

COMBINAÇÃO DE MODELOS DE SÉRIES TEMPORAIS PARA PREVISÕES DO CONSUMO INDUSTRIAL DE ENERGIA ELÉTRICA EM SANTA CATARINA.

Gueibi Peres Souza, Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC), gueibi@deps.ufsc.br.

Robert Wayne Samohyl, PhD, Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC),
samohyl@deps.ufsc.br.

Roberto Meurer, Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC), rmeurer@mbx1.ufsc.br.

Éder Daniel Corvalão, Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC),
corvalao@wildcomnet.com.br.

RESUMO: A crise energética enfrentada pelo Brasil em meados de 2001 desencadeou um processo de racionamento de energia elétrica na região Sudeste do país e um fenômeno denominado “racionalização de consumo” na região Sul. Este fenômeno foi responsável pela modificação de hábitos e comportamentos tidos, até então, como padrões no que dizia respeito a consumo de energia elétrica no estado de Santa Catarina.

Tendo em vista que tal fenômeno tornou ainda mais úteis e necessários estudos de previsão no setor de energia elétrica na região Sul, e a expressiva participação do setor industrial no consumo de energia elétrica em Santa Catarina (aproximadamente 45% do total), este artigo se propõe a combinar previsões de diferentes modelos de regressão construídos para o setor e de técnicas de previsão univariadas com o objetivo de reduzir as discrepâncias entre os valores verificados e os previstos atualmente na empresa distribuidora do estado (Centrais Elétricas Santa Catarina S.A. - CELESC).

Os critérios utilizados no artigo para avaliação da aderência dos modelos e das combinações aos dados de consumo industrial de energia em Santa Catarina, será o Erro Percentual Absoluto Médio (EPAM) e a estatística U de Theil.

Palavras chave: Energia Elétrica; Consumo Industrial; Modelos de Previsão; Combinação de Previsões.

1. INTRODUÇÃO

Os dados de consumo industrial de energia elétrica no estado foram disponibilizados pela empresa Centrais Elétricas Santa Catarina S/A (CELESC), e acessados através do Núcleo de Normalização e Qualimetria (NNQ) da Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC). Tais dados foram fornecidos em valores mensais de kWh, portanto, as previsões serão realizadas também mensalmente.

No estudo são considerados como amostra os dados de agosto de 1993 a dezembro de 2003. Os dados referentes aos dez meses já transcorridos de 2004 são deixados de fora do

processo de construção dos modelos e aplicação das técnicas univariadas para que também se possa ter uma idéia da aderência dos modelos a dados fora da amostra.

Para a realização das combinações foram utilizados seis modelos de regressão dinâmica, um auto-regressivo integrado de média móvel (ARIMA) e um de suavização exponencial (Holt-Winters), os quais terão seus desempenhos individualmente comparados ao desempenho do modelo utilizado na empresa assim como quando combinados. A avaliação das previsões de cada modelo e deles combinados é baseada no resultado do cálculo do EPAM (Erro Percentual Absoluto Médio) e do U de Theil (ou coeficiente de desigualdade), onde o EPAM representa a percentagem do erro médio da previsão, e o U de Theil mede a desigualdade percentual entre os valores previstos e os verificados.

A forma como foram desenvolvidos cada um dos modelos assim como a forma como foram combinados será apresentada a seguir.

2. METODOLOGIA

Foram construídos, como já mencionado, seis modelos de regressão dinâmica, cada um com sua particularidade. O primeiro modelo, identificado no trabalho como MOD-01, foi construído a partir de uma transformação que visou extrair a defasagem sazonal anual dos dados de consumo industrial, o que foi atingido aplicando-se $(Y_t - Y_{t-1}) - (Y_{t-12} - Y_{t-13})$. Esta transformação também foi aplicada a cada uma das variáveis explicativas pertencentes ao modelo, ou seja, as horas trabalhadas na produção industrial no estado (HTP), a utilização da capacidade industrial instalada no estado (UCI), ao salário líquido real pago no setor no estado (SLR), as vendas reais do setor (VR), ao consumo residencial de energia (CR), a arrecadação do imposto sobre circulação de mercadorias e serviços (ICMS), ao índice da produção industrial (IPI) e ao número de dias úteis para indústria em cada mês (DUI). Este modelo contou ainda com as defasagens do consumo transformado e com *dummies* sazonais no lado direito da equação.

