

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
ESCOLA DE ENGENHARIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA

JÚLIO CÉSAR KIST ASSMANN

**PROJEÇÃO DE DEMANDA DE ENERGIA ELÉTRICA A
LONGO PRAZO EM BASE MENSAL**

Porto Alegre

2015

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
ESCOLA DE ENGENHARIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA

**PROJEÇÃO DE DEMANDA DE ENERGIA ELÉTRICA A LONGO PRAZO EM
BASE MENSAL**

**Projeto de diplomação apresentado
ao Departamento de Engenharia Elétrica
da Universidade Federal do Rio Grande do
Sul, como parte dos requisitos para
Graduação em Engenharia Elétrica.**

ORIENTADORA: Prof^a. Dr^a. Gladis Bordin

Porto Alegre

2015

JÚLIO CÉSAR KIST ASSMANN

**PROJEÇÃO DE DEMANDA DE ENERGIA ELÉTRICA A LONGO
PRAZO EM BASE MENSAL**

Este projeto foi analisado e julgado adequado para fazer jus aos créditos da Disciplina de “Projeto de Diplomação”, do Departamento de Engenharia Elétrica e aprovado em sua forma final pela Orientadora e pela Banca Examinadora.

Prof^a. Dr^a. Gladis Bordin – Prof.^a Orientadora

Prof. Dr. Ály Flores Ferreira Filho – Prof. Chefe do DELET

Aprovado em: ___/___/___

BANCA EXAMINADORA:

Gladis Bordin (Prof^a. Dr^a) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul

Gustavo Dorneles Ferreira (Prof. Dr.) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul

Diego Gradaschi (Eng.^o) – Ludfor Energia

Porto Alegre, dezembro de 2015

Dedico este trabalho a vocês, que sempre me incentivaram a correr atrás dos meus sonhos e sempre fizeram de tudo para que eu pudesse realizá-los, meus pais, Silvio Pedro Assmann e Mirna Teresinha Assmann.

AGRADECIMENTOS

Aos meus pais e meus irmãos, pelo amor e pelo incentivo incondicional, independente do lugar em que se estejamos e da distância que nos separa.

À Prof.^a Dr.^a Gladis Bordin, pela oportunidade da orientação, pelos conhecimentos compartilhados e pelo apoio e dedicação peculiares.

Ao meu irmão, Silvio Pedro Assmann Junior, pela parceria de vida, pelos momentos de orientação e aprendizado, e pelo apoio irrestrito em todos os momentos da vida.

Aos meus grandes amigos, pelo companheirismo, pelos ensinamentos compartilhados e por todos os momentos de alegria e descontração.

RESUMO

A projeção de demanda de energia elétrica é um instrumento essencial para o planejamento do setor elétrico. Tradicionalmente, os diversos agentes do setor elétrico tomam suas decisões baseados na projeção de demanda realizada pela Empresa de Pesquisa Energética, no horizonte decenal e em base anual. Diante da complexidade do setor, marcado pela competitividade, a decisão de investir necessita de uma projeção de demanda mais detalhada quanto ao mercado consumidor, de forma que possibilite uma tomada de decisão com baixo risco de investimento. Este trabalho apresenta uma proposta de metodologia de projeção, desagregada em classes de consumo, que fornece dados de consumo mensal visando auxiliar a tomada de decisão de investidores. Aborda-se também a questão do planejamento do setor elétrico brasileiro e comenta-se sobre algumas técnicas de previsão de demanda, entre essas, Box-Jenkins, aplicada na análise das series de consumo e na definição dos componentes sazonais. Finalmente, aplica-se o modelo à projeção nacional de demanda de energia elétrica e faz-se uma análise comparativa da projeção apresentada no PDE 2024 com o proposto neste trabalho. Os resultados obtidos mostram que a proposta metodológica pode auxiliar a tomada de decisão de investidores em geração.

Palavras-chave: Energia elétrica, Classes de consumo, Projeção de demanda, Base mensal.

ABSTRACT

The electricity demand forecast is an essential tool for the electrical sector planning. Traditionally, the several agents of the electrical sector take their decisions based on the demand forecast made by the Empresa de Pesquisa Energética, on ten-year horizon and on the annual basis. Given the complexity of the sector, featured by competitiveness, the decision to invest requires a more detailed demand forecasting about the consumer market in order to enable the decision-making with a low risk investment. This paper proposes a projection methodology, dissociated into consumer categories, which provides monthly consumption data in order to assist investors in decision-making. It also addresses the issue of planning the Brazilian electricity sector and does comments on some demand forecasting techniques, among these, Box-Jenkins, applied in the analysis of consumption series and at the acquisition of seasonal components. Finally, the model is applied to the national demand forecast of electricity and it's accomplished a comparative analysis of the demand forecast presented in PDE2024 with that proposed model in this paper. The results show that the proposed methodology can support the decision-making of the power investors.

Keywords: Electric Energy, Demand Forecasting, Monthly basis, Consumption classes

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Problema de decisão de operação.....	16
Figura 2 – Critério de planejamento da operação	16
Figura 3 - Problema de decisão de investimento	17
Figura 4 – Critério de planejamento da expansão.....	18
Figura 5 - Projeção de consumo da classe residencial	35
Figura 6 – Projeção de consumo da classe industrial	36
Figura 7 - Projeção de consumo da classe comercial	38
Figura 8 - Projeção de consumo das outras classes.....	38
Figura 9 - Projeção de consumo total.....	39
Figura 10 - Estrutura da metodologia proposta para projeção do consumo total	42
Figura 11 - Projeção de consumo da classe residencial	44
Figura 12 - Projeção do consumo industrial	47
Figura 13 - Projeção de consumo da classe comercial	49
Figura 14 - Projeção de consumo de outras classes.....	51
Figura 15 - Etapas da projeção de demanda	53
Figura 16 - Séries de consumo das classes (a) residencial, (b) comercial, (c) industrial e (d) outras.....	56
Figura 17 - Projeção de consumo da classe residencial	59
Figura 18 - Séries de consumo industrial: (A) indústrias tradicionais e (B) grandes consumidores	60
Figura 19 - Projeção de consumo da classe industrial	64
Figura 20 - Projeção de consumo da classe comercial	68
Figura 21 - Projeção de consumo das outras classes.....	71
Figura 22 - Projeção de consumo total.....	73
Figura 23 - Combinação de testes de sazonalidade	87

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Coeficientes de sazonalidade (SR) da série de consumo residencial	58
Tabela 2 - Coeficientes de sazonalidade (SIG) da série de consumo dos grandes consumidores	62
Tabela 3 - Coeficientes de sazonalidade (SIT) da série de consumo das industrias tradicionais	63
Tabela 4 - Coeficientes de sazonalidade (SC) da série de consumo comercial	67
Tabela 5 - Coeficientes de sazonalidade (SO) da série das outras classes	70

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 - Capacidade Instalada em geral, em 10 de novembro de 2015	21
Quadro 2 – Medidas de acurácia de previsão	40
Quadro 3 - Taxas médias de crescimento do nível de atividade	54
Quadro 4 - Projeções da população (mil habitantes), atualizado em 26/3/2014	54
Quadro 5 - Consumo de eletricidade na rede (BR), por classe de consumo (GWh) .	55
Quadro 6 - Análise da série temporal de consumo da classe residencial	57
Quadro 7 - Projeção anual de consumo da classe residencial.....	59
Quadro 8 - Análise da série de consumo dos grandes consumidores industriais	61
Quadro 9 - Análise da série de consumo das industriais tradicionais	62
Quadro 10 - Projeção anual de consumo da classe industrial.....	65
Quadro 11 - Análise da série de consumo comercial	66
Quadro 12 - Projeção de consumo da classe comercial	68
Quadro 13 - Análise da série de consumo das outras classes.....	70
Quadro 14 - Projeção de consumo anual das outras classes	72
Quadro 15 - Projeção de consumo anual total	73
Quadro 16 - Projeção do consumo residencial (MWh).....	82
Quadro 17 - Projeção do consumo industrial (MWh).....	82
Quadro 18 - Projeção do consumo comercial (MWh).....	83
Quadro 19 - Projeção do consumo das outras classes (MWh)	83
Quadro 20 - Projeção do consumo total (MWh)	84

LISTA DE SIGLAS

ACF	<i>Autocorrelation Function</i>
ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
ARIMA	<i>Auto-Regressive – Integrated - Moving Average</i>
BIG	Banco de Informações Gerais
CGH	Central Geradora Hidrelétrica
CME	Custo Marginal de Expansão
CMO	Custo Marginal de Operação
CNPE	Conselho Nacional de Pesquisas Energéticas
COPPE	Programa de Planejamento Energético
DNAEE	Departamento Nacional de Águas e Energia Elétrica
EPE	Empresa de Pesquisa Energética
FCF	Função Custo Futuro
FCI	Função Custo Imediato
FMTS	<i>Fixel-Model Time Series</i>
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
MAE	<i>Mean Absolute Error</i>
MAPE	Mean Absolute Percentage Error
ME	<i>Mean Error</i>
MIPE	Modelo Integrado de Planejamento Energético
MPE	<i>Mean Percentage Error</i>
OMTS	<i>Open-Model Time Series</i>
PACF	Partial Autocorrelation Function
PCH	Pequena Central Hidrelétrica
PDE	Plano Decenal de Expansão de Energia
PIB	Produto Interno Bruto
PNAD	Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílio
RMSE	<i>Root Mean Squared Error (Raiz do Erro Quadrado Médio)</i>
SARIMA	<i>Auto-Regressive – Integrated - Moving Average - Seasonal</i>
SIN	Sistema Interligado Nacional
UHE	Usina Hidrelétrica

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	12
1.1	MOTIVAÇÃO	12
1.2	APRESENTAÇÃO DO PROBLEMA	12
1.3	OBJETIVOS	13
1.4	ESTRUTURA DO TRABALHO	13
2	INTRODUÇÃO AO PLANEJAMENTO DE SISTEMAS ELÉTRICOS	15
2.1	PLANEJAMENTO DA OPERAÇÃO	15
2.2	PLANEJAMENTO DA EXPANSÃO	17
3	ASPECTOS TEÓRICOS DA PREVISÃO DE DEMANDA	24
3.1	MÉTODOS QUANTITATIVOS DE PREVISÃO DE DEMANDA	25
3.1.1	ANÁLISE DE SÉRIES TEMPORAIS	25
3.1.2	MÉTODOS DE REGRESSÃO	30
3.2	HORIZONTES DE PREVISÃO	32
3.3	METODOLOGIA TRADICIONAL DE PROJEÇÃO DA DEMANDA	33
3.3.1	CLASSE RESIDENCIAL	35
3.3.2	CLASSE INDUSTRIAL	36
3.3.3	CLASSE COMERCIAL	37
3.3.4	OUTRAS CLASSES	38
3.3.5	CONSUMO TOTAL	39
3.4	PRECISÃO DA PREVISÃO	40
4	METODOLOGIA E MODELO PROPOSTOS	42
5	APLICAÇÃO DO MODELO PROPOSTO	53
6	CONCLUSÕES	75
	REFERÊNCIAS	76
	APÊNDICE – PROJEÇÃO MENSAL DO CONSUMO NACIONAL 2015-2024	82
	ANEXO – X-13ARIMA-SEATS	85

1 INTRODUÇÃO

1.1 MOTIVAÇÃO

A projeção da demanda de energia elétrica é um estudo de mercado utilizado como ferramenta importante de tomada de decisões, utilizada principalmente pelos setores de planejamento dos diversos agentes do setor elétrico. Através de sua adequada projeção é possível melhor administrar os recursos existentes e planejar a devida expansão, atendendo os objetivos principais do setor elétrico.

No processo de planejamento do setor elétrico, a projeção de demanda é baseada inerentemente em premissas econômicas, demográficas e setoriais, elaboradas tanto em base anual quanto em base mensal (Tolmasquim, 2011). Para uma maior compreensão do comportamento do mercado torna-se necessária a utilização de uma base de tempo menor, tornando mais confiável a tomada de decisão de potenciais investidores em geração de energia elétrica, motivando o presente trabalho.

1.2 APRESENTAÇÃO DO PROBLEMA

Na estrutura atual do mercado brasileiro de energia elétrica, o segmento de geração é uma atividade competitiva, regida por regras de mercado. Para isso, os investidores em geração, sejam públicos ou privados, necessitam, inicialmente, conhecer a demanda projetada em base mensal, visando reduzir os riscos de sua decisão no negócio de geração.

O Plano Decenal de Expansão de Energia (PDE), elaborado pela Empresa de Pesquisa Energética (EPE), é o principal instrumento de consulta destes investidores, cujo horizonte de projeção é anual. Assim sendo, tem-se um problema de planejamento de demanda que interessa tanto para o planejamento da operação quanto ao planejamento da expansão.

1.3 OBJETIVOS

Estudar a metodologia tradicional de projeção de demanda de energia elétrica realizada pela EPE, compreender os procedimentos de projeção e identificar as premissas clássicas.

Elaborar uma metodologia e desenvolver um modelo, ambos adequados a projeção em base mensal, desagregado por classe de consumo, para um horizonte de 10 anos.

Complementar a análise do PDE, no que se refere a projeção de demanda, considerando coeficientes de sazonalidade das séries históricas de consumo e as variáveis clássicas.

1.4 ESTRUTURA DO TRABALHO

Este trabalho é composto de seis capítulos, incluindo este introdutório. O Capítulo 2 aborda o planejamento de sistemas elétricos, tanto o planejamento da expansão quanto o da operação, analisando os diversos horizontes e seus objetivos de análise.

O Capítulo 3 revisa os principais métodos de previsão utilizados nas projeções de demanda de energia elétrica e apresenta a metodologia de projeção de demanda utilizada tradicionalmente pelas empresas do setor elétrico, destacando a projeção de demanda de energia elétrica realizada pela Empresa de Pesquisa Energética (EPE), que subsidia os estudos relativos ao horizonte 2015-2024.

O Capítulo 4 propõe uma metodologia e um modelo de projeção de demanda de energia elétrica para um horizonte de 10 anos, com uma discretização mensal, desagregados em classes de consumo e baseados na utilização da sazonalidade histórica.

O Capítulo 5 a aplicação do modelo proposto, os cenários utilizados e a comparação destes com a projeção do PDE 2024.

Finalizando, o Capítulo 6 apresenta as conclusões do estudo realizado ao longo deste trabalho.

Complementa o trabalho um anexo sobre o *software* X-13ARIMA-SEATS, utilizado na análise das séries históricas consumo.

2 INTRODUÇÃO AO PLANEJAMENTO DE SISTEMAS ELÉTRICOS

Este capítulo apresenta os planejamentos da operação e da expansão de sistemas elétricos com predominância hidrelétrica, abordando também as características do Sistema Interligado Nacional (SIN), em termos de sua estrutura atual e da expansão planejada do sistema de geração.

Planejar envolve a determinação de uma estratégia de expansão do sistema elétrico visando o atendimento da demanda futura de energia elétrica, com o objetivo de minimizar os custos de expansão e apresentar condições seguras e econômicas de operação do sistema elétrico (Tolmasquim, 2015).

O planejamento do setor elétrico possui duas fases, que são complementares: O planejamento da expansão, dito como planejamento a longo prazo, e o planejamento da operação, dito planejamento a curto prazo.

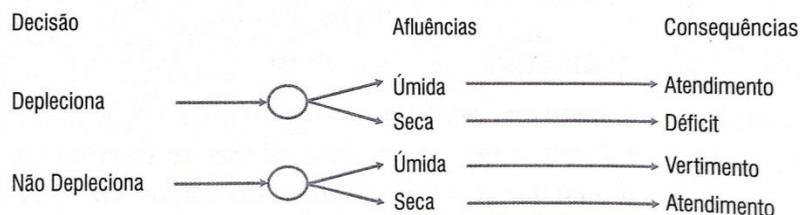
O planejamento da expansão trata da ampliação capacidade instalada do sistema, consubstanciada no Plano Decenal de Expansão de Energia, que define as licitações de usinas e linhas de transmissão. A configuração existente e a contratada determinam a oferta para a elaboração do Plano de Operação, que condiciona o programa de operação (Tolmasquim, 2015).

2.1 PLANEJAMENTO DA OPERAÇÃO

Em sistemas com predominância hidrelétrica e grau de regularização variável é necessário decidir, a cada instante, qual o nível de geração termelétrica e/ou quanto deplecionar dos reservatórios (Tolmasquim, 2015). A geração hidrelétrica é uma variável estocástica, pois depende das condições hidrológicas futuras.

Na operação de sistemas hidrotérmicos, a tomada de decisão é acoplada no tempo, ou seja, uma decisão tomada hoje terá consequências no futuro. Por exemplo, se houver um despacho hidrelétrico antes de um período seco, corre-se o risco de despachar térmicas de custo mais elevado no futuro, ao passo que um despacho térmico anterior a um período úmido provocará vertimentos, levando a um desperdício de energia. A Figura 1 ilustra o problema de decisão da operação.

Figura 1 - Problema de decisão de operação

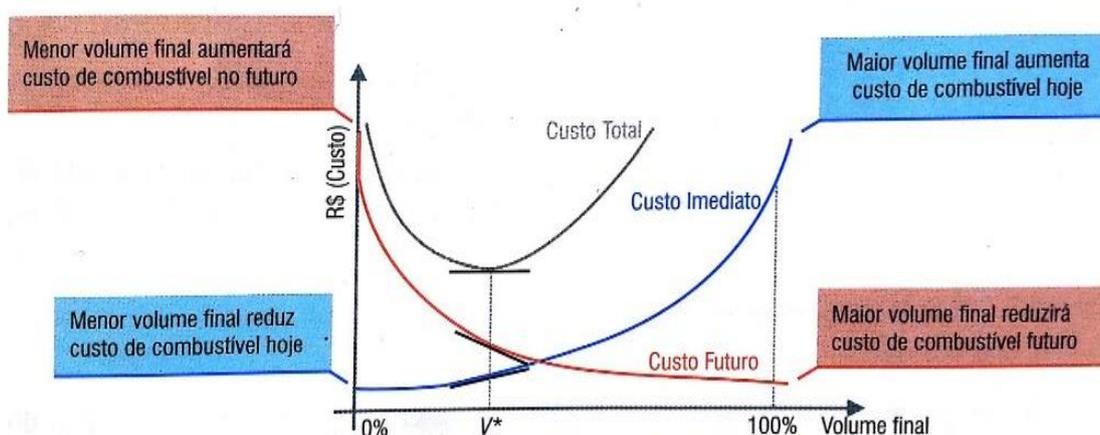


Fonte: Tolmasquim, 2015

A operação ótima de um sistema hidrotérmico envolve, portanto, um compromisso entre deplecionar (usar água) ou não deplecionar (usar combustíveis) os reservatórios (Tolmasquim, 2015).

O critério de planejamento da operação pode ser visto na Figura 2. A variável de decisão, representada no eixo horizontal, é o volume de água armazenado no fim do período de operação. A decisão tem ainda um custo imediato, associado a geração térmica e representado pela função custo imediato (FCI), e um custo futuro, associado a expectativa de despacho térmico, indicado pela função de custo futuro (FCF). O custo total é a soma desses custos (Tolmasquim, 2015).

Figura 2 – Critério de planejamento da operação



Fonte: Tolmasquim, 2015

A Figura 2 indica que a decisão ótima (V^*) ocorre quando as derivadas da FCI e da FCF em relação ao volume total são iguais em módulo. A FCI cresce com o aumento do volume final enquanto que FCF decresce com o aumento do volume final:

Quanto maior o volume, maior o gasto de combustível hoje e menor a expectativa de geração térmica futura. A decisão de economizar água implica maior geração térmica no estágio imediato e propicia maior volume armazenado ao fim do período, gerando menos térmicas no futuro (Tolmasquim, 2015).

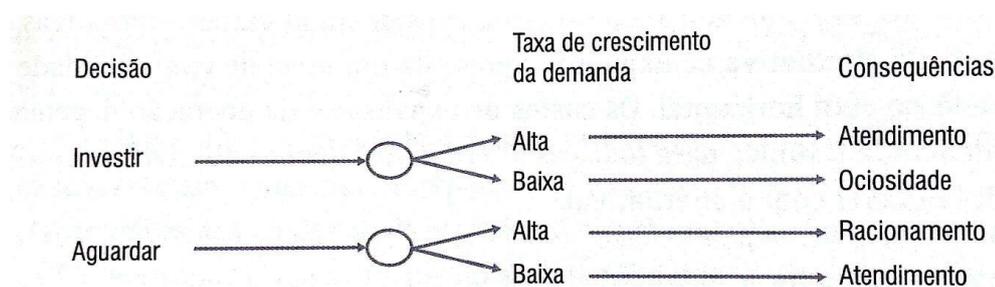
Para sistemas hidrotérmicos de grande porte, esse critério de tomada de decisão envolve um complexo problema de cálculos, necessitando a decomposição em problemas menores e coordenados entre si. Para cada subproblema utiliza-se um modelo apropriado de decisão: NEWAVE no longo prazo, DECOMP no médio prazo e DECOMP no médio prazo e DESSEM no curto prazo.

Para mais informações sobre o processo de planejamento da operação ver Silva (2012) e Tolmasquim (2015).

2.2 PLANEJAMENTO DA EXPANSÃO

Assim como o planejamento da operação envolve compromissos entre uso imediato ou futuro do estoque da água, o planejamento da expansão envolve decisões e compromissos entre o uso imediato ou futuro dos recursos de capital disponíveis para a expansão do sistema. A Figura 3 apresenta o problema de decisão da expansão.

