

**FUNDAÇÃO INSTITUTO CAPIXABA DE PESQUISAS EM
CONTABILIDADE, ECONOMIA E FINANÇAS - FUCAPE**

JOSÉ OLEGÁRIO RODRIGUES DA SILVA

**PREVISÃO DE CUSTO OPERACIONAL USANDO MÉTODOS
DINÂMICOS E SIMULAÇÃO DE MONTE CARLO:
uma aplicação no segmento de E&P da indústria do petróleo**

**VITÓRIA
2011**

JOSÉ OLEGÁRIO RODRIGUES DA SILVA

**PREVISÃO DE CUSTO OPERACIONAL USANDO MÉTODOS
DINÂMICOS E SIMULAÇÃO DE MONTE CARLO:
uma aplicação no segmento de E&P da indústria do petróleo**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Contábeis, a Fundação Instituto Capixaba de Pesquisa em Contabilidade, Economia e Finanças (FUCAPE), como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Ciências Contábeis – Nível Profissionalizante, na área de concentração Gerencial.

Orientadora: Prof. Dr^a. Graziela Xavier Fortunato

**VITÓRIA
2011**

JOSÉ OLEGÁRIO RODRIGUES DA SILVA

**PREVISÃO DE CUSTO OPERACIONAL USANDO MÉTODOS
DINÂMICOS E SIMULAÇÃO DE MONTE CARLO:
uma aplicação no segmento de E&P da indústria do petróleo**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Contábeis, linha de pesquisa Gerencial, da Fundação Instituto Capixaba de Pesquisa em Contabilidade, Economia e Finanças (FUCAPE), como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Ciências Contábeis – Nível Profissionalizante, na área de concentração Gerencial.

Aprovada em 13 de setembro de 2011.

COMISSÃO EXAMINADORA

Prof. Dr^a. Graziela Xavier Fortunato

Fundação Instituto Capixaba de Pesquisas em Contabilidade,
Economia e Finanças (FUCAPE)
Orientadora

Prof. Dr. Fábio Augusto Reis Gomes

Fundação Instituto Capixaba de Pesquisas em Contabilidade,
Economia e Finanças (FUCAPE)
Banca

Prof. Dr. Emanuel Rodrigues Junqueira de Matos

Universidade Federal do Espírito Santo - UFES
Banca

Dedico:

À minha doce mãezinha D. Isaura (*in memoriam*), para quem fui sempre a sua principal razão de vida.

Ao meu querido pai, José Rodrigues, carinhosamente chamado de Rodrigão, que hoje aos 81 anos continua sendo um dos meus pontos de referência.

À minha meiga esposa e amiga Piedade, e aos meus queridos filhos Arthur (21) e Pietra (17), ambos cursando engenharia, e Thomás (12).

AGRADECIMENTOS

Primeiramente a Deus por me permitir mais essa vitória.

Ao grupo UNIVIX, gestor da UNISAM, e a FUCAPE pela parceria que viabilizou a participação no mestrado.

À empresa pesquisada por disponibilizar a base de dados.

À Prof. Dra. Graziela pela presteza nas orientações.

Aos colegas de curso e amigos Danilo, Guilherme e Michela, com os quais tive a oportunidade compartilhar vários momentos que foram além da sala de aula. É só lembrar das viagens entre São Mateus e Vitória, das reuniões de estudos, e porque não dos momentos de descontração. Vocês foram importantes nessa caminhada.

“Coragem para mudar o que necessita de mudança, aceitação do imutável, e sabedoria para distingui-los.”

Reinhold Neibuhr

RESUMO

As previsões de custo operacional são utilizadas nos estudos de viabilidade econômica de novos projetos e na composição dos orçamentos anuais e plurianuais das empresas. No entanto, apesar de orçamento e de previsão serem temas amplamente pesquisados, notadamente na literatura internacional, poucos são os trabalhos que abordam a previsão de custos operacionais. Pesquisas realizadas na última década identificaram várias falhas no orçamento, indicando que as empresas estão buscando previsões mais frequentes e de baixo custo. Neste contexto, esta pesquisa objetiva contribuir com o planejamento orçamentário de viabilidade econômica na indústria de petróleo brasileira, identificando métodos de previsão de custos operacionais de fácil elaboração e de baixo custo, aplicando uma visão probabilística. Para alcançar o objetivo proposto foram aplicados métodos quantitativos de previsão como o univariado ARIMA (metodologia Box e Jenkins) e métodos causais, com e sem defasagens distribuídas, por meio de regressões simples e múltiplas. Para modelar as incertezas foi usada a Simulação de Monte Carlo. A pesquisa foi realizada sobre uma base histórica, período 2006 a 2010, de uma empresa petrolífera com operação *on shore* no Brasil. Os resultados da pesquisa indicaram que os modelos analisados possuem potencial de aplicação na indústria petrolífera, sendo que os modelos causais apresentaram menores desvios.

Palavras-chave: modelos de previsão, custo operacional, Simulação de Monte Carlo.

ABSTRACT

The estimates operating cost are applied in new project economic studies and in annual and pluri-annual budgets. However, despite the fact that the budget and forecast issues are widely researched, in the international literature, there are few studies that analyze the forecast operating costs. Researches conducted over the past decade have identified several flaws in the budget process and this suggests that companies are seeking more frequent forecasts and with low cost. In this context, this study aims to contribute to budget planning and economic feasibility studies in oil industry, identifying methods of predicting the operational costs of easy preparation and low cost, including the probabilistic view. To achieve the proposed objective, quantitative methods were applied to the forecasting like ARIMA (Box and Jenkins methodology) and causal methods, with and without lags, using simple and multiple regressions. To model the uncertainties Monte Carlo simulation was used. The survey was conducted on an historical basis, in the period from 2006 up to 2010, at an in Brazil operating on-shore oil company. The results indicated that the models have potential for application on oil industry, and the causal models presented minor deviations.

Key words: forecasting models, operational cost, Monte Carlo Simulation

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Ilustração 1 - Atribuição de custos por direcionadores.....	19
Ilustração 2 - Fluxograma típico de produção e processamento de petróleo	26
Ilustração 3 - Fluxograma para previsão de séries temporais – modelo univariado ARIMA	34
Ilustração 4 - Fluxograma para previsão de séries temporais – modelo dinâmico de defasagens distribuídas	35
Ilustração 5 - Fluxograma para previsão de custo operacional por objeto de custo..	37
Ilustração 6 - Evolução dos custos operacionais totais	40
Ilustração 7 - Evolução dos custos operacionais total e unitário - deflacionados	40
Ilustração 8 - Custos operacionais por objeto de custo – percentual entre 2006 e 2009	41
Ilustração 9 - Evolução dos custos operacionais para os objetos de custo Óleo e Vapor	42
Ilustração 10 - Autocorrelogramas dos Resíduos dos Modelos A.1 e A.2.....	47
Ilustração 11 - Comparação entre o realizado e os previstos pelos modelos ARIMA – um ano fora da amostra	48
Ilustração 12 - Autocorrelograma do Modelo B.7	54
Ilustração 13 - Comparação entre o previsto e o realizado para os Modelos C	58
Ilustração 14 - Erros MPE e MAPE para os modelos estimados.....	61

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Estatística do teste de raiz unitária – Modelo A	44
Tabela 2 - Modelos univariados arima – Modelo A	45
Tabela 3 - Estatísticas dos testes de especificação – Modelo A.....	46
Tabela 4 - Desempenho da previsão com ano fora da amostra – Modelo A.....	47
Tabela 5 - Estatística do teste de raiz unitária – Modelo B	49
Tabela 6 - Correlação entre as variáveis – Modelo. B.....	50
Tabela 7 - Modelos causais com defasagens – Modelo B	51
Tabela 8 - Estatísticas dos testes de especificação – Modelo B.....	52
Tabela 9 - Desempenho da previsão com ano fora da amostra - Modelo B	53
Tabela 10 - Estatística da regressão do Modelo B.7.....	54
Tabela 11 - Resultados das regressões – Modelo C.1.....	55
Tabela 12 - Resultados das regressões - Modelo C.2	56
Tabela 13 - Estatísticas dos testes de especificação – Modelo C.1.....	57
Tabela 14 - Estatísticas dos testes de especificação – Modelo C.2.....	57
Tabela 15 - Desempenho da previsão com ano fora da amostra – Mod. C.1 e C.2..	57
Tabela 16 - Distribuição de probabilidades para a SMC	59
Tabela 17 - Resultados da Simulação de Monte Carlo – média para 2010	59
Tabela 18 - Erro dos modelos estimados.....	60

LISTA DE SIGLAS

- ABC - Custeio baseado em atividades;
- ADF - teste Dickey-Fuller Aumentado para raiz unitária;
- AIC - Critério de Informação Baysiano;
- AIC - Critério de Informação de Akaike;
- ANP - Agência Nacional do Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis;
- ARIMA - *Autoregressive integrated moving average* (modelo Autoregressivo Integrado e Médias Móveis);
- ARMA - *Autoregressive moving average* (modelo Autoregressivo e Médias Móveis);
- Brent - tipo de petróleo produzido no Mar do Norte;
- CAPEX - *Capital Expenditure* - Investimentos;
- E&P - Exploração e Produção - Segmento do setor petrolífero;
- GNA - Gás não associado;
- MAPE - Erro absoluto percentual médio;
- MPE - Erro percentual médio;
- OPEX - *Operational Expenditure* - custos operacionais;
- PP - teste Phillips-Peron para raiz unitária;
- RSME – Raiz do erro quadrático médio;
- SMC - Simulação de Monte Carlo.
- UGV - Unidade Geradora de Vapor;
- UPGN - Unidade de Processamento de Gás Natural.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	13
2	REFERENCIAL TEÓRICO	17
2.1	IMPORTÂNCIA DO ORÇAMENTO PARA EMPRESAS	17
2.2	PREVISÃO CUSTO OPERACIONAL	19
2.2.1	Custeio Baseado em Atividade - ABC	19
2.2.2	Custo Fixo e Custo Variável	20
2.2.3	Custo Operacional na Indústria do Petróleo	21
2.3	SIMULAÇÃO DE MONTE CARLO	23
2.3.1	Visão Geral	23
2.3.2	Simulação de Monte Carlo na Indústria do Petróleo	24
2.4	ESQUEMA BÁSICO DA PRODUÇÃO DE PETRÓLEO	25
2.5	PREVISÃO DE CUSTO OPERACIONAL DA EMPRESA PESQUISADA	28
3	PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS	30
3.1	BASE DE DADOS	30
3.1.1	Coleta de Dados	30
3.1.2	Tratamento dos Dados	31
3.1.3	Custo unitário por objeto de custo	33
3.2	MODELOS APLICADOS	33
3.2.1	Modelo Univariado - ARIMA	33
3.2.2	Modelos Dinâmicos de Defasagens Distribuídas	35
3.2.3	Regressão por Objeto de Custo	36
3.3	SIMULAÇÃO DE MONTE CARLO	38
4	RESULTADOS	39
4.1	APRESENTAÇÃO E TRATAMENTO DADOS	39
4.1.1	Ajuste pela Média Móvel	41
4.2	MODELO UNIVARIADO - ARIMA	43
4.2.1	Identificação dos Modelos A	43
4.2.2	Estimação dos Modelos A	44
4.2.3	Diagnóstico dos Modelos A	45
4.2.4	Previsão dos Modelos A	47
4.3	MODELO DINÂMICO DE DEFASAGENS DISTRIBUIDAS	48
4.3.1	Identificação dos Modelos B	49
4.3.2	Estimação dos Modelos B	51
4.3.3	Diagnóstico dos Modelos B	52
4.3.4	Previsão dos Modelos B	53

4.4	REGRESSÃO POR OBJETO DE CUSTO.....	55
4.4.1	Identificação e Estimação dos Modelos C	55
4.4.2	Diagnóstico dos Modelos C	56
4.4.3	Previsão dos Modelos C	57
4.5	SIMULAÇÃO DE MONTE CARLO.....	58
4.6	ANÁLISE DOS RESULTADOS.....	60
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	62
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	64
	APÊNDICES	67

Capítulo 1

1 INTRODUÇÃO

As previsões de custo operacional, juntamente com as de receita e de investimentos, compõem a base do orçamento, que para muitos autores é a principal ferramenta do sistema de controle gerencial de quase todas as organizações (HANSEN; OTLEY; VAN DER STEDE, 2003; LOPES; BLASCHEK, 2007). Esses autores também destacam que o processo orçamentário ainda precisa ser melhorado, fato que vai ao encontro dos achados de pesquisas realizadas na última década, como a de Neely, Sutcliff e Eyns (2001), cujos resultados indicaram que 80% das empresas não estão satisfeitas com o processo orçamentário e identificaram o *Rolling forecast* como a técnica que apresenta maior potencial para melhoria. Nessa linha, Barrett, Meegan e Townley (2007) concluíram que mais de 50% dos executivos gostariam da previsão atualizada mensalmente, mas em virtude de ser um processo oneroso, o ponto chave para a definição da frequência de atualização das previsões é avaliar a relação custo/benefício.

Apesar do processo orçamentário ser um tema em contabilidade gerencial amplamente pesquisado e divulgado na literatura internacional (COVALESKI et al., 2007), no Brasil o cenário é diferente, conforme constatado por Leite et al. (2008) numa pesquisa sobre a produção científica no período de 1995 a 2006, em que apenas 2,1% das dissertações e 3,7% das teses versavam sobre orçamento. Em consonância com outros autores, Leite et al. (2008) indicaram como provável motivo para essa carência de estudos no Brasil a dificuldade na obtenção de dados para

pesquisa empírica, pois são informações estratégicas e as empresas dificilmente os disponibilizam para pesquisa externa.

Entre as pesquisas sobre orçamento disponíveis na literatura, poucos são as que tratam a previsão de custo operacional. Especificamente sobre o setor petrolífero e com abordagem probabilística foi identificado o trabalho de Verre; Giubileo e Cadejani (2009), cuja metodologia foi modelada com base no custeio ABC, através dos direcionadores de custos, e na Simulação de Monte Carlo para modelar as incertezas. Os resultados avaliados foram positivos, obtendo vantagens, tais como: redução da variação entre previsto e realizado de 15% para 3%; maior transparência para o processo; aumento da qualidade dos projetos e redução dos riscos. Silva et al. (2006) questionam os métodos tradicionais de previsão do comportamento dos custos e sugerem que conceitos dos métodos econométricos sejam incorporados nos procedimentos.

Dada a importância do orçamento para as organizações (BARRETT; MEEGAN; TOWNLEY, 2007; COVALESKI et al., 2007; HANSEN; OTLEY; VAN DER STEDE, 2003; LOPES; BLASCHEK, 2007; NEELY; SUTCLIFF; EYNS, 2001), a carência de estudos nessa área no Brasil (LEITE et al., 2008) e a importância da previsão do custo operacional tanto para o planejamento orçamentário quanto para a avaliação econômica dos projetos (VERRE; GIUBILEO; CADEJANI, 2009), nesta pesquisa objetiva contribuir com o planejamento orçamentário e com os estudos de viabilidade econômica, notadamente na indústria de petróleo brasileira, identificando métodos de previsão de custos operacionais de fácil elaboração e de baixo custo, inclusive com a visão probabilística.

Para alcançar o objetivo proposto foram aplicados métodos quantitativos de previsão como o univariado ARIMA (metodologia Box e Jenkins) e métodos causais,

com e sem defasagens distribuídas, por meio de regressões simples e múltiplas. A Simulação de Monte Carlo que é largamente utilizada para modelar incertezas, especialmente na indústria do petróleo (WILLIAMSON; SAWARYN; MORRISON, 2006), será usada neste estudo para dar um caráter probabilístico às previsões.

Para avaliar os modelos de previsão de custo operacional foi pesquisada a base de dados de uma empresa que trabalha com custeio ABC e atua no seguimento de Exploração e Produção (E&P) de petróleo operando no Brasil. Além da viabilidade de obtenção dos dados, normalmente poucos disponíveis para pesquisa (LEITE et al. 2008), vários outros motivos contribuíram para a escolha setor petrolífero brasileiro: mercado aberto com atuação de empresas nacionais e multinacionais, empresas de grande e de pequeno porte, perspectivas de grande crescimento com a exploração da camada denominada pré-sal e aquecimento do mercado mundial de petróleo.

A opção pelo custo operacional se deu por este ser um dos componentes do orçamento que demanda muito recurso na sua elaboração (BARRETT; MEEGAN; TOWNLEY, 2007). No caso da empresa pesquisada, são confeccionados dois orçamentos por ano a fim de atender às demandas do planejamento, além de previsões de custo operacional ao longo do ano para os estudos de viabilidade econômica de diversos projetos de produção.

Os resultados da pesquisa indicaram que os modelos analisados possuem potencial de aplicação na indústria petrolífera, tendo em vista que para a amostra analisada foi possível obter um erro percentual médio absoluto, MAPE, de 3,5%, e um erro percentual médio, MPE, abaixo de 1,5%.

O trabalho está dividido em cinco capítulos. Na parte 2, é apresentado o referencial teórico, com trabalhos sobre o custo operacional e o encaixe desse na

visão orçamentária, além da definição de Simulação de Monte Carlo e a sua aplicação na indústria petrolífera e o conceito básico de produção de petróleo. No terceiro capítulo é apresentada a metodologia adotada para previsão de custo usando séries temporais e métodos causais e a Simulação de Monte Carlo. O quarto capítulo discorre sobre os resultados alcançados acompanhados de comentários. Por fim, o quinto capítulo apresenta as considerações finais.

Capítulo 2

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 IMPORTÂNCIA DO ORÇAMENTO PARA EMPRESAS

O orçamento é a principal ferramenta do sistema de controle de quase todas as entidades (HANSEN, OTLEY e VAN DER STEDE, 2003, p. 95; LOPES e BLASCHEK, 2007, p. 2) e, de acordo Luft e Shieds (2003) e Suzart (2009), o enfoque das pesquisas nessa área tem sido direcionado para vários temas, tais como: as causas e os efeitos no comportamento individual; as causas e os efeitos nas organizações e em suas subunidades; o uso das informações orçamentárias no planejamento ou para o controle das atividades; como instrumento de medição do desempenho ou como auxiliar nos sistemas de incentivos; e do ponto de vista dos microprocessos organizacionais.

Lopes e Blaschek (2007) destacam algumas disfunções do orçamento tradicional tais como: gasto ou perda e o orçamento incremental. De acordo com esses autores, no primeiro caso, para o gestor o fato dele não conseguir gastar todo o montante previsto para o período é encarado como uma perda, tendo em vista que a sobra não poderá ser transferida para o próximo período. No segundo caso, o orçamento é elaborado simplesmente com um percentual sobre o período anterior. Nessa mesma linha de abordagem, Leahy (2002) relata algumas armadilhas que devem ser evitadas na elaboração do orçamento, como por exemplo: orçamento de cima para baixo, adquirir softwares que não atendem às necessidades da empresa e promessas de bônus que podem gerar manipulação de resultados. Brimson e Antos (1999) também enfatizam alguns problemas oriundos dos orçamentos tradicionais,

dentre eles o de que não relevam a capacidade ociosa, focam apenas nos custos fixos e custos variáveis, e que os relatórios são elaborados em termos estritamente financeiros.

