilizando-se redes neurais independentes a 55% utilizando-se com ensemble de redes neurais de tipo *bagging* com seleção das classes por voto ponderado, 27 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação e 200 neurônios. As chuvas normais não tiveram acertos com as redes independentes, mas com o ensemble foram identificados 16 registros e 16 falsos positivos, ver Tabela 9-113 e Tabela 9-145. Teve diminuição do número de acertos da classe abaixo do normal, de 17 registros com redes independentes a 6 registros com o ensemble com diminuição nos falsos positivos e aumento dos falsos negativos. As chuvas acima do normal apresentam um registro menos classificado com o ensemble. Portanto, a sensibilidade da classe das chuvas normais aumentou de valor, e as das classes das chuvas abaixo e acima do normal diminuiram, ver Tabela 9-114 e Tabela 9-146. As curvas ROC

mostram áreas abaixo da curva de 0,6 para chuvas abaixo do normal, 0,56 para chuvas normais, e 0,6 para chuvas acima do normal, ver Figura 9-109.

Tabela 9-145. Matriz de classificação da previsão dos níveis da precipitação defasada sem valores atípicos utilizando-se ensemble de redes neurais com 27 variáveis preditoras e 200 neurônios.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	6	2	2	4
	Normal	14	16	2	16
	Acima do normal	3	6	13	9
	Falsos negativos	17	8	4	0,55

Tabela 9-146. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação defasada sem valores atípicos utilizando-se ensemble de redes neurais com 27 variáveis preditoras e 200 neurônios.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,26	0,67	0,76
Especificidade	0,88	0,54	0,71
Precisão	0,6	0,5	0,59

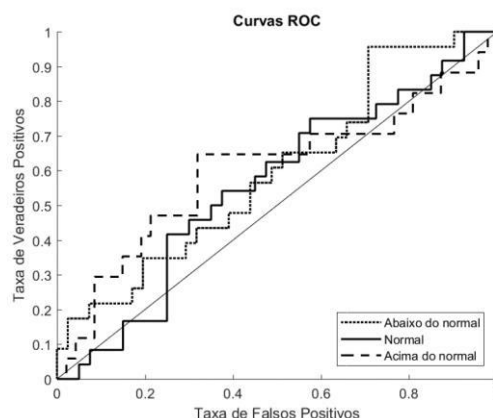


Figura 9-109. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticada utilizando-se ensemble de redes neurais com precipitação defasada sem valores atípicos, 27 variáveis preditoras e 200 neurônios. Áreas abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,6, chuvas normais: 0,56, chuvas acima do normal: 0,6.

9.2.3.5 Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem registros do evento *El Niño* extraordinário e forte

A acurácia da previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem registros do evento *El Niño* aumentou de 72% para 74% utilizando-se ensemble de redes neurais de tipo *bagging* com seleção das classes por voto simples e voto ponderado, 13 variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação e 20 neurônios. As classes normais e acima do normal aumentaram um acerto respectivamente, enquanto que a classe abaixo do normal diminuiu um acerto se comparado com a execução sem ensemble de redes neurais, ver Tabela 9-115 e Tabela 9-147. Estes aumentos e decrementos se refletem nas medidas de avaliação das classes no incremento dos

valores da sensibilidade das chuvas normais e acima do normal e na diminuição deste valor para as chuvas abaixo do normal, ver Tabela 9-116 e Tabela 9-148. As curvas ROC da Figura 9-110 mostram áreas abaixo da curva de 0,87 para chuvas abaixo do normal, 0,75 para chuvas normais, e 0,97 para chuvas acima do normal.

Tabela 9-147. Matriz de classificação da previsão dos níveis da precipitação sem registros do evento *El Niño* extraordinário e forte utilizando-se ensemble de redes neurais com 13 variáveis preditoras e 20 neurônios.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	16	6	0	6
	Normal	2	6	1	3
	Acima do normal	1	4	17	5
	Falsos negativos	3	10	1	0,74

Tabela 9-148. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação sem registros do evento *El Niño* extraordinário e forte utilizando-se ensemble de redes neurais com 13 variáveis preditoras e 20 neurônios.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,84	0,38	0,94
Especificidade	0,79	0,92	0,81
Precisão	0,73	0,67	0,77

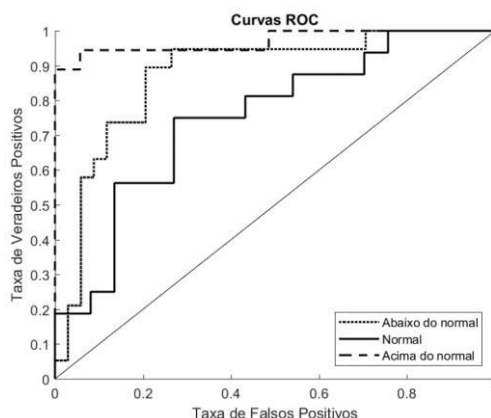


Figura 9-110. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas utilizando-se ensemble de redes neurais com precipitação sem registros do evento *El Niño* extraordinário e forte, 13 variáveis preditoras e 20 neurônios. Áreas abaixo da curva: chuvas abaixo do normal: 0,87, chuvas normais: 0,75, chuvas acima do normal: 0,97.

9.2.3.6 Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem registros do evento *El Niño* extraordinário e forte sem tendência

A acurácia da previsão dos níveis de precipitação da série sem registros do evento *El Niño* extraordinário e forte sem tendência aumentou de 70% utilizando-se redes neurais independentes a 77% utilizando-se ensemble de redes neurais tipo bagging e seleção das classes por voto simples, 58 variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação e 10 neurônios. A classe acima do normal incrementou o número de acertos, enquanto que a classe normal diminuiu, ver Tabela 9-117 e Tabela 9-149.

Portanto a sensibilidade da classe das chuvas normais diminuiu e a da classe das chuvas acima do normal foi aumentada, ver Tabela 9-118 e Tabela 9-150. As curvas ROC da Figura 9-111 mostram valores de curvas abaixo da curva de 0,87 para chuvas abaixo do normal, 0,81 para chuvas normais e 0,84 para chuvas acima do normal.

Tabela 9-149. Matriz de classificação da previsão dos níveis da precipitação sem registros de *El Niño* extraordinário e forte sem tendência utilizando-se ensemble de redes neurais com 58 variáveis preditoras e 10 neurônios.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	16	1	1	2
	Normal	2	11	3	5
	Acima do normal	1	4	14	5
	Falsos negativos	3	5	4	0,77

Tabela 9-150. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação sem registros de *El Niño* extraordinário e forte sem tendência utilizando-se ensemble de redes neurais com 58 variáveis preditoras e 10 neurônios.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,84	0,69	0,78
Especificidade	0,93	0,86	0,84
Precisão	0,89	0,69	0,74

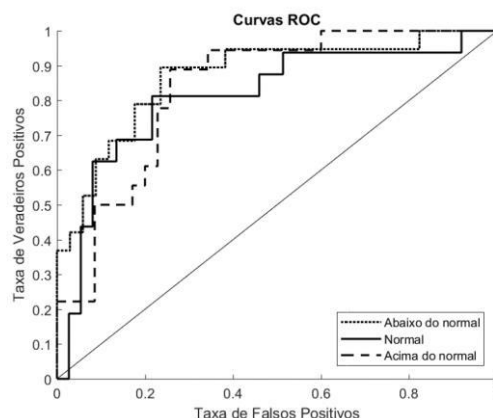


Figura 9-111. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas utilizando-se ensemble de redes neurais com precipitação sem registros de *El Niño* extraordinário e forte sem tendência com 58 variáveis preditoras e 10 neurônios. Áreas abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,87, chuvas normais: 0,81, chuvas acima do normal: 0,84.

9.3 Previsão com redes neurais recorrentes

9.3.1 Estação Guaiaquil

9.3.1.1 Previsão dos níveis de precipitação utilizando-se todas as variáveis preditoras

Previsão dos níveis de precipitação da série original de precipitação

A acurácia máxima obtida na previsão dos níveis de precipitação original foi de 51% utilizando-se 150 neurônios, em que maior proporção de registros com chuvas abaixo e acima do normal foram identificados, ver Tabela 9-151. As medidas de avaliação de desempenho mostram em geral valores baixos para as três classes, exceto a especificidade das chuvas normais, devido ao fato de ter poucos falsos positivos correspondentes, ver Tabela 9-152. As curvas ROC da Figura 9-112 mostram maior área abaixo da curva para a categoria de chuvas abaixo e acima do normal.

Tabela 9-151. Matriz de classificação da previsão da precipitação original, utilizando-se todas as variáveis preditoras

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	18	8	6	14
	Normal	0	1	1	1
	Acima do normal	6	11	14	17
	Falsos negativos	6	19	7	0,51

Tabela 9-152. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação original, utilizando-se todas as variáveis preditoras

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,75	0,05	0,67
Especificidade	0,52	0,97	0,53
Precisão	0,56	0,5	0,45

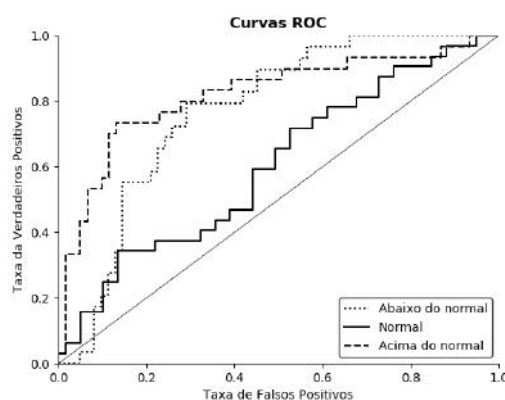


Figura 9-112. Curvas ROC das categorias da precipitação prognosticadas utilizando-se precipitação original e todas as variáveis preditoras. Área abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,77, chuvas normais: 0,41, chuvas acima do normal: 0,67.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem valores atípicos

A acurácia máxima obtida na previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem valores atípicos foi de 54% utilizando-se 20 neurônios, em que as classes abaixo do normal e acima do normal foram mais identificadas, ver Tabela 9-153. As medidas de desempenho mostram valores maiores para as classes de chuvas abaixo do normal, ver Tabela 9-154. As curvas ROC da Figura 9-113 mostram claramente maior área abaixo da curva para as chuvas abaixo do normal.

Tabela 9-153. Matriz de classificação da previsão da precipitação sem valores atípicos, utilizando-se todas as variáveis preditoras.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	14	3	2	5
	Normal	1	5	6	7
	Acima do normal	6	9	13	15
	Falsos negativos	7	12	8	0,54

Tabela 9-154. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação sem valores atípicos utilizando-se todas as variáveis preditoras.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,67	0,29	0,62
Especificidade	0,78	0,79	0,56
Precisão	0,74	0,42	0,46

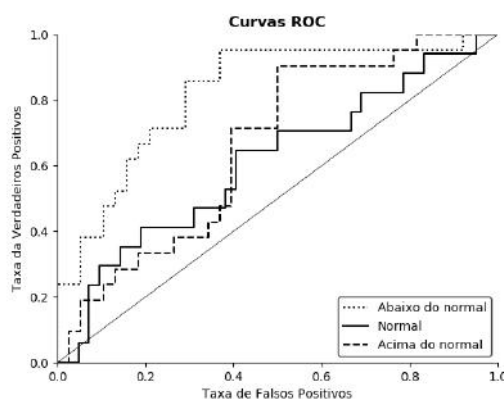


Figura 9-113. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas utilizando-se precipitação sem valores atípicos e todas as variáveis preditoras. Área abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,82, chuvas normais: 0,61, chuvas acima do normal: 0,66.

9.3.1.2 Previsão dos níveis de precipitação identificando-se variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação

Previsão dos níveis de precipitação da série original de precipitação

A máxima acurácia atingida na previsão dos níveis de precipitação da série original de precipitação foi de 51% utilizando-se 24 variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação e 20 neurônios. As chuvas abaixo do normal e normal foram mais

identificadas pela rede neural, ver Tabela 9-155. As medidas de avaliação de desempenho apresentam valores baixos para todas as classes, devido ao fato de da baixa acurácia obtida, ver Tabela 9-156. As curvas ROC da Figura 9-114 mostram maior área abaixo da curva para as chuvas abaixo e acima do normal.