Este modelo contou inicialmente com 74 parâmetros e, após rodá-lo por diversas vezes, eliminando-se a cada rodada a variável que se mostrava menos significativa estatisticamente para o modelo, se chegou a um modelo final específico com 33 parâmetros, demonstrado na fórmula abaixo, o qual apresentou um R^2_{ajust} de 91,63%.

$$\begin{aligned}
 W_t = & -0,446626W_{t-1} -0,310564W_{t-2} -0,406788W_{t-3} -0,20977W_{t-4} -0,267961W_{t-5} \\
 & -0,259267W_{t-6} + 424822HTP_{t-5} + 1077270HTP_{t-6} + 416661UCI_{t-1} - 3801130UCI_{t-5} \\
 & + 154566VR_t + 519624VR_{t-5} - 468589VR_{t-6} - 0,521287CR_t + 0,338247CR_{t-1} \\
 & + 30570,8ICMS_{t-2} + 36361,8ICMS_{t-3} + 32750,9ICMS_{t-5} + 20847,5ICMS_{t-6} + 859922IPI_t \\
 & - 880024IPI_{t-2} + 872425IPI_{t-3} + 2457390IPI_{t-4} - 1967160IPI_{t-5} + 10481IPI_{t-6} + 597646DUI_t \\
 & + 103057DUI_{t-1} + 961177DUI_{t-6} + 235843D_{Março} - 124311D_{Fevereiro} - 106045D_{Dezembro} \\
 & + 934334D_{Setembro}
 \end{aligned}$$

O segundo modelo construído e utilizado (MOD-02), como visava à aplicação do mecanismo de correção de erros, o qual se mostrou não significativo no modelo, trabalhou-se

com a primeira diferença dos índices tanto do consumo industrial (CI) quanto das suas variáveis explicativas (HTP, UCI, SLR, VR, CR e ICMS) o que as tornou co-integráveis. Como não se utilizou *dummies* sazonais no lado direito da equação, também foi possível se contar com o parâmetro constante no modelo, além de 12 defasagens de cada uma das variáveis. Isto foi possível pela transformação realizada reduzir o tamanho da amostra em apenas 1 observação, ficando, portanto, com 124 observações.

O MOD-02 partiu de um modelo geral com 91 parâmetros, e após rodá-lo por diversas vezes, eliminando-se a cada rodada a variável que se mostrava menos significativa estatisticamente para o modelo, se chegou a um modelo específico com apenas 37 parâmetros, como demonstrado na fórmula a seguir, o qual apresentou um R^2_{ajust} de 94,27%.

$$\begin{aligned}
 DICI_t = & 2,63598 - 0,795006DICI_{t-1} - 0,547261DICI_{t-2} - 0,466819DICI_{t-3} - 0,311463DICI_{t-4} \\
 & - 0,324393DICI_{t-5} - 0,344009DICI_{t-6} - 0,173172DICI_{t-7} - 0,149007DICI_{t-11} \\
 & + 0,552142DIHTP_t + 0,406208DIHTP_{t-1} - 0,298852DIHTP_{t-8} - 0,501645DIHTP_{t-10} \\
 & - 0,591385DIHTP_{t-12} - 1,25237DIUCI_{t-2} + 1,9192DIUCI_{t-7} + 1,69159DIUCI_{t-10} \\
 & + 1,3429DIUCI_{t-12} - 0,587881DISLR_{t-1} - 0,547465DISLR_{t-5} - 0,979043DISLR_{t-11} \\
 & + 0,875521DISLR_{t-12} + 0,356372DIVR_t + 0,282182DIVR_{t-1} + 0,224778DIVR_{t-4} \\
 & + 0,266666DIVR_{t-5} + 0,193072DIVR_{t-6} - 0,417905DIVR_{t-11} - 0,349221DICR_t \\
 & - 0,237332DICR_{t-10} - 0,211957DICR_{t-11} + 0,110861DIICMS_t + 0,146773DIICMS_{t-2} \\
 & - 0,0980032DIICMS_{t-5} + 0,154894DIICMS_{t-6} - 0,178664DIICMS_{t-11}
 \end{aligned}$$