Leite et al. (2008) realizaram uma pesquisa sobre a produção científica na área de orçamento entre 1995 e 2006 no Brasil. Foram analisadas 1.257 dissertações e 112 teses da CAPES e identificado que 27 (2,1%) dissertações abordam o tema orçamento (16 orçamento empresarial e 11 orçamento público) e apenas uma tese na área pública. As autoras concluíram que esse tema é pouco pesquisado no Brasil, inclusive cita vários autores com esse pensamento, e indicam como provável motivo a dificuldade na obtenção de dados (estratégicos) para pesquisa empírica.

Ao estudar 105 documentos (livros acadêmicos e profissionais e artigos) sobre orçamento, Neely, Sutcliff e Eyns (2001), identificaram as doze fraquezas do controle orçamentário mais citadas na literatura e analisaram as vantagens e desvantagens entre melhorar o processo orçamentário ou simplesmente abandoná-lo. Verificaram também que o *Rolling forecast* é a abordagem com maior potencial de aplicação. Dentre as fraquezas citadas, estão as de que a sua montagem consome muito tempo e recurso; agregam pouco valor, especialmente quando considera o tempo de preparação; e não são realizados nem atualizados com a frequência adequada, normalmente apenas uma vez por ano. De acordo com Barrett, Meegan e Townley (2007), mais de 50% dos executivos gostariam da previsão atualizada mensalmente, mas em virtude de ser um processo oneroso, o ponto chave para a definição da frequência de atualização das previsões é encontrar o equilíbrio entre o custo e o benefício.

2.2 PREVISÃO CUSTO OPERACIONAL

2.2.1 Custeio Baseado em Atividade - ABC

A Ilustração 1 mostra como o custeio por atividades (*Activity-Based Costing - ABC*) atribui custo aos objetos de custo, em que primeiro é feito o rastreamento dos recursos para as atividades e em seguida dessas para os objetos de custo. Hansen e Mowen (2001) ressaltam que o modelo de rastreamento por direcionador é o centro da abordagem do custeio ABC.

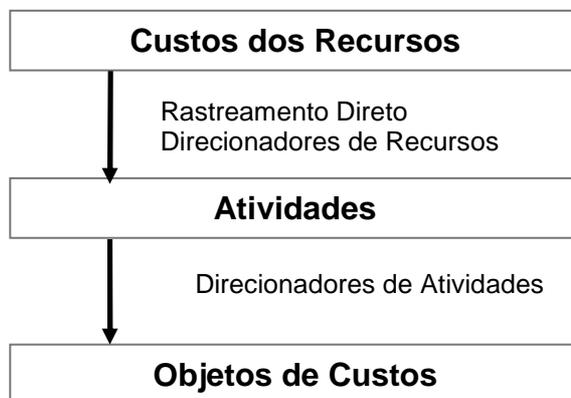


Ilustração 1 - Atribuição de custos por direcionadores
Fonte: Hansen e Mowen (2001).

De acordo com Hansen e Mowen, (2001, p. 63), Garrison e Noreen (2001) e Silva et al. (2007), objeto de custo “é qualquer item, como produtos, cliente, departamentos, processos, atividades, e assim por diante para o qual os custos são medidos e atribuídos”. Já a atividade é uma unidade básica de trabalho realizada dentro da organização.

Hansen e Mowen (2001) definem direcionadores como “fatores que causam mudanças no consumo dos recursos, consumo das atividades, nos custos e nas receitas”. Os direcionadores de atividades medem as demandas colocadas nas atividades pelos objetos de custo nos recursos por atividade e são usados para atribuir os custos dos recursos para as atividades.

Quanto à apropriação os custos podem ser classificados em direto e indireto, e quanto ao comportamento, em custos fixos e custos variáveis (SILVA et. al., 2007).

A previsão do comportamento dos custos é realizada usando a técnica de regressão linear, que pode ter uma ou mais variáveis explicativas (GARRISON; NOREEN, 2001; HANSEN; MOWEN, 2001). De acordo com Horngren, Foster, Datar (2000, p. 235), normalmente variações de um único direcionador explicam as variações nos custos totais de um objeto de custo, sendo que o comportamento dos custos é descrito de maneira suficiente por uma função linear do direcionador de custo.

2.2.2 Custo Fixo e Custo Variável

De acordo com Hansen e Mowen (2001, p. 88, 89), custos variáveis “são definidos como custos que no total variam em proporção direta às mudanças em um direcionador de atividade”, enquanto os custos fixos “são custos que no seu total são constantes dentro de uma faixa relevante enquanto o nível do direcionador de atividade varia”. Colodeti Filho, Gomes e Teixeira (2003) argumentam que os custos fixos ocorrem independentemente da atividade produtiva.

No caso de custos mistos, a separação em seus componentes fixos e variáveis pode ser realizada por meio da regressão linear entre o custo total e o nível de produção, em que a inclinação da reta indica o custo variável e o intercepto é a parcela de custo fixo (HANSEN; MOWEN, 2001, p. 98).

A segregação dos custos em fixo e variável por meio da técnica estatística de regressão linear foi usada com sucesso por Colodeti Filho, Gomes e Teixeira (2003) em um estudo de caso numa empresa em que essa segregação era feita apenas

com base na visão dos gestores. Nesse trabalho os autores identificaram uma diferença significativa entre o custo fixo adotado pela empresa (42%) e o obtido pela regressão linear (62%), e argumentaram que essa diferença poderia induzir os gestores a tomarem decisões equivocadas. Ressaltaram ainda o bom nível de correlação encontrada na regressão, cujo coeficiente de determinação foi de 92%, além do P-valor e do F de significação apresentarem significância estatística ao nível abaixo de 1%.

Oliveira e Lustosa (2005) segregaram os custos fixos e variáveis da Companhia Vale do Rio Doce (CVRD) a fim de comparar o comportamento desses antes e depois da privatização, que ocorreu em 1997. O trabalho foi realizado por meio de regressão linear simples entre as variáveis custo dos produtos vendidos e receita operacional líquida, extraídas das demonstrações contábeis publicadas entre os anos de 1990 e 2004. Os resultados obtidos por meio desse método permitiram os autores concluir que houve uma significativa redução dos custos variáveis após a privatização da CVRD.

2.2.3 Custo Operacional na Indústria do Petróleo

O custo operacional na indústria do petróleo, seguimento de E&P, além de estar presente na composição do orçamento das empresas e nas análises econômicas de novos projetos tem uma importância capital na certificação das reservas de hidrocarbonetos (óleo e gás), principal ativo de uma empresa petrolífera.

As reservas são periodicamente auditadas e além dos vários critérios técnicos requeridos para a certificação, essas tem que ser economicamente viáveis, ou seja, o fluxo de caixa operacional tem que ser positivo até o final da vida do campo. De acordo com a ANP (2000, p. 8), "Reservas Provadas são reservas de petróleo e gás

natural que, com base na análise de dados geológicos e de engenharia, se estima recuperar comercialmente de reservatórios descobertos”.

Fatores externos como aquecimento da demanda por serviços no setor, redução na demanda de petróleo, guerras, dentre outros, podem contribuir com as divergências nas estimativas de gastos das empresas do setor petrolífero (SOUZA, 2006). Nessa linha, Schiozer, Lima e Suslicks (2008) mostraram que há relação entre o preço do petróleo e os custos operacionais, com severas implicações nas avaliações dos projetos de investimentos.

Segundo Verre, Giubileo e Cadejani (2009), a previsão do custo operacional, tanto nos estágios iniciais do desenvolvimento de campo como durante a vida produtiva em campos maduros, é um dos passos mais críticos no gerenciamento de risco e das incertezas e na otimização da exploração durante todo ciclo de vida do ativo. Esses autores apresentaram a metodologia usada pela empresa petroleira italiana ENI E&P para avaliar os custos operacionais (OPEX) de projetos de desenvolvimento e de ativos em produção, onde é adotado o conceito de custeio baseado em atividades (ABC) e a Simulação de Monte Carlo para efetuar as estimativas de OPEX.

Verre, Giubileo e Cadejani (2009) relatam que inicialmente a estimativa do OPEX era feita usando uma porcentagem do CAPEX para fase de projeto ou baseada em dados históricos acrescida de uma contingência para a fase de operação. Eles dividiram os custos em três categorias: custo com a operação, gastos com serviços e gastos com gerenciamento e administração (G&A). Esses autores separaram os direcionadores de custos em: operação e manutenção, produtos químicos, serviços de poços, seguros, descomissionamento, logística, pessoal direto e G&A. O modelo foi construído e validado em diferentes estágios de

projeto para casos reais. Inicialmente foi feita a análise de custo, definindo todas as atividades, recursos e estimativas de custo; em seguida foi realizada a análise de risco levantando os valores das probabilidades; por fim, o processo de *benchmarking* comparando com projetos existentes em uma área particular ou país. A implantação da metodologia aumentou a precisão do orçamento de OPEX, reduzindo as diferenças entre previsto e realizado de 15% para 3%. Com base nessa sistemática, Boccardi, Giubileo e Cadebiani (2010) padronizaram o procedimento em um software fechado CODE - *Cost Driver Estimation*.

2.3 SIMULAÇÃO DE MONTE CARLO

2.3.1 Visão Geral

A Simulação de Monte Carlo pode ser definida como o uso de amostras experimentais estatísticas para prover soluções aproximadas de problemas matemáticos complexos (WILLIAMSON; SAWARYN; MORRISON, 2006, p. 217). É um modelo de simulação que usa a técnica de amostragem estatística por meio da geração de números aleatórios visando obter uma aproximação probabilística de uma equação ou modelo matemático (FIRESTONE et al., 1997, p. 7).

De acordo com Williamson, Sawaryn e Morrison (2006), o maior benefício conferido pela Simulação de Monte Carlo é o estímulo que dá à pesquisa com base no desempenho histórico e nas fontes de risco, pois permite que uma gama completa de incertezas sejam incorporadas às previsões, e em particular evita o otimismo sistemático das estimativas determinísticas. Adicionalmente o modelo elimina a necessidade de contingência explícita na previsão devido à ligação direta entre os dados de entrada e de saída. Para elaboração de previsões usando a

Simulação de Monte Carlo, esses autores propõem um procedimento contemplando cinco passos: a) Definição do modelo; b) Tratamento dos dados; c) Definição das distribuições dos dados de entrada; d) Amostragens com as distribuições de entrada (Simulação de Monte Carlo); e) Interpretação e uso dos resultados.

Pamplona e Silva (2005), que aplicaram a Simulação de Monte Carlo na gestão de custos na área de laticínios, sugerem um procedimento similar ao usado por Williamson, Sawaryn e Morrison (2006), conforme descrito a seguir: a) Estabelecimento das distribuições de probabilidades, que pode ser obtida analisando os dados históricos ou por meio de estimativas; b) Construção da função distribuição acumulada (FDA) para cada variável; c) Definição dos intervalos de classe; d) Geração de números aleatórios; g) Simulação do experimento.

Garcia, Lustosa e Barros (2010) aplicaram a Simulação de Monte Carlo na previsão dos custos de produção da Companhia Vale do Rio Doce com objetivo de analisar o comportamento desses antes e depois da privatização, ocorrida em 1997. Diante dos resultados alcançados, os autores concluíram que o método é adequado para a previsão dos custos de produção da empresa pesquisada.

2.3.2 Simulação de Monte Carlo na Indústria do Petróleo

A Simulação de Monte Carlo é uma técnica que tem sido aplicada em uma larga variedade de problemas na indústria petrolífera, incluindo projetos de engenharia além de estimativas e previsões (WILLIAMSON; SAWARYN; MORRISON, 2006, p. 217).

Emhjellen, Emhjellen e Osmundesen (2001) ressaltam que as companhias de petróleo tradicionalmente utilizam o método do fluxo de caixa descontado para

avaliar novos projetos de investimento e que as despesas de capital (CAPEX) de um projeto é um dos principais itens do fluxo de caixa utilizado para calcular o valor presente líquido (VPL). Para a orçamentação do CAPEX, recomendam que seja utilizada a Simulação de Monte Carlo com a distribuição assimétrica de probabilidades e demonstram que a utilização da distribuição simétrica é uma prática baseada na interpretação incorreta do Teorema do Limite Central.

Emhjellen, Emhjellen e Osmundesen (2003) analisaram 11 projetos do Mar do Norte implantados entre 1994 e 1998 que apresentaram gastos 25% acima do previsto. Concluíram que a adoção de distribuição normal assimétrica e no lugar da normal simétrica, como usado na projeção, justifica 41% do aumento. Para projeção foi usada a Simulação de Monte Carlo.

Williamson, Sawaryn e Morrison (2006), apresentaram como a Simulação de Monte Carlo é aplicada para a previsão de custo e de tempo de perfuração de poços de petróleo adotando um procedimento com cinco passos para a elaboração da previsão. Nesse trabalho os autores ressaltaram as principais armadilhas que devem ser evitadas e enfatizaram o potencial que o método possui de geração de estimativas mais realistas do que as técnicas determinísticas. Uma das armadilhas é quanto à definição do mínimo e máximo da distribuição de probabilidades, que devem ser maior do que os limites do conjunto de dados se esse for pequeno.

2.4 ESQUEMA BÁSICO DA PRODUÇÃO DE PETRÓLEO

O conteúdo desse item foi elaborado com base em Thomas et al. (2004) e em informações repassadas por técnicos da empresa estudada.

A Ilustração 2 mostra o fluxograma simplificado da produção e processamento primário do petróleo.

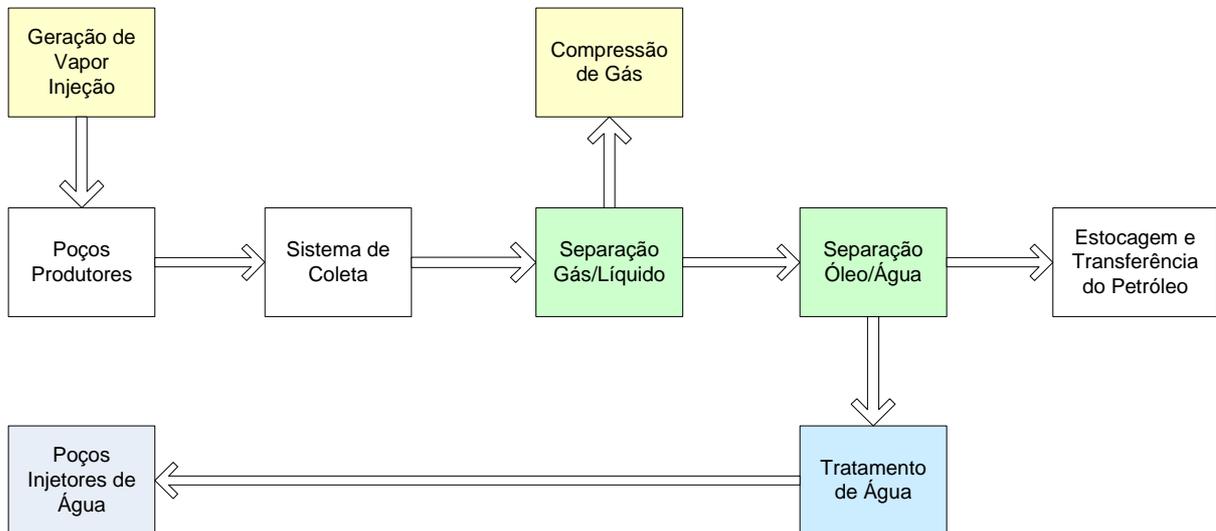


Ilustração 2 - Fluxograma típico de produção e processamento de petróleo

Fonte: Elaborado pelo autor.

Poços produtores – São poços responsáveis pela produção de óleo, gás e água:

- Poços de óleo: são equipados para produção por elevação natural (surgência) ou por elevação artificial.

A elevação natural ocorre geralmente no início da vida produtiva do campo, momento em que a pressão do reservatório é suficiente para escoar o fluido até a superfície. Na elevação artificial é fornecida uma energia adicional para escoar os fluidos desde o fundo do poço até a superfície. Um exemplo de elevação artificial é o Bombeio Mecânico, popularmente conhecido como “Cavalo de Pau” e símbolo da indústria do petróleo;

- Poços de gás: normalmente são poços produtores de gás não associado (GNA);

- Poços de água: são poços que produzem água para injeção em outros poços visando a repressurização do reservatório e conseqüentemente o aumento da produção de óleo.

Os custos com a operação dos poços, especialmente a intervenção com Sondas de Produção para troca dos equipamentos de elevação, tem um peso importante na composição dos custos operacionais.

Sistema de Coleta – São as instalações que vão desde os poços produtores até a estação de processamento primário. Na condição mais simples, é composto basicamente por tubulações, mas quase sempre é um pouco mais complexo, incluindo *manifolds* (conjunto de válvulas que permite reduzir o número de tubulações do sistema de coleta), tanques, bombas, etc.

Separação Gás/Líquido – É o primeiro processo que ocorre na estação, onde o gás é separado do óleo e da água.

Compressão de Gás – O gás separado passa por um processo de depuração e é comprimido para ser transferido para uma Unidade de Processamento de Gás Natural (UPGN) e posteriormente ao mercado consumidor.

Separação Óleo/Água – Também conhecido como tratamento de óleo, é uma etapa em que a emulsão óleo/água é rompida com aquecimento e aplicação de produtos químicos, dentre outros.

Estocagem e Transferência do Óleo – Após a adequada especificação quanto ao teor de água (normalmente menor do que 1%) o petróleo é estocado e transferido para o terminal de embarque e/ou diretamente para as refinarias.

Tratamento de Água – A água produzida junto com o petróleo, após separada deste, necessita de um tratamento antes de ser injetada nos poços visando a recuperação

suplementar (pressurizar o reservatório) ou simplesmente para descarte. O tratamento consiste basicamente em retirar o resíduo oleoso e os sólidos, por meio de flotação e filtração, dentre outros.

Poços Injetores de Água – Recebem a água produzida após o processo de tratamento.

Produção e Injeção de Vapor – O vapor de água em altas pressões e temperaturas é produzido em Unidades Geradoras de Vapor (UGV) e injetado nos poços que produzem óleos viscosos objetivando o aumento da produção.

Dependendo do campo produtor de petróleo e da estação de processamento, outros processos podem estar presentes, tais como: injeção de gás (recuperação suplementar ou armazenamento), injeção de CO₂, etc.

2.5 PREVISÃO DE CUSTO OPERACIONAL DA EMPRESA PESQUISADA

De maneira resumida, a empresa estudada adota uma metodologia para elaboração da previsão dos custos operacionais que segue basicamente as etapas descritas abaixo, de acordo com seu manual interno, nominado de Sistema de Cálculo de Custo Operacional:

- A previsão é realizada duas vezes por ano, mensalmente para os dois primeiros anos e anualmente para os demais anos;
- Adota custo unitário (nominado internamente por tarifa de custo) para todas as 41 atividades de custos ativos na base de dados disponibilizada;
- O custo unitário para cada atividade é calculado com base no custo realizado nos últimos doze meses e na previsão de produção (dados físicos) para o primeiro

ano. O custo total é corrigido pela inflação e dividido pelo dado físico correspondente;

- O custo unitário é constante para todos os anos, exceto em casos de intervenções pontuais do analista, responsável pela previsão;
- O custo unitário é subdividido em uma parcela fixa e outra variável, equivalentes aos percentuais de custo fixo e de custo variável, que são constantes para todos os campos e por todo período da previsão;
- A segregação dos custos em fixo e variável é feita com base nas classes de custos;
- Para efetuar a previsão, multiplica o custo unitário de cada atividade pelo respectivo dado físico e posteriormente soma todas as atividades para formar o custo total.
- A previsão é realizada por campo produtor, segmentada por projeto.

