

MÉTODOS ESTATÍSTICOS APLICADOS A PROCESSOS DE DECISÃO EM EMPRESAS DISTRIBUIDORAS DE ENERGIA ELÉTRICA.

*Norma Alice da Silva Carvalho*¹, *Reinaldo Castro Souza*², *Maurício Nogueira Frota*³

¹ Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, Brasil, ncarvalho@aluno.puc-rio.br

² Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, Brasil, reinaldo@puc-rio.br

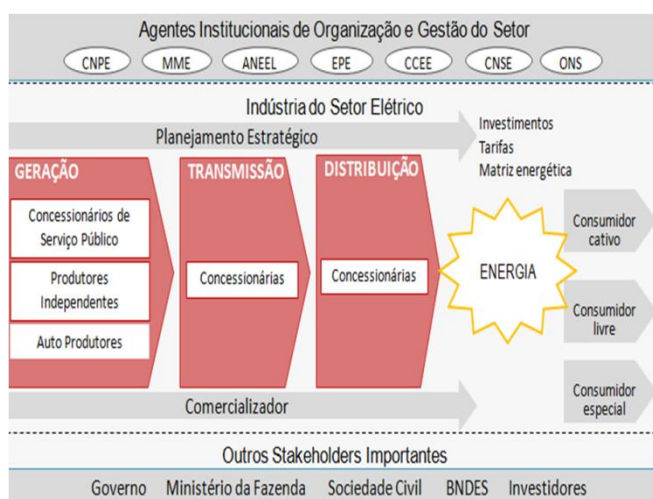
³ Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, Brasil, mfrota@puc-rio.br

Resumo: O setor elétrico é segmentado por categorias que agregam valor ao sistema. O valor agregado é visualizado pela margem. Na categoria distribuição, obter previamente a margem é fundamental para o planejamento financeiro. Este artigo propõe um modelo estatístico para atribuir confiabilidade na estimação das variáveis utilizadas por uma distribuidora na obtenção da margem.

Palavras-chave: setor elétrico, faturamento, modelos de previsão, metrologia.

1. INTRODUÇÃO

O setor elétrico brasileiro está em permanente evolução, fruto tanto de mudanças legais e normativas quanto do avanço tecnológico [1]. O modelo institucional do setor elétrico é composto por: agentes do governo, responsáveis por fixar as políticas, o planejamento e o monitoramento do setor, agentes da indústria, aqueles que realizam as transações econômicas necessárias para a produção e distribuição de energia aos mercados consumidores e, consumidores [2], conforme visualizado na figura 1.

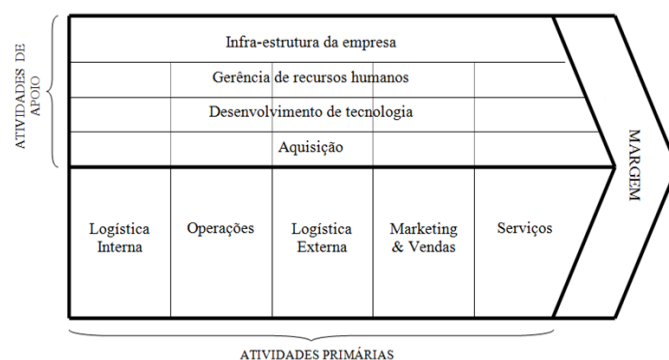


Fonte: Pereira Filho & Costa, 2004

Fig. 1- Visão geral do sistema de valor do setor elétrico

Os agentes da indústria estão subdivididos nas categorias: geração, transmissão, distribuição e

comercialização. Cada categoria é formada por um conjunto de atividades que agregam valor ao sistema. E, são representadas por uma cadeia de valor, conforme figura 2. O valor agregado das atividades é visualizado pela margem (diferença entre valor total faturado e o custo coletivo da execução das atividades) [3-4].



Fonte: Porter, 1998

Fig. 2- Cadeia de valor genérica

Para as empresas distribuidoras de energia, determinar previamente o faturamento mensal é essencial para contratar demanda de energia e determinar os excedentes para futuros investimentos.

