



**XXIII SNPTTE
SEMINÁRIO NACIONAL
DE PRODUÇÃO E
TRANSMISSÃO DE
ENERGIA ELÉTRICA**

FI/GPL/22
18 a 21 de Outubro de 2015
Foz do Iguaçu - PR

GRUPO - VII

GRUPO DE ESTUDO DE PLANEJAMENTO DE SISTEMAS ELÉTRICOS - GPL

GRANDES CONSUMIDORES NO CONTEXTO DA PREVISÃO DE MERCADO DE ENERGIA ELÉTRICA

Daniel H. M. Detzel (*)
Institutos Lactec

Ana Paula Oening
Institutos Lactec

Lúcio de Medeiros
Institutos Lactec

Débora C. Marcilio
Institutos Lactec

Rafael A. Guimarães
Copel

Eloy P. Rocha Jr.
Copel

Bruno M. Sucek
Copel

Alexandre R. Aoki
Institutos Lactec

RESUMO

O objetivo do presente trabalho foi propor uma metodologia de previsão que agregasse as diversas variantes comuns ao cotidiano de previsão de grandes consumidores. As técnicas foram aplicadas com base nos clientes individuais, tornando possível a incorporação de características particulares. Como resultados, apresentam-se casos de consumidores com histórico suficiente para a aplicação de modelos, previsões com históricos reduzidos, situações de clientes que migram ao ACL e clientes novos que entram no mercado da distribuidora antes do término do horizonte de previsão. O trabalho foi desenvolvido no contexto das previsões do SIMPLES/EPE e dos estudos financeiros da distribuidora.

PALAVRAS-CHAVE

Previsão de mercado, Grandes consumidores, Amortecimento exponencial, Regressão logística, Longo prazo

1.0 - INTRODUÇÃO

Este trabalho é referente ao projeto "Sistema de Previsão Integrada de Mercado de Energia Elétrica - SPIM" da Copel Distribuição no âmbito do Programa de P&D regulado pela ANEEL e executado pelos Institutos Lactec. O desenvolvimento desse projeto surgiu da necessidade detectada pelo DMRE/VEMD da Copel de integrar suas previsões de carga e demanda, permitindo a realização dos diversos estudos e a disponibilização dos resultados num único ambiente.

O SPIM contempla desde a previsão global da distribuidora para o Programa Mensal de Operação do ONS (PMO, ver (1)) até previsões de alimentadores para estudos internos. Também são realizadas previsões de barramentos para o Plano de Ampliação e Reforços (PAR), Planejamento da Operação Elétrica de Médio Prazo (PEL) e estudos de planejamento da operação elétrica de curto prazo (quadrimestrais e mensais) (2). Por fim são feitas de previsões de classes e faixas de consumo para o Sistema de Informações de Mercado para o Planejamento do Setor Elétrico da EPE (SIMPLES, ver (3)) e para o setor financeiro da distribuidora.

Especificamente para os dois últimos estudos supramencionados, a classe industrial é notadamente problemática de se prever, principalmente devido ao comportamento ruim da série histórica. A título de ilustração, a FIGURA 1 exibe os históricos total, cativo e não cativo desta classe, compreendendo os meses de jan./01 a dez./11. A série industrial total não apresenta padrões facilmente identificáveis, seja em termos de sazonalidade ou de tendência de longo termo, tratando-se de um reflexo evidente da série de consumidores não cativos. Por sua vez, a série de clientes cativos é claramente menos volátil, facilitando as atividades de previsão.

A questão é que, no contexto do SIMPLES e dos estudos financeiros da distribuidora, tanto os consumidores cativos quanto os não cativos necessitam de previsões. Como fato complicador, tem-se a exigência de que tais previsões sejam feitas para um horizonte máximo de 10 anos, com discretização mensal. Em um período longo

como esse, é muito possível que haja movimentação de grandes clientes entre o mercado cativo da concessionária e o ambiente de comercialização livre, além da entrada de novos consumidores.

