



Universidade Federal
do Rio de Janeiro

Escola Politécnica

**MÉTODOS DE PESQUISA OPERACIONAL NA DEFINIÇÃO DE METAS
PARA INDICADORES DE SUSTENTABILIDADE EM UMA EMPRESA DO
SETOR ELÉTRICO BRASILEIRO NO CONTEXTO DA AGENDA 2030**

Rodrigo Gomes Távora Maia

Projeto de Graduação apresentado ao Curso de Engenharia Ambiental da Escola Politécnica, Universidade Federal do Rio de Janeiro, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Engenheiro.

Orientador: Amaro Olimpio Pereira Junior

Coorientadora: Katia Cristina Garcia

Rio de Janeiro

Setembro de 2019

MÉTODOS DE PESQUISA OPERACIONAL NA DEFINIÇÃO DE METAS PARA
INDICADORES DE SUSTENTABILIDADE EM UMA EMPRESA DO SETOR
ELÉTRICO BRASILEIRO NO CONTEXTO DA AGENDA 2030

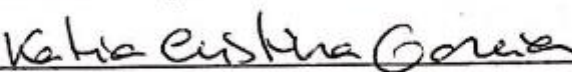
Rodrigo Gomes Távora Maia

PROJETO DE GRADUAÇÃO SUBMETIDO AO CORPO DOCENTE DO CURSO DE
ENGENHARIA AMBIENTAL DA ESCOLA POLITÉCNICA DA UNIVERSIDADE
FEDERAL DO RIO DE JANEIRO COMO PARTE DOS REQUISITOS
NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE ENGENHEIRO AMBIENTAL.

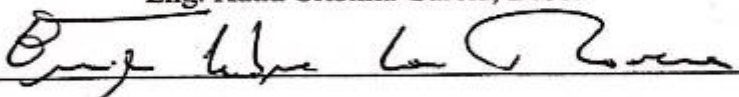
Examinada por:



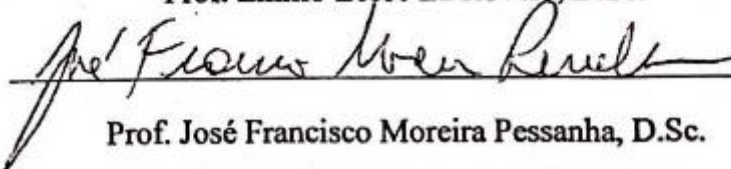
Prof. Amaro Olimpio Pereira Junior, D.Sc.



Eng. Katia Cristina Garcia, D.Sc.



Prof. Emilio Lèbre La Rovere, D.Sc.



Prof. José Francisco Moreira Pessanha, D.Sc.

RIO DE JANEIRO, RJ - BRASIL

SETEMBRO de 2019

Maia, Rodrigo Gomes Távora

Métodos de Pesquisa Operacional na Definição de Metas para Indicadores de Sustentabilidade em uma Empresa do Setor Elétrico Brasileiro no Contexto da Agenda 2030/ Rodrigo Gomes Távora Maia. – Rio de Janeiro: UFRJ/ Escola Politécnica, 2019.

XII, 88 p.: il.; 29,7 cm.

Orientador: Amaro Olimpio Pereira Junior

Coorientadora: Katia Cristina Garcia

Projeto de Graduação – UFRJ/ POLI/ Engenharia Ambiental, 2019.

Referências Bibliográficas: p. 83-88.

1. Sustentabilidade Empresarial. 2. Métodos de Previsão. 3. Método DEA. 4. Indicadores de Sustentabilidade. 5. Agenda 2030. I. Pereira Junior, Amaro Olimpio *et al.* II. Universidade Federal do Rio de Janeiro, UFRJ, Engenharia Ambiental. III. Métodos de pesquisa operacional na definição de metas para indicadores de sustentabilidade em uma empresa do setor elétrico brasileiro no contexto da Agenda 2030.

Resumo

Resumo do Projeto de Graduação apresentado à Escola Politécnica/ UFRJ como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Engenheiro Ambiental.

Métodos de Pesquisa Operacional na Definição de Metas para Indicadores de Sustentabilidade em uma Empresa do Setor Elétrico Brasileiro no Contexto da Agenda 2030

Rodrigo Gomes Távora Maia

Setembro/2019

Orientador: Amaro Olimpio Pereira Junior

Coorientadora: Katia Cristina Garcia

Curso: Engenharia Ambiental

O presente trabalho discute o uso de métodos de pesquisa operacional para auxiliar na definição de metas para indicadores de sustentabilidade no contexto da Agenda 2030. A metodologia consiste no tratamento das séries temporais com a identificação e remoção de *outliers* a partir da aplicação do método Loess, na realização das previsões de acordo com os modelos de Suavização Exponencial e modelos ARIMA, na definição do *benchmarking* a partir da Análise Envoltória de Dados (DEA) e da meta global e, por último, na distribuição da meta pelo método de mínimos quadrados aliando o *benchmark* com as previsões. Foram obtidas previsões precisas para a maioria das unidades, a empresa demonstrou ser eficiente para ambos os indicadores e uma meta de redução para o indicador de consumo de energia elétrica foi definida, enquanto para o de consumo de água foi de manutenção.

Palavras-chave: Sustentabilidade Empresarial, Métodos de Previsão, Análise Envoltória de Dados, Indicadores de Sustentabilidade, Agenda 2030, Objetivos de Desenvolvimento Sustentável.

Abstract

Abstract of Undergraduate Project presented to POLI/UFRJ as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Environmental Engineering.

Operational research methods in the definition of goals for sustainability index in a company of the Brazilian electric sector in the context of Agenda 2030

Rodrigo Gomes Távora Maia

September/2019

Advisor: Amaro Olimpio Pereira Junior

Co-advisor: Katia Cristina Garcia

Course: Environmental Engineering

The present paper discusses the use of statistics operational research methods to assist in the definition of goals for sustainability index in the context of Agenda 2030. The proposed methodology consists in the time series analysis using Loess method for identification and removal of outliers, in forecasting the time series using Exponential Smoothing and ARIMA methods, in the definition of the benchmarking using the Data Envelopment Analysis (DEA) and posterior definition of global goal and finally, in the distribution of global goal by the least squares method, combining the benchmark and the forecasting. Precise forecasts were obtained for the vast majority of units, the company proved to be efficient for both indicators and a reduction target for the electricity consumption indicator was set, while for the water consumption indicator it was set a maintenance goal, due to its growth trend compared to the previous years.

Keywords: Corporate Sustainability, Prediction Models, Data Envelopment Analysis, Sustainability Index, Agenda 2030, Sustainable Development Goals.

Sumário

1. Introdução.....	1
1.1. Motivações	1
1.2. Objetivo.....	5
2. Materiais e Métodos	7
2.1. Materiais.....	7
2.2. Métodos.....	7
2.2.1. Séries temporais	7
2.2.2. Tratamento de dados	8
2.2.3. Métodos de previsão.....	9
2.2.3.1. Modelos de Suavização Exponencial	11
2.2.3.2. Modelos ARIMA	13
2.2.4. <i>Benchmarking</i>	14
2.2.5. Distribuição da meta.....	18
3. Aplicação e Resultados	20
3.1. Tratamento de dados e previsões.....	20
3.1.1. Unidade 1.....	20
3.1.2. Unidade 2.....	26
3.1.3. Unidade 3.....	31
3.1.4. Unidade 4.....	36
3.1.5. Unidade 5.....	42
3.1.6. Unidade 6.....	47
3.1.7. Unidade 7.....	53
3.1.8. Unidade 8.....	58
3.1.9. Unidade 9.....	63
3.1.10. <i> Holding</i>	69

3.1.11. Análise dos resultados gerais	74
3.2. <i>Benchmarking</i> e definição da meta global	76
3.3. Distribuição da meta	79
4. Conclusões.....	81
Referências Bibliográficas.....	83

Lista de Figuras

Figura 1. Estrutura metodológica proposta.	6
Figura 2. Decomposição de uma série temporal.....	10
Figura 3. Resultados do estudo de Makridakis <i>et al.</i> , 2018.	11
Figura 4. <i>Train data</i> de consumo de energia da Unidade 1.	21
Figura 5. Aplicação do método Loess para o consumo de energia da Unidade 1.	21
Figura 6. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de energia da Unidade 1.....	23
Figura 7. <i>Train data</i> de consumo de água da Unidade 1.	24
Figura 8. Aplicação do método Loess para o consumo de água da Unidade 1.	24
Figura 9. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de água da Unidade 1.	25
Figura 10. <i>Train data</i> de consumo de energia da Unidade 2.	26
Figura 11. Aplicação do método Loess para o consumo de energia da Unidade 2.	27
Figura 12. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de energia da Unidade 2.....	28
Figura 13. <i>Train data</i> de consumo de água da Unidade 2.....	29
Figura 14. Aplicação do método Loess para o consumo de água da Unidade 2.	30
Figura 15. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de água da Unidade 2.....	31
Figura 16. <i>Train data</i> de consumo de energia da Unidade 3.	32
Figura 17. Aplicação do método Loess para o consumo de energia da Unidade 3.	32
Figura 18. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de energia da Unidade 3.....	33
Figura 19. <i>Train data</i> de consumo de água da Unidade 3.....	34
Figura 20. Aplicação do método Loess para o consumo de água da Unidade 3.	35
Figura 21. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de água da Unidade 3.....	36
Figura 22. <i>Train data</i> de consumo de energia da Unidade 4.	37
Figura 23. Aplicação do método Loess para o consumo de energia da Unidade 4.	38
Figura 24. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de energia da Unidade 4.....	39
Figura 25. <i>Train data</i> de consumo de água da Unidade 4.....	40

Figura 26. Aplicação do método Loess para o consumo de água da Unidade 4.	40
Figura 27. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de água da Unidade 4.....	41
Figura 28. <i>Train data</i> de consumo de energia da Unidade 5.	42
Figura 29. Aplicação do método Loess para o consumo de energia da Unidade 5.	43
Figura 30. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de energia da Unidade 5.....	44
Figura 31. <i>Train data</i> de consumo de água da Unidade 5.....	45
Figura 32. Aplicação do método Loess para o consumo de água da Unidade 5.	46
Figura 33. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de água da Unidade 5.....	47
Figura 34. <i>Train data</i> de consumo de energia da Unidade 6.	48
Figura 35. Aplicação do método Loess para o consumo de energia da Unidade 6.	49
Figura 36. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de energia da Unidade 6.....	50
Figura 37. <i>Train data</i> de consumo de água da Unidade 6.....	51
Figura 38. Aplicação do método Loess para o consumo de água da Unidade 6.	51
Figura 39. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de água da Unidade 6.....	52
Figura 40. <i>Train data</i> de consumo de energia da Unidade 7.	53
Figura 41. Aplicação do método Loess para o consumo de energia da Unidade 7.	54
Figura 42. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de energia da Unidade 7.....	55
Figura 43. <i>Train data</i> de consumo de água da Unidade 7.....	56
Figura 44. Aplicação do método Loess para o consumo de água da Unidade 7.	57
Figura 45. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de água da Unidade 7.....	58
Figura 46. <i>Train data</i> de consumo de energia da Unidade 8.	59
Figura 47. Aplicação do método Loess para o consumo de energia da Unidade 8.	59
Figura 48. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de energia da Unidade 8.....	60
Figura 49. <i>Train data</i> de consumo de água da Unidade 8.....	61
Figura 50. Aplicação do método Loess para o consumo de água da Unidade 8.	62

Figura 51. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de água da Unidade 8.....	63
Figura 52. <i>Train data</i> de consumo de energia da Unidade 9.	64
Figura 53. Aplicação do método Loess para o consumo de energia da Unidade 9.	65
Figura 54. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de energia da Unidade 9.....	66
Figura 55. <i>Train data</i> de consumo de água da Unidade 9.....	67
Figura 56. Aplicação do método Loess para o consumo de água da Unidade 9.	67
Figura 57. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de água da Unidade 9.....	68
Figura 58. <i>Train data</i> de consumo de energia da <i>holding</i>	69
Figura 59. Série tratada de consumo de energia da <i>holding</i>	70
Figura 60. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de energia da <i>holding</i>	71
Figura 61. <i>Train data</i> de consumo de água da <i>holding</i>	72
Figura 62. Série tratada de consumo de água da <i>holding</i>	73
Figura 63. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de energia da <i>holding</i>	74

Lista de Tabelas

Tabela 1. Os 17 ODS da Agenda 2030.	3
Tabela 2. Modelos de Alisamento Exponencial.	12
Tabela 3. Modelos CCR (CRS).	16
Tabela 4. Modelos BCC (VRS).	17
Tabela 5. Modelos DEA responsáveis pela definição das metas.	18
Tabela 6. Dados da série de temporal de consumo de energia da Unidade 1.	20
Tabela 7. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de energia da Unidade 1.	22
Tabela 8. Dados da série temporal de consumo de água da Unidade 1.	23
Tabela 9. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de água da Unidade 1.	25
Tabela 10. Dados da série temporal de consumo de energia da Unidade 2.	26
Tabela 11. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de energia da Unidade 2.	28
Tabela 12. Dados da série temporal de consumo de água da Unidade 2.	29
Tabela 13. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de água da Unidade 2.	30
Tabela 14. Dados da série temporal de consumo de energia da Unidade 3.	31
Tabela 15. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de energia da Unidade 3.	33
Tabela 16. Dados da série temporal de consumo de água da Unidade 3.	34
Tabela 17. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de água da Unidade 3.	36
Tabela 18. Dados da série temporal de consumo de energia da Unidade 4.	37
Tabela 19. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de energia da Unidade 4.	38
Tabela 20. Dados da série temporal de consumo de água da Unidade 4.	39
Tabela 21. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de água da Unidade 4.	41
Tabela 22. Dados da série temporal de consumo de energia da Unidade 5.	42
Tabela 23. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de energia da Unidade 5.	44

Tabela 24. Dados da série temporal de consumo de água da Unidade 5.	45
Tabela 25. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de água da Unidade 5.	47
Tabela 26. Dados da série temporal de consumo de energia da Unidade 6.	48
Tabela 27. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de energia da Unidade 6.	49
Tabela 28. Dados da série temporal de consumo de água da Unidade 6.	50
Tabela 29. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de água da Unidade 6.	52
Tabela 30. Dados da série temporal de consumo de energia da Unidade 7.	53
Tabela 31. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de energia da Unidade 7.	55
Tabela 32. Dados da série temporal de consumo de água da Unidade 7.	56
Tabela 33. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de água da Unidade 7.	57
Tabela 34. Dados da série temporal de consumo de energia da Unidade 8.	58
Tabela 35. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de energia da Unidade 8.	60
Tabela 36. Dados da série temporal de consumo de água da Unidade 8.	61
Tabela 37. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de água da Unidade 8.	63
Tabela 38. Dados da série temporal de consumo de energia da Unidade 9.	64
Tabela 39. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de energia da Unidade 9.	65
Tabela 40. Dados da série temporal de consumo de água da Unidade 9.	66
Tabela 41. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de água da Unidade 9.	68
Tabela 42. Dados da série temporal de consumo de energia da <i>holding</i>	69
Tabela 43. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de energia da <i>holding</i>	71
Tabela 44. Dados da série temporal de consumo de água da <i>holding</i>	72
Tabela 45. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de energia da <i>holding</i>	73
Tabela 46. Resumo da qualidade das previsões mensais.	75

Tabela 47. Resumo dos resultados das previsões anuais.	75
Tabela 48. Resumo dos modelos de previsão utilizados para cada caso.	76
Tabela 49. Dados de <i>inputs</i> e <i>outputs</i> usados no método DEA.....	76
Tabela 50. Resultados das eficiências do método DEA modelo 1.	77
Tabela 51. Resultados das eficiências do método DEA modelo 2.	77
Tabela 52. <i>Benchmarks</i> do Modelo 1 – CRS.	78
Tabela 53. <i>Benchmarks</i> do Modelo 2 – CRS.	78
Tabela 54. Distribuição da meta global de manutenção no consumo de energia.....	79
Tabela 55. Distribuição da meta global de manutenção no consumo de água.....	80

1. Introdução

1.1. Motivações

O desenvolvimento sustentável é definido como o “que satisfaz as necessidades do presente sem comprometer a capacidade de as futuras gerações satisfazerem suas próprias necessidades” (COMISSÃO DE BRUNDTLAND, 1987 *apud* FERREIRA; RAPOSO, 2018, p. 126). Ele age diretamente nas decisões econômicas e administrativas dos agentes da sociedade (PORTUGAL JUNIOR *et al.*, 2012).

Para entender a grande preocupação mundial com o meio ambiente e como, quanto e quando utilizá-lo pode afetar a vida na terra, é importante saber a história do desenvolvimento mundial. Afinal, o meio ambiente possui o papel de fornecedor dos recursos naturais, que são bases do modelo desenvolvimentista.

Após a Segunda Guerra Mundial, foi observada uma grande disparidade econômica entre os países. Até então, os economistas neoclássicos atrelavam o desenvolvimento ao crescimento econômico, crescer era sinônimo de desenvolver e o comércio internacional seria suficiente para resolver essa desigualdade. De acordo com tal perspectiva, a livre ação das forças de mercado permitiria que os países menos desenvolvidos atingissem o progresso técnico e econômico dos demais. Porém, o estruturalismo econômico evidenciava cada vez mais a divisão entre os de Centro e os da Periferia. A repartição desigual dos frutos do progresso tecnológico e a deterioração dos termos de troca teriam gerado um desequilíbrio estrutural entre as nações, acentuado pelo comércio internacional.

Diante dessa realidade, houve o surgimento do conceito de ecodesenvolvimento, o “desenvolvimento endógeno e dependente de suas próprias forças, tendo por objetivo responder problemática da harmonização dos objetivos sociais e econômicos do desenvolvimento com uma gestão ecologicamente prudente dos recursos e do meio” (RAYNAUT; ZANONI, 1993 *apud* MONTIBELLER FILHO, 1993, p. 132), na Conferência de Estocolmo, em 1972. Criticando o consumo excessivo de bens e serviços, a desigualdade existente, o crescimento a qualquer custo e propondo uma forma mais igualitária de desenvolvimento, o ecodesenvolvimento desatrelou os conceitos de desenvolvimento e crescimento. A preocupação com o uso dos recursos naturais começou a entrar em cena.

Essa preocupação foi consolidada, no mesmo ano, com o Clube de Roma, uma organização informal composta por especialistas de diversas áreas, ao publicar o Relatório de Meadows (Os Limites do Crescimento). Possuindo um tom pessimista em relação às soluções dos problemas ambientais, principalmente devido ao período de Guerra Fria, era radical sob o aspecto de desenvolvimento, defendendo que este deveria ser desacelerado (OLIVEIRA, 2012a).

Quase 20 anos depois, em 1987, no Relatório de Brundtland (Nosso Futuro Comum), foi apresentado pela primeira vez o conceito de desenvolvimento sustentável, demonstrando a preocupação de como o uso dos recursos naturais poderia comprometer as gerações futuras. Ao contrário do Relatório Meadows, que apoiava a diminuição do crescimento do desenvolvimento, o Relatório de Brundtland defendia a sua aceleração (OLIVEIRA, 2012b). Assim, difundiu-se essa frente, que passou a estar presente nas discussões internacionais, servindo como eixo orientador para organizações públicas e privadas (MOTA *et al.*, 2008).

A adoção de um desenvolvimento sustentável mostrou-se difundida principalmente após a Declaração do Milênio da Organização das Nações Unidas (ONU), firmada em setembro de 2000 pelos 191 Estados membros da organização na época. Nela, houve um comprometimento com uma parceria global para reduzir a extrema pobreza, tendo o apoio de oito objetivos, os Objetivos de Desenvolvimento do Milênio (ODM). A Declaração foi então prosseguida pela Agenda 2030, um plano de ação firmado pelos países integrantes da ONU em 2015, com o objetivo de erradicar a pobreza, proteger o planeta e garantir que as pessoas alcancem a paz e a prosperidade (NAÇÕES UNIDAS NO BRASIL, 2018). Em paralelo aos ODM, foram criados os 17 Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS), que constituem uma lista de 169 metas para todos os segmentos da sociedade, incluindo empresas e indústrias, a serem cumpridas até 2030. Na prática, os ODS serão responsáveis por orientar as políticas públicas e as atividades de cooperação internacional nos próximos anos, com indicativos do “futuro que queremos”. A Tabela 1 apresenta os 17 ODS, com suas breves descrições.

Tabela 1. Os 17 ODS da Agenda 2030.

ODS	Descrição
1	Erradicação da pobreza Acabar com a pobreza em todas as suas formas, em todos os lugares
2	Fome zero e agricultura sustentável Acabar com a fome, alcançar a segurança alimentar e melhoria da nutrição e promover a agricultura sustentável
3	Saúde e bem-estar Assegurar uma vida saudável e promover o bem-estar para todas as pessoas, em todas as idades
4	Educação de qualidade Assegurar a educação inclusiva e equitativa de qualidade e promover oportunidades de aprendizagem ao longo da vida para todas as pessoas
5	Igualdade de gênero Alcançar a igualdade de gênero e empoderar todas as mulheres e meninas
6	Água potável e saneamento Assegurar a disponibilidade e a gestão sustentável da água e do saneamento para todas as pessoas
7	Energia limpa e acessível Assegurar o acesso confiável, sustentável, moderno e a preço acessível à energia, para todas as pessoas
8	Trabalho decente e crescimento econômico Promover o crescimento econômico sustentado, inclusivo e sustentável, o emprego pleno e produtivo, e o trabalho decente para todas e todos
9	Indústria, inovação e infraestrutura Construir infraestruturas resilientes, promover a industrialização inclusiva e sustentável e fomentar a inovação
10	Redução das desigualdades Reduzir a desigualdade dentro dos países e entre eles
11	Cidades e comunidades sustentáveis Tornar as cidades e os assentamentos humanos inclusivos, seguros, resilientes e sustentáveis
12	Consumo e produção responsáveis Assegurar padrões de produção e de consumo sustentáveis
13	Ação contra a mudança global do clima Tomar medidas urgentes para combater a mudança do clima e seus impactos
14	Vida na água Conservar e usar sustentavelmente os oceanos, os mares e os recursos marinhos para o desenvolvimento sustentável
15	Vida terrestre Proteger, recuperar e promover o uso sustentável dos ecossistemas terrestres, gerir de forma sustentável as florestas, combater a desertificação, deter e reverter a degradação da terra, e deter a perda de biodiversidade
16	Paz, justiça e instituições eficazes Promover sociedades pacíficas e inclusivas para o desenvolvimento sustentável, proporcionar o acesso à justiça para todas as pessoas e construir instituições eficazes, responsáveis e inclusivas em todos os níveis
17	Parcerias e meios de implementação Fortalecer os meios de implementação e revitalizar a parceria global para o desenvolvimento sustentável

Fonte: Adaptado de NAÇÕES UNIDAS NO BRASIL, 2018.

Sob o aspecto empresarial, a internalização dos conceitos de desenvolvimento sustentável e do *triple bottom line* (ELKINGTON, 1994 *apud* SARTORI, 2016, p. 37), a identificação

das questões de sustentabilidade materiais no contexto da empresa, o mapeamento de possíveis ações para incremento da sustentabilidade ambiental, econômica e social, a definição de indicadores de sustentabilidade para monitoramento das ações e a comunicação às partes interessadas são algumas das etapas que exemplificam a consolidação desse conceito de desenvolvimento.

Porém, no novo contexto mundial, estas etapas não são mais suficientes para garantir uma boa gestão em sustentabilidade, sendo necessário o auxílio de ferramentas, como os indicadores. Um indicador resume informações relevantes de um fenômeno particular (MCQUEEN; NOAK, 1988, *apud* VAN BELLEN, 2004a, p. 5), comunicando ou informando sobre o progresso em direção a uma determinada meta como, por exemplo, o desenvolvimento sustentável, mas também podem ser entendidos como um recurso que deixa mais perceptível uma tendência ou fenômeno, que não seja imediatamente detectável (HAMMOND, 1995 *apud* VAN BELLEN, 2004b, p. 5).

Os ODS apontam objetivos específicos que precisam ser monitorados com indicadores a partir da definição de metas claras, que viabilizem o atendimento até o ano de 2030. Esta necessidade impõe às empresas o estudo de metodologias que auxiliem na definição de metas, de forma a atender às demandas externas e internas dos diferentes *stakeholders*, i.e., grupos de interesse, ao mesmo tempo em que vislumbram o atendimento aos ODS no que tange a responsabilidade assumida frente ao seu país. Ainda que esse movimento ocorra de forma voluntária, o mercado passa a exigir um posicionamento formal das empresas, como uma forma de diferenciação. Uma prova disto é que ações e indicadores para monitoramento dos ODS já estão sendo apresentados nos Relatórios de Sustentabilidade de diversas empresas do setor nos últimos dois anos, normalmente seguindo a metodologia *SDG Compass* (CEBDS, 2018).

No Brasil, há um total de 244 indicadores criados para os ODS pelo Grupo Interagencial e de Peritos sobre os Indicadores dos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável, sendo o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) o representante do país. Esse grupo foi definido pela Comissão de Estatística da ONU como responsável por desenvolver e implementar um quadro de indicadores para o acompanhamento da Agenda 2030 no âmbito global. Destes 244 indicadores, 70 foram produzidos, 81 estão em análise/construção, 48 estão com falta de dados, 38 não possuem metodologia global e 7 não se aplicam no país (IBGE, 2019).

Anteriormente ao desenvolvimento da metodologia apresentada, foi realizada uma pesquisa de como eram definidas as metas de sustentabilidade de algumas empresas do setor energético brasileiro, de acordo com as informações disponibilizadas pelos Relatórios de Sustentabilidade Anuais de 2017. Muitas vezes foram encontradas metas facilmente atingíveis, sem apresentar, aparentemente, nenhuma metodologia consistente para justificá-las.

Diante desses resultados e da preocupação mundial com o desenvolvimento sustentável, surgiu a motivação da elaboração desta metodologia, sendo uma proposta com embasamento estatístico para a definição de metas de indicadores de sustentabilidade factíveis com a realidade da empresa que aplicá-la.

1.2.Objetivo

O presente trabalho tem como objetivo contribuir para o alinhamento de empresas ao desenvolvimento sustentável ao diminuir os seus impactos ambientais, sociais e socioeconômicos negativos e melhorar o desempenho econômico e de mercado da empresa, a partir do auxílio de definição de metas de redução condizentes com a sua realidade. Isso possibilita a valorização da sua marca ao facilitar o processo de obtenção de certificados de sustentabilidade, participar de bolsas de valores específicas, como o Dow Jones Sustainability Index (DJSI) e o Índice de Sustentabilidade Empresarial (ISE), atender aos ODS da Agenda 2030, entre outras vantagens. Além disso, recursos naturais, como água e energia, demandam custos e definições de metas de sustentabilidade permitem um uso eficiente destes, proporcionando não apenas uma maior eficiência ambiental, mas também produtiva e financeira.

Para atingir tal objetivo, será adotada a seguinte metodologia: levantamento das séries temporais mensais de indicadores de sustentabilidade; tratamento dos dados com a finalidade de remover possíveis *outliers*, i.e., dados discrepantes das demais observações, pelo método de Regressão Local ou *Local Regression* (Loess); previsão da série pelos métodos de Suavização Exponencial e *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA); aplicação da Análise Envoltória de Dados (DEA) para a definição do *benchmarking*; aliar os resultados da previsão com o *benchmarking* e propor uma meta global; e distribuição da meta global para as unidades da empresa a partir do método dos mínimos quadrados, com o intuito de alinhar as metas individuais destas unidades com a meta global da empresa.

A estrutura metodológica do estudo é apresentada na Figura 1 a seguir.

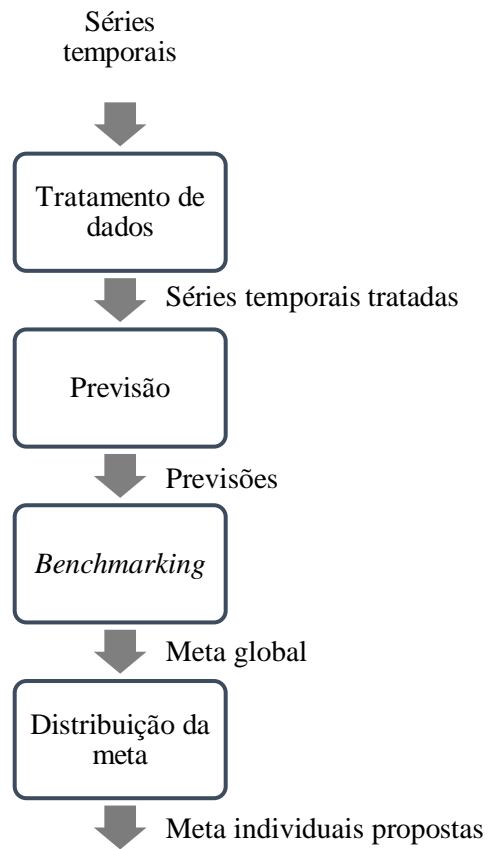


Figura 1. Estrutura metodológica proposta.

Fonte: Elaboração própria.

2. Materiais e Métodos

2.1. Materiais

Foram utilizados o *software* de estatística R® 3.6.0 (R CORE TEAM, 2019) e o Microsoft Office Excel 2007®. No R, foram usados o pacote “forecast” (HYNDMAN *et al.*, 2019) para a realização das previsões, os pacotes “excel.link” (DEMIN, 2018) e “xlsx” (DRAGULESCU; ARENDT, 2018) para importar e exportar dados do Excel e o pacote “Benchmarking” (BOGETOFT; OTTO, 2018) para aplicação da Análise Envoltória de Dados para a definição de *benchmarks*.

2.2. Métodos

2.2.1. Séries temporais

Séries temporais consistem em um conjunto de observações sobre uma variável, ao longo do tempo, e registrado em períodos regulares, sendo exemplos o consumo de água e de energia elétrica de uma casa, vendas mensais de uma empresa e temperaturas máximas e mínimas diárias de uma cidade (REIS, 2019).

Elas são compostas por quatro componentes não observáveis: sazonalidade, tendência, cíclica e irregular (ruído). A componente sazonal descreve as variações periódicas contínuas da série temporal com períodos que duram até um ano. A componente de tendência aponta para movimentos de longo prazo que indicam o crescimento ou decréscimo da série temporal. A componente cíclica é semelhante a componente de sazonalidade, entretanto ocorre em períodos mais longos e são irregulares. Por fim, a componente irregular captura as variações de curta duração, sendo a componente aleatória da série temporal.

Para o presente trabalho, foram realizados os levantamentos mensais dos indicadores de consumo de água da rede e consumo de energia elétrica da rede das atividades administrativas, de nove unidades de uma empresa do setor elétrico brasileiro, durante o período de 2014 até 2018. Portanto, cada unidade possui uma série temporal de consumo de água com 60 dados mensais e uma série temporal de consumo de energia, também com 60 dados mensais.

Desses dados, os valores mensais de 2014 até 2017 (48 dados mensais) foram usados como *training set*, e foram aplicados no restante da metodologia de tratamento de dados e previsão. Os 12 dados mensais restantes levantados do ano de 2018 foram o *test set*, sendo usados como comparação dos dados previstos para este ano, sem haver qualquer alteração nos mesmos.

Essas duas variáveis foram selecionadas para o estudo pelo fato de serem utilizadas pela *holding* como forma de monitorar os seus ODS priorizados. As séries temporais foram obtidas a partir de um sistema de gestão de indicadores de sustentabilidade da própria *holding*. Apesar desse sistema possuir informações desde 2010, foram utilizados os dados a partir de 2014 pelo fato de haver verificação destes, garantindo maior confiabilidade das séries levantadas

2.2.2. Tratamento de dados

As séries temporais podem conter *outliers*. Os *outliers* são provocados por erros de preenchimentos dos formulários de dados ou por externalidades, como o vazamento de água, a ocorrência de acidentes e aumento de número de funcionários. A presença de *outliers* compromete a qualidade da previsão e, portanto, a especificação dos modelos de previsão deve ser precedida por uma etapa de tratamento de dados.

Na metodologia proposta, o tratamento das séries temporais é realizado com o auxílio do método não paramétrico de regressão local, mais conhecido como Loess (CLEVELAND, 1979 *apud* MARQUETTI; VIALI, 2004a, p. 254).

Na regressão de método não paramétrico não há conhecimento a priori a respeito da forma da função que está sendo estimada (ZUBEN; CASTRO, 2001), sendo assim uma distribuição livre e assumindo qualquer distribuição parametrizada.

O método Loess fornece versões suavizadas das séries temporais, acompanhadas de intervalos de confiança. O tratamento de dados consiste em identificar, em cada série analisada, as observações localizadas fora dos limites dos intervalos de confiança e a substituição das mesmas pelos respectivos valores suavizados. Ao final, as séries temporais tratadas estão livres de *outliers* e podem ser utilizadas no ajuste dos modelos de previsão.

Segundo Marquetti (2004b), as ideias básicas do método podem ser observadas ao considerar-se o mais simples dos modelos de regressão:

$$y_i = g(x_i) + \varepsilon_i \quad (1)$$

Sendo:

$$y_i = \textit{variável dependente}$$

$$x_i = \textit{variável independente}$$

$$\varepsilon_i = \textit{termo de erro independente}$$

$$g(x_i) = \textit{função estimada na vizinhança de cada ponto de interesse } x = x_0$$

Basicamente esse modelo realiza várias pequenas regressões no conjunto de dados, definindo pesos para cada um dos pontos vizinhos dependendo da função que se utiliza (CLEVELAND; DEVLIN, 1988 *apud* DUARTE, 2005a).

2.2.3. Métodos de previsão

A previsão de séries temporais baseia-se na premissa segundo a qual os fatores que influenciaram o comportamento dos dados no passado continuam influenciando seus movimentos futuros. Assim, analisando o comportamento passado da série temporal podem ser obtidos os elementos para prever o seu comportamento futuro.

O propósito dos métodos de previsão é distinguir o padrão de evolução da série (o sinal) de qualquer ruído que possa estar contido nas observações e então usar este padrão (o sinal) para prever valores futuros da série, auxiliando na tomada de decisões.

Para a realização da previsão, a série temporal é decomposta em três componentes, anteriormente apresentadas: sazonalidade (*seasonal*), tendência (*trend*) e irregular (*remainder*), conforme apresentado na Figura 2.

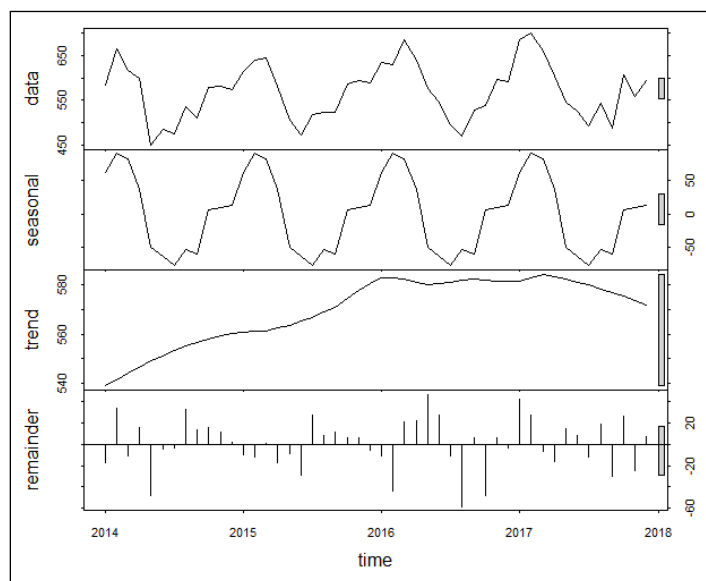


Figura 2. Decomposição de uma série temporal.