Tabela 9-155. Matriz de classificação da previsão da precipitação original, utilizando-se 24 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação e 20 neurônios.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	14	1	4	5
	Normal	8	12	10	18
	Acima do normal	2	7	7	9
	Falsos negativos	10	8	14	0,51

Tabela 9-156. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação original, utilizando-se 24 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação original.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,58	0,6	0,33
Especificidade	0,79	0,54	0,74
Precisão	0,74	0,4	0,44

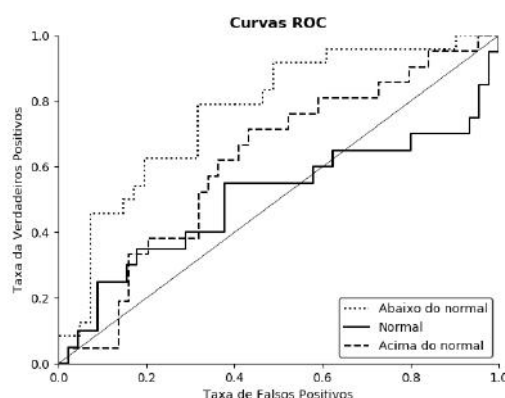


Figura 9-114. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas utilizando-se precipitação original e 24 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação. Áreas abaixo da curva: chuvas abaixo do normal: 0,77, chuvas normais: 0,51, chuvas acima do normal: 0,62.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem valores atípicos

A previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem valores atípicos teve uma acurácia máxima de 36% utilizando-se 49 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação e 100 neurônios. A rede neural não identificou classes abaixo do normal nem normal, mas identificou 100% dos registros acima do normal, ver Tabela 9-157. As medidas de avaliação de desempenho da Tabela 9-158 mostram valor de sensibilidade alto e de especificidade baixo para as chuvas acima do normal devido ao fato de ter sido identificados todos os registros desta classe corretamente, mas classificando também dentro desta classe todos os registros

restantes. As curvas ROC da Figura 9-115 mostra áreas abaixo da curva, para todas as classes, de valores baixos e similares.

Tabela 9-157. Matriz de classificação da previsão da precipitação, utilizando-se 49 variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação sem valores atípicos.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	0	0	1	0
	Normal	0	0	0	0
	Acima do normal	21	17	21	38
	Falsos negativos	21	17	0	0,36

Tabela 9-158. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação, utilizando-se 49 variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação sem valores atípicos.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0	0	1
Especificidade	1	1	0
Precisão	-	-	0,36

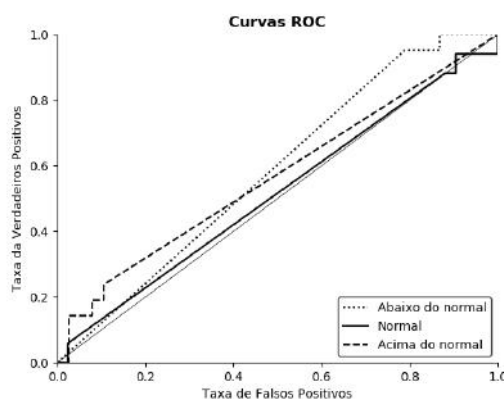


Figura 9-115. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas utilizando-se precipitação sem valores atípicos e 49 variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação. Áreas abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,58, chuvas normais: 0,51, chuvas acima do normal: 0,57.

9.3.2 Estação Portoviejo

9.3.2.1 Previsão dos níveis de precipitação utilizando-se todas as variáveis preditoras

Previsão dos níveis de precipitação da série original de precipitação

A previsão dos níveis de precipitação da série original de precipitação utilizando-se todas as variáveis preditoras atingiu uma acurácia máxima de 47% utilizando-se 100 neurônios. Maior proporção de registros de chuvas abaixo do normal foram classificados corretamente, ver Tabela 9-159. As medidas de avaliação de desempenho mostram valores baixos para todas as classes, ver Tabela 9-160. As curvas ROC da Figura 9-116

mostram áreas abaixo da curva com maiores valores para as chuvas abaixo e acima do normal.

Tabela 9-159. Matriz de classificação da previsão da precipitação original, utilizando-se todas as variáveis preditoras

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	15	8	6	14
	Normal	6	2	5	11
	Acima do normal	1	4	10	5
	Falsos negativos	7	12	11	0,47

Tabela 9-160. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação original, utilizando-se todas as variáveis preditoras

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,68	0,14	0,48
Especificidade	0,46	0,69	0,77
Precisão	0,52	0,15	0,67

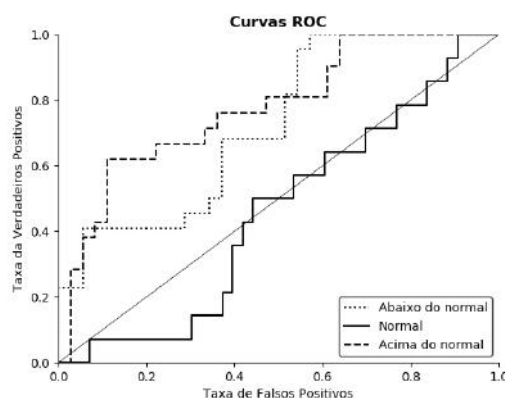


Figura 9-116. Curvas ROC das categorias da precipitação prognosticadas utilizando-se precipitação original e todas as variáveis preditoras. Área abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,72, chuvas normais: 0,46, chuvas acima do normal: 0,78.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem registros com evento El Niño extraordinário e forte

A acurácia máxima da previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem registros com evento *El Niño* extraordinário e forte foi de 69% utilizando-se uma rede neural de 150 neurônios. As classes abaixo e acima do normal foram mais identificadas corretamente, ver Tabela 9-161. Correspondentemente, as medidas de avaliação de desempenho mostram maiores valores para as chuvas abaixo e acima do normal, ver Tabela 9-162. As curvas ROC da Figura 9-117 mostram maiores áreas abaixo da curva para estas duas classes.

Tabela 9-161. Matriz de classificação da previsão da precipitação sem registros do evento *El Niño* extraordinário e forte, utilizando-se todas as variáveis preditoras.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	22	7	0	7
	Normal	4	17	6	10
	Acima do normal	3	8	24	11
	Falsos negativos	7	15	6	0,69

Tabela 9-162. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação sem registros do evento *El Niño* extraordinário e forte, utilizando-se todas as variáveis preditoras.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,76	0,53	0,8
Especificidade	0,85	0,82	0,78
Precisão	0,76	0,63	0,69

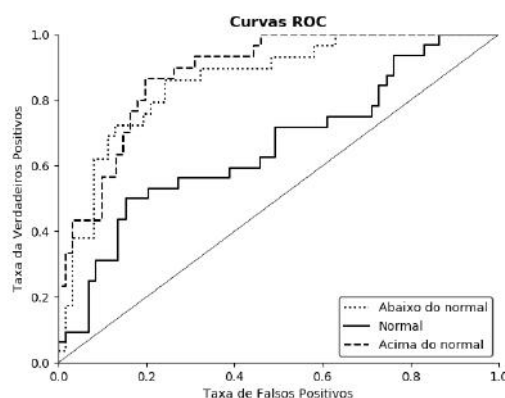


Figura 9-117. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas utilizando-se precipitação sem registros do evento *El Niño* extraordinário e forte e todas as variáveis preditoras. Área abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,86, chuvas normais: 0,66, chuvas acima do normal: 0,88.

9.3.2.2 Previsão dos níveis de precipitação identificando-se variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação

Previsão dos níveis de precipitação da série original de precipitação

A acurácia máxima da previsão dos níveis de precipitação da série original de precipitação foi de 54% com 22 variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação e 150 neurônios. As classes abaixo e acima do normal foram mais identificadas, ver Tabela 9-163. As medidas de avaliação de desempenho mostram o valor da especificidade alto devido ao fato de esta classe não ter falsos positivos, ver Tabela 9-164. As curvas ROC da Figura 9-118 mostra correspondentemente um valor menor de área abaixo da curva para as classes normais.

Tabela 9-163. Matriz de classificação da previsão da precipitação original, utilizando-se 22 variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	18	9	8	17
	Normal	0	0	0	0
	Acima do normal	4	5	13	9
	Falsos negativos	4	14	8	0,54

Tabela 9-164. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação original, utilizando-se 22 variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação original.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,82	0	0,62
Especificidade	0,43	1	0,67
Precisão	0,51	-	0,59

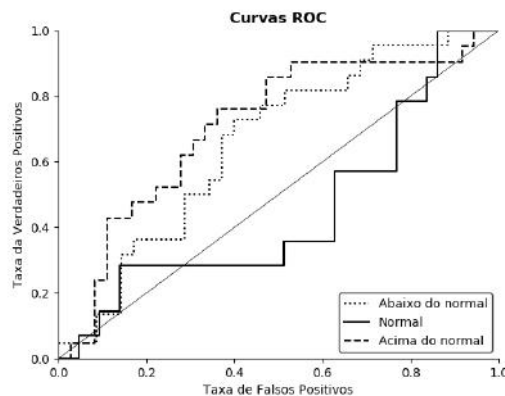


Figura 9-118. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas utilizando-se precipitação original e 22 variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação. Áreas abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,66, chuvas normais: 0,45, chuvas acima do normal: 0,71.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem registros com evento *El Niño* extraordinário e forte

A acurácia máxima obtida na previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem registros com evento *El Niño* extraordinário e forte foi de 67% com 42 variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação e uma rede neural de 150 neurônios. Foram identificados corretamente maior número de registros correspondentes às chuvas acima e abaixo do normal, ver Tabela 9-165. Portanto, as medidas de desempenho mostram valores mais altos para chuvas acima e abaixo do normal, ver Tabela 9-166. As curvas ROC da Figura 9-119 mostra o comportamento descrito, com valores altos de áreas abaixo da curva para as duas classes.

Tabela 9-165. Matriz de classificação da previsão da precipitação original, utilizando-se 42 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação sem registros de *El Niño* extraordinário e forte.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	22	10	0	10
	Normal	4	12	3	7
	Acima do normal	3	10	27	13
	Falsos negativos	7	20	3	0,67

Tabela 9-166. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação original, utilizando-se 42 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação sem registros de *El Niño* extraordinário e forte.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,76	0,38	0,9
Especificidade	0,8	0,88	0,72
Precisão	0,69	0,63	0,68

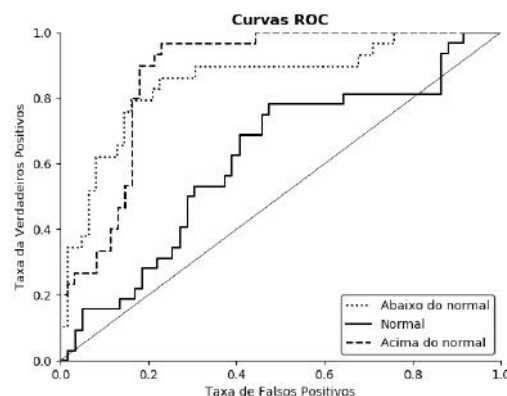


Figura 9-119. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas utilizando-se precipitação sem registros de *El Niño* extraordinário e forte e 42 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação. Áreas abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,85, chuvas normais: 0,62, chuvas acima do normal: 0,88.

9.3.3 Estação Esmeraldas

9.3.3.1 Previsão dos níveis de precipitação utilizando-se todas as variáveis predictoras

Previsão dos níveis de precipitação da série original de precipitação

A máxima acurácia na previsão dos níveis de precipitação da série original de precipitação foi de 40% utilizando-se uma rede neural com 150 neurônios. As classes mais identificadas corretamente foram as chuvas acima e abaixo do normal, não sendo identificada nenhuma classe de chuvas normais, ver Tabela 9-167. As medidas de avaliação de desempenho mostram valores mais altos para estas duas classes; a classe de chuvas normais apresenta valor alto de especificidade devido ao fato de não ter

falsos positivos identificados, ver Tabela 9-168. As curvas ROC da Figura 9-120 mostra áreas abaixo da curva maiores para as classes abaixo e acima do normal.

Tabela 9-167. Matriz de classificação da previsão da precipitação original, utilizando-se todas as variáveis predictoras

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	13	3	3	6
	Normal	0	0	0	0
	Acima do normal	11	22	13	33
	Falsos negativos	11	25	3	0.4

Tabela 9-168. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação original, utilizando-se todas as variáveis predictoras

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0.54	0	0.81
Especificidade	0.68	1	0.28
Precisão	0.68	-	0.28

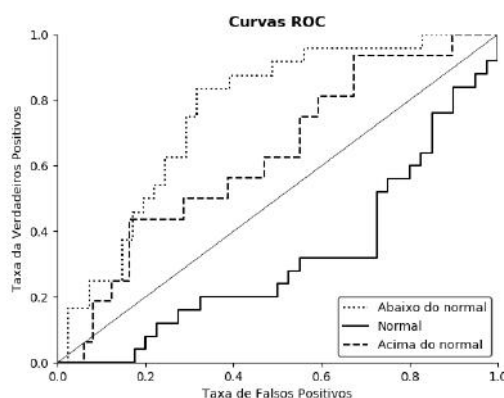


Figura 9-120. Curvas ROC das categorias da precipitação prognosticadas utilizando-se precipitação original e todas as variáveis predictoras. Áreas abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,76, chuvas normais: 0,32, chuvas acima do normal: 0,63.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem valores atípicos

A acurácia máxima das previsões dos níveis de precipitação da série de precipitação sem valores atípicos foi de 43% utilizando-se 100 neurônios. As classes mais identificadas foram as chuvas abaixo do normal, ver Tabela 9-169. As medidas de avaliação de desempenho mostram melhor valor de sensibilidade para chuvas abaixo do normal devido ao alto número de acertos, mas baixos valores de especificidade e precisão devido ao alto número de falsos positivos correspondentes, ver Tabela 9-170. Portanto, as curvas ROC mostram um valor baixo para a área abaixo da curva desta classe, ver Figura 9-121.