Capítulo 3

3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Tendo em vista o objetivo da pesquisa, foram aplicados vários métodos quantitativos de previsão para o custo operacional além da quantificação das incertezas por meio da Simulação Monte Carlo.

Seguindo as linhas de Neely, Sutcliff e Eyns (2001) e de Barrett, Meegan e Townley (2007) que indicam que as empresas buscam maneiras de realizar as previsões com maior frequência, como o *Rolling forecast*, e com um custo/benefício favorável, uma das premissas desse trabalho é priorizar procedimentos de fácil execução e de baixo custo.

3.1 BASE DE DADOS

A base de dados utilizada na pesquisa foi disponibilizada pela empresa petrolífera que opera no Brasil e o segmento analisado foi o de Exploração e Produção (E&P) com operação em terra (*on shore*). Para liberação dos dados a empresa colocou o pré-requisito de confidencialidade e não divulgação de informações que possam identificar os reais valores dos custos.

3.1.1 Coleta de Dados

Os dados históricos estão em planilha eletrônica e contemplam informações mensais no período compreendido entre jan/05 e dez/10. Para atender às condições definidas pela empresa estudada, foram definidos índices com base nas realizações médias mensais do ano de 2005, conforme descrito a seguir: 1000 unidades para o

custo médio mensal, 100 unidades para o volume total e 100 unidades para o número de poços, também em valores médios mensais.

A planilha de custos operacionais possui aproximadamente 22 mil linhas com informações de custos segregados por: campo petrolífero, estação de processamento, gerência operacional, atividades de custo e classe de custo. Os dados foram fornecidos em US\$ e a empresa trabalha com o sistema de Custeio Baseado em Atividades (ABC - *Activity Based Cost*).

Os dados físicos são os volumes de fluidos produzidos, injetados e/ou movimentados, e dos poços em operação, discriminados mensalmente.

3.1.2 Tratamento dos Dados

A partir da base de dados verificou-se que a empresa estudada trabalha com 41 (quarenta e uma) atividades de custos. Neste trabalho, essas 41 atividades foram condensadas em 7 (sete) objetos de custo, conforme discriminados a seguir: *Administração*, *Água* (tratada e injetada nos poços), *Gás*, *Líquido* (óleo + água produzida), *Óleo*, *Poços* e *Vapor*. Por exemplo, o objeto de custo de *Óleo* recebe gastos das atividades ligadas diretamente ao processo de produção e processamento do óleo, tais como: armazenamento de petróleo, escoamento de petróleo, tratamento de petróleo, outros gastos produção, etc. Cabe ressaltar que o objeto de custo *Administração* refere-se aos gastos comuns que ocorrem diretamente na operacional.

Os objetos de custo, que segundo Hansen e Mowen (2001) é qualquer item como produtos, processos, atividades, etc., para o qual os custos são medidos e atribuídos, foram escolhidos com a orientação de técnicos da empresa pesquisada e

representam os principais produtos intermediários, que tem os seus volumes facilmente mensurados.

Levine et al. (2005, p. 608) indicam a média móvel para tratar flutuações cíclicas em uma série. No caso desta pesquisa, a média móvel foi adotada a fim de suavizar a série de custo e diminuir as distorções nos cálculos dos custos unitários dos objetos de custo, especialmente devido a não apropriação correta desses nos períodos de sua competência.

De acordo com técnicos da empresa pesquisada, há situações em que o lançamento dos gastos ocorrem algum tempo depois da execução dos serviços, mas a produção é imediata. Em outras, os gastos são lançados no sistema logo após a execução do serviço e, por motivos diversos, o início da produção é postergado. Também há casos de lançamentos indevidos, que posteriormente são estornados podendo redundar em gasto negativo para o mês em que ocorre o estorno.

Todos os dados de custos, de jan/05 a dez/10, foram corrigidos para a data base de jan/11, pelo CPI-EUA, e foram usados da seguinte maneira:

- **Ano de 2005** → foi analisado, mas não foi considerado nas séries estudadas. O atual sistema foi implantado no final de 2004 e segundo técnicos da empresa, 2005 foi um ano de estabilização do sistema, podendo carregar algumas inconsistências;
- **2006 a 2009** → esse foi o período adotado como base para pesquisa, formando um conjunto de 48 pontos que são dados mensais de custos e volumes por objeto de custo;
- **2010** → período de validação da previsão, em que os dados projetados são comparados com os efetivamente realizados.

3.1.3 Custo unitário por objeto de custo

Os custos unitários para cada objeto são calculados mensalmente dividindo o custo realizado pelo respectivo valor físico (volume), conforme a equação 3.1.

$$Cun_{n,i} = CT_{n,i} / Q_{n,i} \quad (3.1)$$

Em que:

$n \rightarrow$ refere ao objeto de custo (varia de 1 a 7);

$i \rightarrow$ período analisado (mês);

$Cun_{n,i} \rightarrow$ custo unitário do objeto de custo n referente ao período i ;

$CT_{n,i} \rightarrow$ custo total do objeto n referente ao período i ;

$Q_{n,i} \rightarrow$ valor do dado físico (vazão ou número de poço) do objeto n referente ao período i .

3.2 MODELOS APLICADOS

3.2.1 Modelo Univariado - ARIMA

Modelos univariados de previsão consideram apenas a variável de interesse, em que a previsão é baseada somente nos valores passados. Nesta pesquisa o modelo univariado adotado é do tipo ARMA(p,q), metodologia consolidada por Box e Jenkins (1976), sendo descrito conforme se segue:

$$Y_t = \alpha + \varphi_1 Y_{t-1} + \varphi_2 Y_{t-2} + \dots + \varphi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (3.2)$$

Onde, Y_{t-i} representa as variáveis, ε_t e suas defasagens representam o ruído branco, α uma constante, e φ_1 e θ_1 são os coeficientes dos termos auto-regressivos e de médias móveis, respectivamente.

Se a série for não estacionária, ou seja, se apresentar raiz unitária, há necessidade de diferenciá-la resultando no modelos ARIMA(p,d,q).

Caso a série apresente componente sazonal, essa deve ser representada pelo modelo SARIMA(p,d,q) (P,D,Q), em que os termos “P”, “D” e “Q” referem-se à parte sazonal.

De maneira geral, a modelagem de séries temporais segue quatro etapas (MORETIN e TOLOI, 2002; e BUENO, 2008): Identificação das ordens p e q; estimação do modelo; verificação de ruído branco nos resíduos; previsão do modelo.

Na Ilustração 3 está representado o procedimento para a modelagem de série temporal, inclusive com os testes de verificação para validação do modelo.

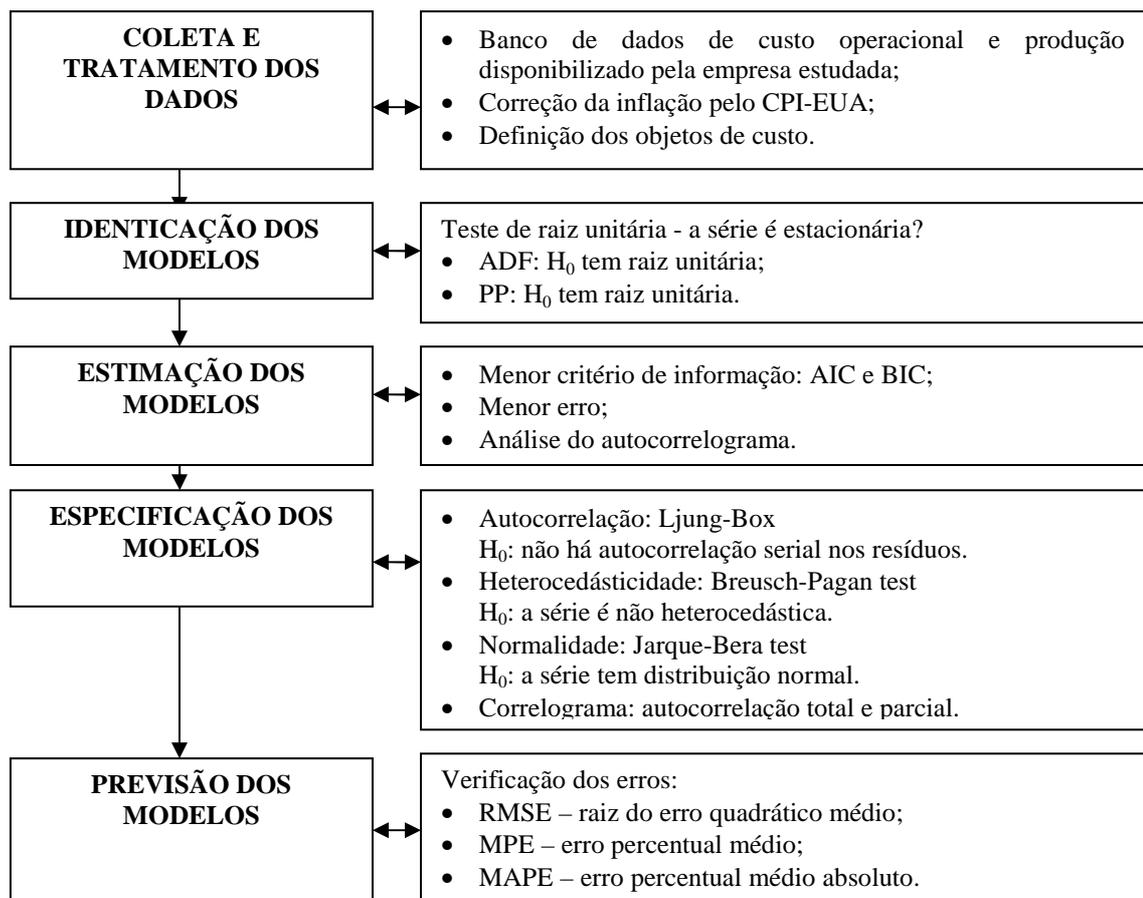


Ilustração 3 - Fluxograma para previsão de séries temporais – modelo univariado ARIMA
Fonte: Elaborado pelo autor, com base em Moretin e Toloí (2006) e Bueno (2008).

3.2.2 Modelos Dinâmicos de Defasagens Distribuídas

São modelos causais, sendo a forma mais geral dos modelos dinâmicos. Trabalha com a variável dependente Y e as variáveis independentes X_s , sendo Y com valores defasados e X_s com valores correntes e defasados, cuja equação básica é apresentada a seguir:

$$Y_t = \alpha + \varphi_1 Y_{t-1} + \varphi_2 Y_{t-2} + \dots + \varphi_p Y_{t-p} + \theta_1 X_{t-1} + \theta_2 X_{t-2} + \dots + \theta_q X_{t-q} + \varepsilon_t \quad (3.3)$$

Os índices p e q representam as ordens das defasagens e α , φ e θ são os coeficientes.

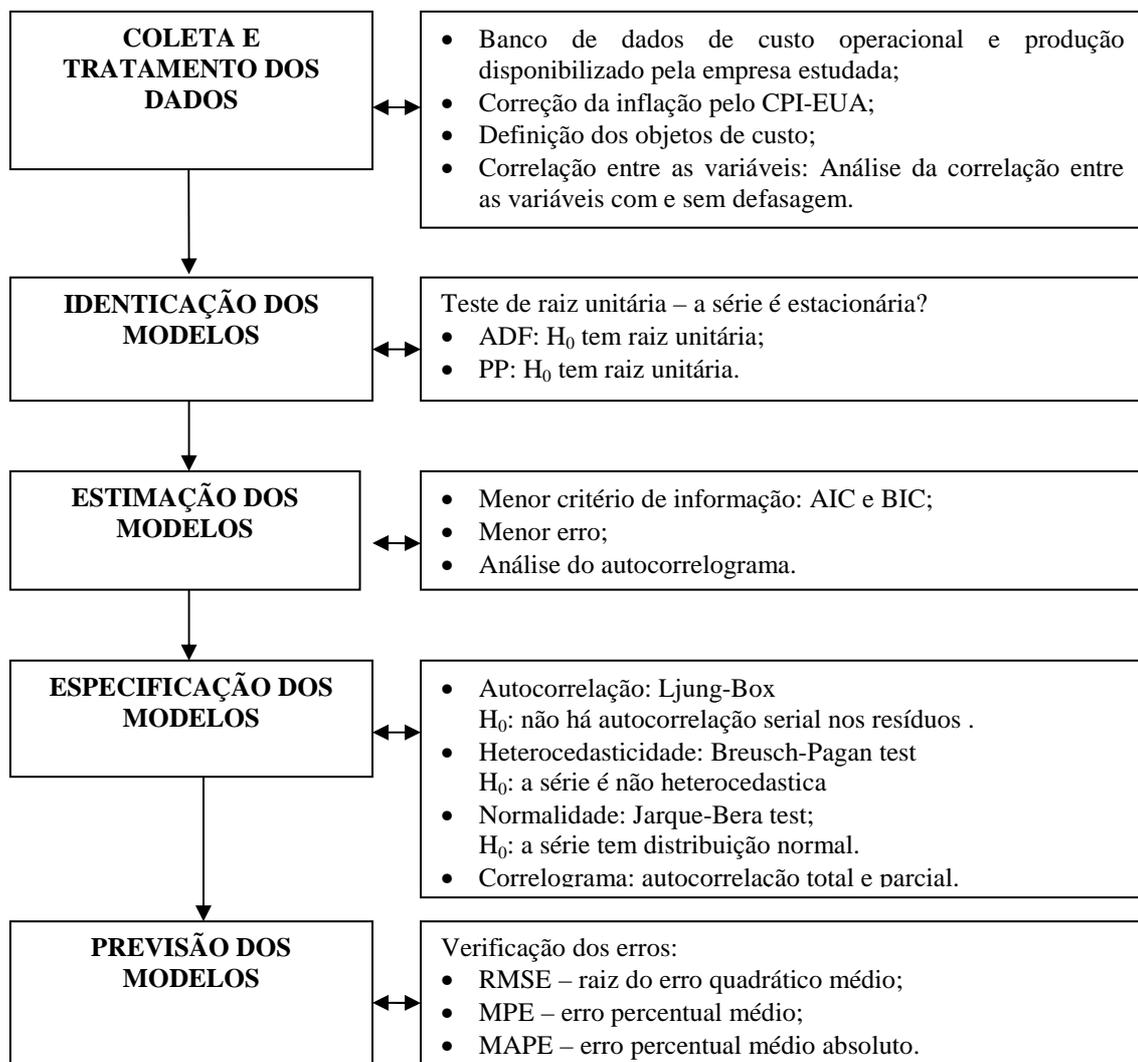


Ilustração 4 - Fluxograma para previsão de séries temporais – modelo dinâmico de defasagens distribuídas

Fonte: Elaborado pelo autor, com base em Moretin e Toli (2006) e Bueno (2008).

O procedimento para a modeagem de série temporal com base no modelo dinâmico de defasagens distribuída é mostrado na Ilustração 4.

3.2.3 Regressão por Objeto de Custo

De acordo com Garrison e Noreen (2001), Hansen e Mowen (2001), a previsão do comportamento dos custos pode ser realizada usando a técnica de regressão linear, que por sua vez pode ter uma ou mais variáveis explicativas, no caso de regressão múltipla.

O modelo trabalhado neste item adota um conceito similar ao praticado atualmente pela empresa pesquisada, mas insere procedimentos, como a regressão, que visam melhorar a qualidade da previsão. As diferenças básicas são:

EMPRESA

Projeta o custo unitário por atividade - 41 unidades.

O custo unitário, denominado por tarifa de custo, é fixo e calculado com o histórico dos últimos doze meses.

PESQUISA

Projeta o custo unitário por objeto de custo – sete unidades.

O custo unitário varia com as quantidades físicas de cada objeto de custo (direcionador) e é definido com base na regressão dos dados considerando todo o histórico.

A Ilustração 5 apresenta, de maneira esquemática, o fluxograma que representa o modelo de previsão do custo operacional baseado na relação entre o custo unitário dos objetos de custo e seus respectivos volumes processados. As variáveis independentes são os dados históricos dos custos e de realização física (volumes de óleo, gás e água, e número de poços em operação) e os dados físicos projetados. As variáveis dependentes são os custos projetados por objeto.

De acordo com Williamson, Sawaryn e Morrison (2006) a base de dados deve ser grande suficiente para representar toda a faixa de performance. Nesse momento, deve ser verificada a presença de *outliers* e o nível de correlação entre os custos absolutos e os dados físicos para cada direcionador.

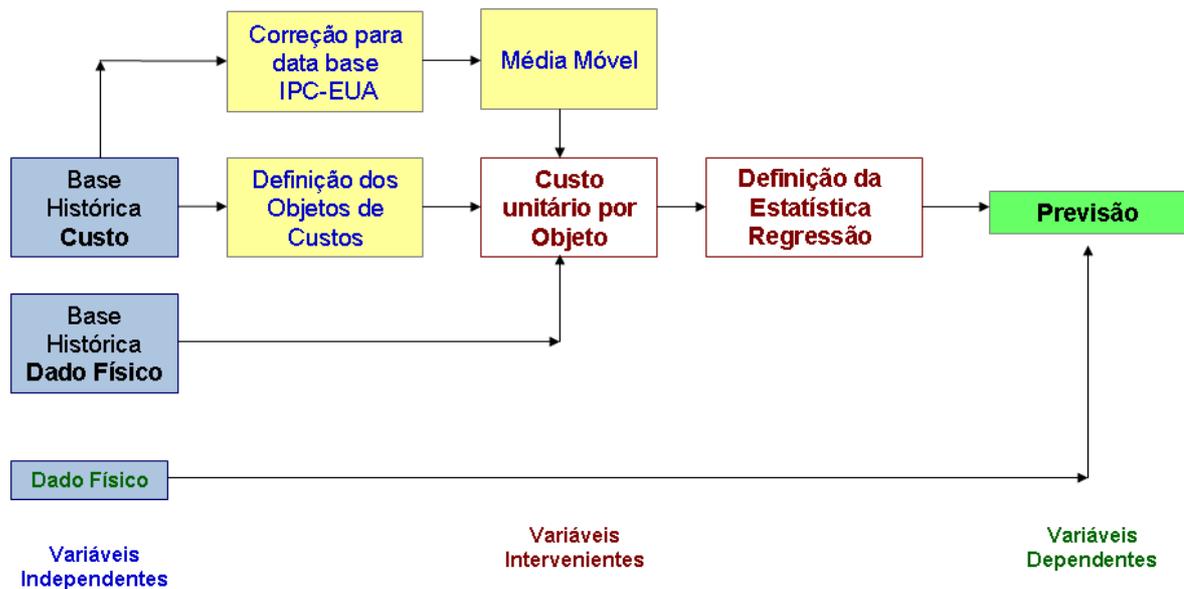


Ilustração 5 - Fluxograma para previsão de custo operacional por objeto de custo

Fonte: Elaborado pelo autor.