Fonte: Elaboração própria.

A combinação das componentes supracitadas pode seguir o modelo aditivo, em que a amplitude da variação sazonal é constante ao longo do tempo, i.e., é realizada a soma das componentes, ou o modelo multiplicativo, em que a amplitude da variação sazonal aumenta ou diminui como função do tempo, i.e., é realizada a multiplicação das componentes.

Os métodos escolhidos para a realização da previsão na metodologia foram os métodos clássicos de previsão (MUN, 2010 *apud* BERTOLO, 2013, p. 5), i.e., os métodos de alisamento exponencial (ETS), e o método ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*).

Esses métodos foram escolhidos com base nos resultados obtidos por Makridakis *et al.*, (2018), apresentados na Figura 3. Nesse estudo foram levantadas 1045 séries mensais e aplicados 26 métodos. Os modelos que tiveram melhores ajustes, ou seja, tiveram menores erros, foram o ETS e o ARIMA.

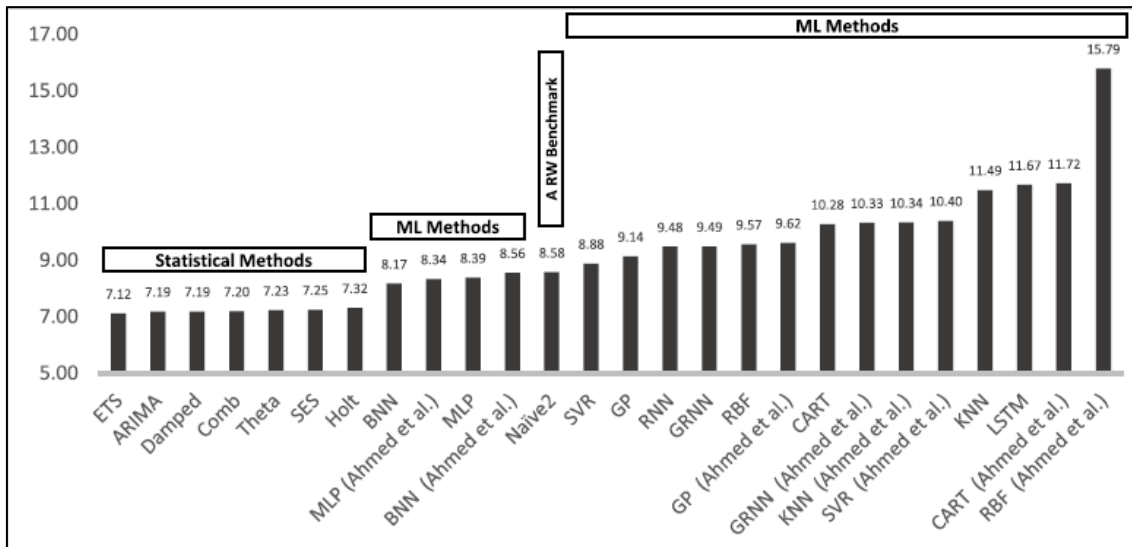


Figura 3. Resultados do estudo de Makridakis *et al.*, 2018.
 Fonte: MAKRIDAKIS *et al.*, 2018.

Para o presente estudo foram realizadas previsões para o ano de 2018 das séries temporais de consumo de energia e de água para cada uma das nove unidades. Portanto, há 18 previsões que, respectivamente somadas, resultam na previsão da *holding*, seguindo, assim, o modelo *bottom-up*.

Em todas as previsões foram utilizados os modelos de Suavização Exponencial, sendo escolhido o que possui o menor Critério de Informação Akaike ou *Akaike Information Criterion* (AIC), desenvolvido por Akaike em 1974, significando que, dentro os modelos testados, é aquele de melhor ajuste para a série. Em paralelo, o mesmo foi realizado com os modelos ARIMA.

Como o AIC não pode ser utilizado para comparar modelos distintos, foi realizada a comparação da previsão de cada modelo pelo Erro Absoluto Médio ou *Mean Absolute Error* (MAE), obtido pela diferença do valor previsto e do seu valor real correspondente do *test data*. A previsão com o menor MAE foi a escolhida para o decorrer da metodologia e, portanto, sendo a previsão melhor ajustada à série.

2.2.3.1. Modelos de Suavização Exponencial

Conforme apresentado no capítulo anterior, o propósito dos métodos de previsão é distinguir o padrão de evolução da série (o sinal) de qualquer ruído que possa estar contido nas observações e então usar este padrão (o sinal) para prever valores futuros da série. Os modelos de Suavização ou Alisamento Exponencial assumem que os valores extremos da

série representam esse ruído e, através da suavização desses extremos, é possível identificar o padrão e prevê-lo (MORETTIN; TOLOI, 2004a).

Esses modelos são um conjunto de técnicas. As componentes de tendência, sazonalidade e erro podem ser combinadas de diferentes maneiras, originando um modelo de previsão diferente para cada combinação, em que cada componente compõe parte do acrônimo dado a cada modelo, conforme indicado pelos 19 modelos na Tabela 2.

Tabela 2. Modelos de Alisamento Exponencial.

		Tendência	Sazonalidade		
			Sem	Aditiva	Multiplicativa
Erro	Aditivo	Sem	ANN	ANA	-
	Multiplicativo		MNN	MNA	MNM
	Aditivo	Aditiva	AAN	AAA	-
	Multiplicativo		MAN	MAA	MAM
	Aditivo	Aditiva Amortecida	AAdN	AAdA	-
	Multiplicativo		MAdN	MAdA	MAdM
Aditivo	Multiplicativa	-	-	-	
Multiplicativo		MMN	-	MMM	
Aditivo	Multiplicativa Amortecida	-	-	-	
Multiplicativo		MMdN	-	MMdM	

Fonte: Elaboração própria.

Nos acrônimos apresentados na Tabela 2, a componente erro fornece a primeira letra do nome do modelo, podendo ser “A” (erro aditivo) ou “M” (erro multiplicativo). Já a componente tendência fornece a segunda e, em alguns casos, a terceira letra do nome do modelo, podendo ser “N” (sem tendência), “A” (tendência aditiva), “Ad” (tendência aditiva amortecida), “M” (tendência multiplicativa) ou “Md” (tendência multiplicativa amortecida). A componente sazonalidade fornece a última letra, podendo ser “N” (sem sazonalidade), “A” (sazonalidade aditiva) ou “M” (tendência multiplicativa).

Há algumas restrições de combinações de componentes, por exemplo, uma tendência ou sazonalidade multiplicativa não pode ter o erro aditivo. Adicionalmente vale citar a presença de alguns métodos amplamente conhecidos e aplicados no estudo de previsões de séries temporais como o Holt-Winters Aditivo (AAA e MAA), Holt-Winters Multiplicativo (MAM) e Holt (AAN e MAN).

A equação que representa de maneira geral esse conjunto de métodos é dada pelo método de Holt-Winters aditivo, sendo exposta a seguir. A equação (1) diz respeito a previsão para um tempo t , composta pelas três equações de suavização de nível (3), tendência (4)

e sazonalidade (5), em que α , β^* e γ são seus respectivos parâmetros de suavização (HYNDMAN; ATHANASOPOULOS, 2019a). A variável m corresponde a frequência da sazonalidade, sendo igual a 12 para dados mensais.

$$y_{t+h|t} = l_t + hb_t + s_{t+h-m(k+1)} \quad (2)$$

Sendo:

$$l_t = \alpha(y_t - s_{t-m}) + (1 - \alpha)(l_{t-1} + b_{t-1}) \quad (3)$$

$$b_t = \beta^*(l_t - l_{t-1}) + (1 - \beta^*)b_{t-1} \quad (4)$$

$$s_t = \gamma(y_t - l_{t-1} - b_{t-1}) + (1 - \gamma)s_{t-m} \quad (5)$$

2.2.3.2. Modelos ARIMA

O uso dos modelos Auto-regressivos Integrados de Médias Móveis ou *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA), é uma abordagem proposta por Box e Jenkins em 1970 (MORETTIN; TOLOI, 2004b). Nesses modelos, a previsão da variável é realizada usando uma combinação linear dos seus valores no passado (HYNDMAN; ATHANASOPOULOS, 2019b).

A parte auto-regressiva (AR) indica que a variável de interesse é regressada em seus próprios valores anteriores. A parte de média móvel (MA) indica que o erro de regressão é uma combinação linear dos termos de erro, cujos valores ocorreram contemporaneamente e em vários momentos no passado. A parte integrada (I) indica que os valores de dados foram substituídos com a diferença entre seus valores e os valores anteriores e este processo diferenciador pode ter sido realizado mais de uma vez.

Modelos ARIMA não sazonais são denotados como ARIMA (p,d,q) , em que os parâmetros p , d e q são números inteiros não negativos, p é a ordem do modelo auto-regressivo, d é o grau de diferenciação e q é a ordem do modelo de média móvel.

Modelos ARIMA sazonais são geralmente denotados como ARIMA $(p,d,q)(P,D,Q)_m$, em que m se refere ao número de períodos em cada temporada e P , D e Q se referem aos termos de auto-regressão, diferenciação e média móvel para a parte sazonal do modelo ARIMA (HYNDMAN; ATHANASOPOULOS, 2019c).

Segundo Morettin e Toloí (2004c), a construção deste modelo é baseada em um ciclo iterativo, composto pelas etapas de identificação, estimação e verificação ou diagnóstico. Caso o modelo não seja adequado, esse ciclo é repetido a fim de se obter o melhor ajuste possível. Por fim, cumpridas tais etapas, é realizada a previsão.

A equação (6) representa a formulação geral de previsão dos modelos ARIMA:

$$y_t = \theta * y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (6)$$

Sendo:

$$\theta = \text{parâmetro}$$

$$\varepsilon_t = \text{resíduo}$$

A etapa de identificação, segundo Campos *et al.* (2006), consiste em determinar os parâmetros e a ordem que melhor representa a série temporal. Primeiro, há a verificação da existência da estacionariedade da série, i.e., a média, variância e a estrutura de autocorrelação não mudam com o tempo. Caso estacionária, o parâmetro d é zero e a série não precisa de diferenciação para torná-la estacionária. Caso não estacionária, são realizadas diferenciações até a série tornar-se estacionária. Em seguida, devem ser identificados os parâmetros p e q , a partir de análises das autocorrelações e autocorrelações parciais estimadas (MORETTIN; TOLOI, 2004d).

A etapa de estimação consiste na estimação dos parâmetros previamente identificados. Essa etapa pode ser realizada pelo método de mínimos quadrados ou pelo método de mínimos quadrados não-lineares, caso haja uma componente de média móvel (FAVA, 2000 *apud* CAMPOS *et al.*, 2006b).

A etapa de verificação consiste na análise dos resíduos, com o intuito de obter o método mais adequado para a previsão da série. Alguns testes podem ser utilizados nessa etapa, como o teste de Box-Pierce, elaborado por Box e Pierce em 1970, teste de autocorrelação residual e teste de autocorrelação cruzada (MORETTIN; TOLOI, 2004e).

2.2.4. Benchmarking

Esta etapa consiste na definição das metas globais para a *holding*, a partir do *benchmarking* realizado pelo método de Análise Envoltória de Dados ou *Data Envelopment Analysis* (DEA).

O *Benchmarking* é “uma ferramenta de utilização contínua de comparação dos seus processos, produtos e serviços com a atividade semelhante mais conhecida, de modo que as metas mais atingíveis sejam estabelecidas e um curso de ação real implementado, com o objetivo de se manter eficiente, e o melhor dos melhores, num prazo razoável” (BALM, 1994 *apud* ZAGO *et al.*, 2008, p. 3).

Introduzida por Charnes, Cooper e Rhodes (1978), a DEA é uma técnica não-paramétrica utilizada na avaliação da eficiência de unidades produtivas (*Decision Making Units - DMU*) comparáveis, i.e., unidades que empregam processos tecnológicos semelhantes na transformação de múltiplos insumos (*inputs*) em múltiplos produtos (*outputs*). A abordagem DEA usa a programação linear para construir uma fronteira de produção, a partir das observações das quantidades de insumos e produtos das DMUs avaliadas, sem a necessidade de conhecer a priori qualquer relação de importância (pesos) entre as variáveis consideradas. A fronteira de produção funciona como um *benchmarking* contra o qual podem ser comparados os desempenhos das DMUs, em que as tecnicamente eficientes (eficiência igual a 1) localizam-se na fronteira de produção, enquanto as ineficientes localizam-se abaixo da fronteira. Os desvios das DMUs em relação à fronteira quantificam as respectivas ineficiências. Portanto, a fronteira de produção pode ser usada como referência para o estabelecimento de metas para cada DMU.

Há dois modelos DEA clássicos: CCR ou CRS (*Constant Return of Scale*), proposto por Charnes, Cooper e Rhodes (1978) e BCC ou VRS (*Variable Return of Scale*), proposto por Banker, Charnes e Cooper (1984). Ambos podem ser orientados ao insumo, caso o objetivo seja fornecer metas para a conservação de recursos (uso eficiente dos insumos), ou orientados ao produto, caso o produto seja definir metas para expansão da produção.

Os modelos CCR (CRS), expostos na Tabela 3, admitem retornos constantes de escala, i.e., qualquer variação nos insumos leva a uma variação proporcional nos produtos. Esse modelo faz uma avaliação global da eficiência técnica.

Tabela 3. Modelos CCR (CRS).

Modelo CCR (CRS) – Orientado ao Insumo	Modelo CCR (CRS) – Orientado ao Produto
Maximizar h_k (Eficiência) $h_k = \sum_{r=1}^m u_r * y_{rk}$	Minimizar h_k (Eficiência) $h_k = \sum_{i=1}^n v_i * x_{ik}$
Com as restrições: 1. $\sum_{r=1}^m u_r * y_{rj} - \sum_{i=1}^n v_i * x_{ij} \leq 0$ 2. $\sum_{i=1}^n v_i * x_{ik} = 1$ 3. $u_r, v_i \geq 0$	Com as restrições: 1. $\sum_{r=1}^m u_r * y_{rj} - \sum_{i=1}^n v_i * x_{ij} \leq 0$ 2. $\sum_{r=1}^m u_r * y_{rk} = 1$ 3. $u_r, v_i \geq 0$
Sendo: $y_r =$ quantidade de produto r ; $x_i =$ quantidade de insumo i ; $u, v =$ pesos de produtos e insumos; e $r=1$ até m ; $i=1$ até n ; $j=1$ até N	Sendo: $y_r =$ quantidade de produto r ; $x_i =$ quantidade de insumo i ; $u, v =$ pesos de produtos e insumos; e $r=1$ até m ; $i=1$ até n ; $j=1$ até N

Fonte: Adaptado de CASA NOVA; SANTOS, 2008.

Os modelos BCC (VRS), apresentados na Tabela 4, admitem retorno variável de escala, i.e., qualquer incremento nos insumos pode levar a um acréscimo, não necessariamente proporcional, aos produtos. Esse modelo faz uma avaliação da eficiência técnica (ET) e da eficiência da escala (EE), estimando a eficiência técnica pura, a uma dada escala de operações, e identificando se existem ganhos de escala crescentes, decrescentes ou constantes.

Tabela 4. Modelos BCC (VRS).

Modelo BCC (VRS) – Orientado ao Insumo	Modelo BCC (VRS) – Orientado ao Produto
Maximizar	Minimizar
$\sum_{r=1}^m u_r * y_{rk} - u_k$	$\sum_{i=1}^n v_i * x_{ik} + v_k$
Com as restrições:	Com as restrições:
<ol style="list-style-type: none"> 1. $\sum_{r=1}^m u_r * y_{rj} - \sum_{i=1}^n v_i * x_{ij} - u_k \leq 0$ 2. $\sum_{i=1}^n v_i * x_{ik} = 1$ 3. $u_r, v_i \geq 0$ 	<ol style="list-style-type: none"> 1. $\sum_{r=1}^m u_r * y_{rj} - \sum_{i=1}^n v_i * x_{ij} - v_k \leq 0$ 2. $\sum_{r=1}^m u_r * y_{rk} = 1$ 3. $u_r, v_i \geq 0$
Sendo:	Sendo:
<p>$y_r =$ quantidade de produto r;</p> <p>$x_i =$ quantidade de insumo i;</p> <p>$u, v =$ pesos de produtos e insumos; e</p> <p>$r=1$ até m; $i=1$ até n; $j=1$ até N</p>	<p>$y_r =$ quantidade de produto r;</p> <p>$x_i =$ quantidade de insumo i;</p> <p>$u, v =$</p> <p>pesos de produtos e insumos; e</p> <p>$r=1$ até m; $i=1$ até n; $j=1$ até N</p>

Fonte: Adaptado de CASA NOVA; SANTOS, 2008.

Em respeito às eficiências, pode ser observada a seguinte relação:

$$EE(x_k, y_k) = \frac{EP(x_k, y_k)}{ET(x_k, y_k)} \quad (7)$$

Sendo:

$$EE(x_k, y_k) = \text{Eficiência de Escala}$$

$$EP(x_k, y_k) = \text{Eficiência Produtiva}$$

$$ET(x_k, y_k) = \text{Eficiência Técnica}$$

Para o presente estudo foi realizado um levantamento das empresas do setor elétrico atuantes nas áreas de geração e transmissão presentes no cadastrado da ANEEL que preencheram o seu Relatório de Sustentabilidade de 2017 de acordo com o *Global Reporting Initiative* (GRI). Ao todo, foram levantadas 12 empresas, incluída a empresa do estudo. Porém, duas empresas tiveram uma qualidade de preenchimento muito abaixo das outras, sendo descartadas para não influenciarem no estudo. Portanto, foram inseridas no modelo nove empresas, mais a *holding*.

Para definir metas globais de redução de consumo de recursos para a *holding* como um todo, propõe-se um conjunto de dois modelos DEA, todos orientados ao insumo e avaliados tanto na formulação CRS quanto VRS. A opção por dois modelos deve-se ao limitado conjunto de DMUs e a percepção de que a redução proporcional de todos os insumos pode não ser factível. Na Tabela 5 apresentam-se as variáveis de insumos e de produtos em cada um dos modelos, escolhidas de acordo com o preenchimento por todas as empresas analisadas e sua representatividade para uma empresa do setor energético.

Tabela 5. Modelos DEA responsáveis pela definição das metas.

Modelo	Insumos	Produtos
1	Consumo de água superficial, subterrânea e da rede de abastecimento em m ³ (AC)	Valor adicionado distribuído em R\$ (VAD)
		Energia gerada em GWh (EG)
2	Consumo de energia elétrica em GJ (EC)	Valor adicionado distribuído em R\$ (VAD)
		Energia gerada em GWh (EG)

Fonte: Elaboração própria.

2.2.5. Distribuição da meta

O modelo proposto de definição de meta global de acordo com o *benchmark* seguiu a abordagem *top-down* e, portanto, para desagregar as metas globais entre as unidades de negócio da *holding*, sugere-se a aplicação do método dos mínimos quadrados, tendo como restrição os limites inferior e superior dos intervalos de previsão para cada mês do horizonte de estudo. No caso de unidades com previsão de crescimento em relação ao ano anterior, a restrição passa a ser a própria previsão, e não o seu limite superior.

O método de mínimos quadrados foi escolhido pois ele permite ajustar da melhor maneira possível as metas de cada unidade, sem alterar muito a realidade da empresa, compatibilizando as metas individuais com a meta global da *holding*.

A formulação matemática do modelo de desagregação das metas globais, obtidas pelo modelo DEA, nas metas locais para as unidades de negócios é apresentada a seguir, em que M_i denota a meta (variável de decisão) para a unidade $i \forall i=1, N$ unidades de negócios e V_i o respectivo consumo verificado no último ano:

$$\text{Min} \sum_{i=1}^N \frac{1}{V_i} (M_i - V_i)^2 \quad (8)$$

Sendo:

$$\alpha_i \leq M_i \leq \beta_i \quad \forall i = 1, N \quad (9)$$

$$\sum_{i=1}^N M_i = \theta V_{\text{holding}} \quad (10)$$

$$M_i \geq 0 \quad \forall i = 1, N \quad (11)$$

A função objetivo em (8) busca minimizar os desvios entre as metas M_i e os respectivos níveis correntes dos consumos V_i no último ano. A restrição em (9) restringe as metas M_i para o intervalo definido pelos limites do intervalo de previsão $[\alpha_i, \beta_i]$ para a i -ésima unidade de negócio. Na restrição (10) θ é a eficiência da *holding* determinada pelo modelo DEA e V_{holding} é o valor verificado do consumo da *holding* no último ano. Assim, o produto $\theta V_{\text{holding}}$ é a meta global a ser alcançada pela *holding*. A restrição em (10) garante que a soma das metas locais para as unidades de negócios deve coincidir com a meta global para a *holding*. Já a restrição (11) é típica dos modelos de otimização e indica a não negatividade das variáveis de decisão. Para o caso de unidades com previsão de crescimento em relação ao ano anterior, a restrição da meta desta unidade passa a ser a própria previsão e não o seu limite de intervalo superior.

3. Aplicação e Resultados

Este capítulo apresenta os resultados da aplicação da metodologia para as nove unidades e para a *holding*. Primeiramente são demonstrados os resultados de tratamento de dados e previsões para cada unidade, individualmente, com a exposição de justificativas encontradas para os *outliers*, seguido de um resumo dos resultados gerais e suas análises. Em seguida, é apresentado o resultado de definição de um *benchmark* a partir do método DEA, permitindo uma definição de meta global tanto para consumo de energia, quanto consumo de água, para a *holding*. Por último, são apresentadas as distribuições das metas globais para as nove unidades por meio do método de mínimos quadrados, definindo suas respectivas metas individuais.

3.1. Tratamento de dados e previsões

3.1.1. Unidade 1

Consumo de Energia

A série temporal de consumo de energia da Unidade 1 é apresentada na Tabela 6. Na Figura 4 é apresentado o *train data*. É possível perceber a presença de uma sazonalidade bem característica, causada principalmente pelas variações de temperaturas.

Tabela 6. Dados da série de temporal de consumo de energia da Unidade 1.

em MWh	Dados Reais				
	2014	2015	2016	2017	2018
jan	584	614	635	687	679
fev	665	639	629	701	547
mar	616	645	687	661	646
abr	599	582	640	604	599
mai	450	504	577	546	561
jun	484	473	546	527	525
jul	474	518	494	492	519
ago	535	524	470	544	488
set	511	523	529	489	522
out	580	586	539	608	553
nov	581	593	597	558	510
dez	575	588	592	593	542
total anual	6.654	6.791	6.935	7.008	6.691

Fonte: Elaboração própria.

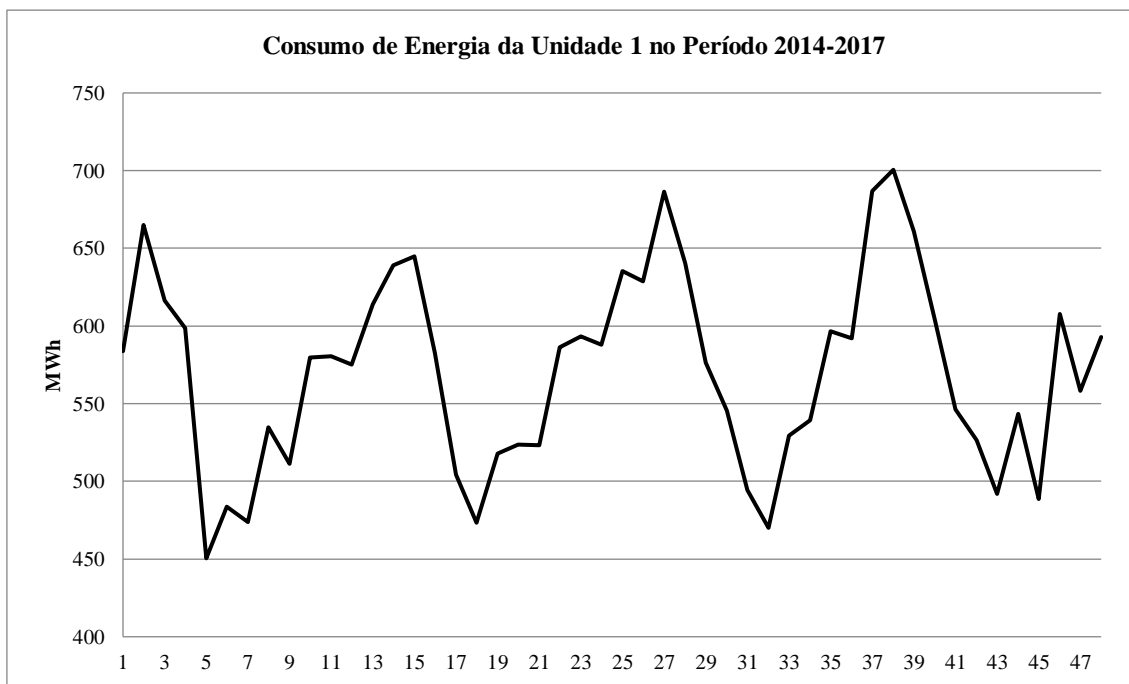


Figura 4. *Train data* de consumo de energia da Unidade 1.
Fonte: Elaboração própria.

A Figura 5 apresenta o resultado da aplicação do método Loess. Houve a identificação de três *outliers*: janeiro e maio de 2014 e outubro de 2017.

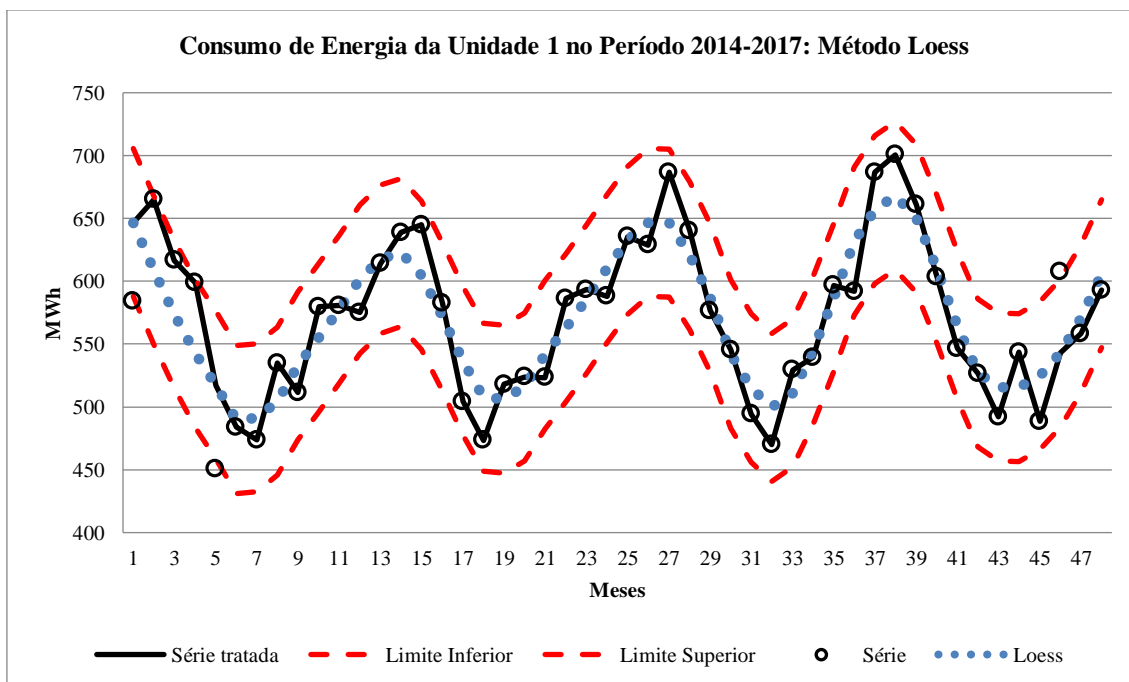


Figura 5. Aplicação do método Loess para o consumo de energia da Unidade 1.
Fonte: Elaboração própria.

Como anteriormente citado, os *outliers* podem ocorrer por algum fator exógeno e, portanto, cabe analisá-los. Para o mês de maio de 2014, a justificativa encontrada foi o

desligamento de energia para manutenção e, portanto, diminuição do consumo. Para outubro de 2017, houve a aquisição de novos equipamentos, aumentando o consumo. Não foram encontradas justificativas para o *outlier* de janeiro de 2014.

As previsões para 2018, assim como as comparações com o *test data*, estão apresentadas na Tabela 7 e na Figura 6. Dois meses estiveram fora do intervalo de previsão (fevereiro e novembro), sem nenhuma justificativa de fatores exógenos. Com exceção destes, todos os outros meses ficaram dentro do intervalo de previsão.

Tabela 7. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de energia da Unidade 1.

em MWh	Comparação Mensal 2018		
	Real	Previsão	Varição
jan	679	651	4%
fev	547	663	-18%
mar	646	656	-2%
abr	599	608	-1%
mai	561	541	4%
jun	525	513	2%
jul	519	495	5%
ago	488	519	-6%
set	522	510	2%
out	553	557	-1%
nov	510	579	-12%
dez	542	588	-8%
total anual	6.691	6.882	-3%

Fonte: Elaboração própria.

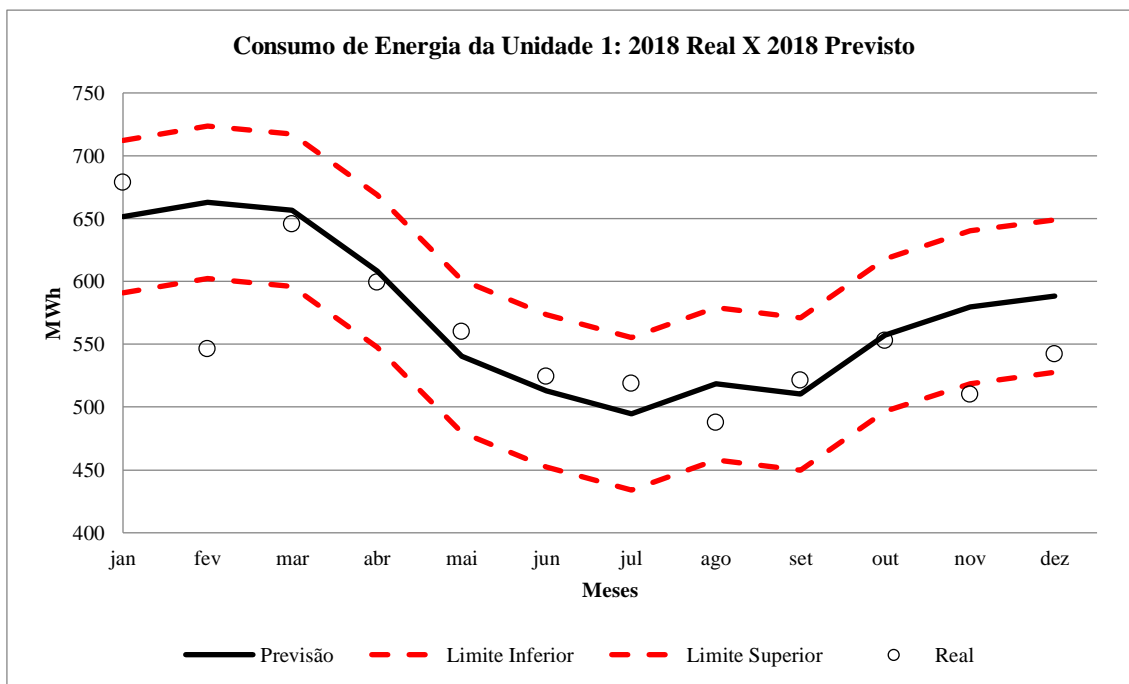


Figura 6. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de energia da Unidade 1.

Fonte: Elaboração própria.

Consumo de Água

A série temporal de consumo de água da Unidade 1 é apresentada na Tabela 8. Na Figura 7 é apresentado o *train data*.

Tabela 8. Dados da série temporal de consumo de água da Unidade 1.

em m ³	Dados Reais				
	2014	2015	2016	2017	2018
jan	2.660	3.105	3.852	2.709	3.365
fev	3.038	3.526	3.262	3.460	2.885
mar	2.746	2.718	2.708	2.500	3.113
abr	1.593	2.483	2.576	2.337	7.364
mai	1.931	2.125	2.273	1.865	6.856
jun	2.244	3.161	2.898	2.602	2.928
jul	2.507	3.083	2.150	2.488	2.956
ago	1.976	3.043	2.821	2.509	2.162
set	2.860	3.069	2.797	2.377	2.831
out	2.775	2.602	2.417	2.549	2.524
nov	3.617	2.308	2.953	2.593	2.619
dez	3.469	3.506	1.978	2.573	2.650
total anual	31.417	34.729	32.685	30.562	42.253

Fonte: Elaboração própria.

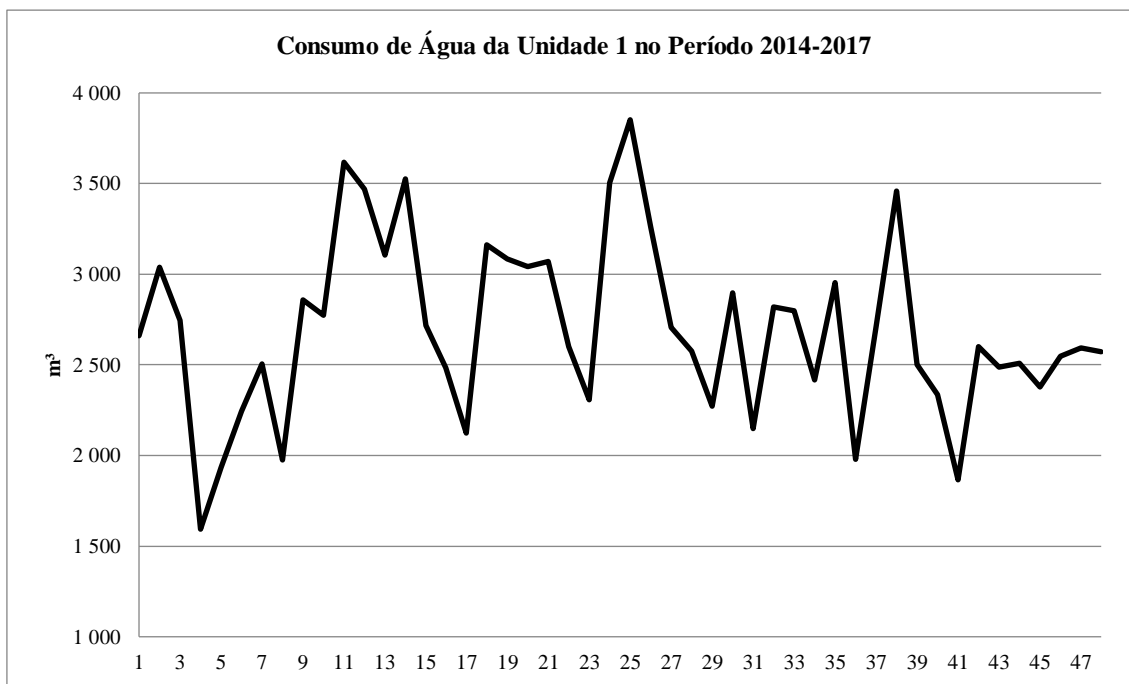


Figura 7. Train data de consumo de água da Unidade 1.
Fonte: Elaboração própria.

