

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL  
ESCOLA DE ENGENHARIA  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO**

**MODELAGEM MATEMÁTICA  
DO EFEITO CHICOTE EM CADEIAS DE  
ABASTECIMENTO**

**José Carlos Fiorioli**

**Porto Alegre, 2007**

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL  
ESCOLA DE ENGENHARIA  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO**

**MODELAGEM MATEMÁTICA DO EFEITO CHICOTE EM  
CADEIAS DE ABASTECIMENTO**

**José Carlos Fiorioli**

**Orientador: Professor Flávio Sanson Fogliatto, Ph.D.**

**Banca Examinadora:**

**Adiel Teixeira de Almeida, Ph.D.  
Prof. PPGEP/UFPE**

**Carla Schwengber ten Caten, Dra.  
Profa. PPGEP/UFRGS**

**Cláudio Walter, Dr.  
Prof. DELET/UFRGS**

**Francisco José Kliemann Neto, Dr.  
Prof. PPGEP/UFRGS**

**Tese submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de  
Produção como requisito parcial à obtenção do título de  
DOUTOR EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO**

**Área de concentração: Sistemas de Produção**

**Porto Alegre, maio de 2007.**

**Esta tese foi julgada adequada para a obtenção do título de Doutor em Engenharia de Produção e aprovada em sua forma final pelo Orientador e pela Banca Examinadora designada pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção**

---

**Prof. Flávio Sanson Fogliatto, Ph.D.**

Universidade Federal do Rio Grande do Sul  
Orientador

---

**Prof. Flávio Sanson Fogliatto, Ph.D.**

Coordenador PPGEP/UFRGS

**Banca Examinadora:**

**Adiel Teixeira de Almeida, Ph.D.**

Prof. PPGEP/UFPE

**Carla Schwengber ten Caten, Dra.**

Prof. PPGEP/UFRGS

**Cláudio Walter, Dr.**

Prof. DELET/UFRGS

**Francisco José Kliemann Neto, Dr.**

Prof. PPGEP/UFRGS

## AGRADECIMENTOS

Agradeço de modo especial ao professor Flávio Sanson Fogliatto, por sua dedicação exemplar, pela valiosa orientação e pelo estímulo permanente, decisivos para a conclusão deste trabalho.

À Coordenação do PPGEP, pelo apoio recebido durante o desenvolvimento do Curso de Doutorado.

À professora Carla Schwengber ten Caten, por seu exemplo como docente e pelas importantes contribuições, desde o exame de qualificação até a conclusão desta tese.

Ao professor Francisco José Kliemann Neto, pela simpática e sempre eficiente forma de exigir mais de seus alunos e por todas as sugestões apresentadas durante a realização deste trabalho.

Aos professores Adiel Teixeira de Almeida e Cláudio Walter, por suas participações na banca final. Os questionamentos e as recomendações de ambos ajudaram a aprimorar a versão final deste documento.

Aos professores do PPGEP, pelos ensinamentos que permitiram construir os alicerces desta tese.

Aos meus colegas de curso, pela amizade e pelo companheirismo.

A todos os funcionários do PPGEP, pela forma gentil como sempre me trataram, pela eficiência e pela amizade demonstradas.

Aos meus pais Basílio (*in memoriam*) e Lourdes (*in memoriam*), pelos ensinamentos e pelos exemplos marcantes de persistência, retidão de caráter e bondade.

Às minhas irmãs Maria da Graça e Neiva, por serem pessoas muito especiais, sempre amigas, compreensivas e tolerantes.

À minha esposa Rosana e às minhas filhas Thais e Carla, agradeço pelo apoio, pela compreensão e por todas as demonstrações de amor, fundamentais para a realização deste trabalho.

**“Nada acontece aleatoriamente; tudo acontece por alguma razão e por necessidade”**

**Leucipo de Mileto (cerca de 450 a.C.)**

FIORIOILLI, J.C. **Modelagem matemática do Efeito Chicote em cadeias de abastecimento**. 2007. Tese (Doutorado em Engenharia) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul.

## RESUMO

O aumento da variabilidade da demanda ao longo de uma cadeia de abastecimento é conhecido como Efeito Chicote (EC). A modelagem deste fenômeno é fundamental para a quantificação de sua intensidade, ajudando a reduzir seus impactos negativos sobre o nível de serviço e sobre os estoques em uma cadeia de abastecimento. Esta tese apresenta uma proposta de modelagem do EC que tem por objetivo aumentar a precisão na quantificação deste fenômeno em ambientes com demanda e *lead time* estocásticos. O novo modelo considera dois elementos que não estão presentes nos principais modelos disponíveis na literatura: a variabilidade no *lead time* de entrega de pedidos e a incorporação de um ajuste para contemplar uma política adequada de tratamento dos excessos de estoque. Além disso, define de modo mais preciso o papel do coeficiente de variação da demanda na quantificação do EC. A utilização do modelo proposto aumenta a eficiência da gestão de cadeias de abastecimento ao contribuir para atenuar a propagação do EC, elevar o nível de serviço e reduzir os níveis local e global dos estoques. Neste documento, os principais modelos de quantificação do EC são apresentados e analisados, com destaque para os trabalhos de Lee *et al.* (1997b), Chen *et al.* (2000), Fransoo e Wouters (2000) e Warburton (2004); nessa análise foram identificadas várias deficiências, capazes de produzir fortes distorções no processo de quantificação do EC. O modelo proposto supre integralmente estas deficiências e apresenta elementos que indicam que a intensidade e o comportamento estocástico e serial do EC só podem ser adequadamente modelados se a variabilidade do *lead time* for considerada e se os excessos de estoque forem utilizados no cálculo do tamanho dos pedidos. O novo modelo, além de contribuir para o entendimento da dinâmica do EC e para a ampliação do respectivo campo de discussão, representa adequadamente a complexidade das relações entre as variáveis associadas ao EC, o que lhe confere alta capacidade preditiva. Complementarmente, demonstra-se que o modelo de Chen *et al.* (2000) constitui um caso particular do modelo proposto.

**Palavras-chave:** modelagem matemática, demanda estocástica, *lead time* estocástico, efeito chicote, cadeia de abastecimento.

FIORIOILLI, J.C. **Mathematical modeling of the Bullwhip Effect in supply chains**. 2007. Tese (Doutorado em Engenharia) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul.

## ABSTRACT

The increase in demand variability as information flows from customers to manufacturers in a supply chain is known as the Bullwhip Effect (BE). Modeling this phenomenon is fundamental in measuring its intensity, aiming at reducing its negative impacts on both service and inventory levels in the supply chain. In this dissertation we propose a new, more precise mathematical model for quantifying the BE in systems with stochastic demand and lead time. The new model takes into account the lead time variability and is adjusted to a more realistic treatment of negative order quantities that may arise in some inventory cycles, two elements not present in the main available models in the literature. In addition, the model enables a more precise assessment of the role that the demand coefficient of variation plays in the quantification of the BE. The use of the proposed model enables an improved management of the supply chain by attenuating the propagation of the BE, increasing the service level and reducing inventory levels both locally and globally. In this dissertation, the main models for quantifying the BE are presented and analyzed, with emphasis in the works of Lee *et al.* (1997b), Chen *et al.* (2000), Fransoo and Wouters (2000) and Warburton (2004); in that analysis were identified several deficiencies, able to generate severe distortions in the quantification of the BE. The proposed model fully overcomes these deficiencies and presents elements that indicate that the intensity and stochastic and serial behavior of the BE can only be appropriately modeled if the lead time variability is considered and if inventory excesses are used in the order size calculation. The new model, in addition to contribute to the understanding of the BE dynamics enriching its analysis, represents appropriately the complexity of relationships among variables associated with the BE, contributing to its high predictive capacity. Finally, it is demonstrated that the model in Chen *et al.* (2000) represents a special case of the proposed model.

**Keywords:** mathematical modeling, stochastic demand, stochastic lead time, bullwhip effect, supply chain.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Dinâmica do EC.....	13
Figura 2 – Modelo do método de pesquisa utilizado.....	19
Figura 3 – Principais definições do EC.....	23
Figura 4 – Demanda original dos clientes junto à loja.....	27
Figura 5 – Pedidos encaminhados ao depósito.....	27
Figura 6 – Pedidos encaminhados ao fornecedor.....	28
Figura 7 – Fatores intensificadores do EC.....	33
Figura 8 – Apresentação dos principais modelos de quantificação do EC.....	43
Figura 9 – Desenvolvimento do novo modelo de quantificação do EC.....	52
Figura 10 – Teste $t$ pareado para médias do fator de ajuste de $\theta_Q$ .....	68
Figura 11 – Fator de ajuste de $\theta_Q$ .....	69
Figura 12 – Estrutura das simulações.....	73
Figura 13 – Simulação e modelagem proposta para quantificação do EC.....	74
Figura 14 – Teste $t$ pareado para médias do EC obtidas por modelagem e simulação.....	75
Figura 15 – Impactos predominantes das variáveis de entrada sobre o EC.....	76
Figura 16 – Coeficientes de correlação entre variáveis de entrada e EC.....	77
Figura 17 – Desempenho do modelo de Chen <i>et al.</i> (2000).....	78
Figura 18 – Modelo de Chen <i>et al.</i> (2000) <i>versus</i> modelo proposto e simulação.....	79
Figura 19 – Teste $t$ pareado para médias do EC obtidas por modelagem.....	80
Figura 20 – Cenários com <i>lead time</i> constante.....	80
Figura 21 – Impacto de $\theta_D$ sobre o fator de ajuste de $\theta_Q$ .....	81
Figura 22 – Impacto de $\theta_D$ sobre o EC.....	82
Figura 23 – Impacto do desvio-padrão do <i>lead time</i> sobre o EC.....	83
Figura 24 – Relação entre $\theta_Q$ e o fator de amplificação do EC.....	85
Figura 25 – Resumo das etapas de geração do modelo proposto.....	87
Figura 26 – Cenários e arquivos relativos à covariância entre $E_1$ e $E_2$ .....	105
Figura 27 – Cenários e arquivos relativos à variância de $F$ .....	106
Figura 28 – Cenários e arquivos relativos à covariância entre $E$ e $G$ .....	108

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Simulação computacional da covariância entre $E_1$ e $E_2$ .....	59
Tabela 2 – Simulação computacional da variância de $F$ .....	60
Tabela 3 – Simulação computacional da covariância entre $E$ e $G$ .....	62
Tabela 4 – Políticas de tratamento dos excessos de estoque.....	66
Tabela 5 – Fator de ajuste de $\theta_Q$ .....	68
Tabela 6 – Variáveis e valores utilizados nas simulações.....	74
Tabela 7 – Valores de EC obtidos por simulação e modelagem.....	78
Tabela 8 – Diferenças absolutas entre valores de EC.....	79
Tabela 9 – Fator de amplificação do EC.....	84
Tabela 10 – Simulação do EC.....	110

## SUMÁRIO

<b>1 INTRODUÇÃO.....</b>	<b>12</b>
1.1 O TEMA É SUA RELEVÂNCIA.....	14
1.2 OBJETIVOS.....	16
1.2.1 Objetivo Geral.....	16
1.2.2 Objetivos Específicos.....	16
1.2.3 Justificativa dos Objetivos.....	16
1.3 MÉTODO.....	18
1.3.1 Método de Pesquisa.....	18
1.3.2 Etapas do Método.....	19
1.3.3 Etapas do Trabalho.....	20
1.4 DELIMITAÇÕES DO ESTUDO.....	20
1.5 ESTRUTURA DA TESE.....	21
<b>2 EFEITO CHICOTE.....</b>	<b>23</b>
2.1 CARACTERIZAÇÃO DO EC.....	26
2.2 CAUSAS DO EC.....	28
2.3 CONSEQÜÊNCIAS DO EC.....	33
2.4 QUANTIFICAÇÃO DO EC.....	33
2.4.1 Modelo de Lee, Padmanabhan e Whang (1997).....	34
2.4.2 Modelo de Chen, Drezner, Ryan e Simchi-Levi (2000).....	35
2.4.3 Modelo de Warburton (2004).....	37
2.4.4 Modelo de Fransoo e Wouters (2000).....	40
2.4.5 Desdobramentos dos modelos anteriores.....	41
2.4.5.1 Modelo de Chen e Disney (2003).....	42
2.4.5.2 Modelo de Hosoda e Disney (2004).....	42
2.4.6 Visão geral dos modelos em sua forma primária.....	43
2.4.7 Análise crítica dos modelos apresentados.....	44
2.5 GERENCIAMENTO DO EC.....	45
<b>3 MODELAGEM PROPOSTA PARA QUANTIFICAR O EFEITO CHICOTE.....</b>	<b>50</b>
3.1 MEDIDAS PROPOSTAS.....	52
3.1.1 Independização do processo de formação da demanda.....	52
3.1.2 Incorporação da variabilidade do <i>lead time</i> .....	53
3.1.3 Determinação do impacto do coeficiente de variação da demanda.....	54
3.1.4 Incorporação do ajuste do pedido em função dos excessos de estoque.....	54
3.2 DESENVOLVIMENTO DO NOVO MODELO.....	55
3.3 TRATAMENTO DOS EXCESSOS DE ESTOQUE.....	65
3.3.1 Políticas de tratamento dos excessos de estoque.....	65
3.3.2 Ajuste do tamanho dos pedidos.....	67
3.4 MODELO PROPOSTO.....	69

<b>4 ANÁLISE DO MODELO PROPOSTO.....</b>	<b>71</b>
4.1 DEFINIÇÃO DAS FRONTEIRAS OPERACIONAIS DO SISTEMA.....	71
4.1.1 Intervalo de trabalho para dimensionamento do EC .....	72
4.1.2 Variáveis de entrada.....	72
4.1.3 Simulações realizadas e resultados obtidos.....	73
4.1.4 Impacto das variáveis de entrada sobre o EC.....	75
4.2 COMPARAÇÃO ENTRE MODELOS.....	77
4.2.1 Modelo proposto <i>versus</i> Modelo de Chen <i>et al.</i> (2000).....	77
4.2.2 Diferenças absolutas na modelagem do EC.....	78
4.3 ANÁLISE DOS PRINCIPAIS ASPECTOS GERENCIAIS RELATIVOS AO EC.....	80
4.4 ANÁLISE CRÍTICA DOS RESULTADOS.....	85
<b>5 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES PARA FUTURAS PESQUISAS.....</b>	<b>88</b>
<b>REFERÊNCIAS.....</b>	<b>91</b>
<b>APÊNDICE A – Notação utilizada.....</b>	<b>98</b>
<b>APÊNDICE B – Simulação computacional da covariância entre <math>E_1</math> e <math>E_2</math>.....</b>	<b>105</b>
<b>APÊNDICE C – Simulação computacional da Variância de <math>F</math>.....</b>	<b>106</b>
<b>APÊNDICE D – Covariância entre <math>E</math> e <math>F</math> e entre <math>F</math> e <math>G</math>.....</b>	<b>107</b>
<b>APÊNDICE E – Simulação computacional da covariância entre <math>E</math> e <math>G</math>.....</b>	<b>108</b>
<b>APÊNDICE F – Modelagem matemática do fator de ajuste de <math>\theta_Q</math>.....</b>	<b>109</b>
<b>APÊNDICE G – Simulação computacional do EC.....</b>	<b>110</b>

## 1 INTRODUÇÃO

Uma cadeia de abastecimento (CA) é uma estrutura que compreende um conjunto de atividades intra e interempresariais, iniciando com a aquisição de matéria-prima junto a fornecedores independentes, passando pela fabricação e distribuição, e concluindo com a entrega dos produtos aos varejistas ou consumidores finais (DELFMANN, 2000).

O efeito chicote (EC) é um importante fenômeno presente em CAs. Observa-se um EC quando a variabilidade da demanda aumenta na medida em que se avança nos níveis da cadeia, desde o varejista até o fabricante (CHEN *et al.*, 2003), produzindo impactos negativos sobre a regularidade e a estabilidade dos pedidos recebidos em todos os seus níveis.

De acordo com Lee *et al.* (1997a), o termo *Bullwhip Effect*, denominação original do EC, foi cunhado por executivos da Procter & Gamble (P&G) a partir de observações sobre as vendas das fraldas Pampers. Eles constataram que apesar da taxa de demanda por fraldas se manter praticamente estável, ocorria um aumento na variabilidade da demanda das matérias-primas necessárias à sua produção. Ainda conforme Lee *et al.* (1997a), outras situações práticas relatadas por executivos da Hewlet-Packard (HP) e Bristol-Myers Squibb (BMS) evidenciam a existência do EC. Ao examinar a evolução das vendas de impressoras, executivos da HP observaram oscilações significativamente menores do que as oscilações dos pedidos enviados pelos revendedores à fábrica; de acordo com executivos da BMS, os estoques da cadeia farmacêutica excediam 100 dias de abastecimento em decorrência da distorção da informação sobre o comportamento da demanda.

Em um contexto experimental, Sterman (1989) apresenta evidências do EC através do *Beer Distribution Game* (BDG). Este jogo, desenvolvido no Massachusetts Institute of Technology (MIT), reproduz uma cadeia de abastecimento onde cada um de seus membros toma decisões sobre estoques e pedidos de modo independente em relação aos demais participantes da cadeia. Para tanto, cada participante utiliza apenas informações vindas do nível anterior da estrutura. Sterman (1989) aponta o comportamento irracional sistemático dos participantes do jogo como uma das causas da amplificação da variância dos pedidos ao longo da cadeia. Na tentativa de minimizar os custos totais dos estoques em situações onde há incertezas sobre a demanda, as decisões individuais acabam produzindo efeitos gerais que divergem significativa e sistematicamente do comportamento ótimo. O pesquisador descobriu que os participantes atribuíam ao ambiente externo a maior parcela de responsabilidade sobre

os efeitos observados quando, na verdade, estes efeitos decorriam das suas próprias decisões. A este comportamento ele deu o nome de percepções erradas do *feedback*.

A Figura 1 apresenta a dinâmica do EC em dois níveis adjacentes de uma CA. O pedido gerado pelo nível  $k$  é definido a partir da previsão de demanda do nível anterior ( $k-1$ ) e depende dos dados históricos relativos àquela demanda e da técnica de previsão utilizada no nível  $k$ . Da mesma forma, os pedidos gerados pelo nível  $k+1$  são definidos em função dos dados históricos disponíveis sobre a demanda do nível anterior ( $k$ ) e da técnica de previsão utilizada no nível  $k+1$ . Esta lógica se repete a cada avanço de nível, de modo que os dados disponíveis, em cada nível (com exceção do nível mais baixo da cadeia), baseiam-se em uma expectativa de demanda e não na demanda real.

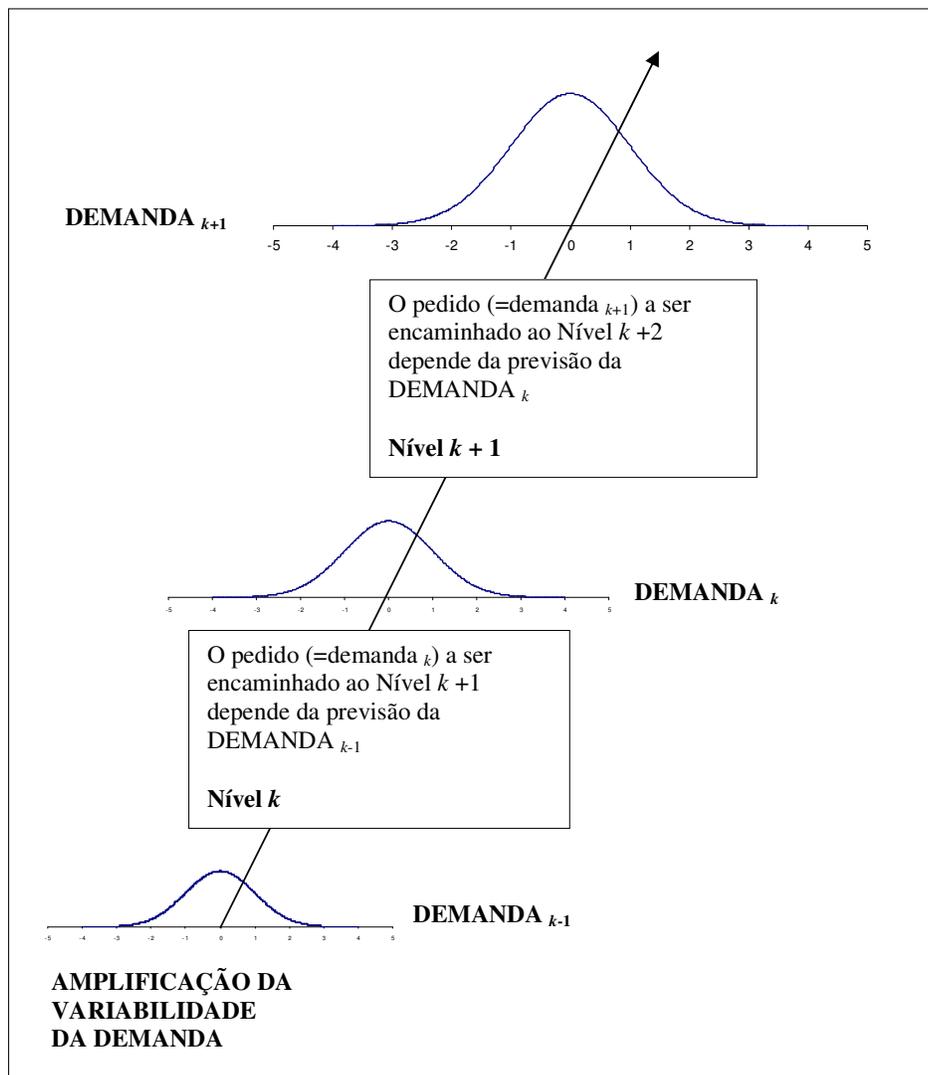


Figura 1 – Dinâmica do EC

Fonte: adaptada de Chen *et al.* (2003)

A dinâmica ilustrada na Figura 1 dificulta a realização de previsões de demanda e torna mais complexo o controle de estoques. A variabilidade da demanda no nível  $k$  é maior do que no nível  $k-1$ ; a variabilidade da demanda no nível  $k+1$  é maior do que no nível  $k$  e assim sucessivamente até o nível mais alto da CA.

### 1.1 O TEMA E SUA RELEVÂNCIA

Vários aspectos gerenciais merecem destaque neste processo de amplificação da variabilidade da demanda. De acordo com Lee *et al.* (1997b), Carlsson e Fullér (2000) e Chen *et al.* (2003), o EC potencialmente implica nas seguintes conseqüências locais para fabricantes, distribuidores e varejistas:

- a) Baixos níveis de serviço, gerados pela dificuldade de amortecer, em tempo hábil, as variações extremas da demanda. O nível de serviço é proporcional à parcela da demanda imediatamente atendida com o estoque disponível no local onde o pedido é colocado (JOHNSON; MONTGOMERY, 1974);
- b) Vendas perdidas em função das rupturas de estoque geradas pelas variações extremas da demanda;
- c) Aumento no número de reprogramações de produção para cobrir eventuais emergências;
- d) Gestão ineficiente de recursos locais, como pessoal, equipamentos e capital, em razão da dificuldade de identificar se é mais apropriado que estes recursos sejam planejados com base em cenários com demanda máxima ou média. Nas situações em que há necessidade de recursos adicionais em razão de variações não amortecidas da demanda, a eficiência tende a se transformar em um fator secundário.

Da mesma forma, o EC potencialmente implica nas seguintes conseqüências sistêmicas para fabricantes, distribuidores e varejistas:

- e) Elevação dos custos relacionados a estoques na CA em razão do aumento dos estoques locais, em cada um dos pontos do sistema;
- f) Queda do retorno sobre o capital investido nas operações da CA;

- g) Queda da produtividade dos funcionários que atuam nos processos produtivos ao longo da CA (segundo Anderson e Fine, 2003, a amplificação da demanda exerce influência sobre o nível de produtividade do fornecedor no longo prazo, em CAs de bens de capital);
- h) Processo decisório reativo, principalmente em função dos picos de demanda, causando ruptura de planejamento;
- i) Gestão ineficiente dos recursos da CA como um todo, em decorrência das ineficiências locais e da dificuldade de integração das operações da CA.

Observa-se que, mesmo consideradas separadamente, as conseqüências negativas do EC constituem uma séria ameaça à qualidade da gestão empresarial.

O principal desafio no gerenciamento do EC consiste em reduzir as ineficiências acima identificadas e atenuar/eliminar a sua propagação ao longo da CA, de modo que seja possível otimizar o uso dos recursos empregados em seus diferentes níveis. Isto depende do grau de conhecimento que se tem sobre as suas causas e sobre a sua intensidade.

Nesse sentido, a quantificação do EC tem sido um tema freqüente de pesquisa nos últimos anos. Autores como Lee *et al.* (1997b), Chen *et al.* (2000), Fransoo e Wouters (2000) e Warburton (2004) vêm apresentando importantes desenvolvimentos teóricos sobre o tema. Um dos principais modelos de quantificação do EC, apresentado por Chen *et al.* (2000), é formulado como função do *lead time*, da variância da demanda e do número de períodos utilizados na previsão da demanda. O modelo trabalha com cenários com *lead time* constante, o que não reflete a realidade de grande parte das CAs, em vários setores econômicos. Além disso, em sua operacionalização, o modelo de Chen *et al.* (2000) não quantifica a influência do coeficiente de variação da demanda sobre o EC e não considera possíveis excessos de estoque. De modo similar, os modelos de Lee *et al.* (1997b), Fransoo e Wouters (2000) e Warburton (2004) também operam em ambientes com *lead time* constante. Tais restrições nesses modelos resultam em uma quantificação imprecisa do EC, sendo aplicáveis em cenários raramente encontrados na prática, onde os *lead times* de entrega não apresentam variabilidade.

As principais contribuições desta tese visam suprir as deficiências e limitações presentes nos modelos de quantificação do EC disponíveis na literatura. Por viabilizar uma quantificação mais precisa deste fenômeno, a implementação prática do modelo aqui proposto

pode contribuir para: (a) incorporação do EC na otimização dos estoques globais de uma CA; (b) redução dos custos dos estoques; (c) identificação das quantidades ótimas a serem estocadas nos diferentes pontos da CA; e (d) qualificação dos processos decisórios relacionados à previsão de demanda.

## 1.2 OBJETIVOS

### 1.2.1 Objetivo Geral

Desenvolver um modelo matemático para quantificar o EC em ambientes que utilizam a política de pedidos do tipo *out-EA* (*order-up-to* Estoque Alvo), sujeitos à demanda e *lead time* estocásticos e independentes, ajustado para contemplar uma política adequada de tratamento dos excessos de estoque.

### 1.2.2 Objetivos Específicos

Identificar o grau de influência que o coeficiente de variação da demanda exerce sobre a amplificação da variabilidade da demanda ao longo da CA.

Avaliar o impacto de diferentes políticas de tratamento dos excessos de estoque sobre a intensidade do EC.

Estabelecer os limites operacionais do sistema que geram ECs aceitáveis.

Comparar o desempenho do modelo proposto com o desempenho do modelo de Chen *et al.* (2000).

### 1.2.3 Justificativa dos Objetivos

O EC é um tema que vem encontrando interesse crescente na comunidade acadêmica principalmente a partir do trabalho de Lee *et al.* (1997a). Nesse artigo os autores identificam quatro causas para o EC – atualização das previsões de demanda, loteamento de pedidos, flutuação de preços e racionamento. Utilizando um modelo auto-regressivo de primeira ordem para representar o processo de formação da demanda, Lee *et al.* (1997b) apresentaram uma modelagem para quantificar a intensidade da amplificação da demanda que serviu de referência para os trabalhos de Chen *et al.* (2000) e Fransoo e Wouters (2000).