A previsão de faturamento mensal da distribuidora foi obtida considerando a previsão de faturamento mensal de cada consumidor.

Considerando esse contexto, um estudo foi realizado baseado em uma amostra representativa dos consumidores que compõe o Grupo A (alta tensão) de uma distribuidora de energia do estado do Rio de Janeiro.

O presente artigo trata de um estudo preliminar que utiliza modelos de previsão para atribuir confiabilidade a previsão de faturamento mensal de uma empresa distribuidora de energia.

2. OBJETIVO

Esse artigo tem como objetivo verificar a adequação dos modelos estruturais de previsão na estimação do faturamento mensal da empresa considerando os dados

históricos de consumo e demanda de uma amostra de clientes que compõe o Grupo A.

3. METODOLOGIA

Inicialmente, determinam-se as variáveis que compõem a fatura de energia elétrica dos consumidores.

A seguir, uma análise exploratória de dados é realizada a fim de selecionar os clientes para modelagem.

Posteriormente, obtém-se a série histórica de faturamento mensal dos clientes selecionados, considerando a estrutura tarifária a qual ele pertence.

Por fim, são apresentados os modelos clássicos paramétricos de previsão.

3.1. Variáveis que compõem a fatura de energia elétrica

As tarifas de energia elétrica (TE) são definidas com base em dois componentes: demanda de potência e/ou consumo de energia. A demanda de potência é medida em quilowatt (kW) e corresponde à média da potência elétrica solicitada pelo consumidor à concessionária distribuidora, durante um intervalo de tempo especificado normalmente 15 (quinze) minutos e faturada pelo maior valor medido durante o período de fornecimento, normalmente 30 (trinta) dias. E, o consumo de energia é medido em quilowatt-hora (kWh) ou em megawatt-hora (MWh) e corresponde ao valor acumulado pelo uso da potência elétrica disponibilizada ao consumidor ao longo de um período de consumo, normalmente 30 dias.

As tarifas de demanda de potência são fixadas em $R\$/kW$ e as tarifas de consumo de energia são fixadas em $R\$/MWh$ e especificadas nas contas mensais do consumidor em $R\$/kWh$.

Ressalta-se, no entanto que, o valor a ser cobrado do consumidor por kWh corresponde ao seguinte algoritmo:

$$\text{Valor cobrado} = \frac{\text{Valor da tarifa publicada pela ANEEL}}{1 - (PIS + COFINS + ICMS)}$$

Além disso, as tarifas de fornecimento de energia elétrica estão estruturadas em dois grandes grupos de consumidores: “grupo A” e “grupo B”. Os consumidores são enquadrados dentro destes grupos de acordo com a finalidade da unidade consumidora (residencial, comercial, industrial, serviços, rural, poder público, iluminação pública, serviço público ou consumo próprio da distribuidora) e por nível de tensão no qual é feito o atendimento [5].

As tarifas do “grupo A” são para consumidores atendidos pela rede de alta tensão, de 2,5 a 230 kV, e recebem denominações com letras e algarismos indicativos da tensão de fornecimento, conforme tabela 1 [6].

Tabela 1. Classificação dos consumidores pertencentes ao “grupo A”

Grupo A	
Subgrupo	Tensão de fornecimento
A1	para nível de tensão de 230 kV ou mais
A2	para nível de tensão de 88 a 138 kV
A3	para nível de tensão de 69 kV
A3a	para nível de tensão de 30 a 44 kV
A4	para nível de tensão de 2,5 a 25 kV
AS	para sistema subterrâneo

Fonte: ANEEL

Para os consumidores cativos atendidos em alta tensão, ou seja, consumidores do Grupo “A”, as tarifas de fornecimento de energia elétrica são cobradas pelo consumo de energia e pela máxima potência utilizada no período [7]. Há três tipos possíveis de tarifação para esses consumidores, conforme tabela 2.

