

PREVISÃO DO CONSUMO DE ENERGIA ELÉTRICA DO SETOR INDUSTRIAL EM SANTA CATARINA – UM ESTUDO COMPARATIVO ENTRE DIFERENTES MÉTODOS DE PREVISÃO ATRAVÉS DE SUAS DISCREPÂNCIAS

Gueibi Peres Souza

Mestrando do Programa de Pós-Graduação de Engenharia de Produção (PPGEP) da Universidade Federal de Santa Catarina.

Rua Joaquim Fernandez de Oliveira, nº15, Abraão, Florianópolis – SC, CEP 88085-170.

gueibi@deps.ufsc.br

Robert Wayne Samohyl, PhD

Professor do Programa de Pós-Graduação de Engenharia de Produção (PPGEP) da Universidade Federal de Santa Catarina.

Samohyl@deps.ufsc.br

Dr. Roberto Meurer

Professor do Departamento de Economia da Universidade Federal de Santa Catarina.

rmeurer@mbox1.ufsc.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 e demanda de energia elétrica no estado de Santa Catarina.

Modificaram-se tanto os patamares de consumo quanto os horários de ocorrência da máxima demanda de energia elétrica no estado, tornando ainda mais úteis e necessários estudos de previsão neste setor.

Tendo em vista a significância do setor industrial para atividade econômica estadual, a qual representa aproximadamente 45% do consumo total de energia, e a importância estratégica de se possuir um sistema que esteja preparado para atender suas necessidades de consumo, este artigo tem como objetivo avaliar o desempenho de diferentes métodos de previsão quando aplicados ao comportamento desta classe de consumo.

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

Abstract

The energy crisis faced by Brazil in 2001 middle unchained a process of rationing of electric energy in the Southeastern region of the country and a called phenomenon "rationalization of consumption" in the South region.

This phenomenon was responsible for the modification of habits and behaviors had, until then, as standards in that it said respect the consumption and demand of electric energy in the state of Santa Catarina.

The consumption platforms had been modified in such a way how much the schedules of occurrence of the maximum demand of electric energy in the state, becoming still more useful and necessary studies of forecast in this sector.

In view of the significance of the industrial sector for state economic activity, which approximately represents 45% of the total consumption of energy, and the strategical importance of if

possessing a system that is prepared to take care of its necessities of consumption, this article has as objective to evaluate the performance of different methods of forecast when applied to the behavior of this classroom of consumption.

Key Words: Electric energy; Industrial Consumption; Models of Forecast.

Apresentação dos dados

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, conforme apresentados na tabela 01.

Ano	Jan.	Fev.	Mar.	Abr.	Mai.	Jun.	Jul.	Ago.	Set.	Out.	Nov.	Dez.
1984	186.748.724	189.169.265	208.074.034	208.998.458	218.268.934	216.336.956	217.969.435	211.267.320	206.395.157	227.314.692	220.934.192	184.635.847
1985	228.993.831	217.917.999	231.244.462	221.862.065	230.870.969	259.852.929	234.407.230	257.423.141	229.925.253	256.717.264	248.047.157	223.676.852
1986	231.798.723	208.943.377	209.240.828	241.599.332	247.629.436	232.164.091	270.153.438	268.222.770	265.140.371	286.114.916	256.794.634	230.081.200
1987	245.553.600	237.044.955	276.153.365	257.159.593	248.379.607	274.886.852	275.880.733	263.100.409	265.243.914	262.214.660	269.164.331	238.732.025
1988	235.984.938	276.756.005	273.294.471	266.061.703	280.989.545	291.883.519	275.229.431	309.867.960	269.644.892	280.464.960	270.586.174	251.233.146
1989	256.816.423	271.383.882	280.451.545	271.385.582	311.230.138	303.582.717	308.051.379	320.854.002	292.612.418	329.274.825	304.951.087	256.095.576
1990	272.078.327	276.830.645	297.156.579	240.838.848	277.329.350	270.057.743	311.954.018	314.313.578	280.380.988	306.002.125	273.221.670	210.407.540
1991	239.589.486	248.189.086	251.416.189	313.253.380	297.845.302	290.309.353	335.620.342	311.880.515	303.483.735	312.100.480	276.288.388	253.995.170
1992	254.518.681	277.765.678	303.908.133	288.860.861	288.653.479	303.243.292	303.916.926	292.772.886	288.623.232	294.295.154	294.531.138	262.478.236
1993	260.370.052	290.197.595	322.715.720	311.242.479	327.366.819	317.060.303	320.459.358	324.863.183	312.493.303	307.100.278	326.330.173	287.035.842
1994	273.997.408	300.079.637	334.195.722	309.335.500	310.699.830	322.047.081	346.610.228	328.582.675	327.286.304	366.994.912	328.287.538	360.763.865
1995	293.087.916	347.073.218	392.205.459	338.227.857	360.910.912	355.417.162	343.683.267	322.469.852	336.925.670	363.514.758	348.158.099	325.466.996
1996	285.033.982	370.394.763	329.690.614	355.462.979	382.118.001	333.268.859	370.388.405	385.696.346	351.575.109	349.904.861	394.697.496	353.418.464
1997	311.381.490	394.382.230	377.732.410	406.142.807	405.045.316	384.092.449	400.501.557	404.554.667	399.699.008	426.489.487	374.150.759	386.723.563
1998	318.035.001	404.248.110	395.500.022	407.071.146	391.183.384	400.197.096	417.640.512	404.825.683	407.415.209	407.005.417	392.520.402	404.571.108
1999	325.261.381	407.425.350	420.874.355	415.757.816	426.010.206	411.274.803	428.832.258	423.969.207	438.465.938	426.415.496	413.744.579	437.058.584
2000	368.203.138	434.920.458	472.194.998	450.024.132	453.737.698	454.918.389	456.626.676	459.447.999	455.057.783	473.521.906	481.631.147	444.192.351
2001	376.152.608	433.804.799	507.927.507	496.499.865	478.489.544	488.543.828	492.562.405	466.454.870	475.535.951	466.693.647	509.274.454	460.145.430
2002	411.375.681	504.052.261	495.460.267	543.670.915	483.082.190	514.962.411	519.112.948	522.793.961	488.764.364	519.240.579	498.456.967	486.825.724
2003	434.373.634	535.796.297	547.345.150	516.452.860	499.399.884	519.539.147	511.898.012	511.898.012	525.239.848	545.671.340	501.988.246	514.564.150

Fonte: Centrais Elétricas Santa Catarina S/A.