A complexidade própria dos processos estocásticos, a aparente inevitabilidade do EC e os prejuízos causados pelas ineficiências por ele produzidas em todo o sistema de abastecimento atraíram pesquisadores de todo o mundo. Apesar disso, os principais modelos de quantificação do EC disponíveis na literatura ainda apresentam três falhas importantes: (a) desconsideração da variabilidade do *lead time* de entrega dos pedidos – situação observada nos modelos de Lee *et al.* (1997b), Chen *et al.* (2000), Fransoo e Wouters (2000) e Warburton (2004); (b) ausência de elementos que caracterizem a natureza da demanda, tal como o seu coeficiente de variação – observada nos modelos de Lee *et al.* (1997b), Chen *et al.* (2000) e Warburton (2004); e (c) tratamento inadequado dos excessos de estoque – observado em todos os modelos analisados. As conseqüências mais graves geradas por essas falhas estão associadas à quantificação imprecisa do EC. Como os efeitos gerados pela variabilidade do *lead time* não são contabilizados, a quantificação tende a ser parcial (EC modelado menor do que EC real); neste caso, há uma forte distorção do peso atribuído ao *lead time* médio na amplificação da demanda e uma tendência à supervalorização do impacto que a técnica de previsão utilizada exerce sobre a intensidade do fenômeno. Por outro lado, como os excessos de estoque são desconsiderados, a variabilidade dos pedidos é inflacionada e o EC modelado tende a ser maior do que o EC real. Conseqüentemente, as medidas sugeridas para reduzir o EC a partir desses modelos têm seu alcance reduzido.

Em trabalho recente, Geary *et al.* (2006) alertam que o grau de amplificação da variabilidade da demanda ao longo das CAs tem alcançado valores superiores a 20:1 em muitos setores econômicos. Essa elevada relação dá uma medida da importância de uma aferição precisa deste fenômeno. De acordo com Song (1994), a amplificação da variabilidade da demanda tende a aumentar na medida em que aumenta a variabilidade dos *lead times* de entrega de pedidos; com isso, elevam-se os níveis de estoque necessários à oferta de determinado nível de serviço.

O desenvolvimento de uma modelagem matemática de acordo com a proposta apresentada nesta tese se justifica porque, a partir da incorporação da variabilidade do *lead time* e da determinação do grau de influência que o coeficiente de variação da demanda exerce sobre o EC, torna-se mais precisa a identificação das causas deste fenômeno e mais fácil o entendimento da sua dinâmica. Adicionalmente, ao incorporar os necessários ajustes no cálculo do tamanho dos pedidos, o modelo trata de modo mais adequado os excessos de estoque, retratando com maior realismo as situações observadas nas CAs. Isto é fundamental

para a adoção de medidas gerenciais que visem à redução dos impactos negativos do EC sobre os estoques e os níveis de serviço em uma CA.

Complementarmente, a modelagem pode ser utilizada para otimizar as quantidades a serem estocadas nos diferentes pontos de uma CA e para qualificar os processos decisórios relacionados à gestão dos estoques globais.

A escolha da política *out-EO* deve-se ao seu desempenho em ambientes estocásticos. A partir do trabalho de Clark e Scarf (1960), vários autores desenvolveram pesquisas que demonstram a otimalidade desta política em ambientes hierárquicos com demanda normalmente distribuída (MUHARREMOGLU; TSITSIKLIS, 2001; CHEN *et al.*, 2003; MUCKSTADT, 2005). Para maior detalhamento sobre a prova de otimalidade da política *out-EO* em ambientes com demanda e *lead time* estocásticos, ver Muckstadt (2005).

### 1.3 MÉTODO

O presente trabalho utiliza uma abordagem quantitativa para identificar e descrever as principais relações entre as variáveis associadas ao EC. Sua natureza aplicada decorre da possibilidade de utilização imediata dos conhecimentos gerados sobre a dinâmica e o dimensionamento do EC, no âmbito das empresas participantes de CAs. Trata-se de uma pesquisa: (a) aplicada, quanto à natureza; (b) quantitativa, quanto à abordagem; e (c) descritiva, quanto ao objetivo. Do ponto de vista dos procedimentos, a pesquisa desenvolvida pode ser classificada como pesquisa operacional.

#### 1.3.1 Método de pesquisa

Problemas relativos à modelagem matemática, tais como o tema tratado neste trabalho, podem ser analisados através da pesquisa operacional. Na Figura 2 é apresentado um modelo para representar o método de pesquisa utilizado. Esta tese é desenvolvida a partir desse modelo, conforme apresentado nas seções 1.3.2 e 1.3.3.

Segundo Johnson e Montgomery (1974), a pesquisa operacional pode ser definida como um método científico de gestão do processo decisório. Nesse método, os objetos de pesquisa são descritos através de modelos matemáticos que podem ajudar na determinação da decisão mais adequada à situação em estudo.

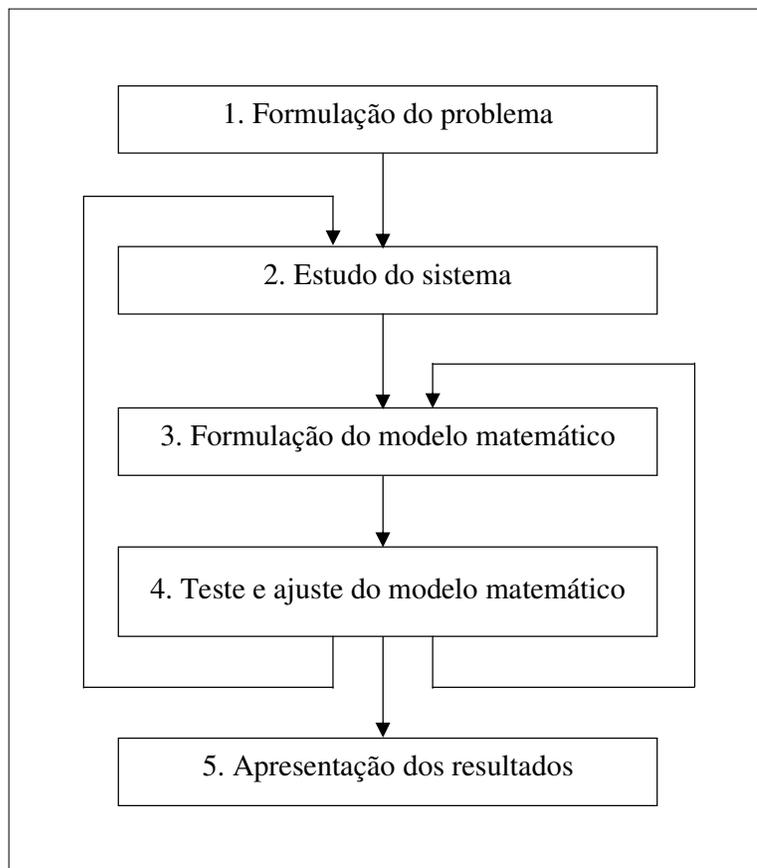


Figura 2 – Modelo do método de pesquisa utilizado  
Fonte: adaptada de Winston (1994)

### 1.3.2 Etapas do método

A seguir são descritas as principais etapas – adaptadas de Winston (1994), componentes do método de pesquisa utilizado nesta tese.

- 1) Formulação do problema – identificação dos objetivos e das possíveis alternativas que levem à consecução dos mesmos;
- 2) Estudo do sistema – estimativa dos parâmetros que afetam o problema estudado, identificação das limitações do sistema e das suas relações com outros sistemas, tanto internos como externos ao ambiente analisado;
- 3) Formulação de um modelo matemático;
- 4) Teste e ajuste do modelo – verificação do grau de aderência do modelo à realidade representada e o respectivo ajuste;
- 5) Apresentação dos resultados – divulgação do modelo e análise dos resultados obtidos com a sua utilização.

Neste documento, utiliza-se o método descrito acima para desenvolver um modelo matemático de quantificação do EC para ambientes com demanda e *lead time* estocásticos.

### 1.3.3 Etapas do Trabalho

As principais etapas do trabalho de elaboração da tese compreendem:

- 1) Identificação e análise dos principais modelos de quantificação do EC disponíveis na literatura;
- 2) Identificação dos fatores que geram ou reforçam o EC e verificação de sua presença nos modelos disponíveis;
- 3) Proposição de um modelo matemático para quantificação do EC em cadeias de abastecimento;
- 4) Teste e validação do modelo proposto; identificação do seu grau de aderência à realidade dos ambientes com demanda e *lead time* estocásticos, incorporando ao modelo o necessário ajuste para contemplar uma política adequada de tratamento dos excessos de estoque;
- 5) Apresentação da modelagem proposta e dos resultados obtidos, inclusive a comparação entre modelos.

### 1.4 DELIMITAÇÕES DO ESTUDO

O foco do trabalho é a modelagem do EC em ambientes cuja política de pedidos é *out- EA*, com demanda e *lead time* estocásticos e independentes – supondo ambas as variáveis com distribuições de probabilidade que podem ser aproximadas por uma normal. As previsões de demanda são realizadas separadamente em cada um dos níveis da estrutura utilizando a técnica da média móvel, escolhida em razão de seu desempenho superior no que se refere ao potencial de redução de variabilidade. Conforme Chen *et al.* (2003), a variabilidade observada a partir do uso da média móvel simples é menor do que aquela observada pelo uso da técnica de ajuste exponencial simples.

Dado que o estudo prioriza a modelagem matemática do EC, medidas gerenciais que promovam a integração da CA como base para o aumento de sua produtividade, a exemplo do *Collaborative Planning, Forecasting and Replenishment* (CPFR ou Planejamento Colaborativo na Previsão de Vendas e Reabastecimento), são apresentadas e analisadas

secundariamente, sempre vinculadas ao gerenciamento do EC, conforme apresentado na seção 2.5.

Nesta tese, considera-se que as informações transmitidas sob a forma de pedidos são gerenciadas separadamente, em cada nível; a proposta não contempla a avaliação do impacto da utilização de informações compartilhadas no dimensionamento do EC. Essa linha de pesquisa vem sendo explorada por vários autores. Gavirneni *et al.* (1999) avaliam a importância do fluxo de informações em uma estrutura de abastecimento com dois níveis, considerando três situações de compartilhamento de informações: (a) nenhuma informação adicional a não ser a demanda histórica no respectivo nível; (b) informações sobre as políticas de pedidos e as distribuições da demanda em todos os níveis; e (c) informação completa sobre a capacidade de produção, os estoques e a demanda em cada um dos níveis da estrutura. O estudo mostra que é possível reduzir os custos totais através do compartilhamento de informações entre os participantes do sistema. Yu *et al.* (2001) ilustram os benefícios (como redução de custos e de níveis de estoques) que podem ser obtidos com a formação de alianças baseadas em compartilhamento de informações. Zhao *et al.* (2002) estudam o impacto que o compartilhamento da informação e a coordenação de pedidos produzem sobre o desempenho de uma CA e Merkuryev *et al.* (2002) descrevem o impacto de duas diferentes estratégias de compartilhamento de informação (centralizada e descentralizada) sobre a variabilidade da demanda ao longo de uma CA. As estratégias são avaliadas para diferentes políticas de controle de estoques. Os resultados obtidos mostram que, independentemente do nível de compartilhamento da informação, o EC está presente, embora com menor intensidade em estruturas com informação centralizada. De acordo com Simchi-Levi *et al.* (2004), a falta de informações centralizadas pode contribuir para o aumento da variabilidade da demanda em CAs.

Da mesma forma que os autores consultados, o autor propõe uma modelagem referente a um único produto, o que permite considerar os custos totais como proporcionais às quantidades estocadas ao longo da CA.

## 1.5 ESTRUTURA DA TESE

O capítulo 1 caracteriza o EC, apresenta o tema do trabalho e sua relevância, estabelece os objetivos do estudo, descreve o método utilizado e apresenta as delimitações e a estrutura da tese.

No capítulo 2 é apresentado o referencial teórico utilizado para desenvolver a tese. São analisados os principais trabalhos relativos à modelagem do EC, considerando os elementos que o caracterizam, suas causas, conseqüências e as principais ações gerenciais com vistas à redução dos seus impactos negativos sobre nível de serviço e estoques.

O capítulo 3 apresenta a nova proposta de modelagem do EC. Neste capítulo são descritos os procedimentos de independização do processo de formação da demanda, a incorporação da variabilidade do *lead time* na quantificação do EC, os passos para a identificação do grau de influência que o coeficiente de variação da demanda exerce sobre o referido fenômeno e a incorporação de um ajuste para contemplar uma política adequada de tratamento dos excessos de estoque.

O capítulo 4 trata da análise do modelo proposto e da comparação de seu desempenho frente ao modelo de Chen *et al.* (2000).

No capítulo 5 são apresentadas as conclusões do trabalho, assim como sugestões para novas pesquisas.

As referências são apresentadas ao final do documento. Os apêndices também fazem parte desta tese.

## 2 EFEITO CHICOTE

A Figura 3 apresenta as principais definições do EC, agrupadas de acordo com o tipo de relação observada entre as variáveis demanda e pedido.

Tipo	Autor(es)	Definição do EC
Relação entre a variância dos <u>pedidos</u> e a variância da <u>demanda</u>	Lee, Padmanabhan e Whang (1997a)	Fenômeno presente em estruturas de abastecimento em que os pedidos enviados aos fornecedores tendem a apresentar variância maior que a variância das vendas realizadas junto aos clientes (distorção da demanda); esta distorção se propaga para os outros níveis da estrutura de forma amplificada (amplificação da variância).
	Cachon (1999)	Propagação da variância da demanda ao longo de uma cadeia de abastecimento.
	Carlsson e Fullér (2000)	Fenômeno em que o tamanho dos pedidos encaminhados aos fornecedores tende a ter maior variância que as quantidades vendidas aos clientes (distorção da demanda) e, na seqüência, a variância do tamanho dos pedidos encaminhados aos fabricantes é ainda maior que a variância das quantidades vendidas aos clientes. Propagação da distorção da demanda de uma forma amplificada (amplificação da variância).
	Chen, Drezner, Ryan e Simchi-Levi (2000)	Aumento da variabilidade da demanda ao longo de uma cadeia de abastecimento.
Relação entre a taxa de <u>pedidos</u> e a taxa da <u>demanda</u>	Warburton (2004)	Amplificação da variabilidade da taxa de pedidos ao longo de uma cadeia de abastecimento.
Relação entre o coeficiente de variação da <u>demanda gerada</u> por um nível da CA e o coeficiente de variação da <u>demanda recebida</u> por este nível	Fransoo e Wouters (2000)	Aumento da razão entre o coeficiente de variação dos pedidos e o coeficiente de variação da demanda ao longo da cadeia de abastecimento.

Figura 3 – Principais definições do EC  
Fonte: elaborada pelo autor

A modelagem do EC tem representado um grande desafio para os pesquisadores em razão de seu caráter estocástico e serial. Essa complexa tarefa compreende, inicialmente, a

identificação da natureza da demanda independente e a projeção dos conseqüentes níveis de demanda dependente, nos diferentes pontos da estrutura.

O primeiro trabalho conhecido sobre o tema, atribuído a Forrester (1961), apresenta uma série de estudos de caso onde há amplificação da variabilidade da demanda; de acordo com esse autor, o atraso na transferência de informações sobre a demanda e o atraso na transferência física dos produtos ao longo da CA são as duas principais causas do EC. Isto pode ser conseqüência da dinâmica dos processos industriais ou da mudança de comportamento das organizações que desenvolvem esses processos, tais como alterações na estrutura ou adoção de novas políticas empresariais.

Diversos autores têm desenvolvido pesquisas para comprovar a existência do EC e para identificar suas causas e reduzir seus efeitos sobre estoques, custos e níveis de serviço.

Segundo Lee e Billington (1992), a complexidade das CAs pode se constituir em uma grande oportunidade para se obter ganhos em eficiência operacional. Os autores analisam quatorze possíveis falhas, e algumas oportunidades delas decorrentes, na gestão dos estoques em CAs. Três delas se relacionam diretamente com a amplificação da demanda: a ineficiência dos sistemas de informação, a imprecisão dos dados sobre entregas e a desconsideração dos impactos gerados pelas incertezas na demanda e no *lead time* de entrega de pedidos. Lee *et al.* (1997b) identificaram e descreveram quatro causas do EC, destacando o fato de que as informações transferidas ao longo da CA sob a forma de pedidos tendem a ser distorcidas e podem desorientar os tomadores de decisão em cada um dos níveis da estrutura. Baganha e Cohen (1998) desenvolveram um modelo para analisar o efeito estabilizador dos estoques frente às variações da demanda. Esses autores concluíram que, embora investimentos em estoques sejam justificados por seu papel estabilizador, nem sempre isto ocorre na prática. Dependendo das políticas de controle de estoques adotadas pode haver uma amplificação das variações ao invés de uma redução. Em um artigo clássico, Chen *et al.* (2000) determinam o impacto das previsões de demanda sobre o EC e propõem um modelo para sua quantificação.

Vários modelos foram desenvolvidos para estudar o comportamento dos estoques em situações em que a informação sobre a demanda não é conhecida por todos os membros de uma CA. Chen *et al.* (2000) propõem um modelo de CA com dois estágios em que a demanda é modelada como um processo auto-regressivo de primeira ordem; nesse trabalho, os autores assumem que no início de cada período de pedido o varejista usa a técnica da média móvel

simples para gerar estimativas sobre a média e o desvio-padrão da demanda, que servem de base para determinar o tamanho do pedido. Chen *et al.* (2000) investigam em que grau a variabilidade dos pedidos é maior que a variabilidade da demanda real. Watson e Zheng (2001) analisam uma CA utilizando um modelo de demanda correlacionada para mostrar que os gerentes tendem a reagir desproporcionalmente, o que acentua as variações da demanda, e concluem que isto leva à prática de políticas subótimas de reabastecimento de estoques, causando o EC. Um estudo experimental baseado no *Beer Distribution Game* (BDG) foi conduzido por Croson e Donohue (2002) para descobrir os fatores comportamentais que influenciam o EC; esses mesmos autores realizaram um experimento para estudar o impacto do compartilhamento de informações no *POS* (*Point of Sale* ou Ponto de Venda) como fator redutor do EC (CROSON; DONOHUE, 2003).

Apesar da existência de vários trabalhos sobre o EC, são poucos os pesquisadores que abordam a sua quantificação. Os principais estudos realizados com vistas à mensuração do EC devem-se a Lee *et al.* (1997b), Chen *et al.* (2000), Fransoo e Wouters (2000) e Warburton (2004).

Outros autores desenvolveram trabalhos complementares sobre o tema. Anderson *et al.* (1995) criaram o *Mortgage Service Game* (MSG) com o objetivo de simular os processos decisórios próprios de uma CA. Nesse modelo, estudantes decidem sobre produção e estoques com vistas à redução do EC. Cachon (1999) indica que é possível reduzir o EC através de uma programação de pedidos baseada em lotes menores. Kunková (2002) mostra que a quantificação do EC depende da forma de agregação dos dados sobre a demanda e conclui que o EC pode se manifestar de duas formas: diretamente, através da amplificação da demanda e, indiretamente, através da elevação dos níveis de estoques. Sancar (2003), ao realizar uma revisão sobre os modelos de quantificação do EC, mostra que a amplificação da variabilidade da demanda pode ser reduzida através de medidas gerenciais (ex.: coordenação e estabilização de preços e compartilhamento de informações), mas não pode ser totalmente eliminada.

Alguns autores, como Moyaux (2000), Derrick (2003) e Donovan (2003) utilizam simulações para avaliar o EC e estabelecer procedimentos voltados à redução desse fenômeno. Moyaux, Chaib-draa e D'amours (2003) elaboraram um jogo denominado *Québec Wood Supply Game* (QWSG), adaptado do BDG, para simular o EC no setor florestal. A simulação foi programada em planilha de cálculo, utilizando multi-agentes para desenvolver

os processos decisórios de quantificação e processamento de pedidos, produção, transporte e armazenamento de produtos. Multi-agentes são estruturas que reproduzem o comportamento dos indivíduos com base em um conjunto de regras; o efeito combinado das decisões tomadas por multi-agentes serve para simular os processos decisórios empresariais, inclusive em relação a estruturas hierárquicas, a exemplo das CAs. O objetivo principal dos pesquisadores era aumentar a eficiência de uma CA através da redução da variabilidade da demanda, mantendo os estoques em seus níveis mais baixos, oferecendo altos níveis de serviço aos consumidores e incorporando ao modelo as causas do EC apontadas por Lee *et al.* (1997b). A simulação evidenciou a complexidade das decisões orientadas para a eficiência em ambientes sujeitos ao EC.

Os modelos gerados para quantificar o EC podem ser muito úteis no estudo do comportamento dos estoques em estruturas hierárquicas, tais como os Sistemas Hierárquicos de Estoques (SHEs). Estes sistemas são formados por duas ou mais estruturas de estocagem, interconectadas, pertencentes a uma mesma CA. Os SHEs se caracterizam pela estocagem de produtos em mais de um local do sistema, dispostos hierarquicamente de modo que alguns locais são abastecidos por fontes internas em um nível superior da estrutura (FIORIO; FOGLIATTO, 2001). Fica clara a dependência direta entre as demandas observadas nos diferentes níveis da estrutura e a necessidade de coordenação entre as políticas de estoques adotadas nesses níveis. Avaliações mais precisas da amplificação da demanda contribuem para qualificar o processo de gestão do sistema como um todo.

A modelagem proposta nesta tese pode ser útil no dimensionamento das estruturas internas às CAs, entre as quais os SHEs desempenham papel fundamental. As relações entre o EC, os níveis de estoques globais e os níveis de serviço oferecidos aos consumidores finais podem ser estabelecidas com maior precisão quanto mais precisa for a quantificação do EC.

A caracterização e a identificação das causas e das conseqüências do EC são fundamentais para a sua modelagem. Nas próximas seções são analisados os principais trabalhos relativos a estes temas.

## 2.1 CARACTERIZAÇÃO DO EC

O EC refere-se a uma situação em que o tamanho dos pedidos enviados aos fornecedores tende a apresentar maior variância do que as vendas efetuadas junto aos

compradores (CARLSSON; FULLÉR, 2001). De acordo com Lee *et al.* (1997b) ocorre uma distorção da demanda, que se propaga ao longo da CA através do fluxo básico de informação e produz uma amplificação da variabilidade dos pedidos encaminhados aos fornecedores.

Considerando uma estrutura com três níveis: (a) Loja; (b) Depósito; e (c) Fornecedor, observa-se que a demanda dos clientes apresenta pequenas variações durante o ano (Figura 4). Em razão da distorção da informação no sistema, os pedidos da Loja para o Depósito (Figura 5) apresentam variações maiores em comparação à demanda dos clientes. No último nível, os pedidos encaminhados ao Fornecedor estão amplificando as variações observadas na Loja e no Depósito (Figura 6).

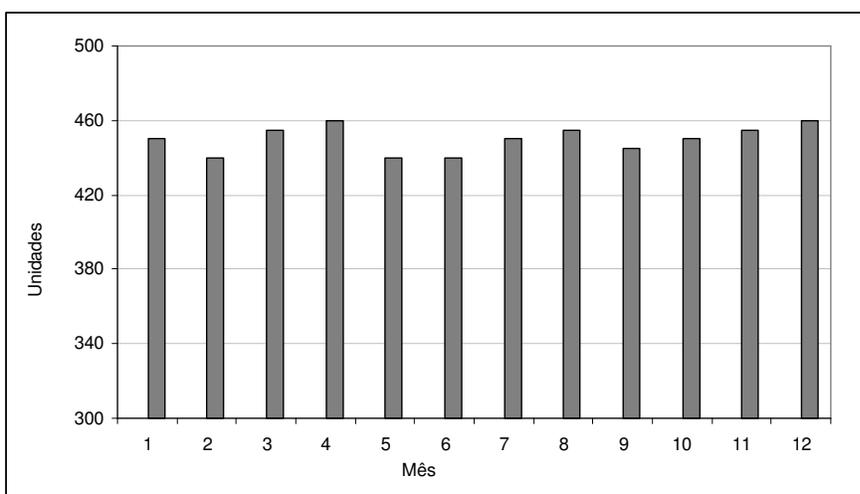


Figura 4 – Demanda original dos clientes junto à loja  
Fonte: adaptada de Johnson e Pyke (1999)

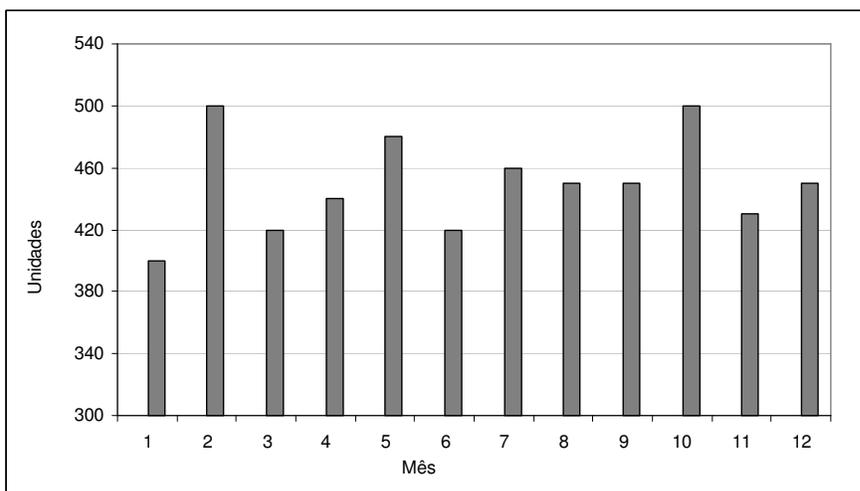


Figura 5 – Pedidos encaminhados ao depósito  
Fonte: adaptada de Johnson e Pyke (1999)

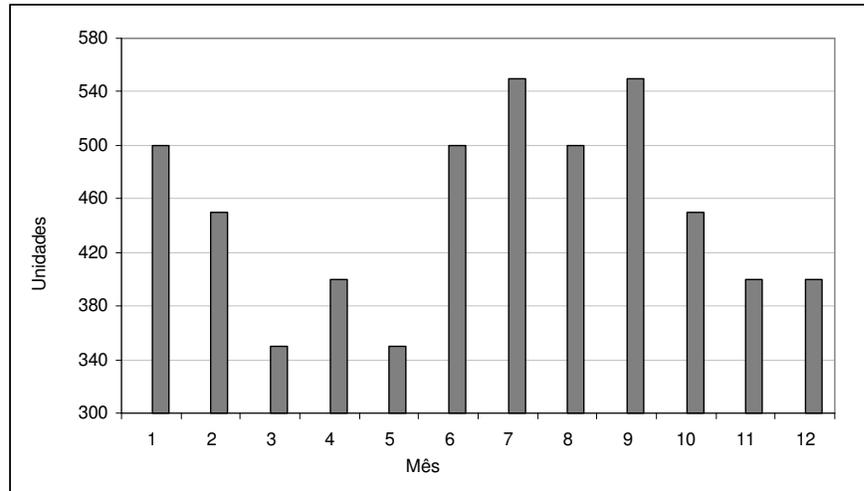


Figura 6 – Pedidos encaminhados ao fornecedor  
Fonte: adaptada de Johnson e Pyke (1999)

A representação do EC, estabelecida com base no trabalho de Lee *et al.* (1997b) utiliza a seguinte notação:

$k$  = subscrito que denota o nível hierárquico na CA

$\sigma_{Dk}^2$  = variância da demanda no nível  $k$

$EC_k$  = efeito chicote observado no nível  $k$

$$EC_k = \frac{\sigma_{Dk}^2}{\sigma_{D,k-1}^2} \quad (1)$$

Dado que  $\sigma_{Dk}^2 > \sigma_{D,k-1}^2$  (da definição do EC, conforme Figuras 1, 4, 5 e 6), tem-se:

$$EC_k = \frac{\sigma_{Dk}^2}{\sigma_{D,k-1}^2} > 1 \quad (2)$$

A intensidade do EC depende da relação entre as variâncias na demanda observadas em níveis adjacentes da CA em estudo.

