

4

Modelo de previsão de consumo de energia elétrica

Com a implementação do novo modelo do setor elétrico, tornou-se necessário, por partes dos agentes, uma adequação às novas regras e legislações. Entre os agentes do setor estão as concessionárias de distribuição de energia elétrica, que atendem diretamente os consumidores finais. Atualmente, a maioria das distribuidoras atua em forma de concessão, e são administradas por empresas do setor privado. Entretanto, há um órgão regulador e fiscalizador que, no caso do setor elétrico, é a Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), cuja missão é proporcionar condições favoráveis para que o mercado de energia elétrica se desenvolva com equilíbrio entre os agentes e em benefício da sociedade.

É conveniente para a concessionária de distribuição ter um planejamento adequado para expandir e reforçar seu sistema de acordo com o crescimento da demanda de seu mercado cativo. No entanto, uma grande expansão ou reforma de um sistema de distribuição de energia não pode ser feito de forma instantânea, mas sim em médio ou longo prazo, pois é necessário efetuar um estudo bem elaborado de viabilidade de custo e principalmente da potência que deverá estar disponível. A importância da previsão de carga a ser atendida não se limita a planejar a expansão do sistema; entre diversas outras finalidades existe também a utilização destas informações para definir a carteira de contratos realizados em leilões para aquisição de energia junto aos geradores (Decreto nº 5.163/2004). Alguns dos contratos estabelecem a quantidade de energia a ser adquirida em até cinco anos à frente.

O objetivo deste capítulo é desenvolver um modelo de previsão capaz de orientar uma distribuidora em tomadas de decisão que necessitem da utilização de dados de consumo futuro de seu mercado cativo. Os modelos são para séries mensais de energia faturada desagregados por classes de consumo. A escolha em utilizar dados com periodicidade mensal para a previsão de consumo por classe ocorreu por duas razões:

1. Geralmente, a sazonalidade existente nas séries de consumo de uma distribuidora de energia não tem um comportamento padrão ao longo do tempo, portanto esta componente fornece uma informação altamente relevante, informação essa que é perdida no caso do uso de dados anuais;
2. O segundo, e mais importante argumento é o tamanho da série de dados disponível. Sabe-se que na previsão de séries de tempo o número de observações das séries em estudo é fundamental para que os modelos possam capturar os padrões de comportamento da série e, assim poder realizar previsões futuras consistentes.

O estudo considerou, no seu desenvolvimento: coleta dos dados internos de energia faturada e dados exógenos de variáveis explicativas. Foi implementada uma formulação causal, conhecida como Regressão Dinâmica (Goodrich, 1989). Basicamente, no modelo causal, as previsões futuras de uma determinada série levam em consideração as informações do passado desta série e também de outras séries de variáveis que possam influenciar a principal. Estas variáveis são denominadas explicativas, exógenas ou causais. O esquema abaixo ilustra a essência do modelo causal:

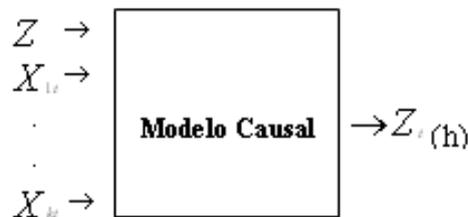


Figura 4.1 – Esquema Básico do Modelo Causal

O uso da Regressão Dinâmica pode ser explicado pelo fato de que para a obtenção das previsões do mercado cativo de energia elétrica de uma distribuidora, para um período relativamente longo, seja necessária, para aumentar a acurácia do modelo, a inserção de eventos direta ou indiretamente relacionados ao comportamento deste mercado. Algumas dessas premissas ligadas ao consumo de energia podem ser do campo econômico e/ou demográfico por exemplo. Além disso, são preferencialmente obtidas para a região onde está situada a área de concessão da empresa em análise. Tendo tais premissas como parâmetros iniciais, busca-se identificar modelos econométricos capazes de caracterizar a relação existente entre a demanda por

energia elétrica por classe de consumo na área de concessão, com as variáveis explicativas analisadas.

É preciso ser enfatizado que a busca por previsões consistentes não está somente concentrada em previsões de variáveis que contenham perfil econômico e/ou demográfico que expliquem o futuro. Eventos específicos ocorridos, ou que, por ventura, possam vir a ocorrer também podem ser incorporados ao estudo. A Regressão Dinâmica possibilita essa consideração, o que ratifica a escolha adequada do citado método neste estudo. Dentre tais eventos específicos pode ser citado o racionamento de energia ocorrido nos anos de 2001 e 2002, que provocou uma mudança comportamental no consumo de energia elétrica da área de concessão.

Uma breve descrição do modelo utilizado pode ser vista na próxima seção. Posteriormente, nas seções seguintes são apresentadas as variáveis utilizadas, a heurística de modelagem e outras informações sobre os modelos desenvolvidos.

4.1. Modelo de regressão dinâmica

A regressão, em geral, trata da questão de se estimar um valor condicional esperado. Na regressão linear (Gujarati, 1995) se considera que a relação da resposta às variáveis é uma função linear de alguns parâmetros. Os modelos de regressão linear têm como premissa algumas características relacionadas aos erros originados pelo modelo, são elas: variância constante, média zero, distribuição normal e independência, ou seja, não há correlação serial.

No entanto, ocorre que na modelagem de séries econômicas utilizando a regressão linear, há uma tendência de os resíduos se agruparem em blocos de resíduos com o mesmo sinal. Ao modelar estas séries, os resíduos têm uma tendência de possuir correlações positivas, e os erros positivos tendem a ser acompanhados por outros positivos. É identificado comportamento similar para os resíduos negativos.

Utilizar um modelo de regressão linear para a modelagem de uma série temporal (Hamilton, 1994), não se confirma na realidade a premissa de independência dos ruídos, logo não há credibilidade nas verificações e conclusões praticadas nos modelos de regressão.

Essa autocorrelação dos erros gera algumas conseqüências descritas a seguir: a) Os estimadores da variância e dos erros padrões dos coeficientes da

regressão são subestimados, logo os estimadores são mais precisos do que na realidade; b) Como consequência, não são mais válidos os intervalos de confiança para os parâmetros da regressão e os testes de hipóteses referentes a estes intervalos; e c) Os estimadores por mínimos quadrados permanecem não tendenciosos, mas não possuem variância mínima.

Não considerar o problema de autocorrelação dos resíduos pode levar a diversas conclusões incorretas. Portanto, reforçado pelos motivos supracitados, existe a necessidade de se encontrar métodos para lidar com este desafio. Destaca-se neste sentido o método de Regressão Dinâmica (Goodrich, 1989; Zanini, 2000).

Os modelos de regressão dinâmica consideram esta restrição, relacionando a implicação das variáveis causais e a dinâmica das séries temporais, logo, este processo de modelagem amplia a atuação do método de regressão. O modelo de Regressão Dinâmica pode ser considerado como um caso específico do que é visto na literatura como modelos generalizados de Cochrane & Orcutt (Cochrane e Orcutt, 1949).

É importante ressaltar que as previsões determinadas por um modelo de regressão dinâmica dependem, além dos dados passados da série, também dos valores previstos para as variáveis explicativas. Com isto, é imprescindível prover ao modelo os valores futuros das variáveis explicativas, para então obtermos as previsões.

Outro tipo de variável que também pode ser utilizada nos modelos de regressão dinâmica é a variável *dummy*¹¹ (variáveis de intervenção). A função deste procedimento é considerar ocasiões atípicas no modelo como quebras estruturais na série.

Ao invés de supor que a série será previamente dessazonalizada, os modelos de regressão dinâmica incorporam ainda diretamente a sazonalidade da série ao modelo (Barros et al., 2007). Existem duas formas de abordar a sazonalidade: através de defasagens na variável dependente ou ainda nos erros estruturados ou via *dummies* sazonais.

¹¹ Variáveis *dummies* são geralmente definidas como 1 (no período de ocorrência do fato relevante) e 0 (fora deste período).

A maior parte dos testes da adequação de um modelo de regressão é uma variante dos testes de Multiplicadores de Lagrange (Davidson, 2000). No processo de modelagem os testes são aplicados em diferentes etapas, podendo ser apresentados como: a) testes para verificar se as variáveis causais ainda não presentes no modelo podem ser inseridas, definido a especificação do modelo explicativo; b) testes visando a verificar a inclusão ou não de variáveis defasadas, atestando a dinâmica da variável dependente, das variáveis causais e do termo de erro, isto é, têm a finalidade de encontrar a dinâmica do modelo; e c) testes de resíduos para verificar não correlação dos resíduos do modelo.

Assim como nos modelos de regressão usuais, a estimação de parâmetros num modelo de regressão dinâmica é feita por meio do uso de mínimos quadrados ordinários (Dudewicz e Mishra, 1988). Entretanto, na regressão dinâmica este processo é mais complexo, e envolve um procedimento iterativo com diversos estágios (Cochrane e Orcutt, 1949).

O fluxograma a seguir representa, de maneira básica, as etapas do desenvolvimento de um modelo de regressão dinâmica:

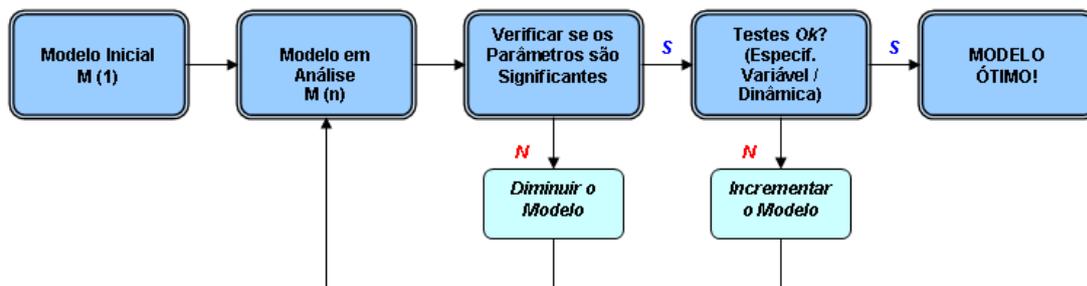


Figura 4.2 – Fluxograma para Construção de um Modelo de Regressão Dinâmica

4.2. Variáveis do modelo de previsão

Para gerar os modelos de previsão foi utilizado o software *Forecast Pro for Windows Version 3.50 Extended Edition* (Business Forecast Systems, Inc) e, conforme já mencionado, o método escolhido foi Regressão Dinâmica.

4.2.1. Variável dependente

O objetivo desta etapa é prever, para um horizonte pré-definido, o consumo de todo o mercado cativo atendido por uma distribuidora de energia elétrica. Não diferentemente de outras empresas de distribuição, o caso em

análise mostra que a maior parte do consumo se concentra nas classes Residencial, Industrial, Comercial e Poder Público. No entanto, a finalidade é prever o consumo cativo total, logo também são desenvolvidos modelos para outras classes de menor consumo como: rural, serviços públicos (tração elétrica e água saneamento & esgoto), iluminação pública e consumo próprio.

A figura 4.3 mostra o mercado cativo da distribuidora analisada (Light SESA) dividido por classes de consumo. O consumo cativo total faturado no ano de 2007 correspondeu a um valor aproximado de 18.300 GWh e, como pode ser observado, cerca de 80% do consumo estão ligados às classes residencial, comercial e industrial.