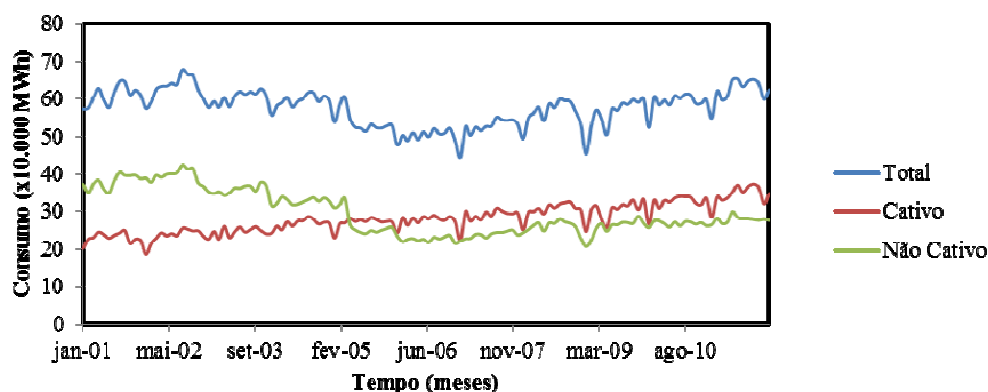


FIGURA 1 – Histórico da classe industrial total, cativo e não cativo da Copel

Tendo em vista todos os argumentos apresentados, propôs-se implementar no SPIM uma metodologia de previsão individual de clientes não cativos, que utiliza o histórico medido de cada consumidor para as projeções e considera eventuais informações contratuais que alterem sua participação no mercado da distribuidora durante o horizonte de previsão. De forma sucinta, a metodologia consiste em um pré-tratamento das séries históricas, ajuste de modelos estatísticos parcimoniosos e incorporação das informações futuras de contrato, quando existentes. O objetivo do presente artigo é, portanto, expor essa metodologia e apresentar um estudo de caso ilustrativo.

2.0 - METODOLOGIA PARA PREVISÃO DE GRANDES CLIENTES

2.1 Pré-tratamento das séries

Dados provenientes de medições não estão isentos de falhas e eventuais erros, de forma que é recomendada uma análise de consistência previamente à aplicação de qualquer método de previsão. Tendo em vista a grande quantidade de séries a serem previstas, priorizaram-se técnicas simplificadas e que pudessem ser automatizadas.

Felizmente os dados disponíveis possuíam dados nulos isolados, o que permitiu a aplicação de uma interpolação linear entre os valores anterior e posterior para seu preenchimento. Entretanto, dados errôneos de medições ocorreram com maior frequência, exigindo cuidados. Por esse motivo, aplicou-se uma técnica estatística de detecção de outliers denominada Z-Score Modificado (4). Os dados considerados atípicos são removidos da amostra e novo valor é obtido via interpolação linear entre os dados anterior e posterior do outlier.

2.2 Modelos de previsão

Uma vez com as séries consistidas, elas são inseridas nos modelos de previsão. Como dito na introdução, utilizaram-se formulações parcimoniosas compatíveis com os diferentes tipos de séries existentes. Evidentemente, cada grande consumidor possui uma curva de carga característica que varia de acordo com sua atividade e, da mesma forma que há séries sazonais ou com padrões facilmente reconhecíveis, existem séries muito irregulares. Assim, após diversos testes notou-se que a utilização de modelos de previsão complexos não traziam resultados superiores aos obtidos por formulações mais simples. Por esse motivo optou-se pela utilização de dois modelos clássicos, porém robustos: Amortecimento Exponencial (AE) e Regressão Logística (RGL).