Neste modelo são analisadas as correlações entre os custos unitários e os dados físicos para cada objeto de custo e definida uma equação, por meio de regressão, que é usada para realização da previsão. Para validação das regressões são realizados testes de normalidade, heterocedasticidade e independência dos erros.

A fórmula geral para o cálculo da previsão do custo operacional total para cada período está mostrada na equação 3.4. Nela, os custos unitários dos vários objetos de custo são multiplicados pelos respectivos quantitativos físicos do período e depois somadas para encontrar o custo total.

$$CT_i = \sum Cun_{n,i} * Q_{n,i} \quad (3.4)$$

Em que:

$n \rightarrow$ refere ao objeto de custo analisado (varia de 1 a 7);

$i \rightarrow$ refere ao mês analisado;

$CT_i \rightarrow$ custo total referente ao mês i ;

$Cun_{n,i} \rightarrow$ representa o custo unitário do objeto de custo n para o mês i ;

$Q_{n,i} \rightarrow$ representa a quantidade física do objeto de custo n para o mês i .

3.3 SIMULAÇÃO DE MONTE CARLO

A previsão probabilística é realizada usando a Simulação de Monte Carlo e tendo como variável aleatória o custo unitário, cuja incerteza é capturada pela distribuição de probabilidades previamente identificada para cada objeto de custo a partir da base histórica. A distribuição de probabilidades mais adequada para retratar as incertezas de cada série é identificada a partir dos testes de Anderson-Darling (AD), Chi-square e Kolmogorov-Sminorf (KS).

O procedimento básico de execução a Simulação de Monte Carlo tem como referência algumas indicações já testadas na literatura como os adotados por Williamson, Sawaryn e Morrison (2006) e por Pamplona e Silva (2005).

Verre, Giubileo e Cadejani (2009) sugerem que além do histórico, essa etapa deve contemplar o máximo possível de informações disponíveis, inclusive analisando fatores externos como aquecimento do mercado e preço futuro do petróleo. Recomendam também que cada item seja discutido com especialistas da área a fim de quantificar as incertezas adequadamente. No entanto, nesse trabalho, em virtude da impossibilidade da análise ser feita por uma equipe técnica multidisciplinar, a distribuição de probabilidades de cada objeto de custo é definida tendo como base apenas o histórico dos custos unitários.

Capítulo 4

4 RESULTADOS

Em função dos vários métodos de previsão estudados nesta pesquisa, este capítulo está dividido em seis partes. No item 4.1 é realizada a análise dos dados, o item 4.2 é destinado ao modelo de previsão univariável (ARIMA), o item 4.3 ao modelo dinâmico de defasagens distribuídas (regressão dinâmica), o item 4.4 ao modelo alternativo em que o custo unitário de cada objeto de custo é correlacionado com o respectivo volume por meio de regressão, o item 4.5 a Simulação de Monte Carlo e, por fim, no item 4.6 é feita a análise dos resultados e a comparação entre os modelos estudados.

4.1 APRESENTAÇÃO E TRATAMENTO DADOS

Na Ilustração 6 é apresentado o gráfico da série de custos operacionais realizados pela empresa estudada, no período de janeiro de 2005 a dezembro de 2010. Neste gráfico os custos são mostrados em valores originais e em médias móveis com três elementos. Esses dados estão indexados, tendo como referência o custo médio realizado no ano de 2005.

Na Ilustração 7 são mostrados, em escala logarítmica e com valores deflacionados, o custo operacional total e o custo unitário, que representa o custo total dividido pelo volume de óleo equivalente (volume de óleo e de gás). Os valores estão corrigidos pelo CPI-EUA para a data base de jan/2011.

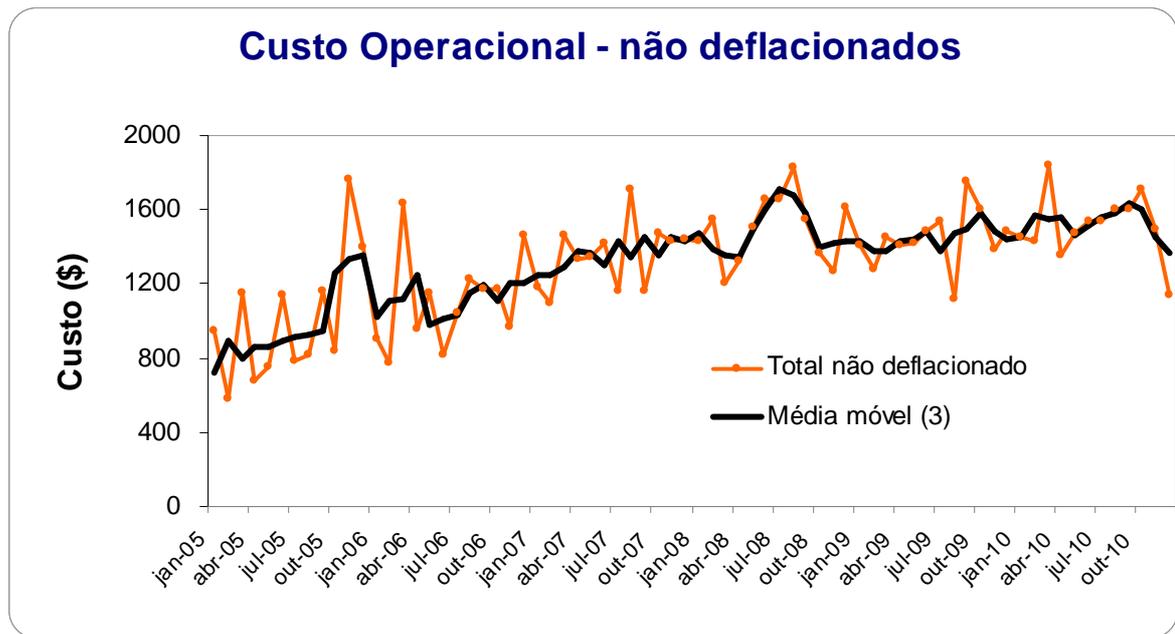


Ilustração 6 - Evolução dos custos operacionais totais

Fonte: Elaborado pelo autor.

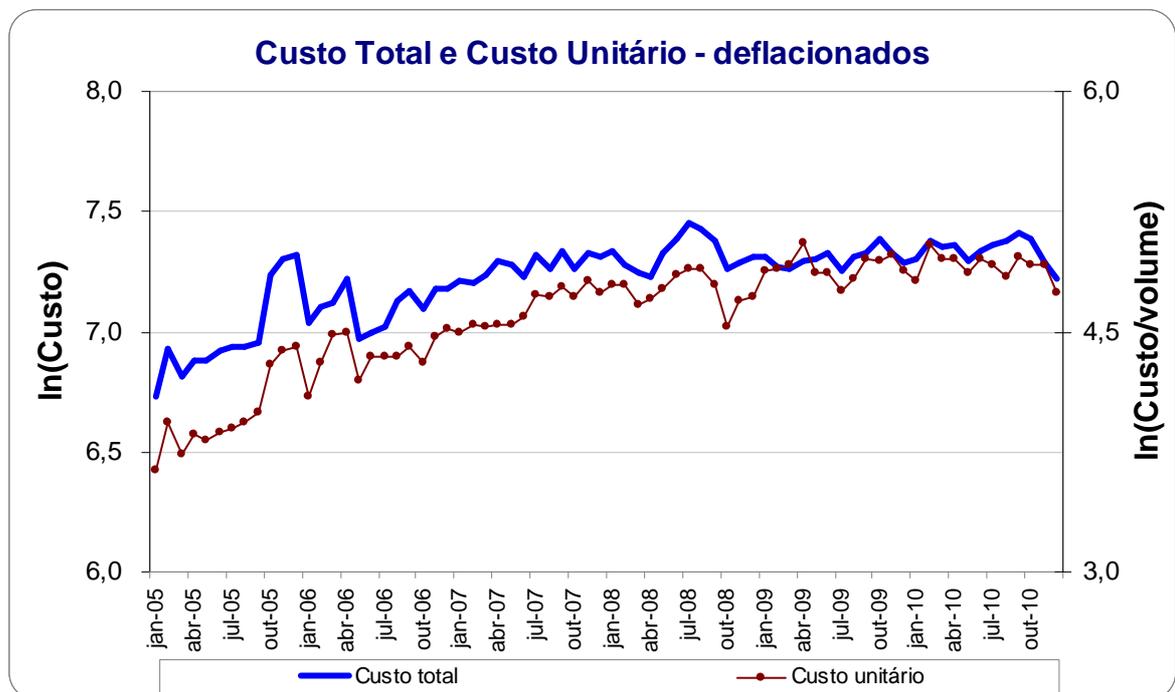


Ilustração 7 - Evolução dos custos operacionais total e unitário - deflacionados

Fonte: Elaborado pelo autor.

A Ilustração 8 mostra o gráfico com os percentuais dos custos realizados entre 2006 e 2009 para cada um dos objetos de custo adotados nesta pesquisa.

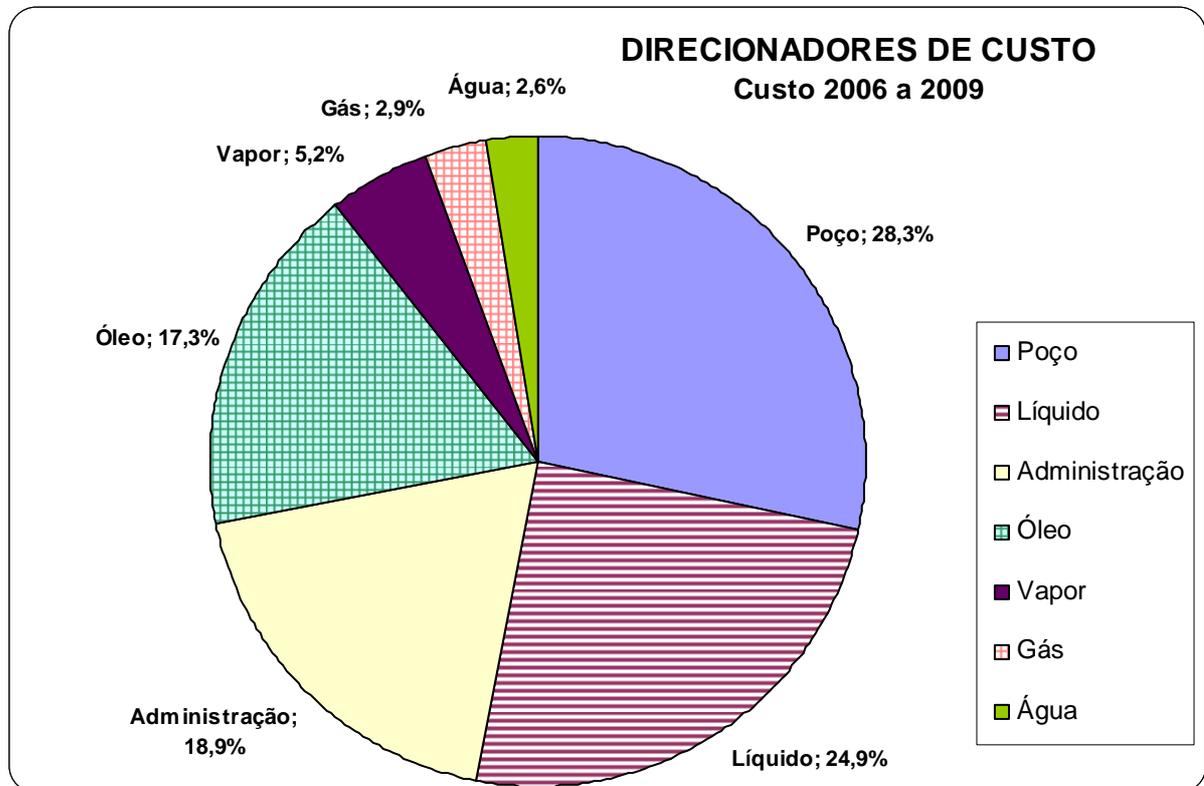


Ilustração 8 - Custos operacionais por objeto de custo – percentual entre 2006 e 2009

Fonte: Elaborado pelo autor.

O objeto de custo *Poço* é o que possui maior peso, responsável por 28,4% dos gastos no período analisado, e os quatro maiores gastos, *Poço*, *Líquido* (24,5%), *Administração* (18,9%), e *Óleo* (17,3%), perfazem 89,3% do total dos custos operacionais.

4.1.1 Ajuste pela Média Móvel

Na Ilustração 9 são apresentados os gráficos com as evoluções dos custos operacionais para dois dos sete objetos de custo definidos para este estudo (*óleo* e *vapor*).

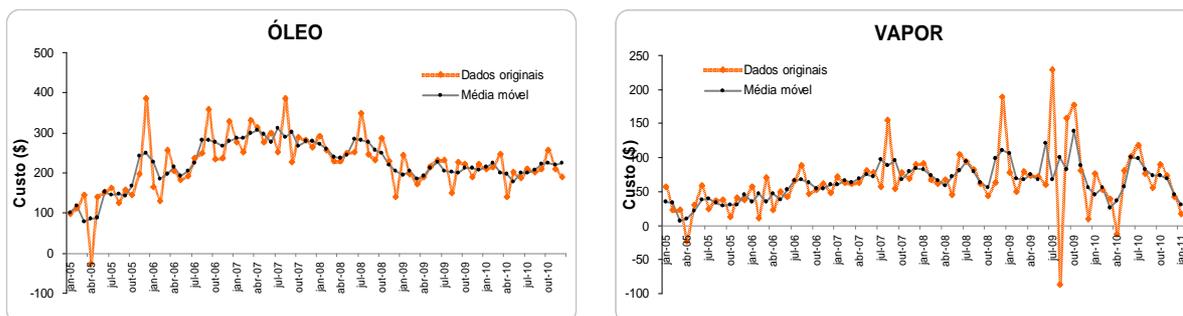


Ilustração 9 - Evolução dos custos operacionais para os objetos de custo Óleo e Vapor

Fonte: Elaborado pelo autor.

Analisando esses gráficos, pode-se constatar a suavização que a média móvel traz aos dados mensais eliminando as flutuações em forma de “serrote” dos dados originais obtidos diretamente do sistema contábil da empresa. Normalmente um período em que o custo apresenta alto valor é seguido por outro de baixo valor e vice-versa, o que pode ser devido à dinâmica de apropriação de custo ou até mesmo por apropriações indevidas, em que o seu estorno no período seguinte pode até gerar valores negativos. Exemplos de situações em que o custo assume valores negativos são verificados para Óleo em abr/05 e para o Vapor em ago/09. Os gráficos para os demais objetos são mostrados no Apêndice A.

Portanto, com a adoção da média móvel as flutuações oriundas de limitações do processo de apropriação dos custos são minimizadas, evitando que o modelo capture um nível de dispersão que não representa a realidade dos dados. Nesse caso foi escolhida a média móvel com três elementos, equação 4.1, que é suficiente para minimizar as flutuações indevidas sem descaracterizar a variabilidade do processo. Cabe ressaltar que não houve redução no número de dados a serem analisados em função da utilização da média móvel, o que em algumas situações pode comprometer o tamanho da amostra.

$$C'_{n,i} = (C_{n,(i-1)} + C_{n,i} + C_{n,(i+1)}) / 3 \quad (4.1)$$

Em que, n refere ao objeto de custo (varia de 1 a 7), i ao período analisado, C e C' ao custo total por objeto de custo, original e com média móvel, respectivamente.

4.2 MODELO UNIVARIADO - ARIMA

Visando identificar modelos mais eficientes para a previsão dos custos operacionais, foram analisados três modelos do tipo ARIMA, conforme descrito a seguir:

- **Modelo A.1** → identificar o modelo ARIMA (p,d,q) (P,D,Q) mais adequado para previsão da série de custo total logaritmizada;
- **Modelo A.2** → identificar o modelo ARIMA (p,d,q) (P,D,Q) mais adequado para previsão da série de custo unitário (custo por volume de óleo equivalente), também na forma logarítma. Nesse caso, para obter o custo total previsto é necessário multiplicar o custo unitário previsto pela produção de óleo equivalente (óleo + gás);
- **Modelo A.3** → é construído um modelo ARIMA (p,d,q) (P,D,Q) para o custo unitário de cada um dos sete objetos de custo identificados nesse estudo. O custo total é o somatório do custo unitário dos objetos de custo multiplicado pelo correspondente dado físico (volume ou número de poço). A previsão foi elaborada com séries logaritmizadas.

4.2.1 Identificação dos Modelos A

Para verificação da existência de raiz unitária, e conseqüentemente se a série é ou não estacionária, foram usados os teste ADF e PP. A decisão da existência de

raiz unitária, para os testes ADF e PP, é baseada na seguinte hipótese: H_0 : tem raiz unitária.

Os resultados dos testes de raiz unitária para os três modelos analisados são apresentados na Tabela 1.

TABELA 1 - ESTATÍSTICA DO TESTE DE RAIZ UNITÁRIA – MODELO A

Modelo	Séries	ADF (p-valor)		PP (p-valor)	
		Em nível	Primeira diferença	Em nível	Primeira diferença
Modelo A.1	Custo total	0,7745	0,01	0,0776	0,01
Modelo A.2	Custo unitário	0,3709	0,01	0,01	0,01
Modelo A.3	Poço	0,6569	0,01	0,01	0,01
	Líquido	0,01	0,01	0,4719	0,01
	ADM	0,0957	0,01	0,0913	0,01
	Óleo	0,5480	0,01	0,4061	0,01
	Vapor	0,5427	0,01	0,0127	0,01
	Gás	0,2010	0,2597	0,3210	0,01
	Água	0,9742	0,01	0,9340	0,01

Fonte: elaborada pelo autor

Notas: p-valor < 0,05, H_0 é rejeitada.

Todas as séries em escala logarítmica.

De acordo com os resultados apresentados na Tabela 1, exceto para série *Líquido* todas as demais apresentaram raiz unitária em nível tanto no ADF como no PP. Com uma diferença todas as séries são estacionárias no PP e apenas a série *Gás* apresentou raiz unitária no ADF.

4.2.2 Estimação dos Modelos A

Após a análise das séries para verificação da presença ou não de raiz unitária, passou-se para a fase de estimação para cada um dos modelos estudados: Modelo A.1, previsão do custo total; Modelo A.2, previsão do custo unitário do óleo equivalente (volume de óleo e gás); e Modelo A.3, previsão do custo unitário por objeto de custo. Para cada série foram estimados entre 500 e 1000 modelos

univariados do tipo ARIMA(p,d,q)(P,D,Q), sendo escolhido aquele com menor critério de informação (AIC e BIC), menor erro e com o autocorrelograma apresentando resíduos dentro da faixa de significância de 5%. Os modelos indicados e seus respectivos valores do critério de informação são apresentados na Tabela 2.