Tabela 01 – Consumo Industrial de Energia Elétrica em Santa Catarina (KWh)

Com base nesta série histórica, serão realizadas previsões utilizando especificamente o Método de Holt-Winters e de Regressão Dinâmica.

A avaliação de tais métodos será baseada no resultado do cálculo do MAPE (Erro Percentual Absoluto Médio) e do U de Theil (ou coeficiente de desigualdade), resultantes da aplicação de cada um destes métodos na amostra considerada.

O MAPE representa a percentagem do erro médio da previsão, e o U de Theil mede a desigualdade percentual entre os valores previstos e observados.

Será considerado como amostra, os dados mensais até dezembro de 2002, para que se torne possível verificar a eficácia de cada método também fora da amostra.

Estatística descritiva

Para que se possa ter uma visão geral do comportamento estatístico destes dados e as possíveis transformações que serão necessárias quando do momento de aplicar os métodos, é apresentada uma descrição básica do consumo industrial de energia no estado.

É, portanto, possível visualizar através da figura 1, que os dados não seguem uma distribuição normal e que apresentam uma assimetria positiva, o que significa que os mesmos terão de sofrer transformações como logaritmização e diferenciação para que possam ser utilizados métodos como a Regressão Dinâmica, por exemplo.

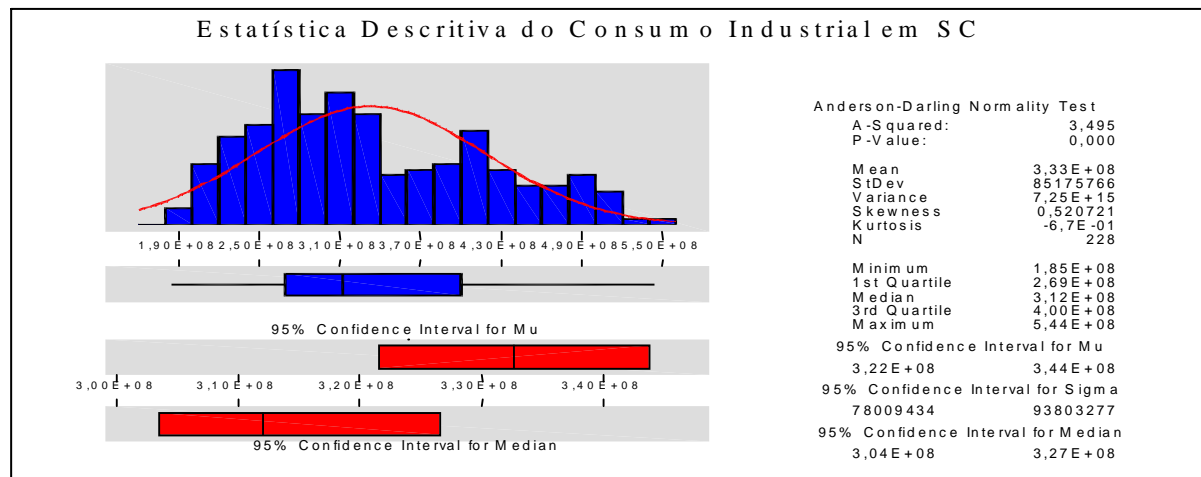


Figura 1 – Estatística Descritiva dos dados

Através do correlograma, visualizável na figura 2, é possível observar também que o consumo industrial de energia elétrica em Santa Catarina observado até 19 meses atrás (um ano e meio) tem influência no consumo corrente, ou seja, estes dados estão altamente correlacionados e, portanto, estas defasagens devem ser levadas em conta no momento de se analisar os coeficientes de correlação das variáveis explicativas do modelo regressivo.

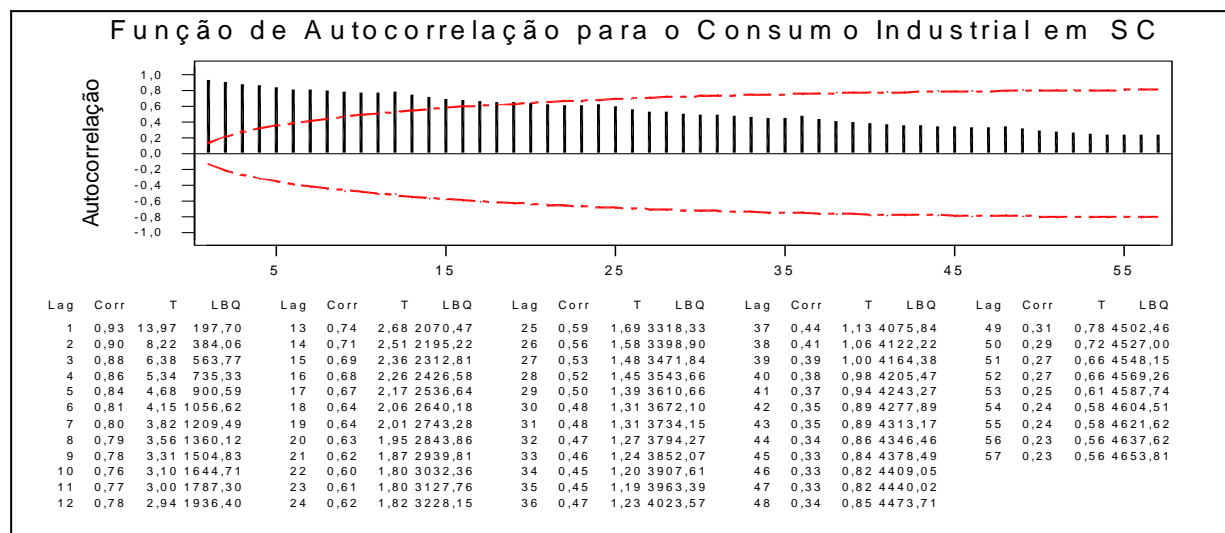


Figura 2 – Correlograma

Decomposição Clássica

A decomposição clássica dos dados foi realizada não com o objetivo de fazer previsões, mesmo sendo isto perfeitamente possível, mas sim apenas para que melhor se identificasse o comportamento dos componentes sazonais, cíclicos, de tendência e de erros da amostra, o que também ajudaria no momento da escolha do método específico de Holt-Winters a ser utilizado.

