



Universidade Federal do Rio de Janeiro

Estudo Sobre a Influência da Taxa SELIC nas
Provisões Matemáticas de Benefícios a Conceder
dos Planos VGBL Através de Modelos de Séries
Temporais

Cecília Novaes Poeira

2015



Estudo Sobre a Influência da Taxa SELIC nas Provisões
Matemáticas de Benefícios a Conceder dos Planos VGBL
Através de Modelos de Séries Temporais

Cecília Novaes Poeira

Projeto Final de Conclusão de Curso
apresentado ao Departamento de
Métodos Estatísticos do Instituto de
Matemática da Universidade Federal
do Rio de Janeiro como parte dos
requisitos necessários para obtenção
dos títulos de Bacharel em Ciências
Atuariais e em Estatística.

Orientador: Ralph dos Santos Silva

Rio de Janeiro, 30 de julho de 2015.

Estudo Sobre a Influência da Taxa SELIC nas Provisões
Matemáticas de Benefícios a Conceder dos Planos VGBL
Através de Modelos de Séries Temporais

Cecília Novaes Poeira

Orientador: Ralph dos Santos Silva

Projeto Final de Conclusão de Curso apresentado ao Departamento de Métodos Estatísticos do Instituto de Matemática da Universidade Federal do Rio de Janeiro como parte dos requisitos necessários para obtenção dos títulos de Bacharel em Ciências Atuariais e em Estatística.

Prof. Ralph dos Santos Silva

IM-UFRJ

Prof. Paulo Pereira Ferreira

IM-UFRJ

Cecília Ávila de Paschoa Figueiredo

Rio de Janeiro, 30 de julho de 2015.

Poeira, Cecília Novaes

Estudo Sobre a Influência da Taxa SELIC nas Provisões Matemáticas dos Planos VGBL Através de Modelos de Séries Temporais/ Cecília Novaes Poeira – Rio de Janeiro: UFRJ/IM, 2015.

viii, 90 f.: il.; 31 cm.

Orientador: Ralph dos Santos Silva

Projeto Final – UFRJ/ IM/ Graduação em Ciências Atuariais e em Estatística, 2015.

Referências Bibliográficas: f. 72

1. Taxa SELIC. 2. VGBL. 3. Provisão Matemática de Benefícios a Conceder. 4. Séries Temporais I. Silva, Ralph dos Santos. II. Universidade Federal do Rio de Janeiro, Instituto de Matemática. III. Estudo Sobre a Influência da Taxa SELIC nas Provisões Matemáticas dos Planos VGBL Através de Modelos de Séries Temporais.

RESUMO

Estudo Sobre a Influência da Taxa SELIC nas Provisões Matemáticas de Benefícios a Conceder dos Planos VGBL Através de Modelos de Séries Temporais

Cecília Novaes Poeira

Orientador: Ralph dos Santos Silva

Projeto Final de Conclusão de Curso apresentado ao Departamento de Métodos Estatísticos do Instituto de Matemática da Universidade Federal do Rio de Janeiro como parte dos requisitos necessários para obtenção dos títulos de Bacharel em Ciências Atuariais e em Estatística.

O objetivo deste trabalho é avaliar o efeito da taxa básica de juros da economia brasileira, a taxa SELIC, na evolução das provisões matemáticas de benefícios a conceder de planos Vida Gerador de Benefício Livre (VGBL) de algumas empresas que atuam nessa área. Para fazer tal estudo, foram selecionadas empresas que possuem suas provisões matemáticas divulgadas pela Superintendência de Seguros Privados (SUSEP), órgão fiscalizador deste tipo de operação, e selecionadas aquelas com número significativo de observações para realizar o estudo, resultando em 8 empresas escolhidas. Então, foram utilizados modelos de séries temporais da família $ARMA(p,q)(P,Q)$ com a taxa SELIC como variável exógena de forma a avaliar a possível presença de sazonalidade e o efeito da taxa SELIC sobre a constituição das provisões.

Palavras-chave: $ARMA(p,q)(P,Q)$; benefícios à conceder; provisão matemática; sazonalidade; SELIC; séries temporais; taxa básica de juros; Vida Gerador de Benefício Livre.

Para

Sonia Maria Novaes

E

Alberto Cecílio Poeira

AGRADECIMENTOS

Ao meu orientador Ralph dos Santos Silva, por toda dedicação e paciência despendidos;

A Cecília Ávila de Paschoa Figueiredo, por todo o apoio nessa reta final, se tratando da faculdade ou não;

E aos amigos que fiz na UFRJ, pela amizade a mim dedicada e pelos inúmeros momentos em que confiaram em mim e não me deixaram desistir.

Sumário

Lista de Tabelas	iii
Lista de Gráficos	vi
Capítulo 1: Introdução	1
Capítulo 2: Metodologia	6
2.1 SELIC	6
2.2 VGBL	6
2.3 PMBaC	7
2.4 Séries Temporais.....	8
2.4.1 Estacionariedade	8
2.4.2 Transformação por diferença.....	9
2.4.3 Autocorrelação e autocovariância.....	10
2.5 Modelo ARIMA.....	11
2.5.1 Modelo autoregressivo	11
2.5.2 Modelo de Médias Móveis	12
2.5.3 Modelos ARMA	13
2.5.4 Modelos ARMA Sazonal Multiplicativo.....	14
2.6 Estimação por Máxima Verossimilhança.....	15
2.7 Testes de Normalidade e Independências dos Resíduos	15
2.7.1 Teste de Shapiro-Wilk	15
2.7.2 Teste de Jarque-Bera	16
2.7.3 Teste de Ljung-Box	17
2.8 Critério de Informação de Akaike.....	17
Capítulo 3: Resultados	18
3.1 Bradesco Vida e Previdência S.A.	21
3.2 BRASILPREV Seguros e Previdência S/A.....	27
3.3 Caixa Vida e Previdência S.A.....	33
3.4 HSBC Seguros (Brasil) S.A.	41
3.5 Icatu Seguros S.A.....	47
3.6 Porto Seguro Vida e Previdência S.A.	53
3.7 Safra Vida e Previdência S.A.	59
3.8 Sul América Seguros de Pessoas e Previdência S.A.	64

Capítulo 4: Considerações Finais.....	70
Referências Bibliográficas	72
Apêndice A: Definições	73

Lista de Tabelas

Tabela 1: Empresas selecionadas após análise dos dados para realizar o estudo.	5
Tabela 2: Empresas selecionadas e suas respectivas abreviações.....	19
Tabela 3: Estatísticas descritivas da taxa SELIC.	20
Tabela 4: Estatísticas descritivas da série Bradesco.	23
Tabela 5: Coeficiente e estatísticas obtidas no modelo escolhido da série Bradesco.	24
Tabela 6: Resultado dos testes de normalidade de Shapiro-Wilk e Jarque-Bera sobre os resíduos da PMBaC do Bradesco após o ajuste do modelo ARMA (1,0)(3,0).....	26
Tabela 7: Resultado do teste de Ljung-Box sobre os resíduos da PMBaC do Bradesco após o ajuste do modelo ARMA (1,0)(3,0).	26
Tabela 8: Estatísticas descritivas da série Brasilprev.....	29
Tabela 9: Coeficiente e estatísticas obtidas no modelo escolhido da série Brasilprev.	30
Tabela 10: Resultado dos testes de normalidade de Shapiro-Wilk e Jarque-Bera sobre os resíduos das PMBaC da Brasilprev após o ajuste do modelo ARMA (1,0)(0,4).	31
Tabela 11: Resultado do teste de Ljung-Box sobre os resíduos da PMBaC da Brasilprev após ajuste do modelo ARMA (1,0)(0,4).	32
Tabela 12: Estatísticas descritivas da série Caixa.	34
Tabela 13: Coeficiente e estatísticas obtidas no modelo escolhido da série Caixa.	36
Tabela 14: Coeficiente e estatísticas obtidas no novo modelo escolhido da série Caixa.	38
Tabela 15: Resultado dos testes de normalidade de Shapiro-Wilk e Jarque-Bera sobre os resíduos da PMBaC da Caixa após o ajuste do modelo ARMA(5,0)(0,1).	39
Tabela 16: Resultado do teste de Ljung-Box sobre os resíduos da PMBaC da Caixa após o ajuste do modelo ARMA(5,0)(0,1).	39

Tabela 17: Estatísticas descritivas da série HSBC.....	42
Tabela 18: Coeficiente e estatísticas obtidas no modelo escolhido da série HSBC.	44
Tabela 19: Resultado dos testes de normalidade de Shapiro-Wilk e Jarque-Bera sobre os resíduos da PMBaC do HSBC após o ajuste do modelo ARMA(1,3)(0,1).	45
Tabela 20: Resultado do teste de Ljung-Box sobre os resíduos da PMBaC do HSBC após o ajuste do modelo ARMA(1,3)(0,1).	46
Tabela 21: Estatísticas descritivas da série Icatu.....	49
Tabela 22: Coeficiente e estatísticas obtidas no modelo escolhido da série Icatu.	50
Tabela 23: Resultado dos testes de normalidade de Shapiro-Wilk e Jarque-Bera sobre os resíduos da PMBaC da Icatu após o ajuste do modelo ARMA(2,2)(0,3).	51
Tabela 24: Resultado do teste de Ljung-Box sobre os resíduos da PMBaC da Icatu após o ajuste do modelo ARMA(2,2)(0,3).....	52
Tabela 25: Estatísticas descritivas da série Porto Seguro.	54
Tabela 26: Coeficiente e estatísticas obtidas no modelo escolhido da série Porto Seguro.	56
Tabela 27: Resultado dos testes de normalidade de Shapiro-Wilk e Jarque-Bera sobre os resíduos da PMBaC da Porto Seguro após o ajuste do modelo ARMA(0,0).....	57
Tabela 28: Resultado do teste de Ljung-Box sobre os resíduos da PMBaC da Porto Seguro após o ajuste do modelo ARMA(0,0).....	57
Tabela 29: Estatísticas descritivas da série Safra.	60
Tabela 30: Coeficiente e estatísticas obtidas no modelo escolhido da série Safra.....	61
Tabela 31: Resultado dos testes de normalidade de Shapiro-Wilk e Jarque-Bera sobre os resíduos da PMBaC da Safra após o ajuste do modelo ARMA(1,1)(3,0).	62
Tabela 32: Resultado do teste de Ljung-Box sobre os resíduos da PMBaC da Safra após o ajuste do modelo ARMA (1,1)(3,0).....	63
Tabela 33: Estatísticas descritivas da série Sul América.	65

Tabela 34: Coeficiente e estatísticas obtidas no modelo escolhido da série Sul América.	67
Tabela 35: Resultado dos testes de normalidade de Shapiro-Wilk e Jarque-Bera sobre os resíduos da PMBaC da Sul América após o ajuste do modelo ARMA(0,5)(1,0).	68
Tabela 36: Resultado do teste de Ljung-Box sobre os resíduos da PMBaC da Sul América após ajuste do modelo ARMA (0,5)(1,0).	68
Tabela 37: Valores da inflação apresentados no Gráfico 1 (em %).	73
Tabela 38: Taxa da inflação mensalizada:	74

Lista de Gráficos

Gráfico 1: Evolução da inflação do Índice de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA) de 1980 a 2014.....	1
Gráfico 2: Evolução da taxa SELIC mensalizada no período compreendido entre agosto de 2004 e outubro de 2014.	19
Gráfico 3: Evolução mensal da PMBaC do Bradesco.	22
Gráfico 4: Evolução mensal da PMBaC do Bradesco após aplicação da primeira diferença.....	22
Gráfico 5: Autocorrelação e sua versão parcial da PMBaC do Bradesco.....	24
Gráfico 6: Autocorrelação da série de resíduos da PMBaC do Bradesco após o ajuste do modelo ARMA (1,0)(3,0).	25
Gráfico 7: Evolução temporal dos resíduos da PMBaC do Bradesco após o ajuste do modelo ARMA (1,0)(3,0).	27
Gráfico 8: Evolução mensal da PMBaC da Brasilprev.	28
Gráfico 9: Evolução mensal da PMBaC da Brasilprev após aplicação da primeira diferença.....	28
Gráfico 10: Autocorrelação e sua versão parcial da PMBaC da Brasilprev.....	30
Gráfico 11: Autocorrelação da série de resíduos da PMBaC da Brasilprev após o ajuste do modelo ARMA (1,0)(0,4).	31
Gráfico 12: Evolução temporal dos resíduos da PMBaC da Brasilprev após o ajuste do modelo ARMA (1,0)(0,4).	32
Gráfico 13: Evolução mensal da PMBaC da Caixa.	33
Gráfico 14: Evolução mensal da PMBaC da Caixa após aplicação da primeira diferença.....	34
Gráfico 15: Autocorrelação e sua versão parcial da PMBaC da Caixa.	35
Gráfico 16: Autocorrelação da série de resíduos da PMBaC da Caixa após ajuste do modelo AR(5).....	36
Gráfico 17: Autocorrelação da série de resíduos da PMBaC da Caixa após ajuste do modelo ARMA(5,0)(0,2).	37
Gráfico 18: Autocorrelação da série de resíduos da PMBaC da Caixa após ajuste do modelo ARMA(5,0)(0,1) com SELIC.	37

Gráfico 19: Evolução temporal dos resíduos da série Caixa após o ajuste do modelo ARMA(5,0)(0,1).	40
Gráfico 20: Evolução mensal da PMBaC do HSBC.	41
Gráfico 21: Evolução mensal da PMBaC do HSBC após aplicação da primeira diferença.....	42
Gráfico 22: Autocorrelação e sua versão parcial da PMBaC do HSBC.....	43
Gráfico 23: Autocorrelação da série de resíduos da PMBaC do HSBC após o ajuste do modelo ARMA (1,1).	44
Gráfico 24: Autocorrelação da série de resíduos da PMBaC do HSBC após o ajuste do modelo ARMA(1,3)(0,1).....	45
Gráfico 25: Evolução temporal dos resíduos da PMBaC do HSBC após o ajuste do modelo ARMA (1,3)(0,1).....	46
Gráfico 26: Evolução mensal da PMBaC da Icatu.....	47
Gráfico 27: Evolução mensal da PMBaC da Icatu retirando-se as duas últimas observações.	48
Gráfico 28: Evolução mensal da PMBaC da Icatu após aplicação da primeira diferença.....	48
Gráfico 29: Autocorrelação e sua versão parcial da PMBaC da Icatu.....	50
Gráfico 30: Autocorrelação da série de resíduos da PMBaC da Icatu após o ajuste do modelo ARMA(2,2)(0,3).....	51
Gráfico 31: Evolução temporal dos resíduos da PMBaC da Icatu após o ajuste do modelo ARMA (2,2)(0,3).....	52
Gráfico 32: Evolução mensal da PMBaC da Porto Seguro.	53
Gráfico 33: Evolução mensal da PMBaC da Porto Seguro após aplicação da primeira diferença.....	54
Gráfico 34: Autocorrelação e sua versão parcial da PMBaC da Porto Seguro.	55
Gráfico 35: Autocorrelação da série de resíduos da PMBaC da Porto Seguro após o ajuste do modelo ARMA (0,0).....	56
Gráfico 36: Evolução temporal dos resíduos da PMBaC da Porto Seguro após o ajuste do modelo ARMA (0,0).	58
Gráfico 37: Evolução mensal da PMBaC da Safra.....	59
Gráfico 38: Evolução mensal da PMBaC da Safra após aplicação da primeira diferença.....	59
Gráfico 39: Autocorrelação e sua versão parcial da PMBaC da Safra.	61

Gráfico 40: Autocorrelação da série de resíduos da PMBaC da Safra após o ajuste do modelo ARMA(1,1)(3,0).....	62
Gráfico 41: Evolução temporal dos resíduos da PMBaC da Safra após o ajuste do modelo ARMA(1,1)(3,0).....	63
Gráfico 42: Evolução mensal da PMBaC da Sul América.....	64
Gráfico 43: Evolução mensal da PMBaC da Sul América após aplicação da primeira diferença.....	65
Gráfico 44: Autocorrelação e sua versão parcial da PMBaC da Sul América. .	66
Gráfico 45: Autocorrelação da série de resíduos da PMBaC da Sul América após ajuste do modelo ARMA(0,5)(1,0).	67
Gráfico 46: Evolução temporal dos resíduos da PMBaC da Sul América após o ajuste do modelo ARMA (0,5)(1,0).	69

Capítulo 1: Introdução

No final dos anos 80 e no início da década de 1990, a situação da economia brasileira era muito delicada. O país passou por crescimentos descontrolados da inflação (aumento generalizado e contínuo dos preços de bens e serviços), chegando a atingir o patamar de 2477,15% ao ano entre julho de 1993 e junho de 1994 (ver apêndice A).

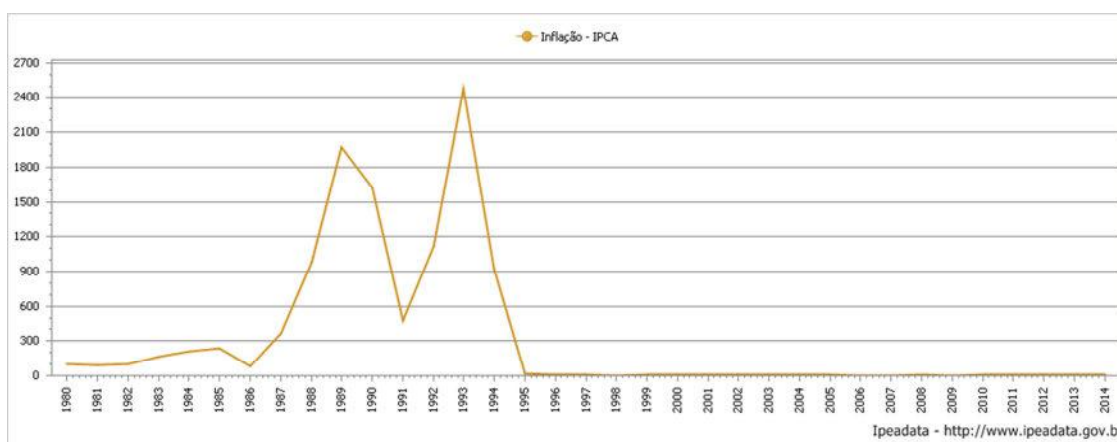


Gráfico 1: Evolução da inflação do Índice de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA) de 1980 a 2014.

Neste período, foram feitas sucessivas tentativas mal sucedidas para o controle da inflação, dentre as quais se destacam:

- a) Plano Cruzado (1986): este plano foi implantado de forma a reduzir a inflação por meio da alteração da moeda, deixando de ser Cruzeiro (Cr\$) e passando a ser Cruzado (Cz\$), cuja unidade correspondia a mil unidades de cruzeiros. Houve também o congelamento de preços de bens e serviços; com isso, o preço tabelado não era suficiente muitas vezes para cobrir os custos da produção, levando a um desabastecimento do mercado, sendo esta uma das principais causas do fracasso do plano.
- b) Plano Verão (1989): foi lançada uma nova moeda, o Cruzado Novo (NCz\$), que passava a valer mil Cruzados, e novamente o

congelamento de preços e serviços. Também fracassou, levando a inflação ao patamar mais alto dos últimos anos.

- c) Plano Collor (1990): mais uma vez houve a substituição da moeda, trocando o Cruzado Novo (NCz\$) pelo Cruzeiro (Cr\$), onde uma unidade de Cruzado Novo equivalia a uma unidade de Cruzeiro. Novamente congelou-se preços e salários e aumentou-se o preço dos serviços públicos, como energia elétrica e gás. Além disso, houve o bloqueio de poupanças pelo período de 18 meses.