Já no terceiro modelo construído (MOD-03), utiliza-se a mesma transformação aplicada em MOD-01, porém não são utilizadas nem as defasagens do Y transformado nem *dummies* sazonais no lado direito da equação. Este modelo tem como variáveis explicativas HTP, UCI, SLR, VR, CR, ICMS, IPI e DUI, todas com a mesma transformação de Y, já apresentada no MOD-01. Neste modelo, como no MOD-01, utilizou-se 6 defasagens para cada variável. O modelo geral teve 56 parâmetros para 112 observações, e após especificá-lo, encontrou-se um modelo com apenas 18 parâmetros, como demonstrado na fórmula abaixo, o qual apresentou um R^2_{ajust} de 81,99%.

$$\begin{aligned}
 W_t = & -1291960HTP_t + 1795880HTP_{t-4} + 36687HTP_{t-5} + 275377HTP_{t-6} + 604667UCI_t \\
 & + 457344UCI_{t-1} - 272776SLR_{t-4} - 439341VR_{t-1} + 457432VR_{t-4} - 0,314435CR_t \\
 & + 0,373614CR_{t-1} - 36911,1ICMS_{t-4} + 134778IPI_t + 128428IPI_{t-3} + 196624IPI_{t-4} \\
 & - 138215IPI_{t-5} + 127229DUI_t + 615801DUI_{t-1}
 \end{aligned}$$

No quarto modelo de regressão dinâmica construído, MOD-04, utiliza-se a mesma transformação de MOD-01, portanto, assemelha-se ao MOD-03, a diferença entre eles é que neste são utilizadas as defasagens de Y no lado direito da equação. É interessante perceber através das variáveis explicativas pertencentes ao modelo (HTP, UCI, CR, ICMS, IPI e DUI) que ao se considerar as defasagens de Y no lado direito da equação as variáveis SLR e VR tornaram-se insignificantes e desapareceram do modelo final, ao contrário de MOD-01 onde foram significativas com a presença das *dummies* sazonais.

O MOD-04 partiu de um modelo dinâmico geral com 62 parâmetros para 112 observações, pois utilizou 6 defasagens para cada uma das variáveis mencionadas. O modelo específico final, como apresentado na equação a seguir, contém 16 parâmetros e possui um R^2_{ajust} de 81,11%.

$$W_t = -0,54298W_{t-1} - 0,348286W_{t-2} - 0,406121W_{t-3} - 0,202498W_{t-4} - 0,204586W_{t-5} \\ + 1671030HTP_{t-5} + 364375UCI_t + 445745UCI_{t-1} - 0,278469CR_t + 24079,4ICMS_t \\ + 1239910IPI_t + 81764IPI_{t-3} + 234998IPI_{t-4} + 6731DUI_t + 76425DUI_{t-1} + 939799DUI_{t-6}$$

Já no quinto modelo de regressão (MOD-05) utilizou-se outra forma de desazonalização de CI. O valor desazonalizado de Y foi obtido pelo quociente entre CI e o índice sazonal do respectivo mês, onde o índice sazonal de cada mês foi obtido a partir da divisão da média de cada mês pelo valor médio das médias dos meses. Este modelo teve como variáveis explicativas além das defasagens da diferença do Y desazonalizado, HTP, UCI, SLR, VR, DUI e a primeira diferença de CR e de ICMS, por estas não apresentarem-se estacionadas em sua forma original.

O MOD-05 partiu de um modelo geral com 56 parâmetros, para 124 observações, e após rodá-lo por diversas vezes, eliminando-se a cada rodada a variável que se mostrava menos significativa estatisticamente para o modelo, se chegou a um modelo específico com 23 parâmetros, demonstrado na fórmula abaixo, o qual apresentou um R^2_{ajust} de 74,53%.

$$DVD_t = -0,673988DVD_{t-1} - 0,340701DVD_{t-2} - 0,152548DVD_{t-6} + 140412HTP_{t-4} \\ + 108455HTP_{t-5} + 416068UCI_t + 501898UCI_{t-4} - 22508SLR_{t-1} - 223606SLR_{t-3} \\ - 210859SLR_{t-4} + 215379SLR_{t-6} + 551601VR_{t-1} + 103644DUI_t - 960328DUI_{t-2} \\ - 715293DUI_{t-3} + 651228DUI_{t-6} + 15972,9DICMS_{t-1} + 18262,3DICMS_{t-2} - 0,274718DCR_t \\ + 0,560801DCR_{t-1} + 0,316891DCR_{t-2} - 0,315858DCR_{t-6}$$