Como é possível perceber através da figura 3, os dados originais não possuem uma variabilidade constante em torno de sua tendência, ou, segundo MAKRIDAKIS 1998, as flutuações sazonais aumentam e diminuem proporcionalmente com o aumento ou decréscimo do nível da série.

Isto indica que seus componentes são multiplicativos e que, portanto, o melhor modelo de suavização a se utilizar é o multiplicativo.

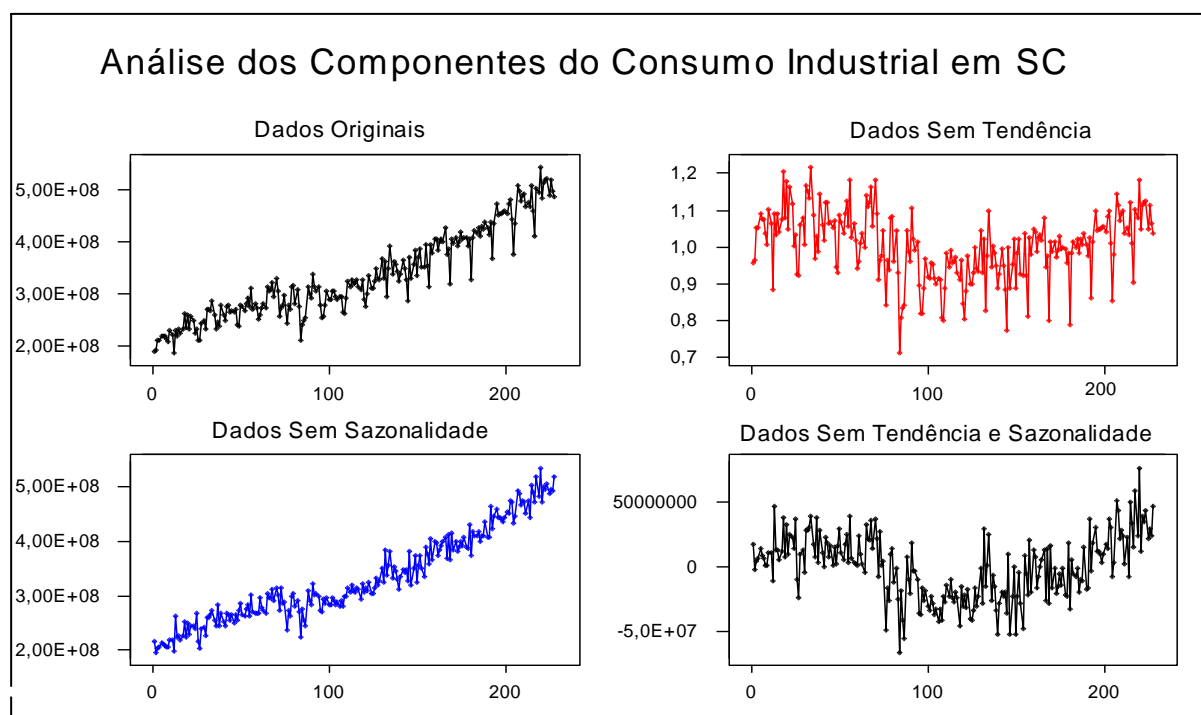


Figura3 – Decomposição Clássica dos Dados

A tendência se mostrou não linear durante o período, apresentando um melhor ajuste a uma equação quadrática (Figura 4), através da qual também poderiam ser produzidas previsões, mas com uma acurácia um tanto questionável, pois os dados claramente também sofrem uma influência sazonal, o que não seria perfeitamente captado por este método.

A análise sazonal mostrou particularidades interessantes, apresentando as maiores quedas de seus índices nos meses de janeiro e dezembro de cada ano respectivamente, e as maiores altas nos meses de julho e outubro (Figura 5). Isto permite afirmar que os meses de julho e outubro historicamente representam os ápices de produção industrial no estado, e que o período de dezembro a janeiro é o que apresenta os maiores índices de ociosidade na capacidade instalada no mesmo.

Tais fenômenos podem ser explicados pelos fatos de nos meses de julho e outubro serem períodos de baixa temperatura, o que se torna significativo quando se leva em conta que as atividades industriais mais representativas no consumo de energia no estado são a alimentícia e a têxtil (18 e 15%), e o período de dezembro a janeiro, além de ser um período onde se registram temperaturas mais altas, culturalmente também representa o período de férias coletivas e recessos para as festas de final de ano.

