

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS
FACULDADE DE CIÊNCIAS ECONÔMICAS
DEPARTAMENTO DE CIÊNCIAS ADMINISTRATIVAS
CENTRO DE PÓS GRADUAÇÃO E PESQUISA EM ADMINISTRAÇÃO**

**Aplicação do CF@R e de Cenários de Stress no Gerenciamento dos
Riscos Corporativos do Setor de Distribuição de Energia Elétrica**

**Dissertação apresentada ao Curso de
Mestrado em Administração da Faculdade
de Ciências Econômicas da Universidade
Federal de Minas Gerais, como requisito
parcial à obtenção do título de Mestre em
Administração.**

Área de Concentração: Finanças

Orientador: Prof. Dr. Aureliano Angel Bressan

Coorientadora: Prof.^a Dr.^a. Fernanda Perobelli

BELO HORIZONTE

2010

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus, aos familiares e amigos pelo apoio incondicional, essencial para o cumprimento deste objetivo. Ao Prof. Aureliano Bressan e à Prof.^a Fernanda Perobelli pela orientação, paciência e confiança.

Ao Instituto de Previdência dos Servidores do Estado de Minas Gerais – IPSEMG e ao Fundo de Previdência do Estado de Minas Gerais – FUNPEMG pela flexibilidade e suporte, decisivos para a conclusão desta pesquisa.

Aos colegas do CEPEAD/UFMG pelo auxílio no decorrer do curso de mestrado.

RESUMO

Dada a importância da medida de fluxo de caixa em risco (CF@R), para o gerenciamento de riscos corporativos, o presente estudo propõe a comparação de dois métodos de estimação para o CF@R, sendo o primeiro baseado no cômputo de modelos auto-regressivos integrados com médias móveis (ARIMA) e o segundo embasado na utilização de vetores auto-regressivos (VAR) com variáveis exógenas para as seguintes empresas: Companhia Energética de Minas Gerais (CEMIG), Centrais Elétricas de Santa Catarina (CELESC), Companhia Energética do Ceará (COELCE), Companhia Paranaense de Energia (COPEL) e AES Eletropaulo. Foram retiradas oito observações (do terceiro trimestre de 2007 ao segundo trimestre de 2009), para o cálculo da raiz do erro quadrático médio, restando então 38 observações para subsidiar o cômputo dos modelos propostos. Os resultados apontam que mesmo em face da dificuldade de mapear e mensurar todos os fatores de risco do setor brasileiro de distribuição de energia elétrica, a segunda abordagem apresentou maior precisão preditiva fora da amostra, quando comparada à primeira no âmbito de todas as empresas analisadas. No entanto, salienta-se que ambos os modelos apresentaram dificuldades em captar situações de reajustes tarifários anuais negativos, aumentos significativos nas tarifas de compra de energia, ampliação da capacidade instalada ou aumento das contingências trabalhistas, como verificado nos períodos fora da amostra. Para fins de *backtesting* da estimativa do CF@R, foram simulados 1.000 fatores de risco, e conseqüentemente 1.000 estimativas de fluxo de caixa operacional para cada um dos trimestres do ano. Dado um nível de significância de 5%, constatou-se que as medidas de CF@R estimadas para os oito trimestres de análise em média superestimaram o risco para a COELCE e o subestimaram para a CELESC. Para as demais empresas, as estimativas de CF@R apresentaram-se consistentes para um nível de significância de 5%. Adicionalmente, cenários de *stress* foram gerados com base nos valores extremos das distribuições dos fatores de risco, a fim de averiguar os impactos sobre a estimativa futura (obtida a partir da distribuição de probabilidades) para o fluxo de caixa operacional. Em algumas situações, a estimativa obtida pelo *stress test* apresentou um decréscimo de 62,7% em relação ao valor gerado através da simulação de cenários normais. Tais análises auxiliam na avaliação dos riscos associados a situações de baixa liquidez, que podem comprometer a capacidade da empresa em arcar com possíveis financiamentos e manter ou criar novos projetos de investimentos.

Palavras chave: fluxo de caixa em risco, Modelagem ARIMA, Modelagem VAR, simulação de Monte Carlo, *backtesting*, Testes de Stress.

ABSTRACT

Due to the relevance of the cash flow at risk (CF@R) to manage corporate risks, the present study proposes a comparison of two estimation approaches: the first one is based on Autoregressive Integrated Moving Average Models (ARIMA), and the second one applies Vector Autoregressive Models (VAR) with exogenous variables, for the following Brazilian energy companies: Companhia Energética de Minas Gerais (CEMIG), Centrais Elétricas de Santa Catarina (CELESC), Companhia Energética do Ceará (COELCE), Companhia Paranaense de Energia (COPEL) and AES Eletropaulo. In order to analyze the performance, eight observations were excluded (from the third quarter of 2007 to the second quarter of 2009), to calculate the root mean squared error, remaining then 38 observations to estimate the proposed models. Considering the difficulties with the survey and measurement of the Brazilian distribution energy sector risk factors, the results indicate that the second approach has presented a better predictive performance, in the analyzed series. Nevertheless, both models encountered difficulties to capture situations regarding the readjustment of negative annual rates, high increases on the energy purchase rates, increases in the installed capacity, and labor contingencies. By backtesting the CF@R estimates, 1.000 scenarios were simulated for the risk factors, generating the same number of estimations for the operational cash flow for each quarter. Considering 5% significance level and the interval of eight quarters analyzed, the mean CF@R overestimate the risk for COELCE and underestimate the cash flow risk for CELESC. For the remaining companies the Cf@R measures were consistent, considering a 5% significance level. Beside these analysis, stressed scenarios were simulated, considering the extreme values obtained from the distribution of the risk factors. In some situations, the stressed test estimated a decrease of 62,7% when compared with values in normal scenarios. Those analyses are useful to measure the risk associated to low financial liquidity situations, that pledges the enterprise's capacity to manage possible loans and to create or to maintain investments projects.

Key words: *cash flow at risk*, ARIMA Modeling, VAR Models, Monte Carlo Simulation, backtesting, stress tests.

SUMÁRIO

LISTA DE GRÁFICOS.....	7
LISTA DE TABELAS	9
LISTA DE SIGLAS	11
1. INTRODUÇÃO	13
2. RELEVÂNCIA	16
3. PROBLEMA DE PESQUISA	19
4. OBJETIVOS	20
5. REFERENCIAL TEÓRICO.....	21
5.1. ASPECTOS CONCEITUAIS SOBRE A GESTÃO DE RISCO	21
5.2. O VALOR EM RISCO (V@R).....	26
5.3. O FLUXO DE CAIXA EM RISCO (CF@R).....	31
5.4. APLICAÇÕES EMPÍRICAS DO CF@R.....	38
6. BREVE CARACTERIZAÇÃO DO SETOR BRASILEIRO DE ENERGIA ELÉTRICA ...	43
7. METODOLOGIA	49
7.1. O MODELO DE BOX & JENKINS: ASPECTOS CONCEITUAIS	50
7.1.1. O método de construção dos modelos Box & Jenkins.....	52
7.2. O MODELO DE VETORES AUTO-REGRESSIVOS (VAR).....	59
7.3. O MODELO DO VETOR DE CORREÇÃO DE ERROS (VECM).....	64
7.4. AS QUEBRAS ESTRUTURAIS E O MODELO VECM.....	68
7.5. OS CRITÉRIOS PARA AVALIAÇÃO DE PREVISÃO.....	71
7.6. MÉTODO DE SIMULAÇÃO DE MONTE CARLO	74
7.6.1. Geração de números pseudo-aleatórios.....	75
7.6.2. Geração de variáveis aleatórias	76
7.7. FATORAÇÃO DE CHOLESKY.....	77
7.8. ANÁLISE DE BACKTESTING	78
7.9. ANÁLISE DE STRESS	83
8. VISÃO INTEGRADA DA METODOLOGIA.....	86
9. MÉTODOS EMPÍRICOS PARA O CASH FLOW AT RISK: RESULTADOS E DISCUSSÃO	90
9.1. AMOSTRA DE TRABALHO E DADOS COLETADOS.....	90
9.2. DETERMINAÇÃO DO FLUXO DE CAIXA OPERACIONAL DA EMPRESA I NA DATA T.....	94
9.3. ESTIMAÇÃO DOS MODELOS ECONÔMICOS.....	96
9.3.1. Estimação dos modelos ARIMA:	98
9.3.2. Estimação dos modelos VAR/VECM:.....	102
9.4. SIMULAÇÃO.....	106
9.4.1. Cômputo da distribuição do Fluxo de Caixa operacional a partir dos modelos ARIMA:	107
9.4.2. Cômputo da distribuição do Fluxo de Caixa operacional a partir dos modelos VAR/VECM:	107
9.5. COMPARAÇÃO DAS DUAS ABORDAGENS DE ESTIMAÇÃO	108

10. CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	127
REFERÊNCIAS.....	130
ANEXO A	134
ANEXO B.....	138
ANEXO C.....	140
ANEXO D	146
ANEXO E.....	147

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Visão Integrada da Metodologia	86
Figura 2: Matriz de Cholesky da Receita Operacional Líquida CEMIG	146
Figura 3: Matriz de Cholesky da Receita Operacional Líquida COPEL	146
Figura 4: Matriz de Cholesky do Custo & Despesa Operacional COPEL	146
Figura 5: Matriz de Cholesky do Custo & Despesa Operacional COELCE	146

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1: Percentual de participação dos consumidores livres sobre a demanda agregada....	119
Gráfico 2: Tempo médio (em horas) de interrupção no fornecimento de energia.....	120
Gráfico 3: Freqüência média de interrupção no fornecimento de energia	120
Gráfico 4: Variação percentual da demanda agregada da COELCE	121
Gráfico 5: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 3T07 – CELESC.....	147
Gráfico 6: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 4T07 – CELESC.....	147
Gráfico 7: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 1T08 – CELESC.....	148
Gráfico 8: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 2T08 – CELESC.....	148
Gráfico 9: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 3T08 – CELESC.....	149
Gráfico 10: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 4T08 - CELESC	149
Gráfico 11: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 1T09 - CELESC	150
Gráfico 12: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 2T09 - CELESC	150
Gráfico 13: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 3T07 - COELCE.....	151
Gráfico 14: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 4T07 - COELCE.....	151
Gráfico 15: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 1T08 - COELCE.....	152
Gráfico 16: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 2T08 - COELCE.....	152
Gráfico 17: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 3T08 - COELCE.....	153
Gráfico 18: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 4T08 - COELCE.....	153
Gráfico 19: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 1T09 - COELCE.....	154
Gráfico 20: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 2T09 - COELCE.....	154
Gráfico 21: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 3T07 - ELETROPAULO	155
Gráfico 22: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 4T07 - ELETROPAULO	155
Gráfico 23: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 1T08 - ELETROPAULO	156
Gráfico 24: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 2T08 – ELETROPAULO.....	156
Gráfico 25: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 3T08 - ELETROPAULO	157
Gráfico 26: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 4T08 – ELETROPAULO.....	157
Gráfico 27: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 1T09 – ELETROPAULO.....	158
Gráfico 28: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 2T09 -ELETROPAULO	158
Gráfico 29: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 3T07 – CEMIG.....	159
Gráfico 30: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 4T07 – CEMIG.....	159
Gráfico 31: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 1T08 – CEMIG.....	160
Gráfico 32: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 2T08 – CEMIG.....	160
Gráfico 33: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 3T08 – CEMIG.....	161
Gráfico 34: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 4T08 – CEMIG.....	161
Gráfico 35: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 1T09 – CEMIG.....	162
Gráfico 36: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 2T09 – CEMIG.....	162
Gráfico 37: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 3T07 – COPEL.....	163
Gráfico 38: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 4T07 – COPEL.....	163
Gráfico 39: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 1T08 – COPEL.....	164
Gráfico 40: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 2T08 – COPEL.....	164
Gráfico 41: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 3T08 – COPEL.....	165
Gráfico 42: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 4T08 – COPEL.....	165
Gráfico 43: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 1T09 – COPEL.....	166
Gráfico 44: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 2T09 – COPEL.....	166
Gráfico 45: Fluxo Operacional em Risco VAR 3T07 - CELESC	167
Gráfico 46: Fluxo Operacional em Risco VAR 4T07 - CELESC	167
Gráfico 47: Fluxo Operacional em Risco VAR 1T08 – CELESC.....	168

Gráfico 48: Fluxo Operacional em Risco VAR 2T08 – CELESC.....	168
Gráfico 49: Fluxo Operacional em Risco VAR 3T08 – CELESC.....	169
Gráfico 50: Fluxo Operacional em Risco VAR 4T08 – CELESC.....	169
Gráfico 51: Fluxo Operacional em Risco VAR 1T09 – CELESC.....	170
Gráfico 52: Fluxo Operacional em Risco VAR 2T09 - CELESC	170
Gráfico 53: Fluxo Operacional em Risco VAR 3T07 – COELCE.....	171
Gráfico 54: Fluxo Operacional em Risco VAR 4T07 - COELCE.....	171
Gráfico 55: Fluxo Operacional em Risco VAR 1T08 – COELCE.....	172
Gráfico 56: Fluxo Operacional em Risco VAR 2T08 - COELCE.....	172
Gráfico 57: Fluxo Operacional em Risco VAR 3T08 - COELCE.....	173
Gráfico 58: Fluxo Operacional em Risco VAR 4T08 - COELCE.....	173
Gráfico 59: Fluxo Operacional em Risco VAR 1T09 - COELCE.....	174
Gráfico 60: Fluxo Operacional em Risco VAR 2T09 – COELCE.....	174
Gráfico 61: Fluxo Operacional em Risco VAR 3T07 – ELETROPAULO	175
Gráfico 62: Fluxo Operacional em Risco VAR 4T07 – ELETROPAULO	175
Gráfico 63: Fluxo Operacional em Risco VAR 1T08 – ELETROPAULO	176
Gráfico 64: Fluxo Operacional em Risco VAR 2T08 - ELETROPAULO	176
Gráfico 65: Fluxo Operacional em Risco VAR 3T08 – ELETROPAULO	177
Gráfico 66: Fluxo Operacional em Risco VAR 4T08 - ELETROPAULO	177
Gráfico 67: Fluxo Operacional em Risco VAR 1T09 - ELETROPAULO	178
Gráfico 68: Fluxo Operacional em Risco VAR 2T09 – ELETROPAULO	178
Gráfico 69: Fluxo Operacional em Risco VAR 3T07 – CEMIG	179
Gráfico 70: Fluxo Operacional em Risco VAR 4T07 – CEMIG	179
Gráfico 71: Fluxo Operacional em Risco VAR 1T08 – CEMIG	180
Gráfico 72: Fluxo Operacional em Risco VAR 2T08 – CEMIG	180
Gráfico 73: Fluxo Operacional em Risco VAR 3T08 – CEMIG	181
Gráfico 74: Fluxo Operacional em Risco VAR 4T08 – CEMIG	181
Gráfico 75: Fluxo Operacional em Risco VAR 1T09 – CEMIG	182
Gráfico 76: Fluxo Operacional em Risco VAR 2T09 – CEMIG	182
Gráfico 77: Fluxo Operacional VAR 3T07 – COPEL.....	183
Gráfico 78: Fluxo Operacional VAR 4T07 – COPEL.....	183
Gráfico 79: Fluxo Operacional VAR 1T08 – COPEL.....	184
Gráfico 80: Fluxo Operacional VAR 2T08 – COPEL.....	184
Gráfico 81: Fluxo Operacional VAR 3T08 – COPEL.....	185
Gráfico 82: Fluxo Operacional VAR 4T08 – COPEL.....	185
Gráfico 83: Fluxo Operacional VAR 1T09 – COPEL.....	186
Gráfico 84: Fluxo Operacional VAR 2T09 – COPEL.....	186

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Composição da receita requerida.....	47
Tabela 2: Padrões esperados no ACF e PACF para modelos AR e MA.....	53
Tabela 3: Teste de causalidade de Granger e restrições implícitas no modelo VAR	63
Tabela 4: Caracterização das variáveis macroeconômicas.....	93
Tabela 5: Fluxo de Caixa Operacional - Método Indireto.....	95
Tabela 6: Estatística de <i>p-value</i> para o Teste de Phillips-Perron.....	98
Tabela 7: Resultados do Teste Q de Ljung-Box – Variável Receita Operacional Líquida.....	99
Tabela 8: Resultados do Teste Q de Ljung-Box – Variável Custos & Despesas Operacionais .	99
Tabela 9: Variáveis <i>dummies</i> inseridas nos modelos ARIMA conforme resultados do teste de Chow	100
Tabela 10: Estatísticas SBIC para a Receita Operacional Líquida.....	100
Tabela 11: Estatísticas SBIC para o Custo & Despesa Op.....	101
Tabela 12: Teste da Estacionaridade dos Fatores de Risco Macroeconômicos.....	102
Tabela 13: Teste da Estacionaridade dos Fatores de Risco Próprios.....	103
Tabela 14: Variáveis cointegradas com a Receita Operacional Líquida da CELESC.....	104
Tabela 15: Variáveis cointegradas com a Receita Operacional Líquida da COPEL.....	104
Tabela 16: Variáveis cointegradas com o Custo & Despesa Operacional da CELESC	104
Tabela 17: Variáveis cointegradas com a Receita Operacional Líquida da COELCE	105
Tabela 18: Teste de Causalidade de Granger para a Receita Operacional Líquida- COPEL...	105
Tabela 19: Teste de Causalidade de Granger para o Custo & Despesa Operacional - CELESC	106
Tabela 20: Média e Desvio -ARIMA.....	107
Tabela 21: Média e Desvio -VAR/VECM	108
Tabela 22: Projeções fora da amostra - (ARIMA).....	109
Tabela 23: Projeções fora da amostra - (VAR/VECM)	110
Tabela 24: Comparação da Raiz do Erro Quadrático Médio.....	113
Tabela 25:CF@R pela abordagem VAR/VECM.....	114
Tabela 26:Coeficiente de variação das distribuições obtidas pela abordagem VAR/VECM ..	115
Tabela 27:Razão entre percentil 5% e a média das distribuições obtidas pela abordagem VAR/VECM	116
Tabela 28: Análise da proporção de exceções em relação à medida de CF@R.....	117
Tabela 29: Análise da proporção média de exceções em relação à medida de CF@R.....	118
Tabela 30: Coeficiente de Variação da Série Histórica.....	121
Tabela 31: Cenários de Stress para o CF@R da COELCE	123
Tabela 32: Cenários de <i>Stress</i> para o CF@R da CEMIG.....	123
Tabela 33: Cenários de <i>Stress</i> para o CF@R da CELESC.....	124
Tabela 34: Cenários de Stress para o CF@R da ELETROPAULO.....	124
Tabela 35: Cenários de <i>Stress</i> para o CF@R da COPEL.....	125
Tabela 36: Variação Percentual da média da distribuição do fluxo de Caixa em virtude do <i>stress test</i>	126
Tabela 37: Modelos ARIMA para a previsão das variáveis financeiras da CELESC.	134
Tabela 38: Modelo ARIMA para a previsão das variáveis financeiras da CEMIG.....	134
Tabela 39: Modelo ARIMA para a previsão das variáveis financeiras da COPEL.....	134
Tabela 40: Modelo ARIMA para a previsão das variáveis financeiras da ELETROPAULO.	134
Tabela 41: Modelo ARIMA para a previsão das variáveis financeiras da COELCE.	135

Tabela 42: Modelo de vetores auto-regressivos para a previsão da variável Receita Operacional Líquida CELESC	135
Tabela 43: Modelo de vetores auto-regressivos para a previsão da variável Custo & Despesa Operacional CELESC	135
Tabela 44: Modelo de vetores auto-regressivos para a previsão da variável Receita Operacional Líquida CEMIG	136
Tabela 45: Modelo de vetores auto-regressivos para a previsão da variável Custo & Despesa Operacional CEMIG	136
Tabela 46: Modelo de vetores auto-regressivos para a previsão da variável Receita Operacional Líquida COPEL	136
Tabela 47: Modelo de vetores auto-regressivos para a previsão da variável Custo & Despesa Operacional COPEL.....	136
Tabela 48: Modelo de vetores auto-regressivos para a previsão da variável Receita Operacional Líquida ELETROPAULO	137
Tabela 49: Modelo de vetores auto-regressivos para a previsão da variável Custo & Despesa Operacional ELETROPAULO	137
Tabela 50: Modelo de vetores auto-regressivos para a previsão da variável Receita Operacional Líquida COELCE.....	137
Tabela 51: Modelo de vetores auto-regressivos para a previsão da variável Custo & Despesa Operacional COELCE.....	137
Tabela 52: Teste de Portmanteau para os modelos ARIMA	138
Tabela 53: Teste de Portmanteau para os modelos VAR/VECM.....	138
Tabela 54: Teste de Normalidade para os modelos ARIMA.....	138
Tabela 55: Teste de Normalidade para os modelos VAR/VECM	138
Tabela 56: Teste de Homocedasticidade para os modelos ARIMA	138
Tabela 57: Teste de Homocedasticidade para os modelos VAR/VECM.....	139
Tabela 58: RECEITA e DESEMP	140
Tabela 59: RECEITA e TMV	140
Tabela 60: CUSTO & DESPESA OPERACIONAL e a TMC	140
Tabela 61: RECEITA e DEMANDAGREG	141
Tabela 62: RECEITA E REXTR	141
Tabela 63: CUSTO & DESPOP e PIB.....	141
Tabela 64: CUSTO & DESPOP e a ENERGCMP	142
Tabela 65: RECEITA e TMV	142
Tabela 66: RECEITA e REXTR.....	142
Tabela 67: CUSTO & DESPOP e PIB.....	143
Tabela 68: CUSTO & DESPOP e REXTR	143
Tabela 69: RECEITA e TMV.....	143
Tabela 70: RECEITA e REXTR.....	144
Tabela 71: RECEITA e DEMANDRESID	144
Tabela 72: CUSTO & DESPOP e REXTR	144
Tabela 73: CUSTO & DESPOP e DEMANDAGREG.....	145
Tabela 74: RECEITA e PIB	145
Tabela 75: CUSTO & DESPOP e TMC	145

LISTA DE SIGLAS

ABRACEEL: Associação brasileira dos agentes comercializadores de energia elétrica

ALTOGASTO: Índice de alta intensidade de gastos com energia

AIC: *Akaike information criterion*

ANEEL: Agência nacional de energia elétrica

AR: Auto-regressivo

ARIMA: Auto-regressivo integrado com médias móveis

BAIXOGASTO: Índice de baixa intensidade de gastos com energia

SBIC: *Schwartz bayesian information criterion*

BIS: *Bank for International Settlements*

B &J: Box e Jenkins

CCEE: Câmara de comercialização de energia elétrica

CF@R: Fluxo de caixa em risco

CONS: Constante

CUSTO&DESPOP: Custo e despesa operacional

CVM: Comissão de valores mobiliários

DEMANDAGREG: Demanda agregada

DESEMP: Taxa de desemprego aberto

DVAR: vetor auto-regressivo diferenciado

ENERGCOMP: Energia comprada

IPELETROD: Índice de preços ao atacado – Eletrodomésticos;

KS: Kolmogorov smirnov

MA: Média móveis

MC: Monte Carlo

MÉDIOGASTO: Índice de média intensidade de gastos com energia

PETR: Índice de preços do petróleo

PIB: Produto interno bruto a preços de mercado

PIBEGA: Produto interno bruto- indústria (eletricidade, gás e água)

PIBIND: Produto interno bruto- indústria

PTAX: Taxa de câmbio comercial venda;

QM: Quasi Monte Carlo

RECEITA: Receita operacional líquida

REQM: Raiz do erro quadrático médio

RI: Relações com investidores

SELIC: Taxa de Juros SELIC

SMNOM: Salário mínimo nominal

SQR: Soma dos quadrados dos resíduos

TMC: Tarifa média de compra

TMV: Tarifa média de venda

TRIM1: Primeiro trimestre;

TRIM2: Segundo trimestre

TRIM3: Terceiro trimestre

TRIM4: Quarto trimestre

VAR: Vetores auto-regressivos

VECM: Modelo de vetores de correção de erro

V@R: Valor em Risco

1. INTRODUÇÃO

A história recente tem registrado inúmeros casos de insucesso, nos quais grandes corporações mundiais perderam bilhões de dólares. Muitos desses infortúnios financeiros foram decorrentes da falta de políticas efetivas para o controle dos riscos envolvidos nos investimentos empresariais. Tais cenários, associados ao concomitante desenvolvimento do mercado de derivativos, contribuíram para que o gerenciamento e o controle de riscos financeiros se tornassem uma preocupação crescente para investidores, instituições financeiras, empresas e órgãos reguladores. Por conseguinte, a importância da gestão de riscos vem sendo ampliada constantemente desde a segunda metade da década de 1990 (LA ROCQUE *et al.*, 2003).

Kimball (2000) descreve esse fenômeno como o resultado de um conjunto de tendências coincidentes, tais como a globalização dos negócios e dos produtos, que contribui para o aumento dos investimentos produtivos em mercados emergentes voláteis, e a maior alocação de recursos nos mercados financeiros de economias emergentes e desenvolvidas. Como resultado, tanto bancos, quanto instituições não financeiras ampliaram sua exposição aos movimentos de mercado significativamente.

Em 1994, o banco J.P.Morgan apresentou a metodologia de Valor em risco (V@R), como uma alternativa para mensuração de riscos, aplicável dentro do contexto das instituições financeiras. Sua proposta ganhou forte aceitação entre os bancos comerciais e mesmo entre as instituições reguladoras do sistema financeiro, que passaram a utilizá-la como suporte na determinação de montantes de capital regulatório. A disseminação de tal ferramental foi consequência de sua habilidade em agregar uma gama considerável de fatores de risco em uma medida resumo, que facilitou o processo de monitoramento e permitiu a comparabilidade de riscos de instrumentos financeiros distintos (JANKENSGARD, 2008).

Devido ao crescente interesse entre as instituições não financeiras no que tange à metodologia *at risk*, princípios semelhantes foram aplicados dentro desse novo contexto, empregando as receitas operacionais ou fluxos de caixa como variável alvo de estudo. Emergiu o conceito de Fluxo de Caixa em risco (CF@R) definido por Stein *et al.* (2001) como a distribuição de probabilidade do fluxo de caixa de uma companhia calculada para um instante futuro, baseada nas informações disponíveis hoje. A partir dessa distribuição, seria possível apurar a probabilidade de ocorrência de problemas de liquidez e de intervalos estatísticos mais prováveis para o comportamento do fluxo de caixa, a fim de subsidiar os gestores corporativos.

Perobelli (2004) destaca que, a despeito do CF@R ser uma ferramenta importante no controle da volatilidade de fluxos, seus benefícios se estendem para além do controle de situações de incerteza. Tal gerenciamento pode constituir um mecanismo importante no processo de tomada de decisões de investimento e financiamento no âmbito das empresas e na relação destas com seus *stakeholders*, mesmo em condições normais de mercado.

Dada a importância do CF@R na gestão de risco de instituições não financeiras, no presente estudo propõem-se a estimação e a comparação do fluxo de caixa em risco, segundo duas abordagens distintas, aplicadas ao contexto de cinco grandes distribuidoras integrantes do índice de Energia Elétrica da Bovespa (Bolsa de Valores de São Paulo). O primeiro método analisado foi pautado nos trabalhos do RiskMetrics (1999) e de Andrén, Jankesgard e Oxheim (2005). Este sinalizou para a estimação do fluxo de caixa operacional em risco, via modelagem por vetores auto-regressivos, a fim de captar os efeitos de fatores de risco sobre os resultados dos valores extremos da distribuição calculada. A distribuição não condicionada também foi modelada através da simulação do termo de erro.

No entanto, dada a dificuldade de se mapearem e de se quantificarem os fatores de risco das instituições não financeiras, Stein *et al.* (2001) discutiram o emprego de outra metodologia, focada em modelos auto-regressivos integrados de médias móveis, que também mensuraram a

volatilidade total do fluxo, sem estruturar uma relação de dependência entre a variável de estudo e variáveis macroeconômicas, de mercado ou de controle da empresa.

2. RELEVÂNCIA

Em termos econômicos, o risco é definido como a existência de incerteza, em relação aos resultados financeiros futuros. Tal conceito representa relevância para a teoria financeira, visto que pessoas e empresas realizam investimentos em pesquisas, em desenvolvimento de produtos, em plantas e equipamentos, em estoque, em capital intelectual, sem qualquer análise estruturada das incertezas que permeiam os valores dos fluxos futuros (KIMBALL, 2000). Young e O' Byrne (2003) acrescentam que, embora os administradores tenham como meta gerencial a criação de valor, nem sempre dispõem de ferramentas de diagnóstico necessárias, faltando-lhes, inclusive, uma abordagem correta para o processo de criação de valor em cenários de riscos crescentes. A esse respeito, Damodaran (2004) afirma que, em panorama de alta volatilidade, a gestão eficiente está condicionada à tomada de decisões futuras, que considerem os riscos próprios da empresa, do setor, os riscos nacionais e, até mesmo, os internacionais em uma perspectiva integrada.

Muitas empresas expressam grande interesse por compreender como os princípios do V@R poderiam ser aplicados no ambiente corporativo. No entanto, a gestão de risco nesse contexto apresenta um nível de complexidade maior do que aquele existente no ambiente puramente financeiro, em virtude da coexistência do risco de negócio, classificado como *non-hedgeable* e do risco passível de *hedge*, denominado risco de mercado. O impacto do segundo sobre os resultados da organização é tido como uma função do primeiro, o que torna a gestão de risco em corporações um processo complexo (RISKMETRICS, 1999).

No que tange à diferença do contexto entre instituições financeiras e não financeiras, o *LongRun Technical Document* elaborado pelo RiskMetrics Group (1999) preconiza que, enquanto os gestores financeiros gerenciam os ativos e passivos, os gerentes corporativos estão focados no nível, no crescimento e na volatilidade dos resultados financeiros do negócio,

pautando-se na receita e no fluxo de caixa como *benchmarks* para o bom desempenho. Outra distinção fundamental reside no horizonte de análise. Comparadas aos bancos, que ativamente priorizam posições de risco de curto prazo para gerar os lucros do negócio, as corporações são menos sensíveis a flutuações diárias do mercado, estando focadas na volatilidade mensal e trimestral de seus resultados financeiros, no momento da avaliação do desempenho.

No que diz respeito à importância do método de fluxo de caixa em risco, RiskMetrics (1999) salienta que não apenas acionistas e investidores estão interessados em compreender o impacto da filosofia de gestão de risco sobre a redução da exposição dos resultados financeiros de uma determinada empresa, como também instituições reguladoras, que têm divulgado uma série de procedimentos que obrigam as empresas a transparecer ao mercado o nível e a eficiência dos seus programas de gestão de risco.

Outros autores defendem a utilização do CF@R como um importante instrumento de gestão dos riscos de investimento. Sobre o assunto, Kimball (2000) preconiza que, quando analistas financeiros começam a descrever o risco de investimento como equivalente à distribuição dos potenciais fluxos de caixa, é possível avaliar o risco de um projeto pela observação dos resultados extremos. Dois projetos poderiam ter o mesmo retorno esperado, obtido pela média ponderada de todos os fluxos possíveis, mas seriam distintos em termos de risco, caso o primeiro projeto apresentasse probabilidades maiores associadas aos valores extremos, quando comparado ao segundo.

As medidas de risco assimétrico, também conhecidas como *downside risk*, têm sido responsáveis pela mensuração de um risco que é relevante para os *stakeholders* de uma organização, inclusive para os acionistas. Segundo Nawrocki (1999), os investidores tendem a ver o risco de um ponto de vista assimétrico, atribuindo maior importância ao efeito negativo das perdas ou de retornos abaixo de uma taxa mínima desejável. Essa aversão à perda abre caminho para medidas alternativas de risco, as quais considerem a distribuição de retornos sob

um ponto de vista assimétrico. Como a cauda extrema inferior da distribuição do fluxo de caixa pode sinalizar a probabilidade de ocorrência de problemas de liquidez, medidas tais como o CF@R tornam-se um imprescindível instrumento de gestão dos recursos internos organizacionais (ANDRÉN, JANKESGARD E OXLHEIM, 2005). Damodaran (2004) define o CF@R como um instrumento relevante para a mensuração do risco de inadimplência de contratos de pagamentos previamente realizados, tais como aqueles referentes aos pagamentos de juros, renegociação de dívidas ou despesas de *leasing*.

Varanda Neto (2007) destaca que o fluxo de caixa em risco seria uma ferramenta importante para os gestores da empresa, para analistas de crédito e de investimento, ou para qualquer outro agente que esteja interessado em mensurar o intervalo estatístico mais provável para os fluxos de caixa futuros da empresa. La Rocque *et al.* (2003) destacam ser muito comum o fato de que modelos de previsão estimem um único cenário básico ou alguns poucos cenários alternativos, dificultando, frequentemente, a inferência de cenários extremos, fundamentais para a gerência de risco. No entanto, a distribuição de probabilidade sobre os cenários permite uma apuração quantitativa da incerteza e possibilita planejamentos estratégicos mais embasados.

3. PROBLEMA DE PESQUISA

Neste trabalho são comparadas duas abordagens distintas para estimação do CF@R (Fluxo de Caixa em Risco). A primeira pauta-se nas publicações do *RiskMetrics* (1999) e de Andrén, Jankegard e Oxheim (2005), que apontam para a utilização de modelos multivariados, tais como vetores auto-regressivos (VAR) que, conjugados à simulação de Monte Carlo, viabilizam a estimação da distribuição de fluxo de caixa condicionada aos fatores de mercado. Não obstante, dada a dificuldade de se mapearem e se quantificarem tais fatores, Stein *et al.* (2001) sinalizaram para o emprego de outra metodologia, focada na mensuração do fluxo de caixa em risco, via utilização de modelos auto-regressivos de médias móveis (ARIMA).

Dado o exposto, foi proposto o seguinte questionamento como ponto norteador da pesquisa: *qual dentre as duas abordagens apresentadas, terá melhor capacidade preditiva para o fluxo de caixa das distribuidoras de energia elétrica, dada a complexidade do setor e a limitação de observações trimestrais?*

4. OBJETIVOS

O objetivo geral deste estudo pautou-se na estimação do fluxo de caixa em risco, doravante denominado CF@R, para as principais distribuidoras de energia do setor elétrico brasileiro, por meio da comparação de duas abordagens econométricas, a saber: os modelos ARIMA e de Vetores Auto-regressivos (VAR). Em termos específicos, pretende-se:

1. Identificar os fatores de risco de natureza macroeconômica e os fatores de risco do negócio, que podem impactar no comportamento do fluxo de caixa operacional;
2. Selecionar o melhor método de projeção, com base na raiz do erro quadrático médio (REQM), dentre aqueles expostos no item anterior, para cada empresa componente da amostra;
3. Mensurar a perda máxima (em caso de resultados negativos) ou ganho mínimo (em casos de resultados positivos) de caixa (CF@R), para cada uma das empresas da amostra, dado um nível de confiança de 95%;
4. Aplicar o método de *backtesting* para análise do fluxo de caixa em risco obtido a 5% de significância, de modo a avaliar a eficácia dos modelos estimados; e
5. Gerar cenários de *stress test* para os fatores de risco afim de avaliar o impacto de eventos extremos sobre as projeções para o fluxo de caixa operacional.

Cabe ressaltar que os objetivos 4 e 5 ainda não foram explorados em nenhum outro trabalho acadêmico desenvolvido na literatura, que tenha o fluxo de caixa em risco como objeto de estudo.

5. REFERENCIAL TEÓRICO

Neste capítulo são apresentados alguns conceitos e classificações para o risco. A posteriori, abordam-se aspectos que permeiam sua gestão, tais como a utilização por parte das instituições financeiras do V@R (Valor em Risco); aplicação do CF@R (Fluxo de caixa em Risco) no contexto das corporações e a importância do *stress test* na análise de cenários extremos.

5.1. Aspectos conceituais sobre a gestão de risco

A gestão de riscos vem apresentando crescente importância no contexto empresarial. Com o aumento da interdependência dos mercados, as instituições tornaram-se mais vulneráveis aos diversos fatores de risco. Aspectos econômicos, financeiros, e até mesmo movimentações competitivas propagam-se rapidamente, podendo afetar consideravelmente os resultados das empresas (KIMURA e PEREIRA; 2003). Dada a relevância das políticas de gestão de risco, a discussão será iniciada pela apresentação das principais tipos de risco presentes no contexto das empresas.

O risco é caracterizado por Securato (2003) como o grau de incerteza associado à ocorrência de um determinado evento, que pode acarretar em perdas financeiras. Damodaran (2004) já o descreve como a probabilidade de se obter como retorno um valor abaixo ou acima do esperado. Logo, tanto a probabilidade de alta quanto a de baixa é considerada na mensuração do risco. No contexto da administração financeira, Uyemura e Van (1993)¹ *apud* Famá e Fraletti (2003) o definem como a variabilidade dos fluxos de caixa de uma unidade de negócio: produto, carteira, departamento ou a empresa como um todo.

¹ UYEMURA, D.G. e VAN DEVENTER, D.R. *Financial Risk Management in Banking Strategy*, 1st Edition. Probus Publishing Company, United Kingdom, 1993.

Jorion (1997) propõe a classificação dos riscos empresariais segundo três tipologias: do negócio, estratégico e financeiro. Os *riscos de negócio* são aqueles assumidos voluntariamente, a fim de criar vantagem competitiva e valorizar a empresa para seus acionistas. Esses riscos estão associados ao setor econômico, no qual a organização opera, sendo agravado conforme o ritmo das inovações tecnológicas e do desenvolvimento de produtos; do grau da alavancagem operacional e das políticas de marketing. Os *riscos estratégicos*, por outro lado, são resultantes das mudanças fundamentais no cenário econômico e político, sendo eliminados pela diversificação dos negócios em atividades e países distintos.

Em termos mais específicos, os *riscos financeiros* estão ligados a possíveis perdas nos mercados financeiros, sendo definidos como medidas das incertezas em relação ao valor de ativos e passivos. Alexander (2005) salienta que as forças que estão por trás da mensuração e do controle dos riscos financeiros são significativas. Existem, portanto, as forças internas que buscam conferir um retorno ótimo sobre o capital e assegurar a sobrevivência da empresa como um todo; e as externas, dirigidas pela competição, pelo crescimento da indústria de gestão do risco e pela volatilidade crescente dos próprios mercados financeiros. Por fim, as forças regulatórias buscam promover uma competição justa entre as empresas. Prado, Bastos e Duarte (2000) classificam as fontes de incertezas inerentes ao risco financeiro, sob quatro perspectivas: de crédito, operacional, legal e de mercado. Adicionalmente, Martins (2004) apresenta duas tipologias de risco que se aplicam a uma variada gama de instituições sejam elas de caráter público, privado, ou misto²: risco soberano e o risco de liquidez.

O *risco soberano*, conforme Martins (2004) é consequência de possíveis decisões unilaterais de governos, que prejudiquem ou adiem a liquidação de operações previamente assumidas, ainda que as contrapartes devedoras das operações disponham de recursos e tenham intenção de liquidá-las. No Brasil, tal tipo de risco pode ser rotulado como “risco-país”.

² Empresas de caráter misto são controladas pelo governo, mas possuem participação acionária privada.

O *risco de liquidez* é decorrente da impossibilidade de honrar os compromissos futuros assumidos, resultante do desequilíbrio de caixa gerado pelo descasamento dos prazos e dos vencimentos das operações ativas e passivas. Uma instituição torna-se ilíquida, caso os seus passivos se tornarem exigíveis antes da realização de seus ativos. O perfil das aplicações e das captações, a qualidade e a política de concessão de crédito de uma instituição influem de forma decisiva nesta tipologia de risco (MARTINS, 2004).

O *risco de crédito* surge quando a contraparte de um empréstimo ou operação financeira não deseja ou é incapaz de cumprir suas obrigações contratuais. Em termos gerais, o risco de crédito também pode causar perdas em decorrência da deterioração da classificação do credor (*rating*) e da conseqüente redução no valor de mercado de suas obrigações. Tal deterioração, ainda que não implique em inadimplência imediata, pode sinalizar para um aumento na probabilidade de não pagamento no futuro (JORION, 1997).

O *risco operacional*, segundo Martins (2004), é oriundo das possíveis perdas em uma instituição, caso seus sistemas, práticas e medidas de controle não sejam capazes de resistir a falhas humanas, tais como a quebra de um equipamento por falta de manutenção ou a situações adversas de mercado. Esse risco pode ser dividido em três grandes áreas, a saber:

a) *risco organizacional*: está relacionado com uma organização ineficiente, administração inconsistente e sem objetivos de longo prazo bem definidos, fluxo de informações internos e externos deficientes, responsabilidades mal definidas, fraudes, acesso a informações internas por parte de concorrentes, entre outros;

b) *risco de operações*: está relacionado a problemas como *overloads* de sistemas (telefonia, elétrico, computacional, entre outros), processamento e armazenamento de dados passíveis de fraudes e erros, confirmações incorretas ou sem verificação criteriosa, etc.

c) *risco de pessoal*: está relacionado a problemas como empregados não-qualificados e/ou pouco motivados.

Já o *risco legal* representa perdas potenciais decorrentes de violação da legislação, da criação de novos tributos ou da existência de contratos poucos claros (DUARTE Jr. e VARGA, 2003). O último, o *risco de mercado*, será abordado com mais detalhes, em virtude de sua relevância para esta pesquisa. Jorion (1997) descreve esse conceito como uma medida de incerteza em relação aos retornos esperados de um investimento, proveniente de oscilações nos chamados fatores de mercado, tais como taxas de juros, taxa de câmbio, preços de commodities e índices de mercado. Tal risco é caracterizado muitas vezes como risco sistêmico por afetar um grande número de ativos.

No entanto, o nível de exposição de cada empresa aos fatores de mercado é uma função direta do chamado risco de negócio ou idiossincrático. Rocha (2008) acrescenta que esse tipo de risco é mais específico às características de cada instituição, sendo consequência de suas estratégias de atuação no mercado, tais como decisões de investimentos, políticas de *hedge*, lançamento de determinado produto, fixação de preço, entre outros.

O risco de mercado está diretamente vinculado ao descasamento dos indexadores das posições ativas e passivas, e os seus respectivos prazos de permanência. Para gerenciá-lo é fundamental avaliar, de forma permanente, as volatilidades, as correlações, a distribuição de probabilidade das variáveis que afetam estas posições, bem como os prazos de permanência de cada posição assumida (MARTINS, 2004).

Famá e Fraletti (2003) salientam que as medidas de quantificação do risco de mercado derivam-se de dois componentes principais: os choques e a exposição. O choque é um componente exógeno representado pelas oscilações nos parâmetros de mercado, não sendo de controle da empresa. Já a exposição representa um componente endógeno gerado passivamente no curso normal dos negócios de cada instituição, sendo usualmente controlado através do uso

de instrumentos de *hedge* tradicionais e derivativos. As oscilações da variável de interesse, aqui referida como o fluxo de caixa, serão diretamente proporcionais à exposição dessa em relação às variáveis de mercado.

O RiskControl (2002) preconiza que, dentre as principais razões para a implantação de uma metodologia de gerenciamento de riscos de mercado dentro de uma organização, podem ser destacadas: a redução da volatilidade das receitas antes dos impostos e a consequente melhoria do *rating*³ e a possibilidade de adequação à regulamentação por parte da empresa. Em janeiro de 1997, a *Securities and Exchange Commission* (SEC), órgão regulador norte-americano, lançou o “*Market Risk Disclosure Rules*”, conjunto de normas que obrigava as empresas a prestarem informações, quantitativas e qualitativas, a respeito dos seus riscos de mercado. Nesse documento, deveriam ser incluídos todos os instrumentos financeiros e seus derivativos.

Perobelli (2004) aponta que, dentre as vantagens advindas da implantação de sistemas de medição e de gerenciamento de riscos de mercado no âmbito das instituições não financeiras, enumeram-se: i) o controle dos fluxos de caixa necessários ao cumprimento dos compromissos assumidos pela empresa, que incluem o pagamento de fornecedores, despesas operacionais e financeiras, amortização de empréstimos e dos investimentos programados; ii) a redução da volatilidade desses fluxos e, conseqüentemente, da probabilidade da empresa deixar de honrar compromissos futuros. Podem ser citados como benefícios adicionais o aumento da transparência aos investidores e a rápida assimilação de novas fontes de riscos de mercado pelos gestores.

O planejamento e a implantação de uma estratégia de riscos efetiva envolvem alguns passos importantes, a saber: identificação dos fatores de risco mais significativos; avaliação dos

³ Com menor volatilidade do fluxo de caixa, espera-se que uma melhoria nas notas de crédito seja fornecida por agências de classificação de risco de crédito, contribuindo para a redução dos custos de novas dívidas.

benefícios potenciais do gerenciamento do risco para o respectivo contexto; elaboração das estratégias de gerenciamento de risco, bem como levantamento dos potenciais instrumentos a serem utilizados; estimação do custo de cada alternativa e, por fim, a seleção e a implantação da estratégia com melhor relação custo/benefício (STULZ, 1997).

Como métodos de gestão de risco de mercado, serão discutidas duas abordagens: o valor em risco (V@R) e o fluxo de caixa em risco (CF@R). O modelo de V@R, de acordo com Jorion (1997), sintetiza a maior (ou pior) perda esperada para um determinado período de tempo e intervalo de confiança, sendo capaz de resumir em um único número a exposição total de uma instituição ao risco de mercado. Com um cenário de volatilidade crescente, muitas instituições não financeiras buscaram adaptar o V@R às suas necessidades, gerando o desenvolvimento de uma nova medida de risco para o ambiente corporativo: o Fluxo de caixa em risco (CF@R). Essa ferramenta mensura a probabilidade da empresa atingir certo nível de fluxo de caixa, que inviabilize o pagamento de seus compromissos financeiros ou dificulte seus planos de investimento, dadas as mudanças nos fatores de risco para certo período de tempo (RISKCONTROL, 2002).

Nas seções subsequentes, são discutidos os principais métodos utilizados na mensuração do V@R e do CF@R. Cabe ressaltar, que o último assunto será abordado de forma extensiva, por representar a ferramenta de análise empregada neste estudo.

5.2. O valor em risco (V@R)

Segundo Alexander (2005), a ementa de 1996 do Acordo de Basiléia, realizado em 1988, delineou uma abordagem para mensurar a exigência de capital requerida às instituições financeiras, em virtude do risco de mercado, denominada V@R (Valor em risco). O modelo desenvolvido teve como propósito determinar a perda potencial de uma carteira, (estabelecida em termos de probabilidade) face aos movimentos adversos de mercado ao longo de um

horizonte de tempo específico⁴. O V@R é caracterizado, portanto, como o percentil mais baixo da distribuição de lucros e de perdas teóricos que emergem de possíveis movimentos de fatores de risco de mercado durante o horizonte de análise.

Lemgruber *et.al.* (2006) apontam o banco J.P.Morgan como o pioneiro na referida metodologia de apuração do valor em risco. Formalmente, essa ferramenta mensura a pior perda esperada, em um intervalo de tempo, sob condições normais de mercado, segundo um nível de significância. Para sua implementação, é necessário estimar a volatilidade do preço de cada um dos ativos em estudo, estabelecer o nível de significância (e conseqüentemente o nível de confiança) para análise, bem como o período de manutenção de cada posição financeira.

O V@R segundo Alexander (2005), pode ser igualmente definido como: “*um número x tal que a probabilidade de se perder x, ou mais, durante os próximos h-dias é igual a α%*”. Em termos matemáticos, a autora propõe a seguinte representação:

$$\text{Prob}(\Delta_h P_t \leq -x) = \alpha \% \quad (1)$$

ou

$$\text{Prob}(\Delta_h P_t \leq -\text{VaR}_{\alpha,h}) = \alpha \% \quad (2)$$

A medida x , na equação (1) para h -dias, representa o percentil α mais baixo da distribuição dos lucros e perdas não realizados. Esse percentil se eleva à medida que o horizonte aumenta, dado o crescimento das incertezas que permeiam o objeto de estudo. Adicionalmente, o nível de significância do V@R, ou seja, a probabilidade associada a essa medida, sinaliza a frequência de ocorrência de um dado patamar de perda (ALEXANDER, 2005).

Jackson, Maude e Perraudin (1997) apontam que a mensuração do V@R pode ser viabilizada por métodos paramétricos (método analítico ou simulação de Monte Carlo) ou não

⁴ É assumida como premissa básica a não alteração da composição da carteira durante o período de análise.

paramétricos (simulação histórica). Na abordagem paramétrica, a distribuição dos retornos dos ativos é estimada com base nos dados históricos. São obtidas estimativas para a média, desvio padrão e correlação da série de retornos.

A abordagem analítica considera as estimativas das volatilidades e as correlações entre as variáveis, para um dado nível de significância e intervalo de tempo, a partir da escolha de uma *proxy* para a verdadeira distribuição de probabilidade, a fim de viabilizar o cálculo do V@R. É de fundamental importância que tal *proxy* apresente um formato próximo da distribuição de probabilidade real (MARTINS, 2004).

Galai, Mark e Crouhy (2001) descrevem que o método analítico de variância – covariância geralmente supõe que a distribuição das mudanças no valor da carteira tende a se aproximar da normal. Como a distribuição normal é caracterizada essencialmente pelos seus dois primeiros momentos o V@R, para um único ativo, dentro de um horizonte t, pode ser assim apresentado:

$$V@R = -X_0(z_{1-\alpha}\sigma\sqrt{t} - \mu t) \quad (3)$$

Onde:

X_0 : Valor presente investido no ativo;

$Z_{1-\alpha}$ = constante relativa ao número de desvios padrão para o nível de confiança previamente estipulado.

σ = desvio padrão do retorno do ativo;

μ = retorno esperado do ativo;

t= horizonte de análise.

No que tange ao método de Monte Carlo, pauta-se na simulação dos movimentos dos ativos subjacentes e dos fatores de risco⁵, baseada em um processo estocástico previamente definido, tal como o movimento geométrico browniano. Ao partir dos valores correntes como ponto inicial, uma ampla gama de cenários simulados viabiliza a construção de um histograma, calculado segundo as diferenças entre os respectivos valores e o valor corrente do portfólio, apurado segundo o critério de marcação a mercado. A medida de V@R será mensurada com base no menor percentil desta distribuição. Tanto a volatilidade de cada ativo quanto a correlação entre os diferentes ativos que compõem o portfólio deverão ser levadas em consideração na determinação de seus possíveis valores futuros para o horizonte de h -dias. Em virtude do exposto, emprega-se uma matriz de covariância de h -dias referente a todos os ativos subjacentes bem como aos respectivos fatores de risco do portfólio (ALEXANDER, 2005).

A Simulação de Monte Carlo para o cálculo do V@R destaca-se por representar uma abordagem robusta quando um número considerável de simulações é realizado. Não obstante, sua principal desvantagem é decorrente da necessidade de um esforço computacional elevado para estimar a matriz de covariância quando o número de ativos é sensivelmente grande e a quantidade de simulações realizadas extensa. Outra fragilidade do método perpassa pela consideração de um modelo estocástico específico para os fatores subjacentes de risco, inserindo no processo um risco adicional decorrente da possível especificação inadequada destes modelos (JORION, 1997).

Galai, Mark, Crouhy (2001) destaca que no V@R não paramétrico é desnecessário obter estimativas dos parâmetros de uma distribuição teórica. Para tal utiliza-se a simulação histórica, viabilizada pela coleta de dados referentes ao nível atingido pelas variáveis de mercado diariamente dentro de uma extensa janela temporal. Dentro do processo de estimação do V@R recalcula-se o valor de mercado da posição financeira atual para cada um dos níveis históricos

⁵ Os fatores de risco são conceituados por Galai, Mark, Crouhy (2001) como fatores de mercado capazes de impactar na mudança de valor de uma determinada carteira.

das variáveis de mercado, até que a perda associada ao nível de probabilidade arbitrado seja obtida (LEMGRUBER *et al*, 2006).

Segundo Alexander (2005) este método estima uma função densidade empírica das perdas da carteira. Nenhuma hipótese acerca da forma analítica dessa distribuição é feita a respeito dos tipos de movimentos conjuntos entre os ativos e fatores de risco. Os dados históricos são utilizados para computar o valor do portfólio em cada um dos dias durante o período da amostra, mantendo-se inalterados os preços correntes dos portfólios. A autora aponta que dada uma relação linear, o retorno do portfólio $\Delta_h P_t / P_t$ para h -dias será expresso como a soma ponderada dos retornos R_i dos ativos, como demonstrado a seguir:

$$\Delta_h P_t / P_t = w_1 R_{1,t} + \dots + w_k R_{k,t} \quad (4)$$

Onde o termo w_i representará os pesos de cada ativo dentro da carteira. Os dados históricos são obtidos para cada R_i permitindo que as mudanças no valor do portfólio ao longo de h -dias, possam ser assim simuladas:

$$\Delta_h P_t = \Sigma(w_i P_t) R_{it} = \Sigma p_i R_{it} \quad (5)$$

Onde o termo p_i refere-se aos valores atuais investidos em cada ativo. A equação (5) permite que as perdas teóricas de h -dias do portfólio possam ser simuladas a partir dos dados históricos dos retornos (R_1, \dots, R_k). A função densidade empírica das perdas de h -dias é obtida construindo-se um histograma das diferenças $\Delta P_t = P_{t+h} - P_t$ de h -dias qualquer que seja t . Posteriormente o $V@R_{\alpha,h}$ histórico será representado pelo percentil inferior da respectiva distribuição correspondente a $\alpha\%$ (ALEXANDER, 2005).

A simulação histórica é uma abordagem sensível quanto ao período amostral selecionado. Do ponto de vista de robustez é desejável utilizar uma base de dados mais extensa, no entanto o uso de eventos históricos excepcionais para estimação do V@R deve ser analisado com cautela (ALEXANDER, 2005). Jorion (1997) acrescenta que apesar deste método ter simplicidade de implementação, a escolha do período amostral reflete o *trade off* entre o uso de amostras maiores e menores. Os intervalos mais longos aumentam a precisão de estimativas, mas podem conter dados irrelevantes, interferindo na detecção de mudanças significativas no processo.

5.3. O fluxo de Caixa em risco (CF@R)

La Rocque e Lowenkron (2004) definem o CF@R como o valor mínimo de um fluxo de caixa em uma data específica futura (T), a um nível de significância de $\alpha\%$, avaliado conforme as informações disponíveis hoje. Matematicamente o CF@R para a data T, mas analisado em t a $(1 - \alpha\%)$ de confiança pode ser assim definido:

$$P(\text{Fluxo de Caixa} \leq \text{CF@R}) = \alpha\% \quad (6)$$

Andrén, Jankesgard e Oxheim (2005) classificam o CF@R como uma medida pertencente à família do *downside risk*, por se concentrar na cauda extrema inferior da distribuição do fluxo de caixa, que pode sinalizar a probabilidade de ocorrência de certas instabilidades financeiras, tais como a ausência de fundos para iniciar ou dar continuidade aos programas de investimento ou falências decorrentes da incapacidade de geração de recursos internos.

Para viabilizar a construção desta ferramenta é necessário definir, a princípio, a distribuição de probabilidade da variável fluxo de caixa. Para tal, serão discutidas três

abordagens de estimação, sendo estas respectivamente propostas por RiskMetrics Group (1999), Stein *et al* (2001) e por Andrén, Jankesgard e Oxheim (2005). Adicionalmente La Roque *et al* (2003) discutiram a aplicação do CF@R dentro do contexto brasileiro, ao mencionar a utilização de modelos estruturais para a previsão de variáveis macroeconômicas.

O *CorporateMetricsTM Technical Document* é uma publicação do banco JP Morgan que, através do RiskMetrics Group, apresentou suas definições e metodologias de cálculo do risco de mercado para empresas não financeiras, ao discutir um método para o cômputo da distribuição de probabilidades de resultados financeiros. Como consta no trabalho, a mensuração do risco no ambiente corporativo é um processo complexo que pode ser segmentado essencialmente em cinco etapas: (1) especificação da medida de risco a ser calculada; (2) mapeamento de exposições; (3) geração de cenários; (4) estimação e (5) cômputo do risco.

Dentre as diversas medidas financeiras que sofrem impacto por variações nas taxas de mercado, as mais relevantes segundo o *CorporateMetrics* são o fluxo de caixa e o lucro, pois subsidiam avaliações de desempenho financeiro, liquidez, e análise da capacidade de investimentos. No que tange ao fluxo de caixa, de forma mais específica, o CF@R é definido como uma medida relativa de risco, calculada segundo uma meta previamente definida.

A etapa de mapeamento da exposição aos fatores de mercado consiste na mensuração do impacto destas variáveis sobre a medida financeira selecionada em (1). Este processo é viabilizado por meio de modelos matemáticos (equações contábeis ou econométricas) que poderão expressar uma relação linear entre as variáveis. Como o relacionamento entre os resultados financeiros e as taxas de mercado está sujeito às particularidades de cada empresa, o mapeamento das exposições deve ser fruto de pesquisas minuciosas sobre o contexto de cada organização.

No que tange à geração de cenários para os fatores de mercado faz-se necessário, a *priori*, especificar as respectivas distribuições de probabilidade para diferentes horizontes de tempo. Estas serão obtidas a partir da aplicação de testes de adequação de distribuição às séries amostrais das variáveis de risco. Com base nestes resultados, serão gerados N valores aleatórios, via Simulação de Monte Carlo, que alimentarão os modelos estimados na etapa (2), viabilizando o cômputo de N cenários para as medidas financeiras de interesse.

Cabe salientar que não existe um consenso do melhor método de previsão de longo prazo, no entanto o RiskMetrics (1999) sugere que seja gerado mais de um modelo levando em consideração os seguintes critérios: acurácia das distribuições para os diversos horizontes de tempo desejados, facilidade de implementação, habilidade em testar eventos extremos e capacidade de incorporar as informações correntes no mercado e captar as condições macroeconômicas.

A partir da distribuição da variável financeira (fluxo de caixa, receita ou lucro) poderão ser calculadas estatísticas de risco tais como: (i) desvio padrão (representa uma medida simétrica padronizada de dispersão da variável de análise em relação à média, estando estritamente relacionada ao grau variabilidade associada à ocorrência dos valores futuros da variável de interesse); (ii) queda máxima em relação a um valor alvo (indica a probabilidade da variável financeira ficar abaixo de um valor alvo em virtude dos riscos de mercado); (iii) intervalo de confiança (permite avaliar a probabilidade de ocorrência da variável de interesse dentro de um intervalo específico).

Stein *et. al* (2001) propuseram um modelo que buscasse suprir um ponto crítico presente na abordagem apresentada pelo *RiskMetrics Group*. Em empresas não financeiras a identificação de todos os fatores de risco de exposição do fluxo de caixa pode ser uma tarefa complexa, a ponto de gerar resultados de pouca acurácia caso algum fator relevante seja negligenciado, ou não captar de forma consistente possíveis relações secundárias entre os

fatores de risco e o fluxo de caixa. Em virtude do exposto, os autores sinalizaram para a utilização de um método focado na mensuração da volatilidade total do fluxo, em detrimento da volatilidade condicionada aos riscos de mercado. Logo, a volatilidade total segundo esta abordagem representa a principal variável de interesse.

Em virtude da insuficiência de informações que viabilizassem a obtenção de estimativas estatisticamente significativas para a volatilidade, foi proposto por Stein *et al* (2001) o cálculo do CF@R com base na distribuição de probabilidades dos fluxos de caixa das empresas observadas diretamente e não via distribuição dos fatores de risco como na proposta anterior. Ao tentar suprir o efeito da insuficiência de informações, visto que para cada instituição estavam disponíveis apenas 24 observações trimestrais, referentes ao período de 1994 à 1999, foi utilizado um número considerável de empresas para estimação do CF@R.