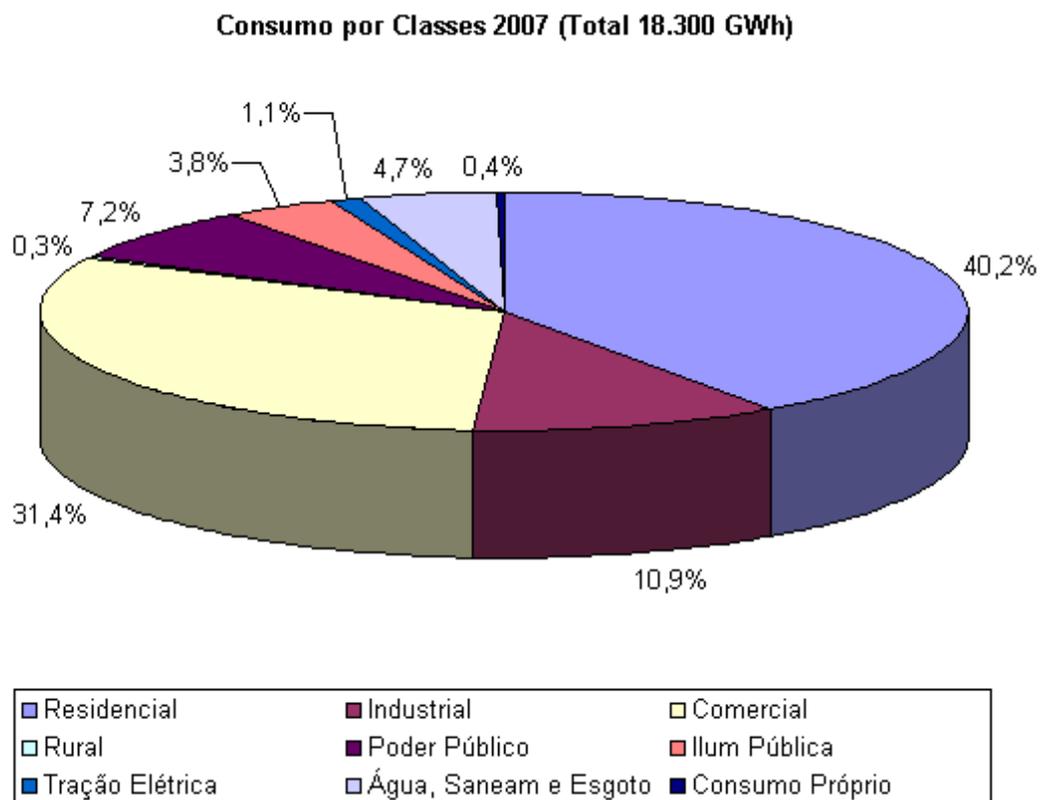


Figura 4.3 – Parcelas de Consumo por Classes no Mercado da Light em 2007 (Fonte: Relatório Anua 2007 – Light SESA)

As séries históricas de consumo de energia utilizadas compreendem o período entre janeiro de 1990 a dezembro de 2007, e a previsão a ser realizada irá considerar um horizonte de cinco anos, isto é, de janeiro de 2008 a dezembro de 2012.

Conforme descrito acima, algumas classes têm um peso mais significativo no consumo total da distribuidora. Para estas classes em particular fez-se ainda

uma abertura em níveis de tensão: Alta Tensão (AT), Média Tensão (MT) e Baixa Tensão (BT), visando a uma maior precisão no estudo de previsão. Este detalhe pode possibilitar a identificação de comportamentos específicos para consumidores que operam em níveis diferentes de tensão, mas pertencem a uma mesma classe. A seguir na tabela 4.1 são dados mais detalhes das variáveis dependentes trabalhadas, que são os consumos por classes:

Tabela 4.1 – Classes a terem a previsão de consumo modelada

Classes	Siglas	Grupos Pertencentes
Residencial MT	RES	A4 e AS
Residencial BT	RES	B1
Comercial AT	COM	A2
Comercial MT	COM	A3a, A4 e AS
Comercial BT	COM	B3
Industrial AT	IND	A2
Industrial MT	IND	A3a, A4 e AS
Industrial BT	IND	B3
Rural	RUR	Agro. A4 e B2; Ind. A4 e B2; Colet. A4 e B2
Poder Público	PPU	A2, A3a, A4, AS e B3
Tração Elétrica	TEL	Ferrov. A2, A3a e A4; Urb. A2 e A4
Água Saneamento e Esgoto	AES	A2, A3a, A4 e B3
Iluminação Pública	IPU	B4
Consumo Próprio	CPR	A4, AS e B3

4.2.2. Variáveis explicativas

Nos modelos de regressão dinâmica, a variável dependente é explicada por seus valores defasados e pelos valores atuais e passados de variáveis causais ou exógenas, e devem ser usados quando a estrutura de correlação da série dependente (série a ser explicada) indicar que não podemos supor a independência dos erros (Barros et al., 2007).

Estas variáveis causais ajudam a explicar a variável dependente, que neste trabalho é o consumo de energia elétrica. As variáveis causais refletem variáveis *proxy*, isto é, fatores que influenciam no comportamento da variável principal. A seguir são descritas as classes de consumo e as variáveis que foram consideradas numa primeira fase de análise, para posteriormente, com as que forem selecionadas, possibilitar a definição do melhor modelo.

Tabelas 4.2 – Variáveis Explicativas Referentes aos Níveis de Preços na Economia
(Fonte: IBGE)

Variável Proxy	Sigla	Classes de Consumo
1. NÍVEL DE PREÇOS NA ECONOMIA		
Variação do Índice Nacional de Preços ao Consumidor na RM do RJ	INPC	RES – IND – COM
Índice de Preços de Eletrodomésticos e Equipamentos	IPED	RES – IND – COM
Índice de Preços de Condicionadores de Ar	IPAC	RES – IND – COM
Índice de Preços de Refrigeradores	IPRE	RES – IND – COM

Tabelas 4.3 – Variáveis Explicativas Referentes às Características do Faturamento da Light (Fonte: Light SESA)

Variável Proxy	Sigla	Classes de Consumo
2. CARACTERÍSTICAS DO FATURAMENTO DA LIGHT		
Número de Contas Faturadas da classe Residencial MT	NCFRMT	RES
Número de Contas Faturadas da classe Residencial BT	NCFRBT	RES
Tarifa Média Residencial MT	TRMT	RES
Tarifa Média Residencial BT	TRBT	RES
Nº. de dias de faturamento AT (inclui MT)	NDFAT	RES – IND – COM – PPU – RUR – TEL – AES
Nº. de dias de faturamento BT	NDFBT	RES – IND – COM – PPU – RUR – TEL – AES
Número de Contas Faturadas da classe Industrial MT	NCFIMT	IND
Número de Contas Faturadas da classe Industrial BT	NCFIBT	IND
Tarifa Média Industrial MT	TIMT	IND
Tarifa Média Industrial BT	TIBT	IND
Número de Contas Faturadas da classe Comercial AT	NCFCAT	COM
Número de Contas Faturadas da classe Comercial MT	NCFCMT	COM
Número de Contas Faturadas da classe Comercial BT	NCFCBT	COM
Tarifa Média Comercial MT	TCMT	COM
Tarifa Média Comercial BT	TCBT	COM
Número de Contas Faturadas Poder Público	NCFPP	PPU
Número de Contas Faturadas Rural	NCFRU	RUR
Número de Contas Faturadas Serviços Públicos – Tração elétrica e Água e Esgoto	NCFTE e NCFAES	TEL – AES

Tabelas 4.4 – Variáveis Explicativas Referentes à Estrutura de Renda dos Consumidores (Fonte: IBGE)

Variável Proxy	Sigla	Classes de Consumo
3. ESTRUTURA DE RENDA DOS CONSUMIDORES		
Rendimento Médio Real do Pessoal Ocupado RJ	RMPOC	RES – IND – COM
Participação dos Gastos com Energia Elétrica no Orçamento das famílias entre 1 e 8 Mínimos	PGEE	RES
Participação dos Gastos com Eletrodomésticos das famílias entre 1 e 8 Mínimos	PGED	RES
Participação dos Gastos com Condicionadores de Ar das famílias entre 1 e 8 Mínimos	PGAC	RES
Participação dos Gastos com Refrigeradores das famílias entre 1 e 8 Mínimos	PGRE	RES

Tabelas 4.5 – Variáveis Explicativas Referentes às Atividades Econômicas (*Fonte: IBGE – **Fonte: FIRJAN)

Variável Proxy	Sigla	Classes de Consumo
4. ATIVIDADE ECONÔMICA		
Taxa de Desemprego RJ *	TXD	RES – IND – COM
Índice de Emprego na Indústria RJ **	IEI	RES – IND – COM
Taxa de Utilização da Capacidade Instalada da Indústria **	TXUC	RES – IND – COM
População Ocupada 15 Anos ou Mais RJ *	POC	RES
População Ocupada Indústria RJ*	POCI	IND
Índice de Produção Física Industrial – Transformação*	PFIT	IND
Índice de Produção Física Industrial – Geral*	PFIG	IND
Índice de Produção Física Industrial – Extrativa Mineral*	PFIE	IND
População Ocupada Comércio RJ*	POCC	COM

Tabelas 4.6 – Variáveis Explicativas Referentes à Temperatura (Fonte: INMET-RJ)

Variável Proxy	Sigla	Classes de Consumo
5. TEMPERATURA		
Temperatura Média Mínima na RM do RJ	TMMI	RES – IND – COM – PPU – RUR – TEL – AES
Temperatura Média Máxima na RM do RJ	TMMA	RES – IND – COM – PPU – RUR – TEL – AES
Temperatura Média na RM do RJ	TM	RES – IND – COM – PPU – RUR – TEL – AES

A Temperatura Média Mínima Mensal na Região Metropolitana do Rio de Janeiro, utilizada no modelo de previsão, é obtida a partir da média das menores temperaturas de cada dia do mês nessa região. A Temperatura Média Máxima é determinada de maneira similar, ou seja, é a média mensal das temperaturas máximas diárias na Região Metropolitana do Rio de Janeiro. A Temperatura Média Mensal é a média simples entre a Temperatura Mínima Mensal e a Temperatura Máxima Mensal.

Tabelas 4.7 – Variáveis Explicativas Referentes ao Calendário (Fonte: Light SESA)

Variável Proxy	Sigla	Classes de Consumo
6. CALENDÁRIO		
No. De dias do Calendário	NDC	RES – IND – COM – PPU – RUR – TEL – AES
No. De sábados, domingos e feriados	NSDF	RES – IND – COM – PPU – RUR – TEL – AES
No. De dias úteis	NDU	RES – IND – COM – PPU – RUR – TEL – AES

Além das variáveis listadas acima, também foram testadas e utilizadas, para todas as classes, variáveis de intervenção (*dummy*), com objetivo de captar alguns eventos específicos conforme indicado a seguir:

Tabelas 4.8 – Variáveis de Intervenção (*dummies*)

Variável <i>dummy</i>	Sigla	Classes de Consumo
7. VARIÁVEL DE INTERVENÇÃO		
Intervenção para Racionamento (mai/2001 a fev/2002)	IRAC	RES – IND – COM – PPU – RUR – TEL – AES
Intervenção para mudança de nível Pós-acionamento (mar/2002 a dez/2007)	IPRAC	RES – IND – COM – PPU – RUR – TEL – AES

4.3. Procedimentos de modelagem

Conforme mencionado, o programa FPW foi utilizado para desenvolver os modelos de previsão. A cada série de consumo de uma determinada classe foram agregadas as séries das respectivas variáveis explicativas apresentadas acima. Entretanto, o período de algumas séries de variáveis explicativas não coincide com o período disponível para a série de consumo (1990-2007); logo, foram realizados testes considerando inícios diferentes para a série de consumo e assim pôde se utilizar as variáveis de acordo com o início de seus dados. Por fim, definiu-se o modelo final pela análise das estatísticas de desempenho MAPE, R² ajustado e GMRE, basicamente conceituadas a seguir¹²:

MAPE (Mean Absolute Percentual Error): calculado através da diferença entre valores estimados e reais. Equivale às previsões um passo-à-frente (no caso, para o mês seguinte).