Finalmente, após diversas tentativas fracassadas, foi implementado o Plano Real, que marcou o fim do período de instabilidade econômica que assombrava o país. Mais uma vez houve a troca de moeda, do Cruzeiro (Cr\$) para o Real (R\$), moeda utilizada no Brasil até os dias atuais. Diferente dos planos anteriores, não houve o congelamento de preços de bens e salários. Para evitar este congelamento e o aumento da inflação, o plano foi implementado gradualmente, de forma a evitar o mesmo fracasso dos planos anteriores. Após tantas mudanças monetárias, o Plano Real controlou a inflação e iniciou um novo ciclo de desenvolvimento econômico.

Dando continuidade a essa nova fase da economia brasileira, com o objetivo de estabelecer diretrizes da política monetária e de buscar maior transparência, o Banco Central do Brasil (BCB), em 1996, criou o Comitê de Política Monetária (COPOM). Um dos principais objetivos deste órgão é o alcance das metas da inflação, definidas pelo BCB.

Para controlar a inflação e impulsionar a economia, o Banco Central do Brasil utiliza seu principal instrumento de política monetária: a Taxa SELIC¹, a taxa básica de juros da economia brasileira. O COPOM é o responsável por definir sobre a alta ou baixa dessa taxa, em reuniões realizadas a cada 45 dias. Com a taxa de juros alta, as pessoas tendem a economizar mais, pois as taxas dos empréstimos também sobem. Já com juros mais baixos, as pessoas gastam mais e nem sempre as indústrias conseguem produzir o suficiente para acompanhar o consumo, aumentando o risco de inflação.

¹ Sistema Especial de Liquidação e Custódia (SELIC) é um sistema que processa o registro, a liquidação e a custódia dos títulos públicos federais.

A mentalidade econômica da população brasileira vem sofrendo alterações. Hoje em dia as pessoas se preocupam mais com seu futuro e em guardar seus recursos de forma a complementar a aposentadoria social (ver apêndice A). Como forma de fazer suas economias renderem, os brasileiros fazem investimentos de diversos tipos, dentre os quais se destacam a poupança e investimentos em previdência privada (aposentadoria que não está ligada a previdência social, onde o participante pode escolher com o quanto quer contribuir e o momento do resgate de seus investimentos).

Os planos de previdência privada geralmente possuem duas formas de investimento das contribuições dos participantes: renda fixa ou renda variável. Os investimentos em renda fixa são aqueles onde a remuneração é acordada antes da aplicação do dinheiro. Geralmente, a remuneração é uma taxa pré-fixada, e, com isso, esse tipo de investimento está menos suscetível a flutuações do mercado, sendo assim considerados investimentos conservadores. Já os investimentos de renda variável são aqueles que não temos como saber qual rentabilidade será obtida, sendo o mais comum o investimento em ações. Estes investimentos estão sujeitos às oscilações do mercado, pois os preços das ações sofrem alterações a todo momento, porém, por trazer maior risco, a rentabilidade é maior.

A Resolução 003308, do Banco Central do Brasil, de 31 de agosto de 2005, permite que apenas 49% do valor a ser investido pode ser aplicado em renda variável. Ou seja, grande parte dos investimentos é concentrada em renda fixa, e dentro desse tipo de investimento temos títulos públicos vinculados a SELIC.

O tipo de investimento mais vantajoso depende do valor da taxa de juros. Segundo a lei nº 12.703 de 2012, a caderneta de poupança rende 70% da taxa SELIC, quando esta é menor ou igual a 8,5%, e rende 0,5% ao mês quando a taxa SELIC ultrapassa 8,5%. Já fundos de rendas fixas não tem esse limite, sua rentabilidade aumenta conforme a elevação da SELIC. Logo, no atual patamar da taxa SELIC (12,65% em abril de 2015), os fundos de renda fixa têm uma rentabilidade maior e são, portanto, mais vantajosos que o

investimento na caderneta de poupança (exceto nos casos onde a taxa de administração desses planos superam 2,5% ao ano).

Os planos Vida Gerador de Benefício Livre (VGBL) são um tipo de plano de previdência privada, que tem por principal característica a forma da tributação do imposto de renda, que incide apenas sobre a rentabilidade do investimento e não sobre o valor total do resgate. Como grande parte dos planos de VGBL tem pelo menos uma parcela dos investimentos em renda fixa, e com isso, em ativos vinculados a SELIC, com a alta desta taxa, a rentabilidade desses planos aumenta.

O principal objetivo desse trabalho é estudar a possível relação temporal e linear da taxa SELIC na constituição da Provisão Matemática de Benefícios a Conceder (PMBaC), provisão essa que será detalhada no capítulo 2, em relação a diversos fundos VGBL.

Para realizar o estudo, foram selecionadas as empresas com PMBaC de VGBL no site da Superintendência de Seguros Privados (SUSEP), órgão responsável por regular e fiscalizar o mercado brasileiro de seguros, previdência privada aberta, resseguros e capitalização. De forma a avaliar um período grande de evolução da provisão, foram selecionadas apenas as empresas ativas que tinham pelo menos 120 meses de provisão. Com isso, ficamos com 8 empresas para fazer o estudo (apresentadas na tabela 1), e suas provisões selecionadas de agosto de 2004 a outubro de 2014 (123 meses).

Tabela 1: Empresas selecionadas após análise dos dados para realizar o estudo.

Empresas Selecionadas
Bradesco Vida e Previdência S.A.
BRASILPREV Seguros e Previdência S.A.
Caixa Vida e Previdência S.A.
HSBC Seguros (Brasil) S.A.
Icatu Seguros S.A.
Porto Seguro Vida e Previdência S.A.
Safra Vida e Previdência S.A.
Sul América Seguros de Pessoas e Previdência S.A.

Para avaliar o impacto da SELIC, selecionamos no mesmo período de tempo os valores da taxa no site <http://www.portalbrasil.net/indices.htm>. Lá estão disponíveis o histórico das taxas fixadas pelo COPOM e sua evolução ao longo do tempo.

Capítulo 2: Metodologia

Neste capítulo apresentaremos de forma resumida os principais conceitos atuariais, econômicos e estatísticos utilizados neste trabalho. Para mais detalhes dos conceitos estatísticos apresentados, recomendamos os livros de Brockwell e Davis (2010) e de Morettin e Toloí (2006).

2.1 SELIC

A taxa SELIC é a taxa básica de juros da economia brasileira. Essa taxa, conforme o Banco Central do Brasil, é obtida do cálculo da média ponderada e ajustada dos financiamentos diários para títulos públicos federais registrados no Sistema Especial de Liquidação e de Custódia (SELIC). Ela é uma ferramenta utilizada para atingir a meta das taxas de juros determinada a cada 45 dias pelo Comitê de Política Monetária do Banco Central do Brasil, o COPOM (ver Apêndice A).

Essa taxa é utilizada para operações entre bancos, que ao tomarem empréstimos de outros bancos por um dia, oferecem como garantia títulos públicos como forma de reduzir os juros na operação. Assim, o governo passa a ter o risco final desta transação, pois com a emissão de títulos públicos ele se compromete a pagar, a quem os adquirir, a título de juros, a taxa SELIC. Com isso, esta taxa acaba tornando-se referência para as demais taxas de juros da economia brasileira.

2.2 VGBL

O VGBL (Vida Gerador de Benefícios Livre) é um seguro de vida com cobertura por sobrevivência. É um plano de previdência privada que após o investimento pelo prazo contratado, o segurado opta por receber todo o saldo acumulado ou

um pagamento mensal (por um período determinado ou de forma vitalícia), características essas que são definidas pelo segurado em seu contrato de seguro. Durante o período de deferimento (período de armazenamento de recursos, compreendido entre a data de contratação do seguro e a data escolhida pelo segurado para o início do recebimento da renda acumulada) a seguradora contratada investe o dinheiro, ou seja, a remuneração da reserva é baseada na rentabilidade da carteira de investimentos do FIE (Fundo de Investimento Especialmente Constituído – detalhado no Apêndice A), não havendo garantia de remuneração mínima.

A principal característica do VGBL é que o imposto de renda incide apenas na rentabilidade do investimento, e não sobre o valor total do resgate. Com isso, esse plano é indicado principalmente para pessoas que são isentas do imposto de renda ou que fazem declaração simplificada. Além disso, outra grande vantagem do VGBL é que os recursos aplicados no plano não entram em inventário, no contrato pode-se definir quem serão os herdeiros após a morte do segurado. Isto é uma grande vantagem, uma vez que os processos burocráticos relativos a inventários, além de poderem se estender por anos, consomem um percentual alto do patrimônio que será recebido pelos herdeiros em impostos e custos advocatícios.

2.3 PMBaC

A PMBaC (Provisão Matemática de Benefícios a Conceder), conforme estabelecido pela SUSEP na Resolução CNSP - 281 de 30 de janeiro de 2013, é a reserva que deve ser constituída pela seguradora correspondendo ao valor atual dos compromissos futuros assumidos por esta para com seus participantes, sob regime financeiro de capitalização (ver Apêndice A). Essa provisão deve ser calculada conforme metodologia atuarial aprovada pela SUSEP.

Ao entrar na fase de concessão do benefício, o valor acumulado das contribuições do segurado mais os rendimentos financeiros passam para a Provisão Matemática de Benefícios Concedidos (PMBC), que é a reserva

destinada a pagar ao beneficiário a renda que ele contratou no contrato de seguro.

2.4 Séries Temporais

Segundo Brockwell e Davis (2010), uma série temporal é um conjunto de observações $\{x_t\}$ onde cada observação é gravada em um tempo específico t , onde $t = 1, 2, 3 \dots$. Ou seja, é um conjunto qualquer de observações ordenadas no tempo.

Um modelo utilizado para descrever uma série temporal é um processo estocástico, isto é, é uma família $X = \{X(t), t \in T\}$, T um espaço paramétrico, tal que, para cada $t \in T$, $X(t)$ é uma variável aleatória.

Os principais objetivos de uma análise por séries temporais, segundo Morettin e Tolo (2006), são:

- a) descrever o comportamento da série;
- b) procurar periodicidades relevantes nos dados;
- c) fazer previsões de valores futuros da série; e
- d) investigar o mecanismo gerador da série temporal.

Para descrever o comportamento de uma série temporal, podemos utilizar vários modelos diferentes, dependendo do objetivo da análise. A escolha do modelo adequado deve levar em consideração diversos fatores, dentre eles, o nosso conhecimento a priori dos dados e o enfoque que queremos dar ao estudo.

2.4.1 Estacionariedade

Dizemos que uma série temporal é estacionária quando, com o decorrer do tempo, ela se desenvolve aleatoriamente em torno de uma média constante. Podemos classificar a estacionariedade em dois tipos:

- a) Estacionariedade estrita: a distribuição conjunta de (X_1, \dots, X_n) é a mesma de $(X_{1+\tau}, \dots, X_{n+\tau})$ para todo $n > 0$ e todo inteiro τ . Ou seja, se deslocarmos τ unidades de tempo, o processo deslocado terá as

mesmas características do processo não deslocado (média, variância e covariância permanecem constantes).

- b) Estacionariedade de segunda ordem (ou fraca): a média e a variância são constantes com o passar do tempo, e a função de autocovariância (termo que será definido na seção posterior) da série depende apenas da defasagem, ou seja, dos instantes de tempo que separam as observações no tempo.

2.4.2 Transformação por diferença

Segundo Morettin e Tolo (2006), a maioria dos procedimentos de análise estatística de séries temporais parte do princípio de que essas séries são estacionárias. Caso elas não sejam, uma transformação dos dados é necessária para que se trabalhe com uma série estacionária.

A transformação mais utilizada é a operação de diferenciação, que significa fazer diferenças sucessivas da série original até que se obtenha uma série estacionária. Dada a série temporal Z_t , a primeira diferença é definida por:

$$\Delta Z_t = Z_t - Z_{t-1}.$$

Com isso, podemos concluir que a série diferenciada ΔZ_t conterà um ponto a menos que a série original Z_t . Geralmente é suficiente tomar uma ou duas diferenças para que a série se torne estacionária. De forma geral, a n -ésima diferença de Z_t é dada por:

$$\Delta^n Z_t = \Delta[\Delta^{(n-1)} Z_t].$$

2.4.3 Autocorrelação e autocovariância

A autocorrelação é a correlação de uma variável com ela mesma em instantes distintos de tempo. Seja uma série temporal $\{X_t\}$ estacionária de segunda ordem. A *função de autocorrelação (FAC)* de defasagem k pode ser definida por:

$$\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0},$$

Onde $\gamma_k = \text{Var}(x_t)$, γ_0 é a variância e $\rho_0=1$.

A função de *autocovariância (FACV)* pode ser definida por:

$$\gamma_k = E[(x_t - \mu)(x_{t+k} - \mu)],$$

Sendo $\mu = E(x_t)$.

A *função de autocorrelação amostral (FAC amostral)* é uma ferramenta importante que utilizamos para avaliar o grau de dependência dos dados e selecionar um modelo que se adeque bem a eles e reflita essa dependência.

Sejam x_1, \dots, x_n observações de uma série temporal. A *média amostral* de x_1, \dots, x_n é dada por:

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n x_t.$$

A *função de autocovariância amostral* é dada por:

$$\hat{\gamma}_k = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^{n-|k|} (x_{t+k} - \bar{x})(x_t - \bar{x}), \quad \text{para } -n < k < n.$$

Finalmente, a função de autocorrelação amostral pode ser definida por:

$$\hat{\rho}_k = \frac{\hat{\gamma}_k}{\hat{\gamma}_0}, \quad \text{para } -n < k < n.$$

2.5 Modelo ARIMA

Os Modelos Autoregressivos Integrados de Médias Móveis (ARIMA), também conhecido por Modelos de Box-Jenkins, são modelos muito utilizados para previsão e modelagem de séries temporais. São modelos que fazem previsões a partir de valores já conhecidos de determinada série, podendo descrever tanto comportamento estacionário como não estacionário. Eles descrevem o comportamento de séries temporais onde a diferença entre os valores observados e os valores gerados pelos modelos resultam em séries de resíduos de comportamento aleatório em torno do zero com variância constante. Os modelos ARIMA possuem alguns casos particulares como os modelos Autoregressivo (AR), Médias Móveis (MA) e Autoregressivo e de Médias Móveis (ARMA), que serão descritos a seguir.

2.5.1 Modelo autoregressivo

Um modelo autoregressivo de ordem p , denotado AR (p), é definido pela equação a seguir:

$$Y_t = \mu + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t,$$

onde:

- Y_t é a série temporal;
- μ é a média do processo;
- $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ são os coeficientes autoregressivos;
- ε_t é ruído branco (para todo t , são independentes, tem média zero e variância constante);
- p é a ordem do modelo

O modelo AR (p) é uma regressão linear dos valores mais recentes da série contra um ou mais valores da própria série. Para cada t , assumimos $Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-p}$ independentes de ε_t .

O caso mais simples é o modelo autoregressivo de ordem $p=1$, denotado AR (1), que é definido por:

$$Y_t = \mu + \phi_1 Y_{t-1} + \varepsilon_t.$$

Para um processo AR (1), temos as seguintes funções de autocovariância:

$$\gamma_0 = \frac{\sigma_\varepsilon^2}{1 - \phi^2}$$

$$\gamma_k = \frac{\phi^k \sigma_\varepsilon^2}{1 - \phi^2}$$

e a seguinte função de autocorrelação:

$$\rho_k = \phi^k, \quad \text{para } k = 1, 2, 3, \dots$$

2.5.2 Modelo de Médias Móveis

O Modelo de Médias Móveis, denotado MA (q), é uma regressão linear do valor mais recente da série contra seu ruído branco. Cada observação da série temporal é tomada como uma média móvel dos erros aleatórios ε_t . Sua equação pode ser definida por:

$$Y_t = \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

onde:

- Y_t é a série temporal;
- $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_p$ são os coeficientes de médias móveis;
- ε_t é ruído branco (para todo t , são independentes, tem média zero e variância);

- q é a ordem do modelo.

Para um processo geral MA (q) com $Var(\varepsilon_t) = \sigma_\varepsilon^2$, temos que sua função de autocovariância é determinada por:

$$\gamma_0 = (1 + \theta_1^2 + \theta_2^2 + \dots + \theta_q^2)\sigma_\varepsilon^2$$

e sua função de autocorrelação é dada por

$$\rho_k = \begin{cases} \frac{-\theta_k + \theta_1\theta_{k+1} + \theta_2\theta_{k+2} + \dots + \theta_{q-k}\theta_q}{1 + \theta_1^2 + \theta_2^2 + \dots + \theta_q^2}, & \text{para } k = 1, \dots, q \\ 0, & \text{para } k > q \end{cases}$$

A função de autocorrelação é zero para toda a defasagem maior ou igual a q pois o numerador de ρ_q é apenas θ_q .

2.5.3 Modelos ARMA

O modelo Autoregressivo de Médias Móveis (ARMA) é utilizado para modelar processos estacionários, fixando parâmetros a fim de prever o futuro tomando como base o passado. É denotado por ARMA (p, q), onde p representa a ordem de termos autoregressivos e q , a ordem de termos de médias móveis.

Supondo que a série Y_t seja estacionária, podemos utilizar a seguinte equação para descrever o modelo ARMA:

$$Y_t = \mu + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q},$$

onde:

- Y_t é a série temporal;
- μ é a média do processo;
- $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ são os coeficientes autoregressivos;
- $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_p$ são os coeficientes de médias móveis;

- ε_t é ruído branco (para todo t, são independentes, tem média zero e variância);

Seguiremos o princípio da parcimônia, onde tentaremos escolher o modelo com menor quantidade de parâmetros possível, isto é, que apresenta o menor número de coeficientes autoregressivos e de médias móveis.

2.5.4 Modelos ARMA Sazonal Multiplicativo

Segundo Morettin e Toloi (2006), são considerados sazonais os fenômenos que ocorrem regularmente em períodos de tempo equivalente (ano a ano, mês a mês). Tendo isto em vista, o objetivo do modelo ARMA Sazonal Multiplicativo é relacionar uma série Y_t com observações do tipo $Y_{t-s}, Y_{t-2s}, \dots, Y_{t-ns}$, sendo s o período de sazonalidade. Feita essa modelagem, modela-se o erro α_t com um modelo ARMA (p,q), obtendo assim um modelo ARMA Sazonal Multiplicativo de ordem $(p,q) \times (P,Q)_s$.

Sua equação pode ser representada como segue:

$$\phi(B^s)Y_t = \theta(B^s)\alpha_t,$$

onde:

- Y_t é a série temporal;
- $\phi(B^s) = 1 - \phi_1(B^s) - \phi_2(B^{2s}) - \dots - \phi_p(B^{sP})$ é o operador autoregressivo sazonal de ordem P;
- $\theta(B^s) = 1 - \theta_1(B^s) - \theta_2(B^{2s}) - \dots - \theta_q(B^{sQ})$ é o operador de médias móveis sazonal de ordem Q;
- α_t é ruído branco.

2.6 Estimação por Máxima Verossimilhança

Neste trabalho utilizaremos o método de estimação por máxima verossimilhança para obter as estimativas dos parâmetros dos diversos modelos a serem ajustados aos dados.