TABELA 2 - MODELOS UNIVARIADOS ARIMA – MODELO A

MODELOS	MODELO	AIC	BIC
Modelo A.1	ARIMA(4,1,6)	-118,21	-86,76
Modelo A.2	ARIMA(2,1,1) (1,0,0)	-81,77	-61,42
	Poço ARIMA(2,0,4)	-54,41	-39,44
	Líquido ARIMA(9,0,10) (0,0,1)	-66,99	-25,83
	ADM ARIMA(6,1,5) (0,0,1)	-83,19	-59,14
Modelo A.3	Óleo ARIMA(7,0,7) (1,0,0)	-84,55	-52,74
	Vapor ARIMA(6,0,6)	52,75	78,94
	Gás ARIMA(5,1,10) (0,0,1)	70,99	102,44
	Água ARIMA(5,1,4) (0,1,0)	24,94	40,50

Fonte: elaborada pelo autor

Para todos os modelos estimados foi verificada a significância dos coeficientes, que em quase todas as situações apresentaram p-valor menor do que o nível de significância de 5%.

4.2.3 Diagnóstico dos Modelos A

Para a validação dos modelos propostos, foi feita a verificação de ruído branco nos resíduos por meio de testes para autocorrelação, heterocedasticidade e normalidade.

Para a autocorrelação, seguindo a recomendação de Bueno (2008) foi usado o teste Ljung-Box (LB-test) cuja hipótese H_0 é de que não existe correlação serial. Para heterocedasticidade foi usado o teste Breusch-Pagan-Godfrey, em que a hipótese H_0 é que a série de dados não é heteroscedástica. Para normalidade foi

usado teste Jarque-Bera, cuja hipótese H_0 é que a série de dados tem uma distribuição normal.

Na Tabela 3 são apresentados os resultados dos testes de autocorrelação, heterocedasticidade e normalidade para os resíduos dos modelos univariados.

TABELA 3 - ESTATÍSTICAS DOS TESTES DE ESPECIFICAÇÃO – MODELO A

MODELOS		p-valor		
		Autocorrelação LM-test 15 lag	Heterocedasticidade Breush-Pagan Godfrey	Normalidade Jarque-Bera
Modelo A.1	Custo total	0,9992	0,0791	0,0001*
Modelo A.2	Custo unitário	0,9640	0,1692	0,8442
	Poço	0,9646	0,3146	0,1945
	Líquido	0,9322	0,2839	0,9718
	ADM	0,7711	0,2848	0,1750
Modelo A.3	Óleo	1,0000	0,1973	0,3486
	Vapor	0,9984	0,7145	0,6696
	Gás	0,9996	0,3148	0,2035
	Água	0,9537	0,0284	0,4553

Fonte: elaborada pelo autor

Notas: P-valor < 0,05, rejeita H_0 .

Exceto o teste de normalidade para a série do Modelo A.1, os resultados dos testes de verificação de todas as séries indicaram que os resíduos não apresentam problemas de autocorrelação, heterocedasticidade e normalidade. Portanto, pode-se levantar evidências por meio desses testes mostrados na Tabela 3, que os modelos estimados apresentam ruído branco e inferir que captam as informações necessárias para prover um bom resultado na previsão do custo operacional.

Os autocorrelogramas dos Modelos A.1 e A.2 são mostrados na Ilustração 10. Para as séries do Modelo A.3, os autocorrelogramas dos objetos de custo estão no Apêndice B.

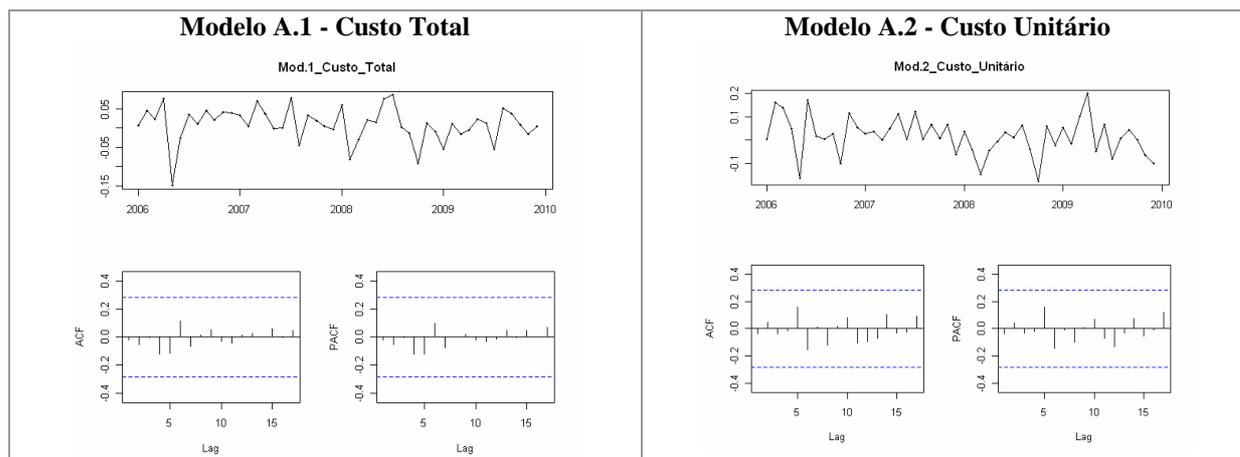


Ilustração 10 - Autocorrelogramas dos Resíduos dos Modelos A.1 e A.2

Fonte: Elaborado pelo autor.

4.2.4 Previsão dos Modelos A

A etapa final da modelagem, previsão dos modelos é realizada por meio da medida do desempenho dos modelos com base na avaliação dos erros (RMSE, MPE e MAPE). Na Tabela 4 são apresentados os erros para a previsão de um ano fora da amostra, ou seja, os dados foram estimados no período 2006 a 2009 para que o último pudesse servir de base para comparação.

TABELA 4 - DESEMPENHO DA PREVISÃO COM ANO FORA DA AMOSTRA – MODELO A

MODELO	RMSE	MPE	MAPE
Modelo A.1	79,4	1,34%	4,54%
Modelo A.2	98,3	1,60%	5,48%
Modelo A.3	103,8	3,76%	5,53%

Fonte: elaborada pelo autor.

Considerando a análise para a previsão de um ano fora da amostra, os modelos A.1 e A.2 apresentaram bons resultados, especialmente quando considera o MPE (erro percentual médio) como parâmetro de medida. O modelo A.3 foi o que apresentou maiores erros de previsão.

O perfil das previsões para os três modelos, comparando com o realizado, é mostrado na Ilustração 11. O Modelo A.1, baseado no custo total, possui um perfil mais estável do que os Modelos A.2 e A.3, cujas previsões foram baseadas nos custos unitários. Isso deve ao fato do custo final dos Modelos A.2 e A.3 serem impactados pelos quantitativos físicos dos direcionadores.

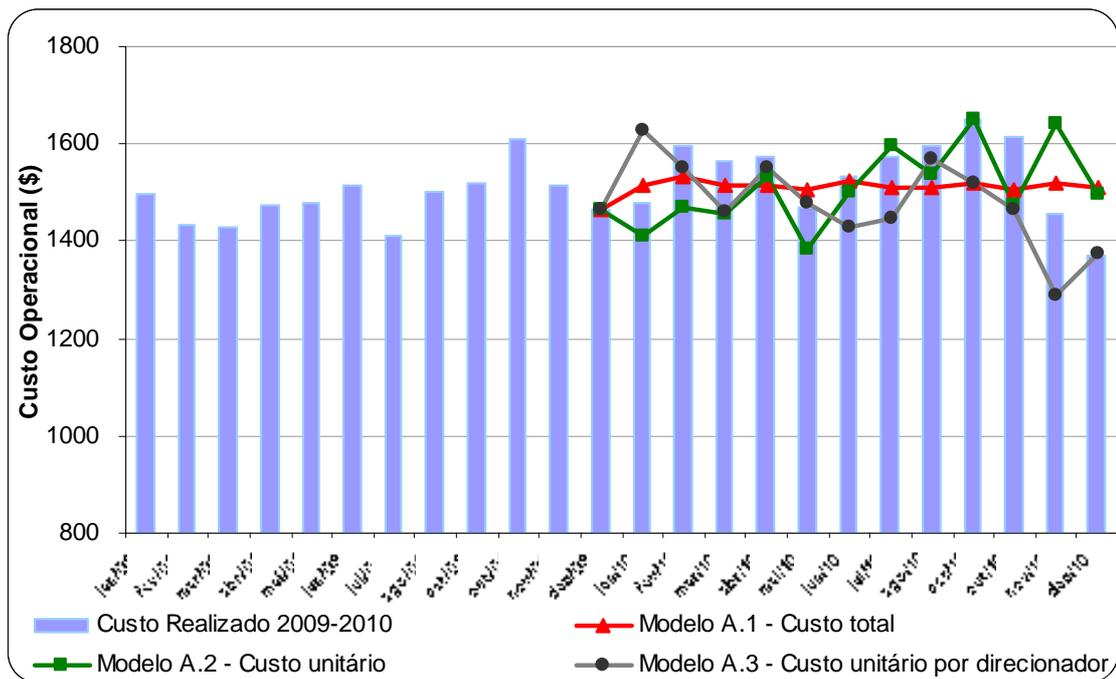


Ilustração 11 - Comparação entre o realizado e os previstos pelos modelos ARIMA – um ano fora da amostra

Fonte: Elaborado pelo autor.

4.3 MODELO DINÂMICO DE DEFASAGENS DISTRIBUIDAS

Nesse item foram estimados vários modelos, por meio de regressão múltipla, contemplando variáveis endógenas e exógenas, autoregressão e defasagens. No entanto, aqui são apresentados apenas os resultados dos modelos que tiveram melhores desempenhos, tanto do ponto de vista dos erros como dos testes de validação.

4.3.1 Identificação dos Modelos B

Na Tabela 5 é apresentada a estatística do teste de raiz unitária para as séries usadas na elaboração do modelo de dinâmico. Foram usados os testes ADF e PP e decisão da existência de raiz unitária é baseada na seguinte hipótese: H_0 : tem raiz unitária.

TABELA 5 - ESTATÍSTICA DO TESTE DE RAIZ UNITÁRIA – MODELO B

Séries	ADF (p-valor)		PP (p-valor)	
	Em nível	Primeira diferença	Em nível	Primeira diferença
In.Custo	0,775	0,01	0,078	0,01
In.Cun	0,01	0,01	0,01	0,01
In.n.poço	0,706	0,01	0,432	0,01
In.v.líquido	0,042	0,01	0,123	0,01
In.v.óleo	0,018	0,01	0,154	0,01
In.v.vapor	0,333	0,021	0,021	0,01
In.v.gás	0,155	0,258	0,437	0,01
In.v.água	0,491	0,01	0,404	0,01
In.v.oeq	0,018	0,01	0,01	0,01
In.v.total	0,017	0,037	0,076	0,01
In.preço	0,282	0,336	0,646	0,01

Fonte: elaborada pelo autor

Notas: p-valor < 0,05, H_0 é rejeitada.

Em que:

In.Custo = logaritmo do custo operacional total;

In.Cun = logaritmo do custo unitário (custo/volume óleo equivalente);

In.n.poço = logaritmo do número de poço em operação;

In.v.líquido = logaritmo do volume líquido processado;

In.v.óleo = logaritmo do volume óleo processado;

In.v.vapor = logaritmo do volume vapor injetado nos poços;

In.v.gás = logaritmo do volume gás processado;

In.v.água = logaritmo do volume água injetado nos poços;

In.v.oeq = logaritmo do volume óleo equivalente (óleo +gás) processado;

In.v.total = logaritmo do volume total de fluido movimentado (óleo + líquido + água + gás + vapor);

In.preço = logaritmo do preço do petróleo tipo *Brent*.

De acordo com os resultados apresentados na Tabela 5, as séries *In.Cun*, *In.v.líquido*, *In.v.óleo*, *In.v.oeq* e *In.v.total* não apresentam raiz unitária em nível e são consideradas estacionárias. Admitindo um nível de significância de 10% a série *In.Custo* também pode ser considerada estacionária pelo teste PP.

A análise de correlação entre as variáveis é apresentada na Tabela 6.

TABELA 6 - CORRELAÇÃO ENTRE AS VARIÁVEIS – MODELO. B

	In. Custo	In. Cun	In. n.poço	In. v.líquido	In. v.óleo	In. v.vapor	Ln. v.gás	In. v.água	In. v.oeq	In. v.total
In.Custo	1,000									
In.Cun	0,865	1,000								
In.n.poço	0,635	0,779	1,000							
In.v.líquido	-0,325	-0,627	-0,698	1,000						
In.v.óleo	-0,556	-0,804	-0,779	0,854	1,000					
In.v.vapor	0,069	0,172	0,116	-0,083	-0,020	1,000				
In.v.gás	-0,129	-0,235	0,039	-0,203	-0,260	-0,256	1,000			
In.v.água	-0,051	-0,348	-0,534	0,673	0,560	0,023	-0,095	1,000		
In.v.oeq	-0,634	-0,934	-0,735	0,709	0,827	-0,242	0,300	0,476	1,000	
In.v.total	-0,340	-0,657	-0,717	0,939	0,857	0,099	-0,123	0,822	0,747	1,000
In.preço	0,273	0,092	-0,147	0,319	0,042	-0,177	0,038	0,051	0,027	0,163

Fonte: elaborada pelo autor.

Por meio da Tabela 6 identifica-se que o custo total (*In.Custo*) é melhor explicado pelo número de poços e pelo o volume de óleo equivalente. Já o custo unitário (*In.Cun*) pode ser explicado por esses dois direcionadores e também pelos volumes de líquido, de óleo e volume total.

Na escolha das variáveis que compõem os modelos estimados, foi relevado o nível de correlação entre as mesmas, como é o caso do volume de óleo que é altamente correlacionado com o volume de líquido.

Os gráficos de correlação entre as variáveis são mostrados no Apêndice C.

4.3.2 Estimação dos Modelos B

Após a verificação que a maioria séries analisadas pode ser considerada estacionária em escala logarítmica, iniciou-se a fase de estimação dos modelos.

Nesta etapa vários modelos foram construídos tomando como base a correlação entre os custos (custo total e custo unitário) e os dados físicos e defasagens tanto dos custos como das demais variáveis. Dentre os modelos estimados, nove estão relacionados na Tabela 7.

TABELA 7 - MODELOS CAUSAIS COM DEFASAGENS – MODELO B

	MODELO	R²	p-valor
Modelo B.1	$\ln.Custo = F(\ln.v.líquido, \ln.v.óleo, \ln.v.vapor, \ln.v.gás, \ln.v.água, \ln.n.poço)$	0,6328	1,23E-07
Modelo B.2	$\ln.Cun = F(\ln.v.líquido, \ln.v.óleo, \ln.v.vapor, \ln.v.gás, \ln.v.água, \ln.n.poço)$	0,9104	6,70E-20
Modelo B.3	$\ln.Custo = F(\ln.n.poço, \ln.v.óleo, \ln.v.gás, \ln.v.água)$	0,6014	3,59E-08
Modelo B.4	$\ln.Custo = F(\ln.Cun(-1), \ln.Cun(-2), \ln.Cun(-4), \ln.v.total)$	0,6932	1,48E-10
Modelo B.5	$\ln.Cun = F(\ln.Cun(-1), \ln.Cun(-2), \ln.Cun(-4), \ln.v.total)$	0,8392	1,65E-16
Modelo B.6	$\ln.Cun = F(\ln.Cun(-1), \ln.Cun(-2), \ln.Cun(-3), \ln.Cun(-4), \ln.v.oeq, \ln.v.oeq(-1), \ln.v.oeq(-2), \ln.v.oeq(-3), \ln.n.poço)$	0,9524	2,43E-22
Modelo B.7	$\ln.Cun = F(\ln.Cun(-1), \ln.Cun(-3), \ln.Cun(-4), \ln.v.oeq, \ln.v.oeq(-1))$	0,9463	1,58E-25
Modelo B.8	$\ln.Custo = F(\ln.Custo, \ln.Custo(-1), \ln.Custo(-2), \ln.Custo(-3), \ln.Custo(-4), \ln.n.poço, \ln.v.oeq, \ln.v.oeq(-1), \ln.v.oeq(-2), \ln.v.oeq(-3), \ln.preço)$	0,7822	4,46E-10
Modelo B.9	$\ln.Custo = F(\ln.Custo, \ln.Custo(-1), \ln.Custo(-3), \ln.Custo(-4), \ln.v.oeq, \ln.preço)$	0,7652	3,28E-12

Fonte: elaborada pelo autor.

“F” indica que a variável dependente é função das variáveis independentes relacionadas.

Todos os modelos apresentaram significância e os Modelos B.2, B.6 e B.7 apresentaram coeficientes de determinação maior do que 0,9.

Cabe ressaltar que a possibilidade de trabalhar com séries em nível vai ao encontro da premissa de identificar modelos de fácil execução, possibilitando a manipulação por técnicos que não possuem conhecimento específico com as ferramentas de previsão.

4.3.3 Diagnóstico dos Modelos B

Para a validação dos modelos propostos, foi feita a verificação de ruído branco nos resíduos através de testes para autocorrelação, heterocedasticidade e normalidade.

TABELA 8 - ESTATÍSTICAS DOS TESTES DE ESPECIFICAÇÃO – MODELO B

Séries	p-valor		
	Autocorrelação LM-test 15 lag	Heterocedasticidade Breush-Pagan Godfrey	Normalidade Jarque-Bera
Modelo B.1 - C_total	0,6312	0,2247	0,3188
Modelo B.2 - C_unitário	0,3205	0,5845	0,3293
Modelo B.3 - C_total	0,4646	0,1641	0,6019
Modelo B.4 - C_total	0,1094	0,1837	0,7851
Modelo B.5 - C_unitário	0,5154	0,1375	0,0694
Modelo B.6 - C_unitário	0,7558	0,0371*	0,7333
Modelo B.7 - C_unitário	0,5026	0,1747	0,9546
Modelo B.8 - C_total	0,2424	0,0480	0,1479
Modelo B.9 - C_total	0,1940	0,0171*	0,0012*

Fonte: elaborada pelo autor.

P-valor < 0,05, rejeita H_0 .

Os testes de verificação apresentados na Tabela 8 indicam que o Modelo B.6 apresenta problema de heterocedasticidade e o Modelo B.9 apresenta problemas de heterocedasticidade e de normalidade. Portanto, há evidências por meio desses testes mostrados na Tabela 8, que os demais modelos estimados apresentam ruído

branco e inferir que captam as informações necessárias para prover um bom resultado na previsão do custo operacional.

Os autocorrelogramas de todos os Modelos “B”, mostrados Apêndice E, corroboram os resultados dos testes apresentados na Tabela 8.

4.3.4 Previsão dos Modelos B

Na Tabela 9 são apresentados os erros (RMSE, MPE e MAPE) para a previsão de um ano fora da amostra. Os dados foram estimados no período 2006 a 2009, e 2010 serviu de base para comparação.