¹² Para mais detalhes sobre essas estatísticas recomenda-se o Manual do Usuário do FPW (*User's Manual*).

R² ajustado (coeficiente de explicação): indica o quanto da variação total dos dados (série dependente, neste caso, a energia faturada) é explicada pelo modelo. Calculado através da comparação do erro do modelo e a variação dos dados da série dependente em torno de sua média. Varia entre 0 e 100%.

GMRAE (Geometric Mean Relative Absolute Error): compara o erro do modelo em questão com o erro do modelo ingênuo (aquele que usa como previsão o último dado disponível). É desejável que seja igual ou menor do que 1 (um).

Foi feita uma análise dos erros *in-sample* e *out-of-sample*. Esta é uma estratégia de análise que consiste em “guardar” parte dos dados para testar o poder de generalização do modelo. Para a análise *in-sample* foram usados os dados de janeiro de 1990 (1991, 1992, 1994 e agosto de 1999) a dezembro de 2006. Para validar o modelo foi usado o ano de 2007 (*out-of-sample*).

Tabela 4.9 – Ano de início das Variáveis Explicativas

Variável Explicativa		Ano 1
1	Índice de Preços de Eletrodomésticos e Equipamentos	1990
2	Índice de Preços de Refrigeradores	1990
3	Intervenção para PÓS-acionamento	1990
4	Intervenção para racionamento	1990
5	Nº. de dias de faturamento AT (inclui MT) e BT	1990
6	Nº. de dias do Calendário	1990
7	Nº. de dias úteis	1990
8	Nº. de sábados, domingos e feriados	1990
9	Número de Contas Faturadas AT, MT e BT	1990
10	Participação dos Gastos com Eletrodomésticos das famílias entre 1 e 8 Mínimos	1990
11	Participação dos Gastos com Energia Elétrica no Orçamento das famílias entre 1 e 8 Mínimos	1990
12	Participação dos Gastos com Refrigeradores das famílias entre 1 e 8 Mínimos	1990
13	Rendimento Médio Real do Pessoal Ocupado RJ	1990
14	Taxa de Desemprego RJ	1990
15	Temperatura Média Máxima RJ	1990
16	Temperatura Média Mínima RJ	1990
17	Temperatura Média RJ	1990
18	Variação do Índice Nacional de Preços ao Consumidor para a RM do RJ	1990
19	População Ocupada 15 Anos ou Mais RJ	1991
20	População Ocupada Comércio RJ	1991
21	População Ocupada Indústria RJ	1991
22	Índice de Produção Física Industrial - Extrativa Mineral	1991
23	Índice de Produção Física Industrial - Geral	1991
24	Índice de Produção Física Industrial - Transformação	1991
25	Índice de Emprego na Indústria RJ	1992
26	Taxa de Utilização da Capacidade Instalada da Indústria	1992
27	Tarifas Médias MT e BT	1994
28	Índice de Preços de Condicionadores de Ar	1999
29	Participação dos Gastos com Condicionadores de Ar das famílias entre 1 e 8 Mínimos	1999

Ressalta-se que as variáveis citadas anteriormente foram selecionadas *a priori* para compor as etapas de testes e análises dos possíveis modelos. Isto não significa obviamente que todas entraram na estrutura destes.

Aplicada a técnica de regressão dinâmica, algumas variáveis foram então selecionadas para compor a estrutura final dos modelos de previsão.

4.4. Modelos definidos por classe de consumo

Nesta seção são apresentados os resultados das modelagens para cada classe de consumo, incluindo um item específico para o tratamento dado à previsão do consumo dos clientes da classe industrial AT.

4.4.1. Modelos de cada classe de consumo com exceção de Industrial AT

Os quadros a seguir mostram os modelos obtidos para cada período analisado, com as respectivas estatísticas de desempenho e as variáveis explicativas¹³ que, segundo o processo de modelagem, são as que influenciam na variável de consumo em questão. A partir da análise dos resultados obtidos, foram definidos os modelos de previsão finais considerados ótimos para cada classe.

Os modelos que serão utilizados para o cálculo da estimativa de previsão de consumo no período definido (2008 – 2012) foram escolhidos quando atendidos os seguintes critérios:

- Parâmetros significantes, ajuste do modelo (R^2), erro médio de previsão e resíduos bem comportados;
- Valores projetados em consonância com o comportamento histórico do consumo faturado da classe em estudo; e
- Tendência coerente com o histórico da série para a previsão de mercado nos próximos anos.

No final deste item, são descritas algumas conclusões relativas à interpretação das estatísticas de desempenho apresentadas nos quadros a seguir, que auxiliaram na escolha dos modelos.

¹³ A sigla `_CONST` significa a consideração de um termo Constante e a sigla `_TREND` um termo de Tendência. As variáveis acompanhadas de `[-k]` significa estrutura de defasagem de ordem `k`. Exemplo: `ResidencialBT[-1]` = energia faturada para Residencial BT no mês anterior.

Classe Residencial MT: Modelo 1 escolhido

Tabela 4.10 – Modelos Testados para Classe Residencial MT

Residencial MT							
Modelos	Período	Estrutura	MAPE (%) in-sample	R ² ajustado (%)	MAPE (%) out-of-sample	GMRAE out-of-sample	
1	Jan/1990 a Dez/2007	_CONST _TREND IPRAC IRAC[-1] NCFRMT NDFAT NDFAT[-1] PGEE RESIDENCIALMT[-1] TM	0,105	0,930	0,052	0,979	
2	Jan/1991 a Dez/2007	IRAC NCFRMT NCFRMT[-2] NDFAT NDFAT[-1] RESIDENCIALMT[-1] RIMPOC	0,119	0,914	0,092	2,182	
3	Jan/1992 a Dez/2007	IEI IPRAC IRAC[-1] NCFRMT NDFAT NDFAT[-1] PGED PGRE RESIDENCIALMT[-1] TM	0,119	0,919	0,068	1,664	
4	Jan/1994 a Dez/2007	IPRAC IRAC[-1] NCFRMT NDFAT NDFAT[-1] PGRE RESIDENCIALMT[-1] TM	0,132	0,910	0,063	1,278	
5	Jan/1999 a Dez/2007	IRAC NCFRMT NDFAT POC RESIDENCIALMT[-1] TXUC	0,161	0,917	0,074	1,540	

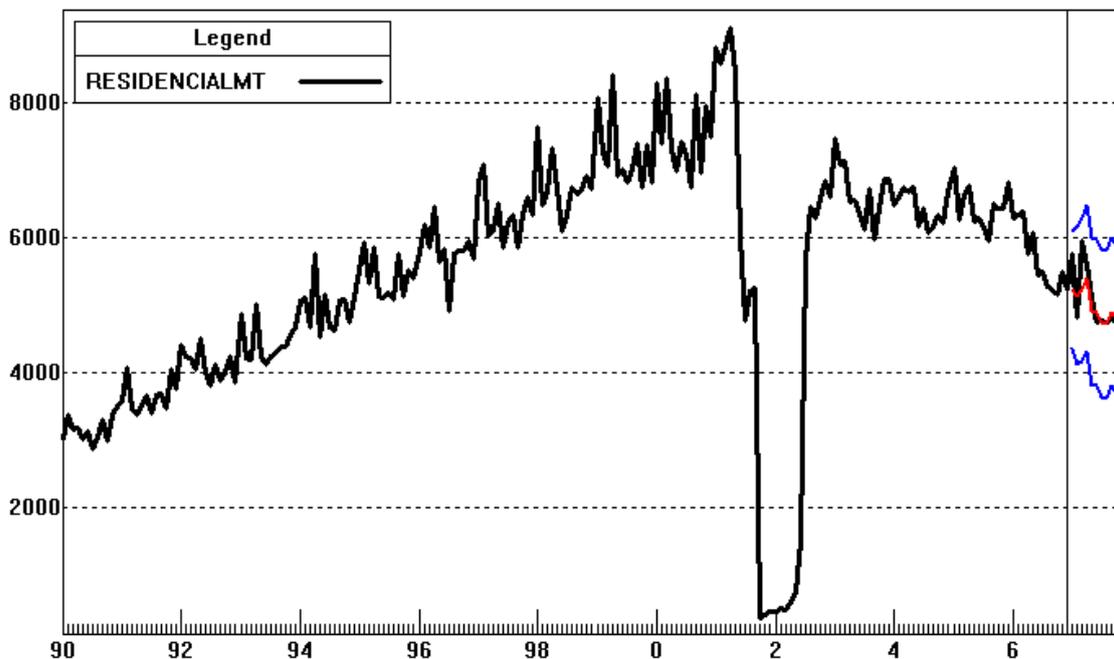


Figura 4.4 – Gráfico gerado pelo programa de previsão: série histórica residencial MT (linha preta), valores previstos para o período teste (linha vermelha) e intervalos de confiança (linha azul)

Classe Residencial BT: Modelo 3 escolhido

Tabela 4.11 – Modelos Testados para Classe Residencial BT

Residencial BT							
Modelos	Período	Estrutura		MAPE (%) in-sample	R ² ajustado (%)	MAPE (%) out-of-sample	GMRAE out-of-sample
1	Jan/1990 a Dez/2007	IRAC[-1] NDFBT NDFBT[-1] RESIDENCIALBT[-1] RESIDENCIALBT[-11] RMPOC TM	Intervenção para racionamento No. De dias de faturamento BT No. De dias de faturamento BT Consumo Faturado Light Consumo Faturado Light Rendimento Médio Real do Pessoal Ocupado RJ Temperatura Média RJ	0,036	0,934	0,039	0,561
2	Jan/1991 a Dez/2007	IRAC[-1] NDFBT NDFBT[-1] RESIDENCIALBT[-1] RESIDENCIALBT[-11] RMPOC TM	Intervenção para racionamento No. De dias de faturamento BT No. De dias de faturamento BT Consumo Faturado Light Consumo Faturado Light Rendimento Médio Real do Pessoal Ocupado RJ Temperatura Média RJ	0,036	0,934	0,039	0,559
3	Jan/1992 a Dez/2007	_CONST IPED IRAC[-1] NDFBT NDFBT[-1] RESIDENCIALBT[-1] RESIDENCIALBT[-11] RESIDENCIALBT[-7] RMPOC TM	Termo Constante Índice de Preços de Eletrodomésticos e Equipamentos Intervenção para racionamento No. De dias de faturamento BT No. De dias de faturamento BT Consumo Faturado Light Consumo Faturado Light Consumo Faturado Light Rendimento Médio Real do Pessoal Ocupado RJ Temperatura Média RJ	0,032	0,943	0,036	0,572
4	Jan/1994 a Dez/2007	IRAC IRAC[-1] NDFBT NDFBT[-1] RESIDENCIALBT[-1] RESIDENCIALBT[-11] RMPOC TMMI TMMI[-2]	Intervenção para racionamento Intervenção para racionamento No. De dias de faturamento BT No. De dias de faturamento BT Consumo Faturado Light Consumo Faturado Light Rendimento Médio Real do Pessoal Ocupado RJ Temperatura Média Mínima RJ Temperatura Média Mínima RJ	0,033	0,932	0,029	0,381
5	Jan/1999 a Dez/2007	IRAC[-1] NDFBT NDFBT[-1] PGRE RESIDENCIALBT[-1] TMMI	Participação dos Gastos com Refrigeradores das famílias entre 1 e 8 Mínimos Consumo Faturado Light Temperatura Média Mínima RJ	0,040	0,898	0,038	0,613

