



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ**  
**FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO, ATUÁRIA E CONTABILIDADE**  
**CURSO DE CIÊNCIAS ATUARIAIS**

**DAVI BARBOSA DE SOUZA**

**PREVISÃO DE MÉDIAS DE CONSUMO ENERGÉTICO, PARA**  
**ENQUADRAMENTO NA TARIFA SOCIAL DE ENERGIA ELÉTRICA: ESTUDO DE**  
**CASO NA COELCE, UTILIZANDO MODELOS ARIMA**

**FORTALEZA**

**2014**

DAVI BARBOSA DE SOUZA

PREVISÃO DE MÉDIAS DE CONSUMO ENERGÉTICO, PARA ENQUADRAMENTO  
NA TARIFA SOCIAL DE ENERGIA ELÉTRICA: ESTUDO DE CASO NA COELCE,  
UTILIZANDO MODELOS ARIMA

Monografia apresentada ao Curso de Ciências Atuariais do Departamento de Administração da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial para obtenção do Título de Bacharel em Atuária.

Orientadora: Prof<sup>a</sup>. Dr<sup>a</sup>. Sílvia Maria Dias Pedro Rebouças.

FORTALEZA

2014

DAVI BARBOSA DE SOUZA

PREVISÃO DE MÉDIAS DE CONSUMO ENERGÉTICO, PARA ENQUADRAMENTO  
NA TARIFA SOCIAL DE ENERGIA ELÉTRICA: ESTUDO DE CASO NA COELCE,  
UTILIZANDO MODELOS ARIMA

Monografia apresentada ao Curso de Ciências Atuariais do Departamento de Administração da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial para obtenção do Título de Bacharel em Atuária.

Aprovada em: \_\_\_\_/\_\_\_\_/\_\_\_\_

BANCA EXAMINADORA:

---

Prof<sup>a</sup>. Dr<sup>a</sup>. Sílvia Maria Dias Pedro Rebouças (Orientadora)  
Universidade Federal do Ceará (UFC)

---

Prof<sup>a</sup>. Ma. Ana Cristina Pordeus Ramos  
Universidade Federal do Ceará (UFC)

---

Prof<sup>a</sup>. Luciana Moura Reinaldo  
Universidade Federal do Ceará (UFC)

A Deus, autor e consumidor da minha fé.

Aos meus pais, Raimundo Martins de Souza e Maria Lúcia Barbosa Souza, que me adotaram por amor, e me serviram de exemplo.

## **AGRADECIMENTOS**

À Prof<sup>a</sup>. Dr<sup>a</sup>. Sílvia Maria Dias Pedro Rebouças que mui pacientemente me orientou neste trabalho. Permitiu-me participar de suas excelentes aulas, e me forneceu bons materiais para estudo.

Aos professores do Curso de Ciências Atuariais. Os quais me dedicaram tempo e excelentes conteúdos, dos quais desejo ser digno de tanta dedicação.

À Companhia Energética do Ceará – COELCE, que através da Áreas de Faturamento, Regulação e Arrecadação tive oportunidade de trabalhar, onde pude desenvolver e aplicar minhas aptidões profissionais.

Aos meus familiares que me apoiaram e me incentivaram até agora. Em especial à minha esposa, Susana Simões Barbosa.

## RESUMO

O objetivo deste trabalho foi de verificar se o Modelo Auto-Regressivo Integrado de Médias Móveis – ARIMA é um método adequado para previsão de média de consumo de clientes residenciais baixa renda na COELCE. Tal método deveria garantir que o descadotramento da Tarifa Social de Energia Elétrica – TSEE destes clientes se daria de forma correta. Para verificar a eficácia do método proposto utilizou-se do Software R para que, através de modelos ARIMA, fossem analisadas 24 últimas médias de consumo de 666.710 clientes. Para o período analisado, este método mostrou-se uma ferramenta adequada para previsão de média de consumo de clientes baixa renda, haja visto sua sensibilidade de 53,60%, e sua especificidade de 93,12%.

Palavras-chave: ARIMA; Previsão de Média de Consumo; Energia Elétrica. Tarifa Social de Energia Elétrica; Software R; COELCE.

## **ABSTRACT**

The objective of this study was to verify if the Integrated Auto-Regressive Moving Average Model - ARIMA is a suitable method to forecast the average consumption of low income residential consumers in COELCE. This method should ensure that the unsubscription of the Social Tariff Electricity – TSEE from these customers would be correct. To check the effectiveness of the proposed method, we used the software R through ARIMA models and It was analyzed the last 24 averages consumptions of 666,710 customers. For the period analyzed, this method proved to be a suitable tool fto forecast the average consumption of low-income clients, given the fact its sensitivity 53.60%, and specificity of 93.12%.

Key works: ARIMA, Forecast Consumption Rate, electrical energy, Social Tariff Electricity; Software R; COELCE.

## LISTA DE SIGLAS

ABRADEE	Associação Brasileira de Distribuidores de Energia Elétrica
ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
CADUNICO	Cadastro Único
CCEE	Câmara de Comercialização de Energia Elétrica
CMSE	Comitê de Monitoramento do Setor Elétrico
COELCE	Companhia Energética do Ceará
CRAS	Centros de Referência de Assistência Social
EPE	Empresa de Pesquisa Energética
MAE	Mercado Atacadista de Energia
MDS	Ministério do Desenvolvimento Social
MME	Ministério de Minas e Energia
ONS	Operador Nacional do Sistema Elétrico
RESEB	Reestruturação do Setor Elétrico Brasileiro
SEB	Setor Elétrico Brasileiro
TSEE	Tarifa Social de Energia Elétrica



## SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO .....	10
2 SETOR ELÉTRICO BRASILEIRO E A TARIFA SOCIAL DE ENERGIA ELÉTRICA .....	12
2.1 Breve Histórico do Setor Elétrico Brasileiro .....	12
2.2 Agência Nacional de Energia Elétrica – ANEEL.....	15
2.3 Tarifa Social de Energia Elétrica - TSEE.....	15
2.3.1 Resolução nº 246/2002 ANEEL: Baixa Renda pela média de consumo .....	15
2.3.2 Resolução nº 485/2002 ANEEL: Baixa Renda pelo Bolsa Família ou Auto-declaração.....	15
2.3.3 Descontos concedidos pela Tarifa Social de Energia Elétrica e o seu custeio.....	16
2.3.4 Lei nº 12.212/2010 altera a Aplicação da TSEE.....	17
3 MODELO AUTO-REGRESSIVO INTEGRADO DE MÉDIAS MÓVEIS – ARIMA...20	
3.1 Séries Temporais .....	20
3.2 Modelo ARIMA .....	20
3.2.1 Estacionariedade.....	21
3.2.2 Função de Auto-Correlação (FAC).....	22
3.2.3 Função de Auto-Correlação Parcial (FACP).....	22
3.2.4 Etapas do modelo ARIMA .....	23
3.2.4.1 Identificação .....	23
3.2.4.2 Estimação.....	24
3.2.4.3 Validação.....	24
3.2.4.4 Previsão .....	25
4 ESTUDO DE CASO .....	26
4.1 Companhia Energética do Ceará – COELCE.....	26
4.1.1 COELCE e os Clientes Baixa Renda .....	26
4.1.2 COELCE: Faturamento Imediato.....	28
4.1.3 COELCE: Descadastramento no Faturamento Imediato.....	28
4.2 Método Para Descadastramento .....	30
4.2.1 Mineração de Dados .....	30
4.2.2 Método COELCE Para Descadatramento .....	32
4.2.3 Previsão com Modelo ARIMA.....	33
4.3 Resultados .....	34

4.3.1 Resultados obtidos pelo Método da COELCE.....	34
4.3.2 Resultados obtidos pelo Modelo ARIMA .....	35
4.3.3 Análise Comparativa dos dois métodos .....	37
5 CONCLUSÃO.....	38
REFERÊNCIAS.....	40
APÊNDICE A – ALGORITMO PARA GERAÇÃO AUTOMÁTICA DE MODELOS ARIMA NO SOFTWARE R.....	44

## 1 INTRODUÇÃO

As distribuidoras de energia elétrica em todo o Brasil têm parte de seus clientes residenciais com suas contas faturadas pela Tarifa Social de Energia Elétrica - TSEE. Esta tarifa é comumente conhecida como Baixa Renda. A Companhia Energética do Ceará, COELCE, já chegou a ter mais de 1 milhão e 700 mil clientes nesta tarifa, o que equivalia a 65% da quantidade de clientes (COMPANHIA ENERGÉTICA DO CEARÁ, 2010).

A aplicação desta tarifa é regulamentada pela Agência Nacional de Energia Elétrica, ANEEL, sendo este o órgão regulador do mercado de energia elétrica de todo o Brasil. Tal agência, através da Resolução Normativa nº 407/2010 ANEEL, alterou as condições de aplicação da Tarifa Social de Energia Elétrica, e entre outras mudanças não permitiu mais que clientes residenciais se enquadrassem automaticamente pela média dos últimos doze consumos, exceto os que até aquela data haviam sido faturados como Residencial Baixa Renda.

Os clientes que até aquela data, 27 de julho de 2010, eram faturados como Residencial Baixa Renda por obedecerem única e exclusivamente ao critério da média consumo, tiveram prazos para comprovar que se enquadravam nos novos critérios, e o descadastramento destes deu-se gradativamente através de grupos de médias de consumo (COMPANHIA ENERGÉTICA DO CEARÁ, 2014).

Devido às alterações impostas pela Resolução Normativa nº 407/2010 ANEEL, todas as distribuidoras de energia elétrica do Brasil tiveram de alterar os seus sistemas comerciais, o que as obrigou a criar métodos para estimar a média de consumo destes clientes para períodos e valores de médias diferentes. A COELCE atuou para atender as alterações impostas pela nova resolução, alterou seu sistema comercial, seus procedimentos de atendimento e desenvolveu um método próprio para estimar a média de consumo (COMPANHIA ENERGÉTICA DO CEARÁ, 2014). Neste contexto, levanta-se a questão de pesquisa: Será o modelo ARIMA um modelo adequado para previsão de médias de consumos energia elétrica?

Este trabalho tem como objetivo geral avaliar o desempenho do modelo ARIMA na previsão de média de consumo energéticos para garantir o correto descadastramento de clientes da Tarifa Social de Energia Elétrica – TSEE.

Como objetivos específicos, tem-se:

- Ajustar modelos ARIMA aos dados de consumo energético da COELCE e utilizá-los para a realização de previsões;

- Avaliar o desempenho dos modelos aplicados pela COELCE e pelo sugerido neste trabalho, Modelo ARIMA, aos clientes baixa renda;
- Comparar os resultados entre o Modelo ARIMA e método aplicado pela COELCE.

No segundo capítulo deste trabalho apresenta-se um breve histórico sobre o Setor Elétrico Brasileiro – SEB e a Tarifa Social de Energia Elétrica - TSEE. Também verifica-se qual Órgão Federal regulamenta o mercado de energia elétrica do país, e quais foram as recentes modificações na legislação quanto a aplicação da TSEE.

No terceiro capítulo deste trabalho, apresenta-se a conceituação básica do Modelo ARIMA, bem como as condições para aplicação deste modelo. São apresentadas também as etapas para construção de modelo ARIMA definidas pelos seus criadores Box e Jenkins em 1970. Este modelo, por mais de 50 anos, tem sido bastante usado em diversas aplicações e áreas.

No quarto capítulo desta monografia apresenta-se um estudo caso da COELCE. Também observa-se neste capítulo um breve histórico da companhia, a relação da empresa com os clientes baixa renda, os impactos e os riscos no processo de faturamento devido as alterações na regulamentação da TSEE.

É também no quarto capítulo deste trabalho que apresenta-se o Modelo Auto-Regressivo Integrado de Média Móvel - ARIMA como método adequado para previsão das médias de consumos dos clientes baixa renda. Também demonstra-se os resultados do método usado pela companhia e do Modelo ARIMA.