TABELA 9 - DESEMPENHO DA PREVISÃO COM ANO FORA DA AMOSTRA - MODELO B

MODELO	RMSE	MPE	MAPE
Modelo B.1 - C_total	189,3	-6,85%	8,12%
Modelo B.2 - C_unitário	180,0	-7,31%	8,01%
Modelo B.3 - C_total	178,2	-6,72%	7,96%
Modelo B.4 - C_total	86,5	-1,67%	4,37%
Modelo B.5 - C_unitário	127,0	-3,52%	7,11%
Modelo B.6 - C_unitário	72,1	1,49%	3,89%
Modelo B.7 - C_unitário	74,5	-1,86%	3,52%
Modelo B.8 - C_total	105,7	-4,66%	5,05%
Modelo B.9 - C_total	69,5	-1,07%	3,32%

Fonte: elaborada pelo autor.

De acordo com os resultados mostrados na Tabela 9, o Modelo B.9 foi o que apresentou menores erros para previsão de um ano fora da amostra, mas esse modelo teve problemas nos teste de verificação e há indícios que os seus resíduos não são caracterizados como ruído branco. Dentre os demais modelos, o mais adequado é o Modelo B.7, cuja escolha é corroborada pelos testes de verificação (Tabela 8) e pelo segundo maior coeficiente de determinação ($R^2 = 0,9463$) entre os modelos estimados. O Modelo B.6 também mostrou bons resultados, mas apresentou problema no teste heterocedasticidade.

Os resultados da regressão do Modelo B.7 são mostrados na Tabela 10, onde pode ser verificado que todos os coeficientes da regressão possuem significância estatística. O autocorrelograma é apresentado na Ilustração 12.

TABELA 10 - ESTATÍSTICA DA REGRESSÃO DO MODELO B.7

R múltiplo: 0,9728			
R-Quadrado: 0,9463			
R-quadrado ajustado: 0,9399			
Erro padrão: 0,0552			
Observações: 48			
p-valor (F de significação): 1,58E-25			
Variável	Coefficientes	Estatística t	p-valor
Interseção	2,7609	3,4496	0,0013
ln_Cun(1)	0,6064	5,9395	0,0000
ln_Cun(3)	-0,2593	-3,0658	0,0038
ln_Cun(4)	0,3458	4,7198	0,0000
ln.Oeq	-1,1847	-9,9649	0,0000
ln.Oeq(1)	0,6743	3,9321	0,0003

Fonte: elaborada pelo autor.

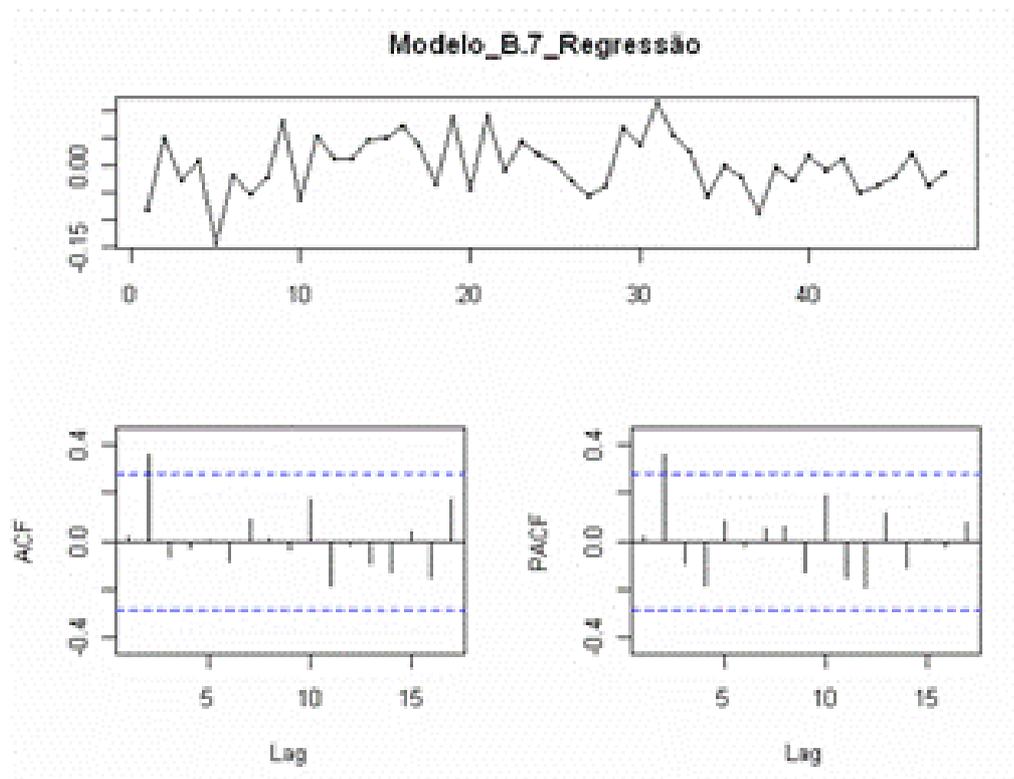


Ilustração 12 - Autocorrelograma do Modelo B.7

Fonte: Elaborado pelo autor.

4.4 REGRESSÃO POR OBJETO DE CUSTO

Esse modelo é baseado no que a empresa pesquisada pratica atualmente e tem como fundamento relacionar por meio de regressão o custo unitário do objeto de custo diretamente com o seu respectivo corresponde físico. Nesse intuito, foram estimados dois modelos, o Modelo C.1 com ajuste simples, e o Modelo C.2, em que foram contempladas defasagens e autoregressão.

O conceito adotado para a identificação e estimação do Modelo C.1 foi o de maior simplicidade, com alguma flexibilidade quanto ao diagnóstico. Para definição das equações foi feita a análise visual dos gráficos de dispersão, a verificação de *outliers* e priorizado o maior coeficiente de determinação. O Apêndice E apresenta os gráficos de dispersão dos custos unitários dos objetos de custo em função dos seus respectivos quantitativos físicos.

4.4.1 Identificação e Estimação dos Modelos C

Na Tabela 11 são apresentados os resultados das regressões dos custos unitários dos objetos de custo em função dos dados físicos para o Modelo C.1.

TABELA 11 - RESULTADOS DAS REGRESSÕES – MODELO C.1

Séries	Equação da regressão MODELO C.1	R ²
Poço	$y = -0,0986 x + 14,386$	0,4686
Líquido	$y = -19,884 \ln(x) + 83,528$	0,7890
ADM	$y = -23,967 \ln(x) + 83,545$	0,6240
Óleo	$y = 20,709$ (Média)	-
Vapor	$y = -15,24 \ln(x) + 40,273$	0,7734
Gás	$y = 45,137 x^{(-1,2153)}$	0,7391
Água	$y = 1,780$ (Média)	-

Fonte: elaborada pelo autor

Notas: y: representa o custo unitário

X: representa o dado físico (volume ou número de poços)

A Tabela 12 mostra os resultados das regressões dos custos unitários dos objetos de custo em função dos dados físicos para o Modelo C.2.

TABELA 12 - RESULTADOS DAS REGRESSÕES - MODELO C.2

Séries	Equação da regressão MODELO C.2	R ²	p-valor			
			Regr.	Var.1	Var.2	Var.3
Poço	$cun.poço = F(n.poço)$	0,4686	1,1E-05	1,1E-05	-	-
Líquido	$ln.cun.líquido = F(ln.v.líquido, ln.v.líquido (-1), cun.líquido (-1))$	0,9290	2,7E-25	3,1E-07	1,1E-04	1,5E-14
Adm	$d.ln.cun.adm = F(d.ln.v.óleo)$	0,4624	1,1E-07	1,1E-07	-	-
Óleo	$d.ln.cun.óleo = F(d.ln.v.óleo)$	0,4492	7,8E-06	7,8E-06	-	-
Vapor	$ln.cun.vapor = F(ln.v.vapor, ln.cun.vapor (-1))$	0,6163	4,9E-10	7,8E-08	1,1E-02	-
Gás	$ln.cun.gás = F(ln.v.gás, ln.v.gás(-1), ln.cun.gás(-1))$	0,9118	3,2E-23	1,8E-13	4,6E-09	4,2E-13
Água	$ln.cun.água = F(ln.cun.água(-1))$	0,9538	2,3E-32	2,3E-32	-	-

Fonte: elaborada pelo autor.

Nota: p-valor < 0,05, não rejeita H₀.

Na Tabela 12 é possível identificar que todas as regressões e todos os coeficientes das variáveis mostraram-se significantes.

Para o objeto de custo *Poço*, foi adotada a mesma equação definida no Modelo C.1, e para objeto de custo *Água*, foi adotada a autoregressão como modelo, do tipo AR(1).

4.4.2 Diagnóstico dos Modelos C

Os resultados dos testes de verificação (autocorrelação, heterocedasticidade e normalidade) para os Modelos C.1 e C.2 são mostrados nas Tabelas 13 e 14, respectivamente.

Em relação à autocorrelação, o Modelo C.2 está satisfatoriamente ajustado. No entanto, os resíduos de alguns objetos de custo apresentam problemas de normalidade e de heterocedasticidade.

TABELA 13 - ESTATÍSTICAS DOS TESTES DE ESPECIFICAÇÃO – MODELO C.1

Séries	p-valor		
	Autocorrelação LM-test 15 lag	Heterocedasticidade Breush-Pagan Godfrey	Normalidade Jarque-Bera
Poço	0,0038*	0,5034	0,4628
Líquido	0,0000*	0,0002*	0,1821
ADM	0,0000*	0,3764	0,1569
Vapor	0,3099	0,6010	0,0035*
Gás	0,0000*	0,0147	0,8161

Fonte: elaborada pelo autor.

Notas: p-valor < 0,05, rejeita H_0 .

TABELA 14 - ESTATÍSTICAS DOS TESTES DE ESPECIFICAÇÃO – MODELO C.2

Séries	p-valor		
	Autocorrelação LM-test 15 lag	Heterocedasticidade Breush-Pagan Godfrey	Normalidade Jarque-Bera
Poço	0,0038*	0,5034	0,4628
Líquido	0,7049	0,0804	0,0026*
ADM	0,2617	0,0086*	0,0008*
Óleo	0,5849	0,0444*	0,5765
Vapor	0,0610	0,6412	0,0008*
Gás	0,1947	0,2317	0,1125
Água	0,4063	0,0002*	0,9328

Fonte: elaborada pelo autor.

Notas: p-valor < 0,05, rejeita H_0 .

4.4.3 Previsão dos Modelos C

Os erros (RMSE, MPE e MAPE) para a previsão de um ano fora da amostra, são apresentados na Tabela 15.

TABELA 15 - DESEMPENHO DA PREVISÃO COM ANO FORA DA AMOSTRA – MOD. C.1 E C.2

MODELO	RMSE	MPE	MAPE
Modelo C.1	114,3	5,91%	6,02%
Modelo C.2	76,3	0,66%	3,97%

Fonte: elaborada pelo autor.

A análise para a previsão de um ano fora da amostra, indica que o Modelo C.2 tem um melhor desempenho do que o Modelo C.1, pois além de menores erros (RMSE, MPE e MAPE), também apresentou performance superior nos testes de especificação. O perfil das previsões para os dois modelos, comparando com o realizado, é mostrado na Ilustração 13.

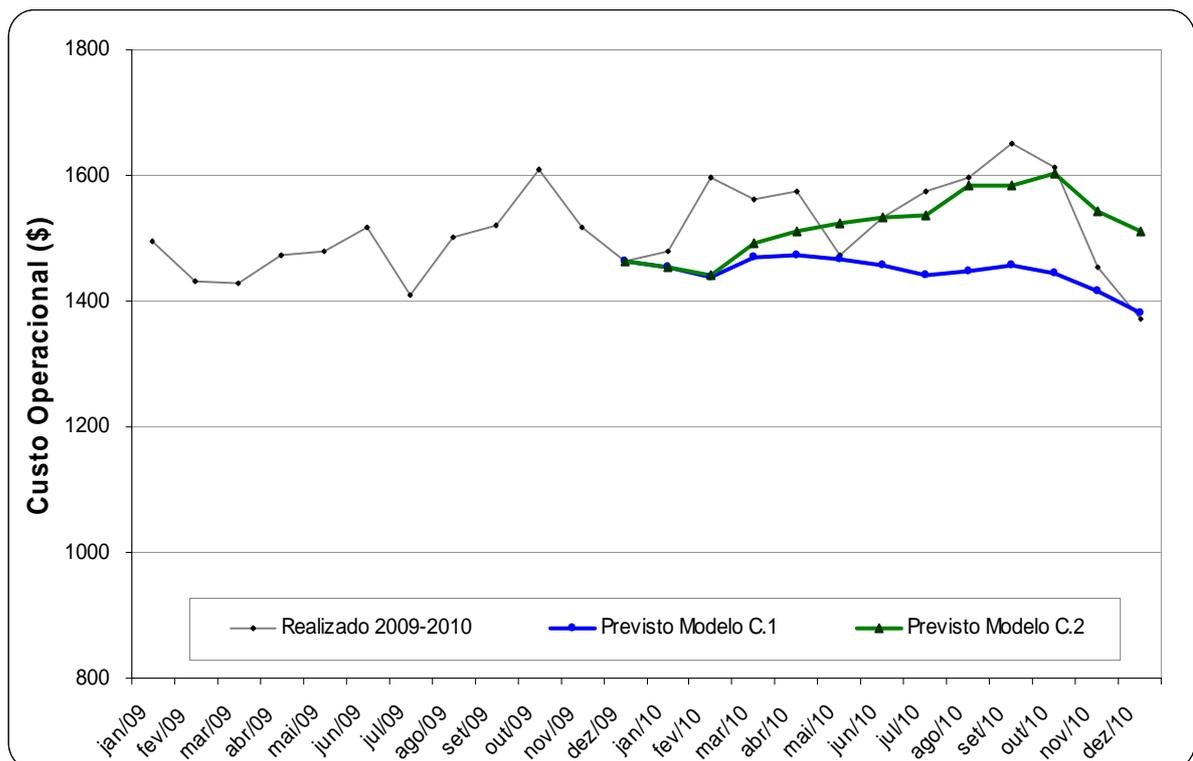


Ilustração 13 - Comparação entre o previsto e o realizado para os Modelos C

Fonte: Elaborado pelo autor.

4.5 SIMULAÇÃO DE MONTE CARLO

Nesse item são mostrados os resultados da Simulação de Monte Carlo, tendo como referência os modelos estimados que apresentaram menores erros para, o Modelo B.7 e o Modelo C.2. A visão probabilística da previsão foi elaborada a partir da distribuição de probabilidades que melhor representa o histórico de cada série.

As distribuições de probabilidades ajustadas para as séries analisadas estão representadas na Tabela 16.

TABELA 16 - DISTRUBUIÇÃO DE PROBABILIDADES PARA A SMC

Séries	DISTRIBUIÇÃO	PARÂMETROS		
		Mais provável	DP	Min Máx
Mod. B.7_In.cun(-1)	Mínimo extremo	4,77	0,18	
Mod. B.7_In.cun(-3)	Mínimo extremo	4,74	0,19	
Mod. B.7_In.cun(-4)	Mínimo extremo	4,72	0,20	
Mod. B.7_In.oeq	Normal	2,58	0,14	
Mod. B.7_In.oeq(-1)	Normal	2,60	0,15	
Mod. C.2_In.n.poço	Triangular	4,74		2,09 5,08
Mod. C.2_In.v.líquido	Triangular	4,75		4,67 14,22
Mod. C.2_In.adm	Triangular	18,44		13,04 40,0
Mod. C.2_In.v.óleo	Triangular	20,84		13,34 28,28
Mod. C.2_vapor	Triangular	5,59		5,30 37,71
Mod. C.2_gás	Triangular	34,80		0,0 97,79
Mod. C.2_In.v.água	Triangular	1,75		0,62 4,0

Fonte: elaborada pelo autor.

Na Tabela 17 são mostrados os resultados da Simulação de Monte Carlo para o Modelo B.7 e o Modelo A.2, em que:

- Para o Modelo B.7, com valor esperado de \$1505, há a indicação com 90% de probabilidade que o custo previsto deve situar entre \$1323 e \$1699.
- Para o Modelo C.2, com valor esperado de \$1535, há a indicação com 90% de probabilidade que o custo previsto deve situar entre \$1468 e \$1600.

Os gráficos com as distribuições de probabilidades para a previsão dos custos operacionais dois modelos (Modelo B.7 e o Modelo A.2), estão no Apêndice F.

TABELA 17 - RESULTADOS DA SIMULAÇÃO DE MONTE CARLO – MÉDIA PARA 2010

MODELO	Média determinística	SMC (90%)		
		Mínimo	Valor esperado	Máximo
Mod. B.7	1566	1323	1505	1699
Mod. C.2	1526	1468	1535	1600

Fonte: elaborada pelo autor.

Pelos resultados apresentados na Tabela 15 verifica-se que o Modelo C.2 possui maior aderência entre os resultados da previsão determinística e da Simulação de Monte Carlo, além de menor dispersão.

4.6 ANÁLISE DOS RESULTADOS

Os erros para previsão determinística de um ano fora da amostra, para os modelos estimados, são mostrados na Tabela 18 e na Ilustração 14.

Os modelos que apresentaram melhores resultados, com menores erros, foram os modelos B.7 e C.2, modelos esses estimados por meio de regressão (causais). O Modelo C.2, apesar de apresentar alguns problemas de diagnóstico, é mais simples, enquanto o Modelo B.7 é mais elaborado e requer mais trabalho e conhecimento na sua estimação.

Dentre os modelos estimados, o que teve pior desenho foi o Modelo C.1, que além do maior erro, também apresentou sérios problemas de diagnóstico quanto à autocorrelação, heterocedasticidade e normalidade. A única vantagem do Modelo C.1 é a facilidade de elaboração.

Os modelos “A”, tipo ARIMA, também apresentaram bom desempenho e excelente diagnóstico em relação ao ruído branco.

TABELA 18 - ERRO DOS MODELOS ESTIMADOS

MODELO	RMSE	MPE	MAPE
Mod. A.1	79,4	1,34%	4,54%
Mod. A.2	98,3	1,60%	5,48%
Mod. A.3	103,8	3,76%	5,53%
Mod. B.7	74,5	-1,86%	3,52%
Mod. C.1	114,3	5,91%	6,02%
Mod. C.2	76,3	0,66%	3,97%

Fonte: elaborada pelo autor

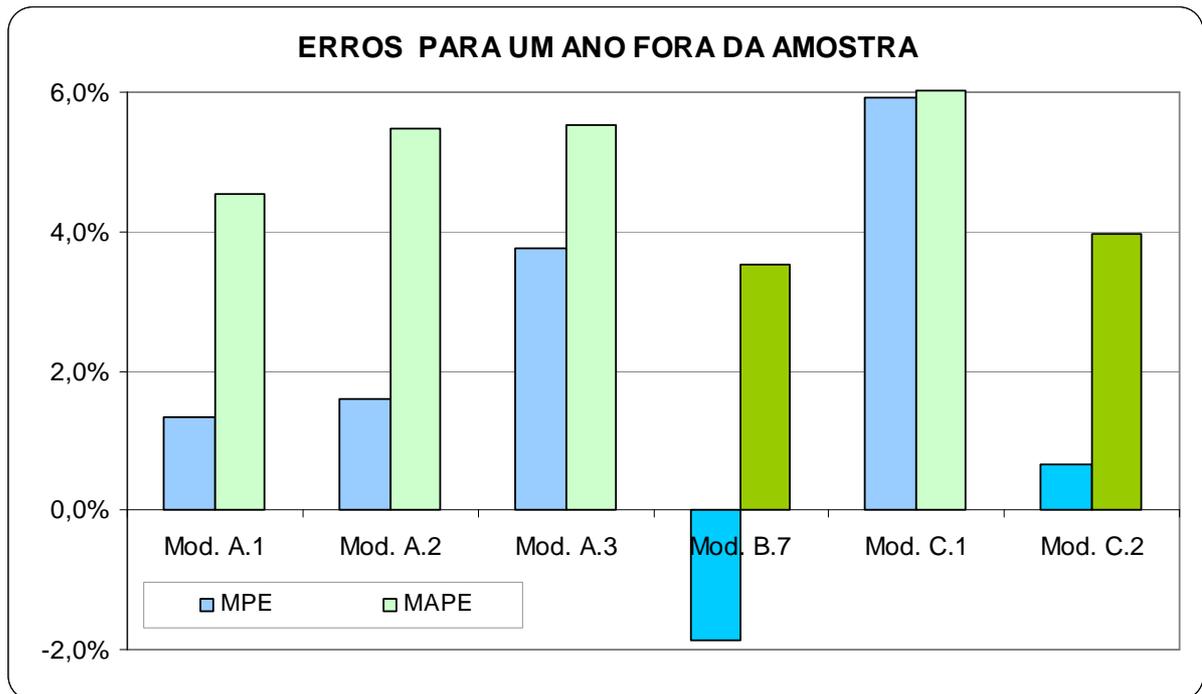


Ilustração 14 - Erros MPE e MAPE para os modelos estimados

Fonte: Elaborado pelo autor.