A Figura 8 apresenta o resultado da aplicação do método Loess. Houve a identificação de três *outliers*: novembro de 2015, dezembro de 2016 e fevereiro de 2017. Para os dois primeiros foram encontradas justificativas de melhorias na tubulação, diminuindo as perdas. Para o de fevereiro de 2017 não foram encontradas justificativas.

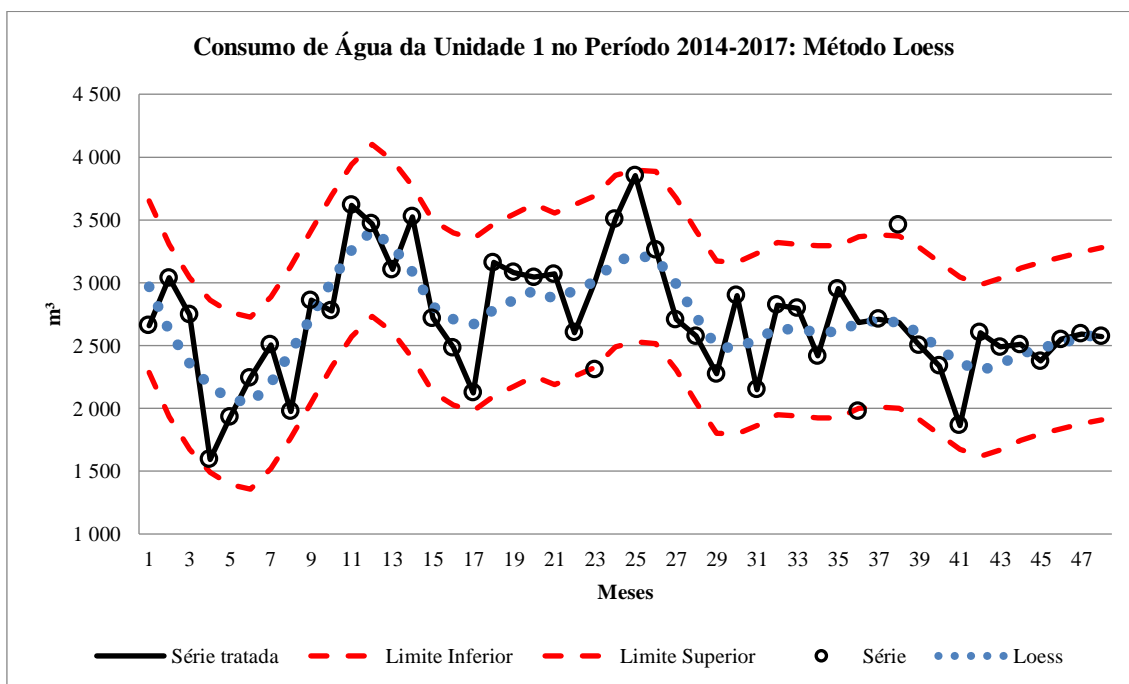


Figura 8. Aplicação do método Loess para o consumo de água da Unidade 1.
Fonte: Elaboração própria.

As previsões para 2018, assim como as comparações com o *test data*, estão apresentadas na Tabela 8 e na Figura 9. Apenas os meses de março, abril e maio estiveram fora do intervalo de previsão (houve vazamento de água em abril e maio).

Tabela 9. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de água da Unidade 1.

em m ³	Comparação Mensal 2018		
	Real	Previsão	Varição
jan	3.365	2.702	25%
fev	2.885	2.718	6%
mar	3.113	2.325	34%
abr	7.364	2.008	267%
mai	6.856	1.808	279%
jun	2.928	2.415	21%
jul	2.956	2.299	29%
ago	2.162	2.294	-6%
set	2.831	2.513	13%
out	2.524	2.330	8%
nov	2.619	2.722	-4%
dez	2.650	2.766	-4%
total anual	42.253	28.898	46%

Fonte: Elaboração própria.

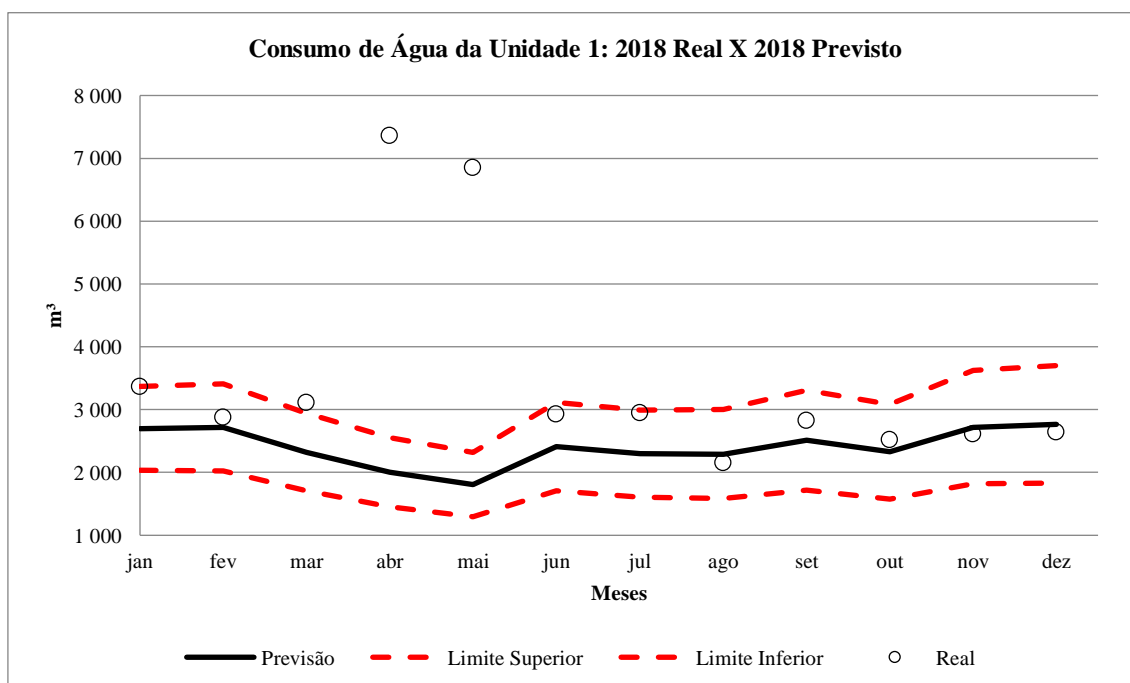


Figura 9. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de água da Unidade 1.

Fonte: Elaboração própria.

3.1.2. Unidade 2

Consumo de Energia

A série temporal de consumo de energia da Unidade 2 é apresentada na Tabela 10. Na Figura 10 é apresentado o *train data*.

Tabela 10. Dados da série temporal de consumo de energia da Unidade 2.

em MWh	Dados Reais				
	2014	2015	2016	2017	2018
jan	154	174	99	124	52
fev	139	166	100	92	34
mar	126	173	114	121	45
abr	109	168	94	102	41
mai	108	145	93	207	42
jun	92	139	83	95	45
jul	90	145	55	64	45
ago	99	234	85	46	49
set	92	141	78	44	40
out	67	93	72	39	41
nov	112	134	73	50	41
dez	120	142	81	41	43
total anual	1.309	1.854	1.027	1.026	517

Fonte: Elaboração própria.

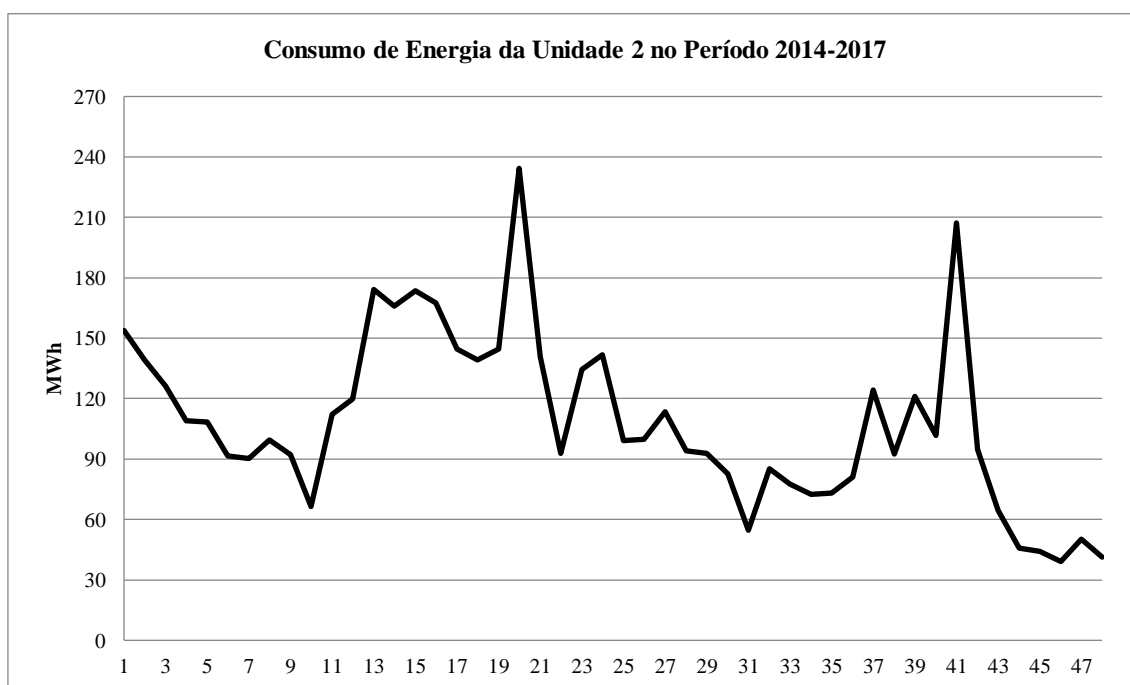


Figura 10. *Train data* de consumo de energia da Unidade 2.

Fonte: Elaboração própria

A Figura 11 apresenta o resultado da aplicação do método Loess. Houve a identificação de três *outliers*: agosto e outubro de 2015 e maio de 2017. Não foram encontradas justificativas para estes dados.

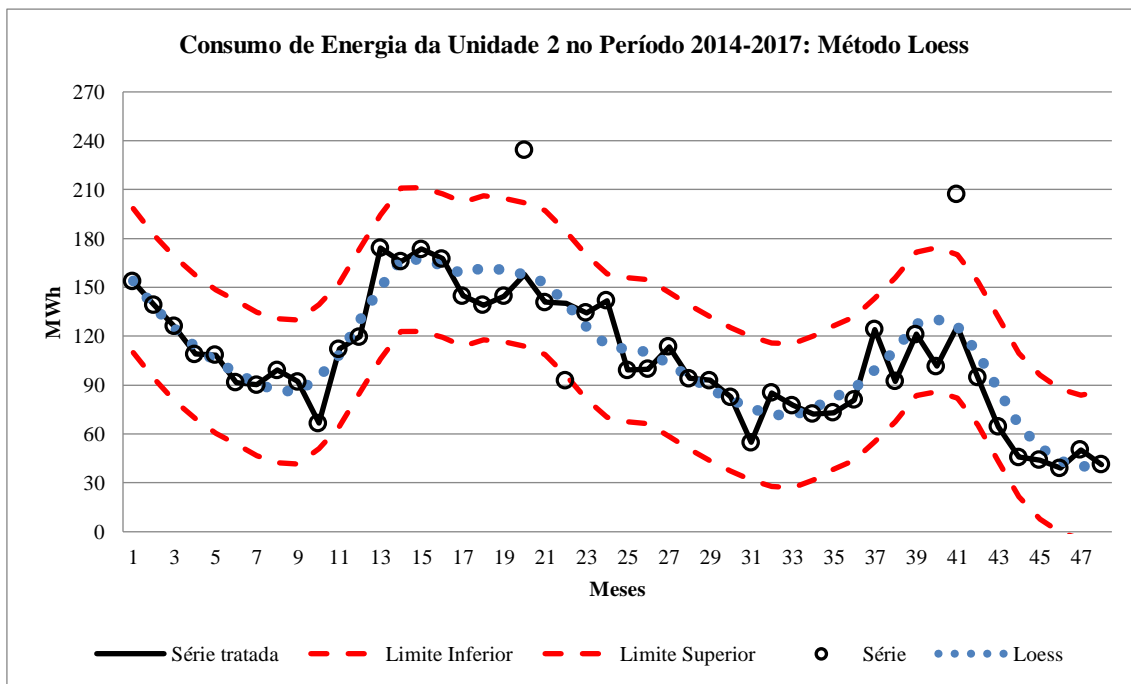


Figura 11. Aplicação do método Loess para o consumo de energia da Unidade 2.
Fonte: Elaboração própria.

As previsões para 2018, assim como as comparações com o *test data*, estão apresentadas na Tabela 11 e na Figura 12. Nesse caso foi necessário o uso de uma transformação logarítmica para remover valores de limites inferiores negativos, pois esta série admite apenas valores positivos. Apesar de não haver alterações significativas nos resultados das previsões, o intervalo de confiança é alterado, fazendo com que os limites superiores sejam muito grandes, em certas ocasiões. Isso permitiria que valores reais muito maiores que os valores previstos estivessem dentro do intervalo de confiança. Porém, não foi o que ocorreu neste caso, em que a maior variação foi de 21%. Assim, todos os meses estiveram dentro do intervalo de previsão.

Tabela 11. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de energia da Unidade 2.

em MWh	Comparação Mensal 2018		
	Real	Previsão	Variação
jan	52	42	24%
fev	34	42	-21%
mar	45	42	6%
abr	41	42	-3%
mai	42	42	1%
jun	45	42	6%
jul	45	42	6%
ago	49	42	15%
set	40	42	-5%
out	41	42	-3%
nov	41	42	-3%
dez	43	42	2%
total anual	517	506	2%

Fonte: Elaboração própria.

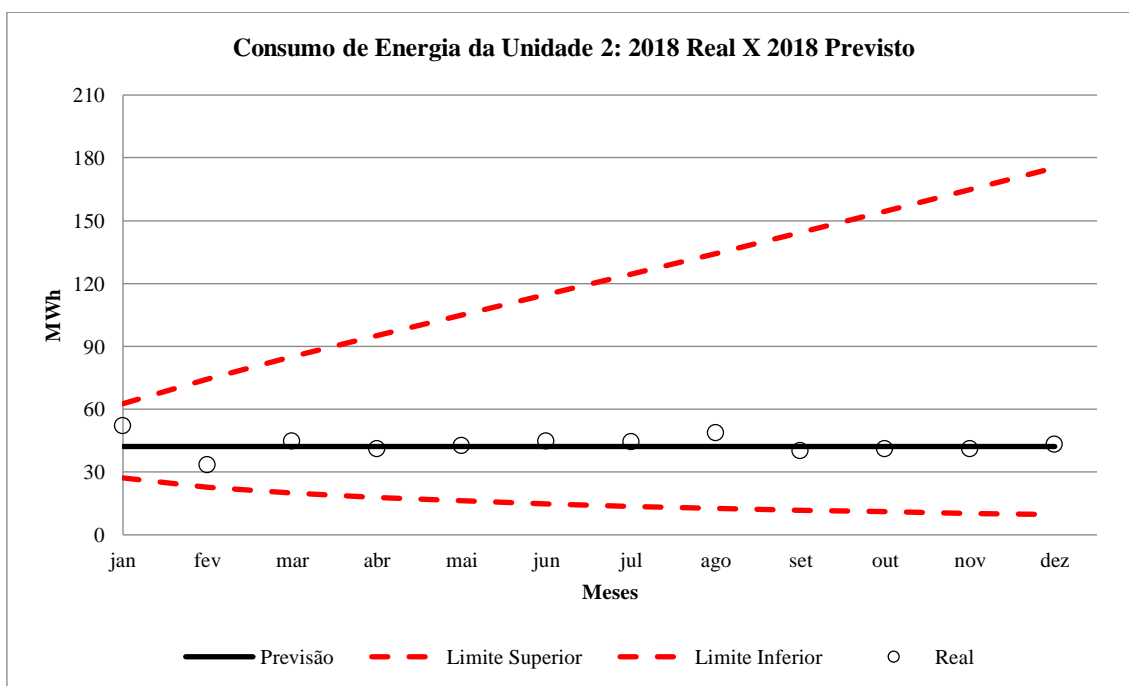


Figura 12. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de energia da Unidade 2.

Fonte: Elaboração própria.

Consumo de Água

A série temporal de consumo de água da Unidade 2 é apresentada na Tabela 12. Na Figura 13 é apresentado o *train data*.

Tabela 12. Dados da série temporal de consumo de água da Unidade 2.

em m ³	Dados Reais				
	2014	2015	2016	2017	2018
jan	586	790	116	114	395
fev	225	236	275	166	1784
mar	234	170	63	399	33
abr	366	170	95	77	40
mai	289	130	69	60	45
jun	214	97	43	55	44
jul	269	116	35	58	40
ago	295	107	51	59	47
set	187	102	57	72	74
out	196	153	50	68	353
nov	119	134	32	421	109
dez	166	98	58	28	116
total anual	3.147	2.303	943	1.577	3.080

Fonte: Elaboração própria.

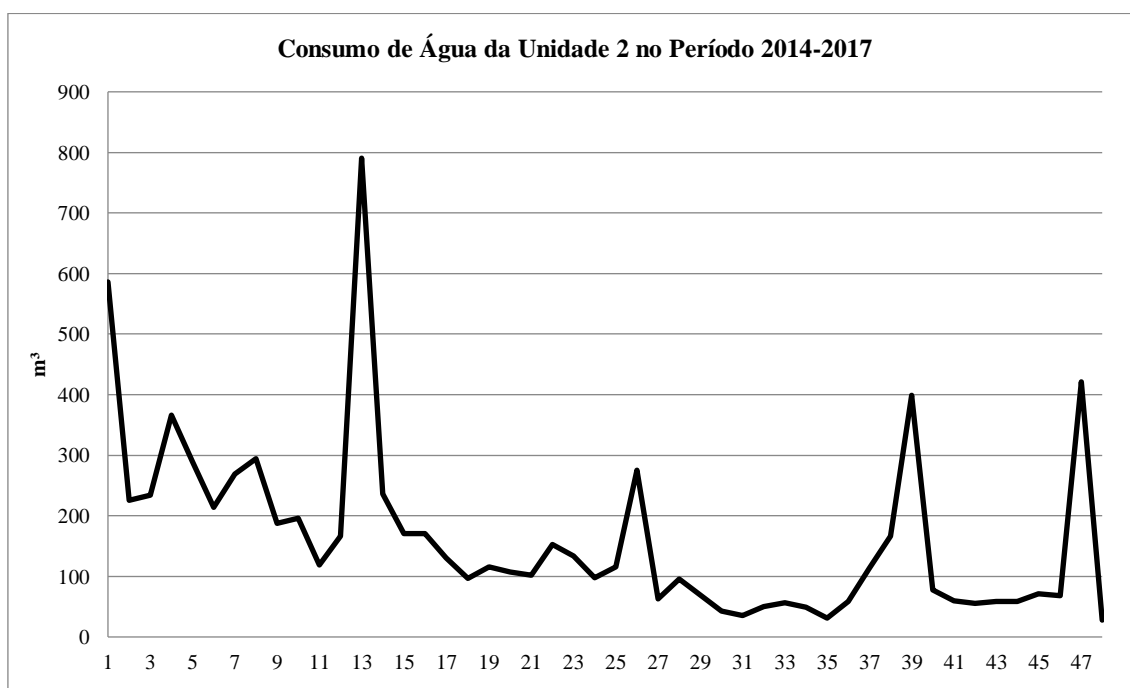


Figura 13. Train data de consumo de água da Unidade 2.

Fonte: Elaboração própria.

A Figura 14 apresenta o resultado da aplicação do método Loess. Houve a identificação de dois *outliers*: janeiro de 2015 e novembro de 2017. Não foram encontradas justificativas para estes dados.

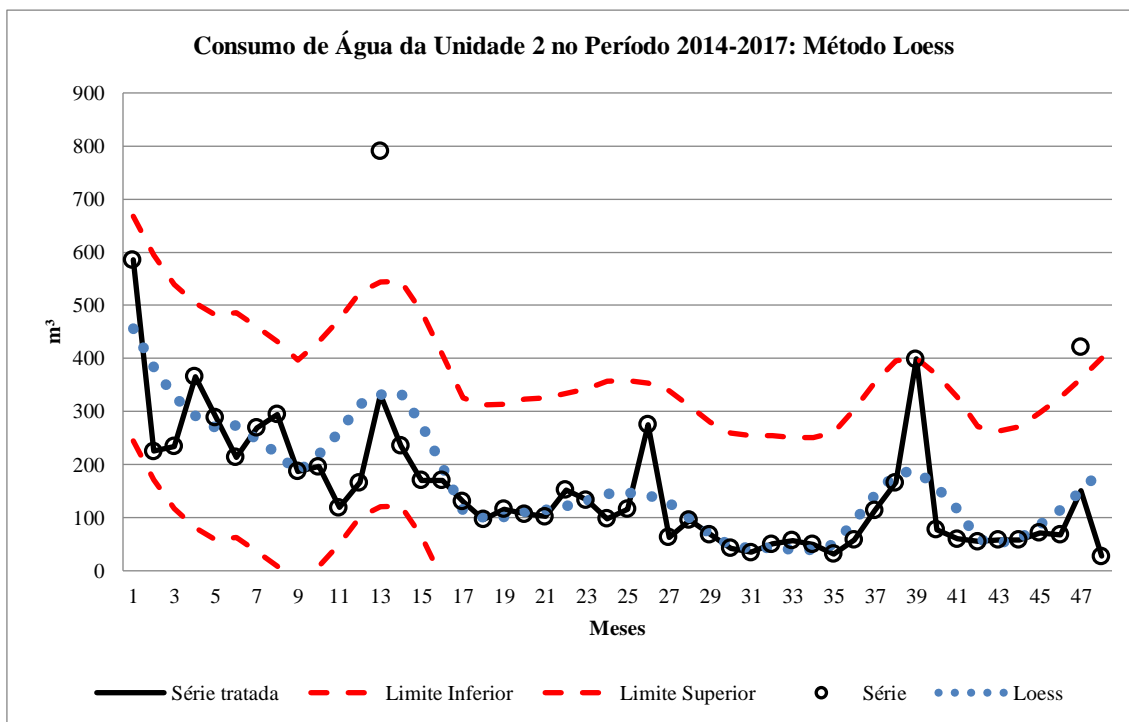


Figura 14. Aplicação do método Loess para o consumo de água da Unidade 2.
Fonte: Elaboração própria.

As previsões para 2018, assim como as comparações com o *test data*, estão apresentadas na Tabela 13 e na Figura 15. Tiveram três dados fora do intervalo de previsão: janeiro, fevereiro e outubro. No mês de fevereiro houve um vazamento, influenciando no valor anual de 2018.

Tabela 13. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de água da Unidade 2.

em m ³	Comparação Mensal 2018		
	Real	Previsão	Variação
jan	395	62	537%
fev	1.784	64	2702%
mar	33	65	-50%
abr	40	67	-40%
mai	45	69	-35%
jun	44	70	-38%
jul	40	72	-45%
ago	47	74	-36%
set	74	76	-2%
out	353	77	357%
nov	109	79	38%
dez	116	81	44%
total anual	3.080	856	260%

Fonte: Elaboração própria.

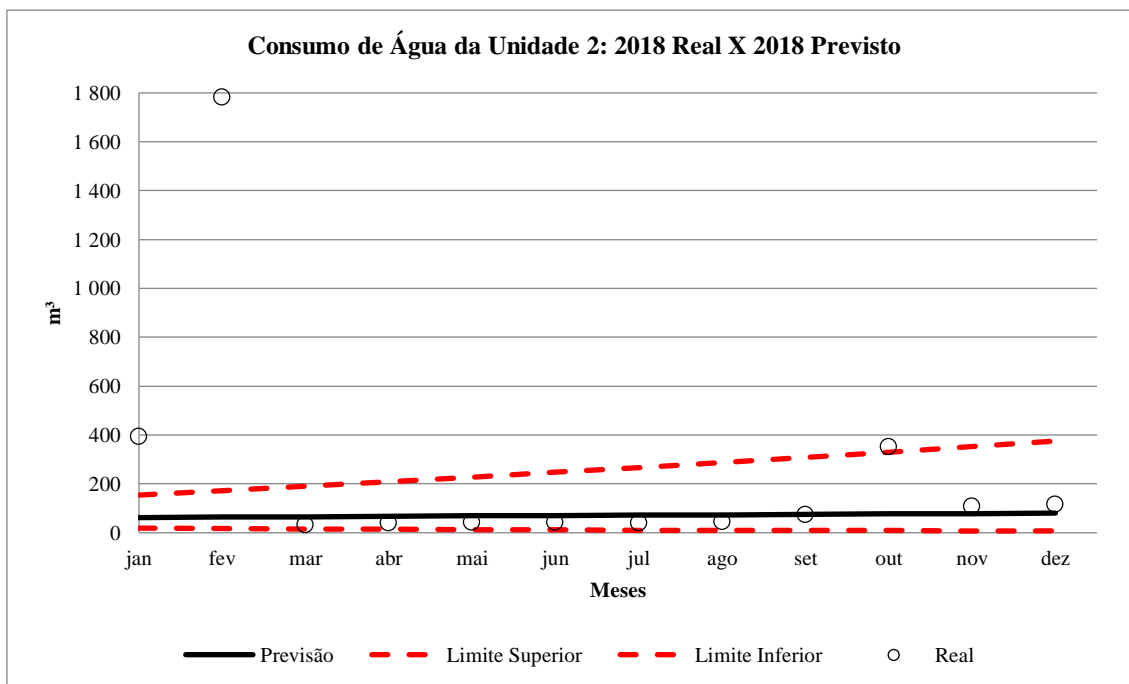


Figura 15. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de água da Unidade 2.

Fonte: Elaboração própria.

3.1.3. Unidade 3

Consumo de Energia

A série temporal de consumo de energia da Unidade 3 é apresentada na Tabela 14. Na Figura 16 é apresentado o *train data*.

Tabela 14. Dados da série temporal de consumo de energia da Unidade 3.

em MWh	Dados Reais				
	2014	2015	2016	2017	2018
jan	312	243	298	312	280
fev	304	314	292	309	273
mar	326	317	296	305	278
abr	268	315	273	286	272
mai	315	305	295	291	273
jun	248	254	280	264	236
jul	224	230	222	212	228
ago	233	235	251	227	244
set	174	269	262	229	251
out	190	307	303	262	293
nov	202	293	273	315	310
dez	209	311	291	319	279
total anual	3.005	3.390	3.337	3.332	3.217

Fonte: Elaboração própria.

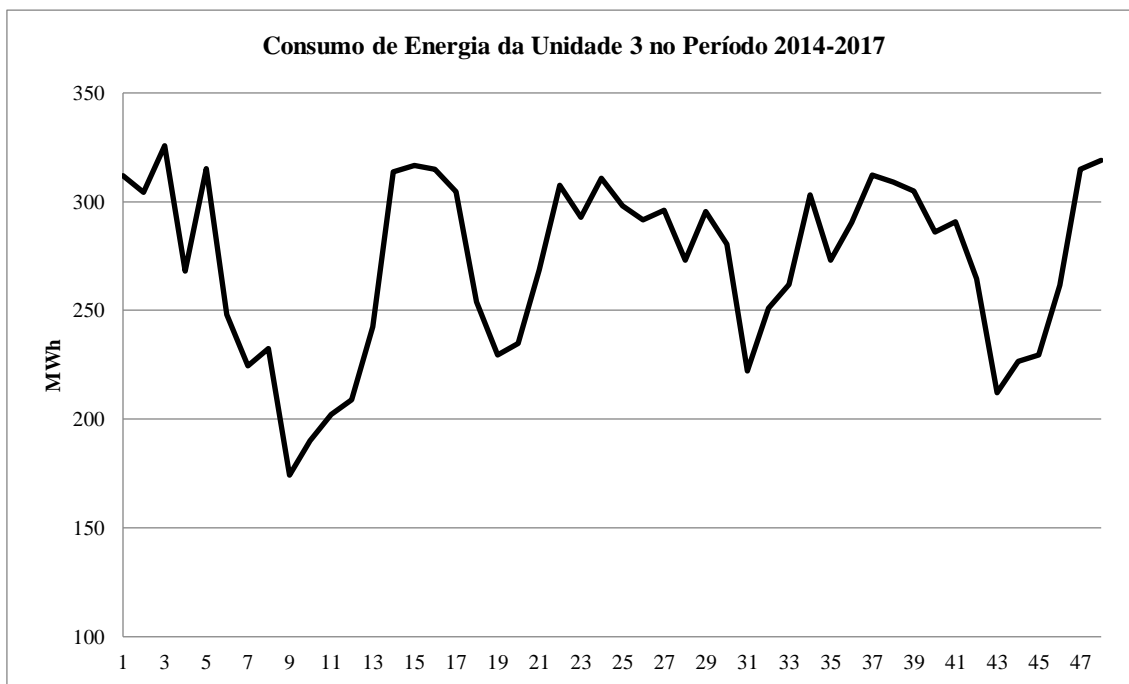


Figura 16. *Train data* de consumo de energia da Unidade 3.
Fonte: Elaboração própria.

A Figura 17 apresenta o resultado da aplicação do método Loess. Houve a identificação de dois *outliers*: maio de 2014 e julho de 2016. Não foram encontradas justificativas para estes dados.

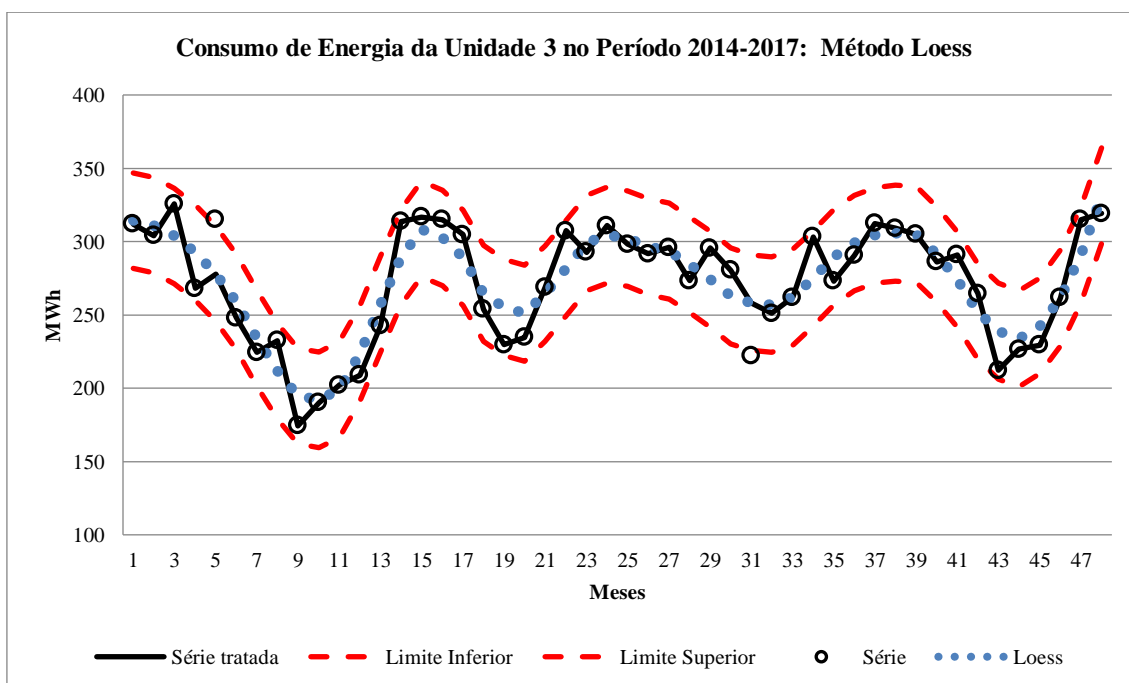


Figura 17. Aplicação do método Loess para o consumo de energia da Unidade 3.
Fonte: Elaboração própria.

As previsões para 2018, assim como as comparações com o *test data*, estão apresentadas na Tabela 15 e na Figura 18. Todos os meses, com exceção do mês de janeiro, estiveram dentro do intervalo de previsão.

Tabela 15. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de energia da Unidade 3.

Comparação Mensal 2018			
em MWh	Real	Previsão	Variação
jan	280	329	-15%
fev	273	313	-13%
mar	278	289	-4%
abr	272	274	-1%
mai	273	253	8%
jun	236	250	-6%
jul	228	250	-9%
ago	244	256	-4%
set	251	268	-6%
out	293	275	7%
nov	310	283	10%
dez	279	284	-2%
total anual	3.217	3.324	-3%

Fonte: Elaboração própria.

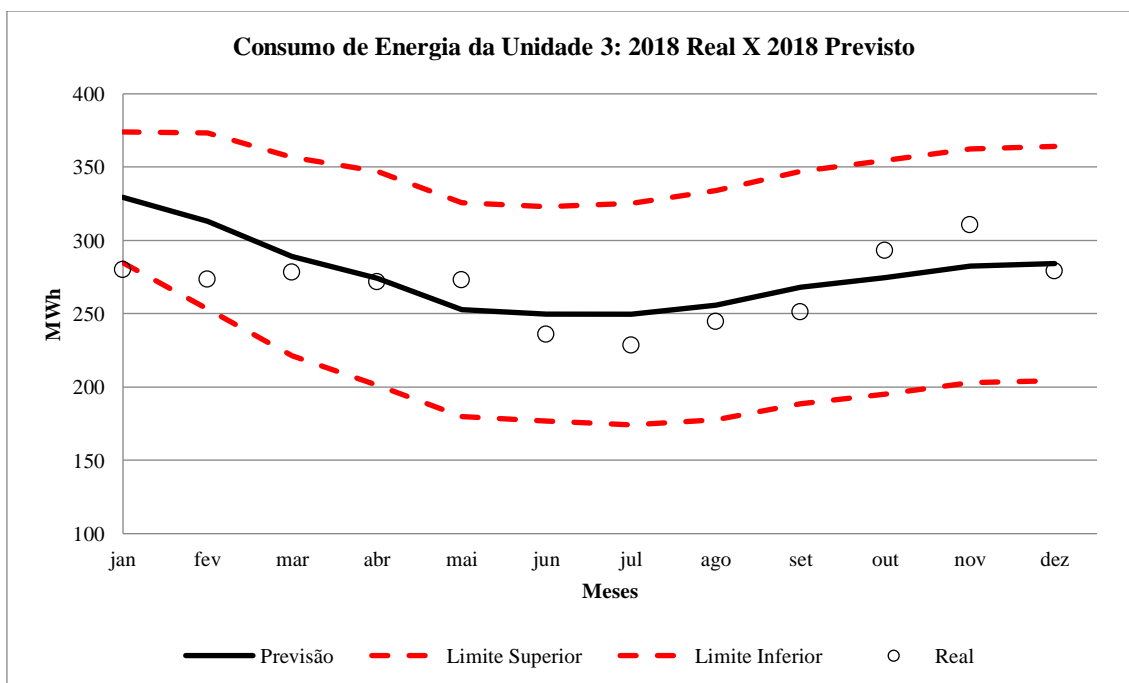


Figura 18. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de energia da Unidade 3.