Tabela 9-169. Matriz de classificação da previsão da precipitação sem valores atípicos, utilizando-se todas as variáveis predictoras.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	22	16	11	27
	Normal	1	2	3	4
	Acima do normal	0	5	3	5
	Falsos negativos	1	21	14	0,43

Tabela 9-170. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação sem valores atípicos utilizando-se todas as variáveis predictoras.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,96	0,09	0,18
Especificidade	0,16	0,86	0,83
Precisão	0,45	0,33	0,38

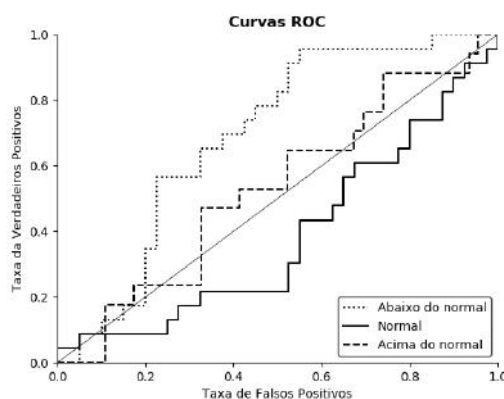


Figura 9-121. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas utilizando-se precipitação sem valores atípicos e todas as variáveis predictoras. Área abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,69, chuvas normais: 0,39, chuvas acima do normal: 0,53.

9.3.3.2 Previsão dos níveis de precipitação identificando-se variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação

Previsão dos níveis de precipitação da série original de precipitação

A acurácia máxima obtida na previsão dos níveis de precipitação da série original de precipitação foi de 25% utilizando-se 32 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação e uma rede neural de 20 neurônios. A rede identificou todos os registros como classes acima do normal, ver Tabela 9-171. As medidas de desempenho mostram valores altos de sensibilidade das chuvas acima do normal pelo fato de a rede ter identificado todas as classes acima do normal corretamente, mas a sensibilidade das classes abaixo do normal e normal tiveram um valor de 0 já que estas foram identificadas chuvas acima do normal, ver Tabela 9-172. As curvas ROC da Figura 9-122 mostram valores semelhantes para todas as classes.

Tabela 9-171. Matriz de classificação da previsão da precipitação original, utilizando-se 32 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação e 20 neurônios.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	0	0	0	0
	Normal	0	0	0	0
	Acima do normal	24	25	16	49
	Falsos negativos	24	25	0	0,25

Tabela 9-172. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação original, utilizando-se 32 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação original.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0	0	1
Especificidade	1	1	0
Precisão	-	-	0,25

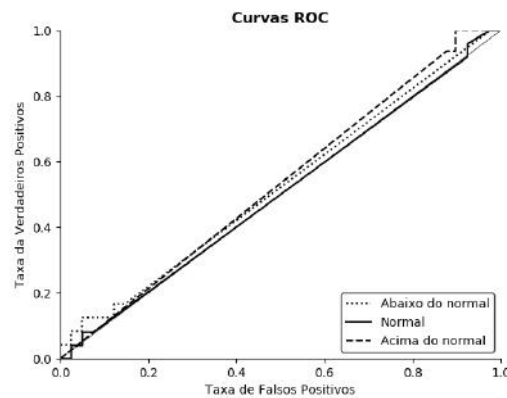


Figura 9-122. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas utilizando-se precipitação original e 32 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação.

Áreas abaixo da curva: chuvas abaixo do normal: 0,52, chuvas normais: 0,5, chuvas acima do normal: 0,53.

Previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem valores atípicos

A acurácia máxima da previsão dos níveis de precipitação da série de precipitação sem valores atípicos foi de 40% utilizando-se 27 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação e uma rede neural com 100 neurônios. As classes mais identificadas foram as chuvas normais, ver Tabela 9-173. As medidas de avaliação de desempenho mostram, portanto, valores de sensibilidade baixos para as chuvas abaixo e acima do normal, e alto para as chuvas normais; devido ao baixo número de falsos positivos identificados nas classes abaixo e acima do normal, os valores de especificidade foram altos para estas classes, ver Tabela 9-174. As curvas ROC da Figura 9-123 mostram valores baixos de área abaixo da curva para todas as classes.

Tabela 9-173. Matriz de classificação da previsão da precipitação, utilizando-se 27 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação sem valores atípicos.

		Observação			Falsos positivos
		Abaixo do normal	Normal	Acima do normal	
Previsão	Abaixo do normal	5	4	4	8
	Normal	18	19	12	30
	Acima do normal	0	0	1	0
	Falsos negativos	18	4	16	0,4

Tabela 9-174. Medidas de avaliação de desempenho da previsão da precipitação, utilizando-se 27 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação sem valores atípicos.

	Abaixo do normal	Normal	Acima do normal
Sensibilidade	0,22	0,83	0,06
Especificidade	0,71	0,17	1
Precisão	0,38	0,39	1

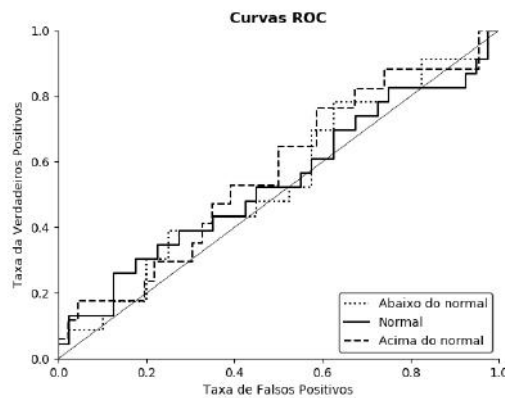


Figura 9-123. Curvas ROC das categorias de precipitação prognosticadas utilizando-se precipitação sem valores atípicos e 27 variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação. Área abaixo da curva, chuvas abaixo do normal: 0,54, chuvas normais: 0,54, chuvas acima do normal: 0,57.

9.4 Variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação para cada cenário. Estação Guaiaquil

Tabela 9-175. Variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação. a. série original de precipitação, b. série de precipitação sem tendência, c. série de precipitação defasada, d. série de precipitação sem valores atípicos, e. série de precipitação sem tendência sem valores atípicos, f. série de precipitação defasada sem valores atípicos, g. série de precipitação sem registros *El Niño* extraordinário e forte, h. série de precipitação sem *El Niño* extraordinário e forte sem tendência.

a

Correlação	Variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação original ($p < 0,05$). 66 variáveis.	
	Variável preditora	Coordenadas
0,9-1	Pressão atmosférica	2° 30' 0"S, 80° 0' 0"O
	Pressão atmosférica	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Pressão atmosférica	2° 30' 0"S, 82° 30' 0"O
	Temperatura do ar	0° 57' 8,5"S, 80° 37' 30"O
	Pressão atmosférica na estação	
	Guaiaquil	2° 16' 13,4"S, 79° 54' 14,5"O
	Temperatura do ar	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
	Temperatura do ar	2° 51' 25,56"S, 80° 37' 30"O
	Temperatura do ar	0° 57' 8,5"S, 82° 30' 0"O
0,8-0,9	Temperatura do ar	2° 51' 25,56"S, 82° 30' 0"O
	Índice de oscilação sul	-
	Vento meridional	2° 30' 0"S, 82° 30' 0"O
	Oscilação <i>Madden-Julian</i>	-
	Temperatura do ar	4° 45' 42,6"S, 82° 30' 0"O
	Vento meridional	2° 30' 0"S, 80° 0' 0"O
	Fluxo terrestre de calor	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
	Vento zonal	2° 30' 0"S, 82° 30' 0"O
	Vento zonal	2° 30' 0"S, 80° 0' 0"O
	Vento meridional	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	4° 45' 42,6"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação	4° 45' 42,6"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação	2° 51' 25,56"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação convectiva	2° 51' 25,56"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação convectiva	2° 51' 25,56"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,5"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,532"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação	2° 51' 25,56"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,532"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,5"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação convectiva	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação convectiva	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
	Temperatura do ar na estação	
Guaiaquil	2° 16' 13,4"S, 79° 54' 14,5"O	
Vento zonal	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O	
Água precipitável	2° 30' 0"S, 80° 0' 0"O	
0,7-0,8	Umidade relativa 850 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 1000 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	TSM NIÑO1+2	-
	Umidade relativa 925 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O

0,6-0,7	Umidade relativa 850 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 700 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 925 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 1000 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Radiação líquida de onda longa	0° 57' 8,5"S, 80° 37' 30"O
	Umidade relativa 600 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Radiação líquida de onda longa	2° 51' 25,56"S, 80° 37' 30"O
	Radiação líquida de onda longa	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
	Água precipitável	2° 30' 0"S, 82° 30' 0"O
0,5-0,6	Umidade relativa 700 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Fluxo de calor latente	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
	Radiação líquida de onda longa	0° 57' 8,5"S, 82° 30' 0"O
	Radiação líquida de onda longa	4° 45' 42,6"S, 82° 30' 0"O
	Água precipitável	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
0,4-0,5	Radiação líquida de onda longa	2° 51' 25,56"S, 82° 30' 0"O
	Fluxo de calor latente	2° 51' 25,56"S, 80° 37' 30"O
	Umidade relativa 700 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Fluxo de calor latente	4° 45' 42,6"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 600 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Fluxo de calor latente	2° 51' 25,56"S, 82° 30' 0"O
0,3-0,4	Radiação de onda longa emergente	-
	Umidade relativa 600 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Fluxo de calor latente	0° 57' 8,5"S, 80° 37' 30"O
0,2-0,3	Umidade relativa 400 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
0,1-0,2	Umidade relativa 500 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 400 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O

b

Correlação	Variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação sem tendência ($p < 0,05$). 64 variáveis.	
	Variável predictor	Coordenadas
0,9-1	Índice de oscilação sul	-
	Oscilação <i>Madden-Julian</i>	-
	Vento meridional	2° 30' 0"S, 82° 30' 0"O
	Vento meridional	2° 30' 0"S, 80° 0' 0"O
	Fluxo terrestre de calor	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
0,8-0,9	Vento zonal	2° 30' 0"S, 80° 0' 0"O
	Vento zonal	2° 30' 0"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	4° 45' 42,6"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação	4° 45' 42,6"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação	2° 51' 25,56"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,532"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação convectiva	2° 51' 25,56"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação convectiva	2° 51' 25,56"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,5"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,532"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação	2° 51' 25,56"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,5"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação convectiva	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
	Vento meridional	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
Temperatura do ar na estação		
	Guaiaquil	2° 16' 13,4"S, 79° 54' 14,5"O

	Vento zonal	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Água precipitável	2° 30' 0"S, 80° 0' 0"O
	Temperatura do ar	0° 57' 8,5"S, 80° 37' 30"O
	Temperatura do ar	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
	Temperatura do ar	2° 51' 25,56"S, 80° 37' 30"O
	Temperatura do ar	0° 57' 8,5"S, 82° 30' 0"O
	TSM NIÑO1+2	-
0,7-0,8	Temperatura do ar	2° 51' 25,56"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 850 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 1000 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Temperatura do ar	4° 45' 42,6"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 925 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Pressão atmosférica	2° 30' 0"S, 80° 0' 0"O
0,6-0,7	Pressão atmosférica	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 700 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 850 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 925 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Pressão atmosférica	2° 30' 0"S, 82° 30' 0"O
	Radiação líquida de onda longa	0° 57' 8,5"S, 80° 37' 30"O
	Umidade relativa 1000 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Água precipitável	2° 30' 0"S, 82° 30' 0"O
	Pressão atmosférica na estação	
	Guaiacuil	2° 16' 13,4"S, 79° 54' 14,5"O
	Radiação líquida de onda longa	2° 51' 25,56"S, 80° 37' 30"O
	Radiação líquida de onda longa	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
	Umidade relativa 1000 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Radiação líquida de onda longa	0° 57' 8,5"S, 82° 30' 0"O
0,5-0,6	Água precipitável	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Radiação líquida de onda longa	4° 45' 42,6"S, 82° 30' 0"O
	Radiação líquida de onda longa	2° 51' 25,56"S, 82° 30' 0"O
	Fluxo de calor latente	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
	Umidade relativa 700 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
0,4-0,5	Umidade relativa 600 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Fluxo de calor latente	4° 45' 42,6"S, 82° 30' 0"O
	Radiação de onda longa emergente	-
	Fluxo de calor latente	2° 51' 25,56"S, 80° 37' 30"O
	Fluxo de calor latente	2° 51' 25,56"S, 82° 30' 0"O
0,3-0,4	Umidade relativa 600 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
0,2-0,3	Umidade relativa 500 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
0,1-0,2	Fluxo de calor latente	0° 57' 8,5"S, 80° 37' 30"O

c

Correlação	Variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação defasada ($p < 0,05$). 68 variáveis.	
	Variável predictor	Coordenadas
0,9-1	Temperatura do ar	2° 51' 25,56"S, 80° 37' 30"O
	Temperatura do ar	4° 45' 42,6"S, 82° 30' 0"O
	Temperatura do ar	2° 51' 25,56"S, 82° 30' 0"O
	Pressão atmosférica	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Temperatura do ar	0° 57' 8,5"S, 82° 30' 0"O
	Pressão atmosférica na estação	
	Guaiacuil	2° 16' 13,4"S, 79° 54' 14,5"O
	Pressão atmosférica	2° 30' 0"S, 82° 30' 0"O