Capítulo 5

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Esta pesquisa investigou metodologias para elaboração de previsão de custo operacional usando modelos dinâmicos univariados e causais, com e sem defasagens distribuídas. Os modelos foram testados em uma base de dados de uma empresa petrolífera que opera segmento de Exploração e Produção no Brasil.

Os resultados sinalizam que os modelos estimados, tanto os de séries temporais quanto os causais, possuem potencial de aplicação empresarial, tendo em vista que o MAPE (erro percentual médio absoluto) situou entre 3,5% e 6,0% para a previsão de um ano fora da amostra.

Considerando que a empresa adota a base anual para consolidação e acompanhamento do orçamento, o MPE (erro percentual médio) parece uma medida mais indicada para comparação entre o previsto e o realizado. Assim, quatro dos modelos apresentaram MPE inferior a 2,0%, dois usando o modelo ARIMA e dois modelos causais.

Admitindo os erros (MAPE e MPE) como o principal critério para escolha do modelo, os resultados indicam que os modelos causais Modelo B.7 e o Modelo C.2 são os mais adequados para previsão do custo operacional com base na amostra estudada. No Modelo B.7 a previsão é do custo unitário do óleo equivalente por meio de regressão múltipla com termos autoregressivos e com a variável volume de óleo equivalente (óleo + gás) com defasagens. No Modelo C.2, a previsão é feita por objeto de custo (sete no total) sendo que a regressão entre esse e o seu

correspondente físico, dependendo do caso, contemplou diferenças (no caso de não estacionaridade em nível) e defasagens.

Uma vez definidas as correlações entre os custos e os dados físicos, os procedimentos são de rápida execução e de baixo custo, alinhado com indicações de Neely, Sutcliff e Eyns (2001) e Barrett, Meegan e Townley (2007) que concluíram em seus estudos que as empresas gostariam de ter previsões mais frequentes (*Rolling forecast*) e com um custo/benefício favorável.

Com as constatações expostas, é possível inferir que os objetivos propostos foram alcançados. Os modelos testados mostraram apropriados para previsão de custo operacional e a Simulação de Monte Carlo contribuiu na escolha do modelo que apresenta menor faixa de incerteza.

Cabe ressaltar que as conclusões aqui relatadas se aplicam à amostra analisada, específica de uma empresa do setor petrolífero, e que extrapolações para outras empresas ou outros seguimentos devem ser feitas com critério. Outro ponto que de alguma maneira dificultou a análise dos dados foi o tamanho da amostra.

Como proposta para estudos futuros sugere-se: analisar o comportamento dos modelos no longo prazo e verificar a contribuição na certificação das reservas de hidrocarbonetos; desenvolver modelos de segregação do custo operacional em seus componentes fixo e variável, bem como o comportamento do custo fixo no médio e longo prazos.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ANP. Regulamento Técnico Nº 001/2000 de Reservas de Petróleo e Gás Natural. Portaria Nº 009. 21 de Janeiro de 2000.

BARRETT, R; MEEGAN, J.; TOWNLEY, D. Driver-Based Budgeting: The Proven Route to Faster Budgeting and More Frequent Reforecasts. White Paper, 2007.

BOCCARDI A. GIUBILEO A., E CADEGIANI, C. New Software for OPEX Estimation: Cost Driver Estimation (CODE) Tool With Monte Carlo Risk Analysis Simulation. **SPE Production and Operations Conference and Exhibition** held in Tunisia, Tunisia, 8–10 June 2010.

BOX, G.; JENKINS, G. Time Series Analysis: Forecasting and Control. San Francisco: Holden Day, 1976

BRIMSON, J. e ANTOS, J. Driving Value Using Activity-Based Budgeting. New York: John Wiley & Sons, Inc., 1999.

COCHRANE, J. **Writing Tips for Ph. D. Students**. University of Chicago. 2005.

COLODETI FILHO, E.; GOMES, Carlos E. A.; TEIXEIRA, A. J. C. Uma reflexão sobre a segregação dos custos com o uso da análise de regressão linear: o caso da Espírito Santos Borrachas. In: 3º CONGRESSO USP DE CONTROLADORIA E CONTABILIDADE, São Paulo, 2003.

COVALESKI et. al. Budgeting Research: Three Theoretical Perspectives and Criteria for Selective Integration. **Handbook of Management Accounting Research**, 2007.

CRESWELL, J. W. **Projeto de pesquisa: método qualitativo, quantitativo e misto**. Porto Alegre: Artmed, 2007.

EMHJELLEN, K.; EMHJELLEN, M. OSMUNDESEN, P. Cost Estimation and Investment Decision. 24th International Conference of International Association for Energy Economics (IAEE), 2001: *An Energy Odyssey?*, Houston, Texas, April 25-27, 2001.

EMHJELLEN, M.; EMHJELLEN, K. OSMUNDESEN, P. Cost Estimation Overruns in the North Sea. **Project Management Institute**, Vol. 34 Nº 23-29, 2003.

FIRESTONE, M. et al. Guiding Principles for Monte Carlo Analysis. U. S. Environmental Protection Agency (EPA). March 1997.

GARCIA, S.; LUSTOSA, P. R. B.; BARROS, N. R. Aplicabilidade do Método de Simulação de Monte Carlo na Previsão de Custos de Produção de Companhia Industriais: O Caso da Companhia Vale do Rio Doce. **Revista de Contabilidade e Organizações - FEA-RP/USP**, v. 4, n. 10, p. 153-173, set-dez 2010.

GARRISON, R.H.; NOREEN, E.W. **Contabilidade Gerencial**, 9ª Ed. Rio de Janeiro: LTC, - Livros Técnicos e Científicos Ed. 2001.

HANSEN, Don R.; MOWEN, Maryanne M. **Gestão de custos: contabilidade e controle**. São Paulo: Pioneira Thomson Learning, 2001.

HANSEN, S. C.; OTLEY, D. T.; VAN DER STEDE, W. A. Practice Developments in Budgeting: An Overview and Research Perspective. **Journal of Management Accounting Research**, 2003, vol. 15, p. 95-116.

HORNGREN, Charles T.; FOSTER, George; DATAR, Srikant M.; **Contabilidade de Custos**. Rio de Janeiro: LTC, 2000.

HYNDMAN, R. J. e KHANDAKAR, Y. Automatic Time Series Forecasting: The forecast Package for R. **Journal of Statistical Software**, V. 27, Issue 3, July 2008.

LEAHY, T. As 10 maiores armadilhas do orçamento. **HSM Management**, nº32, mai-jun/2002.

LEITE, R. M. et. al. Orçamento Empresarial: Levantamento da Produção Científica no Período de 1995 a 2006. **Revista Contabilidade Finanças, USP**, São Paulo v. 19 n. 47 p. 56 - 72 maio/agosto 2008.

LEVINE, D. M., STEPHAN, D; KREHBIEL, T. C.; BERENSON, M. L. **Estatística: Teoria e Aplicações**. 3. ed. Rio de Janeiro : LTC, 2005.

LOBERG et al. The How's and Why's of Probabilistic Well Cost Estimation. **IADC/SPE Asia Pacific Drilling Technology Conference and Exhibition**. Jakarta, Indonesia, 25–27 August 2008

LOPES, H.A, BLASCHEK, J.R.S. Minimizando as deficiências do planejamento operacional com o uso do orçamento baseado em atividades. **Revista de Contabilidade do Mestrado em Ciências Contábeis – UERJ** – v.12, n.2 – maio/agosto, 2007.

LUFT, Joan; SHIELDS, Michael D. Mapping management accounting: graphics and guidelines for theory consistent empirical research. **Accounting, Organizations and Society**, v. 28, p. 169-249, 2003.

NEELY, A.; SUTCLIFF, M. R. e EYNS, H. R. **Finance & performance management: driving value through strategic planning and budgeting**, 2001.

OLIVEIRA, P. H. D.; LUSTOSA, P. R. B. Custos primários como parâmetro de eficiência produtiva: uma análise empírica da Companhia Vale do Rio Doce antes e após a privatização. In: 5º CONGRESSO USP DE CONTROLADORIA E CONTABILIDADE, São Paulo, 2005.

PAMPLONA, E. O.; SILVA, W. F. Contribuição da Simulação de Monte Carlo na Projeção de Cenários para Gestão de Custos na Área de Laticínios. In: IX

Congresso Internacional de Custos, 2005, Florianópolis. **Anais do IX Congresso Internacional de Custos**, 2005. p. 29.

SCHIOZER, R.F.; LIMA G.A. C.; SUSLICKS. B. The Pitfalls of Capital Budgeting When Costs Correlate to Oil Price. **Journal of Canadian Petroleum Technology**, Volume 47, No. 8, August 2008.

SILVA, F. D. C. et al. Comportamento dos Custos: Uma Investigação Empírica Acerca dos Conceitos Econométricos Sobre a Teoria Tradicional da Contabilidade de Custos. **Revista Contabilidade Finanças, USP**, n 43, p. 61-72, jan/abr 2006.

SOUZA, F. R. Impacto do Preço do Petróleo na Política Energética Mundial. UFRJ/COPPE. Rio de Janeiro, 2006.

SUZART, Janilson A. S. O processo orçamentário das indústrias da Região Metropolitana de Salvador: Uma análise através de escalonamento multidimensional. **XVI Congresso Brasileiro de Custos**, 2009.

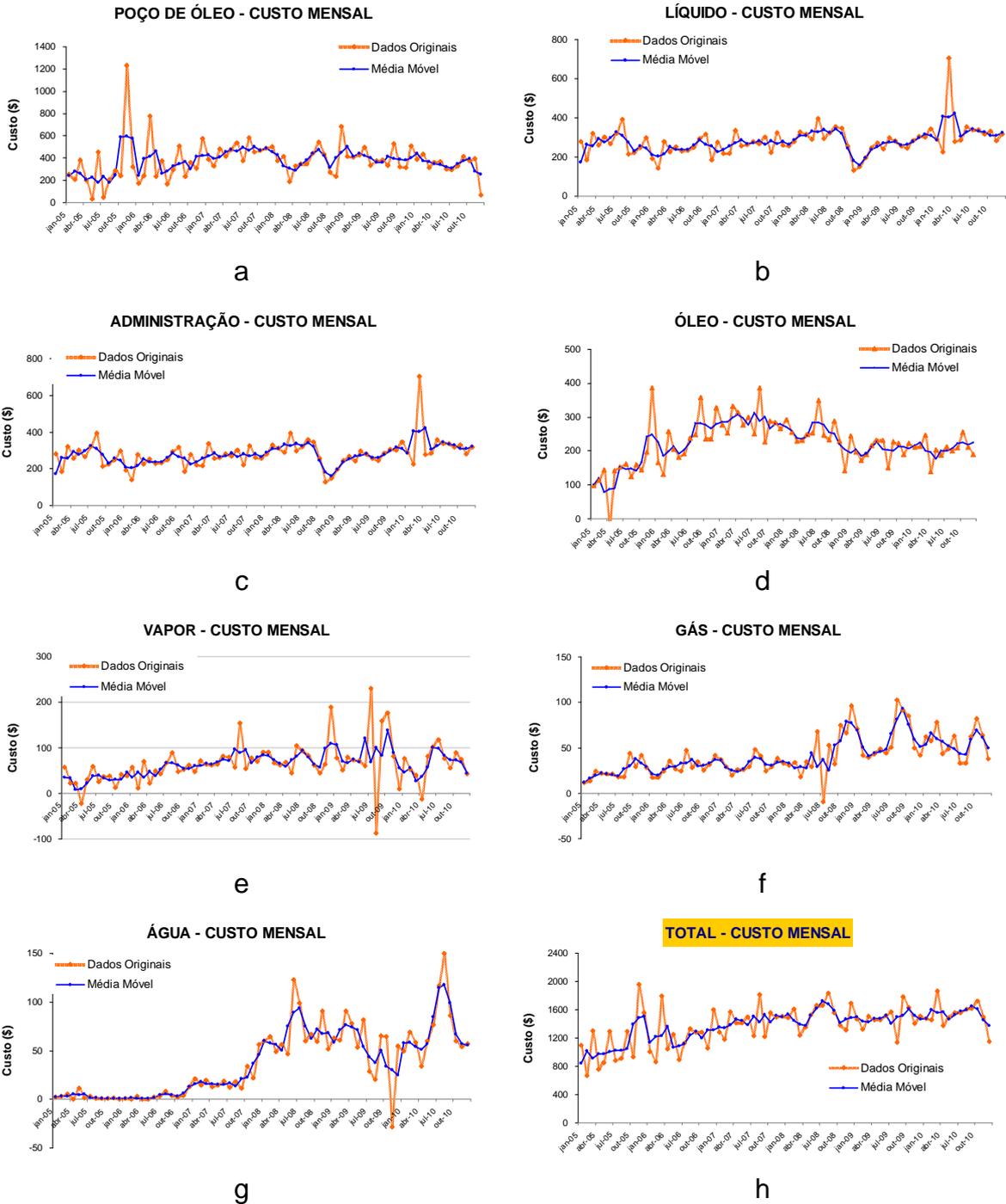
THOMAS, J. E. et al. **Fundamentos da Engenharia de Petróleo**. Rio de Janeiro Interciência, 2ª edição, 2004.

VERRE, F.; GIUBILEO, A.; CADEGIANI, C. Asset Life-Cycle OPEX Modelling With Monte Carlo Simulation To Reduce Uncertainties and To Improve Field Exploitation. **SPE Annual Technical Conference and Exhibition** held in New Orleans, Louisiana, USA, 4-7 October 2009.

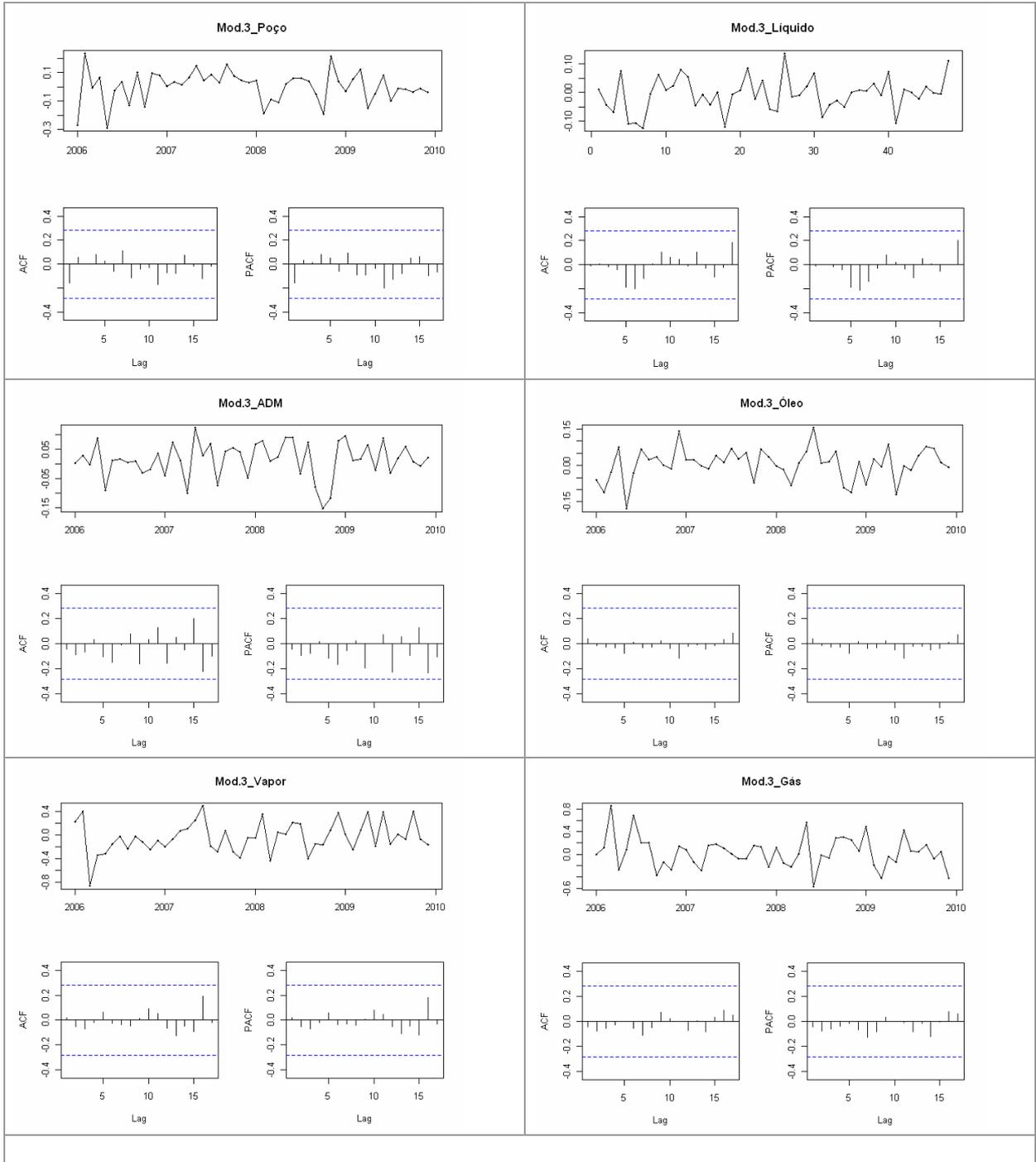
WILLIAMSON, H.S.; SAWARYN, S.J.; MORRISON, J.W. Monte Carlo Techniques Applied to Well Forecasting: Some Pitfalls. **SPE Drilling & Completion**. September 2006.