## 2.2 CAUSAS DO EC

Em função do impacto do EC sobre os níveis e os custos dos estoques em CAs, a identificação de suas causas é fundamental para a implementação de decisões gerenciais que

visem seu controle ou eliminação (CHEN *et al.*, 2003). De acordo com Lee *et al.* (1997b) há quatro causas principais que levam ao EC: atualização das previsões de demanda, racionamento, loteamento de pedidos e variações de preço. Chen *et al.* (2000) apresentaram um trabalho que mostra o impacto da previsão de demanda e do *lead time* médio sobre o EC. Este conjunto de causas é detalhado nas alíneas de *a* até *e*.

A seguinte notação será utilizada na representação das causas identificadas:

$D$  = demanda

$q$  = pedido

$P$  = preço

$EC$  = efeito chicote

$e_p$  = elasticidade-preço da demanda

$k$  = subscrito que denota o nível hierárquico na CA

$t$  = subscrito que denota o momento de observação da variável no tempo

$D_{kt}$  = demanda no nível  $k$ , em  $t$

$\hat{\mu}_{D_{kt}}$  = estimativa da média da demanda no nível  $k$ , em  $t$

$\hat{\mu}_{DL_{kt}}$  = estimativa da média da demanda durante o *lead time* no nível  $k$ , em  $t$

$q_{kt}$  = pedido gerado no nível  $k$ , em  $t$

$\hat{\sigma}_{D_{kt}}$  = estimativa do desvio padrão da demanda no nível  $k$ , em  $t$

$\hat{\sigma}_{DL_{kt}}$  = estimativa do desvio padrão da demanda durante o *lead time* no nível  $k$ , em  $t$

$L_{kt}$  = *lead time* no nível  $k$ , em  $t$

$A_{kt}$  = estoque-alvo (quantidade *order-up-to* calculada) no nível  $k$ , em  $t$

$z_k$  = fator de segurança definido em razão do nível de serviço desejado para o nível  $k$

a) Atualização das previsões de demanda

Em cada um dos  $k$  níveis da estrutura é necessário prever a demanda esperada e o respectivo desvio-padrão. Nos sistemas que utilizam a política *out-EA*, cada observação sobre a demanda real leva a novas previsões da média e do desvio-

padrão no *lead time*, sendo estas previsões usadas no cálculo do novo estoque-alvo. Variações extremas da demanda real contribuem para inflacionar estas previsões, o que produz aumentos na variância dos estoques-alvo. Como os estoques-alvo dos períodos  $t-1$  e  $t$  entram no cálculo do tamanho dos pedidos juntamente com a demanda real do período  $t-1$ , aumentos em sua variância contribuem para o aumento da variância dos pedidos, o que aumenta a intensidade do EC. As estimativas da média e do desvio-padrão durante o *lead time*, no nível  $k$ , dependem do valor real da demanda no período anterior ( $t-1$ ):

$$D_{k,t-1} \rightarrow \hat{\mu}_{DLkt}, \hat{\sigma}_{DLkt} \quad (3)$$

O cálculo do novo estoque-alvo utiliza essas estimativas:

$$\hat{\mu}_{DLkt}, \hat{\sigma}_{DLkt} \rightarrow A_{kt} = \hat{\mu}_{DLkt} + z_k \hat{\sigma}_{DLkt} \quad (4)$$

O tamanho do pedido é estabelecido com base nos estoques-alvo (períodos  $t$  e  $t-1$ ) e na demanda real observada no período anterior ( $t-1$ ):

$$A_{kt}, A_{k,t-1}, D_{k,t-1} \rightarrow q_{kt} = A_{kt} - A_{k,t-1} + D_{k,t-1} \quad (5)$$

$$q_{kt} = A_{kt} - A_{k,t-1} + D_{k,t-1} \rightarrow Var(q) > Var(D) \quad (6)$$

$$Var(q) > Var(D) \rightarrow EC = \frac{Var(q)}{Var(D)} > 1 \quad (7)$$

É importante observar que se o estoque-alvo não for atualizado, a exemplo dos casos em que se adota uma política de estoque-alvo fixo, a variância nos pedidos tende a ser igual à variância da demanda ( $EC \rightarrow 1$ ), conforme a relação a seguir:

$$A_{kt} = A_{k,t-1}, D_{k,t-1} \rightarrow q_{kt} = A_{kt} - A_{k,t-1} + D_{k,t-1} \quad (8)$$

$$A_{kt} = A_{k,t-1}, D_{k,t-1} \rightarrow q_{kt} = D_{k,t-1} \quad (9)$$

$$q_{kt} = D_{k,t-1} \rightarrow Var(q) = Var(D) \quad (10)$$

$$Var(q) = Var(D) \rightarrow EC = \frac{Var(q)}{Var(D)} = 1 \quad (11)$$

A desvantagem de trabalhar com estoque-alvo fixo em CAs com demanda e *lead time* estocásticos é que esta política, além de não contribuir para a otimização dos níveis de estoque, pode desestabilizar o nível de serviço do sistema caso ocorram variações extremas da demanda, comprometendo a competitividade da CA. Na prática, os resultados desta política podem ser mais prejudiciais aos participantes da cadeia do que aqueles gerados pelo EC.

b) *Lead time*

O *lead time* amplifica os aumentos de variância produzidos por novas previsões de demanda nas proporções expressas na Equação (15), de acordo com a descrição anteriormente apresentada na alínea *a*. A estimativa da demanda média durante o *lead time*, no nível *k*, é igual ao *lead time* multiplicado pela estimativa da demanda média no período:

$$\hat{\mu}_{DLkt} = L_{kt} \hat{\mu}_{Dkt} \quad (12)$$

A estimativa do desvio-padrão da demanda durante o *lead time*, no nível *k*, é igual à raiz quadrada do *lead time* multiplicada pela estimativa do desvio-padrão da demanda no período:

$$\hat{\sigma}_{DLkt} = \hat{\sigma}_{Dkt} L_{kt}^{0.5} \quad (13)$$

Como o cálculo do estoque-alvo utiliza essas estimativas, observa-se o papel amplificador do *lead time* em ambas as parcelas:

$$L_{kt}, \hat{\mu}_{Dkt}, \hat{\sigma}_{Dkt}, z \rightarrow A_{kt} \quad (14)$$

$$A_{kt} = L_{kt} \hat{\mu}_{Dkt} + z_k \hat{\sigma}_{Dkt} L_{kt}^{0.5} \quad (15)$$

c) Prática do racionamento no abastecimento, indutora de pedidos em lotes aumentados para os fornecedores

Acontece quando a demanda supera a oferta de produtos ou quando os consumidores acreditam que isto possa ocorrer, aumentando a sua necessidade real para se sentirem seguros de que a demanda será atendida. A amplificação da variabilidade da demanda irá crescer mesmo se os clientes se dispuserem a cancelar pedidos em excesso após terem suas necessidades reais atendidas (KUNCOVÁ, 2002).

## d) Loteamento de pedidos

A formação de lotes deve-se à necessidade de redução dos custos de processamento de pedidos e de transporte. A sazonalidade da demanda também contribui para aumentar o tamanho dos lotes. Na medida em que o tamanho dos pedidos aumenta, há uma tendência ao aumento na sua variância:

$$Var(q) \propto q \quad (16)$$

## e) Variações de preço

A tradicional formulação da demanda em função do preço reflete a importância desta variável na determinação do nível de consumo de um produto. Alterações de preço, através de promoções e descontos em geral, geram alterações na demanda e estas produzem aumento de sua variabilidade, o que distorce os padrões percebidos a respeito da demanda histórica. Embora os autores consultados não façam referência à importância da elasticidade-preço da demanda, é adequado trabalhar com este conceito, pois é esta variável que define a intensidade da variação sofrida pela demanda quando há alterações de preço. A mesma idéia pode ser expandida para outras variáveis importantes na determinação da demanda, tais como a propaganda, a estrutura de distribuição, a renda e o índice tecnológico do produto em estudo.

Representando a demanda como variável dependente do preço,

$$D = f(P) \quad (17)$$

e a elasticidade-preço da demanda como o quociente entre a variação percentual observada na demanda de um item em função da variação percentual do preço praticado na venda desse item:

$$e_p = \frac{\Delta_{\%} D}{\Delta_{\%} P} \quad (18)$$

observa-se que as alterações de preço do produto geram variações na demanda de acordo com a respectiva elasticidade-preço:

$$Var(P)[e_p] \rightarrow Var(D) \quad (19)$$

Outros fatores, associados às causas identificadas, contribuem para aumentar a intensidade do EC, conforme apresentado na Figura 7.

Causas	Fatores intensificadores
Atualização das previsões de demanda	Múltiplos <i>forecastings</i> <i>Lead times</i> longos Desconhecimento da demanda final
Racionamento	Desconhecimento das condições de abastecimento Inexistência de limites para os pedidos Proporcionalidade de racionamento nos pontos da CA
Loteamento de pedidos	Elevado custo de colocação de pedidos Alta correlação entre pedidos
Variações de preço	Compras e entregas não sincronizadas Falta de política estável de preços

Figura 7 – Fatores intensificadores do EC

Fonte: adaptada de Lee *et al.* (1997b)

### 2.3 CONSEQÜÊNCIAS DO EC

Os reflexos do EC são sentidos por todos os participantes de uma CA através da queda da lucratividade, da redução dos níveis de serviços, da perda de competitividade (JOHNSON; PYKE, 1999) e do aumento da dificuldade de gerenciamento da CA (RYAN, 1997). Todos os níveis da CA sofrem os impactos do EC. Uma consequência direta muito particular deste fenômeno é a elevação do nível global de estoques da cadeia.

### 2.4 QUANTIFICAÇÃO DO EC

As abordagens utilizadas para a quantificação do EC podem ser divididas em três grupos:

- a) Cálculo da relação entre a variância dos pedidos e a variância da demanda (LEE *et al.*, 1997b; CHEN *et al.*, 2000);
- b) Cálculo da relação entre a taxa de pedidos e a taxa da demanda (WARBURTON, 2004);
- c) Cálculo do quociente entre o coeficiente de variação da demanda gerada por um nível da cadeia e o coeficiente de variação da demanda recebida por este mesmo nível (FRANSOO; WOUTERS, 2000).

Nas próximas seções (2.4.1 até 2.4.5), as notações se mantêm fiéis àquelas utilizadas pelos respectivos autores em seus trabalhos originais e antecedem a apresentação do modelo proposto. A exceção cabe à notação utilizada para representar o EC, que será a mesma em todas as cinco seções (EC).

#### 2.4.1 Modelo de Lee, Padmanabhan e Whang (1997)

No desenvolvimento deste modelo, Lee *et al.* (1997b) utilizaram a seguinte notação:

$t$  = subscrito que denota o momento de observação da variável no tempo

$D_t$  = demanda estocástica em  $t$

$d$  = constante não negativa, utilizada no modelo auto-regressivo do processo de formação da demanda

$\rho$  = parâmetro de correlação do processo de formação da demanda

$u_t$  = erro aleatório em  $t$ , normalmente distribuído, com média 0 e desvio-padrão  $\sigma$

$S_t$  = estoque-alvo (*order-up-to*) em  $t$

$z_t^*$  = tamanho ótimo do pedido em  $t$

$v$  = *lead time* (constante)

O processo de formação da demanda é definido utilizando um modelo auto-regressivo de primeira ordem, com a seguinte forma:

$$D_t = d + \rho D_{t-1} + u_t \quad (20)$$

O tamanho ótimo do pedido é calculado somando a diferença entre os estoques-alvo dos períodos  $t$  e  $t-1$  com a demanda do período  $t-1$

$$z_t^* = S_t - S_{t-1} + D_{t-1} \quad (21)$$

O desenvolvimento algébrico realizado pelos autores a partir da Equação (20) permite definir o tamanho do pedido a ser colocado em função do parâmetro de correlação da demanda e do *lead time*, da seguinte maneira:

$$z_t^* = S_t - S_{t-1} + D_{t-1} = \frac{\rho(1 - \rho^{v+1})}{1 - \rho} (D_{t-1} - D_{t-2}) + D_{t-1}. \quad (22)$$

A variância dos pedidos é resultante da soma de duas parcelas: uma diretamente dependente da variância da demanda e a outra conjuntamente dependente da estrutura da demanda e da magnitude do *lead time*.

$$\text{Var}(z_t^*) = \text{Var}(D_{t-1}) + \frac{2\rho(1 - \rho^{v+1})(1 - \rho^{v+2})}{(1 + \rho)(1 - \rho)^2} > \text{Var}(D_{t-1}) \quad (23)$$

Desta forma, de acordo com Lee *et al.* (1997b), o EC tem a seguinte modelagem:

$$EC_{t,t-1} = \frac{\text{Var}(z_t^*)}{\text{Var}(D_{t-1})} = 1 + \frac{2\rho(1 - \rho^{v+1})(1 - \rho^{v+2})}{(1 + \rho)(1 - \rho)^2} \left( \frac{1}{\text{Var}(D_{t-1})} \right) \quad (24)$$

#### 2.4.2 Modelo de Chen, Drezner, Ryan e Simchi-Levi (2000)

No desenvolvimento deste modelo, Chen *et al.* (2000) utilizam a seguinte notação:

$t$  = subscrito que denota o momento de observação da variável no tempo

$D_t$  = demanda estocástica em  $t$

$\mu$  = constante não negativa, utilizada no modelo auto-regressivo do processo de formação da demanda

$\rho$  = parâmetro de correlação do processo de formação da demanda

$\varepsilon_t$  = erro aleatório em  $t$ , normalmente distribuído, com média 0 e desvio-padrão  $\sigma$

$y_t$  = estoque-alvo (*order-up-to*) em  $t$

$\hat{D}_t^L$  = estimativa da demanda média durante o *lead time*, em  $t$

$\hat{\sigma}_{\varepsilon,t}^L$  = estimativa do desvio-padrão do erro de previsão da demanda durante o *lead time*, em  $t$

$z$  = constante correspondente ao nível de serviço desejado

$C_{L,\rho}$  = função constante de  $L$ ,  $\rho$  e  $p$

$e_t$  = erro de previsão da demanda em  $t$

$q_t$  = tamanho do pedido em  $t$

$L = lead\ time$  (constante)

$p =$  número de períodos utilizados no cálculo da média móvel da demanda

$k =$  nível hierárquico da estrutura em análise

Nesta modelagem os autores consideram uma CA em que a cada período  $t$  um varejista observa seu nível de estoque e coloca um pedido  $q_t$  para um fabricante. Após o pedido ter sido colocado, o varejista procura atender a demanda  $D_t$  relativa ao período. Demandas não atendidas ficam pendentes. Há um *lead time*  $L$ , constante, entre o momento em que o pedido é colocado pelo varejista e o momento em que o pedido é recebido por ele, de modo que um pedido colocado no fim de um período  $t$  é recebido no início do período  $t + L$ . A demanda vista pelo varejista é uma variável estocástica, cujo processo de formação é representado por um modelo auto-regressivo de primeira ordem, como segue:

$$D_t = \mu + \rho D_{t-1} + \varepsilon_t \quad (25)$$

O varejista segue uma política *order-up-to* em que o estoque-alvo é estimado a partir da demanda observada e assim definido:

$$y_t = \hat{D}_t^L + z \hat{\sigma}_{e,t}^L \quad (26)$$

$$\text{onde} \quad \hat{D}_t^L = L \left( \frac{\sum_{i=1}^p D_{t-i}}{p} \right) e \quad (27)$$

$$\hat{\sigma}_{e,t}^L = C_{L,p} \left( \frac{\sum_{i=1}^p (e_{t-i})^2}{p} \right)^{0,5} \quad (28)$$

O pedido é calculado em função do estoque-alvo e da demanda. Eventuais valores negativos são assumidos como excessos de estoque que podem ser devolvidos sem custo, de acordo com Kahn (1987) e Lee *et al.* (1997b).

$$q_t = y_t - y_{t-1} + D_{t-1} \quad (29)$$

O cálculo do pedido pode ser apresentado em função das estimativas da demanda durante o *lead time*, da constante vinculada ao nível de serviço desejado, das estimativas do

desvio-padrão dos erros de previsão da demanda durante o *lead time* e da demanda observada no período anterior.

$$q_t = \hat{D}_t^L - \hat{D}_{t-1}^L + z(\hat{\sigma}_{e,t}^L - \hat{\sigma}_{e,t-1}^L) + D_{t-1} \quad (30)$$

$$q_t = L \left( \frac{D_{t-1} - D_{t-p-1}}{p} \right) + D_{t-1} + z(\hat{\sigma}_{e,t}^L - \hat{\sigma}_{e,t-1}^L) \quad (31)$$

$$q_t = \left( 1 + \frac{L}{p} \right) D_{t-1} - \left( \frac{L}{p} \right) D_{t-p-1} + z(\hat{\sigma}_{e,t}^L - \hat{\sigma}_{e,t-1}^L) \quad (32)$$

Pela definição do EC, segue que:

$$EC = \frac{Var(q)}{Var(D)} \geq 1 + \left( \frac{2L}{p} + \frac{2L^2}{p^2} \right) (1 - \rho^p) \quad (33)$$

No caso específico de não existir correlação entre as demandas período a período, ou seja, quando  $\rho=0$ :

$$EC = \frac{Var(q)}{Var(D)} \geq 1 + \frac{2L}{p} + \frac{2L^2}{p^2} \quad (34)$$

Considerando a existência de  $k$  níveis na CA, a quantificação do EC é modelada da seguinte maneira:

$$EC_k = \frac{Var(q^k)}{Var(D)} \geq \prod_{i=1}^k \left( 1 + \frac{2L_i}{p} + \frac{2L_i^2}{p^2} \right) \quad \forall k \quad (35)$$

#### 2.4.3 Modelo de Warburton (2004)

No desenvolvimento deste modelo, Warburton (2004) utilizou a seguinte notação:

$t$  = subscrito que denota o momento de observação da variável no tempo

$D_t$  = demanda em  $t$

$\rho$  = parâmetro de correlação do processo de formação da demanda

$d$  = constante utilizada no modelo auto-regressivo do processo de formação da demanda

$u_t$  = erro aleatório em  $t$ , normalmente distribuído, com média 0 e desvio-padrão  $\sigma$

$I(t)$  = nível do estoque em  $t$

$I_0$  = estoque inicial

$I_D$  = nível desejado de estoque (estoque-alvo)

$R(t)$  = taxa de recebimento em  $t$

$D(t)$  = taxa de demanda em  $t$

$T$  = ajuste temporal

$T^{I_D}$  = ajuste temporal que eleva o estoque até o nível desejado (estoque-alvo)

$O(t)$  = taxa de pedido em  $t$

$\tau$  = *lead time* (constante)

$A$  = coeficiente da Função W de Lambert

$W$  = função W de Lambert

$a$  = parâmetro da parte real de  $A$

$\alpha$  = parâmetro da parte complexa de  $A$

$J$  = fator de ponderação utilizado no cálculo de  $a$

$K$  = fator de ponderação utilizado no cálculo de  $\alpha$

$\omega$  = parâmetro da parte real da Função W de Lambert

$\Omega$  = parâmetro da parte complexa da Função W de Lambert

Na construção deste modelo, o autor utiliza um processo de demanda definido por um modelo auto-regressivo de primeira ordem, similar àqueles utilizados por Lee *et al.* (1997b) e Chen *et al.* (2000):

$$D_t = \rho D_{t-1} + d + u_t . \quad (36)$$

O estoque é esvaziado pela taxa de demanda e aumentado pela taxa de recebimento; deste modo, a equação de balanço do estoque é:

$$\frac{dI}{dt} = R(t) - D(t) \quad (37)$$

Utilizando uma política onde os pedidos são proporcionais aos déficits dos estoques e incorporando uma variável de ajuste temporal  $T$  (para ajustar a taxa de pedido, com base na premissa de que a recuperação do déficit do estoque pode ser feita, continuamente, ao longo do tempo), tem-se:

$$O(t) = \frac{I_D - I(t)}{T} \quad \text{se } I(t) < I_D \quad \text{e} \quad (38)$$

$$O(t) = 0, \quad \text{em caso contrário.} \quad (39)$$

Os itens recebidos apresentam uma defasagem temporal  $\tau$  constante em relação aos itens demandados (defasagem esta que corresponde ao *lead time*),

$$R(t) = O(t - \tau) \quad (40)$$

Substituindo a política de pedidos na Equação (37) e a defasagem temporal na Equação (40), tem-se:

$$\frac{dI}{dt} + \frac{I(t - \tau)}{T} = \frac{I_D}{T} - d \quad (41)$$

Durante o *lead time* nenhum item é recebido, então a Equação (41) pode ser simplificada como segue:

$$\text{para } t \leq \tau \Rightarrow R(t) = 0 \quad (42)$$

$$\text{logo } \frac{dI}{dt} = -d \Rightarrow I(t) = I_0 - dt \quad (43)$$

Considerando que o estoque é menor que o valor estabelecido para o estoque-alvo:

$$O(t) = \frac{I_D - (I_0 - dt)}{T} = \frac{I_D - I_0}{T} + \frac{td}{T} \quad (44)$$

A solução da Equação (41) contém a função W de Lambert e corresponde a:

$$I(t) = I_0 - dt \quad \text{quando } t \leq \tau \quad (45)$$

$$I(t) = I_D - dT + A \exp\left[\frac{Wt}{\tau}\right] \quad \text{quando } t > \tau \quad (46)$$

$$\text{com } A = a + i\alpha \quad \text{e} \quad (47)$$

$$W = W\left(\frac{-\tau}{T}\right) = \omega + i\Omega \quad (48)$$

$$a = \frac{e^{-\omega}}{\Omega} [J(\Omega \cos \Omega + \omega \operatorname{sen} \Omega) - K \operatorname{sen} \Omega] \quad (49)$$

$$\alpha = \frac{e^{-\omega}}{\Omega} [J(\omega \cos \Omega - \Omega \operatorname{sen} \Omega) - K \cos \Omega] \quad (50)$$

$$\text{sendo: } J = I_0 - I_D + d(T - \tau) \text{ e} \quad (51)$$

$$K = \tau \left( \frac{I_D - I_0}{T} - d \right) \quad (52)$$

O EC é determinado pela razão entre: (a) a taxa correspondente aos pedidos que são enviados por um determinado nível da estrutura; e (b) a taxa correspondente aos pedidos que chegam a este nível. Estas taxas atingem os seus valores máximos logo após  $\tau$  períodos; deste modo, este é o momento adequado para estabelecer a razão entre elas, como segue:

$$EC = \frac{O(\tau)}{d} = \frac{I_D - I(\tau)}{Td} = \frac{\tau d}{Td} = \frac{\tau}{T} \quad (53)$$

De acordo com o autor desse modelo, o ajuste temporal ( $T$ ) que faz o estoque retornar ao seu valor desejado (estoque-alvo) pode ser obtido calculando-se o quociente entre o dobro da defasagem temporal  $\tau$  (*lead time*) e  $\pi$  (3,1415...). Isto significa que um EC em torno de 1,5 é praticamente inevitável, sob pena de se incorrer em freqüentes rupturas de estoque.

$$T^{I_D} \approx \frac{2\tau}{\pi} \quad (54)$$

#### 2.4.4 Modelo de Fransoo e Wouters (2000)

Os autores deste modelo utilizam a seguinte notação:

$k$  = nível da estrutura hierárquica

$T$  = *lead time* (constante)

$D_{in}(t, t + T)$  = demanda recebida durante o *lead time*

$D_{out}(t, t + T)$  = demanda gerada durante o *lead time*

$\sigma [D_{in}(t, t + T)]$  = desvio-padrão da demanda recebida durante o *lead time*

$\sigma [D_{out}(t, t + T)]$  = desvio-padrão da demanda gerada durante o *lead time*

$\mu [D_{in}(t, t + T)]$  = média da demanda recebida durante o *lead time*

$\mu [D_{out}(t, t + T)]$  = média da demanda gerada durante o *lead time*

$C_{in}$  = coeficiente de variação da demanda recebida durante o *lead time*

$C_{out}$  = coeficiente de variação da demanda gerada durante o *lead time*

$C_{in,k}$  = coeficiente de variação da demanda recebida durante o *lead time*, no nível  $k$

$C_{out,k}$  = coeficiente de variação da demanda gerada durante o *lead time*, no nível  $k$

Os autores deste modelo quantificam a amplificação da variabilidade da demanda como sendo o quociente entre o coeficiente de variação da demanda gerada em um nível da estrutura e o coeficiente de variação da demanda recebida por este nível, ambos definidos no período correspondente ao *lead time*.

$$EC = \frac{C_{out}}{C_{in}} \quad (55)$$

$$C_{out} = \frac{\sigma [D_{out}(t, t + T)]}{\mu [D_{out}(t, t + T)]} \quad (56)$$

$$C_{in} = \frac{\sigma [D_{in}(t, t + T)]}{\mu [D_{in}(t, t + T)]} \quad (57)$$

$$EC = \frac{\sigma [D_{out}(t, t + L)] \mu [D_{in}(t, t + L)]}{\sigma [D_{in}(t, t + L)] \mu [D_{out}(t, t + L)]} \quad (58)$$

$$EC_{1,k} = \frac{C_{out,1} C_{out,2} C_{out,3} \dots C_{out,k}}{C_{in,1} C_{in,2} C_{in,3} \dots C_{in,k}} = \frac{C_{out,1}}{C_{in,k}} \quad (59)$$

#### 2.4.5 Desdobramentos dos modelos anteriores

Com base nos modelos existentes, foram propostas novas abordagens para a quantificação do EC, com destaque para os modelos de Chen e Disney (2003) e Hosoda e Disney (2004).

#### 2.4.5.1 Modelo de Chen e Disney (2003)

Chen e Disney (2003) propõem o uso de controladores proporcionais para reduzir o EC. A operacionalização da proposta implica uma mudança no cálculo do estoque-alvo em  $t$ ,  $S_t$ :

$$S_t = \hat{D}_t + k\sigma_D \quad (60)$$

onde  $\hat{D}_t$  é uma estimativa da demanda média em  $t$ ,  $\sigma_D$  é o desvio-padrão da demanda e  $k$  é o fator de segurança (correspondente a  $z$ ). O pedido é calculado como segue, em sua forma tradicional:

$$O_t = \hat{D}_t + k\sigma_D - NS_t \quad (61)$$

onde  $O_t$  é o pedido e  $NS_t$  é o nível de estoque, ambos no período  $t$ . Com a alteração proposta, o pedido passa a ser obtido através de:

$$O_t = \hat{D}_t + \frac{1}{Ti}(k\sigma_D - NS_t) \quad (62)$$

sendo  $1/Ti$  o controlador proporcional. Observa-se que o objetivo da mudança é diminuir a variância dos termos associados aos níveis históricos da dispersão da demanda e dos estoques. Para tanto, esses valores são ponderados através de fatores caracterizados como controladores proporcionais. Embora os resultados sejam promissores, não há procedimentos estabelecidos para quantificar os ganhos em relação à política *order-up-to* tradicional.