	Temperatura do ar	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
	Pressão atmosférica	2° 30' 0"S, 80° 0' 0"O
	Temperatura do ar	0° 57' 8,5"S, 80° 37' 30"O
0,8-0,9	Água precipitável	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
0,7-0,8	Índice de oscilação sul	-
	Temperatura do ar na estação	
	Guaiquil	2° 16' 13,4"S, 79° 54' 14,5"O
	Oscilação <i>Madden-Julian</i>	-
	Fluxo terrestre de calor	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,532"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,5"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	4° 45' 42,6"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	4° 45' 42,6"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	2° 51' 25,56"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação convectiva	2° 51' 25,56"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,532"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,5"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação convectiva	2° 51' 25,56"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	2° 51' 25,56"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação convectiva	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
	Vento meridional	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Vento meridional	2° 30' 0"S, 82° 30' 0"O
	Vento meridional	2° 30' 0"S, 80° 0' 0"O
	Vento zonal	2° 30' 0"S, 80° 0' 0"O
	Vento zonal	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Vento zonal	2° 30' 0"S, 82° 30' 0"O
	TSM NIÑO1+2	-
0,6-0,7	Água precipitável	2° 30' 0"S, 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 850 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 1000 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 925 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Água precipitável	2° 30' 0"S, 82° 30' 0"O
0,5-0,6	Umidade relativa 1000 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 850 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 700 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 600 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Radiação líquida de onda longa	2° 51' 25,56"S, 80° 37' 30"O
	Umidade relativa 925 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Radiação líquida de onda longa	4° 45' 42,6"S, 82° 30' 0"O
0,4-0,5	Radiação líquida de onda longa	0° 57' 8,5"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 600 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Fluxo de calor latente	0° 57' 8,5"S, 80° 37' 30"O
	Umidade relativa 1000 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Radiação líquida de onda longa	2° 51' 25,56"S, 82° 30' 0"O
	Fluxo de calor latente	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
	Radiação líquida de onda longa	0° 57' 8,5"S, 80° 37' 30"O
	Radiação líquida de onda longa	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
0,3-0,4	Radiação de onda longa emergente	-
	Fluxo de calor latente	2° 51' 25,56"S, 80° 37' 30"O
	Umidade relativa na estação	
	Guaiquil	2° 16' 13,4"S, 79° 54' 14,5"O
	Fluxo de calor latente	4° 45' 42,6"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 500 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
0,2-0,3	Fluxo de calor latente	0° 57' 8,5"S, 82° 30' 0"O
	Fluxo de calor latente	2° 51' 25,56"S, 82° 30' 0"O
0,1-0,2	Umidade relativa 500 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O

d

Correlação	Variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação sem valores atípicos (p<0,05). 64 variáveis.	
	Variável preditora	Coordenadas
0,9-1	Pressão atmosférica	2° 30' 0"S, 80° 0' 0"O
	Pressão atmosférica	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Pressão atmosférica	2° 30' 0"S, 82° 30' 0"O
	Pressão atmosférica na estação Guaiquil	2° 16' 13,4"S, 79° 54' 14,5"O
0,8-0,9	Temperatura do ar	0° 57' 8,5"S, 80° 37' 30"O
	Vento meridional	2° 30' 0"S, 82° 30' 0"O
	Temperatura do ar	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
	Temperatura do ar	2° 51' 25,56"S, 80° 37' 30"O
	Temperatura do ar	0° 57' 8,5"S, 82° 30' 0"O
	Vento meridional	2° 30' 0"S, 80° 0' 0"O
	Vento zonal	2° 30' 0"S, 82° 30' 0"O
	Vento zonal	2° 30' 0"S, 80° 0' 0"O
	Fluxo terrestre de calor	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
	Vento meridional	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Oscilação <i>Madden-Julian</i>	-
0,7-0,8	Índice de oscilação sul	-
	Taxa de precipitação convectiva	4° 45' 42,6"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação	4° 45' 42,6"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	2° 51' 25,56"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação	2° 51' 25,56"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,5"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,532"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação convectiva	2° 51' 25,56"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,5"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação	2° 51' 25,56"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,532"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação convectiva	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
	Temperatura do ar na estação Guaiquil	2° 16' 13,4"S, 79° 54' 14,5"O
	Temperatura do ar	2° 51' 25,56"S, 82° 30' 0"O
	Água precipitável	2° 30' 0"S, 80° 0' 0"O
Vento zonal	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O	
Temperatura do ar	4° 45' 42,6"S, 82° 30' 0"O	
Umidade relativa 1000 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O	
0,6-0,7	TSM Niño1+2	-
	Umidade relativa 1000 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 850 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 925 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
0,5-0,6	Umidade relativa 850 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Água precipitável	2° 30' 0"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 700 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 1000 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 925 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
0,4-0,5	Fluxo de calor latente	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
	Radiação líquida de onda longa	0° 57' 8,5"S, 80° 37' 30"O
	Água precipitável	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Radiação líquida de onda longa	2° 51' 25,56"S, 80° 37' 30"O
	Umidade relativa 600 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
0,3-0,4	Radiação líquida de onda longa	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
	Umidade relativa 700 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Radiação líquida de onda longa	0° 57' 8,5"S, 82° 30' 0"O
	Radiação líquida de onda longa	4° 45' 42,6"S, 82° 30' 0"O

	Radiação líquida de onda longa	2° 51' 25,56"S, 82° 30' 0"O
	Radiação de onda longa emergente	-
	Umidade relativa 600 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
0,2-0,3	Umidade relativa 700 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Fluxo de calor latente	4° 45' 42,6"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 500 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Fluxo de calor latente	2° 51' 25,56"S, 80° 37' 30"O
	Fluxo de calor latente	2° 51' 25,56"S, 82° 30' 0"O
0,1-0,2	Umidade relativa 600 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 300 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O

e

Correlação **Variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação sem tendência sem valores atípicos ($p < 0,05$). 61 variáveis.**

	Variável preditora	Coordenadas
0,8-0,9	Vento meridional	2° 30' 0"S, 82° 30' 0"O
	Vento meridional	2° 30' 0"S, 80° 0' 0"O
	Vento zonal	2° 30' 0"S, 82° 30' 0"O
	Vento zonal	2° 30' 0"S, 80° 0' 0"O
	Fluxo terrestre de calor	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
	Oscilação <i>Madden-Julian</i>	-
	Taxa de precipitação convectiva	4° 45' 42,6"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação	4° 45' 42,6"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	2° 51' 25,56"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,5"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação	2° 51' 25,56"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,532"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação	2° 51' 25,56"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,5"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação convectiva	2° 51' 25,56"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,532"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação convectiva	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
	Vento meridional	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Índice de oscilação sul	-
	Vento zonal	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Temperatura do ar na estação	
	Guaiquil	2° 16' 13,4"S, 79° 54' 14,5"O
	Água precipitável	2° 30' 0"S, 80° 0' 0"O
0,7-0,8	Umidade relativa 1000 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Temperatura do ar	0° 57' 8,5"S, 80° 37' 30"O
	TSM Niño1+2	-
0,6-0,7	Temperatura do ar	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
	Umidade relativa 1000 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Temperatura do ar	2° 51' 25,56"S, 80° 37' 30"O
	Água precipitável	2° 30' 0"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 850 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 925 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Temperatura do ar	0° 57' 8,5"S, 82° 30' 0"O
0,5-0,6	Umidade relativa 850 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Radiação líquida de onda longa	0° 57' 8,5"S, 80° 37' 30"O
	Temperatura do ar	2° 51' 25,56"S, 82° 30' 0"O
	Água precipitável	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 700 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Radiação líquida de onda longa	2° 51' 25,56"S, 80° 37' 30"O
	Umidade relativa 1000 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 925 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O

	Temperatura do ar	4° 45' 42,6"S, 82° 30' 0"O
	Fluxo de calor latente	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
0,4-0,5	Radiação líquida de onda longa	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
	Umidade relativa 600 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Radiação líquida de onda longa	0° 57' 8,5"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 700 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Radiação líquida de onda longa	2° 51' 25,56"S, 82° 30' 0"O
0,3-0,4	Radiação líquida de onda longa	4° 45' 42,6"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 600 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Radiação de onda longa emergente	-
0,2-0,3	Umidade relativa 700 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 500 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Pressão atmosférica	2° 30' 0"S, 80° 0' 0"O
	Fluxo de calor latente	4° 45' 42,6"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 600 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Pressão atmosférica	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
0,1-0,2	Pressão atmosférica	2° 30' 0"S, 82° 30' 0"O
	Fluxo de calor latente	2° 51' 25,56"S, 82° 30' 0"O

f

Correlação	Variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação defasada sem valores atípicos ($p < 0,05$). 70 variáveis.	
	Variável predictor	Coordenadas
0,9-1	Pressão atmosférica	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Temperatura do ar	2° 51' 25,56"S, 80° 37' 30"O
	Pressão atmosférica na estação	
	Guaiaquil	2° 16' 13,4"S, 79° 54' 14,5"O
0,8-0,9	Pressão atmosférica	2° 30' 0"S, 82° 30' 0"O
	Pressão atmosférica	2° 30' 0"S, 80° 0' 0"O
	Temperatura do ar	4° 45' 42,6"S, 82° 30' 0"O
	Temperatura do ar	2° 51' 25,56"S, 82° 30' 0"O
	Temperatura do ar	0° 57' 8,5"S, 82° 30' 0"O
	Temperatura do ar	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
	Temperatura do ar	0° 57' 8,5"S, 80° 37' 30"O
0,7-0,8	Água precipitável	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
0,6-0,7	Água precipitável	2° 30' 0"S, 80° 0' 0"O
	Temperatura do ar na estação	
	Guaiaquil	2° 16' 13,4"S, 79° 54' 14,5"O
	Fluxo terrestre de calor	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
	Oscilação <i>Madden-Julian</i>	-
	Vento meridional	2° 30' 0"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,532"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,5"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	2° 51' 25,56"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação	4° 45' 42,6"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação	2° 51' 25,56"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	4° 45' 42,6"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	2° 51' 25,56"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,532"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,5"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação convectiva	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação	2° 51' 25,56"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
	Vento meridional	2° 30' 0"S, 80° 0' 0"O
	Vento meridional	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Índice de oscilação sul	-

	TSM NIÑO1+2	-
	Vento zonal	2° 30' 0"S, 80° 0' 0"O
	Vento zonal	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Água precipitável	2° 30' 0"S, 82° 30' 0"O
	Vento zonal	2° 30' 0"S, 82° 30' 0"O
0,5-0,6	Umidade relativa 1000 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 850 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 925 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
0,4-0,5	Umidade relativa 1000 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 850 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 925 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 600 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Radiação líquida de onda longa	2° 51' 25,56"S, 80° 37' 30"O
0,3-0,4	Umidade relativa 500 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 600 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Radiação líquida de onda longa	4° 45' 42,6"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 700 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Radiação líquida de onda longa	0° 57' 8,5"S, 82° 30' 0"O
	Radiação líquida de onda longa	2° 51' 25,56"S, 82° 30' 0"O
	Radiação de onda longa emergente	-
	Umidade relativa na estação Guaiquil	2° 16' 13,4"S, 79° 54' 14,5"O
0,2-0,3	Umidade relativa 500 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 400 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Radiação líquida de onda longa	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
	Radiação líquida de onda longa	0° 57' 8,5"S, 80° 37' 30"O
	Fluxo de calor latente	0° 57' 8,5"S, 80° 37' 30"O
	Fluxo de calor latente	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
	Fluxo de calor latente	2° 51' 25,56"S, 80° 37' 30"O
0,1-0,2	Fluxo de calor latente	0° 57' 8,5"S, 82° 30' 0"O
	Fluxo de calor latente	2° 51' 25,56"S, 82° 30' 0"O

g

Correlação	Variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação sem registros <i>El Niño</i> extraordinário e forte ($p < 0,05$). 63 variáveis.	
	Variável predictor	Coordenadas
0,9-1	Pressão atmosférica	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Pressão atmosférica	2° 30' 0"S, 80° 0' 0"O
0,8-0,9	Pressão atmosférica	2° 30' 0"S, 82° 30' 0"O
	Pressão atmosférica na estação Guaiquil	2° 16' 13,4"S, 79° 54' 14,5"O
	Temperatura do ar	0° 57' 8,5"S, 80° 37' 30"O
	Vento meridional	2° 30' 0"S, 82° 30' 0"O
	Temperatura do ar	2° 51' 25,56"S, 80° 37' 30"O
	Temperatura do ar	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
	Temperatura do ar	0° 57' 8,5"S, 82° 30' 0"O
	Vento zonal	2° 30' 0"S, 82° 30' 0"O
	Vento meridional	2° 30' 0"S, 80° 0' 0"O
	Vento zonal	2° 30' 0"S, 80° 0' 0"O
	Fluxo terrestre de calor	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
0,7-0,8	Vento meridional	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Oscilação <i>Madden-Julian</i>	-
	Índice de oscilação sul	-
	Taxa de precipitação convectiva	4° 45' 42,6"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação	4° 45' 42,6"S, 82° 30' 0"O

