

Desenvolvimento de Metodologia para Previsão de Demanda de Energia Elétrica Industrial em Curto e Médio Prazo

Diogo R. M. da Silva, Cleber Arsego, Sandro C. Lima, Ademar E. Rosa, Gabriel A. de Oliveira, Pedro A. da Silva Jr., Alessandra Teixeira, Aline T. de Souza e José N. Lacerda.

Resumo – Neste artigo é apresentado um novo modelo de previsão de demanda de energia elétrica para o setor industrial. O modelo desenvolvido considera, além dos valores históricos da demanda, as informações climáticas do ambiente onde está instalada a planta, os dados de produção e o calendário civil, levando em conta os dias sem produção devido a feriados ou às paradas para manutenção. O modelo pode ser utilizado para previsões de médio e curto prazo e foi validado em indústrias de diferentes ramos de atividade.

Palavras-chave – consumo de energia, controle de demanda, gerenciamento energético, modelos de previsão, previsão de demanda.

I. INTRODUÇÃO

A Tractebel Energia S. A. desenvolveu no biênio 2005/2006 avaliações de modelos de previsão de demanda dentro do seu programa de pesquisa e desenvolvimento (P&D ANEEL nº 0403-007/2005 - Desenvolvimento de um Sistema de Previsão de Demanda na Tractebel) [1]. Os resultados da pesquisa puderam ser aplicados para a elaboração de uma ferramenta capaz de realizar previsões diárias de demanda, a qual foi integrada no sistema de telemedição da Tractebel e disponibilizada aos seus clientes.

Dando continuidade a essa linha de pesquisa, neste artigo são apresentados os resultados do projeto denominado “Desenvolvimento de Metodologia para Previsão de Demanda de Energia Elétrica Industrial em Curto e Médio Prazos” desenvolvido no período de julho de 2008 a junho de 2010 (P&D ANEEL nº 0403-010/2007).

A proposta do trabalho foi ampliar a amostragem das previsões, diminuindo o intervalo de tempo de diário para 15 minutos. Nesta condição foram priorizadas as previsões de curto prazo, ou seja, de uma semana a um mês. Além disso,

foram levadas em conta variáveis internas e externas à indústria.

Como resultado da pesquisa as empresas têm a possibilidade de prever seu consumo em função da programação da produção diária e demais condições de operação da planta. Com o conhecimento prévio de seus níveis de demanda os usuários podem agendar o chaveamento automático de cargas, visando reduzir a demanda nos horários de pico, por exemplo. Neste contexto, quando maior for a precisão do modelo de previsão de demanda maior será o seu emprego, seja tanto por usuários finais quanto por agentes geradores e distribuidores de energia elétrica.

Para clientes industriais outra aplicação da previsão de demanda é o acompanhamento do nível de eficiência energética do processo produtivo. Com uma ferramenta deste tipo é possível avaliar se uma determinada medida de eficiência apresentou os ganhos estimados.

Na primeira parte do artigo são apresentadas simulações de diferentes composições para o algoritmo de previsão. Tendo como ponto de partida a base de dados dos clientes da Tractebel, foram determinados os parâmetros relevantes para a previsão temporal da demanda de energia elétrica de curto e médio prazo em indústrias de diversos setores (mineração, química, metal-mecânica, automotiva etc.).

Na segunda parte é realizada uma análise da influência dos dados climáticos e de produção sobre os resultados das previsões e finaliza-se com a descrição do módulo de previsão implementado no sistema de telemedição da Tractebel Energia.

Para atender questões de confidencialidade, neste artigo os nomes das indústrias que serviram de estudos de caso estão preservados, assim como os seus valores de demanda foram ajustados por um fator de escala que impedem sua relação com o tamanho da empresa ou seu nível de produção.

II. O MODELO DE PREVISÃO

Para a realização de previsões de demanda pode-se fazer uso de técnicas qualitativas, baseadas em opiniões subjetivas de especialistas, e quantitativas, as quais utilizam dados históricos [2]-[4]. Dentre as técnicas quantitativas encontram-se os métodos causais e os de séries temporais. Nos métodos causais a demanda está relacionada a uma ou mais variáveis internas ou externas à empresa, que recebem o nome de variáveis causais ou explicativas [5]-[7]. A análise de séries temporais exige somente valores passados da demanda, ou

Este trabalho foi desenvolvido no âmbito do Programa de Pesquisa e Desenvolvimento Tecnológico do Setor de Energia Elétrica regulado pela ANEEL e consta dos Anais do VI Congresso de Inovação Tecnológica em Energia Elétrica (VI CITENEL), realizado em Fortaleza/CE, no período de 17 a 19 de agosto de 2011.

Cleber Arsego, Ademar E. Rosa, Pedro A. da Silva Jr. e Sandro C. Lima são professores do Instituto Federal de Santa Catarina e participaram da pesquisa pelo Instituto Tecnológico e Científico – Intec, entidade executora do projeto (e-mail para contato: cleber@ifsc.edu.br).

Diogo R. M. da Silva, Gabriel A. de Oliveira, Alessandra Teixeira, Aline T. de Souza e José N. Lacerda são funcionários da Tractebel Energia (e-mail para contato: diogo@tractebelenergia.com.br).