No sexto modelo construído e utilizado (MOD-06) foi acrescido ao MOD-05 o IPI no lado direito da equação, o que suscitou no desaparecimento de VR do modelo, sendo também de todos os modelos regressão já citados o que obteve o menor EPAM tanto dentro quanto fora da amostra. Após rodar o modelo por diversas vezes, eliminando-se a cada rodada a variável que se mostrava menos significativa estatisticamente para o modelo, se chegou a um modelo específico com apenas 26 parâmetros, o qual está demonstrado na equação a seguir, o qual apresentou um R^2_{ajust} de 80,25%.

$$DVD_t = -0,602162DVD_{t-1} - 0,216015DVD_{t-2} - 0,149353DVD_{t-4} - 0,171041DVD_{t-6} \\ - 264448HTP_{t-1} + 618184UCI_t + 441242UCI_{t-4} + 214404SLR_{t-2} - 162651SLR_{t-3} \\ - 296283SLR_{t-4} + 211206SLR_{t-6} + 100879IPI_{t-1} - 173412IPI_{t-2} + 8457IPI_{t-3} + 130823IPI_{t-4} \\ - 128021IPI_{t-5} + 112433DUI_t + 785841DUI_{t-1} - 137441DUI_{t-2} - 955762DUI_{t-3} \\ + 358192DUI_{t-5} - 0,319159DCR_t + 0,620402DCR_{t-1} + 0,394863DCR_{t-2} - 0,403985DCR_{t-6} \\ + 28293,6DICMS_{t-6}$$

O desempenho de cada um destes modelos, tanto dentro quanto fora da amostra podem ser visualizados em uma tabela 01 apresentada a seguir, que apresenta um resumo das características de cada um deles.

TABELA 01 – CARACTERÍSTICAS E DESEMPENHO DOS MODELOS

Modelo	Nº Parâmetros	R ² ajustado	Erro Padrão	EPAM Amostral	U de Theil Amostral	EPAM Não Amostral	U de Theil Não Amostral
MOD-01	33	91,63%	1.130	3,17%	0,480	6,04%	0,797
MOD-02	37	94,27%	3.385	6,70%	0,223	7,06%	0,681
MOD-03	18	81,99%	1.508	2,62%	0,361	5,74%	0,667
MOD-04	16	81,11%	1.527	2,61%	0,355	5,49%	0,630
MOD-05	23	74,53%	1.1313	2,26%	0,310	5,32%	0,638
MOD-06	26	80,25%	1.1745	2,06%	0,266	4,75%	0,636

Fonte: PcGive 10 e Aplicativo Excel.

O Método de Holt-Winters é uma técnica determinística de previsão, a qual não exige qualquer manipulação dos dados originais para que, por exemplo, respeitem uma distribuição normal e/ou estejam estacionados. Portanto, sua aplicação resume-se apenas a utilização de suas fórmulas clássicas para que as previsões sejam geradas.

É importante mencionar, que na aplicação do método, os 12 primeiros índices sazonais foram calculados a partir da decomposição clássica, segundo o método da razão da média móvel, apresentada em HANKE, REITSCH e WICHERN (2001), que se resume em dividir o valor do consumo do mês em questão pela média móvel centrada de 12 meses do mesmo mês. A aplicação deste método nos dados de consumo industrial de energia em Santa Catarina foi realizada no aplicativo Excel e seus valores de α (0,234), β (0,024) e γ (0), foram escolhidos segundo o critério de minimização do valor do EPAM dentro da amostra com o Solver, um programa não linear de otimização contido no Excel.

Esta aplicação, resultou em um EPAM de 3,28% e um U de Theil de 0,20 para as previsões realizadas dentro da amostra, e um EPAM de 2,45% e um U de Theil de 0,11, para as previsões realizadas fora dela. Os resultados encontrados sugerem que a precisão do método fora da amostra é maior do que dentro dela, tanto quando analisado pelo EPAM quanto quando analisado pelo U de Theil. O resultado mais próximo de zero, do cálculo do U de Theil, indica que para o cálculo dos dados fora da amostra os valores mais antigos do consumo industrial foram mais significativos para a previsão do que os valores mais recentes, o que talvez explique sua maior precisão.

Para que se possa ter uma maior noção ilustrativa da aderência do método aos dados de consumo industrial de energia elétrica em Santa Catarina, na figura 1, é apresentado um gráfico com os valores previstos e os verificados neste período no estado.