Seja (Y_1, \dots, Y_n) uma amostra dos dados e θ o vetor de parâmetros a serem estimados. A função de verossimilhança é dada por:

$$L(\theta) = f(Y_1, Y_2, \dots, Y_n | \theta).$$

O estimador de máxima verossimilhança é dado por:

$$\hat{\theta}_{EMV} = \max_{\theta} L(\theta).$$

Ou seja, pelo valor que maximiza a função $L(\theta)$. Em geral, maximiza o logaritmo da função de verossimilhança. O negativo inverso da derivada segunda do logaritmo da função de verossimilhança é utilizado para estimar as variâncias e conseqüentemente os erros padrões das estimativas dos parâmetros.

2.7 Testes de Normalidade e Independências dos Resíduos

Nesta seção descreveremos sobre os testes de normalidade e independência dos resíduos utilizados nesse trabalho. Para mais detalhes sobre os testes utilizados nesse capítulo, olhar Gujarati (2004).

2.7.1 Teste de Shapiro-Wilk

No teste de Shapiro-Wilk, sob a hipótese nula H_0 , testamos se uma amostra aleatória x_1, \dots, x_n é considerada como proveniente de uma população normal. A estatística de teste é:

$$W = \frac{(\sum_{i=1}^n a_i X_{(i)})^2}{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}$$

onde

- $X_{(i)}$'s são os valores amostrais ordenados;
- a_i são constantes geradas das variâncias, covariâncias e média das estatísticas de ordem de uma amostra aleatória de tamanho n ;
- $\bar{X} = \frac{(X_1 + \dots + X_n)}{n}$

Valores altos de W sugerem que a hipótese nula seja rejeitada.

2.7.2 Teste de Jarque-Bera

O teste de Jarque-Bera utiliza como parâmetros os coeficientes de assimetria e curtose para verificar se a distribuição é normal. Sua estatística de teste é dada por:

$$J = n \left[\frac{A^2}{6} + \frac{(C - 3)^2}{24} \right],$$

onde:

- n é o número de observações;
- A é o coeficiente de assimetria amostral;
- C é o coeficiente de curtose amostral;

Se os dados forem normais, é esperado que $C-3$ e A sejam próximos de zero, pois sob normalidade, estes coeficientes são 3 e 0, respectivamente. Se não forem próximos de zero, não se aceita a hipótese nula de normalidade dos resíduos.

2.7.3 Teste de Ljung-Box

O teste de Ljung-Box, também conhecido como teste de Portmanteau, é utilizado para verificar se os resíduos são independentes e identicamente distribuídos. A estatística de teste é:

$$L = n(n + 2) \sum_{k=1}^m \frac{\hat{\rho}_k^2}{n - k},$$

onde $\hat{\rho}_k$ é a autocorrelação amostral, m é o número de defasagens e n o tamanho da amostra.

Sob a hipótese nula H_0 , L tem distribuição qui-quadrado com m graus de liberdade. Se os resíduos forem independentes e identicamente distribuídos, é esperado que as autocorrelações sejam próximas de zero. Valores altos de ao menos uma autocorrelação indica dependência dos dados. Ou seja, para valores altos de L , a hipótese nula de não correlação dos resíduos é rejeitada. Se a hipótese nula não for rejeitada e a hipótese de normalidade dos resíduos for satisfeita, podemos assumir que os dados são independentes.

2.8 Critério de Informação de Akaike

O critério de Informação de Akaike (AIC) é uma medida da qualidade relativa do ajuste do modelo. O AIC é definido segundo a seguinte equação:

$$AIC = -2 \ln(L(\hat{\theta})) + 2p,$$

onde $L(\hat{\theta})$ é a função de verossimilhança no ponto de máximo do modelo e p é o número de parâmetros considerados do referido modelo. O primeiro termo da equação é uma recompensa pela qualidade do ajuste e o segundo, uma penalidade pelo aumento do número de parâmetros do modelo. O modelo preferido será o que apresentar menor AIC.

Capítulo 3: Resultados

Neste capítulo serão apresentados os resultados obtidos da análise da influência da taxa SELIC e da presença de sazonalidade na constituição das PMBaC das empresas selecionadas.

Para a montagem da base de dados utilizada neste estudo, acessamos o Sistema de Estatísticas da SUSEP (SES)² e buscamos na categoria *Produtos* por *VGBL: Provisão Matemática de Benefícios a conceder (Fundos)*. Desta pesquisa, obtivemos as provisões matemáticas de benefícios a conceder de VGBL de 55 empresas no período compreendido de janeiro de 2001 a outubro de 2014, mês de coleta dos dados.

Ao analisar os dados fornecidos pela pesquisa, observamos as séries de todas as empresas e constatou-se que parte delas possuía dados incompletos, seja porque as empresas começaram suas atividades depois de 2001 ou interromperam suas operações antes de outubro de 2014. Com isso, decidimos pela exclusão dessas séries e foram selecionadas apenas as empresas ativas que tinham pelo menos 120 meses de provisão, de forma a avaliar a evolução da PMBaC em um período longo de tempo. Com isso, ficamos com 8 empresas para fazer o estudo (apresentadas na tabela 1, juntamente a uma abreviação do nome, dado a elas de forma a simplificar a escrita), e suas provisões selecionadas de agosto de 2004 a outubro de 2014 (123 meses). De forma a facilitar os cálculos, estamos trabalhando com as provisões divididas por um milhão de reais.

² Site do SES: <http://www2.susep.gov.br/menuestatistica/SES/principal.aspx>

Tabela 2: Empresas selecionadas e suas respectivas abreviações.

Empresas Selecionadas	Nomes abreviados
Bradesco Vida e Previdência S.A.	Bradesco
BRASILPREV Seguros e Previdência S.A.	Brasilprev
Caixa Vida e Previdência S.A.	Caixa
HSBC Seguros (Brasil) S.A.	HSBC
Icatu Seguros S.A.	Icatu
Porto Seguro Vida e Previdência S.A.	Porto Seguro
Safra Vida e Previdência S.A.	SAFRA
Sul América Seguros de Pessoas e Previdência S.A.	Sul América

Os dados da taxa SELIC foram selecionados no mesmo período de cálculo, de agosto de 2004 a outubro de 2014, no site <http://www.portalbrasil.net/indices.htm>, no link TAXA SELIC. Com isso, tivemos acesso a uma breve descrição da taxa e seu histórico mensal. Para a realização desse estudo, está sendo utilizada a taxa mensalizada.



Gráfico 2: Evolução da taxa SELIC mensalizada no período compreendido entre agosto de 2004 e outubro de 2014.

Tabela 3: Estatísticas descritivas da taxa SELIC.

	Média	Mediana	Variância	Desvio-padrão
SELIC	0,9472	0,8950	0,0623	0,2496

A média de longo prazo da taxa SELIC no período de estudo foi 0,9472, ou seja, sua variação média de agosto de 2004 a outubro de 2014 foi de 0,9472. Se olharmos no Apêndice A, no período de 2004 a 2014 o crescimento da taxa de inflação mensalizada foi de 0,4488. A taxa SELIC crescendo na mesma direção da inflação pode nos confirmar seu uso como instrumento de controle desta. Sua variabilidade, medida pelo desvio padrão, foi de 0,2496.

Além da influência da SELIC, verificaremos também a existência de sazonalidade, pois acreditamos que pessoas que tem planos de previdência do tipo VGBL tendem a contribuir com uma quantia adicional quando do recebimento do seu décimo terceiro salário.

Definidas a base de dados e o período de cálculo, o próximo passo será ajustar modelos de séries temporais da família ARMA com e sem sazonalidade utilizando a SELIC como variável exógena, para verificar a influência desta taxa na constituição das Provisões Matemáticas de Benefícios a Conceder. O modelo escolhido será o que apresentar menor AIC, desde que respeitadas as diversas hipóteses dos modelos, incluindo normalidade e independência dos erros.

Dito isto, testamos 360 modelos, descritos abaixo:

- AR (p), onde $p=1, \dots, 6$, sem SELIC como variável exógena;
- MA (q), onde $q=1, \dots, 6$, sem SELIC como variável exógena;
- ARMA (p,q), onde $p = 1, 2, 3$ e $q = 1, 2, 3$, sem SELIC como variável exógena;
- AR (p), onde $p=1, \dots, 6$, com SELIC como variável exógena;
- MA (q), onde $q=1, \dots, 6$, com SELIC como variável exógena;

- ARMA (p,q), onde $p = 1, 2, 3$ e $q = 1, 2, 3$, com SELIC como variável exógena;
- SARIMA (p,0,0) (P,0,Q)₁₂, onde $p = 1, \dots, 6$, $P = 1, \dots, 4$ e $Q = 1, \dots, 4$, sem SELIC como variável exógena;
- SARIMA (0,0,q) (P,0,Q)₁₂, onde $q = 1, \dots, 6$, $P = 1, \dots, 4$ e $Q = 1, \dots, 4$, sem SELIC como variável exógena;
- SARIMA (p,0,q) (P,0,Q)₁₂, onde $p = 1, \dots, 6$, $q = 1, \dots, 6$, $P = 1, \dots, 4$ e $Q = 1, \dots, 4$, sem SELIC como variável exógena;
- SARIMA (p,0,0) (P,0,Q)₁₂, onde $p = 1, \dots, 6$, $P = 1, \dots, 4$ e $Q = 1, \dots, 4$, com SELIC como variável exógena;
- SARIMA (0,0,q) (P,0,Q)₁₂, onde $q = 1, \dots, 6$, $P = 1, \dots, 4$ e $Q = 1, \dots, 4$, com SELIC como variável exógena;
- SARIMA (p,0,q) (P,0,Q)₁₂, onde $p = 1, \dots, 6$, $q = 1, \dots, 6$, $P = 1, \dots, 4$ e $Q = 1, \dots, 4$, com SELIC como variável exógena;

Para encontrar o modelo que melhor se ajustasse a série de dados, foi utilizado o programa *R* versão 3.2 com os pacotes “*e1071*” e “*tseries*”.

3.1 Bradesco Vida e Previdência S.A.

O gráfico 3 apresenta a evolução da PMBaC do Bradesco Vida e Previdência S.A. no período selecionado de 123 meses, de agosto de 2004 a outubro de 2014.

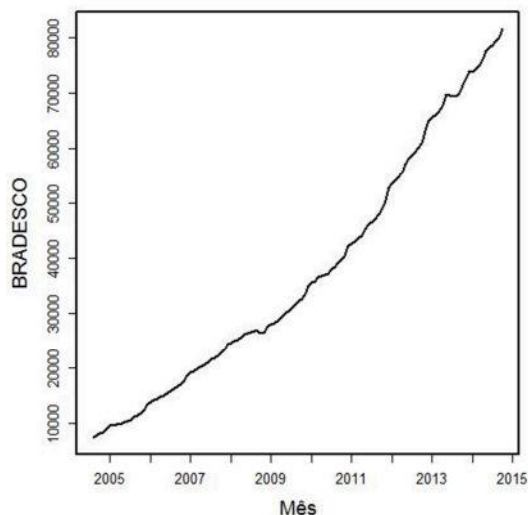


Gráfico 3: Evolução mensal da PMBaC do Bradesco.

Pode-se notar que, através da progressão do tempo, a série apresenta uma tendência crescente.

Para que possamos prosseguir com a análise utilizando os modelos da família ARMA, aplicamos a primeira diferença na série de modo a torná-la estacionária (veja o capítulo 2).

O gráfico 4 mostra a série após a aplicação da primeira diferença.

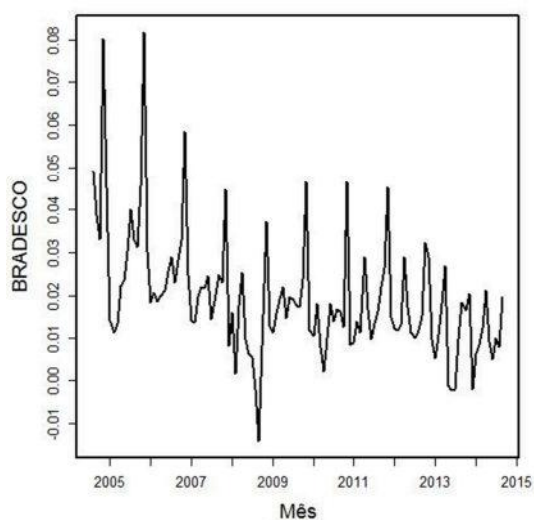


Gráfico 4: Evolução mensal da PMBaC do Bradesco após aplicação da primeira diferença.

A tabela 4 apresenta algumas estatísticas descritivas desta série, após a transformação.

Tabela 4: Estatísticas descritivas da série Bradesco.

Média	Mediana	Desvio padrão	Coefficiente de assimetria	Curtose	Autocorrelação amostral de defasagem 1
0,0196	0,0173	0,0143	1,5313	4,3041	0,4569

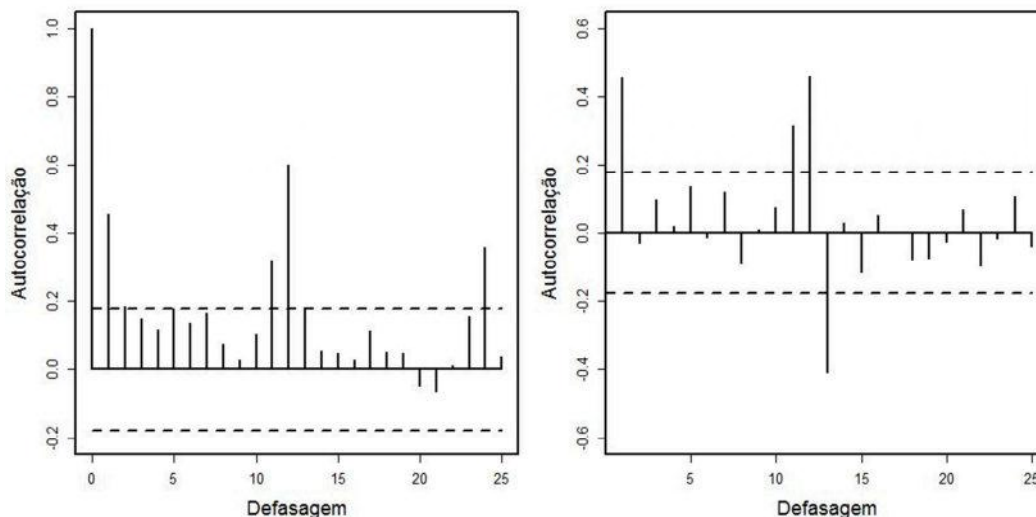
A média de longo prazo da série foi 0,0196. Ou seja, durante o período de observação, a variação média da provisão do Bradesco, após aplicação da primeira diferença, foi 0,0196.

A variabilidade medida pelo desvio padrão é de 0,0143, devido a grande dimensão da escala de medida (a série está em milhões de reais). Isto pode ser medido pelo coeficiente de variação, que neste caso foi de 73%.

Já o coeficiente de assimetria mede o quanto e como a distribuição dos dados é, ou não, assimétrica. Neste caso, o coeficiente é positivo, indicando que a distribuição da série é assimétrica a direita, ou seja, isto indica maiores movimentos de crescimento do que de decréscimo.

O coeficiente de curtose positivo indica que a série é leptocúrtica, ou seja, a curva da sua função de probabilidade decai mais lentamente para zero quando comparado com a curva da função de densidade de probabilidade da distribuição Normal. Em geral, dizemos que a distribuição tem caudas mais pesadas do que a Normal.

O gráfico 5.a e 5.b são os gráficos da autocorrelação amostral e sua versão parcial. Eles nos mostram uma autocorrelação além dos limites do intervalo de confiança, indicando dependência temporal e possivelmente uma sazonalidade anual, devida provavelmente a contribuições adicionais feitas pelos segurados quando do recebimento do seu décimo terceiro salário.



(a) Autocorrelação.

(b) Autocorrelação parcial.

Gráfico 5: Autocorrelação e sua versão parcial da PMBaC do Bradesco.

A seguir, utilizamos os modelos ARMA com e sem sazonalidade para modelar a série, utilizando a taxa SELIC como variável exógena, de forma a observar se a taxa SELIC tem efeito na constituição das provisões ao longo do tempo, e se essas constituições tem algum tipo de sazonalidade. A tabela 5 expõe os dados do modelo com menor AIC, considerado o mais adequado para representar a variável resposta PMBaC da série Bradesco Vida e Previdência S.A.. O melhor modelo é um ARMA (1,0)(3,0) com SELIC como variável exógena.

Tabela 5: Coeficiente e estatísticas obtidas no modelo escolhido da série Bradesco.

	AR1	SAR1	SAR2	SAR3	Interc.	SELIC
Coeficiente	0,5805	0,5467	0,0618	0,2481	0,0091	0,0126
Erro Padrão	0,0770	0,1019	0,1175	0,1054	0,0113	0,0088
Desvio padrão estimado: 0,2064			Verossimilhança: 409,68		AIC: -805,36	

Se o valor 0 não estiver incluído no intervalo $[coeficiente - 3 \times desvio, coeficiente + 3 \times desvio]$, podemos dizer que o coeficiente é altamente significativo e razoavelmente significativo a 2 desvios padrões. Fazendo essa

verificação para o coeficiente do AR1, com 3 desvios-padrões o intervalo não contém o zero; então, podemos considerá-lo estatisticamente significativo. Ao fazermos o mesmo para o coeficiente do SAR3 vemos que com 2 desvios padrões podemos considera-lo estatisticamente significativos e para a SELIC, vemos que utilizando 3 ou 2 desvios padrões o coeficiente não será significativo. Mesmo com esses resultados, manteremos esse modelo pois foi o que manteve melhor ajuste segundo o critério do AIC.

Os gráficos, tabelas e testes a seguir foram utilizados para verificar se o modelo atende as hipóteses de normalidade, independência e homocedasticidade dos resíduos.

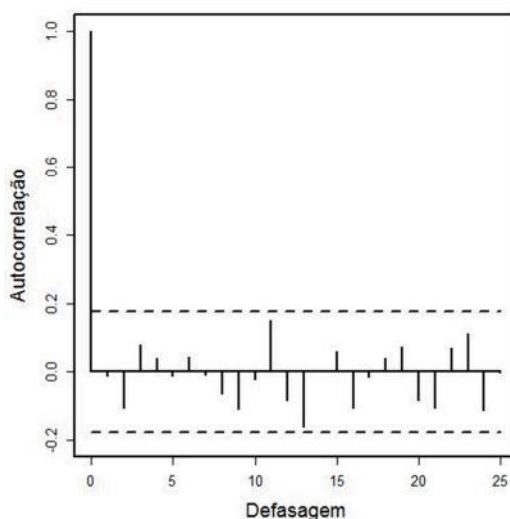


Gráfico 6: Autocorrelação da série de resíduos da PMBaC do Bradesco após o ajuste do modelo ARMA (1,0)(3,0).

O gráfico 6 nos mostra que, após a série ser modelada, ela não apresenta mais correlação nos resíduos fora dos limites do intervalo de confiança.

Para testar a normalidade dos resíduos, fizemos os testes de Shapiro-Wilk e Jarque-Bera, cujos resultados foram apresentados na tabela 6.

Tabela 6: Resultado dos testes de normalidade de Shapiro-Wilk e Jarque-Bera sobre os resíduos da PMBaC do Bradesco após o ajuste do modelo ARMA (1,0)(3,0).