Agradecimentos a empresa Way2 que foi responsável pela implementação das modificações no módulo de previsão da Tractebel.

seja, da própria variável que se quer prever [5]-[7]. A expectativa é que o padrão observado nos valores passados forneça a informação adequada para a previsão de valores futuros da demanda.

A melhor solução encontrada nesta aplicação para o modelo de previsão considera uma combinação de métodos causais e de séries temporais, onde as séries consideram a evolução no tempo da própria demanda e também das variáveis causais.

O modelo desenvolvido para a realização das previsões considera: dados históricos, dados climáticos, o calendário semanal e diário, a marcação de feriados e dias de paradas programadas e os dados de produção, conforme a equação apresentada em (1).

$$D(k) = M + \sum CiXi + \sum CjYj + \sum ClWl + \sum CmWm$$

Onde: $D(k)$ é o valor da previsão no instante k , M é o valor constante da série, Xi são os termos da equação referentes aos dados de calendário ($i = 18$), Yj são os termos relacionados ao histórico da demanda ($j = 18$), Wl são os termos relacionados aos dados de temperatura ($l = 4$), Wm são os termos relacionados com os dados de produção ($m = 7$), Ci , Cj , Cl e Cm são os parâmetros da equação.

Foram simulados diversos modelos de algoritmos com variações na quantidade de termos de cada parte da equação acima apresentada. Cada variação de algoritmo foi testada para diferentes indústrias, sendo o número final de termos de cada parte da equação definido pelas simulações que alcançaram os melhores resultados.

Em relação à implementação do algoritmo de previsão as seguintes considerações são pertinentes:

- a previsão considera a utilização de dados históricos de três meses a um ano;
- o horizonte de previsão pode se estender até um ano, sendo que foram privilegiados os resultados de previsão de uma semana a um mês, pois entre os objetivos do projeto estava a diminuição da periodicidade dos dados;
- para a determinação dos coeficientes de cada termo foi utilizada a minimização do erro quadrático entre o valor previsto e o valor real obtido.

A. A Base de Dados de Históricos de Demanda

A base de dados utilizada continha a informação da demanda de energia elétrica a cada 15 minutos, dos anos de 2006 a 2008, de 48 clientes da Tractebel. Na tabela 1 é apresentada uma classificação destes clientes por ramo de atuação e a figura 1 mostra sua distribuição por unidade da federação.

Tabela I. Quantidade de empresas por ramo de atividade.

Ramo de atividade	Quantidade
Atividades Auxiliares ao Transporte	1
Comércio	1
Fabricação de Máquinas e Equipamentos	1
Fabricação de Produtos de Fumo	1
Fabricação de Produtos de Metal	2
Extração de Minerais Metálicos	2
Fab. de Máq., Aparelhos e Mat. Elétricos	2
Fab. de Artigos de Borracha e Plástico	2
Metalurgia Básica	2
Fab. de Prod. de Minerais Não-Metálicos	3
Fab. de Produtos Alimentícios e Bebidas	3
Fab. e Mont. de Veículos Automotores	3
Fab. de Celulose, Papel e Prod. de Papel	4
Fabricação de Produtos Químicos	21
Total	48



Figura 1. Quantidade de empresas por estado da federação.

As empresas que apresentam uma curva de demanda constante ou com pequenas variações, exemplo da figura 2, correspondem a mais de 25 % dos casos analisados. Nestas situações a previsão pode ser determinada por um único fator, que é simplesmente a média da sua demanda.

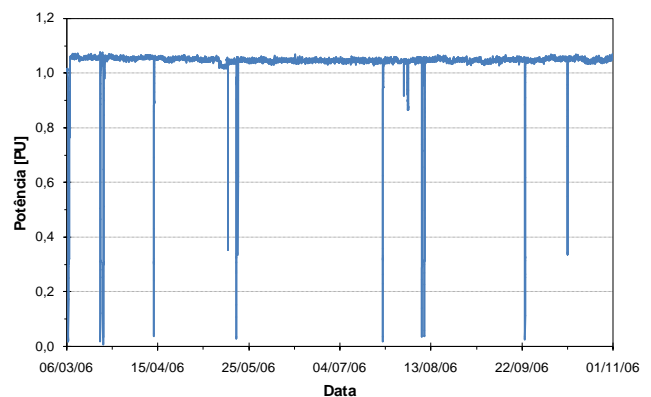


Figura 2. Demanda de uma indústria de fabricação de produtos químicos entre março a outubro de 2006.

O foco do estudo foi perfis de demanda variáveis com a

hora, o dia da semana e o mês do ano, e ainda, onde fosse possível identificar relações com a produção, das condições climáticas, da sazonalidade do produto etc. A figura 3 apresenta um destes casos, onde se destacam os patamares distintos de consumo de energia durante os dias da semana, caracterizados por períodos de produção e de não-produção.

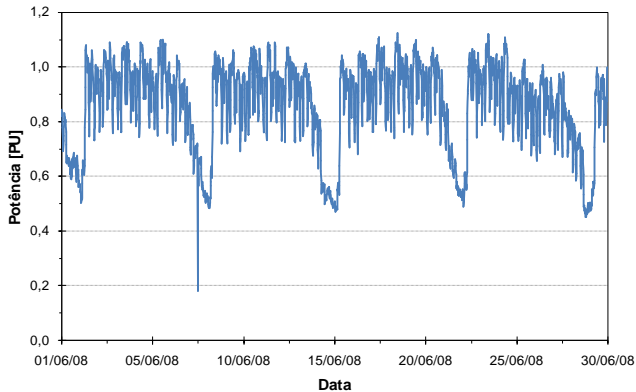


Figura 3. Demanda de uma indústria de fabricação e montagem de veículos automotores no mês de junho de 2008.