Inicialmente estimou-se um modelo auto-regressivo de ordem quatro (específico para cada empresa), tendo como variável dependente a razão do EBITDA⁶ (*proxy* para o fluxo de caixa operacional) sobre o Ativo Total e como variáveis independentes as quatro primeiras defasagens trimestrais da variável dependente. Adicionalmente foram empregadas *dummies* trimestrais com o intuito de captar os possíveis efeitos sazonais.

A distribuição de probabilidades no método *top-down* foi construída segundo as estimativas dos erros passados. Estes subsidiaram a geração dos choques aleatórios nas equações de previsão para viabilizar a simulação do CF@R intrínseco a cada empresa. Tais choques aleatórios foram selecionados de subconjuntos de resíduos formados conforme os agrupamentos pré-estabelecidos para empresas similares. Inicialmente, o conjunto de 81.000 estimativas de erro (amostra total) foi particionado em subgrupos homogêneos caracterizados

⁶ EBITDA: *Earnings before Taxes, Interesting, Depreciation and Amortization*.

segundo quatro critérios básicos⁷: valor de mercado; rentabilidade; risco da indústria e volatilidade do preço das ações. Após efetuar a regressão do log dos erros de previsão contra as variáveis anteriormente enumeradas, os resíduos foram então categorizados em 81 grupos (cada um composto de 1000 observações) relativamente homogêneos.

Para classificar as instituições, os autores dividiram a amostra inicial em três grupos, utilizando como critério a variável valor de mercado. *A posteriori* cada um dos três grupos foi novamente segmentado segundo o fator rentabilidade, totalizando 9 sub-amostras de resíduos. Em seguida, cada um dos 9 sub-grupos foi particionado em 3, conforme a variável risco da indústria. Por fim, os 27 grupos geraram 81 partições amostrais para o termo de erro, com base no preço das ações.

O modelo apresentado por Stein *et al* (2001) consiste em uma estimação empírica da distribuição de probabilidades. No entanto, sua principal limitação é a desconsideração dos fatores de risco específicos a cada empresa, inviabilizando a mensuração da exposição do fluxo de caixa aos movimentos macroeconômicos e do mercado.

O terceiro método, proposto por Andrén, Jankesgard e Oxheim (2005) tenta superar as deficiências dos modelos anteriores, por meio da criação do *Exposure Based CF@R*. Os autores objetivaram apresentar um método mais informativo que o *top down*, por acreditarem que direcionadores da volatilidade precisam ser conhecidos e seus impactos sobre o fluxo de caixa quantificados. Adicionalmente, foi proposto um avanço teórico em relação ao modelo desenvolvido pelo RiskMetrics (1999) ao incorporar um conjunto de coeficientes de exposição (deltas) de fatores de risco (macroeconômicos e de mercado) interdependentes entre si, construídos com base em uma regressão multivariada, denominada pelos autores de MUST (*Modeling Uncertainty Strategy*).

⁷ Os critérios básicos foram selecionados após realizada a regressão do log do erro de previsão ao quadrado contra uma variedade de variáveis candidatas. (STEIN *ET AL*; 2001).

Estes compartilham a opinião de que a abordagem do RiskMetrics(1999) falha ao ignorar o impacto simultâneo existente entre as variáveis macroeconômicas, visto que as mesmas tendem a co-variá, influenciando, por conseguinte o grau de exposição de cada firma aos riscos macroeconômicos. Desta forma uma análise multivariada do EBITDA (*proxy* para o fluxo de caixa) pode ser conduzida utilizando mudanças aleatórias nos fatores de risco selecionados como variáveis explicativas. A seguinte representação do modelo MUST foi proposta:

$$X_t^{DC} - E_{t-1}[X_t^{DC}] = \beta_0 + \beta_1(\pi_t^{DC} - E_{t-1}[\pi_t^{DC}]) + \beta_2(\pi_t^{FC} - E_{t-1}[\pi_t^{FC}]) + \beta_3(S_t^{DC/FC} - E_{t-1}[S_t^{DC/FC}]) + \beta_4(i_t^{DC} - E_{t-1}[i_t^{DC}]) + \beta_5(i_t^{FC} - E_{t-1}[i_t^{FC}]) + \beta_6(P_t^{DC} - E_{t-1}[P_t^{DC}]) + \varepsilon_t \quad (7)$$

Onde: X_t^{DC} é o fluxo de caixa em DC⁸ no período t, π é a inflação, $S^{DC/FC}$ é a taxa de câmbio spot em DC/FC⁹, i é a taxa de juros, e P é o preço de mercado de um fator de risco relevante para a rentabilidade corporativa. relevante para a rentabilidade corporativa. O termo E_{t-1} é o operador da expectativa no período t-1, enquanto ε_t mensura a mudança no fluxo de caixa no período t independente das variáveis macroeconômicas e de mercado.

Segundo os autores, os coeficientes desta regressão, por sinalizarem posições de *hedge*, podem ser utilizados para determinar o tamanho de contratos de derivativos, visto que permitem averiguar o impacto financeiro das variações dos fatores de risco sobre a variável de interesse. Adicionalmente os betas da equação também podem ser obtidos com o intuito de mensurar as mudanças no fluxo de caixa por razões macroeconômicas ou de mercado e para quantificar a parcela da oscilação explicada por outros fenômenos. No primeiro caso utiliza-se como fator de mensuração o coeficiente de determinação (R^2). A relativa importância macroeconômica será indicada por $(1-R^2)$. Estas últimas duas fontes de variação são utilizadas concomitantemente na estimação do CF@R.

⁸ A abreviação DC refere-se ao seguinte termo em inglês: *domestic currency*.

⁹ A abreviação FC refere-se ao seguinte termo em inglês: *foreign currency*.

Para derivar a distribuição condicional do fluxo de caixa deve-se obter *a priori* a matriz de covariância das variáveis macroeconômicas e de mercado identificadas no modelo de exposição anteriormente calculado. Ressalta-se que os valores do processo de simulação são selecionados aleatoriamente a partir desta matriz, obtida via decomposição de Cholesky. Estes por fim são inseridos na equação de previsão, gerando uma distribuição condicional simulada do fluxo de caixa às variáveis macroeconômicas e de mercado.

Para que seja apurada uma estimativa do fluxo de caixa total, a distribuição do fluxo de caixa condicional deverá ser completada com a distribuição do termo de erro. Caso o termo de erro seja bem comportado ele não será correlacionado com as variáveis explicativas e tampouco com seus valores defasados, sendo possível extrair um valor da distribuição normal ($N \sim [0, \sigma^2]$) e adicioná-lo à distribuição condicional.

La Roque *et al* (2003) desenvolveram um modelo estrutural de cômputo de variáveis macroeconômicas relevantes para a estimação do CF@R, aplicado ao contexto brasileiro. Segundo os autores o CF@R é um método baseado em simulação de trajetórias do comportamento de variáveis financeiras, econômicas e eventualmente operacionais, sendo que para sua apuração faz-se relevante a geração de um número considerável de cenários. No entanto, para que tal processo tenha efeito e precisão é necessário o desenvolvimento de modelos estocásticos de longo prazo, visto que, diferente do V@R, o fluxo de caixa em risco pode apresentar periodicidade mensal, trimestral ou até mesmo anual associada a um horizonte extenso de previsão.

No Brasil as modelagens econométricas de longo prazo apresentam problemas associados ao nível de acurácia, decorrentes da constante mudança de regimes das séries temporais. O emprego de modelos macroeconômicos estruturais poderia minimizar estes efeitos no momento de previsão do comportamento das variáveis exógenas presentes em um determinado modelo. Para tal é preciso considerar as correlações entre as variáveis embasada

na própria teoria macroeconômica e modelos econométricos que assumam a existência de variáveis exógenas (variáveis independentes nas equações), e variáveis endógenas (variáveis dependentes), função das exógenas estimadas.

No que tange à previsão das variáveis endógenas, duas são as fontes de incerteza, a saber: i) o erro de previsão das variáveis exógenas; ii) erro de previsão do modelo econométrico (decorrente de variáveis não especificáveis, logo mesmo se a previsão da variável exógena fosse perfeita, ainda existiria um nível de incerteza sob o real valor a ser observado para a endógena). Dado o exposto, para incorporar o grau de incerteza associado ao comportamento da variável endógena, o processo de incorporação de estocasticidade deve levar em consideração estas duas características.

Quanto ao primeiro ponto, se a incerteza foi corretamente modelada, estima-se a distribuição da variável exógena e gera-se os cenários via simulação de Monte Carlo, substituindo estes valores na equação que determina a endógena.No que tange ao segundo ponto, a simulação dos resíduos das regressões atenua o problema, como demonstrado a seguir:

$$End\acute{o}gena = f(Ex\acute{o}gena) + \varepsilon \quad (8)$$

Onde:

Exógena: variáveis independentes que seguem uma distribuição não paramétrica;

ε : termo ruído branco, cuja variância é estimada segundo a série de resíduos gerada pela regressão f .

Endógena: variável dependente.

5.4. Aplicações empíricas do CF@R

Após discutir os aspectos conceituais e as principais abordagens de estimação do CF@R, serão apresentadas algumas das aplicações empíricas do método, aos seguintes

contextos: i) avaliação do risco de insolvência da firma, discutido por Perobelli (2004); ii) análise do fluxo de caixa em risco utilizando o método de Quase Monte Carlo abordado por Rocha (2008) e iii) estimação do CF@R para o contexto de uma geradora de energia, desenvolvido por Varanda Neto (2007).

Kimball (2000) descreve que além da alocação correta do capital entre participação de recursos de terceiros e próprios, o gerenciamento da volatilidade dos fluxos também auxilia na redução do risco de insolvência. São classificadas como insolventes empresas impossibilitadas de arcar com os compromissos financeiros assumidos devido à escassez ou ausência de recursos disponíveis na forma de fluxo de caixa. Perobelli (2004) discute o assunto ao desenvolver um modelo, aplicável às distribuidoras de energia elétrica brasileiras, capaz de informar a probabilidade de uma empresa não dispor de recursos para honrar seus compromissos em determinada data de pagamento futura, ou vértice do fluxo. Para tal, o fluxo de caixa livre foi estimado indiretamente por meio do cômputo de modelos em painel para as principais variáveis contábeis que compunham esta medida. As equações obtidas foram condicionadas a fatores de risco macroeconômicos, classificadas como não gerenciáveis, e a fatores de risco de decisão e controle das empresas, categorizados como gerenciáveis.

A autora justificou a utilização da regressão em painel como necessária para viabilizar a análise setorial e reduzir os efeitos de poucas observações sobre a acurácia dos modelos. No que tange ao cômputo dos valores médios para os fatores de risco considerados significativos na regressão em painel, foi aplicado o método de vetores auto-regressivos, que incorporaram as relações de causalidade de Granger na previsão do comportamento destas variáveis. Tanto a distribuição do fluxo de caixa, quanto a probabilidade de ocorrência de valores negativos (percentil associado ao valor zero da distribuição), foram obtidas através da simulação de 1.000 choques aleatórios, devidamente correlacionados pela matriz de Cholesky, nos termos de erro dos modelos VAR permitindo, por conseguinte, a simulação de 1.000 valores distintos para os

fatores de risco presentes nos modelos em painel. Tal procedimento gerou uma distribuição de probabilidades para o fluxo de caixa livre formada por 1.000 cenários distintos.

Perobelli (2004) destaca que os modelos obtidos podem ser considerados úteis pelos gestores visto que avaliam o comportamento futuro dos fatores de risco e, principalmente, o reflexo destes sobre os fluxos de caixa projetados. De posse deste instrumental, o planejamento financeiro elaborado pelos mesmos passaria de um cenário único para a consideração de movimentos diversos nas premissas previamente estabelecidas, possibilitando à empresa se precaver contra movimentos adversos.

Sobre as limitações do trabalho, a autora destaca que a escolha *a priori* do escopo de candidatas a variáveis independentes, e a parcimônia necessária na decisão de quais fatores de risco macroeconômicos considerar na modelagem econométrica, foram pontos que restringiram a acurácia dos modelos. Adicionalmente, apesar da seleção do conjunto de variáveis independentes ter sido cuidadosa e parcimoniosa, Perobelli (2004) afirmou que não existem garantias da possibilidade certa de se projetar valores muito próximos dos reais, via modelos econométricos, quando o horizonte temporal de previsão for de prazo mais longo. Outro ponto destacado consiste na forte interferência dos valores passados na previsão dos fatores de risco macroeconômicos acarretando na incapacidade de detectar choques inéditos sobre o comportamento de tais fatores.

Rocha (2008) aplica o conceito de CF@R ao contexto do setor elétrico de distribuição a partir da observação de dados relativos à empresa Light S/A em suas três classes de consumo: residencial, comercial e industrial. O autor identifica, por meio da utilização de regressão dinâmica, os fatores de risco e suas respectivas exposições aos componentes do fluxo de caixa da empresa. Cabe ressaltar que os procedimentos metodológicos adotados pelo mesmo, em suma, seguiram os princípios discutidos pelo RiskMetrics (1999). No entanto, gerou como

contribuição de estudo a estimação dos fatores de riscos via simulação de Quase-Montecarlo, doravante QMC.

O método é semelhante ao tradicional Monte Carlo (MC) exceto na geração da sequência de números aleatórios onde o primeiro usa números Quase-aleatórios e o segundo, pseudo-aleatórios. Desta forma a sequência Quase-aleatória busca gerar números mais bem distribuídos e sem formação de “*clusters*”, permitindo uma convergência maior das simulações para os valores reais da variável de interesse (ROCHA; 2008).

O autor destaca como contribuição de seu estudo, a possibilidade de modelagem das contas do fluxo via regressão dinâmica e modelos univariados, diferentemente da estimação via dados em painel, presente na a maioria dos artigos publicados na área. Adicionalmente foi constatado que o processo de simulação através do método de Quase-Monte Carlo, apresentou menor variância da distribuição (dispersão dos pontos) e probabilidade de se obter fluxos negativos quando comparado ao Monte Carlo.

Varanda Neto (2007) propõe a utilização do modelo CF@R aplicado ao contexto de uma geradora de energia: a AES Tietê. Cada variável financeira foi modelada de forma distinta, a saber: a receita operacional líquida foi simulada por MC com base na função elasticidade preço-demanda; as principais sub-contas dos custos e despesas operacionais foram, em grande parte, tratadas como variáveis provenientes de uma distribuição uniforme ; cenários para as receitas e despesas financeiras foram gerados a partir de funções de regressão que utilizaram como variáveis independentes os indexadores do passivo da empresa.

Em termos específicos, tais indexadores podem ser assim enumerados: i) certificado de depósito interbancário e dólar (fatores de risco para as aplicações financeiras); ii) índice geral de preços do mercado (fator de correção dos empréstimos com a Eletrobrás); iii) índice geral de preços disponibilidade interna e iv) taxa referencial (fator de correção dos empréstimos com a Companhia Energética de São Paulo). Para cada conta financeira foram gerados 65.000

cenários, devidamente correlacionados pela matriz de Cholesky, que integraram a distribuição de fluxo de caixa da empresa.

No que diz respeito aos resultados do trabalho a utilização do CF@R possibilitou que fossem criados mais cenários do que comumente é feito numa análise determinística, subsidiando de forma mais eficiente processos de tomadas de decisão tais como avaliação de empresas ou projeção de resultados para orçamentos. No que tange ao erro de modelagem Varanda Neto (2007) discute que ao serem definidas variáveis com distribuições uniformes com mínimos e máximos dados por valores contidos em seus últimos balanços, assume-se que não haverá valores maiores que o máximo e não haverá valores menores que o mínimo, o que é uma hipótese simplificadora, que pode mostrar-se muito forte ao longo do tempo.

6. BREVE CARACTERIZAÇÃO DO SETOR BRASILEIRO DE ENERGIA ELÉTRICA

O histórico do setor de energia pode ser segmentado em três períodos principais, segundo a Câmara de Comercialização de Energia (2009), a saber: i) anos anteriores a 1995; ii) de 1995 a 2002; iii) 2002 a 2009. O primeiro momento, denominado Modelo Antigo, predominou até o final de 1994. Nessa época, o setor elétrico caracterizava-se pela centralização da operação e pelo planejamento de expansão. As atividades de transmissão, de distribuição e de comercialização de energia elétrica eram integradas e estatizadas, configurando uma estrutura verticalizada e pouco competitiva para o setor. O governo, como único órgão financiador, não conseguia prover o sistema de recursos suficientes que garantissem a sua expansão (CCEE (2009), CASTRO (2004)).

Entre 1995 e meados de 2002, vigorou o Modelo de Livre Mercado, marcado principalmente pela criação da figura do consumidor livre, que no ano de 1995, após o decreto da lei n. 9.074, passou a coexistir com o consumidor cativo. A principal diferença entre essas duas classificações é decorrente das características do processo de compra de energia. Para o consumidor cativo, o distribuidor é o fornecedor compulsório, com tarifa regulada e preço determinado segundo um *mix* de contratos de longo prazo, que absorve as incertezas, os erros e os acertos de todo o planejamento centralizado do governo e da distribuidora, participando, inclusive, do rateio dos custos da diferença entre geração programada e realizada. No que tange ao consumidor livre, a energia é livremente negociada, sendo o valor do seu consumo uma resultante de sua opção individual de compra, que poderá incluir contratos de diferentes prazos e maior ou menor exposição ao preço de curto prazo (CCEE(2009), ABRACEEL(2009)).

Em 1996, o Ministério de Minas e Energia e as Centrais Elétricas Brasileiras SA (Eletrobrás) impulsionaram a criação de um projeto de reestruturação do Setor Elétrico

Brasileiro, marcado principalmente pela liberalização da participação do capital privado como financiador das expansões e das melhorias das atividades referentes à geração e à comercialização¹⁰, incentivando a competitividade. As empresas, antes verticalizadas, passaram a se especializar nos segmentos da cadeia produtiva¹¹. Criou-se o Mercado Atacadista de Energia Elétrica – MAE, com a finalidade de atuar na liquidação das sobras e dos déficits do balanço energético, contabilizando e liquidando os contratos no mercado de curto prazo. Adicionalmente, criou-se a ANEEL (Agência Nacional de Energia Elétrica), cujas principais atribuições, quando da sua criação, consistiam em regular e fiscalizar a produção, transmissão, distribuição e comercialização de energia, de acordo com a legislação e as diretrizes e políticas do Governo Federal (CCEE (2009), CASTRO (2004)).

O ano de 2001 foi considerado um ano crítico para todo o setor, visto que o montante investido ao longo dos anos na área de geração e de transmissão não foi suficiente para fazer frente ao crescimento do consumo de energia elétrica do país. A escassez de outras fontes de energia (a matriz energética nacional predominantemente era a hidráulica e correspondia a cerca de 90% do total de energia gerado) e um regime hidrológico desfavorável nos anos anteriores contribuíram para a política de racionamento¹², que tinha como objetivo principal reduzir o consumo de energia elétrica nacional. Essa medida vigorou de 1º de junho de 2001 a 28 de fevereiro de 2002.

O novo modelo, iniciado em janeiro de 2003 pelo Governo Federal, marcou o início de um novo período, ao lançar as bases para a criação de uma instituição responsável pelo

¹⁰ As atividades de distribuição e de transmissão permaneceram como monopólios naturais sob forte regulamentação. As melhorias implementadas não foram, no entanto, suficientes para evitar o racionamento de energia ocorrido em 2001.

¹¹ Os segmentos da cadeia produtiva abrangem a geração, a distribuição, a comercialização e a transmissão de energia.

¹² O preço da energia em todas as regiões sob racionamento, nos meses de julho a setembro de 2001, atingiu o maior valor do período, R\$684/MWh. Com o fim do racionamento, os valores baixaram para R\$8,14/MWh no Sudeste; R\$6,97/MWh no Nordeste; e R\$4,49/MWh no Norte.

planejamento do setor elétrico em longo prazo (a Empresa de Pesquisa Energética - EPE). Uma segunda organização, denominada Comitê de Monitoramento do Setor Elétrico (CMSE), foi encarregada de avaliar permanentemente a segurança do suprimento de energia elétrica. Em prol da continuidade das atividades do MAE relativas à comercialização de energia elétrica no sistema interligado, projetou-se a Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (CCEE).

Em relação à comercialização de energia, foram instituídos dois ambientes para a celebração de contratos de compra e venda de energia: o Ambiente de Contratação Regulada (ACR), do qual participam os agentes de geração e de distribuição de energia elétrica; e o Ambiente de Contratação Livre (ACL), do qual participam agentes de geração e de comercialização, importadores e exportadores de energia, e consumidores livres (CCEE, 2009).

No Ambiente de Contratação Regulada, foram concentradas as operações de compra e venda de energia, por meio de leilão e de licitação pela menor tarifa, envolvendo, sobretudo as distribuidoras de energia elétrica. Dentro desse ambiente, os agentes vendedores agruparam os titulares de concessão, permissão ou autorização para gerar, importar ou comercializar energia elétrica. Quanto às distribuidoras, coube-lhes a responsabilidade de compra de energia necessária para atender a 100% de seu mercado cativo, mediante contratos de comercialização de energia no ambiente regulado, os quais são celebrados entre as distribuidoras e as concessionárias ou autorizadas de geração, e intermediadas pelo CCEE. Após o lançamento do Decreto nº 5163 de 2004, todos os geradores, autoprodutores, consumidores livres e distribuidoras passaram a ser obrigados a informar ao Ministério das Minas e Energia as estimativas dos seus mercados ou cargas dos cinco anos subsequentes (CASTRO, 2004).

Esse autor também descreve o ambiente de contratação livre como o meio no qual ocorrem tanto a compra quanto a venda de energia, graças aos contratos bilaterais, livremente negociados. Nesse mercado, participam os agentes de geração, de comercialização, de

importação, de exportação e os consumidores livres¹³. Também são incluídos no ambiente de contratação livre os consumidores com carga maior ou igual a 500 kW, que compram energia diretamente de pequenas centrais hidrelétricas ou de fontes à base de biomassa, de vento ou do sol.

No que tange às questões tarifárias, salienta-se que os preços de compra e venda na geração de energia variam segundo as leis de oferta e demanda do mercado, ao passo que as distribuidoras possuem uma estrutura tarifária regulada pela ANEEL, que sofre reajuste anual. Sobre esse assunto, ressalta-se que:

Cabe à Agência Nacional de Energia Elétrica estabelecer tarifas que assegurem ao consumidor o pagamento de um valor justo, como também garantir ao equilíbrio econômico-financeiro da concessionária de distribuição para que ela possa oferecer um serviço com qualidade, confiabilidade e continuidade necessárias (ANEEL, 2005, p.8).

Os reajustes tarifários são calculados seguindo a seguinte diretriz: fixar uma tarifa justa ao consumidor, que seja capaz de estabelecer uma receita que garanta o equilíbrio econômico-financeiro da concessão. Para atingir esse objetivo, faz-se relevante esclarecer a composição da receita da concessionária, composta essencialmente por duas parcelas, como demonstrado a seguir:

¹³ As distribuidoras são impedidas de adquirir energia nesse mercado.

Tabela 1: Composição da receita requerida

Composição da Receita Requerida	
Parcela A	Parcela B
<p style="text-align: center;">Encargos Setoriais</p> <p>Cotas de reserva global de reversão Cotas da conta de consumo de combustível Taxa de fiscalização dos serviços de energia elétrica Rateio dos custos do proinfa Conta de desenvolvimento energético</p> <p style="text-align: center;">Encargos de Transmissão</p> <p>Uso das instalações da rede básica de transmissão de energia elétrica Uso das instalações de conexão Uso das instalações de distribuição Transporte de energia elétrica proveniente de Itaipu Operador Nacional do Sistema</p> <p style="text-align: center;">Compra de Energia Elétrica para Revenda</p> <p>Contratos iniciais Energia Itaipu Contratos bilaterais de longo prazo ou leilões</p>	<p style="text-align: center;">Despesa de Operação e Manutenção</p> <p>Pessoal Material Serviços de terceiros Despesas gerais e outras</p> <p style="text-align: center;">Despesas de Capital</p> <p>Cotas de Depreciação Remuneração do capital</p> <p style="text-align: center;">Outros</p> <p>P&D e Eficiência energética PIS/COFINS</p>

Fonte: ANEEL (2005)

O primeiro conjunto da receita refere-se ao repasse dos custos considerados não gerenciáveis, seja porque seus valores ou suas quantidades, bem como sua variação no tempo independem do controle da empresa (como o montante de energia comprado para revenda), ou porque se referem aos encargos e a tributos legalmente fixados (como a taxa de fiscalização de serviços de energia elétrica). O segundo conjunto refere-se à cobertura dos custos de pessoal, de material e de outras atividades vinculadas diretamente à operação e à manutenção dos serviços de distribuição, bem como dos custos de depreciação e de remuneração dos investimentos realizados pela empresa pelo atendimento do serviço. Esses custos são identificados como gerenciáveis, uma vez que a concessionária tem plena capacidade de administrá-los diretamente (ANEEL, 2005).

Dada a dificuldade de se obter um intervalo histórico disponível a partir do primeiro trimestre de 1998 para as variáveis que interferem diretamente na composição da receita requerida e, conseqüentemente, no reajuste da tarifa concedido pela ANEEL, o impacto desses

fatores sobre a variável Receita não será captado de forma individual, e sim conjunta, pela inserção da variável tarifa média de vendas e pelo reajuste tarifário arbitrado pela agência reguladora do setor elétrico.

Outros fatores de risco relevantes para o setor em termos operacionais, além da demanda e do reajuste extraordinário, estão relacionadas ao nível de atividade da economia, tais como o PIB (produto interno bruto); *proxies* para a inflação, tais como IPCA (Índice Geral de Preços - Amplo) e IGPM (Índice Geral de Preços de Mercado), sendo que o último representa um indexador das receitas e despesas das distribuidoras e *proxies* para a taxa de juros, tais como a SELIC, que limitam o consumo das famílias (PEROBELLI, 2004).

7. METODOLOGIA

O presente estudo se pauta na comparação de duas abordagens distintas para estimação do CF@R. Os trabalhos divulgados pelo *RiskMetrics* em 1999, partem do mapeamento da exposição do fluxo de caixa aos fatores de mercado, gerando CF@R de média condicional. Não obstante, tanto em empresas financeiras quanto não financeiras, a identificação de todos os fatores de risco de exposição do fluxo de caixa pode ser uma tarefa complexa, a ponto de gerar resultados com pouca acurácia caso algum fator relevante seja negligenciado, ou não captar de forma consistente possíveis relações secundárias entre as variáveis analisadas. Em virtude do exposto, Stein *et al* (2001) sinalizaram para a utilização de outra metodologia, focada na mensuração da volatilidade total do fluxo em detrimento da volatilidade condicionada aos riscos de mercado.

Por fim André, Jankesgard e Oxheim (2005) tentam agregar ambas as abordagens propondo um modelo que considere tanto a distribuição condicional do fluxo de caixa, quanto a não condicional gerando a estimativa do fluxo de caixa total. Por conseguinte, os autores propõem um modelo de CFAR que reúna tanto a distribuição do fluxo de caixa condicional quanto a distribuição do termo de erro. Caso o termo de erro seja bem comportado ele não será correlacionado com as variáveis explicativas e tampouco com seus valores defasados, sendo possível extrair um valor da distribuição normal ($N \sim [0, \sigma^2]$) que será adicionado à distribuição condicional.

Neste contexto, o presente estudo visa estimar o fluxo de caixa operacional em risco pelo método ARIMA focando a construção da distribuição a partir da simulação do termo de erro, como foi discutido por Stein *et al* (2001). Em seguida, tais resultados serão comparados com a estimação do CF@R, via utilização dos modelos de vetores auto-regressivos abordado pelos RiskMetrics (1999) e pela simulação do termo de erro da equação da variável endógena,

segundo a lógica de Andrén, Jankesgard e Oxlheim (2005). Este último procedimento visa minimizar os efeitos dos fatores de risco não especificados, dada a sua não observação, sobre os resultados da variável endógena. Desta forma modela-se a parte da distribuição do fluxo de caixa operacional condicionada e a não condicionada aos fatores de risco via simulação de Monte Carlo.

Os principais métodos utilizados para viabilizar a comparação e a seleção da melhor abordagem de estimação do fluxo de caixa operacional em risco aplicado ao contexto de cinco grandes distribuidoras do setor elétrico brasileiro, encontram-se descritos neste capítulo. A seção 8 foi elaborada com o propósito de apresentar de forma integrada os passos desenvolvidos para obtenção dos resultados.

7.1. O Modelo de Box & Jenkins: aspectos conceituais

O segundo modelo a ser utilizado para a construção do fluxo de caixa em risco operacional será baseado na metodologia Box & Jenkins, doravante denominada B&J. Os modelos *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) foram popularizados por George Box e Gwilym Jenkins, em 1970. Sua estrutura matemática é resultado da combinação de três filtros, a saber: i) o auto-regressivo (AR); ii) o filtro de integração (I); e, iii) o de médias móveis (MA). Uma série de tempo poderá conter ambos simultaneamente ou apenas um subconjunto, formado pela parte AR, MA, ARMA, ARI ou IMA. Cada uma dessas combinações resultará em um modelo de previsão distinto (VASCONCELLOS *et al.*, 2000).

Segundo os autores, o primeiro filtro, também denominado processo auto-regressivo estabelece uma relação estatística entre os valores correntes de x_t e as realizações passadas da mesma série temporal (x_{t-1} , x_{t-2} , x_{t-p}). Tal relação pode ser assim expressa:

$$x_t = \alpha_0 + \phi_1 x_{t-1} + \phi_2 x_{t-2} + \dots + \phi_p x_{t-p} + \varepsilon_t \quad (9)$$

Salienta-se, adicionalmente, que o termo de erro ε_t deverá apresentar média zero, variância constante e ser normalmente distribuído. Como o processo, a princípio, apresenta “p” parâmetros desconhecidos, poderá ser categorizado como um modelo auto-regressivo de ordem p, ou de forma abreviada AR(p) (MONTGOMERY e JOHNSON, 1976).

Makridakis, Wheelwright, Hyndman (1998) descrevem que, de forma semelhante ao modelo AR(p), a variável x_t também pode estabelecer uma relação linear com o termo de erro defasado. Tal processo é denominado média móvel de ordem q ou MA(q):

$$x_t = \mu + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (10)$$

Onde:

θ_q : representa o q-ésimo peso da equação;

ε_{t-q} : sinaliza o choque aleatório defasado em q períodos.

Um modelo univariado resultante da junção do processo auto-regressivo com o de média móvel constitui um ARMA (p, q). Ressalta-se que as três combinações apresentadas, só serão aplicáveis quando as séries em análise forem estacionárias. O método B&J poderá ser estendido para séries não estacionárias, após efetuar a devida diferenciação antes do processo de estimação das equações. A inserção do filtro de integração resultará um novo modelo denominado *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). (MAKRIDAKIS, WHEELWRIGHT, HYNDMAN, 1998).

Um modelo ARIMA de ordem p, d^{14} , q pode ser assim representado:

$$\phi_p(B) \nabla^d x_t = \Theta_q(B) \varepsilon_t \quad (11)$$

¹⁴ O d representa o número de diferenciações necessárias para tornar a série estacionária.

Onde B configura o termo de retardo da série, denominado *backward shift operator*, expresso por:

$$(B)x_t = x_{t-1} \quad (12)$$

7.1.1. O método de construção dos modelos Box & Jenkins

A metodologia de Box & Jenkins embasa-se em quatro processos: i) identificação; ii) estimação; iii) verificação; e iv) previsão. O primeiro procedimento a ser seguido para viabilizar a aplicação do respectivo método a uma série temporal consiste na verificação de quais dos filtros, dentre os existentes, irão compor o processo gerador da série analisada. De igual forma, a ordem do modelo também deverá ser considerada. Segundo Montgomery e Johnson (1976), como a etapa de identificação de um modelo ARIMA é implementada através da análise do histórico dos dados, utiliza-se a autocorrelação amostral ($\hat{\rho}_k$) para quantificar a relação entre Y_t e Y_{t-k} , como demonstrado a seguir:

$$\hat{\rho}_k = \frac{\frac{1}{N-K} \sum_{t=1}^{N-K} (y_t - \bar{y})(y_{t-k} - \bar{y})}{\frac{1}{N-K} \sum_{t=1}^{N-K} (y_t - \bar{y})^2} \quad k = 0, 1, \dots, K \quad (13)$$

Onde:

n: tamanho da amostra;

y_t : variável analisada no tempo t;

\bar{y} : média amostral;

y_{t-k} : variável analisada no tempo t-k;

Concomitantemente, calcula-se a chamada autocorrelação parcial que mensura a correlação entre y_t e y_{t-k} após remover os efeitos de y_{t-k+1} , y_{t-k+2} , ..., y_{t-1} . Segundo os padrões exibidos pelo gráfico da autocorrelação (ACF) e da autocorrelação parcial (PACF), é possível

identificar a ordem dos modelos, conforme descrito por Makridakis, Wheelwright, Hyndman (1998):

Tabela 2: Padrões esperados no ACF e PACF para modelos AR e MA

	ACF	PACF
AR(1)	Decaimento Exponencial: no lado positivo se $\phi_1 > 0$ e sinais alternados que começam no lado negativo se $\phi_1 < 0$.	Significância na defasagem 1 e não significância nos demais lags: autocorrelação positiva se $\phi_1 > 0$ e negativa se $\phi_1 < 0$.
AR(p)	Decaimento exponencial ou senóide amortecida. O padrão exato dependerá do sinal e do tamanho de ϕ_1, \dots, ϕ_p .	Significâncias do lag 1 ao p e não significância nas demais defasagens.
MA(1)	Significância na defasagem 1 e não significância nos demais lags: autocorrelação positiva se $\theta_1 < 0$ e negativa se $\theta_1 > 0$.	Decaimento exponencial ou senóide. O padrão exato dependerá do sinal e do tamanho de ϕ_1, \dots, ϕ_p .
MA(q)	Significâncias do lag 1 ao q e não significância nas demais defasagens.	Decaimento exponencial ou senóide amortecida. O padrão exato dependerá do sinal e do tamanho de $\theta_1, \dots, \theta_p$.

Fonte: (MAKRIDAKIS, WHEELWRIGHT, HYNDMAN, 1998).

Adicionalmente, os autores preconizam que séries não estacionárias são caracterizadas por fortes correlações seriais, que geram um declínio lento dos coeficientes de autocorrelação à medida que k aumenta. Dado o exposto, a ACF amostral tenderá a apresentar valores inicialmente altos, que não convergem para um valor estatisticamente igual a zero em face de um aumento na defasagem da variável. Tal comportamento é considerado um dos indicadores da necessidade de diferenciação da série. Em circunstâncias nas quais as ACF da primeira diferença consecutiva da série apresentar, nas ordens múltiplas de s , valores altos que declinam lentamente, será necessário aplicar diferenciações sazonais.

Sobre esse assunto, Ledolter (1983) destaca que a não estacionaridade pode assumir diferentes configurações. Uma mudança na média, por exemplo, é frequentemente descrita por um polinômio de baixa ordem no tempo, mas seus coeficientes não são constantes, variando aleatoriamente. Tal fenômeno é denominado não estacionaridade homogênea. Uma sequência não estacionária homogênea pode ser transformada em sequência estacionária, após sucessivas diferenças aplicadas aos dados amostrais.

Com o intuito de mensurar o número de diferenciações a ser aplicado na série temporal, recomenda-se a utilização do teste de raiz unitária. Alexander (2005) o define como um teste

estatístico pautado na hipótese nula de que a série de tempo não é estacionária, contra a hipótese alternativa de estacionaridade. Suponha o modelo AR (1) expresso por:

$$y_t = \alpha_0 + \alpha y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (14)$$

Esse modelo será considerado não estacionário caso $\alpha=1$, gerando um passeio aleatório de não reversão à média, como demonstrado a seguir:

$$y_t = \alpha_0 + y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (15)$$

Após a primeira diferença, a equação pode ser assim reescrita:

$$\Delta y_t = \alpha_0 + (1 - \alpha) y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (16)$$

Para testar a hipótese de não estacionaridade, Dickey e Fuller (1979) demonstraram que é possível regredir Δy_t contra uma constante e y_{t-1} , e testar se o coeficiente obtido é ou não significativamente diferente de zero. Outros dois testes também avaliam a questão da raiz unitária, derivando-se do primeiro. O teste Dickey Fuller Aumentado, por exemplo, inclui outros termos defasados na equação 14, como demonstrado a seguir:

$$y_t = a_0 + a_1 y_{t-1} + a_2 y_{t-2} + a_3 y_{t-3} + \dots + a_{p-1} y_{t-p+1} + a_p y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (17)$$

Adicionando-se e subtraindo-se $a_p y_{t-p+1}$, obtém-se:

$$y_t = a_0 + a_1 y_{t-1} + a_2 y_{t-2} + a_3 y_{t-3} + \dots + a_{p-2} y_{t-p+2} + (a_{p-1} + a_p) y_{t-p+1} + a_p \Delta y_{t-p+1} + \varepsilon_t \quad (18)$$

A *posteriori* adiciona-se e subtrai-se $(a_{p-1} + a_p) y_{t-p+2}$, para obter:

$$\Delta y_t = a_0 + \alpha y_{t-1} + \sum_{i=2}^p \beta_i \Delta y_{t-i+1} + \varepsilon_t \quad (19)$$

Onde:

$$\begin{aligned}\alpha &= -\left(1 - \sum_{i=1}^p a_i\right) \\ \beta_i &= -\sum_{j=i}^p a_j\end{aligned}\quad (20)$$

Se o $\sum a_i = 1$, $\alpha = 0$, o sistema possui uma raiz unitária. Enders (2004) salienta que o teste de Dickey Fuller parte do princípio de que os erros da equação testada são independentes e homocedásticos. Tal premissa, aliada ao fato de o processo gerador de dados ser desconhecido, acarreta nas seguintes implicações teóricas:

1. Caso o processo gerador dos dados possua tanto a parte auto-regressiva quanto de média móvel, o lag q da parte MA deverá ser determinado. O teste de raiz unitária só poderá ser aplicado após a determinação da ordem do modelo.
2. O teste de Dickey Fuller considera apenas uma raiz unitária. Dessa forma, se um polinômio auto-regressivo apresentar p raízes características e se existirem $m \leq p$ raízes unitárias, a série deverá ser diferenciada m vezes até atingir a estacionaridade.
3. As raízes unitárias sazonais deverão ser diferenciadas das não sazonais.
4. Podem existir quebras estruturais na série, que impliquem em um aparente comportamento de tendência aos dados.

Johnston e Dinardo (2001) salientam que, na presença de quebras estruturais nas séries avaliadas, deve-se proceder a um segundo teste de raiz unitária proposto por Phillips-Perron, que considera a existência de quebras estruturais na série em estudo. A seguinte equação deverá ser estimada:

$$y_t = a_0 + \alpha_1 t + \alpha_2 D + \varepsilon \quad (21)$$

Onde:

a_0 : constante;

t = tempo;

D = variável *dummy*;

A variável *dummy* poderá assumir os seguintes valores:

$$\begin{cases} 1 \text{ para } t \geq t_{(\text{choque})} \text{ e } 0 \text{ para } t < t_{(\text{choque})} & \text{-- caso o choque tenha efeito permanente;} \\ 1 \text{ para } t = t_{(\text{choque})} \text{ e } 0 \text{ para } t \neq t_{(\text{choque})} & \text{-- caso o choque tenha efeito de repique.} \end{cases}$$

Após estimar a equação, o teste de Philips-Perron deverá ser aplicado sobre o termo de erro da regressão, visto que os efeitos da quebra estrutural já foram expurgados.

Adicionalmente Ledolter (1983) preconiza que, além da não estacionaridade da média, muitos dados econômicos e financeiros exibem não estacionaridade na variância. Nesses casos, a série deverá ser transformada antes que a diferença seja calculada. O autor aborda dois tipos de situações nas quais a variância é tratada. Dado um modelo de regressão geral, como expresso em (23), é possível representar a variância do erro em função do nível médio η_t , como apontado em (24).

$$y_t = f(x_t; \beta) + \varepsilon_t = \eta_t + \varepsilon_t \quad (22)$$

$$V(y_t) = V(\varepsilon_t) = h^2(\eta_t) + \sigma^2 \quad (23)$$

Dado que h representa uma função conhecida, o objetivo central é encontrar a transformação na base de dados $g(y_t)$ que estabilize a variância (torne-a constante). Para tal pode-se expandir a função $g(y_t)$ segundo a série de Taylor de primeira ordem em relação a η_t , como demonstrado a seguir:

$$g(y_t) \cong g(\eta_t) + (y_t - \eta_t)g'(\eta_t) \quad (24)$$

Onde $g'(\eta_t)$ representa a primeira derivada de $g(y_t)$ em função de η_t . Dado o exposto, serão consideradas duas transformações específicas. A primeira é aplicada quando o desvio padrão é proporcional ao nível. Nesse contexto, a transformação de estabilização da variância $g(\eta_t)$ deverá satisfazer à seguinte condição:

$$g'(\eta_t) = \frac{1}{\eta_t} \quad (25)$$

Isto implica que: $g(\eta_t) = \ln \eta_t$, onde \ln representa o logaritmo neperiano. Logo, neste caso, no qual o desvio padrão de y é proporcional ao nível, a transformação logarítmica da variável dependente y deverá ser considerada e a regressão deverá ser feita com base em $\ln y$.

A segunda acontece quando a variância é proporcional ao nível. Nessa situação, $h(\eta_t) = \eta_t^{1/2}$ e $g'(\eta_t) = \eta_t^{-1/2}$. Isso implica que $g(\eta_t) = 2\eta_t^{1/2}$. Logo, a raiz quadrada da transformação $y_t^{1/2}$ estabilizará a variância.

Vasconcellos *et al.* (2000) definem que uma vez determinados os valores de p , d e q , faz-se necessária a estimação dos parâmetros. Para tal, aplica-se o método de mínimos quadrados ordinários (MQO) ou o método de máxima verossimilhança. Para estimação via máxima verossimilhança, admite-se, a princípio, que os termos de erro ε_t possuem distribuição normal, sejam independentes e apresentem média nula e variância constante. Por conseguinte, a função probabilidade conjunta de um modelo ARIMA (p , d , q) a ser maximizada, será:

$$p(\varepsilon | \varphi, \theta, \sigma^2) = (2\pi\sigma^2)^{-n/2} \exp \left[\frac{-1}{2\sigma^2} \sum_{t=1}^n \varepsilon^2_t \right] \quad (26)$$

Onde:

$$\boldsymbol{\varepsilon} = (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n)'$$

$$\boldsymbol{\theta} = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n)'$$

$$\boldsymbol{\varphi} = (\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_n)'$$

As etapas de identificação e de estimação são seguidas pelo processo de validação da equação previamente definida. Na verificação, a análise dos resíduos assume relevância. O termo de erro $\hat{\varepsilon}_t$ deverá comportar-se como um ruído branco, caso o modelo esteja adequadamente especificado. Em particular, seus coeficientes de autocorrelação deverão ser estatisticamente iguais a zero. Para tal, utiliza-se o teste conjunto de k defasagens de autocorrelações Ljung-Box, a ser descrito na seção 6.5 (VASCONCELLOS *et al.*, 2000).

Quanto ao problema de especificação do modelo, os autores defendem a realização do chamado teste de sobrefixação, que propõe a inclusão de parâmetros adicionais e a análise da significância estatística desses parâmetros. Em casos nos quais os coeficientes de dois modelos distintos sejam significantes, Vasconcellos *et al.* (2000) recomendam a utilização de um método objetivo que indique aquele que apresente a melhor relação de precisão (menor variância) e parcimônia. O SBIC (*Schwartz Bayesian Information criterion*) poderá ser empregado:

$$SBIC = \ln \hat{\sigma}_{\varepsilon}^2 + \frac{(p+q)\ln(n)}{n} \quad (27)$$

Onde:

$\hat{\sigma}_{\varepsilon}^2$ = variância estimada de ε_t

n = tamanho da amostra

p = ordem da parte AR do modelo

q = ordem da parte MA do modelo

Ao invés de estabelecer p e q precisamente, estimam-se os modelos correspondentes a vários pares (p, q) e escolhe-se aquela especificação que apresenta o menor valor SBIC. No que

tange à previsão, Vasconcelos *et al.* (2000) destacam que o valor de y no instante $n+1$ será calculado, conforme a esperança condicional de y , como explicitado a seguir:

$$\begin{aligned}\hat{y}_n(l) &= E[y_{n+l} / y_n, y_{n-1}, \dots, y_1] \\ \hat{y}_n(l) &= E[\phi y_{n+l-1} + \varepsilon_{n+l} - \theta \varepsilon_{n+l-1} / y_n, y_{n-1}, \dots, y_1] \\ \hat{y}_n(l) &= \phi \hat{y}_n(l-1)\end{aligned}\quad (28)$$

Segundo os autores, a previsão será obtida com base em um modelo condicionado aos valores históricos assumidos pela variável. Os efeitos dos termos de erro sobre o comportamento futuro da variável dependente tenderão a se dissipar a medida que o horizonte de previsão se amplie.

7.2. O modelo de vetores auto-regressivos (VAR)

Maddala (2003) conceitua os vetores auto-regressivos (VAR) como uma generalização em séries temporais múltiplas dos modelos auto-regressivos. Tal método econométrico descreve o processo gerador dos dados de um conjunto de variáveis, através de um sistema de equações, que capte os co-movimentos observados entre a variável dependente e outras variáveis capazes de afetar seu comportamento. A lógica do modelo VAR se pauta principalmente nos seguintes princípios: i) a variável explicativa, ou fator de risco representado por x_t é endógeno, ou seja, dependente de y_t , e ii) as séries temporais analisadas são estacionárias¹⁵. Heij *et al* (2004) preconiza que um vetor auto-regressivo de ordem 1, assume a seguinte configuração:

$$\begin{pmatrix} x_t \\ y_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \phi_{11} & \phi_{12} \\ \phi_{21} & \phi_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_{t-1} \\ y_{t-1} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \varepsilon_{1t} \\ \varepsilon_{2t} \end{pmatrix}\quad (29)$$

¹⁵ Um processo estacionário é caracterizado por apresentar a média e a variância constantes ao longo do tempo e a covariância entre dois instantes do tempo dependente apenas da distância, do intervalo ou da defasagem entre os períodos de análise (VASCONCELLOS ET AL; 2000) .

$$\begin{pmatrix} \varepsilon_{1t} \\ \varepsilon_{2t} \end{pmatrix} \approx IID \left(\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} \end{pmatrix} \right)$$

Ou de modo mais explícito:

$$\begin{aligned} x_t &= \alpha_1 + \phi_{11}x_{t-1} + \phi_{12}y_{t-1} + \varepsilon_{1t} \\ y_t &= \alpha_2 + \phi_{21}x_{t-1} + \phi_{22}y_{t-1} + \varepsilon_{2t} \end{aligned} \quad (30)$$

Segundo Johnston e Dinardo (2001), pela observação da equação (29) e igualmente para todos os processos do tipo VAR de ordem superior a um, é possível representar cada variável em termos numéricos como uma combinação linear dos seus valores defasados e dos valores defasados de todas as demais variáveis presentes no sistema. Sobre este assunto Enders (2004) descreve que quando não se está muito confiante quanto à exogeneidade de x_t , uma abordagem comum é tratá-la simetricamente. No caso de duas variáveis, como descrito pelas equações (29), (30), é possível averiguar se a série temporal y_t é afetada por realizações passadas e presentes de x_t e vice-versa. Desta forma, o VAR é pautado em uma lógica de resposta entre as variáveis captando uma relação de simultaneidade presente no modelo (ENDERS, 2004). Em termos práticos, as equações VAR podem ser expandidas de forma a incluir tendências temporais determinísticas e outras variáveis exógenas.

Dado que Y_t se refere a um vetor $(x_t, y_t)'$, α representa um vetor 2×1 $(\alpha_1, \alpha_2)'$; ε_t um vetor $(\varepsilon_{1t}, \varepsilon_{2t})'$; ϕ uma matriz 2×2 com os coeficientes do modelo AR e Ω sinaliza uma matriz de covariância 2×2 com termos de erro, o modelo (29) pode ser reescrito para a forma matricial:

$$Y_t = \alpha + \Phi Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \sim IID(0, \Omega) \quad (31)$$

O vetor auto-regressivo para m variáveis é definido de forma similar sendo Y_t um vetor de ordem $m \times 1$, α um vetor de constantes $m \times 1$ e Φ e Ω são matrizes de ordem $m \times m$ (HEIJ

ET AL, 2004). No que tange à estimação do VAR aplica-se o método de máxima verossimilhança a um sistema composto por m equações. Com base em um conjunto de dados de uma amostra, acredita-se conhecer o formato da função distribuição das variáveis aleatórias que geraram as respectivas observações. Segundo esta premissa avalia-se qual conjunto de valores dos parâmetros dessa distribuição originou os dados observados com maior probabilidade. A maximização da verossimilhança da função, referente à θ , visa, portanto, encontrar uma estimativa também representada por $\hat{\theta}$, que maximiza a probabilidade de se obter os valores amostrais observados. Logo $\hat{\theta}$ é determinado como sendo o estimador de máxima verossimilhança de um vetor de parâmetros desconhecidos θ . Dentro do contexto dos vetores auto-regressivos, a máxima verossimilhança condicional de um modelo VAR(p) pode ser assim explicitada (supondo que os termos de erro sejam ruídos brancos¹⁶):

$$\log(L) = \frac{-(n-p)m}{2} \log(2\pi) - \frac{n-p}{2} \log(\det(\Omega)) - \frac{1}{2} \sum_{t=p+1}^n (Y_t - \alpha - \sum_{j=1}^p \Phi_j Y_{t-j})' \Omega^{-1} (Y_t - \alpha - \sum_{j=1}^p \Phi_j Y_{t-j}) \quad (32)$$

Onde:

m = número de equações do sistema;

Ω = matriz de covariância do termo de erro de ordem $m \times m$;

p = ordem do modelo VAR

Φ = matriz de coeficientes de ordem $m \times m$

Y_t = vetor de variáveis de ordem $m \times 1$;

α = vetor de constantes de ordem $m \times 1$.

Após o processo de estimação, avalia-se a ordem do modelo submetendo cada coeficiente da equação, aos testes “t” e / ou “F”, a fim de averiguar a significância das variáveis

¹⁶ Vasconcellos et al (2000) caracteriza o ruído branco como uma variável aleatória com média zero, variância constante e autocorrelação estatisticamente igual a zero.

independentes. Adicionalmente, Brooks (2008) descreve que caso existam dois modelos teoricamente coerentes, um dos critérios de desempate passível de ser aplicado é a estatística SBIC (*Schwartz Bayesian Information criterion*). Dentro do contexto do VAR esta assume a seguinte configuração:

$$SBIC(p) = \log(\det(\Omega)) + \frac{p^2 K}{T} \log(T) \quad (33)$$

Onde:

p: número de equações no sistema VAR;

k: número total de regressores em cada equação, inclusive a constante;

Ω : matriz de covariância das perturbações do modelo VAR(p);

T: número de observações.

O autor salienta que os critérios de informação são compostos essencialmente por dois fatores: um termo que é função da soma do quadrado dos resíduos, e uma penalidade para a perda de graus de liberdade decorrente da adição de parâmetros extras. Logo, a inserção de uma nova variável ou *lag* adicional, repercutirá em dois efeitos sobre o critério de informação, a soma do quadrado dos resíduos (SQR) decrescerá, enquanto o valor do termo de penalidade aumentará. O objetivo, portanto, é escolher o número de parâmetros que minimizem o critério de informação (CI). Logo, a adição de um termo no modelo só será capaz de reduzir o valor do CI, se a queda na SQR for superior a elevação sofrida no termo de penalidade. No que tange à utilização do SBIC em detrimento do AIC (*Akaike Information criterion*) o autor aponta que o primeiro tende a assintoticamente selecionar corretamente a ordem dos modelos, enquanto o segundo tende em média a escolher modelos maiores, mesmo para amostras superiores (BROOKS, 2008).

Após definida a estrutura do modelo VAR, Hamilton (1994) aponta para a necessidade de aplicação do teste de causalidade de Granger. O autor o define como uma técnica estatística

relevante dentro da lógica dos vetores auto-regressivos, por averiguar a relevância de uma variável para a previsão de outra. Se uma variável x (x_t, x_{t-1}, \dots) possuir uma causalidade de Granger em relação a uma variável y (y_t, y_{t-1}, \dots) o erro quadrático médio da previsão para x_{t+s} (para $s > 0$) será menor do que aquele obtido quando se utiliza apenas as variáveis y defasadas como variáveis explicativas do modelo de previsão, apontando por conseguinte uma relação de endogeneidade de x em relação a y .

Enders (2004) propõe uma análise complementar à apresentada por Hamilton (1994) ao discutir que uma das formas de testar a causalidade de Granger é avaliar (para um modelo de duas equações) se todos os coeficientes das variáveis são iguais a zero. Para tal utiliza-se o teste F padrão. Sobre o assunto Brooks (2002) acrescenta que testes de causalidade para os modelos VAR são usualmente conduzidos no sentido de restringir todos os *lags* de uma variável particular à zero. Como exemplo, considere o seguinte modelo bivariado VAR(3):

$$\begin{pmatrix} y_{1t} \\ y_{2t} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \alpha_{10} \\ \alpha_{20} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \beta_{11} & \beta_{12} \\ \beta_{21} & \beta_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_{1t-1} \\ y_{2t-1} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \gamma_{11} & \gamma_{12} \\ \gamma_{21} & \gamma_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_{1t-2} \\ y_{2t-2} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \delta_{11} & \delta_{12} \\ \delta_{21} & \delta_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_{1t-3} \\ y_{2t-3} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} u_{1t} \\ u_{2t} \end{pmatrix} \quad (34)$$

A função matricial 34 pode ser descrita na forma de equações individuais como demonstrado a seguir:

$$y_{1t} = \alpha_{10} + \beta_{11}y_{1t-1} + \beta_{12}y_{2t-1} + \gamma_{11}y_{1t-2} + \gamma_{12}y_{2t-2} + \delta_{11}y_{1t-3} + \delta_{12}y_{2t-3} + u_{1t} \quad (35)$$

$$y_{2t} = \alpha_{20} + \beta_{21}y_{1t-1} + \beta_{22}y_{2t-1} + \gamma_{21}y_{1t-2} + \gamma_{22}y_{2t-2} + \delta_{21}y_{1t-3} + \delta_{22}y_{2t-3} + u_{2t} \quad (36)$$

Dado o exposto as seguintes restrições poderão ser verificadas:

Tabela 3: Teste de causalidade de Granger e restrições implícitas no modelo VAR

Hipótese		Restrições implícitas
1	Defasagem de y_{1t} não explicam y_{2t}	$\beta_{21}=0$ e $\gamma_{21}=0$ e $\delta_{21}=0$
2	Defasagem de y_{1t} não explicam y_{1t}	$\beta_{11}=0$ e $\gamma_{11}=0$ e $\delta_{11}=0$
3	Defasagem de y_{2t} não explicam y_{1t}	$\beta_{12}=0$ e $\gamma_{12}=0$ e $\delta_{12}=0$
4	Defasagem de y_{2t} não explicam y_{2t}	$\beta_{22}=0$ e $\gamma_{22}=0$ e $\delta_{22}=0$

Fonte: Brooks (2002)

Partindo-se do princípio de que todas as variáveis da equação 35 e 36 são estacionárias, as hipóteses conjuntas podem ser facilmente testadas utilizando o teste F, visto que cada conjunto individual de restrições envolve apenas os parâmetros inseridos em uma única equação. Estas funções deverão ser estimadas separadamente por mínimos quadrados para obter a soma do quadrado dos resíduos (SQR) para o modelo irrestrito. Após considerar as restrições impostas, como demonstrado pela tabela 3, os modelos serão re-estimados a fim de computar novamente a SQR. Observa-se, portanto, que a avaliação da significância no contexto de um VAR envolve basicamente o teste conjunto de todas as defasagens de cada variável em particular presentes nas respectivas equações em detrimento da análise do coeficiente individual.

7.3. O modelo do vetor de correção de erros (VECM)

O modelo de vetor de correção de erros (VECM) representa um desdobramento do modelo VAR, aplicado ao contexto de variáveis não estacionárias e cointegradas. Em termos conceituais Heij *et al* (2004) aponta que, um processo VAR (Y_t) é denominado estacionário se apresentar um vetor constante de média $E[y_t]$, uma matriz de covariância finita e constante $Var(Y_t) = E[(Y_t - E(Y_t))(Y_t - E(Y_t))]$ e uma autocovariância $Cov(Y_t) = (Y_t - Y_{t-k})$ dependente apenas do lag k e não do tempo t . O *LongRun Technical Document* (RiskMetrics Group, 1999) argumenta que um número considerável de séries financeiras tende a apresentar um comportamento semelhante a um passeio aleatório, implicando na presença de tendência determinística ou estocástica, e consequente mudança na média. Este fenômeno gera ao longo do tempo mudança na distribuição da variável de interesse, dificultando a estimação dos vetores auto-regressivos para processos não estacionários.

Em situações nas quais as variáveis apresentam apenas a tendência determinística, incorpora-se como regressor adicional a função de tempo na equação de previsão. Contudo, quando a tendência estocástica se faz presente, as propriedades padrão do método de máxima

verossimilhança deixam de ser válidas. Sob circunstâncias de não estacionariedade, é frequente efetuar a estimação do VAR após aplicar a devida diferenciação nas séries analisadas. A esta nova configuração, o *LongRun Technical Document* (RiskMetrics Group, 1999), denomina DVAR (vetor auto-regressivo diferenciado). Para um conjunto de séries não estacionárias sem relação de cointegração, pode-se modelar a primeira diferença de X_t , ou seja, $\Delta X_t = X_t - X_{t-1}$, da seguinte forma:

$$\Delta X_t = \theta D + \Gamma_1 \Delta X_{t-1} + \Gamma_2 \Delta X_{t-2} + \dots + \Gamma_p \Delta X_{t-p} + \varepsilon_t \quad (37)$$

Onde:

θ = vetor de coeficiente das variáveis determinísticas;

D = variáveis determinísticas tais como constante, tendência, *dummies* sazonais, *dummies* para quebras estruturais e outros regressores considerados não estocásticos;

$$\Gamma_i = -\sum_{j=i+1}^p G_j \quad \text{para } i = 1, \dots, p-1$$

G_j = matriz $n \times n$ de coeficientes com elementos $g_{jk,i}$ com variáveis defasadas X_{t-i} ;

ε_t = vetor do termo de erro ruído branco;

No entanto, quando as variáveis são cointegradas, este procedimento não pode ser aplicado. Em termos conceituais, Enders (2004) descreve a cointegração como uma relação estabelecida entre duas ou mais variáveis, que tende a oscilar no curto prazo, mas converge para equilíbrio em um período mais longo. Vasconcellos *et al* (2000) discute que tal definição é pautada em três princípios básicos: i) as variáveis deverão ser integradas de mesma ordem; ii) a combinação linear das mesmas deverá resultar em uma série com ordem de integração menor do que a das séries originais; iii) o termo de erro deverá ser integrado de ordem zero. O mecanismo de correção de erros, ao ser incluído no modelo VAR, passa a descrever a dinâmica de convergência deste processo gerando o VECM (modelo de vetor de correção de erro). Desconsiderando então a constante do modelo (31) o VECM (1) pode ser assim representado:

$$\Delta Y_t = \Pi Y_{t-1} + \varepsilon_t, \quad \Pi = \Phi - I \quad (38)$$

Utilizando como base a equação (35), Heij *et al* (2004) define três configurações matemáticas possíveis para a equação, delimitadas conforme o posto da matriz 2x2 Π . Caso as duas variáveis em Y_t sejam estacionárias, Φ terá todos os autovalores dentro do círculo unitário. Isto implica que $\det(\Phi - I) = \det(\Pi) \neq 0$, logo a matriz Π terá posto 2. Por outro lado se o posto de Π for 0, teremos que $\Pi = 0$ e $\Delta Y_t = \varepsilon_t$. Neste contexto, ambas as variáveis seguirão um passeio aleatório, pois existem duas tendências estocásticas distintas, permitindo que (caso as variáveis sejam I(1)) as séries sejam modeladas após efetuar a primeira diferença nos dados originais. A última possibilidade ocorre se o posto da matriz $\Pi = 1$, logo $\det(\Pi) = 0 = \det(\Phi - I)$. Neste caso a matriz terá um autovalor dentro do círculo unitário e outro fora. Como Π tem posto 1, a primeira coluna poderá ser representada como uma combinação linear da segunda:

$$\Pi = \begin{pmatrix} \alpha_1 - \theta \alpha_1 \\ \alpha_2 - \theta \alpha_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \end{pmatrix} (1 - \theta) = \alpha \beta' \quad (39)$$

Onde:

$$\alpha = (\alpha_1, \alpha_2)'$$

$$\beta' = (1, -\theta)$$

Supondo que as duas variáveis em $Y_t = (y_t; x_t)'$, o VECM poderá ser assim configurado:

$$\begin{aligned} \Delta y_t &= \alpha_1 (y_{t-1} - \theta x_{t-1}) + \varepsilon_{1t} \\ \Delta x_t &= \alpha_2 (y_{t-1} - \theta x_{t-1}) + \varepsilon_{2t} \end{aligned} \quad (40)$$

No que se refere ao modelo expresso em (40) as variáveis individuais y_t e x_t contém tendência estocástica, mas a relação $(y_{t-1} - \theta x_{t-1})$ é estacionária, demonstrando que ambas são

cointegradas. Dado o exposto, infere-se que as séries serão categorizadas como cointegradas quando a combinação linear entre as mesmas for estacionária, como descrito por Heij et al (2004), Hamilton (1994) e Enders (2004).