Teste	P-valor
Shapiro-Wilk	0,0196
Jarque-Bera	0,0003

Em ambos os testes o p-valor é menor que 0,02, e com isso rejeitamos a hipótese nula de normalidade dos resíduos. Mas, se considerarmos um nível de significância de 0,01, então não rejeitamos a hipótese nula no teste de Shapiro-Wilk, e com isto assumimos que os erros também têm distribuição normal. Poderíamos utilizar outras transformações (logaritmo por exemplo) ou considerar distribuições com caudas pesadas e assimétricas. Entretanto, isto estaria além do escopo deste trabalho.

A tabela 7 apresenta os p-valores correspondentes ao teste de Ljung-Box, para diferentes escolhas de m, apresentado na fórmula presente na seção 2.7.3 do capítulo 2.

Tabela 7: Resultado do teste de Ljung-Box sobre os resíduos da PMBaC do Bradesco após o ajuste do modelo ARMA (1,0)(3,0).

Defasagem	P-valor
2	0,3734
3	0,4087
4	0,5490
5	0,6918

Os resultados da tabela 7 indicam que os p-valores são maiores que 0,10. Sendo assim, não rejeitamos a hipótese nula de correlação zero entre os resíduos. Como os resíduos são normais, podemos assumir também independência.

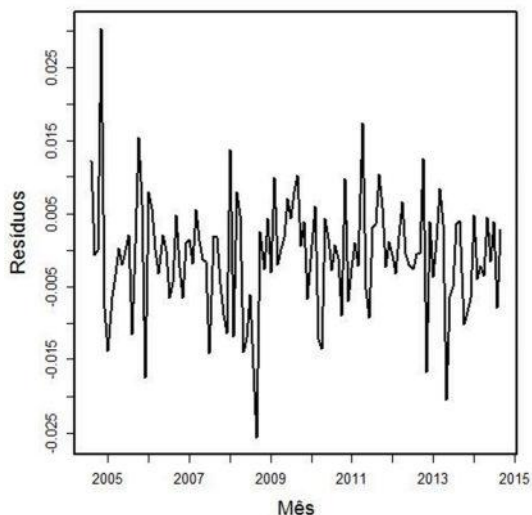


Gráfico 7: Evolução temporal dos resíduos da PMBaC do Bradesco após o ajuste do modelo ARMA (1,0)(3,0).

O gráfico 7 pode nos confirmar que a hipótese de homocedasticidade está sendo satisfeita pois indica uma variância constante dos resíduos.

Com as hipóteses do modelo sendo satisfeitas, podemos concluir que a taxa SELIC neste caso ajuda a explicar a evolução da PMBaC ao longo do tempo e que há sazonalidade na constituição desta provisão.

3.2 BRASILPREV Seguros e Previdência S/A

O gráfico 8 apresenta a evolução da PMBaC da BRASILPREV Seguros e Previdência S/A de agosto de 2004 a outubro de 2014.

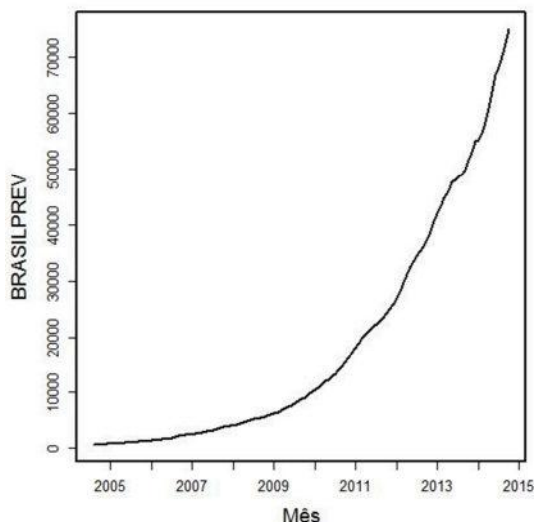


Gráfico 8: Evolução mensal da PMBaC da Brasilprev.

Ao analisar o gráfico podemos notar que a série apresenta uma tendência crescente ao longo do tempo.

Aplicamos a primeira diferença na série de modo a torna-la estacionária (veja o capítulo 2) para que possamos prosseguir com a análise utilizando os modelos da família ARMA.

O gráfico 9 mostra a série após a aplicação da primeira diferença.

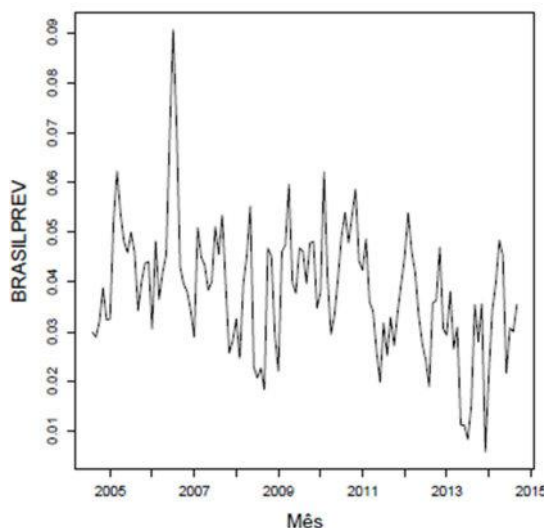


Gráfico 9: Evolução mensal da PMBaC da Brasilprev após aplicação da primeira diferença.

A tabela 8 apresenta algumas estatísticas descritivas desta série, após a transformação.

Tabela 8: Estatísticas descritivas da série Brasilprev.

Média	Mediana	Desvio padrão	Coefficiente de assimetria	Curtose	Autocorrelação amostral de defasagem 1
0,0384	0,0386	0,0129	0,3964	1,5925	0,6084

A média de longo prazo da série foi 0,0384, o que indica que durante o período de observação, a variação média da provisão da Brasilprev (após aplicarmos a primeira diferença) foi 0,0384.

A variabilidade medida pelo desvio padrão é de 0,0129 (devido a grande dimensão da escala de medida, já que a série está em milhões de reais), podendo também ser medida pelo coeficiente de variação, que neste caso foi de 33,6%.

O coeficiente de assimetria mede o quanto e como a distribuição dos dados é, ou não, assimétrica. Neste caso, o coeficiente é positivo, indicando maiores movimentos de crescimento do que de decréscimo, a distribuição da série é assimétrica a direita.

O coeficiente de curtose positivo indica que a série é leptocúrtica, ou seja, tem caudas mais pesadas do que a Normal. A curva da sua função de probabilidade, quando comparada a curva da função de densidade de probabilidade da distribuição Normal, decai mais lentamente para zero.

O gráfico 10.a e 10.b são os gráficos da autocorrelação amostral e sua versão parcial. Por eles podemos ver que a autocorrelação está além dos limites do intervalo de confiança, indicando dependência temporal e possivelmente uma sazonalidade anual, devido a contribuições adicionais feitas pelos segurados quando do recebimento do seu décimo terceiro salário.

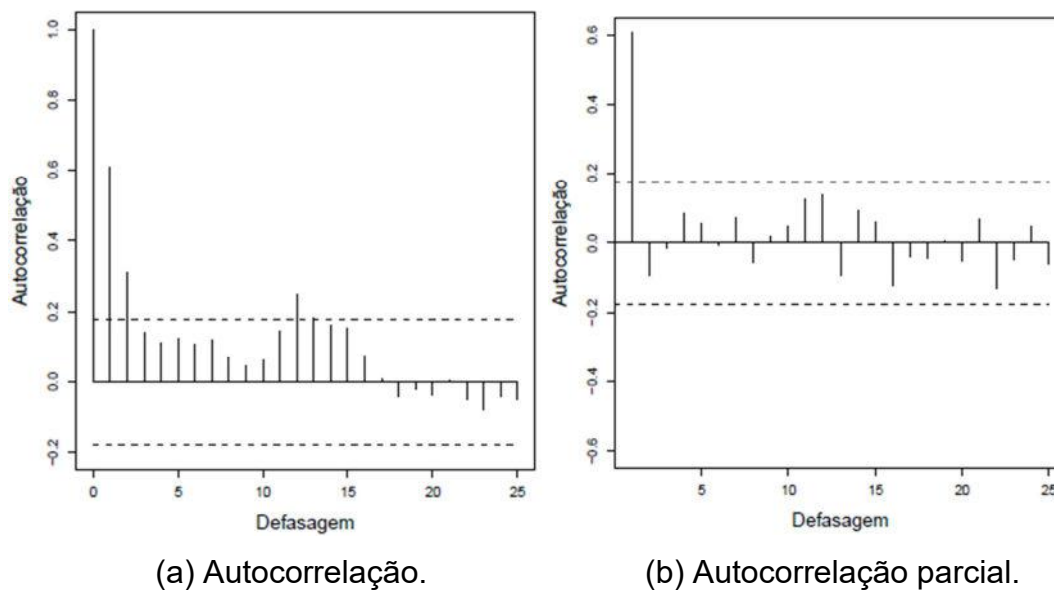


Gráfico 10: Autocorrelação e sua versão parcial da PMBaC da Brasilprev.

Em seguida, foram utilizados os modelos ARMA com e sem sazonalidade para modelar a série, utilizando a taxa SELIC como variável exógena, de forma a observar se a taxa SELIC tem efeito na constituição das provisões ao longo do tempo, e se essas constituições tem algum tipo de sazonalidade. A tabela 9 expõe os dados do modelo considerado o mais adequado para representar a variável resposta PMBaC da série Brasilprev, aquele que apresentou o menor AIC. O melhor modelo é um ARMA (1,0)(0,4) sem utilizar a SELIC como variável exógena.

Tabela 9: Coeficiente e estatísticas obtidas no modelo escolhido da série Brasilprev.

	AR1	SAR1	SAR2	SAR3	SAR4	Intercepto
Coeficiente	0,6218	0,1818	-0,0322	0,1426	0,4210	0,0379
Erro Padrão	0,0702	0,1121	0,0924	0,1224	0,1633	0,0033
Desvio padrão estimado: 0,2383			Verossimilhança: 394,01		AIC: -774,01	

Utilizando a regra de múltiplos desvios padrão adicionados a estimativa do coeficiente, podemos verificar que o coeficientes AR1 é significativo e o coeficiente SAR4 é marginalmente significativo. O gráfico 11 nos confirma que

este é um bom modelo, pois após a modelagem, podemos verificar que a série de resíduos do ajuste do modelo ARMA (1,0)(0,4) ficou dentro dos limites de confiança.

Para verificar se o modelo atende as hipóteses de normalidade, independência e homocedasticidade dos resíduos, verificamos os gráficos e os testes apresentados nas tabelas a seguir.

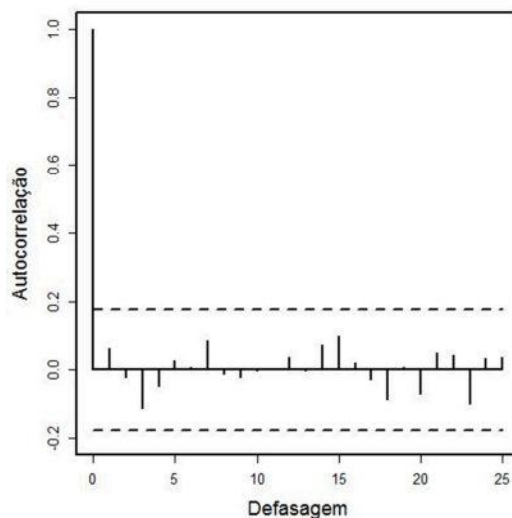


Gráfico 11: Autocorrelação da série de resíduos da PMBaC da Brasilprev após o ajuste do modelo ARMA (1,0)(0,4).

O gráfico 11 nos mostra que, após a série Brasilprev ser modelada, a série de resíduos resultante não apresenta mais autocorrelações significativas.

Para testar a normalidade dos resíduos, fizemos os testes de Shapiro-Wilk e Jarque-Bera, cujos resultados foram apresentados na tabela

Tabela 10: Resultado dos testes de normalidade de Shapiro-Wilk e Jarque-Bera sobre os resíduos das PMBaC da Brasilprev após o ajuste do modelo ARMA (1,0)(0,4).

Teste	P-valor
Shapiro-Wilk	0,4285
Jarque-Bera	0,2637

Em ambos os testes o p-valor é maior que 0,10, o que nos leva a não rejeição da hipótese nula no teste de Shapiro-Wilk, ou seja, assumimos que os erros têm distribuição normal.

A tabela 11 apresenta os p-valores correspondentes ao teste de Ljung-Box, para diferentes escolhas de m, apresentado na fórmula presente na seção 2.7.3 do capítulo 2.

Tabela 11: Resultado do teste de Ljung-Box sobre os resíduos da PMBaC da Brasilprev após ajuste do modelo ARMA (1,0)(0,4).

Defasagem	P-valor
2	0,7407
3	0,5329
4	0,6454
5	0,7651

Os resultados do teste para todas as defasagens testadas, mostrados na tabela 8, indicam p-valores maiores que 0,10. Sendo assim, não rejeitamos a hipótese nula de correlação zero entre os resíduos. Como podemos assumir normalidade dos resíduos, podemos assumir também independência.

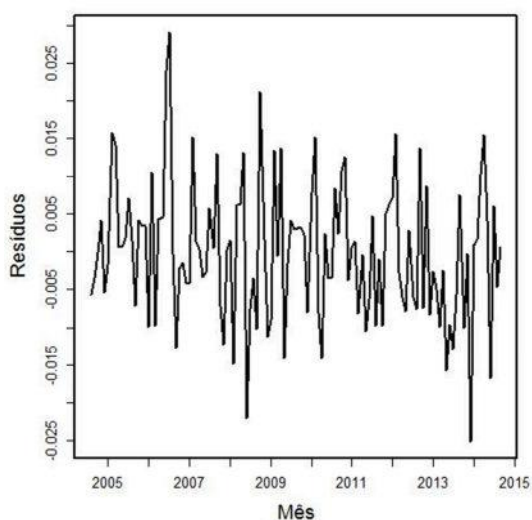


Gráfico 12: Evolução temporal dos resíduos da PMBaC da Brasilprev após o ajuste do modelo ARMA (1,0)(0,4).

Pelo gráfico 12 podemos observar variância constante dos resíduos, o que pode nos confirmar que a hipótese de homocedasticidade está sendo satisfeita.

Com as hipóteses do modelo sendo satisfeitas, podemos concluir que neste caso que há sazonalidade na constituição desta provisão mas a taxa SELIC não ajuda a explicar a evolução da PMBaC ao longo do tempo.

3.3 Caixa Vida e Previdência S.A.

O gráfico 13 mostra a evolução da PMBaC da Caixa Vida e Previdência S.A. de agosto de 2004 a outubro de 2014.

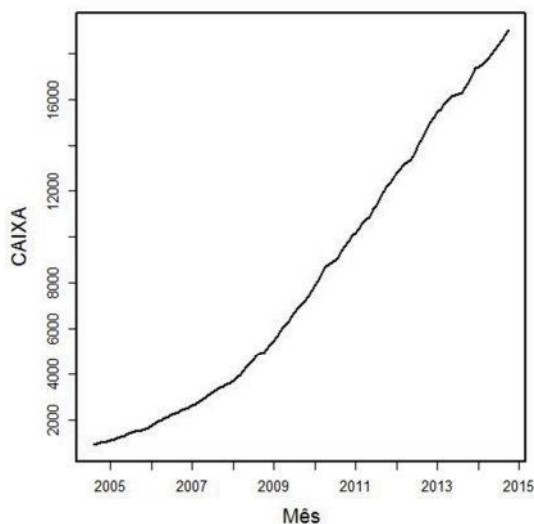


Gráfico 13: Evolução mensal da PMBaC da Caixa.

Pode-se notar que com o passar do tempo a série apresenta uma tendência crescente.

Aplicamos a primeira diferença na série de modo a torna-la estacionária (veja o capítulo 2), para que possamos prosseguir com a análise utilizando os modelos da família ARMA,

O gráfico 14 mostra a série após a aplicação da primeira diferença.

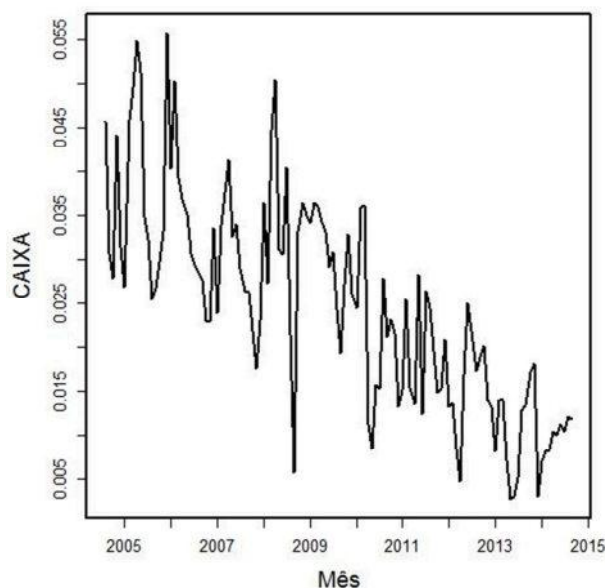


Gráfico 14: Evolução mensal da PMBaC da Caixa após aplicação da primeira diferença.

O gráfico 14 mostra que a série após a primeira diferença apresenta uma tendência decrescente, o que indicaria que a série seria não estacionária, nos impossibilitando assim de aplicar a família de modelos ARMA. Para resolver esse problema, incluiremos no estudo uma variável regressora temporal de forma a explicar essa tendência decrescente.

A tabela 12 apresenta algumas estatísticas descritivas desta série, após a transformação.

Tabela 12: Estatísticas descritivas da série Caixa.

Média	Mediana	Desvio padrão	Coefficiente de assimetria	Curtose	Autocorrelação amostral de defasagem 1
0,0248	0,0252	0,0122	0,2969	-0,4833	0,7461

A média de longo prazo da série foi 0,0248. Ou seja, a variação média da provisão do HSBC foi 0,0248.

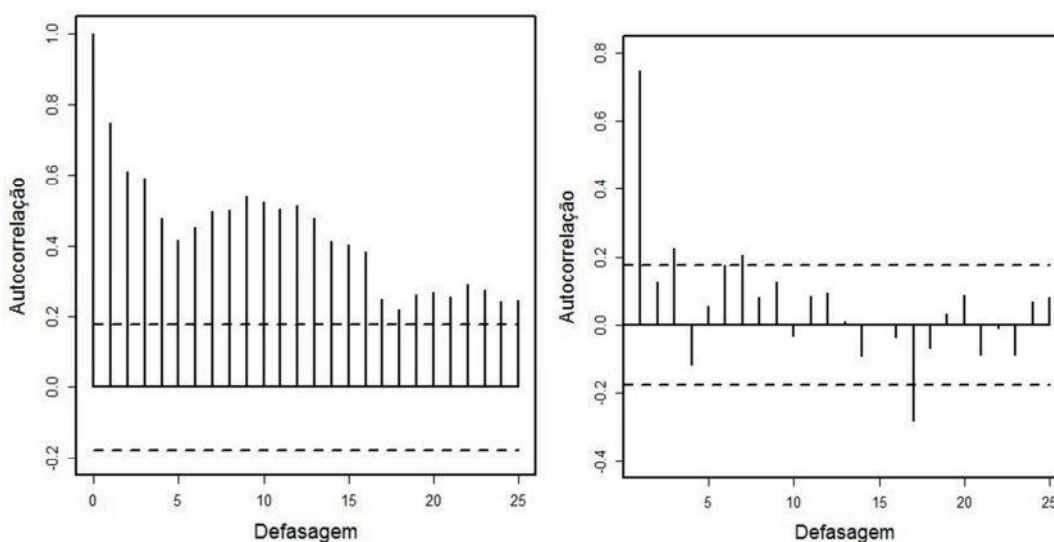
A variabilidade medida pelo desvio padrão é de 0,0122, podendo ser medido também pelo coeficiente de variação, que neste caso foi de 49,2%.