B. Dados Climáticos

Uma das variáveis a serem consideradas na previsão é a variação climática, mais especificamente da temperatura ambiente, que pode adicionar um fator sazonal às séries de dados da demanda de energia elétrica em indústrias. Para comprovar esta influência foram utilizados dados climáticos do Instituto Nacional de Meteorologia - INMET.

O INMET disponibiliza em sua página na internet os dados de suas estações meteorológicas que incluem as informações de temperatura ambiente e de orvalho, umidade relativa, pressão, velocidade e direção do vento, radiação solar e índice pluviométrico, associados a data e a hora [8].

Para a utilização das informações climáticas é selecionada a estação mais próxima da planta industrial analisada. Na página do INMET na Internet há uma opção para escolha das estações operantes, como pode ser visualizado na figura 4.

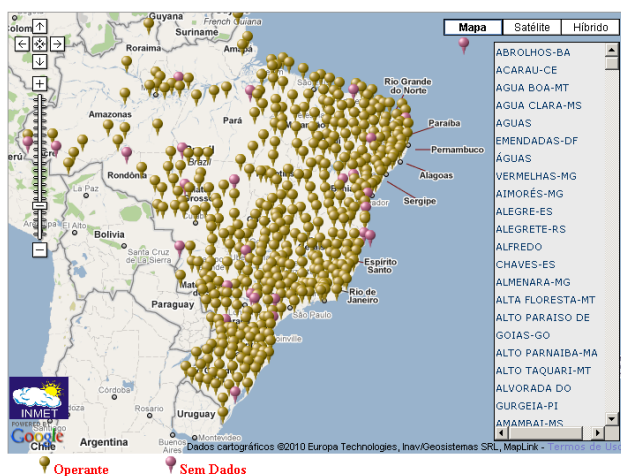


Figura 4. Mapa com as estações meteorológicas do Instituto Nacional de Meteorologia [8].

C. Obtenção dos dados de produção

A obtenção dos dados de produção das empresas para a sua utilização nos algoritmos de previsão foi um dos maiores desafios da pesquisa. É uma política comum a todas as indústrias não divulgar seus dados de produção, mesmo diante de termos de confidencialidade assinados entre as partes.

Vencidos os entraves burocráticos, surgiram os de natureza técnica, uma vez que os dados históricos são armazenados sob a perspectiva do planejamento de produção, não havendo, como se podia esperar, qualquer preocupação em se fazer relação com os insumos energéticos.

Outra constante verificada é o armazenamento manual das informações. Os valores de produção somente são repassados para uma planilha eletrônica após sua totalização em um turno ou dia de trabalho.

Para aplicação no modelo de previsão proposto se faz necessário que haja um banco de dados com o fluxo de produção, associando a quantidade de produtos fabricados com o tempo.

Além desses aspectos, em algumas empresas não foi considerado realizar o levantamento dos dados de produção devido à diversidade de produtos e/ou com tempos distintos de processamento, ficando inviável estabelecer relação entre produção e demanda de energia elétrica.

III. RESULTADOS DAS PREVISÕES

Para o desenvolvimento do modelo de previsão foi considerado inicialmente os dados históricos das demandas de energia. Exemplos das previsões realizadas são apresentados nas figuras 5, 6 e 7 para empresas de três setores distintos.

O parâmetro empregado para a comparação de desempenho das previsões foi a média do erro absoluto entre os valores medidos e os previstos de demanda, obtido ponto a ponto para o período de tempo analisado.

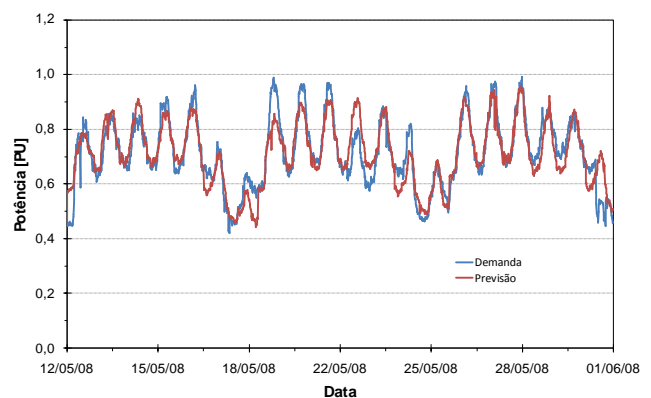


Figura 5. Previsão para uma indústria de fabricação de produtos químicos levando em consideração apenas o histórico da demanda (erro médio de 6,0 %).