O modelo AE escolhido foi o de Holt-Winters (5), que contempla variações para séries com tendência e/ou sazonalidade. Por sua vez, a RGL foi escolhida por ser apropriada em previsões de longo termo, pois impede que as projeções tendam a zero ou a infinito antes do final do horizonte (6). Este modelo foi utilizado em duas situações: (i) adotando o histórico completo disponível (RGL1) e (ii) priorizando o perfil de carga recente das séries (RGL2). A separação foi feita a partir da série utilizada no processo de detecção de outliers; para RGL1, toda a série foi empregada no cálculo, enquanto que para RGL2 somente os seis últimos meses foram utilizados para essa estatística. Dessa maneira, valores do histórico que diferenciam significativamente da característica recente da carga foram considerados outliers e substituídos por estimativas condizentes com o consumo atual do cliente. Essa proposta foi elaborada depois de analisar as séries de diversos grandes consumidores que apresentam mudanças em seu comportamento no decorrer do tempo. Como última consideração, para preservar a estrutura sazonal das séries as regressões foram ajustadas mês a mês.

Situações particulares de clientes novos com histórico insuficiente para a aplicação dos modelos AE, RGL1 e RGL2

foram também consideradas. Para os citados modelos, é necessário que o consumidor tenha um histórico mínimo de 24 meses para ser possível a caracterização de um ciclo sazonal. Em séries cujo histórico tenha duração de 12 a 23 meses, repetiu-se o último ano medido aplicando-se a taxa de crescimento observada no período. No caso de consumidores com séries de menos de 12 meses, calculou-se o consumo médio observado no histórico disponível e aplicou-se a sazonalidade da classe industrial totalizada. Entende-se que são soluções simples e que podem não condizer com a realidade, no entanto mesmo com histórico reduzido esses clientes necessitam dos mesmos 10 anos de previsões.

2.3 Movimentações de consumidores durante o horizonte de previsão

A metodologia elaborada contempla também as eventuais atividades de consumidores que venham a ocorrer durante o horizonte de previsão. Em primeiro lugar, resolveu-se a situação de clientes que migram do ambiente de comercialização regulado (ACR) ao ambiente de comercialização livre (ACL) antes do término dos 120 meses de previsão. Consideraram-se os seguintes cenários:

- Clientes cativos que migram ao ACL e não retornam ao ACR
- Clientes cativos que migram ao ACL, mas retornam ao ACR
- Clientes cativos que alternam múltiplas migrações ao ACL
 - Terminam o horizonte de previsão no ACR
 - Terminam o horizonte de previsão no ACL

Em todas as situações as operações são realizadas sobre as previsões prontas, simplesmente zerando os períodos nos quais os clientes estão no ACL. As informações sobre as datas são obtidas através de uma matriz de contratos futuros a ser preenchida pelo analista da distribuidora. Convencionou-se tal matriz na forma mostrada pela Tabela 1.

Tabela 1 – Formato da matriz de contratos futuros

| Código Cliente | Mês | Ano | Ponta (kW) | Fora de Ponta (kW) |
|----------------|-----|------|------------|--------------------|
| 1 | MM | AAAA | 0 | 0 |
| 1 | MM | AAAA | Valor | Valor |
| 2 | MM | AAAA | 0 | 0 |
| 3 | MM | AAAA | Valor | Valor |

As definições são feitas conforme os valores de contratos para ponta e fora de ponta. Por exemplo, o cliente 1 migrará ao ACL, porém retornará ao ACR antes do término do horizonte de previsão. Já o cliente 2 migrará ao ACL e não possui previsão de retorno. O cliente 3, em particular, caracteriza a situação de um cliente novo que entrará no mercado cativo da distribuidora durante o horizonte de previsão. Claramente esta é a pior situação para se realizar as projeções, pois nenhum histórico de tal cliente está disponível. Para obter as previsões, utilizam-se os valores de ponta e fora de ponta do contrato e as informações da classe industrial total. Inicialmente é feita a conversão das demandas a serem contratadas em consumo com base no fator de carga histórico da classe industrial. Na sequência são aplicados índices sazonais, estimados também utilizando informações da classe totalizada. Por fim, a taxa de crescimento da classe é aplicada à série deste novo cliente.

3.0 - ESTUDO DE CASO

3.1 Premissas

A metodologia descrita nos itens anteriores foi implementada no SPIM para todos os grandes consumidores considerados pela concessionária, sendo que 14 deles foram escolhidos como estudo de caso. No entanto, previamente à apresentação dos resultados, é necessário expor as premissas utilizadas para as previsões. A base de todas as séries históricas utilizadas variou de jan./01 a dez./11, enquanto que a previsão foi realizada para 10 anos à frente com discretização mensal (jan./12 a dez./21).