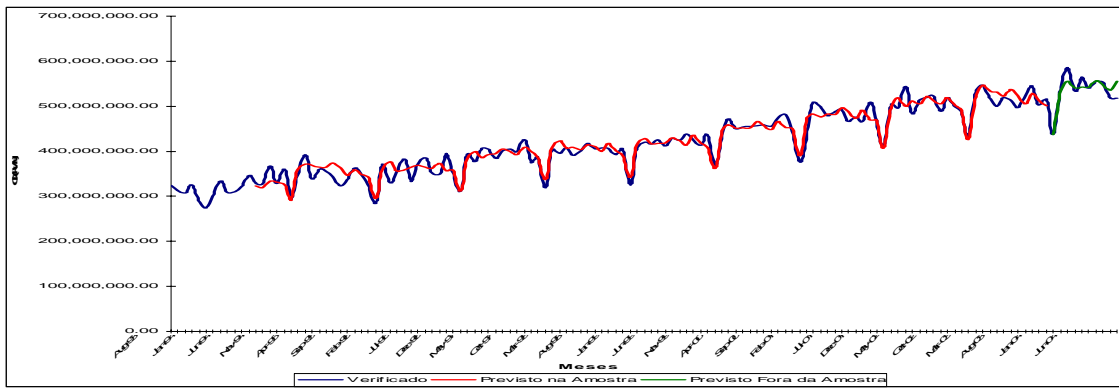


Figura 1: Gráfico Comparativo das Previsões por Holt-Winters.

Já a metodologia de Box-Jenkins, por tratar-se de um método em que para sua utilização exige-se a estacionariedade da série temporal, foi aplicada uma diferença nos dados originais de consumo industrial de energia (DCI). Tal transformação estacionou a série isto, porém, indica apenas que a ordem d do modelo ARIMA é um, mas a ordem p (AR) e q (MA) ainda devem ser determinadas, respectivamente, pelo cálculo da função de autocorrelação parcial dos dados na sua forma original e da função de autocorrelação simples para os dados diferenciados. Os correlogramas destas funções são apresentados nas figuras 2 e 3.

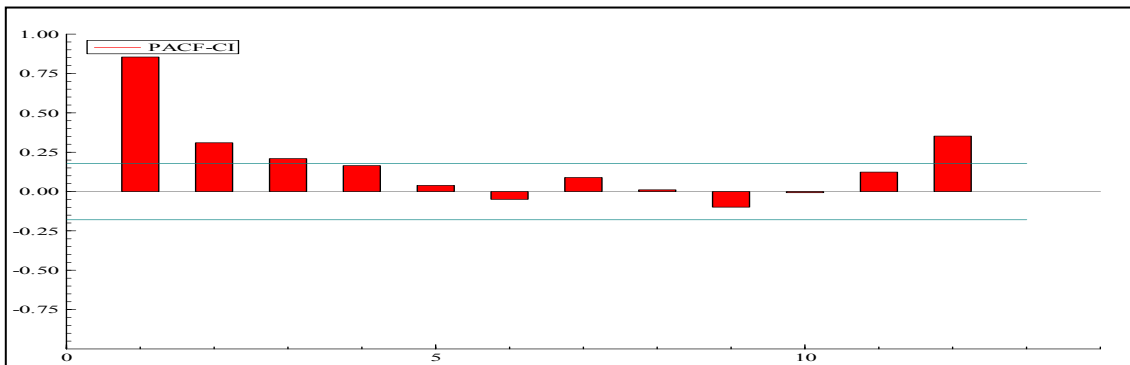


Figura 2: Função de Autocorrelação Parcial (PACF) do Consumo Industrial.

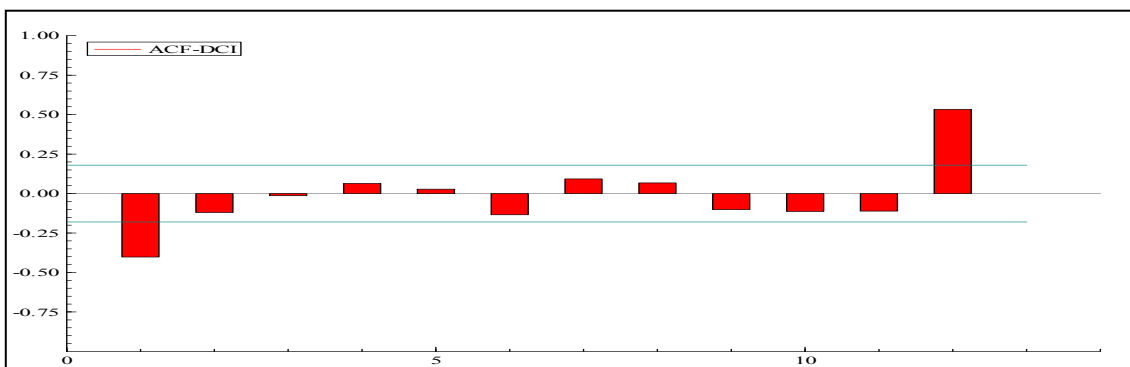


Figura 3: Função de Autocorrelação Simples (ACF) de Consumo Industrial Diferenciado.