Tabela 2. Opção de contratação dos consumidores do “grupo A”

Tensão kV	Demanda contratada kW	Opções tarifárias		
		Horo-sazonal Azul	Horo-sazonal Verde	Convencional
< 69	< 300	Horo-sazonal Azul	Horo-sazonal Verde	Convencional
< 69	> 300	Horo-sazonal Azul	Horo-sazonal Verde	
≥ 69		Horo-sazonal Azul		

Fonte: Fugimoto, 2010

A estrutura tarifária convencional é caracterizada pela aplicação de tarifas de consumo de energia e demanda de potência independentemente das horas de utilização do dia e dos períodos do ano.

Em contrapartida, a estrutura tarifária horo-sazonal é caracterizada pela aplicação de tarifas diferenciadas de consumo de energia elétrica e de demanda de potência, de acordo com as horas de utilização do dia e dos períodos do ano. Para as horas do dia são estabelecidos dois períodos, denominados postos tarifários. Enquanto que para o ano, são estabelecidos dois períodos: “período seco”, quando a incidência de chuvas é menor, e “período úmido” quando é maior o volume de chuvas.

A tabela 3 apresenta as variáveis que compõem a tarifa de energia elétrica dos consumidores que compõem o Grupo “A” de acordo com a opção tarifária a qual pertence.

Tabela 3. Variáveis da fatura de energia elétrica dos consumidores que compõem o Grupo “A”

Opção tarifária Consumidores Grupo “A”		Demanda de potência (R\$/kW)		Consumo de energia (R\$/MWh)	
		Ponta (P)	Fora ponta (Fp)	Ponta (P)	Fora ponta (Fp)
Horo-sazonal Azul	Período úmido (u)	$TD_{(P)}$	$TD_{(Fp)}$	$TC_{(Pu)}$	$TC_{(Fpu)}$
	Período seco(s)			$TC_{(Ps)}$	$TC_{(Fps)}$
Horo-sazonal Verde	Período úmido(u)	TD		$TC_{(Pu)}$	$TC_{(Fpu)}$
	Período seco(s)			$TC_{(Ps)}$	$TC_{(Fps)}$
Convencional	Período úmido(u)	TD		TC	
	Período seco(s)				

Fonte: Dávila, 2011

3.2. Análise exploratória dos dados

A empresa distribuidora de energia elétrica do estado do Rio de Janeiro em estudo disponibilizou os seguintes dados para análises: número do cliente, setor, nível de tensão de fornecimento, histórico de demanda e de consumo dos

últimos 76 (setenta e seis) meses de cada consumidor pertencente ao Grupo “A”.

Deste contexto, foram selecionados os consumidores cativos do Grupo “A” pertencentes ao quadro atual da empresa com histórico igual ou superior a 35 (trinta e cinco) meses. Estes consumidores foram classificados em ordem decrescente considerando o critério consumo médio mensal referente ao faturamento período maio/2009 a abril/2010. Posteriormente, utilizou-se o diagrama de Pareto visando identificar os consumidores que representam significativamente o consumo médio mensal no período especificado.

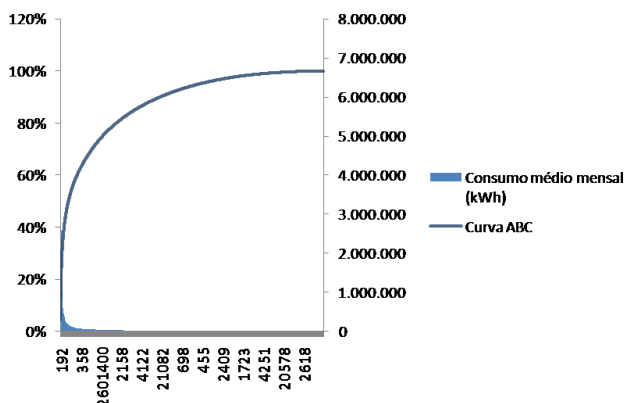


Fig. 3- Gráfico de Pareto para análise do consumo médio mensal dos clientes cativos da distribuidora de energia elétrica em estudo

O princípio de Pareto, também conhecido como a regra dos 80/20, salienta que 80% dos problemas são causados por 20% das causas [8].