Para 10 consumidores (códigos 1 à 10) o histórico disponível foi suficiente para a aplicação dos modelos AE, RGL1 e RGL2. A fim de analisar os erros de previsão, foram inicialmente separados os seis últimos meses do histórico (jul./11 a dez./11) e as previsões foram determinadas. Os desvios obtidos foram avaliados através do erro absoluto médio percentual (MAPE) Depois disso, o histórico isolado foi novamente incorporado à série de cada cliente e a previsão completa para os 120 meses foi determinada. Em todos esses casos, foi também calculada a média aritmética das previsões.

Para dois consumidores (códigos 11 e 12), trancou-se a série histórica na intenção de simular casos de clientes com séries insuficientes para aplicação dos modelos propostos. Os consumidores 11 e 12 receberam, respectivamente, 16 (set./10 a dez./11) e seis (jun./10 a dez./10) meses de histórico. Por fim, para os dois últimos

consumidores (códigos 13 e 14) foram simulados casos de movimentação de clientes durante o horizonte de previsão. Assumiu-se que consumidor 13 teria uma saída para o ACL, porém com retorno ao ACR. Por sua vez, o consumidor 14 foi considerado novo. A matriz de contratos futuros considerada para esses casos está mostrada na Tabela 2:

Tabela 2 – Formato da matriz de contratos futuros

| Código Cliente | Mês | Ano | Ponta (kW) | Fora de Ponta (kW) |
|----------------|-----|------|------------|--------------------|
| 13 | 05 | 2014 | 0 | 0 |
| 13 | 01 | 2017 | 5000 | 10000 |
| 14 | 08 | 2019 | 12600 | 16500 |

Dessa maneira, o consumidor 13 tem previsão de saída ao ACL em mai./14 e retorno ao ACR em jan./17. Já o consumidor 14 é novo e deverá entrar no mercado cativo da concessionária em ago./19.

3.1 Resultados e discussões

A exibição dos resultados se inicia com o gráfico das previsões de cinco dos 10 clientes com histórico completo. A FIGURA 2 mostra a série histórica e as previsões obtidas para cinco deles.