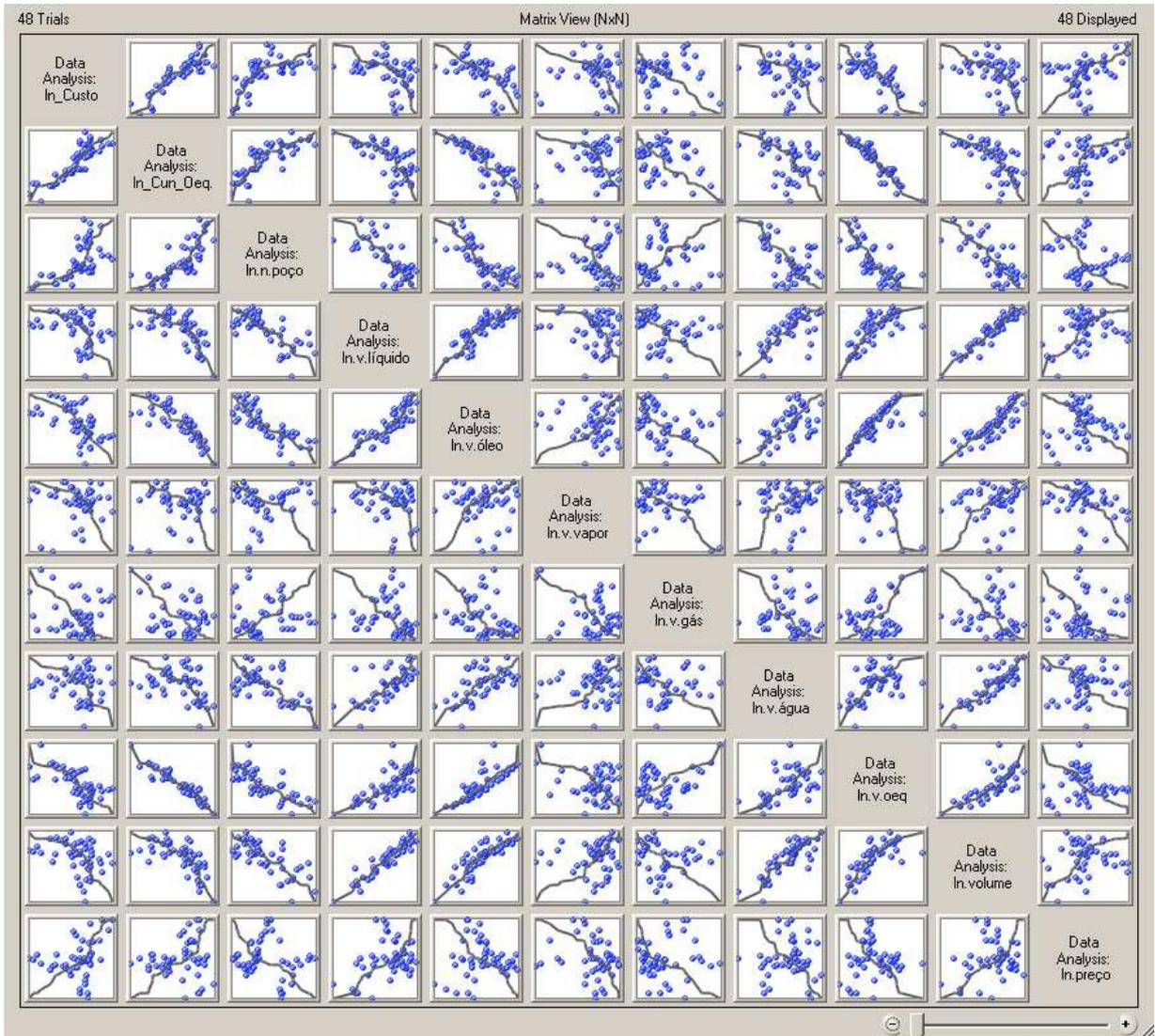
APÊNDICES

APÊNDICE A - Evolução dos custos operacionais por direcionador – Original e média móvel

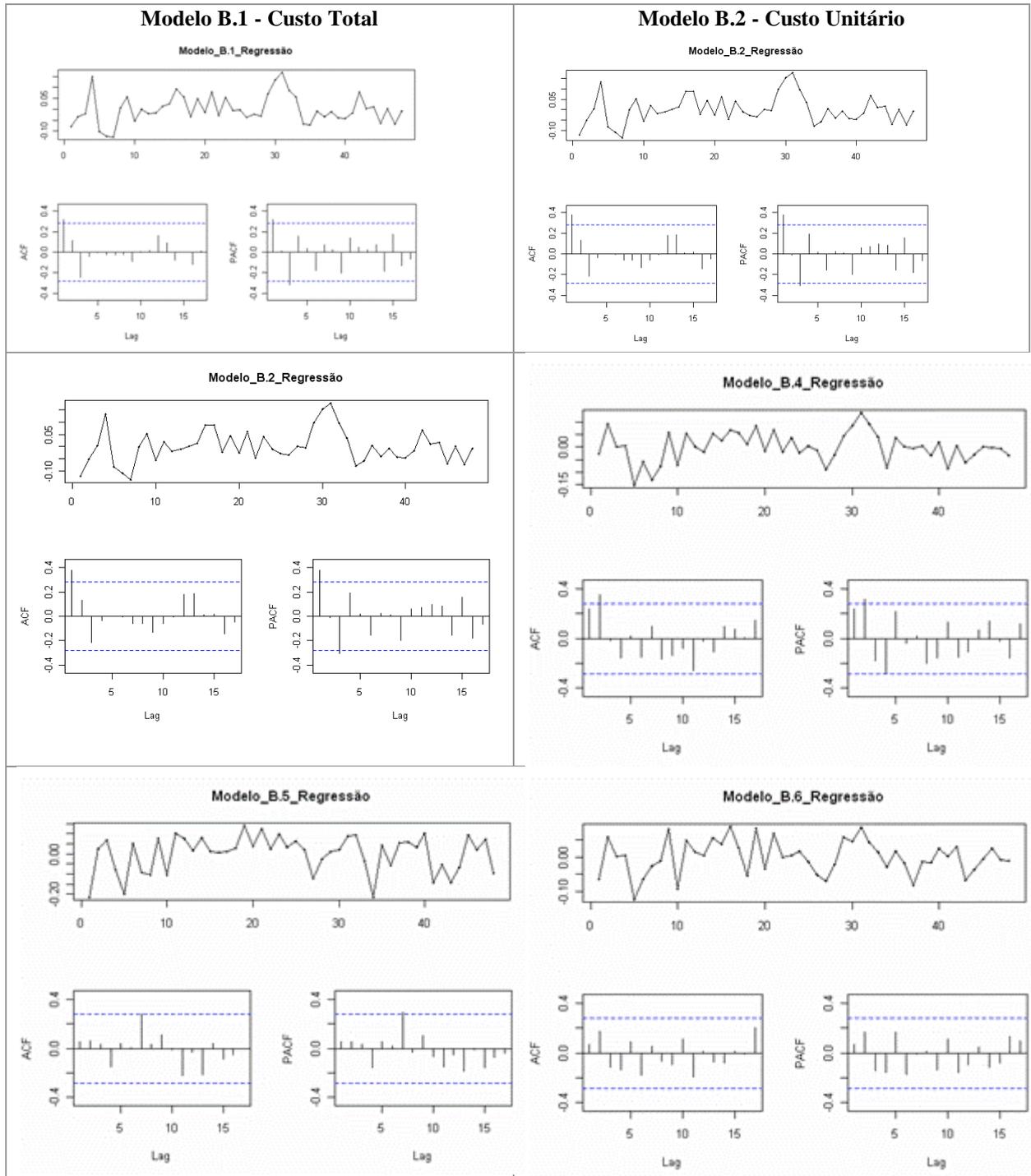


APÊNDICE B - Autocorrelogramas do Modelo A.3

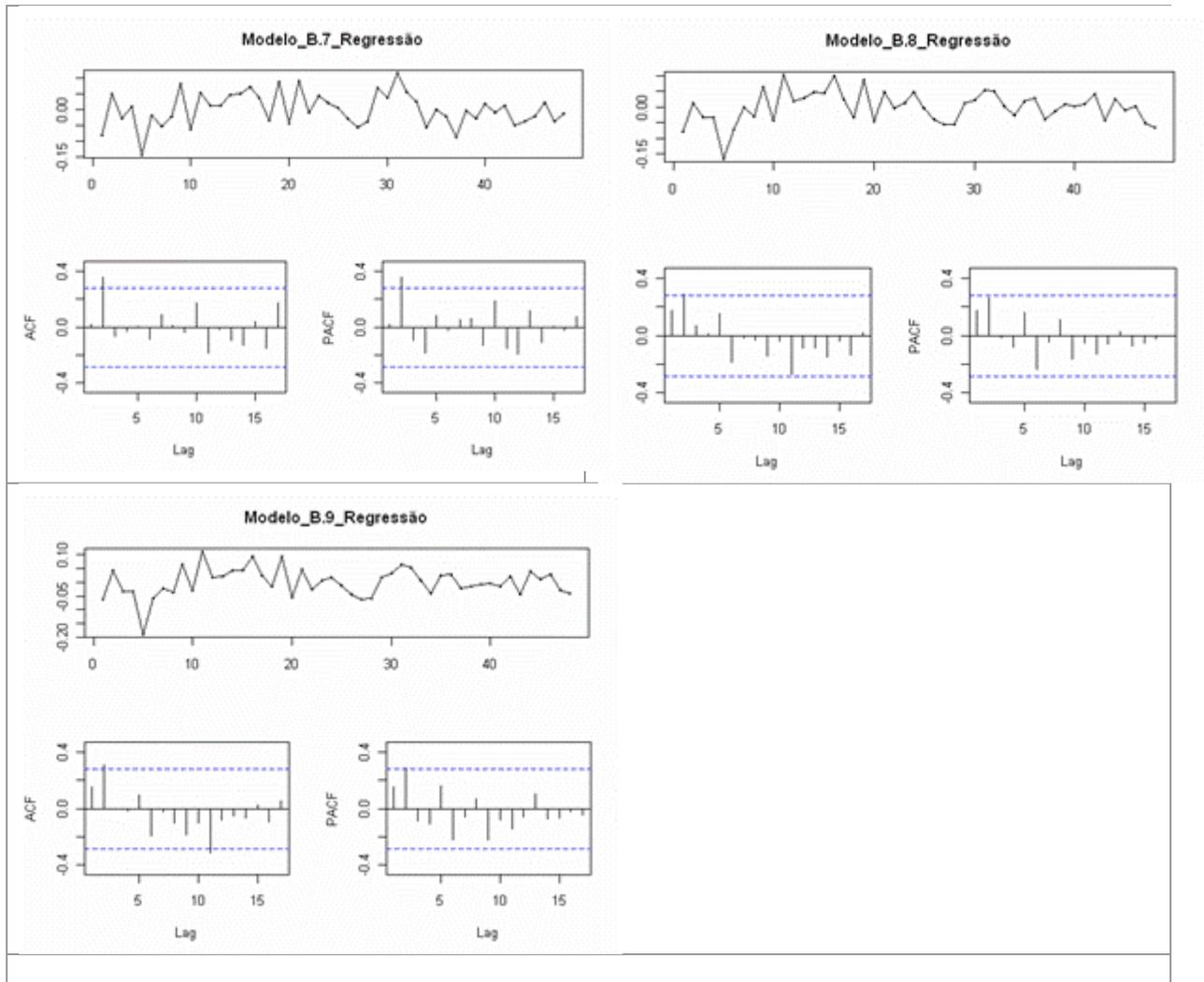


APÊNDICE C - Gráficos de correlação das variáveis dos Modelos B

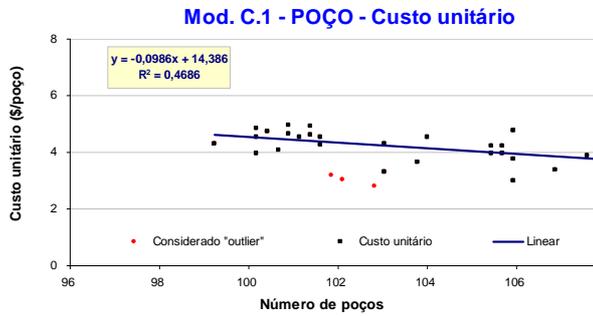
APÊNDICE D - Autocorrelogramas com acf e acfp dos Modelos “B”



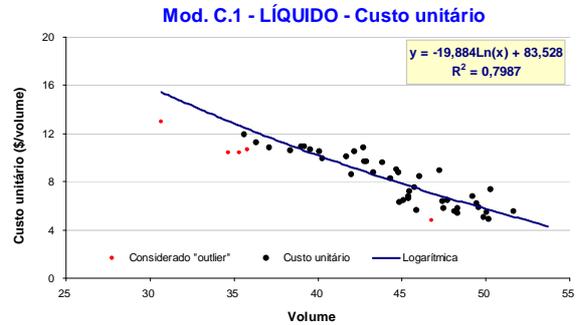
APENDICE D Continuação - Autocorrelogramas com acf e acfp dos Modelos “B”



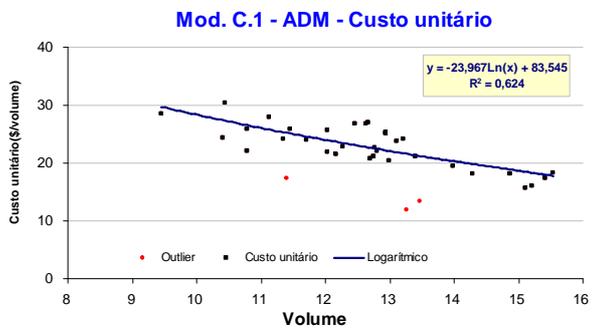
APÊNDICE E - Modelo C.1 - Gráficos de dispersão para cálculo do custo unitário por direcionador



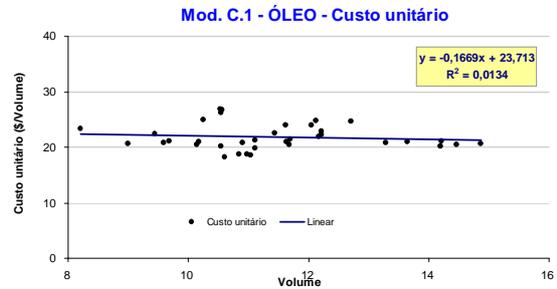
a



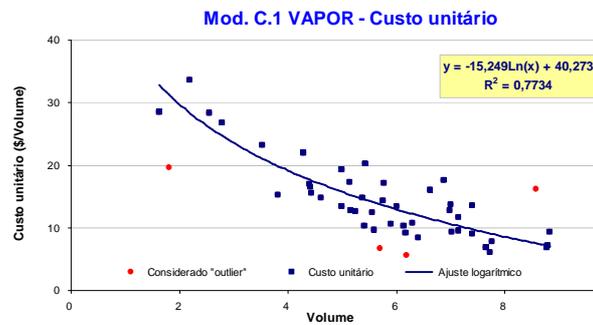
b



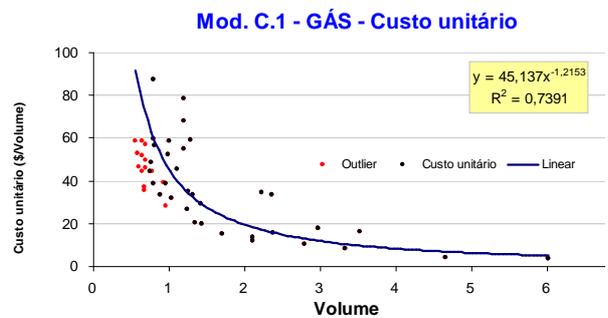
c



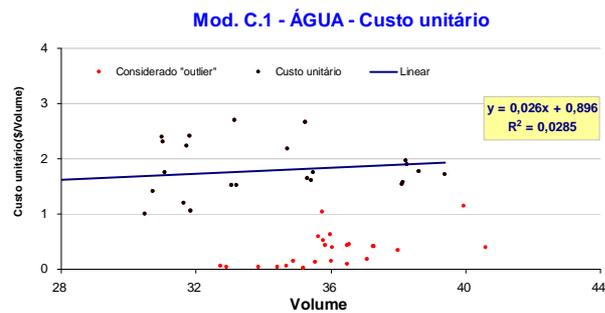
d



e

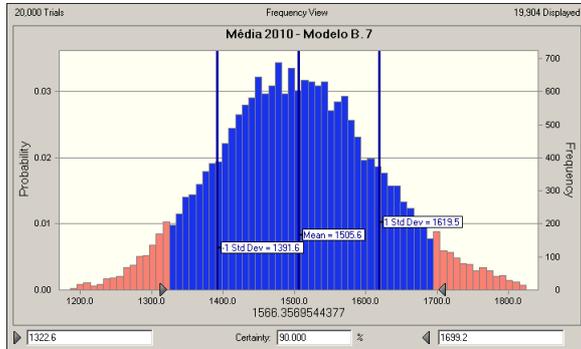


f

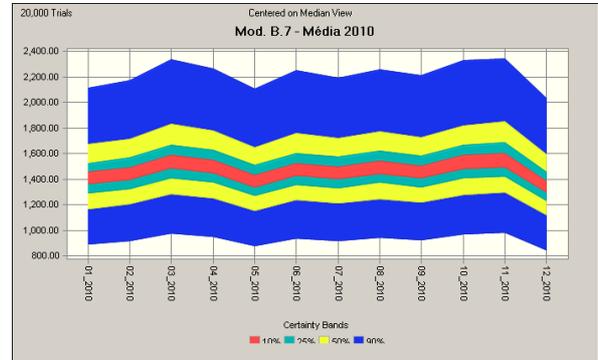


g

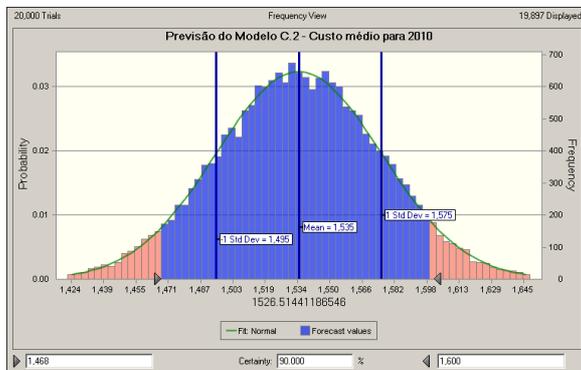
APÊNDICE F - Simulação de Monte Carlo



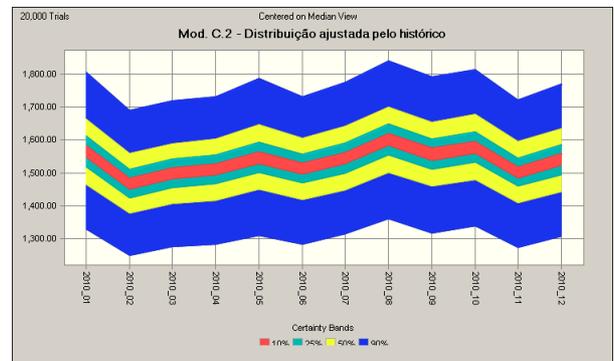
a



b



c



d

Fonte: Elaborado pelo autor.