Como visto a função de autocorrelação parcial para os dados originais, truncada em dois (figura 2), e a função de autocorrelação simples dos dados transformados truncada novamente em um (figura 3). Tais evidências, segundo SARTORIS (2003), sugerem que o modelo, a princípio, considerado adequado para os dados, seja um ARIMA 2.1.1.

Esta sugestão, porém, foi testada para que se pudessem obter comprovações estatísticas de que este modelo realmente satisfazia as condições de regularidade de um modelo gerado pela aplicação da metodologia Box-Jenkins. Baseando-se na significância estatísticas dos coeficientes e na estatística de Box-Pierce (Ljung-Box) para autocovariâncias nulas (figura 4), além da densidade e do correlograma dos resíduos do modelo (figuras 5 e 6), identificou-se como sendo mais adequado aos dados o modelo ARIMA (2.0.0) (0.1.1). Neste modelo, considerou-se o componente auto-regressivo como sendo não sazonal por, desta forma, os resíduos do modelo comportam-se como ruídos brancos, o que significa estarem respeitando as condições de regularidade desta metodologia na sua totalidade. A equação final do modelo também pode ser observada a seguir.

$$Y_t = 86,4 - 0,8471Y_{t-1} - 0,4628Y_{t-2} + u_t + 0,8548u_{t-12}$$

Estimativa Final dos Parametros					
Tipo		Coef	SE Coef	T	P
AR	1	-0.8471	0.0850	-9.97	0.000
AR	2	-0.4628	0.0853	-5.43	0.000
SMA	12	0.8548	0.0819	10.44	0.000
Constant		86.4	332.8	0.26	0.796
Modificação Box-Pierce (Ljung-Box) Estatística Qui-Quadrado					
Defasagem		12	24	36	48
Qui-Quadrado		9.9	24.6	39.1	47.7
DF		8	20	32	44
P-Valor		0.269	0.217	0.182	0.324

Figura 4: Diagnóstico do Modelo ARIMA (2.0.0) (0.1.1).

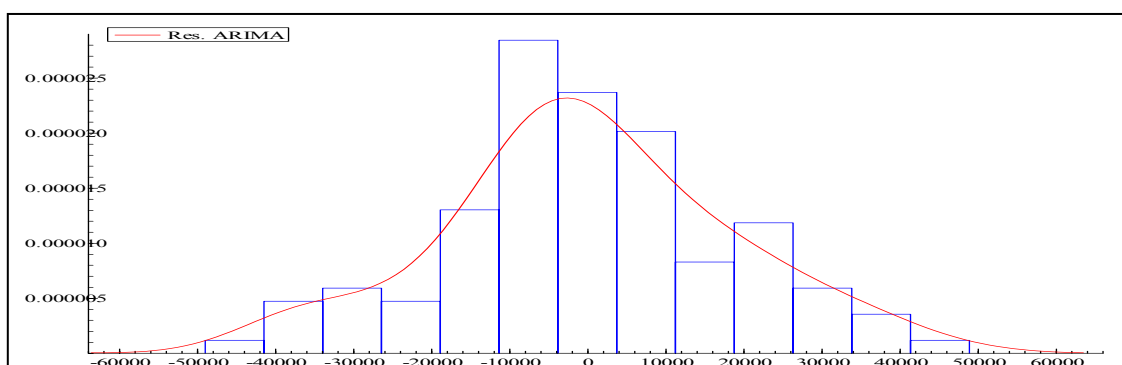


Figura 5: Densidade dos Resíduos do Modelo ARIMA (2.0.0) (0.1.1).