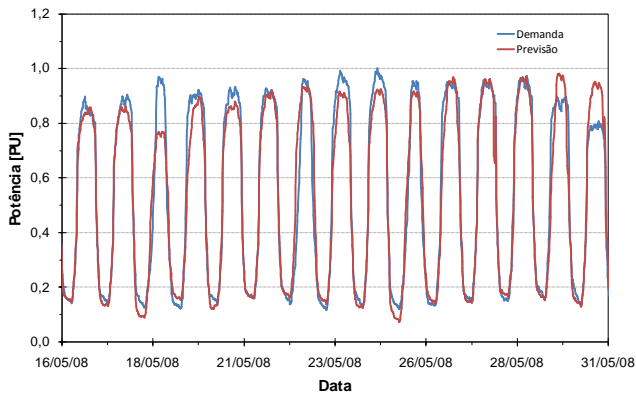


Figura 6. Previsão para um cliente comercial levando em consideração apenas o histórico da demanda (erro médio de 10,8 %).

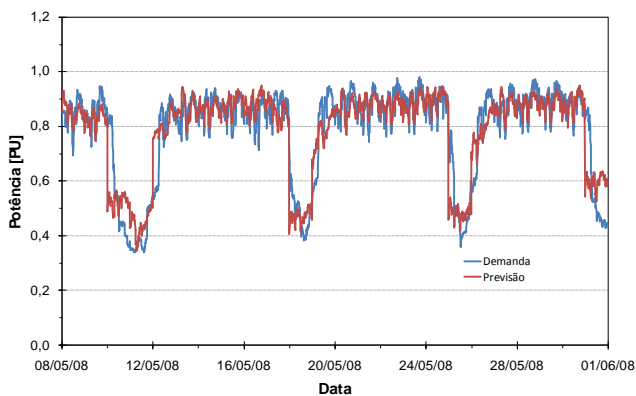


Figura 7. Previsão para uma indústria de veículos automotores levando em consideração apenas o histórico da demanda (erro médio de 7,8 %).

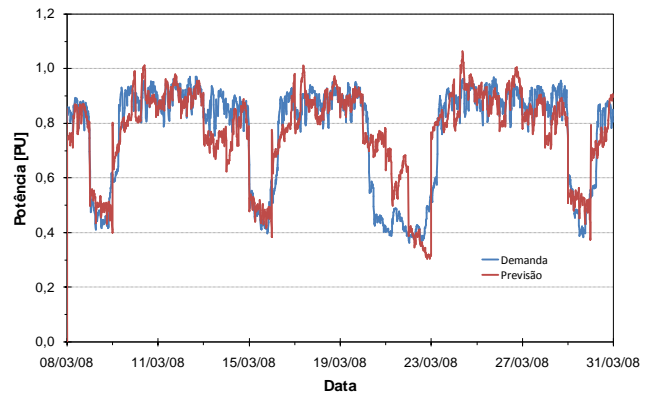


Figura 8. Previsão para uma indústria de veículos automotores levando em consideração apenas o histórico da demanda sem pré-tratamento (erro médio de 11,1 %).

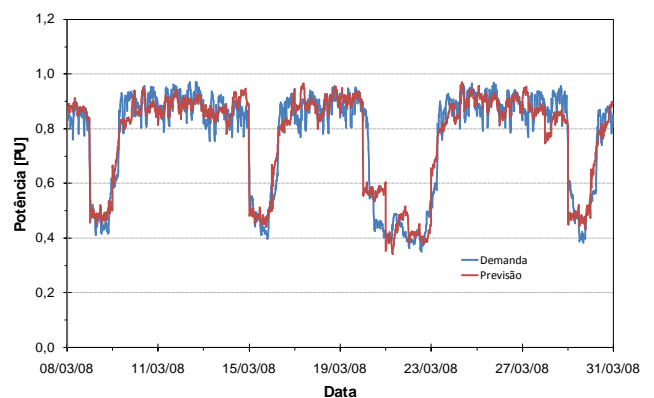


Figura 9. Previsão para uma indústria de veículos automotores levando em consideração apenas o histórico da demanda com pré-tratamento (erro médio de 6,7 %).

A. A Influência na Previsão da Identificação de Dias Sem Produção e Pré-Tratamento dos Dados

Um fator relevante nos resultados da previsão de demanda é a correta identificação, dentro do histórico de dados, dos dias em que não houve produção, devido, por exemplo, a feriados ou recessos para manutenção. Este procedimento caracteriza o valor atípico obtido naquele dia, evitando-se uma fonte de erro no algoritmo. Durante as simulações pôde-se constatar que o tratamento prévio dos dados a serem utilizados, através de filtros e da marcação de dias sem produção, resultou numa diminuição significativa no erro médio da previsão. Exemplos de previsões realizadas com e sem o pré-tratamento dos dados são apresentados nas figuras 8 e 9.

B. A Influência dos Dados Climáticos

Exemplos de previsões realizadas para uma indústria de veículos automotores, com e sem a utilização dos dados de temperatura, são apresentados nas figuras 10 e 11. Observa-se nestes exemplos que houve uma redução no erro médio dos valores previstos quando são considerados os dados climáticos da região onde está instalada a planta.

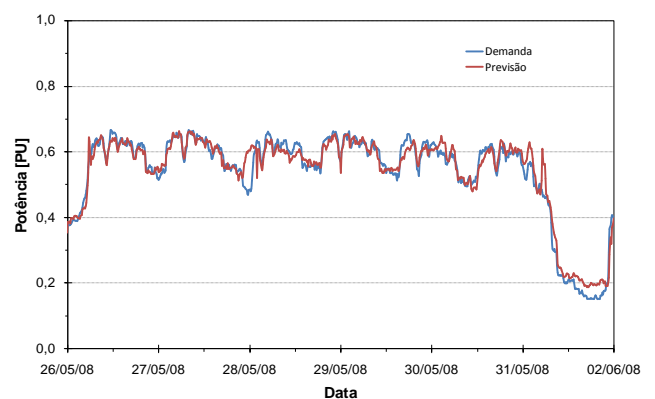


Figura 10. Previsão para uma indústria de veículos automotores sem considerar os dados de temperatura (erro médio de 4,5 %).