Assim, nesse contexto, pode-se afirmar que apenas 867 maiores consumidores contribuem, em conjunto, para cerca de 80% do consumo médio mensal.

Em uma segunda análise, verifica-se que 100 dentre os 867 maiores consumidores contribuem com aproximadamente 50% do valor consumido. Desta forma, a fim de validar a metodologia proposta, serão utilizados na modelagem somente os 100 maiores clientes cativos da empresa.

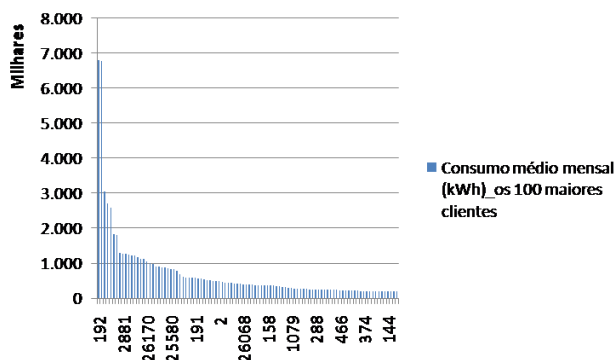


Fig. 4- Consumo médio mensal (kWh) dos 100 maiores clientes cativos da empresa distribuidora de energia elétrica em estudo

Uma vez selecionados os clientes, verificou-se o enquadramento tarifário deles e, então, obteve-se os dados históricos de faturamento mensal por cliente.

Os dados históricos de faturamento mensal dos clientes selecionados são utilizados para realizar a previsão de faturamento da distribuidora.

A figura 5 apresenta o comportamento da série faturamento mensal da empresa distribuidora no período de janeiro de 2005 a abril de 2011, levando em consideração os clientes selecionados.

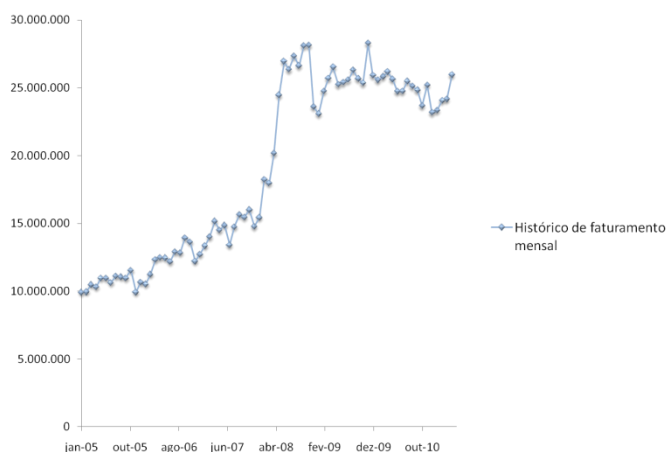


Fig. 5- Histórico de faturamento mensal da empresa distribuidora de energia

3.3. Modelos clássicos paramétricos de previsão

Os valores futuros para a série em estudo é estabelecido através de um modelo matemático capaz de representar o comportamento e as características desta. Na literatura, existem inúmeros modelos de previsão. Neste artigo, serão utilizados os modelos estruturais clássicos paramétricos de previsão.