	Taxa de precipitação convectiva	2° 51' 25,56"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação	2° 51' 25,56"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,5"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,532"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,5"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação convectiva	2° 51' 25,56"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,532"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação	2° 51' 25,56"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação convectiva	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
	Temperatura do ar na estação	
	Guaiaquil	2° 16' 13,4"S, 79° 54' 14,5"O
	Temperatura do ar	2° 51' 25,56"S, 82° 30' 0"O
	Vento zonal	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Água precipitável	2° 30' 0"S, 80° 0' 0"O
	Temperatura do ar	4° 45' 42,6"S, 82° 30' 0"O
0,6-0,7	TSM NIÑO1+2	-
0,5-0,6	Fluxo de calor latente	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
	Umidade relativa 850 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 925 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Água precipitável	2° 30' 0"S, 82° 30' 0"O
	Radiação líquida de onda longa	0° 57' 8,5"S, 80° 37' 30"O
	Radiação líquida de onda longa	2° 51' 25,56"S, 80° 37' 30"O
0,4-0,5	Radiação líquida de onda longa	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
	Umidade relativa 850 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Radiação líquida de onda longa	0° 57' 8,5"S, 82° 30' 0"O
	Água precipitável	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 700 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
0,3-0,4	Umidade relativa 925 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 1000 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Radiação líquida de onda longa	2° 51' 25,56"S, 82° 30' 0"O
	Radiação líquida de onda longa	4° 45' 42,6"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 600 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 300 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
0,2-0,3	Fluxo de calor latente	0° 57' 8,5"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 300 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 700 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 600 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 500 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 400 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
0,1-0,2	Radiação de onda longa emergente	-

h

Correlação **Variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação sem registros *El Niño* extraordinário e forte sem tendência (p<0,05). 62 variáveis.**

	Variável preditora	Coordenadas
0,8-0,9	Vento meridional	2° 30' 0"S, 82° 30' 0"O
	Vento meridional	2° 30' 0"S, 80° 0' 0"O
	Vento zonal	2° 30' 0"S, 80° 0' 0"O
	Vento zonal	2° 30' 0"S, 82° 30' 0"O
	Fluxo terrestre de calor	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
	Oscilação <i>Madden-Julian</i>	-
	Índice de oscilação sul	-
	Vento meridional	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	4° 45' 42,6"S, 82° 30' 0"O

	Taxa de precipitação	4° 45' 42,6"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	2° 51' 25,56"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,5"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação	2° 51' 25,56"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,532"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,5"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,532"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação	2° 51' 25,56"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação convectiva	2° 51' 25,56"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação convectiva	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
0,7-0,8	Temperatura do ar na estação	
	Guaiaquil	2° 16' 13,4"S, 79° 54' 14,5"O
	Vento zonal	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Água precipitável	2° 30' 0"S, 80° 0' 0"O
	Temperatura do ar	0° 57' 8,5"S, 80° 37' 30"O
	Umidade relativa 1000 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
0,6-0,7	Temperatura do ar	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
	Temperatura do ar	2° 51' 25,56"S, 80° 37' 30"O
	Umidade relativa 1000 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	TSM NIÑO1+2	-
	Temperatura do ar	0° 57' 8,5"S, 82° 30' 0"O
0,5-0,6	Umidade relativa 925 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Temperatura do ar	2° 51' 25,56"S, 82° 30' 0"O
	Água precipitável	2° 30' 0"S, 82° 30' 0"O
	Fluxo de calor latente	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
	Umidade relativa 850 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Radiação líquida de onda longa	0° 57' 8,5"S, 80° 37' 30"O
	Temperatura do ar	4° 45' 42,6"S, 82° 30' 0"O
	Radiação líquida de onda longa	2° 51' 25,56"S, 80° 37' 30"O
	Pressão atmosférica	2° 30' 0"S, 80° 0' 0"O
	Radiação líquida de onda longa	4° 45' 42,6"S, 80° 37' 30"O
0,4-0,5	Pressão atmosférica	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Água precipitável	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Pressão atmosférica	2° 30' 0"S, 82° 30' 0"O
	Radiação líquida de onda longa	0° 57' 8,5"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 700 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 925 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 1000 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Radiação líquida de onda longa	2° 51' 25,56"S, 82° 30' 0"O
	Pressão atmosférica na estação	
	Guaiaquil	2° 16' 13,4"S, 79° 54' 14,5"O
0,3-0,4	Radiação líquida de onda longa	4° 45' 42,6"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 600 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Fluxo de calor latente	0° 57' 8,5"S, 82° 30' 0"O
0,2-0,3	Umidade relativa 500 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 600 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 300 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 700 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
0,1-0,2	Radiação de onda longa emergente	-
	Umidade relativa 300 mbar	5° 0' 0"S, 82° 30' 0"O
	Fluxo de calor latente	0° 57' 8,5"S, 80° 37' 30"O

9.5 Variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação para cada cenário. Estação Portoviejo

Tabela 9-176. Variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação. a. série original de precipitação, b. série de precipitação sem tendência, c. série de precipitação defasada, d. série de precipitação sem valores extremos, e. série de precipitação sem valores atípicos, f. série de precipitação sem tendência sem valores extremos, g. série de precipitação sem tendência sem valores atípicos, h. série de precipitação defasada sem valores extremos, i. série de precipitação defasada sem valores atípicos, j. série de precipitação sem registros *El Niño* extraordinário e forte, l. série de precipitação sem registros *El Niño* extraordinário e forte sem tendência

a

Correlação	Variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação original ($p < 0,05$). 62 variáveis.	
	Variável preditora	Coordenadas
0,8-0,9	Pressão atmosférica	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"S
	Pressão atmosférica	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Pressão atmosférica	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Pressão atmosférica	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"S
	Vento meridional	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
0,7-0,8	Vento meridional	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Vento meridional	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Vento zonal	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"S
	Vento meridional	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Índice de oscilação sul	-
0,6-0,7	Vento zonal	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"S
	Vento zonal	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Oscilação <i>Madden-Julian</i>	-
	Umidade relativa 1000 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"S
	Umidade relativa 1000 mbar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"S
	Taxa de precipitação convectiva	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Taxa de precipitação convectiva	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Taxa de precipitação convectiva	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Taxa de precipitação	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Taxa de precipitação	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Taxa de precipitação convectiva	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
	Taxa de precipitação	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
	Taxa de precipitação	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Vento zonal	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Água precipitável	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Água precipitável	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Temperatura do ar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"S
0,5-0,6	Fluxo de calor latente	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Umidade relativa 925 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"S
	Umidade relativa 400 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Temperatura do ar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 1000 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Temperatura do ar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"S
	Umidade relativa 400mbar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"S
	Umidade relativa 850 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S

0,4-0,5	Umidade relativa 850 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 600 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
0,3-0,4	Fluxo de calor latente	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Umidade relativa 600 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 1000 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 500 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 400 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Temperatura do ar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	TSM NIÑO1+2	-
	Umidade relativa 600 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 600 mbar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Radiação líquida de onda longa	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	0,2-0,3	Radiação líquida de onda longa
Umidade relativa 700 mbar		80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
Umidade relativa 400 mbar		82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
Água precipitável		82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
Umidade relativa 850 mbar		82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
Fluxo de calor latente		80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
Radiação líquida de onda longa		82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
0,1-0,2	Água precipitável	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Umidade relativa 300 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Radiação líquida de onda longa	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Radiação de onda longa emergente	-
0,1-0,2	Umidade relativa 300 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Fluxo de calor latente	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
0,1-0,2	Umidade relativa 700 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S

b

Correlação	Variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação sem tendência ($p < 0,05$). 61 variáveis.	
	Variável predictoras	Coordenada
0,8-0,9	Vento meridional	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
0,7-0,8	Vento meridional	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Vento meridional	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Vento zonal	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Vento meridional	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Índice de oscilação sul	-
	Vento zonal	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Oscilação <i>Madden-Julian</i>	-
0,6-0,7	Vento zonal	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Taxa de precipitação convectiva	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Taxa de precipitação convectiva	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Taxa de precipitação	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Taxa de precipitação convectiva	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
	Taxa de precipitação	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
	Taxa de precipitação	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Taxa de precipitação convectiva	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Taxa de precipitação	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Umidade relativa 1000 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 1000 mbar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Vento zonal	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Água precipitável	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
Água precipitável	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S	

0,5-0,6	Umidade relativa 925 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Fluxo de calor latente	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Umidade relativa 1000 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 400 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 400 mbar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
0,4-0,5	Umidade relativa 850 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Temperatura do ar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 850 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 600 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Fluxo de calor latente	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Umidade relativa 600 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 1000 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 500 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 400 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	TSM NIÑO1+2	-
	Pressão atmosférica	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Pressão atmosférica	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Radiação líquida de onda longa	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Umidade relativa 600 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 600 mbar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
Pressão atmosférica	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S	
Radiação líquida de onda longa	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S	
0,3-0,4	Pressão atmosférica	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 700 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Temperatura do ar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Água precipitável	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
	Umidade relativa 400 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Temperatura do ar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 850 mbar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 850 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Radiação líquida de onda longa	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
	Fluxo de calor latente	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
0,2-0,3	Água precipitável	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Radiação líquida de onda longa	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Radiação de onda longa emergente	-
	Temperatura do ar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 300 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
0,1-0,2	Umidade relativa 300 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Fluxo de calor latente	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S

c

Correlação	Variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação defasada ($p < 0,05$). 61 variáveis.	
	Variável preditora	Coordenada
0,8-0,9	Pressão atmosférica	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Pressão atmosférica	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Pressão atmosférica	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Pressão atmosférica	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
0,6-0,7	Água precipitável	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Vento meridional	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Temperatura do ar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Índice de oscilação sul	-
	Água precipitável	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Vento meridional	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
	Vento zonal	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
Vento meridional	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S	

	Vento meridional	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Oscilação <i>Madden-Julian</i>	-
0,5-0,6	Umidade relativa 1000 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Vento zonal	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Taxa de precipitação convectiva	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Taxa de precipitação convectiva	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Taxa de precipitação	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Taxa de precipitação	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
	Taxa de precipitação convectiva	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
	Taxa de precipitação	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Taxa de precipitação	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Taxa de precipitação convectiva	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Temperatura do ar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Temperatura do ar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 925 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Vento zonal	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Vento zonal	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Temperatura do ar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
0,4-0,5	Umidade relativa 850 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 600 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Água precipitável	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Fluxo de calor latente	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Água precipitável	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
	Umidade relativa 600 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 925 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Fluxo de calor latente	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Fluxo de calor latente	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Umidade relativa 600 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 600 mbar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	TSM NIÑO1+2	-
	Umidade relativa 850 mbar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 1000 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 925 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
0,3-0,4	Umidade relativa 700 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 850 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 850 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Fluxo de calor latente	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
	Umidade relativa 700 mbar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 700 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 700 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
0,2-0,3	Radiação líquida de onda longa	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Umidade relativa 925 mbar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Radiação líquida de onda longa	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Umidade relativa 500 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Radiação de onda longa emergente	-
	Umidade relativa 1000 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 500 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
0,1-0,2	Umidade relativa 1000 mbar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Radiação líquida de onda longa	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S

d

Correlação **Variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação sem valores extremos ($p < 0,05$). 61 variáveis.**

Variável preditora **Coordenada**

0,8-0,9	Pressão atmosférica	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Pressão atmosférica	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Pressão atmosférica	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Pressão atmosférica	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
0,7-0,8	Vento meridional	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
	Vento meridional	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Vento meridional	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
0,6-0,7	Vento zonal	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Vento meridional	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Vento zonal	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Índice de oscilação sul	-
	Umidade relativa 1000 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 1000 mbar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Vento zonal	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	<i>Oscilação Madden-Julian</i>	-
	Taxa de precipitação convectiva	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Taxa de precipitação	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Taxa de precipitação convectiva	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Taxa de precipitação	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
	Taxa de precipitação convectiva	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Taxa de precipitação	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Taxa de precipitação convectiva	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
	Taxa de precipitação	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Água precipitável	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Vento zonal	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Água precipitável	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	0,5-0,6	Temperatura do ar
Fluxo de calor latente		80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
Umidade relativa 925 mbar		80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
0,4-0,5	Umidade relativa 1000 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 400 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 400 mbar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 400 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 600 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Temperatura do ar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 850 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 1000 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 850 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Temperatura do ar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Fluxo de calor latente	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Umidade relativa 600 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 600 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 600 mbar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 500 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
0,3-0,4	TSM NIÑO1+2	-
	Temperatura do ar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 700 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Fluxo de calor latente	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Radiação líquida de onda longa	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Água precipitável	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
	Umidade relativa 850 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Radiação líquida de onda longa	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Umidade relativa 850 mbar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 400 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
0,2-0,3	Radiação de onda longa emergente	-
	Água precipitável	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Radiação líquida de onda longa	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
	Umidade relativa 300 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S