Fonte: Elaboração própria.

Consumo de Água

A série temporal de consumo de água da Unidade 3 é apresentada na Tabela 16. Na Figura 19 é apresentado o *train data*.

Tabela 16. Dados da série temporal de consumo de água da Unidade 3.

em m ³	Dados Reais				
	2014	2015	2016	2017	2018
jan	12.248	11.889	14.576	12.520	10.553
fev	9.866	13.042	12.726	11.027	8.826
mar	8.905	9.150	13.300	10.660	14.432
abr	10.778	10.527	15.280	8.422	8.753
mai	7.753	8.880	13.797	8.125	8.020
jun	8.295	7.239	13.372	7.300	7.109
jul	7.537	7.561	12.032	7.292	7.482
ago	6.717	9.125	14.997	6.953	9.440
set	7.964	10.003	15.419	9.524	9.286
out	7.957	9.388	16.056	8.294	10.083
nov	7.743	11.467	16.079	10.175	9.925
dez	6.648	11.408	15.740	12.628	9.426
total anual	102.411	119.679	173.374	112.920	113.335

Fonte: Elaboração própria.

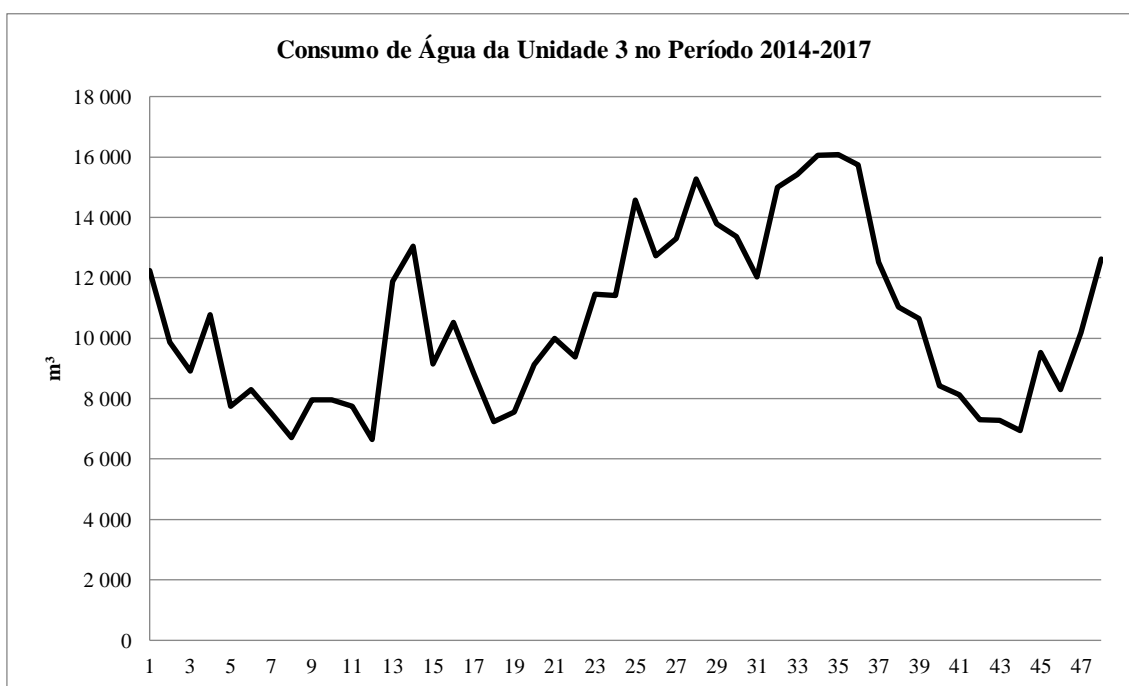


Figura 19. *Train data* de consumo de água da Unidade 3.

Fonte: Elaboração própria.

A Figura 20 apresenta o resultado da aplicação do método Loess. Houve a identificação de dois *outliers*: dezembro de 2014 e fevereiro de 2015. Não foram encontradas justificativas para estes dados.

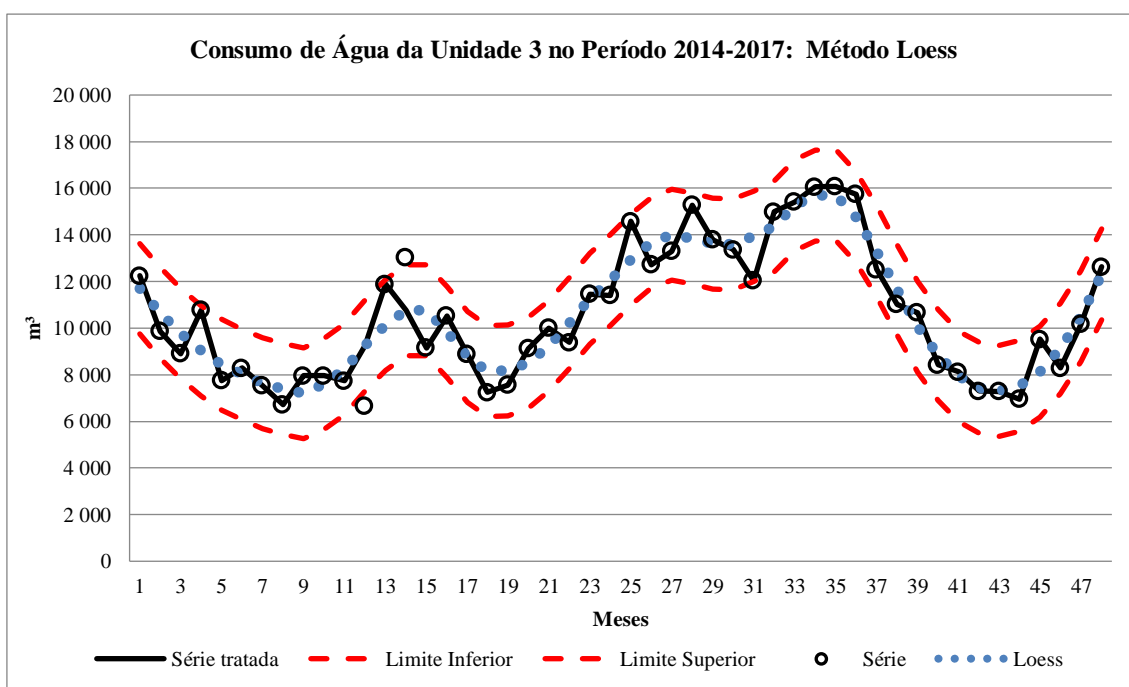


Figura 20. Aplicação do método Loess para o consumo de água da Unidade 3.

Fonte: Elaboração própria.

As previsões para 2018, assim como as comparações com o *test data*, estão apresentadas na Tabela 17 e na Figura 21. Todos os meses estiveram dentro do intervalo de previsão, mas estes foram muito grandes, aceitando valores com até 49% de variação.

Tabela 17. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de água da Unidade 3.

em m ³	Comparação Mensal 2018		
	Real	Previsão	Variação
jan	10.553	12.383	-15%
fev	8.826	12.383	-29%
mar	14.432	12.383	17%
abr	8.753	12.383	-29%
mai	8.020	12.383	-35%
jun	7.109	12.383	-43%
jul	7.482	12.383	-40%
ago	9.440	12.383	-24%
set	9.286	12.383	-25%
out	10.083	12.383	-19%
nov	9.925	12.383	-20%
dez	9.426	12.383	-24%
total anual	113.335	148.597	-24%

Fonte: Elaboração própria.

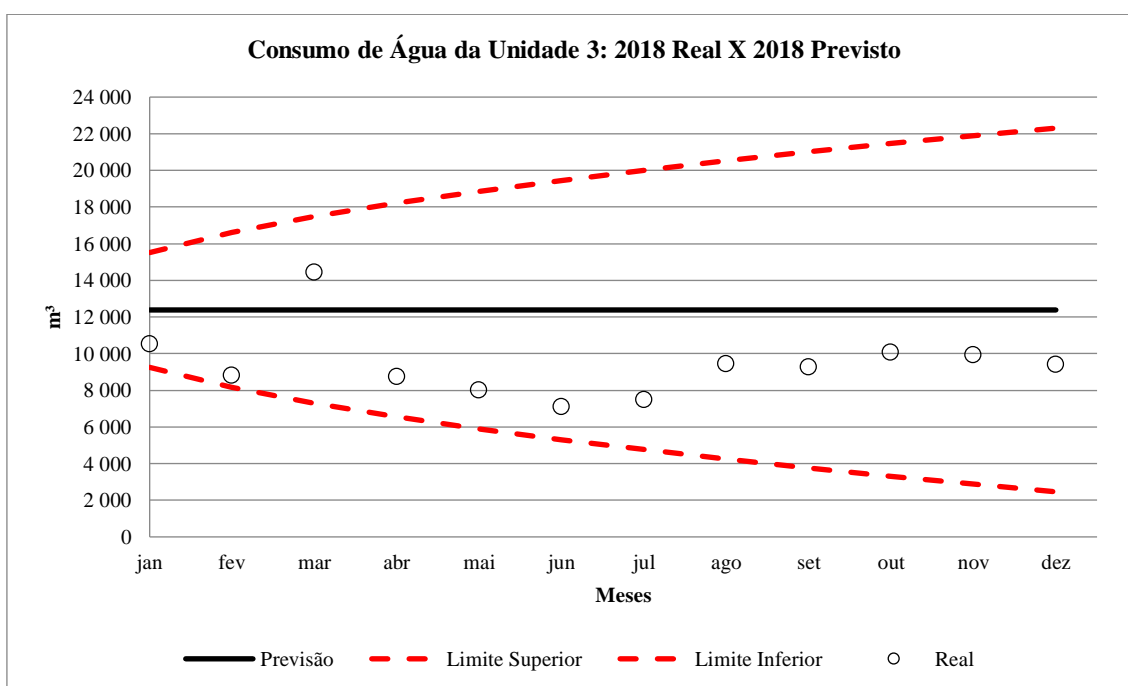


Figura 21. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de água da Unidade 3.

Fonte: Elaboração própria.

3.1.4. Unidade 4

Consumo de Energia

A série temporal de consumo de energia da Unidade 4 é apresentada na Tabela 18. Na Figura 22 é apresentado o *train data*.

Tabela 18. Dados da série temporal de consumo de energia da Unidade 4.

em MWh	Dados Reais				
	2014	2015	2016	2017	2018
jan	289	633	663	571	469
fev	281	584	618	545	507
mar	293	573	655	534	535
abr	296	582	630	589	547
mai	312	586	667	602	499
jun	314	531	651	575	501
jul	333	523	621	527	506
ago	349	548	654	570	521
set	363	667	672	564	553
out	357	692	655	574	605
nov	344	750	693	630	545
dez	342	682	667	542	495
total anual	3.872	7.350	7.846	6.822	6.284

Fonte: Elaboração própria.

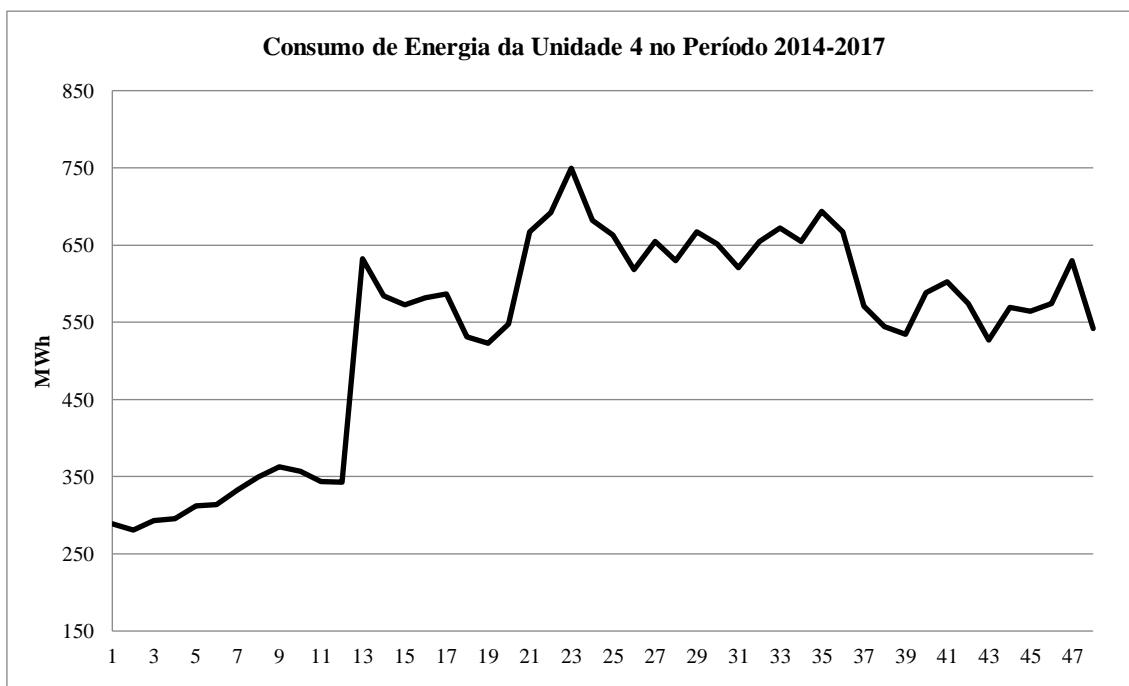


Figura 22. *Train data* de consumo de energia da Unidade 4.

Fonte: Elaboração própria.

A Figura 23 apresenta o resultado da aplicação do método Loess. Houve a identificação de dois *outliers*: dezembro de 2014 e janeiro de 2015. Não foram encontradas justificativas para estes dados.

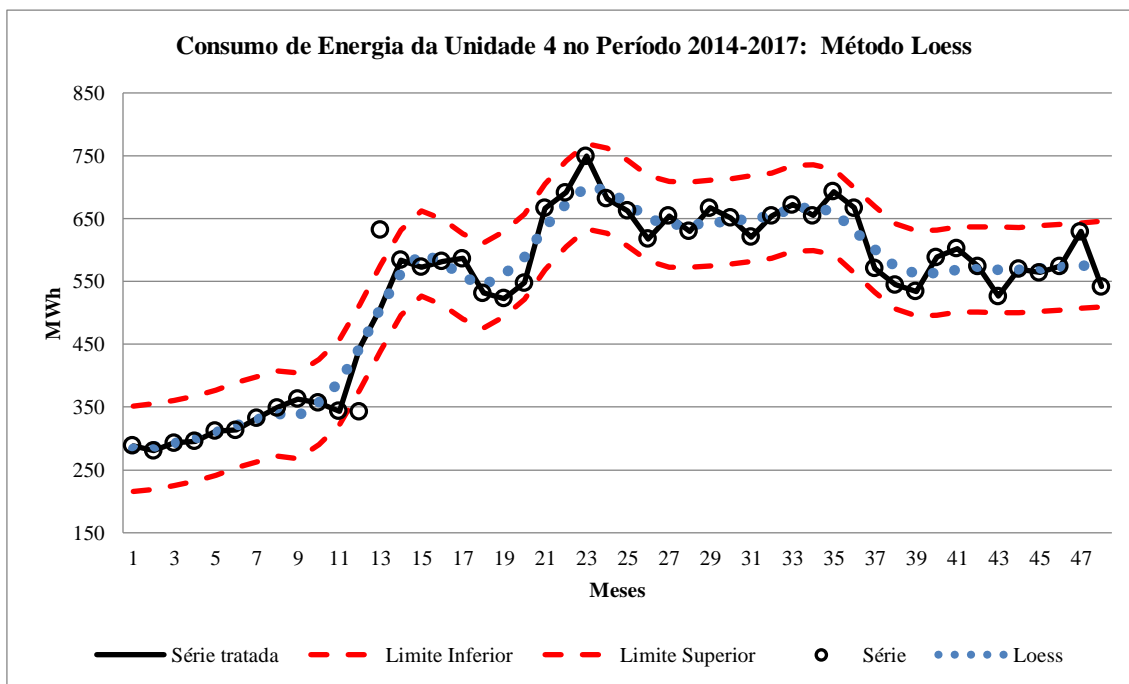


Figura 23. Aplicação do método Loess para o consumo de energia da Unidade 4.

Fonte: Elaboração própria.

As previsões para 2018, assim como as comparações com o *test data*, estão apresentadas na Tabela 19 e na Figura 24. Todos os meses estiveram dentro do intervalo de previsão, mas estes foram muito grandes.

Tabela 19. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de energia da Unidade 4.

em MWh	Comparação Mensal 2018		
	Real	Previsão	Varição
jan	469	542	-13%
fev	507	542	-6%
mar	535	542	-1%
abr	547	542	1%
mai	499	542	-8%
jun	501	542	-7%
jul	506	542	-7%
ago	521	542	-4%
set	553	542	2%
out	605	542	12%
nov	545	542	1%
dez	495	542	-9%
total anual	6.284	6.503	-3%

Fonte: Elaboração própria.

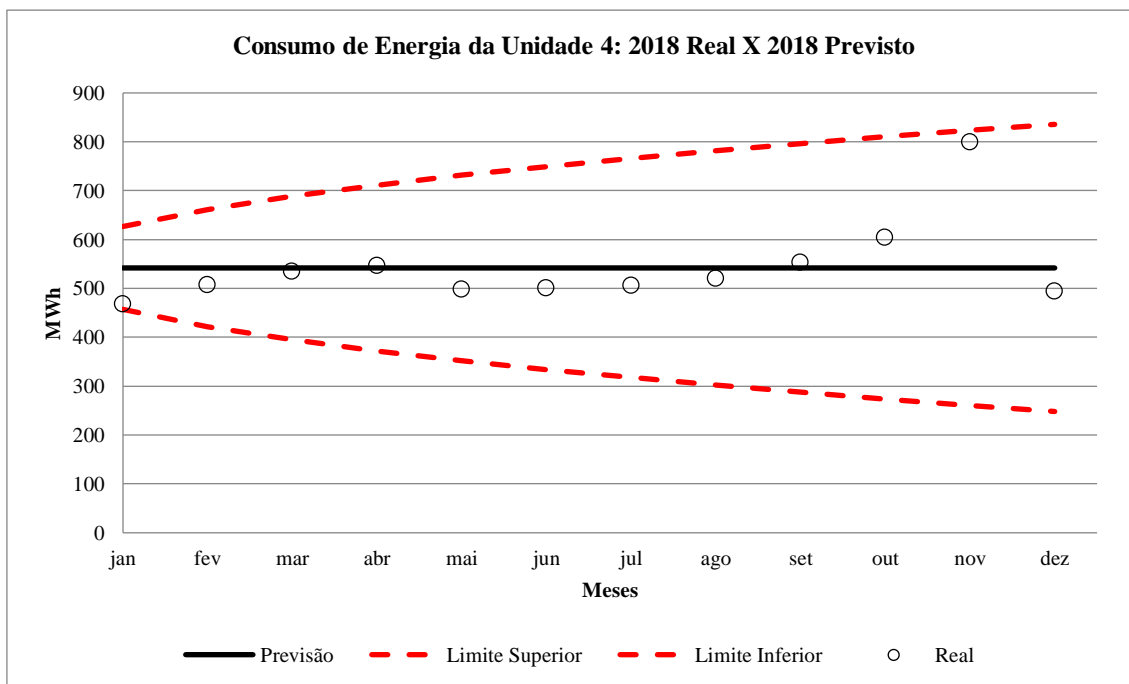


Figura 24. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de energia da Unidade 4.

Fonte: Elaboração própria.

Consumo de Água

A série temporal de consumo de água da Unidade 4 é apresentada na Tabela 20. Na Figura 25 é apresentado o *train data*.

Tabela 20. Dados da série temporal de consumo de água da Unidade 4.

em m ³	Dados Reais				
	2014	2015	2016	2017	2018
jan	3.242	2.487	3.817	2.849	3.527
fev	3.480	2.506	3.950	2.624	3.539
mar	2.815	2.308	3.375	2.965	3.927
abr	2.580	2.279	3.497	2.891	3.561
mai	2.522	2.183	3.755	3.079	3.543
jun	2.971	2.511	3.643	2.859	3.757
jul	2.964	2.310	5.061	3.124	3.385
ago	3.247	2.615	4.387	3.407	4.050
set	3.324	3.120	2.588	3.676	4.161
out	3.053	3.271	2.802	4.276	4.435
nov	2.942	3.256	3.262	3.517	3.603
dez	2.843	3.191	3.292	3.424	4.114
total anual	35.982	32.037	43.430	38.693	45.602

Fonte: Elaboração própria.

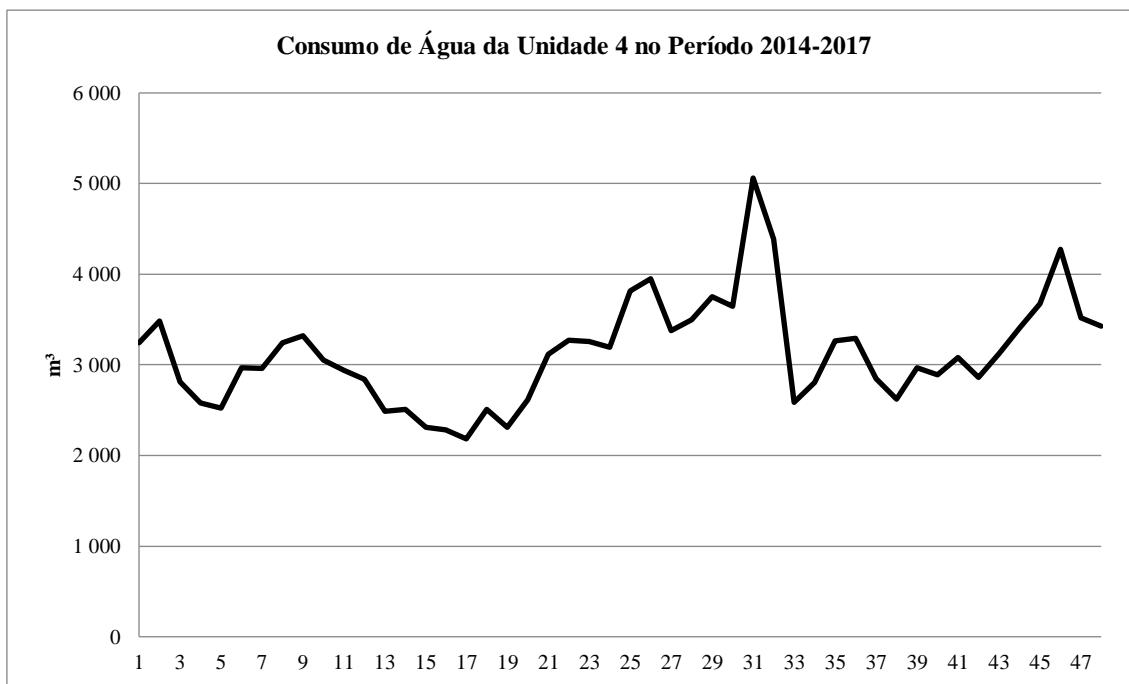


Figura 25. *Train data* de consumo de água da Unidade 4.

Fonte: Elaboração própria.

A Figura 26 apresenta o resultado da aplicação do método Loess. Houve a identificação de três *outliers*: julho e setembro de 2016 e outubro de 2017. Não foram encontradas justificativas para estes dados.

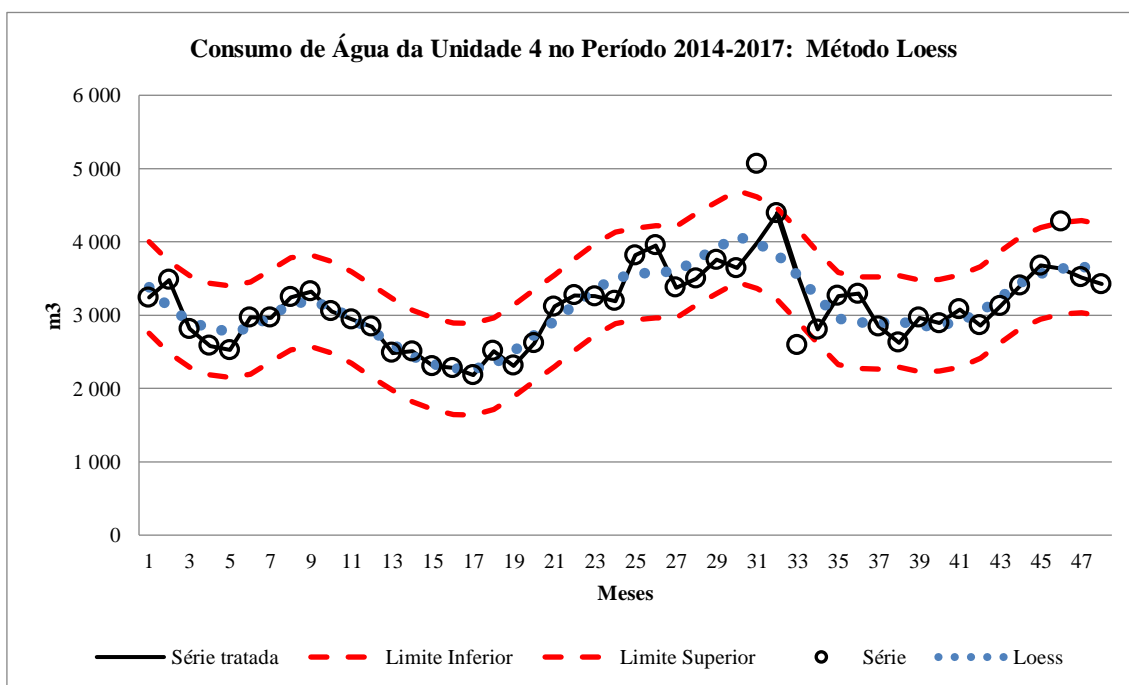


Figura 26. Aplicação do método Loess para o consumo de água da Unidade 4.

Fonte: Elaboração própria.

As previsões para 2018, assim como as comparações com o *test data*, estão apresentadas na Tabela 21 e na Figura 27. Todos os meses estiveram dentro do intervalo de previsão, mas estes foram muito grandes.

Tabela 21. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de água da Unidade 4.

Comparação Mensal 2018			
em m ³	Real	Previsão	Variação
jan	3.527	3.428	3%
fev	3.539	3.428	3%
mar	3.927	3.428	15%
abr	3.561	3.428	4%
mai	3.543	3.428	3%
jun	3.757	3.428	10%
jul	3.385	3.428	-1%
ago	4.050	3.428	18%
set	4.161	3.428	21%
out	4.435	3.428	29%
nov	3.603	3.428	5%
dez	4.114	3.428	20%
total anual	45.602	41.135	11%

Fonte: Elaboração própria.

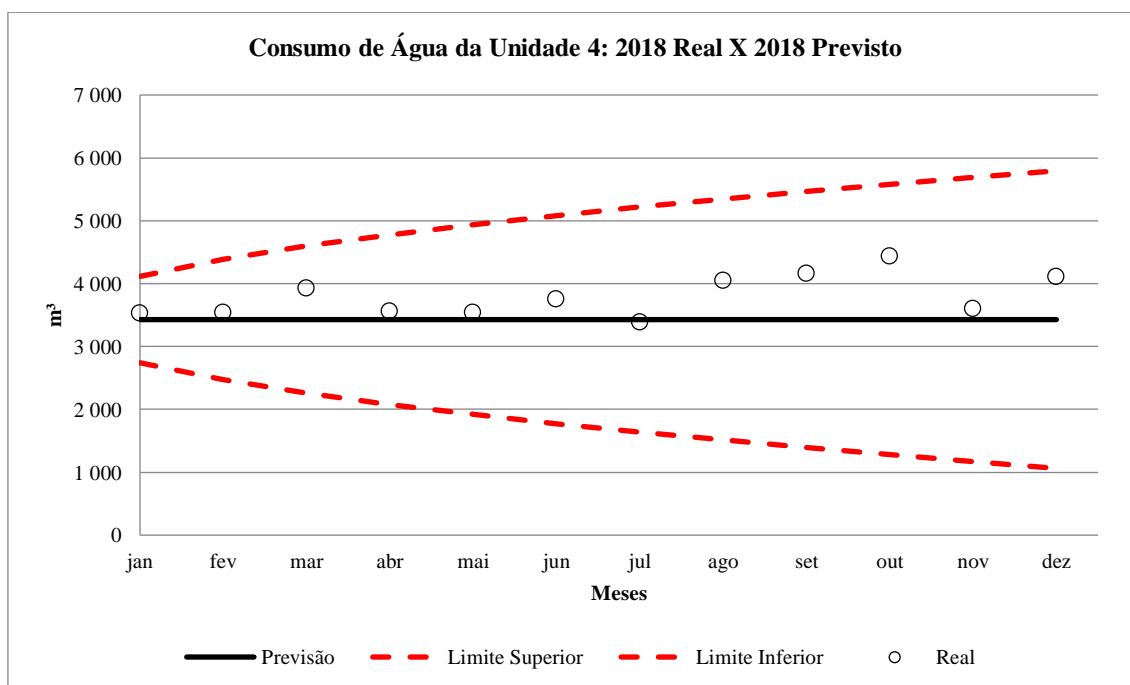


Figura 27. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de água da Unidade 4.

Fonte: Elaboração própria.

3.1.5. Unidade 5

Consumo de Energia

A série temporal de consumo de energia da Unidade 5 é apresentada na Tabela 22

Tabela 22. Na Figura 28 é apresentado o *train data*.

Tabela 22. Dados da série temporal de consumo de energia da Unidade 5.

em MWh	Dados Reais				
	2014	2015	2016	2017	2018
jan	411	371	356	365	355
fev	385	311	343	321	296
mar	359	341	347	347	337
abr	329	294	341	295	456
mai	314	299	277	311	416
jun	287	287	258	273	339
jul	323	315	265	287	364
ago	317	325	289	302	367
set	322	307	290	295	381
out	343	305	303	304	418
nov	327	314	303	301	413
dez	351	346	336	331	468
total anual	4.067	3.814	3.708	3.732	4.611

Fonte: Elaboração própria.

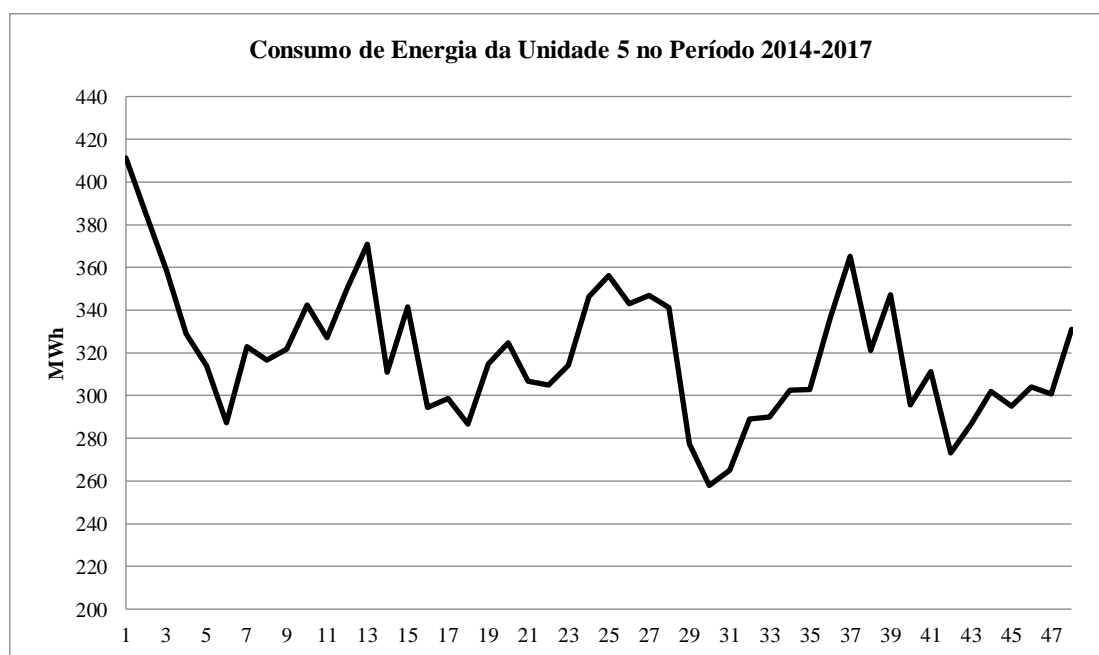


Figura 28. *Train data* de consumo de energia da Unidade 5.

Fonte: Elaboração própria.

A Figura 29 apresenta o resultado da aplicação do método Loess. Houve a identificação de um *outlier*: janeiro de 2015. Não foram encontradas justificativas para este dado.

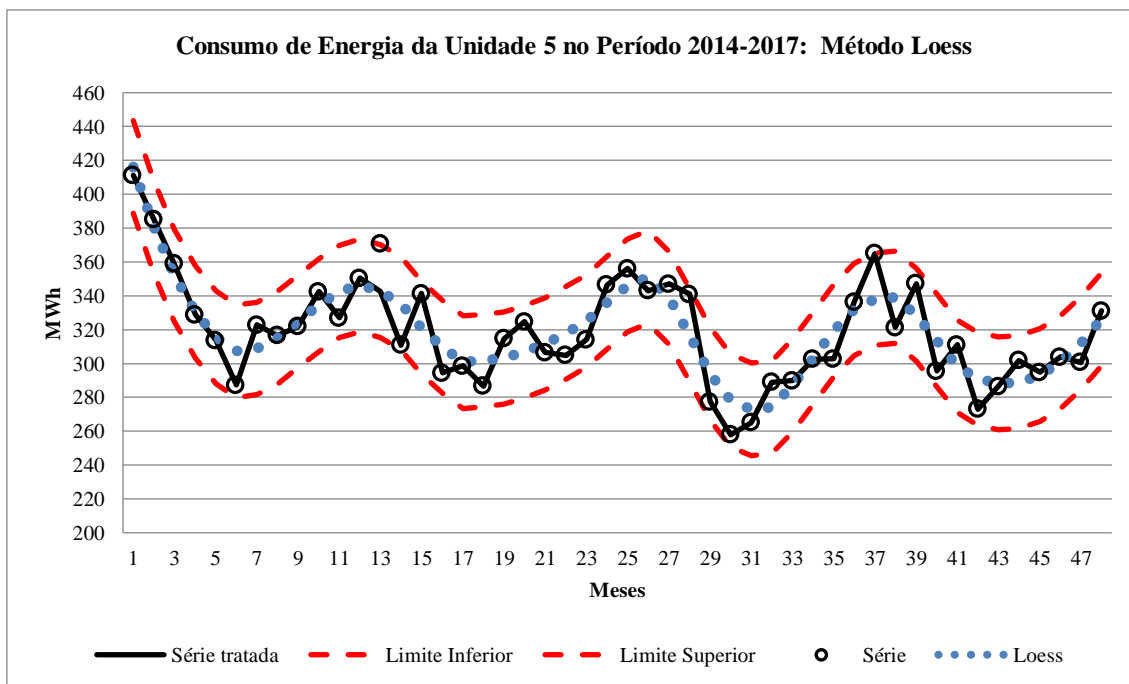


Figura 29. Aplicação do método Loess para o consumo de energia da Unidade 5.
Fonte: Elaboração própria.