Os modelos estruturais consideram observações de uma série temporal Z_1, \dots, Z_n como sendo um somatório dos componentes: nível, sazonalidade e erro aleatório, conforme equação (1):

$$Z_t = \mu(t) + \rho_t + C_t + \varepsilon_t \quad (1)$$

onde:

$\mu(t)$ = nível médio (constante, linear, quadrático) → trata-se de um parâmetro desconhecido e indica o comportamento da série ao longo do tempo;

ρ_t = componente sazonal → indica a repetição de um padrão na série dentro de um determinado período do ano;

C_t = ciclo → indica a repetição de um padrão na série em períodos superiores a um ano;

ε_t = erro aleatório ou ruído

$t = 1, \dots, n$

Ao analisar o comportamento da série de dados ao longo do tempo, pode-se a partir da eq. (1) obter três casos particulares do modelo:

a) Modelos para séries localmente constantes:

$$Z_t = a_1 + \varepsilon_t \quad (2)$$

b) Modelos para séries com tendência:

$$Z_t = a_1 + a_2 t + \varepsilon_t \quad (3)$$

c) Modelos para séries com sazonalidade:

o Aditiva (variância constante ao longo do tempo)

$$Z_t = \mu(t) + \rho_t + \varepsilon_t \quad (4)$$

o Multiplicativa (variância cresce com o nível da série)

$$Z_t = \mu(t) \times \rho_t + \varepsilon_t \quad (5)$$

A seguir, tem-se a representação gráfica dos casos particulares da eq. (1).

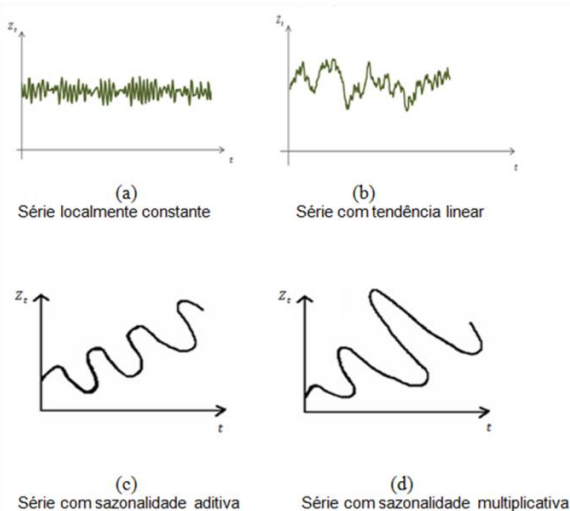


Fig. 6- Representação gráfica dos possíveis comportamentos de dados históricos ao longo do tempo

Identificado o modelo para a série temporal, o passo seguinte é estimar seus parâmetros. A estimação paramétrica consiste em obter valores para as quantidades desconhecidas. Trata-se de um procedimento usual de otimização de uma função objetiva.

Nessa etapa, o método de amortecimento exponencial (*Exponential Smoothing*) é utilizado para a estimação dos parâmetros.

Existem inúmeras variações deste método, para séries sazonais e não sazonais. A idéia geral é parecida com a do método de médias móveis (generalização do método naive – a previsão Z_{T+1} é apenas a última observação Z_T – porém, leva em consideração a série histórica de Z_T na estimação do parâmetro de interesse), mas os pesos das observações

decrecem à medida que as observações estão mais longe no passado. A taxa de decréscimo do(s) peso(s) é determinada por uma ou mais constantes de amortecimento. Abaixo são apresentados alguns métodos de suavização exponencial:

a) Suavização Exponencial Simples

Podemos descrever matematicamente por:

$$\bar{Z}_t = \alpha Z_t + (1 - \alpha)\bar{Z}_{t-1} \quad (6)$$

Onde: \bar{Z}_t é denominado valor exponencialmente suavizado e α é a constante de suavização $0 \leq \alpha \leq 1$.

b) Suavização Exponencial de Holt

Trata-se do método de suavização exponencial simples quando aplicado a uma série que apresenta tendência linear positiva (ou negativa). Esse método é muito similar ao anterior; a diferença é que em vez de suavizar só o nível, ele utiliza uma nova constante de suavização para “modelar” a tendência da série.

$$M_T = \alpha Z_t + (1 - \alpha)(M_{T-1} + \hat{a}_2(T - 1)) \quad (7)$$

Onde: $\hat{a}_1(T) = M_T$;

$$\hat{a}_2(T) = \beta(M_T - M_{T-1}) + (1 - \beta)\hat{a}_2(T - 1)$$

$\alpha, \beta \in [0,1] \rightarrow$ são constantes de amortecimento

c) Suavização Exponencial sazonal de Holt-Winters

Tal método é capaz de modelar séries sazonais. Ele utiliza a idéia de amortecimento das informações passadas para estimar o nível, a taxa de crescimento e fatores sazonais da série.