## **2 SETOR ELÉTRICO BRASILEIRO E A TARIFA SOCIAL DE ENERGIA ELÉTRICA**

Neste capítulo apresenta-se de forma sucinta um breve histórico do setor elétrico e sua estrutura, as recentes mudanças neste setor, a criação da Tarifa Social de Energia Elétrica e recentes alterações para aplicação desta tarifa.

### **2.1 Breve Histórico do Setor Elétrico Brasileiro**

O Setor Elétrico Brasileiro – SEB pode ser entendido como o resultado da interação das atividades de geração, transmissão, distribuição e comercialização de energia elétrica por meio da atuação do Estado (empresas públicas, sociedades de economia mista e órgãos regulador, planejador e coordenador) e privados a partir de um dado modelo institucional (CABRAL, 2012).

Em meados da década de 1990, a partir de um projeto de reestruturação do setor elétrico, denominado RESEB, o Ministério de Minas e Energia preparou as mudanças institucionais e operacionais que culminaram no atual modelo do setor. Esse baseou-se no consenso político-econômico do “estado regulador”, o qual deveria direcionar as políticas de desenvolvimento, bem como regular o setor, sem postar-se como executor em última instância. Assim, muitas empresas foram privatizadas e autarquias de caráter público e independente foram criadas, como é o caso da própria agência reguladora, a Agência Nacional de Energia Elétrica - ANEEL (ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE DISTRIBUIDORES DE ENERGIA ELÉTRICA, 2014).

Segundo o Operador Nacional do Sistema Elétrico (2014), em termos institucionais, o novo modelo definiu:

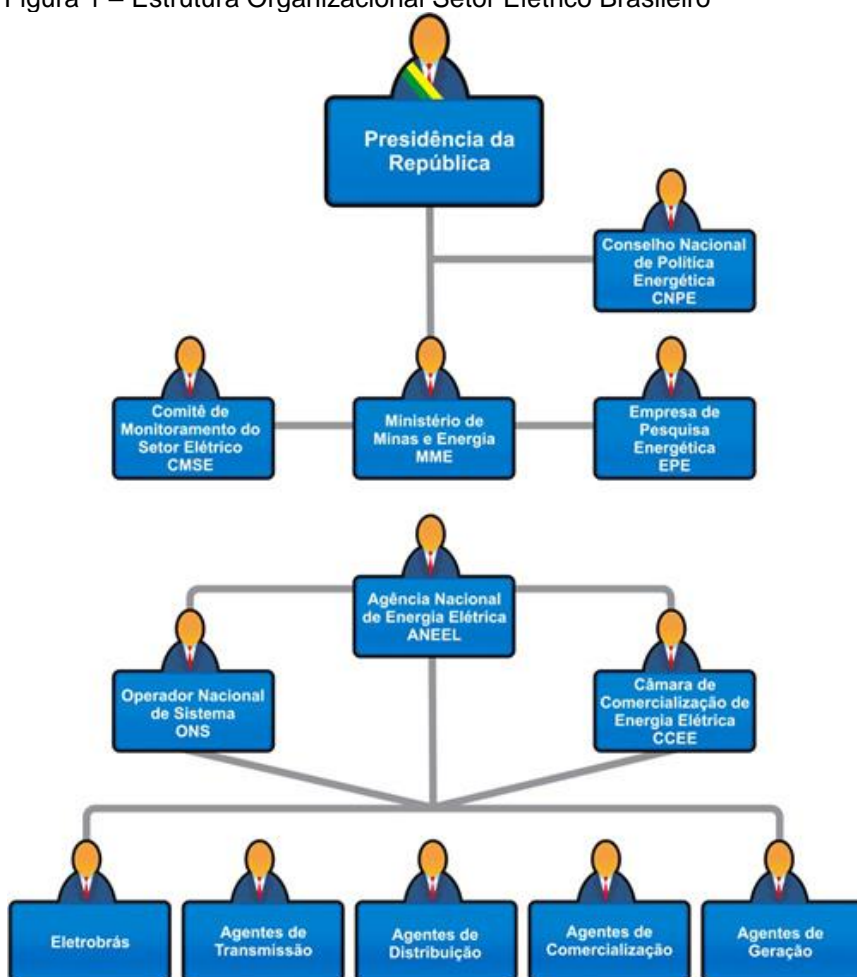
- a criação de uma entidade responsável pelo planejamento do setor elétrico a longo prazo, a Empresa de Pesquisa Energética - EPE;
- uma instituição com a função de avaliar permanentemente a segurança do suprimento de energia elétrica, o Comitê de Monitoramento do Setor Elétrico - CMSE;
- e uma instituição para dar continuidade às atividades do Mercado Atacadista de Energia – MAE, relativas à comercialização de energia elétrica no Sistema Interligado, a Câmara de Comercialização de Energia Elétrica - CCEE.

Outras alterações importantes incluem a definição do exercício do Poder Concedente ao Ministério de Minas e Energia - MME e a ampliação da autonomia do

Operador Nacional do Sistema Elétrico - ONS (OPERADOR NACIONAL DO SISTEMA ELÉTRICO, 2014).

Em relação à comercialização de energia, foram instituídos dois ambientes para celebrar contratos de compra e venda: o Ambiente de Contratação Regulada - ACR, do qual participam agentes de geração e de distribuição de energia; e o Ambiente de Contratação Livre - ACL, do qual participam agentes de geração, comercializadores, importadores e exportadores de energia e consumidores livres (OPERADOR NACIONAL DO SISTEMA ELÉTRICO, 2014). Na Figura 1 a Associação Brasileira de Distribuidores de Energia Elétrica (2014) demonstra a estrutura organizacional do Setor Elétrico Brasileiro.

Figura 1 – Estrutura Organizacional Setor Elétrico Brasileiro



Fonte: ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE DISTRIBUIDORES DE ENERGIA ELÉTRICA (2014).

Apesar das reformas, o novo modelo não garantiu a suficiente expansão da oferta de energia, levando o país a um grande racionamento em 2001. Alguns estudiosos do setor atribuem o racionamento, entre outros fatores, à falta de planejamento efetivo e também de monitoramento eficaz centralizado. Foi então, a

partir de 2004, que novos ajustes ao modelo foram feitos pelo governo com o intuito de reduzir os riscos de falta de energia e melhorar o monitoramento e controle do sistema (ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE DISTRIBUIDORES DE ENERGIA ELÉTRICA, 2014).

Para Associação Brasileira de Distribuidores de Energia Elétrica (2014) os princípios que nortearam o modelo de 2004 foram:

- a segurança energética: o modelo prevê um conjunto de medidas a serem observadas pelos agentes, como a exigência de contratação de totalidade da demanda por parte das distribuidoras e dos consumidores livres, nova metodologia de cálculo do lastro para venda de geração, contratação de usinas hidrelétricas e termelétricas em proporções que assegurem melhor equilíbrio entre garantia e custo de suprimento, bem como o monitoramento permanente da continuidade e da segurança de suprimento, visando detectar desequilíbrios conjunturais entre oferta e demanda;
- a modicidade tarifária: o modelo prevê a compra de energia elétrica pelas distribuidoras no ambiente regulado por meio de leilões – observado o critério de menor tarifa, objetivando a redução do custo de aquisição da energia elétrica a ser repassada para a tarifa dos consumidores cativos;
- e a universalização do atendimento: a inserção social busca promover a universalização do acesso e do uso do serviço de energia elétrica, criando condições para que os benefícios da eletricidade sejam disponibilizados aos cidadãos que ainda não contam com esse serviço, e garantir subsídio para os consumidores de baixa renda, de tal forma que estes possam arcar com os custos de seu consumo de energia elétrica.

Cabral(2012, p. 10) afirma que:

O Brasil está muito bem servido pela natureza, pois possui enormes potenciais, cerca de 67% (sessenta e sete por cento) de energia hidráulica ainda por explorar. É uma fonte renovável, muito barata, e de grande importância estratégica para o País. O custo de geração da energia no Brasil é um dos mais baratos do mundo, todavia a tarifa cobrada dos consumidores finais é uma das mais caras do mundo.

## **2.2 Agência Nacional de Energia Elétrica – ANEEL**

O mercado de energia elétrica do Brasil tem um agente regulador denominado Agência Nacional de Energia Elétrica, ANEEL, instituída pela Lei nº 9.427/1996, que em seu segundo artigo lhe dá por finalidade regular e fiscalizar a produção, transmissão, distribuição e comercialização de energia elétrica, em conformidade com as políticas e diretrizes do governo federal (CABRAL, 2012).

## **2.3 Tarifa Social de Energia Elétrica - TSEE**

A Tarifa Social de Energia Elétrica foi criada pela Lei nº 10.438/2002, para os consumidores enquadrados na Subclasse Residencial Baixa Renda com o objetivo de promover a universalização do serviço de energia elétrica em todo o território nacional, haja visto este serviço ser considerado essencial. Esta tarifa foi criada durante o processo de reestruturação do setor elétrico nacional, com intuito de subsidiar as contas de energia de famílias de baixa renda (BRASIL, 2002).

### **2.3.1 Resolução nº 246/2002 ANEEL: Baixa Renda pela média de consumo**

Devido à criação da Tarifa Social de Energia Elétrica, a ANEEL regulamentou sua aplicação através da Resolução nº 246/2002 ANEEL, que estabelecia as condições para enquadramento na subclasse residencial baixa renda. De acordo com esta Resolução, para que as unidades consumidoras pudessem ser enquadradas na Tarifa Social de Energia Elétrica deveriam atender aos seguintes critérios (AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA, 2002a):

- ter consumo mensal inferior a 80 kWh, calculado com base na média móvel dos últimos 12 (doze) meses;
- ser atendidas por circuito monofásico;
- não apresentarem dois registros de consumo superior a 120 kWh no período da média móvel;
- e ser de responsabilidade de consumidor pessoa física.

### **2.3.2 Resolução nº 485/2002 ANEEL: Baixa Renda pelo Bolsa Família ou Auto-declaração**

A Lei nº 10.438/2002 também criou a Resolução nº 485/2002 ANEEL que definia as condições para a classificação na subclasse residencial baixa renda de unidade consumidora com consumo mensal entre 80 e 220 kWh. Assim as unidades



consumidoras podiam ser enquadradas nesta resolução atendessem aos seguintes critérios (AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA, 2002b):

- ser atendidas por circuito monofásico;
- e serem de responsabilidade de consumidor pessoa física, que comprove ser beneficiário dos Programas Sociais de transferência de renda do Governo Federal ou apenas se declare apto a esses programas.

### **2.3.3 Descontos concedidos pela Tarifa Social de Energia Elétrica e o seu custeio**

Os descontos concedidos na fatura de energia elétrica aos clientes baixa renda davam-se de forma rateada em faixas de consumo e limitadas a um teto, chamado de limite regional o qual foi definido pelo agente regulador. O limite regional da COELCE era de 140kWh. Assim, o consumo do mês de um cliente baixa renda era dividido em parcelas de consumos (AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA, 2002b):

- para a parcela do consumo mensal de energia elétrica inferior ou igual a 30 kWh, o desconto era de 65%;
- para a parcela do consumo mensal superior a 30 kWh e inferior ou igual a 100 kWh, o desconto era de 40%;
- para a parcela do consumo mensal superior a 100 kWh e inferior ou igual a 140 kWh, o desconto era de 10%;
- e para a parcela do consumo mensal superior a 140 kWh, não incidia desconto.

Note-se que, os clientes baixa renda enquadrados na TSEE pela Resolução nº 485/2002 ANEEL, poderiam ter média de consumo dos últimos doze meses de até 220 kWh, mas como o limite regional da COELCE era de 140 kWh, os descontos só incidiriam até esta parcela de consumo.