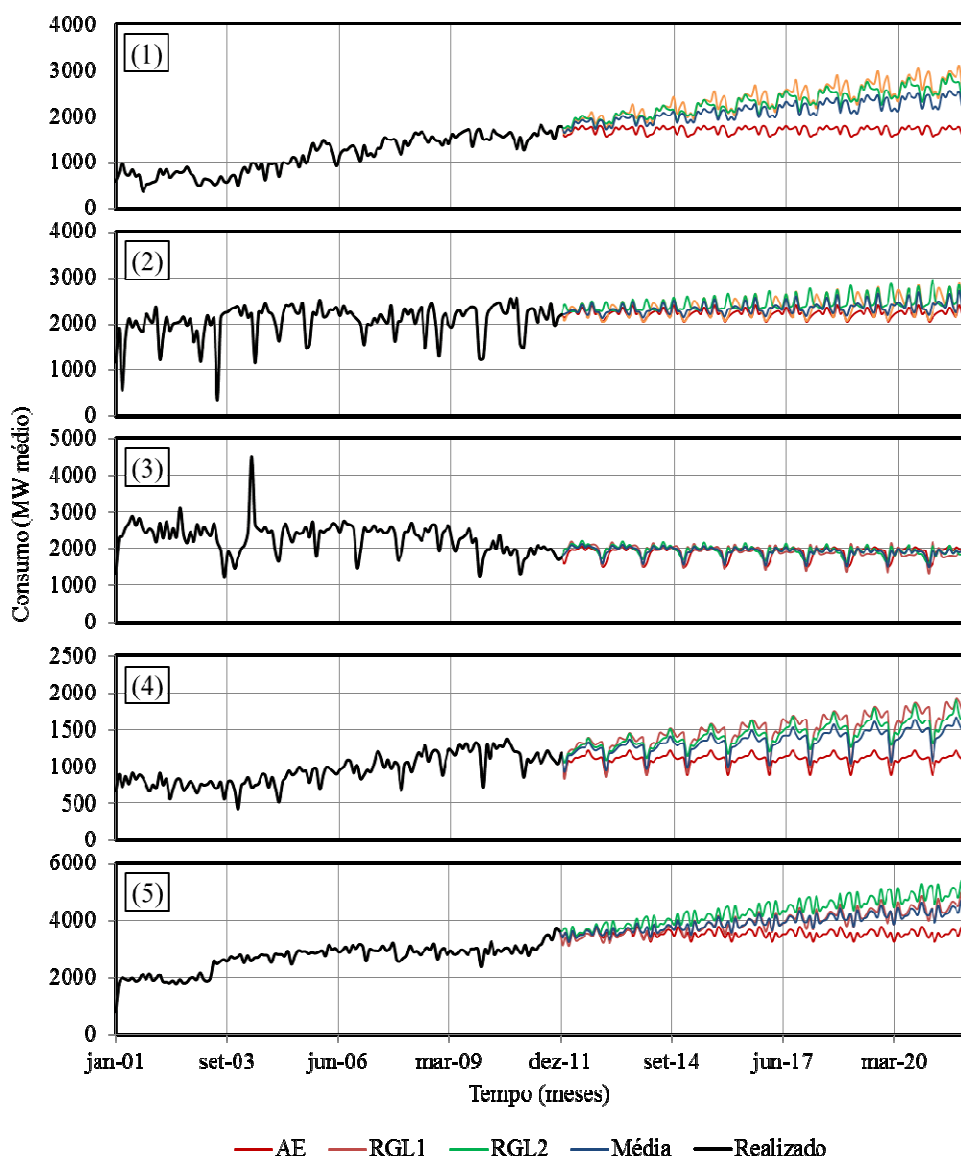


FIGURA 2 – Resultados da previsão para cinco consumidores

Nota-se, primeiramente, que os diferentes perfis de consumo dos grandes consumidores se tornam evidentes até mesmo para esses cinco casos. Com relação aos modelos, percebe-se que tiveram comportamento semelhante com exceção dos consumidores 1 e 4, para os quais o AE diferiu levemente das regressões. Ainda assim, consideram-se as previsões obtidas como satisfatórias, pois conseguiram reproduzir o histórico de cada cliente com boa fidelidade.

A Tabela 3 exibe os MAPEs obtidos para os 10 clientes desse primeiro caso, calculados com base nos seis meses de validação. Os valores em negrito se referem aos menores erros para cada consumidor. Os clientes 1 a 5 correspondem às previsões exibidas na FIGURA 2.

Tabela 3 – MAPEs obtidos no período de validação para os 10 clientes considerados

| Modelos | Consumidores | | | | | | | | | |
|---------|--------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 |
| AE | 5,2% | 7,2% | 10,6% | 7,6% | 11,8% | 7,7% | 5,3% | 14,3% | 11,6% | 6,3% |
| RGL1 | 9,7% | 8,5% | 11,6% | 15,0% | 6,8% | 7,4% | 7,5% | 6,6% | 13,4% | 13,1% |
| RGL2 | 11,0% | 9,5% | 12,1% | 8,1% | 7,4% | 6,3% | 6,1% | 6,5% | 9,7% | 12,9% |
| Média | 7,1% | 7,7% | 8,2% | 5,4% | 5,7% | 2,0% | 6,0% | 5,7% | 7,3% | 10,3% |

Os erros obtidos estão dentro de uma magnitude aceitável, haja vista o comportamento ruim das medições existentes. É interessante perceber que em muitos casos a previsão média resultou em menores erros quando comparada às previsões individuais.

Prosseguindo com a apresentação dos resultados, a FIGURA 3 exibe os casos dos clientes 11 e 12, cujos históricos são insuficientes para a aplicação dos modelos de previsão.