Atualização do nível

$$\hat{a}_1(t) = \alpha \left[\frac{z_t}{\hat{\rho}_{m(t)}(t-1)} \right] + (1 - \alpha)[\hat{a}_1(t - 1) + \hat{a}_2(t - 1)] \quad (8)$$

Atualização da tendência

$$\hat{a}_2(t) = \beta[\hat{a}_1(t) - \hat{a}_1(t - 1)] + (1 - \beta)\hat{a}_2(t - 1) \quad (9)$$

Atualização dos fatores sazonais

$$\hat{\rho}_{m(t)}(t) = \gamma \left[\frac{z_t}{\hat{a}_1(t)} \right] + (1 - \gamma)\hat{\rho}_{m(t)}(t - 1) \quad (10)$$

Onde: $\alpha, \beta, \gamma \rightarrow$ são constantes de amortecimento

$m(t) \rightarrow$ mês correspondente ao instante t

Posteriormente, realiza-se a previsão de Z_t τ -passos-a-frente no instante t .

Por fim, identificado o modelo e estimado os parâmetros deste através do método escolhido, avalia-se o desempenho preditivo do modelo considerando as métricas R^2 (indica o quanto da variação total dos dados é explicado pela modelo), *MAPE* (verifica o desempenho da previsão) e Erro de previsão [9-11].

Programas computacionais, por exemplo – Forecast Pro, são utilizados para realizar a estimação paramétrica, previsão e avaliar o desempenho preditivo do modelo adotado.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Ao fazer a análise de decomposição da série histórica valor faturado mensal por consumidor, verificou-se a presença de sazonalidade em todas as séries, isso ocorre, pois, o consumo de energia elétrica está relacionado a fatores que interferem no cotidiano dos consumidores no decorrer de determinado período, como por exemplo, clima e economia.

Verificou-se pelo comportamento das séries históricas de faturamento mensal dos consumidores que o modelo para séries sazonais com tendência linear e sazonalidade multiplicativa de Holt-Winters é o que melhor se ajusta as séries.

A modelagem foi realizada utilizando o software Forecast Pro (FPW).

Na modelagem, os últimos 12 (doze) meses de histórico de faturamento de cada consumidor foram selecionados para validar o poder de previsão do modelo ajustado com os dados restantes.

Após realizar as previsões de faturamento mensal por cliente foram analisadas as métricas R^2 , $MAPE$. Tais estatísticas mostram que o modelo se ajustou bem aos dados.

Além dessas métricas, foi calculado o erro associado a previsão mensal de cada consumidor. O erro de previsão determina os limites de confiança das previsões. Considerando o valor previsto e o intervalo de confiança das previsões, observou-se que os valores faturados reais estão dentro dos limites especificados.

A figura 7 apresenta uma relação entre o histórico de faturamento, no período janeiro de 2005 e abril de 2011, e o faturamento mensal previsto, no período maio de 2010 e abril de 2011.

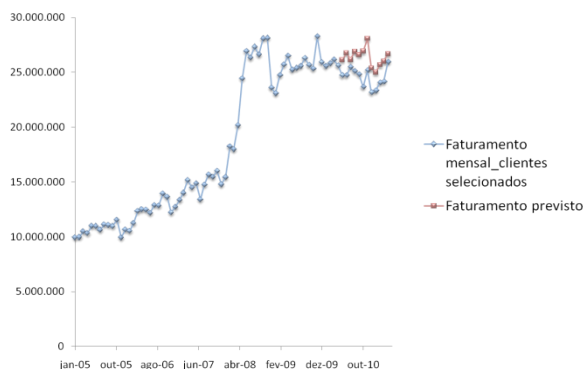


Fig. 7- Relação entre o histórico de faturamento mensal e o faturamento mensal previsto da empresa distribuidora de energia

Conforme se pode observar, o modelo se ajustou bem aos dados, o que valida a utilização desses modelos na previsão de faturamento mensal da distribuidora.