Percebe-se que a inclusão destes descontos na fatura de energia elétrica afetaria diretamente o caixa das empresas distribuidoras de energia elétrica, e conseqüentemente ocasionaria em aumento no valor da tarifa de cada empresa, o que levou à criação da Lei nº 10.762/2003, que adicionou aos objetivos da Conta de

Desenvolvimento Energético o custeio das diferenças de receita causado pelo faturamento de clientes Residenciais Baixa Renda (CABRAL, 2012).

Antes de 27 de julho de 2010, data da publicação da Resolução nº 407/2010 ANEEL, as unidades consumidoras residenciais poderiam ser enquadradas na Tarifa Social de Energia Elétrica desde que observassem os dispostos em pelo menos uma das Resoluções nº 246/2002 ou 485/2002 ANEEL, ou seja, os clientes poderiam enquadrar-se como Residencial Baixa Renda caso tivesse médias de consumo dos últimos doze meses menores ou iguais a 80 kWh, ou apresentasse comprovante de ser beneficiário de algum programa social do governo federal, ou ainda se declarassem ter perfil de beneficiário de algum programa social do governo federal.

#### **2.3.4 Lei nº 12.212/2010 altera a Aplicação da TSEE**

A Lei nº 12.212/2010 alterou a forma de aplicação da Tarifa Social de Energia Elétrica, o que levou a ANEEL a publicar, em 27 de julho de 2010, a Resolução Normativa nº 407. Esta resolução trouxe relevantes e impactantes modificações quanto à aplicação da tarifa baixa renda, entre as quais pode-se destacar:

- Retirou o limite regional: os descontos nas faturas de clientes residenciais baixa renda incidiria em todo Brasil até 220kwh;
- Retirou a restrição do tipo de ligação: permite que clientes ligados através de medidor bifásico e trifásico possam também ser enquadrados na TSEE;
- Incluiu os usuários do Benefício de Prestação Continuada – BPC: pessoas idosas com 65 (sessenta e cinco) anos ou mais, e à pessoa com deficiência, de qualquer idade, com impedimentos de longo prazo, de natureza física, mental, intelectual ou sensorial, os quais, em interação com diversas barreiras, podem obstruir sua participação plena e efetiva na sociedade em igualdade de condições com as demais pessoas;
- Revogou as Resoluções nº 246/2002 e 485/2002 ANEEL;
- Deu prazo para os clientes enquadrados pela Resolução nº 246/2002 ANEEL se adequarem à nova Resolução.

Com o fim do limite regional, os descontos concedidos na fatura de energia elétrica da COELCE sofreram uma ampliação na última parcela de consumo. Assim, todas as distribuidoras do Brasil passaram a ter as mesmas parcelas de consumo subsidiadas pela TSEE, como pode-se averiguar no Artigo 110 da Resolução 414/2010:

Art. 110. A TSEE, para os consumidores enquadrados nas Subclasses Residencial Baixa Renda, é caracterizada por descontos incidentes sobre a tarifa aplicável à classe residencial, excluídos os valores dos componentes tarifários correspondentes aos encargos setoriais da Conta de Consumo de Combustíveis – CCC, do Programa de Incentivo às Fontes Alternativas de Energia Elétrica – Proinfa e da Recomposição Tarifária Extraordinária – RTE, conforme indicado a seguir:

I – para a parcela do consumo mensal de energia elétrica inferior ou igual a 30 (trinta) kWh, o desconto será de 65% (sessenta e cinco por cento);

II – para a parcela do consumo mensal superior a 30 (trinta) kWh e inferior ou igual a 100 (cem) kWh, o desconto será de 40% (quarenta por cento);

III – para a parcela do consumo mensal superior a 100 (cem) kWh e inferior ou igual a 220 (duzentos e vinte) kWh, o desconto será de 10% (dez por cento); e

IV – para a parcela do consumo mensal superior a 220 (duzentos e vinte) kWh, não incide desconto. [...] (AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA, 2010)

A mais impactante alteração provocada pela Resolução nº 407/2010 ANEEL foi o fim do enquadramento, pela média de consumo dos últimos doze meses, de clientes enquadrados pela Resolução nº 246/2002 ANEEL. Em seu Artigo 3º definiu os novos critérios de elegibilidade para a tarifa social de energia elétrica:

Art. 3. As unidades consumidoras serão classificadas nas Subclasses Residencial Baixa Renda, desde que sejam utilizadas por:

I – família inscrita no Cadastro Único para Programas Sociais do Governo Federal – Cadastro Único, com renda familiar mensal per capita menor ou igual a meio salário mínimo nacional; ou

II – quem receba o Benefício de Prestação Continuada da Assistência Social – BPC, nos termos dos arts. 20 e 21 da Lei no 8.742, de 7 de dezembro de 1993; ou

III – família inscrita no Cadastro Único com renda mensal de até 3 (três) salários mínimos, que tenha portador de doença ou patologia cujo tratamento ou procedimento médico requeira o uso continuado de aparelhos, equipamentos ou instrumentos que, para o seu funcionamento, demandem consumo de energia elétrica. [...] (AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA, 2010)

Os clientes que se enquadravam na classe residencial baixa renda apenas pelo critério da média de consumo deveriam procurar os Centros de Referência de Assistência Social – CRAS de seus municípios para efetuarem cadastro de sua família no Cadastro Único – CADUNICO. É por esse cadastro que as pessoas de baixa renda se habilitam para participar de programas de transferência de renda do Governo Federal, como o Bolsa Família.

Em 9 de setembro de 2010, a ANEEL publicou a Resolução Normativa nº 414, que estabelece as condições gerais de fornecimento de energia elétrica de forma atualizada e consolidada, incorporando todo o conteúdo da Resolução Normativa nº 407/2010 ANEEL, e por isso, o agente regulador publicou Resolução Normativa nº 431/2011 ANEEL, para revogar a Resolução Normativa nº 407/2010 ANEEL.

Muitas dificuldades foram encontradas pelas distribuidoras de energia do país, pois, a maioria de seus clientes residenciais baixa renda estavam enquadrados devido a média aritmética dos últimos doze consumos e muitos clientes reclamavam da demora no atendimento pelas prefeituras (COMPANHIA ENERGÉTICA DO CEARÁ, 2011).

Indisponibilidade de sistemas para consulta e validação de dados de clientes, bem como a demora na realização de convênio entre os órgãos federativos motivaram ao órgão regulador, por três vezes, à dilação do prazo para regularização dos clientes enquadrados pela Resolução nº 246/2002 ANEEL (COMPANHIA ENERGÉTICA DO CEARÁ, 2011). A Resolução Normativa nº 436/2011 ANEEL, foi a última a definir esses prazos. Tal regulamentação, através de seu segundo artigo, altera a redação do artigo 221 da Resolução Normativa 414/2010 ANEEL, dando a este artigo a seguinte redação:

Art. 221. Não será aplicada a TSEE para as unidades consumidoras classificadas na Subclasse Residencial Baixa Renda nos termos da Lei no 10.438, de 26 de abril de 2002, e que os moradores não atendam ao disposto nos arts. 8º e 28 desta Resolução, de acordo com a média móvel mensal de consumo dos últimos 12 (doze) ciclos de faturamento, conforme a seguir:

I – os consumidores enquadrados na Subclasse Residencial Baixa Renda com base na leitura realizada no mês de julho de 2010, por atenderem aos critérios estabelecidos na Resolução no 246, de 30 de abril de 2002, deixarão de receber a TSEE a partir da fatura referente ao primeiro ciclo completo de faturamento iniciado após as datas definidas na tabela abaixo:

Média móvel de consumo (kWh)	Data
maior ou igual a 80	01/12/2010
maior que 65	01/08/2011
maior que 40	01/09/2011
maior que 30	01/10/2011
menor ou igual a 30	01/11/2011

(...)

Os dados e cálculos deste trabalho são baseados na tabela deste artigo, e aplicados aos períodos de agosto, setembro e outubro de 2011.

### **3 MODELO AUTO-REGRESSIVO INTEGRADO DE MÉDIAS MÓVEIS – ARIMA**

Neste capítulo apresenta-se de forma resumida o embasamento teórico para aplicação de modelo auto-regressivo integrado de média móvel. Tal modelo foi sistematizado em 1970 pelos estatísticos George Box e Gwilym Jenkins, o que torna o modelo conhecido também por Modelo de Box-Jenkins

#### **3.1 Séries Temporais**

Um conjunto de observações ordenadas no tempo é chamado série temporal (MORETTIN; TOLOI, 1986, p. 1). A Análise de Série Temporal (AST) tem três objetivos básicos: modelagem do fenômeno, obtenção de conclusões estatísticas, e avaliação do modelo em termos de previsão (TUKEY, 1980, *apud* MORETTIN; TOLOI, 1986, p. 5).

As séries temporais utilizam-se dados do passado para descrever a trajetória mais provável da série no futuro. Nessa previsão há sempre incerteza associada, visto que o conhecimento do passado não dirá exatamente como será o futuro.

Uma série é também conhecida como a realização de um processo estocástico (GUJARATI 2000). Existem dois enfoques utilizados na análise de séries temporais. Em ambos, o objetivo é construir modelos para estas séries. No primeiro enfoque, a análise é feita no domínio temporal e os modelos propostos são modelos paramétricos (com um número finito de parâmetros). No segundo, a análise é conduzida no domínio de frequências e os modelos propostos são modelos não-paramétricos. Dentre os modelos paramétricos tem-se, por exemplo, os modelos ARIMA.

#### **3.2 Modelo ARIMA**

Esta metodologia conhecida popularmente como Box-Jenkins e tecnicamente como ARIMA, parte do princípio que cada valor da série temporal pode ser explicado por seus valores prévios, em virtude da utilização de uma estrutura de correlação temporal, que é algo que geralmente há entre os valores da série. A ênfase destes métodos de previsão está em se analisar as propriedades probabilísticas das séries temporais em si mesmas (GUJARATI, 2000). E, por estes modelos envolverem apenas uma série de tempo, eles são classificados como modelos univariados (FAVA, 2000).

Para Gomes (1989), os modelos ARIMA são robustos do ponto de vista conceitual e estatístico, proporcionam previsões probabilísticas e são de fácil implementação, pois representam uma generalização dos diversos métodos de análise de séries temporais. Este modelo, por mais de meio século tem sido utilizado em diversas aplicações e é uma das técnicas de previsão de demanda mais difundidas. São modelos que apresentam certa flexibilidade, podendo representar diversas situações de séries temporais (HO; XIE; GOH, 2002; MADDALA, 2003; ZHANG, 2003).

De acordo com Felipe (2012), esses modelos são amplamente utilizados para casos de estudo de preços. As construções desse modelo baseiam-se em modelos elásticos lineares, em que as séries temporais envolvidas na análise são obtidas por um processo determinístico ou estocástico. Sáfadi (2004) ressalta que é importante que, para a aplicação dos modelos de Box e Jenkins (1970) é necessário que a série temporal em estudo seja estacionária, não apresentando tendência, nem sazonalidade.

A forma geral do modelo ARIMA consiste:

$$W_t = \mu + \frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t \quad (1)$$

onde:

$t$  - índice de tempo

$W_t$  -  $d$ -ésima diferença da variável de interesse  $Z_t$

$\mu$  - "ponto de referência" do nível do processo

$\theta(B)$  - operador de "médias-móveis":  $\theta(B) = (1 - \theta_1 B^1 - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q)$

$\phi(B)$  - operador auto-regressivo:  $\phi(B) = (1 - \phi_1 B^1 - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p)$

$B^p$  - operador de retrocesso:  $B^p = Z_t - Z_{t-p}$

$a_t$  - "ruído branco" ou erro aleatório

Segundo Gomes (1989) os modelos ARIMA postulam que as séries temporais podem ser representadas por uma sequência de choques aleatórios submetidos a três operações de filtragem/comportamento (médias-móveis, auto-regressiva, e integração).

Gomes (1989) afirma que os modelos ARIMA representam as séries temporais como uma ponderação dos próprios valores e/ou erros passados da série.