Já o coeficiente de assimetria mede o quanto e como a distribuição dos dados é, ou não, assimétrica. Neste caso, o coeficiente é positivo, indicando

que a distribuição da série é assimétrica a direita, ou seja, isto indica maiores movimentos de crescimento do que de decréscimo.

O coeficiente de curtose negativo indica que a série é platicúrtica, ou seja, a curva da sua função de probabilidade decai mais rapidamente para zero quando comparado com a curva da função de densidade de probabilidade da distribuição Normal. Em geral costumamos dizer que ela é mais achatada que a curva da distribuição Normal.

O gráfico 15.a e 15.b são os gráficos da autocorrelação amostral e sua versão parcial. Eles nos mostram que a autocorrelação está além dos limites do intervalo de confiança, indicando dependência temporal e possivelmente uma sazonalidade anual, devido a contribuições adicionais feitas pelos segurados quando do recebimento do seu décimo terceiro salário.



(a) Autocorrelação.

(b) Autocorrelação parcial.

Gráfico 15: Autocorrelação e sua versão parcial da PMBaC da Caixa.

A seguir, utilizamos os modelos ARMA com e sem sazonalidade para modelar a série, utilizando a taxa SELIC e o tempo como variáveis exógenas, de forma a observar se existe influência da taxa SELIC na constituição das provisões ao longo do tempo, se existe algum tipo de sazonalidade nessas constituições e explicar o comportamento decrescente da série. A tabela 13 expõe os dados do modelo com menor AIC, considerado o mais adequado para representar a variável resposta PMBaC da série CaixaVida e Previdência S.A.. O melhor modelo é um AR (5) sem SELIC como variável exógena.

Tabela 13: Coeficiente e estatísticas obtidas no modelo escolhido da série Caixa.

	AR1	AR2	AR3	AR4	AR5	Interc.	Tempo
Coeficiente	0,4094	-0,1293	0,1476	-0,1927	-0,1986	0,0418	0,0549
Erro Padrão	0,0885	0,0946	0,0950	0,0961	0,0901	0,0013	0,0183
Desvio padrão estimado: 0,1697			Verossimilhança: 440,21			AIC: -864,43	

Podemos verificar que os coeficientes AR5 e tempo são marginalmente significativos.

O gráfico 16 nos mostra que após o ajuste a série de resíduos ficou com praticamente todas as suas autocorrelações dentro dos limites de confiança.

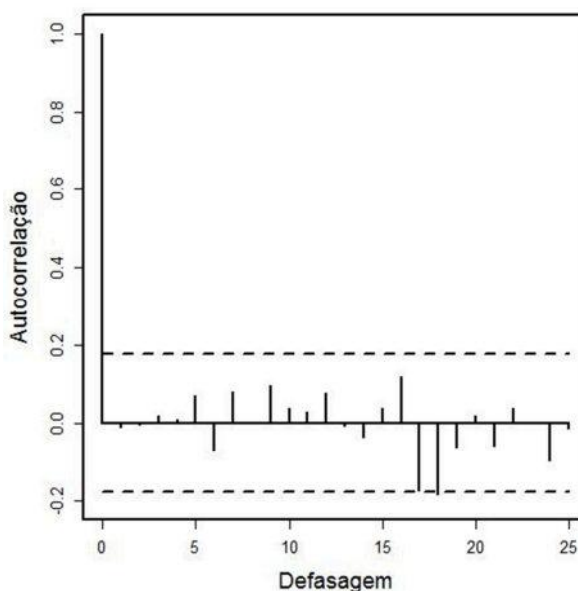


Gráfico 16: Autocorrelação da série de resíduos da PMBaC da Caixa após ajuste do modelo AR(5).

O modelo AR (5) satisfaz o critério de menor AIC, porém não satisfaz a hipótese de autocorrelação nula para todas as defasagens. Com isso, pegamos o modelo que apresentava o segundo menor AIC (-864,05), sendo este o modelo ARMA (5,0)(0,2) e analisamos seu gráfico de autocorrelação:

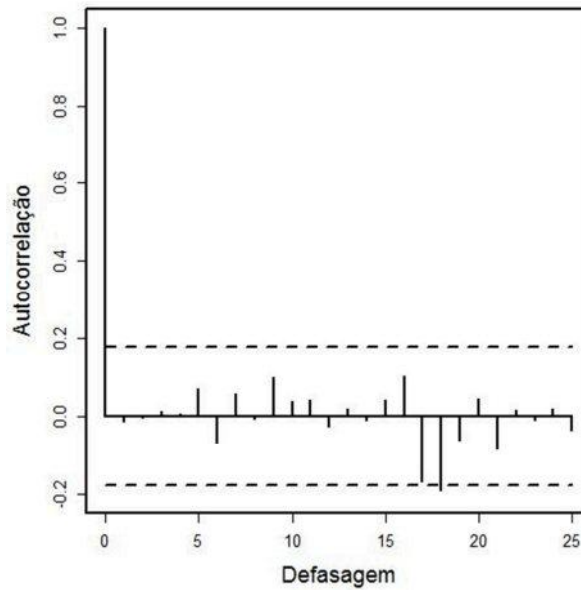


Gráfico 17: Autocorrelação da série de resíduos da PMBaC da Caixa após ajuste do modelo ARMA(5,0)(0,2).

O gráfico 17 nos mostra que o novo modelo também apresenta autocorrelação fora dos intervalos de confiança. Pegamos então o modelo que apresentava o modelo com terceiro menor AIC, o modelo ARMA (5,0)(0,1) com SELIC como variável exógena. Este modelo satisfaz a hipótese de autocorrelação nula para todas as defasagens (ver gráfico 18), sendo este então o modelo escolhido para prosseguirmos com as análises.

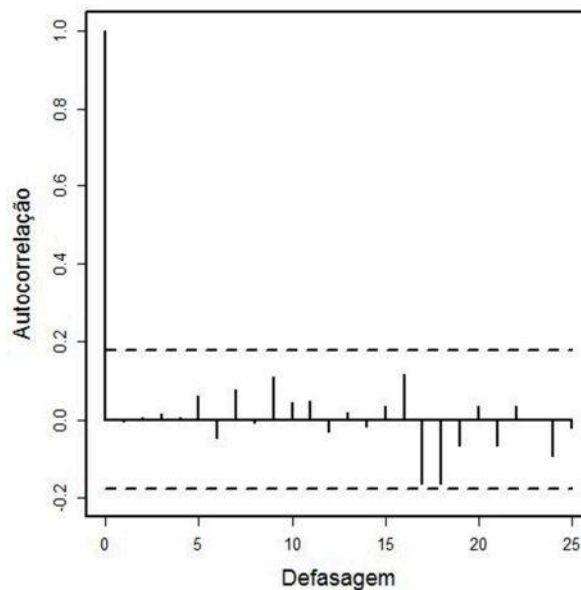


Gráfico 18: Autocorrelação da série de resíduos da PMBaC da Caixa após ajuste do modelo ARMA (5,0)(0,1) com SELIC.

A tabela com as estatísticas descritivas do novo modelo escolhido, ARMA (5,0)(0,1) com a taxa SELIC como variável exógena, segue abaixo:

Tabela 14: Coeficiente e estatísticas obtidas no novo modelo escolhido da série Caixa.

	AR1	AR2	AR3	AR4	AR5	SMA1
Coeficiente	0,3998	-0,1383	0,1351	-0,1985	-0,1748	0,1470
Erro Padrão	0,0900	0,0949	0,0965	0,0964	0,0923	0,1144
Desvio padrão estimado: 0,1682			Verossimilhança: 441,08			

	Intercepto	SELIC	Tempo
Coeficiente	0,0394	0,0018	0,0549
Erro Padrão	0,0056	0,0042	0,0183
AIC: -862,17			

Utilizando a regra de múltiplos desvios padrões adicionados a estimativa do coeficiente, podemos verificar que os coeficientes AR5, SMA1, SELIC e tempo não são estatisticamente significativos e o coeficiente tempo é marginalmente significativo. Mesmo com este resultado, resolvemos manter este modelo porque ele foi o que apresentou o menor valor de AIC. Podemos verificar no gráfico 18 que após a modelagem, a série de resíduos do ajuste do modelo ARMA (5,0)(0,1) ficou dentro dos limites de confiança.

Os gráficos, tabelas e testes a seguir foram utilizados para verificar se o modelo atende as hipóteses de normalidade, independência e homocedasticidade dos resíduos.

A seguir fizemos os testes de Shapiro-Wilk e Jarque-Bera, para testar a normalidade dos resíduos. Os resultados foram apresentados na tabela 15.

Tabela 15: Resultado dos testes de normalidade de Shapiro-Wilk e Jarque-Bera sobre os resíduos da PMBaC da Caixa após o ajuste do modelo ARMA (5,0)(0,1).

Teste	P-valor
Shapiro-Wilk	0,4154
Jarque-Bera	0,4761

Em ambos os testes o p-valor é maior que 0,01, e com isso não rejeitamos a hipótese nula de normalidade dos resíduos. Senso assim, podemos assumir que os erros têm distribuição normal.

A tabela 16 apresenta os p-valores correspondentes ao teste de Ljung-Box, para diferentes escolhas de m, apresentado fórmula presente na seção 2.7.3 do capítulo 2.

Tabela 16: Resultado do teste de Ljung-Box sobre os resíduos da PMBaC da Caixa após o ajuste do modelo ARMA (5,0)(0,1).

Defasagem	P-valor
2	0,9958
3	0,9977
4	0,9997
5	0,9906

Pela tabela podemos ver que os p-valores são maiores que 0,10, então não rejeitamos a hipótese nula de correlação zero entre os resíduos. Como os resíduos são normais, podemos assumir também independência.

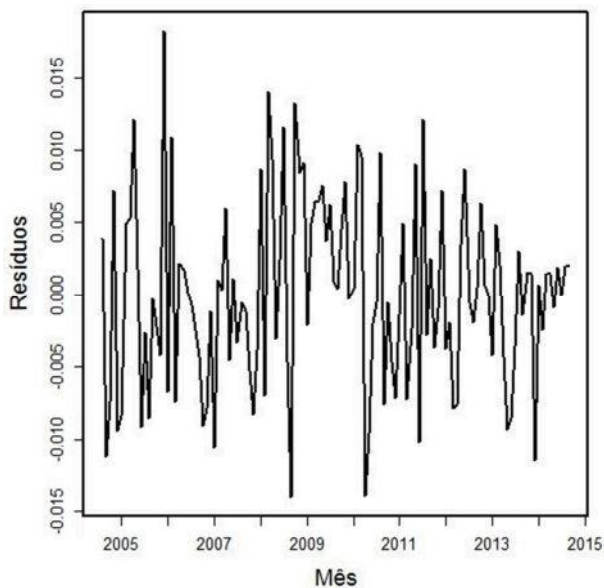


Gráfico 19: Evolução temporal dos resíduos da série Caixa após o ajuste do modelo ARMA (5,0)(0,1).

Pelo gráfico 19 podemos observar que a hipótese de homocedasticidade está sendo satisfeita pois indica uma variância constante dos erros.

Com as hipóteses do modelo sendo satisfeitas, podemos concluir que a taxa SELIC neste caso ajuda a explicar a evolução da PMBaC ao longo do tempo e que há sazonalidade na constituição desta provisão.

3.4 HSBC Seguros (Brasil) S.A.

O gráfico 20 apresenta a evolução da PMBaC do HSBC Seguros (Brasil) S.A. no período selecionado de 123 meses, de agosto de 2004 a outubro de 2014.

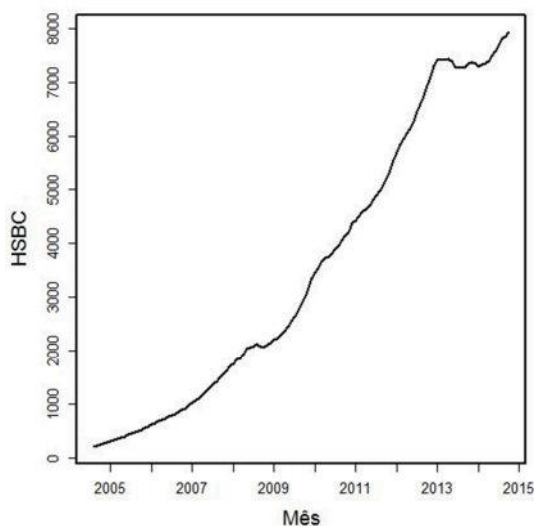


Gráfico 20: Evolução mensal da PMBaC do HSBC.

Ao analisar o gráfico, podemos observar que com o passar do tempo a série apresenta uma tendência crescente, mas tem um comportamento um pouco atípico no final de série. Desconhecemos, entretanto, o motivo deste comportamento.

Para prosseguir com a análise utilizando os modelos da família ARMA, aplicamos a primeira diferença na série de modo a torna-la estacionária (veja o capítulo 2).

O gráfico 21 mostra a série após a aplicação da primeira diferença.

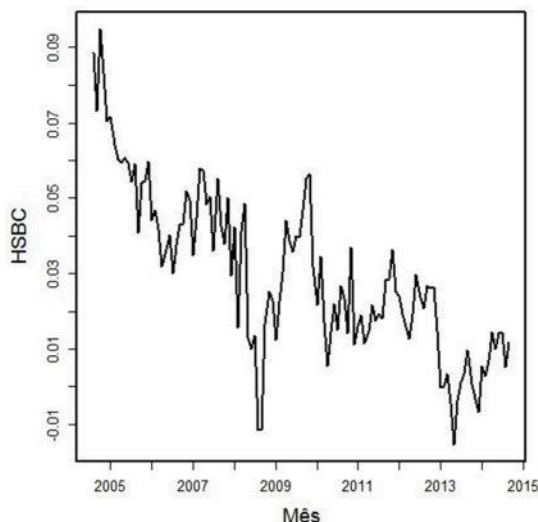


Gráfico 21: Evolução mensal da PMBaC do HSBC após aplicação da primeira diferença.

Ao analisar o gráfico 21 podemos ver que após a aplicação da primeira diferença, a série apresenta uma tendência decrescente, o que indicaria a não estacionariedade, nos impossibilitando assim de aplicar a família de modelos ARMA. De modo a resolver esse problema, incluiremos no estudo uma variável regressora temporal de forma a tentar explicar essa tendência decrescente. Note que o final da série na primeira diferença também apresenta um comportamento um pouco atípico.

A seguir, apresentamos algumas estatísticas descritivas desta série após a transformação, mostradas na tabela 17.

Tabela 17: Estatísticas descritivas da série HSBC.

Média	Mediana	Desvio padrão	Coefficiente de assimetria	Curtose	Autocorrelação amostral de defasagem 1
0,0300	0,0268	0,0220	0,4032	-0,1408	0,8474

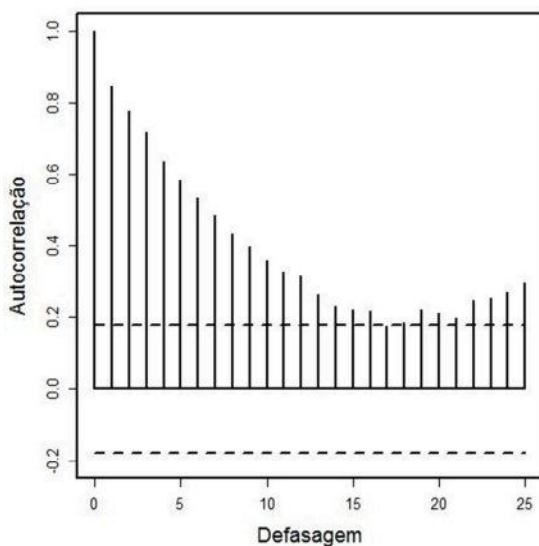
A média de longo prazo da série foi 0,03. Ou seja, durante o período de observação, a variação média da provisão do HSBC, após aplicação da primeira diferença, foi 0,03.

A variabilidade medida pelo desvio padrão é de 0,022, podendo também ser medida pelo coeficiente de variação, que neste caso foi de 73,3%.

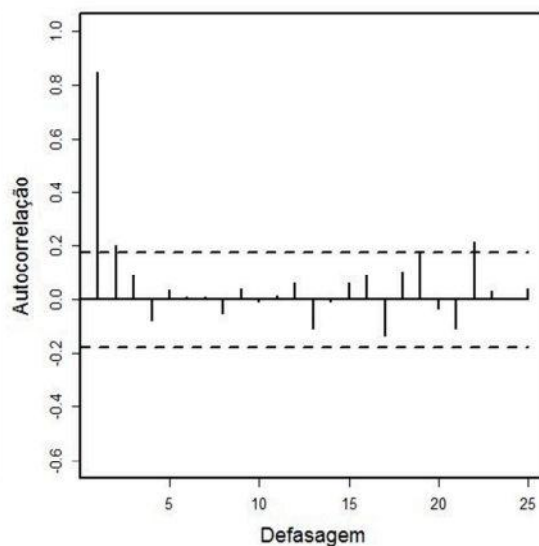
O coeficiente de assimetria mede como a distribuição dos dados é, ou não, assimétrica, e o quanto. Neste caso, o coeficiente é positivo, indicando que a distribuição da série é assimétrica a direita.

O coeficiente de curtose negativo indica que a série é platicúrtica, ou seja, ela é mais achatada que a curva da função de densidade de probabilidade da distribuição Normal.

O gráfico 22.a e 22.b são os gráficos da autocorrelação amostral e sua versão parcial. Por eles podemos ver que a autocorrelação está além dos limites do intervalo de confiança, indicando dependência temporal e possivelmente uma sazonalidade anual, ocasionada possivelmente por contribuições adicionais feitas pelos segurados quando do recebimento do seu décimo terceiro salário.



(a) Autocorrelação.



(b) Autocorrelação parcial.

Gráfico 22: Autocorrelação e sua versão parcial da PMBaC do HSBC.

O passo seguinte foi utilizar os modelos ARMA com e sem sazonalidade para modelar a série, utilizando a taxa SELIC e o tempo como variáveis exógenas, de modo a observar a influência destas na constituição das provisões ao longo do tempo, se essas constituições têm algum tipo de sazonalidade e explicar o comportamento decrescente da série. A tabela 18 expõe os dados do modelo que apresentou menor AIC, considerado o mais

adequado para representar a variável resposta PMBaC da série HSBC. O melhor modelo é um ARMA (1,1) sem utilizar a SELIC como variável exógena.

Tabela 18: Coeficiente e estatísticas obtidas no modelo escolhido da série HSBC.

	AR1	MA1	Intercepto	Tempo
Coeficiente	0,8173	-0,2617	0,0635	-0,0916
Erro Padrão	0,0764	0,1216	0,0068	0,0183
Desvio padrão estimado: 0,2533			Veros.: 391,32	AIC: -772,65

Analisando a significância estatística dos coeficientes, verificamos que o AR1 é significativo, mas o MA1 e o da variável tempo não são. Mesmo assim prosseguiremos com este modelo por ter apresentado menor AIC.