0,1-0,2	Radiação líquida de onda longa	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Umidade relativa 300 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Fluxo de calor latente	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S

e

Correlação	Variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação sem valores atípicos ($p < 0,05$). 63 variáveis.		
	Variável predictor	Coordenada	
0,8-0,9	Pressão atmosférica	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"	
0,7-0,8	Pressão atmosférica	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S	
	Pressão atmosférica	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"	
	Pressão atmosférica	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S	
	Vento meridional	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S	
	Vento meridional	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S	
0,6-0,7	Vento meridional	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S	
	Vento meridional	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S	
	Vento zonal	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"	
	Vento zonal	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"	
	Água precipitável	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S	
	Índice de oscilação sul	-	
	Oscilação <i>Madden-Julian</i>	-	
	Vento zonal	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S	
	Taxa de precipitação convectiva	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S	
	Taxa de precipitação convectiva	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S	
	Taxa de precipitação	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S	
	Taxa de precipitação	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S	
	Taxa de precipitação convectiva	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S	
	Taxa de precipitação convectiva	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S	
	Taxa de precipitação	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S	
Taxa de precipitação	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S		
0,5-0,6	Vento zonal	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S	
	Água precipitável	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S	
	Umidade relativa 1000 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"	
	Umidade relativa 925 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"	
0,4-0,5	Umidade relativa 1000 mbar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"	
	Fluxo de calor latente	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S	
	Umidade relativa 1000 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S	
	Temperatura do ar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"	
	Umidade relativa 850 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S	
	Umidade relativa 400 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S	
	Umidade relativa 500 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"	
	Umidade relativa 400 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"	
	Umidade relativa 850 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S	
	Umidade relativa 700 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"	
	Umidade relativa 400 mbar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"	
	0,3-0,4	Água precipitável	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
		Umidade relativa 600 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
Temperatura do ar		80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S	
Fluxo de calor latente		82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S	
Umidade relativa 1000 mbar		80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S	
Temperatura do ar		82° 30' 0"O, 0° 0' 0"	
TSM NIÑO1+2		-	
Umidade relativa 600 mbar		80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S	
Radiação líquida de onda longa		80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S	
Umidade relativa 850 mbar		80° 0' 0"O, 0° 0' 0"	
Fluxo de calor latente	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S		

0,2-0,3	Radiação líquida de onda longa	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Umidade relativa 850 mbar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 400 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Água precipitável	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Temperatura do ar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 300 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 300 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 300 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 500 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 600 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 600 mbar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 925 mbar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 700 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	0,1-0,2	Radiação líquida de onda longa
Radiação líquida de onda longa		82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S

f

Correlação	Variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação sem tendência sem valores extremos ($p < 0,05$). 47 variáveis.	
	Variável predictoras	Coordenada
0,7-0,8	Vento meridional	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
	Vento meridional	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Vento meridional	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
0,6-0,7	Vento zonal	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Vento meridional	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Índice de oscilação sul	-
	Vento zonal	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Vento zonal	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Oscilação <i>Madden-Julian</i>	-
	Umidade relativa 1000 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Taxa de precipitação convectiva	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Taxa de precipitação convectiva	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Taxa de precipitação	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Taxa de precipitação	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
	Taxa de precipitação convectiva	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
	Taxa de precipitação	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Taxa de precipitação convectiva	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Taxa de precipitação	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Umidade relativa 1000 mbar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
Água precipitável	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S	
Vento zonal	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S	
Água precipitável	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S	
0,5-0,6	Umidade relativa 925 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Fluxo de calor latente	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
0,4-0,5	Umidade relativa 1000 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 400 mbar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 400 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 400 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 600 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 850 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 1000 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 850 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Fluxo de calor latente	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Umidade relativa 500 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 600 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Temperatura do ar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"

0,3-0,4	Umidade relativa 600 mbar	88° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 600 mbar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	TSM NIÑO1+2	-
	Umidade relativa 700 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 850 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Radiação líquida de onda longa	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Radiação líquida de onda longa	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Água precipitável	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
	Umidade relativa 850 mbar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Fluxo de calor latente	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Radiação de onda longa emergente	-

g

Correlação	Variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação sem tendência sem valores atípicos ($p < 0,05$). 59 variáveis.	
	Variável preditora	Coordenada
0,7-0,8	Vento meridional	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
	Vento meridional	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Vento meridional	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
0,6-0,7	Vento meridional	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Vento zonal	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Vento zonal	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Água precipitável	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Vento zonal	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Oscilação <i>Madden-Julian</i>	-
	Taxa de precipitação convectiva	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Taxa de precipitação	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Taxa de precipitação convectiva	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
	Taxa de precipitação	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
	Taxa de precipitação convectiva	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Taxa de precipitação convectiva	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Taxa de precipitação	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Taxa de precipitação	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Índice de oscilação sul	-
Vento zonal	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S	
Água precipitável	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S	
0,5-0,6	Umidade relativa 1000 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 1000 mbar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 925 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
0,4-0,5	Umidade relativa 400 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 1000 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Fluxo de calor latente	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Umidade relativa 400 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 400 mbar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 850 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 850 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 500 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
Água precipitável	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S	
0,3-0,4	TSM Niño1+2	-
	Umidade relativa 700 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Temperatura do ar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 600 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 600 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 850 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 1000 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
Fluxo de calor latente	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S	

0,2-0,3	Radiação líquida de onda longa	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Água precipitável	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Radiação líquida de onda longa	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Fluxo de calor latente	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Umidade relativa 850 mbar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Temperatura do ar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 400 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 600 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 600 mbar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Pressão atmosférica	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 925 mbar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Temperatura do ar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 300 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Radiação líquida de onda longa	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
0,1-0,2	Radiação líquida de onda longa	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
	Pressão atmosférica	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 500 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 300 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 300 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S

h

Correlação	Variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação defasada sem valores extremos ($p < 0,05$). 72 variáveis.	
	Variável preditora	Coordenada
0,9-1,0	Temperatura do ar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Temperatura do ar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Temperatura do ar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Temperatura do ar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Pressão atmosférica	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Pressão atmosférica	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Pressão atmosférica	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Pressão atmosférica	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 1000 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 925 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Índice de oscilação sul	-
	Vento zonal	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Taxa de precipitação	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Taxa de precipitação	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Taxa de precipitação convectiva	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Taxa de precipitação convectiva	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Taxa de precipitação convectiva	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Taxa de precipitação convectiva	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Taxa de precipitação convectiva	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
	Taxa de precipitação convectiva	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
	Oscilação <i>Madden-Julian</i>	-
	Vento meridional	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Vento meridional	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
Fluxo de calor latente	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S	
Vento zonal	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"	
Vento meridional	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S	
Vento zonal	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S	
Vento zonal	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"	
Vento meridional	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S	
0,8-0,9	Fluxo de calor latente	880° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	TSM NIÑO1+2	-
	Fluxo de calor latente	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Umidade relativa 400 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S

	Água precipitável	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Radiação líquida de onda longa	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
	Radiação líquida de onda longa	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Umidade relativa 400 mbar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Radiação líquida de onda longa	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Umidade relativa 300 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Radiação líquida de onda longa	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Água precipitável	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Umidade relativa 300 mbar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 400 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 500 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 400 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 300 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Água precipitável	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Água precipitável	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
	Fluxo de calor latente	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
	Umidade relativa 300 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 500 mbar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 500 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Radiação de onda longa emergente	-
0,7-0,8	Umidade relativa 500 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 1000 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 925 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 600 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 600 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
0,6-0,7	Umidade relativa 600 mbar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 850 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 850 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 600 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
0,5-0,6	Umidade relativa 700 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
0,4-0,5	Umidade relativa 925 mbar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 700 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 925 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
0,3-0,4	Umidade relativa 850 mbar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 1000 mbar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 850 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
0,2-0,3	Umidade relativa 700 mbar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 1000 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
0,1-0,2	Umidade relativa 700 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"

i

Correlação	Variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação defasada sem valores atípicos ($p < 0,05$). 58 variáveis.	
	Variável preditora	Coordenada
0,8-0,9	Pressão atmosférica	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Pressão atmosférica	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Pressão atmosférica	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
0,7-0,8	Pressão atmosférica	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
0,6-0,7	Água precipitável	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Água precipitável	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
0,5-0,6	Vento meridional	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Vento zonal	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Índice de oscilação sul	-

	Temperatura do ar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Vento meridional	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
	Oscilação <i>Madden-Julian</i>	-
	Água precipitável	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
	Vento meridional	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Vento meridional	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Água precipitável	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Taxa de precipitação convectiva	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Taxa de precipitação convectiva	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Taxa de precipitação	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
	Taxa de precipitação convectiva	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
	Taxa de precipitação convectiva	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Taxa de precipitação	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Taxa de precipitação	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Taxa de precipitação	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
0,4-0,5	Vento zonal	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 1000 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Vento zonal	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Temperatura do ar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Temperatura do ar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Fluxo de calor latente	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Umidade relativa 925 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 600 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Vento zonal	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Temperatura do ar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Fluxo de calor latente	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	TSM Niño1+2	-
	Umidade relativa 600 mbar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
0,3-0,4	Umidade relativa 850 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 925 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Fluxo de calor latente	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
	Fluxo de calor latente	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Umidade relativa 500 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 600 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 600 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 500 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 850 mbar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
0,2-0,3	Umidade relativa 500 mbar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 1000 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 925 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 850 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 700 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 500 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 850 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 700 mbar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 400 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Radiação líquida de onda longa	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
0,1-0,2	Radiação líquida de onda longa	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Umidade relativa 925 mbar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"

j

Correlação **Variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação sem registros *El Niño* extraordinário e forte (p<0,05). 52 variáveis.**

Variável preditora	Coordenada
--------------------	------------

0,8-0,9	Pressão atmosférica	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Pressão atmosférica	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Pressão atmosférica	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Pressão atmosférica	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
0,7-0,8	Vento meridional	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
	Vento meridional	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
0,6-0,7	Vento meridional	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Vento meridional	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Vento zonal	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Água precipitável	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Vento zonal	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
0,5-0,6	Vento zonal	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Taxa de precipitação convectiva	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Taxa de precipitação convectiva	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
	Taxa de precipitação	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Taxa de precipitação	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
	Taxa de precipitação convectiva	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Taxa de precipitação convectiva	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Taxa de precipitação	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Taxa de precipitação	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Água precipitável	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Vento zonal	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Oscilação <i>Madden-Julian</i>	-
	Índice de oscilação sul	-
	Temperatura do ar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
0,4-0,5	Umidade relativa 1000 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 1000 mbar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 400 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Temperatura do ar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Temperatura do ar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Água precipitável	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
0,3-0,4	Temperatura do ar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	TSM NIÑO1+2	-
	Umidade relativa 850 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Radiação líquida de onda longa	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Umidade relativa 925 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Radiação líquida de onda longa	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Água precipitável	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Umidade relativa 1000 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
0,2-0,3	Radiação líquida de onda longa	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
	Umidade relativa 400 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 500 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 700 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Radiação líquida de onda longa	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Umidade relativa 400 mbar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 850 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 850 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 925 mbar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 300 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 500 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 600 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	0,1-0,2	Umidade relativa 600 mbar

Correlação	Variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação sem registros <i>El Niño</i> extraordinário e forte sem tendência ($p < 0,05$). 49 variáveis.	
	Variável preditora	Coordenada
0,7-0,8	Vento meridional	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
	Vento meridional	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
0,6-0,7	Vento meridional	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Água precipitável	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Vento meridional	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Vento zonal	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Vento zonal	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
0,5-0,6	Água precipitável	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Vento zonal	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Taxa de precipitação convectiva	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Taxa de precipitação convectiva	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
	Taxa de precipitação	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Taxa de precipitação	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
	Taxa de precipitação convectiva	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Taxa de precipitação convectiva	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Taxa de precipitação	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Taxa de precipitação	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Oscilação <i>Madden-Julian</i>	-
	Vento zonal	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Índice de oscilação sul	-
0,4-0,5	Umidade relativa 400 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 1000 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 1000 mbar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Água precipitável	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
	Temperatura do ar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
0,3-0,4	Umidade relativa 850 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 925 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	TSM NIÑO1+2	-
	Radiação líquida de onda longa	80° 37' 30"O, 2° 51' 25,56"S
	Água precipitável	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Temperatura do ar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 1000 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Radiação líquida de onda longa	80° 37' 30"O, 0° 57' 8,532"S
	Temperatura do ar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
0,2-0,3	Umidade relativa 700 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 925 mbar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Radiação líquida de onda longa	82° 30' 0"O, 0° 57' 8,532"S
	Umidade relativa 400 mbar	82° 30' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 400 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 500 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 500 mbar	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Radiação líquida de onda longa	82° 30' 0"O, 2° 51' 25,56"S
	Temperatura do ar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 850 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 850 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S
	Umidade relativa 600 mbar	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
	Pressão atmosférica	80° 0' 0"O, 2° 30' 0"S
0,1-0,2	Pressão atmosférica	80° 0' 0"O, 0° 0' 0"
	Umidade relativa 600 mbar	82° 30' 0"O, 2° 30' 0"S