### 3.2.1 Estacionariedade

Uma série temporal é considerada estacionária quando ela se desenvolve no tempo aleatoriamente ao redor de uma média constante, refletindo alguma forma de equilíbrio estável (MORETTIN; TOLOI, 2004). Quando uma série não é

considerada estacionária, deve-se transformar os dados originais. A transformação mais comum consiste em tomar diferenças sucessivas da série original, até se obter uma série estacionária.

Para utilização de modelos ARIMA deve-se verificar quantas diferenciações são necessárias para a série se tornar estacionária. A primeira diferença de  $Z_t$  é definida por:

$$\Delta Z_t = Z_t - Z_{t-1} \quad (2)$$

a segunda diferença é dada por:

$$\Delta^2 Z_t = \Delta[\Delta Z_t] = \Delta[Z_t - Z_{t-1}] \quad (3)$$

$$\Delta^2 Z_t = \Delta[\Delta Z_t] = \Delta Z_t - \Delta Z_{t-1}$$

$$\Delta^2 Z_t = Z_t - 2Z_{t-1} + Z_{t-2}$$

De modo geral, a n-ésima diferença de  $Z_t$  é definida por:

$$\Delta^n Z_t = \Delta[\Delta^{n-1} Z_t] \quad (4)$$

Duas funções fundamentais para a Análise de Séries Temporais utilizando os modelos de Box-Jenkins (MAKRIDAKIS; WHEEL WRIGHT; HYNDMAN, 1998) são: a Função de Auto-Correlação (FAC); e a Função de Auto-Correlação Parcial (FACP), explicadas na próxima subseção.

### 3.2.2 Função de Auto-Correlação (FAC)

A função de auto-correlação trata-se de uma importante ferramenta para investigação das propriedades empíricas da série temporal, como: identificação da condição de estacionariedade e identificação de modelos potenciais a serem utilizados na modelagem e previsão da série temporal. Assim, a estimativa do coeficiente de auto-correlação populacional de lag  $k$  é dada pela Equação 5 (BOX et AL, apud PELLEGRINI, 2000; FAVA, 2000).

$$\rho_k = \frac{E[(y_t - \mu)(y_{t-k} - \mu)]}{\sqrt{E[(y_t - \mu)^2]E[(y_{t-k} - \mu)^2]}} = \frac{Cov(y_t, y_{t-k})}{V(y_t)} \quad (5)$$

### 3.2.3 Função de Auto-Correlação Parcial (FACP)

Makridakis, Wheelwright e Hyndman (1998) afirmam que a FACP é utilizada conjuntamente com a FAC para identificar modelos a serem utilizados na modelagem e previsão da série temporal. Para  $k = 1$ , os coeficientes de auto-correlação e auto-correlação parcial são idênticos. Para  $k > 1$ , pode ser utilizada a Equação 6 (MATOS, 2007).

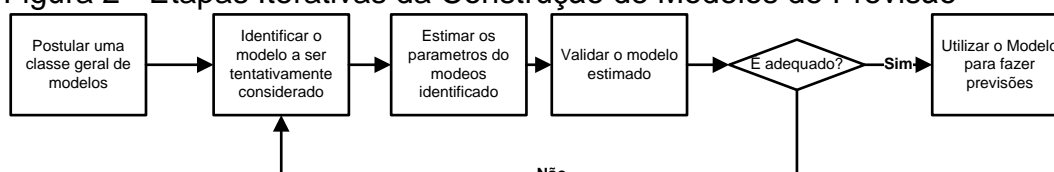
$$\varphi_k = \left[ \frac{t^2}{(t^2 + n - r)} \right]^{\frac{1}{2}} \quad (6)$$

“Onde  $t$  é a estatística do parâmetro  $\hat{a}_k$  na função linear  $Y_t = \hat{a}_0 + \hat{a}_k Y_{t-k} + s_t$ ,  $r$  é o número de regressores incluídos na função, inclusive a constante.” (JACOBS, 2011, p. 41)

### 3.2.4 Etapas do modelo ARIMA

Box-Jenkins(1970) sugeriram as seguintes etapas interativas do modelo ARIMA: Identificação, Estimação, Validação e Previsão. O processo de construção de um modelo ARIMA pode ser visualizado na figura 1.

Figura 2 - Etapas Iterativas da Construção de Modelos de Previsão



Fonte: Os Modelos Arima e a Abordagem de Box-Jenkins(GOMES, 1989).

#### 3.2.4.1 Identificação

Esta etapa corresponde à caracterização de um modelo ARIMA, onde determina-se o nível de diferenciação ( $d$ ), a partir do qual a série se torna estacionária; a ordem dos termos auto-regressivos ( $p$ ); a ordem dos termos médias móveis ( $q$ ).

Sobre esta etapa, Matos(2007, p. 13-14) afirma que :

[...] é baseada pelo comportamento da função de auto-correlação (ACF) e da função de auto-correlação parcial (FACP). Geralmente, estas funções permitem a identificação dos parâmetros desta maneira: a ordem do modelo AR(P) é definida com a observação da ACF que decresce e FACP apresenta um corte, ou seja, nos gráficos destas funções apresentam-se limites inferiores e superiores, assim os *lags* que ultrapassam estes limites são ditos significantes, já os outros não, com isto se a auto-correlação é de *lag* 1, tem-se a partir do *lag* 2 auto-correlações abaixo dos limites, ou seja, não significantes.

No quadro 1, apresenta-se um resumo de como identificar a ordem dos modelos ARIMA:

Quadro 1 – Padrões teóricos da FAC e FACP para modelos ARMA

	FAC	FACP
AR( $p$ )	Barras decaem exponencialmente ou em forma de senóide amortecida	Há $p$ barras, $k = 1$ a $k = p$
MA( $q$ )	Há $q$ barras, $k = 1$ a $k = q$	Barras decaem exponencialmente ou em forma de senóide amortecida



ARMA( $p, q$ )	Sequencia infinita de barras dominada por exponenciais ou senóides amortecidas, para $k > p - q$	Sequencia infinita de barras dominada por exponenciais ou senóides amortecidas, para $k > p - q$
----------------	--	--

Fonte: OLIVEIRA(2011).

### 3.2.4.2 Estimação

Sobre a etapa de estimação Figueredo(2008, p. 48) afirma que :

Segundo a metodologia de Box & Jenkins para construção do modelo ARIMA, uma vez determinado o modelo da estrutura ARIMA ( $p,d,q$ ) da forma  $\phi(B)W_t = \delta + \theta(B)a_t$  com  $W_t = \Delta^d Z_t$  e  $d= 0, 1, 2 \dots$  onde  $Z_t$  é as observações da série,  $W_t$  os valores da série diferenciada,  $t = 1, 2, 3 \dots$  e  $a_t$  o termo de perturbação estocástica, estima-se o vetor de parâmetros  $\xi = [\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p, \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q, \sigma_a^2]$  usando o método de máxima verossimilhança ou processos iterativos de determinação de mínimos quadrados não lineares.

Em outras palavras, depois de determinada a ordem ( $p,d,q$ ), são definidos os parâmetros:

- $\mu$ , o nível do processo ;
- os parâmetros auto-regressivos  $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ ;
- os parâmetros médias móveis  $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ ; e
- $\sigma_a^2$ , a variância do ruído branco.

### 3.2.4.3 Validação

Verifica-se, nesta etapa, se o modelo representa adequadamente a série ou não. Em caso negativo, outra especificação deverá ser adotada para modelar a série (MORETTIN, 2008). Este processo é dividido em duas etapas:

- Análise de Resíduos, onde verifica-se se os resíduos do modelo proposto comportam-se como um ruído branco ou não. Para isso, os coeficientes de auto-correlação dos resíduos devem ser estatisticamente iguais a zero. Para testar tal condição pode-se utilizar o teste Ljung-Box (FAVA, 2000, MORETTIN, 2008);
- Avaliação da Ordem do Modelo, onde verifica-se se o modelo está ou não superespecificado ou subespecificado, tendo algum ou ambos os parâmetros  $p$  e  $q$  maiores ou menores do que o devido. Trata-se, portanto, do atendimento do critério de parcimônia do modelo (FAVA, 2000). Para avaliarmos a melhor ordem de um modelo usa-se o critério de informação de Akaike (AIC), o qual é uma medida da qualidade

relativa de um modelo estatístico para um determinado conjunto de dados. Assim, a AIC proporciona um meio para a seleção da melhor ordem do modelo.

#### **3.2.4.4 Previsão**

Validado o modelo, é possível construir uma função de previsão, que além de proporcionar as previsões dentro do horizonte de planejamento especificado, proporciona também os limites inferior e superior do intervalo de confiança associado a um nível de confiança estabelecido pelo analista (GOMES, 1989).

Realiza-se nesta etapa a checagem da confiabilidade da previsão do modelo. Para se obterem melhores resultados na utilização da metodologia de Box e Jenkins, a amostra deve ser de no mínimo 50 observações; a série deve ser estacionária, ou seja, a série deve variar em torno de uma média constante e de uma variância constante; e a série deve ser homocedástica, ou seja, deve possuir uma variância constante ao longo do tempo (SANTOS e LIMA, 2006).

## **4 ESTUDO DE CASO**

Neste capítulo apresenta-se um breve histórico sobre a Companhia Energética do Ceará – COELCE, o seu relacionamento com os clientes baixa renda, o impacto provocado pela modificação na aplicação TSEE.

Também verifica-se neste capítulo o método desenvolvido pela COELCE para previsão de média de consumo de clientes baixa renda, o resultados deste método. Ainda apresenta-se o desenvolvimento do método proposto por este trabalho, o uso de Modelos ARIMA para previsão supracitada. E por último observa-se os resultados obtidos por os métodos.

### **4.1 Companhia Energética do Ceará – COELCE**

A Companhia Energética do Ceará foi criada por meio da Lei Estadual nº. 9.477, de 05 de julho de 1971, com a unificação das quatro empresas distribuidoras de energia elétrica então existentes no Ceará (COMPANHIA ENERGÉTICA DO CEARÁ, 2014a).

Em leilão público, realizado na Bolsa de Valores do Rio de Janeiro (BVRJ), a companhia foi privatizada em 2 de abril de 1998. O Consórcio Distriluz Energia Elétrica S.A. - formado por Endesa España S.A., Enersis S.A., Chilectra S.A. e Companhia de Eletricidade do Rio de Janeiro (CERJ), atual Ampla - converteu-se no operador da empresa. Distriluz Energia Elétrica S.A., Coelce, Aneel e governo do Estado do Ceará assinaram o contrato de concessão, válido por 30 anos, por meio do qual a Coelce assume a distribuição de energia elétrica no Ceará Ceará (COMPANHIA ENERGÉTICA DO CEARÁ, 2014a).

A COELCE distribui energia elétrica a cerca de 8,8 milhões de habitantes em todos os 184 municípios cearenses, em um território de 148.920 km<sup>2</sup> e tem mais de 3,3 milhões unidades consumidoras ligadas ao seu sistema de distribuição. Foi considerada 4 vezes a melhor distribuidora de energia elétrica do Brasil pela Associação Brasileira de Distribuidores de Energia Elétrica – ABRADDEE (COMPANHIA ENERGÉTICA DO CEARÁ, 2014b).

#### **4.1.1 COELCE e os Clientes Baixa Renda**

Em julho de 2010, mês da publicação da Resolução Normativa nº 407 da Agência Nacional de Energia Elétrica, a COELCE tinha mais de 1,7 milhões de unidades consumidoras cadastradas como Residencial Baixa Renda, o que

representava 65% dos seus clientes, mas apenas 569 mil clientes atendiam aos novos critérios criados por esta nova resolução. (COMPANHIA ENERGÉTICA DO CEARÁ, 2010).

Nas demais distribuidoras de energia elétrica do país a maioria de seus clientes cadastrados como Residencial Baixa Renda não atendiam aos novos critérios, ou seja, eram enquadrados na TSEE devido a média aritmética de últimos doze consumos, o que motivou a ANEEL criar um cronograma para descadastramento e que também por três vezes teve esse prazo estendido, como viu-se na seção 2.2.