Ao fazermos o gráfico da autocorrelação (gráfico 23) podemos observar que, apesar deste modelo apresentar o menor AIC, ele não satisfaz a hipótese de autocorrelação nula para todas as defasagens.

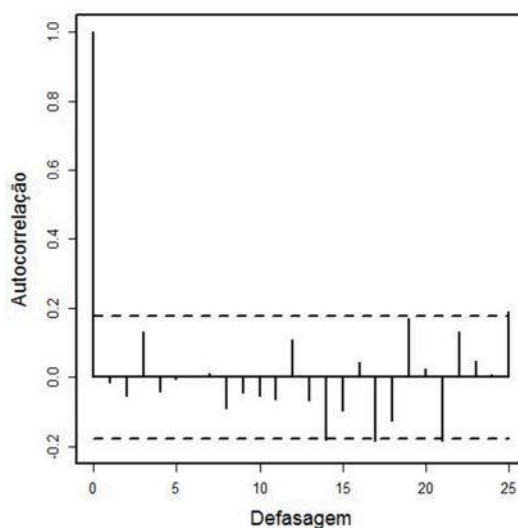


Gráfico 23: Autocorrelação da série de resíduos da PMBaC do HSBC após o ajuste do modelo ARMA (1,1).

Então, pegamos o modelo com segundo menor AIC, de forma a verificar se este satisfazia todas as hipóteses do modelo. Este modelo é o ARMA (1,3)(0,1), e seu gráfico de autocorrelação é apresentado abaixo:

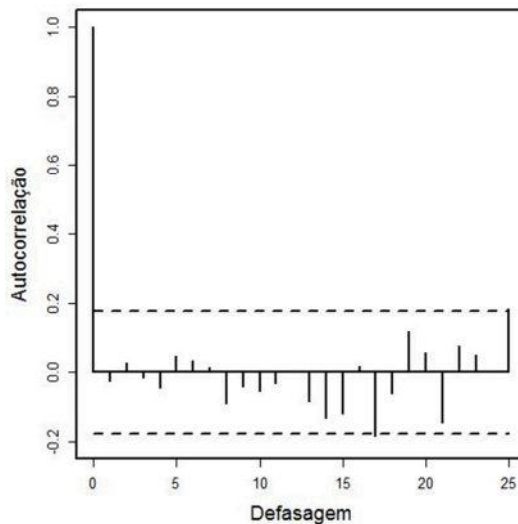


Gráfico 24: Autocorrelação da série de resíduos da PMBaC do HSBC após o ajuste do modelo ARMA(1,3)(0,1).

O gráfico 24 nos mostra que, após a modelagem da série HSBC, ela praticamente não apresenta mais correlação nos resíduos fora dos limites do intervalo de confiança. Se aumentarmos um pouco este intervalo, consideraremos os resíduos não correlacionados, e por isso vamos seguir com este modelo, pois foi o que melhor se ajustou a série.

Para testar a normalidade dos resíduos, fizemos os testes de Shapiro-Wilk e Jarque-Bera, cujos resultados foram apresentados na tabela abaixo.

Tabela 19: Resultado dos testes de normalidade de Shapiro-Wilk e Jarque-Bera sobre os resíduos da PMBaC do HSBC após o ajuste do modelo ARMA (1,3)(0,1).

Teste	P-valor
Shapiro-Wilk	0,14
Jarque-Bera	0,1051

Em ambos os testes o p-valor é maior que 0,10, e com isto não rejeitamos a hipótese nula de normalidade dos resíduos, ou seja, assumimos que os erros têm distribuição normal.

A tabela 20 apresenta os p-valores correspondentes ao teste de Ljung-Box, para diferentes escolhas de m, apresentado na fórmula na seção 2.7.3.

Tabela 20: Resultado do teste de Ljung-Box sobre os resíduos da PMBaC do HSBC após o ajuste do modelo ARMA (1,3)(0,1).

Defasagem	P-valor
2	0,9199
3	0,9771
4	0,9776
5	0,9828

Os resultados do teste para todas as defasagens testadas indicam p-valores maiores que 0,10. Sendo assim, não rejeitamos a hipótese nula de correlação zero entre os resíduos. Como podemos assumir normalidade dos resíduos, podemos assumir também independência.

O gráfico 25 nos indica que a variância dos erros é constante, o que pode nos confirmar que a hipótese de homocedasticidade está sendo satisfeita.

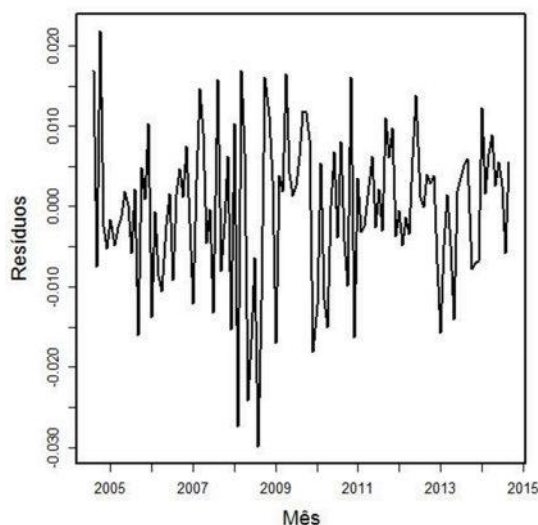


Gráfico 25: Evolução temporal dos resíduos da PMBaC do HSBC após o ajuste do modelo ARMA (1,3)(0,1).

Como todas as hipóteses do modelo estão sendo satisfeitas, podemos concluir que neste caso há sazonalidade na constituição desta provisão mas a taxa SELIC não ajuda a explicar a evolução da PMBaC ao longo do tempo.

As séries a seguir apresentaram comportamento atípico no ano de 2008, possivelmente reflexo da crise que assolou os Estados Unidos e que conseqüentemente atingiu o Brasil, pois sem crédito internacional, o crédito do nosso país também diminuiu, e com ele o número de exportações, fazendo subir o preço dos produtos no mercado interno e a taxa de juros.

Como o foco do estudo é avaliar o passado mais recente das séries, para as 4 séries seguintes retiramos da análise os dados até dezembro de 2008, ou seja, começamos o estudo de janeiro de 2009 até outubro de 2014, totalizando 70 observações para serem estudadas.

3.5 Icatu Seguros S.A.

O gráfico 26 apresenta a evolução da PMBaC da Icatu Seguros S.A. de janeiro de 2009 a outubro de 2014.

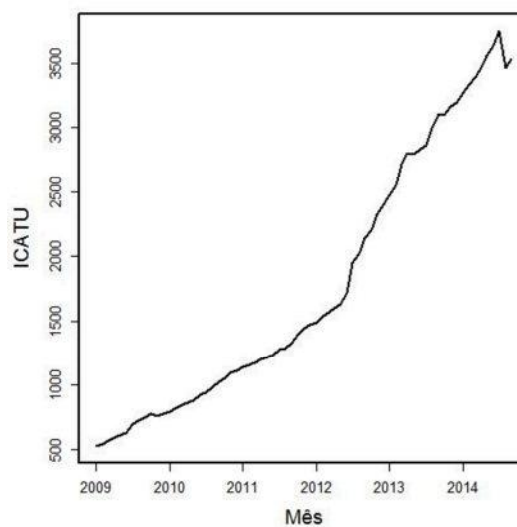


Gráfico 26: Evolução mensal da PMBaC da Icatu.

Pode-se notar que, através da progressão do tempo, a série apresenta uma tendência crescente, exceto no final da série, que ela apresenta um atípico decaimento. Para que isto não influencie na análise, retiraremos também as duas últimas observações. Agora, estamos analisando 68 meses, no período de janeiro de 2009 a agosto de 2014.

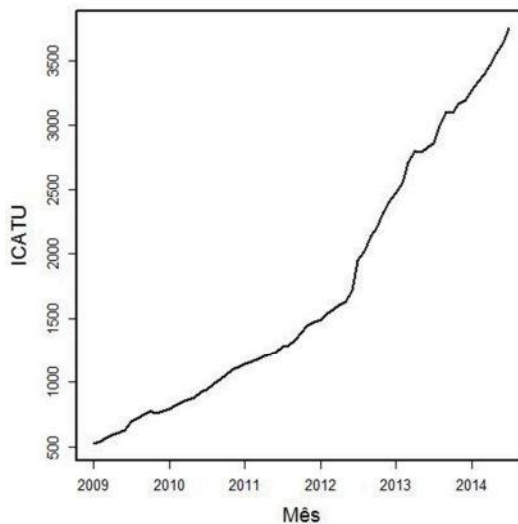


Gráfico 27: Evolução mensal da PMBaC da Icatu retirando-se as duas últimas observações.

Aplicamos a primeira diferença na série de modo a torna-la estacionária para que possamos prosseguir com a análise utilizando os modelos da família ARMA. O gráfico 28 mostra a série após a aplicação da primeira diferença.

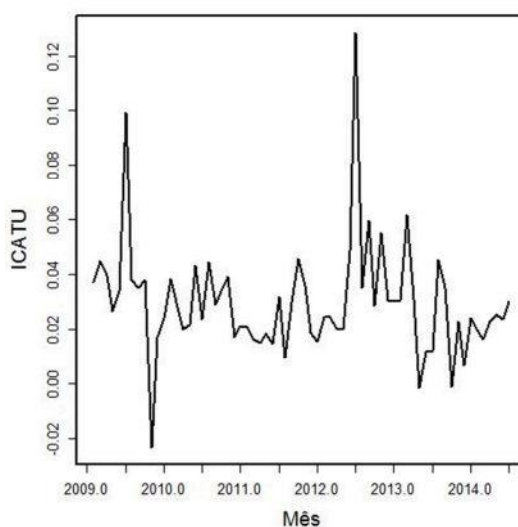


Gráfico 28: Evolução mensal da PMBaC da Icatu após aplicação da primeira diferença.

Abaixo, algumas estatísticas descritivas da série Icatu, após a transformação.

Tabela 21: Estatísticas descritivas da série Icatu.

Média	Mediana	Desvio padrão	Coefficiente de assimetria	Curtose	Autocorrelação amostral de defasagem 1
0,0298	0,0276	0,0208	1,9062	7,7081	0,2156

A média de longo prazo da série foi 0,0298. Isso significa que, após a aplicação da primeira diferença, a variação média da provisão da Icatu foi de 0,0298.

A variabilidade medida pelo desvio padrão é de 0,0208, que medido pelo coeficiente de variação, temos que a variabilidade foi de 69,8%.

O coeficiente de assimetria positivo indica que a distribuição da série é assimétrica a direita, ou seja, ela apresenta maiores movimentos de crescimento do que de decréscimo.

O coeficiente de curtose positivo indica que a série é leptocúrtica, que significa que sua curva da função de probabilidade decai mais lentamente para zero quando comparado com a curva da função Normal. Em geral, dizemos que a distribuição tem caudas mais pesadas do que a Normal.

Abaixo são apresentados os gráficos da autocorrelação amostral e sua versão parcial (gráficos 29.a e 29.b). Eles nos mostram que a autocorrelação está além dos limites do intervalo de confiança, indicando dependência temporal e possivelmente uma sazonalidade anual.

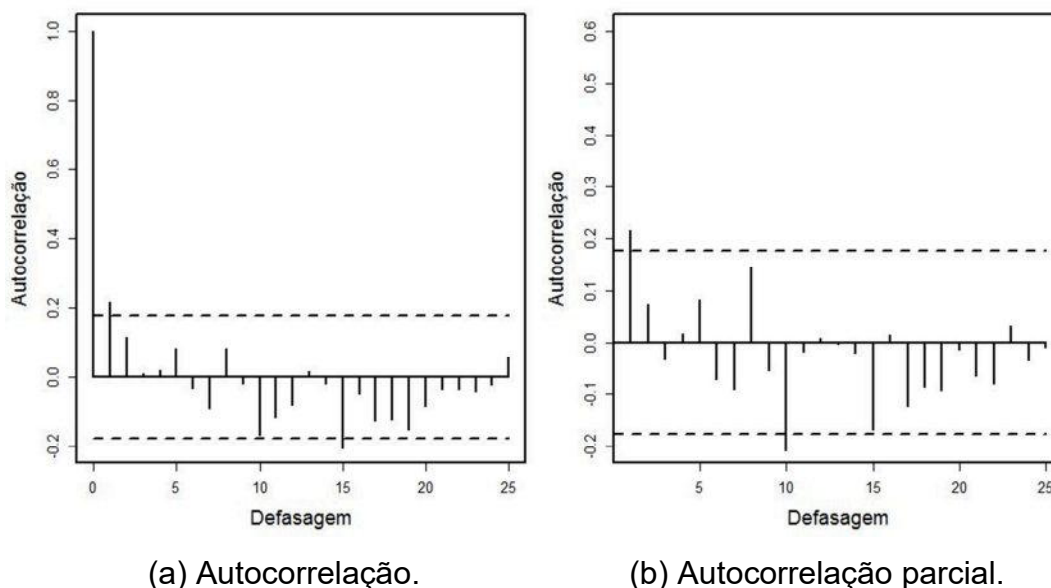


Gráfico 29: Autocorrelação e sua versão parcial da PMBaC da Icatu.

A seguir utilizamos modelos ARMA com e sem sazonalidade para modelar a série com a taxa SELIC como variável exógena, de forma a observar se esta tem efeito na constituição das provisões e se essas constituições tem algum tipo de sazonalidade. Na tabela 22 estão os dados do modelo considerado o mais adequado para representar a série Icatu pois apresentou o menor AIC. O melhor modelo é um ARMA (2,2)(0,3) sem a taxa SELIC como variável exógena.

Tabela 22: Coeficiente e estatísticas obtidas no modelo escolhido da série Icatu.

	AR1	AR2	MA1	MA2	SMA1	SMA2	SMA3	Interc.
Coeficiente	-0,2273	-0,7477	0,4348	1,0000	-0,2387	0,0683	0,8511	0,0297
Erro Padrão	0,0982	0,1055	0,0522	0,0921	0,3640	0,4613	0,5071	0,0030
Desvio padrão estimado: 0,0141			Verossimilhança: 171,67			AIC: -325,35		

Ao analisar a tabela 22 podemos verificar que os coeficientes AR2 E MA2 são estatisticamente significativos, já o SMA3 não o é. Apesar disso, prosseguiremos com esse modelo por ter apresentado o menor AIC. O gráfico 30 nos confirma que este é um bom modelo, pois após a modelagem vemos

que a série de resíduos do ajuste do modelo ficou dentro dos limites de confiança.

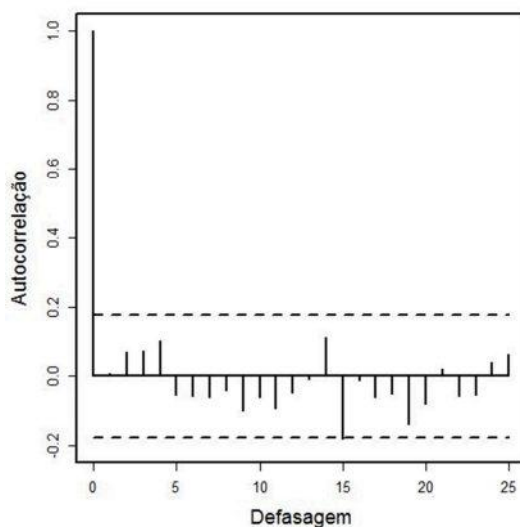


Gráfico 30: Autocorrelação da série de resíduos da PMBaC da Icatu após o ajuste do modelo ARMA (2,2)(0,3).

Para testar a normalidade dos resíduos, fizemos os testes de Shapiro-Wilk e Jarque-Bera, cujos resultados foram apresentados na tabela 23.

Tabela 23: Resultado dos testes de normalidade de Shapiro-Wilk e Jarque-Bera sobre os resíduos da PMBaC da Icatu após o ajuste do modelo ARMA (2,2)(0,3).

Teste	P-valor
Shapiro-Wilk	0,0330
Jarque-Bera	0,0002

Em ambos os testes o p-valor é menor que 0,02, e com isso rejeitamos a hipótese nula de normalidade dos resíduos. Entretanto, se considerarmos um nível de significância de 0,01, não rejeitamos a hipótese nula no teste de Shapiro-Wilk, e com isto assumimos que os erros também têm distribuição normal. Poderíamos utilizar outras transformações ou considerar distribuições

com caudas pesadas e assimétricas, porém isto está além do escopo deste trabalho.

Na tabela 24 podemos ver os p-valores correspondentes ao teste de Ljung-Box, para diferentes escolhas de m , apresentado na fórmula da seção 2.7.3 do capítulo 2.

Tabela 24: Resultado do teste de Ljung-Box sobre os resíduos da PMBaC da Icatu após o ajuste do modelo ARMA (2,2)(0,3).

Defasagem	P-valor
2	0,8368
3	0,8615
4	0,8217
5	0,8839

Como os p-valores são maiores que 0,10, não rejeitamos a hipótese nula de correlação zero entre os resíduos. Como os resíduos são normais, podemos assumir também independência.

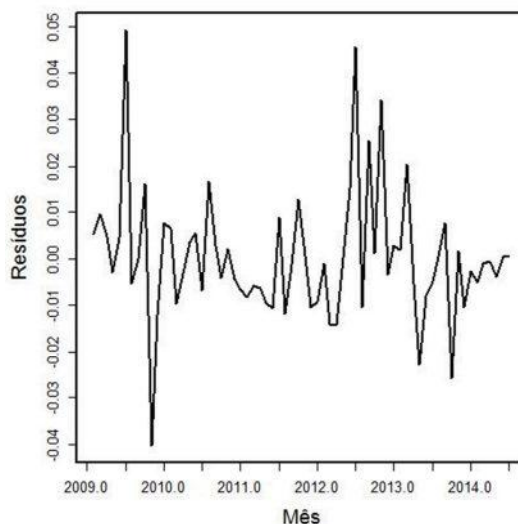


Gráfico 31: Evolução temporal dos resíduos da PMBaC da Icatu após o ajuste do modelo ARMA (2,2)(0,3).

O gráfico 31 pode nos confirmar que a hipótese de homocedasticidade está sendo satisfeita pois indica uma variância constante dos resíduos.

Com as hipóteses do modelo sendo satisfeitas, podemos concluir que a taxa SELIC neste caso não ajuda a explicar a evolução da PMBaC ao longo do tempo e que há sazonalidade na constituição desta provisão.

3.6 Porto Seguro Vida e Previdência S.A.

O gráfico 32 apresenta a evolução da PMBaC da Porto Seguro Vida e Previdência S.A. no período selecionado de 70 meses, de janeiro de 2009 a outubro de 2014.

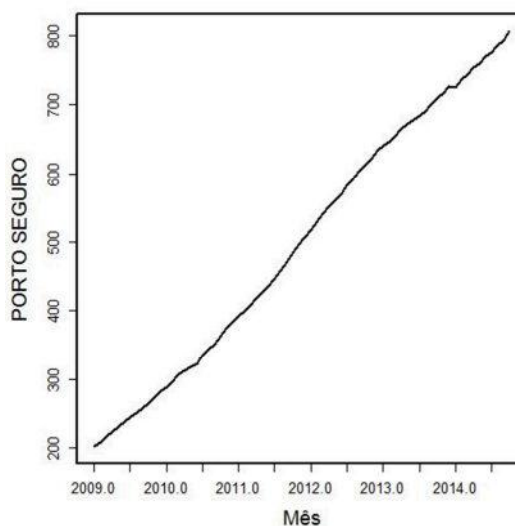


Gráfico 32: Evolução mensal da PMBaC da Porto Seguro.