As previsões para 2018, assim como as comparações com o *test data*, estão apresentadas na Tabela 23 e na Figura 30. Apenas os três primeiros meses estiveram dentro do intervalo de previsão. Isso ocorreu porque de 2014 até 2017 houve um decréscimo no consumo anual de energia e, partindo desta informação, o método realizou uma previsão de decréscimo também em 2018. Porém, esta não foi a realidade, já que este ano foi o de maior consumo da série.

Tabela 23. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de energia da Unidade 5.

em MWh	Comparação Mensal 2018		
	Real	Previsão	Variação
jan	355	346	3%
fev	296	312	-5%
mar	337	331	2%
abr	456	297	53%
mai	416	285	46%
jun	339	261	30%
jul	364	281	30%
ago	367	290	27%
set	381	290	31%
out	418	301	39%
nov	413	303	37%
dez	468	331	41%
total anual	4.611	3.628	27%

Fonte: Elaboração própria.

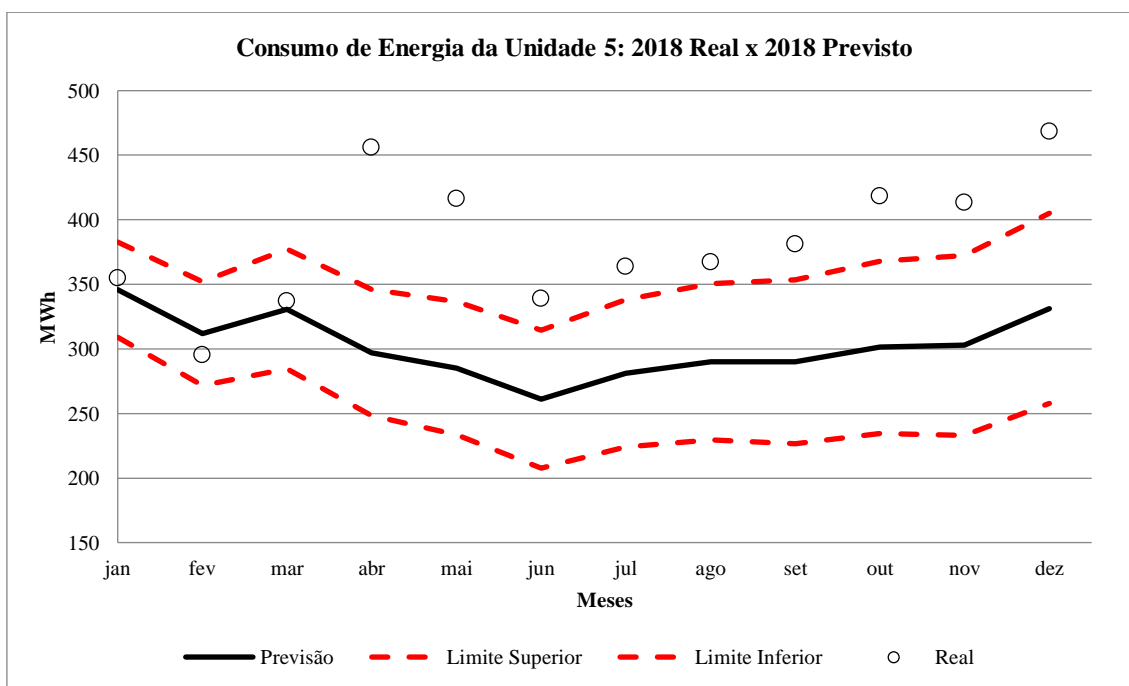


Figura 30. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de energia da Unidade 5.

Fonte: Elaboração própria.

Consumo de Água

A série temporal de consumo de água da Unidade 5 é apresentada na Tabela 24. Na Figura 31 é apresentado o *train data*.

Tabela 24. Dados da série temporal de consumo de água da Unidade 5.

em m ³	Dados Reais				
	2014	2015	2016	2017	2018
jan	1.808	2.426	1.665	2.860	3.214
fev	3.109	2.517	2.373	2.034	3.271
mar	2.520	2.458	1.850	2.148	2.861
abr	2.241	2.135	1.812	2.141	3.157
mai	1.991	1.933	1.534	1.785	2.744
jun	2.998	1.668	1.748	2.035	2.256
jul	2.274	1.912	1.650	1.476	1.614
ago	2.011	2.041	2.234	2.197	2.053
set	2.434	1.542	1.712	1.646	1.477
out	1.830	1.461	1.677	1.833	1.321
nov	2.371	1.614	2.104	1.559	1.817
dez	1.801	1.848	2.324	1.815	1.819
total anual	27.388	23.555	22.684	23.528	27.604

Fonte: Elaboração própria.

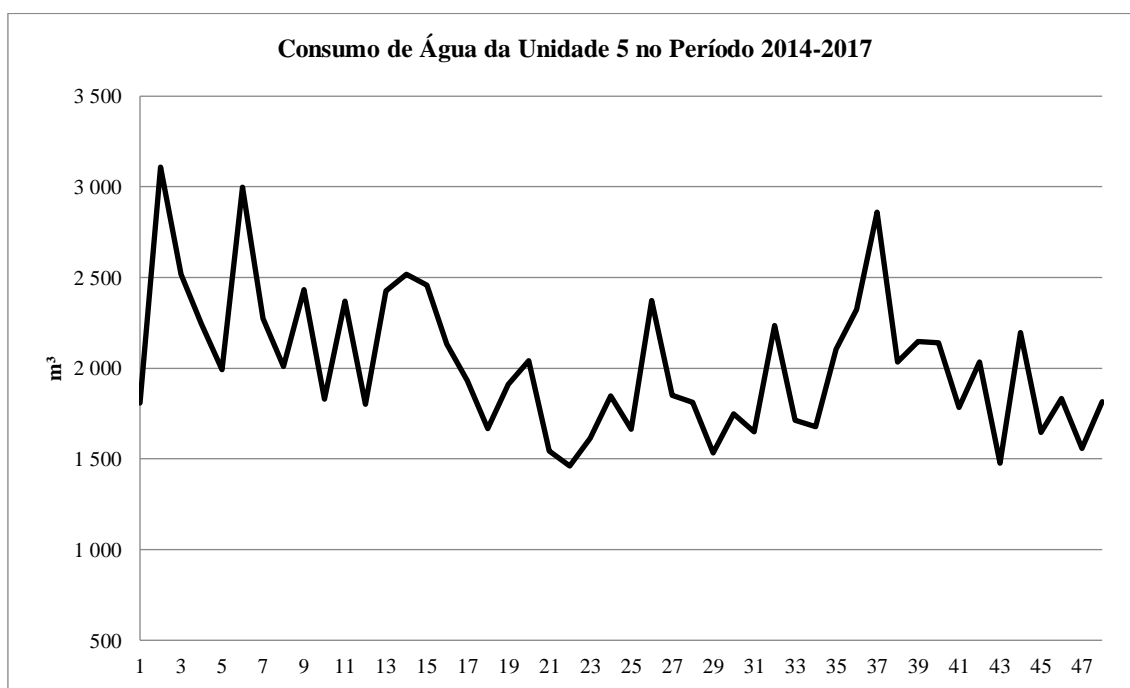


Figura 31. *Train data* de consumo de água da Unidade 5.

Fonte: Elaboração própria.

A Figura 32 apresenta o resultado da aplicação do método Loess. Houve a identificação de dois *outliers*: fevereiro e junho de 2014. Não foram encontradas justificativas para estes dados.

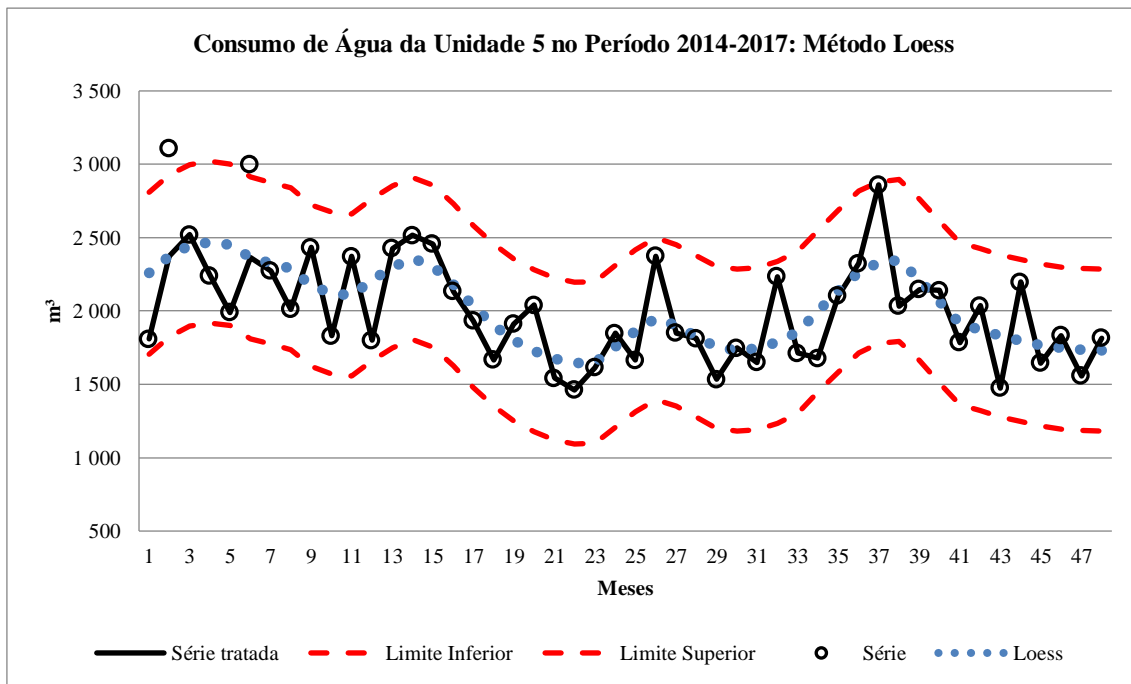


Figura 32. Aplicação do método Loess para o consumo de água da Unidade 5.
 Fonte: Elaboração própria.

As previsões para 2018, assim como as comparações com o *test data*, estão apresentadas na Tabela 25 e na Figura 33. Os cinco primeiros meses estiveram fora do intervalo de previsão. O aumento do consumo de janeiro, fevereiro e março foi causado pela utilização da água da rede para irrigação da grama e jardim, já que até então era feita com a captação da água pluvial, o que não ocorreu devido à época de estiagem. Nos meses de abril e maio ocorreram vazamentos.

Tabela 25. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de água da Unidade 5.

em m ³	Comparação Mensal 2018		
	Real	Previsão	Variação
jan	3.214	1.797	79%
fev	3.271	1.797	82%
mar	2.861	1.797	59%
abr	3.157	1.797	76%
mai	2.744	1.797	53%
jun	2.256	1.797	26%
jul	1.614	1.797	-10%
ago	2.053	1.797	14%
set	1.477	1.797	-18%
out	1.321	1.797	-26%
nov	1.817	1.797	1%
dez	1.819	1.797	1%
total anual	27.604	21.566	28%

Fonte: Elaboração própria.

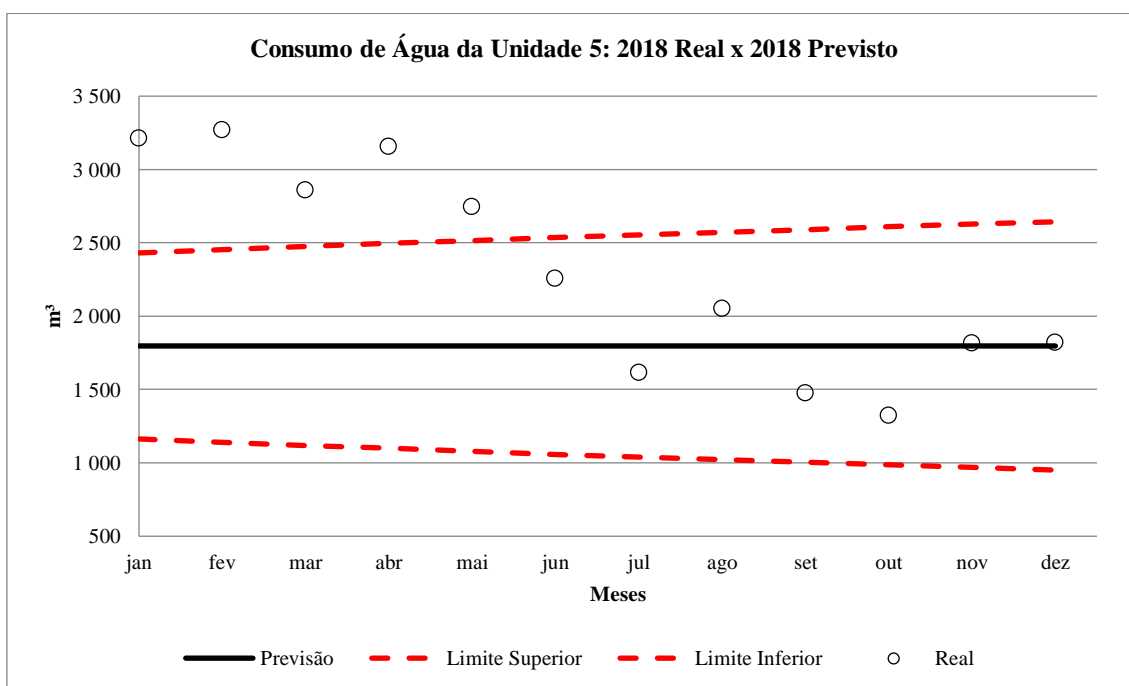


Figura 33. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de água da Unidade 5.

Fonte: Elaboração própria.

3.1.6. Unidade 6

Consumo de Energia

A série temporal de consumo de energia da Unidade 6 é apresentada na Tabela 26. Na Figura 34 é apresentado o *train data*.

Tabela 26. Dados da série temporal de consumo de energia da Unidade 6.

em MWh	Dados Reais				
	2014	2015	2016	2017	2018
jan	2.279	2.170	1.711	1.557	1.609
fev	2.067	1.908	1.662	1.664	1.380
mar	2.076	2.103	1.739	1.490	1.547
abr	1.947	1.694	1.697	1.570	1.411
mai	1.917	1.586	1.532	1.350	1.388
jun	1.807	1.340	1.374	1.391	1.248
jul	1.836	1.642	1.249	1.235	1.231
ago	1.837	1.627	1.306	1.307	1.317
set	1.886	1.598	1.382	1.369	1.323
out	2.070	1.686	1.450	1.244	1.224
nov	1.938	1.663	1.480	1.326	1.297
dez	2.056	1.643	1.513	1.437	1.273
total anual	23.717	20.661	18.095	16.939	16.248

Fonte: Elaboração própria.

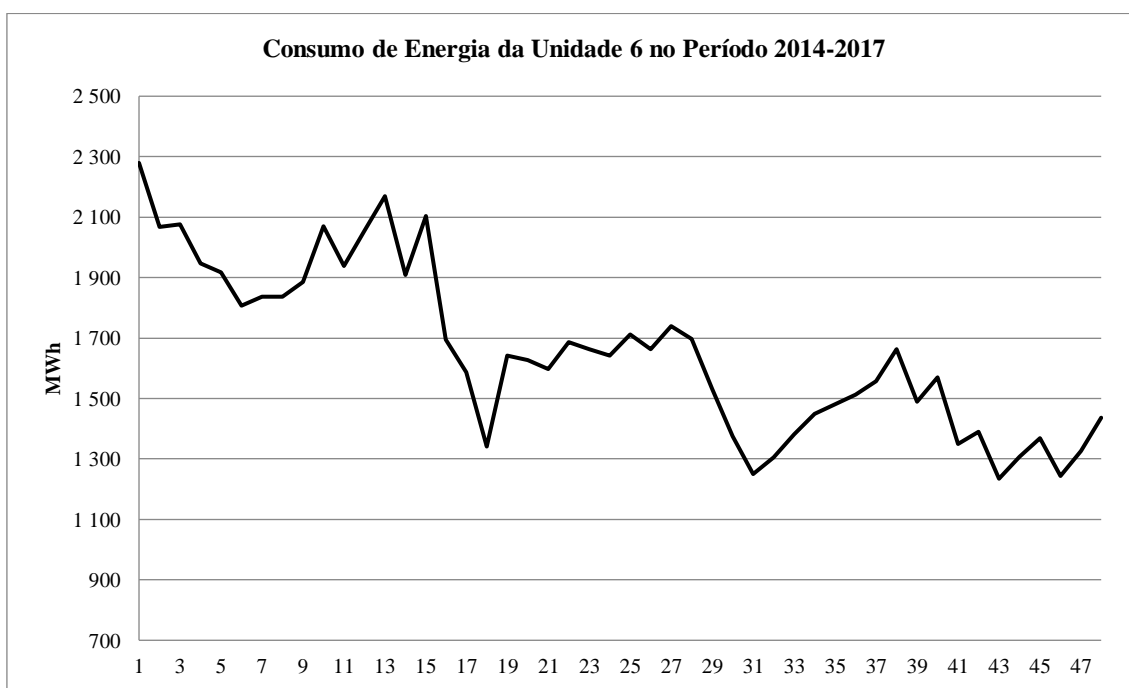


Figura 34. Train data de consumo de energia da Unidade 6.

Fonte: Elaboração própria.

A Figura 35 apresenta o resultado da aplicação do método Loess. Houve a identificação de dois *outliers*: março e junho de 2015. Não foram encontradas justificativas para estes dados.

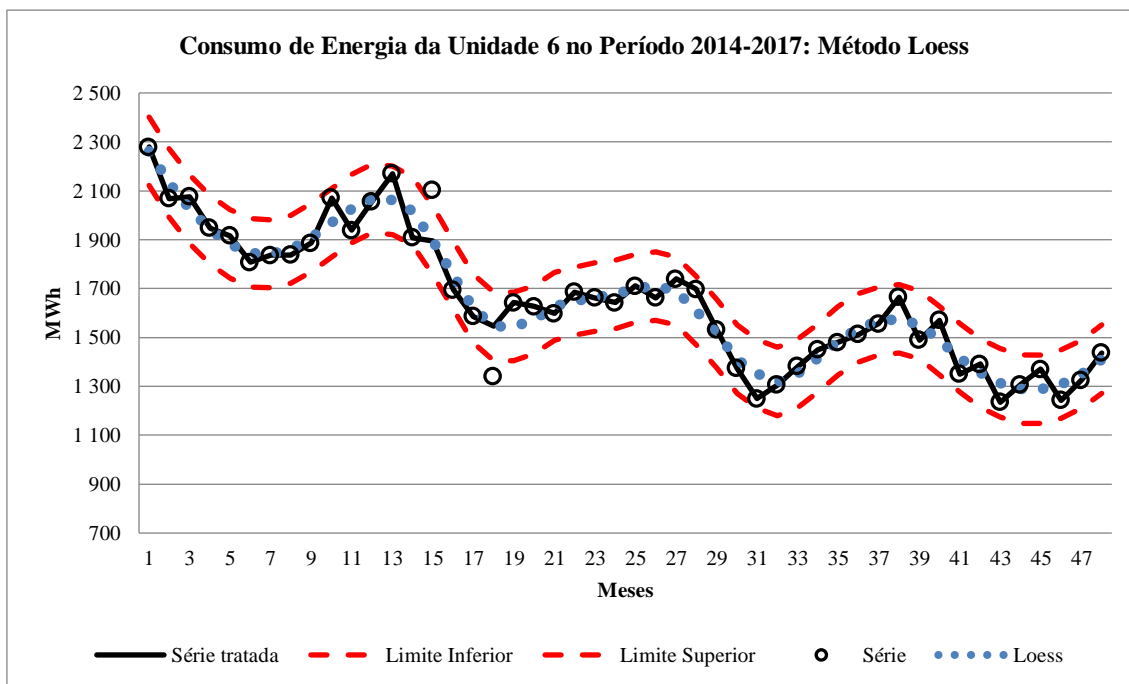


Figura 35. Aplicação do método Loess para o consumo de energia da Unidade 6.

Fonte: Elaboração própria.

As previsões para 2018, assim como as comparações com o *test data*, estão apresentadas na Tabela 27 e na Figura 36. Todos os meses estiveram dentro do intervalo de previsão.

Tabela 27. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de energia da Unidade 6.

em MWh	Comparação Mensal 2018		
	Real	Previsão	Variação
jan	1.609	1.456	11%
fev	1.380	1.549	-11%
mar	1.547	1.367	13%
abr	1.411	1.443	-2%
mai	1.388	1.220	14%
jun	1.248	1.259	-1%
jul	1.231	1.102	12%
ago	1.317	1.174	12%
set	1.323	1.237	7%
out	1.224	1.111	10%
nov	1.297	1.192	9%
dez	1.273	1.304	-2%
total anual	16.248	15.415	5%

Fonte: Elaboração própria.

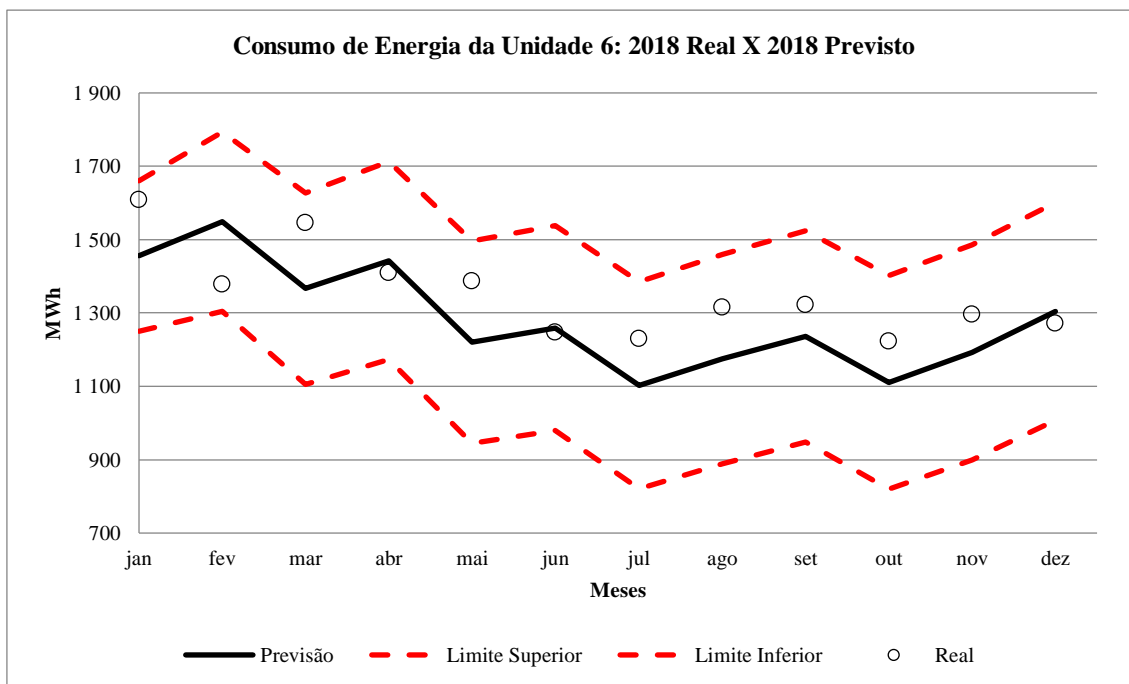


Figura 36. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de energia da Unidade 6.

Fonte: Elaboração própria.

Consumo de Água

A série temporal de consumo de água da Unidade 6 é apresentada na Tabela 28. Na Figura 37 é apresentado o *train data*.

Tabela 28. Dados da série temporal de consumo de água da Unidade 6.

em m ³	Dados Reais				
	2014	2015	2016	2017	2018
jan	16.195	16.522	14.396	17.407	15.482
fev	14.868	16.686	13.286	16.856	14.907
mar	13.494	16.940	17.436	17.417	15.615
abr	12.685	13.853	16.222	16.569	14.743
mai	13.264	13.715	17.142	14.691	15.239
jun	13.265	12.189	15.371	13.678	13.755
jul	11.600	15.394	16.886	13.779	10.396
ago	11.043	17.779	13.271	12.192	11.559
set	11.467	17.018	13.141	13.924	10.203
out	10.903	11.665	13.718	13.985	12.922
nov	13.254	17.519	13.120	13.342	12.537
dez	11.454	11.877	12.148	15.000	12.993
total anual	153.492	181.155	176.135	178.840	160.351

Fonte: Elaboração própria.

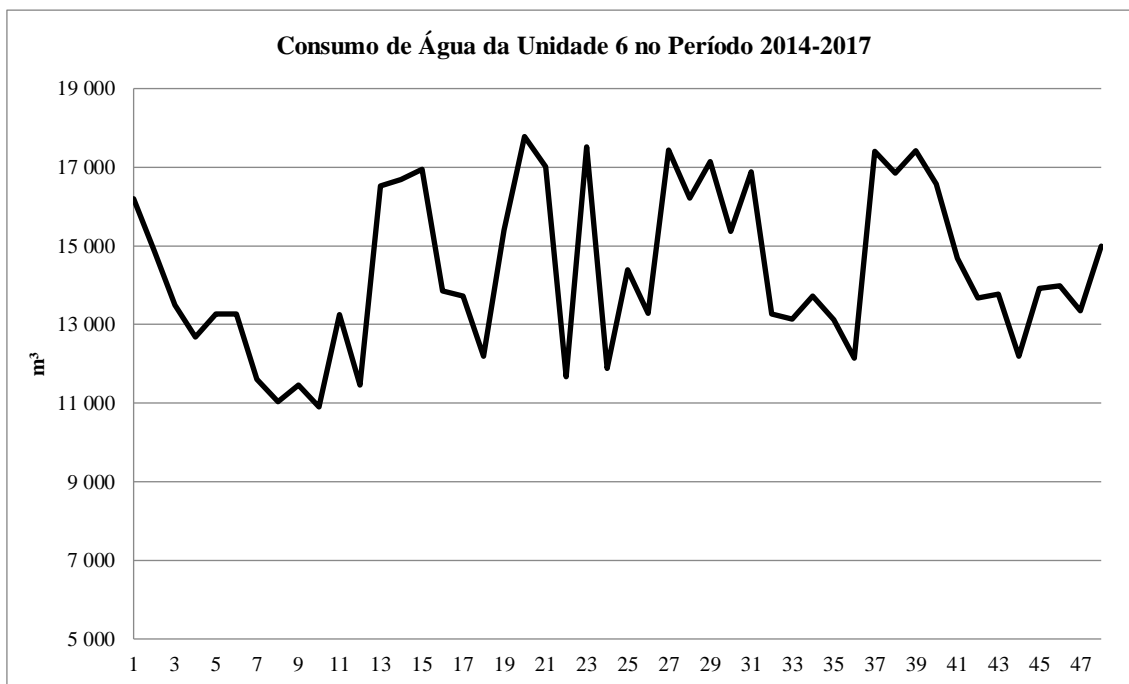


Figura 37. *Train data* de consumo de água da Unidade 6.
 Fonte: Elaboração própria.

A Figura 38 apresenta o resultado da aplicação do método Loess. Houve a identificação de dois *outliers*: novembro e outubro de 2015. Não foram encontradas justificativas para estes dados.

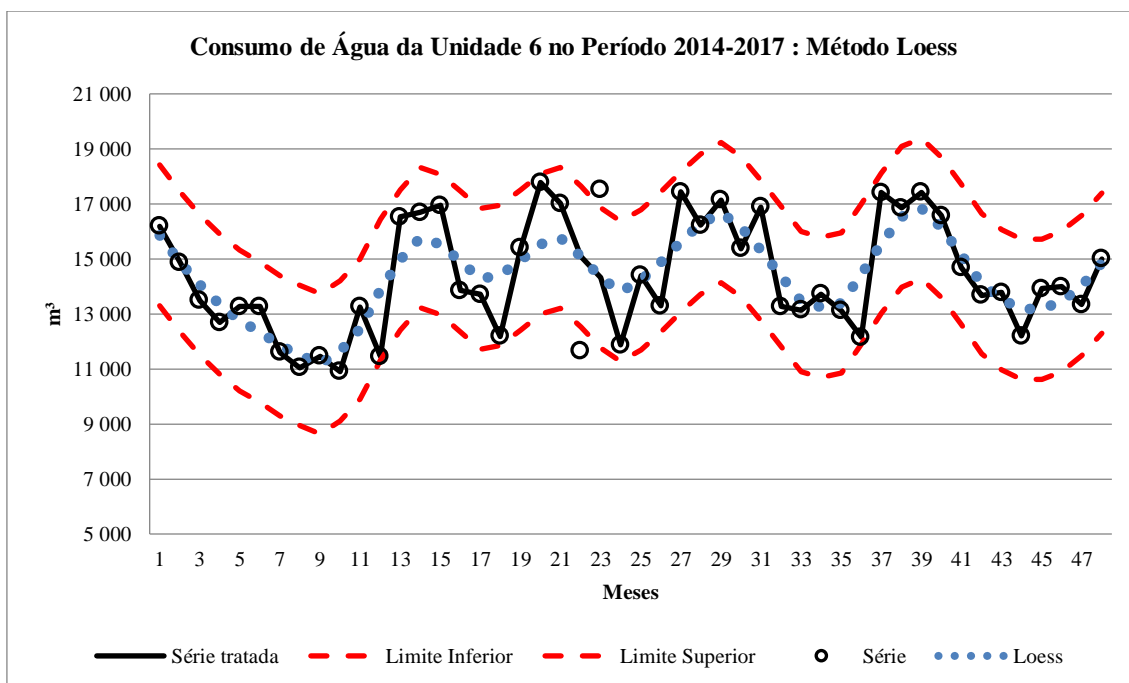


Figura 38. Aplicação do método Loess para o consumo de água da Unidade 6.
 Fonte: Elaboração própria.

As previsões para 2018, assim como as comparações com o *test data*, estão apresentadas na Tabela 29 e na Figura 39. Os meses de julho e setembro estiveram fora do intervalo de previsão.

Tabela 29. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de água da Unidade 6.

Comparação Mensal 2018			
em m ³	Real	Previsão	Varição
jan	15.482	14.725	5%
fev	14.907	14.582	2%
mar	15.615	14.507	8%
abr	14.743	14.468	2%
mai	15.239	14.447	5%
jun	13.755	14.437	-5%
jul	10.396	14.431	-28%
ago	11.559	14.428	-20%
set	10.203	14.427	-29%
out	12.922	14.426	-10%
nov	12.537	14.425	-13%
dez	12.993	14.425	-10%
total anual	160.351	173.728	-8%

Fonte: Elaboração própria.

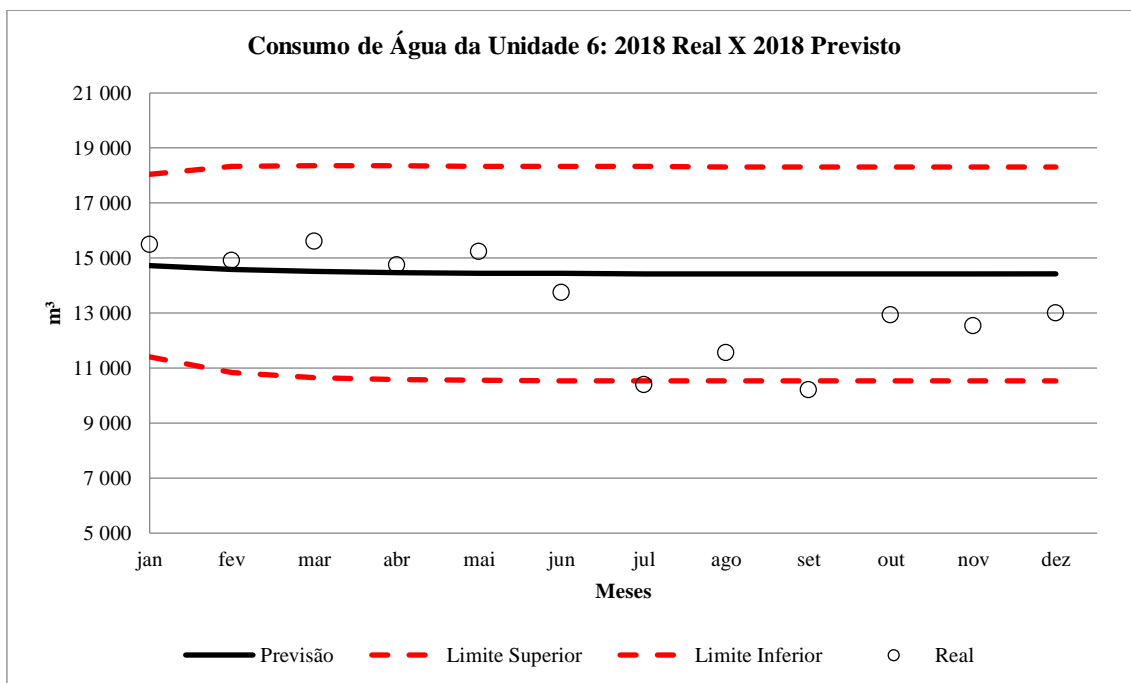


Figura 39. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de água da Unidade 6.

Fonte: Elaboração própria.

3.1.7. Unidade 7

Consumo de Energia

A série temporal de consumo de energia da Unidade 7 é apresentada na Tabela 30. Na Figura 40 é apresentado o *train data*.

Tabela 30. Dados da série temporal de consumo de energia da Unidade 7.

em MWh	Dados Reais				
	2014	2015	2016	2017	2018
jan	540	502	524	541	503
fev	554	496	514	499	378
mar	493	581	548	551	597
abr	478	450	557	540	501
mai	445	412	455	436	434
jun	407	294	423	411	420
jul	454	462	397	374	420
ago	421	469	427	430	453
set	459	446	465	414	414
out	512	506	462	436	462
nov	481	508	461	425	439
dez	487	507	511	495	551
total anual	5.731	5.631	5.744	5.553	5.571

Fonte: Elaboração própria.