No quadro 2, podem-se perceber as datas e os pontos de corte para o descadastramento de clientes baixa renda enquadrados na TSEE devido a média de consumo. Notam-se também que as datas do quadro 2 foram alteradas, segundo a área de Faturamento da COELCE essas alterações foram devidas a interpretação correta do Artigo 221 a Resolução Normativa 414/2010.

Quadro 2 – Período para descadastramento

Média móvel de consumo (kWh)	Data
maior que 65	01/09/2011
maior que 40	01/10/2011
maior que 30	01/11/2011

Fonte: COMPANHIA ENERGÉTICA DO CEARÁ(2011).

Pelo Quadro 2, pode-se interpretar que:

- Os clientes baixa renda enquadrados pela média de consumo, que no faturamento de setembro de 2011, tivessem média de consumo dos últimos doze meses superior a 65 kWh não poderiam receber o desconto da TSEE;
- Os clientes baixa renda enquadrados pela média de consumo, que no faturamento de outubro de 2011, tivessem média de consumo dos últimos doze meses superior a 40 kWh não poderiam receber o desconto da TSEE;
- Os clientes baixa renda enquadrados pela média de consumo, que no faturamento de novembro de 2011, tivessem média de consumo dos últimos doze meses superior a 30 kWh não poderiam receber o desconto da TSEE.

Entre Novembro de 2010 e Agosto de 2011, a COELCE emitiu mais de 1,2 milhões<sup>1</sup> de cartas para que os clientes residenciais baixa renda que estavam enquadrados devido à média aritmética de últimos doze consumos informando-lhes prazos e locais para regularização.

#### **4.1.2 COELCE: Faturamento Imediato**

O Faturamento é considerado Imediato, quando da utilização de um microcoletor de dados de leitura, através de programa computacional instalado para cálculo de valor da fatura de energia, imediatamente após a leitura do consumo de energia elétrica, e assim, através de uma impressora térmica portátil, o leiturista proceda a emissão da fatura e faça a entrega ao cliente. O Faturamento Imediato também é denominado OSB – *On Site Billing* (faturamento no local de consumo).

Pode-se dizer que 100% dos clientes da COELCE têm suas contas de energia elétrica faturadas neste modo de operação. Este sistema de faturamento é utilizado por esta companhia desde março de 2007.

O programa computacional instalado nas coletoras de leitura é responsável pelo cálculo dos valores de consumo, leitura, taxas, encargos, e valor total da conta, bem como por apresentar informações pessoais dos clientes no momento da impressão.

Mais de 180 mil clientes são lidos, por dia de faturamento, através do sistema de faturamento imediato da COELCE. São clientes das mais variadas classes de consumos, com valores de tarifa e taxação diferentes. Trata-se de um sistema de faturamento muito complexo.

#### **4.1.3 COELCE: Descadastramento no Faturamento Imediato**

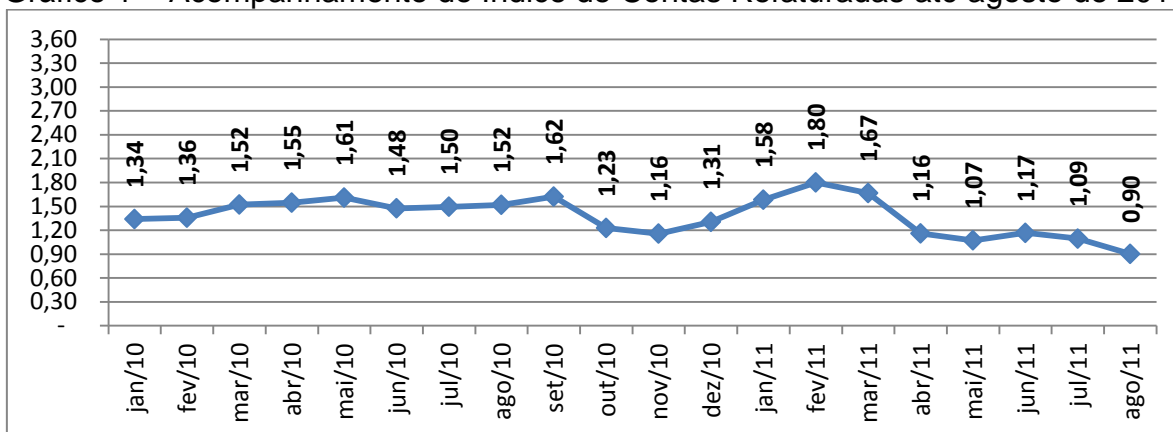
Devido à complexidade em alterar o programa computacional das coletoras e ao risco agregado a esta alteração, a COELCE decidiu que o descadastramento de clientes baixa renda não deveria ser calculado pelo referido programa. Pois, os clientes das demais classes poderiam ser afetados indevidamente, o que afetaria um dos indicadores mais importantes da companhia, o índice de contas refaturadas. Este índice, representa a quantidade de contas refaturadas a cada 10 mil clientes faturados.

---

<sup>1</sup> Companhia Energética do Ceará – COELCE. Apresentação de Coordenação de Clientes Baixa Renda. Agosto/2011.

Vale salientar que o índice de contas refaturadas, é um item de controle da qualidade da informação para a COELCE, sendo este um dos motivos que a tornou destaque nacional. No Gráfico 1, pode-se perceber que este item é bastante controlado, haja visto ter pouca variabilidade nos valores apurados mês a mês.

Gráfico 1 – Acompanhamento do Índice de Contas Refaturadas até agosto de 2011.



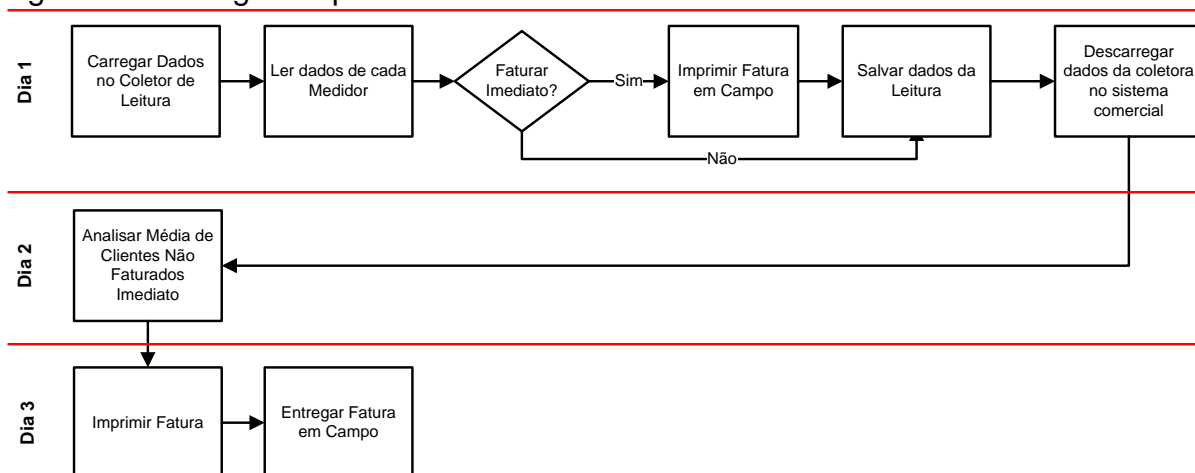
Fonte: Área de Faturamento da COELCE.

Pode-se destacar como principais riscos deste processo:

- **Residencial Baixa Renda Irregular:** caracterizado por clientes receberem o desconto da TSEE mesmo tendo a média aritmética de últimos doze consumos maior que o ponto de corte. Esse desconto não poderia ser solicitado seu reembolso pela companhia. O que acarretaria em perda de receita para esta empresa;
- **Descadastramento Indevido:** caracterizado por clientes não receberem o desconto da TSEE mesmo tendo a média aritmética de últimos doze consumos menor que o ponto de corte. Isto acarretaria no aumento de reclamações e solicitações de refaturamento.

Para o correto descadastramento de clientes Residenciais Baixa Renda enquadrados na TSEE devido à média aritmética de últimos doze consumos, a Área de Faturamento foi responsável por desenvolver um método para classificar quais clientes apresentavam uma das características de risco acima citadas. Tais clientes deveriam ter seu faturamento desviado do modo imediato para o modo convencional. Assim, tais clientes seriam somente lidos, mas não emitiriam faturas no local da leitura seguindo assim o fluxo descrito na Figura 3.

Figura 3 – Fluxograma para Análise de Clientes Baixa Renda



Fonte: COMPANHIA ENERGÉTICA DO CEARÁ(2011).

## 4.2 Método Para Descadastramento

Antes de ser definido qual método seria usado pela companhia, a Área de Faturamento notou a necessidade de identificar os comportamentos dos clientes nos últimos doze meses. Para tal, foi necessária a aplicação de técnicas de mineração de dados. Na próxima subseção detalha-se como foi executada essa identificação.

### 4.2.1 Mineração de Dados

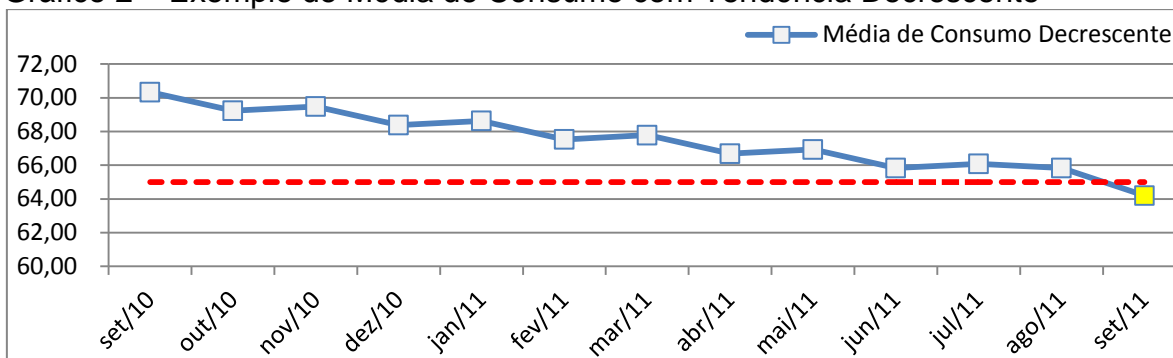
“Mineração de Dados é a análise de grandes conjuntos de dados a fim de encontrar relacionamentos inesperados e de resumir os dados de uma forma que eles sejam tanto úteis quanto compreensíveis ao dono dos dados.” (HAND; MANNILA; SMYTH, 2001 apud CAMILO; SILVA, 2009, p. 8).

Para garantir o correto descadastramento de clientes Residenciais Baixa Renda enquadrados na TSEE devido a média aritmética dos últimos doze consumos, a Área de Faturamento identificou, durante a mineração de dados, que os clientes que apresentavam maior possibilidade de causarem erro no faturamento tinham dos seguintes comportamentos:

- **Média de Consumo com Tendência Decrescente:** caracterizado por clientes com média de consumo acima do ponto de corte, mas com tendência decrescente e com alguma probabilidade de no mês do corte ter média de consumo abaixo do ponto de corte, o que implicaria em Descadastramento Irregular da TSEE. O que geraria um aumento na

quantidade de Refaturamento de contas. No Gráfico 2 pode-se ver um exemplo deste tipo de comportamento.