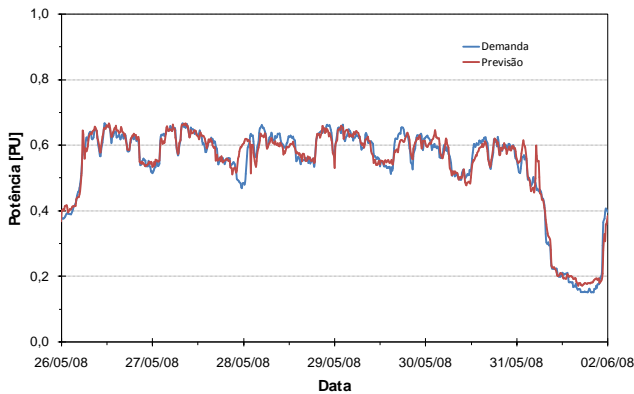


Figura 11. Previsão para uma indústria de veículos automotores considerando os dados de temperatura (erro médio de 3,7 %).

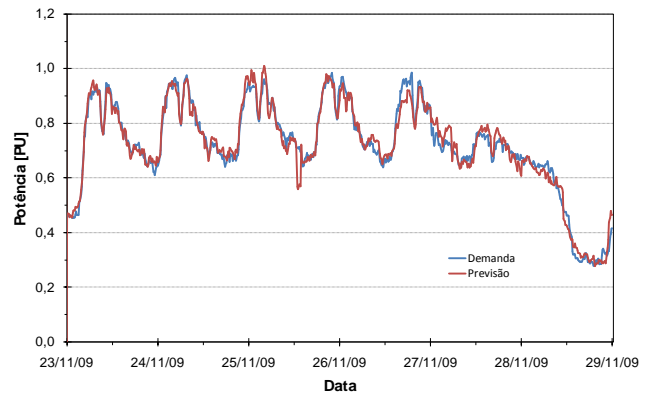


Figura 12. Previsão para uma indústria de veículos automotores sem considerar os dados de produção (erro médio de 3,48 %).

Através de diversas previsões realizadas, em indústrias de diferentes setores e estados, pôde-se observar que a consideração ou não dos dados de temperatura ambiente não alteraram significativamente os resultados obtidos. Desta constatação podemos inferir as seguintes conclusões:

- A influência dos dados de temperatura somente é significativa quando a carga instalada na empresa for suscetível à variação climática, como é o caso de plantas com predominância de cargas destinadas a condicionamento de ar.

- A variação da temperatura já é contemplada no modelo de previsão de forma indireta, através do histórico de demanda.

- Numa perspectiva de previsão de curto prazo a influência de temperatura é pouco significativa, uma vez que a própria temperatura ambiente sofre pequenas variações.

- Durante a realização dos testes, trabalhou-se com a utilização de dados de temperatura históricos numa simulação de previsão onde a temperatura prevista necessariamente já havia sido confirmada. Numa simulação real há necessidade de se obter previsões de temperaturas médias que não necessariamente irão se confirmar, acrescentando incertezas ao resultado.

Ao considerar as variáveis climáticas num sistema de previsão de demanda se deve levar em conta: o custo operacional da obtenção destes dados junto às estações climáticas; o tratamento das mesmas para adequá-las a base de dados do sistema e a obtenção da previsão de temperatura para os dias que se deseja realizar a previsão. A menos que se consiga automatizar este processo, a utilização desta variável não se justifica e somente deve ser considerada em casos especiais, após análise preliminar da influência dos dados de temperatura sobre a demanda da empresa.

C. A influência dos dados de produção

Para o estudo da influência da produção nos resultados de previsões de demanda foram obtidos dados de uma montadora de automóveis.

Os gráficos com os resultados das previsões para uma semana de trabalho estão apresentados nas figuras 12 e 13, uma sem considerar e outra utilizando os dados de produção, respectivamente.

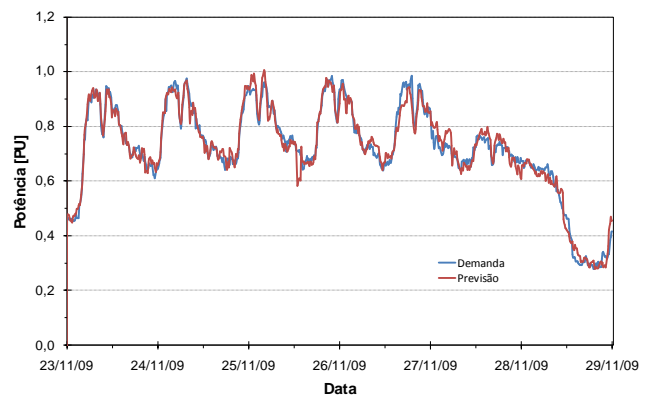


Figura 13. Previsão para uma indústria de veículos automotores considerando os dados de produção (erro médio de 3,37 %).