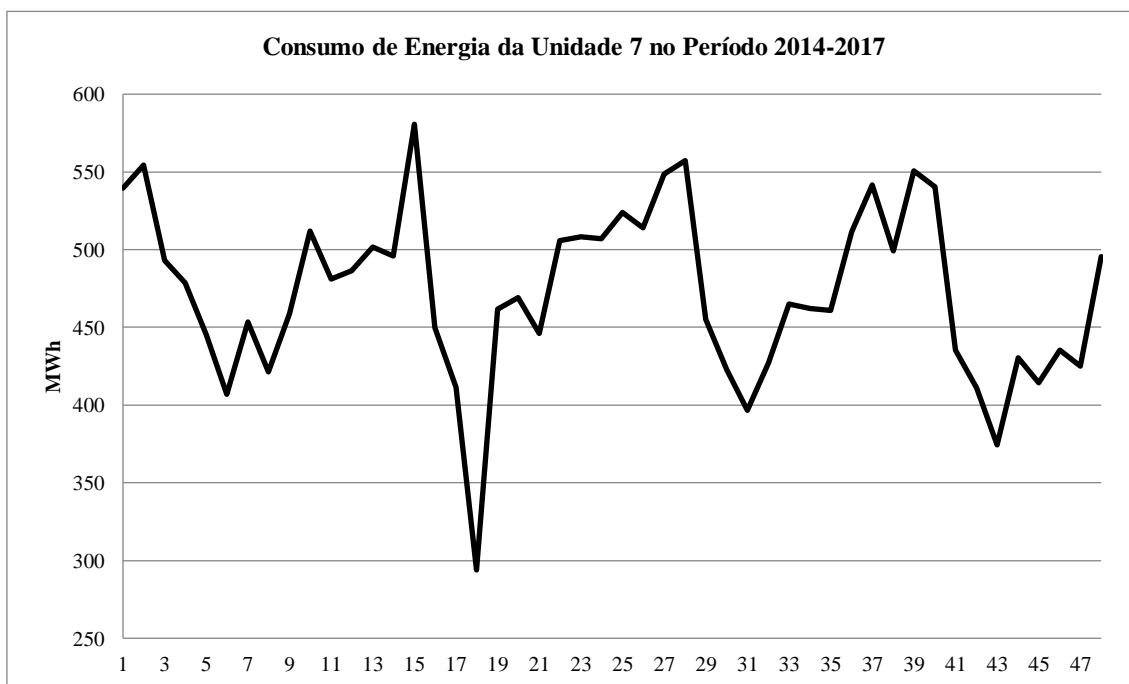


Figura 40. *Train data* de consumo de energia da Unidade 7.

Fonte: Elaboração própria.

A Figura 41 apresenta o resultado da aplicação do método Loess. Houve a identificação de dois *outliers*: março e junho de 2015. Não foram encontradas justificativas para estes dados.

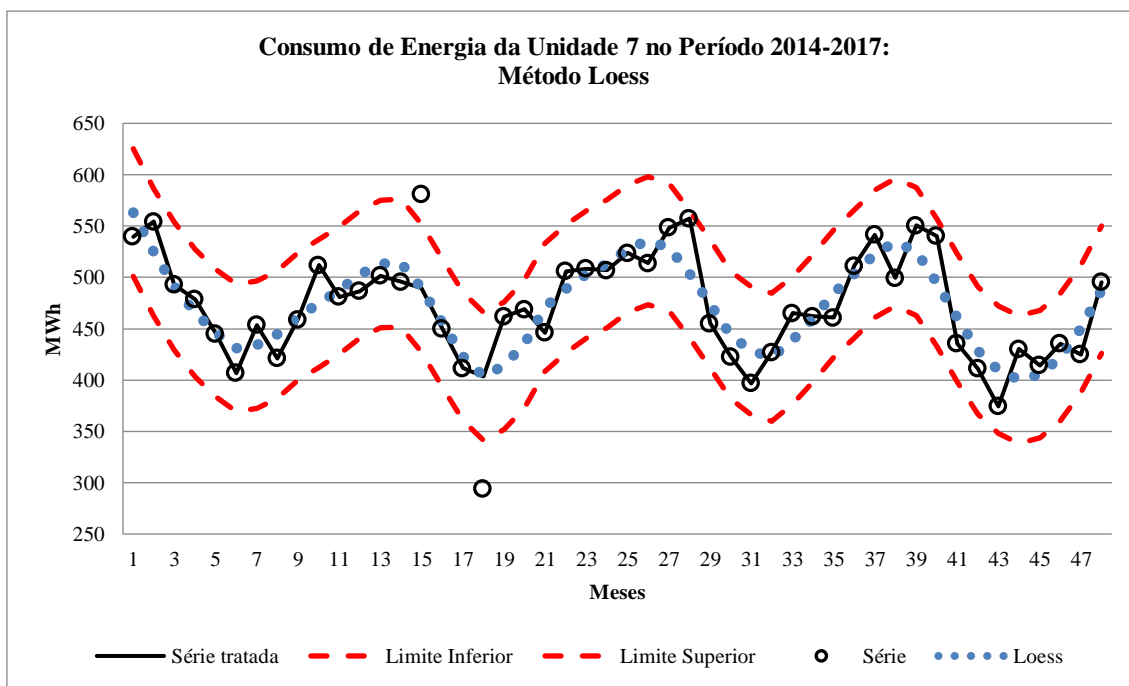


Figura 41. Aplicação do método Loess para o consumo de energia da Unidade 7.

Fonte: Elaboração própria.

As previsões para 2018, assim como as comparações com o *test data*, estão apresentadas na Tabela 31 e na Figura 42. Todos os meses estiveram dentro do intervalo de previsão, com exceção de fevereiro.

Tabela 31. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de energia da Unidade 7.

em MWh	Comparação Mensal 2018		
	Real	Previsão	Variação
jan	503	533	-6%
fev	378	495	-24%
mar	597	549	9%
abr	501	539	-7%
mai	434	435	0%
jun	420	411	2%
jul	420	374	12%
ago	453	430	5%
set	414	414	0%
out	462	436	6%
nov	439	425	3%
dez	551	495	11%
total anual	5.571	5.538	1%

Fonte: Elaboração própria.

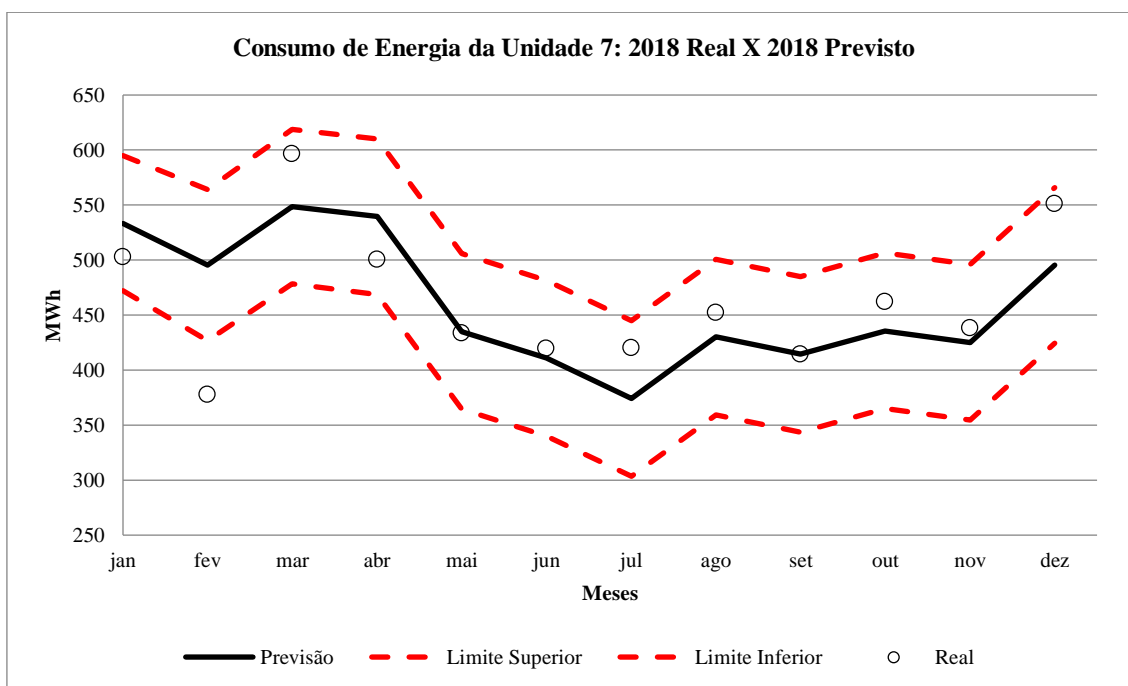


Figura 42. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de energia da Unidade 7.

Fonte: Elaboração própria.

Consumo de Água

A série temporal de consumo de água da Unidade 7 é apresentada na Tabela 32. Na Figura 43 é apresentado o *train data*.

Tabela 32. Dados da série temporal de consumo de água da Unidade 7.

em m ³	Dados Reais				
	2014	2015	2016	2017	2018
jan	3.240	3.136	3.113	3.105	2.302
fev	3.262	3.252	3.373	2.965	1.964
mar	3.160	3.016	2.927	3.299	2.309
abr	3.213	3.062	3.002	3.212	2.193
mai	2.853	2.954	2.837	2.869	2.224
jun	3.033	2.972	2.738	2.731	2.041
jul	2.843	2.878	2.891	2.702	2.192
ago	3.204	2.951	3.012	2.764	2.225
set	2.917	2.925	2.994	2.344	2.204
out	2.914	2.979	2.954	2.519	2.248
nov	3.089	2.852	2.945	2.467	2.234
dez	3.168	3.115	2.811	2.427	2.937
total anual	36.896	36.091	35.598	33.404	27.073

Fonte: Elaboração própria.

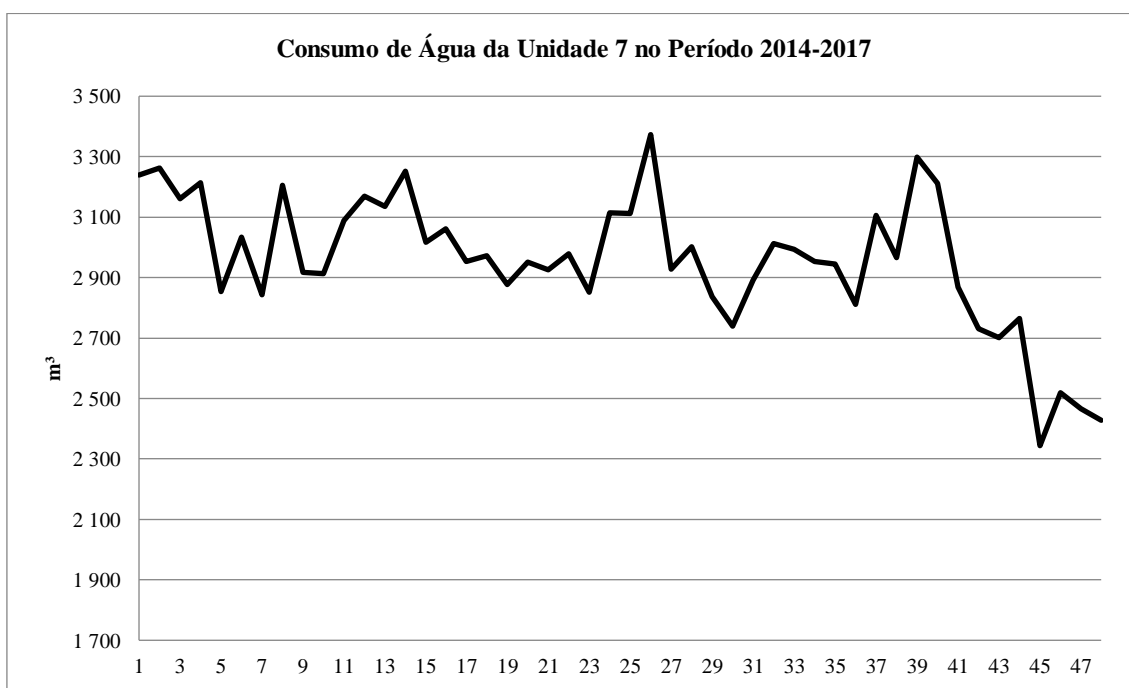


Figura 43. *Train data* de consumo de água da Unidade 7.

Fonte: Elaboração própria.

A Figura 44 apresenta o resultado da aplicação do método Loess. Houve a identificação de dois *outliers*: agosto de 2014 e fevereiro de 2015. Não foram encontradas justificativas para estes dados.

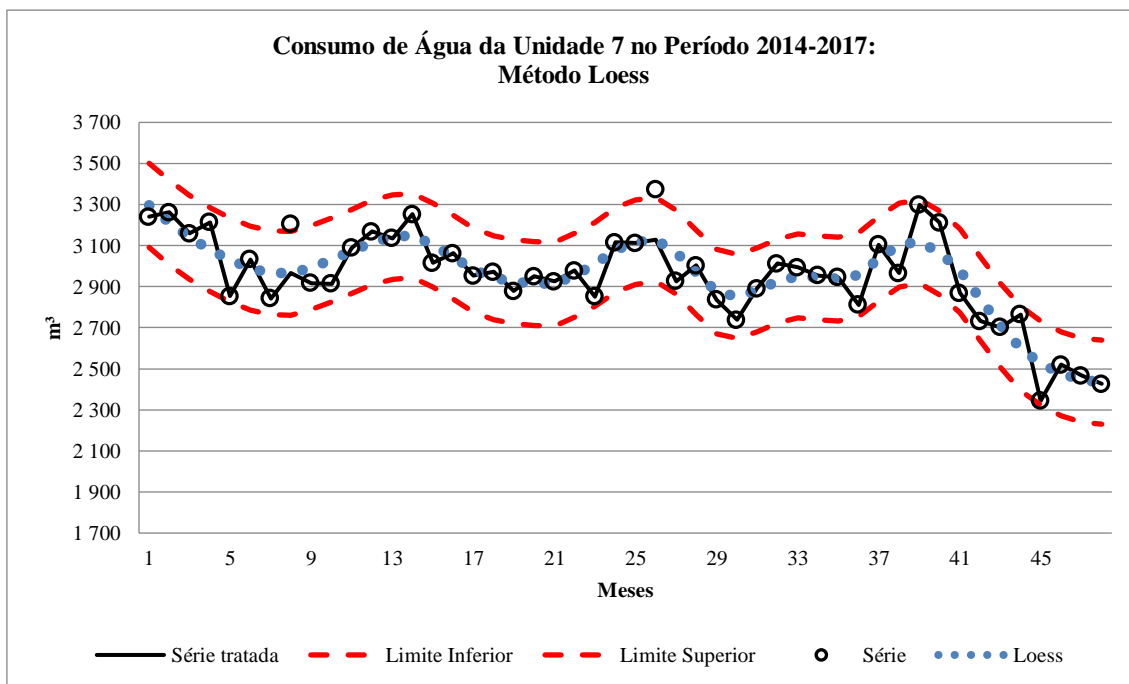


Figura 44. Aplicação do método Loess para o consumo de água da Unidade 7.

Fonte: Elaboração própria.

As previsões para 2018, assim como as comparações com o *test data*, estão apresentadas na Tabela 33 e na Figura 45. Todos os meses estiveram dentro do intervalo de previsão, com exceção de fevereiro.

Tabela 33. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de água da Unidade 7.

em m³	Comparação Mensal 2018		
	Real	Previsão	Variação
jan	2.302	2.443	-6%
fev	1.964	2.443	-20%
mar	2.309	2.443	-5%
abr	2.193	2.443	-10%
mai	2.224	2.443	-9%
jun	2.041	2.443	-16%
jul	2.192	2.443	-10%
ago	2.225	2.443	-9%
set	2.204	2.443	-10%
out	2.248	2.443	-8%
nov	2.234	2.443	-9%
dez	2.937	2.443	20%
total anual	27.073	29.318	-8%

Fonte: Elaboração própria.

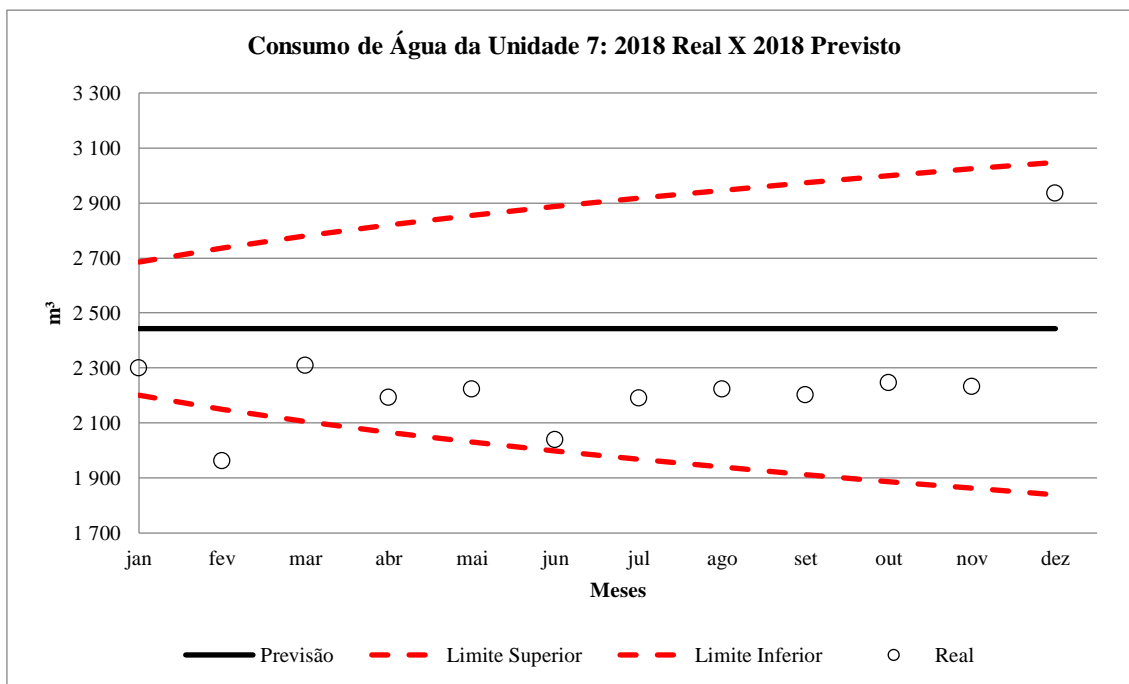


Figura 45. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de água da Unidade 7.

Fonte: Elaboração própria.

3.1.8. Unidade 8

Consumo de Energia

A série temporal de consumo de energia da Unidade 8 é apresentada na Tabela 34. Na Figura 46 é apresentado o *train data*.

Tabela 34. Dados da série temporal de consumo de energia da Unidade 8.

em MWh	Dados Reais				
	2014	2015	2016	2017	2018
jan	197	183	194	114	93
fev	244	190	195	122	95
mar	175	192	180	115	103
abr	181	179	183	100	92
mai	147	152	139	77	83
jun	144	146	123	83	78
jul	150	142	121	83	75
ago	154	152	138	85	74
set	148	150	131	95	74
out	179	160	110	90	74
nov	198	172	98	85	83
dez	195	173	102	98	101
total anual	2.113	1.990	1.714	1.149	1.025

Fonte: Elaboração própria.

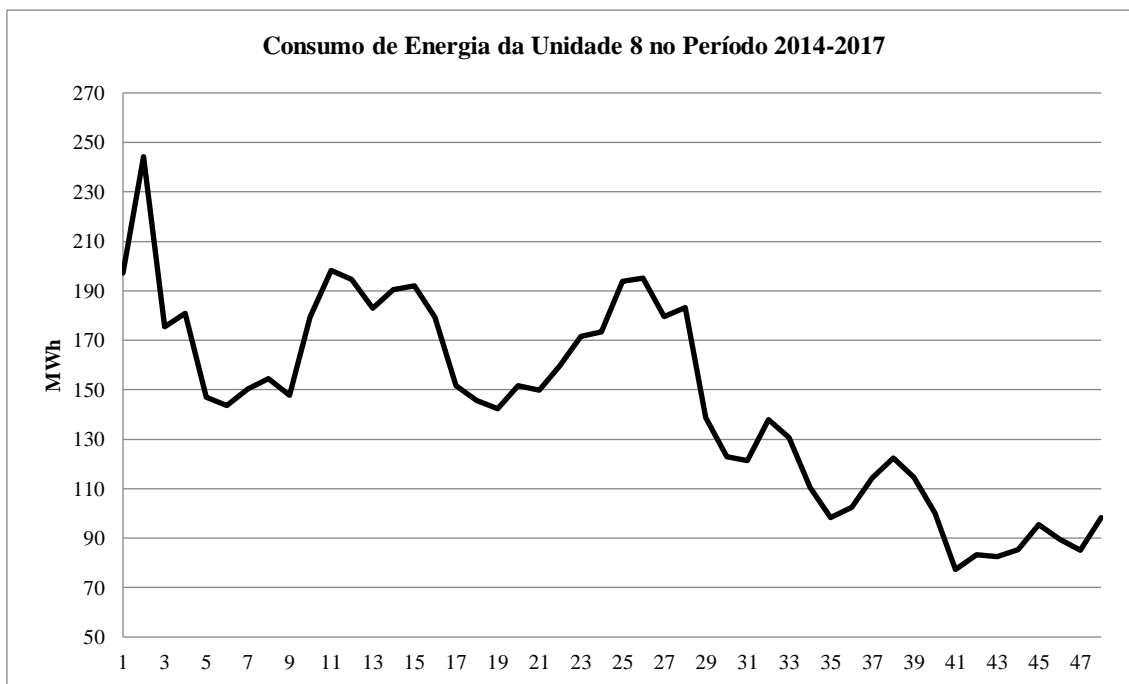


Figura 46. *Train data* de consumo de energia da Unidade 8.
 Fonte: Elaboração própria.

A Figura 47 apresenta o resultado da aplicação do método Loess. Houve a identificação de dois *outliers*: janeiro e fevereiro de 2014. Não foram encontradas justificativas para estes dados.

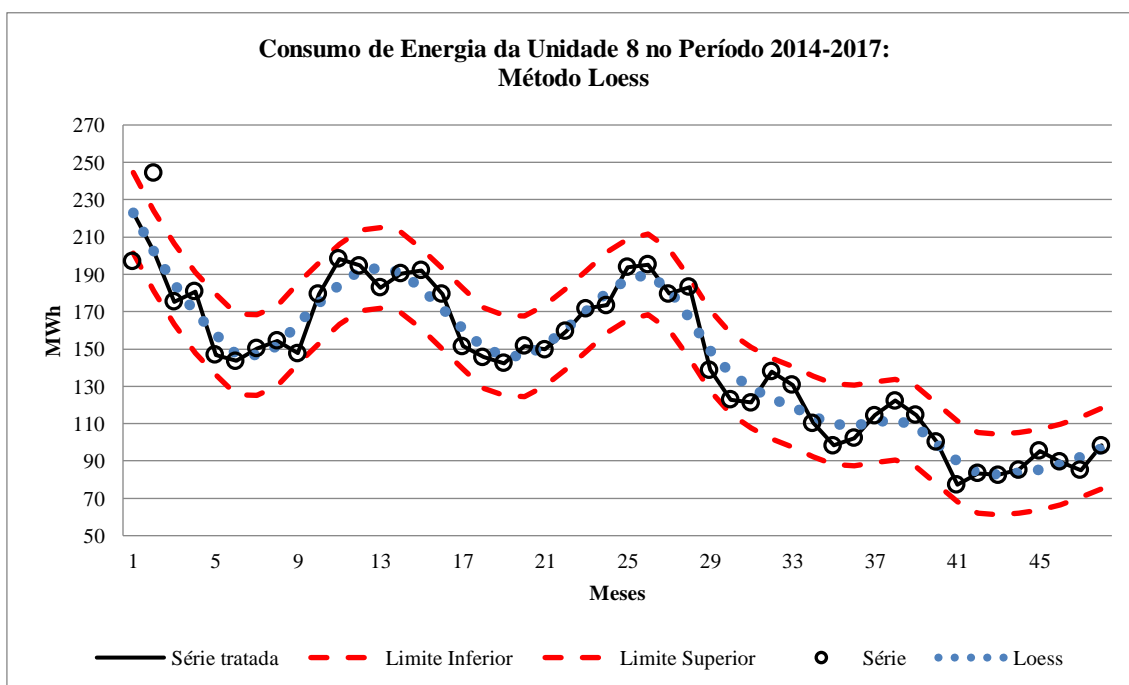


Figura 47. Aplicação do método Loess para o consumo de energia da Unidade 8.
 Fonte: Elaboração própria.

As previsões para 2018, assim como as comparações com o *test data*, estão apresentadas na Tabela 35 e na Figura 48. Todos os meses estiveram dentro do intervalo de previsão, porém estes foram se tornando muito grandes ao longo do ano.

Tabela 35. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de energia da Unidade 8.

em MWh	Comparação Mensal 2018		
	Real	Previsão	Variação
jan	93	98	-6%
fev	95	98	-3%
mar	103	98	5%
abr	92	98	-7%
mai	83	98	-15%
jun	78	98	-21%
jul	75	98	-24%
ago	74	98	-25%
set	74	98	-24%
out	74	98	-25%
nov	83	98	-16%
dez	101	98	3%
total anual	1.025	1.181	-13%

Fonte: Elaboração própria.

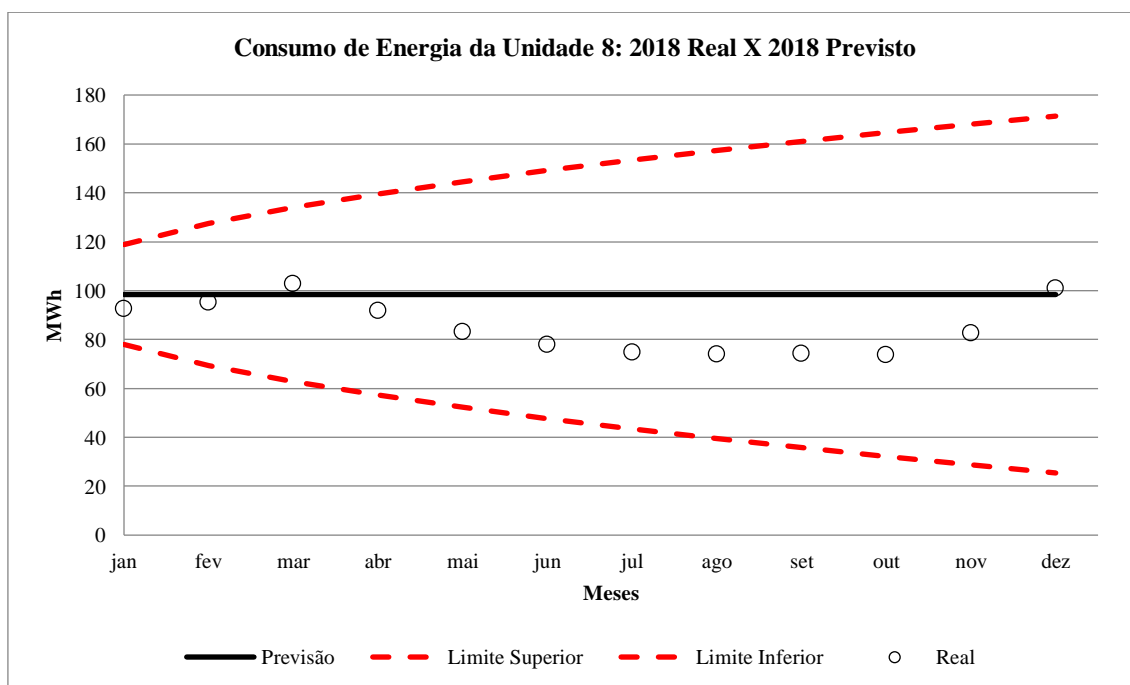


Figura 48. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de energia da Unidade 8.

Fonte: Elaboração própria.

Consumo de Água

A série temporal de consumo de água da Unidade 8 é apresentada na Tabela 36. Na Figura 49 é apresentado o *train data*.

Tabela 36. Dados da série temporal de consumo de água da Unidade 8.

em m ³	Dados Reais				
	2014	2015	2016	2017	2018
jan	5.357	3.478	3.042	4.749	4.570
fev	5.723	3.255	3.005	5.142	4.149
mar	4.583	3.013	3.090	4.472	5.483
abr	4.199	3.480	3.730	5.519	5.538
mai	4.303	3.279	3.879	4.019	4.920
jun	3.647	3.203	3.047	5.028	5.095
jul	2.746	3.111	3.256	4.331	4.410
ago	6.156	4.039	3.145	3.954	4.722
set	6.654	4.470	3.238	3.426	4.889
out	3.398	2.852	4.304	3.480	4.323
nov	3.688	3.569	3.328	3.119	4.473
dez	3.159	3.857	4.871	3.693	3.051
total anual	53.608	41.606	41.933	50.932	55.623

Fonte: Elaboração própria.

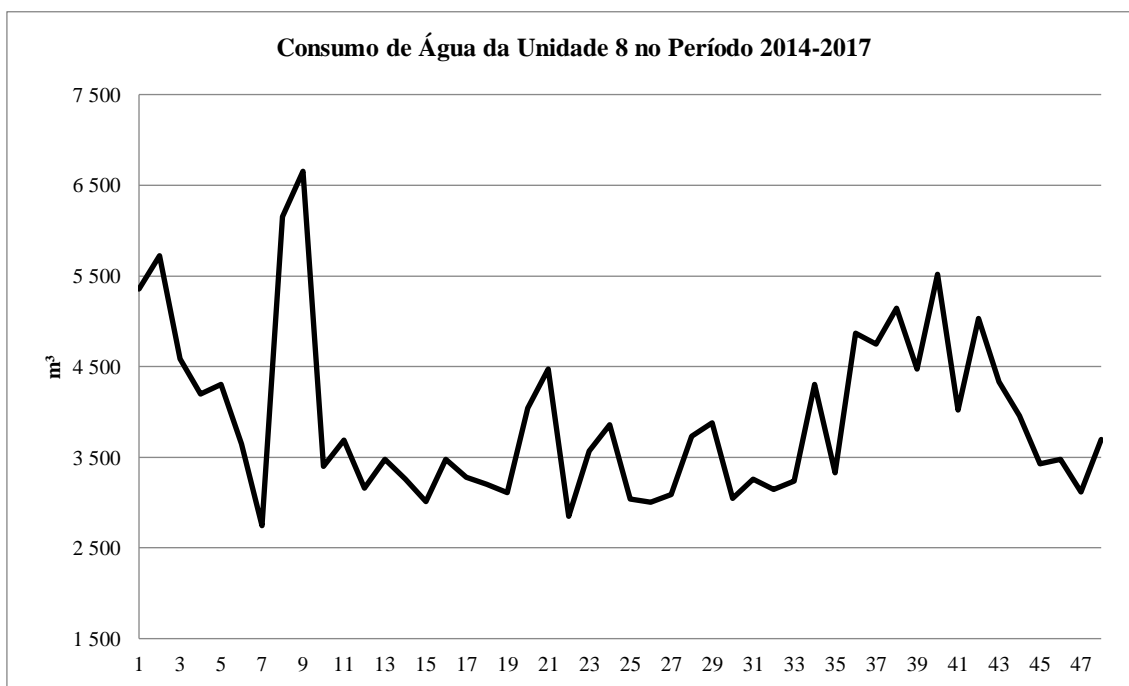


Figura 49. *Train data* de consumo de água da Unidade 8.

Fonte: Elaboração própria.

A Figura 50 apresenta o resultado da aplicação do método Loess. Houve a identificação de três *outliers*: setembro, outubro e novembro de 2014. Não foram encontradas justificativas para estes dados.

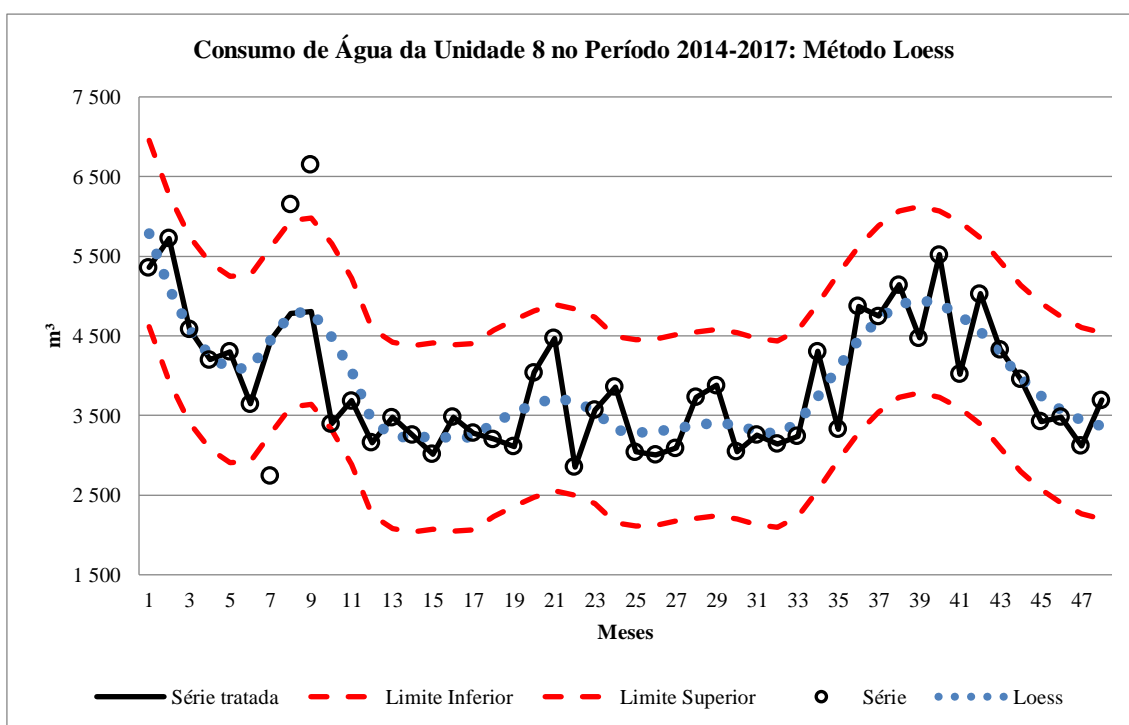


Figura 50. Aplicação do método Loess para o consumo de água da Unidade 8.
Fonte: Elaboração própria.

As previsões para 2018, assim como as comparações com o *test data*, estão apresentadas na Tabela 27 e na Figura 51. Apenas os meses de março e abril estiveram fora do intervalo de previsão.

Tabela 37. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de água da Unidade 8.

em m ³	Comparação Mensal 2018		
	Real	Previsão	Varição
jan	4.570	3.592	27%
fev	4.149	3.724	11%
mar	5.483	3.750	46%
abr	5.538	3.801	46%
mai	4.920	3.831	28%
jun	5.095	3.859	32%
jul	4.410	3.881	14%
ago	4.722	3.898	21%
set	4.889	3.912	25%
out	4.323	3.924	10%
nov	4.473	3.933	14%
dez	3.051	3.940	-23%
total anual	55.623	46.046	21%

Fonte: Elaboração própria.