Pode-se notar que, através da progressão do tempo, a série apresenta uma tendência crescente.

Aplicamos a primeira diferença na série de modo a torna-la estacionária para prosseguir com a análise utilizando os modelos da família ARMA. O gráfico 33 mostra a série após a aplicação da primeira diferença.

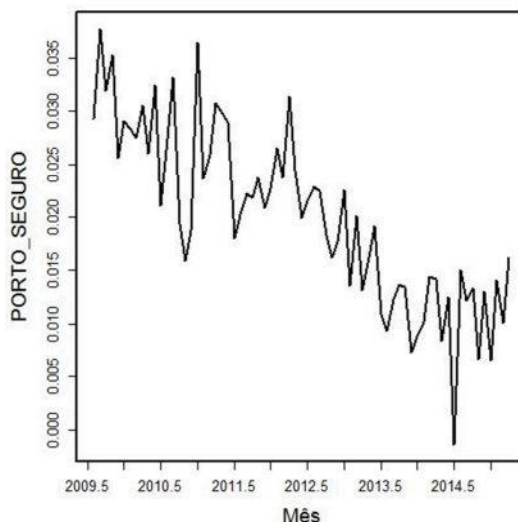


Gráfico 33: Evolução mensal da PMBaC da Porto Seguro após aplicação da primeira diferença.

Podemos observar que após a aplicação da primeira diferença a série apresenta uma série decrescente, o que indicaria que a série não seria estacionária, e com isso não poderíamos utilizar modelos da família ARMA para ajustar a série. Com isso, incorporamos uma variável regressora temporal ao estudo de forma a explicar essa tendência decrescente da série.

Na tabela abaixo podemos ver algumas estatísticas descritivas da série Porto Seguro, após a transformação.

Tabela 25: Estatísticas descritivas da série Porto Seguro.

Média	Mediana	Desvio padrão	Coefficiente de assimetria	Curtose	Autocorrelação amostral de defasagem 1
0,0201	0,0201	0,0083	0,0170	-0,5869	0,7060

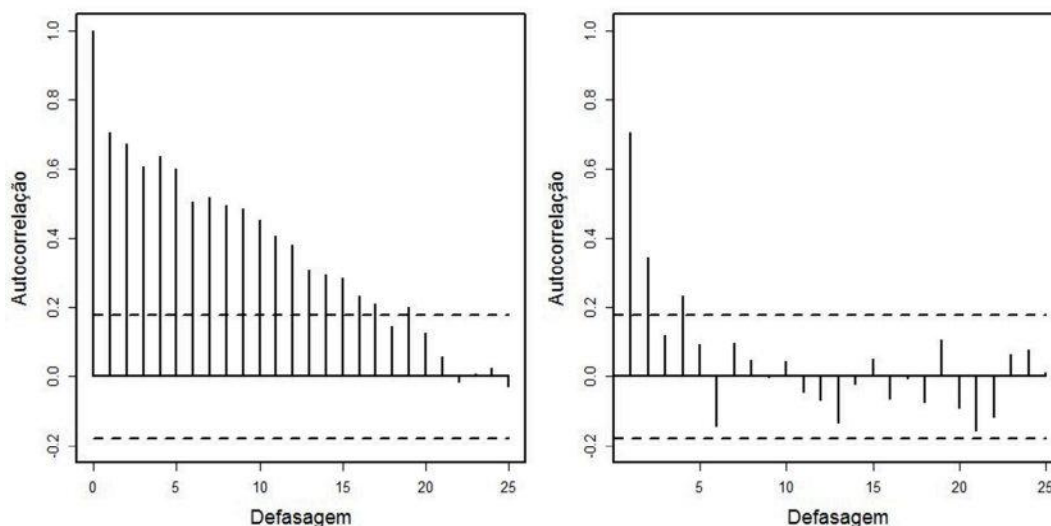
A média de longo prazo da série foi 0,0201. Ou seja, durante o período de observação, a variação média da provisão da Porto Seguro (após aplicação da primeira diferença) foi 0,0201.

A variabilidade medida pelo desvio padrão é de 0,0083, que medido pelo coeficiente de variação, temos que a variabilidade foi de 41,3%.

O coeficiente de assimetria mede o quanto e como a distribuição dos dados é, ou não, assimétrica. Ele sendo positivo indica que a distribuição da série é assimétrica a direita.

O coeficiente de curtose negativo indica que a série é platicúrtica, ou seja, a curva da sua função de probabilidade decai mais rapidamente para zero quando comparado com a curva da função de densidade de probabilidade da distribuição Normal.

Abaixo são apresentados os gráficos da autocorrelação amostral e sua versão parcial (gráficos 34.a e 34.b). Eles nos mostram que a autocorrelação está além dos limites do intervalo de confiança, indicando dependência temporal e possivelmente uma sazonalidade anual.



(a) Autocorrelação.

(b) Autocorrelação parcial.

Gráfico 34: Autocorrelação e sua versão parcial da PMBaC da Porto Seguro.

Mais uma vez utilizaremos modelos ARMA com e sem sazonalidade para modelar a série com a taxa SELIC e o tempo como variáveis exógenas, de forma a observar se esta tem efeito na constituição das provisões, explicar o comportamento decrescente da série e verificar se essas constituições tem algum tipo de sazonalidade. Na tabela 26 estão os dados do modelo considerado o mais adequado para representar a série das PMBaC do Porto Seguro pois apresentou o menor AIC. O melhor modelo é um ARMA (0,0) com a taxa SELIC como variável exógena.

Tabela 26: Coeficiente e estatísticas obtidas no modelo escolhido da série Porto Seguro.

	Intercepto	SELIC	Tempo
Coeficiente	0,0218	0,0128	0,4348
Erro Padrão	0,0037	0,0044	0,0522
Desvio padrão estimado: 0,2345		Veros.: 278,48	AIC: -548,97

Pela tabela 26 podemos verificar que o coeficiente SELIC é marginalmente significativo e o coeficiente tempo é estatisticamente significativo.

Verificaremos agora outras hipóteses do modelo: normalidade, correlação zero e homocedasticidade.

O gráfico 35 nos confirma que este é um bom modelo, pois após a modelagem vemos que a série de resíduos do ajuste do modelo ficou dentro dos limites de confiança.

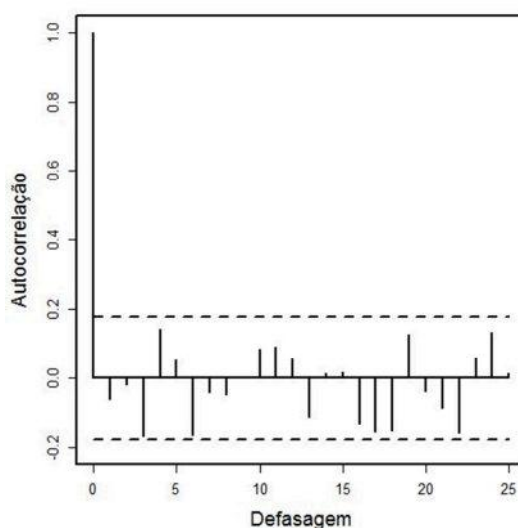


Gráfico 35: Autocorrelação da série de resíduos da PMBaC da Porto Seguro após o ajuste do modelo ARMA (0,0).

Na tabela a seguir foram apresentados os resultados dos testes de normalidade dos resíduos, Shapiro-Wilk e Jarque-Bera.

Tabela 27: Resultado dos testes de normalidade de Shapiro-Wilk e Jarque-Bera sobre os resíduos da PMBaC da Porto Seguro após o ajuste do modelo ARMA (0,0).

Teste	P-valor
Shapiro-Wilk	0,7188
Jarque-Bera	0,2481

Em ambos os testes o p-valor é maior que 0,10, e com isto não rejeitamos a hipótese nula de normalidade dos resíduos, ou seja, assumimos que os erros têm distribuição normal.

Na tabela 28 podemos ver os p-valores correspondentes ao teste de Ljung-Box, para diferentes escolhas de m, apresentado na fórmula da seção 2.7.3 do capítulo 2.

Tabela 28: Resultado do teste de Ljung-Box sobre os resíduos da PMBaC da Porto Seguro após o ajuste do modelo ARMA (0,0).

Defasagem	P-valor
2	0,857
3	0,4869
4	0,4132
5	0,5279

Pela tabela 28 podemos ver que os p-valores são maiores que 0,10, ou seja, não rejeitamos a hipótese nula de correlação zero entre os resíduos. Como os resíduos são normais, podemos assumir também independência.

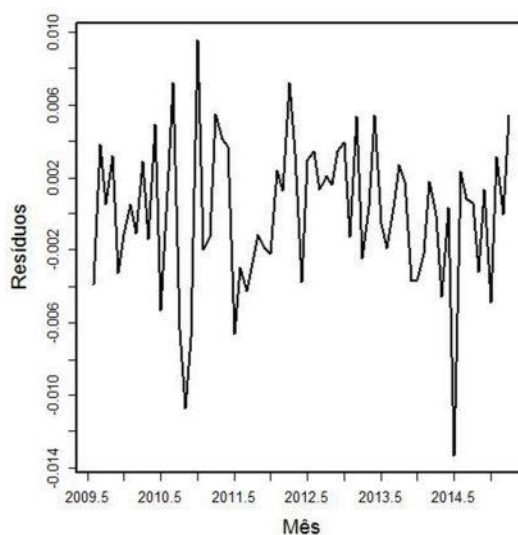


Gráfico 36: Evolução temporal dos resíduos da PMBaC da Porto Seguro após o ajuste do modelo ARMA (0,0).

O gráfico 36 pode nos indicar uma variância constante dos resíduos, o que nos confirma que a hipótese de homocedasticidade está sendo satisfeita.

Com as hipóteses do modelo sendo satisfeitas, podemos concluir que a taxa SELIC ajuda a explicar a evolução da PMBaC ao longo do tempo e que não há sazonalidade na constituição desta provisão.

3.7 Safra Vida e Previdência S.A.

O gráfico 37 apresenta a evolução da PMBaC da Safra Vida e Previdência S.A. de janeiro de 2009 a outubro de 2014.

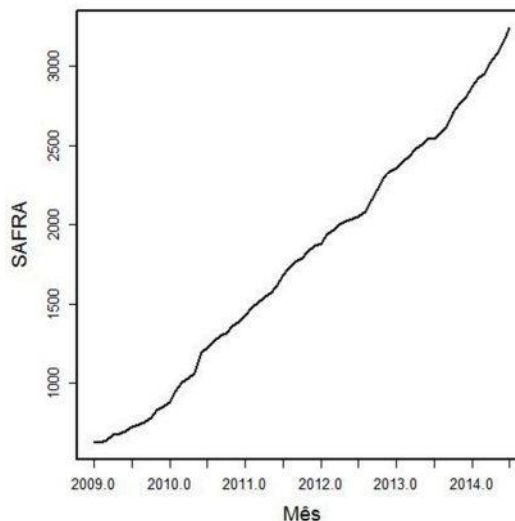


Gráfico 37: Evolução mensal da PMBaC da Safra.

Pode-se notar que a série apresenta uma tendência crescente.

Aplicamos a primeira diferença na série de modo a torna-la estacionária para que possamos prosseguir com a análise utilizando os modelos da família ARMA. O gráfico 38 mostra a série após a transformação.

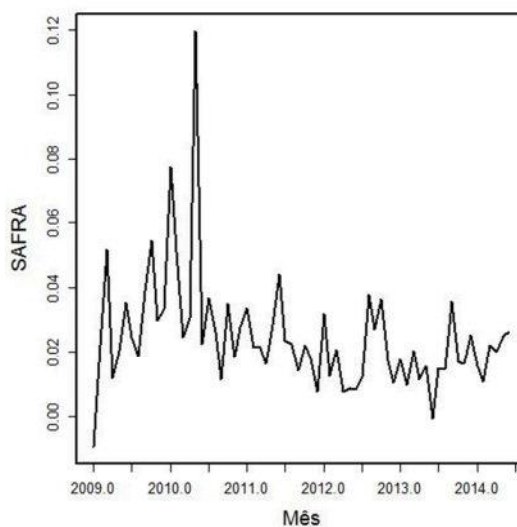


Gráfico 38: Evolução mensal da PMBaC da Safra após aplicação da primeira diferença.

A tabela 29 apresenta algumas estatísticas descritivas da série Safra, após a transformação.

Tabela 29: Estatísticas descritivas da série Safra.

Média	Mediana	Desvio padrão	Coefficiente de assimetria	Curtose	Autocorrelação amostral de defasagem 1
0,0247	0,0219	0,0181	2,5214	10,2675	0,1897

A média de longo prazo da série foi 0,0247. Ou seja, durante o período de observação, a variação média da provisão da Safra, após aplicação da primeira diferença, foi 0,0247.

A variabilidade medida pelo desvio padrão é de 0,0181, que medido pelo coeficiente de variação, temos que a variabilidade foi de 73,3%.

O coeficiente de assimetria positivo indica que a distribuição da série é assimétrica a direita, ou seja, ela apresenta maiores movimentos de crescimento do que de decréscimo.

O coeficiente de curtose positivo indica que a série é leptocúrtica, que significa que sua curva da função de probabilidade tem caudas mais pesadas, decai mais lentamente, quando comparada com a curva da função Normal.

Abaixo são apresentados os gráficos da autocorrelação amostral e sua versão parcial (gráficos 39.a e 39.b). Por eles podemos ver que a autocorrelação está além dos limites do intervalo de confiança.

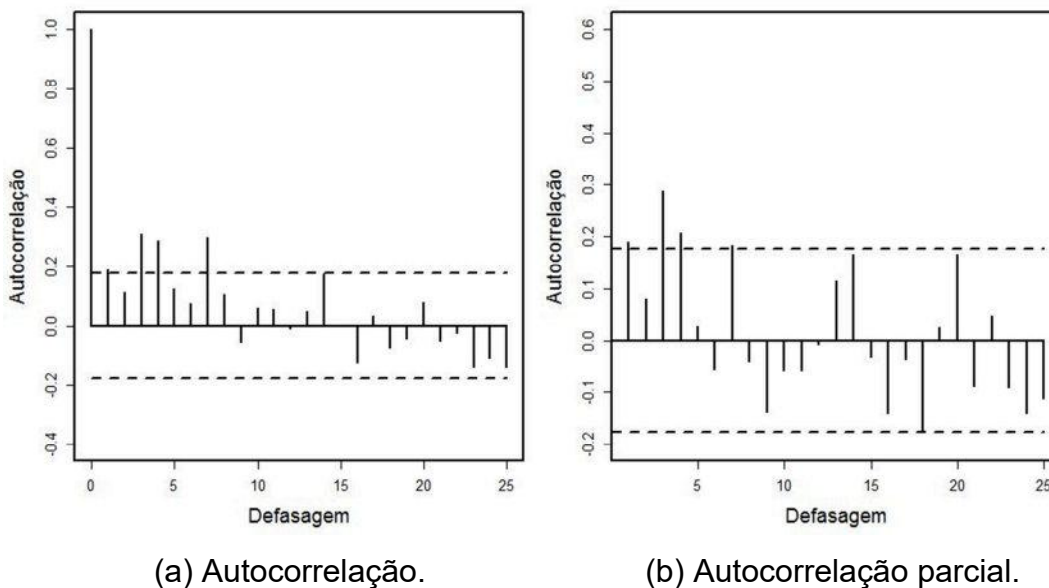


Gráfico 39: Autocorrelação e sua versão parcial da PMBaC da Safra.

No passo seguinte utilizamos modelos ARMA com e sem sazonalidade para modelar a série com a taxa SELIC como variável exógena, de forma a observar se esta tem efeito na constituição das provisões e se essas constituições tem algum tipo de sazonalidade. A tabela 30 apresenta os dados do modelo ARMA (1,1)(3,0) com a SELIC como variável exógena, que por apresentar menor AIC foi considerado o mais adequado para representar a série da PMBaC do Safra.

Tabela 30: Coeficiente e estatísticas obtidas no modelo escolhido da série Safra.

	AR1	MA1	SAR1	SAR2	SAR3	Interc.	SELIC
Coeficiente	-0,8317	0,7582	-0,0018	0,2704	0,1951	0,0216	0,0130
Erro Padrão	0,2819	0,3135	0,1257	0,1441	0,1631	0,033	0,0037
Desvio padrão estimado: 0,1043			Verossimilhança: 281,03			AIC: -544,07	

Pela tabela 30 podemos verificar que todos os coeficientes AR1 e SELIC são significativo, o coeficiente MA1 é marginalmente significativo e o coeficiente SAR3 não é significativo. Mesmo assim, como este modelo apresentou o menor AIC, resolvemos prosseguir a análise. O gráfico 40

corroborar que este é um bom modelo pois após a modelagem podemos ver que a série de resíduos do ajuste do modelo ficou dentro dos limites de confiança.

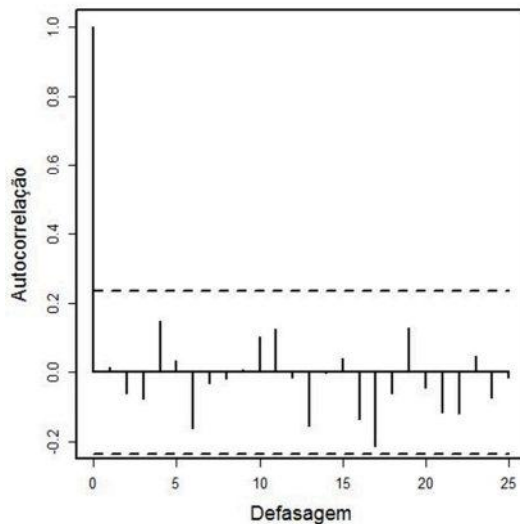


Gráfico 40: Autocorrelação da série de resíduos da PMBaC da Safra após o ajuste do modelo ARMA (1,1)(3,0).

Para testar a normalidade dos resíduos, fizemos os testes de Shapiro-Wilk e Jarque-Bera, cujos resultados foram apresentados na tabela 31.

Tabela 31: Resultado dos testes de normalidade de Shapiro-Wilk e Jarque-Bera sobre os resíduos da PMBaC da Safra após o ajuste do modelo ARMA (1,1)(3,0).

Teste	P-valor
Shapiro-Wilk	0,3472
Jarque-Bera	0,2207

Em ambos os testes o p-valor é maior que 0,1, o que nos leva a não rejeitar a hipótese nula de normalidade dos resíduos, ou seja, podemos assumir que os erros tem distribuição normal.

Na tabela abaixo podemos ver os p-valores correspondentes ao teste de Ljung-Box, para diferentes escolhas de m , apresentado na fórmula da seção 2.7.3 do capítulo 2.

Tabela 32: Resultado do teste de Ljung-Box sobre os resíduos da PMBaC da Safra após o ajuste do modelo ARMA (1,1)(3,0).

Defasagem	P-valor
2	0,8695
3	0,8629
4	0,6605
5	0,7765

Podemos assumir que os resíduos são não correlacionados pois os p-valores dos testes realizados na tabela 32 são maiores que 0,10. Como os resíduos são normais, por serem correlacionados podemos assumir também independência.