Figura 3 - Problema de decisão de investimento



Fonte: Tolmasquim, 2015

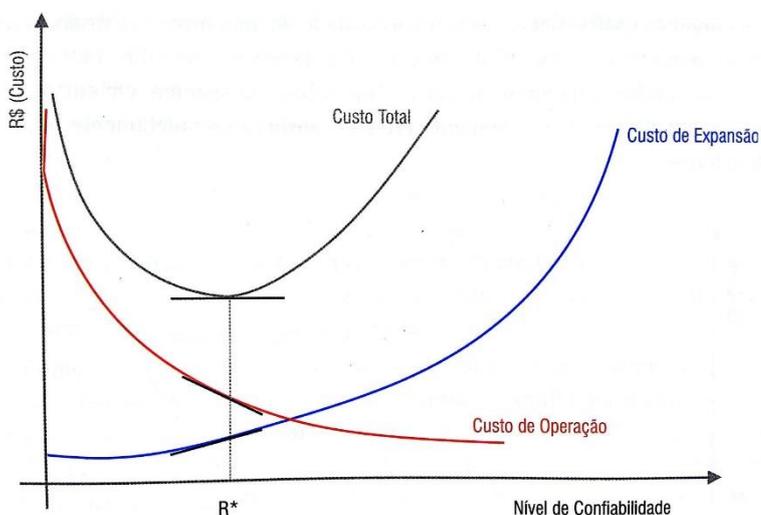
Frente a incertezas na demanda, o decisor pode investir de imediato, na expectativa de uma taxa de crescimento de demanda elevada, ou aguardar, na expectativa de uma taxa de crescimento baixa (Tolmasquim, 2015). Caso a decisão seja afirmativa para o investimento na expansão e houver um crescimento da demanda, haverá um atendimento da demanda. Em caso de baixa da demanda,

haverá custos de ociosidade. Caso a decisão seja de aguardar, não efetuar investimentos, e houver um crescimento na demanda, haverá racionamento.

O problema de decisão da expansão apresenta estrutura semelhante a apresentada no planejamento da operação, sugerindo um tratamento similar ao da operação. Assim, a decisão “investir” possui um alto custo imediato (custo de expansão, conhecido) e baixo custo futuro (custo de déficit, estimado). A decisão “aguardar” possui um baixo custo imediato e alto custo futuro, devido ao aumento de consumo de combustíveis e racionamentos (Tolmasquim, 2015).

A Figura 4 ilustra o comportamento dos custos de expansão e de operação para um sistema, sob uma demanda prevista, considerando várias alternativas de expansão. Os custos de expansão e de operação dependem tanto da Demanda D , única para todas as alternativas, quanto do nível de confiabilidade R , variável com a alternativa e representado no eixo horizontal (Tolmasquim, 2015).

Figura 4 – Critério de planejamento da expansão



Fonte: Tolmasquim, 2015

O problema de planejamento sugere um exercício de otimização, tendo como variável de decisão o nível de confiabilidade (R) e, como função objetivo, o custo total (CT), dado pela soma dos custos de expansão (CE) e de operação (CO). O nível de confiabilidade (R^*) e o plano de expansão são ótimos no ponto de mínimo custo total (Tolmasquim, 2015).

No plano ótimo, a derivada do custo de expansão em relação a demanda (D) representa o custo marginal de expansão (CME), enquanto a derivada do custo de operação em relação a demanda representa o custo marginal de operação (CMO) (Tolmasquim, 2015).

O custo marginal de expansão é o custo por unidade de energia produzida incorrido ao se atender um acréscimo de carga no sistema através da incorporação ao mesmo de uma nova usina geradora. O custo marginal de operação é o custo por unidade de energia produzida incorrido ao se atender a um acréscimo de carga no sistema através dos meios já existentes, sem acrescentar novas fontes de energia (Fortunato et al, 1990).

Quando o CMO foi inferior ao CME é mais econômico suprir um acréscimo de carga pelo sistema existente; a confiabilidade supera o nível adequado e o sistema encontra-se superdimensionado (Fortunato et al, 1990). Considerando a indivisibilidade dos empreendimentos de geração, nestas condições, existe uma aparente capacidade ociosa no sistema, em curtos intervalos de tempo, até que a demanda cresça e absorva completamente os novos empreendimentos (Tolmasquim, 2015).

Quando CMO for superior ao CME, é mais econômico suprir um acréscimo de carga considerando a antecipação de projetos de geração: a confiabilidade situa-se aquém do desejável e o sistema está subdimensionado (Fortunato et al, 1990).

As Resoluções CNPE nº1, de 18/11/2004, e CNPE nº9, de 28/07/2008, estabelecem como critério de expansão do sistema a condição de igualdade entre CMO e CME, quando o sistema se encontra corretamente dimensionado. Como os custos de ociosidade são menores que os de racionamento, moderado sobreinvestimento, com incerteza na demanda, é preferível ao subinvestimento (Fortunato et al, 1990; MME, 2004; MME, 2008).

O CMO médio anual é calculado com o uso do modelo NEWAVE, também utilizado no planejamento da operação. O CME é estimado com base nos resultados dos leilões de energia nova e na expectativa de expansão (Tolmasquim, 2015).

Como critério de garantias de suprimento, a legislação estabelece que a probabilidade anual de déficit de energia não exceda 5%. Para aplicar esse critério, simula-se com o NEWAVE a operação futura do sistema em dois mil cenários

hidrológicos. O critério é atendido se não ocorrerem déficits em pelo menos 1900 (5%) dos cenários (Tolmasquim, 2015).

Em síntese, considerando-se o custo do déficit, o planejamento da geração deve atender ao critério estabelecido pelo CNPE, por meio do qual o risco anual de déficit não deve superar 5% em nenhum subsistema e, simultaneamente, ao critério de economicidade, com a igualdade do custo marginal de operação e do custo marginal de expansão (Tolmasquim, 2015).

EXPANSÃO DA GERAÇÃO

De acordo com dados do Banco de Informações de Geração (BIG/ANEEL), em 10 de novembro de 2015 o Brasil dispunha no total 4.330 empreendimentos em operação, totalizando 139,5 GW de potência instalada, sendo cerca de 62% da capacidade concentrada em 1193 hidrelétricas - Usinas Hidrelétricas (UHE's), Pequenas Centrais Hidrelétricas (PCH's) e Centrais Geradoras Hidrelétricas (CGH's). Havia ainda 2324 termelétricas movidas a gás natural, que respondiam por aproximadamente 18% da capacidade total instalada. Esse total engloba as unidades geradoras do SIN e as instaladas nos sistemas isolados, assim como os autoprodutores. O Quadro 1 resume a matriz elétrica em 10 de novembro de 2015.

Os dados apresentados no Quadro 1 evidenciam a predominância da energia proveniente de hidrelétricas na matriz elétrica brasileira. Essa predominância decorre da extensa superfície territorial do país, com muitos planaltos e rios caudalosos. As grandes centrais hidrelétricas, existentes e planejadas, estão distantes dos principais centros de carga, necessitando de grandes fluxos de energia entre as diversas regiões do país, com diferentes regimes pluviométricos. O intenso trânsito de energia se deve ao despacho hidrelétrico, que tem como principal objetivo usar da melhor forma os estoques de água nos reservatórios das usinas hidrelétricas, considerando as condições hidrológicas em cada região. Pelo mesmo motivo, o modelo hidrelétrico foi direcionado para reservatórios de regularização plurianual, visando reduzir o risco em hidrologias adversas (Tolmasquim, 2015).

Quadro 1 - Capacidade Instalada em geral, em 10 de novembro de 2015

ORIGEM	FONTE NIVEL 1	FONTE NIVEL 2	CAPACIDADE INSTALADA			QUANTIDADE POR FONTE	CAPACIDADE POR FONTE	
			QUANTIDADE DE USINAS	(KW)	%		(kW)	(%)
BIOMASSA	Agroindustriais	Bagaço de Cana de Açúcar	390	10.484.020	7,10	406	10.590.975	7,17
		Biogás-AGR	2	1.722	0,00			
		Capim Elefante	3	65.700	0,04			
		Casca de Arroz	11	39.533	0,03			
	Biocombustíveis líquidos	Óleos vegetais	2	4.350	0,00	2	4.350	0,00
		Carvão Vegetal	7	51.397	0,03			
	Floresta	Gás de Alto Forno - Biomassa	8	109.865	0,07	81	2.521.323	1,71
		Licor Negro	17	1.978.136	1,34			
		Resíduos Florestais	49	381.925	0,26			
		Resíduos animais	Biogás - RA	9	1.804			
Resíduos sólidos urbanos	Biogás - RU	12	75.151	0,05	12	75.151	0,05	
EÓLICA	Cinética do vento	Cinética do vento	276	6.691.697	4,53	276	6.691.697	4,53
FÓSSIL	Carvão mineral	Calor de Processo - CM	1	24.400	0,02	23	3.614.155	2,45
		Carvão Mineral	13	3.389.465	2,30			
		Gás de Alto Forno - CM	9	200.290	0,14			
	Gás natural	Calor de Processo - GN	1	40.000	0,03	144	12.910.682	8,74
		Gás Natural	143	12.870.682	8,72			
	Outros Fósseis	Calor de Processo - OF	1	147.300	0,10	1	147.300	0,10
	Petróleo	Gás de Refinaria	7	339.960	0,23	2156	9.939.205	6,73
		Óleo Combustível	41	4.141.353	2,80			
		Óleo Diesel	2092	4.519.964	3,06			
		Outros Energéticos de Petróleo	16	937.928	0,64			
HÍDRICA	Potencial hidráulico	Potencial hidráulico	1193	90.984.737	61,62	1193	90.984.737	61,62
NUCLEAR	Urânio	Urânio	2	1.990.000	1,35	2	1.990.000	1,35
SOLAR	Radiação solar	Radiação solar	25	21.233	0,01	25	21.233	0,01
IMPORTAÇÃO	PARAGUAI			5.650.000	3,83			5,53
	ARGENTINA			2.250.000	1,52			
	VENEZUELA			200.000	0,14			
	URUGUAI			70.000	0,05			
	TOTAL			4330	147.662.612			

Fonte: ANEEL, 2015

Os reservatórios das hidrelétricas apresentam características de regularização distintas entre si, alguns com maior volume tem capacidade de regularização plurianual e outros tem capacidade de regularização por semanas e até mesmo dias. A capacidade de regularização vem diminuindo nos últimos anos, devido a notórias dificuldades para construir grandes reservatórios, principalmente na região da bacia amazônica. Nessas condições, cresce a importância das interligações regionais, da geração renovável complementar, como a biomassa e a eólica e da geração termelétrica para assegurar o suprimento de energia (Tolmasquim, 2015).

A expansão da geração está fundamentada na contratação de novas instalações, cuja produção é contratada por meio de leilões públicos para o atendimento à expansão da carga dos consumidores cativos, que representam cerca de 75% da carga total, conforme dados da EPE (Tolmasquim, 2015).

Como as informações sobre o parque gerador futuro só se tornam mais detalhadas à medida que se reduz o horizonte de análise, os estudos de planejamento

da expansão são usualmente divididos em três horizontes: longo prazo, médio prazo e curto prazo. Segundo Carvalho (2010) e Fortunato et al (1990):

Os estudos de longo prazo, com horizonte superior à 20 anos, procuram analisar as estratégias de desenvolvimento da infraestrutura de suprimento energético, incluindo a projeção de cenários de demanda, a oferta e o custo de insumos energéticos, diante dos quais são feitos estudos simplificados de composição do parque gerador e a topologia dos principais troncos de interligação, ou seja, nestes estudos são definidas as diretrizes para o planejamento de médio prazo.

O planejamento de médio prazo analisa detalhadamente a expansão da geração, indicando as necessidades quanto ao início de construção de novos projetos, bem como a priorização da continuidade das obras em andamento, de forma a garantir o atendimento ao mercado consumidor ao menor custo total.

Os estudos de curto prazo representam o ajuste do programa de expansão do sistema frente a variações conjunturais, como mudanças das previsões do mercado, atrasos nos cronogramas de obras e restrições dos recursos financeiros.

Estudos de mercado, geração, transmissão e socioambientais fundamentam a elaboração do Plano Decenal, que fornece os indicadores de desempenho do sistema e os requisitos de investimento, incluindo estudos de viabilidade técnico-econômica de novos empreendimentos de geração e estudos de inventário de bacias hidrográficas. As análises no horizonte decenal subsidiam também a licitação da geração nova, como base para a habilitação técnica dos empreendimentos, incluindo o licenciamento ambiental de empreendimentos hidrelétricos (Tolmasquim, 2015, p.88).

O planejamento da oferta de energia elétrica é fundamentado na projeção do mercado consumidor, sendo o PDE a principal referência para interessados em investidor em projetos de geração. Este fornece os indicadores relevantes para avaliar os riscos e retornos dos investimentos.

A questão do planejamento, na operação e na expansão, se mostrou um problema de grande complexidade. Quanto mais amplo for o horizonte de análise, maior será o grau de incerteza dos dados e mais agregada será a modelagem. À medida que o horizonte diminui, menor será a quantidade de incertezas e mais detalhada será a representação do sistema.

Assim, uma projeção detalhada do comportamento do consumidor possibilita ao investidor em geração um conhecimento mais adequado da evolução da demanda, visando minimizar os riscos de investimento.

3 ASPECTOS TEORICOS DA PREVISÃO DE DEMANDA

Este capítulo faz uma revisão sobre previsão de demanda, com enfoque na metodologia de Box-Jenkins, utilizada na determinação dos coeficientes de sazonalidade neste trabalho. Aborda, ainda, os horizontes de projeção e a metodologia tradicional de projeção de demanda do setor elétrico brasileiro.

Previsões são estimativas de como se comportará o mercado demandante no futuro, são especulações sobre o potencial de compra do mercado (CORRÊA; CORRÊA, 2012). A previsão não constitui um fim em si, mas apenas um meio de fornecer informações para uma consequente tomada de decisões, visando a determinados objetivos (MORETTIN; TOLOI, 1985).

Os procedimentos de previsão utilizados na pratica variam muito, podendo ser simples e intuitivos ou mais quantitativos e complexos (MORETTIN; TOLOI, 1985). Muitos autores, como Peinado e Graemi (2007) e Jacobs e Chase (2009) classificam a previsão em quatro tipos básicos: qualitativa, análise de séries temporais, relacionamento causal e simulação. Contudo, a classificação normalmente utilizada é a que distingue os métodos em quantitativos e qualitativos, sendo está a considerada aqui.

Os modelos qualitativos incorporam mais fatores de julgamento e intuição, em geral mais subjetivos, nas análises disponíveis. Opiniões de especialistas, experiências e julgamentos individuais e outros fatores podem ser considerados. São especialmente úteis quando se espera que esses fatores mais subjetivos possam ter mais capacidade de explicar o futuro, ou quando dados quantitativos precisos e completos são muito caros ou difíceis de ser obtidos (CORRÊA; CORRÊA, 2012).

Os métodos quantitativos de previsão são modelos matemáticos baseados em dados históricos, nas quais se procura, através de análises, identificar padrões de comportamento para que estes sejam projetados para o futuro (GAITHER; FRAZIER, 2005; CORRÊA; CORRÊA, 2012). Caracterizam-se por apresentarem processos bem definidos para a análise dos dados, possibilitando a replicação do método por diferentes especialistas e a obtenção de previsões idênticas, podendo utilizar dados subjetivos ou quantitativos (ARMSTRONG, 1983).

A metodologia de projeção de mercado utilizada por inúmeras empresas do setor elétrico é baseada na Portaria 760 do DNAEE de 1976, abordagem que faz extrapolação de tendências do passado pela aplicação de análises de séries temporais, sendo fundamentada na hipótese de que o futuro pode ser antevisto mediante análise do passado (CASTELO BRANCO, 2003). A partir do exposto, os métodos quantitativos de previsão são abordados mais detalhadamente no que segue.

3.1 MÉTODOS QUANTITATIVOS DE PREVISÃO DE DEMANDA

Os métodos qualitativos de previsão de demanda se dividem em métodos de análise de séries temporais, ou extrapolação, e métodos causais, ou de regressão.

3.1.1 ANÁLISE DE SÉRIES TEMPORAIS

Uma série temporal consiste em observações sobre uma variável ou mais variáveis ao longo do tempo (WOOLDRIDGE, 2010). Para Morettin e Toloí (1985), uma série temporal é qualquer conjunto de observações ordenadas no tempo, podendo ser discretas ou contínuas.

Segundo Morettin e Toloí (1985), os principais objetivos da análise de séries temporais são:

- Investigar o mecanismo gerador da série temporal.
- Fazer previsões de valores futuros da série, podendo estas serem a curto prazo ou a longo prazo.
- Descrever o comportamento da série; como a construção do gráfico, a verificação da existência de tendência, ciclos e variações sazonais, a construção de histogramas e diagramas de dispersão, entre outros.
- Procurar periodicidades relevantes nos dados.

Em geral, o tratamento de uma série de dados pressupõem “análise”, ou seja, a decomposição da série em seus elementos (CORRÊA; CORRÊA, 2012). Segundo

o modelo clássico, uma série temporal é composta por quatro componentes: tendência, ciclo, sazonal e irregular.

A tendência é a orientação geral, para cima ou para baixo, dos dados históricos. Pode ajustar-se a uma reta, ou a alguma outra curva (CORRÊA; CORRÊA, 2012). São os efeitos a longo prazo na média, como crescimento demográfico, ou qualquer outro aspecto que afete a variável de interesse a longo prazo (SCHUCH, 1988).

Ciclos são padrões de variação dos dados de uma série que se repetem a cada intervalo de tempo, com duração superior a um ano (CORRÊA; CORRÊA, 2012). Basicamente, variações cíclicas são variações periódicas com período sujeito a pequenas variações, em contraste com sazonalidade cujo período é constante (SCHUCH, 1988).

Variações sazonais são padrões de variação dos dados de uma série que se repetem a cada intervalo de tempo, porém com duração inferior a um ano. Férias escolares e as estações do ano são exemplos de fenômenos sazonais.

Variações irregulares são erros, ou variações da série históricas de dados que não são devidas a variáveis presentes no modelo de previsão (CORRÊA; CORRÊA, 2012). São flutuações inexplicáveis, resultadas de eventos inesperados, como, por exemplo, catástrofes naturais. Ainda segundo Corrêa e Corrêa (2012), é um comportamento aleatório, não previsível, mas que, através da estatística e do cálculo de probabilidades, pode ser até certo ponto previsto – tornar possível a estimação dos erros futuros de previsão.

O modelo clássico para séries temporais é dito aditivo, representado pela Equação (1), quando a componente sazonal S não depender das outras componentes, como a tendência T . Se as amplitudes sazonais variam com a tendência, o modelo mais adequado é o multiplicativo, representado pela Equação (2).

$$Z = T + S + C + I \quad (1)$$

$$Z = T * S * C * I \quad (2)$$

Onde Z é a série temporal em questão, T é a componente tendência, S é a componente sazonal, C é a componente ciclo e I é a componente irregular.

O problema que se apresenta é o de modelar convenientemente as quatro componentes, a fim de fazer previsões de valores futuros da série. Segundo Mentzer e Gomes (1989), os métodos de extrapolação se dividem em: métodos com modelos matemáticos fixos (FMTS – fixed-model time series) e métodos com modelos matemáticos ajustáveis ou abertos (OMTS – open-model time series).

Nas previsões de demanda de curto prazo, com mudanças rápidas na demanda e com necessidade de um grande número de previsões frequentes, os métodos FMTS podem ser efetivamente utilizados, pois são métodos simples, de baixo custo e de fácil entendimento. Estes métodos são baseados no padrão de demanda da série temporal e na inter-relação de seus componentes (nível, tendência, sazonalidade, ciclo e erro aleatório), assumindo que um ou mais desses componentes existem nas séries históricas e projetando-os no futuro. Os métodos FMTS têm equações fixas que são usadas sob considerações que certos componentes do padrão de demanda existem ou não na série temporal. Os métodos de Média Móvel e de Suavização Exponencial são métodos FMTS (MENTZER, GOMES; 1989).

Métodos com modelos matemáticos ajustáveis ou abertos (OMTS) desenvolvem um modelo de previsão depois de identificar os componentes existentes nas séries históricas de demanda (MENTZER; COX, 1984). Estes métodos são indicados para situações em que se deseja obter previsões de demanda de poucos produtos, há um histórico de demanda substancial, mas pouca informação contextual está disponível. O método de Box-Jenkins é um método OMTS (MENTZER; GOMES, 1989).

BOX-JENKINS

O método de Box-Jenkins é um método de previsão de demanda que utiliza um algoritmo matemático complexo, com termos auto-regressivos e de média móvel, para identificar a forma do modelo matemático mais adequado para a série temporal analisada com n observações (ARCHER, 1980).

O método possibilita combinações de modelos, e com a ajuda de análises estatísticas pode determinar o modelo combinado mais apropriado para uma dada situação. O método de Box-Jenkins modela a função de autocorrelação de uma série temporal estacionária com o mínimo de parâmetros possíveis, utilizando uma combinação de termos de auto-regressão (AR), integração (I) e média móvel (MA). O modelo geral do método é um modelo auto-regressivo – integrado - média móvel (ARIMA – Auto-Regressive / Integrated / MovingAverage). Para incorporar o comportamento de sazonalidade, utilizam-se os modelos ARIMA sazonais multiplicativos (SARIMA). (WALKER; MCCLELLAND, 1991; BUSINGER; READ, 1999).

A notação do modelo geral é SARIMA (p, d, q)x(P, D, Q)_s, onde: (AR) - parcela auto-regressiva que modela a dependência de um valor atual sobre valores passados; (I) – parcela de integração que remove a tendência da série temporal, tornando a série estacionária; (MA) – parcela de média móvel, a qual assume que valores atuais são dependentes de erros de previsão de períodos passados; p – ordem máxima dos parâmetros de auto-regressão simples; d – número de diferenciações não-sazonais aplicadas para tornar a série temporal estacionária; q – ordem máxima dos parâmetros de média móvel simples; P – ordem máxima dos parâmetros de auto-regressão sazonal; D – número de diferenciações sazonais aplicadas para tornar a série temporal estacionária; Q – ordem máxima dos parâmetros de média móvel sazonal. s – número de períodos por ciclo sazonal.

Os modelos SARIMA contém uma parte não-sazonal, com parâmetros (p, d, q), e uma parte sazonal, com parâmetros (P, D, Q)_s. O modelo mais geral é dado pela Equação (3).

$$\begin{aligned} & (1 - \phi_1 L - \dots - \phi_p L^p)(1 - \phi_1 L^s - \dots - \phi_p L^{ps})(1 - L)^d (1 - L^s)^D Z_t \\ & = (1 - \theta_1 L - \dots - \theta_q L^q)(1 - \theta_1 L^s - \dots - \theta_q L^{qs}) \varepsilon_t \end{aligned} \quad (3)$$

Onde $(1 - \phi_1 L - \dots - \phi_p L^p)$ é a parte autoregressiva não sazonal de ordem p; $(1 - \phi_1 L^s - \dots - \phi_p L^{ps})$ é a parte autoregressiva sazonal de ordem P e estação sazonal s; $(1 - L)^d$ é a parte de integração não sazonal de ordem d; $(1 - L^s)^D$ é parte da

integração sazonal de ordem D e estação sazonal s ; $(1 - \theta_1 L - \dots - \theta_q L^q)$ é a parte não sazonal de médias móveis de ordem q ; $(1 - \Theta_1 L^s - \dots - \Theta_Q L^{Qs})$ é a parte sazonal de médias móveis de ordem Q e estação sazonal s (Werner, 2004).