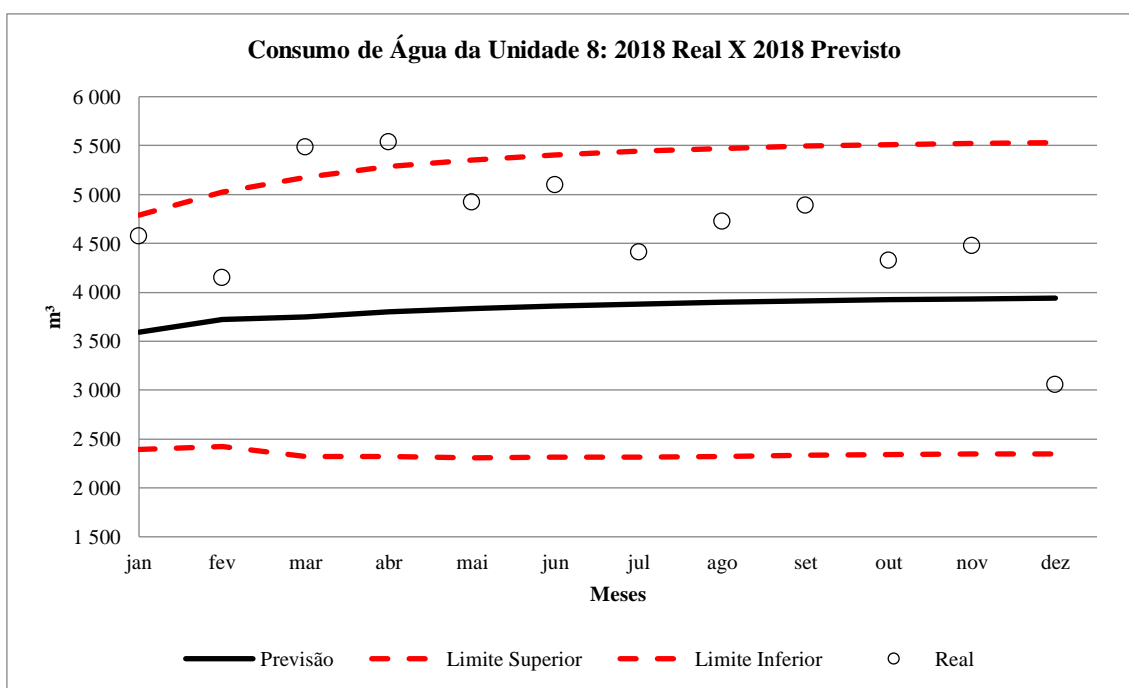


Figura 51. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de água da Unidade 8.

Fonte: Elaboração própria.

3.1.9. Unidade 9

Consumo de Energia

A série temporal de consumo de energia da Unidade 9 é apresentada na Tabela 38. Na Figura 52 é apresentado o *train data*.

Tabela 38. Dados da série temporal de consumo de energia da Unidade 9.

em MWh	Dados Reais				
	2014	2015	2016	2017	2018
jan	3.251	3.081	2.560	2.511	2.337
fev	3.073	2.876	2.405	2.400	2.182
mar	3.136	3.005	2.567	2.464	2.513
abr	2.934	2.739	2.569	2.223	2.212
mai	2.650	2.674	2.199	2.164	2.158
jun	2.371	2.499	2.091	2.158	1.775
jul	2.382	2.649	2.179	2.043	1.834
ago	2.447	2.322	2.162	2.053	1.979
set	2.304	2.162	2.017	2.099	1.938
out	2.541	2.696	2.206	2.173	2.013
nov	2.638	2.436	2.358	2.111	2.067
dez	2.755	2.476	2.508	2.192	2.160
total anual	32.482	31.615	27.820	26.593	25.167

Fonte: Elaboração própria.

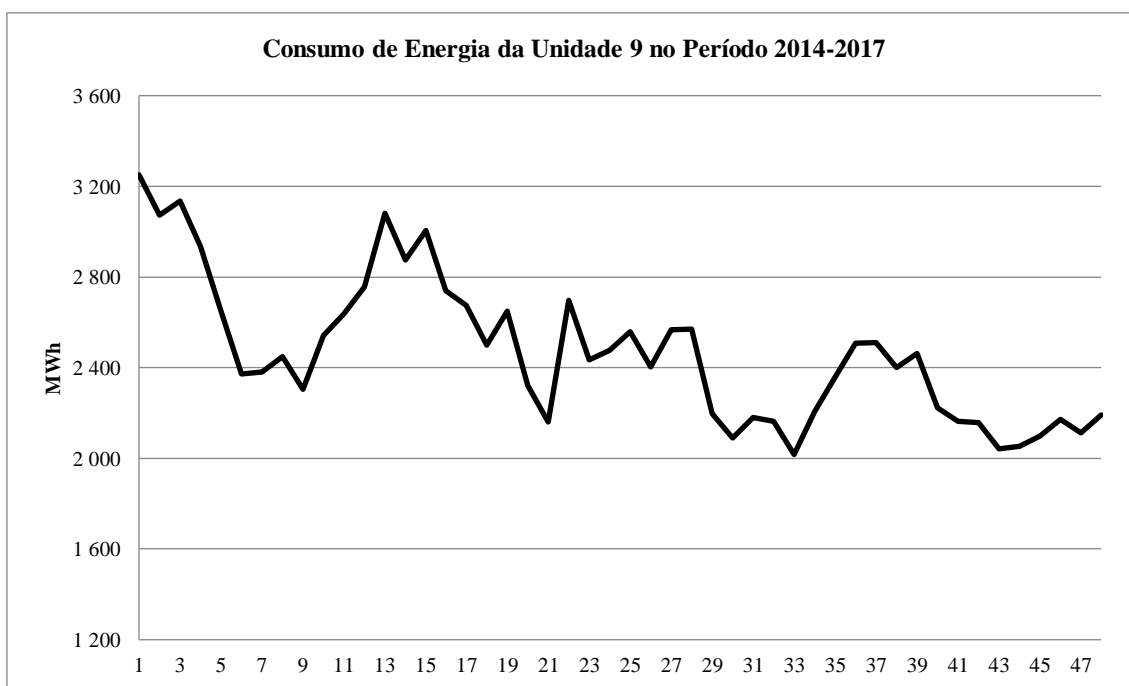


Figura 52. *Train data* de consumo de energia da Unidade 9.

Fonte: Elaboração própria.

A Figura 53 apresenta o resultado da aplicação do método Loess. Houve a identificação de dois *outliers*: setembro e outubro de 2015. Não foram encontradas justificativas para estes dados.

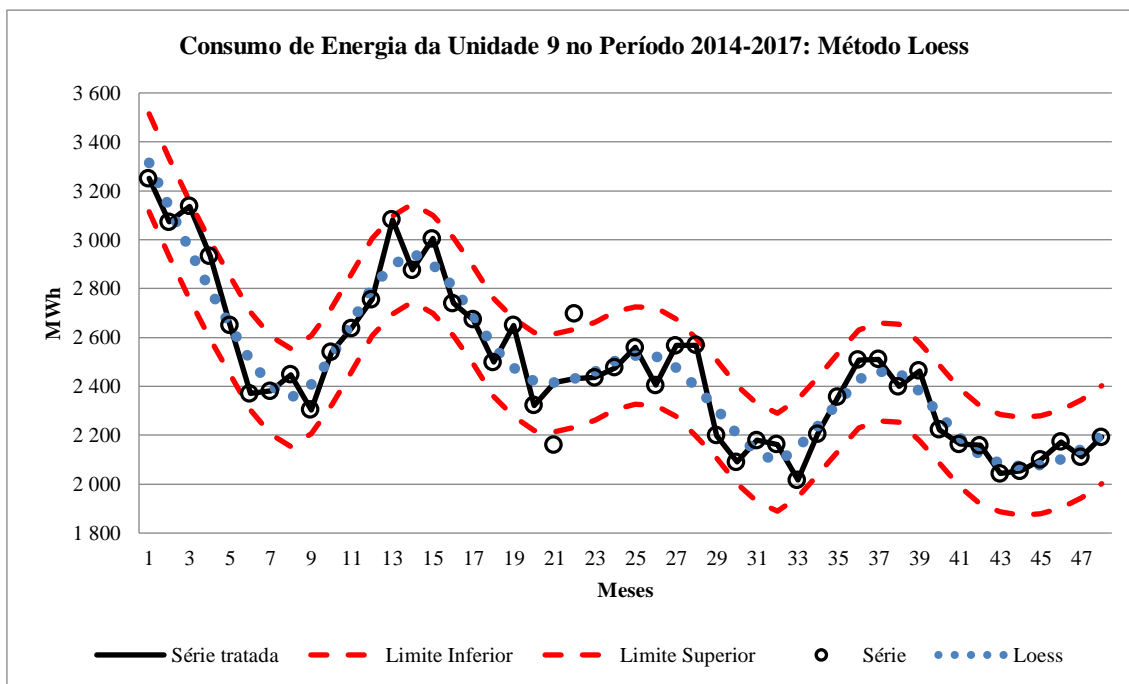


Figura 53. Aplicação do método Loess para o consumo de energia da Unidade 9.
Fonte: Elaboração própria.

As previsões para 2018, assim como as comparações com o *test data*, estão apresentadas na Tabela 39 e na Figura 54. Apenas os meses de março e maio estiveram fora do intervalo de previsão.

Tabela 39. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de energia da Unidade 9.

em MWh	Comparação Mensal 2018		
	Real	Previsão	Varição
jan	2.337	2.234	5%
fev	2.182	2.084	5%
mar	2.513	2.210	14%
abr	2.212	2.133	4%
mai	2.158	1.859	16%
jun	1.775	1.783	0%
jul	1.834	1.806	2%
ago	1.979	1.798	10%
set	1.938	1.713	13%
out	2.013	1.866	8%
nov	2.067	1.950	6%
dez	2.160	2.078	4%
total anual	25.167	23.515	7%

Fonte: Elaboração própria.

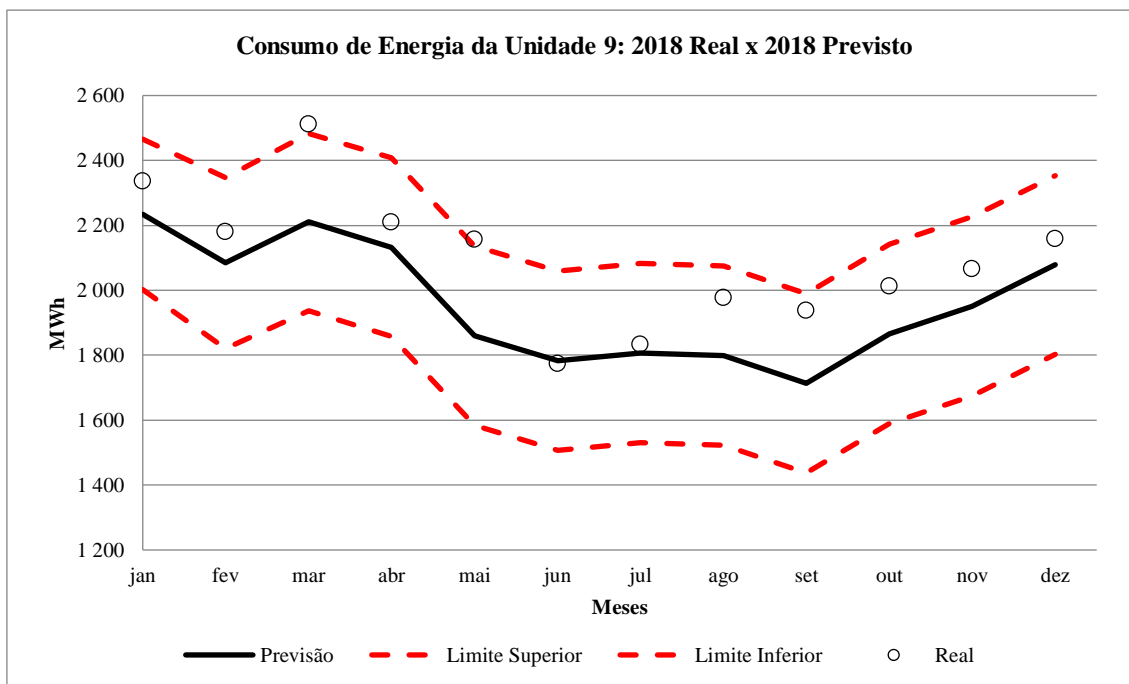


Figura 54. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de energia da Unidade 9.

Fonte: Elaboração própria.

Consumo de Água

A série temporal de consumo de água da Unidade 9 é apresentada na Tabela 40. Na Figura 55 é apresentado o *train data*.

Tabela 40. Dados da série temporal de consumo de água da Unidade 9.

em m ³	Dados Reais				
	2014	2015	2016	2017	2018
jan	1.311	1.267	1.089	910	984
fev	1.283	941	950	985	980
mar	1.113	966	1.026	986	965
abr	1.065	1.103	1.142	924	941
mai	801	870	1.016	980	867
jun	1.233	669	1.016	999	933
jul	830	1.139	1.040	907	848
ago	1.467	1.075	871	991	915
set	1.297	1.059	898	1.064	885
out	1.369	1.060	1.023	981	953
nov	1.140	1.081	1.005	968	1.070
dez	1.196	1.089	1.050	1.008	899
total anual	14.107	12.319	12.127	11.703	11.240

Fonte: Elaboração própria.

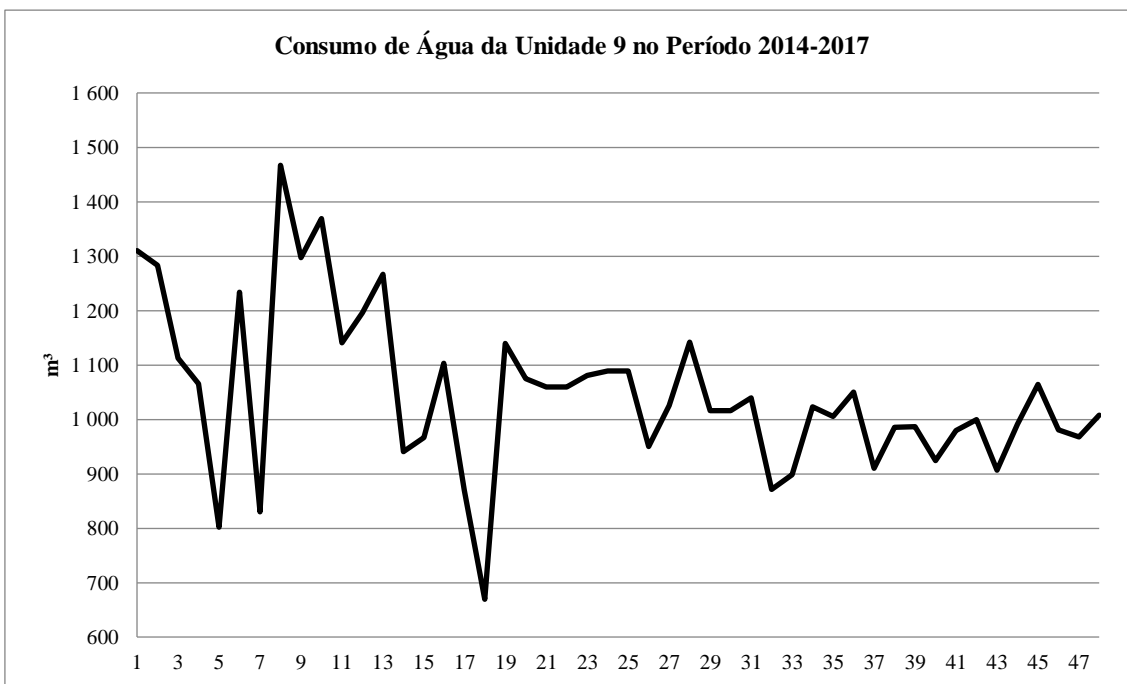


Figura 55. *Train data* de consumo de água da Unidade 9.
 Fonte: Elaboração própria.

A Figura 56 apresenta o resultado da aplicação do método Loess. Houve a identificação de três *outliers*: maio, julho e agosto de 2014 e junho de 2015. Não foram encontradas justificativas para estes dados.

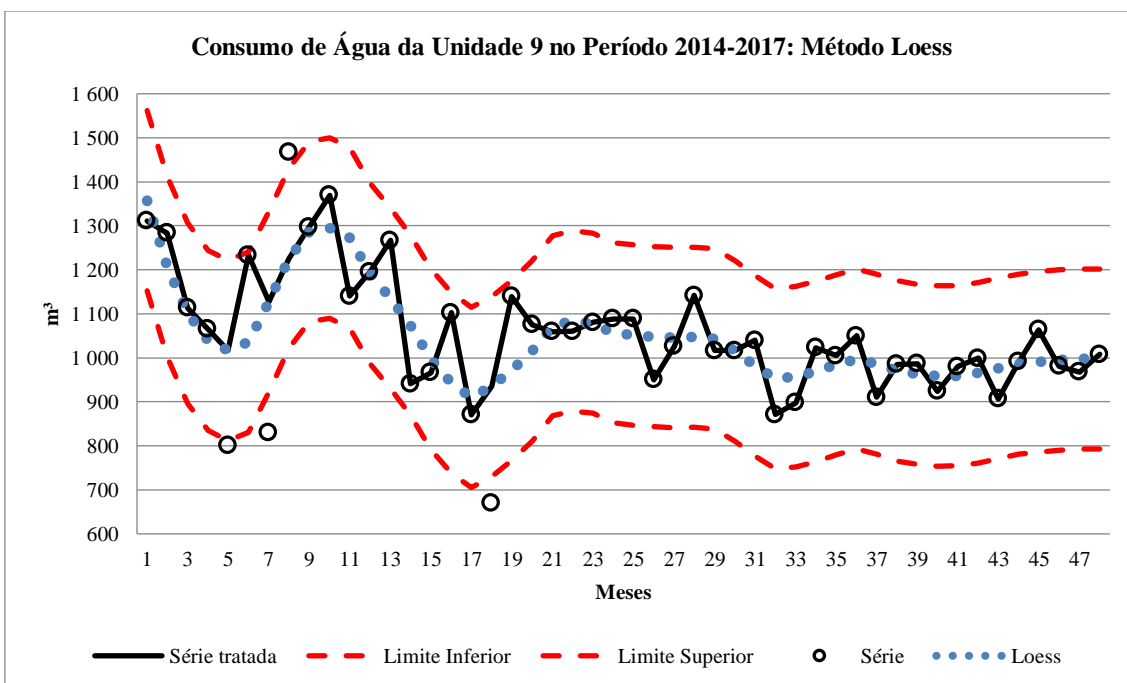


Figura 56. Aplicação do método Loess para o consumo de água da Unidade 9.
 Fonte: Elaboração própria.

As previsões para 2018, assim como as comparações com o *test data*, estão apresentadas na Tabela 41 e na Figura 57. Todos os meses estiveram dentro do intervalo de previsão.

Tabela 41. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de água da Unidade 9.

em m ³	Comparação Mensal 2018		
	Real	Previsão	Varição
jan	984	999	-2%
fev	980	990	-1%
mar	965	990	-3%
abr	941	990	-5%
mai	867	990	-12%
jun	933	990	-6%
jul	848	990	-14%
ago	915	990	-8%
set	885	990	-11%
out	953	990	-4%
nov	1.070	990	8%
dez	899	990	-9%
total anual	11.240	11.892	-5%

Fonte: Elaboração própria.

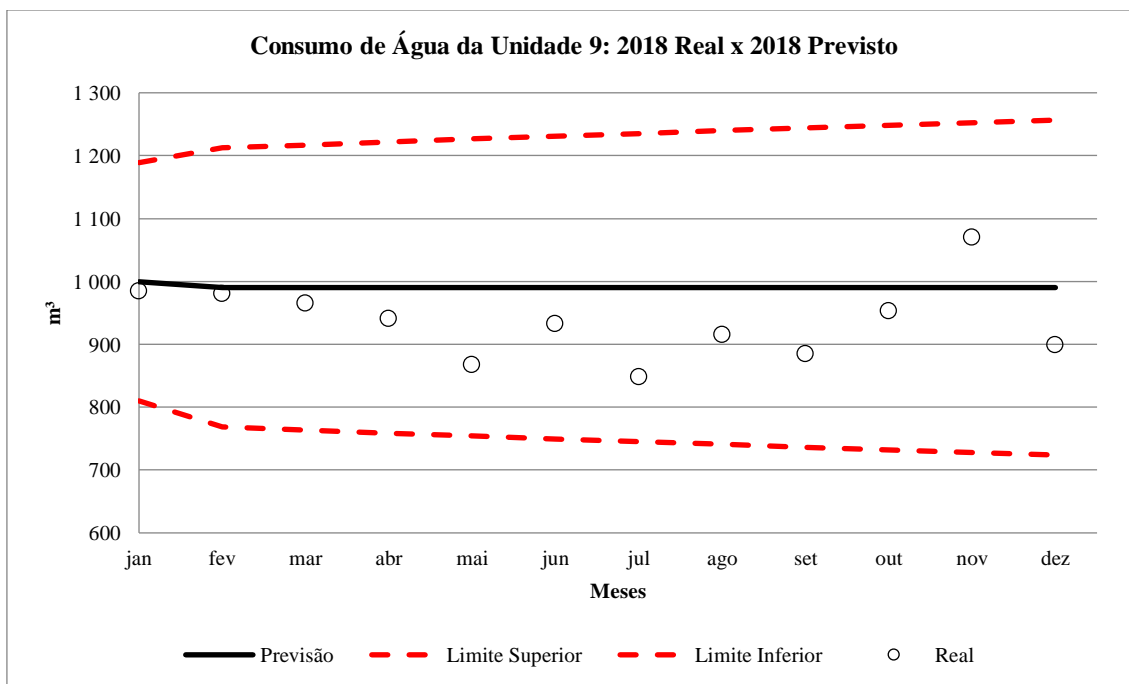


Figura 57. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de água da Unidade 9.

Fonte: Elaboração própria.

3.1.10. Holding

Consumo de Energia

A série temporal de consumo de energia da *holding*, obtida a partir da soma das séries temporais das nove unidades, é apresentada na Tabela 42

Tabela 42. Na Figura 58 é apresentado o *train data*.

Tabela 42. Dados da série temporal de consumo de energia da *holding*.

em MWh	Dados Reais				
	2014	2015	2016	2017	2018
jan	8.016	7.970	7.040	6.783	6.377
fev	7.713	7.483	6.757	6.654	5.690
mar	7.601	7.930	7.132	6.587	6.601
abr	7.142	7.004	6.985	6.309	6.131
mai	6.659	6.662	6.234	5.985	5.855
jun	6.153	5.963	5.828	5.777	5.166
jul	6.266	6.625	5.603	5.316	5.222
ago	6.393	6.435	5.783	5.563	5.491
set	6.259	6.262	5.827	5.600	5.497
out	6.838	7.031	6.100	5.728	5.683
nov	6.821	6.863	6.336	5.801	5.706
dez	7.089	6.868	6.601	6.050	5.912
total anual	82.949	83.097	76.227	72.154	69.331

Fonte: Elaboração própria.

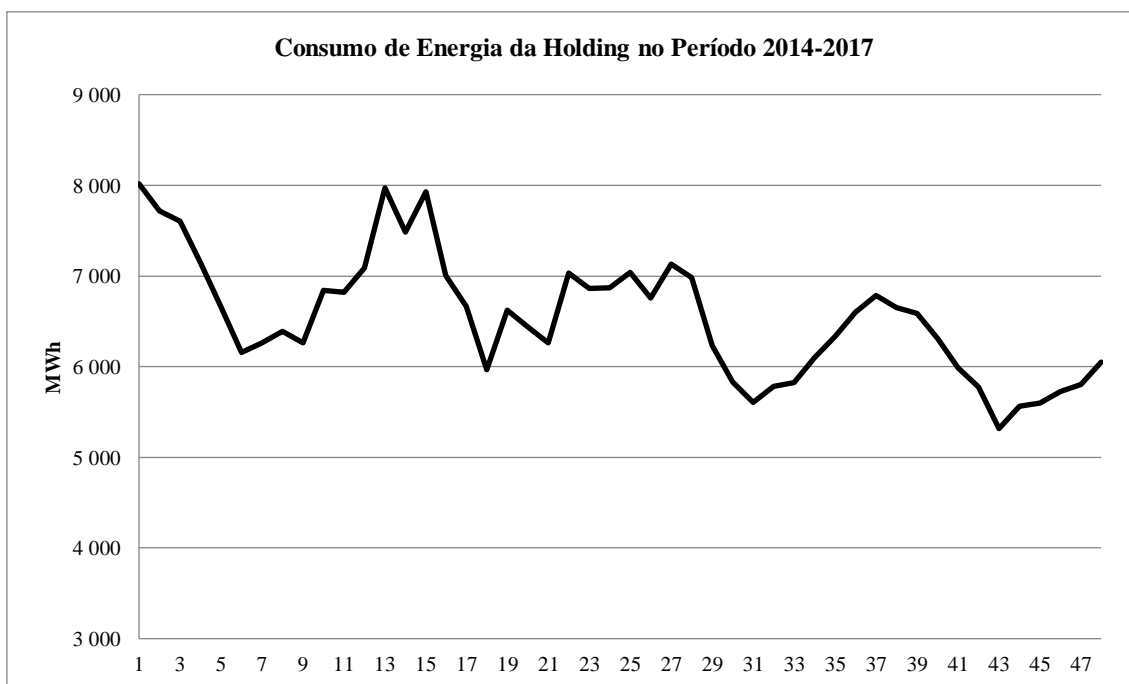


Figura 58. *Train data* de consumo de energia da *holding*.

Fonte: Elaboração própria.

A série tratada, obtida a partir da soma das séries tratadas das nove unidades, consta na Figura 59 a seguir.

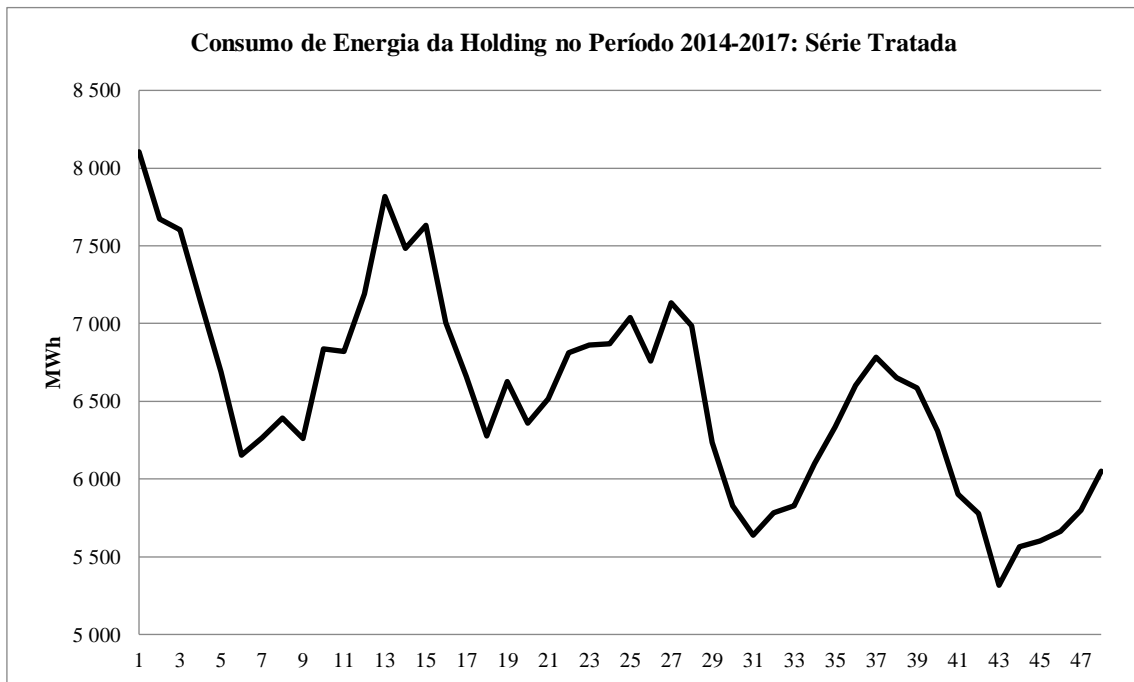


Figura 59. Série tratada de consumo de energia da *holding*.

Fonte: Elaboração própria.

As previsões para 2018, assim como as comparações com o *test data*, estão apresentadas na Tabela 43 e na Figura 60. As previsões da *holding* foram obtidas a partir da soma das previsões das nove unidades, seguindo o modelo *bottom-up*. Todos os meses estiveram dentro do intervalo de previsão.

Tabela 43. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de energia da *holding*.

em MWh	Comparação Mensal 2018		
	Real	Previsão	Varição
jan	6.377	6.232	2%
fev	5.690	6.099	-7%
mar	6.601	6.084	8%
abr	6.131	5.977	3%
mai	5.855	5.276	11%
jun	5.166	5.160	0%
jul	5.222	4.991	5%
ago	5.491	5.150	7%
set	5.497	5.115	7%
out	5.683	5.228	9%
nov	5.706	5.415	5%
dez	5.912	5.764	3%
total anual	69.331	66.491	4%

Fonte: Elaboração própria.

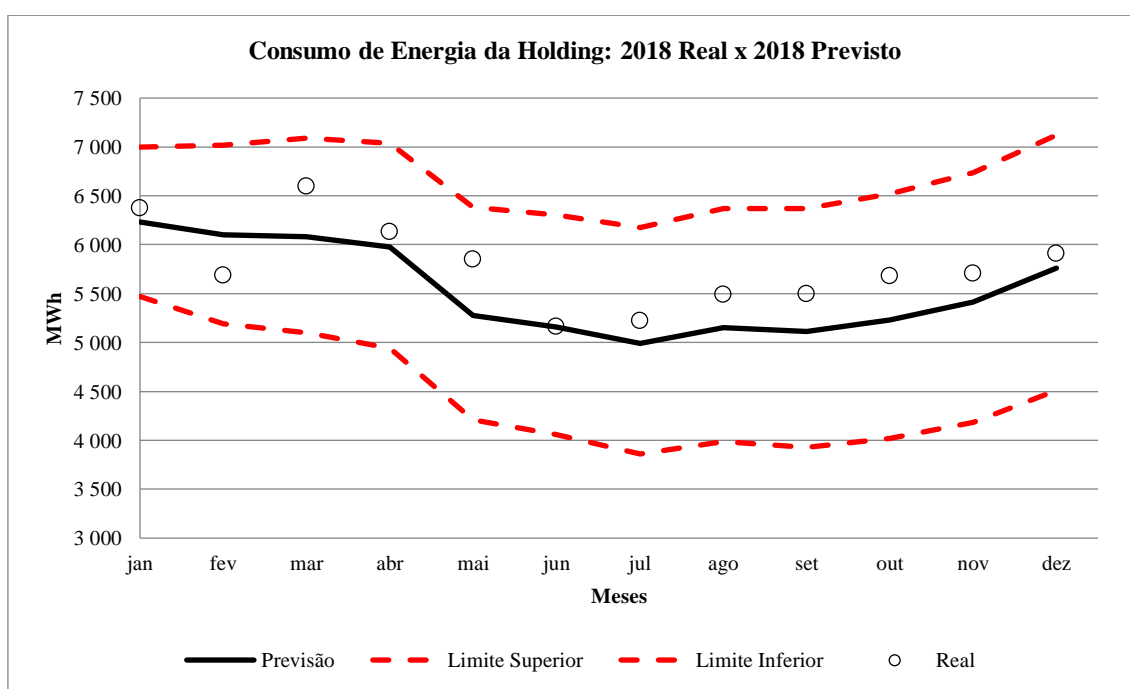


Figura 60. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de energia da *holding*.

Fonte: Elaboração própria.

Consumo de Água

A série temporal de consumo de água da *holding*, obtida a partir da soma das séries temporais das nove unidades, é apresentada na Tabela 44

Tabela 44. Na Figura 61 é apresentado o *train data*.

Tabela 44. Dados da série temporal de consumo de água da *holding*.

em m ³	Dados Reais				
	2014	2015	2016	2017	2018
jan	46.646	45.100	45.665	47.223	44.393
fev	44.855	45.960	43.200	45.258	42.305
mar	39.569	40.739	45.776	44.846	48.739
abr	38.721	39.092	47.357	42.093	46.290
mai	35.708	36.069	46.302	37.473	44.459
jun	37.900	33.710	43.876	37.288	37.918
jul	33.569	37.505	45.000	36.157	33.322
ago	36.116	42.775	44.789	35.026	37.172
set	39.104	43.308	42.843	38.052	36.010
out	34.394	35.429	45.001	37.985	39.162
nov	37.963	43.799	44.826	38.160	38.387
dez	33.904	39.987	44.271	42.596	38.004
total anual	458.448	483.474	538.908	482.159	486.161

Fonte: Elaboração própria.

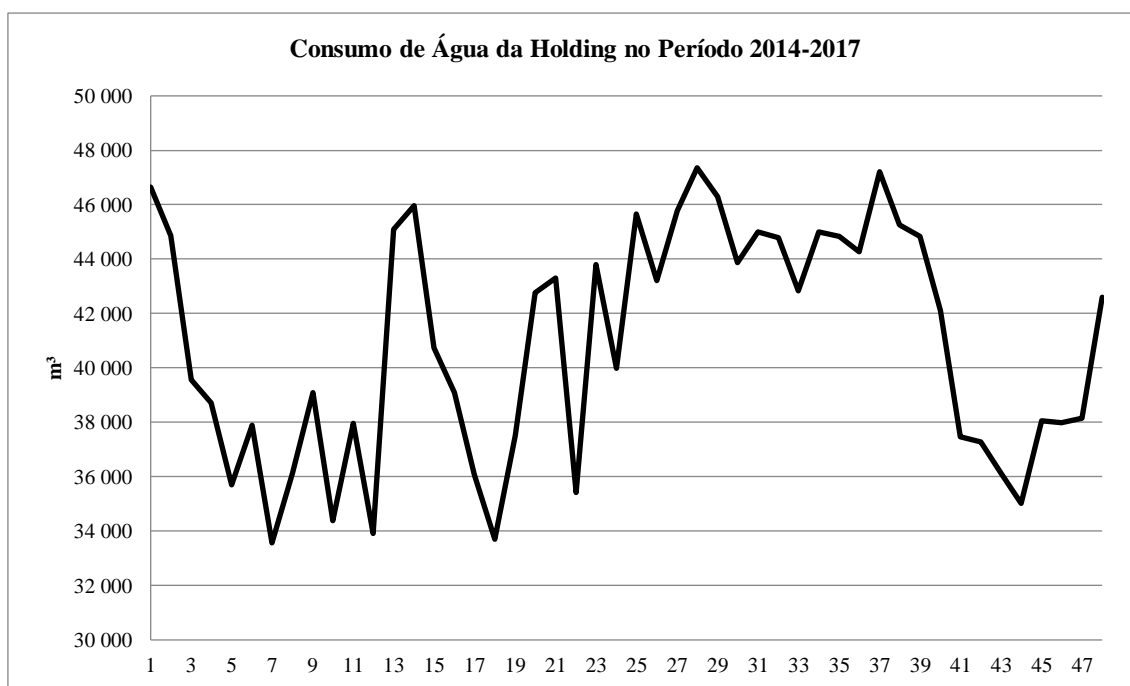


Figura 61. *Train data* de consumo de água da *holding*.

Fonte: Elaboração própria.

A série tratada, obtida a partir da soma das séries tratadas das nove unidades, consta na Figura 62 a seguir.