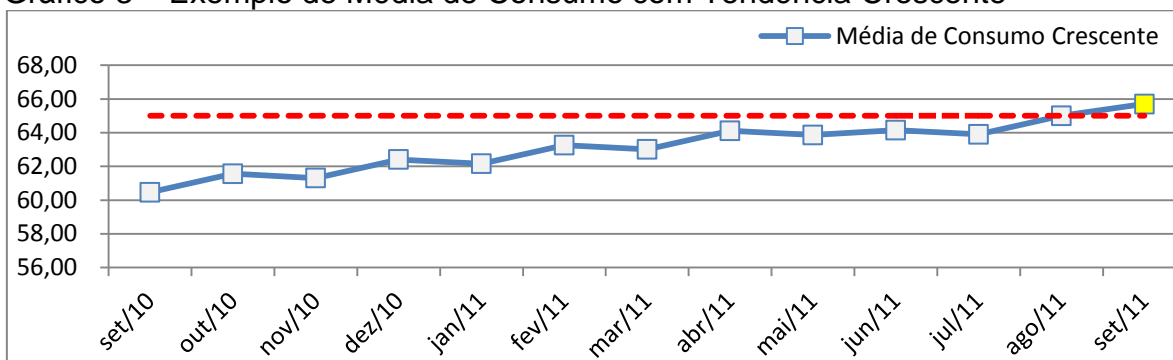
Gráfico 2 – Exemplo de Média de Consumo com Tendência Decrescente



Fonte: COMPANHIA ENERGÉTICA DO CEARÁ(2011).

- **Média de Consumo com Tendência Crescente:** caracterizado por clientes com média de consumo abaixo do ponto de corte, mas com tendência crescente e com alguma probabilidade de no mês do corte ter média de consumo acima do ponto de corte, o que implicaria em Faturamento Irregular como Baixa Renda. O que geraria perda de receita haja visto a empresa não poder solicitar o reembolso do desconto concedido. No Gráfico 3 pode-se ver um exemplo deste tipo de comportamento.

Gráfico 3 – Exemplo de Média de Consumo com Tendência Crescente



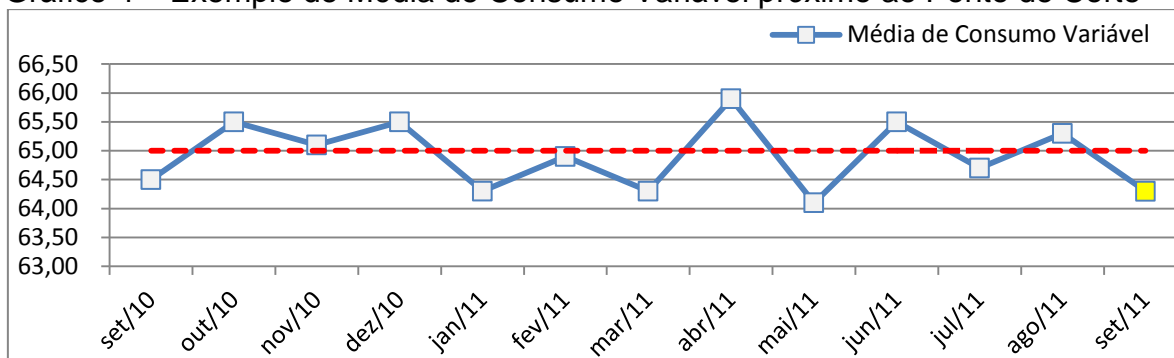
Fonte: COMPANHIA ENERGÉTICA DO CEARÁ(2011).

- **Média de Consumo Variável próximo ao ponto de corte:** caracterizado por clientes em que média de consumo nos últimos períodos oscilam próximo ao ponto de corte, ou seja, em uns meses sua média de consumo está abaixo, e em outros mesmos está acima do ponto de corte, implicaria em Faturamento Irregular como Baixa Renda em alguns casos e Descadastramento Irregular da TSEE em



outros. No Gráfico 4 pode-se ver um exemplo deste tipo de comportamento.

Gráfico 4 – Exemplo de Média de Consumo Variável próximo ao Ponto de Corte



Fonte: COMPANHIA ENERGÉTICA DO CEARÁ(2011).

#### 4.2.2 Método COELCE Para Descadatramento

A COELCE definiu como Regressão Linear Ponderada<sup>2</sup> o método estatístico usado para estimar médias de consumos para os meses de setembro, outubro e novembro de 2011. Tal método consistia em estimar a média de consumo para cada cliente usando a Regressão Linear baseado na média de consumo dos doze últimos períodos. Assim, dados valor estimado para o mês e coeficiente angular seriam desviados do faturamento imediato, os clientes que:

- Tinham média de consumo nos últimos doze meses acima do ponto de corte com Tendência Decrescente, caracterizado por ter coeficiente angular negativo, e sua média de consumo estimado para o mês decrescida da variância das últimas doze médias de consumo ficasse abaixo do ponto de corte;
- Tinham média de consumo nos últimos doze meses abaixo do ponto de corte com Tendência Crescente, caracterizado por ter coeficiente angular positivo, e sua média de consumo estimado para o mês acrescida da variância das últimas doze médias de consumo ficasse acima do ponto de corte.

Os clientes que tiveram seu faturamento desviado para o convencional, eram lidos no dia de leitura previsto, mas não era permitida a impressão de sua fatura. Seus dados eram analisados pela Área de Faturamento no dia seguinte, e para os que ficaram com média de consumo superior ao ponto de corte eram

<sup>2</sup> Informação fornecida por Marcos Porto Especialista da Área de Faturamento, em Fortaleza, em setembro de 2014.

descadastrados da tarifa social de energia elétrica evitando assim faturamento irregular como baixa renda, enquanto que os ficaram com média de consumo abaixo do ponto de corte permaneciam na tarifa baixa renda o que evitou o ingresso de reclamações e refaturamentos.

#### 4.2.3 Previsão com Modelo ARIMA

Foi usado o Modelo ARIMA para estimar as médias de consumos dos clientes baixa renda enquadrados na tarifa social de energia elétrica pela média de consumo. Através deste modelo identifica-se quais clientes deveriam ser desviados do faturamento imediato para o convencional.

Para cada cliente foram usadas as 24 últimas médias móveis de consumo. Para uso deste modelo criou-se um algoritmo em programação, o qual se encontra no Apêndice A, através do software R (R Core Team, 2014). No algoritmo são seguidos os seguintes procedimentos:

- Verificar a estacionariedade da série através dos testes Dickey-Fuller, Phillips-Perron e KPSS, a um nível de significância de 5%. Caso a série não seja estacionária em algum dos testes fazer a diferenciação da série quantas vezes forem necessárias para que satisfaça a condição de estacionariedade dos ambos os testes. Assim, com a quantidade de diferenciações usadas para estacionarizar a série identificou-se o valor máximo para o parâmetro  $d$ ;
- Com a série estacionarizada, através das função de auto-correlação e seu correlograma identificou-se qual o valor máximo para o parâmetro  $q$ . também identificava-se através da função de auto-correlação parcial e seu correlograma o valor máximo para o parâmetro  $p$ .
- Achados os valores máximos para os parâmetros  $p$ ,  $d$  e  $q$ . Ajustaram-se modelos ARIMA às séries, fazendo variar as ordens dos modelos de 0 a  $p$  máximo, de 0 a  $d$  máximo, e de 0 a  $q$  máximo. De todos as ordens testadas, a correspondente ao menor AIC. O Critério de Informação de Akaike (AIC) é definido como  $AIC_p = -2 \log(L_p) + 2[(p + 1) + 1]$ , em que  $L_p$  é a função de máxima verossimilhança do modelo e  $p$  é o número de variáveis explicativas consideradas no modelo.

- Escolhido o melhor modelo através do menor valor de Critério de Informação de Akaike (AIC), estimou-se a média consumo para o próximo mês. Caso o ponto de corte ficasse entre, a média de consumo estimada subtraída do erro padronizado, e a média de consumo estimada somada do erro padronizado, este cliente era indicado para o desvio ao faturamento convencional.

### 4.3 Resultados

Nas subseções 4.3.1 e 4.3.2 analisam-se respectivamente, os resultados de cada mês obtidos pelo método usado pela COELCE e pelo modelo ARIMA. Na subseção 4.3.3 Mostra-se a análise comparativa de ambos os métodos.

#### 4.3.1 Resultados obtidos pelo Método da COELCE

Para o mês de setembro de 2011, foram analisados 318.448 clientes pelo método da COELCE, Na Tabela 1 observa-se os resultados obtidos para este mês.

Tabela 1 – Resultado de Setembro/2011 pelo Método da COELCE

MÉTODO COELCE	DECISÃO CORRETA	
	DESVIAR	NÃO DESVIAR
DESVIAR	4.718	23.330
NÃO DESVIAR	3.137	287.263

Fonte: COMPANHIA ENERGÉTICA DO CEARÁ(2012).

Dados os resultados da Tabela 1, nota-se que o método da COELCE:

- teve 60,06% de sensibilidade, ou seja, a capacidade de identificar quais dos clientes que deveriam ter seu processo de faturamento desviado para a forma convencional é de 60,06%;
- teve 92,49% de especificidade, ou seja, a capacidade de identificar quais dos clientes que não deveriam ter seu processo de faturamento desviado para a forma convencional é de 92,49%.

Para o mês de outubro de 2011, foram analisados 225.378 clientes pelo método da COELCE, Na Tabela 2 observa-se os resultados obtidos para este mês.

Tabela 2 – Resultado de Outubro/2011 pelo Método da COELCE

MÉTODO COELCE	DECISÃO CORRETA	
	DESVIAR	NÃO DESVIAR
DESVIAR	4.826	17.228
NÃO DESVIAR	2.722	200.602

Fonte: COMPANHIA ENERGÉTICA DO CEARÁ(2012).

Dados os resultados da Tabela 2, nota-se que o método da COELCE:

- teve 63,94% de sensibilidade, ou seja, a capacidade de identificar quais dos clientes que deveriam ter seu processo de faturamento desviado para a forma convencional é de 63,94%;
- teve 92,09% de especificidade, ou seja, a capacidade de identificar quais dos clientes que não deveriam ter seu processo de faturamento desviado para a forma convencional é de 92,09%.

Para o mês de novembro de 2011, foram analisados 122.884 clientes pelo método da COELCE. Na Tabela 3 observa-se os resultados obtidos para este mês.

Tabela 3 – Resultado de Novembro/2011 pelo Método da COELCE

MÉTODO COELCE	DECISÃO CORRETA	
	DESVIAR	NÃO DESVIAR
DESVIAR	2.632	12.878
NÃO DESVIAR	1.993	105.381

Fonte: COMPANHIA ENERGÉTICA DO CEARÁ(2012).

Dados os resultados da Tabela 3, nota-se que o método da COELCE:

- teve 56,91% de sensibilidade, ou seja, a capacidade de identificar quais dos clientes que deveriam ter seu processo de faturamento desviado para a forma convencional é de 56,91%;
- teve 89,11% de especificidade, ou seja, a capacidade de identificar quais dos clientes que não deveriam ter seu processo de faturamento desviado para a forma convencional é de 89,11%.

#### 4.3.2 Resultados obtidos pelo Modelo ARIMA

Para o mês de setembro de 2011, foram analisados 318.448 clientes pelo modelo ARIMA, os mesmos analisados em igual período pelo método da COELCE, e para os quais obtiveram-se os resultados apresentados na Tabela 4.

Tabela 4 – Resultado de Setembro/2011 pelo Modelo ARIMA

MODELO ARIMA	DECISÃO CORRETA	
	DESVIAR	NÃO DESVIAR
DESVIAR	4.729	29.296
NÃO DESVIAR	3.126	281.297

Fonte: Dados do Autor.

Dados os resultados da Tabela 4, nota-se que o modelo ARIMA:

- teve 60,20% de sensibilidade, ou seja, a capacidade de identificar quais dos clientes que deveriam ter seu processo de faturamento desviado para a forma convencional é de 60,20% ;

- teve 90,57% de especificidade, ou seja, a capacidade de identificar quais dos clientes que não deveriam ter seu processo de faturamento desviado para a forma convencional é de 90,57%.

Para o mês de outubro de 2011, foram analisados 225.378 clientes pelo modelo ARIMA, os mesmos analisados em igual período pelo método da COELCE, e para os quais obtiveram-se os resultados apresentados na Tabela 5.