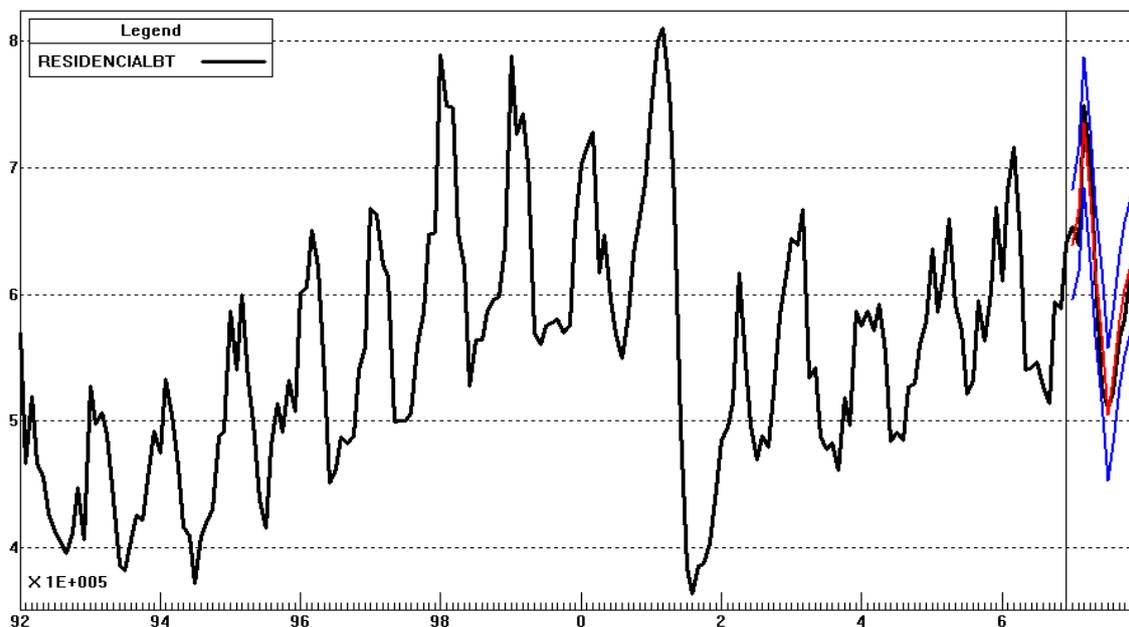


Figura 4.5 – Gráfico gerado pelo programa de previsão: série histórica residencial BT (linha preta), valores previstos para o período teste (linha vermelha) e intervalos de confiança (linha azul)

Classe Comercial AT: Modelo 4 escolhido

Tabela 4.12 – Modelos Testados para Classe Comercial AT

Comercial AT							
Modelos	Período	Estrutura		MAPE (%) in-sample	R ² ajustado (%)	MAPE (%) out-of-sample	GMRAE out-of-sample
1	Jan/1990 a Dez/2007	COMERCIALAT[-1] COMERCIALAT[-3]	Consumo Faturado Light Consumo Faturado Light	0,115	0,936	0,074	0,941
2	Jan/1991 a Dez/2007	COMERCIALAT[-1] COMERCIALAT[-3] NDU NDU[-1] POCC	Consumo Faturado Light Consumo Faturado Light No. De dias úteis No. De dias úteis População Ocupada Comércio RJ	0,109	0,941	0,074	0,969
3	Jan/1992 a Dez/2007	COMERCIALAT[-1] COMERCIALAT[-2] COMERCIALAT[-3]	Consumo Faturado Light Consumo Faturado Light Consumo Faturado Light	0,108	0,939	0,080	1,133
4	Jan/1994 a Dez/2007	COMERCIALAT[-1] COMERCIALAT[-24] COMERCIALAT[-3]	Consumo Faturado Light Consumo Faturado Light Consumo Faturado Light	0,094	0,938	0,053	0,518
5	Jan/1999 a Dez/2007	COMERCIALAT[-1] COMERCIALAT[-3]	Consumo Faturado Light Consumo Faturado Light	0,082	0,852	0,060	0,728

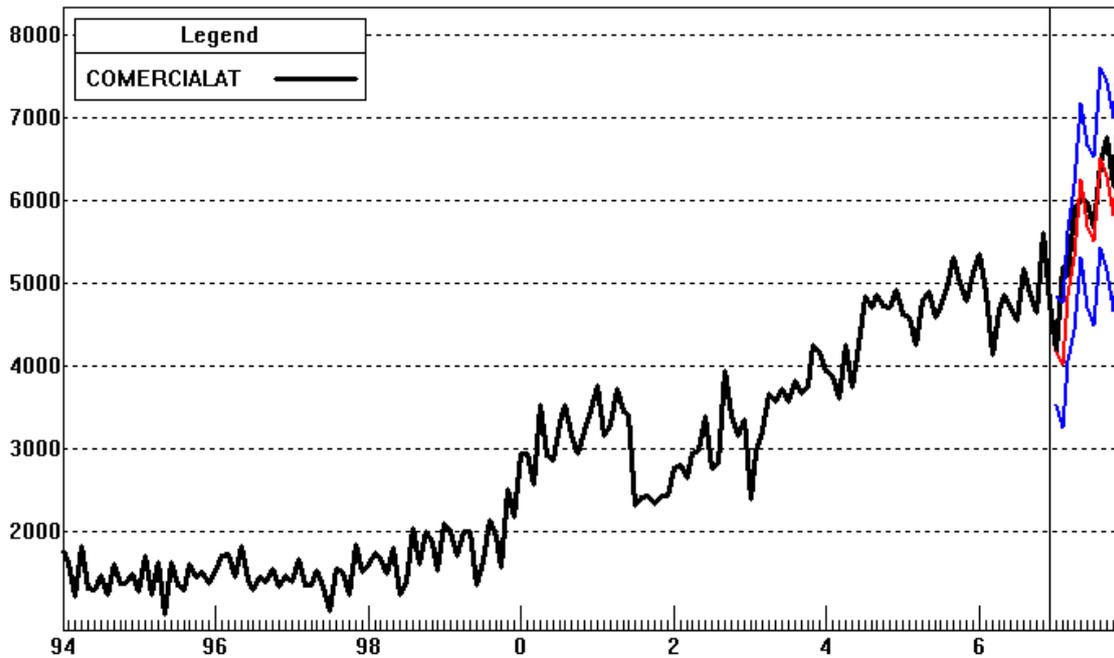


Figura 4.6 – Gráfico gerado pelo programa de previsão: série histórica comercial AT (linha preta), valores previstos para o período teste (linha vermelha) e intervalos de confiança (linha azul)

Classe Comercial MT: Modelo 1 escolhido

Tabela 4.13 – Modelos Testados para Classe Comercial MT

Comercial MT							
Modelos	Período	Estrutura		MAPE (%) in-sample	R ² ajustado (%)	MAPE (%) out-of-sample	GMRAE out-of-sample
1	Jan/1990 a Dez/2007	_CONST COMERCIALMT[-1] COMERCIALMT[-8] IPRAC IRAC NCFCMT NDFAT NDFAT[-1] RMPOC TMMI TMMI[-1]	Termo Constante Consumo Faturado Light Consumo Faturado Light Intervenção para PÓS racionamento Intervenção para racionamento Número de Contas Faturadas da classe comercial MT No. De dias de faturamento AT No. De dias de faturamento AT Rendimento Médio Real do Pessoal Ocupado RJ Temperatura Média Mínima RJ Temperatura Média Mínima RJ	0,032	0,954	0,040	0,519
2	Jan/1991 a Dez/2007	_TREND COMERCIALMT[-1] COMERCIALMT[-11] IRAC NCFCMT NDFAT NDFAT[-1] POCC RMPOC TMMI	Termo de Tendência Consumo Faturado Light Consumo Faturado Light Intervenção para racionamento Número de Contas Faturadas da classe comercial MT No. De dias de faturamento AT No. De dias de faturamento AT População Ocupada Comércio RJ Rendimento Médio Real do Pessoal Ocupado RJ Temperatura Média Mínima RJ	0,031	0,945	0,041	0,651
3	Jan/1992 a Dez/2007	_CONST _TREND COMERCIALMT[-1] IEI IRAC[-1] NDFAT NDFAT[-1] POCC[-1] TMMI TMMI[-1]	Termo Constante Termo de Tendência Consumo Faturado Light Índice de Emprego na Indústria RJ Intervenção para racionamento No. De dias de faturamento AT No. De dias de faturamento AT População Ocupada Comércio RJ Temperatura Média Mínima RJ Temperatura Média Mínima RJ	0,028	0,957	0,051	0,788
4	Jan/1994 a Dez/2007	_TREND COMERCIALMT[-1] COMERCIALMT[-11] IEI IRAC[-1] NDFAT TMMI	Termo de Tendência Consumo Faturado Light Consumo Faturado Light Índice de Emprego na Indústria RJ Intervenção para racionamento No. De dias de faturamento AT Temperatura Média Mínima RJ	0,029	0,936	0,042	0,610
5	Jan/1999 a Dez/2007	_CONST COMERCIALMT[-1] COMERCIALMT[-11] IRAC[-1] NDFAT TMMI	Termo Constante Consumo Faturado Light Consumo Faturado Light Intervenção para racionamento No. De dias de faturamento AT Temperatura Média Mínima RJ	0,028	0,895	0,038	0,460

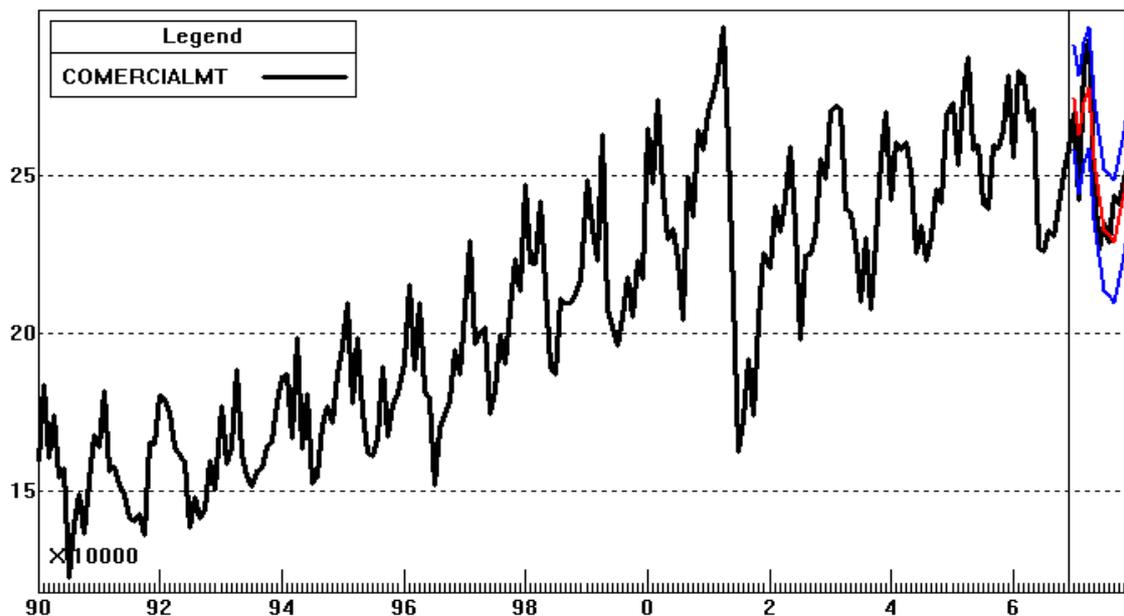


Figura 4.7 – Gráfico gerado pelo programa de previsão: série histórica comercial MT (linha preta), valores previstos para o período teste (linha vermelha) e intervalos de confiança (linha azul)