No que tange aos termos do sistema, observa-se que a igualdade $y_t = \theta x_t$ representa o termo de equilíbrio de longo prazo e os parâmetros α_1 e α_2 são apontados como coeficientes de ajuste, atuando sobre y_t e x_t quando tais variáveis estão fora do equilíbrio. Os termos de erro ε_{1t} e ε_{2t} são considerados ruídos brancos que poderão estar correlacionados entre si. As variáveis x_t e y_t , mudarão em resposta a estes choques estocásticos e em função de desvios anteriores do padrão de equilíbrio como exposto por Heij et al (2004), Hamilton (1994) e Enders (2004).

Em termos formais, Alexander (2005, p.388) propõe a utilização do teste de Johansen, a fim detectar a presença da relação de cointegração, e por conseguinte viabilizar a estimação de um VECM. A autora descreve que:

A metodologia de Johansen, para investigar a co-integração em um sistema multivariado, tem sido a preferida dos economistas. Esta é baseada nos autovalores de uma matriz estocástica, e de fato consiste em um problema de correlação canônica. O teste de Johansen procura a combinação linear que seja a mais estacionária possível (ALEXANDER, 2005, p.388).

Conforme Heij *et al* (2004) as séries são ditas cointegradas caso exista uma combinação linear entre elas que seja estacionária, ou seja, quando o posto da matriz Π for diferente de zero. Logo o número de relações de cointegração, será igual ao número de combinações lineares entre Y_t e ΔY_{t-1} .

Para mensurá-las, o teste de Johansen avalia o posto da matriz Π , via análise dos autovalores. O posto da matriz será, portanto, igual ao número de autovalores diferentes de zero. Os autovalores, denotados por λ_j são ordenados de modo crescente, ou seja, $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_m$. Como os mesmos são categorizados como raiz, eles deverão ser inferiores a 1 em valor

absoluto e positivos. Se as variáveis são cointegradas o posto de Π será significativamente diferente de zero. As hipóteses do teste podem ser assim representadas:

$$\begin{aligned} H_0 : \Pi &= r \\ H_1 : \Pi &\geq r + 1 \end{aligned}$$

A estatística de teste LR de Johansen que irá contrapô-las pode ser assim explicitada:

$$LR(r) = 2(\log(L_{\max}(m)) - \log(L_{\max}(r))) = -(n - p) \sum_{j=r+1}^m \log(1 - \lambda_j) \quad (41)$$

O autor define que a hipótese nula não será rejeitada em situações nas quais LR apresentar um valor suficientemente pequeno, ou seja, se o valor do autovalor λ_j for próximo de zero. No que tange à estimação, para um dado posto $1 \leq r \leq m-1$, da matriz Π os parâmetros do VECM podem ser obtidos via aplicação do método de máxima verossimilhança. O princípio é similar à estimação dos modelos VAR estacionários, se diferenciando pela incorporação da restrição do posto da matriz Π . A função a ser maximizada para uma matriz Π de posto r será igual a:

$$\log(L_{\max}(r)) = c - \frac{n-p}{2} \sum_{j=1}^r \log(1 - \lambda_j) \quad (42)$$

Onde c é a constante que não depende do posto r , e os autovalores λ_j são ordenados de forma que $1 \geq \lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_m \geq 0$.

7.4. As quebras estruturais e o modelo VECM

Segundo o *LongRun Technical Document* (RiskMetrics Group, 1999), a quebra de regimes estruturais também deve ser considerada no momento de estimação do VECM, visto que ao negligenciá-la eleva-se a possibilidade de geração de estimativas com baixa acurácia.

Sobre este assunto Jonhston e Dinardo (2001) apontam que os parâmetros de um modelo econométrico devem ter consistência, ou seja, os vetores dos coeficientes estimados devem ser aplicáveis tanto dentro quanto fora da amostra. A quebra estrutural, quando presente, também pode gerar um viés para não rejeição da hipótese nula nos testes de raiz unitária (ENDERS, 2004).

Existem duas formas de se tratar a quebra de regime, a se saber: i) via ajuste dos termos constantes através da inserção de variáveis *dummies*; ii) pela estimação de todos os parâmetros do modelo utilizando apenas os dados de séries temporais associados a um regime específico. O primeiro procedimento é aplicável quando o momento de ocorrência da quebra estrutural é conhecido viabilizando a estimação de uma *dummy* δ_t que representará a mudança do regime. No que tange ao modelo VECM, sua forma estrutural após a inserção da *dummy* poderá ser assim representada:

$$\Delta X_t = \zeta \delta + \alpha Z_{t-1} + \Gamma_1 \Delta X_{t-1} + \varepsilon_t \quad (43)$$

Onde:

ζ = coeficiente da *dummy* do modelo;

$\Gamma_i = -\sum_{j=i+1}^p G_j$ para $i = 1, \dots, p-1$

$G_j =$ matriz $n \times n$ de coeficientes com elementos $g_{jk,si}$ com variáveis defasadas X_{t-i} .

Por meio da aplicação de um teste t para avaliar a significância do coeficiente da *dummy* a hipótese de quebra estrutural será averiguada segundo as seguintes hipóteses:

$$H_0: \zeta = 0$$

$$H_1: \zeta \neq 0$$

Caso a hipótese nula seja rejeitada, o teste apontará para a presença de quebra estrutural dentro do período amostral avaliado, segundo um nível de significância α (LONG RUN TECHNICAL DOCUMENT, 1999). Em circunstâncias nas quais não é possível identificar o ponto de início da quebra estrutural, o teste de Chow poderá ser empregado.

Brooks (2002) salienta que ao subdividir a amostra em duas partes o teste propõe, via comparação da diferença da soma dos quadrados dos resíduos dos três modelos de regressão (os dois primeiros obtidos a partir da regressão individual das sub-amostras e o segundo resultante da regressão dos dados completos) avaliar se os coeficientes obtidos a partir das sub-amostras são estatisticamente iguais. Em caso afirmativo o modelo estimado com base na totalidade das observações será válido para todo o período de análise. A hipótese nula representa, portanto, a premissa de não existência de quebra estrutural. Por conseguinte, sua não rejeição estabelece que um único regressor servirá de base para representar toda a amostra. A hipótese alternativa parte do princípio da presença da quebra estrutural, logo sua não rejeição sinaliza que os regressores do modelo se diferenciarão conforme o sub-período em análise. A estatística de teste pode ser assim explicitada:

$$\lambda_t = \frac{[SSR_T - (SSR_1 + SSR_2)]/k}{(SSR_1 + SSR_2)/(T - 2k)} \quad (44)$$

Onde:

SSR_T : soma dos quadrados do resíduo de todas as observações da amostra;

SSR_1 : soma dos quadrados dos resíduos calculada para as primeiras t observações;

SSR_2 : soma dos quadrados dos resíduos calculada para $T-t$ observações;

k : número de parâmetros presentes na regressão.

A estatística λ_t apresentará uma distribuição F com $(k, T-2k)$ graus de liberdade. Se a estatística de teste exceder o valor crítico, a hipótese nula poderá ser rejeitada a um nível de

significância α . Por conseguinte, a série apresentará uma mudança estrutural entre dois subperíodos, capaz de afetar a estabilidade dos parâmetros estimados (LONG RUN TECHNICAL DOCUMENT, 1999).

7.5. Os critérios para avaliação de previsão

A análise de *backtest* pode ser aplicada para avaliar o nível de precisão da previsão dentro da amostra, desde que a série histórica não se restrinja a um número pequeno de observações. Inicialmente, são excluídas as últimas observações da série temporal, sendo utilizada, *a posteriori*, a parte remanescente da base de dados como insumo para estimação do modelo de previsão. Em seguida, são geradas previsões dentro da amostra, que são comparadas com as estatísticas de desempenho do modelo (LEDOLTER, 1983).

Em termos matemáticos, Ledolter (1983) descreve que, dada uma série temporal $z_1, z_2, z_3, \dots, z_n, z_{n+1}, \dots, z_{n+m}$, o modelo de previsão será estimado por meio das primeiras n observações. As previsões para “ l ” passos à frente, ou seja, $\hat{z}_n(l) (l=1,2,3,\dots,m)$ cuja origem temporal parte de n , poderão ser comparadas com os valores reais a fim de gerar o erro de previsão:

$$e_n(l) = z_{n+l} - \hat{z}_n(l) \quad (45)$$

Adicionalmente, podem ser obtidas sucessivas previsões para um passo à frente $\hat{z}_{n+t-1}(1)$ de z_{n+t} , com origem em $n+t-1$. A equação 43 poderá ser assim reescrita:

$$e_{n+t-1}(1) = z_{n+t} - \hat{z}_{n+t-1}(1) \quad (t=1,2,\dots,m) \quad (46)$$

Um gráfico de dispersão z_{n+t} versus $\hat{z}_{n+t-1}(1) (t=1,2,\dots,m)$ será empregado para avaliar a acurácia do modelo. Se a previsão e as observações fossem idênticas, todos os pontos se situariam sobre uma linha inclinada em 45° em relação à origem. Por conseguinte, desvios em

relação a essa linha seriam indicadores de erros de previsão, podendo estar viesados para cima ou para baixo, quando comparados aos valores reais (LEDOLTER, 1983).

De forma conjugada, as estatísticas de comparação de modelos de previsão também deverão ser interpretadas na análise dentro da amostra. As medidas tais como o RMSE (Raiz do erro médio quadrático) medem a acurácia da previsão. Logo, modelos que minimizem esses valores deverão ser preferidos. O RMSE pode ser assim caracterizado:

- Raiz do erro médio quadrático: $RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^m e^2_{n+1}}{m}}$ (47)

Ledolter (1983) destaca que a análise de resíduos é largamente utilizada dentro do processo de avaliação, de seleção, e de validação de modelos. Os erros de previsão deverão ser supostamente não correlacionados, homocedásticos e normalmente distribuídos. No que tange à autocorrelação, é esperado que as autocorrelações amostrais r_k ($k=1,2,3...$) estejam próximas de zero. Box e Pierce (1970) ¹⁷, *apud* Morettin e Tolo (2004), sugeriram um teste para as autocorrelações dos resíduos:

$$Q(K) = n(n+2) \sum_{j=1}^K \frac{r_j^2}{(n-j)} \quad (48)$$

Se o modelo for a apropriado, a estatística $Q(K)$ terá uma distribuição χ^2 com $K-p-q$ graus de liberdade. A hipótese de média zero e variância constante, para os resíduos, é rejeitada para valores altos de $Q(K)$.

No que tange ao pressuposto de homocedasticidade do termo de erro, Johnston e Dinardo (2001) apontam para a utilização do teste de White (pertencente à classe dos testes de máxima verossimilhança), o qual é baseado no cômputo de uma regressão auxiliar via MQO, em que o

¹⁷ G.E.P, PIERCE D.A. *Distribution of Residual Autocorrelation in Autoregressive Integrated Moving Average Time Series Models. Journal of the American Statistical Association*, 64, 1509-1526.

termo de erro é categorizado como variável dependente e as independentes são caracterizadas pela constante e pelos regressores do modelo econométrico, seja na sua forma original, na sua configuração quadrática ou como produto cruzado. Suponha que:

$$\mathbf{x}'_t = [1 \quad x_{2t} \quad x_{3t}] \quad (49)$$

Nesse caso, existiriam nove variáveis passíveis de serem incluídas na regressão auxiliar. No entanto, como o quadrado da constante será igual a 1, e o produto cruzado da constante pela variável x meramente replica seu valor, o conjunto de variáveis não redundantes será assim expresso:

$$[1 \quad x_{2t} \quad x_{3t} \quad x_{2t}^2 \quad x_{3t}^2 \quad x_{2t}x_{3t}] \quad (50)$$

A regressão auxiliar de ε_t^2 será construída com base nesses seis regressores. Sob a hipótese de homocedasticidade, nR^2 será assintoticamente distribuída como uma $\chi^2(5)$. Observa-se, portanto, que o número de graus de liberdade será igual ao número de variáveis da regressão auxiliar, exclusive a constante. Sob a hipótese de homocedasticidade:

$$nR^2 \sim \chi^2(q) \quad (51)$$

Onde q representa o número de variáveis na regressão auxiliar menos um. Se existem k regressores incluindo o termo constante, o valor de q será, em geral, igual a $[k(k+1)/2]-1$.

A fim de se avaliar o pressuposto de normalidade dos resíduos, pode-se construir um histograma para os erros padrões $e_{n+t}/\hat{\sigma}$ e compará-lo com a distribuição normal padrão, empregando testes de aderência. Dentro do contexto de pequenas amostras, Tamhane e Dunlop

(2000) propõem a utilização de testes não paramétricos, por necessitarem de menos suposições sobre a forma da distribuição populacional para serem implementados. Sobre esses assuntos, Gibbons e Chakraborti (2003) abordam que o teste de adequação Kolmogorov Smirnov, doravante KS, é mais aplicável ao contexto de pequenas amostras, visto que testes baseados na medida χ^2 necessitam de uma quantidade maior de dados para as aproximações serem válidas.

Segundo Morettin e Bussab (2004), o teste KS objetiva verificar essencialmente se um determinado conjunto de dados provém de uma distribuição específica. Logo, dado que $F_e(X)$ representa a função densidade empírica e $F(x)$ a função densidade teórica, se a primeira for um bom estimador da segunda, a duas estatísticas deverão estar próximas. Com base nessa lógica a seguinte estatística de teste foi formulada:

$$D = \max_{L \leq i \leq n} |F(x_i) - F_e(x_i)| \quad (52)$$

Onde:

$F(x_i)$: valor da função distribuição acumulada hipotetizada tomada no ponto x_i .

A estatística D será comparada com o valor crítico, para um dado nível de significância. Se D for maior que o valor tabelado, rejeita-se H_0 , ou seja, a distribuição empírica será diferente da distribuição testada.

7.6. Método de simulação de Monte Carlo

Rubstein (1981) trata a simulação como uma técnica numérica para conduzir experimentos em computadores, a qual se pauta em modelos lógicos matemáticos para descrever o comportamento de um sistema de negócio ou econômico dentro de um determinado período. As vantagens do emprego deste método estão presentes em situações nas quais existe impossibilidade de se obterem dados, ou quando os custos associados a esta tarefa a torne

inviável. A implementação deste ferramental pode, portanto, facilitar a construção e aplicação dos testes de hipóteses, ao possibilitar a simulação da base histórica. O processo de simulação também permite observar os efeitos das mudanças em um ambiente sobre o comportamento de um determinado sistema, facilitando, por conseguinte, a tomada de decisão.

A simulação de Monte Carlo é conceituada como um método de geração de números aleatórios, o qual é utilizado para previsão, para estimação e para análise de risco. Essa simulação é largamente empregada devido à sua capacidade para calcular numerosos cenários a partir de um modelo predeterminado (MUN, 2006). O método, conforme Sobol (1994), é um procedimento numérico para solucionar problemas matemáticos através de amostragens aleatórias, cuja implementação só foi possível devido à evolução das técnicas computacionais. O processo de simulação de Monte Carlo aqui empregado é composto essencialmente por três subprocessos que serão detalhados em tópicos específicos: geração de números pseudo-aleatórios, geração de variáveis aleatórias e a fatoração de Cholesky.

7.6.1. Geração de números pseudo-aleatórios

Winston (2004) descreve que existem diversas técnicas de geração de números pseudoaleatórios. Salienta-se, inicialmente, que números aleatórios são, essencialmente, variáveis aleatórias independentes distribuídas dentro de um intervalo unitário [0,1]. No entanto, destaca-se que, dentro da metodologia de Monte Carlo, os números não são aleatórios no sentido estrito do termo, pois são gerados a partir de fórmulas matemáticas previamente programadas em computadores. As funções matemáticas utilizadas para seu cálculo são denominadas *geradores de números aleatórios*.

Segundo o autor, a forma mais comum de geradores de números aleatórios são aqueles pautados na congruência linear. De acordo com essa lógica, é possível produzir uma sequência

de números inteiros (x_1, x_2, x_3, \dots) situados entre 0 e $m-1$, calculados segundo a relação recursiva a seguir. Dado que a, c e m são números inteiros:

$$x_{i+1} = (ax_i + c) \pmod{m} \quad i = 1, \dots, n \quad (53)$$

O valor inicial x_0 é denominado *semente*; a é um multiplicador constante; c é o incremento; e o módulo m são intervalos não negativos. Essas quatro variáveis são os parâmetros do gerador. A notação do módulo (\pmod{m}) significa que:

$$X_{i+1} = aX_i + c - mk_i \quad (54)$$

onde $k_i = [(aX_i + c)/m]$ denota o intervalo positivo mais amplo em $(aX_i + c)/m$.

O número randômico entre 0 e 1 é obtido por meio da equação:

$$R_i = \frac{x_i}{m} \quad i = (1, 2, 3, \dots) \quad (55)$$

Cada número pseudo-randômico gerado por esse método será um número decimal entre 0 e 1 e seguirá a seguinte distribuição uniforme :

$$f(r) = \begin{cases} 1 & 0 \leq r \leq 1 \\ 0 & r < 0 \text{ ou } r > 1 \end{cases} \quad (56)$$

7.6.2. Geração de variáveis aleatórias

Ross (2002) destaca que os principais procedimentos para a geração de variáveis aleatórias, sejam elas discretas ou contínuas, são baseados no método de transformação inversa.

Dada uma variável randômica X , sua função acumulada pode ser assim representada:

$$F(x) = P(X \leq x) \quad (57)$$

A extensão de valores para uma variável randômica possui uma correspondência com sua respectiva probabilidade acumulada situada no intervalo $0 \leq F \leq 1$. Dessa forma, para qualquer valor de $F(x)$ dentro do intervalo $[0,1]$, existe um valor correspondente da variável randômica X . Como o número pseudoaleatório r é sempre definido entre 0 e 1, ele poderá ser associado a um valor correspondente de X , utilizando a relação $r = F(x)$. A solução de x em termos de r é representada em função da inversa da função acumulada, ou seja, $x = F^{-1}(r)$. Dessa forma, para cada valor de r é possível obter um respectivo valor de x , determinando, assim, uma sequência de variáveis aleatórias (WINSTOWN, 2004).

7.7. Fatoração de Cholesky

Jorion (2003) salienta que, em geral, os fatores de risco são correlacionados e essa relação não deve ser negligenciada durante um processo multivariado de simulação de Monte Carlo. Para tanto, um procedimento passível de ser implementado é a chamada fatoração de Cholesky. Tal método permite que choques aleatórios gerados nas distribuições das variáveis independentes considerem as correlações existentes entre elas.

Suponha inicialmente um conjunto de variáveis correlacionadas $\mathbf{\kappa}$, as quais apresentam a seguinte estrutura de correlação $V(\mathbf{\kappa}) = E(\mathbf{\kappa}\mathbf{\kappa}') = \mathbf{R}$. Como a matriz \mathbf{R} é uma matriz real simétrica, ela pode ser decomposta em seus fatores de Cholesky:

$$\mathbf{R} = \mathbf{T}\mathbf{T}' \quad (58)$$

Onde \mathbf{T} é uma matriz triangular superior. A relação (58) representa sinteticamente a fatoração de Cholesky. Supondo um vetor de variáveis independentes $\mathbf{\eta}$, a matriz de

covariância é $V(\boldsymbol{\eta}) = \mathbf{I}$, em que \mathbf{I} é uma matriz identidade. A partir dessa relação, se constrói a variável transformada $\boldsymbol{\kappa} = \mathbf{T}\boldsymbol{\eta}$. A matriz de covariância passa a ser, então:

$$\begin{aligned} V(\boldsymbol{\kappa}) &= E(\boldsymbol{\kappa}\boldsymbol{\kappa}') = E((\mathbf{T}\boldsymbol{\eta})(\mathbf{T}\boldsymbol{\eta})') \\ &= E((\mathbf{T}\boldsymbol{\eta})(\boldsymbol{\eta}'\mathbf{T}')) = \mathbf{T}E(\boldsymbol{\eta}\boldsymbol{\eta}')\mathbf{T}' \\ &= \mathbf{T}V(\boldsymbol{\eta})\mathbf{T}' = \mathbf{T}\mathbf{I}\mathbf{T}' = \mathbf{T}\mathbf{T}' = \mathbf{R}. \end{aligned} \quad (59)$$

Essa transformação permite que sejam geradas $\boldsymbol{\kappa}$ variáveis com as correlações desejadas.

7.8. Análise de *Backtesting*

Kupiec (1995) propôs três testes para mensurar a acurácia do Valor em Risco ($V@r$). Ao se pautar na comparação da estimativa de perda potencial diária de uma carteira com sua *performance* real, o autor estruturou uma análise do tipo *backtesting* para a distribuição de ganhos e perdas de um ativo.

Em sua obra, o autor destaca que a precisão dos testes de desempenho preditivo de estimativas intervalares realizados dentro da amostra, está diretamente relacionada com o montante de observações disponíveis, visto que estatísticas de teste calculadas segundo uma amostra pequena tendem a apresentar baixa capacidade de detectar problemas de subestimação ou superestimação das perdas financeiras das carteiras analisadas, visto que o intervalo de confiança, calculado segundo uma amostra maior, passa a ser menor, viabilizando a não aceitação do modelo com mais facilidade caso o mesmo seja falho.

No que tange aos pressupostos que permearam seus estudos, o Kupiec destaca dois como os principais: i) uma vez que o desempenho do portfólio seja monitorado diariamente, os lucros e perdas financeiras determinarão o resultado de um evento binomial; ii) para que as previsões diárias sejam eficientes, as estimativas de perdas potenciais deverão ser independentes ao longo dos dias. Segundo o exposto, para que a medida de $V@R$ apresente um

nível de acurácia aceitável, a distribuição da estimativa utilizada para avaliar seu desempenho deverá apresentar características semelhantes à de uma distribuição independente de Bernoulli.

Com base nesta lógica Kupiec (1995) apresenta a primeira estatística de avaliação de precisão, denominada (TUFF- *Time Until First Faillure*). Como \bar{T} representa o número de dias até a primeira falha, e p é a probabilidade de falha de um dia qualquer, a probabilidade de se observar a primeira falha em um período V poderá ser assim calculada:

$$\text{Prob}(\bar{T} = V) = p(1 - p)^{V-1} \quad (60)$$

Logo, a hipótese nula do teste avaliará se uma determinada probabilidade empírica (p^*) iguala-se à probabilidade previamente estipulada dado um nível de significância α . Para um valor \bar{T} , de forma que $\bar{T} = V$, a estatística LR (*Likelihood Ratio*), empregada na avaliação da hipótese nula $p^* = p$ será dada por $LR(V, p^*)$, como demonstrado a seguir:

$$LR(V, p^*) = -2\log[p^*(1 - p^*)^{V-1}] + 2\log\left[\left(\frac{1}{V}\right)\left(1 - \frac{1}{V}\right)^{V-1}\right] \quad (61)$$

Sob a hipótese nula $LR(V, p^*)$ tem uma distribuição $\chi^2(1)$. Para 5% de significância, o valor crítico da distribuição será de 3,841. Logo, se a estatística LR exceder 3,841, a hipótese nula $p=p^*$ não poderá ser aceita, e o modelo V@R será considerado falho.

Um segundo teste proposto por Kupiec se baseia na proporção de exceções. Segundo o autor a probabilidade de observar-se X exceções em uma amostra de tamanho n é dada por:

$$\text{Binomia}[n, X] = (1 - p)^{n-X} p^X \quad (62)$$

Onde binomial $[n, X]$ representa o coeficiente binomial para n observações, em um tempo t , e p é a probabilidade de falha em qualquer uma das triagens independentes. A estatística LR do teste poderá ser assim calculada:

$$LR = 2\log[(1-p^*)^{n-x}(p^*)^x] + 2\log[(1-[x/n])^{n-x}([x/n])^x] \quad (63)$$

Onde p^* é a probabilidade esperada de ocorrência de falhas, n é o tamanho da amostra, e X é o número de exceções observadas na amostra. Sob a hipótese nula $p^*=p$, o teste possui a distribuição Qui-Quadrada com 1 grau de liberdade. O terceiro teste proposto por Kupiec (1995) se pauta no desempenho histórico dos lucros e perdas, e baseia-se na utilização da simulação histórica como técnica de validação do V@R. Para um portfólio qualquer é possível calcular as modificações diárias em seu valor caso a estrutura de pesos e a composição dos ativos mantenha-se constante durante um determinado período. Com base na premissa de *coeteris paribus*, as modificações históricas no valor do portfólio resultantes apenas das mudanças diárias dos preços de mercado e taxas de juros, poderiam ser usadas para construir um histograma amostral. A partir deste, as estimativas de perdas financeiras associadas à probabilidades de 1 ou 5%, por exemplo, poderiam ser calculadas. Uma comparação das estimativas do V@R com estas medidas baseadas na simulação histórica poderiam ser a base de formulação de um teste de verificação de acurácia.

Para adaptar os métodos de *backtesting* da estimativa de V@R para o CF@R, destaca-se como principal aspecto crítico a ausência de um número significativo de informações reais. Enquanto o primeiro utiliza informações diárias, o segundo se pauta em observações trimestrais, dificultando a estimação da própria medida de risco e do respectivo *backtesting*. A fim de minimizar tais efeitos o presente estudo propõe a utilização da simulação de Monte Carlo em detrimento da histórica, em virtude da limitação do tamanho da amostra. Assim, foram geradas 1.000 estimativas para os fatores de risco e para o termo de erro, presentes no modelo VAR, que viabilizam o cálculo de distribuições para o primeiro, segundo, terceiro e quarto trimestres. Tais resultados, ao serem comparados com as oito estimativas de CF@R, geraram estatísticas referentes à proporção de exceções (proporção de observações inferiores ao

CF@R presentes na amostra). Com base no teste de igualdade de proporções, descrito por Triola (2005) avalia-se a acurácia do fluxo de caixa em risco, para cada um dos oito períodos fora da amostra (do 3º trimestre de 2007 ao 2º de 2009). As hipóteses de teste podem ser assim representadas:

$$\begin{array}{lll}
 H_0: \hat{p}_1 = \hat{p}_2 & H_0: \hat{p}_1 \leq \hat{p}_2 & H_0: \hat{p}_1 \geq \hat{p}_2 \\
 H_1: \hat{p}_1 \neq \hat{p}_2 \text{ (teste bilateral)} & H_1: \hat{p}_1 > \hat{p}_2 \text{ (teste unilateral à direita)} & H_1: \hat{p}_1 < \hat{p}_2 \text{ (teste unilateral à esquerda)}
 \end{array}$$

A estatística de teste assume a seguinte configuração:

$$z = \frac{(\hat{p}_1 - \hat{p}_2)}{\sqrt{\frac{\bar{p}\bar{q}}{n_1} + \frac{\bar{p}\bar{q}}{n_2}}} \quad (64)$$

Onde:

$$\hat{p}_1 = \frac{x_1}{n_1} \quad (65)$$

$$\hat{p}_2 = \frac{x_2}{n_2} \quad (66)$$

$$\bar{p} = \frac{x_1 + x_2}{n_1 + n_2} \quad (67)$$

$$\bar{q} = 1 - \bar{p} \quad (68)$$

x_1 : número de exceções presentes na amostra 1;

x_2 : número de exceções presentes na amostra 2;

n_1 : tamanho da amostra 1;

n_2 : tamanho da amostra 2.

A hipótese nula será rejeitada caso a estatística de teste esteja fora do intervalo crítico (teste bilateral), seja maior (teste unilateral à direita) ou inferior (teste unilateral à esquerda) ao valor crítico, dado o nível de significância estipulado. A fim de averiguar a acurácia geral das estimativas de CF@R, foram verificadas a igualdade das proporções médias segundo o teste de igualdade de médias para amostras independentes com variâncias desconhecidas, abordado por Triola (2005). As hipóteses de teste podem ser assim expressas:

$$\begin{array}{lll}
 H_0: \bar{x}_1 = \bar{x}_2 & H_0: \bar{x}_1 \leq \bar{x}_2 & H_0: \bar{x}_1 \geq \bar{x}_2 \\
 H_1: \bar{x}_1 \neq \bar{x}_2 \text{ (teste bilateral)} & H_1: \bar{x}_1 > \bar{x}_2 \text{ (teste unilateral à direita)} & H_1: \bar{x}_1 < \bar{x}_2 \text{ (teste unilateral à esquerda)}
 \end{array}$$

A estatística de teste assume a seguinte configuração:

$$t = \frac{(\bar{x}_1 - \bar{x}_2)}{\sqrt{\frac{s_1^2}{n_1} + \frac{s_2^2}{n_2}}} \quad (69)$$

Onde:

\bar{x}_1 : média da amostra 1;

\bar{x}_2 : média da amostra 2;

n_1 : tamanho da amostra 1;

n_2 : tamanho da amostra 2;

s_1^2 : variância amostra 1;

s_2^2 : variância amostra 2.

A hipótese nula será rejeitada caso a estatística de teste esteja fora do intervalo crítico (teste bilateral), seja maior (teste unilateral à direita) ou inferior (teste unilateral à esquerda) ao valor crítico, dado o nível de significância estipulado (TRIOLA, 2005).

7.9. Análise de *stress*

O *stress test* é um termo genérico que descreve um conjunto de técnicas utilizadas pelas instituições para mensurar sua vulnerabilidade a eventos considerados excepcionais, mas plausíveis de ocorrer. As análises são embasadas em eventos de mercado categorizados como relevantes, que tenham sido experimentados no passado (cenário histórico) ou que, apesar de nunca terem acontecido, possam materializar-se no futuro (cenário hipotético). Logo, os resultados do método se inserem no contexto de gerenciamento de risco de duas formas: a primeira como fonte de informação e a segunda como mecanismo de controle (ARAGONES, BLANCO E DOWD; 2001).

Alexander (2005) salienta que, em instituições financeiras, as características de risco dos portfólios podem ser avaliadas pela análise de cenários e pelo teste de *stress*. A primeira abordagem examina o valor do portfólio quando os fatores de risco subjacentes sofrem perturbações em seus valores correntes. Já a segunda é, de fato, uma parte da análise de cenários que, ao invés de considerar os tipos de perturbações esperadas em circunstâncias normais de mercado, verifica o valor do portfólio quando o risco se desloca para posições extremas. A grande vantagem deste método é a capacidade de captar situações completamente ausentes nos dados históricos e projetar situações “anormais” de mercado. Sobre o assunto, Lopez (2005) acrescenta que embora os modelos sejam simplificações da realidade, eles são incapazes de capturar todos os aspectos do risco, logo eventos possíveis que acarretariam em perdas significativas não são capturados por modelos construídos para monitorar riscos considerados típicos. O *stress test* assume relevância, portanto, como um método complementar ao V@R. No entanto, apesar desta relação ser bem aceita e difundida, a literatura relativa ao V@R sempre foi muito mais rica e ativa do que a pertinente ao *stress*.

No contexto de instituições não financeiras, Damodaran (2009) destaca que a análise dos cenários extremos pode oferecer bons *insights* financeiros visto que no ambiente corporativo, a consideração dos piores cenários pode representar um ponto de partida para avaliação dos riscos associados a situações de baixa liquidez, que comprometem a capacidade da empresa em arcar com possíveis financiamentos e manter ou criar novos projetos de investimento. Dentro deste contexto, os cenários de *stress* macroeconômicos deveriam considerar as relações de correlação temporal entre os fatores de risco corporativos, dado o horizonte de previsão estipulado pelo analista. Logo, modelos macroeconômicos estruturais são indicados para captar tais efeitos. Outra fonte de preocupação, diz respeito à determinação da magnitude dos choques a serem utilizados durante a aplicação do método. No geral, esses podem ser mensurados pela observação dos maiores movimentos passados das variáveis de risco, identificados a partir dos desvios em relação ao seu valor médio. Alternativamente, caso existam dados suficientes, os cenários extremos podem ser definidos a partir da distribuição dos fatores de risco (BIS, 2000).

Sobre o assunto, Christoffersen (2003) acrescenta que ao definir o potencial dos choques, o gestor de risco deve considerar as seguintes possibilidades:

1. Simular choques que são mais prováveis de acontecer do que a base histórica sugere: o histórico pode conter poucas observações diárias de maior variabilidade, mas dada a expectativa sobre um período de alta volatilidade, pode-se replicar tais valores durante a geração dos cenários de *stress*;
2. Simular choques que nunca aconteceram, mas cuja ocorrência é factível: mesmo que a amostra não possua nenhum choque decorrente de situações de crise econômica, tal evento poderia ser considerado na construção dos cenários extremos;
3. Simular choques que reflitam a expectativa de quebra de padrões estatísticos correntes: os dados disponíveis poderiam conter baixa persistência na variância, no

entanto amostras maiores sugeririam um comportamento de alta persistência, que ao ser negligenciado geraria clusters dentro das estimativas de perdas;

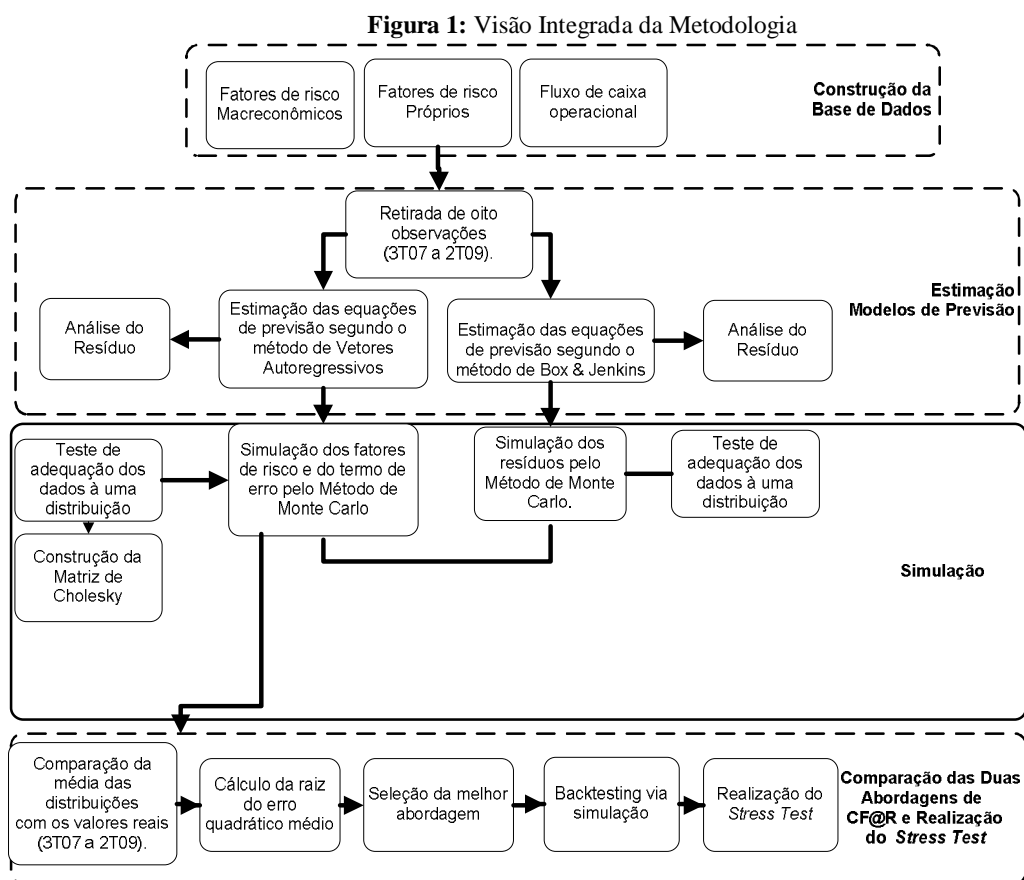
4. Simular choques que reflitam situações de quebras estruturais possíveis de ocorrer.

No que diz respeito às principais restrições do método, Schachter (1998), ressalta que o teste de *stress* é inevitavelmente subjetivo, por ser diretamente dependente dos cenários escolhidos pelo analista. Além disso, seus resultados são de difícil interpretação, pois não fornecem a idéia da probabilidade de ocorrência do evento extremo e existe uma notória dificuldade de se realizar análises do tipo *backtest*.

Em geral, os testes de *stress* são relevantes na avaliação do efeito de grandes oscilações nas variáveis-chave, o que equivale à retirada de alguns pontos do extremo da distribuição que representem, de fato, informações úteis (JORION, 1997). Dada sua aplicabilidade no gerenciamento de risco do setor bancário, o presente estudo pretende replicar tal lógica para enriquecer a análise do CF@R dentro do contexto de instituições não-financeiras, por meio da simulação de observações extremas das distribuições dos fatores de risco, a fim de gerar cenários pessimistas para a variável fluxo de caixa operacional.

8. VISÃO INTEGRADA DA METODOLOGIA

De modo a proporcionar uma visão integrada da metodologia, a Figura 1 foi elaborada para apresentar cada uma das etapas seguidas na comparação e na seleção da melhor abordagem de estimação do fluxo de caixa operacional em risco aplicável ao contexto de cada uma das cinco distribuidoras brasileiras integrantes do Índice de Energia Elétrica da BOVESPA (Bolsa de Valores de São Paulo).



Fonte: Elaborado pela autora.

A metodologia empregada no estudo encontra-se segmentada em quatro grandes etapas, que podem ser assim enumeradas: i) construção da base de dados; ii) estimação dos modelos de previsão; iii) simulação; e, iv) comparação das duas abordagens de fluxo de caixa em risco e realização de *stress test*.

A primeira etapa foi pautada em pesquisas bibliográficas subsidiadas por informações trimestrais e anuais divulgadas pela CVM (Comissão de Valores_Mobiliários), pela ANEEL (Agência Nacional de Energia Elétrica) e pelo RI (relações com Investidores) das empresas. As séries históricas obtidas após esse processo representam tanto as variáveis potencialmente candidatas a fatores de risco próprios (inerentes a cada distribuidora) e macroeconômicos (comuns ao contexto das empresas), quanto as variáveis dependentes (fluxos de caixa operacionais).

Na segunda fase, a de estimação, foram extraídas oito observações da base de dados (do terceiro trimestre de 2007 ao segundo trimestre de 2009), a fim de viabilizar a comparação da capacidade preditiva das abordagens analisadas. *A posteriori*, partiu-se para o cômputo de dois modelos distintos: o primeiro, denominado Vetores auto-regressivos (VAR), representa a proposta econométrica do *RiskMetrics* (1999) para estimar o CF@R.

Segundo os autores, quando surge a preocupação de modelar múltiplos ativos que podem ser inter-relacionados e dependentes de um número de fatores, necessita-se de um modelo estatístico que leve em conta os movimentos das variáveis econômicas e financeiras. Nesse caso, a utilização de modelos VAR, no qual cada variável depende de seu próprio passado assim como do passado de outras variáveis do sistema, é um procedimento indicado.

Para embasar a ordem de inclusão das variáveis independentes durante o processo de estimação do VAR, utilizou-se como referência a lógica *stepwise*. Segundo Draper e Smith (1998), tal abordagem preconiza que a estimação de um modelo multivariado deve partir da inclusão do regressor de maior correlação com a variável dependente. Tal processo foi repetido até que o modelo final, composto por regressores de coeficientes significantes e coerentes, fosse obtido. Cabe ressaltar que foram avaliadas as correlações entre as variáveis dependentes e os fatores de risco defasados e em nível, a fim de traçar a ordem de construção do modelo. No

caso de variáveis independentes altamente correlacionadas entre si, selecionou-se a de maior relevância em termos de significância, a fim de evitar problemas de multicolinearidade.

A forma estrutural do VAR poderá sofrer alterações em momentos nos quais a relação de cointegração for detectada pelo teste de Jonhansen, conforme discutido no tópico 6.2. Nesse contexto, o vetor de correção de erros (VECM) deverá ser estimado em detrimento do vetor auto-regressivo. A distinção entre eles foi devidamente sumarizada por Maddala (2003), Enders (2004), Johnston e Dinardo (2001) e Heij *et al* (2004), e apresentada na seção 6.2 desta dissertação.

No que tange ao segundo método econométrico, objetivou-se abordar a proposta de estimação de CF@R adotada por Stein *et al.* (2001). Para esses pesquisadores, os modelos auto-regressivos de Box & Jenkins (B&J) foram selecionados, sendo devidamente discutidos por Makridakis, Wheelwright, Hyndman (1998), Vasconcellos *et al.* (2000), Montgomery e Johnson (1976), e Enders (2004), elencados na seção 2 deste trabalho. Sobre o método B&J, Johnston e Dinardo (1997) salientam que, em situações nas quais as relações possíveis entre as séries não estão bem fundamentadas, um modelo puramente estatístico que relacione valores presentes e passados da variável pode ser utilizado para fazer previsões de curto prazo.

Na terceira fase da metodologia, empregou-se o método de simulação de Monte Carlo, abordado por Rubstein (2001) e Winstown (2004), apresentada na seção 6.5 desta dissertação. Tal simulação foi utilizada para subsidiar o cálculo do fluxo de caixa operacional em risco, para ambas as abordagens. Na primeira, cada variável independente foi extraída aleatoriamente a partir da distribuição selecionada pelo método de adequação de Kolmogorov-Smirnov, conforme o comportamento da série histórica. O processo de simulação foi filtrado pela matriz de correlação, obtida através da fatoração de Cholesky, descrita em Jorion (2003) e sumarizada no tópico 6.6 deste trabalho. Adicionalmente, foram gerados 10.000 valores para o termo de erro obtido pelos modelos VAR/VECM, selecionados a partir da distribuição normal

parametrizada pelo teste de adequação de Kolmogorov-Smirnov, discutido por Morettin e Bussab (2004).

Na segunda abordagem, a proposta é semelhante à lógica de Stein *et al.* (2001). As variáveis simuladas representam o próprio termo de erro resultantes dos modelos ARIMA. Tal processo é realizado a partir da distribuição normal, cuja média e variância foram obtidas a partir da própria série de resíduos.

A posteriori, propõem-se a comparação das duas vertentes de estimação do CF@R, por meio da subtração entre o valor médio da distribuição obtida para cada um dos oito trimestres e o valor real. O modelo de menor REQM (Raiz do erro quadrático médio) foi selecionado como método de estimação de maior acurácia, aplicável ao contexto de cada empresa. A estimativa de CF@R obtida pelo melhor método foi submetida a uma análise do tipo *backtesting*. Dada a ausência de informações (visto que para cada empresa existem apenas oito observações fora da amostra), foram geradas 1.000 estimativas (via simulação de Monte Carlo dos fatores de risco e do termo de erro¹⁸) para valores referentes aos 1º, 2º, 3º e 4º trimestres respectivamente. Por fim, na etapa de *stress test*, foram simulados cenários pessimistas para os fatores de risco significativos nos modelos de vetores auto-regressivos, a fim de avaliar seu impacto sobre a medida de CF@R, condicionada aos fatores de risco próprio e macroeconômicos.

¹⁸ Como os vetores autoregressivos apresentaram maior acurácia os fatores de risco e o termo de erro foram simulados via aplicação do método de Monte Carlo. Salienta-se que as variáveis dependentes defasadas foram calculadas segundo a média dos trimestres amostrais a que se referiam.

9. MÉTODOS EMPÍRICOS PARA O CASH FLOW AT RISK: RESULTADOS E DISCUSSÃO

Após expor os aspectos metodológicos que permearam a estimação do fluxo de caixa em risco, é apresentada, neste capítulo, uma abordagem empírica desenvolvida a partir da amostra em estudo.

9.1. Amostra de trabalho e dados coletados

A princípio, foram selecionadas doze empresas (com dados disponíveis a partir do 1º trimestre de 1998), obtidas a partir da análise do Índice de Energia Elétrica (IEE), proposto pela Bovespa (Bolsa de Valores de São Paulo), conforme a composição apresentada em 12/02/2009. Como os índices setoriais, segundo a Bovespa (2009), têm o objetivo de oferecer uma visão segmentada do comportamento dos mercados de ações e representar uma medida do comportamento agregado do segmento econômico considerado, acredita-se que sua utilização pode ser considerada válida dentro do processo de determinação da amostra. No entanto, face à escassez de informações referentes à série histórica dos fatores de risco próprio¹⁹ (demanda por classe de consumo, tarifa média de venda e compra de energia, entre outros), um segundo filtro foi aplicado à amostra, implicando na seleção de cinco distribuidoras que totalizam 40,58% do mercado nacional de distribuição de energia, segundo dados da ANEEL (2008). Essas distribuidoras podem ser assim discriminadas:

- CEMIG (Companhia Energética de Minas Gerais): é uma empresa mista de capital aberto, controlada pelo Governo de Minas, atuante nas áreas de geração, transmissão e distribuição de energia elétrica, sendo composta por mais de 40 unidades e sete consórcios.

¹⁹ Perobelli (2004) define os fatores de risco como aquelas variáveis capazes de provocar oscilações no fluxo de caixa das empresas, podendo ser de natureza macroeconômica ou própria do negócio.

- CELESC (Centrais Elétricas de Santa Catarina): essa empresa é uma sociedade de economia mista, controladora de empresas concessionárias de serviços de geração e de distribuição de energia elétrica. Atualmente, sua área de atuação corresponde a quase 92% do território catarinense, além do atendimento ao município de Rio Negro, no Paraná.
- COELCE (Companhia Energética do Ceará): A empresa COELCE representa a terceira maior distribuidora do Nordeste brasileiro, em volume comercializado de energia. A companhia é controlada pelo grupo ENDESA, por meio da Empresa Investluz S.A, que detém 56,6% do capital total e 91,7% do capital votante da Coelce.
- COPEL (Companhia Paranaense de Energia): Essa companhia consiste na maior empresa de energia do estado do Paraná, com parque gerador próprio, composto por 18 usinas e por sistema de transmissão e distribuição. Essa é uma empresa essencialmente controlada pelo Governo do Estado, que detém 56,06% das ações ordinárias, seguido do BNDESPAR (Banco Nacional de Desenvolvimento Participações), com 26,04%.
- AES ELETROPAULO: A AES Eletropaulo distribui energia elétrica para 24 municípios da região metropolitana de São Paulo - incluindo a capital, sendo, em termos de faturamento, a maior distribuidora de energia elétrica da América Latina. O Grupo AES detém 50,01% de suas ações ordinárias, e o BNDES (Banco Nacional de Desenvolvimento), 49,9%.

Para facilitar o processo de estimação dos modelos, foram consideradas variáveis dependentes as principais contas que compõem o fluxo de caixa operacional (FCO) das empresas, a saber: Receita Operacional Líquida (RECL); Custo dos Produtos Vendidos (CUSTOS); Despesas Operacionais (DESPOP); e Depreciação e Amortização (D&A). Tais informações foram obtidas a partir da Demonstração do Resultado de Exercício, do Demonstrativo do Fluxo de Caixa e do Relatório Anual.

Os fatores de risco próprios, que constituem o conjunto de variáveis independentes, foram retirados do Comentário de Desempenho Trimestral e *Press Release* trimestral, podendo ser assim enumerados:

- a) Tarifa Média de Venda de Energia Elétrica, envolvendo residência, indústria, comércio, rural, poder público e consumo próprio (em R\$/MWh);
- b) Reajuste Anual Tarifário: realizado pela ANEEL, com o objetivo de restabelecer anualmente o poder de compra da receita obtida pelo concessionário (em %);
- c) Recomposição Tarifária Extraordinária (em %): concedida pelo governo no 4º trimestre de 2001, a fim de compensar as distribuidoras pelos efeitos financeiros negativos decorrentes do período de racionamento;
- d) Tarifa Média de Venda de Energia Elétrica em reais por megawatt-hora (em R\$/MWh) ;
- e) Mercado atendido pela empresa em (em MWh): englobando mercado total, residencial, industrial, comercial, rural, poder público;
- f) Montante de Energia Elétrica comprada para revenda (em MWh): representa a quantidade de energia elétrica total comprada das geradoras, seja por meio de contratos iniciais (nesses, as quantidades e os valores de energia são homologados pela ANEEL); da energia fornecida pela Itaipu Binacional; seja por contratos bilaterais de longo ou curto prazo (refere-se às despesas com compra de energia realizadas pelas empresas de distribuição, para complementar a energia necessária para atendimento do seu mercado consumidor);

- g) Tarifa média de compra de energia em reais por megawatt-hora (em R\$/MWh): refere-se a uma média das tarifas praticadas pelas geradoras, seja por contratos iniciais, bilaterais de longo ou de curto prazo.

Ressalta-se que tais dados, referem-se às empresas controladoras, sendo expressas em valores reais, corrigidas com base no IGPM (Índice Geral de Preços do Mercado), que constitui o principal indexador dos contratos negociados pelas distribuidoras do setor. Além das informações específicas a cada empresa, também foram selecionadas as seguintes variáveis econômicas para compor a amostra:

Tabela 4: Caracterização das variáveis macroeconômicas

Variável	Sigla	Fonte
Índices de preços ao atacado-Eletrodomésticos	IPELETROD	Fundação Getúlio Vargas
Salário Mínimo Nominal (em R\$)	SMNOM	Ministério do Trabalho e Emprego
Taxa de câmbio comercial venda (em R\$/US\$)	PTAX	Banco Central
PIB Indústria (em milhões R\$)	PIBIND.	Instituto Brasileiro de Geografia
Produto Interno Bruto _ Indústria (Eletricidade, Gás e Água) (em milhões de R\$)	PIBEGA	Instituto Brasileiro de Geografia
Índice Produto Interno Bruto a Preço de Mercado	PIB	Instituto Brasileiro de Geografia
Taxa de Juros SELIC (em %)	SELIC	Banco Central
Taxa de Desemprego Aberto (em %)	DESEMP	Fundação Sistema Estadual de Análise de Dados
Índice de Alta Intensidade de Gastos com Energia	ALTOGASTO	Instituto Brasileiro de Geografia
Índice de Média Intensidade de Gastos com Energia	MÉDIOGASTO	Instituto Brasileiro de Geografia
Índice de Baixa Intensidade de Gastos com Energia	BAIXOGASTO	Instituto Brasileiro de Geografia
Índice de Preços do Petróleo	PETR	Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada

Fonte: Elaborado pela autora.

As variáveis PIBIND, PIB, PIBEGA, ALTOGASTO, MÉDIOGASTO e BAIXOGASTO foram incluídas como *proxies* para o nível de atividade na economia. Em termos específicos, os índices de intensidade com gastos com energia quantificam a participação dos gastos na compra de energia elétrica, em relação ao valor da transformação industrial. Segundo o IBGE (2009), foram classificados como alta intensidade setores com coeficientes (dados pela razão do valor de compra de energia elétrica pelo valor de transformação industrial) superiores a 3,9%. Entre 3,9 e 2%, foram definidos como intensidade média; e, inferiores a 2%, classificados como intensidade baixa.

O IPELETROD foi utilizado para avaliar o impacto do aumento do preço de eletrodomésticos sobre o fluxo de caixa operacional das distribuidoras. A variável SELIC foi

incluída a fim de fazer analogia à taxa de juros vigente na economia, que, conjugada à variável renda, expressa pelo salário mínimo nominal (SMNOM), representaram os fatores de limitação do consumo das famílias. Ressalta-se que o SMNOM também foi considerado na avaliação do impacto dos encargos com mão de obra sobre os custos operacionais das empresas.

Outras variáveis empregadas para explicar a variável Custos e Despesas Operacionais (CUSTO&DESPOP), dizem respeito ao PTAX e ao PETR, que representam, respectivamente, o impacto da oscilação cambial sobre os custos de energia comprada, visto que todo pagamento referente à compra de energia de Itaipu é efetuado em dólar, e da oscilação do preço do combustível sobre a conta consumo combustível, o qual representa um custo não gerenciável para o setor. Tais informações foram inferidas a partir da leitura dos relatórios trimestrais das cinco empresas analisadas.

A taxa de desemprego (DSEMP) foi incluída como *proxy* para captar possíveis efeitos de períodos de recessão econômica sobre o consumo de energia dos agentes de mercado. Adicionalmente, a fim de averiguar relações sazonais, foram geradas variáveis *dummies* trimestrais (PEROBELLI, 2004).

9.2. Determinação do fluxo de caixa operacional da empresa i na data t .

A variável em estudo é representada pelo fluxo de caixa operacional. Conforme Iudícibus, Martins e Gelbcke (2007)²⁰, as atividades operacionais envolvem todas as atividades relativas a bens e a serviços e aos eventos que não sejam definidos como atividades de financiamento e de investimento. As entradas operacionais de caixa podem assim ser enumeradas: a) recebimentos pela venda de produtos e serviços a vista, ou de duplicatas correspondentes no caso de vendas a prazo, incluindo os recebimentos decorrentes dos

²⁰ O capítulo 31 da obra Manual de Contabilidade das Sociedades por Ações, publicado no ano de 2007, tem como base as orientações do FASB (*Financial Accounting Standards Board*) e do IASB (*International Accounting Standards Board*).

descontos de duplicatas emitidas; e, b) qualquer outro recebimento que não se origine de transações definidas como atividades de investimento e de financiamento.

As saídas operacionais de caixa podem ser assim enumeradas: a) pagamento a fornecedores referentes ao suprimento da matéria-prima para a produção ou de bens para revenda; caso a compra seja a prazo, também deve ser considerado o pagamento do principal dos títulos de curto prazo ou longo prazo a que se refere à compra; b) pagamentos aos fornecedores de outros insumos de produção, incluindo os serviços prestados a terceiros; c) pagamento aos governos Federal, Estadual e Municipal, referentes a impostos, a multas, a taxas alfandegárias e a outros tributos e taxas (IUDÍCIBUS, MARTINS E GELBCKE, 2007).

Formalmente, o fluxo de caixa operacional é assim apresentado pelo Manual de Contabilidade das Sociedades por Ações (2007):

Tabela 5: Fluxo de Caixa Operacional - Método Indireto

Atividades Operacionais
Lucro Líquido
Ajustes ao lucro
Depreciação
Lucro na Venda de Imobilizado
Despesas Financeiras de Longo Prazo
Resultado de Equivalencia Patrimonial
Investimentos de Curto Prazo
Variação das Contas a receber
Variação da PCLD
Variação dos Estoques
Variação das Despesas Antecipadas
Variação de Outros Ativos Circulantes
Variação de Salários a Pagar
Variação de Fornecedores
Variação de Despesas a Pagar
Variação da Provisão para IR e CS
Variação de Outros Passivos Circulantes
CAIXA LÍQUIDO GERADO (CONSUMIDO) pelas ATIVIDADES OPERACIONAIS

Fonte: Manual de Contabilidade das Sociedades por Ações (2007).

Perobelli (2004) destaca que, quando se analisa o setor de energia elétrica, algumas simplificações devem ser consideradas pelo analista externo à empresa para o cômputo do fluxo de caixa operacional, a saber:

- 1) Utilização do lucro operacional do exercício (receita bruta menos deduções, menos custo do produto vendido, menos despesas operacionais), acrescido da despesa de depreciação (quando esta tivesse sido previamente descontada como despesa operacional). Com isso, eliminam-se contas não caixa (tais como resultado de equivalência patrimonial);
- 2) Consideração dos estoques como iguais a zero e prazos médios de recebimento de clientes iguais aos prazos médios de pagamento aos fornecedores. Com isso, elimina-se a necessidade de capital de giro das empresas;

Ressalta-se que, após testes empíricos, definiu-se que o fluxo de caixa operacional seria obtido indiretamente pela estimação dos modelos individuais para a Receita Operacional Líquida e para os Custos & Despesas Operacionais²¹, e Depreciação e Amortização²², facilitando, inclusive, a identificação dos fatores de risco.

9.3. Estimação dos modelos econométricos

Foram estimados, através do software STATA[®], dois modelos distintos para subsidiar o cômputo do CF@R, a saber: os modelos *Auto-regressivos Integrados de Médias Móveis* (ARIMA) e Vetores Auto-regressivos (VAR)²³. Todos os resultados obtidos foram

²¹ Os Custos e Despesas Operacionais foram considerados de forma agregada, a fim de corrigir problemas de descontinuidade, dado que existem períodos dentro da série histórica da maioria das empresas em que os custos foram lançados conjuntamente com as despesas operacionais.

²² Para o cálculo da depreciação, utilizou-se como critério a média dos últimos cinco anos, devido à baixa variabilidade da série histórica.

²³ Em situações nas quais foram detectadas relações de cointegração entre a variável dependente e os fatores de risco, o Vetor de Correção de Erros (VECM) foi estimado em detrimento do VAR.

interpretados de acordo com um nível de significância de 10%, visto que dada a limitação de dados disponíveis ($n=38$)²⁴, a maioria dos modelos VAR não seria significativa a 5%.

Antes de partir para estimação individual de cada um dos métodos, foram realizados testes de estacionaridade na série Receita Operacional Líquida e da variável agregada Custo & Despesa Operacional. Para isso, aplicou-se o teste de Phillips-Perron para identificação de raiz unitária. No entanto, a fim de evitar que os resultados fossem viesados por eventos atípicos (tais como o reajuste tarifário ocorrido no quarto trimestre de 2001), foi adotado o procedimento discutido por Perobelli (2004), realizando, *a priori*, a estimação de equações do tipo:

$$y_t = a_0 + \alpha_1 D + \varepsilon \quad (70)$$

Após modelar tais eventos não recorrentes pela inserção das *dummies*, o teste de Perron foi aplicado na série de resíduos, com a finalidade de averiguar as propriedades estacionárias das variáveis financeiras. As seguintes estatísticas foram obtidas:

²⁴ Para fins de *backtest*, foram retiradas oito observações, gerando um total de 38 observações para estimação dos modelos econométricos.