#### 2.4.5.2 Modelo de Hosoda e Disney (2004)

Hosoda e Disney (2004) investigaram uma CA de três níveis a partir de modelos de formação de demanda auto-regressivos, combinando métodos estatísticos e técnicas de simulação. O modelo proposto pelos autores, em sua forma básica, se assemelha aos modelos de Lee *et al.* (1997b) e Chen *et al.* (2000), partindo do mesmo modelo de formação da demanda:

$$D_t = d + \rho D_{t-1} + \varepsilon_t \quad (63)$$

onde  $t$  é o subscrito que denota o momento de observação da variável no tempo,  $D_t$  é a demanda estocástica em  $t$ ,  $d$  é uma constante não negativa,  $\rho$  é o parâmetro de correlação do

processo de formação da demanda e  $\varepsilon_t$  é o erro aleatório em  $t$ , normalmente distribuído, com média 0 e desvio-padrão  $\sigma$ .

O EC, em sua forma básica relativa ao primeiro nível da estrutura, é apresentado como função de  $\rho$  e do *lead time*,  $L$ :

$$EC_1 = 1 + \frac{2\rho(1-\rho^L)(1-\rho^{L+1})}{1-\rho} \quad (64)$$

#### 2.4.6 Visão geral dos modelos em sua forma primária

Os principais modelos são apresentados na Figura 8 em sua forma primária, correspondente à quantificação do EC em dois níveis adjacentes da estrutura. As notações utilizadas nesta seção estão de acordo com as seções anteriores; as únicas alterações referem-se ao *lead time*, que foi uniformizado em  $L$ , e à representação da demanda através do subscrito que indica se a mesma é de entrada,  $D_{in}$ , ou de saída,  $D_{out}$ , no respectivo nível. Estas alterações visam facilitar a comparação entre os modelos.

	Autor(es)	Apresentação do modelo – forma primária
1	Lee <i>et al.</i> (1997b)	$EC = 1 + \frac{2\rho(1-\rho^{L+1})(1-\rho^{L+2})}{Var(D_{in})(1+\rho)(1-\rho)^2} \quad (65)$
2	Chen <i>et al.</i> (2000)	$EC = \frac{Var(D_{out})}{Var(D_{in})} \geq 1 + \frac{2L}{p} + \frac{2L^2}{p^2} \quad (66)$
3	Warburton (2004)	$EC = \frac{O(L)}{d} = \frac{I_D - I(L)}{Td} = \frac{Ld}{Td} = \frac{L}{T} \quad (67)$
4	Fransoo e Wouters (2000)	$EC = \frac{\sigma [D_{out}(t, t+L)] \mu [D_{in}(t, t+L)]}{\sigma [D_{in}(t, t+L)] \mu [D_{out}(t, t+L)]} \quad (68)$

Figura 8 – Apresentação dos principais modelos de quantificação do EC  
Fonte: elaborada pelo autor

#### 2.4.7 Análise crítica dos modelos apresentados

Os modelos de quantificação do EC apresentados nas seções 2.4.1 a 2.4.5 são analisados nesta seção com base na sua capacidade de dimensionar plenamente o fenômeno estudado (EC), no grau de complexidade de sua operacionalização e no seu nível de precisão.

Conforme a Equação (65), o modelo de Lee *et al.* (1997b) é simples. Construído a partir de um modelo auto-regressivo de formação de demanda, incorpora o fator de correlação da demanda no tempo, o *lead time* e a variabilidade da demanda de entrada. Na prática, a identificação desse fator de correlação é imprecisa, o que enfraquece o modelo. Além disso, não considera a variabilidade do *lead time* e a natureza da demanda (quando o fator de correlação da demanda no tempo é zero). Apresenta, ainda, um erro de formulação referente ao fator de correlação, pois se este for negativo (caso de correlação negativa próxima a -1) o EC pode resultar negativo. Dado que o EC é a razão entre duas variâncias, este resultado seria incorreto, por definição.

O modelo de Chen *et al.* (2000) é um dos mais citados na literatura. Foi construído a partir de um modelo auto-regressivo que representa o processo de formação da demanda. De acordo com a Equação (66), torna-se evidente a importância da escolha de um número adequado de períodos para o cálculo da média móvel a ser utilizada nas estimativas da demanda, com vistas à redução do EC. O modelo, ao trabalhar com *lead time* constante (desconsiderando sua variabilidade), pode levar a um subdimensionamento do EC. Em oposição, ao tratar os valores negativos obtidos no cálculo dos pedidos como excessos de estoque que podem ser devolvidos sem custo, o modelo tende a superdimensionar o EC. O resultado destes movimentos contrários é uma quantificação imprecisa do fenômeno em estudo. Quando os efeitos gerados pela variabilidade do *lead time* não são contabilizados pode ocorrer uma forte distorção do peso atribuído ao *lead time* médio na amplificação da demanda e uma supervalorização do impacto que o número de períodos (utilizados no cálculo da média móvel da demanda) exerce sobre a intensidade do fenômeno.

A formulação final do modelo de Warburton (2004), conforme apresentado na Equação (67), é muito simples, porém de desenvolvimento bastante complexo. O aspecto positivo consiste na incorporação, ao *lead time*, de uma variável de ajuste temporal para controlar a taxa de pedido, o que é compatível com a natureza estocástica do EC. Sua fragilidade reside na linearização do fenômeno em relação ao *lead time* e na desconsideração

da variabilidade do *lead time* e da natureza da demanda (através de seu coeficiente de variação).

O modelo de Fransoo e Wouters (2000) apresentado na Equação (68) foi construído diretamente sobre a definição do EC. Seu ponto positivo é a incorporação dos coeficientes de variação da demanda de entrada e da demanda de saída, para cada nível da estrutura. O aspecto negativo reside no fato de que o modelo não mostra como são calculados o desvio-padrão e a média da demanda de saída e não incorpora a variabilidade do *lead time* no cálculo do EC.

O modelo de Chen e Disney (2003) inova ao utilizar um fator de redução da variância da demanda (controlador proporcional), porém apresenta deficiências idênticas aos demais modelos no que se refere à variabilidade do *lead time*.

O modelo de Hosoda e Disney (2004), construído a partir de um modelo autorregressivo de formação da demanda, assim como o modelo de Lee *et al.* (1997b), incorpora o fator de correlação da demanda no tempo e o *lead time*. Não considera a variabilidade do *lead time* e apresenta o mesmo erro de formulação detectado no modelo de Lee *et al.* (1997b): caso o fator de correlação da demanda seja próximo de -1, o EC pode resultar negativo, o que seria incorreto.

Observa-se que os principais modelos de quantificação do EC disponíveis na literatura são insuficientes para um dimensionamento mais preciso do EC. O principal problema detectado nesses modelos é a ausência da variabilidade do *lead time* de entrega de pedidos. Outras duas deficiências importantes são: a ausência de elementos que caracterizem a demanda e o tratamento inadequado dos excessos de estoque.

Embora apresente deficiências, a estrutura da modelagem elaborada por Chen *et al.* (2000) é a mais consistente entre as alternativas analisadas. Por esta razão foi escolhida como ponto de partida para o desenvolvimento da proposta apresentada nesta tese.

## 2.5 GERENCIAMENTO DO EC

Gerenciar o EC consiste, basicamente, na adoção de medidas que reduzam seu impacto sobre a CA. As principais ações propostas na literatura estão direcionadas para o compartilhamento de informações entre os membros da CA, a redução dos *lead times* de

entrega de pedidos, o dimensionamento adequado do tamanho dos pedidos, o uso de técnicas comuns de previsão de demanda e o amortecimento das variações provocadas na demanda por flutuações de preços. Vários instrumentos, baseados na tecnologia da informação, são utilizados para operacionalizar tais medidas. No caso do compartilhamento da informação, o uso da *Electronic Data Interchange* (EDI ou Intercâmbio Eletrônico de Dados) agiliza e sistematiza a troca de informações entre os níveis da estrutura. Fransoo e Wouters (2000) sugerem o uso da EDI para reduzir o tamanho dos pedidos. Outra possibilidade, relacionada com o gerenciamento e controle dos estoques, é a reposição contínua de produtos implementada através do *Vendor Managed Inventory* (VMI ou Estoque Gerenciado pelo Vendedor), que consiste no gerenciamento de estoques diretamente pelo vendedor dos produtos.

De acordo com Boone e Ganeshan (2000), a operacionalização dessas medidas normalmente tem caráter passivo, pois depende dos planos e da ação de um dos membros da CA. Neste sentido, algumas empresas norte-americanas (P&G, Wal-Mart, Warner-Lambert e K-Mart, entre outras) lideraram a criação do *Collaborative Planning, Forecasting and Replenishment* (CPFR ou Planejamento Colaborativo na Previsão de Vendas e Reabastecimento), visando aumentar o nível de integração e a eficiência dos recursos financeiros empregados ao longo das CAs. Segundo esses mesmos autores, este esforço tem como principal pressuposto o trabalho conjunto de planejamento das informações de curto e longo prazos relativas às previsões de demanda, atividades de transporte, elaboração de planos de produção e geração de pedidos, realizado por todos os membros da CA, de modo coordenado.

Conforme Stank *et al.* (2001), o CPFR compreende: (a) o planejamento conjunto dos membros da CA com vistas à seleção de produtos, definição de preços e implementação de atividades promocionais; (b) a realização de previsões de demanda para atendimento às necessidades do mercado no curto prazo; e (c) o planejamento de programas promocionais e a elaboração de planos de desenvolvimento de novos produtos no longo prazo, de forma coordenada.

Segundo as especificações técnicas divulgadas pelo Comitê CPFR da *Voluntary Interindustry Commerce Solutions Association* (2006), a implantação do CPFR deve envolver as seguintes etapas:

- a) Negociação e montagem do acordo de colaboração entre os participantes;
- b) Criação de um plano de negócios conjunto;
- c) Geração das previsões de demanda;
- d) Identificação das exceções às previsões de demanda;
- e) Análise conjunta e identificação de soluções para as exceções do item *d*;
- f) Elaboração da previsão de pedidos;
- g) Identificação das exceções às previsões de pedidos;
- h) Análise conjunta e identificação de soluções para as exceções do item *g*;
- i) Geração dos pedidos.

A partir da análise das etapas mostradas acima é possível concluir que o CPFRR é um processo colaborativo coordenado, cujos participantes desenvolvem e executam planos e procedimentos em conjunto, com vistas ao aprimoramento da gestão dos recursos usados nas CAs. Desta forma, o CPFRR pode contribuir de modo significativo para a neutralização de algumas causas geradoras do EC, a exemplo da falta de integração entre os participantes da cadeia de abastecimento.

Lee *et al.* (1997a) sugerem ações para atenuar o impacto do EC relativas ao compartilhamento de informações, ao alinhamento de canal e à eficiência operacional. Tais ações são enumeradas na seqüência.

- Compartilhamento de informações: *(i)* aumento da visibilidade dos dados sobre a demanda independente junto aos membros da CA, em todos os seus níveis; *(ii)* redução dos custos de processamento de pedidos através de sistemas informatizados utilizando a Internet; e *(iii)* compartilhamento dos dados sobre vendas, capacidade de produção e estoques entre os participantes da CA;
- Alinhamento de canal: *(i)* utilização do VMI e estímulo às vendas diretas; *(ii)* consolidação das entregas; *(iii)* implementação de políticas de descontos com base em dados históricos sobre a freqüência e o nível da demanda; e *(iv)* uso de práticas comuns frente a cancelamentos de pedidos;

- Eficiência operacional: (i) redução dos *lead times* de entrega de pedidos; (ii) controle dos estoques com base na sua localização e quantidades ao longo da CA; e (iii) adoção do *Activity-Based Costing* (ABC ou Custeio Baseado em Atividades) para individualizar com precisão os custos de estocagem, transporte, manuseio de matérias-primas, componentes e produtos acabados.

Segundo Cachon (1999), é possível reduzir a variabilidade da demanda em CAs e, conseqüentemente, reduzir seus custos totais através de duas estratégias: balanceamento dos intervalos entre os pedidos e flexibilização do tamanho dos pedidos. Para esse autor, um dos benefícios diretos da minimização dessa variabilidade é a redução dos estoques necessários para um dado nível de serviço.

De acordo com Chen *et al.* (2003), a redução da variabilidade da demanda pode ser obtida por meio de:

- Centralização das informações sobre a demanda primária e utilização das mesmas técnicas de previsão de demanda, reduzindo as incertezas nos diferentes níveis do sistema;
- Redução da variabilidade inerente ao processo da demanda, administrando as variáveis denominadas controláveis no ambiente de Marketing – preço, produto, comunicação e distribuição. Neste sentido, Shapiro (2001) indica que a integração dos modelos que representam as CAs com os modelos mercadológicos, que prevêem os impactos provocados pelo preço, pela promoção, pela propaganda e pela força de vendas sobre a participação de mercado e sobre a demanda, constitui elemento-chave na gestão de estruturas hierárquicas de produção-consumo. Chayet *et al.* (2004) admitem que, embora os profissionais das áreas de Marketing e Produção há tempo concordem sobre a importância da interface *marketing-operations*, existem conflitos fundamentais que dificultam o gerenciamento integrado destas áreas. A área comercial procura oferecer uma grande variedade de produtos aos clientes para alavancar as vendas e a área de produção quer limitar as mudanças na variedade e nas quantidades dos produtos com o objetivo de reduzir custos;
- Redução do *lead time*, para atenuar a amplificação do aumento de variabilidade decorrente da necessidade de fazer previsões sobre a demanda (rever Figura 1), através de melhorias na estrutura de distribuição de produtos, gestão de produção

vinculada ao horizonte de planejamento da demanda (quanto menores estes horizontes, maiores tendem a ser os *lead times*) e troca rápida de ferramentas (*set ups* mais rápidos);

- Formação de alianças estratégicas, através do compartilhamento de informações, do gerenciamento integrado dos estoques e da centralização das informações sobre demanda. A importância das alianças como elemento redutor do EC pode aumentar na medida em que as relações entre os membros da CA possam ser construídas com base na confiança mútua. Hill (*apud* BOONE; GANESHAN, 2000, p. 5) relata os resultados positivos obtidos por duas empresas (Sara Lee e Wal-Mart) ao aplicar o CPFR para 23 itens de vestuário: redução de 12% nos estoques e elevação de 3% no nível de serviço. Na prática, sabe-se que a construção de relações baseadas na confiança mútua não é tarefa simples.

O gerenciamento do EC depende de uma ação integrada dos participantes da CA, conforme proposto pelo CPFR, com foco na construção de sólidas alianças e na redução de três fatores: (a) incertezas decorrentes de informações imprecisas ou desatualizadas; (b) variabilidade da demanda provocada por preços promocionais; e (c) *lead times* de entrega de pedidos. Certamente, a implementação desta ação integrada depende da qualidade e da quantidade dos recursos tecnológicos disponíveis, porém mais importante do que isso é a capacidade de entender o comportamento deste fenômeno e a necessidade de redução dos fatores acima referidos.

### 3 MODELAGEM PROPOSTA PARA QUANTIFICAR O EFEITO CHICOTE

Conforme apresentado nas seções 1.1 e 2.4, o modelo de quantificação do EC desenvolvido por Chen *et al.* (2000) trabalha com cenários com *lead time* constante e, ao não incluir em sua formulação o coeficiente de variação da demanda, indica que este fenômeno independe dessa variável. Estas simplificações podem levar à quantificação parcial da intensidade do EC em estruturas multi-hierárquicas e, por isso, constituem deficiências importantes na modelagem do fenômeno estudado. Por outro lado, o tratamento inadequado dos valores negativos obtidos no cálculo dos pedidos (considerando-os excessos de estoque que podem ser devolvidos sem custo) contribui para o superdimensionamento do EC. Em conjunto, estas condições tendem a produzir quantificações imprecisas do EC.

A principal contribuição desta tese, capaz de suprir as deficiências identificadas, consiste: (a) na independização do processo de formação da demanda; (b) na incorporação da variabilidade do *lead time*; (c) na determinação do impacto que o coeficiente de variação da demanda produz sobre o EC; e (d) na incorporação de um ajuste para contemplar uma política adequada de tratamento dos excessos de estoque.

A Figura 9 apresenta o esquema de elaboração do novo modelo de quantificação do EC, identificando as contribuições e os desenvolvimentos originais propostos. Nas seções 3.2, 3.3 e 3.4 são detalhados todos os passos deste processo, de acordo com a seguinte notação:

$D$  = demanda

$\mu_D$  = média da demanda

$\sigma_D$  = desvio-padrão da demanda

$\sigma_D^2$  = variância da demanda

$\theta_D$  = coeficiente de variação da demanda

$L$  = *lead time*

$\mu_L$  = média do *lead time*

$\sigma_L$  = desvio-padrão do *lead time*

$\sigma_L^2$  = variância do *lead time*

$EC$  = efeito chicote

$t$  = subscrito que denota o momento de observação da variável no tempo

$k$  = subscrito que denota o nível hierárquico na CA

$D_t$  = demanda estocástica em  $t$

$L_t$  = *lead time* estocástico em  $t$

$P$  = número de períodos utilizados no cálculo da média móvel da demanda

$\hat{D}_t$  = estimativa da demanda em  $t$

$\hat{D}_{L_t}$  = estimativa da demanda durante o *lead time* em  $t$

$z$  = constante correspondente ao nível de serviço desejado

$Q_t$  = tamanho do pedido em  $t$

$A_t$  = estoque-alvo (*order-up-to*) em  $t$

$\hat{\sigma}_{DL_t}$  = estimativa do desvio-padrão da demanda durante o *lead time*, em  $t$

$EC_t$  = efeito chicote em  $t$

$EC_k$  = efeito chicote observado no nível  $k$

$EC_{kt}$  = efeito chicote em  $t$ , observado no nível  $k$

$H_t$  = excesso de estoque em  $t$

$Q^R$  = pedido ajustado em  $t$

$\sigma_{Q^R}$  = desvio-padrão do pedido ajustado

$\theta_Q$  = coeficiente de variação do pedido

$M$  = fator de ajuste do coeficiente de variação do pedido

$\hat{M}$  = estimativa do fator de ajuste do coeficiente de variação do pedido

$EC^R$  = efeito chicote ajustado

$EC_k^R$  = efeito chicote ajustado, observado no nível  $k$

$EC_t^R$  = efeito chicote ajustado em  $t$

$EC_{kt}^R$  = efeito chicote ajustado em  $t$ , observado no nível  $k$

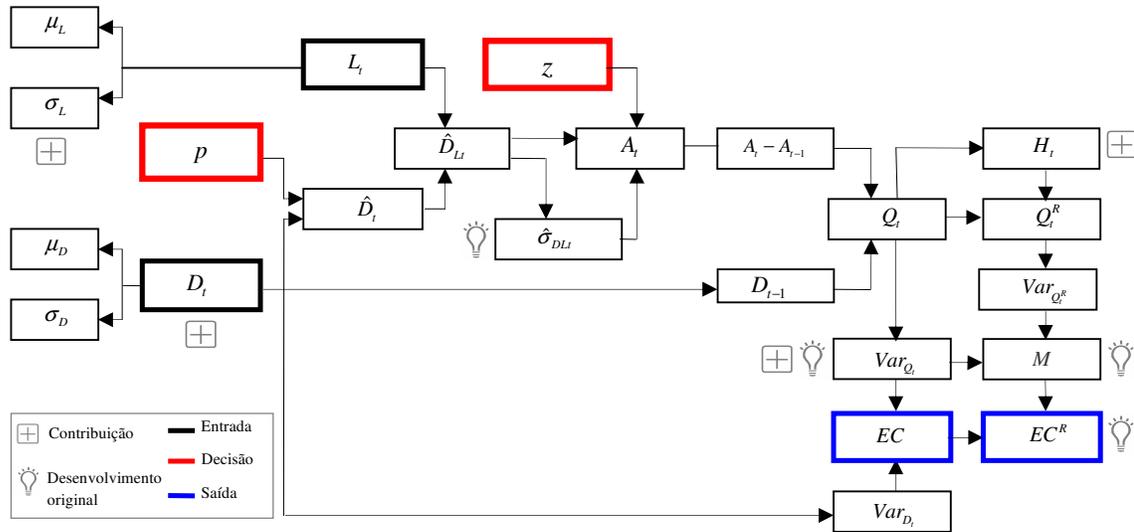


Figura 9 – Desenvolvimento do novo modelo de quantificação do EC  
 Fonte: elaborada pelo autor

### 3.1 MEDIDAS PROPOSTAS

#### 3.1.1 Independização do processo de formação da demanda

Na representação da demanda, a maioria dos autores trabalha com modelos auto-regressivos de primeira ordem. Lee *et al.* (1997b), Chen *et al.* (2000) e Warburton (2004) utilizam o mesmo modelo de formação da demanda, cuja forma básica é:

$$D_t = \mu + \rho D_{t-1} + \varepsilon_t \quad (69)$$

onde  $t$  é o subscrito que denota o momento de observação da variável no tempo,  $D_t$  é a demanda estocástica em  $t$ ,  $\mu$  é uma constante não negativa,  $\rho$  é o parâmetro de correlação do processo de formação da demanda e  $\varepsilon_t$  é o erro aleatório em  $t$ , normalmente distribuído, com média 0 e desvio-padrão  $\sigma$ .

Rajaram e Robotis (2002) utilizam um modelo linear de primeira ordem para capturar a propagação da variabilidade da demanda. Os autores mostram que os resultados da aplicação desse modelo podem ser utilizados para projetar estruturas que contribuam para reduzir a variabilidade da demanda ao longo da CA.

De acordo com Kuncová (2002), é possível modelar o EC trabalhando com o pressuposto de que a demanda é uma variável estocástica que pode ser aproximada por uma

distribuição normal, sem a necessidade de modelos preliminares que descrevam a sua formação.

Nesta tese, trabalha-se com o pressuposto de que a demanda é uma variável estocástica, cuja distribuição de probabilidade pode ser aproximada por uma normal, com média e desvio-padrão conhecidos ou estimáveis a partir de dados históricos, a exemplo de Kuncová (2002), e mostra-se que, independentemente do seu processo de formação, é possível desenvolver um modelo efetivo de quantificação do EC.

### 3.1.2 Incorporação da variabilidade do *lead time*

A inclusão da variabilidade do *lead time* na quantificação do EC permite a geração de modelos mais precisos, porém aumenta consideravelmente a dificuldade de sua construção. Os modelos que trabalham com *lead time* constante, a exemplo daqueles apresentados na seção 2.4, são relativamente simples e de fácil operacionalização, porém pouco precisos. A modelagem de Warburton (2004) constitui uma exceção porque, mesmo sem incorporar a variabilidade do *lead time*, é complexa e, por conseqüência, de difícil operacionalização. A incorporação da variabilidade do *lead time* proposta nesta tese, além de qualificar a modelagem da quantificação do EC, facilita o entendimento da dinâmica deste fenômeno. Um estudo realizado por Chatfield *et al.* (2004) utilizando simulação mostra que a variabilidade do *lead time* pode aumentar o EC e, em determinadas situações, é o fator predominante na amplificação da demanda ao longo das CAs. Os autores, entretanto, não formalizaram a inclusão desse fator na expressão que quantifica o EC.

Trabalhou-se na incorporação da variabilidade do *lead time*, desenvolvendo os seguintes procedimentos:

- a) Introdução do desvio padrão do *lead time* no cálculo da variabilidade da demanda estimada para o período correspondente ao *lead time* e, por conseqüência, no cálculo dos estoques-alvo desejados;
- b) Quantificação da influência que o *lead time* variável e o número de períodos (usado no cálculo da média da demanda) exercem conjuntamente sobre a variabilidade da estimativa da demanda durante o *lead time* e também sobre o tamanho do pedido;

- c) Identificação da correlação entre os estoques-alvo calculados e entre estes e a demanda.

### 3.1.3 Determinação do impacto do coeficiente de variação da demanda

Em regra, os modelos não apresentam o EC como função do coeficiente de variação da demanda. Entre os principais modelos, apenas Fransoo e Wouters (2000) utilizam uma função que contém esta variável; sua inclusão decorre diretamente da definição utilizada pelos autores. A incorporação do coeficiente de variação da demanda proposta neste trabalho é de outra natureza, pois se origina da derivação do modelo e não da definição preliminar do EC. Os procedimentos são os seguintes:

- a) Cálculo da variabilidade da diferença entre os estoques-alvo previstos;
- b) Quantificação da influência que a variabilidade referida na alínea *a* e a variabilidade da demanda exercem conjuntamente sobre a variabilidade do pedido;
- c) Derivação do modelo de quantificação, indicando o grau de influência do coeficiente de variação da demanda sobre o EC.

### 3.1.4 Incorporação do ajuste do pedido em função dos excessos de estoque

Os modelos que trabalham com a política *out*-EA normalmente não tratam de modo adequado os excessos de estoque. A maioria destes modelos assume que os excessos observados podem ser devolvidos sem custo, a exemplo de Chen *et al.* (2000). Em determinadas situações (alta frequência de valores negativos no cálculo do tamanho dos pedidos), as conseqüências desta decisão podem ser problemáticas e provocar distorções no dimensionamento do EC.

O modelo proposto incorpora um ajuste que permite o aproveitamento dos excessos de estoque no cálculo do tamanho dos pedidos, evitando um aumento artificial da variabilidade dos mesmos, o que aumentaria indevidamente a intensidade do EC.

As distorções acima referidas podem ser evitadas através da implementação de uma política adequada de tratamento dos excessos de estoque e do respectivo ajuste no modelo, de modo que o mesmo possa contemplar essa política. Trabalhou-se na incorporação deste ajuste, adotando os seguintes procedimentos:

- a) Cálculo dos excessos de estoque;
- b) Mudança no cálculo do tamanho do pedido, passando a considerar os excessos de estoque observados nos períodos anteriores;
- c) Modelagem do fator de ajuste a ser utilizado para calcular o desvio-padrão do tamanho dos novos pedidos (ajustados conforme descrito em *b*);
- d) Validação do fator de ajuste proposto;
- e) Incorporação do fator de ajuste ao modelo proposto para quantificação do EC.

### 3.2 DESENVOLVIMENTO DO NOVO MODELO

Na formalização do novo modelo, considera-se uma CA em que a cada período  $t$  um varejista avalia seu nível de estoque e envia um pedido  $Q_t$  para um fabricante, a exemplo do trabalho de Chen *et al.* (2000). Em seguida, o varejista recebe e, caso tenha estoque suficiente, atende a demanda  $D_t$  relativa ao período em curso. Eventuais demandas não atendidas ficam pendentes. Considera-se a ocorrência de um *lead time* variável  $L_t$  entre o momento em que o pedido é encaminhado pelo varejista e o momento em que o pedido é recebido por ele. Um pedido colocado no fim do período  $t$  é recebido no início do período  $t + L_t$ .