Segundo SCHUCH (1988), a estratégia para a construção do modelo será baseada em um ciclo iterativo, no qual a escolha da estrutura do modelo é baseada nos próprios dados. Os estágios do ciclo iterativo são:

- Uma classe geral de modelos é considerada para análise (especificação);
- Há a identificação de um modelo, com base na análise de autocorrelações e autocorrelações parciais;
- A seguir vem a fase de estimação, na qual os parâmetros do modelo identificado são estimados;
- Finalmente, há a verificação do modelo ajustado, através de uma análise de resíduos, para saber se este é, adequado para os fins em vista (previsão, neste caso). Caso o modelo não seja adequado, o ciclo é repetido, voltando-se a fase de identificação.

Segundo o método, a série temporal é ajustada a um modelo matemático que apresenta o menor erro em relação a outros possíveis modelos. O tipo de modelo ARIMA deve ser identificado e os parâmetros então estimados (CHAMBERS; MULLICK; SMITH, 1971).

A aplicação do método depende da série temporal analisada ser estacionária ou não. Uma série é estacionária quando não há tendência e sazonalidade nos dados, os dados flutuam em torno de uma média independentemente do tempo, e a variância permanece constante com o tempo. Para determinar se uma série temporal é estacionária, analisa-se analítica e graficamente os coeficientes de autocorrelação (ACF) e de autocorrelação parcial (PACF) (BOX; JENKINS; REINSELL, 1994).

Para séries temporais estacionárias tanto os coeficientes ACF quanto o PACF tendem a valores próximos de zero; já séries não estacionárias apresentam coeficientes significativamente diferentes de zero para vários períodos de tempo (BOX; JENKINS; REINSELL, 1994).

A aplicação do método Box-Jenkins exige a remoção de padrões não estacionários da série analisada (tendências, sazonalidades, etc). A série temporal

deve ser transformada para torná-la estacionária em relação a sua média e variância. A estacionariedade na média é obtida através de diferenciação e a estacionariedade na variância através de transformações (logarítmica ou exponencial, por exemplo) (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

Para processos não estacionários homogêneos é preciso usar um operador que seja capaz de transformar processos evolutivos homogêneos de ordem d em estacionários (SCHUCH, 1988).

Uma vez determinada a equação de transformação que torna homogênea a variação dos dados e a diferenciação D necessária para fazer com que os dados tornem-se estacionários, identifica-se as ordens apropriadas dos parâmetros de MA simples e sazonal (p e P) e de AR simples e sazonal (q e Q) dos potenciais modelos. Utilizando coeficientes de autocorrelação (ACF) identificam-se as ordens dos parâmetros de AR (p e P) e utilizando a autocorrelação parcial da série estacionária (PACF) identificam-se as ordens dos parâmetros de MA (q e Q) (BOX; JENKINS; REINSELL, 1994).

Por último, verifica-se se os resíduos (demanda atual subtraída dos valores estimados pelo modelo potencial) são aleatórios, o que indica que o modelo é apropriado. Em caso contrário, outro modelo deve ser considerado, seus parâmetros estimados e os resíduos avaliados quanto a sua aleatoriedade. Analisando o ACF e PACF dos resíduos espera-se que para erros aleatórios nenhum coeficiente de autocorrelação ou autocorrelação parcial seja significativo (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

Definido o modelo, o método captura as correlações históricas entre os dados e as extrapola para períodos futuros, para a obtenção das previsões (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

3.1.2 MÉTODOS DE REGRESSÃO

A regressão pode ser definida como uma função entre duas ou mais variáveis correlacionadas. É usada para prever uma variável dada outras variáveis. O relacionamento é geralmente desenvolvido a partir de dados observados. (JACOBS;

CHASE, 2009). A população, o PIB e a temperatura são exemplos de variáveis causais.

Métodos causais procuram estabelecer uma relação entre a demanda (variável dependente) e variáveis internas ou externas à organização (variáveis independentes) que afetam a demanda, como, por exemplo, investimento em propaganda, qualidade do produto/serviço, preço, serviços oferecidos ao cliente, entre outros. Variáveis independentes e a série histórica de demanda são analisadas para determinar a intensidade e tipo de relacionamento entre as variáveis. Se uma relação causal intensa é encontrada, as variáveis independentes podem ser usadas para prever demandas futuras (MENTZER; GOMES, 1989).

Nas situações onde há uma variável Y para ser prevista e existem diversas variáveis explanatórias (X_1, X_2, \dots, X_n) , e o objetivo é encontrar uma função que relacione Y com as demais variáveis, utiliza-se a Regressão Múltipla. O modelo mais simples de regressão múltipla é dado pela Equação (4).

$$Y = b_0 + b_1 * X_1 + \dots + b_n * X_n + E \quad (4)$$

Onde E é a estimativa do erro padrão no período e b_n são os coeficientes de regressão a serem estimados, normalmente através do método dos mínimos quadrados ordinários.

A regressão linear é uma caso especial da regressão múltipla, em que há apenas uma variável explanatória e o relacionamento entre as variáveis forma uma linha reta, sendo pouco utilizada em períodos mais curtos de previsão (JACOBS; CHASE, 2009).

A utilização do método de Análise de Regressão Múltipla para prever demanda futura assume que os valores dos parâmetros do modelo matemático de análise de regressão permanecem constantes com o tempo, consideração que é mais apropriada para previsões de curto e médio prazo (ARCHER, 1980).

A regressão linear é usada para a previsão das séries temporais e para a previsão do relacionamento causal. Quando a variável dependente muda em função

do tempo, é uma análise de série temporal. Se uma variável mudar por causa da mudança em outra variável, este é um relacionamento causal (JACOBS; CHASE, 2009).

Na próxima seção apresentam-se os horizontes de previsão, seguidos da metodologia tradicional de projeção de demanda utilizada pelas empresas do setor elétrico brasileiro e pela EPE.

3.2 HORIZONTES DE PREVISÃO

No capítulo 2 foram introduzidos os planejamentos da operação e da expansão, cada um com seu horizonte de planejamento. Em se tratando de previsões, os horizontes de análise possuem classificações distintas, variando de autor para autor.

Lima (1996), Moreira de Andrade, Flauzino e Da Silva (2010) e Almeida (2013) consideram que os horizontes de previsão de consumo são divididos em quatro tipos: curtíssimo prazo, curto prazo, médio prazo e longo prazo. Cada um com sua importância e o seu objetivo.

No curtíssimo prazo, que tem como horizonte de previsão até uma hora à frente da previsão, são utilizadas como entradas apenas os valores de consumo de instantes anteriores à previsão (ALMEIDA, 2003). A previsão de carga a curtíssimo prazo é utilizada para ajustar o controle geração-carga, detectar condições perigosas de operação, análise de contingências e, assim, possibilitar intervenções corretivas a tempo (LIMA, 1996).

O horizonte de previsão de curto prazo abrange algumas horas ou dias adiante. As variáveis de entrada mais importantes são carga, temperatura e preço (MOREIRA DE ANDRADE; FLAUZINO; DA SILVA, 2010). Este horizonte de previsão tem impacto importante para as concessionárias, pois muitas decisões operacionais como agendamento de geração, manutenção de carga, avaliação da segurança do sistema são baseados nele. Seu papel é importante na operação segura e econômica de sistemas elétricos de potência (MOREIRA DE ANDRADE; FLAUZINO; DA SILVA, 2010).

Previsões de demanda no médio prazo são aquelas com horizonte de algumas semanas ou meses. Realiza-se o planejamento de manutenções nas redes, pesquisas de mercado para produtores e revendedores, planejamento na compra de combustíveis, negociações mais vantajosas de contratos com outras empresas e redução de riscos financeiros (MOREIRA DE ANDRADE; FLAUZINO; DA SILVA, 2010; LIMA, 1996).

O horizonte de previsão de longo prazo trabalha com dados anuais e fornece para produtores e distribuidores a evolução da demanda, o que permite a definição de estratégias para aumentar a capacidade das linhas de transmissão ou construir novas plantas produtoras, ou ainda, determinar políticas para obter novos clientes. Normalmente, são utilizadas para a previsão a longo prazo as informações de carga do sistema e também informações socioeconômicas da região de interesse. (CARMONA et al, 2002; ALMEIDA, 2013).

3.3 METODOLOGIA TRADICIONAL DE PROJEÇÃO DA DEMANDA

Os estudos de projeção do mercado de energia elétrica do atual ciclo de planejamento utilizam uma metodologia integrada e comparativa entre os métodos *bottom-up* e *top-down*, apresentada no Programa de Planejamento Energético/COPPE em 1997, com o Modelo Integrado de Planejamento Energético (MIPE) (Almeida Filho, 2010).

O método *bottom-up* de projeção de demanda se caracteriza pela análise dos usos finais de eletricidade nos equipamentos eletrodomésticos. De modo mais específico, é mais aplicado aos consumidores residenciais, e busca variáveis econométricas para as questões demográficas, quantidade de domicílios e principalmente no consumo final de energia. Apresenta vantagens sobre a metodologia *top-down*, contudo, sua utilização esbarra frequentemente no problema da disponibilidade de bancos de dados apropriados e da necessidade de desenvolvimento de uma série de submódulos, como, por exemplo, no caso do setor residencial, modelos de previsão da evolução dos estoques de equipamentos

eletrodomésticos e do tempo de uso dos equipamentos (Almeida Filho, 2010; EPE, 2005).

Em contra partida, o método *top-down* propõe uma análise mais abrangente, que, por sua vez, terá métodos predominantemente de insumo-produtos que parametrizam e caracterizam o correspondente segmento do mercado, bem como a evolução do PIB e da população. A projeção é elaborada de forma desagregada, por classe e por subsistema elétrico. As classes de consumo consideradas são: residencial, industrial, comercial e o agregado das outras classes, este último englobando a classe rural, iluminação pública, serviço público, poderes públicos e consumo próprio das concessionárias. Os subsistemas elétricos são os quatro subsistemas interligados – Norte, Nordeste, Sudeste/Centro-Oeste e Sul – mais o conjunto dos sistemas isolados (EPE, 2005).

Dada a forte inter-relação entre o consumo e o desempenho da economia, o ponto de partida dos estudos de mercado de energia elétrica é a construção de cenários macroeconômicos e a quantificação de correspondentes trajetórias de crescimento da economia, responsáveis por gerar as taxas de crescimento do PIB (Castelo Branco, 2003; EPE, 2005). Juntamente com os cenários demográficos e as premissas setoriais formam as premissas básicas de mercado, responsáveis pela criação dos diversos cenários de consumo.

A coleta e análise de dados é a obtenção de dados e informações necessárias para o início do processo de projeção de dados. Envolve a série histórica anual, informações sobre autoprodutores e grandes consumidores e sua análise visa identificar a velocidade de movimento dos indicadores e suas tendências. (CASTELO BRANCO, 2003; LAUTENSCHLEGER, 2013).

Já a pesquisa de campo é feita com os clientes existentes e potenciais com uma periodicidade tipicamente anual. É realizada com o objetivo de obter informações sobre planos de expansão de consumidores significativos, qualidade do fornecimento, planos de substituição de energéticos ou geração própria, entre outros (CASTELO BRANCO, 2003; ELETROBRÁS, 2007).

O consumo de energia tem características específicas para cada classe, quais sejam: residencial, comercial, industrial e demais classes. O consumo residencial

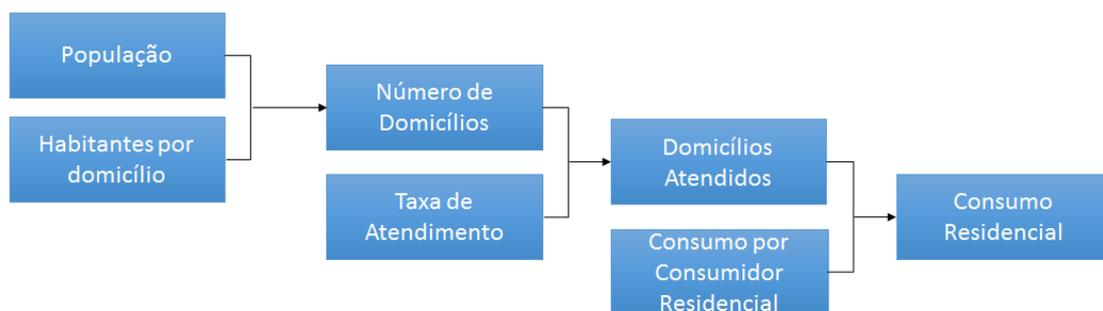
apresenta forte correlação com o consumo comercial e outros consumos, como: iluminação pública, poderes públicos, serviços públicos, etc. Como resultado, tem-se uma parcela de mercado bem maior sujeita às incertezas futuras, tanto no que se refere à energia total consumida quanto à sua sazonalidade (CASTELO BRANCO, 2003).

Nas seções subsequentes são apresentadas as metodologias tradicionais para a projeção de consumo das classes residencial, industrial, comercial e outras.

3.3.1 CLASSE RESIDENCIAL

A projeção de consumo da classe residencial consiste em projetar separadamente o número de domicílios atendidos e o consumo por consumidor residencial, conforme ilustrado na Figura 5.

Figura 5 - Projeção de consumo da classe residencial



Fonte: O autor, 2015

O consumo por consumidor residencial é obtido pela análise da tendência histórica, com correção dos efeitos de programas de ligação de consumidores de baixa renda, na medida em que a absorção de novos consumidores com baixo nível de consumo tende a baixar o consumo médio. O uso da tendência histórica visa, também, evitar descontinuidades na projeção (Castelo Branco, 2003).

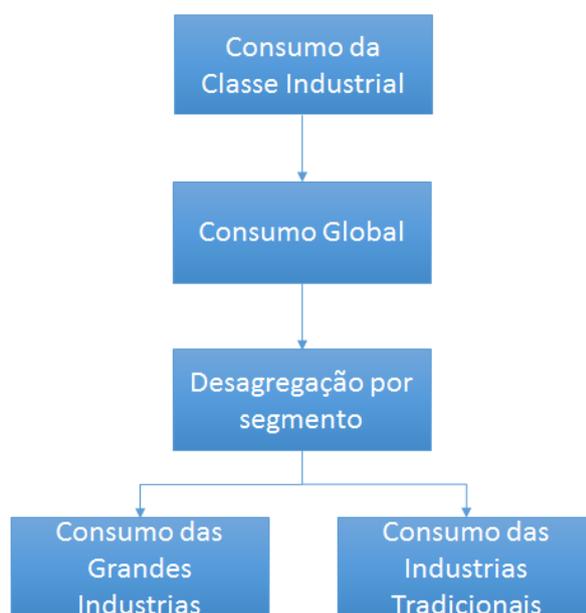
O número de domicílios atendidos é projetado com base na evolução do número de domicílios, resultante de estudos demográficos, e na projeção da taxa de

atendimento, que relaciona o número de domicílios atendidos com o número total de domicílios. O número total de domicílios, por sua vez, incorpora o número de domicílios projetado no estudo demográfico, levando em conta programas governamentais de construção de conjuntos habitacionais e a evolução de áreas urbanas, geralmente marcada por expansão acentuada da densidade populacional (Castelo Branco, 2003).

3.3.2 CLASSE INDUSTRIAL

A projeção de consumo industrial de energia elétrica é elaborada desagregando-se o consumo da classe em dois conjuntos: os grandes consumidores industriais de energia elétrica e as indústrias tradicionais, conforme mostra a Figura 6.

Figura 6 – Projeção de consumo da classe industrial



Fonte: O autor, 2015

Os grandes consumidores industriais de energia elétrica contemplam a cadeia do alumínio, incluindo a produção de alumina e a extração de bauxita, siderurgia (produção de aço bruto), ferro ligas, pelletização, cobre, petroquímica (produção de eteno), soda-cloro, papel e celulose, e cimento (EPE, 2015b). Esses setores, tomados

em conjunto, explicam cerca de 51% do consumo industrial de energia elétrica no país, respondendo por cerca de 19% de toda a eletricidade consumida no Brasil. As industriais tradicionais representam as indústrias que não se enquadram como grandes consumidores.

A projeção do consumo dos grandes consumidores industriais é realizada com base na produção física e nos consumos específicos de energia elétrica de cada setor (kWh por tonelada). São consideradas as séries históricas e as perspectivas de evolução dos setores. Para cada um deles são estabelecidas premissas relativas à demanda interna (consumo interno dos respectivos produtos) e aos níveis de exportação e de importação, expressos em unidades físicas (toneladas). Também são considerados os níveis de autoprodução de energia (EPE, 2005; EPE 2015; CASTELO BRANCO, 2003).

O consumo das indústrias tradicionais é projetado conforme as perspectivas de evolução do PIB do setor secundário, considerando a elasticidade entre o PIB e o consumo próximo da unidade. Considera-se também a tendência histórica do segmento (CASTELO BRANCO, 2003).

Existem algumas externalidades, como programas especiais com incentivos governamentais (implantação de polos industriais, p. ex.). Neste caso, o consumo é estimado de forma individualizada, por analogia com outros polos do mesmo ramo de atividade, e posteriormente agregado à projeção global do segmento tradicional (CASTELO BRANCO, 2003).

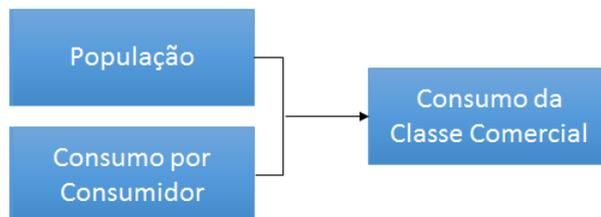
Nos seis primeiros anos, o consumo das grandes indústrias (consumo especial) é projetado através de pesquisa direta junto aos grandes consumidores; para os anos subsequentes, é projetado de forma similar ao segmento tradicional, ou seja, com base no PIB do setor secundário (CASTELO BRANCO, 2003).

3.3.3 CLASSE COMERCIAL

O consumo da classe comercial agrega o consumo de atividades voltadas ao comércio ou à prestação de serviços em geral, como, por exemplo, lazer, educação, saúde, entre outras (CASTELO BRANCO, 2003). Conforme a Figura 7, a projeção do

consumo comercial de energia elétrica é realizada a partir da projeção do consumo comercial per capita e da projeção da população.

Figura 7 - Projeção de consumo da classe comercial



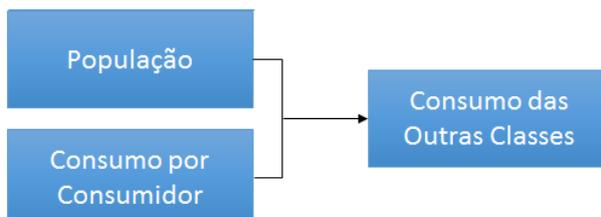
Fonte: O autor (2015)

O consumo comercial per capita é projetado através da sua elasticidade em relação ao PIB, utilizando-se curvas da elasticidade do consumo comercial per capita em relação ao PIB.

3.3.4 OUTRAS CLASSES

O conjunto das outras classes de consumo engloba as classes: rural, serviço público, poderes públicos, iluminação pública e consumo próprio das concessionárias. Para projetar o consumo das outras classes utiliza-se uma abordagem semelhante àquela considerada para a classe comercial, conforme ilustrado na Figura 8 (EPE, 2005).

Figura 8 - Projeção de consumo das outras classes



Fonte: O Autor, 2015

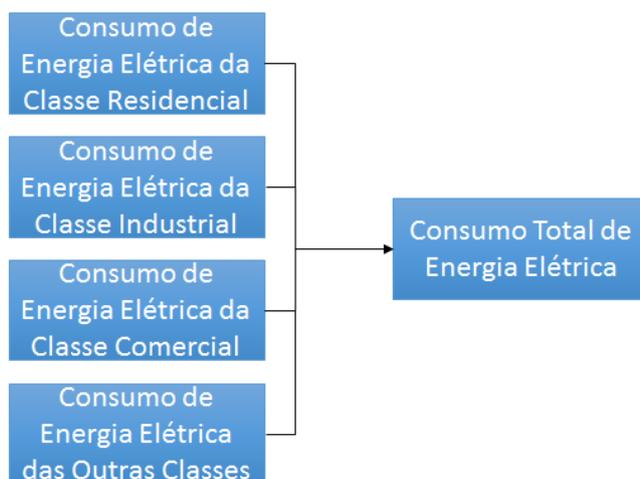
O consumo das outras classes é projetado através da sua elasticidade em relação ao PIB, utilizando-se curvas da elasticidade desse consumo per capita em relação ao PIB, analogamente ao caso do consumo por consumidor residencial, do consumo industrial tradicional e do consumo comercial per capita.

A partir da projeção do consumo per capita das outras classes e da projeção da população, pelo produto dessas variáveis, obtém-se a projeção do consumo do agregado das outras classes de consumo.

3.3.5 CONSUMO TOTAL

O consumo total da metodologia tradicional é obtido através do somatório dos consumos de cada classe, conforme ilustrado na Figura 9.

Figura 9 - Projeção de consumo total



Fonte: O autor, 2015

As informações e resultados apresentados nos estudos de projeção de demanda realizados pela EPE, que segue a metodologia tradicional apresentada nesta seção, fornecidos em base anual, embasam os diferentes agentes do setor elétrico na tomada de decisão, quanto a seus negócios.

A seguir, são apresentadas as principais medidas de acurácia de uma previsão.

3.4 PRECISÃO DA PREVISÃO

Precisão da previsão refere-se a quão perto as previsões chegam dos dados reais. Uma vez que as previsões são feitas antes que os dados reais se tornem conhecidos, a precisão das previsões pode ser determinada somente depois da passagem do tempo. Quando as previsões ficam muito próximas dos dados reais, diz-se que elas tem alta precisão e que o erro de previsão é baixo (GAITHER; FRAZIER, 2005).

Erros de previsão muito grandes ocasionam situações complicadoras para todos os setores da produção de uma empresa, seja no campo financeiro, seja na área de estoque. Por esta razão procura-se sempre, adequar um modelo de previsão apropriado à situação que se coloca, considerando diversos fatores e variáveis que podem influenciar os resultados (FIGUEIREDO, 2008).