9.6 Variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação para cada cenário. Estação Esmeraldas

Tabela 9-177. Variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação para a. série original de precipitação b. série de precipitação sem tendência, c. série de precipitação defasada, d. série de precipitação sem valores atípicos, e. série de precipitação sem tendência sem valores atípicos, f. série de precipitação defasada sem valores atípicos, g. série de precipitação sem registros El Niño extraordinário e forte, h. série de precipitação sem registros El Niño extraordinário e forte sem tendência. Estação Esmeraldas

a

Correlação	Variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação original ($p < 0,05$). 73 variáveis.	
	Variável preditora	Coordenadas
0,8-0,9	Pressão atmosférica	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Pressão atmosférica	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Pressão atmosférica	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Pressão atmosférica	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Pressão atmosférica	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Pressão atmosférica na estação Esmeraldas	0° 59' 27" N, 79° 38' 46" O
0,6-0,7	Vento meridional	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Vento meridional	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Vento meridional	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Vento zonal	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
0,5-0,6	Vento zonal	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Água precipitável	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Umidade relativa 850 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Umidade relativa 700 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Temperatura do ar	0° 57' 8,53", 78° 45' 0"O
	Vento meridional	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 1000 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Umidade relativa 925 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Índice de oscilação sul	-
	Vento zonal	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
0,4-0,5	Fluxo terrestre de calor	0° 57' 8,53", 78° 45' 0"O
	Umidade relativa 600 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Umidade relativa 700 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Vento zonal	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Temperatura do ar	0° 57' 8,53", 80° 37' 30"O
	Vento zonal	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 850 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 1000 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Oscilação <i>Madden-Julian</i>	-
	Umidade relativa 700 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 1000 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 600 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Vento meridional	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Umidade relativa 925 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	0,3-0,4	Umidade relativa 600 mbar
Temperatura do ar		0° 57' 8,53", 82° 30' 0"O
Temperatura do ar		0° 57' 8,53"S, 80° 37' 30"O
Água precipitável		2° 30' 0", 80° 0' 0"O
Taxa de precipitação		0° 57' 8,53", 78° 45' 0"O
Taxa de precipitação convectiva		0° 57' 8,53", 78° 45' 0"O
Taxa de precipitação		0° 57' 8,53", 82° 30' 0"O
Taxa de precipitação convectiva		0° 57' 8,53", 82° 30' 0"O
Taxa de precipitação convectiva		0° 57' 8,53"S, 80° 37' 30"O

	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,53"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,53", 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,53"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,53", 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,53"S, 80° 37' 30"O
	Temperatura do ar na estação Esmeraldas	0° 59' 27" N, 79° 38' 46" O
	Radiação líquida de onda longa	0° 57' 8,532", 80° 37' 30"O
	Radiação líquida de onda longa	0° 57' 8,532", 78° 45' 0"O
	Umidade relativa 600 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 700 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 1000 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Radiação líquida de onda longa	0° 57' 8,532", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 700 mbar	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 925 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
0,2-0,3	Temperatura do ar	0° 57' 8,53"S, 82° 30' 0"O
	Fluxo de calor latente	0° 57' 8,53"S, 80° 37' 30"O
	Umidade relativa 850 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Água precipitável	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 600 mbar	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 850 mbar	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Radiação de onda longa emergente	-
	Umidade relativa 500 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Fluxo de calor latente	0° 57' 8,53"S, 82° 30' 0"O
0,1-0,2	Umidade relativa 400 mbar	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 850 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 300 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Fluxo de calor latente	0° 57' 8,53", 82° 30' 0"O
	Água precipitável	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Radiação líquida de onda longa	0° 57' 8,532"S, 80° 37' 30"O
	Fluxo de calor latente	0° 57' 8,53", 78° 45' 0"O

b

Correlação	Variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação sem tendência ($p < 0,05$). 75 variáveis.	
	Variável predictoras	Coordenadas
0,7-0,8	Vento meridional	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
0,6-0,7	Vento meridional	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Vento meridional	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Vento zonal	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Vento zonal	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Água precipitável	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
0,5-0,6	Vento meridional	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 850 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Vento zonal	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Índice de oscilação sul	-
	Fluxo terrestre de calor	0° 57' 8,53", 78° 45' 0"O
	Vento zonal	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 700 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Vento zonal	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 1000 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Umidade relativa 925 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
Oscilação <i>Madden-Julian</i>	-	

0,4-0,5	Umidade relativa 600 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O	
	Umidade relativa 700 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O	
	Vento meridional	2° 30' 0", 77° 30' 0"O	
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,53", 78° 45' 0"O	
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,53", 78° 45' 0"O	
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,53", 82° 30' 0"O	
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,53", 82° 30' 0"O	
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,53"S, 80° 37' 30"O	
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,53"S, 82° 30' 0"O	
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,53", 80° 37' 30"O	
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,53"S, 82° 30' 0"O	
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,53", 80° 37' 30"O	
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,53"S, 80° 37' 30"O	
	Umidade relativa 850 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O	
	Umidade relativa 1000 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O	
	Água precipitável	2° 30' 0", 80° 0' 0"O	
	Umidade relativa 700 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O	
	Umidade relativa 1000 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O	
	Umidade relativa 600 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O	
	Temperatura do ar na estação	Esmeraldas	0° 59' 27" N, 79° 38' 46" O
Umidade relativa 925 mbar		0° 0' 0", 80° 0' 0"O	
0,3-0,4	Umidade relativa 600 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O	
	Pressão atmosférica	0° 0' 0", 82° 30' 0"O	
	Radiação líquida de onda longa	0° 57' 8,532", 80° 37' 30"O	
	Temperatura do ar	0° 57' 8,53", 78° 45' 0"O	
	Pressão atmosférica	0° 0' 0", 80° 0' 0"O	
	Radiação líquida de onda longa	0° 57' 8,532", 78° 45' 0"O	
	Pressão atmosférica	2° 30' 0", 82° 30' 0"O	
	Pressão atmosférica	2° 30' 0", 80° 0' 0"O	
	Radiação líquida de onda longa	0° 57' 8,532", 82° 30' 0"O	
	Pressão atmosférica	2° 30' 0", 77° 30' 0"O	
	Umidade relativa 600 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O	
	Umidade relativa 700 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O	
	Umidade relativa 1000 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O	
	Água precipitável	0° 0' 0", 80° 0' 0"O	
	Umidade relativa 700 mbar	0° 0' 0", 82° 30' 0"O	
	Umidade relativa 925 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O	
	Temperatura do ar	0° 57' 8,53", 80° 37' 30"O	
	0,2-0,3	Umidade relativa 850 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
		Pressão atmosférica na estação	
		Esmeraldas	0° 59' 27" N, 79° 38' 46" O
Umidade relativa 600 mbar		0° 0' 0", 82° 30' 0"O	
Fluxo de calor latente		0° 57' 8,53"S, 80° 37' 30"O	
Umidade relativa 850 mbar		0° 0' 0", 82° 30' 0"O	
Água precipitável		2° 30' 0", 82° 30' 0"O	
Temperatura do ar		0° 57' 8,53"S, 80° 37' 30"O	
Radiação de onda longa emergente		-	
Temperatura do ar		0° 57' 8,53", 82° 30' 0"O	
0,1-0,2	Umidade relativa 500 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O	
	Radiação líquida de onda longa	0° 57' 8,532"S, 80° 37' 30"O	
	Umidade relativa 850 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O	
	Umidade relativa 300 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O	
	Fluxo de calor latente	0° 57' 8,53"S, 82° 30' 0"O	
0,1-0,2	Fluxo de calor latente	0° 57' 8,53", 82° 30' 0"O	
	Umidade relativa 400 mbar	0° 0' 0", 82° 30' 0"O	
	Umidade relativa 500 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O	
	Fluxo de calor latente	0° 57' 8,53", 78° 45' 0"O	
	TSM Niño1+2	-	
	Umidade relativa 1000 mbar	0° 0' 0", 82° 30' 0"O	

c

Correlação	Variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação defasada ($p < 0,05$). 75 variáveis.	
	Variável predictora	Coordenadas
0,9-1	Pressão atmosférica	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Pressão atmosférica	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
0,8-0,9	Pressão atmosférica	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Pressão atmosférica	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Pressão atmosférica	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Pressão atmosférica na estação Esmeraldas	0° 59' 27" N, 79° 38' 46" O
0,5-0,6	Temperatura do ar	0° 57' 8,53", 78° 45' 0"O
	Vento meridional	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Índice de oscilação sul	-
	Temperatura do ar	0° 57' 8,53", 80° 37' 30"O
	Vento zonal	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Água precipitável	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Vento meridional	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Vento meridional	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Vento zonal	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
0,4-0,5	Temperatura do ar	0° 57' 8,53"S, 80° 37' 30"O
	Umidade relativa 1000 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Umidade relativa 925 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Temperatura do ar	0° 57' 8,53", 82° 30' 0"O
	Vento zonal	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Vento meridional	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 850 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Vento zonal	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Fluxo terrestre de calor	0° 57' 8,53", 78° 45' 0"O
	Oscilação <i>Madden-Julian</i>	-
	Vento meridional	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Umidade relativa 1000 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 1000 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Vento zonal	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Água precipitável	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Temperatura do ar	0° 57' 8,53"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,53", 78° 45' 0"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,53", 78° 45' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,53"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,53", 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,53", 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,53", 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,53", 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,53"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,53"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,53"S, 82° 30' 0"O
	0,3-0,4	Umidade relativa 600 mbar
Umidade relativa 600 mbar		0° 0' 0", 82° 30' 0"O
Umidade relativa 1000 mbar		2° 30' 0", 80° 0' 0"O
Radiação líquida de onda longa		0° 57' 8,532", 78° 45' 0"O
Temperatura do ar na estação Esmeraldas		0° 59' 27" N, 79° 38' 46" O
Umidade relativa 600 mbar		2° 30' 0", 82° 30' 0"O
Umidade relativa 925 mbar		0° 0' 0", 80° 0' 0"O
Fluxo de calor latente		0° 57' 8,53"S, 82° 30' 0"O
Fluxo de calor latente	0° 57' 8,53"S, 80° 37' 30"O	

	Água precipitável	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Radiação líquida de onda longa	0° 57' 8,532", 80° 37' 30"O
	Umidade relativa 600 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 700 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Radiação de onda longa emergente	-
0,2-0,3	Umidade relativa 600 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Radiação líquida de onda longa	0° 57' 8,532", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 500 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Umidade relativa 850 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 400 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Umidade relativa 700 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Água precipitável	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa na estação Esmeraldas	0° 59' 27" N, 79° 38' 46" O
	Umidade relativa 500 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 700 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 500 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	TSM Niño1+2	-
	Umidade relativa 500 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 400 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 300 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
0,1-0,2	Umidade relativa 700 mbar	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Água precipitável	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 850 mbar	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Radiação líquida de onda longa	0° 57' 8,532"S, 80° 37' 30"O
	Umidade relativa 400 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O

d

Correlação	Variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação sem valores atípicos (p<0,05). 72 variáveis.	
	Variável predictor	Coordenadas
0,8-0,9	Pressão atmosférica	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Pressão atmosférica	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Pressão atmosférica	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Pressão atmosférica	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Pressão atmosférica	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
0,7-0,8	Pressão atmosférica na estação Esmeraldas	0° 59' 27" N, 79° 38' 46" O
0,5-0,6	Vento meridional	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Vento meridional	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Vento meridional	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Água precipitável	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
0,4-0,5	Vento zonal	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Vento zonal	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 700 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Vento meridional	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 850 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Umidade relativa 600 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Temperatura do ar	0° 57' 8,53", 78° 45' 0"O
0,3-0,4	Umidade relativa 1000 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Umidade relativa 925 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Vento zonal	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Fluxo terrestre de calor	0° 57' 8,53", 78° 45' 0"O
	Umidade relativa 700 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Água precipitável	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Vento zonal	0° 0' 0", 82° 30' 0"O

	Vento zonal	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 1000 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Temperatura do ar	0° 57' 8,53", 80° 37' 30"O
	Índice de oscilação sul	-
	Umidade relativa 600 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 925 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 1000 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 850 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Oscilação <i>Madden-Julian</i>	-
0,2-0,3	Vento meridional	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Umidade relativa 700 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 600 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 500 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,53", 78° 45' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,53", 78° 45' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,53", 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,53"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,53"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,53", 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,53"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,53", 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,53", 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,53"S, 80° 37' 30"O
	Temperatura do ar na estação	
	Esmeraldas	0° 59' 27" N, 79° 38' 46" O
	Temperatura do ar	0° 57' 8,53", 82° 30' 0"O
	Temperatura do ar	0° 57' 8,53"S, 80° 37' 30"O
	Água precipitável	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 700 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 600 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 500 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Radiação de onda longa emergente	-
	Radiação líquida de onda longa	0° 57' 8,532", 80° 37' 30"O
	Radiação líquida de onda longa	0° 57' 8,532", 78° 45' 0"O
	Fluxo de calor latente	0° 57' 8,53", 82° 30' 0"O
	Radiação líquida de onda longa	0° 57' 8,532", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 1000 mbar	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 400 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Umidade relativa 1000 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
0,1-0,2	Umidade relativa 925 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 500 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 500 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Fluxo de calor latente	0° 57' 8,53", 78° 45' 0"O
	Água precipitável	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 300 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Temperatura do ar	0° 57' 8,53"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 700 mbar	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Fluxo de calor latente	0° 57' 8,53", 80° 37' 30"O
	Umidade relativa 850 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O

e

Correlação	Variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação sem tendência sem valores atípicos (p<0,05). 63 variáveis.	
	Variável preditora	Coordenadas
0,6-0,7	Vento meridional	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Vento meridional	0° 0' 0", 82° 30' 0"O