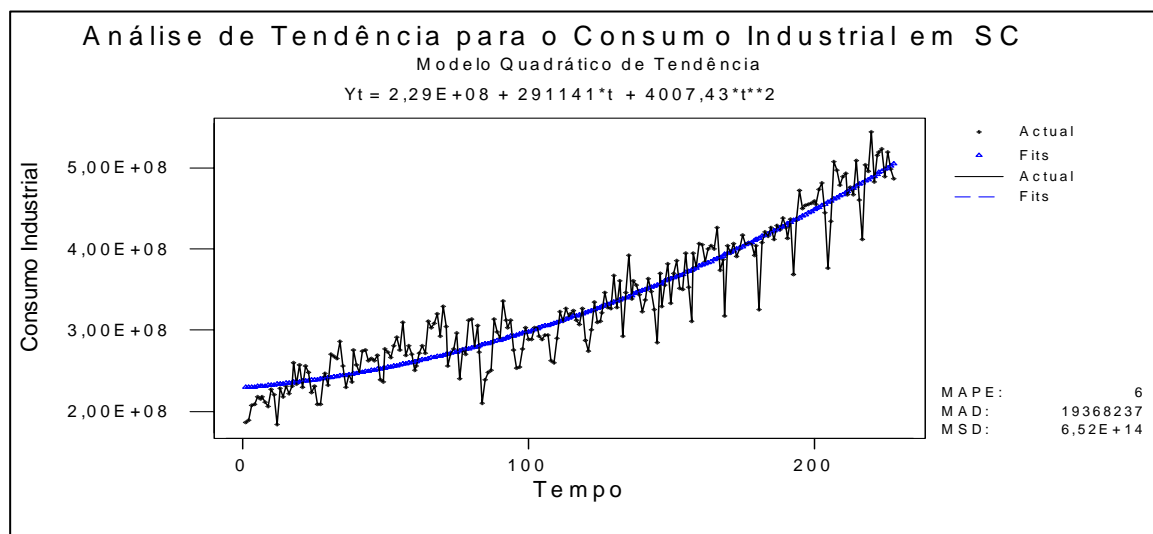


Figura 4 – Análise de tendência dos dados

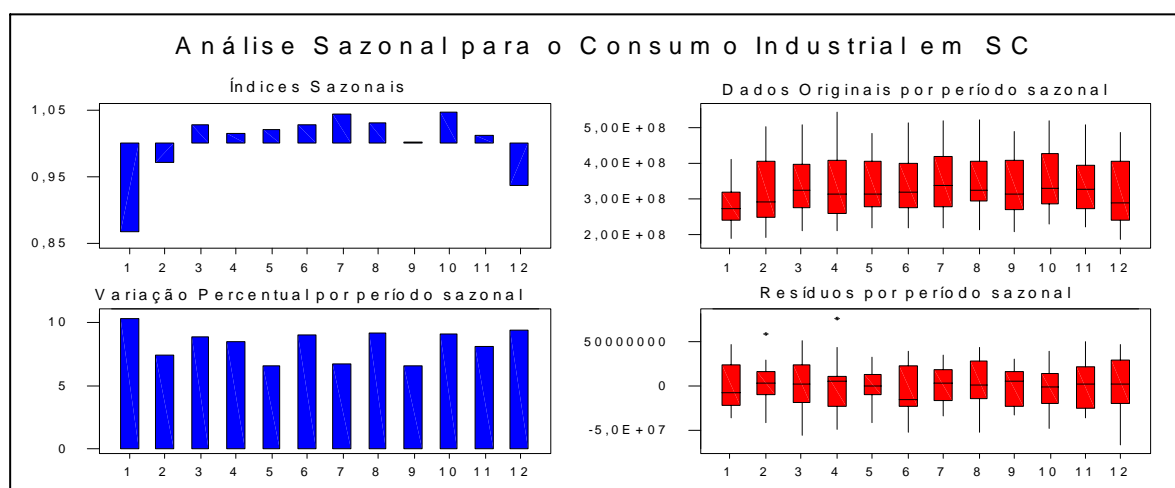


Figura 5 – Análise Sazonal dos Dados

A decomposição clássica é uma ferramenta muito útil, além de permitir previsões, também auxiliam a tomada de várias decisões, como por exemplo, a escolha do método de previsão mais adequado aos dados obtidos.

Segundo HANKE, REITSCH e WICHERN 2001, o Método de Holt-Winters, por exemplo, é mais indicado quando está se trabalhando com dados sazonais, sem necessariamente estacioná-los, e com os quais se pretenda realizar previsões de curto prazo (menos de três meses). Já a Regressão Múltipla, adapta-se melhor a dados com maior ciclo e sazonalidade com os quais se pretenda realizar previsões de médio e longo prazo.

Método de Holt-Winters

É bastante comum em empresas serem utilizadas médias móveis para se realizar previsões. O método de Holt-Winters é um método que também utiliza a média móvel, porém transformada de simples em exponencial, visando representar melhor a tendência e a sazonalidade dos dados, o que geralmente produz previsões muito mais acuradas do que as realizadas através de médias móveis simples como é o caso da decomposição clássica, e por isso é conceituado e conhecido como um método de suavização exponencial.

A aplicação deste método nos dados de consumo industrial de energia em Santa Catarina resultaram em um MAPE de 4,5% e U de 0,44, para as previsões realizadas dentro da amostra, e MAPE e U iguais a 3,1% e 0,2 respectivamente, para previsões fora da amostra.

Os resultados encontrados sugerem que a acurácia do método fora da amostra é melhor do que dentro dela, tanto quando analisado pelo MAPE quanto quando analisado pelo U de Theil, este último indicando ainda que os valores passados são mais significativos para a previsão do que os valores mais recentes, situação que o correlograma da figura 2 já indicava.

Na figura 6, são apresentados os correlogramas das discrepâncias dentro e fora da amostra, através dos quais se pode constatar que os erros de previsão não estão autocorrelacionados em nenhum dos dois casos.

Na figura 7, é apresentada a evolução dos índices sazonais, o que mostra uma modificação mais clara no padrão sazonal dos dados, a partir do quarto trimestre de 1994 (mais especificamente no mês de setembro).

Já na figura 8, é apresentado um gráfico comparativo dos resultados obtidos com a aplicação do método de Hol-Winters para prever o consumo industrial de energia elétrica em Santa Catarina.