Tabela 6: Estatística de *p-value* para o Teste de Phillips-Perron

Empresa	Variável (R\$)	P-Value
ELETROPAULO	Receita Op.	0,0002
	Custo & Despesa Op.	0,0909
COPEL	Receita Op.	0,6909
	Custo & Despesa Op.	0,4575
COELCE	Receita Op.	0,1302
	Custo & Despesa Op.	0,0274
CELESC	Receita Op.	0,4910
	Custo & Despesa Op.	0,2310
CEMIG	Receita Op.	0,0126
	Custo & Despesa Op.	0,0780

Fonte: Resultados da pesquisa.

A partir da estatística *p-value*, foi possível inferir que as séries da Receita Operacional Líquida da COPEL, COELCE e da CELESC, bem como o Custo & Despesa Operacional da CELESC e da COPEL não apresentaram propriedades estacionárias, sendo diferenciadas antes da estimação dos modelos econométricos, dado um nível de significância de 10%. As demais contas exibiram comportamento estacionário, não sendo necessária a aplicação de nenhum procedimento algébrico antes do cômputo das equações de previsão.

9.3.1. Estimação dos modelos ARIMA:

Metodologicamente, para viabilizar a identificação das possíveis configurações dos modelos ARIMA²⁵, foram considerados os resultados do teste Q de Ljung-Box, que averiguou

²⁵ Os modelos ARIMA foram estimados pelo software E-VIEWS®.

a significância dos lags presentes na função de autocorrelação e autocorrelação parcial, tal como exposto a seguir:

Tabela 7: Resultados do Teste Q de Ljung-Box – Variável Receita Operacional Líquida

LAG	ELETROPAULO		COPEL		COELCE		CELESC		CEMIG	
	Q	Prob>Q	Q	Prob>Q	Q	Prob>Q	Q	Prob>Q	Q	Prob>Q
1	0.2071	0.649	0.5304	0.466	87.194	0.003	32.448	0.072	22.050	0.138
2	0.7725	0.680	24.680	0.291	89.556	0.011	44.273	0.109	35.475	0.170
3	10774	0.783	26.059	0.456	90.843	0.028	50.574	0.168	57.230	0.126
4	12639	0.867	36.910	0.449	93.203	0.054	69.791	0.137	58.237	0.213
5	22216	0.818	36.958	0.594	10.491	0.062	87.173	0.121	59.739	0.309
6	34970	0.744	58.405	0.441	11.396	0.077	87.192	0.190	63.095	0.389
7	43119	0.743	59.449	0.546	12.261	0.092	89.522	0.256	63.095	0.504
8	43130	0.828	61.623	0.629	12.359	0.136	94.700	0.304	64.937	0.592
9	61897	0.721	62.838	0.711	13.112	0.158	95.760	0.386	70.928	0.627
10	72028	0.706	63.970	0.781	13.239	0.211	10.335	0.412	71.615	0.710

Fonte: Resultados da pesquisa.

Tabela 8: Resultados do Teste Q de Ljung-Box – Variável Custos & Despesas Operacionais

LAG	ELETROPAULO		COPEL		COELCE		CELESC		CEMIG	
	Q	Prob>Q	Q	Prob>Q	Q	Prob>Q	Q	Prob>Q	Q	Prob>Q
1	0.8316	0.362	27065	0.100	40.936	0.043	94.199	0.002	0.8856	0.347
2	13823	0.501	30.896	0.213	55.208	0.063	10.675	0.005	10.165	0.602
3	25798	0.461	30.917	0.378	66.762	0.083	12.083	0.007	16.399	0.650
4	58737	0.209	31.453	0.534	10.674	0.030	12.528	0.014	18.025	0.772
5	68260	0.234	80.830	0.152	10.722	0.057	12.575	0.028	18.104	0.875
6	72385	0.299	85.159	0.203	10.768	0.096	12.619	0.050	18.697	0.931
7	72863	0.400	91.469	0.242	10.846	0.145	12.896	0.075	19.651	0.962
8	76041	0.473	10.940	0.205	12.277	0.139	12.908	0.115	21.000	0.978
9	81366	0.520	11.675	0.232	12.373	0.193	13.166	0.155	21.447	0.989
10	91550	0.517	12.473	0.255	12.375	0.261	13.209	0.212	21.851	0.995

Fonte: Resultados da pesquisa.

Tal instrumental embasou a construção das possíveis especificações econométricas para as variáveis financeiras em estudo. Com base na análise da menor estatística SBIC (*Schwartz Bayesian Information criterion*), foram selecionados os modelos finais para a construção do CF@R. Ressalta-se, adicionalmente, que a fim de captar os efeitos de eventos atípicos (tais como o reajuste anual extraordinário) e garantir a estabilidade dos modelos, foram adicionadas as variáveis *dummies*²⁶ (tomando como base os resultados do teste de Chow), como demonstrado a seguir:

²⁶ Segundo Stata (2005), modelos do tipo ARIMA, que incorporam uma combinação linear da variável dependente com outras variáveis independentes, diferentes de seus valores passados e do termo de erro defasado, podem ser denominados modelos do tipo ARMAX.

Tabela 9: Variáveis *dummies* inseridas nos modelos ARIMA conforme resultados do teste de Chow

Variável	Empresa	Dummy	Estatística F	P-value
RECEITA	CEMIG	4T2001	5,69300	0.007511
	ELETROPAULO	4T2001	5,93147	0.001572
CUSTO	CELESC	4T2004	4,60467	0.005023
	ELETROPAULO	4T2002	5,08901	0.005575
	COELCE	4T2001	2,64513	0.057250
	COPEL	1T2005	4,64158	0.005316

Fonte: Resultados da pesquisa.

As estatísticas SBIC, já incorporado os efeitos das variáveis *dummies* podem ser assim apresentadas:

Tabela 10: Estatísticas SBIC para a Receita Operacional Líquida

Especificação com diferenciação	SBIC- COPEL	SBIC- CELESC	SBIC-COELCE	Especificação sem diferenciação	SBIC- CEMIG	SBIC- ELETROPAULO
ARIMA(1,1,0)	959,9516	927,2416	913,7854	ARIMA(1,0,0)	1097,784	1042,798
ARIMA(0,1,1)	959,1395	919,7648	908,7641	ARIMA(0,0,1)	1101,392	1042,223
ARIMA(1,1,1)	959,8157	920,7878	911,1076	ARIMA(1,0,1)	1094,632	1046,418
ARIMA(2,1,0)	959,7888	927,6063	913,8908	ARIMA(2,0,0)	1096,469	1045,614
ARIMA(0,1,2)	960,6631	920,3221	911,4968	ARIMA(0,0,2)	1100,058	1045,542
ARIMA(2,1,2)	963,3567	924,0499	917,881	ARIMA(2,0,2)	11101,75	1050,072
ARIMA(2,1,1)	963,3923	923,5611	916,7358	ARIMA(2,0,1)	1098,134	1043,083
ARIMA(1,1,2)	962,0674	920,3143	914,2576	ARIMA(1,0,2)	1098,158	1043,797
ARIMA(1,1,0) SARIMA(1,0,0,4)	962,56	928,7351	914,1264	ARIMA(1,0,0) SARIMA(1,0,0,4)	1100,552	1045,969
ARIMA(0,1,1) SARIMA(1,0,0,4)	961,9569	923,1539	909,1804	ARIMA(0,0,1) SARIMA(1,0,0,4)	1105,023	1045,541
ARIMA(1,1,1) SARIMA(1,0,0,4)	962,273	919,5231	912,4956	ARIMA(1,0,1) SARIMA(1,0,0,4)	1095,178	1045,75
ARIMA(1,1,0) SARIMA(0,0,1,4)	962,7989	929,3603	914,1403	ARIMA(1,0,0) SARIMA(0,0,1,4)	1100,384	1045,881
ARIMA(0,1,1) SARIMA(0,0,1,4)	962,0977	923,2098	909,6062	ARIMA(0,0,1) SARIMA(0,0,1,4)	1105,25	1045,491
ARIMA(1,1,1) SARIMA(0,0,1,4)	962,4737	919,9184	912,8457	ARIMA(1,0,1) SARIMA(0,0,1,4)	1094,533	1048,697
ARIMA(1,1,0) SARIMA(1,0,1,4)	sem convergência	925,3055	917,6898	ARIMA(1,0,0) SARIMA(1,0,1,4)	1104,22	1044,378
ARIMA(0,1,1) SARIMA(1,0,1,4)	sem convergência	923,6195	912,6637	ARIMA(0,0,1) SARIMA(1,0,1,4)	sem convergência	1044,865
ARIMA(1,1,1) SARIMA(1,0,1,4)	sem convergência	sem convergência	916,0347	ARIMA(1,0,1) SARIMA(1,0,1,4)	1098,135	1052,037
ARIMA(0,1,0) SARIMA(1,0,1,4)	sem convergência	sem convergência	912,6637	SARIMA(1,0,1,4)	1107,782	1046,782
ARIMA(0,1,0) SARIMA(0,0,1,4)	959,9047	927,9433	919,5042	SARIMA(0,0,1,4)	1105,857	1044,418
ARIMA(0,1,0) SARIMA(1,0,0,4)	959,6901	927,1877	919,1804	SARIMA(1,0,0,4)	1105,487	1044,896

Fonte: Resultados da pesquisa.

Tabela 11: Estatísticas SBIC para o Custo & Despesa Op.

Especificação com diferenciação	SBIC- COPEL	SBIC- CELESC	Especificação sem diferenciação	SBIC- CEMIG	SBIC- ELETROPAULO	SBIC-COELCE
ARIMA(1,1,0)	965,983	913,987	ARIMA(1,0,0)	1090,588	1053,109	939,087
ARIMA(0,1,1)	965,6345	905,5726	ARIMA(0,0,1)	1090,338	1053,718	938,3242
ARIMA(1,1,1)	963,2067	909,5825	ARIMA(1,0,1)	1090,438	1056,725	939,8803
ARIMA(2,1,0)	968,8022	917,2801	ARIMA(2,0,0)	1094,11	1056,742	941,5945
ARIMA(0,1,2)	964,7259	910,1638	ARIMA(0,0,2)	1093,495	1056,749	944,0376
ARIMA(2,1,2)	969,8847	916,5653	ARIMA(2,0,2)	1092,898	1053,32	946,8097
ARIMA(2,1,1)	966,6599	913,1188	ARIMA(2,0,1)	1094,07	1058,507	943,2509
ARIMA(1,1,2)	966,6788	915,2558	ARIMA(1,0,2)	1094,072	1058,332	943,1866
ARIMA(1,1,0) SARIMA(1,0,0,4)	968,3356	914,7161	ARIMA(1,0,0) SARIMA(1,0,0,4)	1094,226	1050,01	938,3185
ARIMA(0,1,1) SARIMA(1,0,0,4)	967,2238	910,1688	ARIMA(0,0,1) SARIMA(1,0,0,4)	1093,968	1051,511	939,7869
ARIMA(1,1,1) SARIMA(1,0,0,4)	965,6629	911,0761	ARIMA(1,0,1) SARIMA(1,0,0,4)	1094,031	1052,783	941,9165
ARIMA(1,1,0) SARIMA(0,0,1,4)	967,7114	915,554	ARIMA(1,0,0) SARIMA(0,0,1,4)	1094,226	1040,706	940,0682
ARIMA(0,1,1) SARIMA(0,0,1,4)	965,8067	910,3089	ARIMA(0,0,1) SARIMA(0,0,1,4)	1093,967	1041,367	942,2916
ARIMA(1,1,1) SARIMA(0,0,1,4)	965,1744	911,518	ARIMA(1,0,1) SARIMA(0,0,1,4)	1094,026	1045,487	942,9575
ARIMA(1,1,0) SARIMA(1,0,1,4)	969,9408	918,1458	ARIMA(1,0,0) SARIMA(1,0,1,4)	sem convergência	1044,34	937,8839
ARIMA(0,1,1) SARIMA(1,0,1,4)	968,5549	913,7383	ARIMA(0,0,1) SARIMA(1,0,1,4)	1092,749	1044,997	941,4902
ARIMA(1,1,1) SARIMA(1,0,1,4)	967,7137	914,7928	ARIMA(1,0,1) SARIMA(1,0,1,4)	sem convergência	1047,699	940,8128
ARIMA(0,1,0) SARIMA(1,0,1,4)	968,2592	920,5039	SARIMA(1,0,1,4)	sem convergência	1045,111	945,5019
ARIMA(0,1,0) SARIMA(0,0,1,4)	965,9099	918,2109	SARIMA(0,0,1,4)	1091,829	1041,475	945,7731
ARIMA(0,1,0) SARIMA(1,0,0,4)	966,2559	917,4927	SARIMA(1,0,0,4)	1091,828	1052,464	943,0019

Fonte: Resultados da pesquisa.

Os modelos do tipo ARIMA estão expressos no ANEXO A. A fim de validar estatisticamente tais especificações, foram verificadas as propriedades dos resíduos dos modelos estimados, ou seja, autocorrelação estatisticamente nula, homocedasticidade e normalidade, com resultados disponíveis no ANEXO B desta dissertação. Os termos de erro de quase todas as equações estimadas para as variáveis financeiras apresentaram propriedades de séries do tipo ruído branco dado um nível de significância de 10%. Apenas as variáveis Custo & Despesa Operacional da CEMIG, e a Receita Operacional da COELCE apresentaram termos de erro não normais a um nível de significância de 10%. Como discutido por Hamilton (1994), o método de máxima verossimilhança tenderá a gerar estimativas razoáveis para os coeficientes dos modelos tipo ARIMA, mesmo quando o termo de erro for não gaussiano. No entanto, para efetuar uma correção no erro padrão dos betas do modelo, o autor propôs a estimação por quase máxima verossimilhança. Nesse método, computa-se a matriz variância-covariância proposta por White (1982). Logo, em ambos os casos os procedimentos de correção foram devidamente aplicados.

9.3.2. Estimação dos modelos VAR/VECM:

Primeiramente, foram analisadas as propriedades estacionárias, via utilização do teste de Phillips-Perron, para cada um dos fatores de risco de origem macroeconômica, considerados comuns a todas as empresas, ou restritos a cada contexto (próprios), como demonstrado nas tabelas 16 e 17:

Tabela 12: Teste da Estacionaridade dos Fatores de Risco Macroeconômicos

Fator de Risco Macroeconômico	P-value	Status
Índice de Preços ao Atacado - Eletrodomésticos	0,9528	I(1)
Salário Mínimo Nominal (R\$)	0,9413	I(1)
Taxa de Câmbio Comercial Venda (R\$/US\$)	0,7927	I(1)
PIB Indústria (milhões de R\$)	0,0382	I(0)
Produto Interno Bruto Indústria -Eleticidade, Gás e Água (milhões R\$)	0,2627	I(1)
Produto Interno Bruto a Preços de Mercado	0,7364	I(1)
Taxa de Juros Selic (%)	0,1174	I(1)
Taxa de Desemprego Aberto (%)	0,4232	I(1)
Índice de Alta Intensidade de Gastos com Energia	0,4032	I(1)
Índice de Média Intensidade de Gastos com Energia	0,5856	I(1)
Índice de Baixa Intensidade de Gastos com Energia	0,3547	I(1)
Índice de Preços do Petróleo	0,2480	I(1)

I(0) remete -se à séries estacionárias ;

I(1) remete à séries estacionárias após a primeira diferença .

Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 13: Teste da Estacionaridade dos Fatores de Risco Próprios

Empresa	Fatores de Risco Próprios	P-value	Status
COPEL	Tarifa Média Residencial (R\$/MWh)	0,7134	I(1)
	Tarifa Média Industrial (R\$/MWh)	0,5108	I(1)
	Tarifa Média Comércio (R\$/MWh)	0,4576	I(1)
	Tarifa Média da Energia Vendida (R\$/MWh)	0,1054	I(1)
	Tarifa Média da Energia Comprada (R\$/MWh)	0,0074	I(0)
	Reajuste Tarifário ANEEL	0,0000	I(0)
	Reajuste Tarifário Extraordinário	0,0000	I(0)
	Demanda Residencial (MWh)	0,9953	I(1)
	Demanda Industrial (MWh)	0,0000	I(0)
	Demanda Comercial (MWh)	0,0000	I(0)
Demanda Agregada (MWh)	0,0435	I(0)	
CELESC	Tarifa Média Residencial (R\$/MWh)	0,0000	I(0)
	Tarifa Média Industrial (R\$/MWh)	0,0001	I(0)
	Tarifa Média Comércio (R\$/MWh)	0,3735	I(1)
	Tarifa Média da Energia Vendida (R\$/MWh)	0,0819	I(0)
	Tarifa Média da Energia Comprada (R\$/MWh)	0,0110	I(0)
	Reajuste Tarifário ANEEL	0,0000	I(0)
	Reajuste Tarifário Extraordinário	0,0000	I(0)
	Demanda Residencial (MWh)	0,3569	I(1)
	Demanda Industrial (MWh)	0,3147	I(1)
	Demanda Comercial (MWh)	0,6904	I(1)
Demanda Agregada (MWh)	0,0624	I(0)	
CEMIG	Tarifa Média Residencial (R\$/MWh)	0,5521	I(1)
	Tarifa Média Industrial (R\$/MWh)	0,0356	I(0)
	Tarifa Média Comércio (R\$/MWh)	0,0000	I(0)
	Tarifa Média da Energia Vendida (R\$/MWh)	0,0022	I(0)
	Reajuste Tarifário ANEEL	0,0000	I(0)
	Reajuste Tarifário Extraordinário	0,0000	I(0)
	Demanda Residencial (MWh)	0,6403	I(1)
	Demanda Industrial (MWh)	0,0350	I(0)
	Demanda Comercial (MWh)	0,9900	I(1)
	Demanda Agregada (MWh)	0,8734	I(1)
COELCE	Energia Comprada (MWh)	0,0255	I(0)
	Reajuste Tarifário ANEEL	0,0000	I(0)
	Reajuste Tarifário Extraordinário	0,0000	I(0)
	Demanda Residencial (MWh)	0,0001	I(0)
	Demanda Industrial (MWh)	0,0000	I(0)
	Demanda Comercial (MWh)	0,0000	I(0)
Demanda Agregada (MWh)	0,0000	I(0)	
ELETROPAULO	Tarifa Média Residencial (R\$/MWh)	0,0050	I(0)
	Tarifa Média Industrial (R\$/MWh)	0,4964	I(1)
	Tarifa Média Comércio (R\$/MWh)	0,3961	I(1)
	Tarifa Média da Energia Vendida (R\$/MWh)	0,4664	I(1)
	Tarifa Média da Energia Comprada (R\$/MWh)	0,3961	I(1)
	Reajuste Tarifário ANEEL	0,0000	I(0)
	Reajuste Tarifário Extraordinário	0,0000	I(0)
	Demanda Residencial (MWh)	0,0000	I(0)
	Demanda Industrial (MWh)	0,0000	I(0)
	Demanda Comercial (MWh)	0,0000	I(0)
Demanda Agregada (MWh)	0,0000	I(0)	

I(0) remete-se à séries estacionárias;

I(1) remete à séries estacionárias após a primeira diferença.

Fonte: Elaborado pela autora.

Possíveis relações de cointegração entre variáveis financeiras e fatores de risco foram verificadas através do teste de Johansen. Do grupo de variáveis I(1), as seguintes apresentaram relação de cointegração de primeira ordem com as variáveis dependentes:

Tabela 14: Variáveis cointegradas com a Receita Operacional Líquida da CELESC

Variáveis	Posto Máximo	Autovalor	Estatística do traço	5% Valor Crítico
DEMANDAGREG	0	.	23,1855	15,41
	1	0,45328	1,4478*	3,76
	2	0,03942		
PIBIND	0	.	15,2528	15,41
	1	0,30283	2,2667*	3,76
	2	0,0612		
PIREAL	0	.	18,9424	15,41
	1	0,3569	3,0499*	3,76
	2	0,08123		

Fonte: Resultados da pesquisa.

Tabela 15: Variáveis cointegradas com a Receita Operacional Líquida da COPEL

Variáveis	Posto Máximo	Autovalor	Estatística do traço	5% Valor Crítico
PIBIND	0	.	25,9123	15,41
	1	0,50674	0,4705*	3,76
	2	0,001299		
ALTOGASTO	0	.	22,6829	15,41
	1	0,46737	0,0057*	3,76
	2	0,00016		
TMIND	0	.	18,988	15,41
	1	0,40988	0,0004*	3,76
	2	0,00001		

Fonte: Resultados da pesquisa.

Tabela 16: Variáveis cointegradas com o Custo & Despesa Operacional da CELESC

Variáveis	Posto Máximo	Autovalor	Estatística do traço	5% Valor Crítico
PIBIND	0	.	16,3053	15,41
	1	0,31303	2,7888*	3,76
	2	0,07454		

Fonte: Resultados da pesquisa.

Tabela 17: Variáveis cointegradas com a Receita Operacional Líquida da COELCE

Variáveis	Posto Máximo	Autovalor	Estatística do traço	5% Valor Crítico
PIBEGA	0	.	16,6545	15,41
	1	0,30856	3,3712 *	3,76
	2	0,08939		
PIB	0	.	16,1651	15,41
	1	0,31014	2,7993 *	3,76
	2	0,07481		
ALTOGASTO	0	.	19,6135	15,41
	1	0,42005	0,0005 *	3,76
	2	0,00001		
MÉDIOGASTO	0	.	15,5964	15,41
	1	0,35091	0,0377 *	3,76
	2	0,00105		

Fonte: Resultados da pesquisa.

Para a estimação dos modelos VAR/VEC, foi aplicado um procedimento *stepwise*, conforme sugerido por Drapper e Smith (1998). A ordem de inclusão se pautou nos resultados obtidos após o cômputo da correlação cruzada dos fatores de risco com as variáveis dependentes. Logo, os fatores de risco de maior correlação cruzada foram selecionados em detrimento dos demais. Os gráficos de autocorrelação cruzada das variáveis dependentes com os fatores de risco dos modelos podem ser visualizados no ANEXO B.

O Teste de Granger foi empregado para constatar possíveis relações de causalidade bidirecional no sentido Granger, entre as variáveis analisadas, verificando a relevância dos movimentos de uma variável na previsão das oscilações da outra, como discutido por Hamilton (1994). Os testes de Granger significativos para um nível de significância de 10% encontram-se expressos a seguir:

Tabela 18: Teste de Causalidade de Granger para a Receita Operacional Líquida- COPEL

Variáveis	Excluído	F	Prob>F
DRECEITA	DTMV	4,8197	0.015
DRECEITA	ALL	4,8197	0.015
DTMV	DRECEITA	2,5403	0.0951
DTMV	ALL	2,5403	0.0951

Fonte: Resultados da pesquisa.

Tabela 19: Teste de Causalidade de Granger para o Custo & Despesa Operacional - CELESC

Variáveis	Excluído	F	Prob>F
DCUSTO	TMC	3,3617	0,0482
DCUSTO	ALL	3,3617	0,0482
TMC	DCUSTO	4,8577	0,0149
TMC	ALL	4,8577	0,0149

Fonte: Resultados da pesquisa.

Em um nível de significância de 10%, configurações obtidas para os modelos VAR e VECM, encontram-se expressa no ANEXO A. A validação estatística dos respectivos modelos foi efetuada a partir da análise das propriedades dos resíduos dos modelos VAR/VECM, ou seja, autocorrelação estatisticamente nula, homocedasticidade e normalidade. Os resultados encontram-se disponíveis no ANEXO B. Os termos de erro de todas as equações estimadas para as variáveis financeiras apresentaram propriedades de séries do tipo ruído branco dado um nível de significância de 10%.

9.4. Simulação

A estimação da distribuição do fluxo de caixa operacional foi realizada através de um processo de simulação, com base no método de geração de números aleatórios de Monte Carlo, de 10.000 cenários possíveis. Todos os resultados foram obtidos através do software @RISK®. Os procedimentos seguidos para a simulação do CF@R a partir dos modelos ARIMA e VAR/VECM serão discutidos separadamente.

9.4.1. Cômputo da distribuição do Fluxo de Caixa operacional a partir dos modelos ARIMA:

A fim de viabilizar a construção de 10.000 cenários para o fluxo operacional em risco, com base nos modelos ARIMA, como proposto por Stein *et al.* (2001), foram empregados, *a priori*, testes de adequação para parametrização da distribuição dos termos de erros obtidos a partir dos modelos computados para cada variável financeira (Receita Operacional Líquida e Custos e Despesas Operacionais). A partir do sorteio de 10.000 valores aleatórios extraídos das respectivas distribuições dos resíduos, as seguintes configurações para a distribuição do fluxo de caixa foram obtidas:

Tabela 20: Média e Desvio -ARIMA

Trimestre	ELETROPAULO		COPEL		COELCE		CELESC		CEMIG	
	Média	Desvio	Média	Desvio	Média	Desvio	Média	Desvio	Média	Desvio
3T07	619.020,83	233.379,41	502.234,40	71.271,72	89.786,84	202.892,55	216.480,80	173.057,15	1.159.955,00	559.544,01
4T07	454.893,80	231.982,74	469.584,40	71.518,85	78.114,47	206.479,25	269.503,50	173.571,08	1.318.770,00	561.944,01
1T08	567.775,60	232.369,50	439.440,80	71.478,44	87.737,68	206.223,14	294.932,80	173.837,26	1.495.297,00	566.165,82
2T08	572.489,70	234.346,47	411.622,40	75.546,40	62.628,54	205.581,47	307.762,37	173.300,44	1.655.618,00	565.006,32
3T08	719.856,10	234.100,97	385.965,10	71.689,71	55.923,14	205.946,01	326.060,70	174.436,70	1.789.600,00	563.366,55
4T08	723.701,50	230.888,23	362.313,20	71.879,64	41.241,42	203.345,90	343.202,80	173.613,27	1.896.810,00	568.451,28
1T09	614.248,90	233.190,06	340.530,50	71.173,99	34.433,01	203.172,21	355.473,80	174.085,98	1.980.545,00	564.798,65
2T09	662.380,90	232.835,31	320.479,00	71.322,30	34.453,96	204.987,71	367.204,30	172.577,64	2.045.063,00	563.260,80

Fonte: Resultados da pesquisa.

Ressalta-se que ao considerar a média da distribuição uma boa estimativa para o comportamento futuro do Fluxo de Caixa Operacional, por sumarizar 10.000 cenários gerados em uma única medida, a estatística obtida em $t+1$, representou a projeção para o comportamento da variável dependente defasada nos modelos de previsão referentes aos instantes $t+2$. Por conseguinte, a média obtida em $t+2$, substituiu o valor endógeno defasado em $t+3$, e assim sucessivamente até que a distribuição em $t+8$ fosse estimado.

9.4.2. Cômputo da distribuição do Fluxo de Caixa operacional a partir dos modelos VAR/VECM:

Empiricamente, para o cálculo da distribuição do fluxo de caixa operacional, pela segunda abordagem, simulou-se a distribuição condicionada e não condicionada de forma

concomitante, como proposto por Andr n, Jankesgard e Oxlheim (2005), a fim de superar as defici ncias dos trabalhos do RiskMetrics (1999), principalmente no que tange ao efeito negativo de vari veis omitidas sobre a acur cia do CF@R.

Em circunst ncias nas quais os fatores de risco eram previamente conhecidos (como no caso de modelos VAR/VEC estruturados apenas com vari veis defasadas), o CF@R para um passo a frente foi estimado via simula o de 10.000 valores para o termo de erro selecionados aleatoriamente a partir da distribui o normal. Para a proje o das distribui es dos trimestres subsequentes, foram realizadas adicionalmente simula es de 10.000 valores para cada um dos fatores de risco, respeitando as rela es expressas na matriz de Cholesky, dispon vel no ANEXO C. Os par metros da distribui o-VAR/VECM apresentaram a seguinte configura o:

Tabela 21: M dia e Desvio -VAR/VECM

Trimestre	ELETROPAULO		COPEL		COELCE		CELESC		CEMIG	
	M�dia	Desvio	M�dia	Desvio	M�dia	Desvio	M�dia	Desvio	M�dia	Desvio
3T07	564.501,80	223.502,83	589.510,10	97.002,32	112.772,70	69.153,24	164.297,80	86.161,83	803.668,80	467.935,95
4T07	584.468,10	304.304,06	526.759,90	119.400,77	111.805,80	72.893,93	161.146,70	87.219,84	732.624,10	518.376,34
1T08	508.582,80	302.470,02	582.120,60	126.511,66	107.517,10	71.158,87	162.457,80	91.963,04	693.190,00	522.628,30
2T08	548.528,10	306.450,01	532.984,10	123.411,63	114.008,80	70.587,71	161.931,40	92.079,30	674.356,30	525.553,30
3T08	414.120,10	306.319,02	549.403,10	124.438,95	107.981,80	71.772,46	161.962,30	91.991,46	666.556,90	522.332,20
4T08	499.450,30	306.405,34	548.511,50	124.681,99	110.707,90	72.322,60	161.493,70	91.980,56	663.648,30	525.001,47
1T09	543.570,40	306.453,96	555.886,30	124.220,82	109.574,30	71.907,51	161.471,40	91.685,64	661.751,30	522.683,12
2T09	566.448,80	306.344,62	552.272,40	123.957,40	108.167,50	71.142,39	161.054,10	91.536,61	661.769,10	525.444,83

Fonte: Resultados da pesquisa.

9.5. Compara o das duas abordagens de estima o

A fim de viabilizar a compara o entre as duas abordagens de estima o, partiu-se, a princ pio, do c mputo do erro de previs o para cada um dos per odos da an lise fora da amostra, como demonstrado a seguir:

Tabela 22: Projeções fora da amostra - (ARIMA)

Empresa	MODELO ARIMA				
	Trimestre	Média (R\$)	Valor Real (R\$)	Erro	Erro %
COPEL	3T07	502.234,40	626.579,00	124.344,60	19,84%
	4T07	469.584,40	760.298,00	290.713,60	38,24%
	1T08	439.440,80	676.261,00	236.820,20	35,02%
	2T08	411.622,40	514.519,00	102.896,60	20,00%
	3T08	385.965,10	659.200,00	273.234,90	41,45%
	4T08	362.313,20	511.045,00	148.731,80	29,10%
	1T09	340.530,50	480.557,00	140.026,50	29,14%
	2T09	320.479,00	512.083,00	191.604,00	37,42%
COELCE	3T07	89.786,84	97.093,00	7.306,16	7,52%
	4T07	78.114,47	113.882,00	35.767,53	31,41%
	1T08	87.737,68	112.200,00	24.462,32	21,80%
	2T08	62.628,54	161.641,00	99.012,46	61,25%
	3T08	55.923,14	157.236,00	101.312,86	64,43%
	4T08	41.241,42	134.257,00	93.015,58	69,28%
	1T09	34.433,01	131.846,00	97.412,99	73,88%
	2T09	34.453,96	126.826,00	92.372,04	72,83%
ELETROPAULO	3T07	619.020,83	516.203,00	-102.817,83	19,92%
	4T07	454.893,80	221.678,00	-233.215,80	105,20%
	1T08	567.775,60	394.985,00	-172.790,60	43,75%
	2T08	572.489,70	421.508,00	-150.981,70	35,82%
	3T08	719.856,10	379.373,00	-340.483,10	89,75%
	4T08	723.701,50	468.595,00	-255.106,50	54,44%
	1T09	614.248,90	361.970,00	-252.278,90	69,70%
	2T09	662.380,90	350.512,00	-311.868,90	88,98%
CELESC	3T07	216.480,80	95.027,00	-121.453,80	127,81%
	4T07	269.503,50	167.942,00	-101.561,50	60,47%
	1T08	294.932,80	184.329,00	-110.603,80	60,00%
	2T08	307.762,37	214.938,00	-92.824,37	43,19%
	3T08	326.060,70	152.250,00	-173.810,70	114,16%
	4T08	343.202,80	83.892,00	-259.310,80	309,10%
	1T09	355.473,80	46.843,00	-308.630,80	658,86%
	2T09	367.204,30	158.027,00	-209.177,30	132,37%
CEMIG	3T07	1.159.955,00	1.174.502,00	14.547,00	1,24%
	4T07	1.318.770,00	857.391,00	-461.379,00	53,81%
	1T08	1.495.297,00	1.057.689,00	-437.608,00	41,37%
	2T08	1.655.618,00	1.207.471,00	-448.147,00	37,11%
	3T08	1.789.600,00	968.067,00	-821.533,00	84,86%
	4T08	1.896.810,00	841.286,00	-1.055.524,00	125,47%
	1T09	1.980.545,00	738.648,00	-1.241.897,00	168,13%
	2T09	2.045.063,00	987.562,00	-1.057.501,00	107,08%

Fonte: Resultados da pesquisa.

Tabela 23: Projeções fora da amostra - (VAR/VECM)

Empresa	MODELO VAR/VEC				
	Trimestre	Média (R\$)	Valor Real (R\$)	Erro	Erro %
COPEL	3T07	589.510,10	626.579,00	37.068,90	5,92%
	4T07	526.759,90	760.298,00	233.538,10	30,72%
	1T08	582.120,60	676.261,00	94.140,40	13,92%
	2T08	532.984,10	514.519,00	-18.465,10	3,59%
	3T08	549.403,10	659.200,00	109.796,90	16,66%
	4T08	548.511,50	511.045,00	-37.466,50	7,33%
	1T09	555.886,30	480.557,00	-75.329,30	15,68%
2T09	552.272,40	512.083,00	-40.189,40	7,85%	
COELCE	3T07	112.772,70	97.093,00	-15.679,70	16,15%
	4T07	111.805,80	113.882,00	2.076,20	1,82%
	1T08	107.517,10	112.200,00	4.682,90	4,17%
	2T08	114.008,80	161.641,00	47.632,20	29,47%
	3T08	107.981,80	157.236,00	49.254,20	31,33%
	4T08	110.707,90	134.257,00	23.549,10	17,54%
	1T09	109.574,30	131.846,00	22.271,70	16,89%
2T09	108.167,50	126.826,00	18.658,50	14,71%	
ELETROPULO	3T07	564.501,80	516.203,00	-48.298,80	9,36%
	4T07	584.468,10	221.678,00	-362.790,10	163,66%
	1T08	508.582,80	394.985,00	-113.597,80	28,76%
	2T08	548.528,10	421.508,00	-127.020,10	30,13%
	3T08	414.120,10	379.373,00	-34.747,10	9,16%
	4T08	499.450,30	468.595,00	-30.855,30	6,58%
	1T09	543.570,40	361.970,00	-181.600,40	50,17%
2T09	566.448,80	350.512,00	-215.936,80	61,61%	
CELESC	3T07	164.297,80	95.027,00	-69.270,80	72,90%
	4T07	161.146,70	167.942,00	6.795,30	4,05%
	1T08	162.457,80	184.329,00	21.871,20	11,87%
	2T08	161.931,40	214.938,00	53.006,60	24,66%
	3T08	161.962,30	152.250,00	-9.712,30	6,38%
	4T08	161.493,70	83.892,00	-77.601,70	92,50%
	1T09	161.471,40	46.843,00	-114.628,40	244,71%
2T09	161.054,10	158.027,00	-3.027,10	1,92%	
CEMIG	3T07	803.668,80	1.174.502,00	370.833,20	31,57%
	4T07	732.624,10	857.391,00	124.766,90	14,55%
	1T08	693.190,00	1.057.689,00	364.499,00	34,46%
	2T08	674.356,30	1.207.471,00	533.114,70	44,15%
	3T08	666.556,90	968.067,00	301.510,10	31,15%
	4T08	663.648,30	841.286,00	177.637,70	21,12%
	1T09	661.751,30	738.648,00	76.896,70	10,41%
2T09	661.769,10	987.562,00	325.792,90	32,99%	

Fonte: Resultados da pesquisa.

Uma análise mais específica dos períodos de maior erro percentual calculado com base na parte da série histórica fora da amostra viabilizou a realização de inferências sobre a acurácia dos modelos propostos, através de um levantamento dos fatores presentes no contexto de cada empresa, que não foram captados pelas abordagens matemáticas. Tal processo foi

embasado nas informações presentes nos relatórios de desempenho e *press releases* divulgados pelas empresas nos respectivos períodos.

Uma análise comparativa entre os modelos auto-regressivos estimados para a COPEL aponta para a dificuldade dos mesmos em captar situações de elevação ou de queda acentuada no fluxo de caixa operacional, tais como as ocorridas no 4º trimestre de 2007, no 2º trimestre de 2008 e no 1º trimestre de 2009, respectivamente. Tais eventos foram possivelmente decorrentes do aumento no consumo total, devido ao crescimento da demanda da classe comercial (que representa 20% dos consumidores); do reajuste tarifário negativo da ordem de 3,35% ocorrido no 2º trimestre de 2008, associado à elevação das tarifas de compra de energia no ano de 2009, que contribuíram para o crescimento dos custos.

No que tange a COELCE, foram observadas uma tendência de subestimação por parte dos modelos ARIMA. Os modelos VAR tiveram o erro percentual ampliado em momentos de maior volatilidade do fluxo de caixa. Os períodos de maior erro percentual do modelo VAR foram representados pelo 2º e 3º trimestres de 2008, sendo consequência do crescimento na receita operacional líquida na ordem de 16,21% , quando comparada ao trimestre anterior. Apesar da demanda ter crescido 2% no segundo trimestre de 2008, a alteração na Receita foi atribuída ao reajuste tarifário concedido pela ANEEL da ordem de 8,42%, vigente a partir de abril de 2008.

Em virtude da volatilidade presente na parte fora da amostra da CELESC, tanto a abordagem VAR quanto a ARIMA apresentaram baixa precisão preditiva para a projeção do primeiro horizonte de previsão. Tal evento foi ocasionado pela redução de 41,48% no fluxo de caixa operacional da empresa, em virtude do primeiro reajuste tarifário histórico negativo arbitrado pela ANEEL, da ordem de - 5,031%, vigente no respectivo período. No 4º trimestre de 2008, conforme informações divulgadas, foi estipulado novamente pela ANEEL outro reajuste tarifário negativo, referente a 3,36%, contribuindo novamente para o decréscimo do

fluxo de caixa operacional. O aumento dos custos, no 1º trimestre de 2009, repercutiu em nova queda nos resultados operacionais. Tal evento foi atribuído à elevação no repasse da Conta de Consumo de Combustíveis, determinado pelo poder regulador da ANEEL.

No que tange aos modelos elaborados para a CEMIG, eles apresentaram baixa precisão preditiva no modelo VAR, para o 1º horizonte de previsão. Segundo informações divulgadas pela empresa, o aumento da receita com energia vendida, no respectivo período, decorrente da entrada em operação da usina de Irapé e de Capim Branco, e do fornecimento de energia para a Argentina, no montante de R\$ 66.869, não foram captados pela respectiva abordagem econométrica.

No que diz respeito à Eletropaulo, as notas informativas referentes ao 4º trimestre de 2007 justificam a redução do fluxo de caixa como consequência da elevação das despesas operacionais em virtude dos seguintes fatores:

1. Despesa adicional de 200,7 milhões de reais de energia livre no 4T07, embasada em orientações da ANEEL para redução dos saldos do ativo regulatório de energia livre;
2. Provisão de R\$166 milhões no quarto trimestre referente à finalização do processo de revisão das contingências trabalhistas iniciados em maio de 2006.

O 1º e o 2º trimestre de 2009 apresentaram um erro percentual de 51,76 e 62,45% para os modelos VAR; 69,70 e 88,98% para os modelos ARIMA. Tais eventos foram consequência da redução do fluxo de caixa real em 22,75% e 25,19%, quando comparados ao 4º trimestre de 2009.

Segundo relatórios trimestrais, a empresa justifica a redução no seu resultado operacional como decorrente do aumento do preço médio dos contratos do suprimento de energia em 3,6%, resultado do reajuste do contrato bilateral com a geradora AES Tietê em

13,44%; e da elevação das despesas com previdência privada e reajuste tarifário negativo vigente em 14 de abril de 2009.

Dado o exposto, observa-se dificuldade por parte das abordagens econométricas utilizadas em captar determinados eventos, tais como: reajustes tarifários anuais negativos, aumentos significativos nas tarifas de compra de energia (que são livremente negociadas pelas geradoras sem nenhuma intervenção da ANEEL); e ampliação da capacidade instalada ou aumento das contingências trabalhistas. Tais evidências apontam para a complexidade do ambiente das distribuidoras, que acarreta dificuldade de projeções de longo prazo de resultados financeiros principalmente dentro do contexto de pequenas amostras.

Através da comparação das abordagens ARIMA e VAR, aplicadas em uma base de dados compostas por 38 observações, é possível inferir que, apesar da dificuldade de se mapearem e de se observarem todos os fatores de risco, sejam eles próprios ou macroeconômicos, a metodologia de vetores auto-regressivos tende a apresentar maior acurácia, quando comparada aos modelos auto-regressivos integrados de médias móveis, por apresentar menor REQM para todas as empresas da amostra, como demonstrado a seguir:

Tabela 24: Comparação da Raiz do Erro Quadrático Médio

Empresa	Abordagens de Estimação do CF@R	
	ARIMA	VAR/VECM
COPEL	565.460	293.030
COELCE	220.619	79.785
ELETROPAULO	678.331	536.496
CELESC	531.393	165.523
CEMIG	2.248.351	897.007

Fonte: Resultados da pesquisa.

Abeyasingue, Balasooriya e Tsui (2000) compararam, empiricamente, via simulação de Monte Carlo, a acurácia da previsão de modelos do tipo ARIMA e de regressão, aplicados ao contexto de pequenas amostras, e concluíram que, de fato, em amostras extensas, modelos de regressão com variáveis exógenas tendem a oferecer projeções piores ou mesmo marginalmente melhores, do que os modelos do tipo ARIMA. No entanto, tal afirmação não

pode ser aplicada ao contexto de pequenas amostras ($n \leq 100$), nas quais modelos de regressão tendem a apresentar maior precisão preditiva, mesmo em face da necessidade de previsão das variáveis exógenas. Ainda segundo esses autores, os efeitos negativos decorrentes dos erros gerados nas previsões adicionais, tendem a ser inferiores aos ganhos de eficiência obtidos durante a estimação dos parâmetros dos modelos multivariados.

Dado o exposto, a perda máxima (quando negativo), o ganho mínimo (quando positivo) de fluxo de caixa operacional estimado pela abordagem VAR/VECM, bem como a probabilidade associada ao valor nulo, podem ser assim visualizados para um nível de significância de 5%:

Tabela 25: CF@R pela abordagem VAR/VECM

Trimestre	ELETROPAULO		COPEL		COELCE		CELESC		CEMIG	
	Percentil 5%	Prob < 0	Percentil 5%	Prob < 0	Percentil 5%	Prob < 0	Percentil 5%	Prob < 0	Percentil 5%	Prob < 0
3T07	196.838,40	0,60%	430.189,30	0,00%	-2.028,60	5,30%	24.218,89	2,60%	25.759,08	4,50%
4T07	78.625,43	3,10%	327.109,40	0,00%	-8.265,31	6,20%	18.901,04	3,20%	-112.270,50	7,90%
1T08	-3.854,44	5,10%	371.196,40	0,00%	-10.354,42	6,50%	12.671,79	3,70%	-155.166,60	9,10%
2T08	38.024,53	3,80%	326.781,30	0,00%	-3.430,04	5,40%	13.327,96	3,90%	-191.724,30	9,90%
3T08	-83.361,98	8,80%	339.421,50	0,00%	-10.577,72	6,60%	12.507,00	3,70%	-197.051,20	10,10%
4T08	-6.002,33	5,10%	339.594,90	0,00%	-6.550,68	6,30%	11.892,52	3,80%	-183.885,20	10,30%
1T09	33.692,33	3,90%	343.313,60	0,00%	-9.689,70	6,40%	9.101,86	4,10%	-214.329,50	10,30%
2T09	61.986,00	3,20%	346.215,00	0,00%	-10.488,39	6,80%	12.740,50	3,60%	-187.153,30	10,10%

Fonte: Resultados da pesquisa.

Em geral a probabilidade de se obterem valores inferiores a 0 para a variável fluxo de caixa operacional foi relativamente pequena. A Copel, por exemplo, apresentou uma distribuição de fluxo de caixa operacional composta apenas por valores positivos, mesmo quando o foco é a cauda extrema esquerda (percentil 5%). Adicionalmente, foram verificados menores coeficientes de variação para as distribuições simuladas, indicando assim uma menor dispersão da variável de interesse em relação ao valor médio. Salvo a ocorrência de algum evento novo, capaz de gerar um cenário diferente dos esperados, observa-se uma ampla disponibilidade de recursos internos futuros por parte desta empresa quando comparada às demais, seja para fazer frente aos investimentos programados ou às obrigações de curto prazo assumidas. A reduzida oscilação do seu fluxo de caixa operacional também pode contribuir

para a captação de recursos no mercado, principalmente na forma de emissão de títulos de dívidas, tais como debêntures, por exemplo.

Paralelamente, verificou-se uma maior variabilidade para as distribuições da CEMIG, que apresentou em alguns períodos probabilidades de ocorrência de valores nulos superiores a 10% (3º, 4º trimestres de 2009, e 1º e 2º trimestres de 2010). Os coeficientes de variação encontram-se expressos a seguir:

Tabela 26: Coeficiente de variação das distribuições obtidas pela abordagem VAR/VECM

Trimestre	ELETROPAULO	COPEL	COELCE	CELESC	CEMIG
3T07	39,59%	16,45%	61,32%	52,44%	58,22%
4T07	52,07%	22,67%	65,20%	54,12%	70,76%
1T08	59,47%	21,73%	66,18%	56,61%	75,39%
2T08	55,87%	23,15%	61,91%	56,86%	77,93%
3T08	73,97%	22,65%	66,47%	56,80%	78,36%
4T08	61,35%	22,73%	65,33%	56,96%	79,11%
1T09	56,38%	22,35%	65,62%	56,78%	78,98%
2T09	54,08%	22,44%	65,77%	56,84%	79,40%

Fonte: Resultados da pesquisa.

Os resultados obtidos para a COPEL apontam para um ganho mínimo, dado um nível de significância de 5%, relativamente estável decorrente da menor variabilidade das distribuições projetadas, contribuindo para uma maior liquidez. O mesmo fato não foi observado para a COELCE, que apresentou uma perda máxima em todos os períodos de análise, que pode chegar a até 30% do valor médio da distribuição, como foi observado para o 2º trimestre de 2009. Tal medida chegou a 32,39% para a CEMIG (1º trimestre de 2009), como observado na tabela 41, a seguir:

Tabela 27:Razão entre percentil 5% e a média das distribuições obtidas pela abordagem VAR/VECM

Trimestre	ELETROPAULO	COPEL	COELCE	CELESC	CEMIG
3T07	34,87%	72,97%	2,26%	14,74%	3,21%
4T07	13,45%	62,10%	10,58%	11,73%	15,32%
1T08	0,76%	63,77%	11,80%	7,80%	22,38%
2T08	6,93%	61,31%	5,48%	8,23%	28,43%
3T08	20,13%	61,78%	18,91%	7,72%	29,56%
4T08	1,20%	61,91%	15,88%	7,36%	27,71%
1T09	6,20%	61,76%	28,14%	5,64%	32,39%
2T09	10,94%	62,69%	30,44%	7,91%	28,28%

Fonte: Resultados da pesquisa.

Dada a importância da medida de CF@R para o gerenciamento dos riscos corporativos, o presente estudo realizou uma análise de *backtesting* via simulação de 1000 observações para cada trimestre do ano, a fim de avaliar se os valores tidos como exceções (abaixo de CF@R) totalizariam 5% da amostra²⁷. Os seguintes resultados foram observados:

²⁷ Como testes de validação estatística foram utilizados os testes de hipóteses de igualdade de proporções e de igualdade de médias. Neste último foram consideradas como premissas a independência das observações (amostras não pareadas) e variância populacional desconhecida, como descrito em Triola (2005).

Tabela 28: Análise da proporção de exceções em relação à medida de CF@R

Empresa	Trimestre	CF@R	Número de Exceções	Proporção de Exceções (p ₀)	P-Value			Status
					H ₁ : p ₀ < 0,05	H ₁ : p ₀ ≠ 0,05	H ₁ : p ₀ > 0,05	
CELESC	3T07	24.218,89	52	5,20%	0,6142	0,7717	0,3858	p ₀ = 5%
	4T07	18.901,04	150	15,00%	1,0000	0,0000	0,0000	p ₀ > 5%
	1T08	12.671,79	241	24,10%	1,0000	0,0000	0,0000	p ₀ > 5%
	2T08	13.327,96	323	32,30%	1,0000	0,0000	0,0000	p ₀ > 5%
	3T08	12.507,00	46	4,60%	0,2808	0,5617	0,7192	p ₀ = 5%
	4T08	11.892,52	133	13,30%	1,0000	0,0000	0,0000	p ₀ > 5%
	1T09	9.101,86	232	23,20%	1,0000	0,0000	0,0000	p ₀ > 5%
	2T09	12.740,50	316	31,60%	1,0000	0,0000	0,0000	p ₀ > 5%
COELCE	3T07	-2.028,60	16	1,60%	0,0000	0,0000	1,0000	p ₀ < 5%
	4T07	-8.265,31	27	2,70%	0,0004	0,0008	0,9696	p ₀ < 5%
	1T08	-10.354,42	61	6,10%	0,9448	0,1105	0,0552	p ₀ > 5%
	2T08	-3.430,04	23	2,30%	0,0000	0,0001	1,0000	p ₀ < 5%
	3T08	-10.577,72	11	1,10%	0,0000	0,0000	1,0000	p ₀ < 5%
	4T08	-6.550,68	29	2,90%	0,0012	0,0023	0,9988	p ₀ < 5%
	1T09	-9.689,70	62	6,20%	0,9592	0,0817	0,0408	p ₀ > 5%
	2T09	-10.488,39	19	1,90%	0,0000	0,0000	1,0000	p ₀ < 5%
COPEL	3T07	430.189,30	280	28,00%	1,0000	0,0000	0,0000	p ₀ > 5%
	4T07	327.109,40	8	0,80%	0,0000	0,0000	1,0000	p ₀ < 5%
	1T08	371.196,40	56	5,60%	0,8080	0,3840	0,1920	p ₀ = 5%
	2T08	326.781,30	58	5,80%	0,8771	0,2457	0,1229	p ₀ = 5%
	3T08	339.421,50	94	9,40%	1,0000	0,0000	0,0000	p ₀ > 5%
	4T08	339.594,90	11	1,10%	0,0000	0,0000	1,0000	p ₀ < 5%
	1T09	343.313,60	66	6,60%	0,9899	0,0203	0,0101	p ₀ > 5%
	2T09	346.215,00	78	7,80%	1,0000	0,0000	0,0000	p ₀ > 5%
ELETROPAULO	3T07	196.838,40	123	12,30%	1,0000	0,0000	0,0000	p ₀ > 5%
	4T07	78.625,43	86	8,60%	1,0000	0,0000	0,0000	p ₀ > 5%
	1T08	-3.854,44	55	5,50%	0,7659	0,4682	0,2341	p ₀ = 5%
	2T08	38.024,53	45	4,50%	0,2341	0,4682	0,7659	p ₀ = 5%
	3T08	-83.361,98	14	1,40%	0,0000	0,0000	1,0000	p ₀ < 5%
	4T08	-6.002,33	50	5,00%	0,5000	1,0000	0,5000	p ₀ = 5%
	1T09	33.692,33	72	7,20%	0,9930	0,0014	0,0007	p ₀ > 5%
	2T09	61.986,00	58	5,80%	0,8771	0,2457	0,1229	p ₀ = 5%
CEMIG	3T07	48.573,80	115	11,50%	0,0000	0,0000	1,0000	p ₀ > 5%
	4T07	-124.649,55	57	5,70%	0,8451	0,3998	0,1549	p ₀ = 5%
	1T08	-158.273,92	51	5,10%	0,5577	0,8846	0,4423	p ₀ = 5%
	2T08	-176.491,32	98	9,80%	1,0000	0,0000	0,0000	p ₀ > 5%
	3T08	-200.756,02	55	5,50%	0,7659	0,4682	0,2341	p ₀ = 5%
	4T08	-194.929,76	46	4,60%	0,2808	0,5617	0,7192	p ₀ = 5%
	1T09	-206.548,38	42	4,20%	0,1229	0,2457	0,8771	p ₀ = 5%
	2T09	-192.342,58	45	4,50%	0,2341	0,4682	0,7659	p ₀ = 5%

Fonte: Resultado da pesquisa.

Pela observação da tabela 27, é possível visualizar os períodos nos quais os modelos VAR/VECM sub ou superestimaram o risco durante o cálculo do CF@R. No caso da CELESC, por exemplo, o modelo apresentou tendência de subestimação do risco para quase todos os períodos analisados (visto que a proporção de exceções foi superior a 5%), sendo não viesado apenas para os períodos referentes aos terceiros trimestres. Já para a COELCE foram observadas tendências de superestimação do risco (visto que a proporção de exceções foi inferior a 5%), para todos os trimestres de análise, exceto para os primeiros trimestres de 2008 e 2009.

No que tange ao melhor desempenho obtido pela análise de *backtesting*, constatou-se que as estimativas para a CEMIG apresentaram problemas de subestimação apenas no terceiro

trimestre de 2007 e no segundo trimestre de 2008. Por meio da média das oito proporções de exceções calculadas para cada uma das distribuidoras, foram gerados os seguintes resultados:

Tabela 29: Análise da proporção média de exceções em relação à medida de CF@R

Empresa	Média da Proporção de Exceções (p_M)	$H_1 : p_M < 0,05$	$H_1 : p_M \neq 0,05$	$H_1 : p_M > 0,05$	Status
CELESC	18,66%	0,9954	0,0092	0,0046	$p_M > 5\%$
COELCE	3,10%	0,0147	0,0294	0,9853	$p_M < 5\%$
COPEL	8,14%	0,8326	0,3347	0,1674	$p_M = 5\%$
ELETROPAULO	6,29%	0,8533	0,2933	0,1467	$p_M = 5\%$
CEMIG	6,36%	0,8994	0,2012	0,1006	$p_M = 5\%$

Fonte: Resultado da pesquisa.

Segundo as estatísticas obtidas é possível inferir, a um nível de significância de 5%, que as medidas de CF@R estimadas para os oito trimestres de análise tendem em média a superestimar o risco como visualizado para a COELCE, ou subestimá-lo, no caso da CELESC. Acredita-se que existem variáveis que impactem na volatilidade do fluxo de caixa, que não foram quantificadas no respectivo estudo, bem como fatores considerados *outliers* que interferiram no nível de acurácia da medida de CF@R. A suscetibilidade dos resultados operacionais ao comportamento dos consumidores livres, por exemplo, foi citado pelo departamento de relações de investidores da COELCE como um fator de risco crucial para a distribuidora:

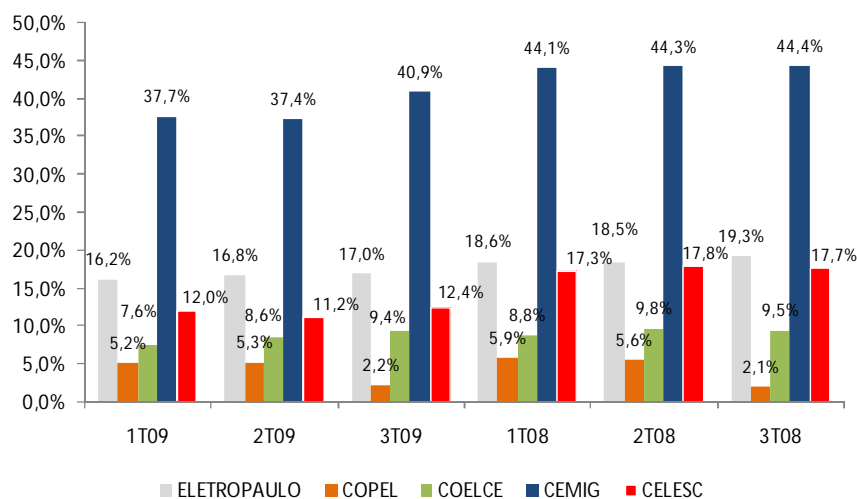
Alguns consumidores localizados em área de concessão da Coelce são classificados como consumidores potencialmente livres, ou seja, cuja demanda é igual ou superior a 3 Megawatts. Esta classe consumidora pode eleger qualquer unidade geradora de energia elétrica para abastecê-lo, podendo, portanto, optar por sair da nossa rede de distribuição regulada após a expiração dos seus contratos com a Companhia. Em tais circunstâncias nossos resultados operacionais poderão ser significativamente e adversamente afetados (COELCE, 2009, p.1).

O relatório anual de 2004 da CELESC também destacou esta variável como relevante:

O crescimento no ano de 2004, teria sido maior não fosse a redução do faturamento da parcela de energia de nove consumidores industriais enquadrados nas tensões de 69, 138 e 230 Kv. Essas empresas optaram pela assinatura de contratos para a parcela de faturamento correspondente à energia com outros agentes no mercado livre de energia, que puderam oferecer preços inferiores aos praticados pela Celesc (CELESC, 2004, p.8).

Após apurar o percentual de participação dos consumidores livres sobre a demanda total das distribuidoras nos nove primeiros meses dos anos de 2008 e 2009, observa-se que o patamar de exposição da COELCE gira em torno de 9%, enquanto no caso da CELESC este índice supera os 17%. Logo, caso outras concessionárias de maior porte possam oferecer preços mais competitivos para o fornecimento de energia, o nível de queda ou crescimento inferior dos resultados operacionais da segunda distribuidora será mais significativo. A não consideração desta variável de risco pode ter contribuído para as falhas na estimação do CF@R.

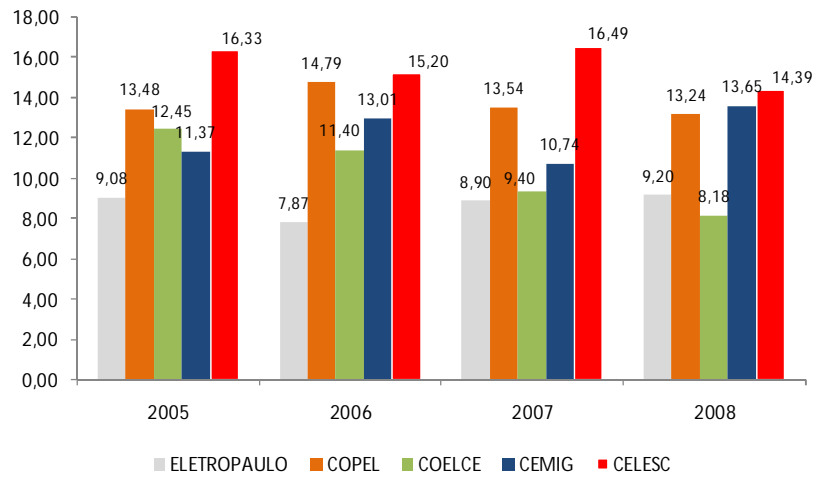
Gráfico 1: Percentual de participação dos consumidores livres sobre a demanda agregada



Fonte: Elaborado pela autora.

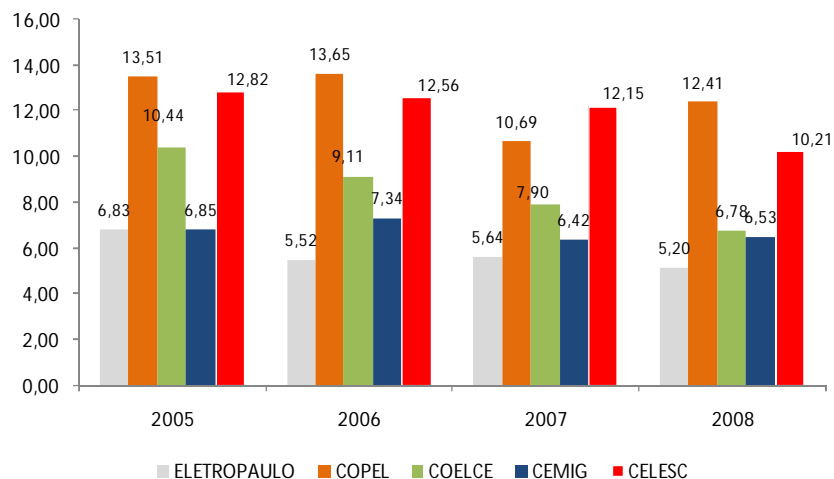
Em termos de eficiência na prestação de serviços (mensurada pelo número de interrupções médias no ano, e tempo médio das interrupções em horas), a CELESC apresentou os maiores índices ao longo do tempo, enquanto a COELCE melhorou seu desempenho nestes quesitos. Tais fatores não foram incorporados na pesquisa, por serem observados em periodicidade anual.