A demanda vista pelo varejista e o *lead time* de entrega dos pedidos são variáveis estocásticas, cujas distribuições de probabilidade podem ser aproximadas por uma normal, com média e desvio-padrão conhecidos ou estimáveis a partir de dados históricos:

$$D \rightarrow N(\mu_D, \sigma_D) \quad (70)$$

$$L \rightarrow N(\mu_L, \sigma_L). \quad (71)$$

A estimativa da demanda em  $t$  é calculada a partir de uma média móvel que utiliza os dados relativos à demanda observada nos últimos  $p$  períodos:

$$\hat{D}_t = \frac{\sum_{i=1}^p D_{t-i}}{p}. \quad (72)$$

De acordo com Mood *et al.* (1974, p. 231), os valores relativos à expectância e ao desvio-padrão de uma amostra de tamanho  $n$ , extraída aleatoriamente de uma população com média  $\mu$  e variância finita  $\sigma^2$ , são  $\mu$  e  $\sigma^2 / n$ , respectivamente. Desta forma, a demanda

estimada através da Equação (72) pode ser representada por uma distribuição normal com os seguintes parâmetros:

$$\hat{D} \rightarrow N\left(\mu_D, \frac{\sigma_D}{p^{0.5}}\right) \quad (73)$$

Na seqüência, a estimativa da demanda durante o *lead time* é obtida utilizando a média móvel referida na Equação (72) e o *lead time* em  $t$ , a partir do pressuposto que  $L_t$  e  $\hat{D}_t$  utilizam a mesma unidade de tempo.

$$\hat{D}_{L_t} = L_t \hat{D}_t \quad (74a)$$

$$\hat{D}_{L_t} = L_t \left( \frac{\sum_{i=1}^p D_{t-1}}{p} \right). \quad (74b)$$

A variância do produto de duas variáveis aleatórias independentes, tais como demanda e *lead time*, é expressa como uma soma de três parcelas: (a) o produto da variância da primeira variável com o quadrado da média da segunda variável; (b) o produto da variância da segunda variável com o quadrado da média da primeira variável; e (c) o produto das variâncias das duas variáveis (MOOD *et al.*, 1974, p. 180). Segundo esses mesmos autores, a expectância do produto de duas variáveis independentes é igual ao produto das médias das variáveis. Com base nestas definições e nas Equações (71) e (73), a estimativa da demanda no *lead time* pode ser representada por uma distribuição normal, com média e desvio-padrão assim expressos:

$$\hat{D}_L \rightarrow N\left(\mu_L \mu_D, \left(\sigma_L^2 \mu_D^2 + \frac{\sigma_D^2}{p} (\mu_L^2 + \sigma_L^2)\right)^{0.5}\right). \quad (75)$$

O varejista segue uma política *order-up-to* em que o estoque-alvo é calculado a partir da estimativa da demanda durante o *lead time*, do nível de segurança desejado e do desvio-padrão da demanda estimada para o *lead time*:

$$A_t = \hat{D}_{L_t} + z \hat{\sigma}_{DL_t} \quad (76)$$

$$\text{onde } \hat{D}_{L_t} = L_t \left( \frac{\sum_{i=1}^p D_{t-1}}{p} \right) \text{ e} \quad (77)$$

$$\hat{\sigma}_{DL} = \left( \sigma_L^2 \mu_D^2 + \frac{\sigma_D^2}{p} (\mu_L^2 + \sigma_L^2) \right)^{0.5} \quad (78)$$

O pedido é calculado em função do estoque-alvo e da demanda. Por ora, eventuais valores negativos são assumidos como excessos de estoque que podem ser devolvidos sem custo, de acordo com Kahn (1987), Lee *et al.* (1997b) e Chen *et al.* (2000). Este pressuposto será discutido detalhadamente na seção 3.3.

$$Q_t = A_t - A_{t-1} + D_{t-1} \quad (79a)$$

$$Q_t = \hat{D}_{L_t} + z\hat{\sigma}_{DL_t} - \hat{D}_{L_{t-1}} - z\hat{\sigma}_{DL_{t-1}} + D_{t-1} \quad (79b)$$

O cálculo do pedido pode ser apresentado em função da diferença entre as estimativas da demanda durante o *lead time* (períodos  $t$  e  $t-1$ ), da constante vinculada ao nível de serviço desejado, da diferença entre as estimativas do desvio-padrão da demanda estimada para o *lead time* (períodos  $t$  e  $t-1$ ) e da demanda observada no período  $t-1$ .

$$Q_t = \hat{D}_{L_t} - \hat{D}_{L_{t-1}} + z(\hat{\sigma}_{DL_t} - \hat{\sigma}_{DL_{t-1}}) + D_{t-1} \quad (80)$$

$$Q_t = L_t \left( \frac{\sum_{i=1}^p D_{t-i}}{p} \right) - L_{t-1} \left( \frac{\sum_{i=1}^p D_{t-i-1}}{p} \right) + z(\hat{\sigma}_{DL_t} - \hat{\sigma}_{DL_{t-1}}) + D_{t-1} \quad (81)$$

Considere as seguintes definições adicionais, a serem utilizadas nos desenvolvimentos que se seguem:

$$E_1 = L_t \left( \frac{\sum_{i=1}^p D_{t-i}}{p} \right) \quad (82a)$$

$$E_2 = L_{t-1} \left( \frac{\sum_{i=1}^p D_{t-i-1}}{p} \right) \quad (82b)$$

$$E = E_1 - E_2 \quad (83)$$

$$F = z(\hat{\sigma}_{DL_t} - \hat{\sigma}_{DL_{t-1}}) \quad (84)$$

$$G = D_{t-1} \quad (85)$$

$$Q_t = E + F + G \quad (86)$$

Conforme Mood *et al.* (1974, p. 178), ao calcular a variância de uma soma de variáveis aleatórias correlacionadas, deve-se somar as variâncias de cada uma das variáveis e adicionar, a este subtotal, o dobro das covariâncias relativas a cada par de variáveis. Portanto, a variância do tamanho dos pedidos deve ser calculada da seguinte forma:

$$Var_{Q_i} = Var_E + Var_F + Var_G + 2(Cov_{EF} + Cov_{EG} + Cov_{FG}) \quad (87)$$

Dado que  $E = E_1 - E_2$ , torna-se necessário calcular a variância desta diferença. Como as variáveis  $E_1$  e  $E_2$  estão correlacionadas, tem-se (MOOD *et al.*, 1974, p. 179):

$$Var_E = Var_{E_1} + Var_{E_2} - 2Cov_{E_1E_2} \quad (88)$$

$$Var_{E_1} = Var_{E_2} = \sigma_L^2 \mu_D^2 + \frac{\sigma_D^2}{p} (\mu_L^2 + \sigma_L^2) \quad (89)$$

A covariância entre  $E_1$  e  $E_2$  foi modelada matematicamente a partir de um conjunto de simulações computacionais, resumidas na Tabela 1. Trabalhou-se com diversos cenários, combinando três valores de coeficiente de variação da demanda (0,1; 1 e 2), três valores de coeficiente de variação do *lead time* (0,1; 1 e 2) e três valores de  $p$  (2; 10 e 30). Para cada um dos 27 cenários, foram realizadas 5000 rodadas da rotina de cálculo da covariância entre  $E_1$  e  $E_2$ , conforme a Equação (82a) e a Equação (82b). Utilizou-se, em cada rodada, uma série de 2000 valores de demanda e *lead time*, gerados aleatoriamente. Para maiores detalhes, consultar o Apêndice B.

O grau de convergência dos resultados (valores obtidos nas simulações e valores modelados) é estabelecido através do índice de convergência (IC), expresso como o quociente entre a covariância simulada e a covariância calculada a partir da seguinte expressão proposta:

$$Cov_{E_1E_2} = \sigma_D^2 \left( \frac{p-1}{p^2} \right) \mu_L^2 \quad (90)$$

O índice de convergência corrigido ( $IC_{cor}$ ) é obtido através do quociente de dois intervalos: (a) diferença absoluta entre a covariância em  $t=3$  e a covariância em  $t=2000$ ; e (b) diferença absoluta entre a covariância calculada através do modelo e a covariância em  $t=3$ .

Esta correção torna-se necessária quando o valor para o qual a covariância converge é próximo de zero (Cenários 10 e 19) e quando a diferença entre os valores da covariância em  $t=3$  e  $t=2000$  é muito maior que seu valor final (em  $t=2000$ , neste caso), a exemplo dos Cenários 11 e 20.

Tabela 1 – Simulação computacional da covariância entre  $E_1$  e  $E_2$

Cenário	$\mu_D$	$\sigma_D$	$\mu_L$	$\sigma_L$	$p$	$\text{Cov}_{E_1/E_2} t=3$	$\text{Cov}_{E_1/E_2} t=2000$	$\sigma_D^2 \left( \frac{p-1}{p^2} \right) \mu_L^2$	IC	$\text{IC}_{cor}$
01	100	10	1	2	2	-9077	20,288	25	0,8115	0,9995
02	100	10	15	15	2	-490185	5395	5625	0,9591	0,9995
03	100	10	30	3	2	-18293	22456	22500	0,9980	0,9989
04	50	50	1	2	2	-3154	613	625	0,9810	0,9969
05	50	50	15	15	2	-167566	139696	140625	0,9934	0,9970
06	50	50	30	3	2	49223	561173	562500	0,9976	0,9974
07	50	100	1	2	2	-6414	2477	2500	0,9910	0,9975
08	50	100	15	15	2	-322212	559939	562500	0,9954	0,9971
09	50	100	30	3	2	234526	2241195	2250000	0,9961	0,9956
10	100	10	1	2	10	-8787	6,330	9	0,7033	0,9997
11	100	10	15	15	10	-520042	76,06	2025	0,0376	0,9963
12	100	10	30	3	10	-20207	8020	8100	0,9902	0,9972
13	50	50	1	2	10	-2486	216	225	0,9586	0,9966
14	50	50	15	15	10	-139683	50007	50625	0,9878	0,9968
15	50	50	30	3	10	-128	200812	202500	0,9917	0,9917
16	50	100	1	2	10	-3050	878	900	0,9751	0,9943
17	50	100	15	15	10	-167794	200312	202500	0,9892	0,9941
18	50	100	30	3	10	13575	805912	810000	0,9950	0,9949
19	100	10	1	2	30	-8740	-15,25	3	-4,731	0,9979
20	100	10	15	15	30	-521946	-1084	725	-1,494	0,9965
21	100	10	30	3	30	-20371	2810	2900	0,9690	0,9961
22	50	50	1	2	30	-2304	76,81	81	0,9535	0,9984
23	50	50	15	15	30	-135276	17418	18125	0,9610	0,9954
24	50	50	30	3	30	-4722	71713	72500	0,9891	0,9898
25	50	100	1	2	30	-2527	306	322	0,9497	0,9943
26	50	100	15	15	30	-141020	70238	72500	0,9688	0,9894
27	50	100	30	3	30	-3297	284858	290000	0,9823	0,9825

Fonte: elaborada pelo autor

Validada a Equação (90) com base nos índices IC e  $\text{IC}_{cor}$ , calcula-se a variância da diferença entre as estimativas da demanda durante o *lead time*:

$$\text{Var}_E = 2\sigma_L^2 \mu_D^2 + \frac{2\sigma_D^2}{p} (\mu_L^2 + \sigma_L^2) - 2\sigma_D^2 \left( \frac{p-1}{p^2} \right) \mu_L^2 \quad (91a)$$

$$Var_E = 2\sigma_L^2\mu_D^2 + \frac{2\sigma_D^2\mu_L^2}{p} + \frac{2\sigma_D^2\sigma_L^2}{p} - \frac{2\sigma_D^2\mu_L^2}{p} + \frac{2\sigma_D^2\mu_L^2}{p^2} \quad (91b)$$

$$Var_E = 2\sigma_L^2\mu_D^2 + \frac{2\sigma_D^2\mu_L^2}{p^2} + \frac{2\sigma_D^2\sigma_L^2}{p} \quad (91c)$$

$$Var_E = 2 \left( \sigma_L^2\mu_D^2 + \sigma_D^2 \left( \frac{\mu_L^2}{p^2} + \frac{\sigma_L^2}{p} \right) \right) \quad (91d)$$

Na seqüência, de acordo com a Equação (87), deve-se calcular a variância da diferença entre as estimativas do desvio-padrão da demanda durante o *lead time*, a variância da demanda em  $t$  e as covariâncias entre: (a)  $E$  e  $F$ ; (b)  $E$  e  $G$ ; e (c)  $F$  e  $G$ .

A variância da diferença entre as estimativas do desvio-padrão (em  $t$  e  $t-1$ ) foi modelada matematicamente a partir de uma série de simulações computacionais. Trabalhou-se com diversos cenários, combinando quatro valores de coeficiente de variação da demanda (0,1; 0,5; 1 e 2) e três valores de  $z$  (1; 2 e 3). Para cada um dos 12 cenários, foram realizadas 1000 rodadas da rotina de cálculo da variância, conforme a Equação (84). Utilizou-se, em cada rodada, uma série de 2000 valores de demanda gerados aleatoriamente (Apêndice C).

Tabela 2 – Simulação computacional da variância de  $F$

Cenário	$\mu_{DL}$	$\sigma_{DL}$	$z$	$Var_F$ $t=2000$	$2z^2 \left( \frac{(t-1)}{3(t+1)^2} \right) \hat{\sigma}_{DL}^2$	Diferença
01	100	10	1	0,03	0,03	0,00
02	100	10	2	0,14	0,13	0,01
03	100	10	3	0,31	0,30	0,01
04	100	50	1	0,88	0,83	0,05
05	100	50	2	3,64	3,32	0,32
06	100	50	3	8,02	7,49	0,53
07	100	100	1	3,57	3,32	0,25
08	100	100	2	13,76	13,31	0,45
09	100	100	3	30,51	29,96	0,55
10	100	200	1	13,97	13,31	0,66
11	100	200	2	53,46	53,25	0,21
12	100	200	3	120,98	119,82	1,16

Fonte: elaborada pelo autor

A excelente aproximação dos resultados obtidos (isto é, entre os valores das simulações e os valores modelados) apresentada na Tabela 2, é condição suficiente para validar a expressão proposta, conforme a Equação (92a).

$$Var_F = 2z^2 \left( \frac{(t-1)}{3(t+1)^2} \right) \sigma_{DL}^2 \quad (92a)$$

Representando o fator dependente do tempo por:

$$T = \frac{(t-1)}{3(t+1)^2} \quad (92b)$$

$$Var_F = 2z^2 T \left( \sigma_L^2 \mu_D^2 + \frac{\sigma_D^2}{p} (\mu_L^2 + \sigma_L^2) \right) \quad (92c)$$

Na seqüência, calcula-se a variância de  $G$ , conforme a Equação (85):

$$Var_G = \sigma_D^2 \quad (93)$$

Conforme representado na Equação (87) e reproduzido a seguir, a variância do tamanho dos pedidos é calculada desta forma:

$$Var_{Q_t} = Var_E + Var_F + Var_G + 2(Cov_{EF} + Cov_{EG} + Cov_{FG}) \quad (94)$$

Obtidas as variâncias de  $E$ ,  $F$  e  $G$  [Equações (91d), (92c) e (93), respectivamente], calculam-se as covariâncias dessas variáveis.

As covariâncias entre  $E$  e  $F$  e entre  $F$  e  $G$  convergem rapidamente para zero; para detalhamento ver Apêndice D.

$$Cov_{EF} = 0 \quad (95)$$

$$Cov_{FG} = 0 \quad (96)$$

A covariância entre  $E$  e  $G$  foi modelada matematicamente a partir de um conjunto de simulações computacionais, resumidas na Tabela 3. Trabalhou-se com diversos cenários, combinando três valores de coeficiente de variação da demanda (0,1; 1 e 2), três valores de coeficiente de variação do *lead time* (0,1; 1 e 2) e três valores de  $p$  (2; 10 e 30). Para cada um dos 27 cenários, foram realizadas 5000 rodadas da rotina de cálculo da covariância entre  $E$  e  $G$ , conforme a Equação (83) e a Equação (85). Utilizou-se, em cada rodada, uma série de 2000 valores de demanda e *lead time*, gerados aleatoriamente. Para maiores detalhes, consultar o Apêndice E.

A convergência dos resultados (valores obtidos nas simulações e valores modelados) é estabelecida através do índice de convergência (IC), definido como o quociente entre a covariância simulada e a covariância calculada através da seguinte expressão proposta.

$$Cov_{EG} = \frac{\sigma_D^2 \mu_L}{p} \quad (97)$$

O índice de convergência corrigido ( $IC_{cor}$ ) é obtido através do quociente de dois intervalos: (a) diferença absoluta entre a covariância em  $t=2$  e a covariância em  $t=2000$ ; e (b) diferença absoluta entre a covariância calculada através do modelo e a covariância em  $t=2$ , conforme apresentado na Tabela 3.

Tabela 3 – Simulação computacional da covariância entre  $E$  e  $G$

Cenário	$\mu_D$	$\sigma_D$	$\mu_L$	$\sigma_L$	$p$	$Cov_{EG} t=2$	$Cov_{EG} t=2000$	$\frac{\sigma_D^2 \mu_L}{p}$	IC	$IC_{cor}$
01	100	10	1	2	2	22	49	50	0,9851	0,9732
02	100	10	15	15	2	367	756	750	1,0081	1,0159
03	100	10	30	3	2	701	1500	1500	1,0001	1,0002
04	50	50	1	2	2	844	1251	1250	1,0011	1,0034
05	50	50	15	15	2	8917	18777	18750	1,0014	1,0027
06	50	50	30	3	2	18827	37501	37500	1,0000	1,0000
07	50	100	1	2	2	2231	5002	5000	1,0003	1,0006
08	50	100	15	15	2	35341	74963	75000	0,9995	0,9991
09	50	100	30	3	2	77343	149965	150000	0,9998	0,9995
10	100	10	1	2	10	-32	10,5	10	1,0486	1,0117
11	100	10	15	15	10	-60	160	150	1,0649	1,0462
12	100	10	30	3	10	112	302	300	1,0078	1,0124
13	50	50	1	2	10	-67	247	250	0,9867	0,9895
14	50	50	15	15	10	992	3757	3750	1,0019	1,0026
15	50	50	30	3	10	3801	7507	7500	1,0009	1,0019
16	50	100	1	2	10	519	992	1000	0,9923	0,9841
17	50	100	15	15	10	7910	15040	15000	1,0027	1,0057
18	50	100	30	3	10	15409	30010	30000	1,0003	1,0007
19	100	10	1	2	30	-19,5	3,2	3	0,9550	0,9934
20	100	10	15	15	30	-292	49	50	0,9755	0,9964
21	100	10	30	3	30	25	98	100	0,9774	0,9699
22	50	50	1	2	30	188	86	83	1,0263	0,9791
23	50	50	15	15	30	899	1250	1250	1,0002	1,0009
24	50	50	30	3	30	1271	2498	2500	0,9992	0,9984
25	50	100	1	2	30	220	329	333	0,9861	0,9590
26	50	100	15	15	30	2260	4990	5000	0,9980	0,9964
27	50	100	30	3	30	5182	9993	10000	0,9993	0,9986

Fonte: elaborada pelo autor

Validada a Equação (97) com base nos índices IC e  $IC_{cor}$ , calcula-se a variância dos pedidos de acordo com a Equação (87), reproduzida a seguir:

$$Var_{Q_i} = Var_E + Var_F + Var_G + 2(Cov_{EF} + Cov_{EG} + Cov_{FG}) \quad (98a)$$

Substituindo as parcelas da Equação (98a) pelas respectivas expressões – Equações (91d), (92c), (93), (95), (97) e (96), tem-se:

$$\begin{aligned} Var_{Q_i} = & 2 \left( \sigma_L^2 \mu_D^2 + \sigma_D^2 \left( \frac{\mu_L^2}{p^2} + \frac{\sigma_L^2}{p} \right) \right) + \\ & 2z^2T \left( \sigma_L^2 \mu_D^2 + \frac{\sigma_D^2}{p} (\mu_L^2 + \sigma_L^2) \right) + \\ & \sigma_D^2 + 2 \left( 0 + \frac{\sigma_D^2 \mu_L}{p} + 0 \right) \end{aligned} \quad (98b)$$

$$\begin{aligned} Var_{Q_i} = & 2\sigma_L^2 \mu_D^2 + 2z^2T \sigma_L^2 \mu_D^2 + \\ & 2\sigma_D^2 \left( \frac{\mu_L^2}{p^2} + \frac{\sigma_L^2}{p} \right) + 2z^2T \frac{\sigma_D^2}{p} (\mu_L^2 + \sigma_L^2) + \sigma_D^2 + 2\sigma_D^2 \frac{\mu_L}{p} \end{aligned} \quad (98c)$$

$$\begin{aligned} Var_{Q_i} = & 2\sigma_L^2 \left( \mu_D^2 + z^2T \mu_D^2 + z^2T \frac{\sigma_D^2}{p} + \frac{\sigma_D^2}{p} \right) + \\ & \sigma_D^2 \left[ 1 + \frac{2\mu_L}{p} \left( 1 + \frac{\mu_L}{p} \right) + \frac{2\mu_L^2}{p} z^2T \right] \end{aligned} \quad (98d)$$

$$\begin{aligned} Var_{Q_i} = & 2\sigma_L^2 \sigma_D^2 \left( \frac{\mu_D^2}{\sigma_D^2} + \frac{\mu_D^2 z^2T}{\sigma_D^2} + \frac{\sigma_D^2}{p\sigma_D^2} (1 + z^2T) \right) + \\ & \sigma_D^2 \left[ 1 + \frac{2\mu_L}{p} \left( 1 + \frac{\mu_L}{p} \right) + \frac{2\mu_L^2}{p} z^2T \right] \end{aligned} \quad (98e)$$

$$\begin{aligned} Var_{Q_i} = & 2\sigma_L^2\sigma_D^2\left(\frac{1}{\theta_D^2} + \frac{z^2T}{\theta_D^2} + \frac{1}{p}(1+z^2T)\right) + \\ & \sigma_D^2\left[1 + \frac{2\mu_L}{p}\left(1 + \frac{\mu_L}{p}\right) + \frac{2\mu_L^2}{p}z^2T\right] \end{aligned} \quad (98f)$$

$$Var_{Q_i} = 2\sigma_L^2\sigma_D^2\left[\left(\frac{1}{\theta_D^2} + \frac{1}{p}\right)(1+z^2T)\right] + \sigma_D^2\left[1 + \frac{2\mu_L}{p}\left(1 + \frac{\mu_L}{p}\right) + \frac{2\mu_L^2}{p}z^2T\right] \quad (98g)$$

$$Var_{Q_i} = \sigma_D^2\left[1 + \frac{2\mu_L}{p}\left(1 + \frac{\mu_L}{p}\right) + 2\sigma_L^2\left(\frac{1}{\theta_D^2} + \frac{1}{p}\right)(1+z^2T) + \frac{2\mu_L^2}{p}z^2T\right] \quad (98h)$$

Pela definição do EC, segue que:

$$EC = \frac{Var(Q)}{Var(D)} \quad (99)$$

$$EC_t = 1 + \frac{2\mu_L}{p}\left(1 + \frac{\mu_L}{p}\right) + 2\sigma_L^2\left(\frac{1}{\theta_D^2} + \frac{1}{p}\right)(1+z^2T) + \frac{2\mu_L^2}{p}z^2T \quad (100)$$

Observa-se que o EC depende das seguintes variáveis: (a) média da demanda; (b) média do *lead time*; (c) número de períodos utilizados no cálculo da média móvel da demanda; (d) fator de segurança  $z$ , associado ao nível de serviço; (e) variância da demanda; (f) variância do *lead time*; e (g) tempo – momento da aferição.

Considerando a existência de  $k$  níveis na CA, a quantificação do EC é modelada da seguinte maneira:

$$EC_k = \frac{Var(Q_k)}{Var(D_1)} = \prod_{j=1}^k EC_j \quad \forall k \quad (101)$$

$$EC_{kt} = \prod_{j=1}^k \left(1 + \frac{2\mu_{Lj}}{p_j}\left(1 + \frac{\mu_{Lj}}{p_j}\right) + 2\sigma_{Lj}^2\left(\frac{1}{\theta_{Dj}^2} + \frac{1}{p_j}\right)(1+z_j^2T) + \frac{2\mu_{Lj}^2}{p_j}z_j^2T\right) \forall k \quad (102)$$

O modelo proposto nesta tese permite quantificar o EC de uma forma mais efetiva. Os modelos apresentados na seção 2.4, por trabalharem com *lead time* constante, dimensionam o EC de modo impreciso. Ao aplicar o novo modelo em sua forma primária à situação simplificada de *lead time* constante, tem-se:

$$EC_t = 1 + \frac{2\mu_L}{p} \left( 1 + \frac{\mu_L}{p} \right) + \frac{2\mu_L^2}{p} z^2 T \quad (103)$$

Simplificando mais, considerando o valor de  $z$  igual a zero (caso em que não se utiliza estoque de segurança), o modelo adquire a forma proposta por Chen *et al.* (2000), conforme representado na Equação (34).

$$EC_t = 1 + \frac{2\mu_L}{p} \left( 1 + \frac{\mu_L}{p} \right) \quad (104)$$

$$EC = 1 + \frac{2\mu_L}{p} + \frac{2\mu_L^2}{p^2} \quad (105)$$

### 3.3 TRATAMENTO DOS EXCESSOS DE ESTOQUE

O valor correspondente ao tamanho do pedido,  $Q_t$ , calculado em função do estoque-alvo e da demanda – de acordo com a Equação (79a), pode ser negativo; neste caso, o resultado é assumido como excesso de estoque,  $H_t$ , que pode ser devolvido sem custos, segundo Kahn (1987), Lee *et al.* (1997b) e Chen *et al.* (2000). Em ambientes com *lead time* constante, esses valores negativos são eventuais e, de acordo com Chen *et al.* (2000), não impactam significativamente a intensidade do EC. Entretanto, quando o *lead time* é variável, a frequência de pedidos negativos tende a aumentar e, assim, produzir forte impacto no dimensionamento do EC.

#### 3.3.1 Políticas de tratamento dos excessos de estoque

Através de um exemplo numérico (Tabela 4) são apresentadas três políticas de tratamento dos excessos de estoque, com vistas à identificação dos respectivos impactos sobre o EC: (a) devolução dos excessos de estoque sem custo – política P1; (b) desconsideração dos excessos de estoque – política P2; e (c) aproveitamento dos excessos de estoque no cálculo do tamanho dos pedidos dos períodos seguintes – política P3. Dependendo da política escolhida, o pedido ajustado,  $Q_t^R$ , poderá assumir valores diferentes do pedido original.

Ao adotar a política P1, o tamanho do pedido permanece inalterado, independentemente de seu valor ser positivo ou negativo:

$$Q_t^R = Q_t \quad (106)$$

Caso a política adotada seja P2, o tamanho do pedido será ajustado (para zero) somente se apresentar valores negativos:

$$Q_t^R = \max\{0; Q_t\} \quad (107)$$

Na política P3, o ajuste no tamanho do pedido dependerá do estoque em excesso, como segue.

$$H_t = \text{abs}[\min\{0; Q_t - H_{t-1}\}] \quad (108)$$

$$Q_t^R = \max\{0; Q_t - H_{t-1}\} \quad (109)$$

Tabela 4 – Políticas de tratamento dos excessos de estoque

$t$	$A_t$	$A_{t-1}$	$D_{t-1}$	$Q_t$	$H_{t-1}$	$H_t$	$Q_t^R$ P1	$Q_t^R$ P2	$Q_t^R$ P3
1	160	-	-	160	-	0	160	160	160
2	140	160	15	-5	0	5	-5	0	0
3	200	140	45	105	5	0	105	105	100
4	80	200	50	-70	0	70	-70	0	0
5	100	80	30	50	70	20	50	50	0
6	110	100	50	60	20	0	60	60	40
Média	131,6	-	38	50	-	15,8	50	62,5	50
Desvio-padrão	44,0	-	15,2	80,8	-	27,6	80,8	62,1	66,6

Fonte: elaborada pelo autor

Diferentes tratamentos dos excessos de estoque produzem diferentes resultados no cálculo do tamanho do pedido, conforme a Tabela 4. Dada a possibilidade de ocorrência freqüente de valores negativos para o pedido em ambientes com demanda e *lead times* estocásticos, a política P1 deixa de ser realista. Nestas condições, o desvio-padrão dos pedidos tende a aumentar expressivamente, o que distorce a quantificação do EC. No caso da política P2, ocorre um aumento expressivo do tamanho médio dos pedidos, pois os valores negativos são totalmente desprezados; esta situação também é pouco realista, uma vez que o total de pedidos, ao longo do tempo, é muito superior às reais necessidades expressas pela demanda

(excesso de 25% no tamanho médio dos pedidos, no exemplo apresentado). A política P3, além de manter a média dos pedidos em níveis adequados à demanda e aos estoques-alvo desejados, não inflaciona o desvio-padrão dos pedidos. Todos os excessos de estoque, na política P3, são considerados no cálculo do tamanho dos pedidos seguintes.