Das várias semanas onde foram realizadas as simulações, o erro médio percentual obtido entre a previsão e o valor real da demanda de energia foi de 3,48 % quando não se considerou os dados de produção. Uma vez empregado os dados de produção no modelo o erro médio diminuiu para 3,37%.

Para o caso analisado a utilização dos dados de produção no modelo apresentou pouca influência no resultado da previsão. Um dos motivos para isto é o fato que a produção apresentou-se relativamente constante durante todo o período de análise, reflexo de uma fase de aquecimento da economia. Outro fator a se considerar é que a previsão utilizando-se apenas variáveis históricas e informações de dias parados já apresenta resultados satisfatórios, o que reduz a margem de melhoria para o modelo. Também se deve considerar, assim como ocorre em relação aos dados climáticos, a questão da variação de produção estar contemplada no histórico da demanda.

Alguns resultados da análise na montadora de automóveis podem ser estendidos às demais indústrias nacionais. Em condições de economia estável e não recessiva, as empresas realizam o planejamento da produção buscando a otimização dos recursos através de um fluxo de produção constante, como o caso analisado. Dentro deste contexto, somente em casos especiais de empresas que apresentem uma variação diária significativa de produção se justificaria considerar os dados de produção no modelo de previsão.

IV. FERRAMENTA DE PREVISÃO DE DEMANDA

Em [1] foi desenvolvida uma ferramenta de previsão de demanda para clientes industriais. Nesta seção é realizada uma descrição das principais características desta ferramenta e das modificações implementadas.

A. Descrição do Programa

O módulo de previsão considera as seguintes funções relacionadas aos seus principais subsistemas:

Previsões de Curto Prazo: Cadastro, realização e visualização de previsões para um dado número de semanas à frente.

Previsões de Longo prazo: Cadastro, realização e visualização de previsões para um período definido pelo usuário, podendo chegar até a um ano ou mais, no caso de cargas estáveis.

Variáveis Explicativas: Cadastro e utilização das variáveis explicativas para a realização de previsões.

Relatórios de Qualidade das previsões: Considera diversas maneiras de visualizar os resultados obtidos para as previsões, realizando comparativos entre algoritmos e parâmetros de previsão.

Basicamente o usuário do sistema pode criar e executar previsões de curto e longo prazo, utilizando-se ou não de variáveis explicativas, como por exemplo, dados climáticos do local sede do cliente. O usuário dispõe ainda de ferramentas que analisam os resultados de comparações das previsões de demandas.

As previsões de longo prazo são estáticas, ou seja, uma vez que se define o cliente, as datas com os dados de histórico e o período sobre o qual se deseja realizar a previsão ela é executada e finalizada. As previsões de curto prazo são rotinas residentes (*preditores*) que continuam em execução e vão sendo atualizadas na medida em que novos dados de demanda são automaticamente inseridos no sistema.

As variáveis explicativas estão relacionadas ao consumo de um determinado ponto de medição. Somente as previsões de longo prazo podem fazer uso das variáveis explicativas, pois para utilizá-las nos *preditores* de curto prazo as mesmas também precisariam ser atualizadas automaticamente.

As previsões, sejam de curto ou longo prazo, são integradas com valores diários, não se disponibilizando qualquer informação sobre a evolução das mesmas durante o dia.

B. Alteração do Sistema de Previsão

A principal modificação implementada no módulo de previsão do programa foi a mudança da base de tempo de valores diários para valores integrados de 15 em 15 minutos. Seu desenvolvimento envolveu mudanças em diversos módulos do sistema, desde o algoritmo de predição de curto prazo, até no gerenciamento dos relatórios.

Com o aumento na quantidade de dados envolvidos na previsão, em função da mudança da base de tempo, tornou-se necessário rever os algoritmos utilizados para predição de curto prazo. A implementação do algoritmo desenvolvido ao longo da pesquisa não foi possível por questões relacionadas a estrutura do *software* do sistema original. As alterações necessárias para a implantação desta ferramenta ultra-

passariam o escopo e os recursos destinados a este trabalho. No sistema original as previsões de curto prazo não consideram o uso de variáveis explicativas.

Considerando a estrutura do *software* do sistema existente, foi desenvolvido um modelo de predição por projeção linear que, a partir dos dados históricos da demanda, calcula os coeficientes da equação utilizada na previsão. Da mesma forma como se utiliza a média para realizar a previsão de um valor de demanda de um determinado horário e dia da semana, são correlacionados os dados de quatro semanas anteriores nos mesmos horários, e obtidos os parâmetros que se ajustam a equação, realizando-se o cálculo do valor futuro.

O coeficiente linear da equação (2) é obtido em (3) e o coeficiente angular em (4).

$$Y = a + bX$$

$$a = \frac{\sum y - b \sum x}{n}$$

$$b = \frac{n \sum xy - \sum x \sum y}{n \sum x^2 - (\sum x)^2}$$

O valor do coeficiente “b” é obtido como resultado da divisão da covariância das duas variáveis aleatórias pela variância da variável independente. O valor do coeficiente “a” é o resultado da subtração da média da variável dependente menos o produto do coeficiente “b” pela média da variável independente [9].