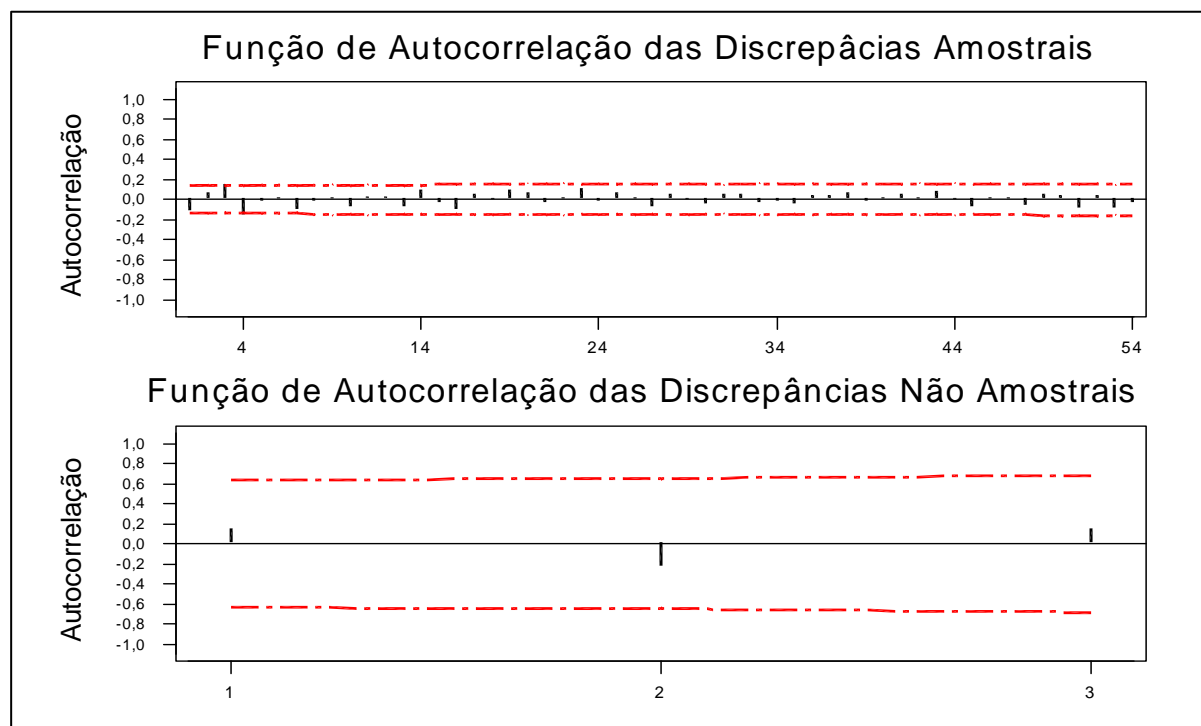


Figura 6 – Correlogramas das Discrepâncias

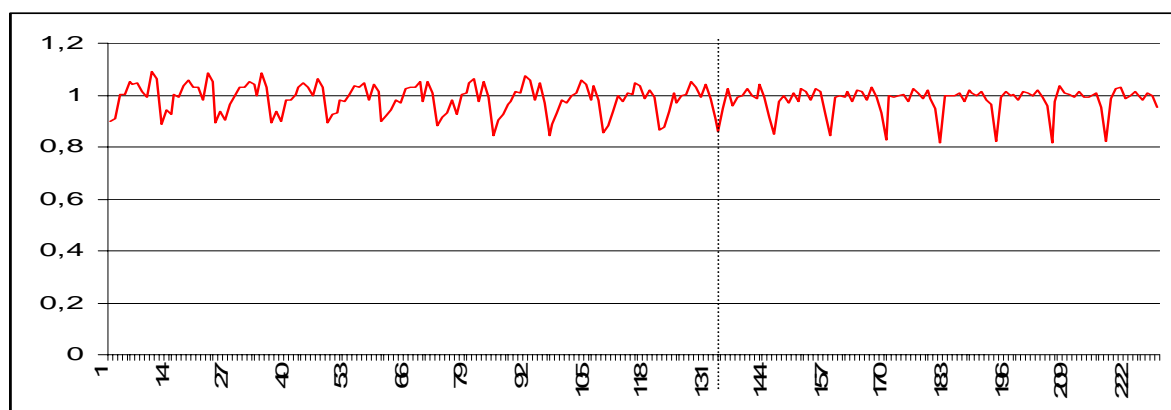


Figura 7 – Gráfico dos Índices Sazonais

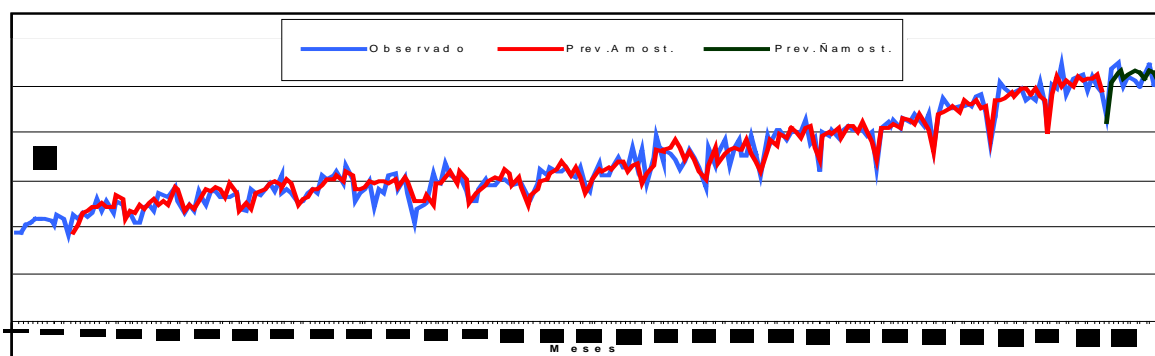


Figura 8 – Gráfico das Previsões por Holt-Winters

Regressão Dinâmica

A utilização do Método de regressão dinâmica exigiu a seleção de variáveis que possivelmente explicassem o comportamento do consumo industrial de energia, por tratar-se de um modelo causa. Este procedimento reduziu a amostra considerada dos dados devido à disponibilidade das séries das variáveis explicativas e a intenção de excluir delas a quebra ocasionada pela implementação do plano real, passando a ser considerada então a partir de janeiro de 1995.

A plotagem da nova amostra padronizada (cada valor dividido pelo desvio padrão amostral), visualizável na figura 9, mostra que a variável dependente em sua forma original não se apresentava estacionária apesar de estar respeitando uma distribuição normal, exigindo transformação.

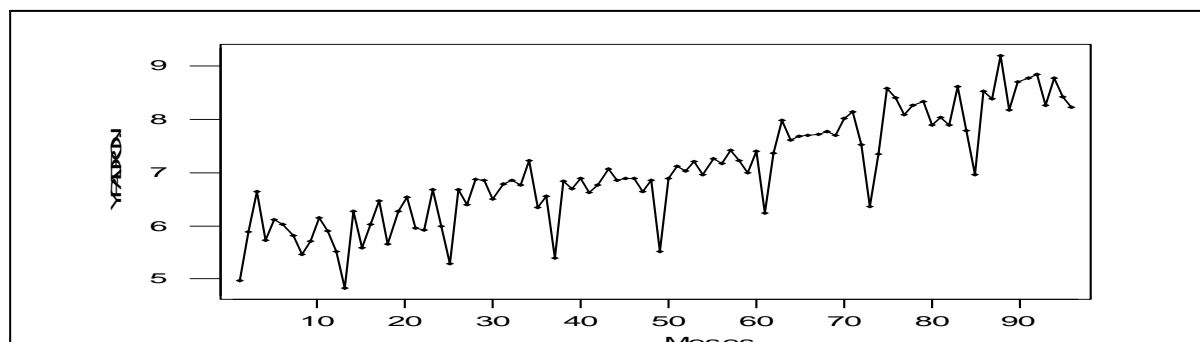


Figura 9 – Gráfico do Consumo Industrial Padronizado(1995 - 2002)

Com o intuito de resolver este problema, foi aplicada a primeira diferença nos dados originais, o que estacionou a série e a manteve normalizada, sendo confirmado com os testes de Jarque-Bera e Dickey-Fuller realizados no *software* aplicativo BER, os quais apresentaram resultados de 1,6 e - 2,287 respectivamente.

A plotagem dos dados transformados pela primeira diferença pode ser visualizada através da figura 10.