Entre as alternativas analisadas, P3 mostra-se como a mais indicada para ambientes com *lead time* variável, onde o modo como os excessos de estoque são gerenciados pode ter grande impacto sobre a intensidade do EC.

### 3.3.2 Ajuste do tamanho dos pedidos

Com a adoção da política P3, o ajuste realizado nos pedidos em função dos excessos de estoque altera somente o desvio-padrão da série original de pedidos. A média da série não se altera, conforme exemplo apresentado na Tabela 4.

Quando uma série de pedidos com coeficiente de variação  $\theta_Q$  é ajustada de acordo com o critério estabelecido na política de tratamento de excessos de estoque P3, o novo coeficiente de variação,  $\theta_{Q^R}$ , pode ser expresso como:

$$\theta_{Q^R} = M \theta_Q \quad (110)$$

Neste caso, o fator de ajuste do coeficiente de variação,  $M$ , pode ser estimado através da seguinte expressão proposta:

$$\hat{M} = \left[ 1 - e^{-a\theta_Q^b} \right] \quad (111)$$

A modelagem matemática do fator  $\hat{M}$  foi desenvolvida a partir de um conjunto de simulações computacionais (Tabela 5). Trabalhou-se com um total de 29 cenários, elaborados com base em diferentes coeficientes de variação de pedidos. Para cada um dos cenários definidos, foram realizadas 1000 rodadas da rotina de cálculo do fator de ajuste. Utilizou-se, em cada rodada, uma série de 10000 valores gerados aleatoriamente (Apêndice F).

O teste estatístico utilizado, conforme Figura 10, considera como variáveis 1 e 2, respectivamente, o fator de ajuste simulado,  $M$ , e o fator de ajuste estimado,  $\hat{M}$ .

Teste-t: duas amostras em par para médias		
	Variável 1	Variável 2
Média	0,704951658	0,706427404
Variância	0,078553395	0,075676873
Observações	29	29
Correlação de Pearson	0,999066052	
Hipótese da diferença de média	0	
$gl$	28	
Stat $t$	-0,608008008	
P(T<=t) uni-caudal	0,274041314	
$t$ crítico uni-caudal	1,701130259	
P(T<=t) bi-caudal	0,548082628	
$t$ crítico bi-caudal	2,048409442	

Figura 10 – Teste  $t$  pareado para médias do fator de ajuste de  $\theta_Q$

Tabela 5 – Fator de ajuste de  $\theta_Q$

Cenário	$\theta_Q$	$\theta_{Q^R}$	$M$	$\hat{M} = \left[ 1 - e^{-a\theta_Q^b} \right]$ <small><math>a = 2 \quad b = -2/3</math></small>	$\frac{\hat{M}}{M}$
01	0,010	0,010	1,000	1,000	1,000
02	0,050	0,050	1,000	1,000	1,000
03	0,100	0,100	1,000	1,000	1,000
04	0,150	0,150	1,000	0,999	0,999
05	0,200	0,200	1,000	0,997	0,997
06	0,300	0,300	1,000	0,988	0,989
07	0,400	0,398	0,995	0,975	0,980
08	0,500	0,491	0,982	0,958	0,976
09	0,600	0,577	0,962	0,940	0,977
10	0,699	0,656	0,939	0,921	0,981
11	0,800	0,731	0,914	0,902	0,987
12	0,900	0,800	0,889	0,883	0,994
13	1,000	0,864	0,865	0,865	1,000
14	1,250	1,016	0,813	0,822	1,011
15	1,500	1,153	0,769	0,783	1,018
16	1,750	1,278	0,730	0,748	1,024
17	2,001	1,396	0,698	0,716	1,027
18	2,501	1,604	0,641	0,662	1,033
19	3,005	1,793	0,597	0,617	1,034
20	3,990	2,114	0,530	0,548	1,035
21	5,008	2,407	0,481	0,495	1,030
22	5,990	2,666	0,445	0,455	1,021
23	7,011	2,887	0,412	0,421	1,022
24	8,027	3,086	0,384	0,393	1,022
25	9,013	3,265	0,362	0,370	1,021
26	10,030	3,439	0,343	0,350	1,019
27	14,969	4,231	0,283	0,281	0,993
28	25,032	5,382	0,215	0,208	0,969
29	29,166	5,775	0,198	0,190	0,961

Fonte: elaborada pelo autor

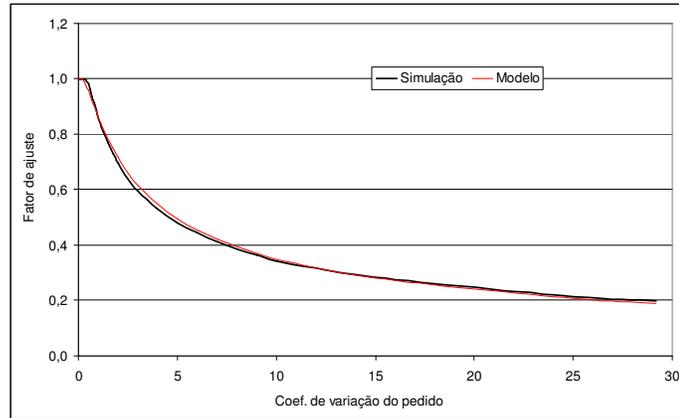


Figura 11 – Fator de ajuste de  $\theta_Q$

Conclui-se, com base nos resultados obtidos, que a expressão apresentada na Equação (111) é válida e pode ser utilizada para estimar o fator de ajuste do coeficiente de variação dos pedidos, nos casos em que estes são submetidos ao critério proposto (política de tratamento de excessos de estoque P3, referida na seção 3.3.1).

### 3.4 MODELO PROPOSTO

O modelo proposto considera a adoção da política de tratamento de excessos de estoque P3, que prevê o aproveitamento destes excessos no cálculo do tamanho dos pedidos dos períodos seguintes. Neste caso, a média do pedido não sofre alterações e, de acordo com as Equações (110) e (111), o desvio-padrão do pedido ajustado pode ser expresso por:

$$\sigma_{Q^R} = \hat{M} \sigma_Q \quad (112)$$

Pela definição do EC, segue que:

$$EC^R = \frac{Var(Q^R)}{Var(D)} \quad (113)$$

$$EC^R = \hat{M}^2 \frac{Var(Q)}{Var(D)} = \hat{M}^2 EC = \left[ 1 - e^{-a\theta_Q^b} \right]^2 EC \quad (114)$$

Como:

$$\theta_Q = \frac{\sigma_Q}{\mu_Q} \quad (115)$$

$$\sigma_Q = \sigma_D \left[ 1 + \frac{2\mu_L}{p} \left( 1 + \frac{\mu_L}{p} \right) + 2\sigma_L^2 \left( \frac{1}{\theta_D^2} + \frac{1}{p} \right) (1 + z^2 T) + \frac{2\mu_L^2}{p} z^2 T \right]^{0.5} \quad (116)$$

e  $\mu_Q = \mu_D$  tem-se:

$$\theta_Q = \theta_D \left[ 1 + \frac{2\mu_L}{p} \left( 1 + \frac{\mu_L}{p} \right) + 2\sigma_L^2 \left( \frac{1}{\theta_D^2} + \frac{1}{p} \right) (1 + z^2 T) + \frac{2\mu_L^2}{p} z^2 T \right]^{0.5} \quad (117)$$

$$\theta_Q = \theta_D EC_i^{0.5} \quad (118)$$

Utilizando a Equação (118), pode-se reescrever a Equação (114) para definir a forma primária do modelo matemático proposto para quantificação do EC:

$$EC_i^R = \left[ 1 - e^{-a\theta_D^b EC_i^{0.5b}} \right]^2 EC_i \quad (119)$$

sendo  $a = 2$ ,  $b = -2/3$  e

$$EC_i = \left[ 1 + \frac{2\mu_L}{p} \left( 1 + \frac{\mu_L}{p} \right) + 2\sigma_L^2 \left( \frac{1}{\theta_D^2} + \frac{1}{p} \right) (1 + z^2 T) + \frac{2\mu_L^2}{p} z^2 T \right] \quad (120)$$

Considerando a existência de  $k$  níveis na CA, a modelagem proposta para a quantificação do EC tem a seguinte forma:

$$EC_k^R = \frac{Var(Q_k^R)}{Var(D_1)} = \prod_{j=1}^k EC_j^R \quad \forall k \quad (121)$$

$$EC_{kt}^R = \prod_{j=1}^k \left[ 1 - e^{-a\theta_{D_j}^b EC_{jt}^{0.5b}} \right]^2 EC_{jt} \quad \forall k \quad (122)$$

Este modelo, ajustado para contemplar uma política adequada de tratamento dos excessos de estoque em todos os  $k$  níveis de uma CA, possibilita uma quantificação efetiva e mais precisa do EC, em comparação aos modelos pesquisados, como demonstrado no capítulo 4 desta tese.

## 4 ANÁLISE DO MODELO PROPOSTO

Um elemento importante para a realização da análise do novo modelo de quantificação do EC proposto nesta tese consiste na definição das fronteiras operacionais do sistema. Neste sentido, na seção 4.1 são apresentados os pressupostos utilizados no desenvolvimento do modelo, os intervalos de trabalho válidos para o EC e para as variáveis de entrada, assim como o detalhamento das simulações realizadas e seus respectivos resultados.

As seções 4.2 e 4.3 contêm, respectivamente, uma avaliação de desempenho do novo modelo frente ao modelo de Chen *et al.* (2000) e a análise dos aspectos vinculados ao dimensionamento e ao gerenciamento do EC.

Na seção 4.4 é apresentada uma análise crítica a respeito dos resultados obtidos através da utilização do modelo proposto.

### 4.1 DEFINIÇÃO DAS FRONTEIRAS OPERACIONAIS DO SISTEMA

O novo modelo foi construído a partir de um conjunto de pressupostos, apresentados nas seções 3.2 e 3.3, reproduzidos a seguir:

Pressuposto 1: a demanda e o *lead time* de entrega dos pedidos são variáveis estocásticas, cujas distribuições de probabilidade podem ser aproximadas por uma normal, com média e desvio-padrão conhecidos ou estimáveis a partir de dados históricos;

Pressuposto 2: a estimativa da demanda é calculada a partir de uma média móvel que utiliza os dados relativos à demanda observada nos últimos  $p$  períodos;

Pressuposto 3: a estimativa da demanda durante o *lead time* é obtida utilizando a média móvel e o *lead time* de entrega dos pedidos;

Pressuposto 4: o varejista segue uma política *order-up-to* em que o estoque-alvo é calculado a partir da estimativa da demanda durante o *lead time*, do nível de segurança desejado e do desvio-padrão da demanda durante o *lead time*;

Pressuposto 5: o tamanho do pedido é resultante da soma da demanda do período anterior (período  $t-1$ ), com a diferença entre os estoques-alvo dos períodos  $t$  e  $t-1$ ;

Pressuposto 6: os pedidos são ajustados utilizando uma política de aproveitamento dos excessos de estoque (política P3).

Paralelamente à consideração destes pressupostos, a definição das fronteiras operacionais do sistema depende: (a) da identificação de um intervalo de trabalho adequado ao dimensionamento do EC; (b) dos limites estabelecidos para as variáveis de entrada do sistema; (c) da estrutura das simulações realizadas; e (d) dos resultados obtidos.

#### 4.1.1 Intervalo de trabalho para dimensionamento do EC

De acordo com Geary *et al.* (2006), em diversos setores econômicos a amplificação da variabilidade da demanda ao longo das CAs tem alcançado valores superiores a 20:1. Nesta tese, consideram-se ECs com valores inferiores ou iguais a 30. Graus de amplificação superiores a 30:1 são desconsiderados, pois não parecem corresponder à realidade da maioria dos setores econômicos.

#### 4.1.2 Variáveis de entrada

Os intervalos de trabalho estabelecidos com vistas à operacionalização do modelo compreendem a maioria das situações enfrentadas pelas empresas participantes de CAs sujeitas ao EC. As variáveis utilizadas como entrada, e seus respectivos limites, são:

- a) Demanda, com coeficiente de variação no intervalo (0; 1,5];
- b) *Lead time*, com coeficiente de variação no intervalo [0; 1,5];
- c) Número de períodos para cálculo das médias móveis da demanda, no intervalo [1;30];
- d) Fator de segurança  $z$  associado ao nível de serviço, no intervalo [0;4];
- e) Períodos simulados, no intervalo [100;10000].

Cabe destacar que os limites relativos à demanda e ao *lead time*, apresentados nas alíneas *a* e *b*, foram inicialmente estabelecidos com base em intervalos maiores (coeficientes de variação entre zero e 10). Posteriormente constatou-se, através de simulações, que a quase totalidade dos valores recaía no intervalo de zero a 1,5. Por esta razão, optou-se pela redução da amplitude dos mesmos.

#### 4.1.3 Simulações realizadas e resultados obtidos

Foram realizadas simulações computacionais (conforme estrutura apresentada na Figura 12) para geração dos valores de EC correspondentes a 5250 cenários, de acordo com as combinações obtidas a partir dos valores da Tabela 6. Destes cenários, metade deu origem a ECs válidos, de acordo com o limite definido na seção 4.1.1. Os valores válidos de EC (simulados e calculados a partir do modelo proposto) são apresentados no Apêndice G.

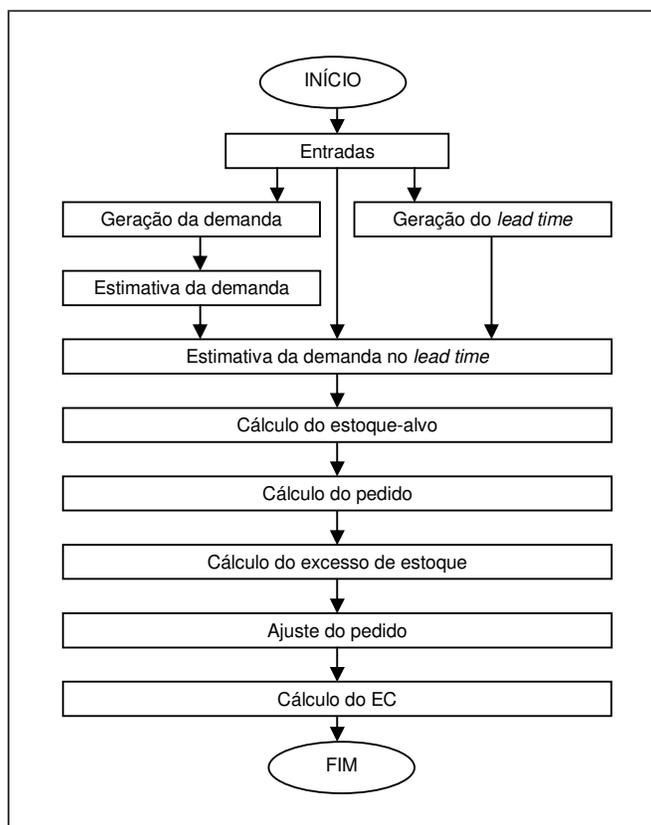


Figura 12 – Estrutura das simulações  
Fonte: elaborada pelo autor

As simulações foram desenvolvidas de acordo com a seqüência de operações descrita nas alíneas de *a* até *i*:

- a) Geração da demanda estocástica: distribuição com parâmetros  $\mu_D$  e  $\sigma_D$ ;
- b) Geração do *lead time* estocástico: distribuição com parâmetros  $\mu_L$  e  $\sigma_L$ ;
- c) Estimativa da demanda no período, conforme a Equação (72);
- d) Estimativa da demanda no *lead time*, conforme a Equação (74b);
- e) Cálculo do estoque-alvo, de acordo com a Equação (76);

- f) Cálculo do pedido, de acordo com a Equação (79a);
- g) Cálculo do excesso de estoque, conforme a Equação (108);
- h) Ajuste do pedido, com base na política de tratamento de excessos de estoque P3, calculado através da Equação (109);
- i) Cálculo do EC, de acordo com a Equação (113).

Tabela 6 – Variáveis e valores utilizados nas simulações

$t$	$z$	$p$	$\theta_D$	$\mu_L$	$\sigma_L$
100	0	1	0,00	1	0
10000	2	4	0,25	4	1
	4	8	0,50	8	4
		15	0,70	15	15
		30	1,00	30	30
			1,20		
		1,50			

Fonte: elaborada pelo autor

A Figura 13 mostra os resultados obtidos através das simulações realizadas e da modelagem proposta. Observa-se que o modelo comporta-se muito bem na maioria dos cenários estudados (70% dos cenários, com EC até 10:1). Na medida em que o EC aumenta, suas previsões apresentam oscilações crescentes (o que é compatível com a natureza do fenômeno estudado).

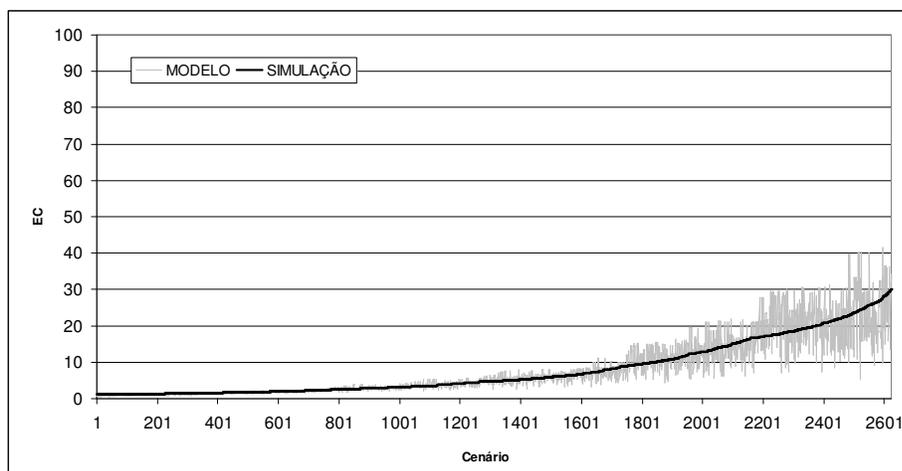


Figura 13 – Simulação e modelagem proposta para quantificação do EC

Para verificar a aderência da modelagem proposta para o EC aos seus respectivos valores simulados, foi realizado um teste de hipóteses para amostras pareadas. O teste estatístico aplicado, conforme Figura 14, utiliza as variáveis EC modelado e EC simulado. De

acordo com o resultado obtido,  $t = 0,6786$ , a hipótese nula (as médias do EC, obtidas por meio de simulação/modelo proposto, são iguais) não pode ser rejeitada considerando um nível de significância de 5%, com 2622 graus de liberdade.

Conclui-se, com base nos resultados obtidos, que o modelo apresentado na Equação (122) é válido e pode ser utilizado para quantificar o EC em ambientes sujeitos a demanda e *lead time* estocásticos.

Teste-t: duas amostras em par para médias		
	EC <sub>mod</sub>	EC <sub>sim</sub>
Média	7,94800026	7,90543677
Variância	63,33513233	53,88449839
Observações	2623	2623
Correlação de Pearson	0,91496395	
Hipótese da diferença de média	0	
gl	2622	
Stat t	0,678670365	
P(T<=t) uni-caudal	0,248703321	
t crítico uni-caudal	1,645435077	
P(T<=t) bi-caudal	0,497406642	
t crítico bi-caudal	1,960870577	

Figura 14 – Teste t pareado para médias do EC obtidas por modelagem e simulação

#### 4.1.4 Impacto das variáveis de entrada sobre o EC

Os resultados das simulações mostram que o EC é produzido por complexas interações envolvendo variáveis estocásticas, como a demanda e o *lead time*, e diversas decisões gerenciais (entre as quais destacam-se aquelas relativas à gestão dos estoques). O modelo proposto, reproduzido a seguir em sua forma primária, retrata esta complexidade de modo direto, utilizando seis variáveis e dois parâmetros para a quantificação do EC.

$$EC_t^R = \left[ 1 - e^{-a\theta_b^b EC_t^{0,5b}} \right]^2 EC_t \quad (123)$$

sendo  $a = 2$ ,  $b = -2/3$ ,

$$EC_t = \left[ 1 + \frac{2\mu_L}{p} \left( 1 + \frac{\mu_L}{p} \right) + 2\sigma_L^2 \left( \frac{1}{\theta_D^2} + \frac{1}{p} \right) (1 + z^2 T) + \frac{2\mu_L^2}{p} z^2 T \right] e \quad (124)$$

$$T = \frac{(t-1)}{3(t+1)^2} \quad (125)$$

Na Figura 15 são apresentados os impactos predominantes de cada uma das variáveis de entrada, considerando os resultados obtidos através das simulações e da utilização do modelo proposto. Cabe ressaltar que há situações em que as variáveis de entrada podem gerar impactos diferentes daqueles caracterizados como predominantes. Por exemplo: quando a demanda é relativamente estável e o *lead time* é constante ou apresenta pouca variabilidade, eventuais aumentos do coeficiente de variação da demanda não produzem, necessariamente, reduções do EC.

VARIÁVEIS e alterações de valor ↑ = aumento ↓ = diminuição		Impacto predominante sobre o EFEITO CHICOTE	
		↑ = ampliação ↓ = redução	
		Observado na SIMULAÇÃO	Identificado no MODELO
$\mu_L, \sigma_L, z$	↑	↑	↑
	↓	↓	↓
$\theta_D, p, t$	↑	↓	↓
	↓	↑	↑

Figura 15 – Impactos predominantes das variáveis de entrada sobre o EC  
Fonte: elaborada pelo autor

A Figura 16 mostra os coeficientes de correlação entre as variáveis de entrada (simples e compostas) e os ECs simulado e modelado. Observa-se que os coeficientes relativos às variáveis compostas têm valores próximos, considerando a simulação e a modelagem, mantendo a mesma ordem em ambas as situações, o que reflete a capacidade do modelo de representar relações complexas a partir de variáveis simples. No caso das variáveis de entrada simples, a inversão de ordem entre  $p$  e  $\theta_D$  provavelmente esteja relacionada à proximidade dos valores de seus coeficientes de correlação (-0,250 e -0,228, respectivamente).

Variáveis		Corr(variável, EC <sub>sim</sub> )	Corr(variável, EC <sub>mod</sub> )
compostas	$\frac{\sigma_L}{\theta_D}$	0,707	0,629
	$\frac{\mu_L}{p}$	0,453	0,450
simples	$\sigma_L$	0,543	0,402
	$\mu_L$	0,363	0,338
	$p$	-0,250	-0,195
	$\theta_D$	-0,228	-0,369
	$t$	-0,011	-0,099
	$z$	0,005	0,040

Figura 16 – Coeficientes de correlação entre variáveis de entrada e EC  
Fonte: elaborada pelo autor

## 4.2 COMPARAÇÃO ENTRE MODELOS

### 4.2.1 Modelo proposto *versus* Modelo de Chen *et al.* (2000)

A Figura 17 mostra que a quantificação do EC através do modelo de Chen *et al.* (2000) apresenta valores expressivamente superiores aos valores obtidos através do modelo proposto nesta tese. Aproximadamente, metade dos cenários considerados corresponde a esta situação. Essas diferenças devem-se à alta incidência de pedidos com valores negativos (o que aumenta a variância dos pedidos e distorce o dimensionamento do EC).

O modelo de Chen *et al.* (2000), por utilizar a política P1 de tratamento dos excessos de estoque (ver seção 2.4.2), não adota mecanismos de ajuste no tamanho dos pedidos quando estes apresentam valores negativos. Esta situação produz sérias distorções, inclusive em ambientes com *lead time* constante, como demonstrado na seção 4.2.2. Diferentemente das conclusões apresentadas por esses autores, os resultados desta pesquisa indicam que o modo como os excessos de estoque são tratados é determinante não só para uma quantificação mais precisa do EC, mas principalmente para evitar aumentos desnecessários em sua intensidade.

O modelo de Chen *et al.* (2000), independentemente do *lead time* de entrega de pedidos ser constante ou variável, tende a superdimensionar o EC, podendo aumentar a sua intensidade em até oito vezes, considerando os cenários representados na Figura 17.

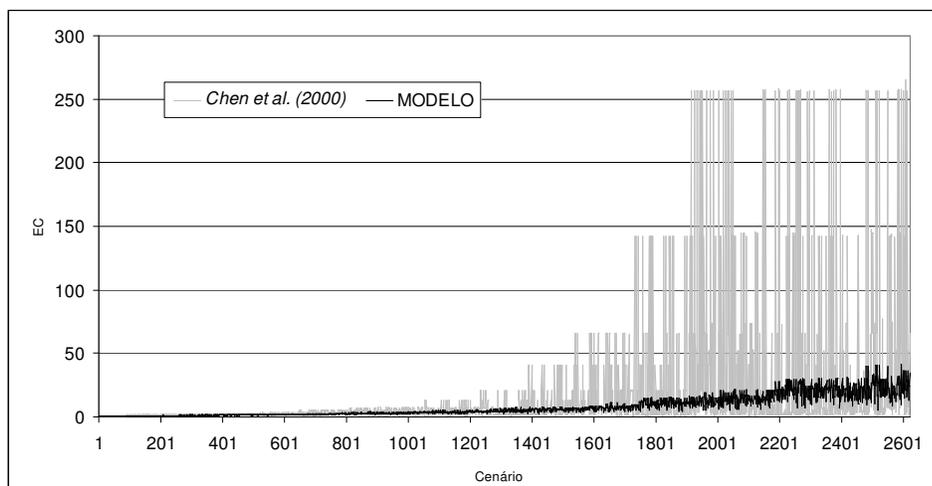


Figura 17 – Desempenho do modelo de Chen *et al.* (2000)

O modelo proposto nesta tese, por utilizar a política P3 (ver seção 3.4), prevê os ajustes necessários no tamanho dos pedidos, de modo a evitar aumentos na intensidade do EC.

#### 4.2.2 Diferenças absolutas na modelagem do EC

As diferenças absolutas entre: (a) valores do EC calculados através do modelo de Chen *et al.* (2000); e (b) valores obtidos com o modelo proposto nesta tese e valores obtidos com as simulações, tendem a aumentar na medida em que a relação entre o *lead time* médio e o número de períodos utilizados para calcular a média móvel da demanda aumentar, conforme apresentado na Figura 18.

Para ilustrar esta situação, sete exemplos extraídos de cenários simulados são apresentados na Tabela 7. Observa-se que nos cenários C3, C4, C6 e C7 o *lead time* é constante e, mesmo assim, as diferenças são expressivas.