Gráfico 2: Tempo médio (em horas) de interrupção no fornecimento de energia



Fonte: Elaborado pela autora.

Gráfico 3: Frequência média de interrupção no fornecimento de energia

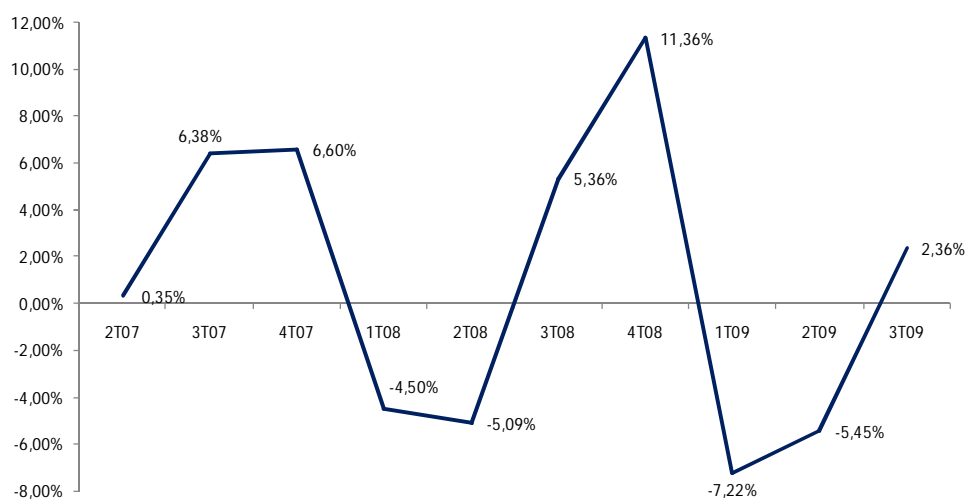


Fonte: Elaborado pela autora.

Outro ponto relevante, diz respeito a presença do comportamento sazonal observado na série de consumo de energia (em Gigawatts) da COELCE. Como verificado no gráfico 4 nos primeiros e segundos trimestres da variável “demanda” visualizam-se comportamentos de queda, a primeira decorrente do aumento do consumo no final de ano, (que acarreta um decréscimo no 1º trimestre) e a segunda em função das altas temperaturas (que ocasiona uma redução no consumo no 2º trimestre). Conclui-se, portanto que o modelo não foi capaz de

captar os eventos adequadamente visto que pela observação da tabela 42, o CF@R excedeu o limite de 5% nos primeiros trimestres de 2008 e 2009 (subavaliando o risco) e permaneceu inferior nos segundos semestres (super avaliando o risco em um momento de demanda elevada). Um procedimento possível de correção seria a inserção de uma variável *dummy* semestral, que seria significativa caso a sazonalidade fosse verificada ao longo das 38 observações amostrais.

Gráfico 4: Variação percentual da demanda agregada da COELCE



Fonte: Elaborado pela autora.

No que tange a CELESC, apesar de não ter sido verificado nenhum comportamento sazonal, sua série histórica apresenta o maior coeficiente de variação, como demonstrado a seguir:

Tabela 30: Coeficiente de Variação da Série Histórica

Empresa	CV
CELESC	64,55%
COELCE	48,05%
COPEL	56,97%
CEMIG	40,10%
ELETROPAULO	49,88%

Fonte: Elaborado pela autora.

Logo acredita-se que os fatores de risco presentes no modelo VAR da CELESC não foram capazes de captar todos os efeitos desta oscilação, seja pela relevância de outras variáveis omitidas, ou pela presença de *outliers*. Após a exclusão das observações referentes aos 4º trimestres de 2000 (ponto de mínimo) e 2004 (ponto de máximo) a medida de variabilidade decresceu para 56,64%. Tais dados podem ter comprometido a acurácia da estimativa de CF@R. Acredita-se que o quarto trimestre de 2000 foi influenciado pelo reajuste de 21% sofrido pelo montante de energia comprada pela empresa da Gerasul, passando a vigorar no mês de setembro de 2000. Salienta-se, no entanto, que o nível de exposição da distribuidora a tal evento não foi destacado no relatório anual. Em 2004, a classe industrial representou a maior parte da energia comercializada pela CELESC, totalizando 46,3%. Seu crescimento segundo relatório da empresa foi 4% superior ao do ano anterior, contribuindo para a caracterização deste período como ponto de máximo para o fluxo de caixa.

No que tange á COELCE, observa-se que apesar de ser uma distribuidora de menor porte, que inclusive não possui parque gerador de energia, ao contrário da CEMIG, CELESC e COPEL, apresentou o segundo menor coeficiente de variação, e o menor REQM, como exposto na tabela 38. A não incorporação de variáveis relevantes no modelo VAR, tais como nível de exposição ao mercado livre, medidas de eficiência no fornecimento de energia e sazonalidade semestral, associada à baixa volatilidade da série podem ter contribuído para a superestimação do risco da empresa. No que tange à análise de *stress test*, foram obtidos os seguintes resultados para a média da distribuição e o CF@R calculados segundo a abordagem VAR/VECM:

Tabela 31: Cenários de Stress para o CF@R da COELCE

Trimestre	Variável	Stress	Média	Percentil 5%
3T07	PIB	0% a 5,00%	127.954,10	2.532,53
	AMBAS	*	111.645,99	47.589,00
4T07	DEMANDAGREG	0% a 5,00%	22.296,74	-95.026,38
	ENERGCOMP	0% a 5,00%	122.737,67	5.977,06
	PIB	0% a 5,00%	125.876,30	2.082,93
	AMBAS	*	108.645,99	12.080,95
1T08	DEMANDAGREG	0% a 5,00%	16.341,12	-99.298,10
	ENERGCOMP	0% a 5,00%	116.756,82	-3.172,26
	PIB	0% a 5,00%	121.968,66	-4.085,80
	AMBAS	*	105.698,47	7.093,87
2T08	DEMANDAGREG	0% a 5,00%	13.969,35	-102.871,80
	ENERGCOMP	0% a 5,00%	114.381,76	-4.957,41
	PIB	0% a 5,00%	119.593,39	-5.119,99
	AMBAS	*	103.329,63	1.886,38
3T08	DEMANDAGREG	0% a 5,00%	13.039,23	-104.856,95
	ENERGCOMP	0% a 5,00%	113.449,95	-4.794,49
	PIB	0% a 5,00%	118.667,49	-8.572,46
	AMBAS	*	102.392,30	1.408,35
4T08	DEMANDAGREG	0% a 5,00%	12.649,34	-103.360,26
	ENERGCOMP	0% a 5,00%	113.070,35	-6.020,83
	PIB	0% a 5,00%	118.287,73	-5.860,01
	AMBAS	*	102.003,84	209,43
1T09	DEMANDAGREG	0% a 5,00%	12.500,07	-104.183,48
	ENERGCOMP	0% a 5,00%	112.916,42	-6.419,54
	PIB	0% a 5,00%	118.131,65	-6.150,20
	AMBAS	*	101.855,75	468,42
2T09	DEMANDAGREG	0% a 5,00%	12.434,15	-102.602,15
	ENERGCOMP	0% a 5,00%	112.842,15	-6.496,52
	PIB	0% a 5,00%	118.057,61	-7.197,47
	AMBAS	*	101.801,70	1.326,28

Fonte: Resultados da pesquisa.

Tabela 32: Cenários de Stress para o CF@R da CEMIG

Trimestre	Variável	Stress	Média	Percentil 5%
4T07	TMV	0% a 5,00%	439.345,98	-374.713,35
	DEMANDRESID	0% a 5,00%	416.919,51	-408.801,13
	DEMANDAGREG	0% a 5,00%	938.773,97	102.674,94
	AMBAS	*	329.811,52	-461.080,47
1T08	TMV	0% a 5,00%	399.907,52	-422.506,25
	DEMANDRESID	0% a 5,00%	372.726,89	-446.632,94
	DEMANDAGREG	0% a 5,00%	899.348,88	63.605,23
	AMBAS	*	285.579,05	-513.925,18
2T08	TMV	0% a 5,00%	381.126,66	-453.091,08
	DEMANDRESID	0% a 5,00%	358.705,86	-475.552,81
	DEMANDAGREG	0% a 5,00%	880.530,37	36.714,01
	AMBAS	*	271.575,98	-538.662,15
3T08	TMV	0% a 5,00%	373.273,45	-456.917,49
	DEMANDRESID	0% a 5,00%	350.855,11	-489.972,72
	DEMANDAGREG	0% a 5,00%	872.688,42	26.808,04
	AMBAS	*	263.731,15	-516.710,02
4T08	TMV	0% a 5,00%	370.389,25	-464.494,27
	DEMANDRESID	0% a 5,00%	347.959,90	-493.071,67
	DEMANDAGREG	0% a 5,00%	869.809,02	31.015,06
	AMBAS	*	260.882,44	-528.486,87
1T09	TMV	0% a 5,00%	368.501,30	-460.635,61
	DEMANDRESID	0% a 5,00%	346.079,00	-488.632,55
	DEMANDAGREG	0% a 5,00%	867.909,48	11.524,63
	AMBAS	*	258.977,37	-553.425,34
2T09	TMV	0% a 5,00%	368.539,53	-472.055,80
	DEMANDRESID	0% a 5,00%	346.107,97	-499.334,91
	DEMANDAGREG	0% a 5,00%	867.948,71	7.110,28
	AMBAS	*	258.971,50	-533.173,84

Fonte: Resultados da pesquisa.

Tabela 33: Cenários de *Stress* para o CF@R da CELESC

Trimestre	Variável	Stress	Média	Percentil 5 %
3T07	PIB	0% a 5,00%	74.361,27	-58.542,81
	AMBAS	*	74.361,27	-58.542,81
4T07	PIB	0% a 5,00%	71.207,41	-57.740,15
	TMC[-1]	95,00% a 100,00%	158.605,42	19.182,89
	AMBAS	*	68.671,22	-63.215,91
1T08	PIB	0% a 5,00%	72.522,88	-66.508,30
	TMC[-1]	95,00% a 100,00%	159.921,48	11.309,72
	TMC[-2]	95,00% a 100,00%	233.575,67	87.525,21
	AMBAS	*	141.099,01	5.794,50
2T08	PIB	0% a 5,00%	71.994,46	-67.267,99
	TMC[-1]	95,00% a 100,00%	159.393,22	10.897,89
	TMC[-2]	95,00% a 100,00%	233.048,94	86.516,15
	AMBAS	*	140.576,88	4.400,75
3T08	PIB	0% a 5,00%	72.022,00	-69.440,74
	TMC[-1]	95,00% a 100,00%	159.418,13	8.958,66
	TMC[-2]	95,00% a 100,00%	233.071,63	86.834,65
	AMBAS	*	140.584,63	3.171,14
4T08	PIB	0% a 5,00%	71.569,70	-69.042,98
	TMC[-1]	95,00% a 100,00%	158.975,05	9.119,07
	TMC[-2]	95,00% a 100,00%	232.630,06	86.804,68
	AMBAS	*	140.132,87	5.119,45
1T09	PIB	0% a 5,00%	71.527,68	-69.560,13
	TMC[-1]	95,00% a 100,00%	158.931,89	7.115,13
	TMC[-2]	95,00% a 100,00%	232.585,22	85.501,12
	AMBAS	*	140.113,37	3.014,46
2T09	PIB	0% a 5,00%	71.119,72	-70.147,77
	TMC[-1]	95,00% a 100,00%	158.517,37	6.720,38
	TMC[-2]	95,00% a 100,00%	232.170,98	84.883,53
	AMBAS	*	139.689,52	2.102,81

Fonte: Resultados da pesquisa.

Tabela 34: Cenários de *Stress* para o CF@R da ELETROPAULO

Trimestre	Variável	Stress	Média	Percentil 5 %
3T07	PIB	0% a 5,00%	416.796,73	67.194,79
	ENERGCOMP	0% a 5,00%	725.783,45	371.474,40
	AMBAS	*	578.119,75	241.846,86
4T07	TMV	0% a 5,00%	424.976,12	-69.217,50
	PIB	0% a 5,00%	440.421,39	-58.175,73
	ENERGCOMP	0% a 5,00%	745.779,71	250.934,48
1T08	AMBAS	*	442.242,48	-35.694,85
	TMV	0% a 5,00%	349.086,12	-140.913,66
	PIB	0% a 5,00%	364.528,08	-126.613,51
2T08	ENERGCOMP	0% a 5,00%	669.885,09	176.718,24
	AMBAS	*	366.373,54	-105.969,93
	TMV	0% a 5,00%	389.039,67	-103.578,66
3T08	PIB	0% a 5,00%	404.482,20	-92.870,48
	ENERGCOMP	0% a 5,00%	709.837,31	216.397,96
	AMBAS	*	406.312,18	-67.670,13
4T08	TMV	0% a 5,00%	254.630,17	-241.490,85
	PIB	0% a 5,00%	270.071,34	-217.758,51
	ENERGCOMP	0% a 5,00%	575.433,06	80.411,40
1T09	AMBAS	*	271.899,45	-202.314,35
	TMV	0% a 5,00%	339.951,84	-154.674,62
	PIB	0% a 5,00%	355.393,39	-135.888,11
2T09	ENERGCOMP	0% a 5,00%	660.758,64	166.850,18
	AMBAS	*	357.249,24	-118.595,64
	TMV	0% a 5,00%	384.135,77	-101.970,51
3T09	PIB	0% a 5,00%	399.576,25	-90.917,62
	ENERGCOMP	0% a 5,00%	704.933,62	217.104,05
	AMBAS	*	401.358,92	-78.074,10
4T09	TMV	0% a 5,00%	406.965,64	-81.326,88
	PIB	0% a 5,00%	422.413,49	-66.624,63
	ENERGCOMP	0% a 5,00%	727.770,41	244.698,00
1T10	AMBAS	*	424.260,88	-48.818,48

Fonte: Resultados da pesquisa.

Tabela 35: Cenários de *Stress* para o CF@R da COPEL

Trimestre	Variável	Stress	Média	Percentil 5%
3T07	TMC	95 a 100,00%	578.231,81	418.638,77
	AMBAS	*	578.231,81	418.638,77
4T07	TMV[-1]	0% a 5,00%	448.741,45	255.813,59
	DSEMP	95 a 100,00%	367.346,22	177.095,32
	TMC	95 a 100,00%	515.475,95	316.159,40
	AMBAS	*	278.064,80	91.606,67
1T08	TMV[-1]	0% a 5,00%	504.105,66	299.607,72
	TMV[-2]	0% a 5,00%	496.620,93	294.744,23
	DSEMP	95 a 100,00%	422.712,31	222.604,76
	TMC	95 a 100,00%	570.842,99	359.795,83
	AMBAS	*	247.906,12	57.364,26
2T08	TMV[-1]	0% a 5,00%	454.966,46	254.996,09
	TMV[-2]	0% a 5,00%	447.481,98	245.714,64
	DSEMP	95 a 100,00%	373.572,99	177.172,08
	TMC	95 a 100,00%	521.697,80	315.607,53
	AMBAS	*	198.738,76	12.606,10
3T08	TMV[-1]	0% a 5,00%	471.381,94	266.646,39
	TMV[-2]	0% a 5,00%	463.896,95	260.694,70
	DSEMP	95 a 100,00%	389.987,26	190.295,27
	TMC	95 a 100,00%	538.117,47	327.132,19
	AMBAS	*	215.203,48	31.550,93
4T08	TMV[-1]	0% a 5,00%	470.508,99	268.608,96
	TMV[-2]	0% a 5,00%	463.024,31	261.115,89
	DSEMP	95 a 100,00%	389.115,06	191.644,09
	TMC	95 a 100,00%	537.245,70	328.486,06
	AMBAS	*	214.316,27	30.257,52
1T09	TMV[-1]	0% a 5,00%	477.875,49	276.707,08
	TMV[-2]	0% a 5,00%	470.391,14	269.154,24
	DSEMP	95 a 100,00%	396.481,79	197.989,06
	TMC	95 a 100,00%	544.603,89	336.137,01
	AMBAS	*	221.717,16	36.811,50
2T09	TMV[-1]	0% a 5,00%	474.266,50	272.174,56
	TMV[-2]	0% a 5,00%	466.782,07	267.752,60
	DSEMP	95 a 100,00%	392.872,07	193.010,27
	TMC	95 a 100,00%	540.998,70	333.817,65
	AMBAS	*	218.080,94	30.686,03

Fonte: Resultados da pesquisa.

Salienta-se que foram gerados cenários extremos, pautados na cauda inferior (0 a 5%) das distribuições dos fatores de risco, para a maioria das variáveis explicativas, a saber: Produto Interno Bruto (PIB); demanda residencial (DEMANDRESID); demanda agregada (DEMANDAGREG); energia comprada (ENERGCOMP); e tarifa média de venda de energia (TMV). As demais variáveis representadas pela taxa de desemprego (DESEMP) e tarifa média de compra de energia (TMC) foram simuladas segundo valores presentes na cauda superior da distribuição (95 a 100%), visto que variações positivas nelas tendem a impactar negativamente no fluxo de caixa, salvo algumas exceções, como foi o caso da CELESC.

Pela observação das tabelas de resultados dos testes de *stress* é possível verificar que os valores projetados de fluxo de caixa operacional para todas as empresas, permaneceram

positivos apesar de sofrerem reduções bruscas quando comparados àqueles obtidos sob condições normais. Desta forma, verifica-se que mesmo em cenários de elevação de custos e despesas operacionais, existem recursos disponíveis para arcar com um montante referente às decisões de investimentos das empresas, quando se avalia como ponto de referência o valor médio das distribuições de *stress*. No entanto, como valores presentes em intervalos da cauda extrema são passíveis de ocorrer (mesmo com probabilidade pequena) a medida de CF@R não deve ser negligenciada, sendo um bom indicador da situação de liquidez da empresa dado uma perspectiva pessimista, tal como um novo racionamento, por exemplo, marcado por uma queda brusca na demanda total. A consideração de tais possibilidades permite ao gestor fomentar medidas contingenciais ou reavaliar políticas de investimentos em circunstâncias nas quais tais eventos possam ser iminentes.

Quando comparamos a média da distribuição antes e após o *stress test*, constata-se que, para algumas empresas, foram verificadas alterações bruscas nos valores projetados para a variável fluxo de caixa operacional, como expresso a seguir:

Tabela 36: Variação Percentual da média da distribuição do fluxo de Caixa em virtude do *stress test*

Trimestre	ELETROPAULO	COPEL	COELCE	CELESC	CEMIG
3T07	2,419%	-1,913%	-0,999%	-54,740%	*
4T07	-24,334%	-47,212%	-2,826%	-57,386%	-54,983%
1T08	-37,771%	-57,413%	-1,691%	-13,147%	-58,801%
2T08	-31,133%	-62,712%	-9,367%	-13,187%	-59,729%
3T08	-37,578%	-60,830%	-5,176%	-13,199%	-60,432%
4T08	-30,026%	-60,928%	-7,862%	-13,227%	-60,686%
1T09	-26,937%	-60,115%	-7,044%	-13,228%	-60,868%
2T09	-25,493%	-60,512%	-5,885%	-13,265%	-60,870%

Fonte: Resultados da pesquisa.

Salienta-se que os resultados apresentados no 3º trimestre de 2007 para a Eletropaulo foram positivos, visto que a redução dos custos, decorrentes da queda projetada na variável energia comprada, superou o decréscimo da Receita Operacional Líquida, oriundo da queda do PIB, gerando uma estimativa superior à obtida sem o teste de *stress*.

10. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este estudo pautou-se na estimação do fluxo de caixa em risco, CF@R, para as principais distribuidoras de energia do setor elétrico brasileiro, por meio da comparação de duas abordagens econométricas: os modelos ARIMA e de vetores auto-regressivos (VAR). Foram analisadas, portanto, duas abordagens de estimação do CF@R: a primeira composta por uma parcela condicionada e outra não condicionada aos fatores de risco sistêmicos e idiossincráticos (modelagem via vetores auto-regressivos, conjugada à simulação dos termos de erro) como discutido no RiskMetrics (1999) e em Andrés, Jankesgard e Oxheim (2005); a segunda embasada apenas nos comportamentos passados da variável e do seu termo de erro como apontado por Stein *et al.* (2001).

Mesmo em face da dificuldade de levantamento da base histórica dos fatores de risco, seja pela sua não observação, dado a não divulgação recorrente nos relatórios trimestrais, ou pela dificuldade de quantificação, o modelo de média condicionada a variáveis exógenas superou o modelo auto-regressivo, em termos de acurácia preditiva, por apresentar menor estatística de erro fora da amostra, para as cinco distribuidoras analisadas. Tal resultado é discutido em Abeysingue, Balasooriya e Tsui (2000), ao apontarem a dificuldade de serem obtidas estimativas eficientes para os modelos do tipo ARIMA, dentro do contexto de pequenas amostras.

Com a utilização dos modelos VAR/VECM, o presente estudo propôs uma ferramenta para a análise da liquidez aplicada ao contexto de instituições não financeiras, por meio do cômputo do CF@R. Cabe ressaltar que, além de subsidiar o tomador de decisão com informações sobre valores extremos (ganhos mínimos ou perdas máximas, associados ao respectivo nível de significância), o método também pode fornecer informações capazes de norteá-lo durante o planejamento de investimentos, ou análise da capacidade da empresa em

arcar com encargos financeiros decorrentes da captação de novas dívidas. Ao utilizar modelos de projeção para a variável de interesse pautados na média (visto que as distribuições simuladas se assemelham à normal), buscou-se sumarizar 10.000 cenários prováveis em um único valor. Tais estimativas também podem subsidiar análises de *valuation* ou ampliar o nível de transparência para com o investidor externo, principalmente em momentos de emissão de debêntures, por exemplo. Não obstante, salienta-se que a abordagem exposta não se limita apenas à verificação do nível de liquidez, pois ao mapear os fatores de risco que interferem na variável financeira em estudo, geram-se índices de sensibilidade (representado pelos coeficientes dos modelos VAR/VECM) que podem subsidiar decisões de *hedge*.

Outro ponto a ser destacado como contribuição diz respeito à geração da análise do tipo *stress test*, até então não realizada por nenhum outro trabalho da área, consistindo em um importante instrumento de análise da sensibilidade do fluxo de caixa a mudanças bruscas nos fatores de risco. Esta ferramenta pode auxiliar o gestor na elaboração de planos contingenciais e na quantificação do risco adicional em cenários de racionamento, nos quais são esperadas quedas bruscas na demanda. Como principal limitação, destaca-se a dificuldade de transposição da abordagem de *backtesting* aplicada à metodologia V@R, para a análise do CF@R em virtude do número de observações disponíveis. Dada a ausência de dados reais, foram utilizadas simulações que, ao reproduzir o comportamento passado da variável não captam mudanças decorrentes da ocorrência de novos eventos. Outro ponto relevante diz respeito à aplicação dos testes de proporção no contexto de pequena amostra, que implica na baixa capacidade de detecção de problemas de subestimação ou superestimação do CF@R, visto que o intervalo de confiança passa a ser mais amplo dificultando a não aceitação do modelo caso o mesmo seja falho. No que tange aos resultados do *backtesting*, constatou-se que as estimativas de CF@R foram em média superestimadas para a COELCE e subestimadas para a CELESC, em virtude de variáveis relevantes não observáveis e presença de *outliers*.

Como possibilidade de estudos futuros, discute-se a estimação de modelos que sejam mais robustos para pequenas amostras, via estudo da aplicação da técnica de *bootstrapping* ao contexto de séries temporais, na qual se simularia o termo de erro, dada a sua não correlação temporal, em detrimento da variável dependente x_t como apontado nos trabalhos de Poi (2004).

Tal técnica poderia viabilizar a aplicação de modelos individuais, em detrimento da análise em painel, para tratamento de problemas de insuficiência de dados. Este procedimento seria fundamental para apuração de modelos mais eficientes que captem as relações complexas presentes no setor de energia, bem como para propiciar maior acurácia nas previsões de longo prazo. Outro ponto a ser destacado como possibilidade de estudos futuros, diz respeito à estimação do modelo MUST (*Modeling Uncertainty Strategy*) proposto por Andrén, Jankesgard e Oxheim (2005), que trata as variáveis independentes como um desvio em relação ao seu valor médio estimado.

REFERÊNCIAS

ABRACEEL. Associação Brasileira dos Agentes Comercializadores de Energia Elétrica. **Mercado Livre**, 2009. Disponível em: < [http:// www.abraceel.com.br](http://www.abraceel.com.br)>. Acesso em 23 de janeiro de 2009.

ALEXANDER, C. **Modelos de mercados: um guia para a análise de informações financeiras**. São Paulo: Bolsa de Mercadorias e Futuros, 2005.

ANEEL. Agência Nacional de Energia Elétrica. **Caderno Temático 4: Tarifas de fornecimento de energia elétrica**. Brasília: ANEEL, 2005.

ANEEL. Agência Nacional de Energia Elétrica. **O mercado de distribuição de energia**, 2008. Disponível em:< [http:// www.aneel.gov.br](http://www.aneel.gov.br) >. Acesso em 8 de setembro de 2009.

ANDRÉN, N.; JANKESGARD, H.; OXLHEIM, L. **Exposure-based cash flow at risk under macroeconomic uncertainty**. *Journal of Applied Corporate Finance*, v. 17, n. 3, Stockholm, 2005.

ARAGONÉS, J.R.; BLANCO, C.; DOWD, K. **Incorporating stress test into market risk modeling**. *Derivatives Quarterly*. Spring, 2001.

BIS. Bank for International Settlements. **Stress testing by large financial institutions: current practice and aggregation issues**. Basel, Switzerland, 2000.

BROOKS, C. **Introductory econometrics for finance**. New York: Cambridge University Press, 2008.

CASTRO, M. A. L. **Análise de risco de uma distribuidora associados à compra e à venda de Energia no novo modelo do setor elétrico**. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica). Faculdade de Tecnologia da Universidade de Brasília, Brasília, 2004.

CÂMARA DE COMERCIALIZAÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA. Disponível em: www.ccee.org.br . Acesso em 23 de fevereiro de 2009.

CHRISTOFFERSEN, P. F. **Elements of financial risk management**. California: Academic Press, 2003.

DAMODARAN, A. **Finanças corporativas: teoria e prática**. Porto Alegre: Bookman, 2004.

DICKEY, D.A.; W. A. FULLER. **Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series with a Unit Root**, *Journal of the American Statistical Association*, 1979.

DUARTE JR, A. M.; VARGA, G. **Gestão de riscos no Brasil**. Rio de Janeiro: Financial Consultoria, 2003.

DRAPER, N. R.; SMITH, H. **Applied regression analysis**. New York: Wiley, 1998.

- ENDERS, W. **Applied econometric time series**. New Jersey: John Wiley e Sons, 2004.
- FAMÁ, R.; FRALETTI, P. B. **Gestão de riscos de mercado: elemento diferenciador na administração de empresas não financeiras**. In: SEMEAD, 2003, São Paulo. Anais do VI Seminário em Administração, São Paulo: SEMEAD, 2003.
- FISHBURN, P. C. **Mean-risk analysis with risk associated with below target returns**. American Economic Review, 1977.
- GALAI, D.; CROUHY, M.; MARK. R. **Gerenciamento de risco : abordagem conceitual e prática**. Rio de Janeiro: Mcgraw-Hill, 2001.
- GIBBONS, J. D.; CHAKRABORTI, S. **Nonparametric Statistical Inference**. New York: Marcel Dekker. Inc, 2003.
- HAMILTON, J. D. **Times series analysis**. New Jersey: Princeton University Press, 1994.
- HEIJ, C.; DEBOER, P.; FRANCES, P. H.; T. KLOEK.; DIJK, H. K. V. **Econometric methods with applications in business and economics**. New York: Oxford University Press, 2004.
- IUDÍCIBUS, S.; MARTINS, E.; GELBCKE, E. R. **Manual de contabilidade das sociedades por ações**. São Paulo: Atlas, 2007.
- JACKSON, P.; MAUDE, D. J.; PERRAUDIN, W. **Bank Capital and Value at risk** .The Journal of Derivatives, 1997.
- JANKENSGARD, H. **Cash Flow at Risk and debt capacity**. Suécia: Lund Institute of economic Research, 2008.
- JOHNSTON, J.; DINARDO, J. **Métodos econométricos**. São Paulo: Mcgraw-Hill, 2001.
- JORION, P. **Value at risk: the new benchmark for controlling market risk**. Chicago: Mcgraw-Hill, 1997.
- JORION, P. **Financial risk management handbook**. New Jersey: John Wiley & Sons, 2003.
- KIMBALL, R. C. **Failures in risk management**. Boston: New England Economic Review, 2000.
- KIMURA, H.; PERERA, L. C. **Modelamento ótimo da gestão de riscos em empresas não financeiras**. In: ANPAD XXVII, 2003, Atibaia. Anais do XXVII Encontro da Associação Nacional de Pós- Graduação e Pesquisa em Administração. Atibaia: ANPAD, 2003.
- KUPIEC, P. H. **Techniques for verifying the accuracy of risk measurement models**. The journal of derivatives, 1995.
- LA ROCQUE, E.; LOWENKRON, A. E.; JENSEN. J. P. A. **Cenários probabilísticos: conjugando análises de riscos e projeções macroeconômicas**. Rio de Janeiro: Artigo Técnico Risk Control, 2003.
- LEDOLTER, A. **Statistical method for forecasting**. Canadá: John Wiley & Sons, 1983.

LEMGRUBER, E. F.; SILVA, A. L. C.; LEAL, R. P. C.; COSTA, N. C. A. **Gestão de riscos e derivativos: aplicações no Brasil**. São Paulo: Editora Atlas, 2006.

LOPEZ, J. A. **Stress test, useful complements to financial risk models**. FRBSF economic letter, 2005.

MADDALA, G. S. **Introdução à econometria**. Rio de Janeiro: Livros Técnicos e Científicos Editora, 2003.

MAKRIDAKIS, S.; WHEELWRIGHT, S. C.; HYNDMAN, R. J. **Forecasting: methods and applications**. New York: John Wiley & Sons, 1998.

MARTINS, A. **Mercados derivativos e análise de risco**. Rio de Janeiro, AMS: 2004.

MONTGOMERY, D. J.; JOHNSON, L. A. **Forecasting and time series analysis**. New York: MC Graw Hill, 1976.

MORETTIN, P. A.; BUSSAB, W. O. **Estatística básica**. São Paulo: Saraiva, 2002.

MORETIN, P. A.; TOLOI C. M. **Análise de séries temporais**. São Paulo: Editora Edgar Blucher Ltda, 2004.

MUN, J. **Modeling risk: applying Monte Carlo simulation, real options analysis, forecasting, and optimization techniques**. New Jersey: Wiley Finance, 2006.

NAWROCKI, D. N. **A Brief History of Downside Risk Measures**. Journal of Investing, Fall, 1999.

NETO, J. M. V. **Fluxo de caixa em risco em empresas não financeiras**. *Revista de Administração*, v.42, n.2, 2007.

POI, B. P. **Some bootstrapping techniques**. The Stata Journal , 2004.

PRADO, R. G. A.; BASTOS, N. T.; DUARTE, A. M. JR. **Gerenciamento de riscos de crédito em bancos de varejo no Brasil**. Tecnologia de crédito Serasa, 2000.

PEROBELLI, F. F. **Um modelo para gerenciamento de riscos em instituições não financeiras: aplicação ao setor de distribuição de energia elétrica no Brasil**. Tese (Doutorado em Administração). Faculdade de Economia Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo, São Paulo, 2004.

RISKCONTROL. **Gestão de riscos de mercado em ambiente corporativo: questões Práticas e Diferenças com Relação a Instituições Financeiras**. Disponível em: <<http://www.listaderiscos.com.br>>, 2002. Acesso em 17 de janeiro de 2009.

RISKMETRICS GROUP. **CorporateMetrics technical document**. Disponível em: <www.riskmetrics.com>, 1999. Acesso em 19 de janeiro de 2009.

ROCHA, A. A. **Fluxo de caixa em risco: uma nova abordagem para o setor de distribuição de energia elétrica**. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica). Departamento de Engenharia Elétrica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2008.

- ROSS, S. M. **Simulation**. California: Academic Press, 2002.
- RUBSTEIN, R.Y. **Simulation and the Monte Carlo method**. Canadá: Jonh Wiley & Sons, 1981.
- SCHACHTER, B. **More Over V@R**. The Financial Survey. Junho, 1998.
- SECURATO, J. R. **Cálculo financeiro das tesourarias: bancos e empresas**. São Paulo: Saint Paul Institute of Finance, 2003.
- SHIMKO, D.C. **NPV no more: RPV for risk –based valuation**. New York: Risk Capital Management Partners, 2001.
- STATA. **Stata times series reference manual, release 9**. Texas: StataCorp LP, 2005.
- STULZ, R. W. **Identifying and Quantifying Exposures**. London: Risk Publications, 1997.
- SOBOL, I. M. **A primer for the Monte Carlo method**. Flórida: CRC Press LLC, 1994.
- STEIN, J.; USHER, S.; LAGATTUTA, D.; YOUNGEN, J. **A comparable approach to measuring cashflow-at-risk for non-financial firms**. Journal of Applied Corporate Finance, v.13, 2001.
- TAMHANE, A. J.; DUNLOP, D. D. **Statistical and data analysis from elementary to intermediate**. Upper Saddle River: Prentice Hall, 2000.
- TRIOLA, M. F. **Introdução à Estatística**. Rio de Janeiro: LTC, 2005.
- UYEMURA, D. G.; VAN DEVENTER, D. R. **Financial risk management in banking strategy**. United Kingdom: Probus Publishing Company, 1993.
- VASCONCELLOS, M. A. S.; DENISARD A.; SARTORIS, A. **Manual de Econometria**. São Paulo: Atlas, 2000.
- YOUNG, S. D.; O'BYRNE, S. F. **EVA e gestão baseada em valor: guia prático para implementação**. Porto Alegre: Bookman, 2003.
- WHITE, H. **Maximum likelihood estimation of misspecified models**. Econometrica ,1982.
- WINSTOWN, W. L. **Operations research: applications and algorithms**. Belmonte: Thomposon Brooks/ Cole, 2004.

ANEXO A

MODELOS PARA ESTIMAÇÃO DO CF@R

Abordagem ARIMA

Tabela 37: Modelos ARIMA para a previsão das variáveis financeiras da CELESC.

Variáveis	RECEITA		CUSTO & DESPOP	
	Coefficiente	P-Value	Coefficiente	P-Value
CONS	845.687,42	0.0000	676.530	0.0000
Y[-1]	0,8534	0.0000	0,7412	0.0000
Y[-4]	-	-	-0,3217	0.0882
ERRO[-1]	1,0174	0.0000	0,9974	0.0000
ERRO[-4]	0,3637	0.0000	-	-
DUMMY 4T2004	-	-	-47.520,91	0.1394

Fonte: Resultados da pesquisa.

Tabela 38: Modelo ARIMA para a previsão das variáveis financeiras da CEMIG.

Variáveis	RECEITA		CUSTO & DESPOP	
	Coefficiente	P-Value	Coefficiente	P-Value
CONS	2.070.880,52	0.0000	1.642.773	0.0000
Y[-1]	0,4829	0.0051	0,7523	0.0000
ERRO[-1]	-	-	-0,9497	0.0000
DUMMY 4T2001	1386513,12	0.0004	-	-

Fonte: Resultados da pesquisa.

Tabela 39: Modelo ARIMA para a previsão das variáveis financeiras da COPEL.

Variáveis	RECEITA		CUSTO & DESPOP	
	Coefficiente	P-Value	Coefficiente	P-Value
CONS	1.131.782,00	0.0000	1.187.125	0.0000
Y[-1]	0,8935	0.0000	0,9042	0.0000
ERRO[-1]	0,9626	0.0000	0,9468	0.0000
DUMMY 1T2005	-	-	6.997.179	0.8008

Fonte: Resultados da pesquisa.

Tabela 40: Modelo ARIMA para a previsão das variáveis financeiras da ELETROPAULO.

Variáveis	RECEITA		CUSTO & DESPOP	
	Coefficiente	P-Value	Coefficiente	P-Value
CONS	2.310.764	0.0000	2.001.703	0.0000
Y[-1]	-	-	0,3584	0.0414
Y[-4]	0,8661	0.0000	-	-
ERRO[-1]	0,3831	0.0399	-	-
ERRO[-4]	-0,8501	0.0000	0,8901	0.0000
DUMMY 4T2001	1.364.895	0.0000	-	-
DUMMY 4T2002	-	-	393.597	0.0006

Fonte: Resultados da pesquisa.

Tabela 41: Modelo ARIMA para a previsão das variáveis financeiras da COELCE.

Variáveis	RECEITA		CUSTO & DESPOP	
	Coefficiente	P-Value	Coefficiente	P-Value
CONS	425.039	0.0000	478.282	0.0011
Y[-1]	0,7128	0.0000	0,3769	0.0519
Y[-4]	-	-	0,902	0.0000
ERRO[-4]	-	-	-0,8957	0.0000
DUMMY 4T2001	-	-	150.642	0.0040

Fonte: Resultados da pesquisa.

Abordagem VAR/VECM

Tabela 42: Modelo de vetores auto-regressivos para a previsão da variável Receita Operacional Líquida CELESC

	RMSE	R-SQ
RECEITA	43577.4	0.5488
PIB	9,64144	0.2065

Variáveis	Coefficiente	p-value
RECEITA		
_cel	-0,5116	0.0000
RECEITA[-1]	-0,011	0.9350
PIB[-1]	3583,773	0.0000
_cons	0,0002	1,0000
PIB		
_cel	-0,0000202	0,467
RECEITA[-1]	-7,62E-06	0,799
PIB[-1]	-0,03669 28	0,827
_cons	-5,319486	0,014

Equação de cointegração

Equação	chi2	P>chi2
_cel	79,054	0

Beta

	Coefficiente	p-value
_cel		
RECEITA	1	.
PIB	2340,309	0.0000
_cons	-1.216.871	.

Fonte: Resultados da pesquisa.

Tabela 43: Modelo de vetores auto-regressivos para a previsão da variável Custo & Despesa Operacional CELESC

	RMSE	R-SQ
	62807,3	0,3918
	8,7779	0,4352

Variáveis	Coefficiente	p-value
DCUSTO&DESPOP		
DCUSTO&DESPOP[-1]	-0,649	0,001
DCUSTO&DESPOP[-2]	-0,2435	0,227
TMC[-1]	99,3462	0,939
TMC[-2]	-2782,479	0,004
_cons	303138,7	0,023
TMC		
DCUSTO&DESPOP[-1]	0,0000704	0,006
DCUSTO&DESPOP[-2]	0,0000153	0,582
TMC[-1]	0,62196	0,002
TMC[-2]	-0,041	0,822
_cons	45,338	0,016

Fonte: Resultados da pesquisa.

Tabela 44: Modelo de vetores auto-regressivos para a previsão da variável Receita Operacional Líquida CEMIG

	RMSE	R-SQ
	376941	0,9723
Variáveis	Coefficiente	p-value
RECEITA		
RECEITA[-1]	0,3681209	0,0130
TMV[-1]	4792,203	0,0000
REXTR	2176684	0,0000
DDEMANDRESID[-1]	1,78599	0,0480

Fonte: Resultados da pesquisa.

Tabela 45: Modelo de vetores auto-regressivos para a previsão da variável Custo & Despesa Operacional CEMIG

	RMSE	R-SQ
	256990	0,5625
Variáveis	Coefficiente	p-value
CUSTO&DESPOP		
CUSTO&DESPOP[-1]	0,2566523	0,0380
REXTR	819.320,50	0,0400
DDEMANDTOTAL	0,1103344	0,0500
DUMMY 4T05	-1.281.651	0,0000
_cons	1.181.777	0,0000

Fonte: Resultados da pesquisa.

Tabela 46: Modelo de vetores auto-regressivos para a previsão da variável Receita Operacional Líquida COPEL

	RMSE	R-SQ
DRECEITA	66202,7	0,5598
DTMV	10,7602	0,4757
	Coefficiente	p-value
DRECEITA		
DRECEITA[-1]	-0,2689154	0,0690
DRECEITA[-2]	-0,0393976	0,7710
DTMV[-1]	2631,214	0,0080
DTMV[-2]	2883,637	0,0050
DDESEMP[-1]	-72441,67	0,0000
DTMV		
DRECEITA[-1]	0,00000914	0,6960
DRECEITA[-2]	0,0000441	0,0520
DTMV[-1]	-0,4223755	0,0090
DTMV[-2]	0,1325314	0,3980
DDESEMP[-1]	8,816202	0,0030

Fonte: Resultados da pesquisa.

Tabela 47: Modelo de vetores auto-regressivos para a previsão da variável Custo & Despesa Operacional COPEL

	RMSE	R-SQ
	42769,4	0,4999
Variáveis	Coefficiente	p-value
DCUSTO&DESPOP		
DCUSTO&DESPOP[-1]	0,3900178	0,0000
D1T2005	0,1658286	0,0000
TMC	205582,2	0,0010

Fonte: Resultados da pesquisa.

Tabela 48: Modelo de vetores auto-regressivos para a previsão da variável Receita Operacional Líquida ELETROPAULO

	RMSE	R-SQ
RECEITA	167366	0,7579
Variáveis	Coefficiente	p-value
RECEITA		
RECEITA[-1]	0,1611929	0,0100
DTMV[-1]	4.630,36	0,0170
REXTR	1.465.281	0,0000
DPIB	7.669,01	0,0210
cons	2.028.048	0,0000

Fonte: Resultados da pesquisa.

Tabela 49: Modelo de vetores auto-regressivos para a previsão da variável Custo & Despesa Operacional ELETROPAULO.

	RMSE	R-SQ
	205211	0,991
Variáveis	Coefficiente	p-value
CUSTO&DESPOP		
CUSTO&DESPOP[-1]	0,5175385	0,0000
REXTR	1.560.448	0,0000
DENERGCOMP	0,0912162	0,0010
TRIM3	154.903,90	0,0620

Fonte: Resultados da pesquisa.

Tabela 50: Modelo de vetores auto-regressivos para a previsão da variável Receita Operacional Líquida COELCE

	RMSE	R-SQ
	50175,1	0,7808
Variáveis	Coefficiente	p-value
RECEITA		
DRECEITA[-1]	-0,5131	0,0000
DRECEITA[-2]	-0,3202	0,0020
DEMANDTOTAL[-1]	0,0938	0,0570
REXTR	310.721	0,0000
_cons	-143.472	0,052

Fonte: Resultados da pesquisa.

Tabela 51: Modelo de vetores auto-regressivos para a previsão da variável Custo & Despesa Operacional

COELCE

	RMSE	R-SQ
	42769,4	0,4999
Variáveis	Coefficiente	p-value
CUSTO&DESPOP		
CUSTO&DESPOP[-1]	0,4169752	0,0270
ENERGCOMP[-1]	0,1985293	0,0230
DPIB	2419,521	0,0740
_const	221.805	0,003

Fonte: Resultados da pesquisa.

ANEXO B

RESULTADO DOS TESTES DOS RESÍDUOS

Tabela 52: Teste de Portmanteau para os modelos ARIMA

EMPRESA	RECEITA OPERACIONAL		CUSTOS & DESP. OPERACIONAIS	
	<i>Estatística Q</i>	<i>p-value</i>	<i>Estatística Q</i>	<i>p-value</i>
COPEL	13,8336	0,5382	8,6522	0,927
CELESC	11,9999	0,744	12,8464	0,5387
CEMIG	14,2455	0,5804	16,2179	0,4379
COELCE	18,2516	0,3094	14,8596	0,4616
ELETROPAULO	13,8307	0,5384	8,6522	0,927

Fonte: Resultados da pesquisa.

Tabela 53: Teste de Portmanteau para os modelos VAR/VECM

EMPRESA	RECEITA OPERACIONAL				CUSTOS & DESP. OPERACIONAIS			
	<i>Chi² LAG1</i>	<i>Chi² LAG2</i>	<i>p-value/LAG1</i>	<i>p-value/LAG2</i>	<i>Chi² LAG1</i>	<i>Chi² LAG2</i>	<i>p-value/LAG1</i>	<i>p-value/LAG2</i>
COPEL	3,9665	2,9698	0,41056	0,5629	0,2336	2,4967	0,6288	0,114
CELESC	4,8597	3,3385	0,302	0,5028	4,7046	3,5125	0,3189	0,4759
CEMIG	1,4877	0,003	0,22258	0,95596	0,6202	0,0444	0,43097	0,83307
COELCE	1,6028	3,0561	0,2055	0,1854	2,1145	0,3367	0,1459	0,5617
ELETROPAULO	0,4289	0,2615	0,5125	0,609	0,0447	0,0663	0,8325	0,7968

Fonte: Resultados da pesquisa.

Tabela 54: Teste de Normalidade para os modelos ARIMA

EMPRESA	RECEITA OPERACIONAL		CUSTOS & DESP. OPERACIONAIS	
	<i>D</i>	<i>P-value</i>	<i>D</i>	<i>P-value</i>
COPEL	0,0985	0,831	0,0965	0,849
CELESC	0,1356	0,444	0,113	0,747
CEMIG	0,1306	0,476	0,2284	0,027
COELCE	0,213	0,057	0,029	0,8658
ELETROPAULO	0,0598	0,99	0,0882	0,908

Fonte: Resultados da pesquisa.

Tabela 55: Teste de Normalidade para os modelos VAR/VECM

EMPRESA	RECEITA OPERACIONAL		CUSTOS & DESP. OPERACIONAIS	
	<i>D</i>	<i>P-value</i>	<i>D</i>	<i>P-value</i>
COPEL	0,079	0,93	0,0887	0,912
CELESC	0,1075	0,623	0,0878	0,857
CEMIG	0,079	0,93	0,0808	0,91
COELCE	0,0875	0,861	0,1109	0,848
ELETROPAULO	0,1203	0,491	0,0687	0,975

Fonte: Resultados da pesquisa.

Tabela 56: Teste de Homocedasticidade para os modelos ARIMA

EMPRESA	RECEITA OPERACIONAL		CUSTOS & DESP. OPERACIONAIS	
	<i>Chi²</i>	<i>p-value</i>	<i>Chi²</i>	<i>p-value</i>
COPEL	0,272	0,6022	0,025	0,8732
CELESC	0,002	0,9628	1,96	0,1615
CEMIG	0,061	0,8053	0,292	0,5888
COELCE	2,051	0,1521	0,032	0,8581
ELETROPAULO	0,032	0,8576	0,068	0,7943

Fonte: Resultados da pesquisa.

Tabela 57: Teste de Homocedasticidade para os modelos VAR/VECM

EMPRESA	RECEITA OPERACIONAL		CUSTOS & DESP.OPERACIONAIS	
	<i>Chi²</i>	<i>p-value</i>	<i>Chi²</i>	<i>p-value</i>
COPEL	0,839	0,3597	0,026	0,8729
CELESC	0,174	0,6763	0,016	0,9004
CEMIG	0,062	0,8041	0,001	0,9785
COELCE	0,007	0,9323	0,007	0,9344
ELETROPAULO	1,24	0,2655	0,269	0,6042

Fonte: Resultados da pesquisa.

ANEXO C

TABELAS DE AUTOCORRELAÇÃO CRUZADA

COPEL

Tabela 58: RECEITA e DESEMP

LAG	CORR
-5	-0,3394
-4	-0,3614
-3	0,2314
-2	0,4238
-1	-0,4434
0	-0,2904
1	0,1890
2	0,1160
3	-0,2410
4	-0,1377
5	0,3439

Fonte: Resultado da pesquisa.

Tabela 59: RECEITA e TMV

LAG	CORR
-5	0,1265
-4	-0,3152
-3	0,0884
-2	0,3324
-1	0,2253
0	-0,3142
1	0,0527
2	0,2907
3	-0,0675
4	-0,3543
5	0,0988

Fonte: Resultado da pesquisa.

Tabela 60: CUSTO & DESPESA OPERACIONAL e a TMC

LAG	CORR
-5	0,1500
-4	0,0607
-3	0,229
-2	0,1831
-1	0,0743
0	0,1423
1	0,0217
2	-0,0814
3	-0,1699
4	-0,1022
5	-0,0459

Fonte: Resultado da pesquisa.

COELCE

Tabela 61: RECEITA e DEMANDAGREG

LAG	CORR
-5	0,2428
-4	0,2681
-3	0,0053
-2	0,1716
-1	0,7428
0	0,0443
1	0,1501
2	0,1596
3	0,2072
4	0,312
5	0,1205

Fonte: Resultado da pesquisa.

Tabela 62: RECEITA E REXTR

LAG	CORR
-5	-0,2397
-4	-0,0601
-3	-0,0257
-2	-0,1448
-1	0,0326
0	0,6074
1	-0,2397
2	-0,0594
3	-0,0942
4	-0,0036
5	-0,0340

Fonte: Resultado da pesquisa.

Tabela 63: CUSTO & DESPOP e PIB

LAG	CORR
-5	0,0117
-4	-0,019
-3	-0,2727
-2	0,4208
-1	0,2137
0	0,0897
1	-0,1163
2	0,3832
3	0,1599
4	-0,0712
5	-0,1158

Fonte: Resultado da pesquisa.

Tabela 64: CUSTO & DESPOP e a ENERCOMP

LAG	CORR
-5	0,1672
-4	-0,2397
-3	0,0276
-2	-0,0859
-1	0,4427
0	0,0411
1	-0,1649
2	0,0139
3	0,3929
4	-0,2245
5	-0,122

Fonte: Resultado da pesquisa.

ELETROPAULO

Tabela 65: RECEITA e TMV

LAG	CORR
-5	0,2408
-4	-0,094
-3	-0,0757
-2	-0,1134
-1	0,428
0	0,234
1	-0,0267
2	-0,2266
3	0,3157
4	-0,3355
5	-0,1376

Fonte: Resultado da pesquisa.

Tabela 66: RECEITA e REXTR

LAG	CORR
-5	-0,2476
-4	0,3382
-3	0,091
-2	-0,0266
-1	0,0727
0	0,798
1	-0,0367
2	0,1573
3	-0,0389
4	0,0941
5	0,0307

Fonte: Resultado da pesquisa.

Tabela 67: CUSTO & DESPOP e PIB

LAG	CORR
-5	0,0844
-4	0,0525
-3	-0,4567
-2	0,1206
-1	0,0998
0	0,1039
1	-0,2722
2	0,1019
3	-0,0086
4	-0,1894
5	-0,3292

Fonte: Resultado da pesquisa.

Tabela 68: CUSTO & DESPOP e REXTR

LAG	CORR
-5	-0,1317
-4	0,3662
-3	0,0312
-2	-0,0056
-1	0,0249
0	0,4071
1	-0,1159
2	0,1059
3	0,0954
4	0,1807
5	-0,0266

Fonte: Resultado da pesquisa.

CEMIG

Tabela 69: RECEITA e TMV

LAG	CORR
-5	0,2178
-4	0,2487
-3	0,2805
-2	0,2787
-1	0,2726
0	0,1815
1	0,2204
2	0,1960
3	0,4084
4	0,1129
5	-0,0787

Fonte: Resultado da pesquisa.

Tabela 70: RECEITA e REXTR

LAG	CORR
-5	-0,2338
-4	-0,1143
-3	0,1497
-2	-0,1005
-1	0,0638
0	0,4423
1	-0,1759
2	0,3466
3	-0,0577
4	-0,1224
5	0,0177

Fonte: Resultado da pesquisa.

Tabela 71: RECEITA e DEMANDRESID

LAG	CORR
-5	0,0517
-4	-0,1465
-3	0,1332
-2	0,0091
-1	-0,089
0	0,2632
1	0,2847
2	0,2745
3	-0,0845
4	0,0411
5	0,1661

Fonte: Resultado da pesquisa.

Tabela 72: CUSTO & DESPOP e REXTR

LAG	CORR
-5	-0,1450
-4	0,0270
-3	0,3697
-2	0,0168
-1	0,0709
0	0,3777
1	-0,0143
2	0,0028
3	-0,0106
4	-0,0272
5	0,0110

Fonte: Resultado da pesquisa.

Tabela 73: CUSTO & DESPOP e DEMANDAGREG

LAG	CORR
-5	0,1885
-4	-0,1812
-3	0,1193
-2	-0,053
-1	-0,0612
0	0,2004
1	-0,1468
2	0,0983
3	-0,1146
4	0,0712
5	0,0972

Fonte: Resultado da pesquisa.

CELESC

Tabela 74: RECEITA e PIB

LAG	CORR
-5	0,4214
-4	-0,2612
-3	-0,1593
-2	-0,3378
-1	0,4706
0	-0,0242
1	-0,1071
2	-0,099
3	0,3477
4	-0,2404
5	-0,0328

Fonte: Resultado da pesquisa.

Tabela 75: CUSTO & DESPOP e TMC

LAG	CORR
-5	0,1058
-4	0,0712
-3	-0,0269
-2	-0,2663
-1	0,0166
0	-0,2931
1	0,1996
2	0,0695
3	0,2472
4	-0,0929
5	-0,052

Fonte: Resultado da pesquisa.