Classe Comercial BT: Modelo 3 escolhido

Tabela 4.14 – Modelos Testados para Classe Comercial BT

Comercial BT							
Modelos	Período	Estrutura	MAPE (%) in-sample	R ² ajustado (%)	MAPE (%) out-of-sample	GMRAE <i>out-of-sample</i>	
1	Jan/1990 a Dez/2007	COMERCIALBT[-1] COMERCIALBT[-7] IPRAC IRAC NCFCBT NDFBT NDFBT[-1] NDU NSDF RMPOC TM	Consumo Faturado Light Consumo Faturado Light Intervenção para PÓS racionamento Intervenção para racionamento Número de Contas Faturadas da classe comercial BT No. De dias de faturamento BT No. De dias de faturamento BT No. De dias úteis No. De sábados, domingos e feriados Rendimento Médio Real do Pessoal Ocupado RJ Temperatura Média RJ	0,033	0,926	0,039	1,102
2	Jan/1991 a Dez/2007	_CONST _TREND COMERCIALBT[-1] COMERCIALBT[-2] IPRAC IRAC NDFBT NSDF RMPOC TMMI	Termo Constante Termo de Tendência Consumo Faturado Light Consumo Faturado Light Intervenção para PÓS racionamento Intervenção para racionamento No. De dias de faturamento BT No. De sábados, domingos e feriados Rendimento Médio Real do Pessoal Ocupado RJ Temperatura Média Mínima RJ	0,033	0,926	0,041	1,200
3	Jan/1992 a Dez/2007	_TREND _CONST COMERCIALBT[-1] IRAC[-1] NDFBT POCC[-1] RMPOC TM TM[-1]	Termo de Tendência Termo Constante Consumo Faturado Light Intervenção para racionamento No. De dias de faturamento BT População Ocupada Comércio RJ Rendimento Médio Real do Pessoal Ocupado RJ Temperatura Média RJ Temperatura Média RJ	0,029	0,943	0,030	0,714
4	Jan/1994 a Dez/2007	_CONST _TREND COMERCIALBT[-1] IRAC[-1] NDFBT POCC[-1] RMPOC TM TM[-1]	Termo Constante Termo de Tendência Consumo Faturado Light Intervenção para racionamento No. De dias de faturamento BT População Ocupada Comércio RJ Rendimento Médio Real do Pessoal Ocupado RJ Temperatura Média RJ Temperatura Média RJ	0,027	0,929	0,031	0,843
5	Jan/1999 a Dez/2007	COMERCIALBT[-1] COMERCIALBT[-2] IRAC NDFBT TCBT[-1] TM TMMA	Consumo Faturado Light Consumo Faturado Light Intervenção para racionamento No. De dias de faturamento BT Farifa Comercial BT (Reais CDM correção de ago-02) Temperatura Média RJ Temperatura Média Máxima RJ	0,038	0,810	0,064	1,850

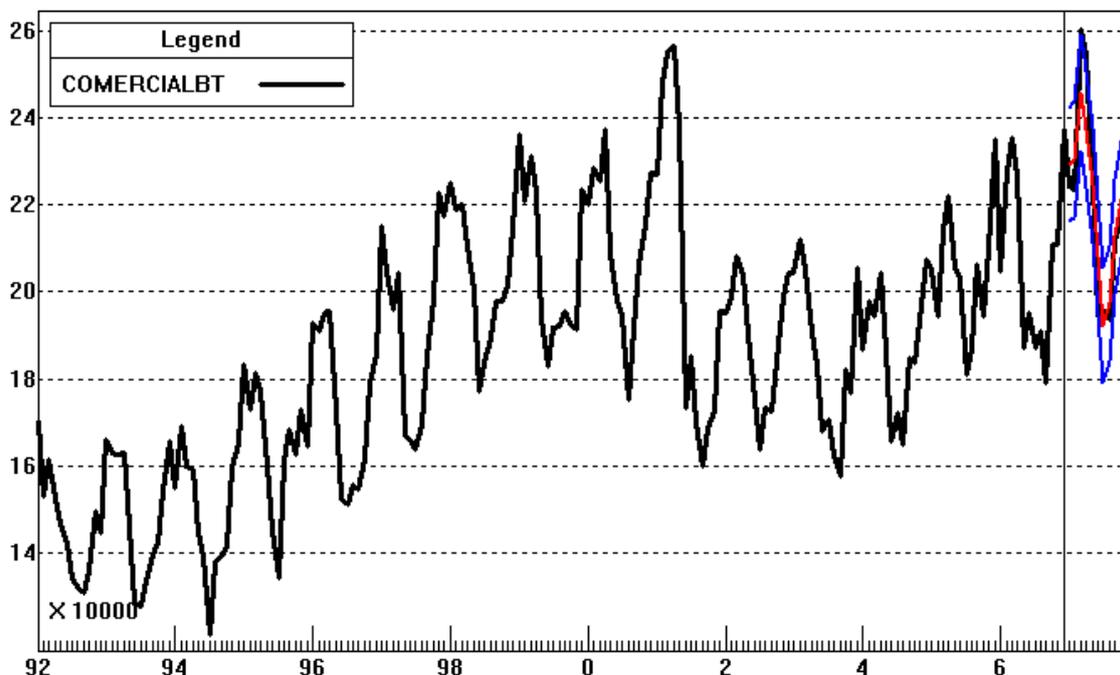


Figura 4.8 – Gráfico gerado pelo programa de previsão: série histórica comercial BT (linha preta), valores previstos para o período teste (linha vermelha) e intervalos de confiança (linha azul)

Classe Industrial MT: Modelo 4 escolhido

Tabela 4.15 – Modelos Testados para Classe Industrial MT

Industrial MT							
Modelo	Período	Estrutura	MAPE (%) in-sample	R ² ajustado (%)	MAPE (%) out-of-sample	GMRAE out-of-sample	
1	Jan/1990 a Dez/2007	_CONST INDUSTRIALMT[-1] IPRAC IRAC NDFAT NDFAT[-1] NDU NSDF NSDF[-1] TXD	0,035	0,837	0,069	2,325	
2	Jan/1991 a Dez/2007	INDUSTRIALMT[-1] INPC IPRAC IRAC NDC NDFAT PFIG[-1] PFIT[-1] RMPOC TMMI[-1]	0,027	0,906	0,095	3,311	
3	Jan/1992 a Dez/2007	IEI INDUSTRIALMT[-1] INDUSTRIALMT[-8] INPC IRAC NDFAT NDU NDU[-1] NSDF POCI RMPOC TMMI[-1]	0,028	0,886	0,085	3,079	
4	Jan/1994 a Dez/2007	IEI INDUSTRIALMT[-1] IRAC NDC NDFAT POCI TIMT TMMI	0,029	0,899	0,023	0,727	
5	Jan/1999 a Dez/2007	IRAC NDFAT RMPOC TIMT TMMI	0,033	0,770	0,028	0,542	

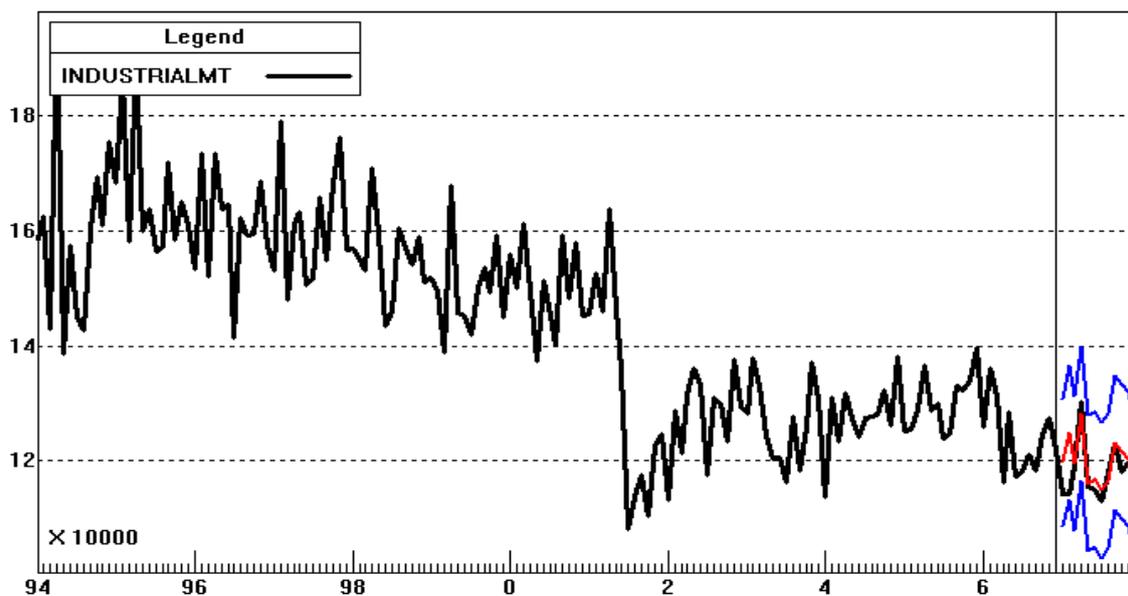


Figura 4.9 – Gráfico gerado pelo programa de previsão: série histórica industrial MT (linha preta), valores previstos para o período teste (linha vermelha) e intervalos de confiança (linha azul)

Classe Industrial BT: Modelo 2 escolhido

Tabela 4.16 – Modelos Testados para Classe Industrial BT

Industrial BT							
Modelos	Período	Estrutura	MAPE (%) in-sample	R ² ajustado (%)	MAPE (%) out-of-sample	GMRAE out-of-sample	
1	Jan/1990 a Dez/2007	INDUSTRIALBT[-1] IPRAC IRAC NDFBT NDFBT[-1] NSDF RMPOC TMMI	0,035	0,921	0,041	0,384	
2	Jan/1991 a Dez/2007	INDUSTRIALBT[-1] INDUSTRIALBT[-2] IPRAC IRAC NDC NDFBT NDFBT[-1] PFIT RMPOC TMMI	0,031	0,940	0,062	1,077	
3	Jan/1992 a Dez/2007	INDUSTRIALBT[-1] IPRAC IRAC IRAC[-1] NDFBT NDFBT[-1] PFIE RMPOC TM	0,032	0,941	0,052	0,771	
4	Jan/1994 a Dez/2007	INDUSTRIALBT[-1] IPRAC IRAC IRAC[-1] NDFBT NDFBT[-1] RMPOC TIBT TM	0,033	0,946	0,074	1,330	
5	Jan/1999 a Dez/2007	IEI INDUSTRIALBT[-1] IRAC[-1] NCFIBT POCI TMMI	0,043	0,894	0,088	1,068	

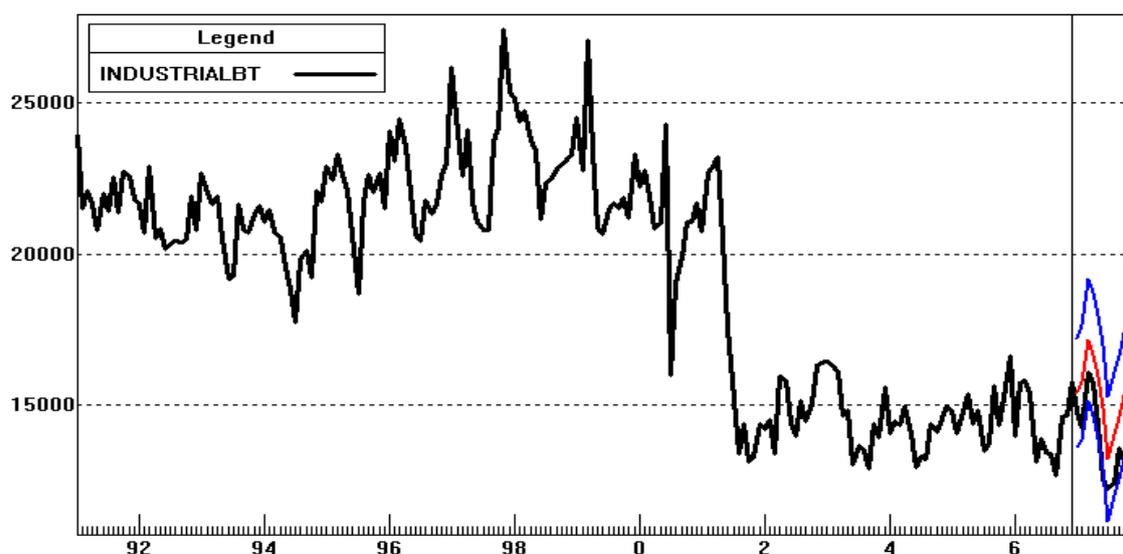


Figura 4.10 – Gráfico gerado pelo programa de previsão: série histórica industrial BT (linha preta), valores previstos para o período teste (linha vermelha) e intervalos de confiança (linha azul)