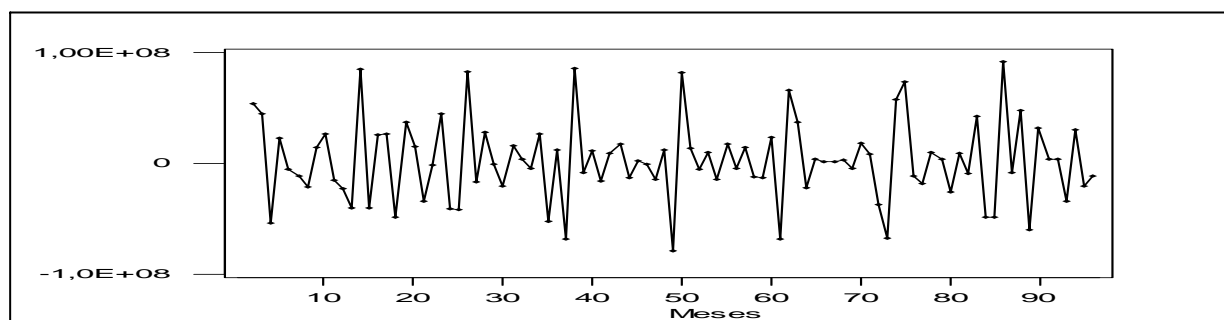


Figura 10 – Dados Originais Transformados

Como o correlograma destes dados mostraram correlações significativas na primeira e na décima segunda defasagens, os dados considerados como Y no modelo foram transformados novamente da seguinte forma $W_t = (LnY_t - LnY_{t-1}) - (LnY_{t-12} - LnY_{t-13})$.

Esta transformação elimina a existência de correlação na décima segunda defasagem, como mostra o correlograma da figura 11, pois retira a defasagem sazonal da série transformada.

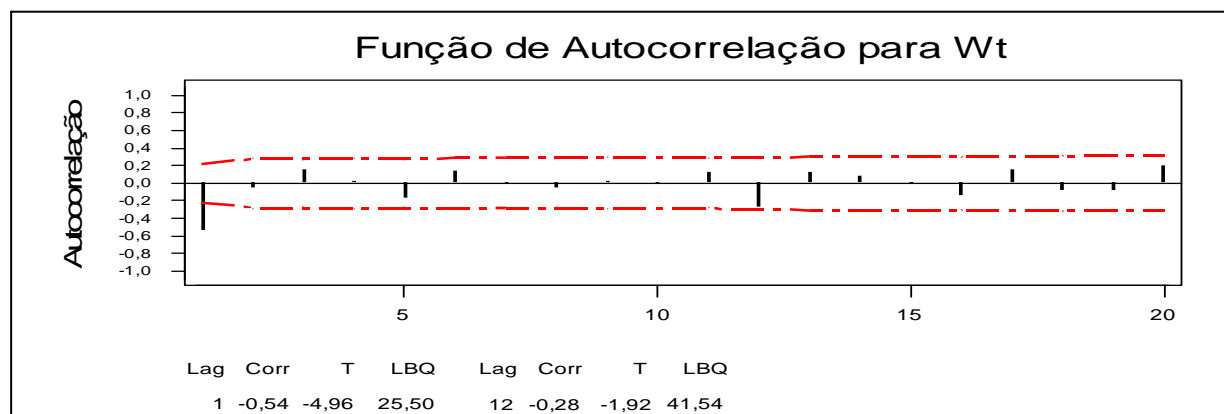


Figura 11 – Correlograma da Série a ser Utilizada

Quanto as variáveis explicativas, foram selecionadas e utilizadas para construção do modelo a produção industrial no estado, as horas trabalhadas na produção industrial estadual, o salário líquido real estadual do setor, a utilização da capacidade industrial instalada no estado e as vendas reais do setor no estado. Suas respectivas séries históricas podem ser visualizadas nas tabelas 02, 03, 04 05 e 06.

Ano	Jan.	Fev.	Mar.	Abr.	Mai.	Jun.	Jul.	Ago.	Set.	Out.	Nov.	Dez.
1995	109,84	110,69	130,29	111,79	124,96	114,97	121,23	123,17	112,99	120,81	114,62	101,02
1996	102,01	111,92	115,83	117,13	123,12	115,17	132,8	129,36	124,78	130,24	125,22	105,74
1997	110,29	116,95	123,87	129,37	123,18	129,87	136,5	133,97	138,58	141,74	129,33	110,58
1998	110,32	115,79	127,14	121,56	126,2	125,54	133,5	128,04	130,29	131,03	129,66	109,44
1999	107,91	114,21	134,81	122,63	128,85	129,31	130,59	135,64	131,14	131,15	133,07	117,59
2000	112,68	123,56	139,65	126,16	136,72	132,03	138,61	145,74	129,93	136,74	138,32	119,79
2001	117,5	119,28	139,58	129,96	142,44	139,58	147,93	153,08	137,24	152,15	143,08	116,85
2002	116,78	124,14	131,77	139,13	136,5	132,19	142,14	138,98	134,6	145,37	138,01	115,94

Fonte: Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE.

Tabela 02 – Produção Industrial de Santa Catarina (1991=100)

Ano	Jan.	Fev.	Mar.	Abr.	Mai.	Jun.	Jul.	Ago.	Set.	Out.	Nov.	Dez.
1995	99,36	102,52	113,32	98,66	109,49	103,19	102,48	106,09	99,12	99,17	96,00	86,02
1996	88,27	93,95	96,63	96,33	98,60	91,65	98,36	96,44	91,46	94,50	89,49	77,87
1997	83,12	85,05	87,85	89,71	88,10	89,37	93,52	89,52	90,02	93,60	85,71	75,82
1998	77,95	80,97	85,30	80,27	82,14	81,62	86,87	83,32	82,36	82,35	78,73	70,81
1999	73,26	73,91	81,33	75,19	77,88	78,72	81,62	81,66	80,25	78,08	79,10	74,93
2000	74,89	80,28	85,03	78,52	84,78	82,67	83,37	89,69	81,86	83,47	81,53	75,11
2001	79,87	79,57	87,16	80,06	86,75	83,21	85,71	88,95	80,41	85,72	81,17	71,45
2002	77,87	79,10	80,64	86,19	84,01	82,21	88,09	87,98	83,60	88,15	82,30	71,74

Fonte: Federação das Indústrias Do Estado de Santa Catarina – FIESC.