As Equações (5) a (9), expressas no Quadro 2, são cálculos de medida de acurácia de uma previsão. São utilizadas para avaliar uma previsão em relação a um valor real. Assim, x_i é o valor observado e \hat{x}_i é o valor previsto no instante i .

Quadro 2 – Medidas de acurácia de previsão

Raiz do Erro Quadrado Médio (RMSE – Root Mean Squared Error)	
$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i - \hat{x}_i ^2}$	(5)
Erro Médio Absoluto (MAE – Mean Absolute Error)	
$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i - \hat{x}_i $	(6)
Erro Porcentual Médio Absoluto (MAPE – Mean Absolute Percentage Error)	
$MAPE = 100 \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{ x_i - \hat{x}_i }{x_i}$	(7)
Erro Médio (ME – Mean Error)	
$ME = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{x}_i)$	(8)
Erro Percentual Médio (MPE – Mean Percentage Error)	
$MPE = 100 \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i - \hat{x}_i}{x_i} \right)$	(9)

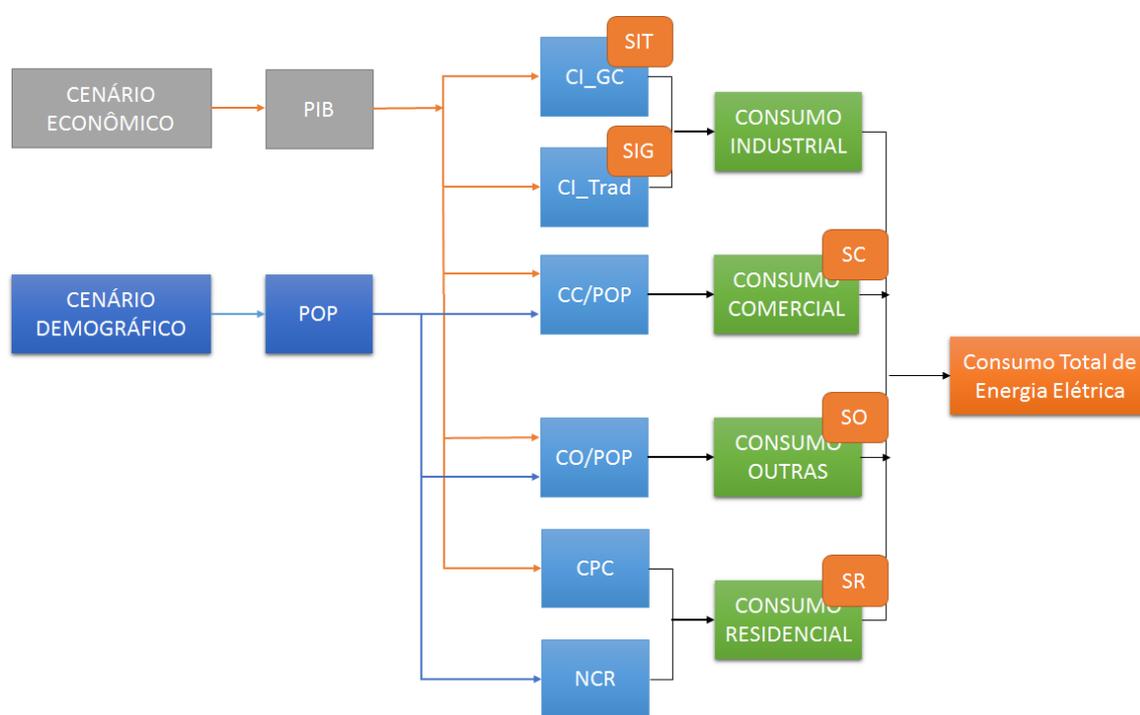
Fonte: Figueiredo, 2008

Neste trabalho, essas expressões serão utilizadas como forma de comparar a projeção proposta com a projeção realizada pela EPE, podendo assim, realizar um comparativo das projeções realizadas. Com esse intuito, apresenta-se no próximo capítulo a metodologia e modelo propostos neste projeto de diplomação.

4 METODOLOGIA E MODELO PROPOSTOS

A metodologia aqui proposta é desenvolvida com base na desagregação do mercado consumidor em classes de consumo, partindo-se da análise de características específicas de certos grupos relativamente homogêneos de consumidores. O esquemático da metodologia proposta é apresentado na Figura 10.

Figura 10 - Estrutura da metodologia proposta para projeção do consumo total



Fonte: O Autor, 2015

A influência do PIB e da população no consumo e a inter-relação das variáveis na elaboração das projeções do mercado são evidenciadas na Figura 10, onde PIB - Produto Interno Bruto, Pop - População, CPC - Consumo médio por consumidor residencial, CI_Trad - Consumo industrial tradicional, CI_GC - Consumo dos grandes consumidores industriais, CC/POP - Consumo comercial per capita, CO/POP - Consumo per capita de outras classes, NCR - Número de consumidores residenciais, SIT - sazonalidade do consumo das indústrias tradicionais, SIG - sazonalidade dos grandes consumidores industriais, SC - sazonalidade do consumo comercial, SO -

sazonalidade do consumo das outras classes e SR - sazonalidade do consumo residencial.

A partir da evolução do PIB e da população, analisam-se as elasticidades-renda de algumas variáveis essenciais na composição do consumo, quais sejam: o consumo médio residencial, o consumo industrial tradicional, o consumo comercial per capita e o consumo per capita do agregado das outras classes.

O comportamento histórico dessas elasticidades, tanto em relação ao PIB quanto ao PIB per capita, é muito irregular quando calculado pontualmente, mês a mês, apresentando grande volatilidade. A partir da suavização dessas elasticidades e o adequado ajuste de curvas, projetam-se o consumo médio por consumidor residencial, consumo industrial tradicional, consumo comercial per capita e consumo de outras classes per capita.

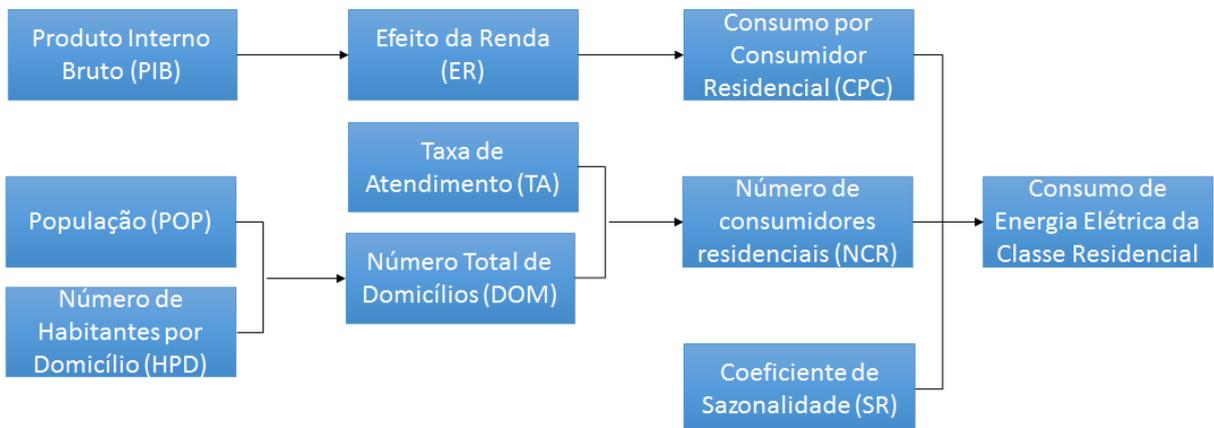
A partir da série histórica de consumo de cada classe, analisam-se as series temporais e determinam-se, em caso de existência, os coeficientes sazonais. Para a dessazonalização, utiliza-se o *software* X-13ARIMA-SEATS, desenvolvido por U.S. Census Bureau com o apoio do Banco da Espanha. As metodologias utilizadas para a obtenção dos coeficientes sazonais, assim como uma breve descrição do *software* X-13ARIMA-SEATS, são apresentadas no ANEXO – X-13ARIMA-SEATS.

Nas sessões subsequentes, apresentam-se a metodologia de projeção de consumo desagregada por classes de consumo.

CLASSE RESIDENCIAL

A metodologia proposta de projeção de consumo da classe residencial, apresentada na Figura 11 é uma adaptação da metodologia proposta por Castelo Branco (2003) e complementada por Lautenschleger (2013).

Figura 11 - Projeção de consumo da classe residencial



Fonte: O autor, 2015

As premissas para a previsão do consumo residencial compreendem, entre outros, três parâmetros básicos: o número de consumidores residenciais (NCR), o consumo médio por consumidor residencial (CPC) e os coeficientes de sazonalidade da série histórica de consumo da classe residencial (SR).

A determinação do número de consumidores residências incorpora, implicitamente, o efeito combinado de dois outros importantes parâmetros: a projeção da taxa de atendimento (TA), que define a extensão e a penetração do serviço de energia elétrica, e a projeção do número de habitantes por domicílio (HPD).

Para estabelecer as premissas relativas ao consumo médio por consumidor residencial (CPC), pesquisa-se a correlação desta variável com a renda, e a renda per capita, e sua evolução temporal. O efeito da renda é o efeito percentual que a variação da renda do consumidor exerce sobre o consumo, apresentando um atraso. Projeta-se o consumo médio por consumidor residencial através da sua elasticidade em relação ao PIB, utilizando as curvas de elasticidades estimadas.

A partir das projeções do consumo médio por consumidor residencial e do número de consumidores residenciais, pelo produto dessas variáveis, obtém-se a projeção do consumo residencial de energia elétrica, que será ajustada pela componente sazonal, aditiva ou multiplicativa, determinada via *software*.

A formulação matemática da classe residencial é dada pelas expressões seguintes.

A renda per capita é a relação entre o PIB e a população, expressa pela Equação (10).

$$RPC_i = \frac{PIB_i}{POP_i} \quad (10)$$

Onde i corresponde ao índice do mês de projeção, RPC_i é a renda per capita, PIB_i é o cenário do PIB no mês i e POP_i é o cenário populacional no mês i .

O número total de domicílios é obtido pela razão entre a população e o número de habitantes por domicílios, conforme a Equação (11).

$$DOM_i = \frac{POP_i}{HPD_i} \quad (11)$$

Onde i corresponde ao índice do mês de projeção, DOM_i é o número total de domicílios, HPD_i é a projeção do número de habitantes por domicílio e POP_i é o cenário populacional.

O número de consumidores residenciais é obtido através da Equação (12), que relaciona o número total de domicílios e a taxa de atendimento.

$$NCR_i = DOM_i * TA_i \quad (12)$$

Onde i corresponde ao índice do mês de projeção, NCR_i é o número de consumidores residenciais, DOM_i é o número total de domicílios e TA_i é projeção da taxa de atendimento.

A variação da renda do consumidor exerce influência no consumo, com um atraso, conforme a Equação (13).

$$ER_i = \frac{RPC_i}{RPC_{i-k}} \quad (13)$$

Onde i corresponde ao índice do mês de projeção, k é o atraso em meses do efeito da renda, RPC_i é a renda per capita no mês i em R\$, RPC_{i-k} é a renda per capita no mês $i - k$ em R\$ e ER_i é o efeito da renda no mês i .

O efeito da renda é considerado incidindo sobre a projeção do consumo por consumidor residencial (CPC2), determinada através da relação entre consumo da classe residencial (CR) e o número de consumidores residenciais (NCR). A Equação (14) apresenta o consumo por consumidor residencial.

$$CPC_i = CPC2(NCR)_i * (1 + ER_i) \quad (14)$$

Onde i corresponde ao índice do mês de projeção, $CPR1_i$ é o consumo por consumidor residencial considerando o efeito da variação da renda, $CPR2_i$ é o consumo por residência resultante do ajuste de curva dos dados históricos e ER_i é o efeito da renda no mês i .

Finalizando, o consumo da classe residencial é calculado pela Equação (15).

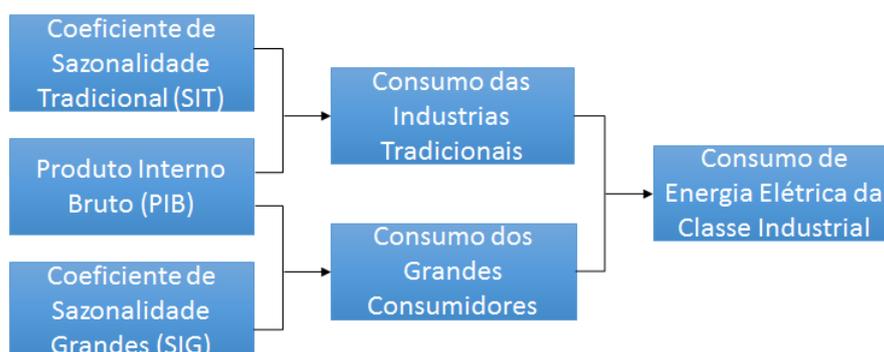
$$CR_i = CPR1_i * NCR_i * SR_i \quad (15)$$

Onde i corresponde ao índice do mês de projeção, $CPR1_i$ é o consumo por residência considerando o efeito da variação da renda em MWh , NCR_i é o número de consumidores residenciais e SR_i é o coeficiente sazonal da classe residencial no mês i , determinado através da ferramenta computacional.

CLASSE INDUSTRIAL

A estrutura da metodologia proposta de projeção do consumo para a classe industrial é baseada nas premissas macroeconômicas, conforme a Figura 12.

Figura 12 - Projeção do consumo industrial



Fonte: O Autor, 2015

A metodologia é elaborada através da desagregação da classe de consumo industrial em duas subclasses: a classe de consumo das grandes indústrias e a classe de consumo das indústrias tradicionais.

Neste trabalho, define-se que os consumidores pertencentes a classe de consumo das grandes indústrias são os consumidores industriais livres, ou seja, aqueles com demanda mínima de $3MW$ e tensão de $69kV$ ou superior - Não há restrição de tensão para consumidores conectados após 7 de julho de 1995 (SILVA, 2012). Consumidores industriais cativos, especiais e potencialmente livres - independente de especificação de carga ou tensão - são considerados consumidores industriais tradicionais.

A projeção do consumo industrial tradicional foi realizada com base na premissa de que esta parcela do consumo varia, ao longo do tempo, de acordo com o comportamento da economia nacional, expressando-se essa relação através da elasticidade do consumo relativamente ao PIB, multiplicado pelo respectivo coeficiente de sazonalidade (SIT).

A projeção do consumo das grandes indústrias é realizada pelo método de regressão simples, tendo o PIB como variável e aplicando o coeficiente de sazonalidade obtido para essa série de consumo (SIG).

Tem-se que o consumo da classe industrial corresponde ao somatório do consumo das grandes indústrias e o consumo das indústrias tradicionais. A formulação matemática da classe industrial é dada pelas expressões seguintes.

O modelo matemático para o consumo da classe industrial tradicional é dado pela Equação (16).

$$CIT_i = CIT_{i-1} * (1 + \varepsilon(\Delta PIB_i)) * SIT_i \quad (16)$$

Onde i corresponde ao índice do mês de projeção, CIT_i é o consumo da classe industrial tradicional no mês i , CIT_{i-1} é o consumo da classe industrial tradicional no mês $i - 1$, $\varepsilon(\Delta PIB_i)$ é a elasticidade-renda do consumo da classe industrial tradicional extrapolado e SIT_i é o coeficiente de sazonalidade da série histórica do consumo da classe industrial tradicional.

O modelo matemático para o consumo da classe grandes indústrias é dado pela Equação (17).

$$CIG_i = CIG2(PIB)_i * SIG_i \quad (17)$$

Onde i corresponde ao índice do mês de projeção, CIG_i é o consumo da classe grandes indústrias no mês i , $CIG2_i$ é o consumo da classe grandes indústrias em função do PIB no mês i obtida através de regressão simples e SIG_i é o coeficiente de sazonalidade da série histórica do consumo da classe grandes indústrias.

Finalizando, o total da classe industrial é calculado pela Equação (18).

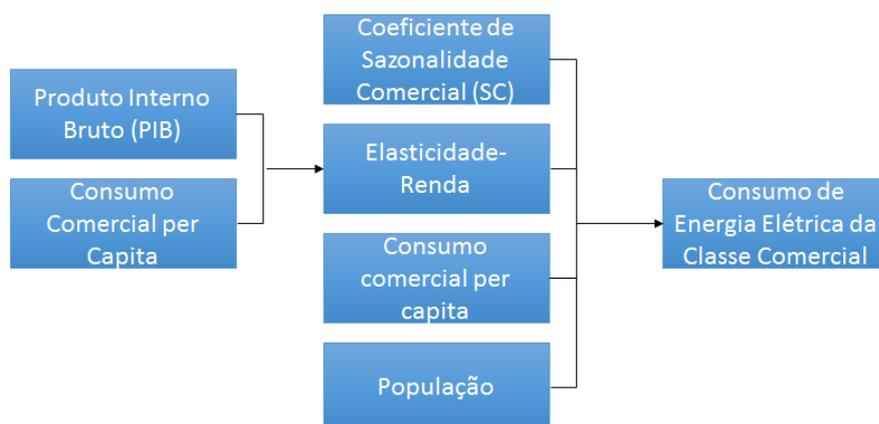
$$CI_i = CIT_i + CIG_i \quad (18)$$

Onde i corresponde ao índice do mês de projeção, CI_i é o consumo total da classe industrial no mês i , CIT_i é o consumo da classe industrial tradicional no mês i , CIG_i é o consumo da classe grandes industrias no mês i .

CLASSE COMERCIAL

A metodologia proposta para a classe comercial é apresentada na Figura 13. O consumo da classe comercial é correlacionado com o consumo da classe residencial, de forma que possua as mesmas premissas.

Figura 13 - Projeção de consumo da classe comercial



Fonte: O autor, 2015

O consumo da classe comercial é dado pelo produto do consumo comercial per capita projetado através do ajuste de curvas, da projeção da população, do coeficiente de sazonalidade da série temporal e do efeito da variação no consumo ocasionado pela variação da renda do consumidor. A formulação matemática da classe industrial é dada pelas expressões seguintes.

A renda per capita é a expressão dada pela Equação (10). A variável consumo comercial per capita $CCP2_i$ [kWh] é obtida por ajuste de curva, assim como a elasticidade-renda do consumo comercial per capita em função da variação do PIB $\varepsilon(\Delta RPC_i)$.

A influência da variação da renda no consumo comercial per capita é considerada incidindo sobre o consumo comercial per capita extrapolado $CCP2_i$, conforme a Equação (19).

$$CCP1_i = CCP2_i(1 + \varepsilon(\Delta RPC_i)) \quad (19)$$

Onde i corresponde ao índice do mês de projeção, $CCP1_i$ é o consumo comercial per capita considerando o efeito da variação da renda em kWh , $CCP2_i$ é o consumo comercial per capita resultante do ajuste de curva dos dados históricos em kWh e $\varepsilon(\Delta RPC_i)$ é o efeito da renda no mês i .

Finalizando, o consumo da classe total da classe residencial é calculado pela Equação (20).

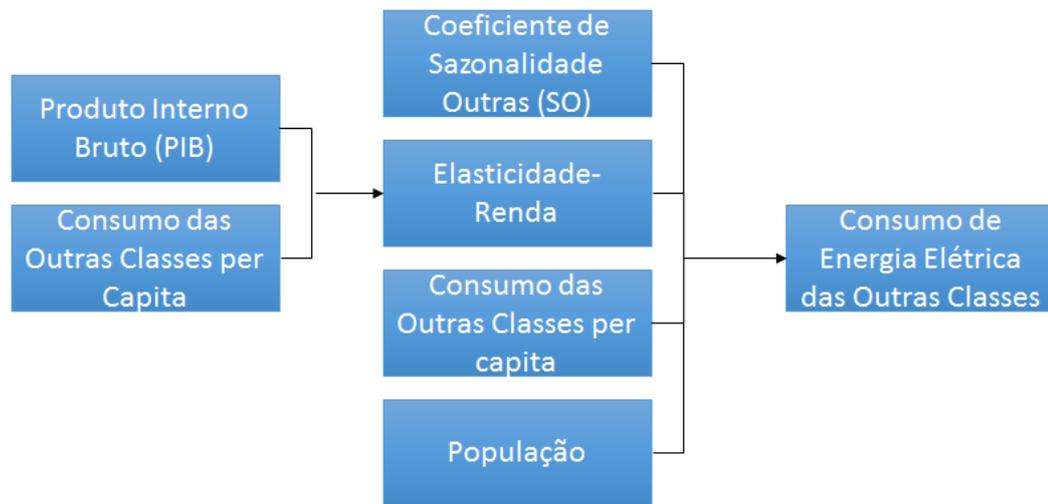
$$CC_i = CCP1_i * POP_i * SC_i \quad (20)$$

Onde i corresponde ao índice do mês de projeção, $CCP1_i$ é o consumo comercial per capita o efeito da variação da renda em kWh , POP_i é o cenário populacional no mês i e SC_i é o coeficiente sazonal da classe comercial no mês i .

OUTRAS CLASSES DE CONSUMO

O conjunto das outras classes de consumo engloba as seguintes classes: rural, serviço público, poderes públicos, iluminação pública e consumo próprio das concessionárias. Para projetar o consumo das outras classes utiliza-se uma abordagem semelhante àquela considerada para a classe comercial. A metodologia proposta para as outras classes de consumo é apresentada na Figura 14.

Figura 14 - Projeção de consumo de outras classes



Fonte: O autor, 2015

O consumo per capita do agregado das outras classes é projetado através da sua elasticidade em relação ao PIB, utilizando-se ajustes de curvas elasticidade do consumo outras classes per capita em relação ao PIB.

A partir da projeção do consumo das outras classes per capita, da projeção da população e dos coeficientes de sazonalidades obtidos das series históricas de consumo, pelo produto dessas variáveis, obtém-se a projeção do consumo das outras classes de energia elétrica. A formulação matemática é apresentada nas expressões seguintes.

A renda per capita é calculada pela Equação (10). A variável consumo outras classes per capita $COP2_i [kWh]$ é obtida por ajuste de curva, assim como a elasticidade-renda do consumo das outras classes per capita em função da variação do PIB $\varepsilon(\Delta RPC_i)$.