Classe Rural: Modelo 1 escolhido

Tabela 4.17 – Modelos Testados para Classe Rural

Rural							
Modelos	Período	Estrutura		MAPE (%) in-sample	R ² ajustado (%)	MAPE (%) out-of-sample	GMRAE out-of-sample
1	Jan/1994 a Dez/2007	IRAC[-1] NDC NDFBT RURAL[-1] RURAL[-11] RURAL[-24] TMMI	Intervenção para racionamento No. De dias do Calendário No. De dias de faturamento BT No. De dias de faturamento BT Consumo Faturado Light Consumo Faturado Light Consumo Faturado Light Temperatura Média Mínima RJ	0,028	0,899	0,038	0,565
2	Jan/1999 a Dez/2007	IRAC NCFRU NDFBT NDFBT[-1] PGED PGRE RURAL[-1] TMMI	Intervenção para racionamento Número de Contas Faturadas da classe rural No. De dias de faturamento BT No. De dias de faturamento BT Participação dos Gastos com Eletrodomésticos das famílias entre 1 e 8 Mínimos Participação dos Gastos com Refrigeradores das famílias entre 1 e 8 Mínimos Consumo Faturado Light Temperatura Média Mínima RJ	0,029	0,871	0,052	0,749

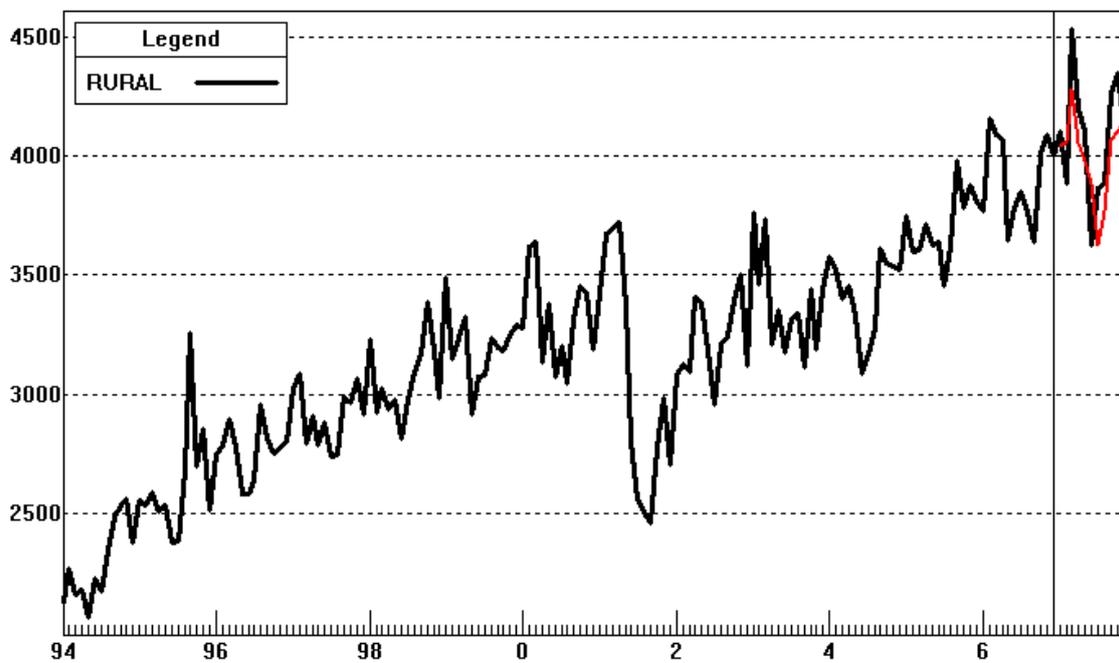


Figura 4.11 – Gráfico gerado pelo programa de previsão: série histórica rural (linha preta) e valores previstos para o período teste (linha vermelha)

Classe Poder Público: Modelo 1 escolhido

Tabela 4.18 – Modelos Testados para Classe Poder Público

Poder Público							
Modelos	Período	Estrutura		MAPE (%) in-sample	R ² ajustado (%)	MAPE (%) out-of-sample	GMRAE out-of-sample
1	Jan/1994 a Dez/2007	_CONST _TREND IPRAC[-1] IRAC[-1] NCFPP NCFPP[-1] NCFPP[-2] NDFAT PODERPUBLICO[-1] PODERPUBLICO[-9] TMMI TMMI[-1]	Termo Constante Termo de Tendência Intervenção para PÓS racionamento Intervenção para racionamento Número de Contas Faturadas da classe poder público Número de Contas Faturadas da classe poder público Número de Contas Faturadas da classe poder público No. De dias de faturamento AT Consumo Faturado Light Consumo Faturado Light Temperatura Média Mínima RJ Temperatura Média Mínima RJ	0,034	0,921	0,089	0,721
2	Jan/1994 a Fev/2006	_CONST IRAC[-1] NDFAT PODERPUBLICO[-1] PODERPUBLICO[-11] TMMI	Termo Constante Intervenção para racionamento No. De dias de faturamento AT Consumo Faturado Light Consumo Faturado Light Temperatura Média Mínima RJ	0,038	0,874	0,045	0,454

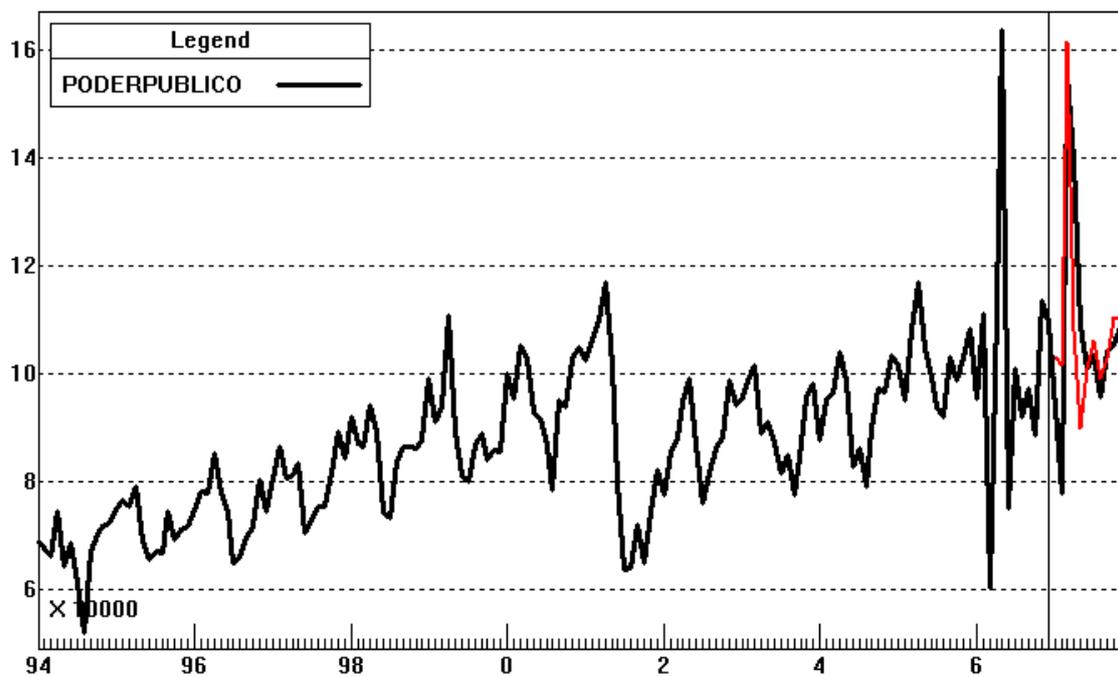


Figura 4.12 – Gráfico gerado pelo programa de previsão: série histórica poder público (linha preta) e valores previstos para o período teste (linha vermelha)

Classe Tração Elétrica: Modelo 1 escolhido

Tabela 4.19 – Modelos Testados para Classe Serviços Públicos: Tração Elétrica

Tração Elétrica							
Modelos	Período	Estrutura		MAPE (%) <i>in-sample</i>	R ² ajustado (%)	MAPE (%) <i>out-of-sample</i>	GMRAE <i>out-of-sample</i>
1	Jan/1994 a Dez/2007	NDC NDC[-1] TRACELET[-1] TRACELET[-2]	No. De dias do Calendário No. De dias do Calendário Consumo Faturado Light Consumo Faturado Light	0,061	0,795	0,035	0,557
2	Jan/1994 a Dez/2007	_CONST NDFAT TRACELET[-1] TRACELET[-2]	Termo Constante No. De dias de faturamento AT Consumo Faturado Light Consumo Faturado Light	0,065	0,763	0,038	0,463

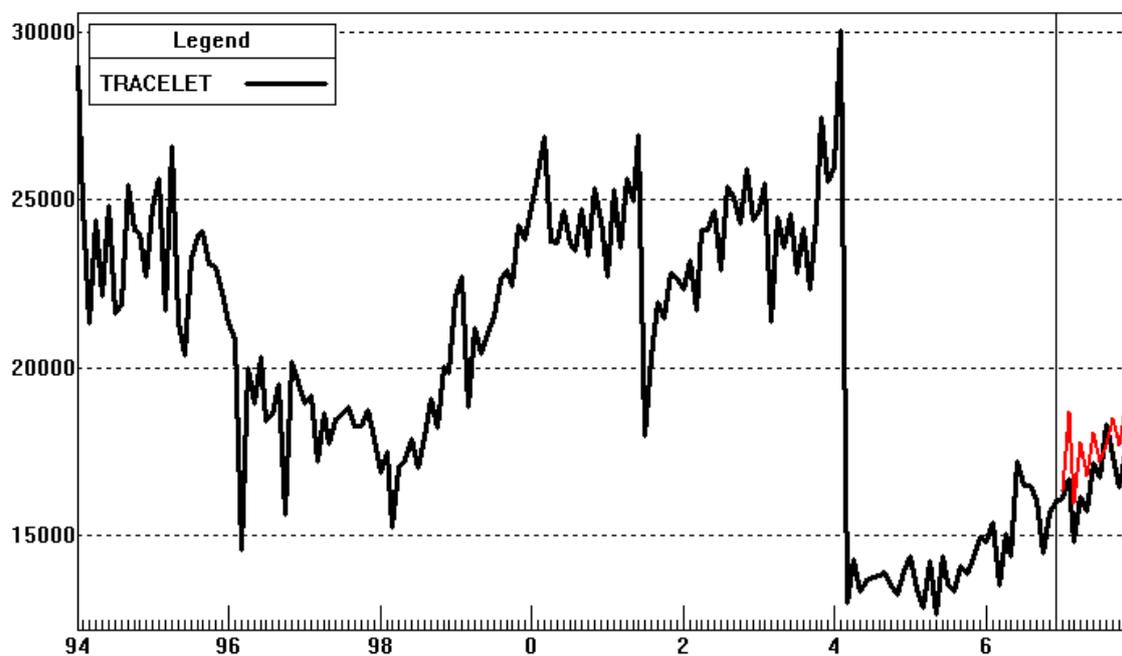


Figura 4.13 – Gráfico gerado pelo programa de previsão: série histórica tração elétrica (linha preta) e valores previstos para o período teste (linha vermelha)