A demanda prevista utilizando-se esse método apresenta erros maiores que a obtida pela equação (1). Entretanto, para previsões de curto prazo que não consideram variáveis explicativas os resultados obtidos são semelhantes, conforme pode ser observado nas figuras 14, 15 e 16.

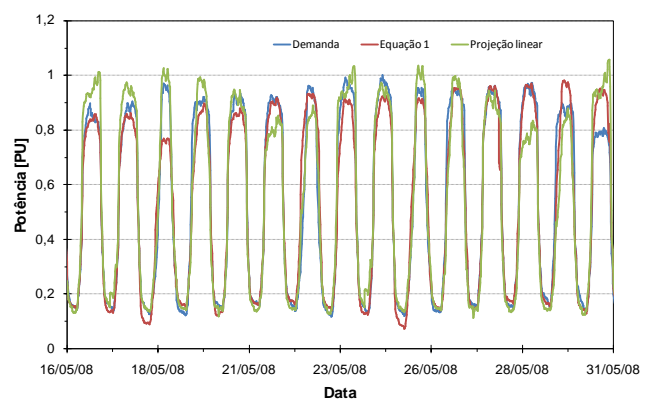


Figura 14. Previsão para um comércio, com predição pela equação 1 com erro médio de 10,8 % e por projeção linear com erro médio de 13,9 %.

Nestas figuras estão apresentadas as curvas de demanda medidas, as curvas previstas pela equação (1) e as curvas previstas pelo método de projeção linear. O erro médio obtido pela projeção linear é de 5,4 unidades percentuais maior que o obtido através da equação (1). Esse erro pode ser maior ou menor dependendo das características da curva de demanda de cada consumidor.

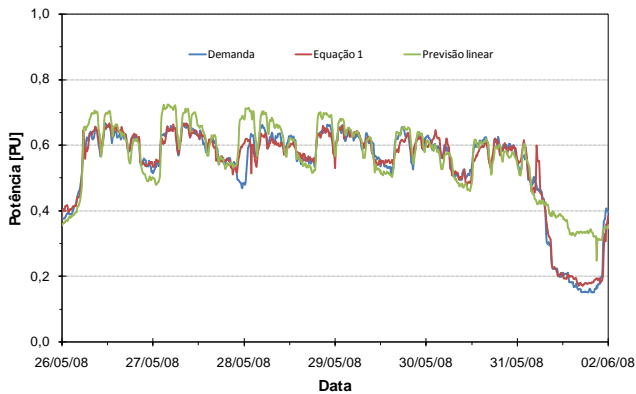


Figura 15. Previsão para uma indústria de veículos automotores, com predição pela equação 1 (erro médio de 3,7 % e por projeção linear com erro médio de 10,3 %.

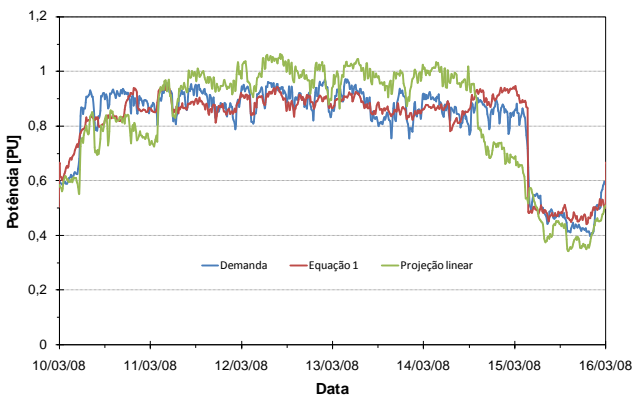


Figura 16. Previsão para uma indústria de veículos automotores, com predição pela equação 1 com erro médio de 5,0 % e por projeção linear com erro médio de 11,4 %.

Sendo assim, para o módulo de previsão de curto prazo do sistema de telemetria da Tractebel, após as modificações realizadas, além do método baseado nas médias do histórico esta disponível uma rotina que analisa a tendência do histórico por regressão linear.

C. Visualização de Telas do Programa

As figuras 17 e 18 mostram telas do programa implementado com um exemplo de previsões diárias e de 15 minutos, respectivamente.

A modificação na base de dados e a inclusão do novo algoritmo para previsões de curto prazo foram implementadas e validadas no módulo de previsão do sistema de telemetria da Tractebel Energia. A critério da empresa este modelo de previsão poderá estar à disposição de seus clientes.

O emprego de variáveis explicativas nas previsões de curto prazo poderão ser implementadas futuramente no programa, desde que se julgue necessário para a melhoria da qualidade das previsões. Na etapa atual do estudo esta ação implicaria em mudanças estruturais de alto custo.