Tabela 03 – Horas Trabalhadas na Produção (dezembro 1994 = 100)

Ano	Jan.	Fev.	Mar.	Abr.	Mai.	Jun.	Jul.	Ago.	Set.	Out.	Nov.	Dez.
1995	104,44	104,32	110,52	113,09	120,18	112,39	109,48	109,10	106,40	107,66	106,89	100,52
1996	97,74	99,59	100,74	102,39	106,66	104,10	103,76	104,09	104,11	108,13	105,50	97,05
1997	96,40	97,57	100,29	100,41	103,18	101,74	99,99	100,20	98,87	100,37	98,90	92,86
1998	90,69	91,34	92,46	93,77	93,70	91,61	91,84	91,34	92,77	89,63	89,64	83,36
1999	84,38	81,20	83,19	84,89	86,01	85,83	86,26	86,91	86,80	86,16	87,40	81,77
2000	80,25	83,98	86,74	87,90	91,53	89,43	90,51	89,51	87,27	90,25	91,63	85,95
2001	85,27	86,01	87,48	89,79	92,01	91,02	90,40	90,16	88,92	90,57	90,59	85,46
2002	86,35	86,43	87,84	91,51	93,26	91,92	93,31	91,99	92,37	93,31	92,01	84,75

Fonte: Federação das Indústrias Do Estado de Santa Catarina – FIESC.

Tabela 04 – Salários Líquidos Reais (dezembro 1994 = 100)

Ano	Jan.	Fev.	Mar.	Abr.	Mai.	Jun.	Jul.	Ago.	Set.	Out.	Nov.	Dez.
1995	99,84	100,61	101,44	99,97	100,60	98,84	98,15	99,04	98,30	98,31	97,79	96,13
1996	97,69	97,69	97,91	98,32	98,80	98,53	99,43	99,95	100,02	100,28	99,87	98,33
1997	99,12	99,59	98,86	100,18	100,03	98,91	98,94	98,56	99,47	99,80	98,38	96,40
1998	95,63	96,86	98,24	97,56	97,57	97,06	96,04	97,54	97,74	98,50	97,01	96,59
1999	97,70	98,67	98,32	99,43	100,22	100,08	99,79	100,48	101,46	100,78	101,04	100,07
2000	100,92	100,79	102,27	100,94	101,02	99,34	98,90	99,16	99,17	99,67	101,49	97,37
2001	98,74	97,74	98,95	98,22	99,42	98,68	98,55	98,80	97,89	98,74	98,81	96,42
2002	97,02	96,71	97,07	98,11	98,24	97,71	97,17	97,81	98,06	98,68	97,96	96,53

Fonte: Federação das Indústrias Do Estado de Santa Catarina – FIESC.

Tabela 05 – Utilização da Capacidade Instalada (dezembro 1994 = 100)

Ano	Jan.	Fev.	Mar.	Abr.	Mai.	Jun.	Jul.	Ago.	Set.	Out.	Nov.	Dez.
1995	89,39	91,12	110,95	99,60	106,47	94,64	93,20	94,31	87,36	92,97	95,96	83,06
1996	78,43	81,61	90,97	91,67	99,08	87,78	97,18	97,87	97,64	101,01	102,71	88,58
1997	85,69	88,46	93,68	106,63	99,84	97,70	99,62	95,25	100,57	102,99	94,62	90,67
1998	81,97	85,88	98,74	98,66	97,54	91,62	96,71	96,34	99,85	97,91	101,21	89,83
1999	86,36	91,45	100,44	92,73	89,61	93,51	90,99	95,34	99,81	97,50	99,09	84,68
2000	73,99	85,60	94,11	88,65	92,65	90,58	86,16	93,85	89,47	90,95	97,17	88,03
2001	79,63	84,35	98,17	92,16	101,87	95,69	91,88	103,52	99,32	105,02	97,38	85,25
2002	79,15	83,68	94,66	91,31	92,51	90,68	100,93	106,17	102,90	111,91	95,87	84,28

Fonte: Federação das Indústrias Do Estado de Santa Catarina – FIESC.

Tabela 06 – Vendas Reais (dezembro 1994 = 100)

Tais variáveis explicativas também foram transformadas para que atendessem aos requisitos de normalidade e estacionaridade em suas distribuições, o que foi atingido utilizando a mesma transformação aplicada a Y.

Como a regressão dinâmica é um método que considera as relações entre as variáveis defasadas no tempo, foram consideradas defasagens com um horizonte de 6 meses.

Com isso, obteve-se um modelo inicial com 46 variáveis no lado direito da equação, 6 defasagens do consumo industrial no estado (W_t), 7 variáveis das horas trabalhadas na produção (HTP), 7 da utilização da capacidade instalada (UCI), 7 das vendas reais (VR), 7 de salário líquido real (SLR), 7 da produção industrial (PI) além de 5 variáveis *dummy* (para meses considerados *outliers* para 2 e 3 desvios padrão), incluídas no modelo a fim de captar efeitos sazonais e/ou provenientes da combinação de dados defasados no tempo, como MATOS 2000 coloca ser possível.

Após rodar o modelo diversas vezes, eliminando a cada rodada a variável que se mostrava menos significativa estatisticamente para o modelo, se chegou ao modelo demonstrado abaixo, o qual apresentou um R_{ajust}^2 de 63,3%, com F significativo de 17,57.

$$\hat{W}_t = 0,004703 - 0,64816 W_{t-1} - 0,4644 W_{t-2} - 0,32867 W_{t-3} - 0,16987 W_{t-5} + 0,5956 PI_t - 0,27985 VR_{t-2} - 0,17458 VR_{t-5} - 0,10495 D_{Nov97} \quad (1).$$

A significância dos coeficientes de cada variável integrante do modelo, pode ser visualizada na tabela 07.

Variável	T	P-valor
Constante	0,93	0,355
W_{t-1}	-6,51	0,000
W_{t-2}	-4,16	0,000
W_{t-3}	-3,71	0,000
W_{t-5}	-2,31	0,024
PI_t	4,78	0,000
VR_{t-2}	-3,29	0,002
VR_{t-6}	-2,07	0,043
D_{Nov97}	-2,22	0,030

Tabela 07 – Coeficientes e Significância Estatísticas das Variáveis do Modelo

A aplicação deste modelo gerou previsões em que o MAPE dentro da amostra foi de 3,2% e 5,5% fora dela, e o U de Theil 0,45 e 0,84, respectivamente. Onde para os valores de Y defasados fora da amostra foram utilizados os valores já previstos por Holt-Winters.