0,5-0,6	Vento meridional	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Vento zonal	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Água precipitável	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Vento zonal	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
0,4-0,5	Vento meridional	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Vento zonal	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Fluxo terrestre de calor	0° 57' 8,53", 78° 45' 0"O
	Vento zonal	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Vento zonal	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 850 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Umidade relativa 700 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Índice de oscilação sul	-
	Umidade relativa 1000 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Umidade relativa 925 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Água precipitável	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
0,3-0,4	Umidade relativa 600 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Vento meridional	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Oscilação <i>Madden-Julian</i>	-
	Umidade relativa 1000 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,53", 78° 45' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,53", 78° 45' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,53"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,53"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,53", 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,53", 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,53"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,53", 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,53", 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,53"S, 80° 37' 30"O
	Umidade relativa 700 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Temperatura do ar na estação Esmeraldas	0° 59' 27" N, 79° 38' 46" O
	Umidade relativa 600 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Água precipitável	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 925 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 850 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 1000 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
0,2-0,3	Radiação líquida de onda longa	0° 57' 8,532", 80° 37' 30"O
	Umidade relativa 600 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Radiação líquida de onda longa	0° 57' 8,532", 78° 45' 0"O
	Umidade relativa 700 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Radiação líquida de onda longa	0° 57' 8,532", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 500 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Temperatura do ar	0° 57' 8,53", 78° 45' 0"O
	Umidade relativa 600 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 700 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Radiação de onda longa emergente	-
	Umidade relativa 500 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 400 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Umidade relativa 1000 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Água precipitável	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 1000 mbar	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
Fluxo de calor latente	0° 57' 8,53", 82° 30' 0"O	
Umidade relativa 300 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O	
0,1-0,2	Temperatura do ar	0° 57' 8,53", 80° 37' 30"O
	Umidade relativa 925 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 500 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 500 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Fluxo de calor latente	0° 57' 8,53", 78° 45' 0"O
	Umidade relativa 600 mbar	0° 0' 0", 82° 30' 0"O

Umidade relativa 850 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
Umidade relativa 700 mbar	0° 0' 0", 82° 30' 0"O

f

Correlação	Variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação defasada sem valores atípicos ($p < 0,05$). 74 variáveis.	
	Variável preditora	Coordenadas
0,8-0,9	Pressão atmosférica	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Pressão atmosférica	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Pressão atmosférica	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Pressão atmosférica	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Pressão atmosférica	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
0,7-0,8	Pressão atmosférica na estação Esmeraldas	0° 59' 27" N, 79° 38' 46" O
0,5-0,6	Água precipitável	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Temperatura do ar	0° 57' 8,53", 78° 45' 0"O
0,4-0,5	Temperatura do ar	0° 57' 8,53", 80° 37' 30"O
	Vento meridional	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Vento zonal	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Água precipitável	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Temperatura do ar	0° 57' 8,53"S, 80° 37' 30"O
	Água precipitável	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Índice de oscilação sul	-
	Vento meridional	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Temperatura do ar	0° 57' 8,53", 82° 30' 0"O
0,3-0,4	Vento zonal	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Vento meridional	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Vento zonal	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 1000 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Umidade relativa 925 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Vento meridional	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Oscilação <i>Madden-Julian</i>	-
	Umidade relativa 600 mbar	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Vento zonal	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Fluxo terrestre de calor	0° 57' 8,53", 78° 45' 0"O
	Temperatura do ar	0° 57' 8,53"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 850 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Umidade relativa 1000 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Vento meridional	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,53", 78° 45' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,53"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,53"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,53"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,53", 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,53"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,53", 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,53", 78° 45' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,53", 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,53", 82° 30' 0"O
	Temperatura do ar na estação Esmeraldas	0° 59' 27" N, 79° 38' 46" O
	Umidade relativa 600 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 1000 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
Umidade relativa 600 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O	
Vento zonal	0° 0' 0", 80° 0' 0"O	
Umidade relativa 400 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O	
Água precipitável	0° 0' 0", 82° 30' 0"O	

	Água precipitável	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 500 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 500 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Umidade relativa 925 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 1000 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
0,2-0,3	Umidade relativa 500 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Fluxo de calor latente	0° 57' 8,53"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 500 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 400 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Radiação líquida de onda longa	0° 57' 8,532", 78° 45' 0"O
	Radiação de onda longa emergente	-
	Umidade relativa 500 mbar	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 400 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Fluxo de calor latente	0° 57' 8,53"S, 80° 37' 30"O
	Umidade relativa 600 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa na estação	
	Esmeraldas	0° 59' 27" N, 79° 38' 46" O
	Radiação líquida de onda longa	0° 57' 8,532", 80° 37' 30"O
	TSM Niño1+2	-
	Umidade relativa 400 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 300 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
0,1-0,2	Umidade relativa 700 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Umidade relativa 400 mbar	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Fluxo de calor latente	0° 57' 8,53", 80° 37' 30"O
	Umidade relativa 600 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Radiação líquida de onda longa	0° 57' 8,532", 82° 30' 0"O
	Fluxo de calor latente	0° 57' 8,53", 82° 30' 0"O

g

Correlação	Variáveis predictoras mais correlacionadas com a precipitação sem registros <i>El Niño</i> extraordinário e forte ($p < 0,05$). 66 variáveis.	
	Variável predictoras	Coordenadas
0,8-0,9	Pressão atmosférica	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Pressão atmosférica	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Pressão atmosférica	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Pressão atmosférica	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Pressão atmosférica	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
0,6-0,7	Pressão atmosférica na estação	
	Esmeraldas	0° 59' 27" N, 79° 38' 46" O
0,5-0,6	Vento meridional	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Vento meridional	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Vento meridional	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Água precipitável	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
0,4-0,5	Vento zonal	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Vento zonal	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Temperatura do ar	0° 57' 8,53", 78° 45' 0"O
	Vento meridional	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
0,3-0,4	Temperatura do ar	0° 57' 8,53", 80° 37' 30"O
	Fluxo terrestre de calor	0° 57' 8,53", 78° 45' 0"O
	Vento zonal	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Água precipitável	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 700 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Umidade relativa 850 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Umidade relativa 600 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Temperatura do ar	0° 57' 8,53", 82° 30' 0"O
	Vento zonal	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Vento zonal	0° 0' 0", 82° 30' 0"O

	Umidade relativa 925 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Umidade relativa 1000 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Temperatura do ar	0° 57' 8,53"S, 80° 37' 30"O
	Temperatura do ar na estação Esmeraldas	0° 59' 27" N, 79° 38' 46" O
0,2-0,3	Índice de oscilação sul	-
	Umidade relativa 500 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Umidade relativa 700 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Vento meridional	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Umidade relativa 600 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Oscilação <i>Madden-Julian</i>	-
	Água precipitável	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,53", 78° 45' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,53"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,53", 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,53"S, 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,53", 82° 30' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,53"S, 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,53", 78° 45' 0"O
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,53", 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,53", 80° 37' 30"O
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,53"S, 80° 37' 30"O
	Radiação líquida de onda longa	0° 57' 8,532", 80° 37' 30"O
	Umidade relativa 1000 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Radiação líquida de onda longa	0° 57' 8,532", 82° 30' 0"O
	Temperatura do ar	0° 57' 8,53"S, 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 500 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Radiação líquida de onda longa	0° 57' 8,532", 78° 45' 0"O
	Água precipitável	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Fluxo de calor latente	0° 57' 8,53", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 1000 mbar	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 925 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 850 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 700 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 1000 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 500 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Fluxo de calor latente	0° 57' 8,53", 78° 45' 0"O
0,1-0,2	Umidade relativa 400 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Umidade relativa 600 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 500 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O
	Umidade relativa 600 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Fluxo de calor latente	0° 57' 8,53", 80° 37' 30"O
	Umidade relativa 700 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O

h

Variáveis preditoras mais correlacionadas com a precipitação sem registros *El Niño* extraordinário e forte sem tendência ($p < 0,05$). 64 variáveis.

Correlação	Variável preditora	Coordenadas
0,6-0,7	Vento meridional	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
0,5-0,6	Vento meridional	0° 0' 0", 82° 30' 0"O
	Vento meridional	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
	Água precipitável	2° 30' 0", 77° 30' 0"O
	Vento zonal	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Vento zonal	2° 30' 0", 80° 0' 0"O

0,4-0,5	Vento meridional	0° 0' 0", 80° 0' 0"O	
	Vento zonal	2° 30' 0", 77° 30' 0"O	
	Fluxo terrestre de calor	0° 57' 8,53", 78° 45' 0"O	
	Água precipitável	2° 30' 0", 80° 0' 0"O	
	Vento zonal	0° 0' 0", 80° 0' 0"O	
0,3-0,4	Vento zonal	0° 0' 0", 82° 30' 0"O	
	Umidade relativa 600 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O	
	Umidade relativa 700 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O	
	Umidade relativa 850 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O	
	Temperatura do ar na estação Esmeraldas	0° 59' 27" N, 79° 38' 46" O	
	Índice de oscilação sul	-	
	Umidade relativa 925 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O	
	Umidade relativa 1000 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O	
	Vento meridional	2° 30' 0", 77° 30' 0"O	
	Oscilação <i>Madden-Julian</i>	-	
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,53", 78° 45' 0"O	
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,53"S, 82° 30' 0"O	
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,53", 82° 30' 0"O	
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,53"S, 82° 30' 0"O	
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,53", 82° 30' 0"O	
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,53", 78° 45' 0"O	
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,53"S, 80° 37' 30"O	
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,53", 80° 37' 30"O	
	Taxa de precipitação convectiva	0° 57' 8,53", 80° 37' 30"O	
	Taxa de precipitação	0° 57' 8,53"S, 80° 37' 30"O	
	Água precipitável	0° 0' 0", 80° 0' 0"O	
	Umidade relativa 500 mbar	2° 30' 0", 77° 30' 0"O	
	Temperatura do ar	0° 57' 8,53", 78° 45' 0"O	
	Umidade relativa 700 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O	
	0,2-0,3	Umidade relativa 600 mbar	2° 30' 0", 80° 0' 0"O
		Radiação líquida de onda longa	0° 57' 8,532", 80° 37' 30"O
		Radiação líquida de onda longa	0° 57' 8,532", 82° 30' 0"O
Umidade relativa 1000 mbar		2° 30' 0", 82° 30' 0"O	
Água precipitável		2° 30' 0", 82° 30' 0"O	
Radiação líquida de onda longa		0° 57' 8,532", 78° 45' 0"O	
Umidade relativa 500 mbar		2° 30' 0", 80° 0' 0"O	
Temperatura do ar		0° 57' 8,53", 80° 37' 30"O	
Umidade relativa 1000 mbar		0° 0' 0", 82° 30' 0"O	
Fluxo de calor latente		0° 57' 8,53", 82° 30' 0"O	
Umidade relativa 925 mbar		0° 0' 0", 80° 0' 0"O	
Umidade relativa 850 mbar		2° 30' 0", 80° 0' 0"O	
Umidade relativa 500 mbar		2° 30' 0", 82° 30' 0"O	
Umidade relativa 1000 mbar		0° 0' 0", 80° 0' 0"O	
Umidade relativa 700 mbar		2° 30' 0", 82° 30' 0"O	
Temperatura do ar		0° 57' 8,53", 82° 30' 0"O	
Umidade relativa 400 mbar		2° 30' 0", 77° 30' 0"O	
Pressão atmosférica		0° 0' 0", 80° 0' 0"O	
Umidade relativa 600 mbar		0° 0' 0", 80° 0' 0"O	
Fluxo de calor latente		0° 57' 8,53", 78° 45' 0"O	
Umidade relativa 500 mbar		0° 0' 0", 80° 0' 0"O	
Temperatura do ar		0° 57' 8,53"S, 80° 37' 30"O	
0,1-0,2		Umidade relativa 600 mbar	2° 30' 0", 82° 30' 0"O
	Umidade relativa 700 mbar	0° 0' 0", 80° 0' 0"O	
	Fluxo de calor latente	0° 57' 8,53", 80° 37' 30"O	
	Radiação de onda longa emergente	-	
	Pressão atmosférica	2° 30' 0", 77° 30' 0"O	
	Radiação líquida de onda longa	0° 57' 8,532"S, 80° 37' 30"O	
	Radiação líquida de onda longa	0° 57' 8,532"S, 82° 30' 0"O	