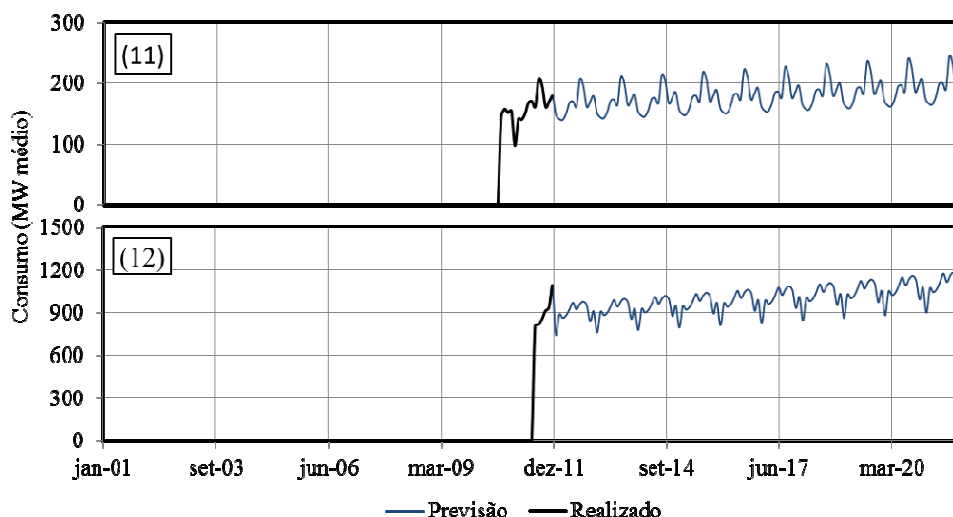


FIGURA 3 – Previsão de consumidores com histórico reduzido

Lembra-se que os clientes 11 e 12 possuem, respectivamente, 16 e seis meses de histórico. Evidentemente, devido ao reduzido número de observações, nesses casos não há determinação de MAPEs. Ainda assim, a análise visual dos gráficos permite considerar essa solução satisfatória.

Por fim, são mostrados os resultados para o caso de movimentação de clientes durante o horizonte de previsão. A FIGURA 4 exibe as previsões para os clientes 13 e 14, o primeiro com um período de migração ao ACL e o segundo considerado novo consumidor. Para o cliente 13 ainda existem as previsões de todos os modelos, pois há histórico disponível para isso (excepcionalmente para esta série as previsões RGL1 e RGL2 coincidiram). Conforme definido anteriormente, os períodos nos quais os consumidores permanecem no ACL são simplesmente zerados na série de consumo cativo. Hipoteticamente, se este cliente não retornasse ao ACL antes dos 120 meses de horizonte, suas previsões seriam nulas até o final.

No caso do cliente 14, as previsões se tratam de meras estimativas com base em sua informação de contrato. Obviamente, nada se sabe sobre o comportamento da curva de carga em termos de tendência e sazonalidade, por isso assume-se o observado na classe industrial totalizada. Apesar de ser uma aproximação, o analista conta com essa informação integrada com os demais clientes para executar seus estudos.