Tabela 7 – Valores de EC obtidos por simulação e modelagem

Cenário	$\theta_D$	$\mu_L$	$\sigma_L$	$p$	$z$	$t$	$\frac{\mu_L}{p}$	EC <sub>sim</sub>	EC <sub>mod</sub>	EC <sub>Chen et al. (2000)</sub>
C1	1,45	10,79	1	4	0	100	2,69	4,74	4,03	20,94
C2	1,18	3,99	1	1	0	100	3,99	7,20	6,94	40,82
C3	0,70	5,20	0	1	4	10000	5,20	9,20	14,26	65,48
C4	0,69	5,20	0	1	2	100	5,20	12,08	14,50	65,48
C5	1,17	7,90	1	1	0	100	7,90	12,17	12,14	141,62
C6	0,70	7,91	0	1	2	100	7,91	18,70	21,23	141,96
C7	0,70	10,82	0	1	2	100	10,82	28,85	28,16	256,78

Fonte: elaborada pelo autor

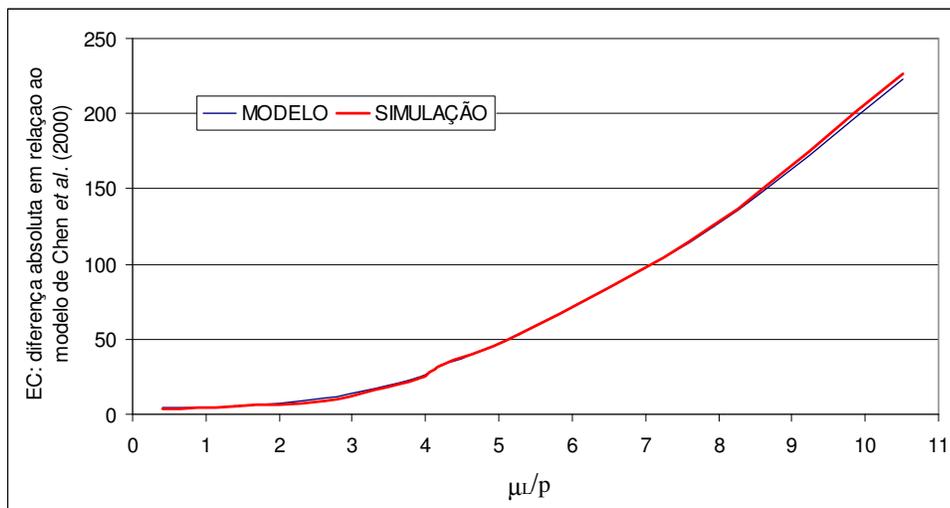


Figura 18 – Modelo de Chen *et al.* (2000) versus modelo proposto e simulação

A Tabela 8 mostra que as diferenças absolutas aumentam de forma quadrática em relação ao quociente entre o *lead time* médio e o número de períodos,  $p$ .

Tabela 8 – Diferenças absolutas entre valores de EC

$\frac{\mu_L}{p}$	Abs[ $EC_{Chen\ et\ al.\ (2000)} - EC_{mod}$ ]	Abs[ $EC_{Chen\ et\ al.\ (2000)} - EC_{sim}$ ]
0,40	4,34	3,90
1,39	5,47	5,47
2,62	10,68	9,06
3,88	24,14	23,17
4,22	32,59	32,54
5,28	53,33	53,80
7,93	125,00	126,17
10,52	223,25	226,15

Fonte: elaborada pelo autor

Para comparar o modelo proposto com o modelo de Chen *et al.* (2000) foi realizado um teste de hipóteses para amostras pareadas. O teste estatístico apresentado na Figura 19 comprova a diferença entre os modelos analisados. Conforme o resultado obtido,  $t = -11,7394$ , a hipótese nula (as médias do EC, obtidas por meio do modelo proposto e do modelo de Chen *et al.*, 2000, são iguais) é rejeitada.

A Figura 20 apresenta uma simulação de 151 cenários com *lead time* constante. Na medida em que aumenta o quociente entre o *lead time* médio e o número de períodos utilizados para calcular a média móvel da demanda, aumentam as diferenças entre: (a) os

resultados obtidos com o modelo de Chen *et al.* (2000); e (b) o modelo proposto e a simulação.

Teste-t: duas amostras em par para médias		
	Variável 1	Variável 2
Média	7,94800026	17,47926066
Variância	63,33513233	1949,698825
Observações	2623	2623
Correlação de Pearson	0,404108543	
Hipótese da diferença de média	0	
$gl$	2622	
Stat $t$	-11,7394842	
P(T<=t) uni-caudal	2,36026E-31	
$t$ crítico uni-caudal	1,645435077	
P(T<=t) bi-caudal	4,72052E-31	
$t$ crítico bi-caudal	1,960870577	

Figura 19 – Teste  $t$  pareado para médias do EC obtidas por modelagem

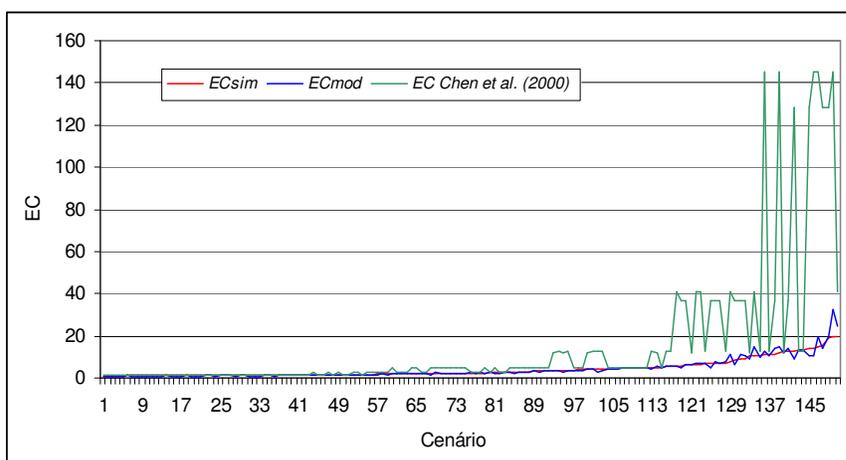


Figura 20 – Cenários com *lead time* constante

#### 4.3 ANÁLISE DOS PRINCIPAIS ASPECTOS GERENCIAIS RELATIVOS AO EC

Nesta seção, são analisados os seguintes aspectos sob o ponto de vista gerencial: natureza da demanda, previsão de demanda, fator de segurança, variabilidade do *lead time* e política de tratamento dos excessos de estoque.

##### a) Natureza da demanda

O impacto da variabilidade da demanda no dimensionamento do EC pode ser avaliado a partir da própria definição do EC. Como a variância da demanda independente aparece formalmente no denominador da expressão que o

caracteriza, quanto menor for seu valor (sem atingir o valor zero), maior tende a ser o EC. Entretanto, o fator que realmente determina se o EC será maior ou menor, neste caso, é a variância do *lead time*: quando esta for zero (ou próxima de zero), a variância dos pedidos também será pequena, levando a ECs menores; caso contrário, ou seja, quando o *lead time* apresentar alta variabilidade, a variância dos pedidos será grande, produzindo ECs maiores. Conclui-se, assim, que a variância da demanda, utilizada isoladamente, não fornece muitas informações sobre o comportamento deste fenômeno. Diferentemente, o seu coeficiente de variação pode ser muito útil, nesta análise. Observa-se que aumentos do coeficiente de variação da demanda podem reduzir o EC. Este fato ocorre porque a redução da variabilidade dos pedidos, inicialmente causada pela absorção de parte dos efeitos da variabilidade do *lead time*, conforme a Equação (98h), é reforçada pela adoção da política P3 (ver seção 3.3.1) que prevê a utilização dos excessos de estoque no cálculo dos pedidos. Neste último caso, como o fator de ajuste do coeficiente de variação do pedido diminui na medida em que o coeficiente de variação da demanda aumenta (Figura 21), o EC tem seu impacto atenuado, conforme apresentado na Figura 22.

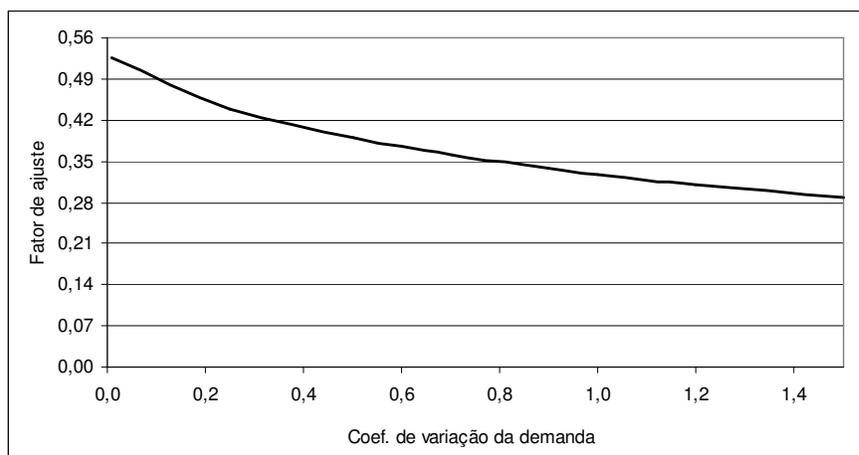


Figura 21 – Impacto de  $\theta_D$  sobre o fator de ajuste de  $\theta_Q$

Do ponto de vista gerencial, quanto mais próximo de zero for o coeficiente de variação da demanda em ambientes com alta variabilidade do *lead time*, mais problemático será o gerenciamento do EC, pois há uma forte tendência no sentido de que o mesmo atinja valores muito altos ( $EC > 50$ ). Esta conclusão contribui para um melhor entendimento do relato apresentado no capítulo 1, referente às constatações dos executivos da Procter & Gamble (P&G), a saber (LEE *et al.*,

1997a): a demanda por matérias-primas usadas na produção das fraldas Pampers apresentava alta variabilidade apesar da relativa estabilidade da demanda pelo produto final.

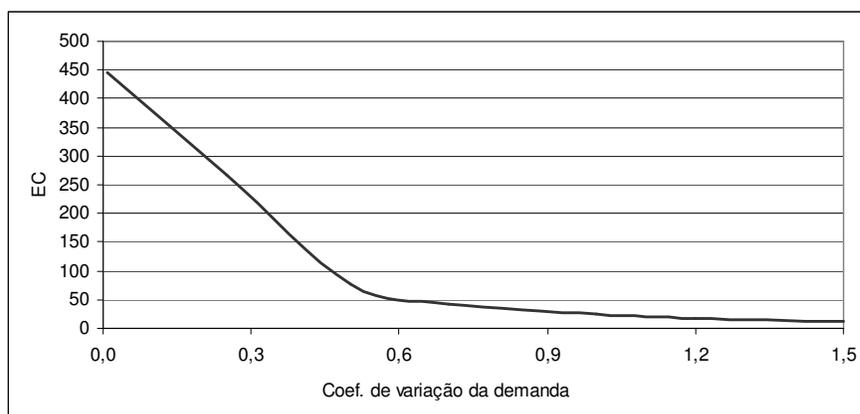


Figura 22 – Impacto de  $\theta_D$  sobre o EC

#### b) Previsão de demanda

Ao estimar a demanda, com vistas à determinação do pedido, é possível atenuar aumentos de variabilidade causados por *lead times* muito grandes. Para tal, é suficiente trabalhar com médias móveis calculadas com base em um número de períodos compatível com o tamanho do *lead time*. Quanto maior o *lead time* médio, maior o número de períodos necessários para compensar seus efeitos negativos sobre a variabilidade dos pedidos.

#### c) Fator de segurança

De acordo com as Equações (123), (124) e (125), o impacto do fator de segurança sobre o EC diminui com a passagem do tempo, desde que este fator se mantenha relativamente estável. Caso o fator de segurança venha a sofrer alterações frequentes, os estoques de segurança vão se alterar e produzir aumentos na variabilidade dos estoques-alvo, o que contribuirá diretamente para o aumento do EC. Os primeiros períodos imediatamente após a mudança são os mais afetados por esta decisão. Por esta razão, é importante trabalhar com estoques de segurança estáveis, evitando que os mesmos oscilem demasiadamente. Fortes oscilações podem ser mais prejudiciais ao processo do que um eventual superdimensionamento dos estoques de segurança.

d) Variabilidade do *lead time*

A importância da incorporação desta variabilidade ao modelo de quantificação do EC pode ser avaliada através da análise dos dados apresentados na Figura 23 (valores médios correspondentes aos cenários válidos, referidos na seção 4.1.3). Observa-se que aumentos no desvio-padrão do *lead time* de entrega de produtos produzem aumentos expressivos no EC, de acordo com as conclusões apresentadas anteriormente, nas Figuras 15 e 16 (seção 4.1.4). Sob a ótica gerencial, esta constatação deve nortear as negociações com os fornecedores de matérias-primas e componentes, no sentido de reduzir a variabilidade dos tempos de entrega de pedidos.

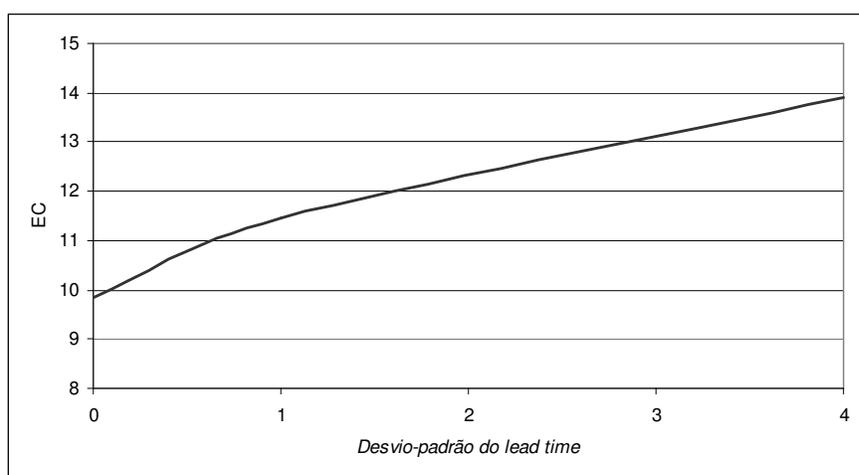


Figura 23 – Impacto do desvio-padrão do *lead time* sobre o EC

e) Política de tratamento dos excessos de estoque

A escolha adequada da política de tratamento dos excessos de estoque é fundamental para o gerenciamento do EC. É possível demonstrar que há uma amplificação artificial do EC quando a política P1 é adotada (ver seção 3.3.1). Para tanto, calcula-se  $W$  (fator de amplificação do EC) utilizando o fator de ajuste do coeficiente de variação dos pedidos:

$$W = \frac{1}{M^2} = \frac{EC}{EC^R} \quad (126)$$

O fator  $W$  deve ser interpretado como sendo o número de vezes que o EC observado é maior do que poderia ser, caso os pedidos fossem ajustados a partir do aproveitamento dos excessos de estoque, conforme sugere a política P3.

Na Tabela 9 são apresentados os valores de  $W$  para os cenários anteriormente definidos na seção 3.3.2.

Tabela 9 – Fator de amplificação do EC

Cenário	$\theta_Q$	$\theta_{Q^R}$	$M$	$W = \frac{1}{M^2}$
01	0,010	0,010	1,000	1,000
02	0,050	0,050	1,000	1,000
03	0,100	0,100	1,000	1,000
04	0,150	0,150	1,000	1,000
05	0,200	0,200	1,000	1,000
06	0,300	0,300	1,000	1,000
07	0,400	0,398	0,995	1,010
08	0,500	0,491	0,982	1,037
09	0,600	0,577	0,962	1,081
10	0,699	0,656	0,939	1,135
11	0,800	0,731	0,914	1,198
12	0,900	0,800	0,889	1,266
13	1,000	0,864	0,865	1,338
14	1,250	1,016	0,813	1,514
15	1,500	1,153	0,769	1,693
16	1,750	1,278	0,730	1,874
17	2,001	1,396	0,698	2,055
18	2,501	1,604	0,641	2,432
19	3,005	1,793	0,597	2,808
20	3,990	2,114	0,530	3,562
21	5,008	2,407	0,481	4,329
22	5,990	2,666	0,445	5,046
23	7,011	2,887	0,412	5,899
24	8,027	3,086	0,384	6,767
25	9,013	3,265	0,362	7,620
26	10,030	3,439	0,343	8,506
27	14,969	4,231	0,283	12,519
28	25,032	5,382	0,215	21,633
29	29,166	5,775	0,198	25,508

Fonte: elaborada pelo autor

A análise dos dados apresentados na Figura 24 indica que o EC pode sofrer uma amplificação de até 25 vezes em função do aumento dos valores do coeficiente de variação dos pedidos, quando estes não são ajustados para contemplar uma política adequada de tratamento dos excessos de estoque.

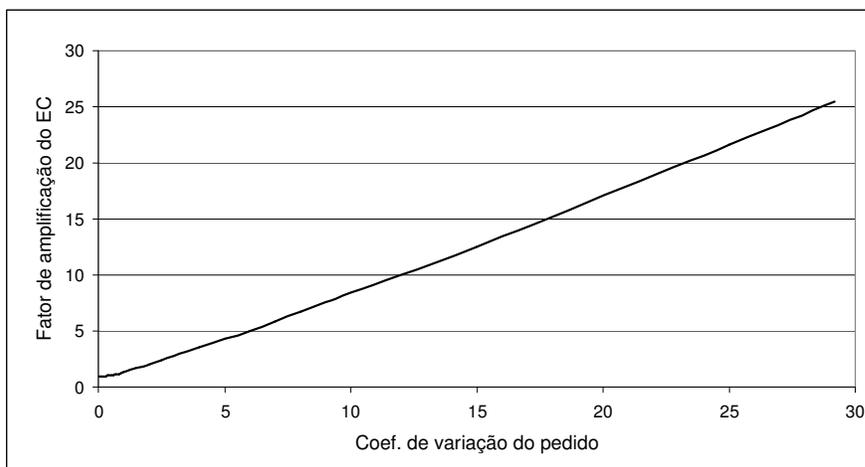


Figura 24 – Relação entre  $\theta_Q$  e o fator de amplificação do EC

#### 4.4 ANÁLISE CRÍTICA DOS RESULTADOS

Os resultados apresentados nas seções anteriores são analisados de acordo com três critérios: (a) precisão; (b) funcionalidade; e (c) contribuição teórica. O primeiro critério de análise consiste na identificação do grau de precisão dos resultados obtidos. O critério seguinte permite avaliar aspectos práticos relacionados à utilidade e abrangência das conclusões derivadas dos resultados analisados. O último critério trata da natureza e da importância das contribuições teóricas identificadas através da análise dos resultados obtidos.

É importante observar que os resultados gerados através das simulações descritas na seção 4.1.3 constituem a base do processo de validação do modelo de quantificação do EC proposto nesta tese. O estudo de processos de natureza estocástica e serial normalmente apresenta alta complexidade; nestas situações, simulações que observem rigorosamente as características e a seqüência dos procedimentos reais são bastante apropriadas (LAW; KELTON, 1991).

Quanto à precisão: (a) o modelo proposto apresenta resultados gerais altamente satisfatórios; sua capacidade preditiva pode ser comprovada através dos dados apresentados no Apêndice G (visualizados na Figura 13) e dos resultados da aplicação do teste *t* pareado, conforme a Figura 14; (b) o modelo representa adequadamente a complexidade das relações entre as variáveis associadas ao EC; o impacto predominante sobre o EC, produzido pelo conjunto de variáveis simples e compostas (utilizadas na simulação e no modelo proposto) é exatamente o mesmo, conforme apresentado nas Figuras 15 e 16, o que reflete a capacidade do modelo de representar relações complexas a partir de variáveis simples; (c) o modelo

permite avaliar o impacto da adoção de diferentes políticas de estoque, na medida em que incorpora um fator de ajuste associado ao aproveitamento dos excessos de estoque; e (d) o modelo incorpora elementos que permitem avaliar o impacto de diferentes políticas de segurança e o seu comportamento ao longo do tempo, conforme expresso na Equação (92c).

Quanto à funcionalidade: (a) o modelo proposto contribui para melhorar o entendimento da dinâmica do EC; por exemplo, o fato observado pelos executivos da Procter & Gamble – P&G, relativo às fraldas Pampers, é previsível para situações em que a demanda é relativamente estável e o *lead time* de entrega apresenta variabilidade; (b) o modelo contempla duas políticas de tratamento de excessos de estoque: P1 e P3, conforme descrito na seção 3.3.1; (c) o modelo ajuda a estabelecer prioridades no gerenciamento das variáveis causadoras do EC, considerando-as não somente sob a forma simples mas também sob a forma composta, conforme dados apresentados na Figura 16; e (d) o modelo contribui para qualificar a gestão da cadeia de abastecimento, uma vez que os resultados obtidos com sua aplicação podem servir como métrica na avaliação da eficácia de eventuais medidas integradoras, a exemplo daquelas propostas pelo CPFR, principalmente nas etapas iniciais envolvendo negociações, montagem de acordos de colaboração, desenvolvimento de planos conjuntos e geração das previsões de demanda.

Quanto à contribuição teórica: (a) o modelo proposto incorpora elementos que não estão presentes nos principais modelos de quantificação do EC disponíveis na literatura, conforme apresentado nas seções 3.1.2, 3.1.3 e 3.1.4, mostrando que as deficiências detectadas nesses modelos são importantes e não podem ser desprezadas; as diferenças observadas entre os resultados obtidos através do modelo de Chen *et al.* (2000) e através do modelo proposto nesta tese devem-se ao fato de que o primeiro é um caso particular do segundo, conforme demonstrado na seção 3.2 – Equações (100), (103) e (105); e (b) o modelo amplia o campo de discussão sobre o processo de quantificação do EC, na medida em que contempla variáveis, tratamentos e ajustes importantes, até então desconsiderados ou inexistentes nos principais modelos disponíveis na literatura.

O novo modelo foi construído a partir de um conjunto de pressupostos (relacionados na seção 4.1), tendo como ponto de partida o modelo de Chen *et al.* (2000). Para atingir o objetivo principal deste trabalho foram cumpridas as cinco etapas descritas na seção 1.3.3, conforme resumo apresentado na Figura 25.

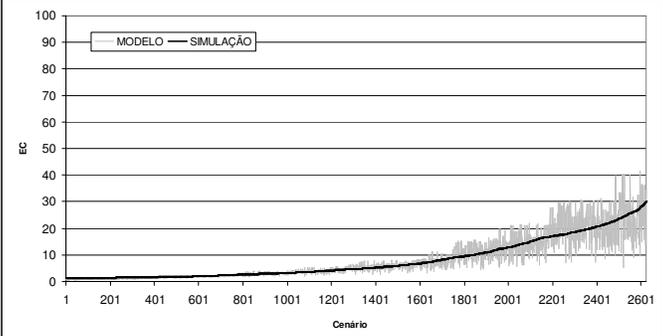
Etapa	Descrição	Seção(ões)
1	Identificação e análise dos principais modelos de quantificação do EC disponíveis na literatura:  a) Lee <i>et al.</i> (1997a) b) Chen <i>et al.</i> (2000) c) Warburton (2004) d) Fransoo e Wouters (2000) e) Chen e Disney (2003) f) Hosoda e Disney (2004)	2.4
2	Identificação dos fatores que geram ou reforçam o EC e verificação de sua presença nos modelos disponíveis:  $\theta_D$ coeficiente de variação da demanda $\mu_L$ média do <i>lead time</i> $\sigma_L$ desvio-padrão do <i>lead time</i> $p$ número de períodos para cálculo da média móvel $z$ fator de segurança, associado ao nível de serviço desejado $t$ tempo (momento da aferição)	2.2 e 2.4
3	Desenvolvimento de um modelo matemático para quantificação do EC em cadeias de abastecimento (forma primária).  $EC_t = 1 + \frac{2\mu_L}{p} \left(1 + \frac{\mu_L}{p}\right) + 2\sigma_L^2 \left(\frac{1}{\theta_D^2} + \frac{1}{p}\right) (1 + z^2 T) + \frac{2\mu_L^2}{p} z^2 T$	3.2
4	Teste e validação do modelo proposto; identificação do seu grau de aderência à realidade dos ambientes com demanda e <i>lead time</i> estocásticos, incorporando ao modelo o necessário ajuste para contemplar uma política adequada de tratamento dos excessos de estoque.  $EC_t^R = \left[1 - e^{-a\theta_D^b EC_t^{0,5b}}\right]^2 EC_t$	3.3, 3.4 e 4.1
5	Apresentação da modelagem proposta e dos resultados obtidos, inclusive a comparação entre modelos.  	3.4, 4.1 e 4.2

Figura 25 – Resumo das etapas de geração do modelo proposto  
 Fonte: elaborada pelo autor

## 5 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES PARA FUTURAS PESQUISAS

Estruturas hierárquicas complexas, a exemplo das CAs, têm sido objeto freqüente de pesquisa em praticamente todas as áreas do conhecimento humano. Deve-se este fato à grande diversidade de processos que são desenvolvidos tendo como suporte este tipo de estrutura. No caso particular das CAs, além das dificuldades normais, decorrentes das complexas relações hierárquicas, há elementos adicionais que tornam mais desafiadora a sua gestão, tais como: (a) o caráter estocástico da demanda e do *lead time* de entrega de pedidos; (b) a dificuldade de integração dos participantes que atuam em diferentes níveis da estrutura; e (c) a responsabilidade difusa em relação aos resultados da CA como um todo. Neste ambiente, o EC representa um desafio adicional para os pesquisadores, principalmente no que se refere à sua quantificação. Neste trabalho, este desafio é sintetizado através do objetivo geral, apresentado na seção 1.2.1 e reproduzido a seguir.

Desenvolver um modelo matemático para quantificar o EC em ambientes que utilizam a política de pedidos do tipo *out-EA* (*order-up-to* Estoque Alvo), sujeitos à demanda e *lead time* estocásticos e independentes, ajustado para contemplar uma política adequada de tratamento dos excessos de estoque.

A análise dos principais modelos disponíveis na literatura apontou para a existência de quatro lacunas importantes no processo de quantificação do EC: (a) dependência do processo de formação da demanda; (b) descon sideração da variabilidade do *lead time* de entrega de pedidos; (c) ausência de elementos caracterizadores da demanda, tal como seu coeficiente de variação; e (d) descon sideração dos possíveis excessos de estoque no cálculo do tamanho dos pedidos. Entre estas lacunas, a descon sideração da variabilidade do *lead time* e o tratamento inadequado dos excessos de estoque mostraram-se como as mais comprometedoras. Em conjunto, a primeira, levando a valores de EC subestimados, e a segunda, levando a valores superestimados, contribuem para produzir quantificações imprecisas do EC.

A análise do desenvolvimento do novo modelo e de sua estrutura (seção 3.2) permite concluir que o objetivo geral e os objetivos específicos estabelecidos nas seções 1.2.1 e 1.2.2, respectivamente, foram plenamente atingidos. O modelo proposto: (a) independe do processo de formação da demanda, de acordo com a Equação (70); (b) incorpora a variabilidade do *lead time*, de acordo com o desenvolvimento apresentado na seção 3.2, iniciando na equação (75) e finalizando na Equação (122); (c) identifica o grau de influência que o coeficiente de variação da demanda exerce sobre o EC, conforme apresentado inicialmente na Equação

(98f); e (d) contempla a utilização dos excessos de estoque no cálculo dos pedidos, de modo a não aumentar indevidamente a variabilidade dos mesmos, de acordo com a Equação (109). Na seção 3.3, foram avaliados os impactos de três políticas de tratamento dos excessos de estoque (P1, P2 e P3) sobre a intensidade do EC. Complementarmente, na seção 4.3 foi avaliado o fator de amplificação indevida do EC, observado nas situações em que não há ajuste do tamanho dos pedidos quando seus valores são negativos. Por fim, a partir dos limites operacionais estabelecidos na seção 4.1, foi realizada uma comparação entre o desempenho do modelo proposto e o desempenho do modelo de Chen *et al.* (2000).