Por fim, na figura 12, é apresentado o correlograma das discrepâncias o que comprova a não existência de autocorrelação entre elas tanto dentro quanto fora da amostra.

Tais discrepâncias de previsão também apresentam normalidade e homocedasticidade, segundo os resultados do teste de J-B (0,57 e 3,97) e do Teste de Levene (1,75 com valor 0,0917 e 0,33 com valor 0,7474) realizados no aplicativo BER.

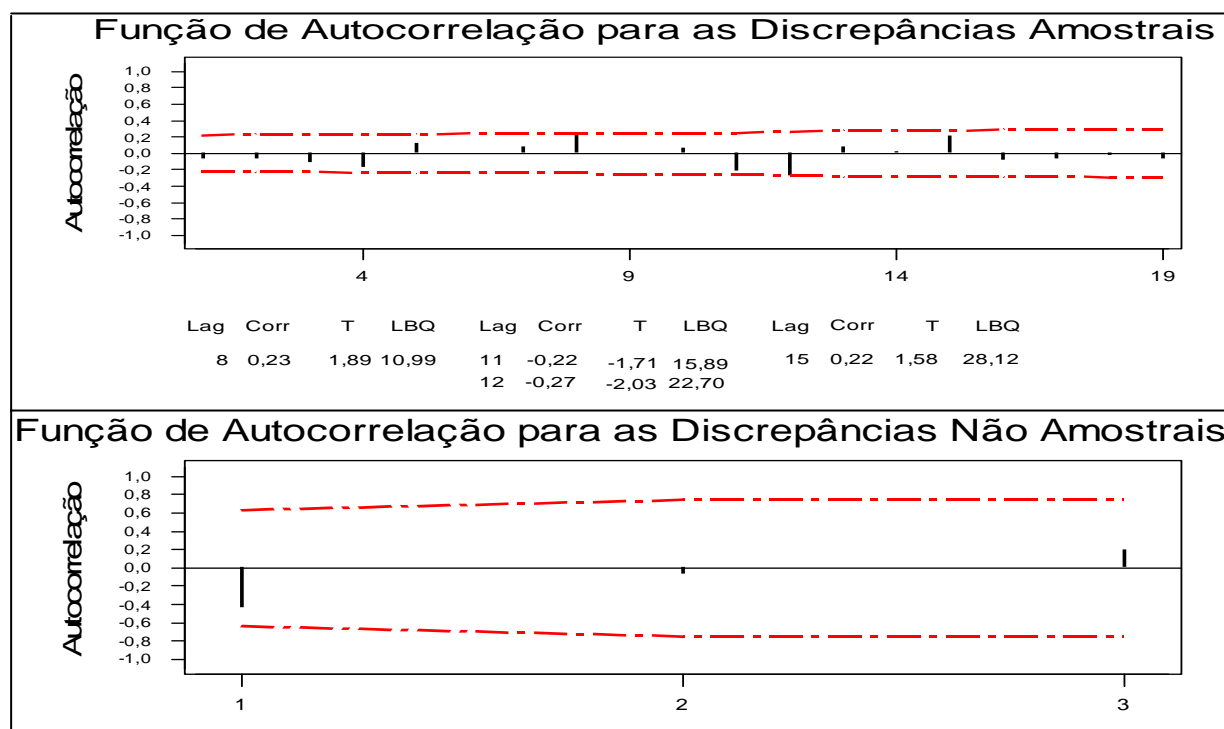


Figura 12 – Correlogramas das Discrepâncias

Conclusões

Medidas de Discrepância	Holt-Winters	Regressão Dinâmica
MAPE – Dentro da Amostra	4,5%	3,2%
MAPE – Fora da Amostra	3,1%	5,5%
U de Theil – Dentro da Amostra	0,44	0,45
U de Theil – Fora da Amostra	0,2	0,84

Tabela 08 - Resultados das Aplicações dos Métodos

Segundo os resultados da aplicação dos métodos utilizados no estudo, observáveis na tabela 08, ambos os métodos são apropriados para que se realizem previsões de consumo industrial de energia elétrica em Santa Catarina, porém com algumas diferenciações entre eles.

O método univariado de Holt-Winters, por exemplo, foi o que produziu as melhores previsões fora da amostra, diminuindo inclusive seu percentual absoluto médio de erros em 1,4 pontos percentuais, enquanto que o método multivariado causal gerou as melhores previsões dentro da amostra, com uma vantagem de 1,3 pontos percentuais em relação ao univariado.

Tais resultados indicam, porém, a existência de possibilidades de melhoria do modelo multivariado, como por exemplo, com a aplicação de co-integração e do mecanismo de correção de erros, pois existem particularidades no comportamento do padrão sazonal dos dados que talvez tenham sido melhor captados pelo método de Holt-Winters.

Referências

CORVALÃO, E.D. Previsão da Arrecadação do Imposto Sobre Circulação de Mercadorias e Serviços em Santa Catarina: aplicação da abordagem geral para específico em modelos dinâmicos. Florianópolis, 2002. 64 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC).

GUJARATI, D.N. Econometria Básica. 3 ed. São Paulo: MAKRON Books, 2000.

HANKE, J.E.; REITSCH, A.G.; WICHERN, D.W. Business Forecasting. 7 ed. New Jersey: Prentice Hall, 2001.

MAKRIDAKIS, S.G; WHEELWRIGHT, S.C., HYNDMAN, R.J. Forecasting: methods and applications. 3 ed. New York: John Willey & Sons, 1998.

MATOS, O.C. Econometria Básica: teoria e aplicações. 3 ed. São Paulo: Editora Atlas, 2000.

SAMOHYL, R.W. Medidas de Erro e Critérios para Avaliação da Previsão. Disponível em: www.webensino.ufsc.br Acesso em: 17/03/2004.

SAMOHYL, R.W. Médias por Amortecimento Exponencial (MAE). Disponível em: www.webensino.ufsc.br Acesso em: 31/03/2004.

SAMOHYL, R.W. Introdução a Covariância e Correlação. Disponível em: www.webensino.ufsc.br Acesso em: 25/04/2004.

SARTORIS, A. Estatística e Introdução à Econometria. São Paulo: Saraiva, 2003.

Agradecimento

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>