Tabela 5 – Resultado de Outubro/2011 pelo Modelo ARIMA

MODELO ARIMA	DECISÃO CORRETA	
	DESVIAR	NÃO DESVIAR
<b>DESVIAR</b>	3.841	8.628
<b>NÃO DESVIAR</b>	3.707	209.202

Fonte: Dados do Autor.

Dados os resultados da Tabela 5, nota-se que o método da COELCE:

- teve 50,89% de sensibilidade, ou seja, a capacidade de identificar quais dos clientes que deveriam ter seu processo de faturamento desviado para a forma convencional é de 50,89%;
- teve 96,04% de especificidade, ou seja, a capacidade de identificar quais dos clientes que não deveriam ter seu processo de faturamento desviado para a forma convencional é de 96,04%.

Para o mês de novembro de 2011, foram analisados 122.884 clientes pelo modelo ARIMA, os mesmos analisados em igual período pelo método da COELCE, e para os quais obtiveram-se os resultados apresentados na Tabela 6.

Tabela 6 – Resultado de Novembro/2011 pelo Modelo ARIMA

MODELO ARIMA	DECISÃO CORRETA	
	DESVIAR	NÃO DESVIAR
<b>DESVIAR</b>	2.165	6.558
<b>NÃO DESVIAR</b>	2.460	111.701

Fonte: Dados do Autor.

Dados os resultados da Tabela 6, nota-se que o método da COELCE:

- teve 46,81% de sensibilidade, ou seja, a capacidade de identificar quais dos clientes que deveriam ter seu processo de faturamento desviado para a forma convencional é de 46,81%;
- teve 94,45% de especificidade, ou seja, a capacidade de identificar quais dos clientes que não deveriam ter seu processo de faturamento desviado para a forma convencional é de 94,45%.

### 4.3.3 Análise Comparativa dos dois métodos

Para os meses de setembro a novembro de 2011, foram analisados por ambos os métodos 666.710 clientes. Ambos os métodos mostraram-se satisfatórios, mas vale analisar o resultado geral de ambos.

Analisa-se na tabela 7, pode-se verificar o resultado geral para o método usado pela COELCE.

Tabela 7 – Resultado Geral para o Método da COELCE

MÉTODO COELCE	DECISÃO CORRETA	
	DESVIAR	NÃO DESVIAR
DESVIAR	12.176	53.436
NÃO DESVIAR	7.852	593.246

Fonte: COMPANHIA ENERGÉTICA DO CEARÁ(2012).

Dados os resultados da Tabela 7, nota-se que o método da COELCE para todo o período analisado:

- teve 60,79% de sensibilidade, ou seja, a capacidade de identificar quais dos clientes que deveriam ter seu processo de faturamento desviado para a forma convencional é de 60,79%;
- teve 91,74% de especificidade, ou seja, a capacidade de identificar quais dos clientes que não deveriam ter seu processo de faturamento desviado para a forma convencional é de 91,74%.

Analisando a tabela 8, pode-se verificar o resultado geral para o Modelo ARIMA.

Tabela 8 – Resultado Geral para o Modelo ARIMA

MODELO ARIMA	DECISÃO CORRETA	
	DESVIAR	NÃO DESVIAR
DESVIAR	10.735	44.482
NÃO DESVIAR	9.293	602.200

Fonte: Dados do Autor.

Dados os resultados da Tabela 8, nota-se que o Modelo ARIMA para todo o período analisado:

- teve 53,60% de sensibilidade, ou seja, a capacidade de identificar quais dos clientes que deveriam ter seu processo de faturamento desviado para a forma convencional é de 53,60%;
- teve 93,12% de especificidade, ou seja, a capacidade de identificar quais dos clientes que não deveriam ter seu processo de faturamento desviado para a forma convencional é de 93,12%.

## 5 CONCLUSÃO

Este trabalho teve por objetivo demonstrar que o uso do Modelo ARIMA é adequado para estimar média de consumos de clientes, os resultados demonstrados no capítulo anterior apontam este modelo como uma alternativa ao método aplicado pela companhia, haja vista que verificar-se-á que o Modelo ARIMA traria uma significativa economia aos custos de operação da empresa devido a sua especificidade 93,12%.

Pelos resultados na seção 4.3.3, pode-se concluir que:

- O método da COELCE tem maior sensibilidade que o Modelo ARIMA, o que significa dizer que o método da COELCE é o que consegue identificar com melhor qualidade quais clientes devem ter seu modo de faturamento alterado para o convencional, e assim, diminui a quantidade de refaturamento de contas, bem como a quantidade de faturamento como baixa renda irregularmente;
- O Modelo ARIMA tem maior especificidade que o método utilizado pela COELCE, o que significa dizer que o Modelo ARIMA é o que consegue identificar com melhor qualidade quais clientes não precisam ter seu modo de faturamento alterado, e assim, diminui a quantidade de clientes desviados do faturamento imediato, acarretando em menor custo de operação.

Este trabalho foi limitado a análise da média de consumo de clientes residenciais baixa renda utilizando-se apenas de das últimas 24 médias de consumos de cada cliente. Neste trabalho não foi repassado pela empresa nenhum dado que pudesse identificar qualquer cliente, apenas dados de médias de consumo.

Sugere-se que este estudo seja ampliado para as demais classes de faturamento, onde assim, pode-se verificar se o níveis de sensibilidade e de especificidade se alterariam.

Sugere-se também que o Modelo ARIMA aplicado neste trabalho pode ser alterado para SARIMA, método pelo qual pode-se identificar quais classes de consumo tem sazonalidade o que seria útil para previsão de demanda de energia para os próximos períodos, identificar quais períodos de maior demanda de energia, estas informações serão muito úteis para:

- sociedade: onde pode-se trabalhar na conscientização do uso racional de energia elétrica;
- geradoras de energia: identificar períodos de maior demanda para garantir maior reserva energética com objetivo de evitar novo período de racionamento de energia elétrica;
- distribuidoras de energia: identificar quais classes de clientes demandarão maior consumo de energia elétrica a fim de lhes oferecer melhor serviço dada a demanda de sua classe de consumo.

Mostrou-se os resultados do capítulo anterior ao Especialista da Área de Faturamento, o qual demonstrou-se orgulhoso pelo modelo aplicado pela companhia devido ao seu grau de sensibilidade, mas também declarou que o grau de especificidade do Modelo ARIMA seria bem avaliado pela companhia, pois como pelo Modelo ARIMA haveria menos desvio desnecessário de clientes o que diminuiria os custos com esta operação por volta de R\$ 16.737,88.

Ainda segundo o mesmo Especialista, os clientes que o Modelo ARIMA não identificou para serem desviados poderiam ser analisados na mesma fase onde os clientes desviados seriam avaliados, o que tornaria o Modelo ARIMA mais atraente à companhia.

Dados os resultados mostrados no capítulo 4, e ainda a avaliação do Especialista da Área de Faturamento da companhia, podemos concluir que o uso de modelos ARIMA seria eficiente para estimar quais clientes deveriam ser desviados ou não do modo de faturamento imediato.



## REFERÊNCIAS

AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA (BRASIL). Resolução nº 246, de 30 de abril de 2002. Estabelece as condições para enquadramento na subclasse residencial baixa renda da unidade consumidora com consumo mensal inferior a 80 kWh. **Diário Oficial [da] República Federativa do Brasil**, Brasília, DF, 2 mai. 2002a. Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br/cedoc/res2002246.pdf>>. Acesso em: 19 out. 2014.

AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA (BRASIL). Resolução nº 485, de 29 de agosto de 2002. Regulamenta o disposto no Decreto nº 4.336, de 16 de agosto de 2002, que estabelece as diretrizes para classificação na Subclasse Residencial Baixa Renda de unidade consumidora com consumo mensal entre 80 e 220 kWh e dá outras providências. **Diário Oficial [da] República Federativa do Brasil**, Brasília, DF, 30 ago. 2002b. Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br/cedoc/res2002485.pdf>>. Acesso em: 19 out. 2014.

AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA (BRASIL). Resolução nº 407, de 27 de julho de 2010. Regulamenta a aplicação da Tarifa Social de Energia Elétrica – TSEE. **Diário Oficial [da] República Federativa do Brasil**, Brasília, DF, 30 jul. 2010a. Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br/cedoc/res2002485.pdf>>. Acesso em: 19 out. 2014.

AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA (BRASIL). Resolução nº 414, de 9 de setembro de 2010. Estabelece as Condições Gerais de Fornecimento de Energia Elétrica de forma atualizada e consolidada. **Diário Oficial [da] República Federativa do Brasil**, Brasília, DF, 15 set. 2010b. Disponível em: <[www.aneel.gov.br/cedoc/ren2010407.pdf](http://www.aneel.gov.br/cedoc/ren2010407.pdf)>. Acesso em: 19 out. 2014.

AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA (BRASIL). Resolução nº 431, de 29 de março de 2011. Altera os artigos 146 e 223 e revoga o §2º do art. 9º e §3º do art. 110 da Resolução Normativa nº 414, de 09 de setembro de 2010 e revoga a Resolução Normativa nº 407, de 27 de julho de 2010. **Diário Oficial [da] República Federativa do Brasil**, Brasília, DF, 30 mar. 2011. Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br/cedoc/ren2010414.pdf>>. Acesso em: 19 out. 2014.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE DISTRIBUIDORES DE ENERGIA ELÉTRICA. **Visão Geral do Setor**. Disponível em: <<http://www.abradee.com.br/setor-eletrico/visao-geral-do-setor>>. Acesso em: 15 out. 2014.

BOX, G.E.P., JENKINS, G.M. **Time Series Analysis, Forecasting and Control**. San Francisco, Holden-Day, 1970.

BRASIL. Lei nº 10.438, de 26 de abril de 2002. Dispõe sobre a expansão da oferta de energia elétrica emergencial, recomposição tarifária extraordinária, cria o Programa de Incentivo às Fontes Alternativas de Energia Elétrica (Proinfa), a Conta de Desenvolvimento Energético (CDE), dispõe sobre a universalização do serviço público de energia elétrica, dá nova redação às Leis nº 9.427, de 26 de dezembro de 1996, nº 9.648, de 27 de maio de 1998, nº 3.890-A, de 25 de abril de 1961, nº 5.655, de 20 de maio de 1971, nº 5.899, de 5 de julho de 1973, nº 9.991, de 24 de julho de

2000, e dá outras providências. **Diário Oficial [da] República Federativa do Brasil**, Brasília, DF, 29 abr. 2002. Disponível em: <[http://www.planalto.gov.br/ccivil\\_03/leis/2002/l10438.htm](http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/2002/l10438.htm)>. Acesso em: 19 out. 2014.

BRASIL. Lei nº 12.212, de 20 de janeiro de 2010. Dispõe sobre a Tarifa Social de Energia Elétrica; altera as Leis nos 9.991, de 24 de julho de 2000, 10.925, de 23 de julho de 2004, e 10.438, de 26 de abril de 2002; e dá outras providências. **Diário Oficial [da] República Federativa do Brasil**, Brasília, DF, 21 jan. 2010. Disponível em: <[http://www.planalto.gov.br/ccivil\\_03/\\_Ato2007-2010/2010/Lei/L12212.htm](http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_Ato2007-2010/2010/Lei/L12212.htm)>. Acesso em: 19 out. 2014.

CABRAL, Bruno Baima Costa Cabral. **A Tarifa de Energia Elétrica e os Encargos Setoriais Incidentes Para Financiar o Desenvolvimento do Setor Bem Como As Políticas Energéticas Do Governo Federal**. Monografia (Pós-Graduação Lato Sensu em Direito da Regulação) – Instituto Brasiliense de Direito Público – IDP. Brasília, Distrito Federal, 2012.

CAMILO, Cássio Oliveira; SILVA, João Carlos da. **Mineração de Dados: Conceitos, Tarefas, Métodos e Ferramentas**. 2009. Relatório Técnico (Mestrado em Ciência da Computação) – Instituto de Informática, Universidade Federal de Goiás. Goiânia, 2009.