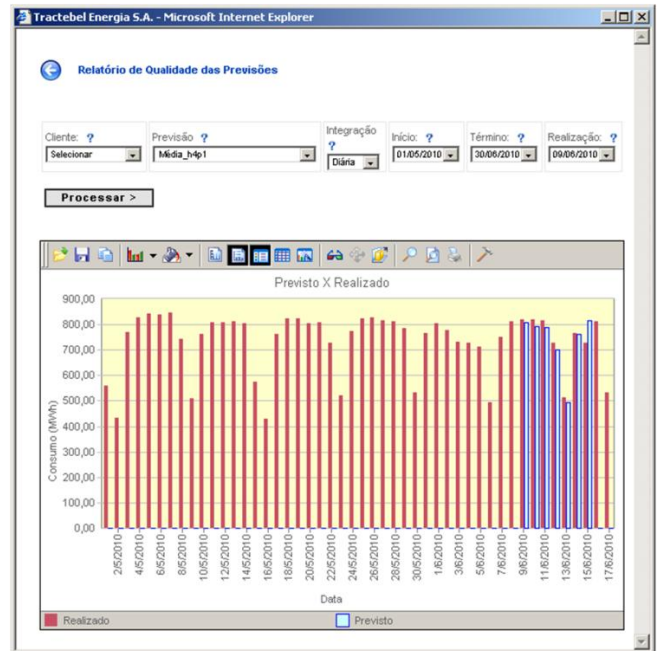


Figura 17. Tela do programa com previsões integralizadas diariamente

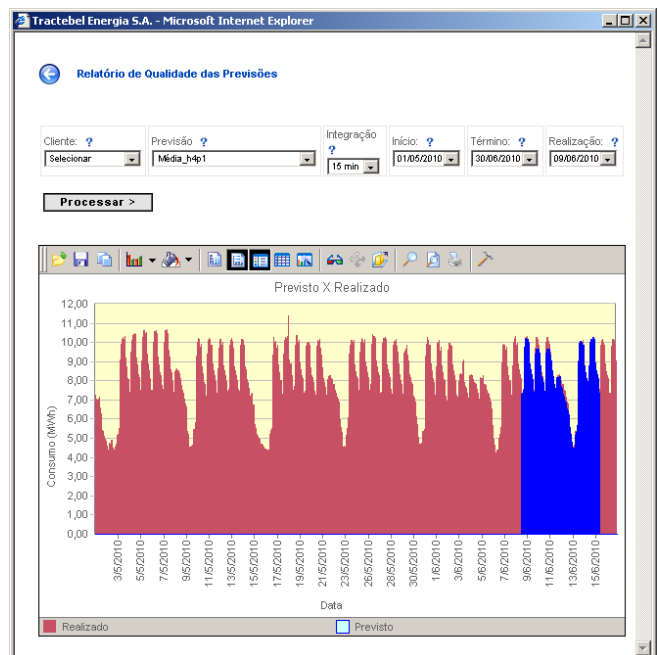


Figura 18. Tela do programa com previsões integralizadas a cada 15 minutos.

V. CONCLUSÕES

Com base nos dados de demanda de clientes da Tractebel Energia foi realizado um estudo do perfil das suas curvas de demanda de energia elétrica, procurando-se identificar aqueles com maior potencial para o desenvolvimento de novos modelos de previsão. Uma das constatações foi que mais de 25 % dos casos apresentaram demanda praticamente constante, situação para a qual os métodos de previsão são facilmente implementados por séries de médias ou de tendência linear.

Foram consideradas múltiplas alternativas de predição, até a convergência para um modelo do método quantitativo que leva em conta tanto as séries históricas quanto a relação de causalidade com variáveis explicativas. Este modelo foi testado em uma indústria automotiva.

A predição levando em consideração as variáveis climáticas e de produção obteve melhor desempenho do que quando estas variáveis não são contempladas no modelo. Porém, pôde-se constatar que a variável relevante para a previsão é o próprio histórico da demanda.

Um fator determinante para o bom desempenho do algoritmo de previsão foi o pré-tratamento dos dados, caracterizado pela eliminação de valores não fidedignos e identificação de dias com comportamento atípico, como por exemplo, um dia de semana sem produção devido a um feriado ou parada para manutenção.

VI. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] D. U. S. Barbosa, M. Carneiro, E. Camponogara, F. B. Andrade, F. M. Vidal, “Desenvolvimento de um Sistema de Previsão de Demanda na Tractebel”, Anais do IV Citenel, Araxá, M.G. 2007.
- [2] T. Y. LIN, *Estudo de Modelos de Previsão de Demanda*, São Paulo: Núcleo de Pesquisas e Publicações da FGV, EAESP, 2000.
- [3] P. A. Morretin, C. M. C. Toloi, *Previsão de séries temporais*, 2. ed. São Paulo: Atual Editora, 1987.
- [4] D. M. Moreira, *Administração da produção e operações*. São Paulo: Pioneira Thomson Learning, 2001.
- [5] F. R. Pellegrini, F. S. Fogliatto, “Passos para Implantação de Sistemas de Previsão de Demanda. Técnicas e Estudo de Caso”, *Revista Produção*, v. 11 n. 1, Novembro de 2001.
- [6] J. T. Mentzer, J. E. Cox Jr., Familiarity, application, and performance of sales forecasting techniques. *Journal of Forecasting*, v. 3, n. 1, p. 27-37, jan. 1997.
- [7] M. M. Davis, N. J. Aqualiano, R. B. Chase, *Fundamentos da administração da produção*. 3. ed. Porto Alegre, Bookman, 2001.
- [8] Instituto Nacional de Meteorologia [acesso em 30/11/2010]. Disponível em: <http://www.inmet.gov.br/sonabra/maps/automaticas.php>.
- [9] W. H. Press, S. A. Teukolsky, W. T. Vetterling, B. P. Flannery, *Numerical Recipes 3rd Edition: The Art of Scientific Computing*, Cambridge University Press; 3 edition, 2007.