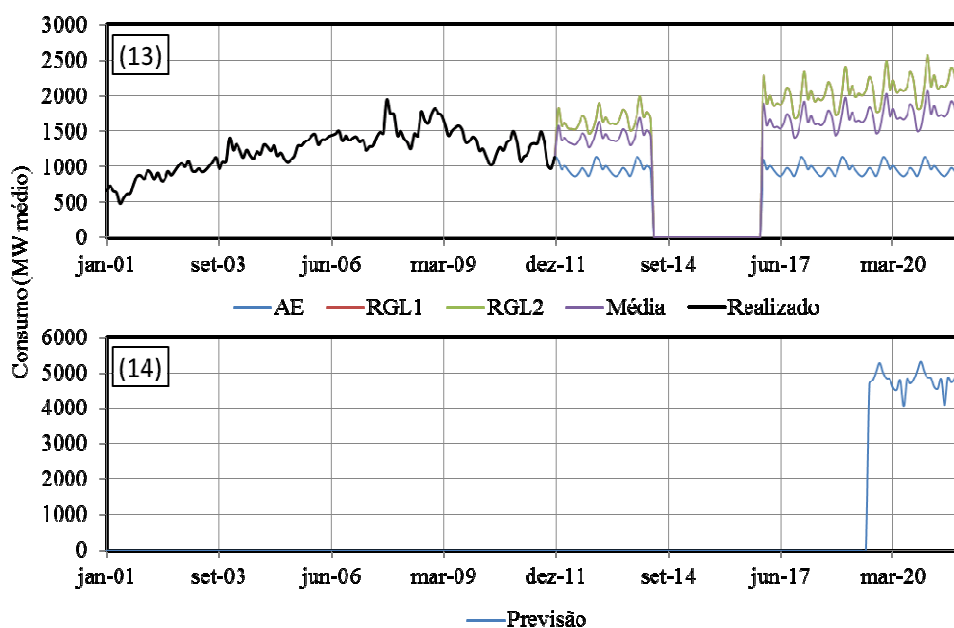


FIGURA 4 – Casos de movimentação de consumidores durante o horizonte de previsão

4.0 - CONCLUSÃO

No presente trabalho foi apresentada uma metodologia com base em previsões individuais de grandes clientes industriais que releva grande parte das nuances envolvidas no cotidiano da distribuidora. O estudo foi além da aplicação de modelos estatísticos nas séries, considerando também eventos de consumidores com histórico reduzido, migrações ao ACL e clientes que entram no mercado cativo da distribuidora durante o horizonte de previsão. Tais ocorrências são comuns de se ocorrer no contexto de previsões de longo termo, como é o caso das projeções exigidas para o SIMPLES anual e para os estudos financeiros da concessionária.

Os resultados exibidos no artigo se mostraram bastante interessantes, principalmente ao se considerar que todos foram obtidos a partir de uma ferramenta integrada. Contudo, tem-se a consciência que dificilmente uma só metodologia, por mais abrangente que seja, consiga contemplar todos os perfis de consumo da classe industrial. Por esse motivo é indispensável a atuação do analista junto às atividades de previsão envolvidas.

5.0 - REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- (1) OENING, A. P.; DETZEL, D. H. M.; MEDEIROS, L. de; AYALA, H. V. H.; MARCILIO, D. C.; AOKI, A. R.; SCHIOCHET, J. M.; GUIMARÃES, R. A. Previsão de Carga Global – Uma Comparação de Métodos para o Programa Mensal de Operação. In.: XLV Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, Natal/RN, 2013.
- (2) ONS. Procedimentos de Rede – Módulo 5: Consolidação da previsão de carga. Acesso em 04/04/2014, disponível em <http://www.ons.org.br/procedimentos/index.aspx>.
- (3) EPE. SIMPLES – Manual do usuário, Ciclo 2013. Acesso em 04/04/2014, disponível em http://www.epe.gov.br/downloads/simples2013_%20manual_do_usuario.doc.
- (4) NASCIMENTO, R. M.; OENING, A. P.; MARCÍLIO, D. C.; AOKI, A. R.; ROCHA Jr, E.; SCHIOCHET, J. Outliers' Detection and Filling Algorithms for Smart Metering Centers. In.: Proceedings of the 2012 IEEE Power & Energy Society Transmission and Distribution, Orlando, FL.
- (5) MAKRIDAKIS, S.; WHEELWRIGHT, S. C.; HYNDMAN, R. J. Forecasting methods and applications. 3ª ed. New York: John Wiley and Sons, 1998. 642 p.
- (6) DETZEL, D. H. M., MEDEIROS, L. de, OENING, A. P., MARCILIO, D. C., AOKI, A. R., ROCHA Jr., E. P., SCHIOCHET, J. M. & GUIMARÃES, R. A. Metodologia Híbrida para Previsão de Longo Prazo Aplicada a Classes e Faixas de Consumo de Energia. XXII Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica, Brasília, 2013.