CHAVES NETO, Anselmo. **Bootstrap Em Séries Temporais**. 1991. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DO RIO DE JANEIRO, Rio de Janeiro, 1991.

COMPANHIA ENERGÉTICA DO CEARÁ. Área de Faturamento. **Relatório: Análise Comparativa do Faturamento – Julho/2010**. Fortaleza, 2010.

COMPANHIA ENERGÉTICA DO CEARÁ. Área de Faturamento. **Apresentação: Atividades Baixa Renda – Agosto/2011**. Fortaleza, 2011.

COMPANHIA ENERGÉTICA DO CEARÁ. **Sobre a Coelce: Histórico**. Disponível em : <<https://www.coelce.com.br/sobrecoelce/conheca/historico.aspx>>. Acesso em: 05 out. 2014a.

COMPANHIA ENERGÉTICA DO CEARÁ. **Sobre a Coelce**. Disponível em : <<https://www.coelce.com.br/sobrecoelce/conheca/historico.aspx>>. Acesso em: 05 out. 2014b.

FAVA, V. L. Análise de Séries de Tempo. In: VASCONCELLOS, M. A. S.; ALVES, D. **Manual de econometria: nível intermediário**. São Paulo: Atlas, 2000.

FELIPE, Israel José dos Santos. **Aplicação do modelo ARIMA em espécies de preços de soja no norte do Paraná, 2012**. Disponível em: <<http://www.fatecbt.edu.br/seer/index.php/tl/article/viewFile/150/151%2Bmodelo+arima&gbv=2&&ct=clnk>>. Acesso em: 19 out. 2014.

FIGUEREDO, C. J. **Previsão de Séries Temporais Utilizando a Metodologia Box & Jenkins e Redes Neurais para Inicialização de Planejamento e Controle de Produção**. Dissertação (Mestrado em Ciências, na Área de Concentração em Programação Matemática) – Departamento de Construção Civil e do Departamento de Matemática, dos Setores de Ciências Exatas e de Tecnologia, Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2008.

GOMES, Francisco Carlos. Os Modelos Arima e a Abordagem de Box-Jenkins: Uma Aplicação na Previsão do IBOVESA a Curtíssimo Prazo. **Revista de Administração de Empresas**, São Paulo, SP, n 29, p. 63-70, abr/jun. 1989.

GUJARATI, D. M. **Econometria Básica**. São Paulo: Makron Books, 2000. 846 p.

HO, S. L.; XIE, M.; GOH, T. N. A comparative study of neural network and Box-Jenkins ARIMA modeling in time series prediction. **Computers & Industrial Engineering – Elsevier**, Singapore, n. 42, p 371-375, 2002.

JACOBS, William. **Modelos de Suavização Exponencial, ARIMA e Redes Neurais Artificiais: Um Estudo Comparativo Para a Previsão de Demanda de Produtos**. Monografia (Graduação em Engenharia da Produção) – Centro Universitário UNIVATES. Lajeado, Rio Grande do Sul, 2011.

MAKRIDAKIS, S.; WHEELWRIGHT, S. C.; HYNDMAN, R. J. **Forecasting: Methods and Applications**. Estados Unidos da América: Wiley & Sons, 1998, 642 p.

MORETTIN, Pedro A.; TOLOI, Clélia M. **Séries Temporais**. São Paulo: Atual, 1986. 1 p.

MORETTIN, Pedro A. **Econometria Financeira: Um curso em séries temporais financeiras**. São Paulo: Blucher, 2008. 319 p.

MORETTIN, Pedro A.; TOLOI, Clélia M. **Análise de séries temporais**. São Paulo: Edgard Blücher, 2006. 531 p.

OLIVEIRA, L. **Um Estudo Empírico do Desempenho de Combinações de Previsões**. 2011. 63 f. Monografia (Graduação em Estatística) – Departamento de Estatística, Universidade Federal de Juiz de Fora, Juiz de Fora, 2011.

MADDALA, G. S.. **Introdução à Econometria**. 3. ed. Rio de Janeiro: LTC – Livros Técnicos e Científicos, 2003, 345 p.

MATOS, F. C. **Previsão de Demanda em um Comércio de Gêneros Alimentícios**. 35 p. Monografia (Graduação em Engenharia de Produção) – Departamento de Engenharia de Produção, Universidade Federal de Juiz de Fora, Juiz de Fora, 2007.

MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. C. **Análise de séries temporais**. São Paulo: Edgar Blücher, 2004.

OPERADOR NACIONAL DO SISTEMA ELÉTRICO. **O Setor Elétrico**. Disponível em: < [http://www.ons.org.br/institucional/modelo\\_setorial.aspx](http://www.ons.org.br/institucional/modelo_setorial.aspx)>. Acesso em: 16 outubro 2014.

R Core Team (2014). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL <http://www.R-project.org/>.

SÁFADI, T. **Use of time-series for the analysis of the flow of water in the dam of Furnas**. Agrotechnical Science, *Ciência Agrotécnica*, Lavras, v.28, n.1, p.142-148, jan/fev. 2004.

SANTOS, C. M. dos; LIMA, J. E. Análise de Previsão da Arrecadação do ICMS no Estado de Minas Gerais. **Revista de Economia e Administração**, v. 5, n. 4, p. 413 - 423, out./dez., 2006.

ZHANG, G. P.. Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model. *Neurocomputing* – Elsevier, USA, n. 50, p 159-174, 2003.

## APÊNDICE A – ALGORITMO PARA GERAÇÃO AUTOMÁTICA DE MODELOS ARIMA NO SOFTWARE R

```

#importa para o programa R os dados de consumos
media65 <- read.table("MD_201109.txt", header = T, sep="\t")

#o arquivo contém 29 colunas, onde:
#as colunas 1 a 25 referem as medias de consumo de 09/2009 a 09/2011
#as colunas 26 refere-se a identificação se no mes analisado o cliente foi
#faturado no modo imediato ( 1 - Imediato; 0 - Convencional)
#campos 27, 28 e 29 são campos nulos, que deverão ser preenchidos pelo programa
#com os respectivos valores:
# campo previsao: valor previsto pelo modelo ARIMA para o mês analisado
# campo erro: erro padrao estimado]
# campo alterar: indicar pelo modelo ARIMA se o cliente analsado deve ser desviado
# do faturamento imediato

#obter quantidade de registros
linhas<-dim(media65)[1]

#obter quantidade de colunas
colunas<-dim(media65)[2]

#carregar pacote para analise de series temporais
library(tseries)

#estrutura de laço para garantir
#que todos os clientes da lista serão avaliados
#pelo modelo ARIMA
for (linha in 1:linhas)
{
#media65.ts recebe as médias de consumos dos meses de 09/2009 a 08/2011
# esses dados são convertidos para series temporais
media65.ts<- ts(t(media65[linha,1:24]),1) , start = c(2009,09), freq = 12)

#verifica se todos os consumos são iguais
igual<-TRUE
for(colun in(21:24)){
  if ( media65[linha, colun] != media65[linha, (colun+1)] )
  {
    igual<-FALSE
    colun<-(colunas-6)
  }
}

#não verificar cliente com consumos iguais
if (igual == TRUE)
{
  next
}

#iniciar as variaveis para estimação dos parametros p, d e q
d_max <- 0
q_max <- 0
p_max <- 0

#iniciar a variavel media65.est
#esta variavel é usada para achar a quantidade de diferencenções
#necessárias para para estacionarizar a serie

```

```

media65.est<-media65.ts

#tratamento erro para garantir a execução do algoritmo
tryCatch(
{
  #satisfazer a condição de estacionaridade para todos os teste ao nível de 5% de significância.
  while (adf.test(media65.est)$p.value>0.05 || pp.test(media65.est)$p.value>0.05 ||
kpss.test(media65.est)$p.value<0.05){
    media65.est<-diff(media65.est, lag=1)
    d_max<-d_max+1
  }
}, interrupt = function(ex)
{
  cat("Houve uma interrupção no programa. Por não haver diferenciação. \n");
  print(ex);
}, error = function(ex)
{
  cat("Um erro foi detectado. Por não haver diferenciação.\n");
  print(ex);
})

#identificar o numero de observações da série
tam <- length(media65.est)

#calcular os limites superior e inferior para Função de Auto-Correlação
inf <- ( (1/tam) - (2/sqrt(tam)) )
sup <- ( (1/tam) + (2/sqrt(tam)) )

#obter vector de auto-correlações
vec_acf <- acf(media65.est)$acf

#obter tamanho do vector auto-correlações
qtde_acf <- length(vec_acf)

#achar maximo q
#parametro MA=q
ver_acf <- 1

while (ver_acf < qtde_acf){

  if(vec_acf[ver_acf]<sup && vec_acf[ver_acf]>inf){
    q_max <- (ver_acf-1)
    ver_acf <-qtde_acf
  }
  ver_acf <- ver_acf +1
}

#calcular os limites superior e inferior para Função de Auto-Correlação Parcial
inf<- (-1.96/sqrt(tam) )
sup<- ( 1.96/sqrt(tam) )

#obter vector de auto-correlações parciais
vec_pacf<-pacf(media65.est)$acf

#obter tamanho do vector auto-correlações parciais
qtde_pacf <- length(vec_pacf)

ver_pacf <- 1

```

```

#achar maximo p
#parametro ar=p
while (ver_pacf < qtde_pacf){
  if( vec_pacf[ver_pacf] < sup && vec_pacf[ver_pacf] > inf){
    p_max <- (ver_pacf-1)
    ver_pacf <-qtde_pacf
  }
  ver_pacf <- ver_pacf +1
}

#iniciar variável de verificação da melhor ordem para série
best.order <- c(0, 0, 0)
#iniciar variável de verificação do melhor AIC (Critério de Informação de Akaike)
best.aic <- 1e6

#analisar qual melhor modelo possivel para serie
for (di in 0:d_max) for (arp in 0:p_max) for (maq in 0:q_max)
{
  #tratamento de erro para garantir execução do processo
  tryCatch(
  {
    #obter o AIC para o modelo proposto
    fit.aic <- AIC(arima(media65.ts, order = c(arp, di, maq), method = "ML" ) )

    #alterar o valores de melhor ordem, melhor modelo, e o meno AIC para a serie
    if (fit.aic < best.aic)
    {
      best.order <- c(arp, di, maq)
      best.arima <- arima(media65.ts, order = best.order, method = "ML")
      best.aic <- fit.aic
    }
  }, interrupt = function(ex)
  {
    cat("Houve uma interrupção no programa. Não consegui gerar modelo ARIMA. \n");
    print(ex);
  }, error = function(ex)
  {
    cat("Um erro foi detectado. Não consegui gerar modelo ARIMA.\n");
    print(ex);
  })
}

if ((best.order[1] != 0) || (best.order[2] != 0) || (best.order[3] != 0) ){

  #estimar a média de consumo para o próximo mês, e gravar valor no campo previsão
  media65[linha,(colunas-2)] <- predict(best.arima, n.ahead = 1)$pred

  #estimar o erro para média de consumo estimado para o próximo mês, e gravar no campo erro
  media65[linha,(colunas-1)] <- predict(best.arima, n.ahead = 1)$se

  #calcular limite superior e inferior para a média estimada
  inf <- ( media65[linha,(colunas-2)] - media65[linha,(colunas-1)] )
  sup <- ( media65[linha,(colunas-2)] + media65[linha,(colunas-1)] )

  #alterar campo alterar quando o ponto de corte entre o limite inferior e superior
  #para a média de consumo estimada pelo modelo ARIMA
  if( (md_analise < sup) && (md_analise > inf)){
    media65[linha,colunas] <- 1
  }
}

```

```
}  
}  
  
}
```

```
##Exportar resultados MD 65
```

```
write.table(media65, file="md_201109_predito_200909.txt", sep = "\t", row.names = FALSE, dec=",")
```