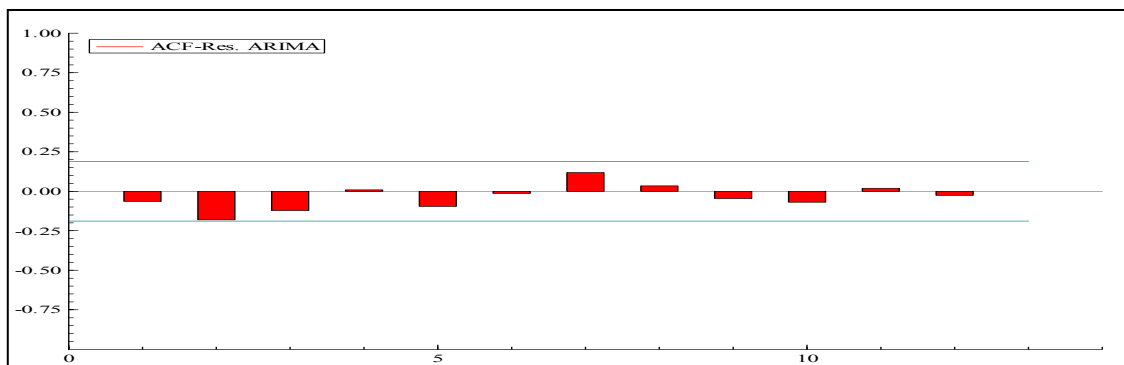


Figura 6: Correlograma dos Resíduos do Modelo ARIMA (2.0.0) (0.1.1).

A utilização do Modelo ARIMA (2.0.0) (0.1.1) nos dados de consumo industrial de energia em Santa Catarina, gerou previsões das quais o cálculo do EPAM dentro da amostra foi de 4,73% e do U de Theil 0,60. Já para as previsões fora da amostra, o EPAM calculado foi de 4,94% e o U de Theil 0,61. Tais resultados mostram que o modelo teve um desempenho melhor, em ambos os critérios, para as previsões dentro da amostra.

A combinação das previsões dos métodos aplicados ao consumo industrial de energia em Santa Catarina, foi realizada através do cálculo de médias, aritmética, geométrica, harmônica e ponderada. Para o cálculo da média ponderada, se deu pesos iguais para os modelos com menor EPAM dentro da amostra. Esta forma de combinação, sugerida por ARMSTRONG (2004), foi realizada através do cálculo da soma do produto das previsões de cada modelo pelos seus respectivos pesos, dividida pelo somatório destes pesos.

Em tal processo a contribuição dos modelos 03, 04, 05 e 06 foi de 20% e a dos modelos 01, 02 e dos métodos de Holt-Winters e Box-Jenkins, foi de 5%.

As previsões geradas a partir deste método, geraram um EPAM calculado dentro da amostra de 1,80%, com um U de Theil também de 0,24 e 4,69% e 0,53, respectivamente, para as previsões geradas para os dados fora da amostra. As outras formas de combinação atingiram resultados idênticos quanto ao EPAM (1,95%) e iguais com realção a estatística U de Theil.

Tais resultados indicam que as previsões de energia elétrica em Santa Catarina podem ser feitas através da combinação de modelos de regressão dinâmica com métodos univariados por média ponderada, que irão produzir resultados bastante precisos. A questão de não possuir a mesma precisão para dados fora da amostra, em nenhum destes métodos, com exceção do Método de Holt-Winters, pode encontrar “conforto” nas palavras de ASHLEY (2003), onde afirma que a aplicação deste tipo de metodologia (previsões fora da amostra), para permitir resultados conclusivos, é necessário que se reserve pelo menos 100 dados fora da amostra.

É importante mencionar, que a exigência de ASHLEY (2003), tornava-se inviável neste estudo, principalmente, devido à indisponibilidade de séries maiores do que as adquiridas para as variáveis explicativas, porém, perceber que tais previsões não se mostraram inadequadas

segundo a estatística U de Theil e, em grande parte, com um aceitável nível de precisão, para dados do mesmo período da amostra, é para os autores, suficiente para sugerir sua utilização prática.

Na seção seguinte será apresentada uma tabela (tabela 02) com o desempenho do método utilizado atualmente na empresa e os métodos univariados aplicados ao consumo industrial, como o modelo ARIMA e o método de Holt-Winters. Também estão presentes na tabela de resultados o desempenho dos modelos de regressão e das combinações, que foram realizadas calculando-se médias das previsões, como a aritmética, a geométrica, a harmônica e a ponderada.

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Como já mencionado os resultados obtidos com o estudo são apresentados na tabela abaixo e toda a discussão em torno dos mesmos, assim como as conclusões, estarão baseadas nestes valores.