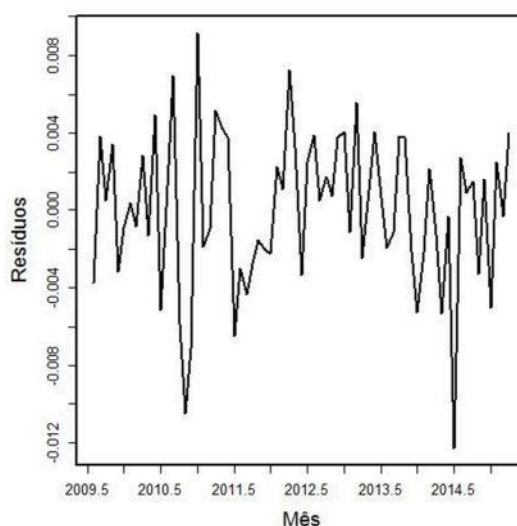


Gráfico 41: Evolução temporal dos resíduos da PMBaC da Safra após o ajuste do modelo ARMA (1,1)(3,0).

O gráfico 41 pode nos confirmar que a hipótese de homocedasticidade está sendo satisfeita pois indica uma variância constante dos resíduos.

Com as hipóteses do modelo sendo satisfeitas, podemos concluir que a taxa SELIC neste caso ajuda a explicar a evolução da PMBaC ao longo do tempo e que há sazonalidade na constituição desta provisão.

3.8 Sul América Seguros de Pessoas e Previdência S.A.

O gráfico 42 apresenta a evolução da PMBaC da Sul América Seguros de Pessoas e Previdência S.A. de janeiro de 2009 a outubro de 2014 (70 meses).

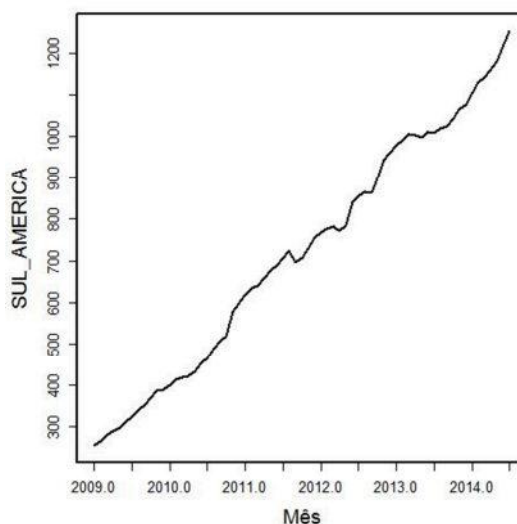


Gráfico 42: Evolução mensal da PMBaC da Sul América.

Pode-se notar que, através da progressão do tempo, a série apresenta tendência crescente.

De modo a tornar a série estacionária (veja o capítulo 2), aplicamos a primeira diferença na série para que possamos prosseguir com a análise utilizando os modelos da família ARMA. O gráfico 43 mostra a série após a aplicação da primeira diferença.

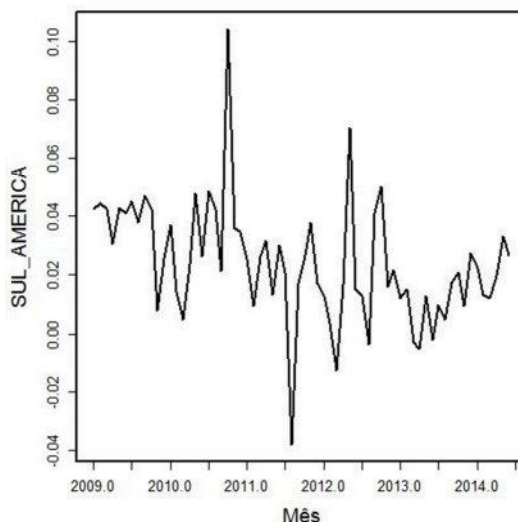


Gráfico 43: Evolução mensal da PMBaC da Sul América após aplicação da primeira diferença.

Abaixo, algumas estatísticas descritivas da série Sul América, após a transformação.

Tabela 33: Estatísticas descritivas da série Sul América.

Média	Mediana	Desvio padrão	Coefficiente de assimetria	Curtose	Autocorrelação amostral de defasagem 1
0,0242	0,0220	0,0203	0,5518	3,0635	0,2857

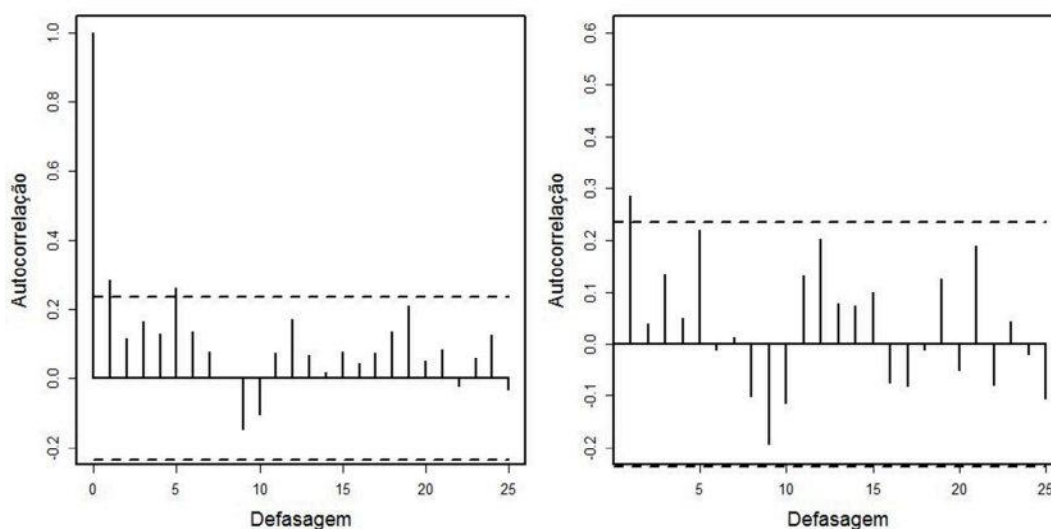
A média de longo prazo da série foi 0,0242, ou seja, a variação média da provisão da Sul América durante os 70 meses de observação foi de 0,0242 (após aplicarmos a primeira diferença na série).

A variabilidade medida pelo desvio padrão é de 0,0203, que medido pelo coeficiente de variação, temos que a variabilidade foi de 83,9%.

O coeficiente de assimetria mede como a distribuição dos dados é ou não assimétrica, e o quanto. Como no caso da série Sul América o coeficiente de assimetria é positivo, isto nos indica que a distribuição da série é assimétrica a direita, ou seja, ela apresenta maiores movimentos de crescimento do que de decréscimo.

O coeficiente de curtose é positivo, logo podemos dizer que a série é leptocúrtica, ou seja, sua curva da função de probabilidade decai mais lentamente para zero quando comparado com a curva da função Normal.

Abaixo são apresentados os gráficos da autocorrelação amostral e sua versão parcial (gráficos 44.a e 44.b). Eles nos mostram que a autocorrelação está além dos limites do intervalo de confiança, indicando dependência temporal e possivelmente uma sazonalidade anual.



(a) Autocorrelação.

(b) Autocorrelação parcial

Gráfico 44: Autocorrelação e sua versão parcial da PMBaC da Sul América.

A seguir utilizamos modelos ARMA com e sem sazonalidade para modelar a série com a taxa SELIC como variável exógena, de forma a observar se esta tem efeito na constituição das provisões e se essas constituições tem algum tipo de sazonalidade. Na tabela 34 estão os dados do modelo considerado o mais adequado para representar a série Sul América pois apresentou o menor AIC. O melhor modelo é um ARMA (0,5)(1,0) sem a taxa SELIC como variável exógena.

Tabela 34: Coeficiente e estatísticas obtidas no modelo escolhido da série Sul América.

	MA1	MA2	MA3	MA4	MA5	SAR1	Interc.
Coeficiente	0,0950	-0,0115	0,1857	0,2286	0,4839	0,1891	0,0253
Erro Padrão	0,1084	0,1100	0,1116	0,1278	0,1287	0,1175	0,0049
Desvio padrão estimado: 0,0003			Verossimilhança: 172,27			AIC: -328,55	

Podemos observar o coeficiente MA5 é estatisticamente significativo mas o coeficiente SAR1 não o é. O gráfico 45 nos confirma que este é um bom modelo, pois após a modelagem vemos que a série de resíduos do ajuste do modelo ficou dentro dos limites de confiança.

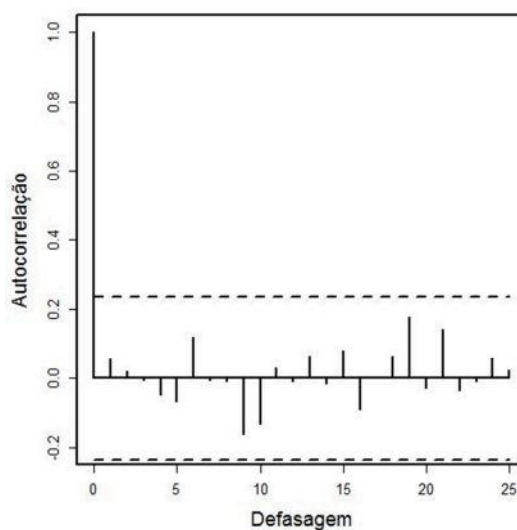


Gráfico 45: Autocorrelação da série de resíduos da PMBaC da Sul América após ajuste do modelo ARMA (0,5)(1,0).

Na tabela 35 são apresentados os resultados dos testes de normalidade dos resíduos de Shapiro-Wilk e Jarque-Bera.

Tabela 35: Resultado dos testes de normalidade de Shapiro-Wilk e Jarque-Bera sobre os resíduos da PMBaC da Sul América após o ajuste do modelo ARMA (0,5)(1,0).

Teste	P-valor
Shapiro-Wilk	0,0165
Jarque-Bera	0,0002

Podemos observar que em ambos os testes o p-valor é menor que 0,02, e com isso rejeitamos a hipótese nula de normalidade dos resíduos. Entretanto, se considerarmos um nível de significância de 0,01, não rejeitamos a hipótese nula no teste de Shapiro-Wilk, e com isto assumimos que os erros também têm distribuição normal. Poderíamos utilizar outras transformações ou considerar distribuições com caudas pesadas e assimétricas, porém isto está além do escopo deste trabalho.

Na tabela 36 podemos ver os p-valores correspondentes ao teste de Ljung-Box, para diferentes escolhas de m, apresentado na fórmula da seção 2.7.3 do capítulo 2.

Tabela 36: Resultado do teste de Ljung-Box sobre os resíduos da PMBaC da Sul América após ajuste do modelo ARMA (0,5)(1,0).

Defasagem	P-valor
2	0,8919
3	0,9722
4	0,9815
5	0,9791

Não rejeitamos a hipótese nula de correlação zero entre os resíduos pois os p-valores são maiores que 0,10. Como assumimos normalidade dos resíduos, podemos assumir também independência.

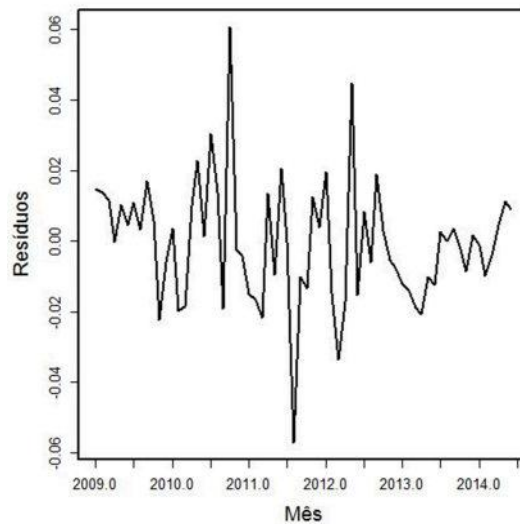


Gráfico 46: Evolução temporal dos resíduos da PMBaC da Sul América após o ajuste do modelo ARMA (0,5)(1,0).

Ao observar o gráfico 46, podemos supor uma variabilidade constante dos resíduos, e isso nos confirma que a hipótese da homocedasticidade está sendo satisfeita.

Com as hipóteses do modelo sendo satisfeitas, podemos concluir que a taxa SELIC neste caso não ajuda a explicar a evolução da PMBaC ao longo do tempo e que há sazonalidade na constituição desta provisão.

Capítulo 4: Considerações Finais

O principal objetivo deste trabalho foi avaliar, através de modelos de séries temporais, a influência da taxa SELIC e possivelmente da sazonalidade na constituição das provisões matemáticas de benefícios a conceder (PMBaC) dos planos Vida Gerador de Benefício Livre (VGBL) de oito empresas atuantes nesse segmento.

Para realizar o estudo, aplicamos a primeira diferença em todas as séries de modo a torna-las estacionárias, e então ajustamos modelos da família ARMA sazonal com a taxa SELIC como variável exógena. Daí, selecionamos o melhor modelo ajustado para cada série pelo menor valor do critério de informação de Akaike e verificamos as hipóteses de normalidade, independência e homocedasticidade dos resíduos com testes adequados. Verificadas as hipóteses, supomos que o modelo escolhido foi o que descrevia o processo gerador da série temporal das PMBaC dos planos VGBL e com isso avaliamos a existência ou não de sazonalidade e da influência da taxa SELIC.

Das oito empresas avaliadas, vimos que em 4 delas o melhor modelo utilizava a taxa SELIC como variável exógena, em 7 delas havia presença de sazonalidade e em 3 havia sazonalidade e influência da taxa SELIC. Os resultados deste trabalho indicam que provavelmente as empresas nas quais o melhor modelo tinha a taxa SELIC como variável exógena, tem uma quantidade considerável de seus investimentos em títulos públicos de renda fixa atrelados a taxa SELIC. Uma outra conclusão possível a qual podemos chegar é que há sazonalidade na constituição dessas provisões, o que possivelmente é devido a investimentos maiores nos planos de VGBL quando os participantes recebem uma quantia maior, provavelmente seu décimo terceiro salário, pois ao avaliarmos as variações das provisões, em geral, seus pontos de pico são nos dezembros de cada ano.

Por fim, como vertente para estudos futuros, pode-se trabalhar com modelos de séries temporais com erros assimétricos e com caudas mais pesadas, pois nesse estudo está sendo considerada apenas a distribuição

Normal para os erros, que é simétrica e não possui caudas pesadas. Dado os modelos ajustados, também pode-se incluir passos de previsão de cada série.

Referências Bibliográficas

Brockwell, P. J., e Davis, R. A. (2010). *Introduction to time series and Forecasting* (2nd ed.). New York: Springer.

Morettin, P. A., e Toloi, C. M. (2006). *Análise de séries temporais*(2nd ed.). São Paulo: Egard Blucher.

Gujarati, D. N. (2004). *Basic econometrics*(4th ed.). United States: The McGraw-Hill Companies.

R Core Team. (2014). R: A language and environment for statistical computing [Computer software manual]. Vienna, Austria. Retrieved from <http://www.r-project.org/>

Apêndice A: Definições

IPCA:

O Índice de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA)³ é o índice oficial de medida de inflação do Brasil. Foi criado com o objetivo de medir as variações dos preços no consumo de bens e serviços referentes ao consumo de famílias com renda mensal de 1 a 40 salários mínimos, residentes nas regiões metropolitanas de São Paulo, Rio de Janeiro, Belo Horizonte, Porto Alegre, Curitiba, Salvador, Recife, Fortaleza e Belém, além do Distrito Federal e do município de Goiânia. No total são considerados nove grupos de produtos e serviços: alimentação e bebidas; artigos de residência; comunicação; despesas pessoais; educação; habitação; saúde e cuidados pessoais; transportes e vestuário.

Este índice é medido pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) e a partir dele o COPOM verifica se a meta estabelecida para a inflação foi atingida. De acordo com o resultado do IPCA o COPOM pode abaixar, manter ou elevar a taxa de juros do Brasil – a taxa SELIC, como forma de controlar a inflação.

Tabela 37: Valores da inflação⁴ apresentados no Gráfico 1 (em %).

Data	Inflação IPCA	Data	Inflação IPCA	Data	Inflação IPCA	Data	Inflação IPCA	Data	Inflação IPCA
2014	6,41	2007	4,46	2000	5,97	1993	2477,15	1986	79,66
2013	5,91	2006	3,14	1999	8,94	1992	1119,1	1985	242,23
2012	5,84	2005	5,69	1998	1,65	1991	472,7	1984	215,26
2011	6,5	2004	7,6	1997	5,22	1990	1620,97	1983	164,01
2010	5,91	2003	9,3	1996	9,56	1989	1972,91	1982	104,79
2009	4,31	2002	12,53	1995	22,41	1988	980,21	1981	95,62
2008	5,9	2001	7,67	1994	916,46	1987	363,41	1980	99,25

³ Para maiores informações sobre o IPCA, consultar

http://www.ibge.gov.br/home/estatistica/indicadores/precos/inpc_ipca/INPC2006.pdf

⁴ Fonte dos dados: <http://www.ipeadata.gov.br/>

Tabela 38: Taxa da inflação mensalizada.

Data	Inflação IPCA
2014	0,5191
2013	0,4796
2012	0,4741
2011	0,5262
2010	0,4796
2009	0,3523
2008	0,4789
2007	0,3643
2006	0,258
2005	0,4622
2004	0,6123

Observação: Taxa mensalizada segundo a fórmula $1 + taxa\ anual = (1 + taxa\ mensal)^{12}$:

COPOM

O Comitê de Política Monetária (COPOM) foi instituído em 1996 pelo Banco Central do Brasil com o objetivo de definir a meta para a taxa de juros básica do país (SELIC) e estabelecer as diretrizes da política monetária. O objetivo de sua criação foi buscar maior transparência e estabelecer um ritual adequado ao processo de decisão da política monetária do Brasil, a exemplo do que já era realizado em países do exterior, como Estados Unidos e Alemanha.

Um dos principais objetivos da política monetária implementada pelo COPOM é o alcance das metas da inflação, que é definido pelo Conselho Monetário Nacional (CMN). O principal instrumento para manter a inflação controlada é a taxa SELIC, a qual é definida em reuniões realizadas a cada 45 dias pelo COPOM.

Previdência Social

A previdência social é um seguro social onde as pessoas contribuem durante o período em que trabalham e que garante renda mensal ao trabalhador quando da perda de sua capacidade laborativa, seja por idade avançada, doença ou invalidez. Durante seus anos de trabalho, os trabalhadores têm parte do seu salário (quanto maior o salário, maior o desconto em folha, variando de 8% a 11% do salário) destinada ao Instituto Nacional do Seguro Social (INSS), órgão responsável por receber as contribuições dos cidadãos e pelo pagamento das aposentadorias.

FIE

De acordo com a Circular SUSEP 338, de 30 de janeiro de 2007, o FIE - Fundo de investimento especialmente constituído ou o fundo de investimento em quotas de fundos de investimento especialmente constituídos – é o fundo criado para a aplicação dos recursos das provisões constituídas pelas sociedades seguradoras que deve estar em conformidade com a regulamentação do Conselho Monetário Nacional, onde os únicos cotistas sejam, direta ou indiretamente, sociedades seguradoras e entidades abertas de previdência complementar ou, no caso de fundo com patrimônio segregado, segurados e participantes de planos VGBL - Vida Gerador de Benefício Livre ou PGBL – Plano Gerador de Benefício Livre.

Regime financeiro de Capitalização

É um regime financeiro onde as contribuições são determinadas de modo a gerar reservas que, por si próprias e pelos seus rendimentos ao longo do período que for capitalizada, garantam o pagamento dos benefícios contratados pelo beneficiário no contrato de seguro.