ANEXO D

MATRIZ DE CHOLESKY – MODELOS VAR/VECM

Figura 2: Matriz de Cholesky da Receita Operacional Líquida CEMIG

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -0,172 & 0,985 \end{bmatrix}$$

Figura 3: Matriz de Cholesky da Receita Operacional Líquida COPEL

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0,370 & 0,928 \end{bmatrix}$$

Figura 4: Matriz de Cholesky do Custo & Despesa Operacional COPEL

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -0,426 & 0,904 \end{bmatrix}$$

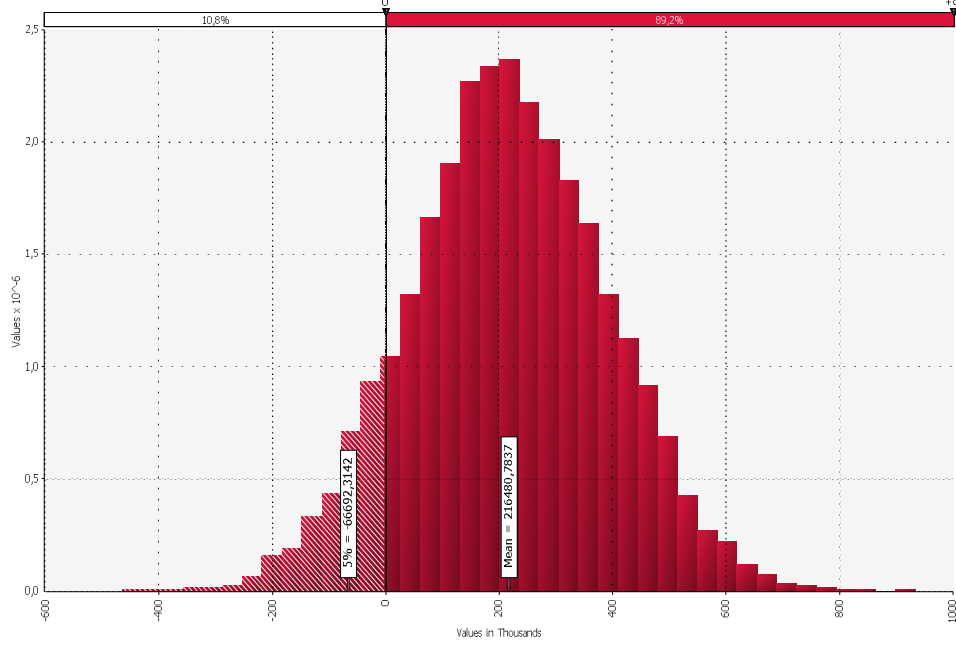
Figura 5: Matriz de Cholesky do Custo & Despesa Operacional COELCE

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -0,010 & 0,999 \end{bmatrix}$$

ANEXO E

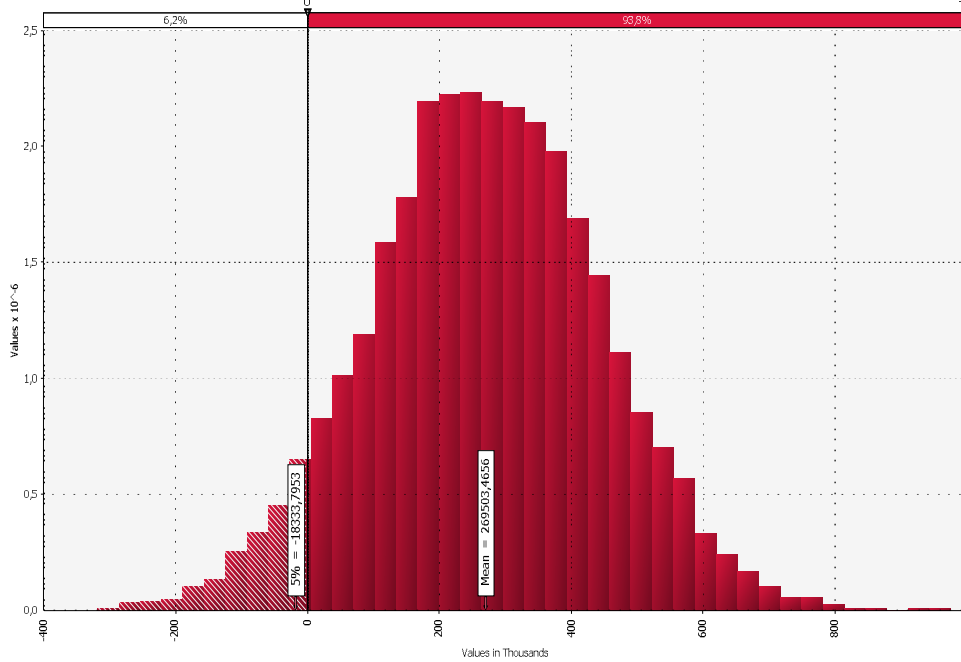
DISTRIBUIÇÕES - FLUXO DE CAIXA OPERACIONAL

Gráfico 5: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 3T07 – CELESC



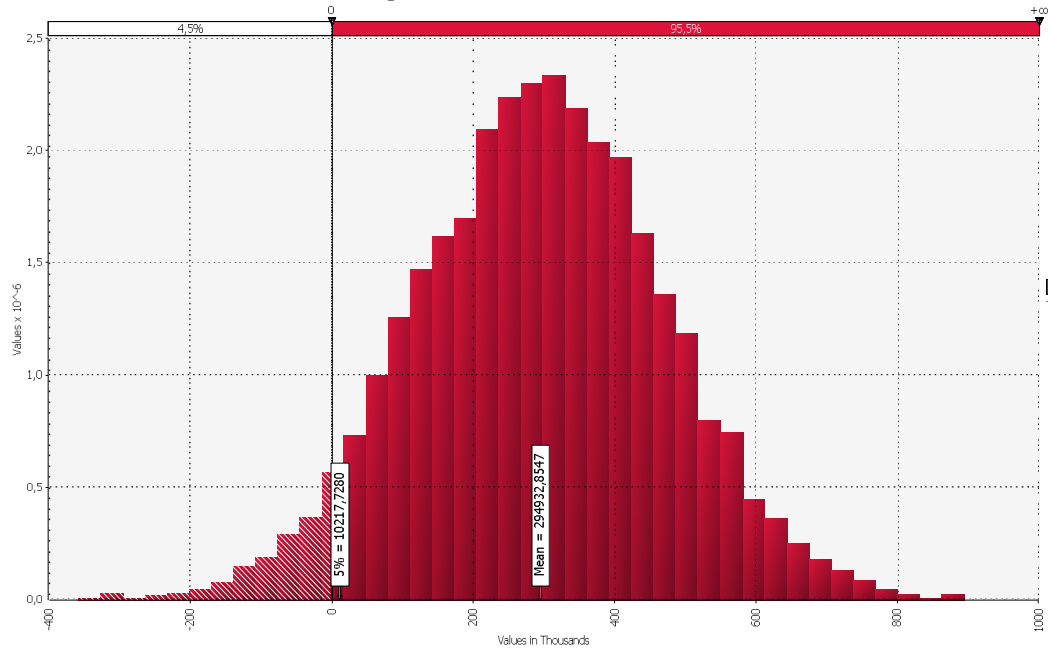
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 6: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 4T07 – CELESC



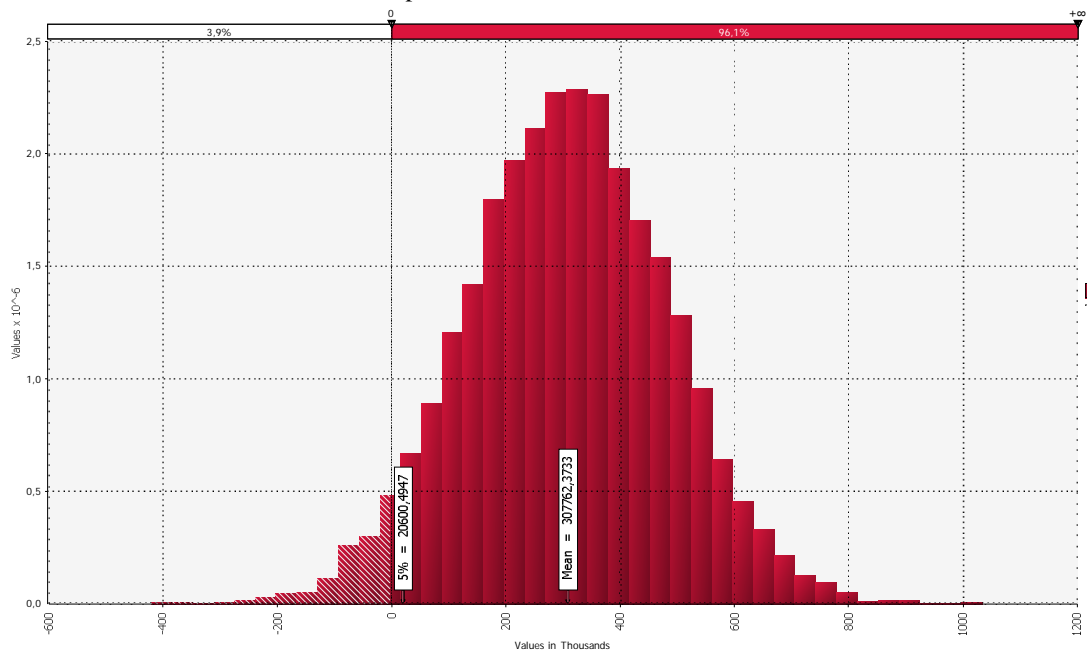
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 7: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 1T08 – CELESC



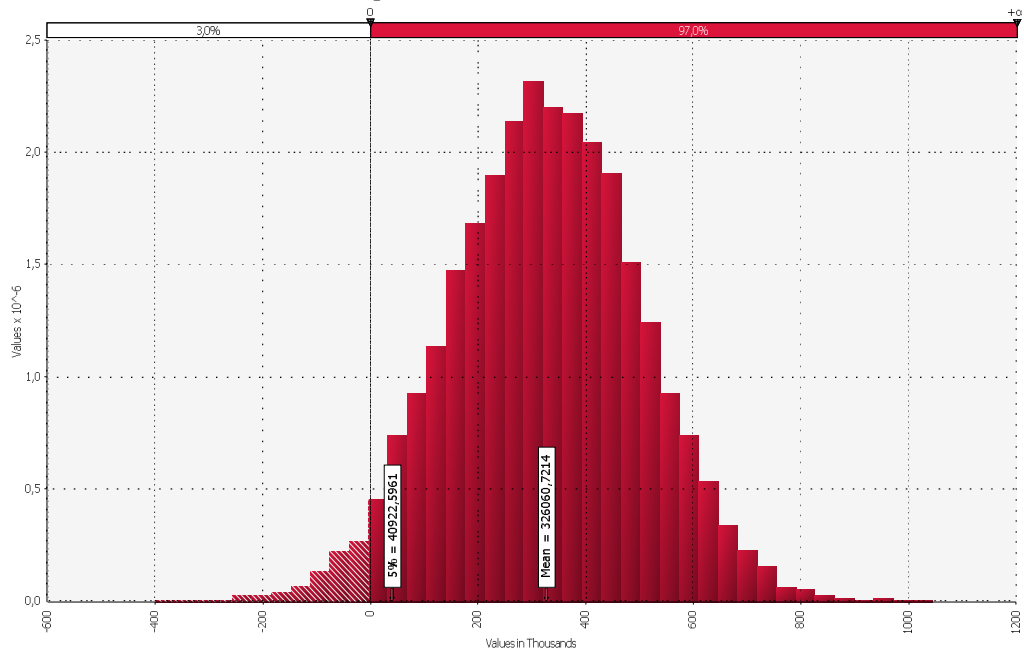
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 8: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 2T08 – CELESC



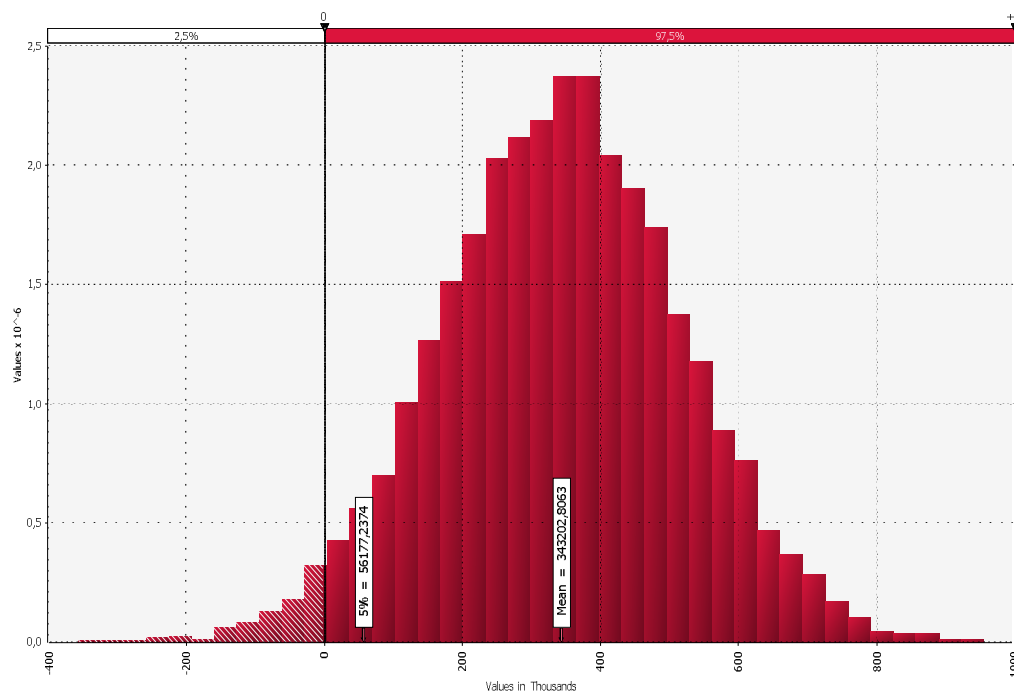
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 9: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 3T08 – CELESC



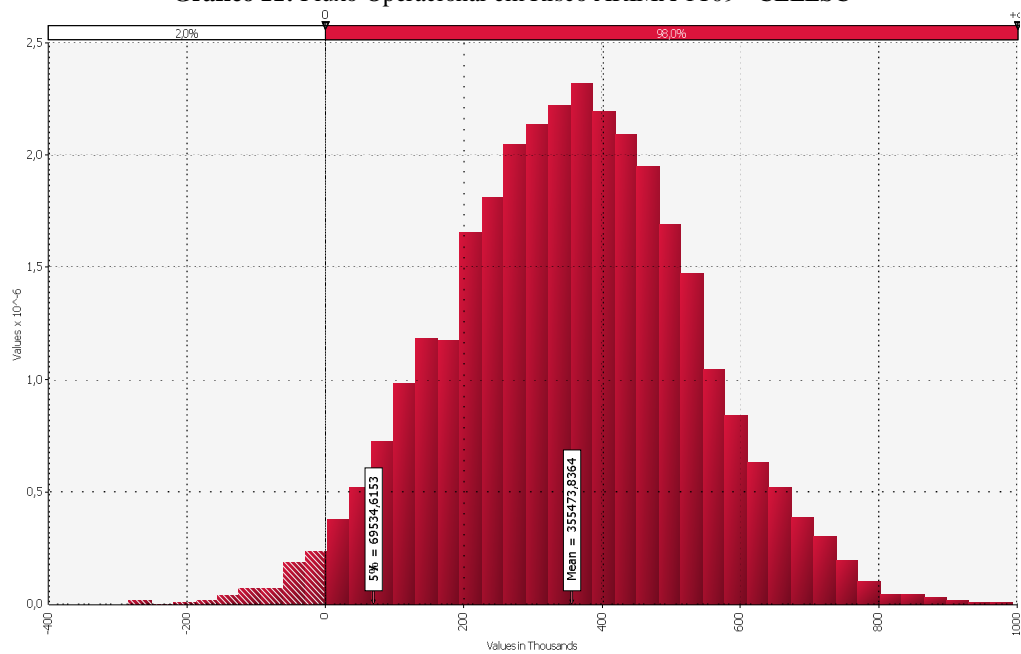
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 10: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 4T08 - CELESC



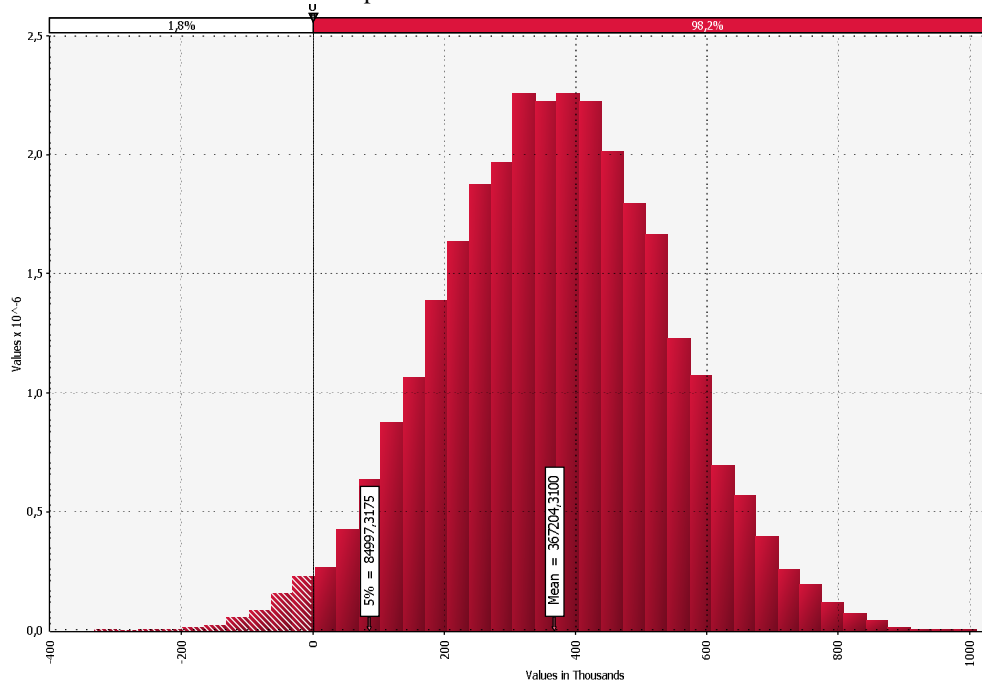
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 11: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 1T09 - CELESC



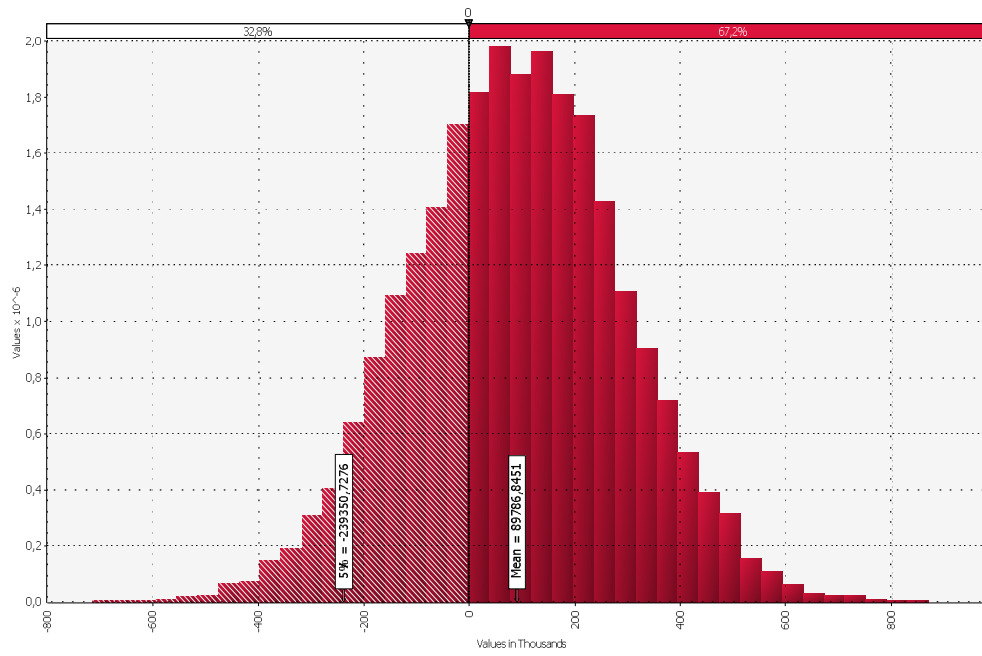
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 12: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 2T09 - CELESC



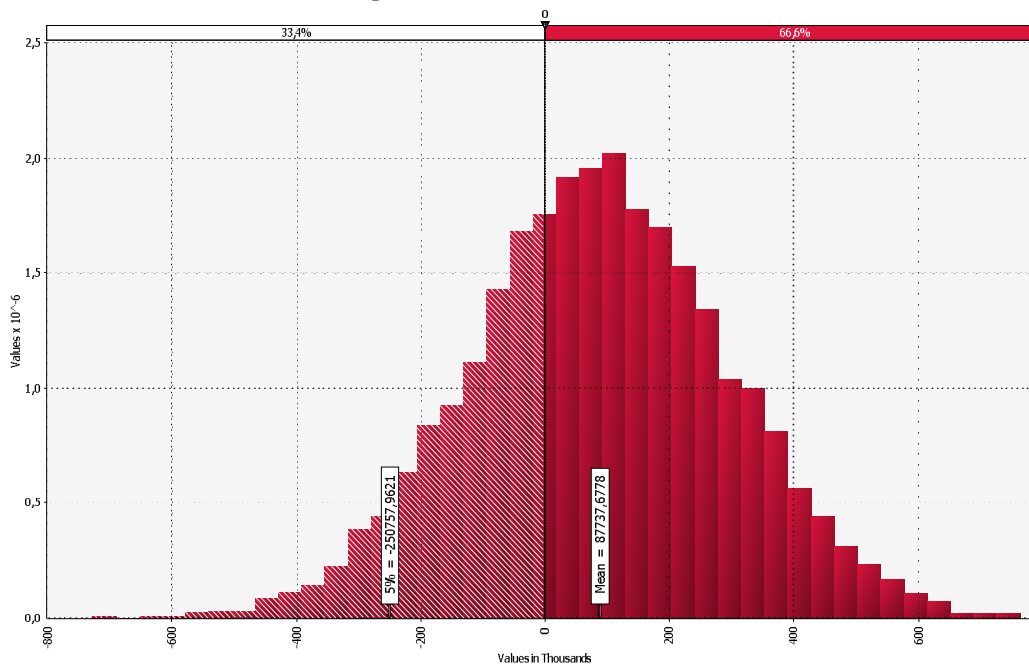
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 13: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 3T07 - COELCE



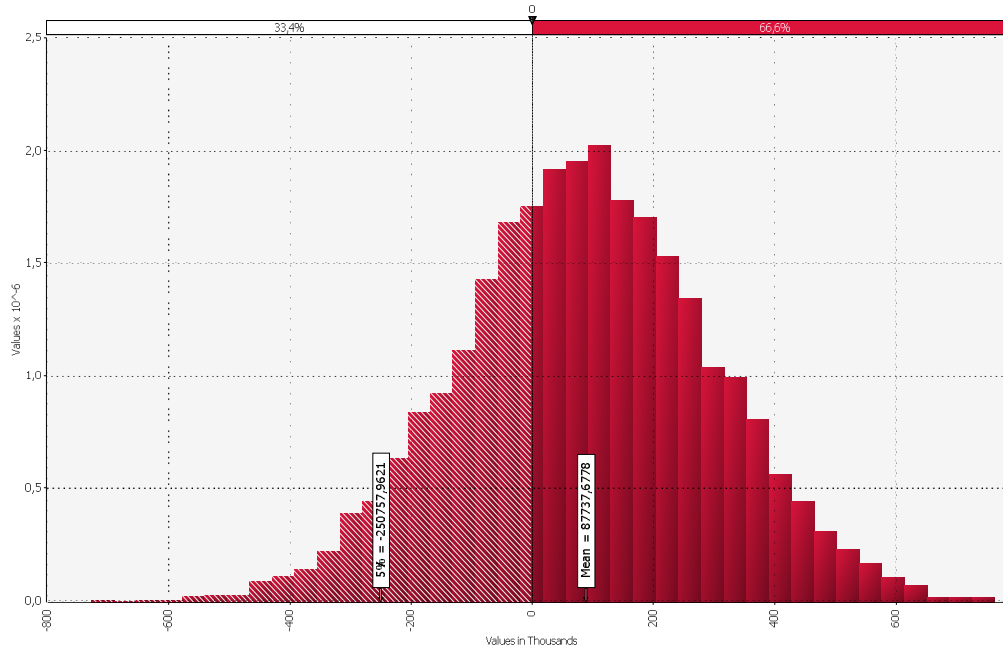
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 14: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 4T07 - COELCE



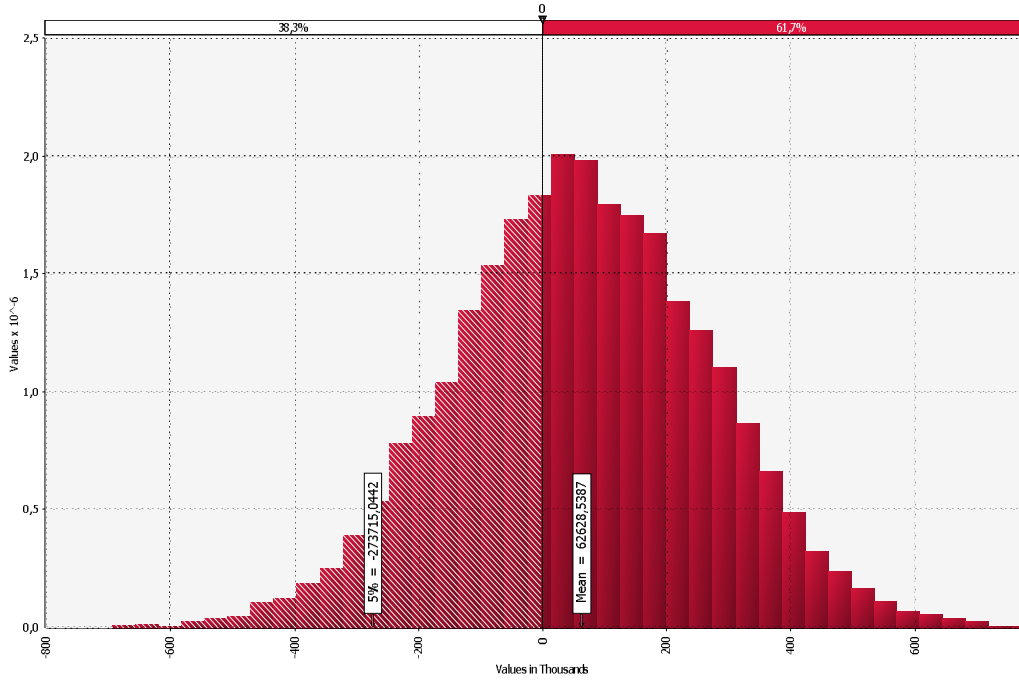
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 15: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 1T08 - COELCE



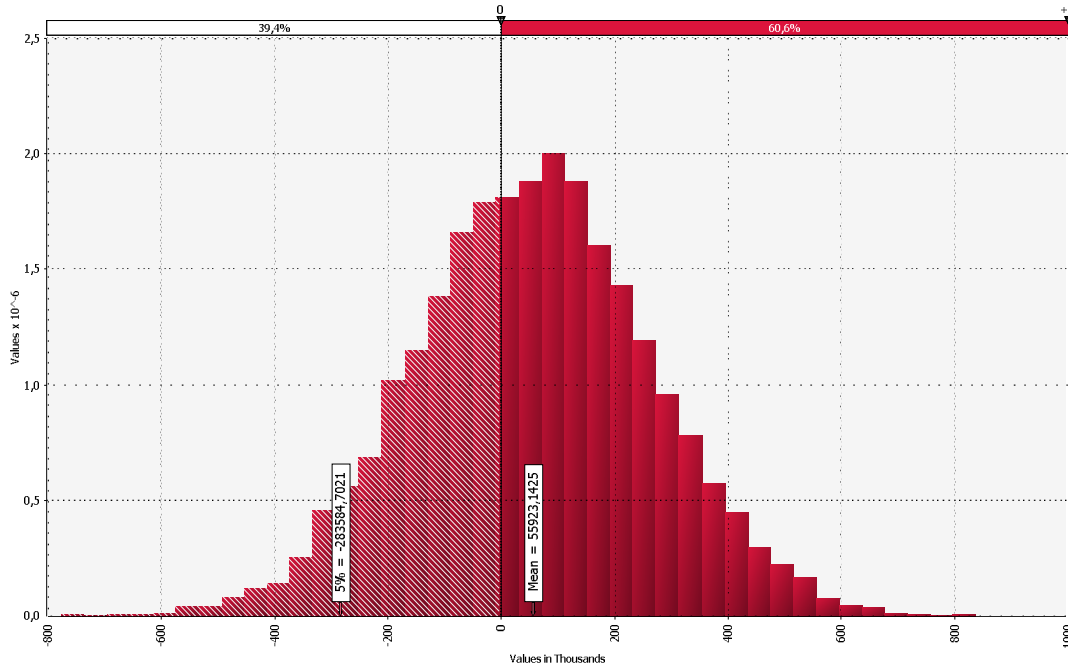
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 16: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 2T08 - COELCE



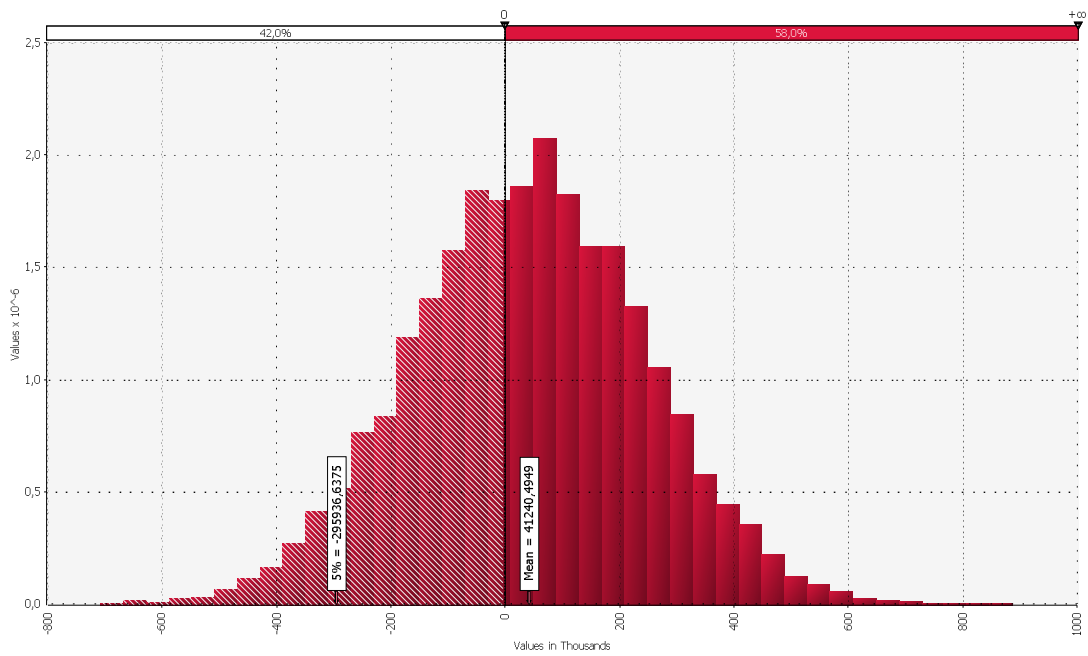
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 17: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 3T08 - COELCE



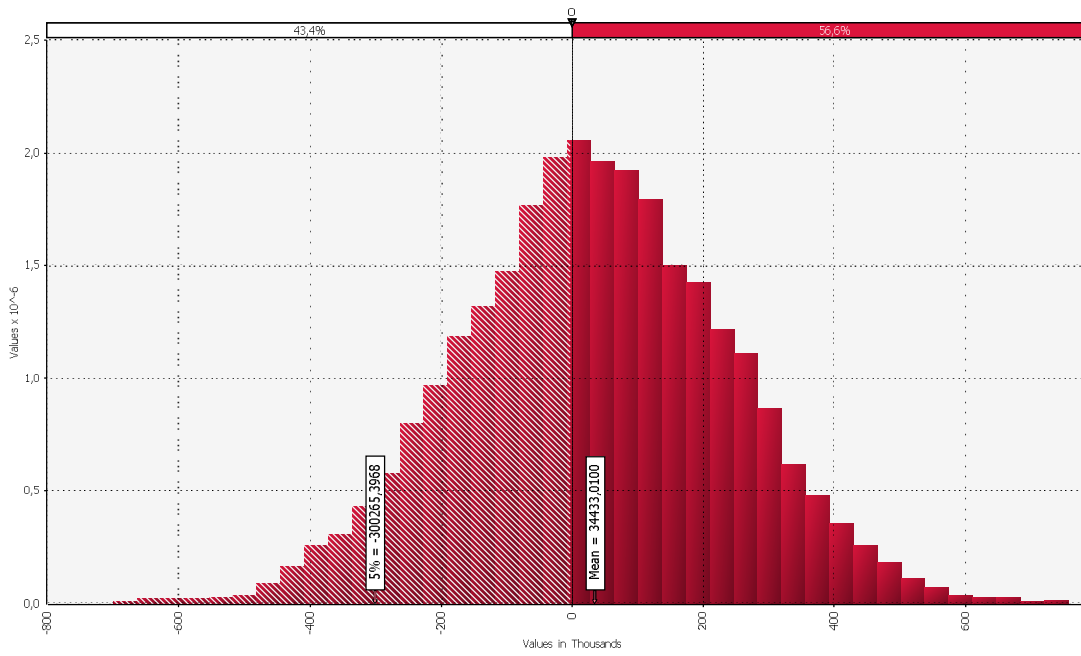
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 18: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 4T08 - COELCE



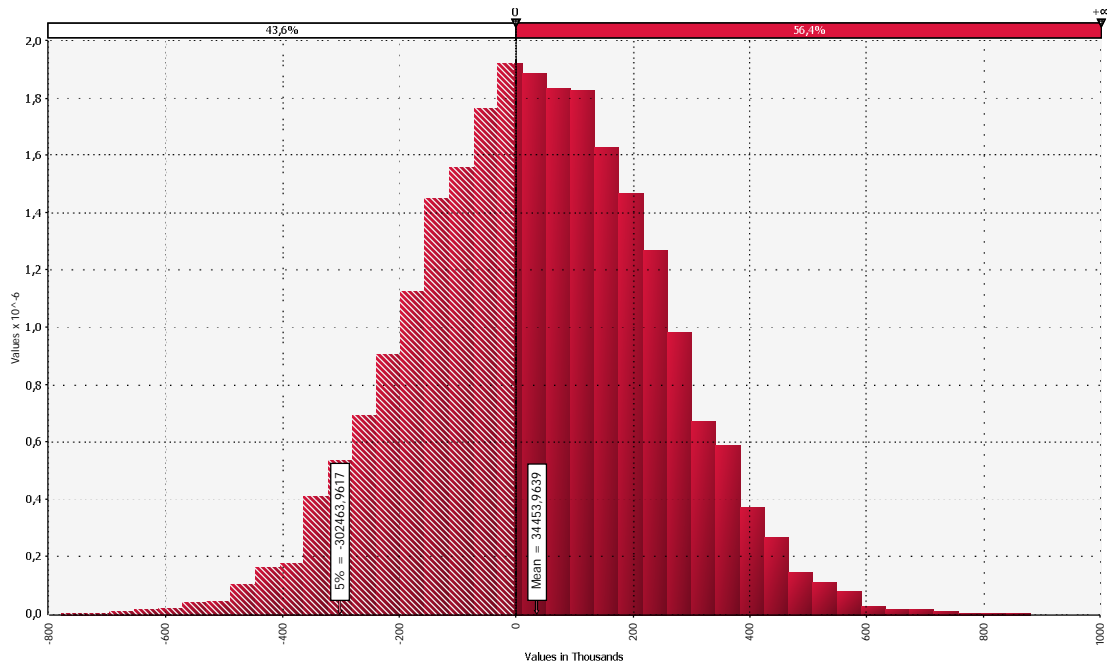
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 19: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 1T09 - COELCE



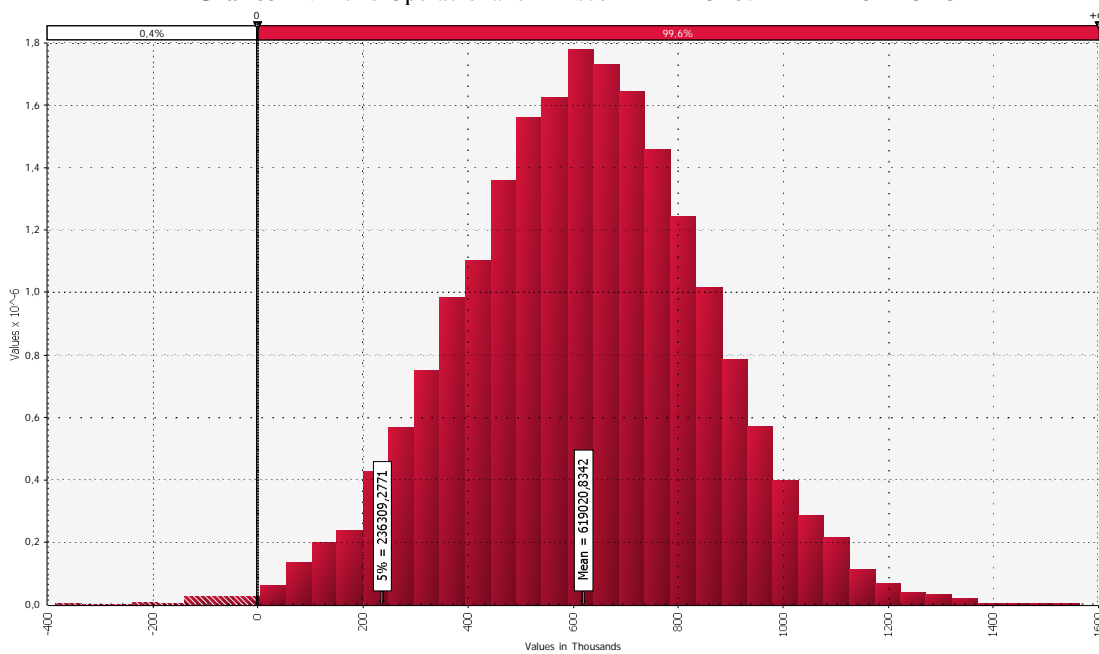
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 20: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 2T09 - COELCE



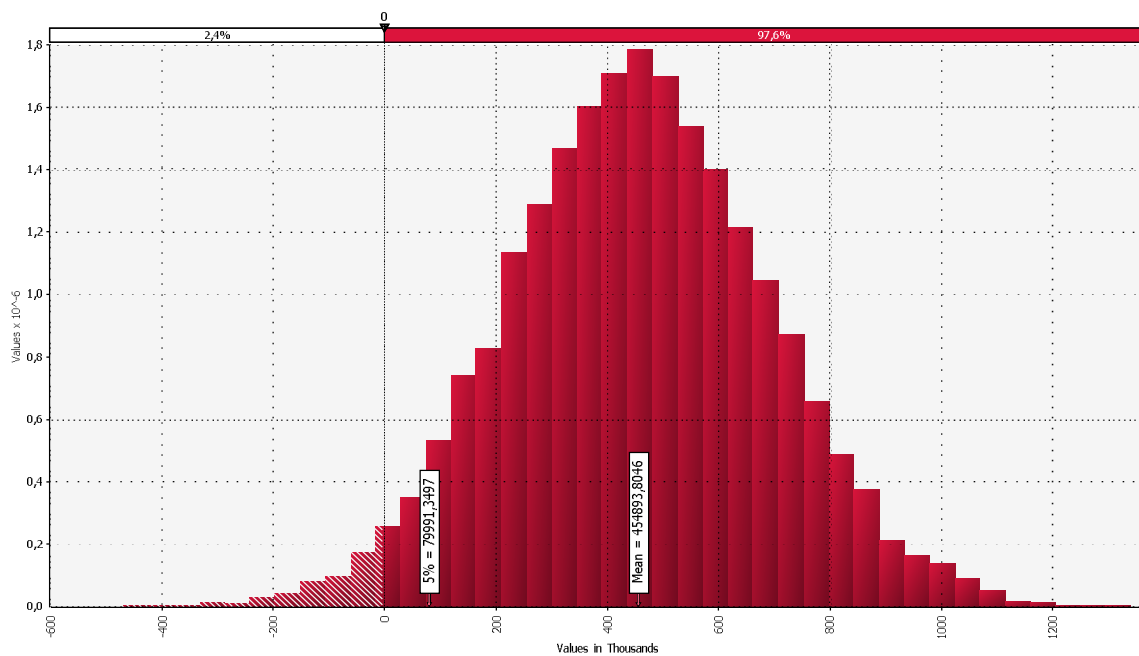
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 21: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 3T07 - ELETROPAULO



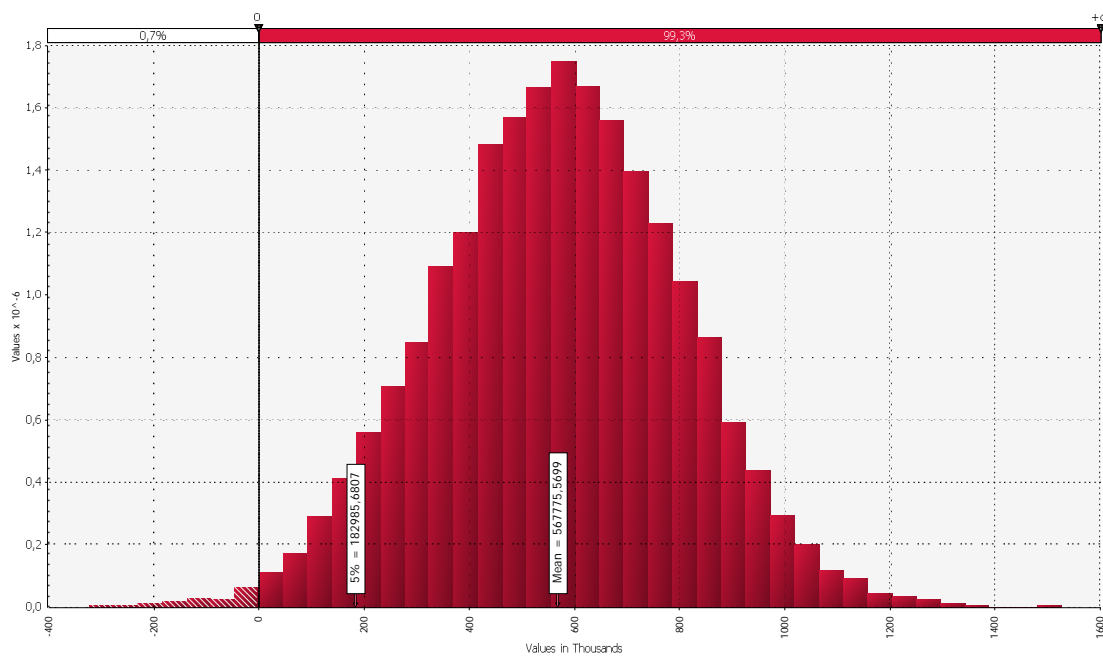
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 22: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 4T07 - ELETROPAULO



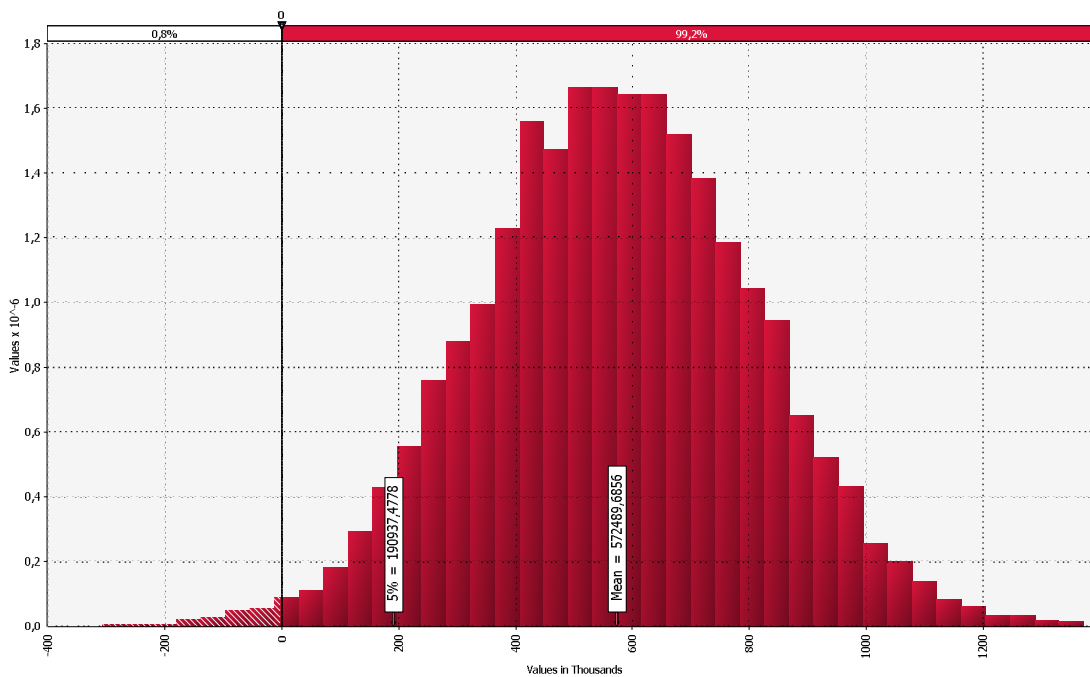
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 23: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 1T08 - ELETROPAULO



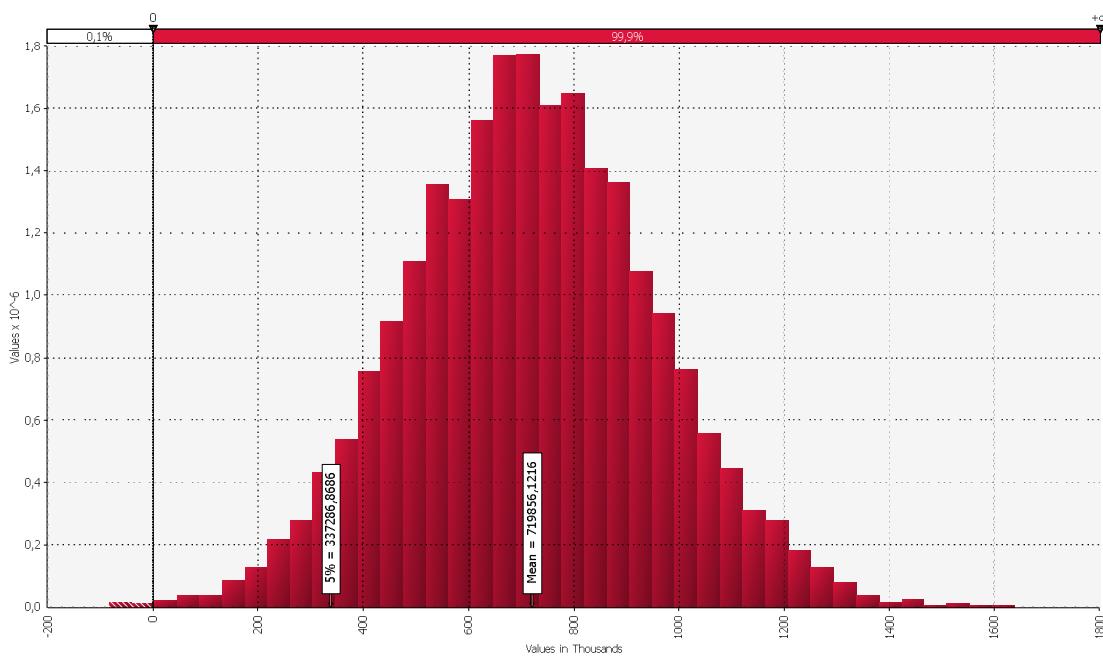
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 24: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 2T08 – ELETROPAULO



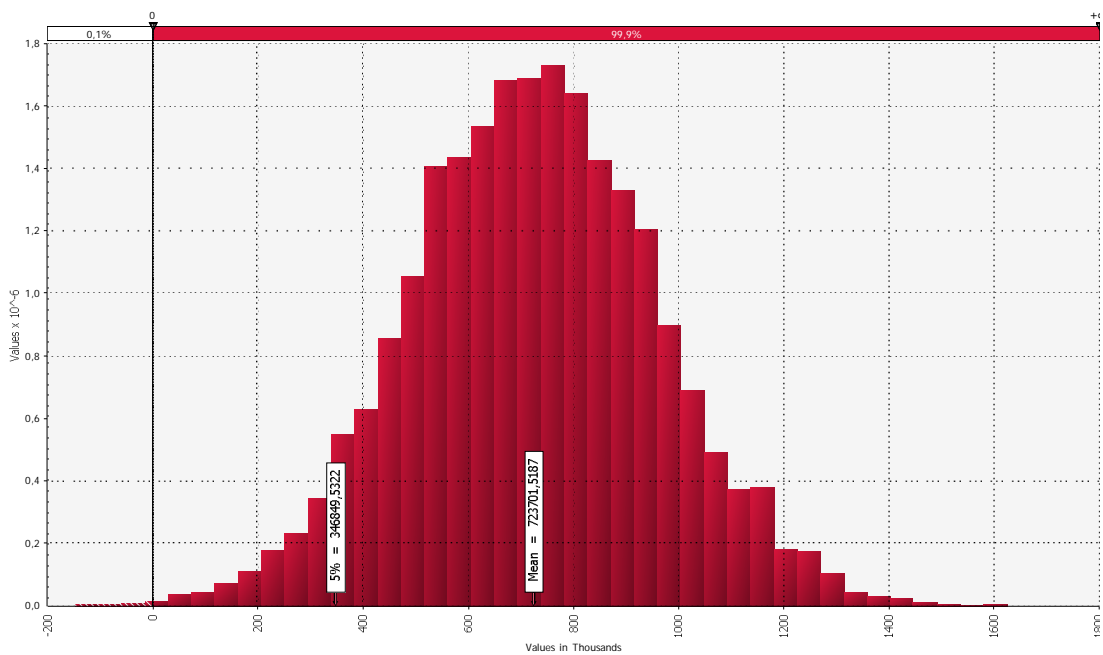
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 25: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 3T08 - ELETROPAULO



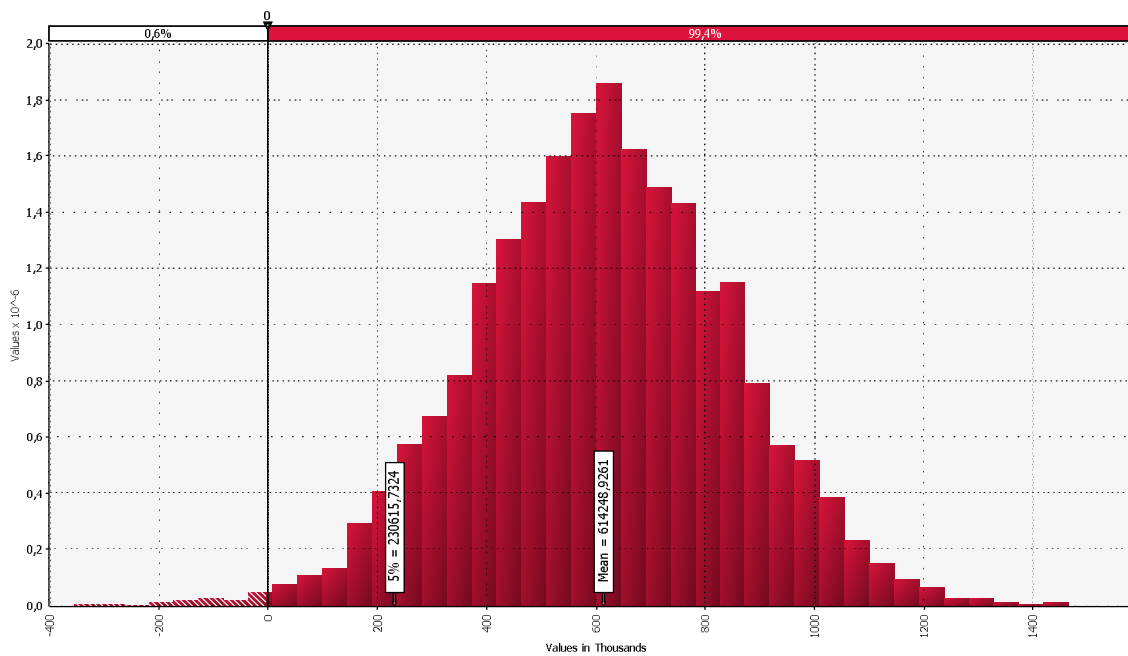
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 26: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 4T08 – ELETROPAULO



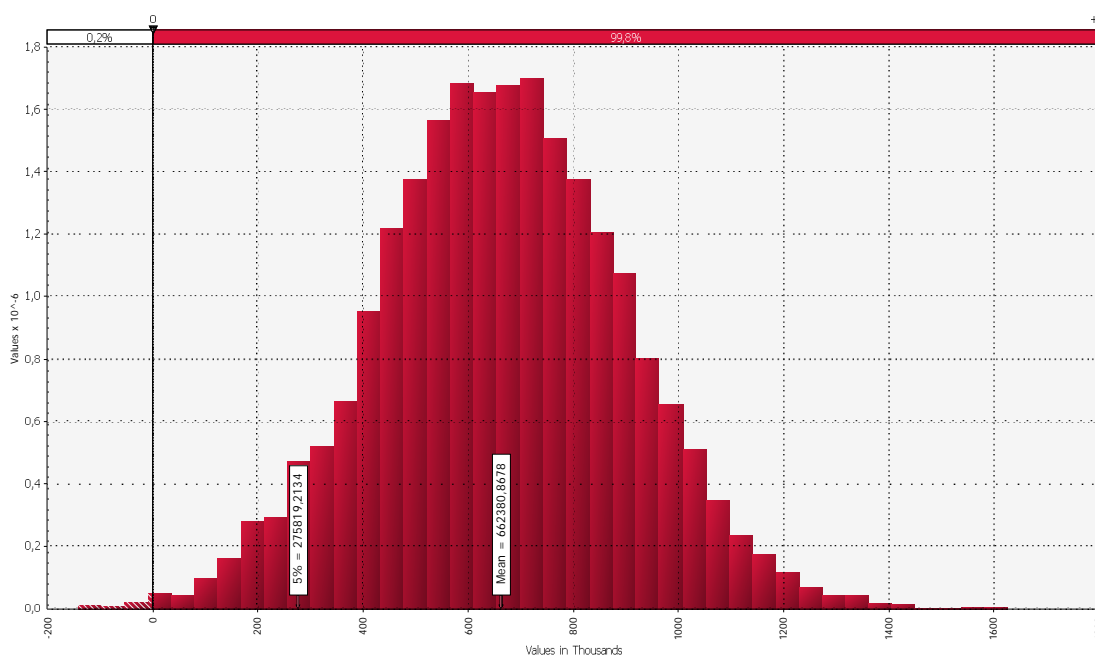
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 27: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 1T09 – ELETROPAULO



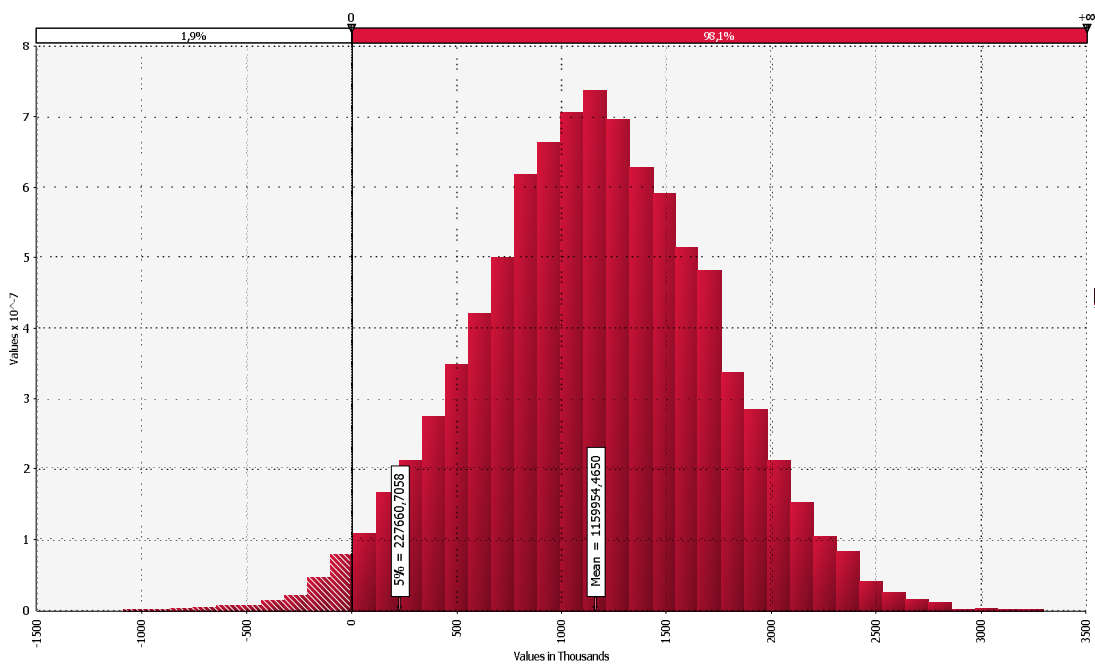
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 28: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 2T09 -ELETROPAULO



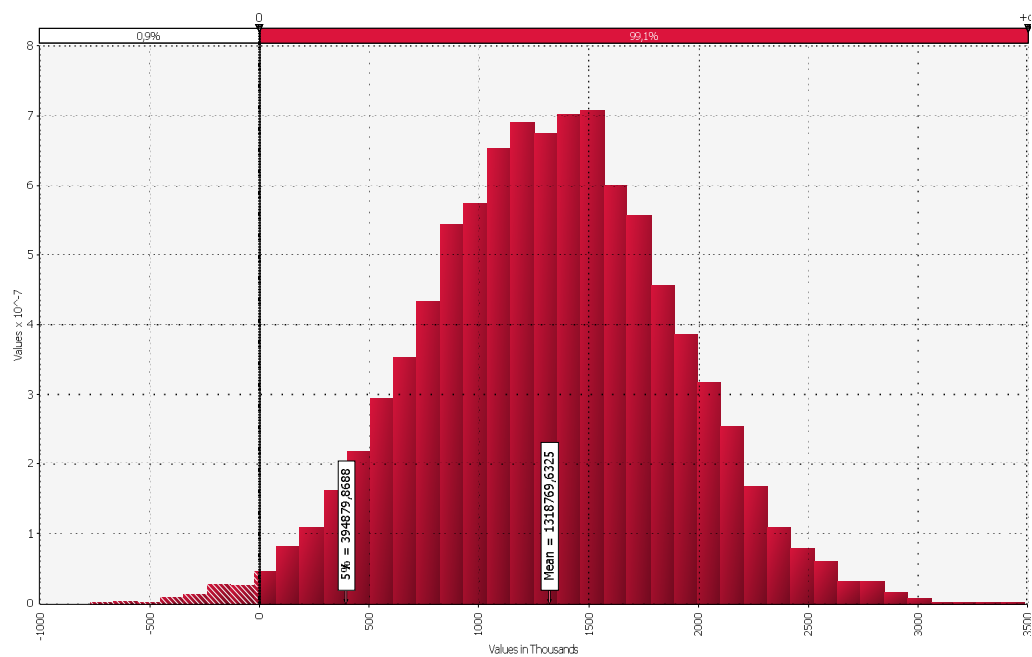
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 29: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 3T07 – CEMIG



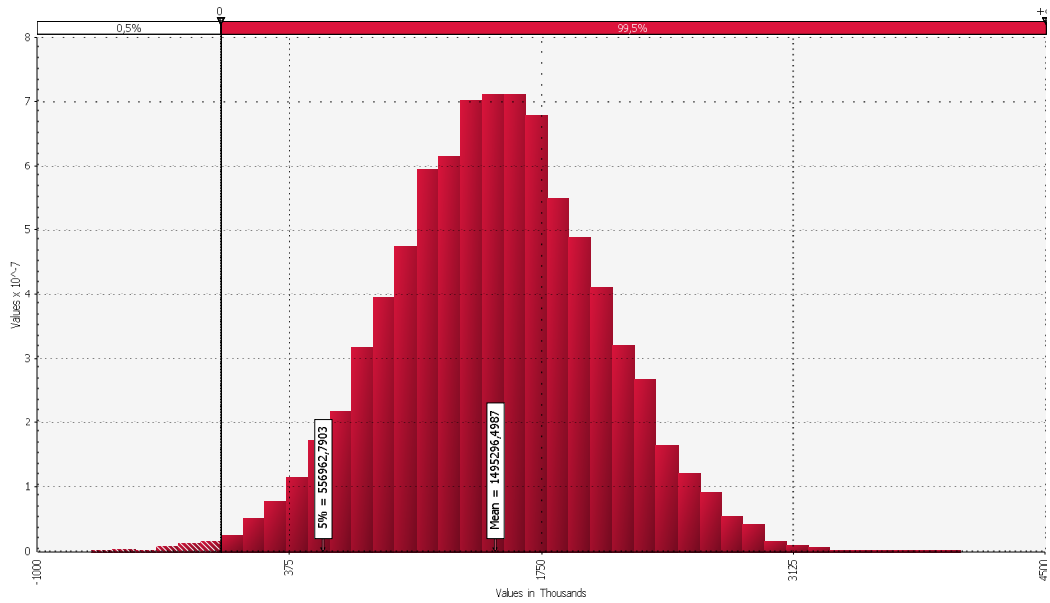
Fonte: Resulta Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 30: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 4T07 – CEMIG



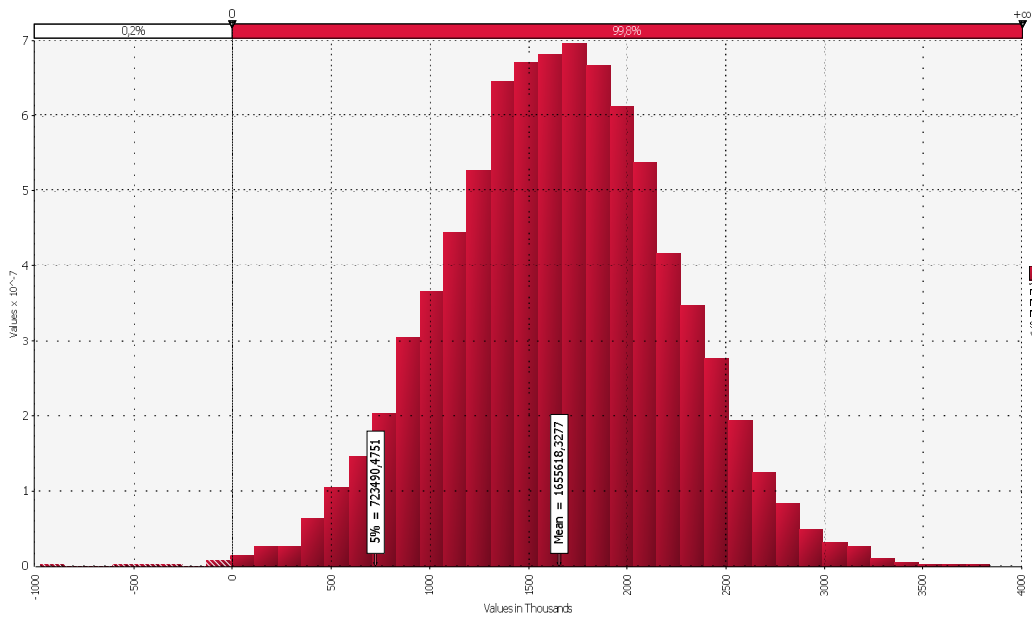
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 31: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 1T08 – CEMIG



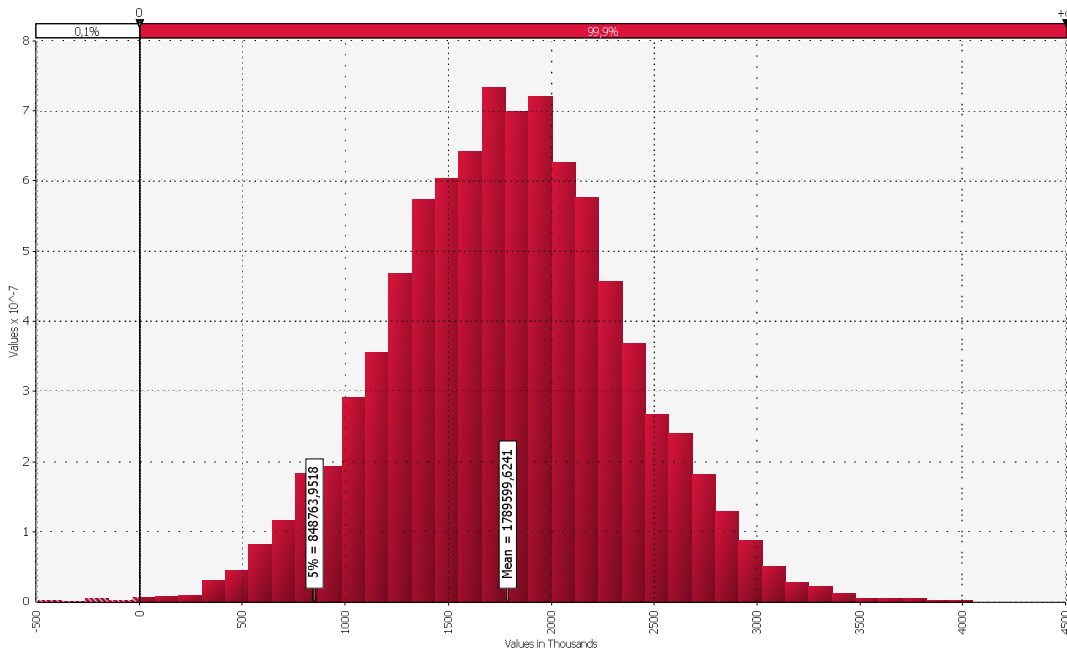
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 32: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 2T08 – CEMIG