A influência da variação da renda no consumo das outras classes per capita incide sobre o consumo outras classes per capita extrapolado $COP2_i$, conforme a Equação (21).

$$COP1_i = COP2_i(1 + \varepsilon(\Delta RPC_i)) \quad (21)$$

Onde i corresponde ao índice do mês de projeção, $COP1_i$ é o consumo das outras classes per capita considerando o efeito da variação da renda em kWh , $COP2_i$ é o consumo das outras classes per capita resultante do ajuste de curva dos dados históricos em kWh e $\varepsilon(\Delta RPC_i)$ é o efeito da renda no mês i .

Finalizando, o consumo da classe total de outras classes é calculado pela Equação (22).

$$CO_i = COP1_i * POP_i * SO_i \quad (22)$$

Onde i corresponde ao índice do mês de projeção, $COP1_i$ é o consumo outras classes per capita, POP_i é o cenário populacional no mês i e SO_i é o coeficiente sazonal da classe outras classes no mês i .

CONSUMO TOTAL

O consumo total de energia elétrica é modelado através da Equação (23).

$$C_i = CI_i + CC_i + CR_i + CO_i \quad (23)$$

Onde i corresponde ao índice do mês de projeção, CI_i é o consumo total da classe industrial no mês i , CR_i é o consumo da classe residencial no mês i , CC_i é o consumo total da classe comercial no mês i e CO_i é o consumo das outras classes.

A aplicação do modelo proposto e sua validação são realizados no capítulo seguinte.

5 APLICAÇÃO DO MODELO PROPOSTO

Neste capítulo, o modelo proposto é aplicado na projeção da demanda nacional. A projeção de demanda segue as etapas mostradas na Figura 15.

Figura 15 - Etapas da projeção de demanda



Fonte: O autor, 2015

O objetivo da projeção é realizar uma projeção de demanda para um horizonte de 10 anos, com discretização mensal. Para isso, seguindo a metodologia e o modelo apresentados no capítulo anterior, foi realizada a desagregação nas classes de consumo residencial, industrial, comercial e outras classes.

De modo a possibilitar a avaliação do modelo proposto e comparar com a projeção de demanda apresentada no PDE 2024 (PDE, 2015b), são consideradas as mesmas projeções macroeconômicas utilizadas no estudo da EPE. A evolução, por quinquênio, do crescimento econômico mundial e nacional considerado pela EPE é apresentado no Quadro 3. Foi considerado a realização de apenas um cenário, sendo a expectativa de crescimento para o horizonte decenal de 3,5% a.a.

Quadro 3 - Taxas médias de crescimento do nível de atividade

Indicadores Econômicos	Histórico		Projeção	
	2004-2008	2009-2013	2015-2019	2020-2024
PIB Mundial (% a.a.)	4,60%	3,00%	3,80%	3,70%
Comércio Mundial (% a.a.)	7,70%	2,80%	5,60%	5,30%
PIB Nacional (% a.a.)	4,80%	2,60%	3%	4,10%

Fonte: IBGE e FMI (dados históricos) e EPE (projeções), 2015

As premissas demográficas baseiam-se nos estudos e pesquisas realizados pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), e refletem as tendências demográficas observadas nos últimos anos, como a redução das taxas de natalidade e mortalidade. Como a incerteza dos cenários populacionais é consideravelmente inferior a incerteza relativa aos cenários macroeconômicos (EPE, 2005), foram consideradas as projeções populacionais realizadas pelo IBGE, apresentadas no Quadro 4.

Quadro 4 - Projeções da população (mil habitantes), atualizado em 26/3/2014

ANO/MÊS	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ
2010	194.515	194.678	194.841	195.003	195.165	195.327	195.488	195.649	195.810	195.970	196.129	196.289
2011	196.448	196.606	196.765	196.922	197.080	197.237	197.394	197.550	197.706	197.862	198.017	198.172
2012	198.326	198.480	198.634	198.787	198.940	199.093	199.245	199.397	199.548	199.699	199.850	200.000
2013	200.150	200.299	200.448	200.597	200.746	200.894	201.041	201.188	201.335	201.482	201.628	201.774
2014	201.919	202.064	202.208	202.353	202.496	202.640	202.783	202.926	203.068	203.210	203.351	203.492
2015	203.633	203.774	203.914	204.053	204.192	204.331	204.470	204.608	204.746	204.883	205.020	205.157
2016	205.293	205.429	205.564	205.699	205.834	205.968	206.102	206.235	206.369	206.501	206.634	206.766
2017	206.897	207.029	207.160	207.290	207.420	207.550	207.679	207.808	207.937	208.065	208.193	208.320
2018	208.447	208.574	208.700	208.826	208.951	209.077	209.201	209.326	209.450	209.573	209.697	209.819
2019	209.942	210.064	210.186	210.307	210.428	210.548	210.669	210.788	210.908	211.027	211.145	211.264
2020	211.382	211.499	211.616	211.733	211.849	211.965	212.081	212.196	212.311	212.425	212.539	212.653
2021	212.766	212.879	212.991	213.103	213.215	213.327	213.438	213.548	213.658	213.768	213.878	213.987
2022	214.095	214.204	214.311	214.419	214.526	214.633	214.739	214.845	214.951	215.056	215.161	215.265
2023	215.369	215.473	215.576	215.679	215.782	215.884	215.985	216.087	216.188	216.288	216.389	216.488
2024	216.588	216.687	216.786	216.884	216.982	217.079	217.176	217.273	217.369	217.465	217.561	217.656

Fonte: IBGE, 2015

As projeções de consumo realizadas pela EPE para o PDE 2024 são apresentadas no Quadro 5. A projeção do consumo na rede, para o período 2015-2024, considerou as indicações do acompanhamento e da análise do mercado e da conjuntura econômica e energética de 2014, os cenários macroeconômicos e demográficos, além das premissas de autoprodução e de eficiência, e, ainda, as premissas relativas aos grandes consumidores industriais.

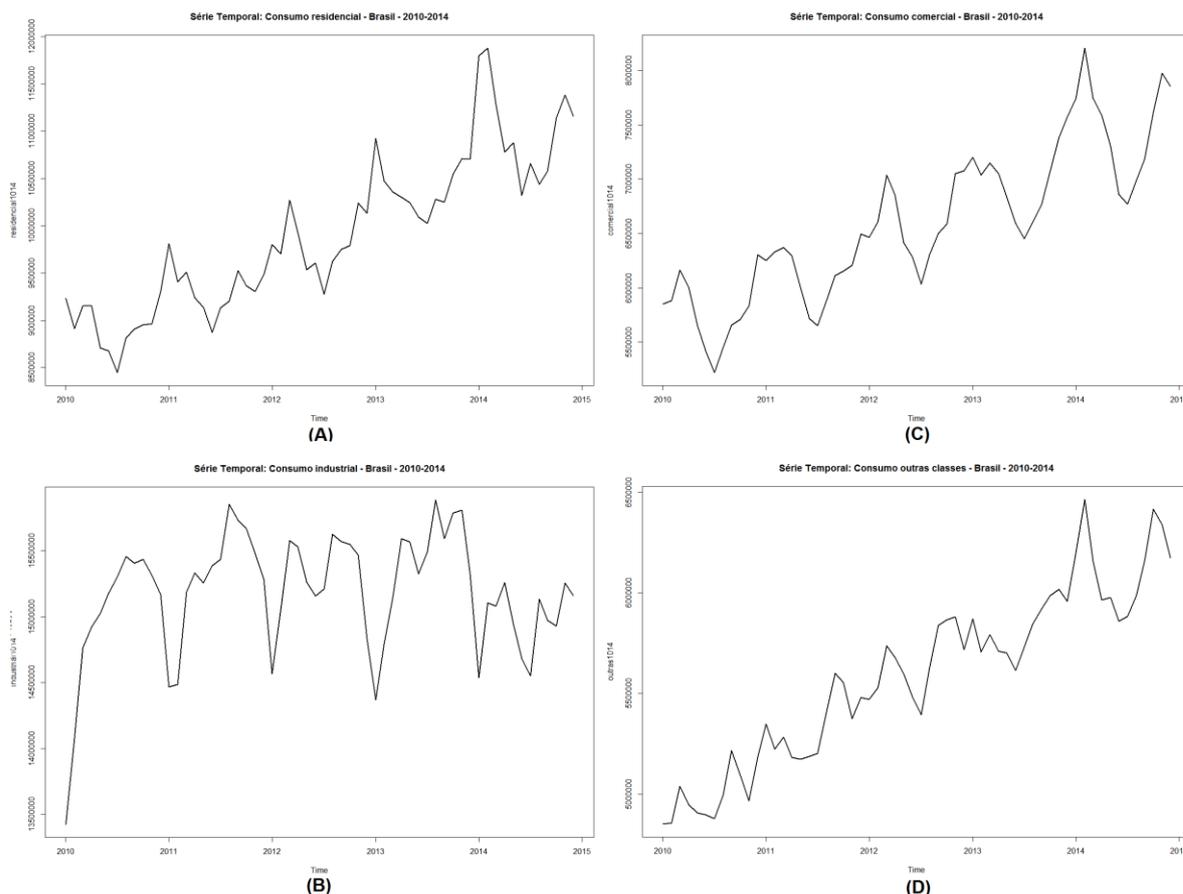
Quadro 5 - Consumo de eletricidade na rede (BR), por classe de consumo (GWh)

Ano	Residencial	Industrial	Comercial	Outros	Total
2014	132.049	178.055	89.819	73.472	473.395
2015	138.872	176.971	95.302	76.311	487.456
2016	145.089	179.574	100.621	79.084	504.368
2017	151.391	184.370	106.238	82.134	524.134
2018	157.817	193.359	112.184	85.068	548.427
2019	164.487	200.950	117.954	88.137	571.529
2020	171.341	209.463	123.903	91.467	596.173
2021	178.381	216.202	130.022	94.918	619.523
2022	185.611	222.822	136.304	98.493	643.231
2023	193.029	230.409	142.738	102.194	668.370
2024	200.642	237.287	149.452	106.089	693.469
Variação (% ao ano)					
2014-2019	4,5	2,4	5,6	3,7	3,8
2019-2024	4,1	3,4	4,8	3,8	3,9
2014-2024	4,3	2,9	5,2	3,7	3,9

Fonte: EPE, 2015a

A série histórica do consumo no Brasil, no período compreendido entre janeiro de 2010 e dezembro de 2014, desagregada por classes de consumo é apresentada na Figura 16.

Figura 16 - Séries de consumo das classes (a) residencial, (b) comercial, (c) industrial e (d) outras



Fonte: O Autor, 2015

Apresentam-se na sequência a projeção de consumo utilizando a metodologia proposta e a respectiva aplicação do modelo.

CLASSE RESIDENCIAL

A análise gráfica da série histórica de consumo da classe residencial, representada no item A da Figura 16, indica a presença da componente sazonal multiplicativa na série, visto que há um comportamento decrescente nas primeiras metades dos anos, alternando para um comportamento crescente nas segundas metades dos anos. Este comportamento pode ser justificado na prática pela variação

de temperatura atrelada a utilização dos equipamentos condicionadores de ar pela população.

Apesar da forte indicação de existência da componente sazonal, não é possível afirmar, com certeza, sua existência através do método visual, visto que o efeito da tendência pode estar camuflando-a. Estatisticamente, a série foi analisada através do *software* X-13ARIMA-SEATS, sendo seus resultados apresentados no Quadro 6.

Quadro 6 - Análise da série temporal de consumo da classe residencial

SIGNIFICÂNCIA DOS PARÂMETROS						DIAGNÓSTICO DE SAZONALIDADE		
Coefficients:						qs	p-val	
	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)				
					qsori	6.11410	0.04703	
AO2014.Feb	0.08047	0.02000	4.024	5.73e-05 ***	qsorievadj	10.69125	0.00477	
MA-Nonseasonal-01	0.90470	0.06476	13.970	< 2e-16 ***	qsrsd	0.00000	1.00000	
MA-Seasonal-12	0.63600	0.15055	4.224	2.40e-05 ***	qssadj	0.00000	1.00000	
					qssadjevadj	0.00000	1.00000	
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1						qsirr	0.00000 1.00000	
					qsirrevadj	0.00000	1.00000	
SEATS adj. ARIMA: (0 1 1)(0 1 1) Obs.: 60 Transform: log								
AICC: 1300, BIC: 1307 QS (no seasonality in final): 0								
Box-Ljung (no autocorr.): 30.39 Shapiro (normality): 0.9893								

Fonte: O Autor, 2015

A significância dos parâmetros do Quadro 6 mostra que foi utilizado o modelo SARIMA(0,1,1)x(0,1,1)₁₂ e que houve a transformação logarítmica dos dados, indicando sazonalidade multiplicativa da série. O teste de autocorrelação residual Box-Ljung do modelo ARIMA não rejeitou hipótese de não correlação, assim como o teste de normalidade. A série apresentou um *outlier* no mês de fevereiro de 2014, mês em que, devido ao forte calor e intensificação do uso de condicionadores de ar, apresentou um aumento de 13,3% no consumo residencial em relação ao ano anterior (EPE, 2014).

O diagnóstico de sazonalidade do Quadro 6 forneceu que tanto para a série original, quanto para série ajustada através do modelo ARIMA, não há evidências de que não haja sazonalidade nos dados, visto que a hipótese nula do teste é de que não há sazonalidade e o p-val apresentou valores próximos a zero.

A sazonalidade média encontrada na série de consumo da classe residencial é mostrada na Tabela 1.

Tabela 1 - Coeficientes de sazonalidade (SR) da série de consumo residencial

JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ
1,07	1,02	1,04	1,01	0,99	0,96	0,96	0,97	0,98	0,99	1,00	1,00

Fonte: O Autor, 2015

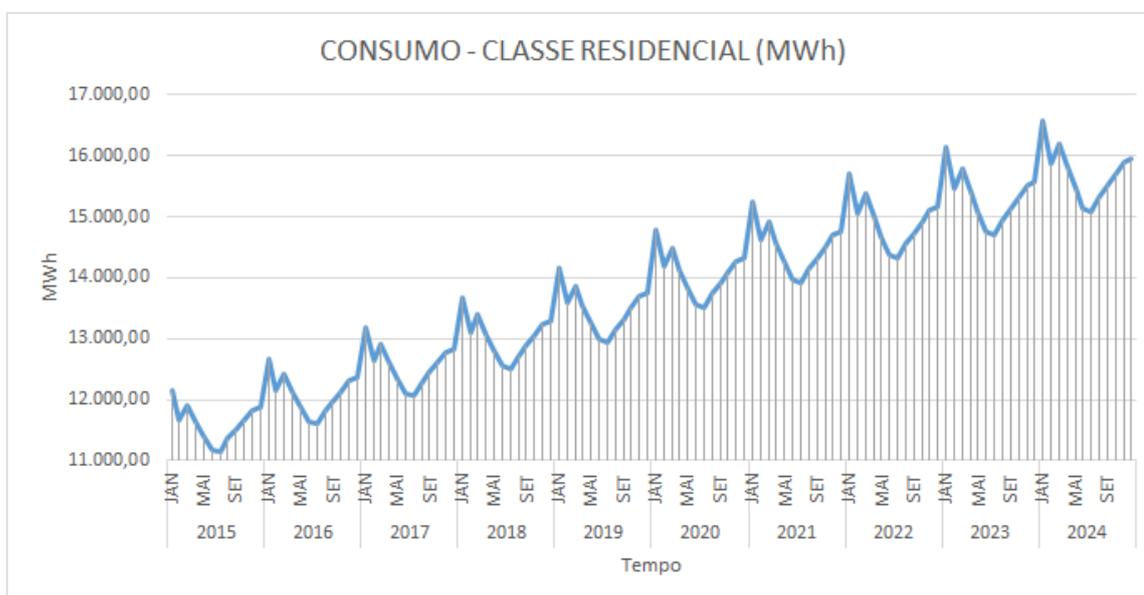
Para a projeção do consumo da classe residencial, além das projeções do PIB e da população já definidas, são importantes as projeções do número de habitantes por domicílio (HPD) e da taxa de atendimento (TA). Segundo a Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios (PNAD) de 2014, realizada anualmente pelo IBGE, a população brasileira em 2014 era de 203,2 milhões de habitantes, residentes em 67 milhões de domicílios. Ainda segundo o PNAD 2014, o número de domicílios com acesso à energia elétrica foi de 66,8 milhões, o que corresponde a uma TA de 99,7%.

Historicamente, o número de habitantes por domicílio apresenta uma característica decrescente no tempo. A partir de dados obtidos em IBGE (2010; 2011; 2012; 2013; 2014), projetou-se o número de habitantes para o horizonte 2015-2025, atingindo o número de 2,86 habitantes por domicílio ao final do horizonte.

A TA, historicamente, apresenta um comportamento crescente no tempo, tendendo a níveis de saturação de 100%. Neste caso, considerando as taxas próximas do limite de saturação, a taxa de atendimento foi considerada constante de 100%.

A partir do método de regressão simples na projeção do consumo per capita em função do número de consumidores, foram determinados os consumos mensais da classe residencial para o horizonte 2015-2024. Os valores são apresentados no Quadro 16, e o gráfico do mesmo é ilustrado na Figura 17.

Figura 17 - Projeção de consumo da classe residencial



Fonte: O Autor, 2015

O consumo anual da classe residencial, dado pela soma dos consumos de cada mês que o compõe, é mostrado no Quadro 7. Consta ainda no mesmo, um comparativo com o consumo projetado pela EPE.

Quadro 7 - Projeção anual de consumo da classe residencial

ANO	MODELO PROPOSTO (MWh)	PDE 2024 (MWh)	DIFERENÇA RELATIVA (%)
2015	139335,18	138872	0,33
2016	145133,79	145089	0,03
2017	150811,89	151391	0,38
2018	156361,89	157817	0,92
2019	161776,42	164487	1,65
2020	168832,38	171341	1,46
2021	174009,57	178381	2,45
2022	179028,99	185611	3,55
2023	183884,17	193029	4,74
2024	188568,91	200642	6,02
MAPE (%)			2,15

Fonte: O Autor, 2015

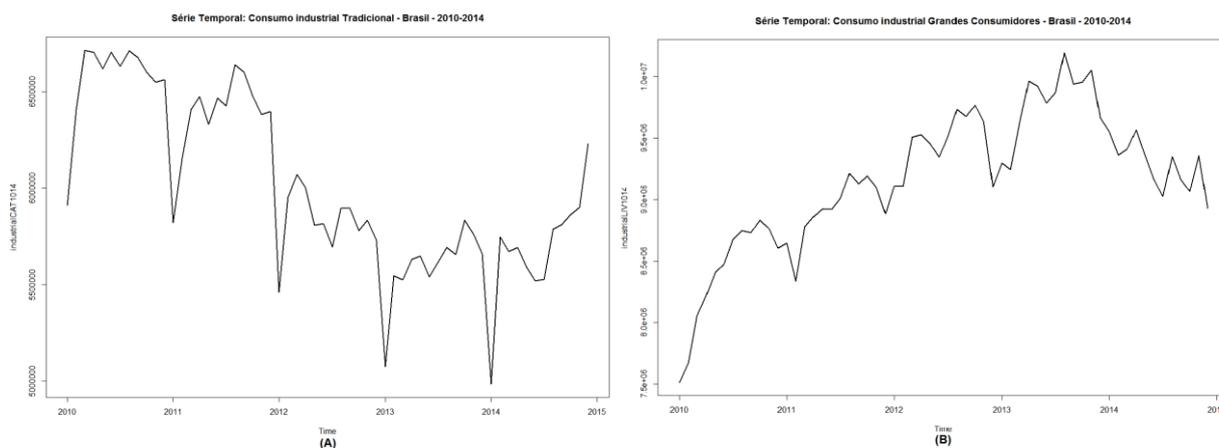
A projeção de consumo para a classe residencial, quando comparada a projeção da EPE gerou diferenças relativas inferiores a 1% nos primeiros quatro anos de previsão, chegando a 6% ao final do horizonte. O Erro Porcentual Médio Absoluto (MAPE – Mean Absolute Percentage Error), calculado a partir da Equação (7), foi de 2,65%.

A metodologia de projeção não faz distinção quando considera mudanças de comportamento frente à variações tarifárias de energia elétrica, questões de conservação de energia elétrica ou racionalização. Desta forma, e considerando a limitação das informações disponíveis referentes as variáveis utilizadas e as diferenças relativas encontrados, o modelo proposto se mostrou confiável para a projeção de consumo da classe residencial.

CLASSE INDUSTRIAL

A projeção do consumo industrial foi elaborada desagregando-se o consumo da classe em dois conjuntos: grandes consumidores e indústrias tradicionais. A cada um desses conjuntos foi dado um tratamento diferenciado. A Figura 18 apresenta as series históricas de consumo desagregadas da classe industrial.

Figura 18 - Séries de consumo industrial: (A) industrias tradicionais e (B) grandes consumidores



Fonte: O Autor, 2015

GRANDES CONSUMIDORES

A análise da série histórica de consumo da Figura 18, item (B), foi realizada no X-13ARIMA-SEATS, onde foram determinados, entre outros parâmetros, o modelo ARIMA utilizado no ajuste e seus parâmetros, os testes realizados e, principalmente, a possível presença de sazonalidade na série. Os resultados são evidenciados no Quadro 8.

Quadro 8 - Análise da série de consumo dos grandes consumidores industriais

SIGNIFICÂNCIA DOS PARÂMETROS						DIAGNÓSTICO DE SAZONALIDADE		
Coefficients:						qs	p-val	
	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)				
AR-Seasonal-12	0.70168	0.09173	7.649	2.02e-14 ***	qsori	40.03555	0.00000	
					qsorievadj	40.03555	0.00000	
					qsrsd	0.87654	0.64515	
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1						qssadj	0.00000	1.00000
						qssadjevadj	0.00000	1.00000
SEATS adj. ARIMA: (0 1 0)(1 0 0) obs.: 60 Transform: none						qsirr	0.00000	1.00000
AICC: 1584, BIC: 1588 QS (no seasonality in final): 0						qsirrevadj	0.00000	1.00000
Box-Ljung (no autocorr.): 24.42 shapiro (normality): 0.984								

Fonte: O Autor, 2015

A significância dos parâmetros do Quadro 8 mostra que foi utilizado o modelo SARIMA(0, 1, 1) \times (1, 0, 0)₁₂ e que houve não transformação logarítmica dos dados, indicando sazonalidade aditiva da série. O teste de autocorrelação residual Box-Ljung do modelo ARIMA não rejeitou hipótese de não correlação, assim como o teste de normalidade. A série não apresentou *outliers*.