TABELA 02 – RESULTADOS E DESEMPENHOS

	EPAM	U de Theil	EPAM	U de Theil
	Amostral	Amostral	Não Amostral	Não Amostral
MOD-01	3,17%	0,480	6,04%	0,797
MOD-02	6,70%	0,223	7,06%	0,681
MOD-03	2,62%	0,361	5,74%	0,667
MOD-04	2,61%	0,355	5,49%	0,630
MOD-05	2,26%	0,310	5,32%	0,638
MOD-06	2,06%	0,266	4,75%	0,636
ARIMA	4,73%	0,604	4,94%	0,611
Holt-Winters	3,28%	0,204	2,45%	0,114
CELESC	5,31%	0,786	3,29%	0,451
Média Aritm.	1,95%	0,262	4,56%	0,527
Média Geom.	1,95%	0,262	4,56%	0,528
Média Harm.	1,95%	0,263	4,55%	0,530
Média Pond.	1,80%	0,241	4,69%	0,526

Fonte: PcGive 10, Aplicativo Excel e Centrais Elétricas Santa Catarina S.A.

Na tabela acima é possível observar que, com exceção do modelo 02, todos os demais apresentaram discrepâncias amostrais menores do que as atingidas na empresa e que apenas o Método de Holt-Winters foi capaz de produzir resultados melhores do que os atingidos na empresa, quando se está considerando o desempenho dos modelos e métodos fora da amostra. Quanto às combinações, o método de média ponderada para combinar previsões foi o que apresentou menor EPAM e U de Theil dentro da amostra, apesar de ser o que apresentou maior EPAM fora dela.

Tais resultados demonstram a vantagem de se trabalhar com a combinação de previsões, pois foi possível reduzir em 0,26 pontos percentuais as previsões dentro da amostra, quando comparado com o melhor modelo construído (MOD-06) e 3.51 pontos percentuais quando comparado com os resultados alcançados na empresa. Isto evidencia o quanto se pode, por exemplo, reduzir custos com compras no mercado SPOT, utilizando-se a técnica de combinação de previsões de modelos de séries temporais.

4. CONCLUSÕES

Os resultados apresentados e discutidos acima nos permitem concluir, por exemplo, que variáveis como horas trabalhadas na produção, utilização da capacidade instalada, salário líquido real, vendas reais, consumo residencial de energia, arrecadação de ICMS, produção industrial e dias úteis na indústria, são variáveis que explicam em muito o consumo industrial de energia elétrica no estado de Santa Catarina. Podendo-se destacar ainda que quando se utiliza o valor desazonalizado de CI pode-se inclusive desconsiderar as vendas reais e as *dummies* sazonais que ainda assim é possível se obter resultados bastante expressivos, o que pode ser representado pela redução de 3,25 pontos percentuais atingida pelo modelo 06, quando comparado com os resultados atualmente atingidos e utilizados na empresa.

AGRADECIMENTOS

Gostaria de agradecer o suporte dado pelo Núcleo de Normalização e Qualimetria (NNQ) do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção e Sistemas (PPGEP) da Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC), sem o qual este trabalho não poderia ter sido realizado. <http://www.qualimetria.ufsc.br>

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Armstrong, S, J. (2004). *Principles of forecasting: a handbook for researchers and practitioners*. Massachusetts: Eletronic Services <<http://www.wkap.nl>>.

Ashley, R. (2003). Statistically significant forecasting improvements: how much out-of-sample data is likely necessary? *International Journal of Forecasting*, **19**, 229-239.

Gujarati, D.N. (2000). *Econometria Básica*. São Paulo: MAKRON Books.

Hanke, J.E.; Reitsch, A.G.; Wichern, D.W. (2001). *Business Forecasting*. New Jersey: Prentice Hall.

Makridakis, S.G; Wheelwright, S.C., Hyndman, R.J. (1998) *Forecasting: methods and applications*. New York: John Willey & Sons.

Matos, O.C. (2000). *Econometria Básica: teoria e aplicações*. São Paulo: Editora Atlas.

Samohyl, R.W. (2004). *Medidas de Erro e Critérios para Avaliação da Previsão*. Disponível em: www.webensino.ufsc.br .

Sartoris, A. (2003). *Estatística e Introdução à Econometria*. São Paulo: Saraiva.

Zou, H. Yang, Y. (2004). Combinig time series models for forecasting. *International Journal of Forecasting*, **20**, 69-84.