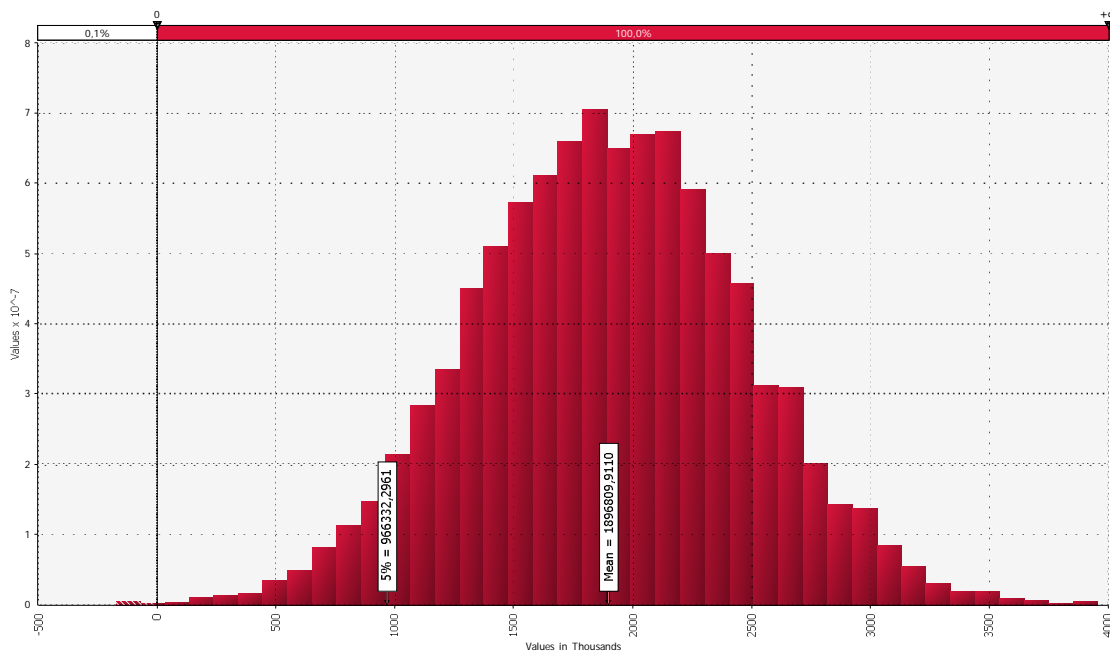
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 33: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 3T08 – CEMIG



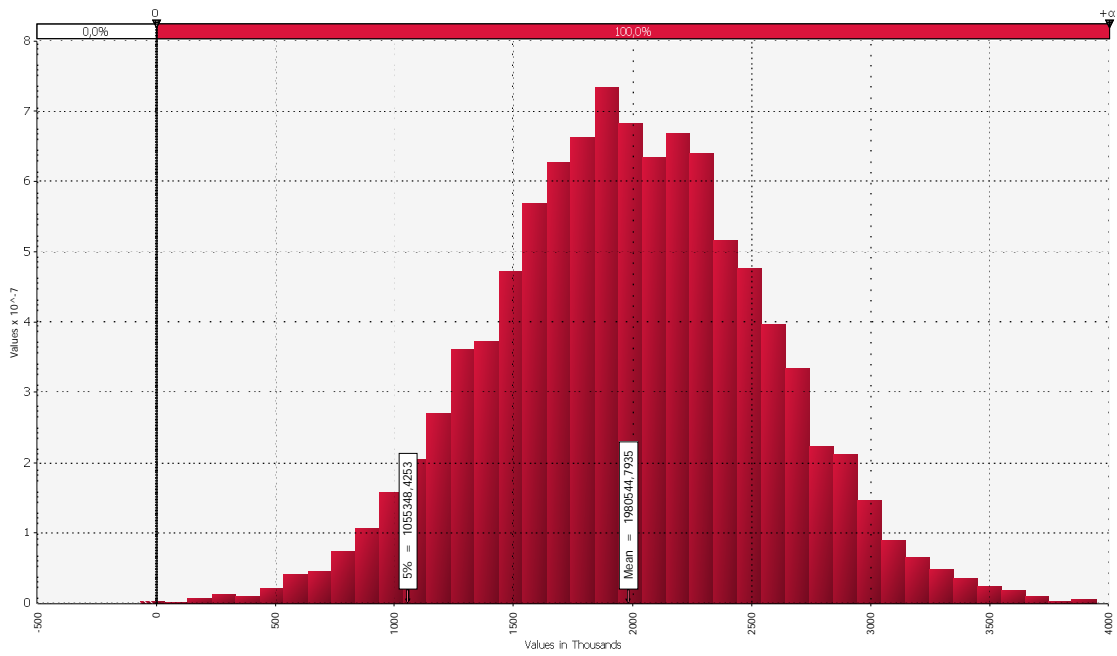
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 34: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 4T08 – CEMIG



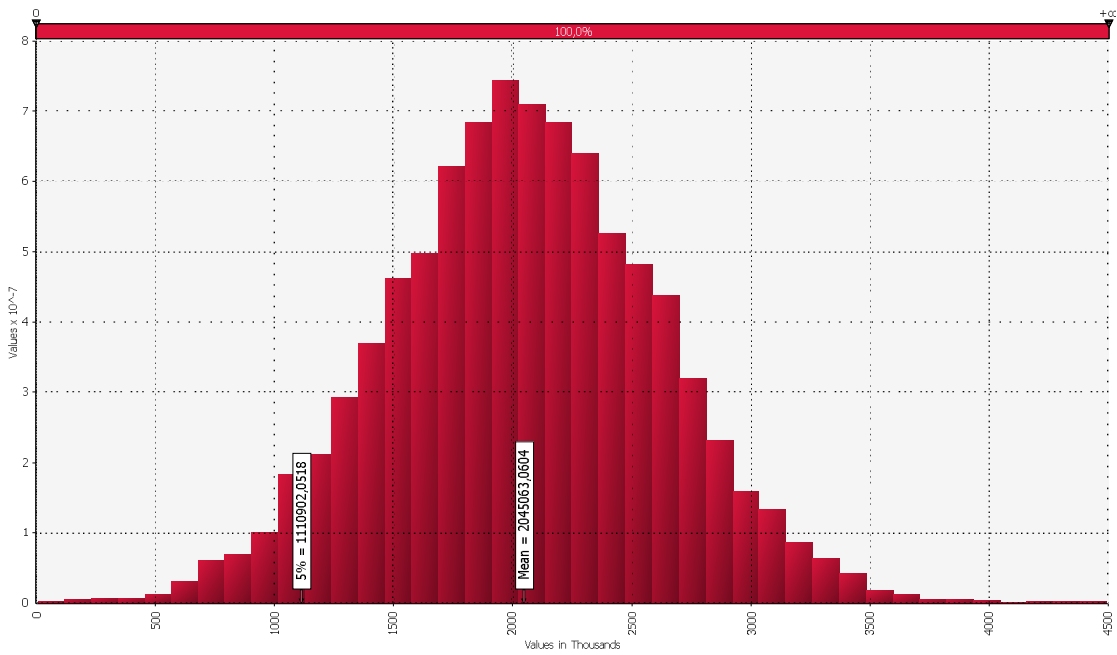
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 35: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 1T09 – CEMIG



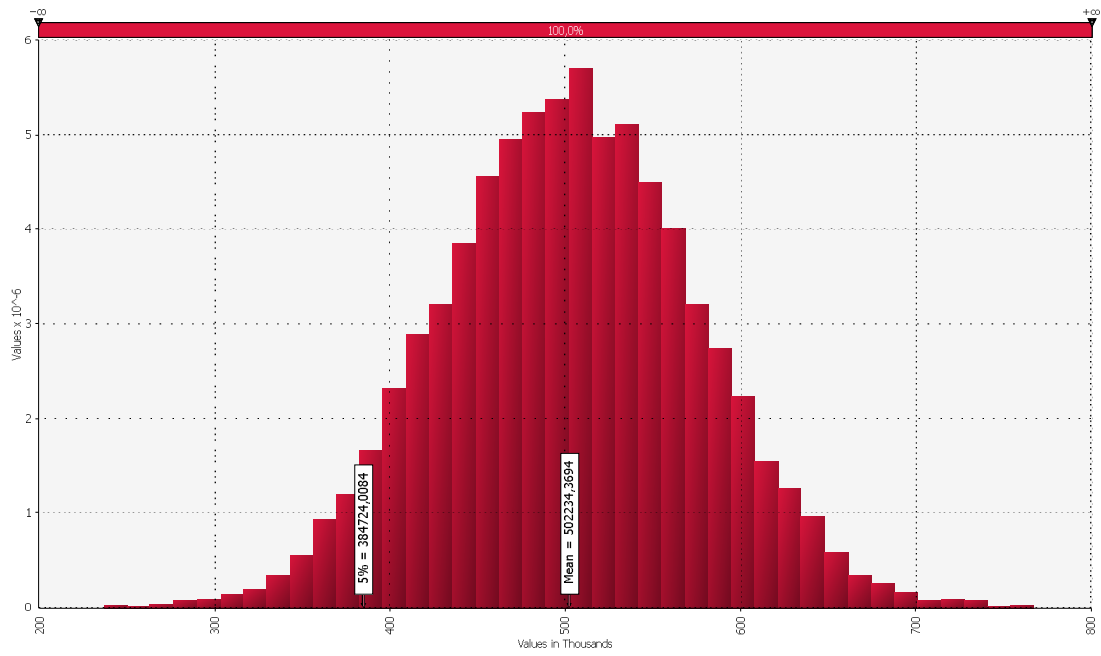
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 36: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 2T09 – CEMIG



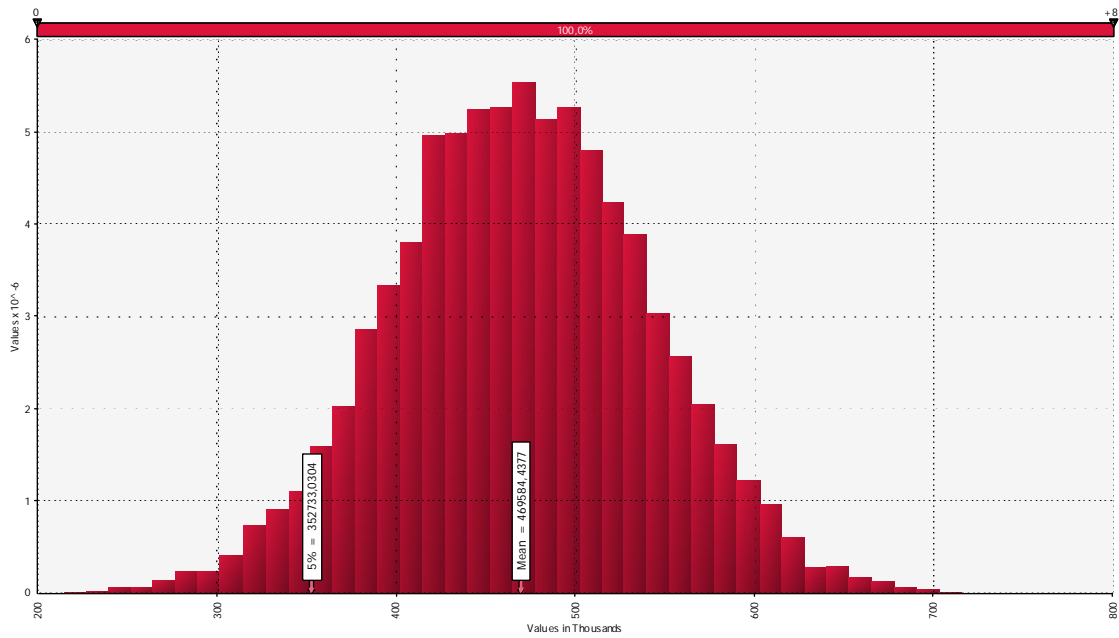
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 37: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 3T07 – COPEL



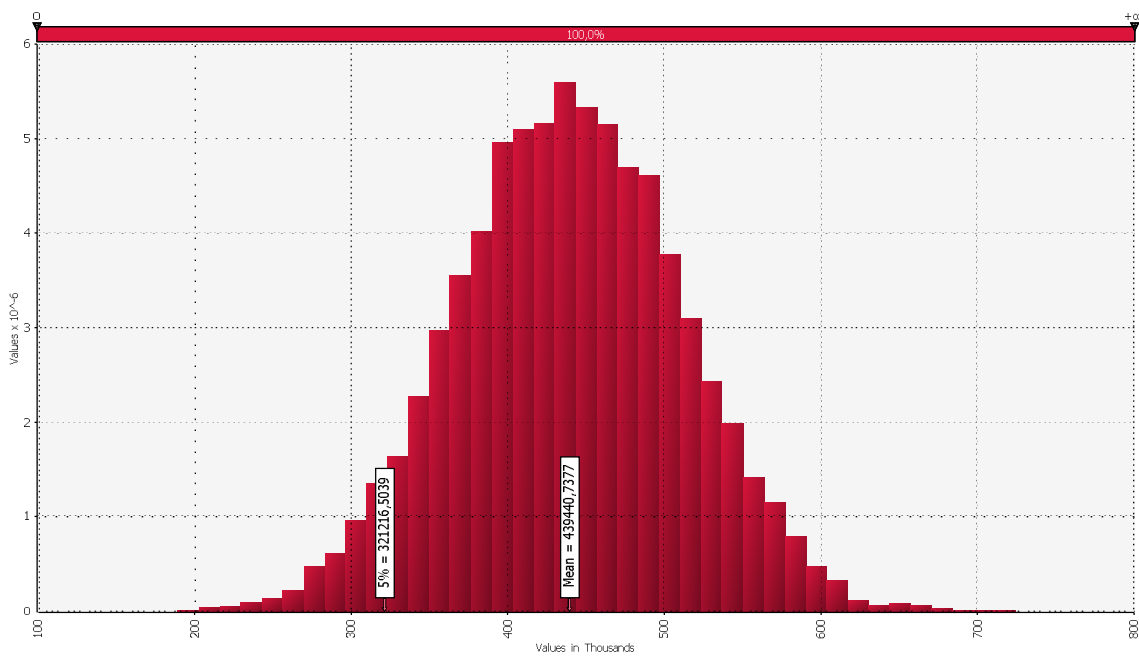
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 38: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 4T07 – COPEL



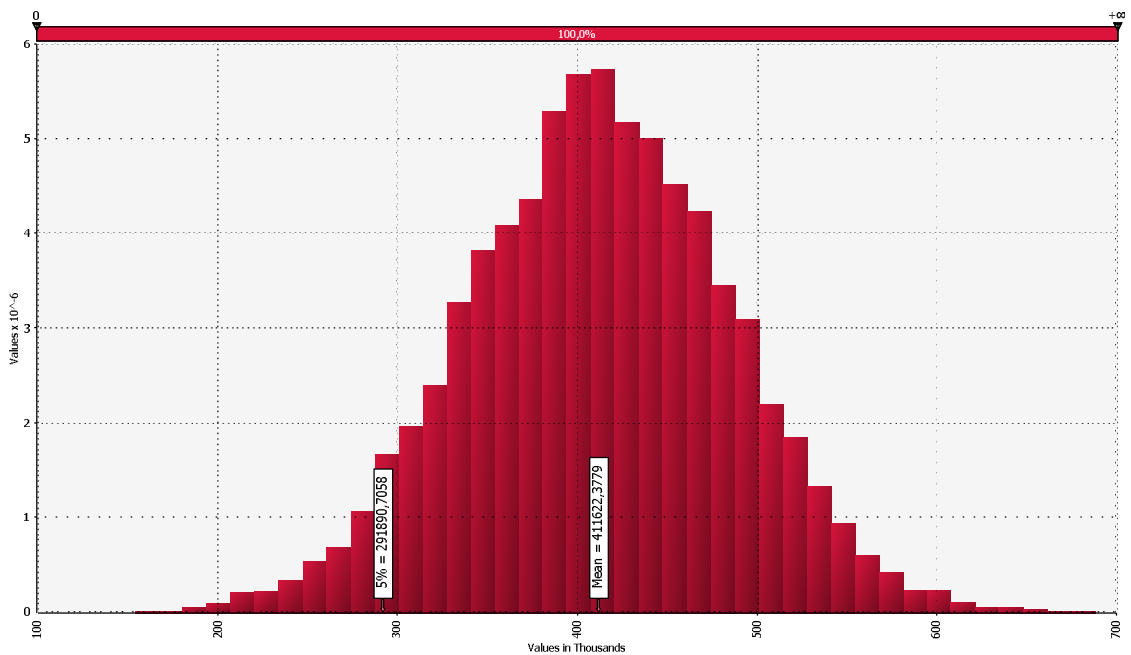
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 39: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 1T08 – COPEL



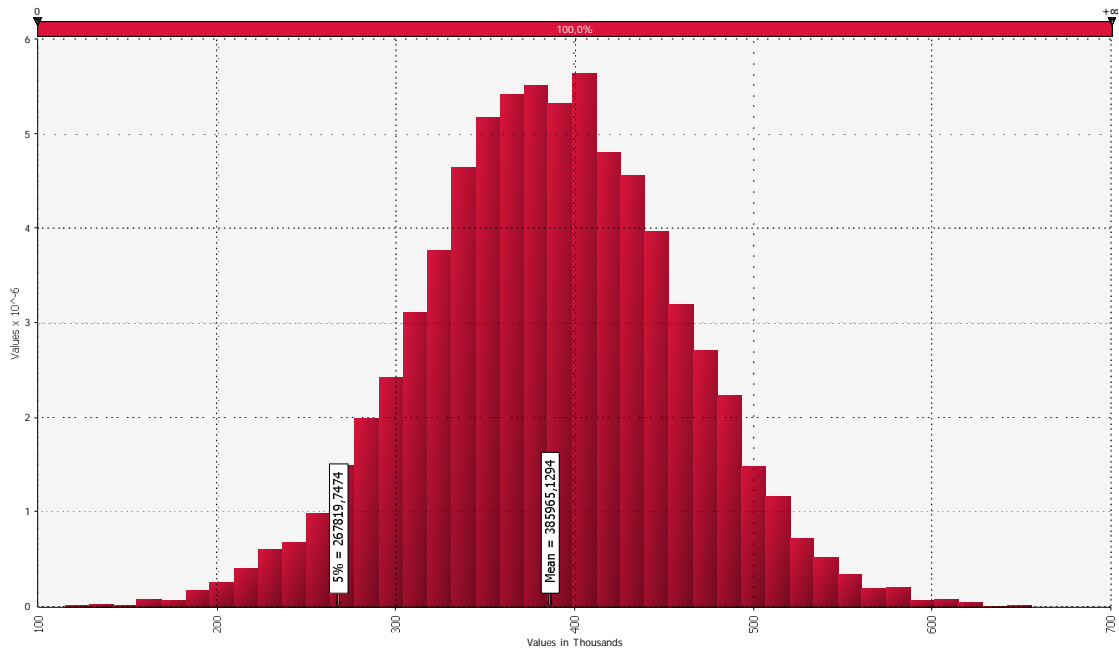
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 40: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 2T08 – COPEL



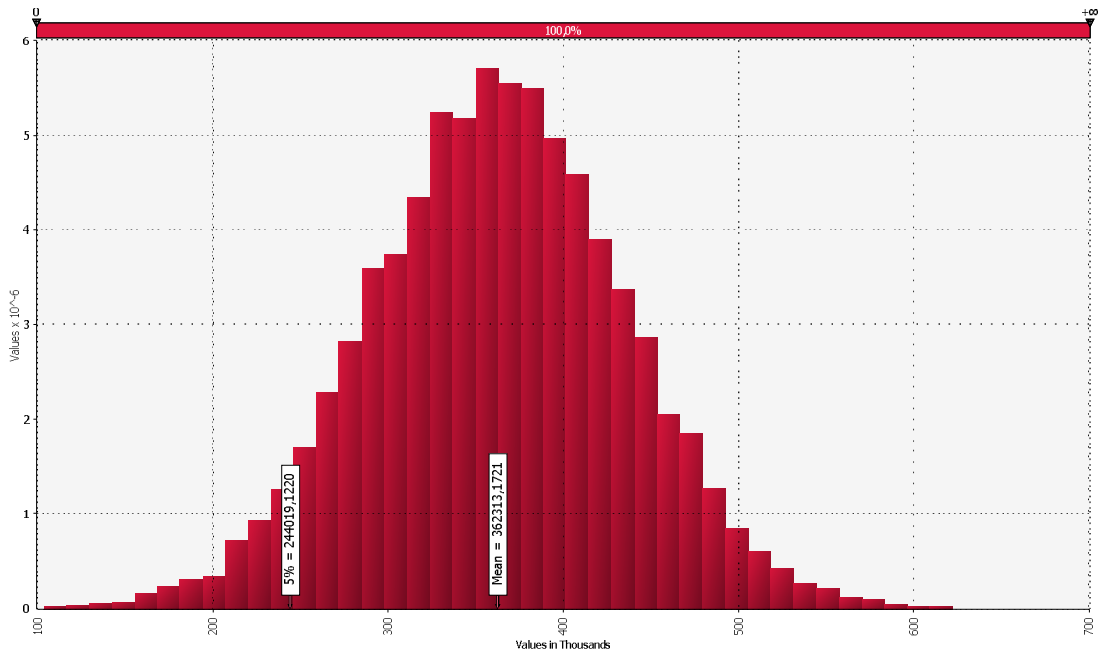
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 41: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 3T08 – COPEL



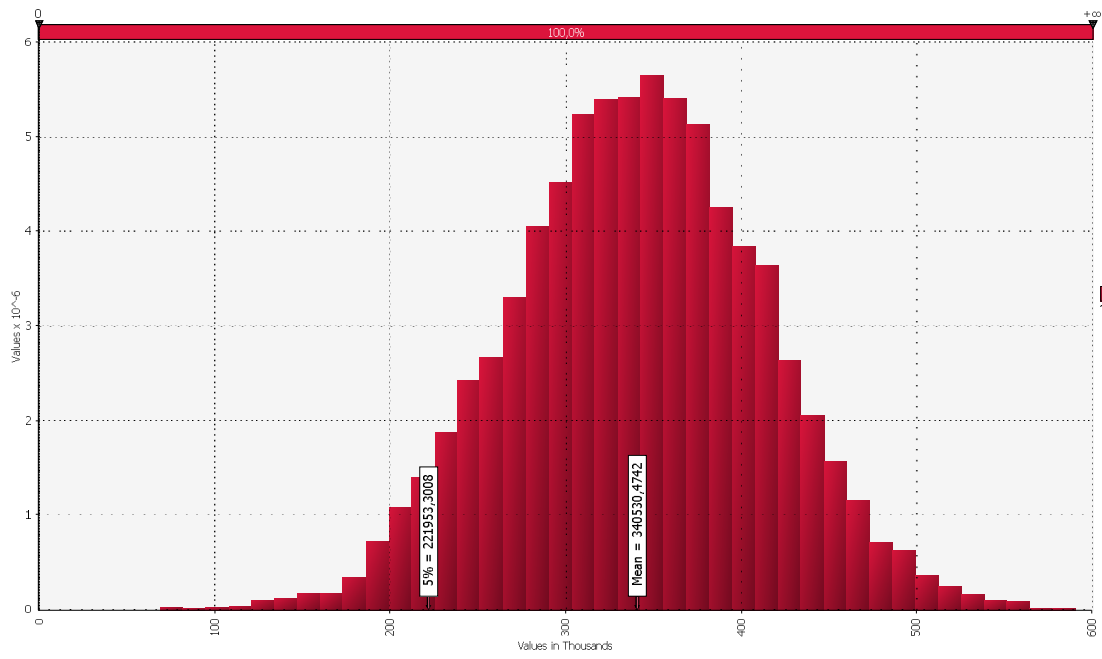
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 42: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 4T08 – COPEL



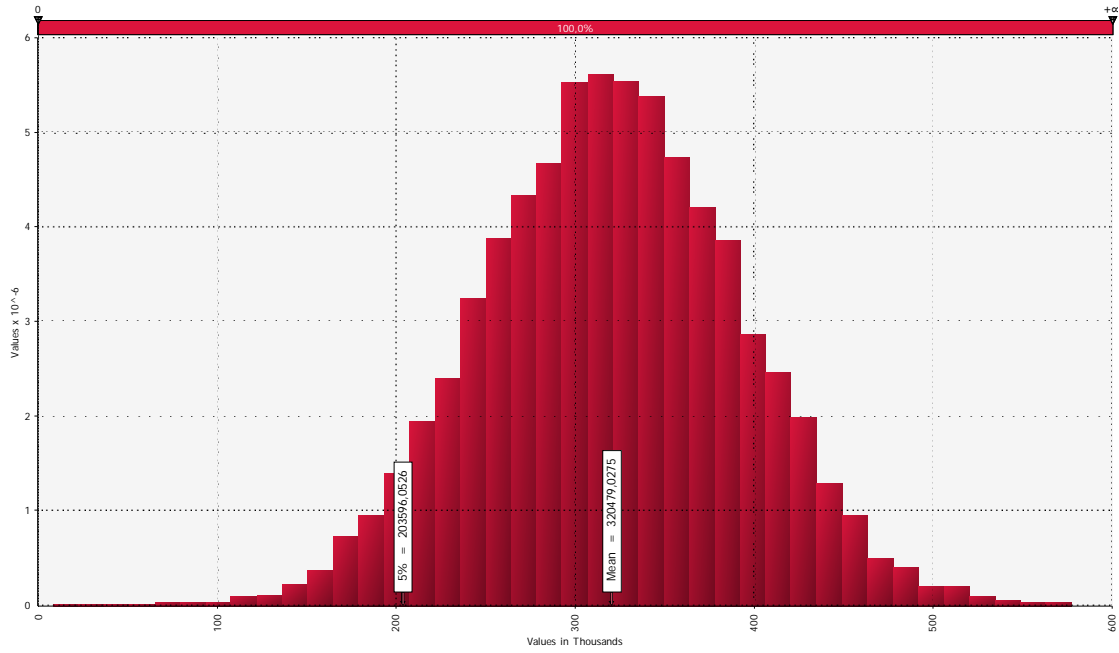
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 43: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 1T09 – COPEL



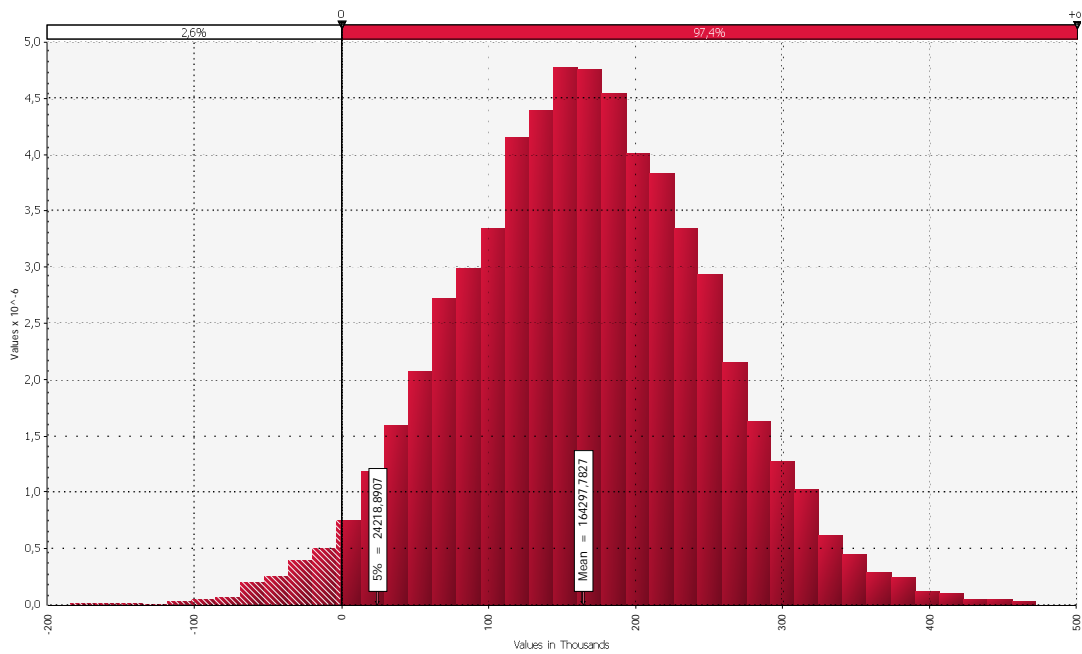
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 44: Fluxo Operacional em Risco ARIMA 2T09 – COPEL



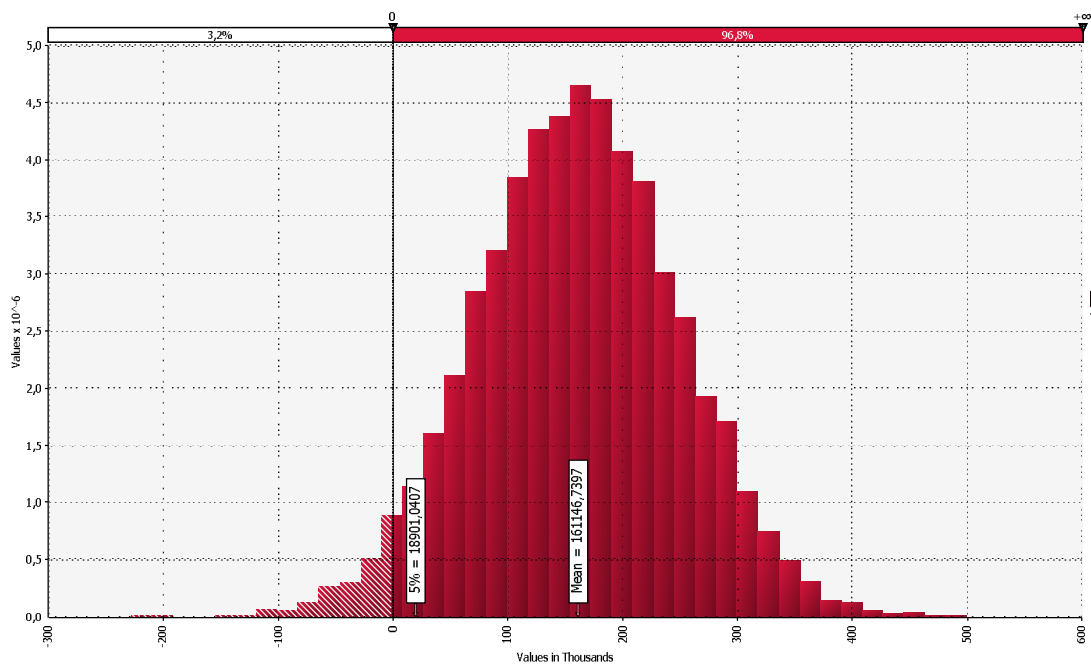
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 45: Fluxo Operacional em Risco VAR 3T07 - CELESC



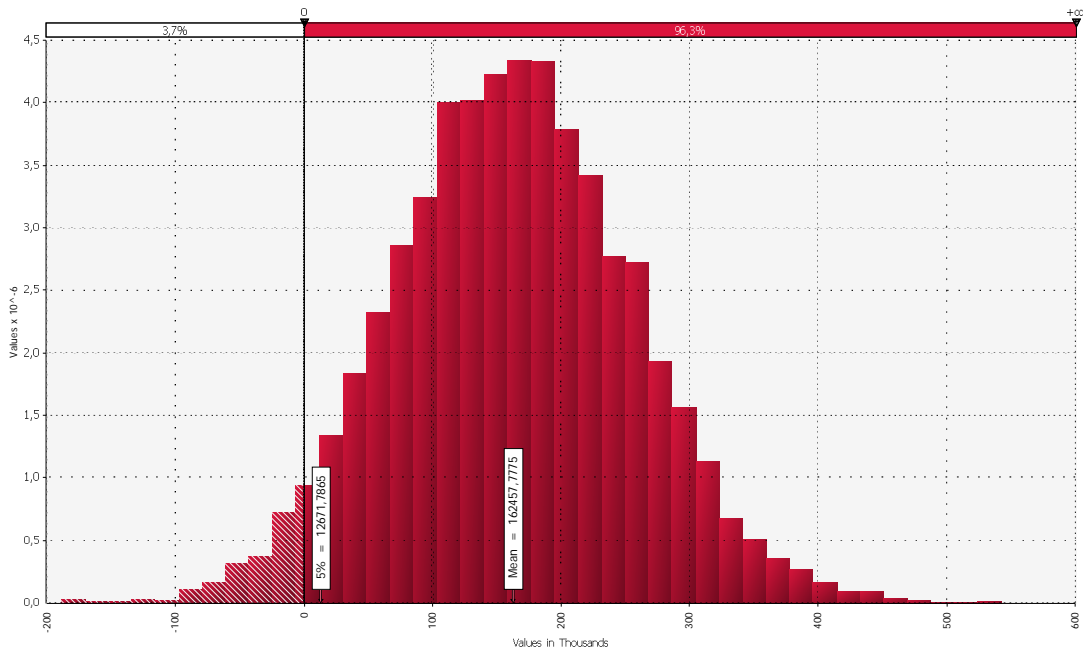
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 46: Fluxo Operacional em Risco VAR 4T07 - CELESC



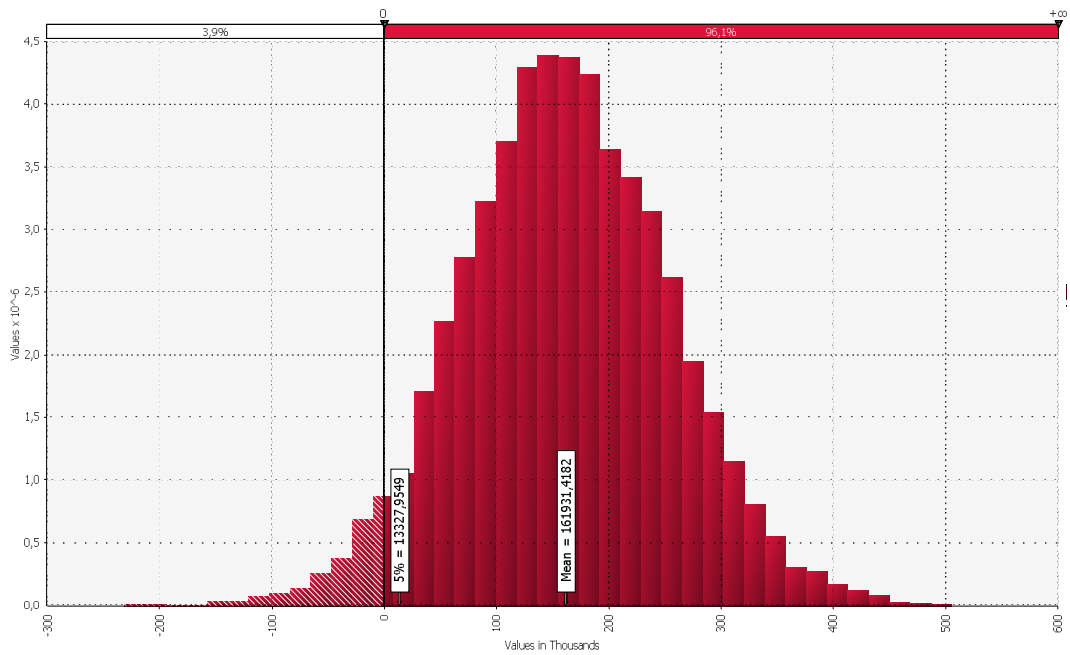
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 47: Fluxo Operacional em Risco VAR 1T08 – CELESC



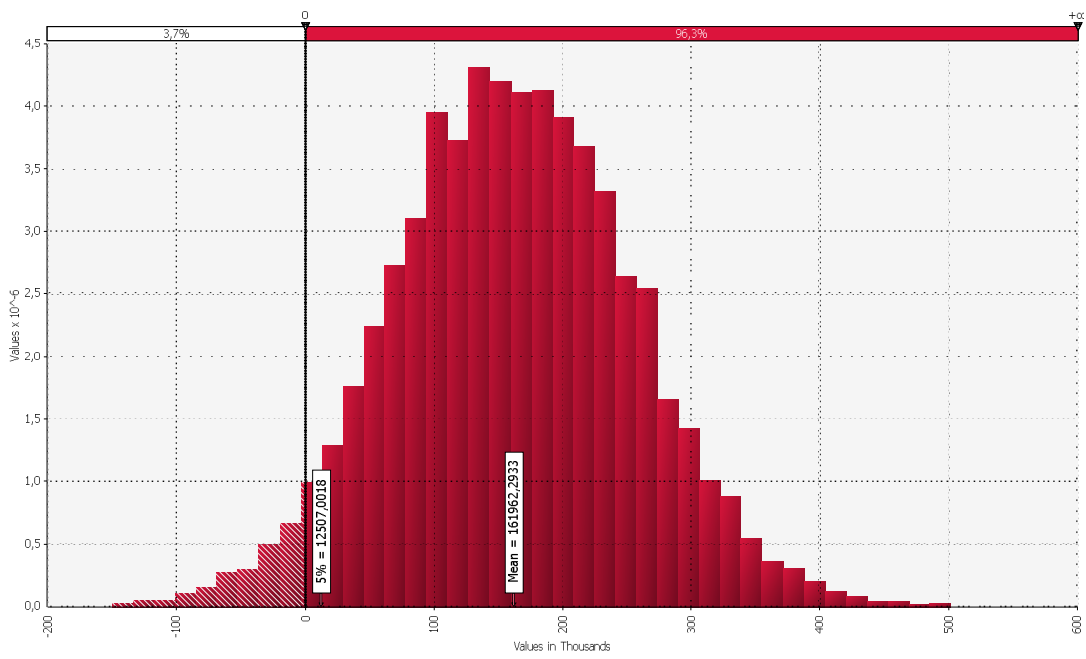
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 48: Fluxo Operacional em Risco VAR 2T08 – CELESC



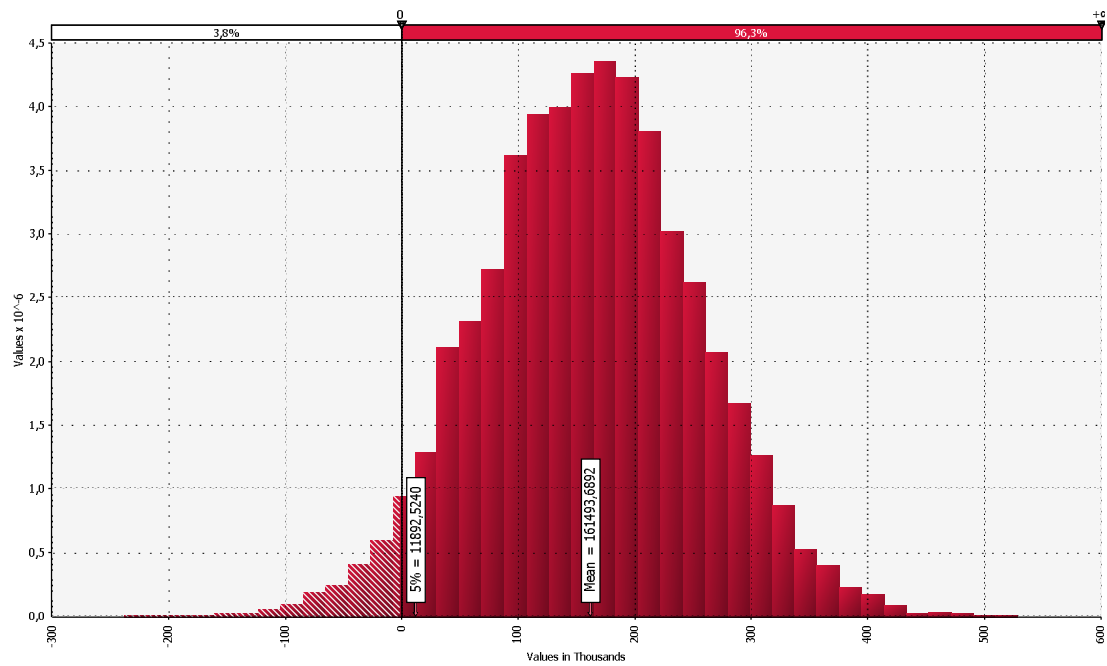
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 49: Fluxo Operacional em Risco VAR 3T08 – CELESC



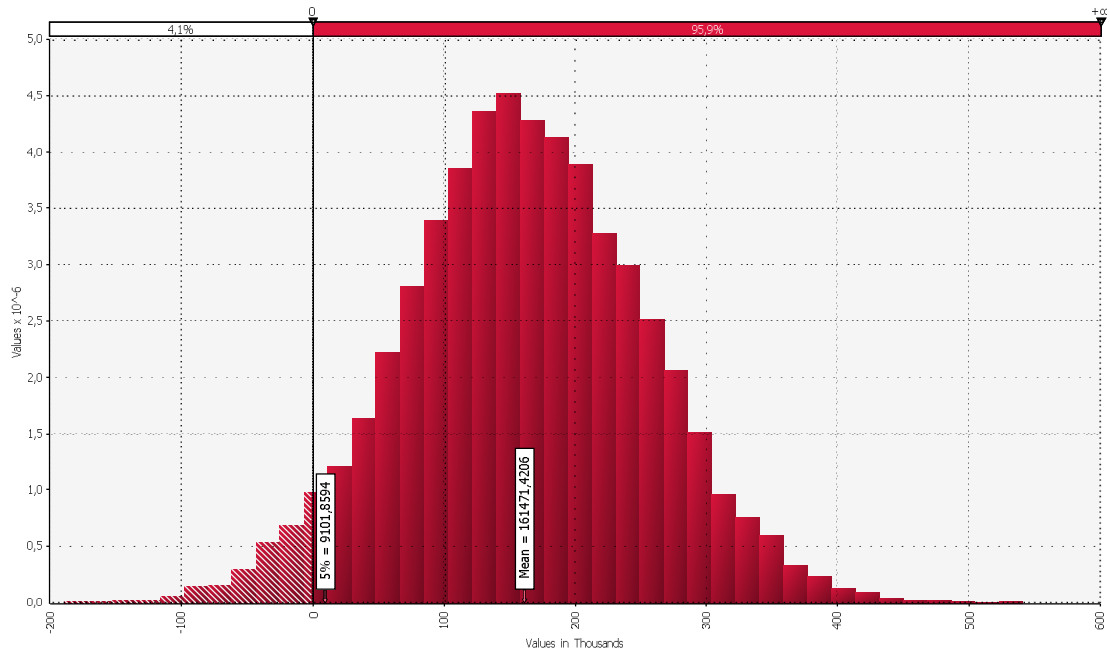
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 50: Fluxo Operacional em Risco VAR 4T08 – CELESC



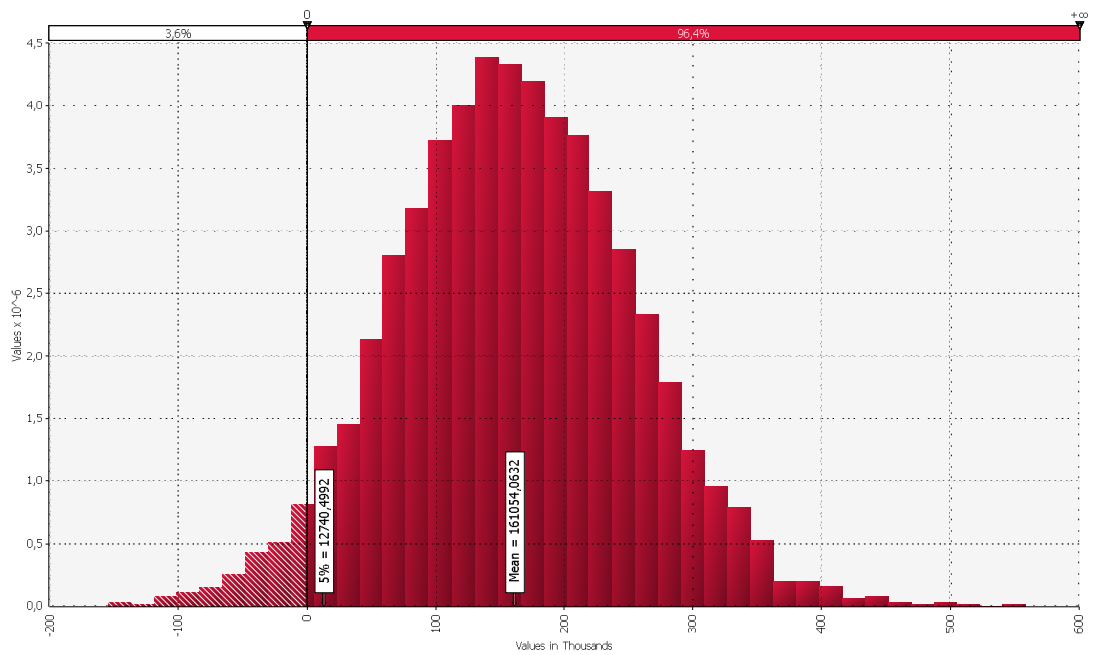
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 51: Fluxo Operacional em Risco VAR 1T09 – CELESC



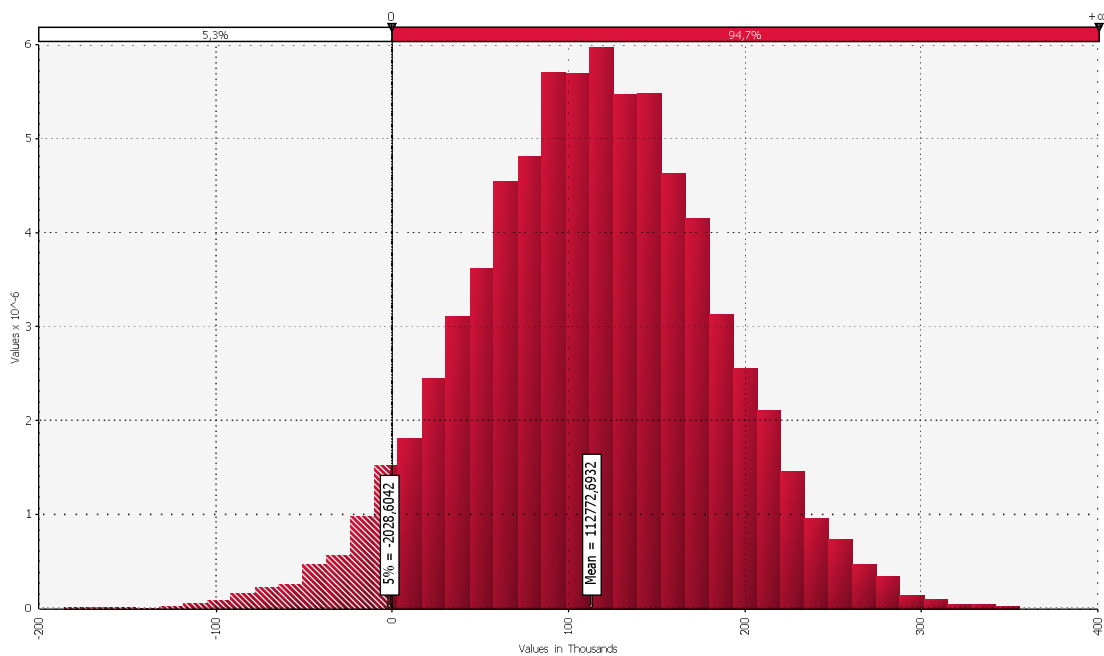
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 52: Fluxo Operacional em Risco VAR 2T09 - CELESC



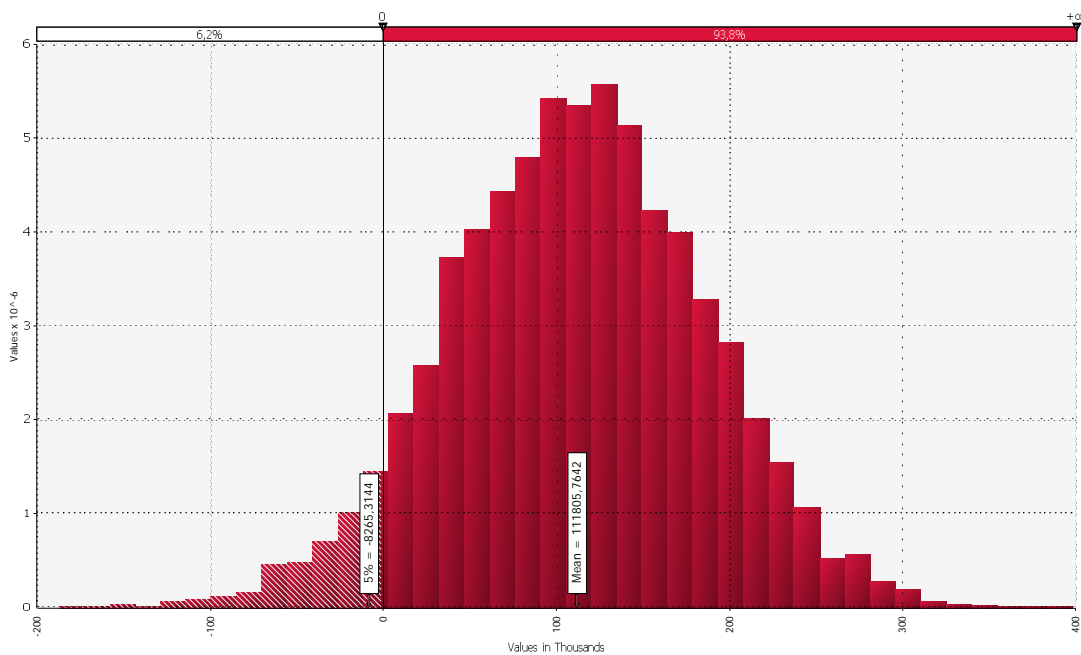
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 53: Fluxo Operacional em Risco VAR 3T07 – COELCE



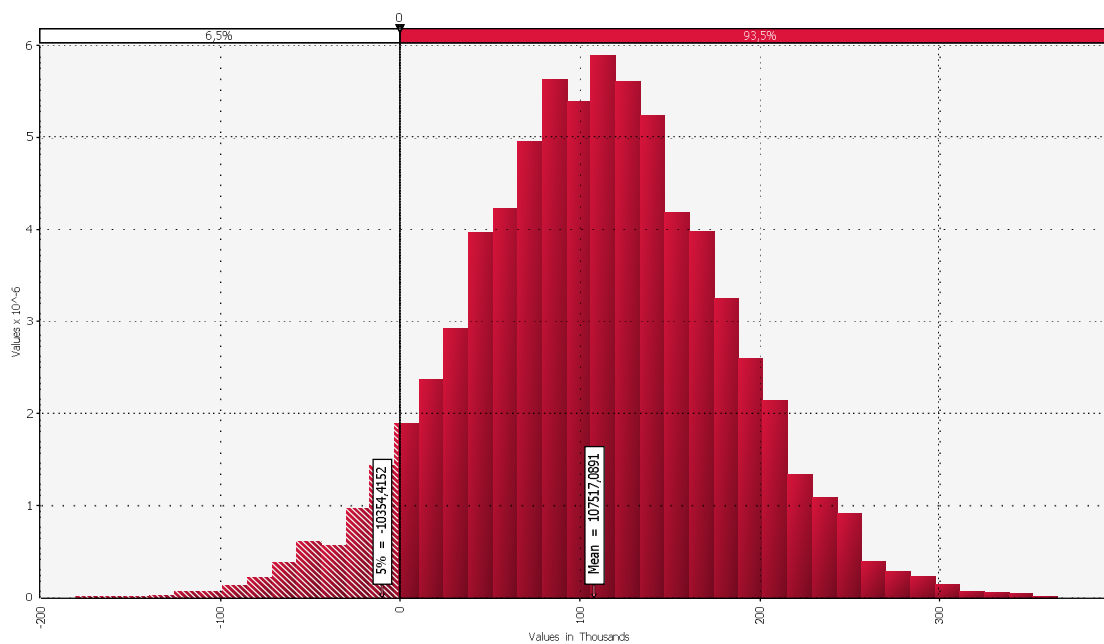
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 54: Fluxo Operacional em Risco VAR 4T07 - COELCE



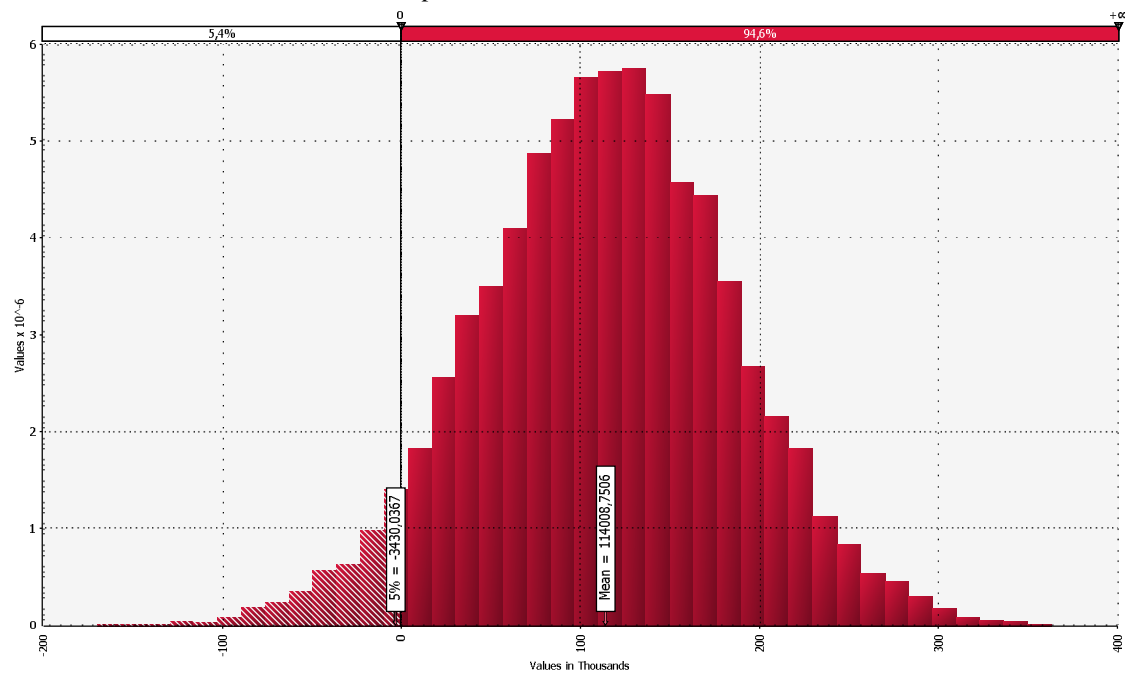
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 55: Fluxo Operacional em Risco VAR 1T08 – COELCE



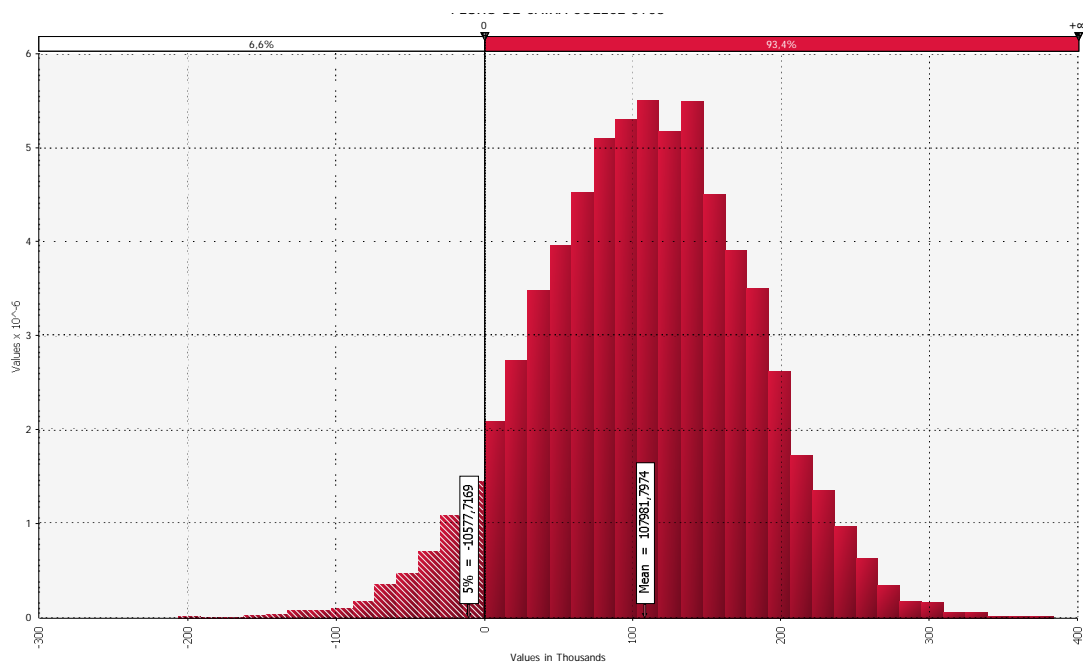
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 56: Fluxo Operacional em Risco VAR 2T08 - COELCE



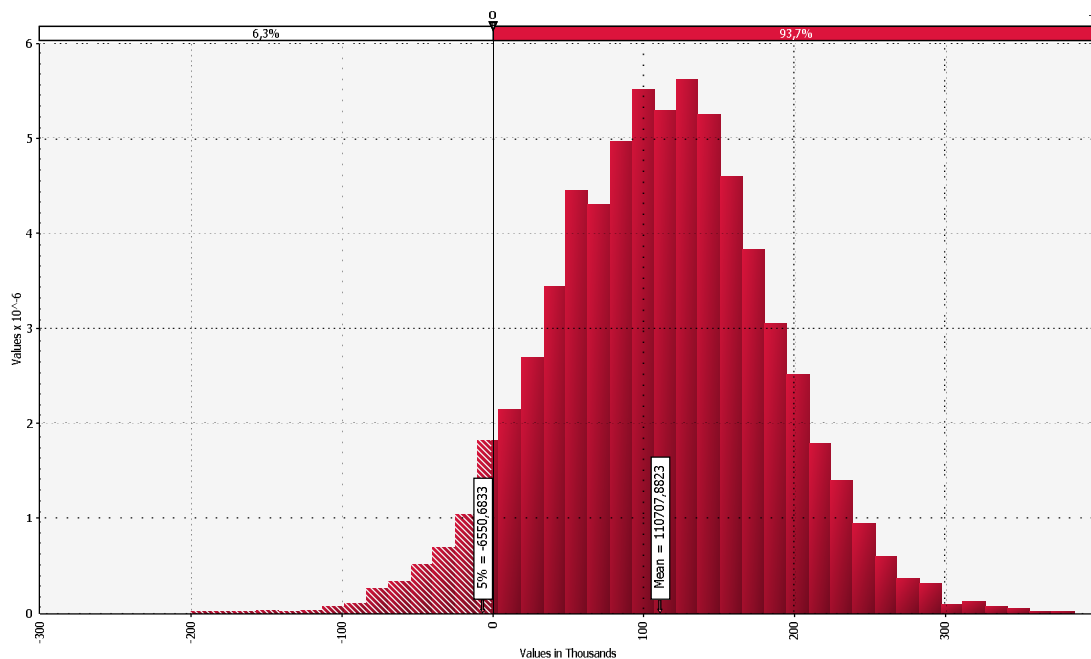
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 57: Fluxo Operacional em Risco VAR 3T08 - COELCE