O diagnóstico de sazonalidade do Quadro 8 forneceu que tanto para a série original, quanto para a série ajustada através do modelo ARIMA não há evidências de que as séries não sejam sazonais, visto que a hipótese nula do teste é de que não há sazonalidade e o p-val apresentou valores próximos a zero. Porém, não há evidências de que não há presença de sazonalidade na série gerada pelos resíduos.

A sazonalidade média da série de consumo dos grandes consumidores é apresentada na Tabela 2.

Tabela 2 - Coeficientes de sazonalidade (SIG) da série de consumo dos grandes consumidores

JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ
-210446	-314738	-22726,6	100093,3	63311,87	-28768,6	33339,96	234076,5	108222,1	130478,4	136727,7	-201617

Fonte: O Autor, 2015

O consumo dos grandes consumidores foi realizado pelo método da regressão simples, tendo o PIB como variável. A seguir, projetou-se o consumo dos consumidores das indústrias tradicionais.

INDÚSTRIAS TRADICIONAIS

A análise da série histórica de consumo das indústrias tradicionais, Figura 18, item (A), foi realizada no X-13ARIMA-SEATS, onde foram determinados, entre outros parâmetros, o modelo ARIMA utilizado no ajuste e seus parâmetros, os testes realizados e, principalmente, a possível presença de sazonalidade na série. Os resultados são evidenciados no Quadro 89.

Quadro 9 - Análise da série de consumo das industriais tradicionais

SIGNIFICÂNCIA DOS PARÂMETROS							DIAGNÓSTICO DE SAZONALIDADE			
Coefficients:							qs p-val			
	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)			qs	p-val		
							qsori	53.68856	0	
A02014.Dec	0.07219	0.01935	3.730	0.000191	***		qsorievadj	54.96604	0	
AR-Seasonal-12	-0.42205	0.14762	-2.859	0.004250	**		qsrsd	0.00000	1	
							qssadj	0.00000	1	
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1								qssadjevadj	0.00000	1
							qsirr	0.00000	1	
SEATS adj. ARIMA: (0 1 0)(1 1 0) Obs.: 60 Transform: log								qsirrevadj	0.00000	1
AICC: 1236, BIC: 1241 QS (no seasonality in final): 0										
Box-Ljung (no autocorr.): 21.9 shapiro (normality): 0.9727										

Fonte: O Autor, 2015

A significância dos parâmetros do Quadro 9 mostra que foi utilizado o modelo SARIMA(0, 1, 0) \times (1, 1, 0)₁₂ e que houve a transformação logarítmica dos dados, indicando sazonalidade multiplicativa da série. O teste de autocorrelação residual Box-Ljung do modelo ARIMA não rejeitou hipótese de não correlação, assim como o teste de normalidade. A série de consumo apresentou um *outlier* no mês de dezembro de 2014.

Neste mês, a retração no consumo de eletricidade da indústria foi de 5,5%. O consumo de energia pelo setor metalúrgico anotou recuo de 21,1%, onde a produção de laminadas caiu 13,4% e a produção de alumínio primário manteve-se em nível muito baixo. Outros setores que apresentaram retração foram: extrativo minerais não metálicos, 15,7%; automobilístico, 8,9%; têxtil, 11,2%; produção de metal (exceto máquinas e equipamentos), 9,6% e automobilístico, 8,9% (EPE, 2015c).

O diagnóstico de sazonalidade do Quadro 9 forneceu que tanto para a série original, quanto para a série ajustada através do modelo ARIMA não há evidências de que as séries não sejam sazonais.

A sazonalidade média encontrada na série de consumo das indústrias tradicionais é mostrada na Tabela 3.

Tabela 3 - Coeficientes de sazonalidade (SIT) da série de consumo das indústrias tradicionais

JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ
0,89	0,98	1,00	1,01	1,00	1,00	1,00	1,03	1,03	1,03	1,03	1,02

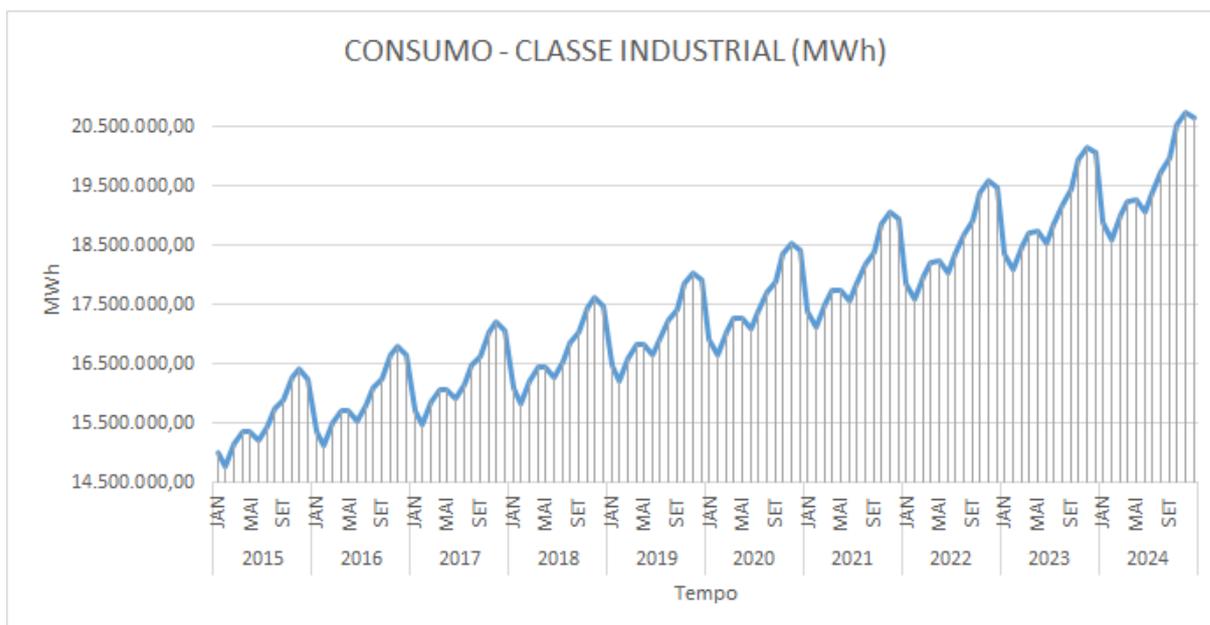
Fonte: O Autor, 2015

Para a projeção do consumo das indústrias tradicionais foi utilizada a projeção do PIB. Também, foi realizada com base na premissa de que esta parcela do consumo varia, ao longo do tempo, de acordo com o comportamento agregado da economia nacional, traduzindo-se essa relação através da elasticidade do consumo relativamente ao PIB.

O consumo das indústrias tradicionais foi projetado, então, a partir da elasticidade-renda em função do PIB, através do método de regressão simples.

O consumo industrial total, então, foi calculado pela soma do consumo dos grandes consumidores e do consumo das industriais tradicionais. O Quadro 17 apresenta os valores e a Figura 19 apresenta os gráficos dos consumos mensais da classe industrial para o horizonte 2015-2024.

Figura 19 - Projeção de consumo da classe industrial



Fonte: O Autor, 2015

O consumo anual da indústria, dado pela soma dos consumos de cada mês que o compõe, é mostrado no Quadro 10. Consta ainda no mesmo, um comparativo com o consumo projetado pela EPE.

A projeção de consumo para a classe industrial, quando comparada a projeção da EPE, gerou diferenças relativas da ordem de 6% nos primeiros anos de previsão, tendo essa diferença inferior a 1% ao final do horizonte, 2024. O MAPE calculado foi de 2,65%.

Quadro 10 - Projeção anual de consumo da classe industrial

ANO	MODELO PROPOSTO (MWh)	PDE 2024 (MWh)	DIFERENÇA RELATIVA (%)
2015	187027,36	176971	5,68
2016	191299,37	179574	6,53
2017	195733,72	184370	6,16
2018	200336,73	193359	3,61
2019	205114,94	200950	2,07
2020	210651,45	209463	0,57
2021	216418,07	216202	0,10
2022	222424,37	222822	0,18
2023	228680,31	230409	0,75
2024	235196,27	237287	0,88
MAPE (%)			2,65

Fonte: O Autor, 2015

A metodologia de projeção do consumo dos grandes consumidores foi diferente da realizada pela EPE, que considera as séries históricas e as perspectivas de evolução dos setores de alumínio, siderurgia, ferroligas, soda-cloro, papel e pastas, petroquímica, cimento, cobre e pelletização. Torna-se fundamental estabelecer premissas relativas à autoprodução clássica nesses setores, visto que a parcela a ser atendida pelo Sistema Elétrico, deverá ser calculada pela diferença entre o consumo total de energia elétrica desses consumidores e a respectiva parcela de autoprodução clássica.

Considerando que a projeção do consumo dos grandes consumidores, a partir do modelo proposto, foi realizada a partir do método de regressão simples, e que o critério de desagregação entre tradicionais e grandes consumidores realizado pela EPE não é o mesmo que o utilizado aqui, o modelo foi validado com o erro porcentual absoluto médio de 2,65%.

CLASSE COMERCIAL

A análise visual da série histórica de consumo da classe comercial, representada no item C da Figura 16, assim como a realizada na classe residencial, indica a presença da componente sazonal multiplicativa na série, visto que há um comportamento decrescente nas primeiras metades dos anos, alternando para um comportamento crescente nas segundas metades dos anos.

Estatisticamente, a série foi analisada através do *software* X-13ARIMA-SEATS, sendo seus resultados apresentados no Quadro 11.

Quadro 11 - Análise da série de consumo comercial

SIGNIFICÂNCIA DOS PARÂMETROS					DIAGNÓSTICO DE SAZONALIDADE		
	Coefficients:					qs	p-val
	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)			
Constant	0.063475	0.002991	21.224	< 2e-16 ***	qsori	28.62173	0
A02014.Feb	0.082194	0.016619	4.946	7.59e-07 ***	qsorievadj	45.44724	0
AR-Nonseasonal-01	0.353558	0.135888	2.602	0.00927 **	qsrsd	0.00000	1
AR-Seasonal-12	-0.403664	0.134028	-3.012	0.00260 **	qssadj	0.00000	1
					qssadjevadj	0.00000	1
					qsirr	0.00000	1
signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1					qsirrevadj	0.00000	1
SEATS adj. ARIMA: (1 0 0)(1 1 0) obs.: 60 Transform: log							
AICC: 1272, BIC: 1280 QS (no seasonality in final): 0							
Box-Ljung (no autocorr.): 23.12 Shapiro (normality): 0.9527 .							

Fonte: O Autor, 2015

A significância dos parâmetros do Quadro 11 mostra que foi utilizado o modelo SARIMA(0,1,1) \times (0,1,1)₁₂ e que houve a transformação logarítmica dos dados, indicando sazonalidade multiplicativa da série. O teste de autocorrelação residual Box-Ljung do modelo ARIMA não rejeitou hipótese de não correlação, assim como o teste de normalidade. Assim como para o consumo residencial, a análise da série apresentou um *outlier* no mês de fevereiro de 2014, mês em que, devido ao forte calor e intensificação do uso de condicionadores de ar, além de um número maior de dias úteis em comparação a outros anos, apresentou um aumento de 16,6% no consumo comercial em relação ao ano anterior (EPE, 2014).

O diagnóstico de sazonalidade do Quadro 11 forneceu que tanto para a série original, quanto para a série ajustada através do modelo ARIMA não há evidências de que as séries não sejam sazonais, visto que a hipótese nula do teste é de que não há sazonalidade e o p-val apresentou valores nulos.

A sazonalidade média encontrada na série de consumo da classe comercial é mostrada na Tabela 4.

Tabela 4 - Coeficientes de sazonalidade (SC) da série de consumo comercial

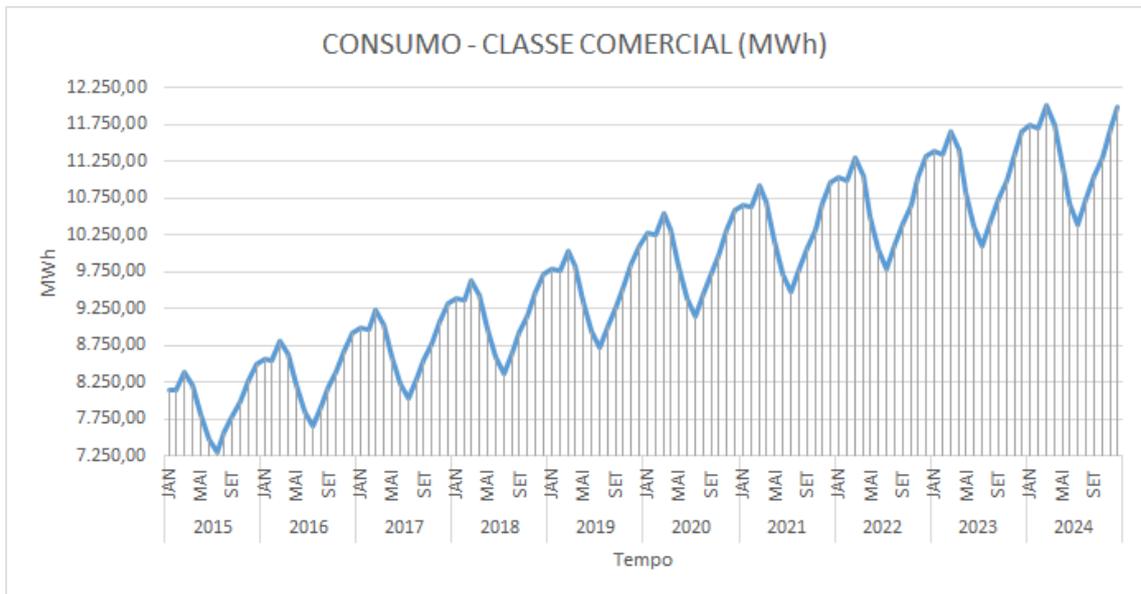
JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ
1,05	1,04	1,07	1,04	0,99	0,94	0,91	0,94	0,97	0,99	1,02	1,04

Fonte: O Autor, 2015

Para a projeção de consumo da classe comercial, são utilizadas as projeções do PIB e da população já definidas. A partir do histórico do consumo da classe comercial e da renda per capita, projetou-se a curva elasticidade-renda, em função da variação da renda per capita, como uma função polinomial de ordem 6.

A partir do método de regressão simples na projeção do consumo por consumidor per capita em função da população, foram determinados os consumos mensais da classe comercial para o horizonte 2015-2024, estes apresentados no Quadro 18 e mostrados na Figura 20.

Figura 20 - Projeção de consumo da classe comercial



Fonte: O Autor, 2015

O consumo anual da comercial, dado pela soma dos consumos de cada mês que o compõe, é mostrado no Quadro 12. Consta ainda no mesmo, um comparativo com o consumo projetado pela EPE.

Quadro 12 - Projeção de consumo da classe comercial

ANO	MODELO PROPOSTO (GWh)	PDE 2024 (GWh)	DIFERENÇA RELATIVA (%)
2015	95663,49	95302	0,38
2016	100463,56	100621	0,16
2017	105166,27	106238	1,01
2018	109765,07	112184	2,16
2019	114253,61	117954	3,14
2020	119892,63	123903	3,24
2021	124187,84	130022	4,49
2022	128353,63	136304	5,83
2023	132384,44	142738	7,25
2024	136274,92	149452	8,82
MAPE (%)			3,65

Fonte: O Autor, 2015

A projeção de consumo para a classe comercial, quando comparada a projeção da EPE gerou diferenças relativas da ordem de 3% nos primeiros cinco anos de previsão, chegando a diferenças relativas da ordem de 8% ao final do horizonte. O MAPE calculado foi de 3,65%.

O incremento de demanda associado a programas especiais de incentivos, seja de origem governamental (universalização, p.ex.), seja estimulado por setores comerciais e industriais (implantação de shopping centers, p.ex.) em geral não se enquadram no consumo tradicional e deveria ser estimado de forma individualizada. Deste modo, esta demanda seria projetada por analogia com outros estabelecimentos (centros comerciais, p.ex.) do mesmo ramo de atividade e posteriormente agregado à projeção global do segmento tradicional (Castelo Branco, 2003).

A projeção gerada através da metodologia proposta não faz esta distinção entre grandes consumidores e consumidores tradicionais. Desta forma, e considerando a limitação das informações disponíveis referentes as variáveis utilizadas e as diferenças relativas encontradas, o modelo proposto se mostrou confiável para a projeção de consumo da classe comercial.

OUTRAS CLASSES

A análise visual da série histórica do consumo das outras classes, representada no item D da Figura 16, indica a presença da componente sazonal multiplicativa na série. A série apresenta um comportamento crescente de janeiro à março e de julho à setembro, e decrescente nos segundo trimestre.

Estatisticamente, a série foi analisada através do *software* X-13ARIMA-SEATS, sendo seus resultados apresentados no Quadro 13.

Quadro 13 - Análise da série de consumo das outras classes

SIGNIFICÂNCIA DOS PARÂMETROS						DIAGNÓSTICO DE SAZONALIDADE		
Coefficients:						qs	p-val	
	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)				
Constant	15.51771	0.07242	214.280	< 2e-16 ***	qsori	10.23636	0.00599	
AR-Nonseasonal-01	0.51650	0.62390	0.828	0.407753	qsrsd	0.00000	1.00000	
AR-Nonseasonal-02	0.40598	0.59886	0.678	0.497824	qssadj	0.00000	1.00000	
AR-Seasonal-12	0.47124	0.13523	3.485	0.000493 ***	qssadjevadj	0.00000	1.00000	
MA-Nonseasonal-01	-0.50488	0.60662	-0.832	0.405244	qsirr	0.00000	1.00000	
					qsirrevadj	0.00000	1.00000	
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1						qssrsd	0.00000	1.00000
SEATS adj. ARIMA: (2 0 1)(1 0 0) obs.: 60 Transform: log								
AICC: 1592, BIC: 1603 QS (no seasonality in final): 0								
Box-Ljung (no autocorr.): 23.84 shapiro (normality): 0.9863								

Fonte: O Autor, 2015

A significância dos parâmetros do Quadro 13 mostra que foi utilizado o modelo SARIMA(2,0,1)x(1,0,0)₁₂ e que houve a transformação logarítmica dos dados, indicando sazonalidade multiplicativa da série. O teste de autocorrelação residual Box-Ljung do modelo ARIMA não rejeitou hipótese de não correlação, assim como o teste de normalidade.

O diagnóstico de sazonalidade do Quadro 13 forneceu que tanto para a série original, quanto para a série ajustada através do modelo ARIMA não há evidências de que as séries não sejam sazonais. A sazonalidade média encontrada na série de consumo das outras classes é mostrada na Tabela 5.

Tabela 5 - Coeficientes de sazonalidade (SO) da série das outras classes

JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ
1,01	1,01	1,02	1,00	0,99	0,97	0,97	0,99	1,02	1,02	1,00	1,00

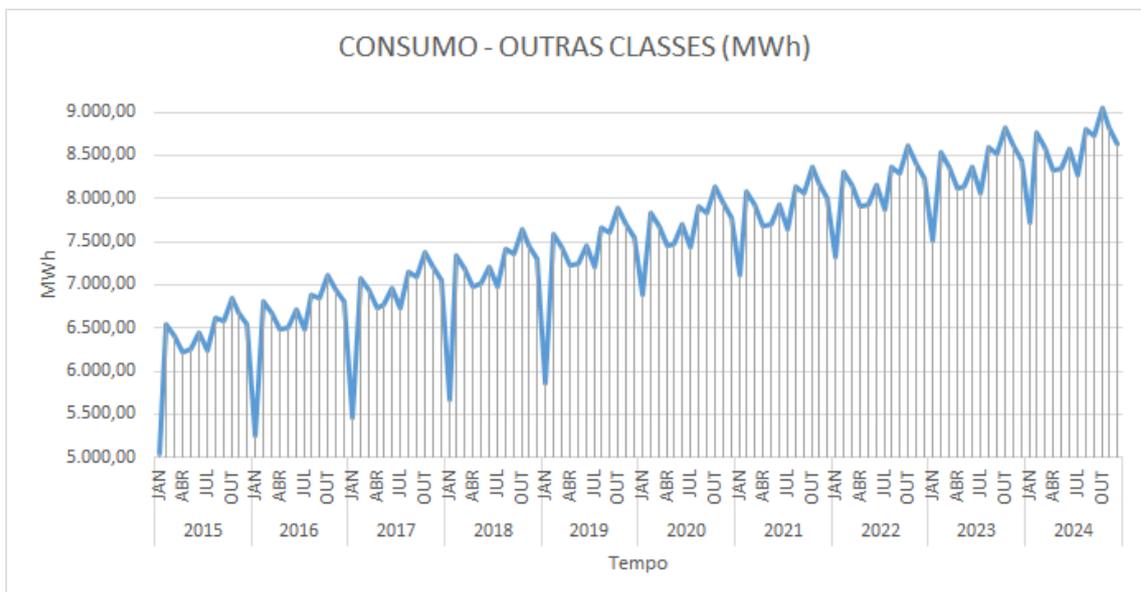
Fonte: O Autor, 2015

Para a projeção de consumo das outras classes são utilizadas as projeções do PIB e da população, já definidas. É uma projeção com metodologia idêntica à utilizada para o consumo comercial e, assim como a mesma, apresenta correlação com a classe residencial.

A partir do histórico do consumo das outras classes e da renda per capita, projetou-se a curva elasticidade-renda, em função da variação da renda per capita, como uma função polinomial de ordem 6.

A partir do método de regressão simples na projeção do consumo por consumidor per capita em função da população, foram determinados os consumos mensais da classe comercial para o horizonte 2015-2024, estes apresentados no Quadro 19 e ilustrados na Figura 21.

Figura 21 - Projeção de consumo das outras classes



Fonte: O Autor, 2015

O consumo anual das outras classes, dado pela soma dos consumos de cada mês que o compõe, é mostrado no Quadro 14. Consta ainda no mesmo, um comparativo com o consumo projetado pela EPE.

Quadro 14 - Projeção de consumo anual das outras classes

ANO	MODELO PROPOSTO (GWh)	PDE 2024 (GWh)	DIFERENÇA RELATIVA (%)
2015	76407,08	76311	0,13
2016	79515,64	79084	0,55
2017	82557,16	82134	0,52
2018	85527,66	85068	0,54
2019	88423,27	88137	0,32
2020	92079,11	91467	0,67
2021	94840,26	94918	0,08
2022	97514,94	98493	0,99
2023	100099,77	102194	2,05
2024	102591,51	106089	3,30
MAPE (%)			0,91

Fonte: O Autor, 2015

A projeção de consumo das outras classes, quando comparada a projeção da EPE gerou diferenças relativas inferiores a 1% até 2022, chegando a diferenças relativas da ordem de 3% ao final do horizonte, em 2024.