6.0 - DADOS BIOGRÁFICOS



Daniel H. M. Detzel nasceu em Curitiba, Paraná, em 1983. Graduiu-se em Engenharia Civil na Universidade Federal do Paraná (2005) e é mestre em Engenharia de Recursos Hídricos e Ambiental pela mesma Instituição (2009), sendo contemplado com o prêmio Heinz Dieter Fill pelo reduzido tempo de titulação. Trabalha como pesquisador no LACTEC desde abril de 2010 principalmente nas áreas de hidrologia estocástica, previsão de carga e mercado de energia elétrica. Atualmente é doutorando em Engenharia de Recursos Hídricos na Universidade Federal do Paraná.

Ana Paula Oening é bacharel em Matemática Industrial pela Universidade Federal do Paraná (2003), mestre em Métodos Numéricos com ênfase em otimização pelo Programa de Métodos Numéricos em Engenharia – PPGMNE/UFPR (2006) e doutora em Métodos Numéricos com ênfase em previsão de carga na mesma instituição (2014). É Pesquisadora Plena na Divisão de Sistemas Elétricos do LACTEC, atuando nas áreas de otimização, previsão de séries temporais, planejamento da operação e expansão, comercialização de energia e leilões.



Engenheiro eletricitista pela Universidade Federal de Juiz de Fora, possui mestrado e doutorado em Engenharia Elétrica pela Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. Atualmente é Pesquisador Sênior do Instituto de Tecnologia para o Desenvolvimento – LACTEC. Conta com experiência na área de Engenharia de Produção, com ênfase em Séries Temporais, atuando principalmente nos seguintes temas: previsão de carga e preço de energia, mercado de eletricidade e eficiência energética.



Débora Cinta Marcilio possui graduação em Matemática Industrial – UFPR (2003), mestrado em Métodos Numéricos em Engenharia – PPGMNE/UFPR (2004 – 2006) e doutorado em Métodos Numéricos – PPGMNE/UFPR (2014). Atualmente é pesquisadora do LACTEC, possui experiência na área de Matemática Aplicada com ênfase em Otimização, atuando principalmente nos seguintes temas: programação linear, programação não linear, alocação de geração distribuída, previsão de séries temporais e comercialização de energia, despacho hidrotérmico.

Rafael Arsie Guimarães é graduado em Engenharia Industrial Elétrica com ênfase em Eletrotécnica pela Universidade Tecnológica Federal do Paraná (2005), especialista em Finanças Empresariais pela Universidade Positivo (2010) e acadêmico do curso de Estatística da Universidade Federal do Paraná. Atualmente é engenheiro eletricitista da Copel - Companhia Paranaense de Energia. Tem experiência na área de comercialização de energia, estudos de mercado de energia elétrica para o planejamento de sistemas elétricos de potência e regulamentação do setor elétrico.

Eloy de Paula Rocha Jr. possui graduação em Engenharia Industrial Elétrica com ênfase em Eletrotécnica pela Universidade Tecnológica Federal do Paraná (2001) e mestrado em Engenharia Elétrica pela Universidade Federal do Paraná (2011). Atualmente é engenheiro eletricitista da Copel - Companhia Paranaense de Energia. Tem experiência na área de previsão de demanda por subestações, planejamento da expansão do setor elétrico, encargos de uso do sistema e regulamentação do setor elétrico.

Bruno Massaneiro Sucek possui graduação em Engenharia Industrial Elétrica com ênfase em Eletrotécnica pela Universidade Tecnológica Federal do Paraná (2012). Atua na área de estudos de mercado e energia da Copel - Companhia Paranaense de Energia.



Alexandre Rasi Aoki, nascido em Bauru/SP em 1974, graduado em Engenharia Elétrica na EFEI em 1996, Mestre em Engenharia Elétrica pela EFEI em 1999 e Doutor em Engenharia Elétrica pela UNIFEI em 2003. Pesquisador Sênior e Gerente do Departamento de Eletricidade e Materiais dos Institutos Lactec e Professor Adjunto do Departamento de Engenharia Elétrica da UFPR. Membro do IEEE e do Cigré. Atua nas áreas de Distribuição de Energia Elétrica, Redes Elétricas Inteligentes e Aplicações de Sistemas Inteligentes.