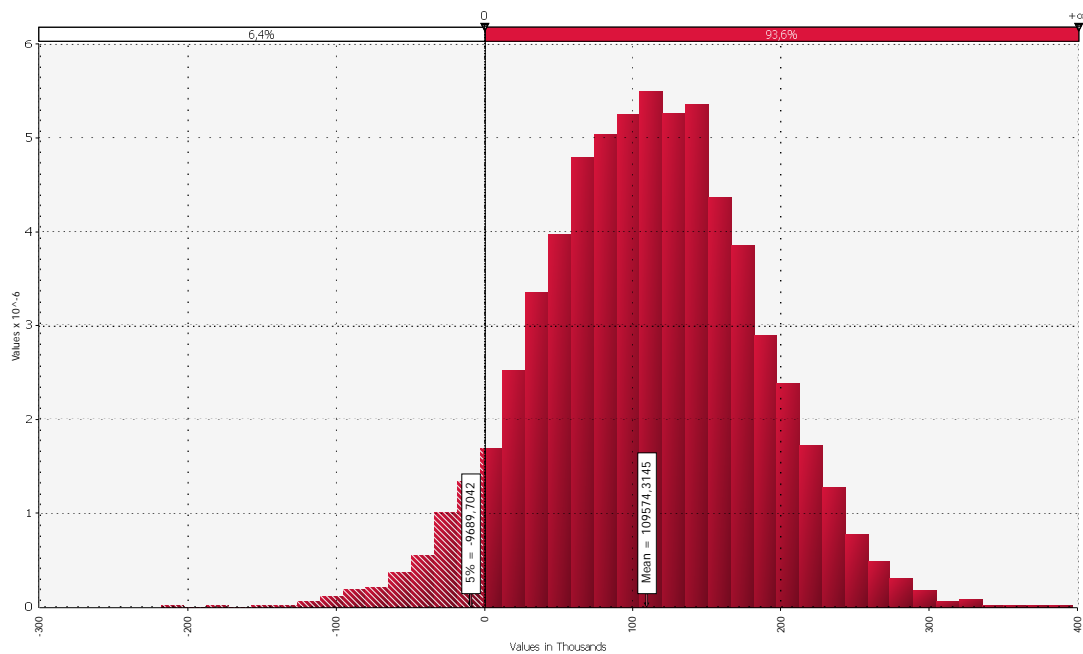
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 58: Fluxo Operacional em Risco VAR 4T08 - COELCE



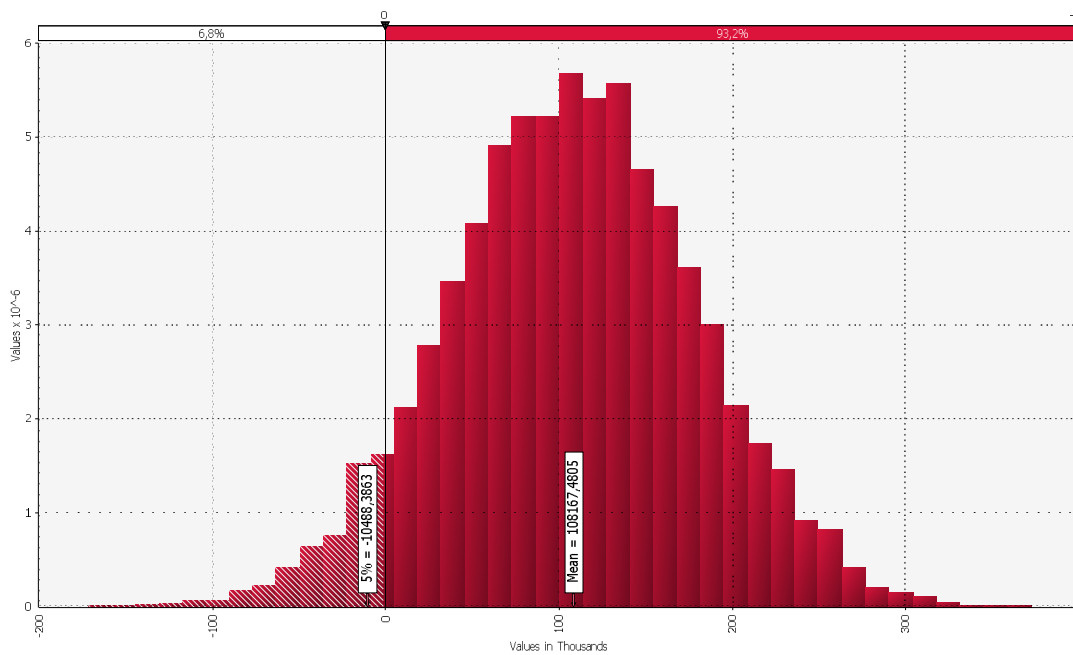
Fonte: Resulta Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 59: Fluxo Operacional em Risco VAR 1T09 - COELCE



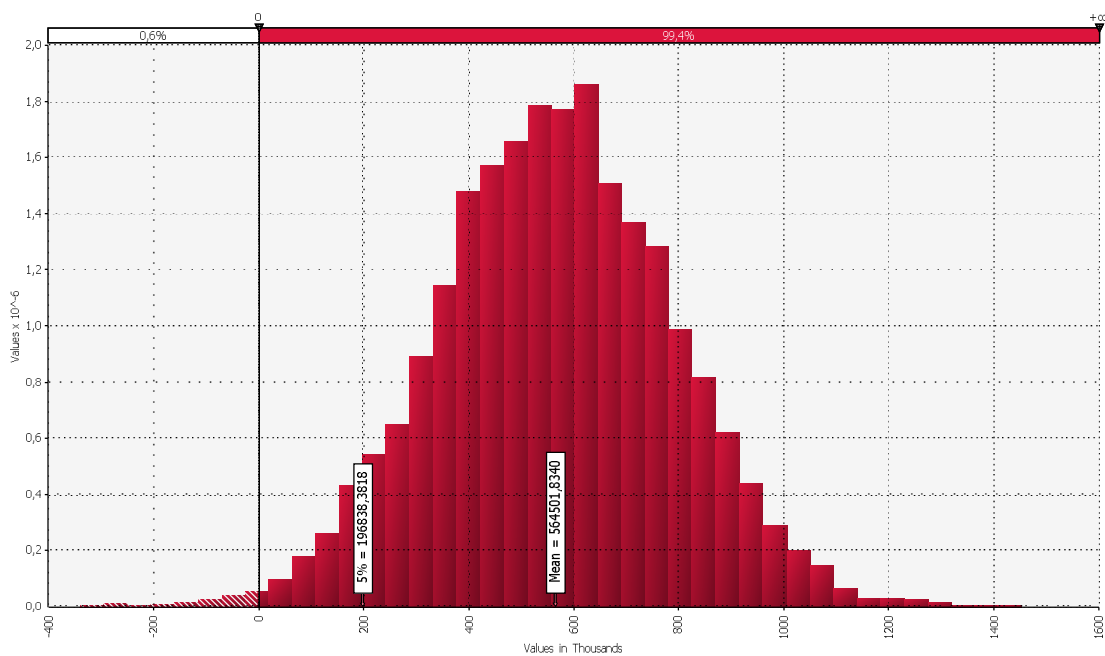
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 60: Fluxo Operacional em Risco VAR 2T09 – COELCE



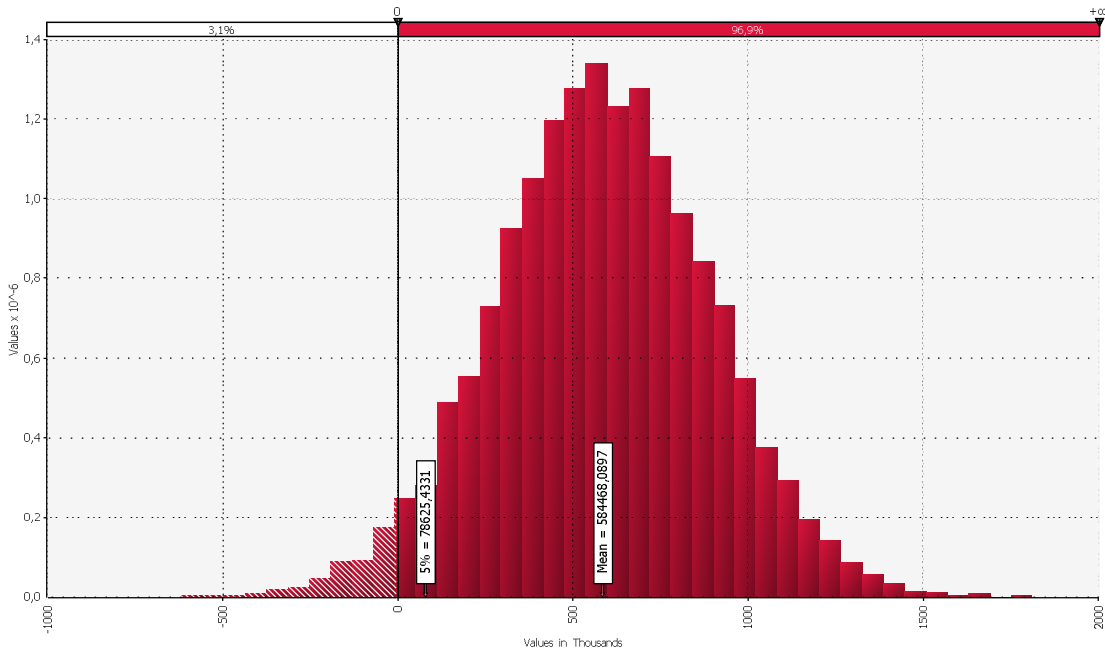
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 61: Fluxo Operacional em Risco VAR 3T07 – ELETROPAULO



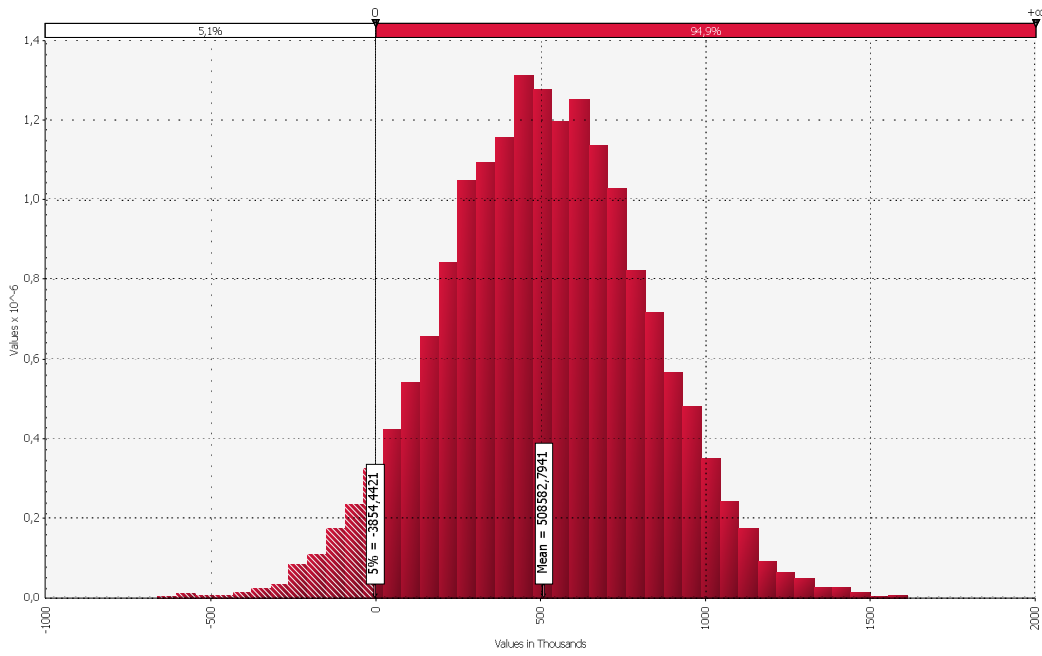
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 62: Fluxo Operacional em Risco VAR 4T07 – ELETROPAULO



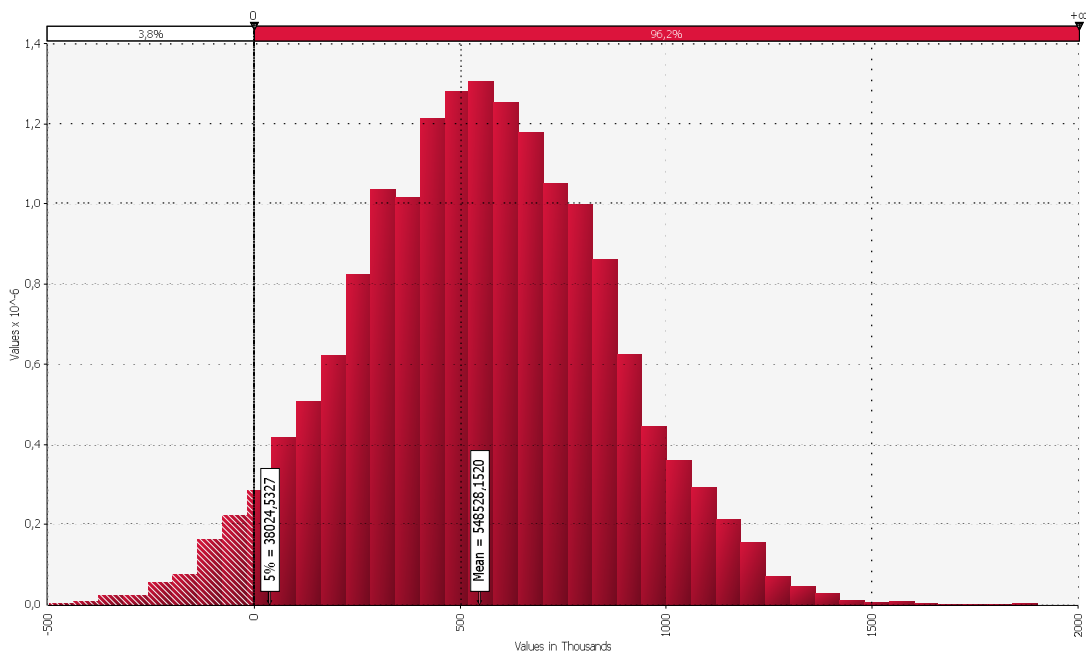
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 63: Fluxo Operacional em Risco VAR 1T08 – ELETROPAULO



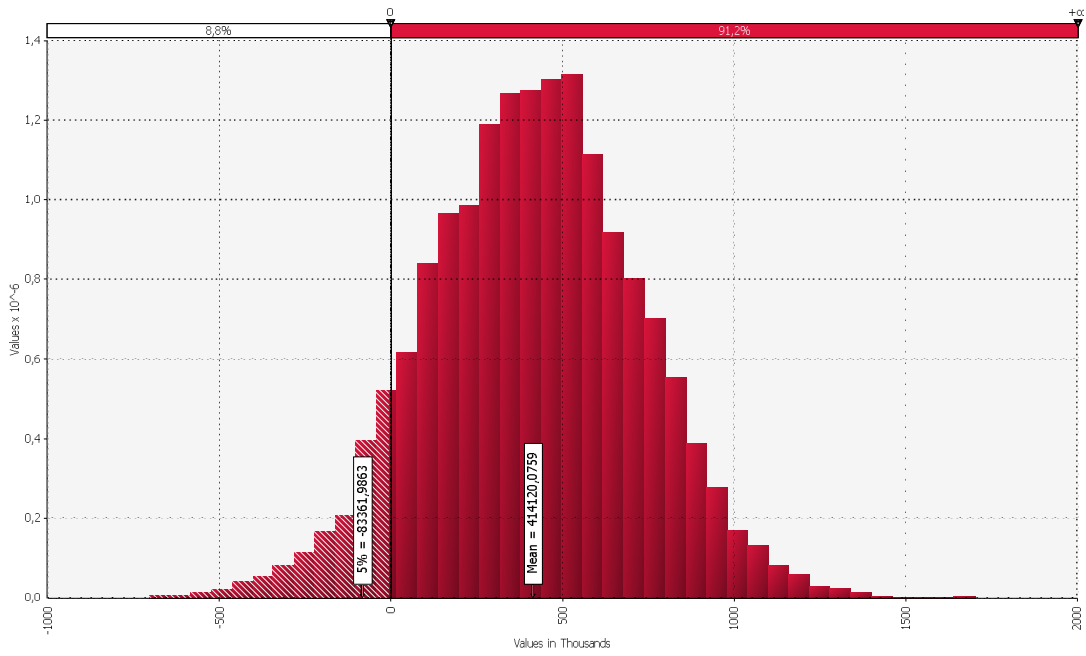
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 64: Fluxo Operacional em Risco VAR 2T08 - ELETROPAULO



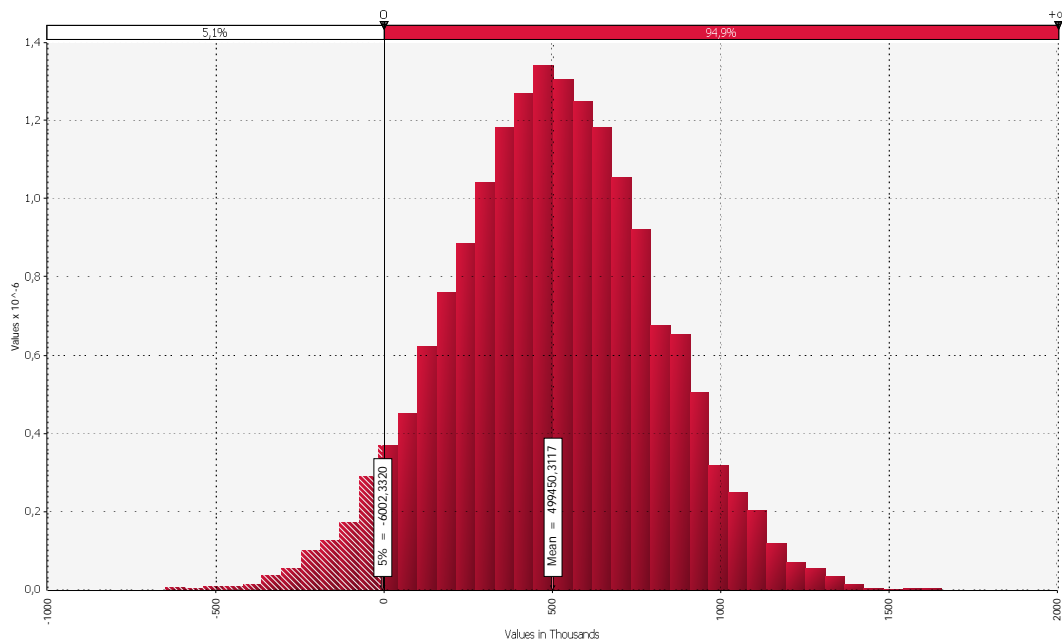
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 65: Fluxo Operacional em Risco VAR 3T08 – ELETROPAULO



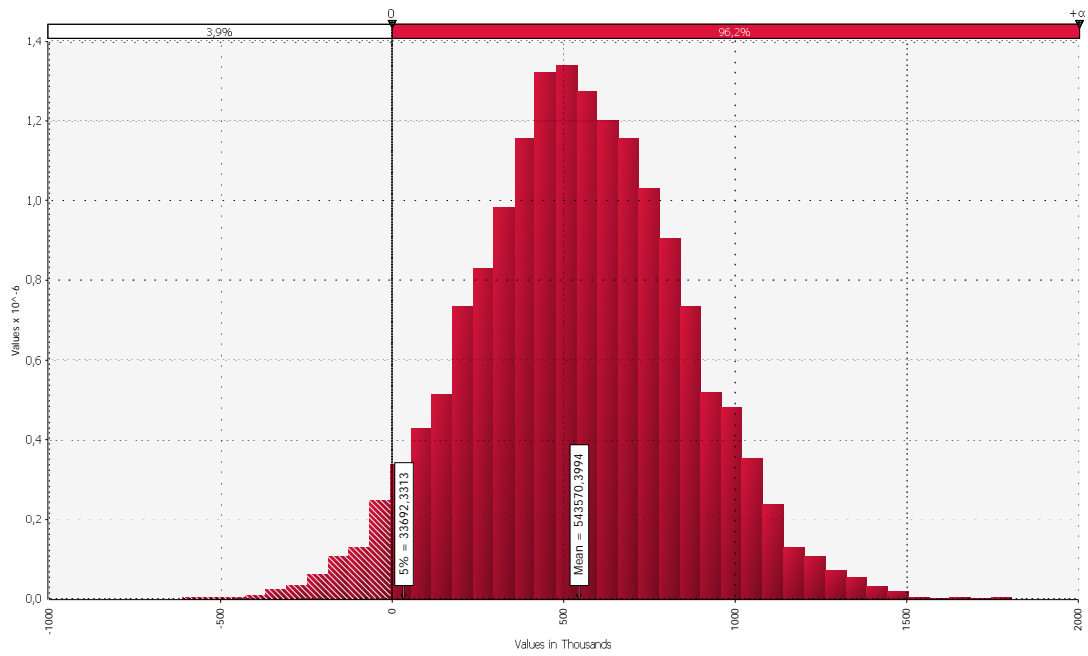
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 66: Fluxo Operacional em Risco VAR 4T08 - ELETROPAULO



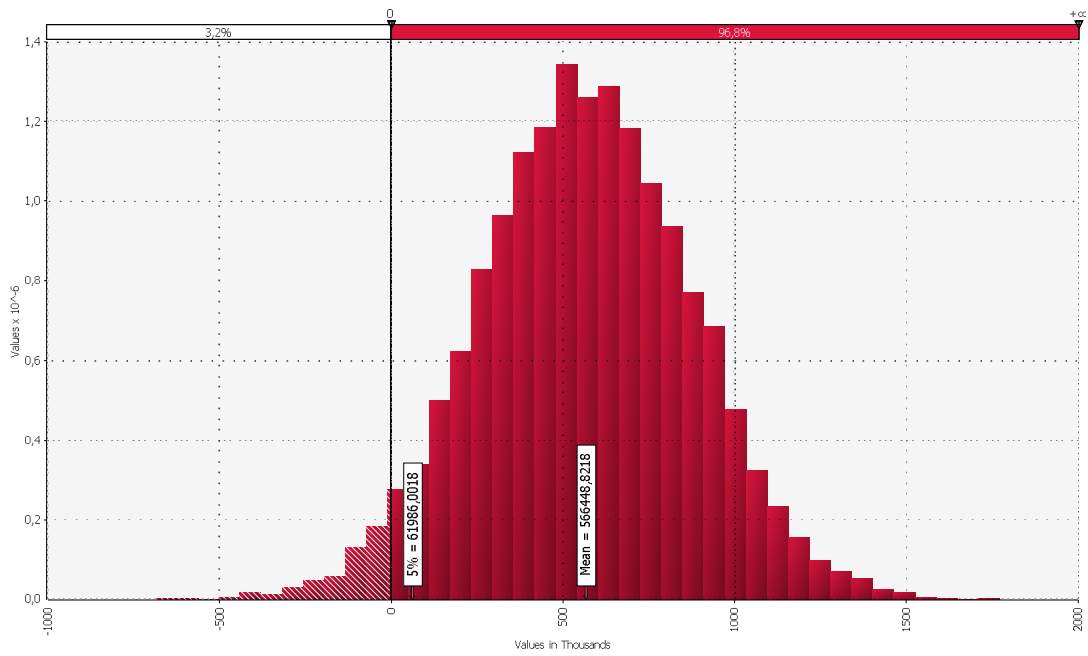
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 67: Fluxo Operacional em Risco VAR 1T09 - ELETROPAULO



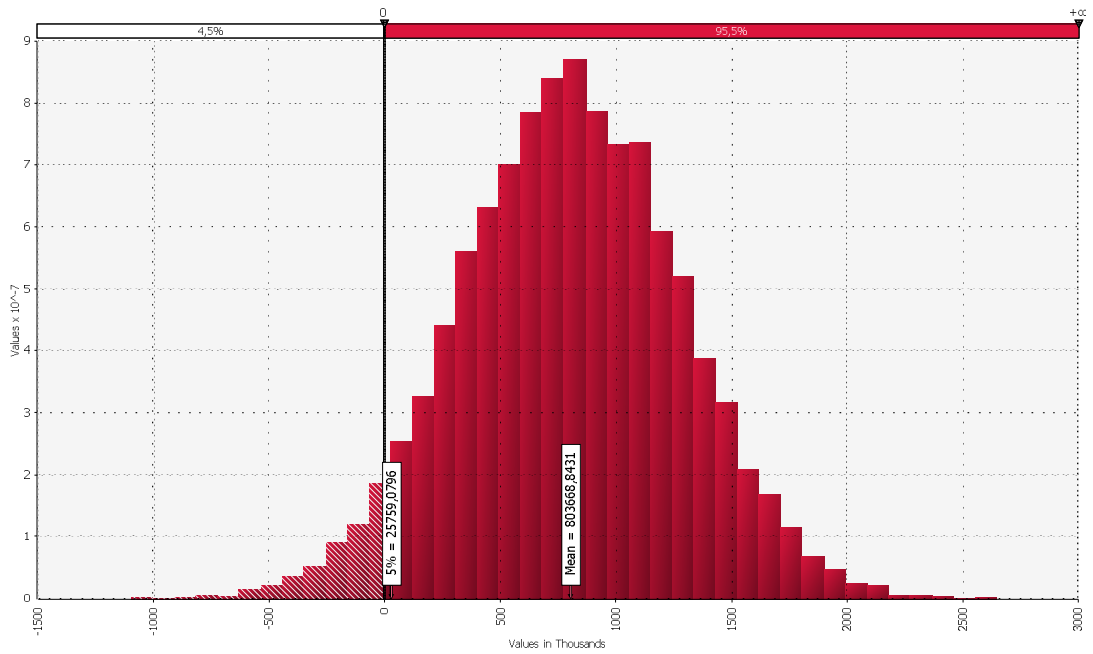
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 68: Fluxo Operacional em Risco VAR 2T09 – ELETROPAULO



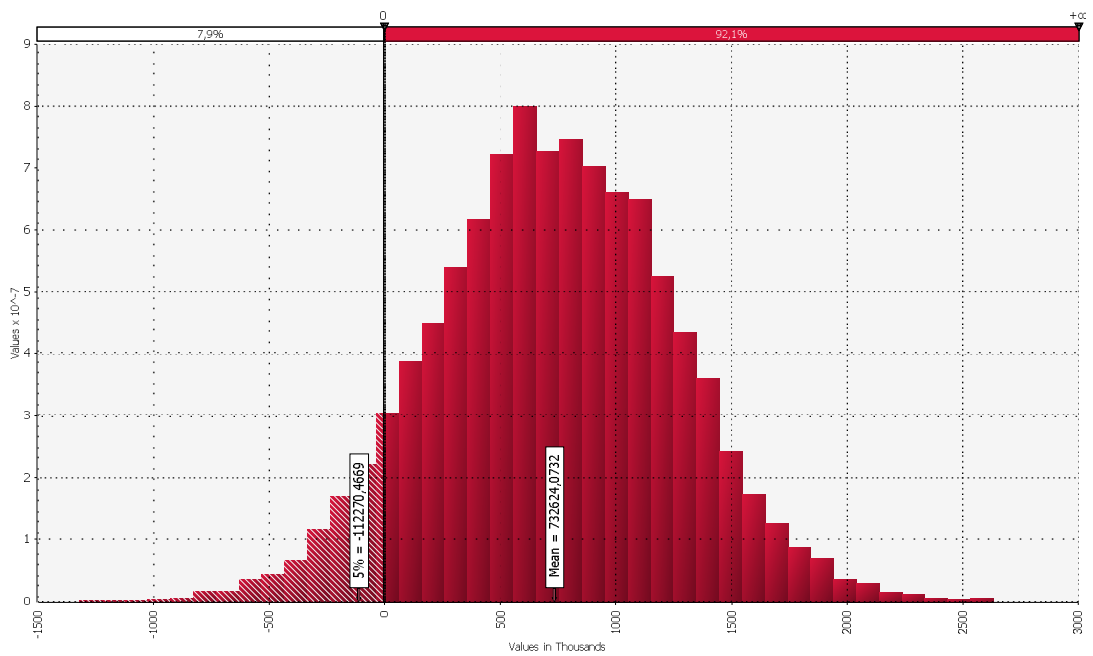
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 69: Fluxo Operacional em Risco VAR 3T07 – CEMIG



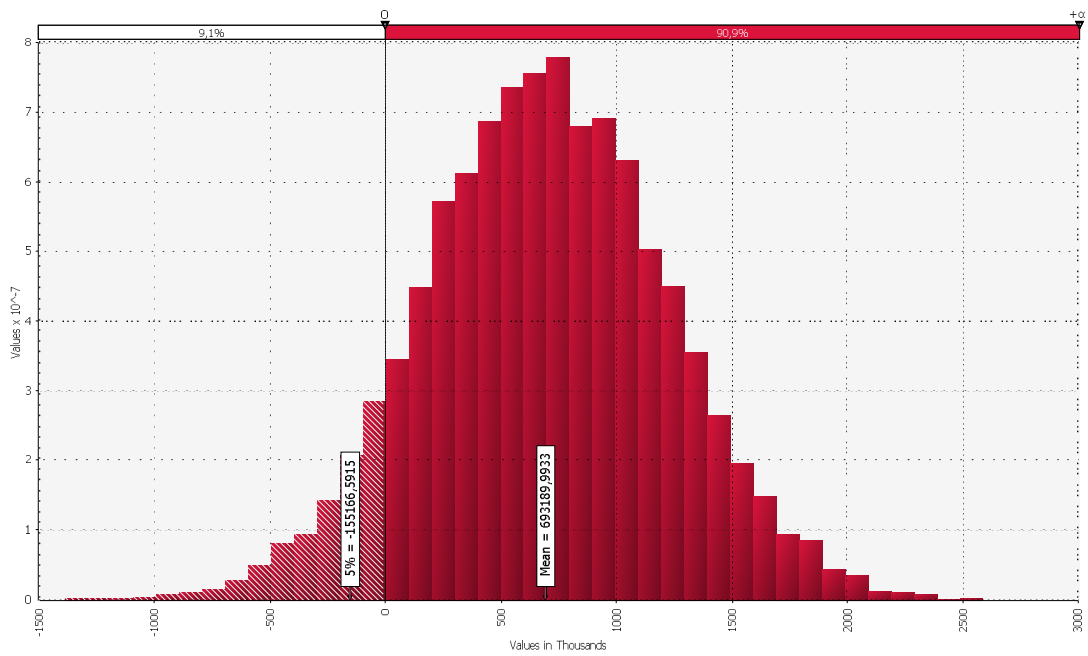
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 70: Fluxo Operacional em Risco VAR 4T07 – CEMIG



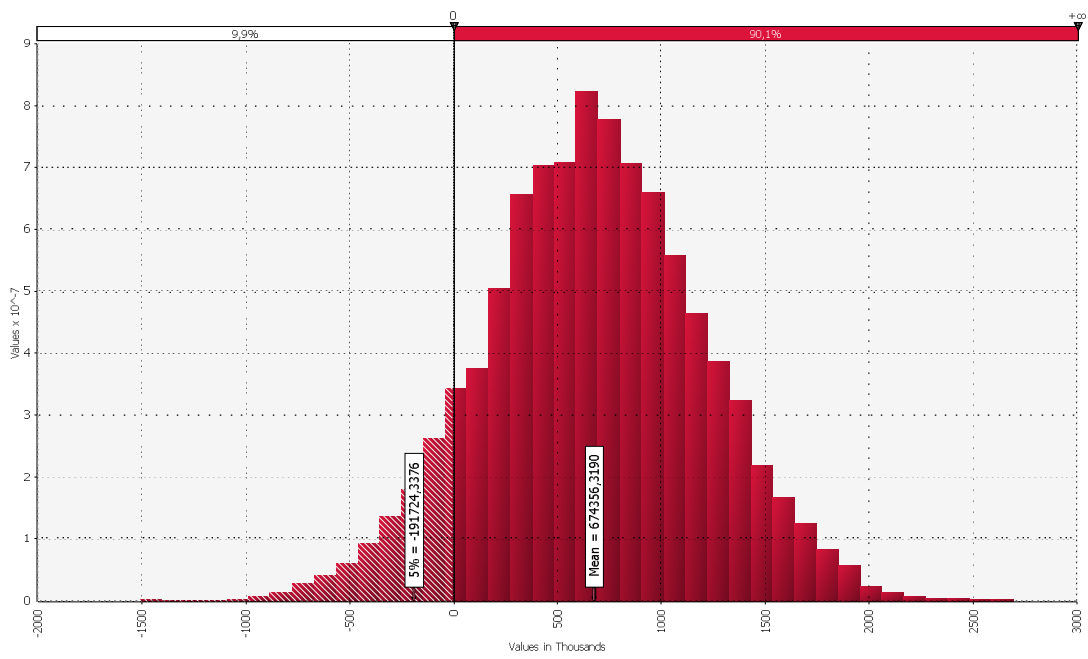
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 71: Fluxo Operacional em Risco VAR 1T08 – CEMIG



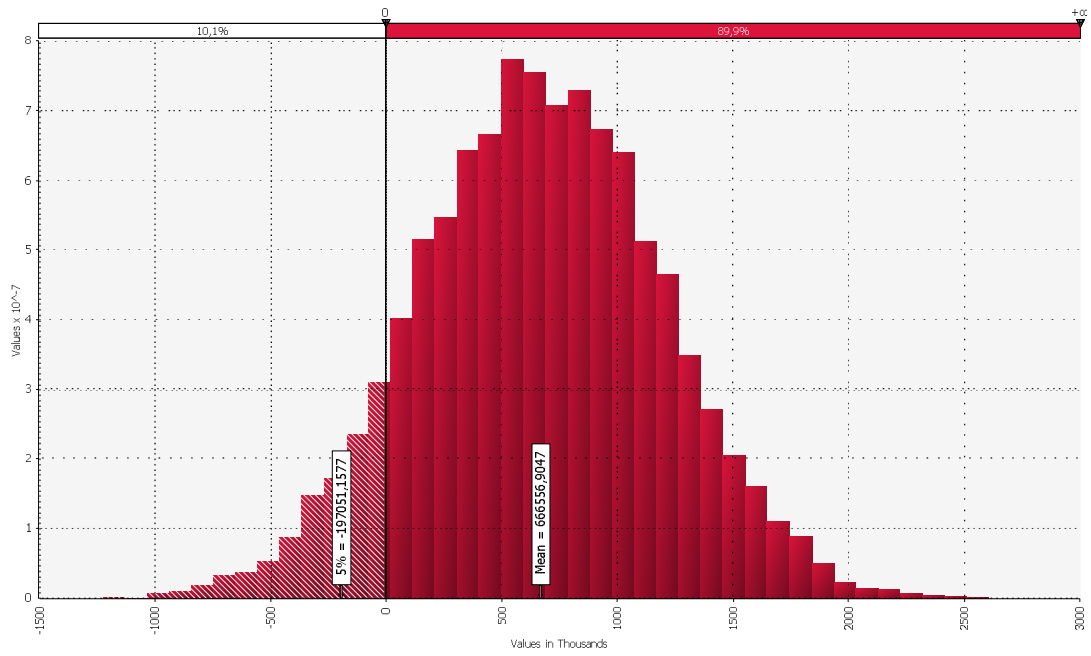
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 72: Fluxo Operacional em Risco VAR 2T08 – CEMIG



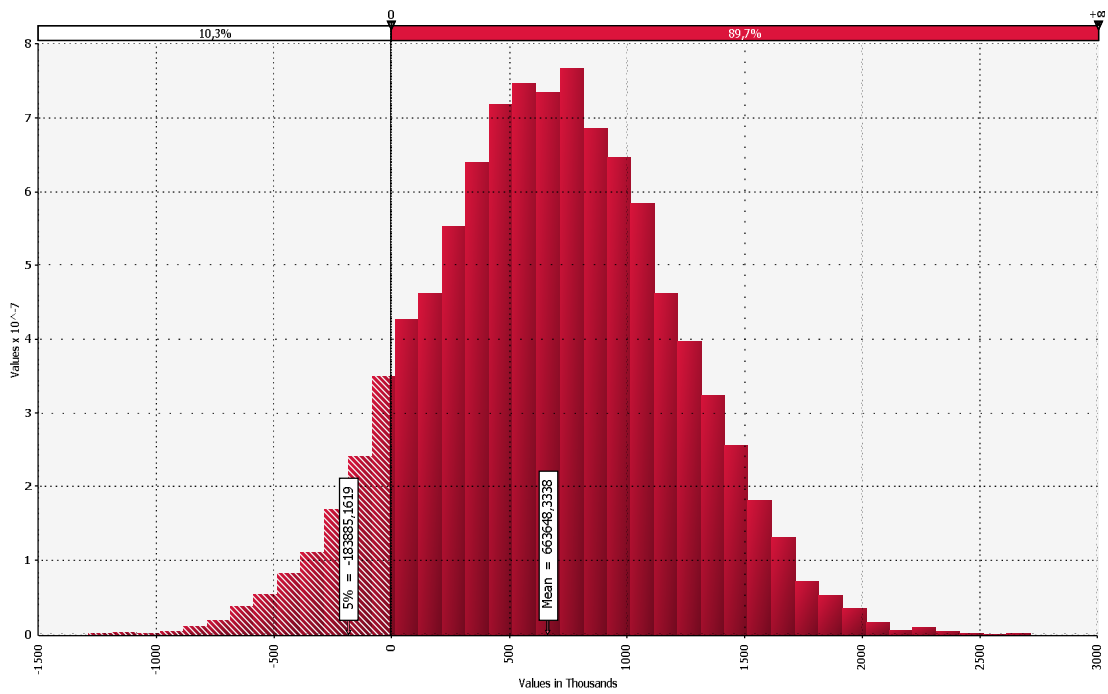
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 73: Fluxo Operacional em Risco VAR 3T08 – CEMIG



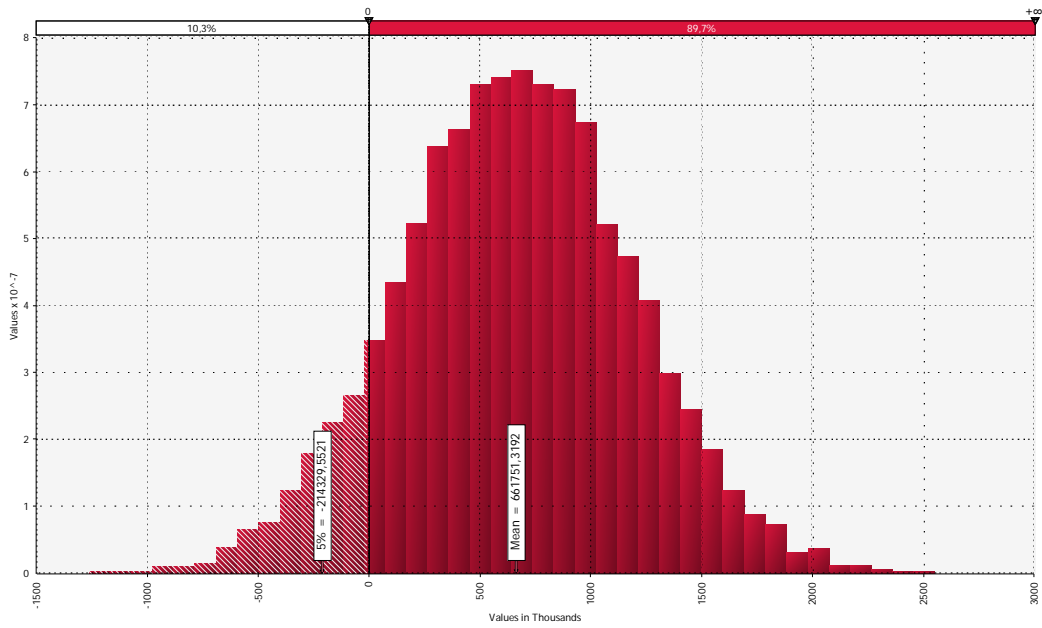
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 74: Fluxo Operacional em Risco VAR 4T08 – CEMIG



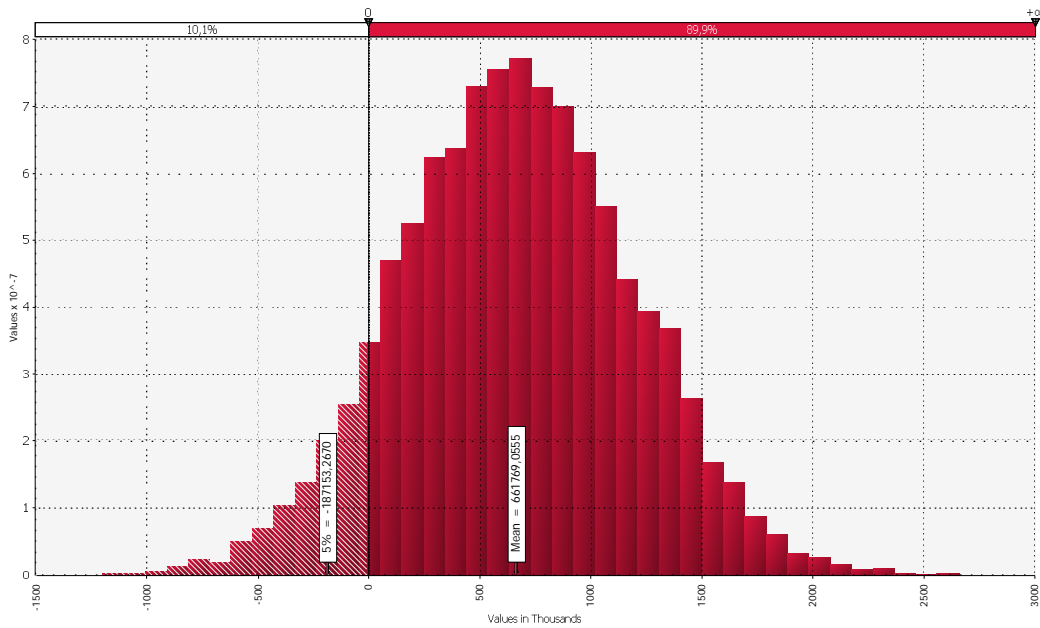
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 75: Fluxo Operacional em Risco VAR 1T09 – CEMIG



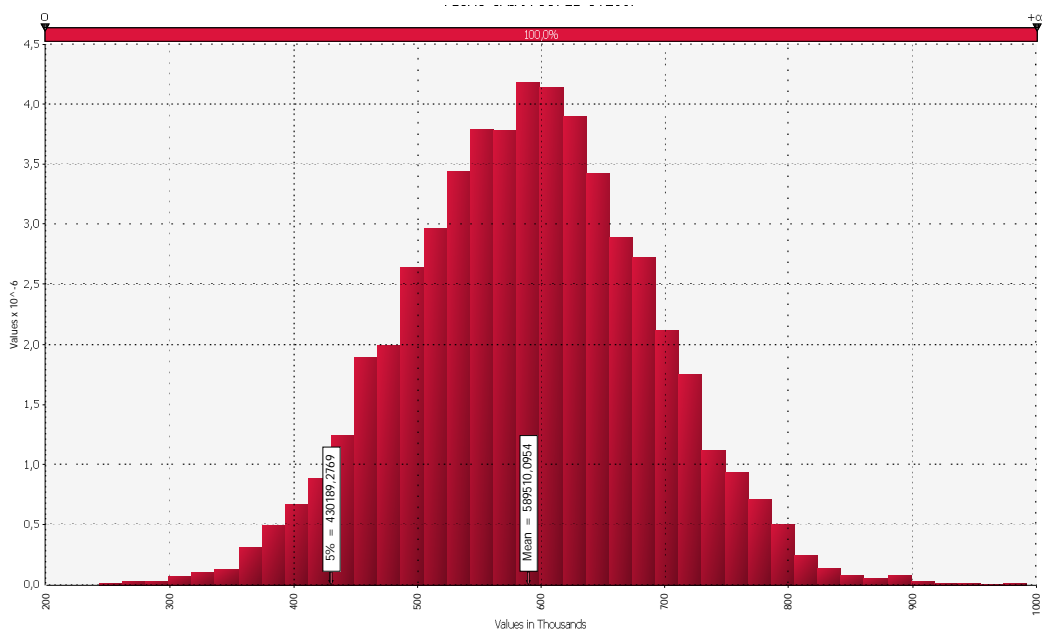
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 76: Fluxo Operacional em Risco VAR 2T09 – CEMIG



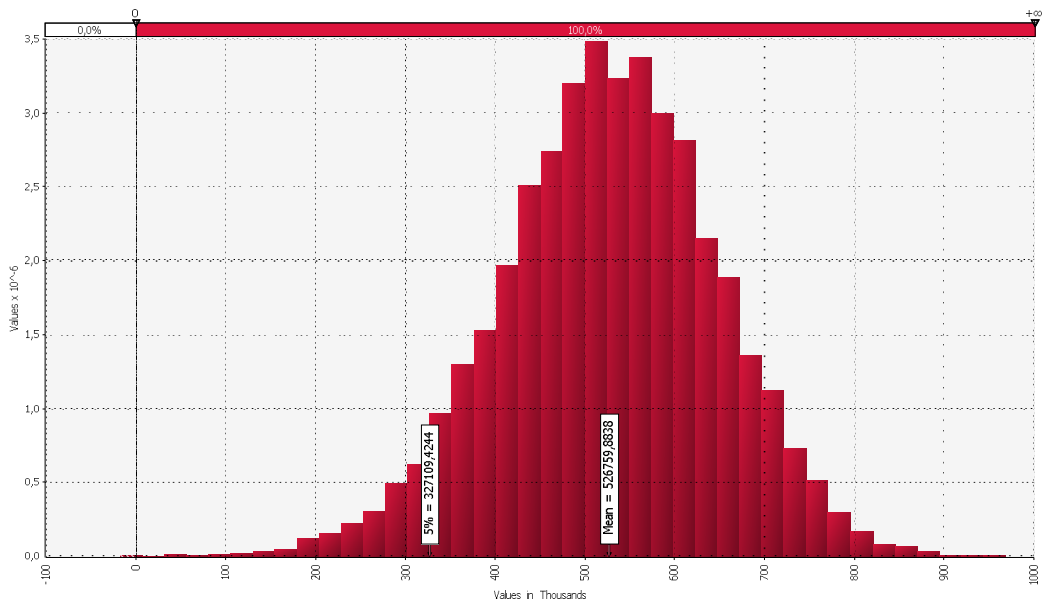
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 77: Fluxo Operacional VAR 3T07 – COPEL



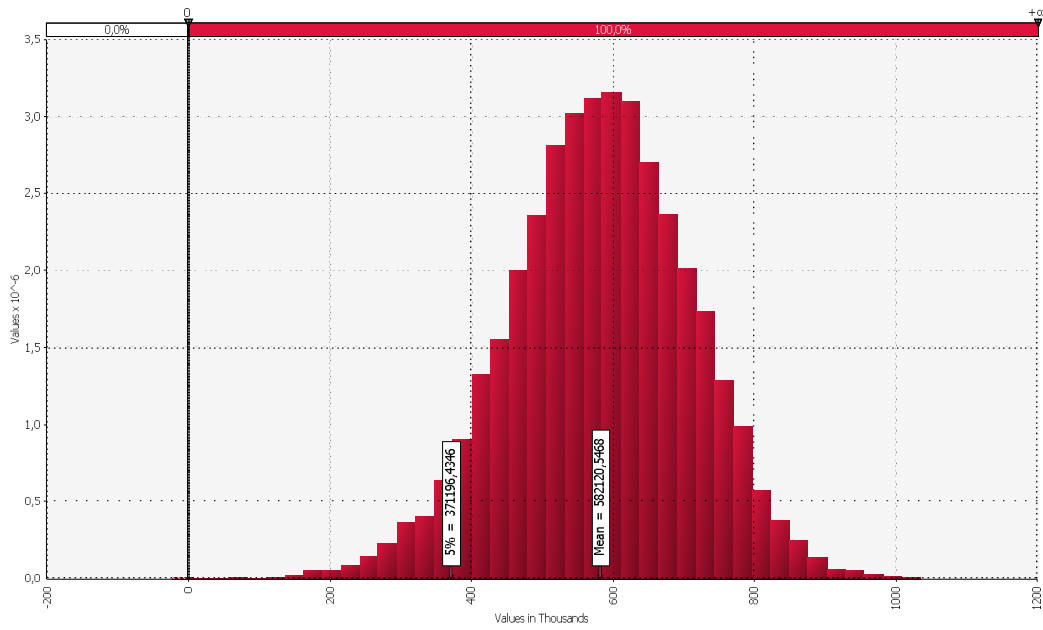
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 78: Fluxo Operacional VAR 4T07 – COPEL



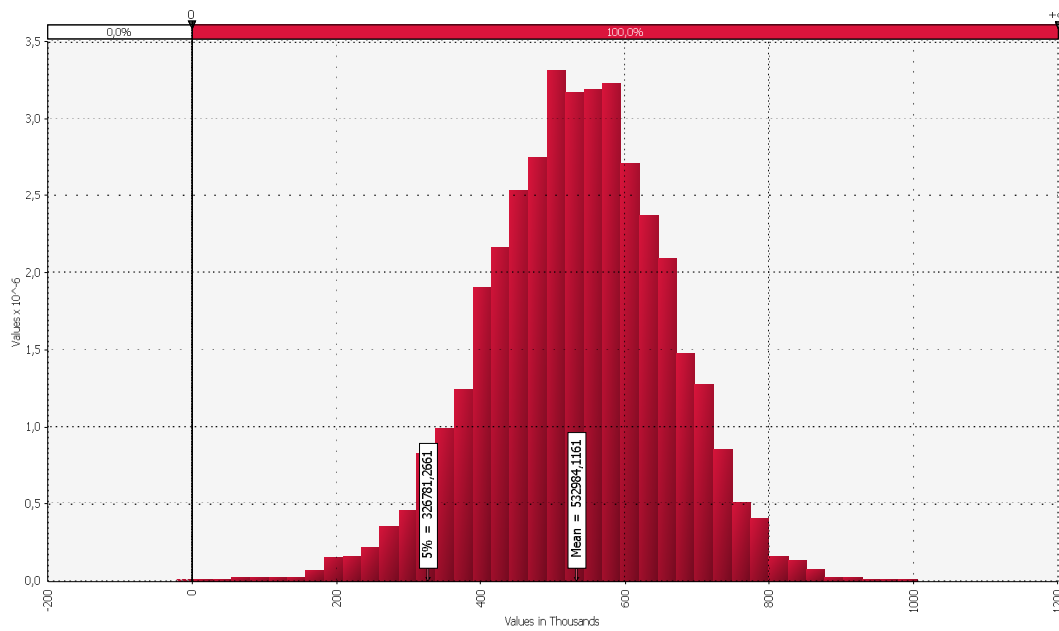
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 79: Fluxo Operacional VAR 1T08 – COPEL



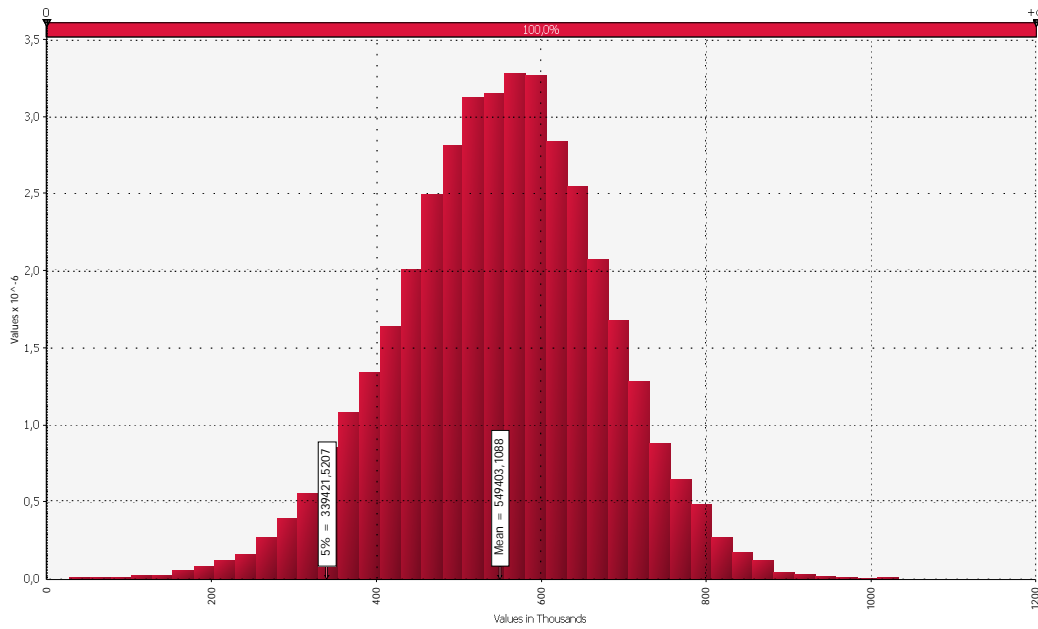
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 80: Fluxo Operacional VAR 2T08 – COPEL



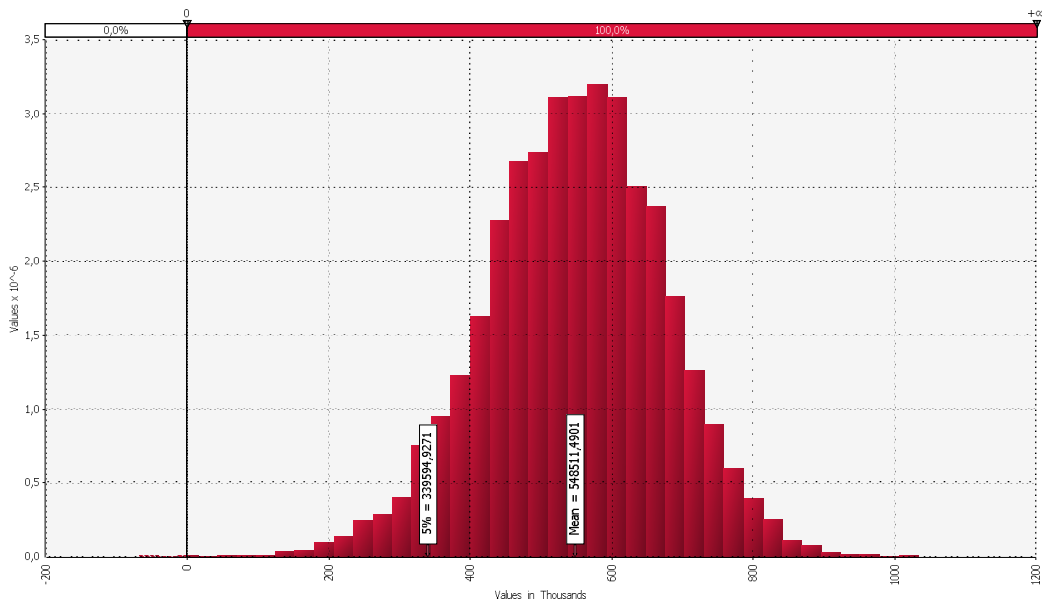
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 81: Fluxo Operacional VAR 3T08 – COPEL



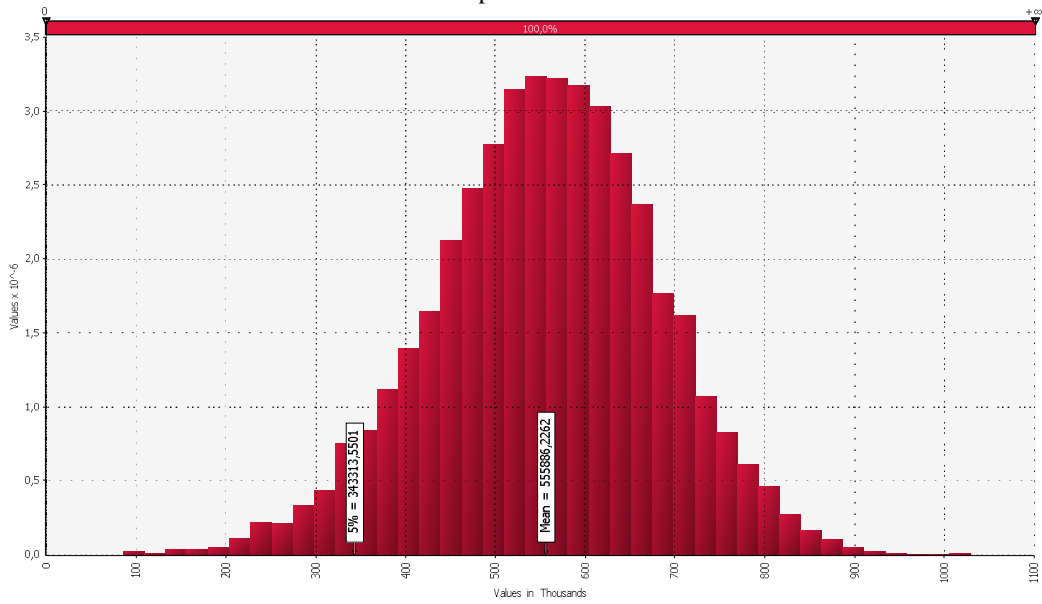
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 82: Fluxo Operacional VAR 4T08 – COPEL



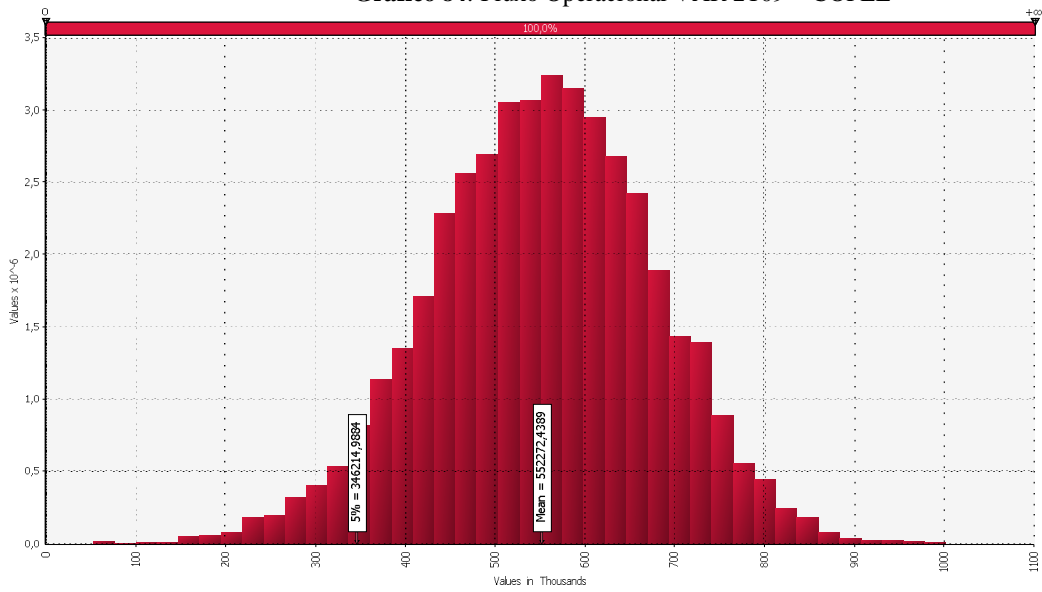
Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 83: Fluxo Operacional VAR 1T09 – COPEL



Fonte: Resultado da pesquisa.

Gráfico 84: Fluxo Operacional VAR 2T09 – COPEL



Fonte: Resultado da pesquisa.