Classe Água Saneamento e Esgoto: Modelo 1 escolhido

Tabela 4.20 – Modelos Testados para Classe Serviços Públicos: Água Saneamento e Esgoto

AES							
Modelos	Período	Estrutura		MAPE (%) in-sample	R ² ajustado (%)	MAPE (%) out-of-sample	GMRAE out-of-sample
1	Jan/1994 a Dez/2007	_CONST _TREND AES[-1] NDFAT	Termo Constante Termo de Tendência Consumo Faturado Light No. De dias de faturamento AT	0,033	0,663	0,041	0,978
2	Jan/1994 a Dez/2007	_CONST _TREND NCF AES NCF AES[-1] NDFAT	Termo Constante Termo de Tendência Nº de Contas Faturadas da classe água esgoto saneamento Nº de Contas Faturadas da classe água esgoto saneamento No. De dias de faturamento AT	0,040	0,531	0,051	0,861

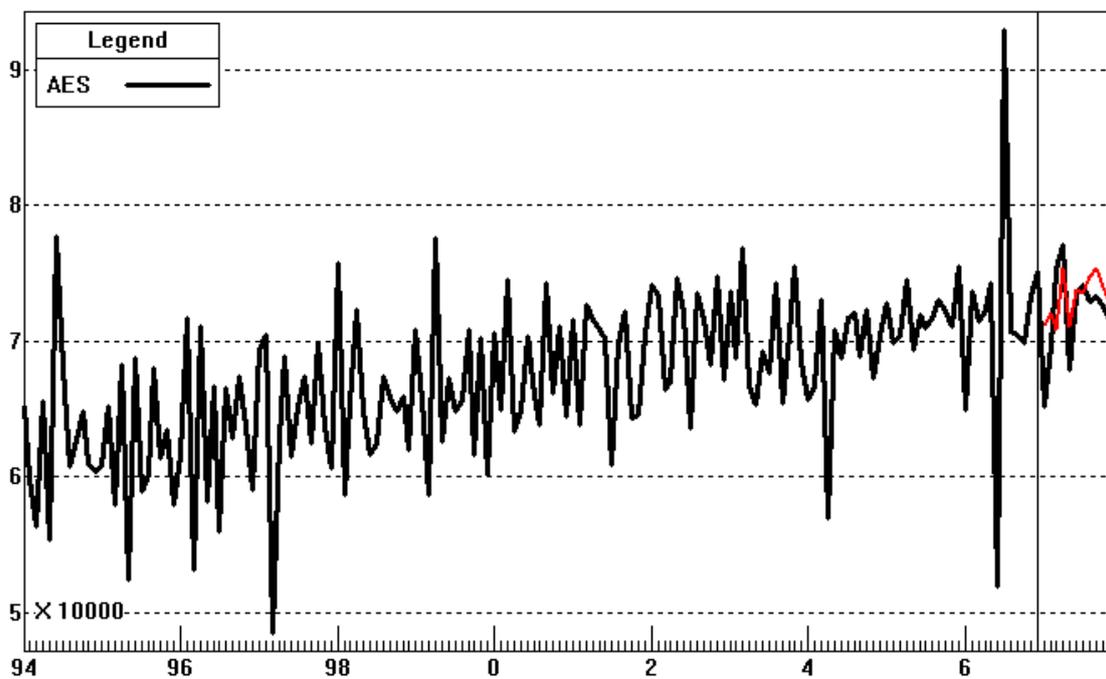


Figura 4.14 – Gráfico gerado pelo programa de previsão: série histórica água saneamento esgoto (linha preta) e valores previstos para o período teste (linha vermelha)

Classe Iluminação Pública: Modelo 1 escolhido

Tabela 4.21 – Modelos Testados para Classe Iluminação Pública

IPU							
Modelos	Período	Estrutura		MAPE (%) in-sample	R ² ajustado (%)	MAPE (%) out-of-sample	GMRAE out-of-sample
1	Jan/1994 a Dez/2007	IPU[-1] IPU[-12]	Consumo Faturado Light Consumo Faturado Light	0,043	0,921	0,060	0,558
2	Jan/1994 a Dez/2007	IPU[-1] IPU[-12] NDFBT IRAC	Consumo Faturado Light Consumo Faturado Light No. De dias de faturamento BT Intervenção para racionamento	0,052	0,737	0,054	0,491

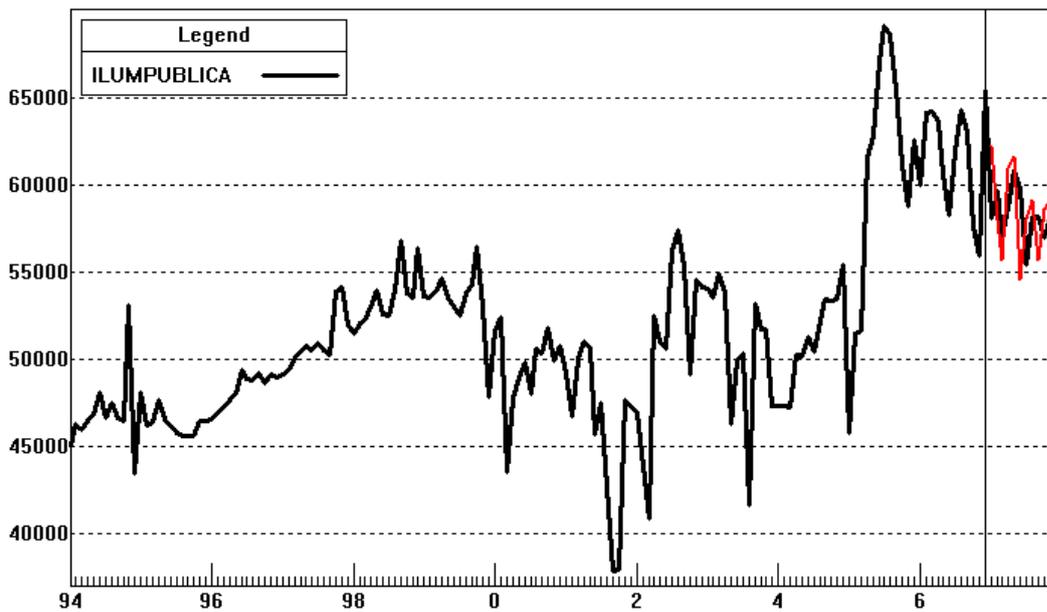


Figura 4.15 – Gráfico gerado pelo programa de previsão: série histórica iluminação pública (linha preta) e valores previstos para o período teste (linha vermelha)

Classe Consumo Próprio: Modelo 1 escolhido

Tabela 4.22 – Modelos Testados para Classe Consumo Próprio

CPP							
Modelos	Período	Estrutura		MAPE (%) in-sample	R ² ajustado (%)	MAPE (%) out-of-sample	GMRAE out-of-sample
1	Jan/1994 a Dez/2007	CPP[-1] CPP[-12]	Consumo Faturado Light Consumo Faturado Light	0,026	0,936	0,039	0,820
2	Jan/1994 a Dez/2007	CPP[-1] CPP[-7] CPP[-12] IRAC	Consumo Faturado Light Consumo Faturado Light Consumo Faturado Light Intervenção para racionamento	0,031	0,842	0,049	0,927

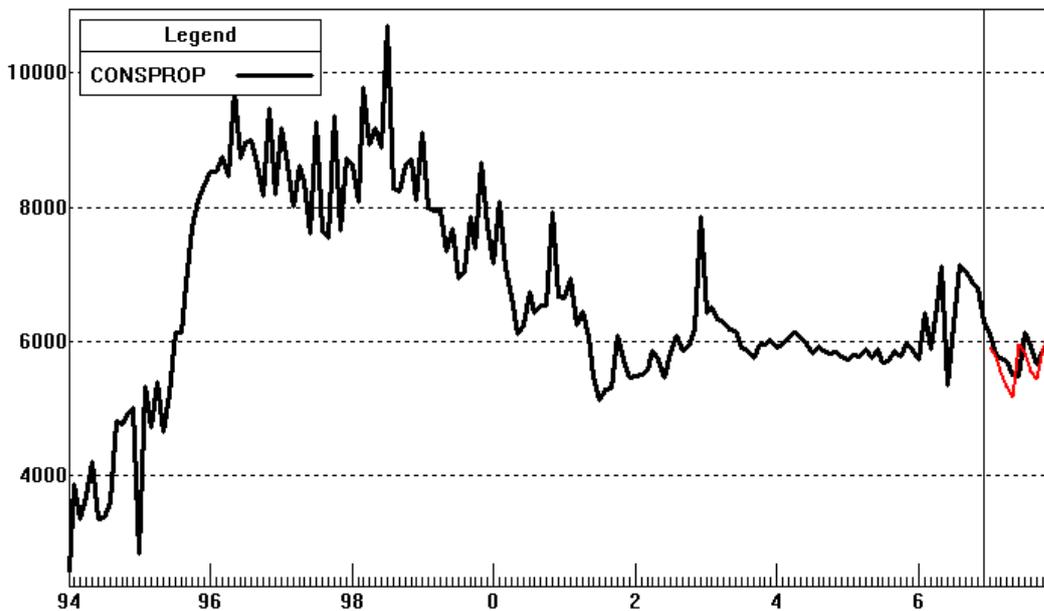


Figura 4.16 – Gráfico gerado pelo programa de previsão: série histórica consumo próprio (linha preta) e valores previstos para o período teste (linha vermelha)

Pode-se observar que, em geral, os modelos apresentaram bom desempenho preditivo (MAPE baixo e R² alto). Apresentaram ainda um bom poder de generalização (erro *out-of-sample* próximo ao erro *in-sample*). Exceções são os modelos para as classes Industrial MT, Rural e Serviços Públicos (TEL e AES), que apresentaram um poder de explicação um pouco menor do que os dos outros setores, e o modelo Industrial BT, que apresentou dificuldade de generalização.

Como era esperado, *samples* diferentes geram estruturas de modelos diferentes. Das variáveis de temperatura, a que melhor se ajustou foi a Temperatura Média Mínima na Região Metropolitana do RJ (TMRM), mas a Temperatura Média (TM) também está presente em alguns modelos. Outra

variável freqüente nos modelos é o Rendimento Médio Real do Pessoal Ocupado na Região Metropolitana do Rio de Janeiro (RMPOC). Das variáveis *proxy* das características de faturamento da Light, uma variável que se ajustou bem aos modelos foi o Número de dias de faturamento (NDFAT e NDFBT). O número de contas faturadas e a tarifa média cobrada aparecem também em alguns modelos. Das variáveis de atividade econômica, destacam-se algumas como o Índice de Emprego na Indústria Fluminense (IEI) e Índice da Produção Física da Indústria de Transformação (PFIT).

Em todos os modelos é possível visualizar também a existência de dinâmica (estruturas de defasagem), tanto da variável dependente (energia faturada) quanto das variáveis independentes (variáveis causais). Por fim, em quase todos os modelos é possível observar a existência de variáveis de intervenção (como para o Racionamento e Pós-acionamento).