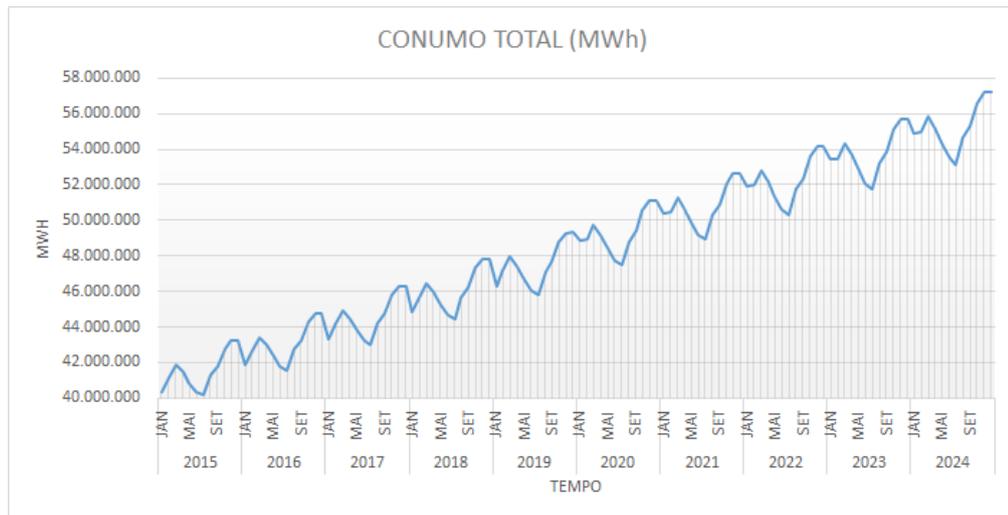
Entre os consumidores enquadrados entre as outras classes, se encontram muitos que possuem um consumo elevado de energia, podendo neste caso, para uma projeção mais acurada, ser necessária uma desagregação por níveis de consumo e tensão. Se encaixam neste caso, as classe de irrigação e de serviços públicos.

Contudo, e considerando a dificuldade de obtenção de dados mais consistentes de projeção das variáveis de interesse, a projeção encontrou um MAPE de 0,91%. A projeção para as outras classes de consumo, então, pode ser considerada como compatível com a realizada pela EPE e apresentada em EPE (2015a, 2015b).

CONSUMO TOTAL

A projeção do consumo total na rede é resultado da soma dos consumos de cada classe. Os valores dos consumos mensais são mostrados no Quadro 20, enquanto que o gráfico é apresentado na Figura 22.

Figura 22 - Projeção de consumo total



Fonte: O Autor, 2015

O consumo anual é mostrado no Quadro 15, fazendo ainda um comparativo com a projeção do PDE 2014 (PDE, 2015).

Quadro 15 - Projeção de consumo anual total

ANO	MODELO PROPOSTO (GWh)	PDE 2024 (GWh)	DIFERENÇA RELATIVA (%)
2015	498.433,12	487.456	2,25
2016	516.412,36	504.368	2,39
2017	534.269,05	524.134	1,93
2018	551.991,35	548.427	0,65
2019	569.568,24	571.529	0,34
2020	591.455,57	596.173	0,79
2021	609.455,74	619.523	1,63
2022	627.321,93	643.231	2,47
2023	645.048,70	668.370	3,49
2024	662.631,60	693.469	4,45
MAPE (%)			2,04

Fonte: O Autor, 2015

Como visto anteriormente, individualmente para cada classe de consumo, a projeção de consumo a partir do modelo proposto foi compatível com a do PDE 2024, apresentando um MAPE de 2,04%.

6 CONCLUSÕES

Neste projeto de diplomação foram verificados os planejamentos da operação e da expansão do sistema elétrico brasileiro, evidenciando sua complexidade e a necessidade do maior número de informações possíveis para o planejamento mais adequado de todos os agentes envolvidos e seus objetivos.

Foram revisados os métodos quantitativos de previsão de demanda, com enfoque nas séries temporais. Entre os mesmos, foi destacado o modelo de Box-Jenkins, utilizado na análise das séries temporais de consumo para a determinação dos coeficientes de sazonalidade.

A metodologia de projeção utilizada pela EPE foi estudada e apresentada. Essa metodologia de projeção é desagregada por classes de consumo e utiliza como principais variáveis as premissas macroeconômicas, demográficas, setoriais e de efficientização, sendo a principal referência para os agentes do setor elétrico, fornecendo projeções de consumo em base anual.

Visando aprimorar a projeção e fornecer mais recursos de análise para os investidores em geração, foi desenvolvida uma nova metodologia de projeção de demanda, que permite fornecer dados discretizados mensalmente.

Além das premissas básicas, variáveis econômicas e demográficas, o modelo proposto considerou a sazonalidade histórica das séries de consumo, de forma a captar movimentos que se repetem todos os anos e dar mais credibilidade à projeção.

O modelo foi aplicado para projetar o consumo nacional para o horizonte 2015-2024, considerando a série histórica 2010-2014. Foram encontrados erros percentuais absolutos médios para as classes residencial, industrial, comercial e outras classes de, respectivamente, 2,15%, 2,65%, 3,65% e 0,91% para o horizonte proposto.

Considerando os baixos erros encontrados, a dificuldade de obtenção de dados confiáveis e coerentes, e a não consideração de fatores como efficientização de energia, conscientização do consumidor e premissas setoriais, o modelo se mostrou confiável para os objetivos propostos.

REFERÊNCIAS

ALMEIDA FILHO, J. A. A. DE. **Introdução à análise de previsão de demanda de energia elétrica utilizada pela empresa de pesquisa energética**. 2010. Trabalho de Conclusão (Graduação) – Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2010.

ARCHER, B. **Forecasting Demand: Quantitative and Intuitive Techniques**. *International Journal of Tourism Management*. v.1, n.1, p. 5-12, 1980

ARMSTRONG, J. S; ALBERT, K. **The Strategic Management Handbook: Strategic Planning and Forecasting Fundamentals**. New York: MacGraw Hill, 1983.

BOX, G.P.; JENKINS, G.M.; REINSEL, G.C. **Time Series Analysis: Forecasting and Control**. 3ª ed. New Jersey: Prentice-Hall, 1994.

CARMONA, D; et al. **“Electric Energy Demand Forecasting With Neural Networks”**, IEEE 2002 28th Annual Conference of the Industrial Electronics Society, vol. 3, pp. 1860-1865, 2002.

CARVALHO, R. N, F. **Contribuições para a Determinação de uma Estratégia de Expansão da Geração de um Sistema Hidrotérmico**. 2010. Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2010.

CASTELO BRANCO, A. C. G. O. **Projeção de Demanda de Energia Elétrica. Dissertação (Mestrado em Regulação da Indústria de Energia)**. 2003. Dissertação (Mestrado) - Universidade de Salvador. Programa de Pós-Graduação em Engenharia, Salvador, 2003.

CORRÊA, Henrique L.; CORRÊA, Carlos A. **Administração de Produção e de Operações. Manufatura e serviços: uma abordagem estratégica**. São Paulo: Atlas, 2012.

DAGUM, E. B. **The X11-ARIMA Seasonal Adjustment Method**. Statistics Canada, Ottawa, 1980

DICKEY, D. A., & FULLER, W. A. **Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series With a Unit Root**. *Journal of the American Statistical Association*, 74. 1979

Eletrobrás – **Centrais Elétricas Brasileiras SA. Metodologia de Projeção de Mercado.** Rio de Janeiro, 2007. 24p. Disponível em: < <http://eletrobras.com>>. Acesso em: 23 set 2015.

EPE - Empresa de Pesquisa Energética. Consumo de Eletricidade cresce 8,6% em Fevereiro. **Resenha Mensal do Mercado de Energia Elétrica.** Rio de Janeiro, v. VII, n.78, p1-4, Mar. 2014.

EPE - Empresa de Pesquisa Energética. **Relatório Analítico: Projeções do mercado de energia elétrica.** Brasília, 2005. 178p. Disponível em: < http://www.epe.gov.br/mercado/Documents/Mercado_1/RelatorioAnalitico.pdf>. Acesso em: 03 nov. 2015.

EPE - Empresa de Pesquisa Energética. **Projeção de Demanda de Energia Elétrica.** Rio de Janeiro, 2015a. 90 p. Disponível em: < <http://www.epe.gov.br/mercado/Documents/DEA%2003-2015-%20Proje%C3%A7%C3%B5es%20da%20Demanda%20de%20Energia%20El%C3%A9trica%202015-2024.pdf>>. Acesso em: 15 out. 2015

EPE - Empresa de Pesquisa Energética. **Plano Decenal de Expansão de Energia 2024.** Brasília, 2015b. 466p Disponível em: <<http://www.epe.gov.br/Estudos/Documents/PDE%202024.pdf>>. Acesso em: 13 set. 2015

EPE - Empresa de Pesquisa Energética. Consumo de Energia cresceu 2,2% em 2014. **Resenha Mensal do Mercado de Energia Elétrica.** Rio de Janeiro, v. VIII, n.88, p1-4, Jan. 2015c

EUROPEAN COMMISSION GRANT. **Seasonal Adjustment Methods and Pratices.** 2007

FIGUEIREDO, C. J. **Previsão de Séries Temporais Utilizando a Metodologia Box & Jenkins e Redes Neurais para Inicialização de Planejamento e Controle de Produção,** 2008. Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal do Paraná. Programa de Pós Graduação em Métodos Numéricos em Engenharia, Curitiba, 2008.

FINDLEY, & HOOD. **New Capabilities and Methods of the X-12-ARIMA Seasonal Adjustment Program.** Journal of Business and Economic Statistics, 16. 1998

FINDLEY, MONSELL, BELL, OTTO, & CHEN. **New Capabilities and Methods of the X-12-ARIMA Seasonal Adjustment Program.** Journal of Business and Economic. 1998

FORTUNATO, L. A; et al. **Introdução ao planejamento da expansão e operação de sistemas de produção de energia elétrica.** Niterói: EdUFF – Editora da Universidade Fluminense/Eletróbrás, 1990.

FRIEDMAN, M. **The Use of Ranks to Avoid the Assumption of Normality Implicit in the Analysis of Variance.** Journal of the American Statistical Association, 32. 1937.

FUNDAÇÃO GETÚLIO VARGAS. Núcleo de Métodos Estatísticos e Computacionais. **Métodos de ajuste sazonal para séries de Business Tendency:** um estudo de caso para a Sondagem da Indústria utilizando o método X13-ARIMASEATS. Rio de Janeiro, 2015. Disponível em: <
<http://portalibre.fgv.br/main.jsp?lumPagelId=402880811D8E34B9011D9CCBFDD1784C&contentId=8A7C82C54ADE6252014B4A982E0662F6>>. Acesso em: 14 nov. 2015.

GAITHER, N.; FRAZIER, G. **Administração da produção e operações.** 8ª ed. São Paulo: Pioneira, 2005

GÓMEZ, V., & MARAVALL, A. **Programs TRAMO and SEATS:** Instructions for the User. Working, 1997.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **PNAD - Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílio:** Síntese de Indicadores 2014. Rio de Janeiro, 2015. Disponível em: <
<http://www.ibge.gov.br/home/presidencia/noticias/imprensa/ppts/00000024052411102015241013178959.pdf>>. Acesso em: 14 nov. 2015.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **PNAD - Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílio:** Síntese de Indicadores 2013. Rio de Janeiro, 2014. Disponível em: <
<http://www.ibge.gov.br/home/presidencia/noticias/imprensa/ppts/00000018851209112014124618639859.pdf>>. Acesso em: 17 out. 2015.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATISTICA. **PNAD - Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílio**: Síntese de Indicadores 2012. Rio de Janeiro, 2013. Disponível em: <http://prattein.com.br/home/images/stories/230813/Gestao_Publica/pnad_sintese_2012.pdf>. Acesso em: 17 out. 2015.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATISTICA. **PNAD - Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílio**: Síntese de Indicadores 2011. Rio de Janeiro, 2012. Disponível em: <<http://www.ibge.gov.br/home/presidencia/noticias/imprensa/ppts/00000010135709212012572220530659.pdf>>. Acesso em: 17 out. 2015.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATISTICA. **Censo Demográfico 2010**: Características da População e dos domicílios. Rio de Janeiro, 2011. Disponível em: < <http://www.brasileirosnomundo.itamaraty.gov.br/a-comunidade/estimativas-populacionais-das-comunidades/estimativas-do-ibge/censo-demografico-ibge-2010.pdf>>. Acesso em: 18 out. 2015.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATISTICA. **Projeção da População das Unidades da Federação por sexo e idade: 2000-2030**. Disponível em: < <http://www.brasileirosnomundo.itamaraty.gov.br/a-comunidade/estimativas-populacionais-das-comunidades/estimativas-do-ibge/censo-demografico-ibge-2010.pdf>>. Acesso em: 10 set. 2015.

LIMA, W. S. **Previsão de carga no período de demanda de ponta utilizando redes neurais artificiais**. 1996. Dissertação (Mestrado) – Universidade de Campinas, Campinas, 1996.

LAUTENSCHLEGER, A. H. **Projeção de Demanda de Energia Elétrica da Classe Residencial Considerando a Inserção de Micro e Minigeração Fotovoltaica**, 2013. Trabalho de Conclusão (Graduação) - Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2013.

MAKRIDAKIS, S.; WHEELWRIGHT, S.; HYNDMAN, R. **Forecasting: Methods and Applications**. 3. ed., New York: John Wiley & Sons, 1998.

MCSHARRY, P.E.; BOUWMAN, S.; BLOEMHOF, G., **Probabilistic Forecast of the Magnitude and Timing of Peak Electricity Demand**. IEEE, 2005.

MENTZER, J. T.; COX, Jr. J. E. **Familiarity, Application, and Performance of Sales Forecasting Techniques**. Journal of Forecasting. v. 3, n.1, p. 27-36, 1984.

MENTZER, J. T.; GOMES, R. **Evaluating a Decision Support Forecasting System. Industrial Marketing Management**. v. 18, n. 4, p. 313 -323, 1989.

MME – Ministério de Minas e Energia. Resolução CNPE nº1, de 18/11/2004. Define o critério geral de garantia de suprimento aplicável aos estudos de expansão da oferta e do planejamento da operação do sistema elétrico interligado, bem como ao cálculo das garantias físicas de energia e potência de um empreendimento de geração de energia elétrica. **Ministério de Minas e Energia – Consultoria Jurídica**, Brasília, DF, 18/11/2004. Disponível em: <
<http://www.mme.gov.br/documents/10584/1139145/Resolucao01.pdf/fe3dbb77-16cc-4ba6-b4de-37d1e0e3a93e>>. Acesso em: 15 nov. 2015.

MME – Ministério de Minas e Energia. Resolução CNPE nº9, de 28/7/2008. Define o critério de cálculo das garantias físicas de energia e potência de novos empreendimentos de geração e do planejamento da expansão da oferta de energia elétrica. **Ministério de Minas e Energia – Gabinete do Ministro**, Brasília, DF, 28/07/2008. Disponível em: <
http://www.mme.gov.br/documents/10584/1139153/RES_9_CRITERIO_GF.pdf/ff9969d4-9f49-4e27-aa67-decfaae9f723>. Acesso em: 15 nov. 2015.

MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. **Modelos para previsões de séries temporais**. Rio de Janeiro, IMPA, 1981.

MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. **Previsão de séries temporais**. São Paulo, Atual, 1985.

MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. **Séries temporais**. São Paulo, Atual, 1986.

MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. **Análise de Séries Temporais**. 2ª ed. São Paulo: Egard Blucher, 2006

PEINADO, J.; GRAEML, A. R. **Administração da produção: operações industriais e de serviços**. Curitiba: UnicenP, 2007.

SCHUCH, G. B. **Previsão de Demanda de Energia Elétrica Usando a Metodologia de Box-Jenkins**. 1988. Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal de Santa Maria. Curso de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Santa Maria, 1988.

SCHUCH, G. B. **Um Modelo para Estudos da Demanda de Energia Elétrica em Ambiente Competitivo**. Tese (Doutorado) - Universidade Federal de Santa Catarina. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Florianópolis, 2000.

SHISKIN, YOUNG AND MUSGRAVE. **The X-11 variant of the Census Method II seasonal adjustment program**. Technical Paper No. 15, U.S. Department of Commerce, U. S. Census Bureau, 1967

SILVA, E. L da. **Formação de Preços em Mercados de Energia Elétrica**. Porto Alegre: Sagra Luzzatto, 2012.

TOLMASQUIM, M. T. **Novo modelo do setor elétrico brasileiro**. Rio de Janeiro: Synergia, 2011.

TOLMASQUIM, M. T. **Novo modelo do setor elétrico brasileiro**. 2ª ed. Rio de Janeiro: Synergia, 2015.

U.S. BUREAU OF THE CENSUS. **X-13ARIMA-SEATS** Reference Manual Accessible HTML Output Version. 2015

WOOLDRIDGE, J. M. **Introdução à econometria: uma abordagem moderna**. São Paulo: Pioneira Thomson Learning, 2010.

APÊNDICE – PROJEÇÃO MENSAL DO CONSUMO NACIONAL 2015-2024

Apresentam-se a seguir as projeções do consumo nacional mensal, desagregado por classes de consumo, para o horizonte 2015-2024, realizadas a partir do modelo proposto.

Quadro 16 - Projeção do consumo residencial (MWh)

	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024
JAN	12.147.886	12.667.946	13.177.609	13.676.189	14.163.021	14.793.786	15.260.144	15.712.747	16.151.009	16.574.367
FEV	11.656.349	12.152.776	12.639.204	13.114.982	13.579.477	14.181.933	14.626.741	15.058.352	15.476.205	15.879.767
MAR	11.913.340	12.418.078	12.912.579	13.396.179	13.868.234	14.481.142	14.933.038	15.371.444	15.795.795	16.205.544
ABR	11.635.670	12.126.089	12.606.491	13.076.230	13.534.683	14.130.560	14.569.284	14.994.833	15.406.657	15.804.229
MAI	11.402.322	11.880.419	12.348.680	12.806.476	13.253.204	13.834.457	14.261.815	14.676.260	15.077.260	15.464.300
JUN	11.183.418	11.649.911	12.106.739	12.553.291	12.988.975	13.556.464	13.973.113	14.377.098	14.767.899	15.145.017
JUL	11.157.910	11.620.935	12.074.300	12.517.398	12.949.641	13.513.254	13.926.471	14.327.052	14.714.485	15.088.270
AGO	11.356.316	11.825.143	12.284.119	12.732.633	13.170.089	13.741.112	14.159.166	14.564.362	14.956.177	15.334.111
SET	11.502.769	11.975.194	12.437.625	12.889.443	13.330.051	13.905.809	14.326.729	14.734.624	15.128.970	15.509.264
OUT	11.662.057	12.138.558	12.604.909	13.060.485	13.504.686	14.085.770	14.509.973	14.920.971	15.318.238	15.701.265
NOV	11.833.108	12.314.111	12.784.797	13.244.538	13.692.724	14.279.661	14.707.520	15.121.983	15.522.515	15.908.607
DEZ	11.884.040	12.364.631	12.834.843	13.294.047	13.741.640	14.328.438	14.755.577	15.169.261	15.568.963	15.954.168

Quadro 17 - Projeção do consumo industrial (MWh)

	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024
JAN	15.025.238	15.368.550	15.724.916	16.094.843	16.478.857	16.923.576	17.386.778	17.869.234	18.371.742	18.895.137
FEV	14.791.760	15.130.162	15.481.427	15.846.054	16.224.564	16.663.038	17.119.737	17.595.417	18.090.869	18.606.913
MAR	15.163.863	15.504.791	15.858.664	16.225.983	16.607.270	17.049.474	17.510.056	17.989.779	18.489.440	19.009.866
ABR	15.374.717	15.718.834	16.076.014	16.446.764	16.831.610	17.278.026	17.742.994	18.227.287	18.731.706	19.257.089
MAI	15.379.733	15.724.805	16.082.956	16.454.693	16.840.542	17.288.806	17.755.696	18.241.988	18.748.487	19.276.034
JUN	15.211.862	15.554.736	15.910.626	16.280.038	16.663.494	17.108.281	17.571.552	18.054.077	18.556.655	19.080.120
JUL	15.461.104	15.809.465	16.171.001	16.546.222	16.935.657	17.389.045	17.861.269	18.353.113	18.865.392	19.398.955
AGO	15.757.819	16.111.029	16.477.642	16.858.178	17.253.177	17.711.531	18.188.933	18.686.176	19.204.082	19.743.512
SET	15.894.995	16.259.257	16.637.387	17.029.922	17.437.423	17.908.779	18.399.728	18.911.084	19.443.697	19.998.450
OUT	16.278.928	16.656.062	17.047.535	17.453.901	17.875.741	18.364.339	18.873.244	19.403.302	19.955.391	20.530.427
NOV	16.426.366	16.809.861	17.207.973	17.621.272	18.050.348	18.546.041	19.062.341	19.600.105	20.160.225	20.743.631
DEZ	16.260.977	16.651.816	17.057.584	17.478.860	17.916.252	18.420.515	18.945.745	19.492.813	20.062.628	20.656.135

Quadro 18 - Projeção do consumo comercial (MWh)