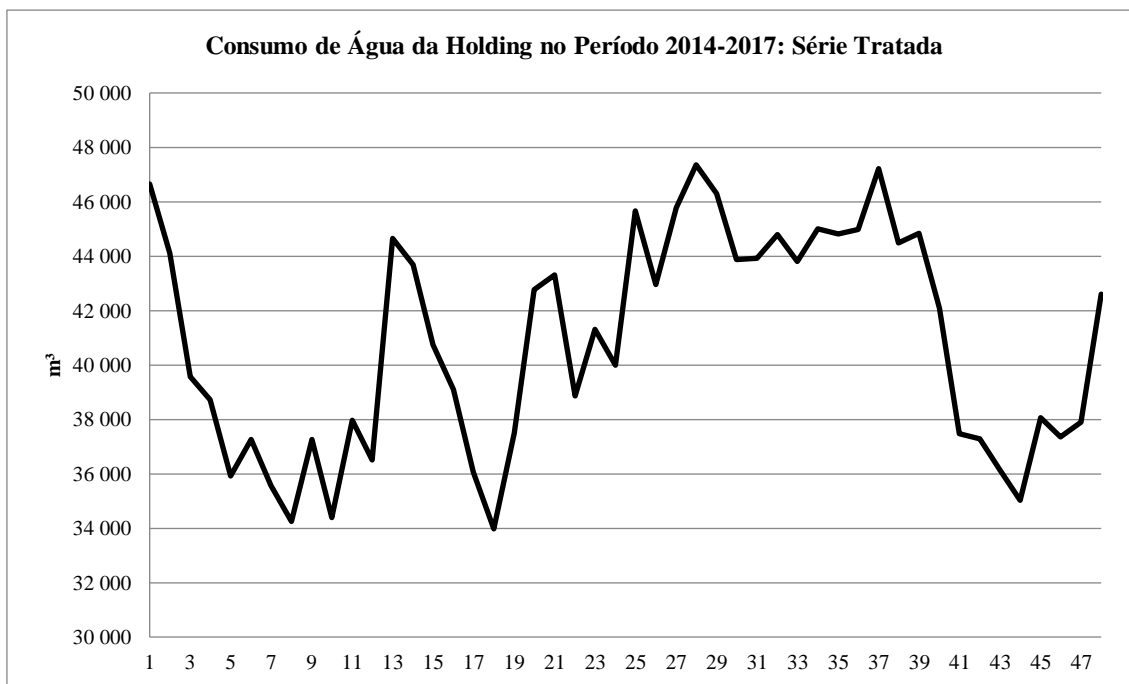


Figura 62. Série tratada de consumo de água da *holding*.

Fonte: Elaboração própria.

As previsões para 2018, assim como as comparações com o *test data*, estão apresentadas na Tabela 45 e na Figura 63. As previsões da *holding* foram obtidas a partir da soma das previsões das nove unidades, seguindo o modelo *bottom-up*. Todos os meses estiveram dentro do intervalo de previsão, porém com o intervalo de previsão tornando-se muito grande ao longo da série, como ocorreu em algumas unidades.

Tabela 45. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de energia da *holding*.

em m ³	Comparação Mensal 2018		
	Real	Previsão	Variação
jan	44.393	42.131	5%
fev	42.305	42.129	0%
mar	48.739	41.688	17%
abr	46.290	41.385	12%
mai	44.459	41.196	8%
jun	37.918	41.823	-9%
jul	33.322	41.724	-20%
ago	37.172	41.736	-11%
set	36.010	41.969	-14%
out	39.162	41.799	-6%
nov	38.387	42.201	-9%
dez	38.004	42.254	-10%
total anual	486.161	502.036	-3%

Fonte: Elaboração própria.

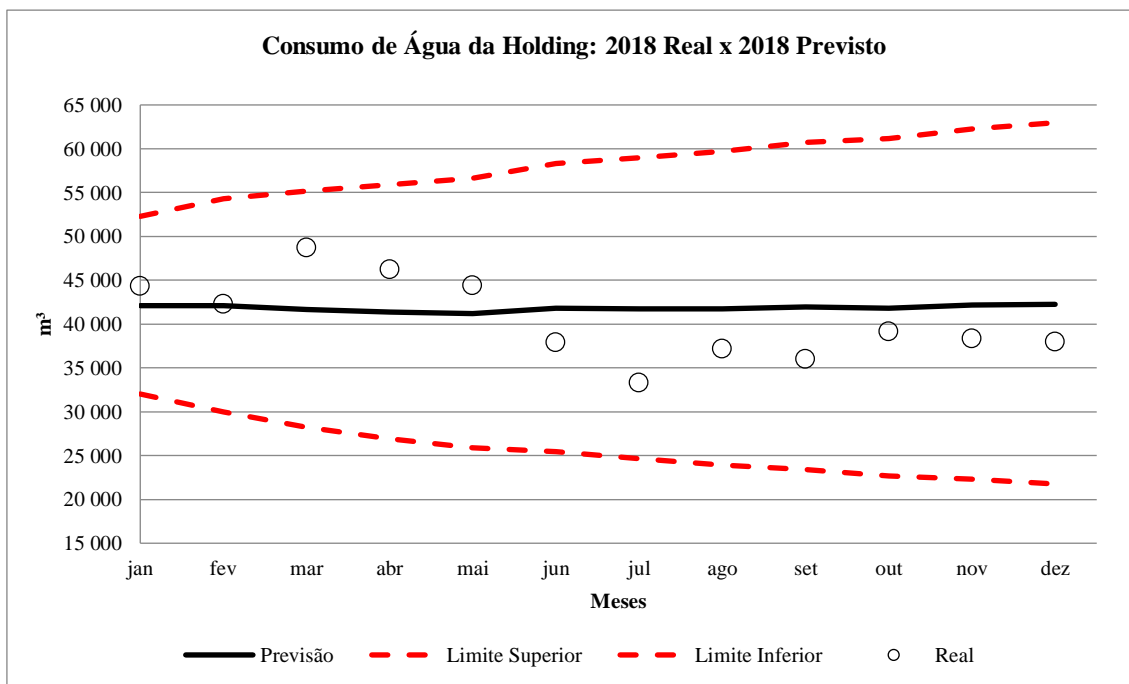


Figura 63. Comparação dos dados reais de 2018 com as previsões de consumo de energia da *holding*.

Fonte: Elaboração própria.

3.1.11. Análise dos resultados gerais

O presente capítulo tem como objetivo analisar os resultados obtidos para as nove unidades e *holding* e analisá-los. Cabe ressaltar que para a previsão ser considerada próxima da realidade, deve-se levar em consideração, antes da previsão anual, as previsões mensais e o tamanho dos seus intervalos de previsão. Isso é de suma importância pelo fato de definição de meta estar baseada nesses três aspectos. Cabe ressaltar que, uma unidade que não tiver algum destes aspectos com bons resultados, não impede a aplicação da metodologia, mas as movimentações de redução de uso de certo insumo se tornam mais restritas devido a uma maior incerteza.

Um indicador em relação à qualidade das previsões mensais de cada unidade e da *holding* é exposto na Tabela 46 abaixo. Ao todo foram previstos 216 dados (9 unidades, cada unidade com 12 dados previstos para consumo de energia e 12 para consumo de água). Desses 216 dados, 185 estiveram dentro do intervalo de previsão, resultando em um acerto de previsão mensal de aproximadamente 86%. Podemos perceber que apenas a Unidade 5 obteve previsões mensais distantes da realidade.

Tabela 46. Resumo da qualidade das previsões mensais.

Unidade	Meses dentro do intervalo de previsão	
	Consumo de energia	Consumo de água
Unidade 1	10	9
Unidade 2	12	9
Unidade 3	11	12
Unidade 4	12	12
Unidade 5	3	7
Unidade 6	12	10
Unidade 7	11	11
Unidade 8	12	10
Unidade 9	10	12
 Holding 	 12 	 12

Fonte: Elaboração própria.

Porém, ao mesmo tempo cabe analisar a qualidade dos intervalos de previsão, pois caso sejam pouco restritivos, valores reais muito diferentes dos valores de previsão podem estar dentro deles. Ao longo dos resultados apresentados, foi possível perceber intervalos grandes, principalmente para o consumo de água. Foram os casos da Unidade 2, para consumo de energia e água, da Unidade 3, para o consumo de água, e da Unidade 4, para o consumo de energia e água.

A Tabela 47 resume os resultados obtidos pelas previsões anuais em relação aos valores anuais reais de 2018.

Tabela 47. Resumo dos resultados das previsões anuais.

Unidade	Diferença entre o real e a previsão anual	
	Consumo de energia	Consumo de água
Unidade 1	-3%	46%
Unidade 2	2%	260%
Unidade 3	-3%	-24%
Unidade 4	-3%	11%
Unidade 5	27%	28%
Unidade 6	5%	-8%
Unidade 7	1%	-8%
Unidade 8	-13%	21%
Unidade 9	7%	-5%
 Holding 	 4% 	 -3%

Fonte: Elaboração própria.

Os métodos de previsão utilizados para cada consumo de cada empresa, de acordo com o menor MAE, estão presentes na Tabela 48. O método ARIMA foi o mais usado para a variável de consumo de energia, enquanto o método de Suavização Exponencial (ETS)

obteve melhores resultados na variável de consumo de água em 6 das 9 unidades. Isso demonstra a importância da utilização de mais de um método. A aplicação exclusiva do ARIMA implicaria em previsões menos ajustadas para o consumo de água e o inverso ocorreria aplicando apenas o ETS.

Tabela 48. Resumo dos modelos de previsão utilizados para cada caso.

Unidade	Método de melhor ajuste	
	Consumo de energia	Consumo de água
Unidade 1	ARIMA	ETS
Unidade 2	ARIMA	ETS
Unidade 3	ARIMA	ETS
Unidade 4	ARIMA	ETS
Unidade 5	ETS	ETS
Unidade 6	ARIMA	ARIMA
Unidade 7	ARIMA	ETS
Unidade 8	ETS	ARIMA
Unidade 9	ARIMA	ARIMA

Fonte: Elaboração própria.

3.2. *Benchmarking* e definição da meta global

Os valores de insumos e produtos utilizados para a aplicação do método DEA estão presentes na Tabela 49 a seguir.

Tabela 49. Dados de *inputs* e *outputs* usados no método DEA.

DMU	Inputs		Outputs	
	EEC (GJ)	AC (m ³)	VAD (R\$)	EG (GWh)
Empresa 1	44.299	65.075	5.789.246.000	438
Empresa 2	156.773	335.789	15.049.884.000	19.732
Empresa 3	119.292	223.382	11.772.800.000	20.453
Empresa 4	68.029.323	161.000	17.313.396.000	8.689
Empresa 5	196.398	257.778	6.865.646.000	9.691
Holding	10.172.590	3.920.900	24.521.000.000	182.148
Empresa 6	232.675	2.449.410	12.108.112.000	7.302
Empresa 7	931.596	6.022.800	4.454.017.000	36.335
Empresa 8	2.728.375	138.335	8.530.938.000	3.403
Empresa 9	183.909	164.317	13.526.783.000	12.164

Fonte: Elaboração própria.

Os resultados obtidos dos modelos 1 e 2 do método DEA para a definição de um *benchmark* para a *holding* estão apresentados na Tabela 50 e Tabela 51 a seguir. No Modelo 1 - VRS e no Modelo 2 – VRS a *holding* obteve eficiência 1, ou seja, ela é

eficiente, sendo o próprio *benchmark*. Para os casos do Modelo 1 – CRS e Modelo 2 – CRS, ela se mostrou ineficiente.

Tabela 50. Resultados das eficiências do método DEA modelo 1.

Modelo 1		
DMU	Eficiência VRS	Eficiência CRS
Empresa 1	1	1
Empresa 2	1	0,91
Empresa 3	1	1
Empresa 4	0,04	0,00
Empresa 5	0,40	0,34
Holding	1	0,10
Empresa 6	0,52	0,44
Empresa 7	1	0,23
Empresa 8	0,03	0,02
Empresa 9	0,75	0,65

Fonte: Elaboração própria.

Tabela 51. Resultados das eficiências do método DEA modelo 2.

Modelo 2		
DMU	Eficiência VRS	Eficiência CRS
Empresa 1	1	0,83
Empresa 2	0,93	0,69
Empresa 3	1	1
Empresa 4	1	1
Empresa 5	0,54	0,43
Holding	1	0,51
Empresa 6	0,05	0,05
Empresa 7	0,10	0,07
Empresa 8	0,68	0,57
Empresa 9	1	1

Fonte: Elaboração própria.

A Tabela 52 e a Tabela 53 demonstram os *benchmarks* para cada um dos modelos. Em ambos os casos a Empresa 3 é definida como alvo de *benchmark* para a *holding*.

Tabela 52. *Benchmarks* do Modelo 1 – CRS.

Modelo 1 - CRS			
DMU	Lambda		<i>Benchmarks</i>
	Empresa 1	Empresa 3	
Empresa 1	1	0	Eficiente
Empresa 2	0,67	0,95	Empresa 1 Empresa 3
Empresa 3	0	1	Eficiente
Empresa 4	2,22	0,38	Empresa 1 Empresa 3
Empresa 5	0,23	0,47	Empresa 1 Empresa 3
<i> Holding</i>	0	8,91	Empresa 3
Empresa 6	1,43	0,32	Empresa 1 Empresa 3
Empresa 7	0	1,78	Empresa 3
Empresa 8	1,19	0,14	Empresa 1 Empresa 3
Empresa 9	1,18	0,57	Empresa 1 Empresa 3

Fonte: Elaboração própria.

Tabela 53. *Benchmarks* do Modelo 2 – CRS.

Modelo 2 - CRS				
DMU	Lambda			<i>Benchmarks</i>
	Empresa 3	Empresa 4	Empresa 9	
Empresa 1	0	0,33	0	Empresa 4
Empresa 2	0,63	0	0,57	Empresa 3 Empresa 9
Empresa 3	1	0	0	Eficiente
Empresa 4	0	1	0	Eficiente
Empresa 5	0,36	0	0,20	Empresa 3 Empresa 9
<i> Holding</i>	8,90	0	0	Empresa 3
Empresa 6	0	0,52	0,23	Empresa 4 Empresa 9
Empresa 7	1,78	0	0	Empresa 3
Empresa 8	0	0,49	0	Empresa 4
Empresa 9	0	0	1	Eficiente

Fonte: Elaboração própria.

Porém, pelo fato de o modelo CRS não levar em consideração a eficiência de escala e as DMUs possuírem diferentes tamanhos, resultados impraticáveis de metas redução da *holding* para atendimento do *benchmark* foram obtidos. Para o Modelo 1 - CRS, a meta estabelecida foi de redução de 89,56% no consumo de energia da *holding* e para o Modelo 2 - CRS a meta de redução de consumo de água foi de 80,44%. Portanto, foi levado em consideração apenas o modelo VRS.

O uso do método DEA e a confirmação da eficiência da empresa são importantes para ter conhecimento do posicionamento sustentável dela em relação às empresas similares. Para casos como esse, a definição de uma meta global parte da análise interna da empresa,

aliada às previsões previamente realizadas. Baseado no trabalho anteriormente realizado e apresentado no início do estudo, uma meta global de manutenção de consumo em relação ao ano anterior será usada tanto para o consumo de energia quanto para o de água.

3.3.Distribuição da meta

Como demonstrado na Tabela 54, a meta de manutenção de consumo de energia seria atingida pela *holding*.

Tabela 54. Distribuição da meta global de manutenção no consumo de energia.

Unidades	Consumo Real 2017 (MWh)	Previsão 2018 (MWh)	Meta 2018 Distribuída (MWh)	Meta % (2017-2018)	Consumo Real 2018 (MWh)	Meta seria atingida?
Unidade 1	7.008	6.882	7.005	-0,05%	6.691	Sim
Unidade 2	1.026	506	1.026	-0,05%	517	Sim
Unidade 3	3.332	3.324	3.330	-0,05%	3.217	Sim
Unidade 4	6.822	6.503	6.819	-0,05%	6.284	Sim
Unidade 5	3.732	3.628	3.730	-0,05%	4.611	Não
Unidade 6	16.939	15.415	16.932	-0,05%	16.248	Sim
Unidade 7	5.553	5.538	5.551	-0,05%	5.571	Não
Unidade 8	1.149	1.181	1.181	2,79%	1.025	Sim
Unidade 9	26.593	23.515	26.581	-0,05%	25.167	Sim
<i> Holding</i>	72.154	66.491	72.154	0,00%	69.331	Sim

Fonte: Elaboração própria.

No caso do consumo de água, a meta de manutenção não seria atingida pela *holding* (Tabela 55), pelo fato de tanto a previsão, quanto o consumo real de 2018, indicarem um aumento no uso deste insumo em relação ao ano de 2017.

Tabela 55. Distribuição da meta global de manutenção no consumo de água.

Unidades	Consumo Real 2017 (m³)	Previsão 2018 (m³)	Meta 2018 Distribuída (m³)	Meta % (2017-2018)	Consumo Real 2018 (m³)	Meta seria atingida?
Unidade 1	30.562	28.898	26.890	-12,0%	42.253	Não
Unidade 2	1.577	856	1.387	-12,0%	3.080	Não
Unidade 3	112.920	148.597	148.597	31,6%	113.335	Sim
Unidade 4	38.693	41.135	41.135	6,3%	45.602	Não
Unidade 5	23.528	21.566	20.701	-12,0%	27.604	Não
Unidade 6	178.840	173.728	157.353	-12,0%	160.351	Não
Unidade 7	33.404	29.318	29.390	-12,0%	27.073	Sim
Unidade 8	50.932	46.046	44.813	-12,0%	55.623	Não
Unidade 9	11.703	11.892	11.892	1,6%	11.240	Sim
<i> Holding</i>	482.159	502.036	482.159	0,0%	486.161	Não

Fonte: Elaboração própria.

4. Conclusões

Conclui-se que a definição de metas de sustentabilidade a partir de previsões mensais calculadas pelos métodos de suavização exponencial e ARIMA, considerando o intervalo de confiança identificado a partir da análise histórica de séries temporais de indicadores, pode auxiliar as empresas no alcance dos ODS identificados como prioritários (no setor elétrico, por exemplo, o ODS 7, energia acessível e limpa, é o mais considerado, segundo o relatório “Integração dos ODS no Setor Elétrico Brasileiro”, realizado pela Rede Brasil em 2018). A definição do percentual de variação da meta em relação ao intervalo de confiança pode variar de acordo com o interesse, a política da empresa ou com sua capacidade de definir planos de ação mais ou menos desafiadores em relação aos temas tratados, como por exemplo, em relação à redução no consumo de energia, água e geração de resíduos. O uso de um *benchmarking* também pode ser um apoio para definição de metas, combinando o objetivo de atingir a eficiência do mercado com o intervalo de confiança de previsão da empresa.

Nota-se que é sempre importante a identificação de *outliers*, não só utilizando métodos de tratamento de dados como o Loess, mas também com a realização de análise qualitativa da série temporal com a finalidade de identificar erros de preenchimento ou situação e eventos não fortuitos.

Assim, observa-se que a definição de metas de sustentabilidade utilizando métodos de previsão como os de suavização exponencial e ARIMA, associados à análise de discrepância de dados, análise da fonte da série de dados, identificação de *outliers* e substituição de *outliers* e definição de *benchmarking*, podem garantir definições de metas desafiadoras mais adequadas à realidade das empresas do setor, considerando o contexto dos países onde possuem suas atividades de geração, transmissão ou distribuição.

Além disso, este tipo de metodologia pode tornar o processo de definição de metas algo dinâmico, parte integrante da gestão de sustentabilidade, mas que precisa ser constantemente avaliado e melhorado para melhor apoiar as decisões gerenciais estratégicas.

A *holding* analisada no presente estudo demonstrou-se sustentável sob o aspecto dos usos de insumos de energia elétrica e água em comparação com as empresas brasileiras do setor analisadas.

A presente metodologia mostrou possuir muitas vantagens e algumas desvantagens. Algumas vantagens são: é uma metodologia completa, desde o tratamento dos dados até a distribuição da meta definida por *benchmarking*; pode ser utilizada para realizar uma análise de consistência dos dados, permitindo a identificação de possíveis dados incorretos; bastante “customizável” e automatizada, podendo ser utilizado por qualquer empresa, para qualquer insumo ou produto; auxílio robusto na tomada de decisão; as previsões podem ser feitas para mais de um ano, permitindo a definição de metas periódicas; uso de *software* gratuito e bastante disseminado; métodos estatísticos consolidados, mas até então pouco utilizados para a sustentabilidade empresarial no Brasil; e integração de duas abordagens estatísticas distintas, DEA e modelos de previsão.

Algumas desvantagens são: a necessidade de séries temporais consistentes; necessidade de um número mínimo de dados da série histórica; e não leva em consideração fatores externos que não estão inclusos nos dados das séries temporais, como o aumento da empresa no ano previsto.

Dito isso, algumas propostas para novas pesquisas incluem: o uso de outros métodos de previsão de séries temporais, podendo ainda combiná-los para obter melhores resultados (HYNDMAN; ATHANASOPOULOS, 2019d); realizar, no método de análise envoltória de dados, modelos com empresas internacionais, trazendo uma visão diferenciada de sustentabilidade empresarial e mais alinhada com o horizonte de tempo da Agenda 2030, com o uso de indicadores relativizados, conforme realizado por Sartori (2016), captando suas especificidades e externalidades, e avaliação do *benchmarking* em relação ao mercado ao longo dos anos; aplicação de pesos na distribuição da meta global pelo método de mínimos quadrados, melhorando a distribuição; usar *goal programming* e Fronteira Estocástica no lugar dos métodos de mínimos quadrados e DEA, respectivamente; reavaliar a série histórica a ser usada na metodologia, de acordo com contextos econômicos e socioeconômicos brasileiro; e quantificar monetariamente o quanto cada redução de consumo de insumos analisados provocaria de economia, atingindo além da faceta sustentável da metodologia, a financeira.

Referências Bibliográficas

- [1] AMARAL, T. R., GUALBERTO, N. M. “Ajuste de curvas: uma aplicação do método dos mínimos quadrados”. **Encontro Regional de Matemática Aplicada e Computacional**, pp. 271, São João del-Rei, Minas Gerais, 11-13 Novembro 2010. Disponível em: <https://ufsj.edu.br/portal2-repositorio/File/iermac/anais/sessoes-paineis/sp5.pdf>. Acesso em: 29 abr. 2019.
- [2] BATISTA JUNIOR, A. B., PIRES, P. S. M. “An approach to outlier detection and smoothing applied to a trajectography radar data”, **Journal of Aerospace Technology Management**, v. 6, n. 3, pp. 237-248, Set. 2014. Disponível em: http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2175-91462014000300237&lng=en&nrm=iso. Acesso em: 25 mar. 2019.
- [3] BERTOLO, L. A. **Métodos básicos de previsão no Excel**. Catanduva, São Paulo, 2013. Disponível em: <http://www.bertolo.pro.br/MetodosQuantitativos/Simulacao/MetodosBasicosDePrevisaoDeSeriesTemporaisNoExcel.pdf>. Acesso em: 5 out. 2018.
- [4] BOGETOFT, P., OTTO, L. **Package ‘Benchmarking’**: Benchmark and frontier analysis using DEA and SFA. 0.27. [S. l.], 10 Maio 2018. Disponível em: <https://github.com/cran/Benchmarking>. Acesso em: 7 abr. 2019.
- [5] CAMPOS, P. A. C., CLEMENTE, A.; CORDEIRO, A. A. L. “Aplicação do modelo ARIMA para previsão do preço do frango inteiro resfriado no grande atacado do estado de São Paulo”. **XIII Congresso Brasileiro de Custos**, Belo Horizonte, Minas Gerais, 30 Outubro-01 Novembro 2006. Disponível em: <https://anaiscbc.emnuvens.com.br/anais/article/view/1871>. Acesso em: 29 mar. 2019.
- [6] CASA NOVA, S. P. C., SANTOS, A. “Aplicação da análise por envoltória de dados utilizando variáveis contábeis”, **Revista de Contabilidade e Organizações**, v. 2, n. 3, pp. 132-154, Ago. 2008. Disponível em: <http://www.revistas.usp.br/rco/article/view/34717>. Acesso em: 23 mar. 2019.
- [7] CEBDS, 2018. **Guia de ODS para empresas**. Disponível em: <https://cebds.org/publicacoes/guia-dos-ods/#.XPBHG4hKjIU>. Acesso em: 29 mar. 2019.

- [8] COSTA, S. F., BOENTE, D. R. “Avaliação da eficiência econômico-financeira das empresas integrantes do índice de sustentabilidade empresarial por meio da análise envoltória de dados”, **Revista Ambiente Contábil**, v.3, n. 2, pp. 75-99, Nov. 2011. Disponível em: <https://periodicos.ufrn.br/ambiente/article/view/1358>. Acesso em: 21 mar. 2019.
- [9] DEMIN, G. **Package ‘excel.link’**: Convenient data exchange with Microsoft Excel. 0.9.8-1. [S. l.], 23 Maio 2018. Disponível em: <https://github.com/gdemin/excel.link>. Acesso em: 10 fev. 2019.
- [10] DRAGULESCU, A. A.; ARENDT, C. **Package ‘xlsx’**: Read, write, format Excel 2007 and Excel 97/2000/XP/2003 files. 0.6.1. [S. l.], 7 Jun. 2018. Disponível em: <https://github.com/cran/xlsx>. Acesso em: 15 fev. 2019.
- [11] DUARTE, L. K. **Modelos de predição para monitoramento de métricas de ameaças de vulnerabilidade de código fonte**. Trabalho de conclusão de curso (Bacharelado em Engenharia de Software), Universidade de Brasília, Brasília, 2015. Disponível em: https://fga.unb.br/articles/0001/0508/TCC2_Lucas_Kanashiro.pdf. Acesso em: 10 abr. 2019.
- [12] FERREIRA, B., RAPOSO, R. “Evolução do(s) conceito(s) de desenvolvimento. Um roteiro crítico”, **Cadernos de Estudos Africanos**, v. 17, n. 2, pp. 113-144, Abr. 2018. Disponível em: <http://journals.openedition.org/cea/2293>. Acesso em: 24 maio 2019.
- [13] FREE RANGE STATISTICS. **Error, trend, seasonality: ETS and its forecast model friends**. [S. l.], 27 nov. 2016. Disponível em: <http://freerangestats.info/blog/2016/11/27/ets-friends>. Acesso em: 6 mar. 2019.
- [14] GARCIA, K. C., MAIA, R. G. T., PESSANHA, J. F. M. “Métodos de pesquisa operacional na definição de metas para indicadores de sustentabilidade em uma empresa do setor elétrico brasileiro no contexto da Agenda 2030”. **XIX Simpósio de Pesquisa Operacional e Logística da Marinha**, Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 06-08 Novembro 2019. Disponível em: <https://www.marinha.mil.br/spolm/content/po-na-%C3%A1rea-de-energia-po-na-%C3%A1rea-de-petr%C3%B3leo-e-g%C3%A1s-po-na-agricultura-e-meio-ambiente>. Acesso em: 10 de outubro de 2019.

- [15] GARCIA, K. C., MAIA, R. G. T., PESSANHA, J. F. M., *et al.*, “Utilização de métodos de previsão na definição de metas para indicadores de sustentabilidade no contexto da Agenda 2030”. **XVIII Encontro Regional Ibero-Americano do Cigre**, Foz do Iguaçu, 19-23 Maio 2019. Disponível em: https://www.celebraeventos.com.br/xviiiieriac/Trabalhos%20Tecnicos/C3/C3.16_913.pdf. Acesso em: 10 de outubro de 2019.
- [16] HYNDMAN, R. J., ATHANASOPOULOS, G. **Forecasting: principles and practice**. 2 ed. Melbourne, Austrália, OTexts, 2019. Disponível em: <https://otexts.com/fpp2/>. Acesso em: 20 jul. 2019.
- [17] HYNDMAN, R. J., ATHANASOPOULOS, G., BERGMEIR, C. *et al.* **Package ‘forecast’**: Forecasting functions for time series and linear models. 8.7. [S. l.], 29 abr. 2019. Disponível em: <https://github.com/robjhyndman/forecast>. Acesso em: 15 maio 2019.
- [18] IBGE, 2019. **Relatório dos Indicadores para os Objetivos de Desenvolvimento Sustentável**. Disponível em: <https://ods.ibge.gov.br/xcc/global?page=ods>. Acesso em: 15/08/2019.
- [19] LA ROVERE, E., “A Sociedade tecnológica, a democracia e o planejamento”. In: Goldemberg, M., *et al.* **Ecologia, Ciência e Política**. Revan, 1992.
- [20] MAKRIDAKIS, S., SPILOTIS, E., ASSIMAKOPOULOS, V. Statistical and Machine Learning forecasting methods: Concerns and ways forward. **PLOS ONE**, [S. l.], 2018. Disponível em: <https://journals.plos.org/plosone/article/file?id=10.1371/journal.pone.0194889&type=printable>. Acesso em: 21 ago. 2019.
- [21] MARQUETTI, A., VIALI, L. “Princípios e aplicações de regressão local”, **Análise Econômica**, v. 22, n. 42, pp. 253-277, Set. 2004. Disponível em: <https://seer.ufrgs.br/AnaliseEconomica/article/view/10808/6418>. Acesso em: 16 abr. 2019.
- [22] MONTIBELLER FILHO, G. “Ecodesenvolvimento e desenvolvimento sustentável: Conceitos e princípios”, **Textos de Economia**, v. 4, n. 1, pp. 131-142, 1993. Disponível em: <https://periodicos.ufsc.br/index.php/economia/article/view/6645>. Acesso em: 27 jul. 2019.

- [23] MORETTIN, P. A., TOLOI, C. M. C. **Análise de séries temporais**. São Paulo: Edgard Blücher, 2004.
- [24] MOTA, J. A., GAZON, J. L., REGANHA, J. M. *et al.* Trajetória da governança ambiental. **Repositório do Conhecimento do IPEA**, [S. l.], pp. 11-20, Dez. 2008. Disponível em: <http://repositorio.ipea.gov.br/handle/11058/5523>. Acesso em: 23 maio 2019.
- [25] NAÇÕES UNIDAS NO BRASIL. **Articulando os programas de governo com a Agenda 2030 para o desenvolvimento sustentável e os Objetivos de Desenvolvimento Sustentável**. [S. l.], 8 Out. 2018. Disponível em: <http://www.br.undp.org/content/brazil/pt/home/library/ods/articulando-os-programas-de-governos-com-a-agenda-2030-para-o-de.html>. Acesso em: 10 out. 2018.
- [26] OLIVEIRA, L. D. “Os “Limites do Crescimento” 40 anos depois”, **Revista Continentes**, v.1, n. 1, pp. 72-96, Jul. 2012. Disponível em: <http://www.revistacontinentes.com.br/continentes/index.php/continentes/article/view/8>. Acesso em: 27 jul. 2019.
- [27] PESSANHA, J. F. M., MARINHO, A., LAURENCEL, L. C. *et al.*, “Implementando modelos DEA no R”. **Simpósio de Excelência em Gestão e Tecnologia**, Rio de Janeiro, 23-25 Outubro 2013. Disponível em: <https://www.aedb.br/seget/arquivos/artigos13/44218525.pdf>. Acesso em: 21 mar. 2019.
- [28] PORTUGAL JÚNIOR, P. S., PORTUGAL, N. S., ABREU, G. A. “Valoração econômica ambiental: Um estudo analítico e teórico dos métodos e suas multi-aplicabilidades”, **Revista Catarinense da Ciência Contábil**, v. 11, n. 33, pp. 22-34, Nov. 2012. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/280760255_Valoracao_Economica_Ambiental_Um_Estudo_Analitico_e_Teorico_dos_Metodos_e_suas_Multiaplicabilidades/citations. Acesso em: 23 maio 2019.
- [29] R CORE TEAM. **R: A language and environment for statistical computing**. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Áustria, 2019. Disponível em: <https://www.R-project.org/>. Acesso em: 5 fev. 2019.

- [30] REIS, M. M. **Análise de séries temporais**. Santa Catarina, 2019. Disponível em: <https://www.inf.ufsc.br/~marcelo.menezes.reis/Cap4.pdf>. Acesso em: 10 mar. 2019.
- [31] RESENDE, M. “Relative efficiency measurement and prospects for yardstick competition in Brazilian electricity distribution”, **Energy Policy**, v. 30, n. 8, pp. 637-647, Jun. 2002. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S030142150100132X>. Acesso em: 28 mar. 2019.
- [32] SARTORI, S. **Proposta de método de avaliação integrada de sustentabilidade com uso da análise envoltória de dados**. Tese (Doutorado em Engenharia de Produção), Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2016. Disponível em: <https://repositorio.ufsc.br/xmlui/handle/123456789/168099>. Acesso em: 15 mar. 2019.
- [33] SOUZA, C. M. G. **Modelos de previsão de séries temporais aplicados ao setor editorial brasileiro**. Trabalho de conclusão de curso (Bacharelado em Engenharia de Produção), Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2017. Disponível em: <http://monografias.poli.ufrj.br/monografias/monopoli10024133.pdf>. Acesso em: 23 jun. 2019.
- [34] SOUZA, M. A. M., RODRIGUES, L. F., FARIA, G. A., “Análise envoltória de dados aplicada ao setor elétrico de transmissão brasileiro”. **Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional**, Vitória, Espírito Santo, 27-30 Setembro 2016. Disponível em: <http://www.din.uem.br/sbpo/sbpo2016/pdf/155893.pdf>. Acesso em: 29 mar. 2019.
- [35] STACK EXCHANGE. **Choose model for time series forecasting with R**. [S. l.], Agosto 2015. Disponível em: <https://stats.stackexchange.com/questions/167663/choose-model-for-time-series-forecasting-with-r>. Acesso em: 5 mar. 2019.
- [36] TSAI, W., LEE, H., YANG, C., *et al.* “Input-Output analysis for sustainability by using DEA method: A comparison study between European and Asian countries”, **Sustainability**, v. 8, n. 11, pp. 1-17, Set. 2016. Disponível em: <https://www.mdpi.com/2071-1050/8/12/1230>. Acesso em: 7 abr. 2019.

- [37] VAN BELLEN, H. M., “Indicadores de sustentabilidade: Um levantamento dos principais sistemas de avaliação”, **Cadernos EBAPE.BR**, v. 2, n. 1, pp. 1-14, Mar. 2004. Disponível em:
<http://bibliotecadigital.fgv.br/ojs/index.php/cadernosebape/article/view/4873>. Acesso em: 15/08/2019.
- [38] VERÍSSIMO, A. J., ALVES, C. C., HENNING, E. *et al.*, “Métodos estatísticos de suavização exponencial Holt-Winters para previsão de demanda em uma empresa do setor metal mecânico”, **Revista Gestão Industrial**, v. 8, n. 4, pp. 154-171, Abr. 2012. Disponível em:
<https://periodicos.utfpr.edu.br/revistagi/article/view/1378>. Acesso em: 4 out. 2018.
- [39] ZAGO, C. A., SILVA, V. M. D., COELHO, L. C. *et al.*, “Benchmarking: uma perspectiva de avaliação de desempenho logístico”. **Simpósio de Excelência em Gestão e Tecnologia**, Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 20-22 Outubro 2008. Disponível em:
https://www.aedb.br/seget/arquivos/artigos08/516_516_benchmarking_logistico_saget.pdf. Acesso em: 27 jul. 2019.
- [40] ZHOU, H., YANG, Y., CHEN, Y. *et al.*, “Data envelopment analysis application in sustainability: The origins, development and future directions”, **European Journal of Operational Research**, v. 264, n.1, pp. 1-16, Jan. 2018. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0377221717305623>. Acesso em: 28 mar. 2019.
- [41] ZUBEN, F., CASTRO, L. **Regressão paramétrica e não-paramétrica**. Campinas: Unicamp, 2001. Disponível em: <ftp://vm1-dca.fee.unicamp.br/pub/docs/vonzuben/ia353/aula13.pdf>. Acesso em: 20 de junho de 2019.