Tabela 4.23 – Variáveis presentes em mais de um modelo

Variáveis Explicativas	Quantidade Presente nos Modelos Selecionados
CONST	6
IRAC[-1]	5
NDFAT	5
TMMI	5
TREND	4
IRAC	4
NDC	4
NDFBT	4
RMPOC	4
IPRAC	3
NDFBT[-1]	3
TM	3
NDFAT[-1]	2
TMMI[-1]	2

4.4.2. Classe de consumo industrial AT

A partir das condições previstas nos arts 15 e 16 da Lei n.º 9.074 de 7 de julho de 1995, os clientes, enquadrados em certos critérios relacionados a nível de tensão e demanda contratada, passaram a poder optar pelo fornecedor de energia elétrica, respeitando premissas e prazos estipulados. A Resolução ANEEL n.º 264 de 13 de agosto de 1998 estabeleceu as condições para Contratação de Energia Elétrica por Consumidores Livres. Muitos clientes então, de acordo com as vantagens encontradas, exerceram seus direitos e se

desvincularam das distribuidoras que os atendiam e migraram para o mercado livre.

Na distribuidora em estudo (Light SESA) não foi diferente. A partir de 2000 começou uma movimentação dos clientes industriais que optaram por deixar o mercado cativo passando ao mercado livre, podendo então definir o fornecedor de energia elétrica. Há ainda aqueles consumidores que escolheram investir em geração própria. Desde então o volume de vendas de energia do mercado industrial cativo vem perdendo participação no mercado total. Essa redução é provocada por três eventos: o deslocamento de grandes empresas que outrora eram consumidores cativos para o mercado livre; o racionamento de energia que mudou em alguma medida o patamar de consumo das unidades industriais (através da busca pela eficiência energética dos processos); e por fim a própria queda de dinamismo do setor industrial da área de concessão. Isso fica claro na evolução do consumo industrial após o racionamento, e a saída dos grandes clientes cativos para o mercado livre.

Para os próximos anos não se tem fortes expectativas de um crescimento industrial muito acentuado na área de concessão da Light. O forte dinamismo da economia fluminense nos últimos anos esteve concentrado nos municípios de Campos dos Goytacazes, Macaé e Rio das Ostras, impulsionado pelo setor petrolífero. Tais municípios não se encontram inseridos na área de concessão da Light. Com isso, fica claro que apesar da existência de uma transferência de renda provocada pelo forte desempenho do setor petrolífero, agregando valor ao PIB do estado do Rio de Janeiro, esse desempenho não poderá ser considerado em expectativas futuras de consumo da classe industrial da Light, por se desenvolver fora de sua área de concessão.

A previsão de consumo dos maiores clientes, ligados na alta tensão, é elaborada através de pesquisas semestrais junto aos mesmos. Os dados sofrem tratamento de sazonalização da carga antes de serem incorporados à previsão. Previsões de cargas maiores, que futuramente serão conectadas ao sistema de distribuição, também devem ser consideradas. Os clientes industriais de alta tensão são estão projetados separadamente a partir das percepções supracitadas e de informações de produção e expansão obtidas diretamente pela distribuidora junto aos clientes, sem a aplicação direta de uma modelagem estatística de previsão. A figura 4.15 e a tabela 4.24 abaixo mostram a evolução do consumo da classe industrial AT para o período em análise. A taxa média de evolução do consumo ao ano é de 1%, o que para o período entre 2007 e 2012 corresponde a um crescimento de 5,10%.

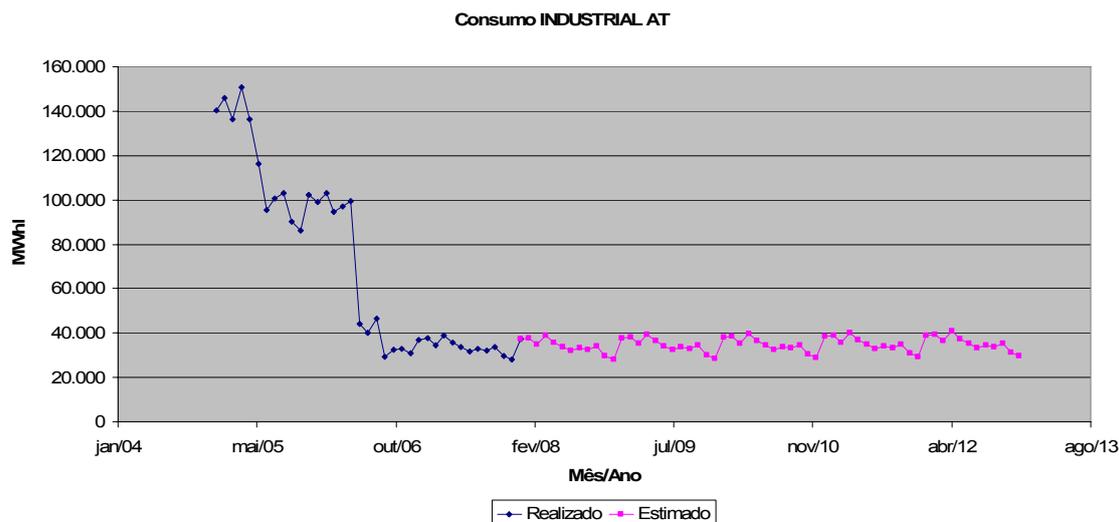


Figura 4.17 – Consumo Industrial AT da Light: Realizado (2005-2007) e Previsto (2008-2012)

Tabela 4.24 – Valores em MWh do consumo previsto para classe Industrial AT

ANO	Ind AT (MWh)	Taxa Evolução
2007	405.374	
2008	408.009	0,65%
2009	412.905	1,20%
2010	416.415	0,85%
2011	420.579	1,00%
2012	426.047	1,30%
2007 - 2012		5,10%

4.5. Cenários considerados para as variáveis explicativas

Como dito anteriormente, a especificação correta de um modelo de regressão dinâmica envolve a especificação precisa da relação causal entre as variáveis e a estrutura dinâmica do modelo. A seguir, são apresentadas as variáveis explicativas presentes nos modelos finais de previsão, acompanhadas do método utilizado para estimação de seus valores futuros, correspondentes ao período de previsão. Todas são modeladas com métodos univariados de uma maneira simples e automática no FPW. Os modelos univariados são modelos que partem do suposto de que a série temporal é explicada por informações contidas na própria série, isto é, que a sua especificação não depende de outras variáveis explicativas (exógenas).

São basicamente dois os métodos utilizados para previsão das variáveis causais selecionadas: Amortecimento Exponencial (Montgomery & Johnson, 1976; Souza, 1983) e Modelo Box & Jenkins (Box & Jenkins, 1994).

Tabela 4.25 – Variáveis explicativas selecionadas e os respectivos métodos utilizados para gerar seus cenários futuros

Variável Explicativa	Método	Estatísticas de Desempenho	
		MAPE	R ² ajust
Índice de Emprego na Indústria (IEI)	Amortecimento Exponencial: Tendência Linear / Sem Sazonalidade	0.005124	0.9992
Índice de Preços de Eletrodomésticos e Equipamentos (IPED)	Amortecimento Exponencial: Tendência Linear / Sazonalidade Multiplicativa	0.03327	0.7825
Nº. de Contas Faturadas Classe Comercial MT (NCFCMT)	Box & Jenkins: ARIMA (0,1,1)*(0,1,1)	0.01001	0.9816
Nº. de Contas Faturadas Classe Poder Público (NCFPP)	Box & Jenkins: ARIMA (0,1,1)*(0,1,1)	0.04862	0.2286
Nº. de Contas Faturadas Classe Residencial MT (NCFRMT)	Box & Jenkins: ARIMA (0,1,1)*(0,1,1)	0.04095	0.878
Nº. de Dias de Faturamento AT (inclui MT) (NDFAT)	Amortecimento Exponencial: Tendência Linear / Sazonalidade Multiplicativa	0.03504	0.1749
Nº. de Dias de Faturamento BT (NDFBT)	Amortecimento Exponencial: Tendência Linear / Sazonalidade Multiplicativa	0.02295	0.1496
Índice da Produção Física Industrial Extrativa Mineral (PFIE)	Amortecimento Exponencial: Tendência Linear / Sazonalidade Multiplicativa	0.04864	0.979
Índice da Produção Física Industrial de Transformação (PFIT)	Amortecimento Exponencial: Tendência Linear / Sazonalidade Multiplicativa	0.03323	0.7021
Participação dos Gastos com Energia Elétrica no Orçamento das Famílias entre 1 e 8 Mínimos (PGEE)	Amortecimento Exponencial: Tendência Linear / Sazonalidade Multiplicativa	0.03354	0.9862
População Ocupada na Região Metropolitana do Rio de Janeiro - Comércio (POCC)	Amortecimento Exponencial: Tendência Linear / Sazonalidade Multiplicativa	0.02554	0.9606
População Ocupada na Região Metropolitana do Rio de Janeiro - Indústria (POCI)	Amortecimento Exponencial: Tendência Linear / Sazonalidade Multiplicativa	0.03818	0.7972
Rendimento Médio Real do Pessoal Ocupado na Região Metropolitana do Rio de Janeiro (RMPOC)	Box & Jenkins: ARIMA (0,1,1)*(1,0,0)	0.03657	0.8586
Tarifa Média Classe Industrial MT (TIMT)	Amortecimento Exponencial: Tendência Linear / Sazonalidade Multiplicativa	0.02536	0.9688
Temperatura Média na Região Metropolitana do Rio de Janeiro (TM)	Amortecimento Exponencial: Tendência Linear / Sazonalidade Multiplicativa	0.0357	0.8142
Temperatura Média dentre as Temperaturas Mínimas na Região Metropolitana do Rio de Janeiro (TMMI)	Amortecimento Exponencial: Tendência Linear / Sazonalidade Multiplicativa	0.04001	0.8683
Taxa de Desemprego Aberto na Região Metropolitana do Rio de Janeiro (TXD)	Box & Jenkins: ARIMA (1,0,1)*(1,0,1)	0.07427	0.7464

Ressalta-se que as variáveis explicativas ajustam muito bem *in-sample*. Modelos univariados para as variáveis causais cinco anos à frente podem ser imprecisos. Entretanto, no geral, os cenários gerados para as variáveis explicativas presentes nos modelos finais apresentaram desempenho aceitável e

suficiente para possibilitar seu uso na previsão das variáveis dependentes, no caso, o consumo de energia por classes.

4.6. Aplicação do modelo e resultados de previsão obtidos

A partir dos modelos de previsão definidos nas seções anteriores e da realização dos cenários para as variáveis explicativas selecionadas, é possível estimar o consumo por classes para o mercado cativo do estudo de caso analisado, que é o mercado da Light, distribuidora localizada no estado do Rio de Janeiro, no horizonte já estipulado de cinco anos. A tabela abaixo apresenta os resultados obtidos:

Tabela 4.26 – Consumo Previsto para 2008 até 2012 por classes

ANO	1. RES	2. IND	3. COM	4. RUR	5. PPU	6. IPU	7. TEL	8. AES	9. CPR
2006	7.214	2.313	5.576	47	1.221	767	186	861	67
2007	7.342	1.991	5.742	49	1.306	698	200	859	75
2008	7.440	1.976	5.589	49	1.295	705	228	885	76
2009	7.434	1.967	5.622	50	1.340	712	234	895	76
2010	7.423	1.957	5.723	51	1.385	719	236	905	77
2011	7.409	1.948	5.838	51	1.431	727	237	915	77
2012	7.392	1.937	5.964	52	1.479	734	237	924	77

Tabela 4.27 – Consumo Total Previsto para 2008 até 2012 e a Taxa de Crescimento

ANO	Mer. Próp. (GWh)	Mer. Próp. (MWmed)	Varição ano
2006	18.252	2.084	
2007	18.263	2.085	0,06%
2008	18.243	2.082	- 0,11%
2009	18.330	2.092	0,48%
2010	18.475	2.109	0,79%
2011	18.633	2.127	0,86%
2012	18.797	2.146	0,88%