	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024
JAN	8.156.848	8.579.473	8.993.866	9.399.447	9.795.652	10.290.679	10.670.535	11.039.324	11.396.548	11.741.732
FEV	8.139.554	8.558.796	8.969.810	9.372.021	9.764.872	10.256.199	10.632.708	10.998.181	11.352.123	11.694.066
MAR	8.383.087	8.812.332	9.233.089	9.644.770	10.046.805	10.550.125	10.935.305	11.309.123	11.671.077	12.020.685
ABR	8.216.786	8.635.044	9.044.971	9.445.992	9.837.555	10.328.258	10.703.275	11.067.159	11.419.426	11.759.606
MAI	7.819.378	8.215.075	8.602.830	8.982.102	9.352.368	9.816.855	10.171.352	10.515.262	10.848.125	11.169.499
JUN	7.492.130	7.869.049	8.238.347	8.599.510	8.952.041	9.394.726	9.732.124	10.059.384	10.376.067	10.681.755
JUL	7.303.808	7.669.108	8.026.968	8.376.890	8.718.392	9.147.667	9.474.395	9.791.245	10.097.795	10.393.635
AGO	7.561.105	7.937.071	8.305.323	8.665.351	9.016.656	9.458.709	9.794.699	10.120.470	10.435.584	10.739.626
SET	7.796.262	8.181.666	8.559.107	8.928.059	9.288.014	9.741.416	10.085.556	10.419.165	10.741.796	11.053.022
OUT	7.995.936	8.388.918	8.773.722	9.149.810	9.516.667	9.979.240	10.329.855	10.669.673	10.998.244	11.315.129
NOV	8.288.229	8.693.218	9.089.717	9.477.176	9.855.060	10.332.032	10.693.058	11.042.900	11.381.091	11.707.184
DEZ	8.510.369	8.923.809	9.328.520	9.723.939	10.109.524	10.596.722	10.964.972	11.321.744	11.666.565	11.998.976

Quadro 19 - Projeção do consumo das outras classes (MWh)

	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024
JAN	5.036.239	5.248.887	5.457.256	5.661.073	5.860.066	6.892.813	7.107.773	7.316.379	7.518.369	7.713.485
FEV	6.539.993	6.812.345	7.078.992	7.339.585	7.593.784	7.841.261	8.081.695	8.314.787	8.540.236	8.757.763
MAR	6.412.535	6.679.104	6.940.123	7.195.249	7.444.146	7.686.493	7.921.975	8.150.293	8.371.154	8.584.282
ABR	6.227.323	6.484.448	6.736.154	6.982.108	7.221.988	7.455.485	7.682.298	7.902.138	8.114.727	8.319.798
MAI	6.253.378	6.510.599	6.762.388	7.008.411	7.248.348	7.481.886	7.708.726	7.928.578	8.141.162	8.346.211
JUN	6.441.394	6.704.729	6.962.441	7.214.189	7.459.647	7.698.495	7.930.428	8.155.149	8.372.373	8.581.828
JUL	6.233.548	6.484.631	6.730.125	6.969.709	7.203.075	7.429.931	7.649.987	7.862.968	8.068.611	8.266.653
AGO	6.624.337	6.892.103	7.154.052	7.409.842	7.659.139	7.901.621	8.136.977	8.364.911	8.585.130	8.797.362
SET	6.576.776	6.840.861	7.099.143	7.351.285	7.596.961	7.835.852	8.067.657	8.292.079	8.508.837	8.717.659
OUT	6.839.754	7.112.009	7.378.160	7.637.860	7.890.775	8.136.584	8.374.973	8.605.640	8.828.302	9.042.676
NOV	6.676.502	6.941.847	7.201.282	7.454.470	7.701.081	7.940.799	8.173.318	8.398.346	8.615.596	8.824.800
DEZ	6.545.306	6.804.075	7.057.044	7.303.879	7.544.263	7.777.887	8.004.451	8.223.672	8.435.274	8.638.991

Quadro 20 - Projeção do consumo total (MWh)

	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024
JAN	40.366.210	41.864.856	43.353.647	44.831.553	46.297.596	48.900.854	50.425.231	51.937.684	53.437.667	54.924.720
FEV	41.127.657	42.654.079	44.169.434	45.672.642	47.162.696	48.942.430	50.460.882	51.966.737	53.459.433	54.938.508
MAR	41.872.825	43.414.306	44.944.455	46.462.181	47.966.455	49.767.235	51.300.374	52.820.639	54.327.466	55.820.378
ABR	41.454.496	42.964.416	44.463.630	45.951.094	47.425.835	49.192.328	50.697.851	52.191.417	53.672.516	55.140.722
MAI	40.854.810	42.330.898	43.796.854	45.251.683	46.694.462	48.422.004	49.897.589	51.362.088	52.815.034	54.256.043
JUN	40.328.804	41.778.425	43.218.153	44.647.028	46.064.157	47.757.967	49.207.217	50.645.708	52.072.994	53.488.720
JUL	40.156.370	41.584.139	43.002.394	44.410.219	45.806.766	47.479.897	48.912.122	50.334.378	51.746.282	53.147.513
AGO	41.299.576	42.765.345	44.221.137	45.666.004	47.099.061	48.812.972	50.279.776	51.735.918	53.180.974	54.614.612
SET	41.770.801	43.256.979	44.733.262	46.198.709	47.652.449	49.391.856	50.879.670	52.356.952	53.823.300	55.278.395
OUT	42.776.674	44.295.547	45.804.324	47.302.056	48.787.869	50.565.933	52.088.045	53.599.586	55.100.175	56.589.497
NOV	43.224.205	44.759.038	46.283.770	47.797.456	49.299.213	51.098.532	52.636.238	54.163.333	55.679.426	57.184.222
DEZ	43.200.693	44.744.331	46.277.990	47.800.725	49.311.678	51.123.562	52.670.745	54.207.490	55.733.430	57.248.270

ANEXO – X-13ARIMA-SEATS

Este anexo é uma adaptação da Nota Técnica “Métodos de ajuste sazonal para séries de Business Tendency: um estudo de caso para a Sondagem da Indústria utilizando o método X-13ARIMA-SEATS”, desenvolvido pelo Núcleo de Métodos Estatísticos e Computacionais da Fundação Getúlio Vargas.

Uma série temporal, segundo a decomposição clássica, pode ser decomposta em quatro componentes não observáveis: tendência, sazonalidade, ciclo e erro. A sazonalidade, principal objeto de estudo desta nota, é causada por movimentos oscilatórios de mesma periodicidade que ocorrem em período intra-anual, como variações climáticas, férias, feriados, entre outros. A ocorrência desses eventos pode levar a conclusões inadequadas a respeito da série temporal em estudo.

Dessa forma, precisa-se de uma ferramenta adequada que consiga remover a componente sazonal. A remoção da sazonalidade de uma série temporal é chamada de ajuste sazonal ou dessazonalização. Diversos órgãos de estatística relevantes, como IBGE, Eurostat, NIER e BLS, aplicam métodos sofisticados que permitem um ajuste sazonal de qualidade. É o caso do *software* X12-ARIMA com sua nova versão já disponível, o X-13ARIMA-SEATS.

É possível encontrar diversas metodologias que permitem a remoção da sazonalidade de uma série temporal. Algumas são: (i) Dummies Sazonais; (ii) Holt-Winters; (iii) Modelos Estruturais; (iv) Dainties; (v) TRAMO-SEATS e (vi) X11/X12-ARIMA. A seguir, são apresentados os *softwares* TRAMO-SEATS e X11/X12-ARIMA.

TRAMO (Time Series Regression with ARIMA Noise, Missing Observations and Outliers) e SEATS (Signal Extraction in ARIMA Time Series) são programas desenvolvidos por Victor Gomez e Agustin Maravall do Bank of Spain (Gómez & Maravall, 1997). Ambos os programas foram estruturados para serem desenvolvidos juntos. O TRAMO pré-ajusta a série removendo diversos efeitos determinísticos a partir de um modelo de regressão com processo ARIMA. O SEATS executa o ajuste sazonal. Os dois programas são utilizados intensivamente por agências econômicas, incluindo o European Central Bank e a Eurostat (European Commission Grant, 2007).

O programa de ajuste sazonal X11 foi desenvolvido pelo U.S. Bureau of the Census em 1965 (Shiskin, Young and Musgrave, 1967). Utiliza, basicamente, filtros de médias móveis para estimar as componentes de tendência e sazonalidade, porém acarreta problemas com o início e o fim da série temporal pela baixa qualidade de filtros assimétricos, além de requerer um grande número de revisões. Em 1980, Estella Dagum do Statistics Canada desenvolveu o X11-ARIMA que permitia a extensão do início e do final das séries temporais através de um modelo ARIMA (Dagum, 1980). O método reduziu o número de revisões. Em meados de 1990, o X12-ARIMA foi implementado pelo U.S. Bureau of the Census possibilitando grandes melhorias ao X11-ARIMA (Findley & Hood, 1998). A principal foi a inserção de variáveis regressoras (regARIMA) que podem afetar o comportamento da série temporal como, por exemplo, quantidade de dias úteis e feriados, e o tratamento de outliers. O X12-ARIMA era e ainda é utilizado em diversos órgãos internacionais além do U.S. Bureau of the Census, como, por exemplo, o IBGE no Brasil (2010), Eurostat na Europa (2009), The Office for National Statistics no Reino Unido (2007), Statistics Canada (2014).

METODOLOGIA DO X-13ARIMA-SEATS

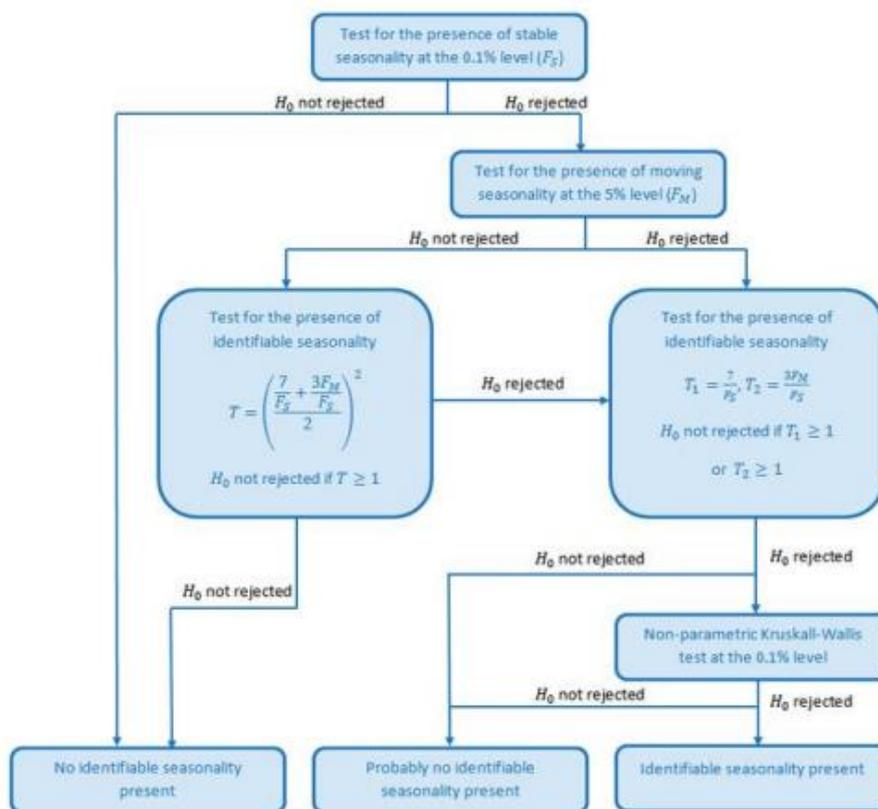
O X-13ARIMA-SEATS, criado em julho de 2012, é um programa de ajuste sazonal desenvolvido por U.S. Census Bureau com o apoio do Bank of Spain. O programa é a junção dos *softwares* X12-ARIMA e TRAMO/SEATS com melhorias.

As melhorias incluem uma variedade de novos diagnósticos que ajudam o usuário a detectar e corrigir inadequações no ajuste. O programa também inclui diversas ferramentas que superaram problemas de ajuste e permitiram um aumento na quantidade de séries temporais econômicas que podem ser ajustadas de maneira adequada (U.S. Bureau of the Census, 2013), além da possibilidade de realizar um pré-ajuste na série temporal, isto é, uma correção antes de ser feito, de fato, o ajuste sazonal.

VERIFICAÇÃO DA SAZONALIDADE

A Eurostat sugere aplicação de testes estatísticos, que estão implementados no X-13ARIMA-SEATS, para verificar a presença de sazonalidade em uma série temporal, como, por exemplo, o Teste de Friedman, indicado por Fs na Figura 23 e descrito a seguir. A partir da combinação dos diversos testes é possível concluir se existe ou não sazonalidade na série.

Figura 23 - Combinação de testes de sazonalidade



Fonte: Eurostat, 2014

Teste de Friedman

O teste de Friedman (Friedman, 1937) é um teste não paramétrico que busca identificar diferenças entre blocos para diversos tratamentos de uma amostra. É um

teste alternativo à Análise de Variância quando não é possível assumir que os dados vêm de uma população normalmente distribuída. No contexto de uma série temporal mensal, os meses são considerados “tratamentos”, e os anos são considerados “blocos”. Se houver sazonalidade, espera-se que as médias de, pelo menos, dois meses tenham diferença significativa, isto é, ao longo dos anos é verificado que pelo menos dois meses possuem comportamentos diferentes. A estatística de teste FD, formulada a seguir, Equação (24), é calculada fazendo-se uma ordenação por rank (postos) dentro de cada bloco (mês).

$$FD = \frac{12}{bk(k+1)} \sum_{j=1}^k R_j^2 - 3b(k+1) \quad (24)$$

Onde b é o número de blocos (anos), k é o número de tratamentos (meses);

R_j é a soma dos postos do j -ésimo tratamento (mês).

FD pode ser aproximada por uma variável χ^2 com $k - 1$ graus de liberdade. Assim, o p-valor é dado por $P(X \geq FD)$, em que X segue distribuição χ^2_{k-1} .

É conveniente destacar que o teste pode ser influenciado pela componente de tendência na série temporal, sendo, portanto necessária a verificação e remoção da componente (Morettin & Toloi, 2006). Para verificar a componente de tendência, pode-se utilizar o teste Augmented Dickey-Fuller (Dickey & Fuller, 1979), que testa a existência de raiz unitária (tendência estocástica) e de tendência determinística.

Ao concluir que existe sazonalidade na série temporal de interesse, inicia-se a etapa de pré-ajuste.

PRÉ-AJUSTE

Alguns eventos atípicos e/ou não sazonais como, por exemplo, efeitos do calendário, greves, catástrofes, entre outros, podem afetar o padrão sazonal da série temporal e, conseqüentemente, gerar um ajuste de qualidade inferior. O tratamento

desses eventos deve ser feito, se necessário. A esse tratamento dá-se o nome de pré-ajuste (Eurostat, 2014).

O tratamento de variáveis de calendário pode ser feito a partir do modelo regARIMA, implementado no *software* X12-ARIMA. Este é uma combinação de um modelo de regressão linear com um modelo ARIMA (modelo autorregressivo integrado de médias móveis). Se variáveis regressoras não são usadas, o modelo se reduz a um modelo ARIMA apenas. Na parte da regressão linear, são incluídas variáveis que podem afetar a sazonalidade presente na série temporal, por exemplo: trading days, working days, holidays, outliers, entre outros. Tais variáveis são explicadas a seguir. O tratamento adequado dessas variáveis pode melhorar a qualidade do ajuste final caso seja verificado que as mesmas afetam o comportamento da sazonalidade presente na série temporal.

a) Trading Days (TD): Refere-se à quantidade de cada dia da semana em um mês qualquer (ou trimestre) a cada ano. Geralmente, cada dia da semana ocorre quatro vezes em um mês. Às vezes, um dia extra, dependendo do dia da semana, pode ter um efeito significativo, principalmente para as séries temporais em que a atividade diária depende do dia da semana, como produção industrial, construção, Produto Interno Bruto, comércio e etc.

Trading days são afetados por feriados. Em caso de um feriado cair em um dia da semana, ele é contabilizado como domingo, pois espera-se que a atividade de um feriado seja similar a de domingo.

b) Working Days (WD): Pode ser considerado como uma versão mais simples do Trading Days. Distingue entre dias úteis e finais de semana. Esse efeito pode ser significativo se a série temporal em questão tem níveis de comportamento diferentes quando se comparam os dias úteis e os fins de semana.

c) Leap Year: O ano bissexto refere-se ao ano que possui um dia adicional no mês de fevereiro.

d) Moving Holidays: Moving Holidays são feriados móveis, isto é, feriados que caem em diferentes dias ou meses de ano em ano. Por exemplo: Páscoa, Carnaval e Corpus Christi. Os feriados móveis podem afetar uma atividade econômica não somente na data em que ele cai, mas também antes e depois dela.

e) Outliers: Além dos efeitos de calendário, é possível o tratamento de eventos inesperados que afetam o comportamento da série temporal, conforme dito no início da seção. Exemplos desses eventos são: greves, desastres naturais, crises econômicas e manifestações, entre outros eventos sociais, econômicos ou ambientais. Esses eventos são tratados como outliers (valores atípicos ou extremos) e afetam o ajuste negativamente, influenciando na qualidade da previsão e na estimação das componentes de decomposição. Tanto X12-ARIMA, a partir do regARIMA, quanto o TRAMO/SEATS detectam e corrigem outliers. É permitido que o usuário informe os outliers em vez de o programa detectá-los automaticamente

f) Outras Variáveis: O usuário pode definir e informar outras variáveis que de alguma forma podem explicar o comportamento da série temporal. As variáveis de regressão mais utilizadas são condições climáticas e variáveis socioeconômicas (taxas e indicadores). Por exemplo, vendas de ar condicionado são influenciadas pela temperatura.

Depois da identificação das variáveis, é feito o teste de significância das mesmas. Variáveis não significantes devem ser excluídas do modelo.

MODELO ARIMA

Em relação à parte ARIMA do modelo, é possível o usuário determinar a ordem do ARIMA desejado ou então o modelo será ajustado de acordo com os critérios do programa (AIC, BIC, Hannan-Quinn, entre outros).

Assim, tem-se o seguinte modelo na Equação (25):

$$Y_t = X_t\beta + Z_t \quad (25)$$

Onde Y_t é a série temporal; X_t é a matriz de variáveis de regressão (trading days, working days, holidays, etc); β é um vetor coluna de parâmetros para cada variável de regressão; Z_t é o processo ARIMA.

AJUSTE SAZONAL

Uma vez identificada a componente sazonal e feito o pré-ajuste, é possível ajustar a série sazonalmente. O programa X-13ARIMA-SEATS pode realizar o ajuste de duas formas: através do X11 ou através do SEATS. Ambas as formas podem ser escolhidas pelo usuário.

O método X11 (Shiskin, Young and Musgrave, 1967) utiliza médias móveis para decompor a série temporal em três componentes: tendência-ciclo (doravante tendência), sazonalidade e irregular. A decomposição pode ser aditiva ou multiplicativa; sendo que a multiplicativa se torna aditiva a partir da transformação logarítmica. O programa usa dois tipos diferentes de médias móveis com o propósito de estimar a tendência e a componente sazonal. Primeiro, a componente de tendência é removida e, em seguida, a sazonalidade.

O critério de escolha para os filtros de tendência, estimada a partir dos filtros de Henderson (Findley et al., 1998) é baseado no tamanho relativo entre as variações das componentes irregular e de tendência. Para os filtros sazonais, no tamanho médio relativo entre os movimentos das componentes irregular e sazonal de todos os meses ou trimestres (European Commission Grant, 2007). Ambos os critérios para o tamanho dos filtros são feitos de forma automática pelo programa, no entanto, é permitido ao usuário especificá-los.

Feita a decomposição da série temporal a partir do método X11, a série dessazonalizada é estimada. No caso de um modelo aditivo, a série sem sazonalidade é obtida subtraindo-se a componente sazonal da série original. Já no caso de um modelo multiplicativo, a série com ajuste sazonal é obtida dividindo-se a série original pela componente sazonal estimada.

O TRAMO pré-ajusta a série removendo diversos efeitos determinísticos a partir de um modelo de regressão com ARIMA erros. É similar ao regARIMA visto anteriormente. O SEATS executa o ajuste sazonal.

O TRAMO funciona para dados de frequências trimestrais e mensais. O tamanho mínimo necessário de observações é de 36 para dados mensais e 16 para dados trimestrais. O programa é utilizado para a estimação e previsão de modelos de regressão e processo ARIMA com observações faltantes (missing values) e vários tipos de outliers. As variáveis de regressão que geralmente ajudam a melhorar o pré-ajuste, como, por exemplo, trading days e variáveis dummies, podem ser inseridas pelo usuário. O modelo ARIMA é identificado automaticamente, porém, também é permitido ao usuário informar ao programa. O modelo ajustado final é o mesmo descrito em (4). Por default, o programa estima os parâmetros pelo método da máxima verossimilhança exata (deixando como opção mínimos quadrados condicionais/não condicionais). Além disso, o programa detecta e corrige diferentes tipos de outliers; calcula previsões ideais para a série, juntamente com o seu erro quadrático médio; produz interpolações ótimas para os valores faltantes e o seu erro quadrático médio associado; contém as opções para identificação automática do modelo e tratamento automático de outliers (European Commission Grant, 2007).

O SEATS, assim como o TRAMO, funciona para dados trimestrais e mensais. O programa decompõe a série temporal em suas componentes não observáveis utilizando filtros derivados do modelo ARIMA passados pelo TRAMO. A decomposição pode ser aditiva ou multiplicativa, sendo que a multiplicativa se torna aditiva a partir de log. Caso outliers e efeitos determinísticos não tenham sido incluídos no modelo e não existam observações faltantes, o SEATS pode ser executado sozinho, uma vez que há implementado nele a mesma rotina do TRAMO para a obtenção do modelo ARIMA. (European Commission Grant, 2007).

DIAGNÓSTICOS

É indicado avaliar a qualidade do ajuste sazonal regularmente. O X-13ARIMA-SEATS disponibiliza o teste estatístico QS e o gráfico SI ratio para essa finalidade.

Diagnóstico QS: O teste estatístico QS tem o objetivo de detectar sazonalidade nos dados. É aplicado aos dados originais, aos dados corrigidos por valores extremos, aos dados dessazonalizados, aos resíduos do modelo ARIMA na fase do pré-ajuste e

à componente irregular. Em séries temporais longas (pelo menos 7 anos), também é aplicado aos três últimos anos. A hipótese nula do teste é que não existe sazonalidade na série temporal.

Diagnóstico SI ratio: O SI ratio é a série temporal apenas com as componentes de sazonalidade (S) e irregular (I), em outras palavras, é a série original sem a tendência-ciclo. O gráfico SI ratio é uma ferramenta útil para analisar o comportamento dos fatores sazonais periodicamente (mensal ou trimestral). Se foi feito um ajuste sazonal de qualidade, espera-se que os SI ratios acompanhem os fatores sazonais, caso contrário há indícios que a componente irregular domina a série temporal, e esta não foi decomposta apropriadamente. Neste caso, sugere-se o uso de um filtro de médias móveis mais curto do que o escolhido automaticamente, se a opção utilizada foi o X11.