5. CONCLUSÃO

Os modelos de previsão em séries temporais contribuem para o melhor planejamento financeiro da empresa visto que determinam o valor previsto e os limites de confiança da

previsão. Logo, os modelos de previsão atribuem confiabilidade a variável prevista.

AGRADECIMENTOS

Ao Programa de Pós-graduação em Metrologia, Qualidade e Inovação.

Aos Professores Reinaldo Castro Souza e Maurício Nogueira Frota.

À empresa distribuidora de energia elétrica do estado do Rio de Janeiro em estudo pela liberação dos dados para as análises.

À Abiatar Pícoli Cardoso e Antônio Fernando M de Mendonça pelas contribuições.

REFERÊNCIAS

- [1] Agência Nacional de Energia Elétrica, *Atlas de energia elétrica do Brasil*. Brasília, 3ª edição, 2008.
- [2] João Lins Pereira Filho, Luis Carlos Costa, *Mudanças no setor elétrico*. RAE, nº 2, vol. 3, maio/jul 2004.
- [3] Michael E. Porter, *Vantagem competitiva: criando e sustentando um desempenho superior*. 22ª ed. Rio de Janeiro: Campus, 1989.
- [4] Francisco Lourenço da Silva, Sílvia Novaes Zilber, *Inovação disruptiva no setor de distribuição de energia elétrica*. Disponível em: <<http://www.ead.fea.usp.br/semead/11semead/resultado/trabalhosPDF/32.pdf>>. Acesso em: 17 de março de 2011.
- [5] Sérgio Kinya Fugimoto, *Estrutura de tarifas de energia elétrica: análise crítica e proposições metodológicas*. São Paulo, 2010. 195p. Tese de doutorado – Escola Politécnica, Universidade de São Paulo.
- [6] Agência Nacional de Energia Elétrica, *Tarifas de fornecimento de energia elétrica*. Brasília, 2005. Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br/arquivos/pdf/caderno4capa.pdf>>. Acesso em: abr. 2011.
- [7] Programa Nacional de Conservação de Energia Elétrica, *Manual de tarifação da energia elétrica*. 1ª edição, 2001. Disponível em: <http://www.fiesp.com.br/publicacoes/pdf/energia/Manual_de_Tarifacao.pdf>. Acesso em: mai. 2011.
- [8] Herlander Mata Lima, *Aplicação de ferramentas da gestão da qualidade e ambiente na resolução de problemas*. Apontamentos da disciplina de Sustentabilidade e Impactos Ambientais. Universidade de Madeira, Portugal, 2007.
- [9] Pedro A. Morettin, Clélia M. C. Toloi, *Análise de séries temporais*. São Paulo: Egard Blucher, 2ª edição, 2006.
- [10] A. Pole, M. West, J. Harrison, *Applied Bayesian Forecasting and Time Series Analysis*. Chapman & Hall, New York, 1994.
- [11] Mônica Barros, *Processos estocásticos*. Rio de Janeiro: Papel Virtual, 2004. 423p.
- [12] Antenor Oraldo Chávez Dávila, *Ferramenta computacional para simular tarifas de clientes do "Grupo A" utilizando medições de consumo e demanda*. Rio de Janeiro, 2011. Dissertação de mestrado – Programa de Pós-graduação em Metrologia, Qualidade e Inovação, Pontifícia Universidade Católica.
- [13] Agência Nacional de Energia Elétrica, *Resolução normativa nº 414, de 09 de setembro de 2010*. Estabelece as condições gerais de fornecimento de energia elétrica de forma atualizada e consolidada. Disponível em: <www.aneel.gov.br/cedoc/ren2010414.pdf>. Acesso em: mar. 2011.