Os resultados obtidos através da comparação entre modelos evidenciam a importância das medidas adotadas nesta tese, com vistas a um dimensionamento mais preciso do EC. A intensidade e o comportamento estocástico e serial do EC só podem ser adequadamente modelados se a variabilidade do *lead time* for incorporada ao processo de modelagem e se os excessos de estoque forem utilizados no cálculo do tamanho dos pedidos. Uma das consequências diretas do uso de *lead times* constantes nos modelos de quantificação do EC é o seu subdimensionamento (em alguns casos, apenas 50% do fenômeno é quantificado). Por outro lado, conforme apresentado na Tabela 9, o EC pode aumentar indevidamente em até 25 vezes, caso seja adotada uma política inadequada de tratamento dos excessos de estoque (ver seção 3.3.1). Em razão da natureza deste fenômeno, as simplificações presentes nos modelos analisados geram distorções que, em função de sua magnitude, não podem ser desprezadas.

Do ponto de vista gerencial, conforme apresentado na seção 4.3, a modelagem proposta auxiliou na identificação dos aspectos mais sensíveis relacionados à previsão de demanda, políticas de tratamento dos excessos de estoque, decisões sobre estoques de segurança e negociações sobre prazos de entrega de pedidos. Cabe destacar a necessidade de cuidados redobrados em situações onde a demanda independente é relativamente estável e o *lead time* de entrega de pedidos apresenta grande variabilidade. Nestes casos, conforme o modelo prediz, o EC poderá atingir valores muito altos ( $EC > 50$ ).

O desenvolvimento (apresentado na seção 3.2) e as medidas de ajuste (descritas na seção 3.3) resultaram em um modelo de quantificação do EC mais preciso em relação às alternativas estudadas, conforme foi demonstrado nesta tese.

Entre os ganhos potenciais decorrentes do uso do modelo proposto, destacam-se: (a) otimização dos estoques globais mantidos na cadeia de abastecimento; (b) elevação do nível

de serviço oferecido aos consumidores finais; (c) redução dos custos gerados por ineficiências operacionais; e (d) qualificação dos processos de gestão da cadeia, através da integração do modelo aos processos decisórios considerados críticos, tais como: onde/quanto estocar e quando/quanto pedir.

Recomenda-se o desenvolvimento de pesquisas futuras orientadas para o aprimoramento do modelo proposto e para a sua integração com outras estruturas. Neste sentido, o modelo resultante pode:

- a) Considerar vários produtos e seus respectivos custos – o tratamento multi-produto associado à inclusão dos custos oportuniza a identificação dos impactos econômico-financeiros produzidos pelo EC nas CAs em estudo;
- b) Ser incorporado ao processo de otimização dos estoques em uma CA – a otimização das quantidades e da localização física dos estoques ao longo da cadeia contribui para a redução de seus custos totais; o processo pode ser ampliado para contemplar o nível de serviço oferecido ao consumidor final;
- c) Incorporar diferentes políticas de compartilhamento de informações ao longo da CA – as políticas podem ser definidas em função do grau de centralização das informações;
- d) Ser integrado ao CPFRR – neste caso, o modelo pode ser usado na identificação das exceções de pedidos;
- e) Ser utilizado como ponto de partida para a criação de um jogo logístico, de uso didático, nos moldes do *Beer Distribution Game* (BDG);
- f) Ser ampliado, incorporando as variáveis de Marketing (preço, produto, promoção e distribuição), o que é compatível com a característica multidisciplinar das atividades realizadas em todas as CAs.

Outra possibilidade de pesquisa envolve a criação de modelos de quantificação do EC para ambientes cujas demandas apresentam distribuições de probabilidade diferentes da distribuição normal.

## REFERÊNCIAS

ANDERSON JR., E. G.; FINE, C. H. Business cycles and productivity in capital equipment supply chains. In: **Quantitative Models for Supply Chain Management**. 6. ed. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2003, 885 p.

ANDERSON JR., E. G.; FINE, C. H.; GILBOY, G. J.; PARKER, G. G. Upstream volatility in the supply chain: the machine tool industry as a case study. **Working Draft**, p. 1-33, 1995.

BAGANHA, M. P.; COHEN, M. A. The stabilizing effect of inventory in supply chains. **Operations Research**, v. 46, n. 3, p. S72-S83, 1998.

BOONE, T.; GANESHAN, R. CPFR in the supply chain: the new paradigm in forecasting. **Working Paper**. School of Busines; College of William and Mary, Williamsburg, 2000.

CACHON, G. P. Managing supply chain demand variability with scheduled ordering policies. **Management Science**, v. 45, n. 6, p. 843-856, 1999.

CARLSSON, C.; FULLÉR, R. A fuzzy approach to the bullwhip effect. In: *Cybernetics and Systems '2000, Proceedings of the Fifteenth European Meeting on Cybernetics and Systems research*, Vienna, April 25-28, p. 228-233, 2000. Austrian Society for Cybernetic Studies.

\_\_\_\_\_. Reducing the bullwhip effect by means of intelligent, soft computing methods. **Proceedings of the 34<sup>th</sup> Hawaii International Conference on System Sciences**, 2001, 10 p.

CHATFIELD, D. C.; KIM, J. G.; HARRISON, T. P.; HAYYA, J. C. The bullwhip effect – impact of stochastic lead time, information quality, and information sharing: a simulation study. **Production and Operations Management**, v. 13, n. 4, p. 340-353, 2004.

CHAYET, S.; HOPP, W. J.; XU, X. The marketing-operations interface. In: **Handbook of Quantitative Supply Chain Analysis: modeling in the E-business era**. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2004, 817 p.

CHEN, F.; DREZNER, Z.; RYAN, J. K.; SIMCHI-LEVI, D. Quantifying the bullwhip effect in a simple supply chain: the impact of forecasting, lead times, and information. **Management Science**, v. 46, n. 3, p. 436-443, 2000.

\_\_\_\_\_. The bullwhip effect: managerial insights on the impact of forecasting and information on variability in a supply chain, In: **Quantitative Models for Supply Chain Management**. 6.ed. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2003, 885 p.

CHEN, F. Y.; DISNEY, S. M. The Order-up-to policy sweet spot – using proportional controllers to eliminate the bullwhip problem. In: **EUROMA POMS Conference**, Lago di Como, Itália, 16-18 June, p. 551-560, 2003.

CLARK, A. J.; SCARF, H. Optimal policies for a multi-echelon inventory problem. **Management Science**, v. 6, n. 4, p. 475-490, 1960.

CROSON, R.; DONOHUE, K. Experimental economics and supply chain management: experiments based on the Beer Distribution Game reveal manager's cognitive limitations. **Interfaces**, v. 32, n. 5, p. 74-82, 2002.

\_\_\_\_\_. Impact of POS data sharing on supply chain management: an experimental study. **Production and Operations Management**. v. 12, n. 1, p. 1-11, 2003.

DELFMANN, W. **Working Paper N. 102**. University of Cologne, 2000.

DERRICK, R. D. Challenging the bullwhip effect with advanced information sharing. **Accenture Outlook**, p. 1-2, 2003.

DONOVAN, M. Supply chain management: cracking the bullwhip effect. **Working Paper**, 2003.

FIORIOILLI, J. C.; FOGLIATTO, F. S. Tecnologia de informação na modelagem de sistemas hierárquicos de estoques. **Anais do ENEGEP 2001**, Salvador, em CD-ROM, 2001.

FORRESTER, J. **Industrial Dynamics**. MIT Press and John Wiley & Sons, New York, 1961.

FRANSOO, J. C.; WOUTERS, M. J. F. Measuring the bullwhip effect in the supply chain. **Supply Chain Management**, v. 5, n. 2, p. 78-89, 2000.

GAVIRNENI, S.; KAPUSCINSKI, R.; TAYUR, S. Value of information in capacited supply chains. **Management Science**, v. 45, n. 1, p.16-24, 1999.

GEARY, S.; DISNEY, S.M.; TOWILL, D. R. On bullwhip in supply chains: historical review, present practice and expected future impact. **International Journal of Production Economics**. n. 101. p. 2-18, 2006.

HOSODA, T.; DISNEY, S. M. An analysis of a three echelon supply chain model with minimum mean squared error forecasting. **Second World Conference on POM and 15<sup>th</sup> Annual POM Conference**, Cancún: México, p. 1-24, 2004.

JOHNSON, L.A.; MONTGOMERY, D.C. **Operations Research in Production Planning, Scheduling, and Inventory Control**. New York: John Wiley, 1974, 525 p.

JOHNSON, M. E.; PYKE, D. F. Supply chain management, **Working Paper**, The Tuck School of Business, 1999.

KAHN, J. Inventories and the volatility of production. **American Economic Review**. n. 77, p. 667-679, 1987.

KUNCOVÁ, M. **Optimization Methods and Bullwhip Effect**, 2002. Disponível em <http://www.fhi.sk/files/katedry/kove/ssov/VKOXI/.%5CKuncova.pdf>, último acesso em 22/05/2006.

LAW, A. M.; KELTON, W. D. **Simulation Modeling and Analysis**. 2a ed., New York: McGraw-Hill, 1991, 759 p.

LEE, H. L.; BILLINGTON, C. Managing supply chain inventory: pitfalls and opportunities. **Sloan Management Review**, n. 99, p. 65-73, 1992.

LEE, H.; PADMANABHAN, V.; WHANG, S. The bullwhip effect in supply chains. **Sloan Management Review**, n. 38, p. 93-102, 1997a.

\_\_\_\_\_. Information distortion in a supply chain: the bullwhip effect. **Management Science**, v. 43, n. 4, p. 546-558, 1997b.

MERKURYEV, Y. A.; PETUHOVA, J. J.; VAN LANDEGHEM, R.; VANSTEENKISTE, S. Simulation-based analysis of the bullwhip effect under different information sharing strategies. **Proceedings 14<sup>th</sup> European Simulation Symposium**, p. 1-6, 2002.

MOOD, A. M.; GRAYBILL, F. A.; BOES, D. C. **Introduction to the theory of statistics**. New York: McGraw-Hill, 1974, 564 p.

MOYAUX, T. **Approche multi-agent de la gestion des chaînes logistiques**, Doctoral Thesis, Université Laval, Canadá, 2000. Disponível em <http://damas.ift.ulaval.ca>, último acesso em 20/05/2005.

MOYAUX, T.; CHAIB-DRAA, B.; D'AMOURS, S. Agent-based simulation of the amplification of demand variability in a supply chain. **Proceedings 4<sup>th</sup> Workshop on Agent-Based Simulation** J.-P.Müller, M.-M. Seidel, 2003.

MUCKSTADT, J. A. **Analysis and algorithms for service parts supply chains**. New York: Springer Science+Business Media Inc., 2005, 277 p.

MUHARREMOGLU, A.; TSITSIKLIS, J. N. **Echelon base stock policies in uncapacitated serial inventory systems**, 2001. Disponível em <http://web.mit.edu/jnt/www/publ.html>, último acesso em 12/11/2004.

RAJARAM, K.; ROBOTIS, A. Analyzing variability in continuous process. **European Journal of Operational Research**, v. 1, n. 1, 2002.

RYAN, J. K. **Analysis of inventory models with limited demand information**. Evanston, Illinois. Tese de Doutorado em Engenharia Industrial. Northwestern University, 1997.

SANCAR, A. Ü. Quantification of the bullwhip effect. **Working Paper**, Bogaziçi University, p. 1-9, 2003.

SHAPIRO, J. F. **Modeling the Supply Chain**. Pacific Grove: Wadsworth Group, Duxbury Thomson Learning, 2001, 586 p.

SIMCHI-LEVI, D.; KAMINSKY, P.; SIMCHI-LEVI, E. **Managing the Supply Chain: the definitive guide for the business professional**. New York: McGraw-Hill, 2004, 307 p.

SONG, J-S. The effect of leadtime uncertainty in a simple stochastic inventory model. **Management Science**, v. 40, n. 5, p. 603-613, 1994.

STANK, T. P. *et al.* Supply chain integration: tales from the trenches. **Supply Chain Management Review**. p. 62-69, mai/jun 2001.

STERMAN, J. D. Modeling managerial behavior: misperceptions of feedback in a dynamic decision making experiment. **Management Science**, v. 35, p. 321-339, 1989.

VOLUNTARY INTERINDUSTRY COMMERCE SOLUTIONS ASSOCIATION. **The Roadmap to CPFR: The Case Studies – Technical Specifications**. 2006. Disponível em [http://www.vics.org/standards/cpfr\\_roadmap\\_case\\_studies/13\\_5\\_CPFR\\_specifications.pdf](http://www.vics.org/standards/cpfr_roadmap_case_studies/13_5_CPFR_specifications.pdf), último acesso em 28/12/2006.

WARBURTON, R. D. H. An analytical investigation of the bullwhip effect. **Production and Operations Management**, v. 13, n. 2, p. 150-160, 2004.

WATSON, N.; ZHENG, Y-S. Adverse effects of over-reaction to demand changes and improper forecasting. **Working Paper**, University of Pennsylvania, 2001.

WINSTON, W. L. **Operations Research: Applications and Algorithms**. 3. *ed.* Belmont. Duxbury Press, 1994.

YU, Z.; YAN, H.; CHENG, T. C. E. Benefits of information sharing with supply chain partnerships. **Industrial Management and Data Systems**, v. 101, n. 3, p. 114-121, 2001.

ZHAO, X.; XIE, J.; LEUNG, J. The impact of forecasting model selection on the value of information sharing in a supply chain. **European Journal of Operations Research**. n. 142, p. 321-344, 2002.

**BIBLIOGRAFIA ADICIONAL**

- AAKER, D. A.; KUMAR, V.; DAY, G. S. **Marketing Research**, 5<sup>a</sup> ed., New York: John Wiley & Sons Inc., 1995, 783 p.
- BALLOU, R. H. **Gerenciamento da cadeia de suprimentos: planejamento, organização e logística empresarial**. 4<sup>a</sup> ed., Porto Alegre: Bookman, 2001, 532 p.
- BANKS, J.; CARSON II, J. S.; NELSON, B. L. **Discret-Event System Simulation**. 2<sup>a</sup> ed., Upper Saddle River: Prentice-Hall, 1996, 548 p.
- BENNETT, D. J. **Aleatoriedade**. São Paulo: Martins Fontes, 2003, 239 p.
- BOWERSOX, D. J. **Logistical Management**. 2<sup>a</sup> ed. New York: Macmillan Publishing Co., 1978, 528 p.
- BOWMAN, E. H.; FETTER, R. B. **Analysis for production management**. 3<sup>a</sup> ed., Homewood: Richard D. Irwin Inc., 1960, 503 p.
- BRONSON, R.; NAADIMUTHU, G. **Investigação Operacional**. 2<sup>a</sup>ed., Lisboa: McGraw-Hill, 2001, 534 p.
- CHOPRA, S.; MEINDL, P. **Gerenciamento da Cadeia de Suprimentos: estratégia, planejamento e operação**. São Paulo: Prentice Hall, 2003, 465 p.
- DARLING, D. **The universal book of mathematics**. Hoboken: John Wiley, 2004, 383 p.
- ELSAVED, E. A.; BOUCHER, T. O. **Analysis and Control of Production Systems**. 2a. ed. Englewood Cliffs: Prentice Hall, 1994, 450 p.
- EVANS, J. R.; OLSON, D. L. **Statistics, Data Analysis, and Decision Modeling**, 2a. ed., Upper Saddle River: Prentice Hall, 2003, 478 p.
- FLOOD, R. L.; CARSON, E. R. **Dealing with Complexity: an introduction to the theory and application of systems science**. 3a. ed., New York: Plenum Press, 1990, 289 p.
- FORSBERG, K; MOOZ, H.; COTTERMAN, H. **Visualizing Project Management: a model for business and technical success**. 2a ed., New York: John Wiley & Sons, 2000, 354 p.
- FRITZSCHE, H. **Programação não-linear: análise e métodos**. São Paulo: Edgar Blücher, 1978, 170 p.
- GAVER, D. P.; THOMPSON, G. L. **Programming and probability models in operations research**. Monterey: Brooks/Cole Publishing Company, 1973, 683 p.
- GNEDENKO, B. **Teoría de las probabilidades**. Madrid: Euro-Omega, 1995, 392 p.

- GORDON, G.; PRESSMAN, I. **Quantitative decision-making for business**. Englewood Cliffs: Prentice-Hall, 1978, 546 p.
- HARRIS, J. W.; STOCKER, H. **Handbook of mathematics and computational science**. New York: Springer-Verlag, 1998, 1028 p.
- HILL, R. C.; GRIFFITHS, W. E.; JUDGE, G. G. **Econometria**. 2a ed., São Paulo: Saraiva, 2003, 471 p.
- HUGHES-HALLETT, D.; GLEASON, A. M.; LOCK, P. F.; FLATH, D. E. *et al.* **Cálculo e Aplicações**, Edgard Blucher, 1999, São Paulo, 329 p.
- JOHNSON, L.A.; MONTGOMERY, D.C. **Operations Research in Production Planning, Scheduling, and Inventory Control**. New York: John Wiley, 1974, 525 p.
- KRAJEWSKI, L. J.; RITZMAN, L. P. **Operations Management: Strategy and Analysis**. 5a. ed., Reading: Addison-Wesley, 1999, 880 p.
- LIENGME, Bernard V. **A guide to Microsoft Excel for scientists and engineers**. London: Arnold, 1998, 207 p.
- MALHOTRA, N. K. **Pesquisa de marketing: uma orientação aplicada**. 3a ed., Porto Alegre: Bookman., 2001, 719 p.
- MANKIW, N. G. **Macroeconomia**. Rio de Janeiro: LTC Livros Técnicos e Científicos, 1995, 356 p.
- MENDENHALL, W. **Estadística para administradores**. 2a. ed., México D.F.: Grupo Editorial Iberoamérica, 1990, 817 p.
- MONTGOMERY, D. C. **Design and analysis of experiments**. New York: John Wiley & Sons Inc., 1997, 704 p.
- MONTGOMERY, D. C.; RUNGER, G. C. **Estatística aplicada e probabilidade para engenheiros**. Rio de Janeiro: LTC Livros Técnicos e Científicos, 2003, 463 p.
- MONTGOMERY, D. C.; RUNGER, G. C.; HUBELE, N. F. **Engineering Statistics**. New York: John Wiley & Sons Inc., 1998, 471 p.
- NADDOR, E. **Inventory Systems**. New York: John Wiley, 1966, 341 p.
- NELSON, B. L. **Stochastic Modeling: Analysis and Simulation**. Mineola, Dover Publications Inc., 2002, 321 p.
- PIDD, M. **Modelagem Empresarial: ferramentas para tomada de decisão**. Porto Alegre: Artes Médicas, 1998, 314 p.
- ROBERTS, N.; ANDERSEN, D.; DEAL, R.; GARET, M.; SHAFFER, W. **Introduction to Computer Simulation: a system dynamics modeling approach**. Portland: Productivity Press, 1996, 562 p.

SCHEID, F. **Análise Numérica**. 2a. ed., Lousã: McGraw-Hill, 2000, 617 p.

SHERBROOKE, C. C. **Optimal Inventory Modeling of Systems: Multi-Echelon Techniques**. New York: John Wiley, 1992, 274 p.

SILVER, E. A.; PETERSON, R. **Decision Systems for Inventory Management and Production Planning**. 2a. ed., New York: John Wiley, 1985, 722 p.

SIMCHI-LEVI, D.; KAMINSKY, P.; SIMCHI-LEVI, E. **Cadeia de Suprimentos: projeto e gestão**. Porto Alegre: Bookman, 2003, 328 p.

SPIEGEL, M. R. **Probabilidade e estatística**. São Paulo: Makron Books, 1978, 527 p.

STAIR, R. M. **Princípios de Sistemas de Informação: uma abordagem gerencial**. 2a ed., Rio de Janeiro: LTC Livros Técnicos e Científicos, 1998, 451 p.

TAVARES, L. V.; OLIVEIRA, R. C.; THEMIDO, I. H.; CORREIA, F. N. **Investigação Operacional**. Lisboa: McGraw-Hill, 1996, 448 p.

TAYLOR, B. W. **Introduction to Management Science**, 6a. ed., Upper Saddle River: Prentice Hall, 1999, 859 p.

## APÊNDICE A – Notação utilizada

### Seção 2.1 Caracterização do Efeito Chicote

$k$  = subscrito que denota o nível hierárquico na CA

$\sigma_{Dk}^2$  = variância da demanda no nível  $k$

$EC_k$  = efeito chicote observado no nível  $k$

### Seção 2.2 Causas do Efeito Chicote

$D$  = demanda

$q$  = pedido

$P$  = preço

$EC$  = efeito chicote

$e_p$  = elasticidade-preço da demanda

$k$  = subscrito que denota o nível hierárquico na CA

$t$  = subscrito que denota o momento de observação da variável no tempo

$D_{kt}$  = demanda no nível  $k$ , em  $t$

$\hat{\mu}_{Dkt}$  = estimativa da média da demanda no nível  $k$ , em  $t$

$\hat{\mu}_{DLkt}$  = estimativa da média da demanda durante o *lead time* no nível  $k$ , em  $t$

$q_{kt}$  = pedido gerado no nível  $k$ , em  $t$

$\hat{\sigma}_{Dkt}$  = estimativa do desvio padrão da demanda no nível  $k$ , em  $t$

$\hat{\sigma}_{DLkt}$  = estimativa do desvio padrão da demanda durante o *lead time* no nível  $k$ , em  $t$

$L_{kt}$  = *lead time* no nível  $k$ , em  $t$

$A_{kt}$  = estoque-alvo (quantidade *order-up-to* calculada) no nível  $k$ , em  $t$

$z_k$  = fator de segurança definido em razão do nível de serviço desejado, para o nível  $k$

### Seção 2.4.1 Modelo de Lee, Padmanabhan e Whang

$t$  = subscrito que denota o momento de observação da variável no tempo

$D_t$  = demanda estocástica em  $t$

$d$  = constante não negativa, utilizada no modelo auto-regressivo do processo de formação da demanda

$\rho$  = parâmetro de correlação do processo de formação da demanda

$u_t$  = erro aleatório em  $t$ , normalmente distribuído, com média 0 e desvio-padrão  $\sigma$

$S_t$  = estoque-alvo (*order-up-to*) em  $t$

$z_t^*$  = tamanho ótimo do pedido em  $t$

$v$  = *lead time* (constante)

### Seção 2.4.2 Modelo de Chen, Drezner, Ryan e Simchi-Levi

$t$  = subscrito que denota o momento de observação da variável no tempo

$D_t$  = demanda estocástica em  $t$

$\mu$  = constante não negativa, utilizada no modelo auto-regressivo do processo de formação da demanda

$\rho$  = parâmetro de correlação do processo de formação da demanda

$\varepsilon_t$  = erro aleatório em  $t$ , normalmente distribuído, com média 0 e desvio-padrão  $\sigma$

$y_t$  = estoque-alvo (*order-up-to*) em  $t$

$\hat{D}_t^L$  = estimativa da demanda média durante o *lead time*, em  $t$

$\hat{\sigma}_{e,t}^L$  = estimativa do desvio-padrão do erro de previsão de demanda durante o *lead time*, em  $t$

$z$  = constante correspondente ao nível de serviço desejado

$C_{L,\rho}$  = função constante de  $L$ ,  $\rho$  e  $p$

$e_t$  = erro de previsão da demanda em  $t$

$q_t$  = tamanho do pedido em  $t$

$L$  = *lead time* (constante)

$p$  = número de períodos utilizados no cálculo da média móvel da demanda

$k$  = nível hierárquico da estrutura em análise

### Seção 2.4.3 Modelo de Warburton

$t$  = subscrito que denota o momento de observação da variável no tempo

$D_t$  = demanda em  $t$

$\rho$  = parâmetro de correlação do processo de formação da demanda

$d$  = constante utilizada no modelo auto-regressivo do processo de formação da demanda

$u_t$  = erro aleatório em  $t$ , normalmente distribuído, com média 0 e desvio-padrão  $\sigma$

$I(t)$  = nível do estoque em  $t$

$I_0$  = estoque inicial

$I_D$  = nível desejado de estoque (estoque-alvo)

$R(t)$  = taxa de recebimento em  $t$

$D(t)$  = taxa de demanda em  $t$

$T$  = ajuste temporal

$T^{I_D}$  = ajuste temporal que eleva o estoque até o nível desejado (estoque-alvo)

$O(t)$  = taxa de pedido em  $t$

$\tau$  = *lead time* (constante)

$A$  = coeficiente da Função W de Lambert

$W$  = função W de Lambert

$a$  = parâmetro da parte real de  $A$

$\alpha$  = parâmetro da parte complexa de  $A$

$J$  = fator de ponderação utilizado para cálculo de  $a$

$K$  = fator de ponderação utilizado para cálculo de  $\alpha$

$\omega$  = parâmetro da parte real da Função W de Lambert

$\Omega$  = parâmetro da parte complexa da Função W de Lambert

#### **Seção 2.4.4 Modelo de Fransoo e Wouters**

$k$  = nível da estrutura hierárquica

$T$  = *lead time* (constante)

$D_{in}(t, t + T)$  = demanda recebida durante o *lead time*

$D_{out}(t, t + T)$  = demanda gerada durante o *lead time*

$\sigma [D_{in}(t, t + T)]$  = desvio-padrão da demanda recebida durante o *lead time*

$\sigma [D_{out}(t, t + T)]$  = desvio-padrão da demanda gerada durante o *lead time*

$\mu [D_{in}(t, t + T)]$  = média da demanda recebida durante o *lead time*

$\mu [D_{out}(t, t + T)]$  = média da demanda gerada durante o *lead time*

$C_{in}$  = coeficiente de variação da demanda recebida durante o *lead time*

$C_{out}$  = coeficiente de variação da demanda gerada durante o *lead time*

$C_{in,k}$  = coeficiente de variação da demanda recebida durante o *lead time*, no nível  $k$

$C_{out,k}$  = coeficiente de variação da demanda gerada durante o *lead time*, no nível  $k$

#### **Seção 2.4.5.1 Modelo de Chen e Disney**

$t$  = subscrito que denota o momento de observação da variável no tempo

$S_t$  = estoque-alvo em  $t$

$\hat{D}_t$  = estimativa da demanda média em  $t$

$k$  = fator de segurança

$\sigma_D$  = desvio-padrão da demanda

$D_t$  = demanda estocástica em  $t$

$O_t$  = pedido em  $t$

$NS_t$  = nível de estoque em  $t$

$\frac{1}{Ti}$  = controlador proporcional

### Seção 2.4.5.2 Modelo de Hosoda e Disney

$t$  = subscrito que denota o momento de observação da variável no tempo

$D_t$  = demanda estocástica em  $t$

$d$  = constante não negativa

$\rho$  = parâmetro de correlação do processo de formação da demanda

$\varepsilon_t$  = erro aleatório em  $t$ , normalmente distribuído com média 0 e desvio-padrão  $\sigma$

$L$  = *lead time*

$EC_t$  = efeito chicote em  $t$

### Capítulo 3 Modelagem proposta para quantificar o EC

$D$  = demanda

$\mu_D$  = média da demanda

$\sigma_D$  = desvio-padrão da demanda

$\sigma_D^2$  = variância da demanda

$\theta_D$  = coeficiente de variação da demanda

$L$  = *lead time*

$\mu_L$  = média do *lead time*

$\sigma_L$  = desvio-padrão do *lead time*

$\sigma_L^2$  = variância do *lead time*

$EC$  = efeito chicote

$t$  = subscrito que denota o momento de observação da variável no tempo

$k$  = subscrito que denota o nível hierárquico na CA

$D_t$  = demanda estocástica em  $t$

$L_t$  = *lead time* estocástico em  $t$

$P$  = número de períodos utilizados no cálculo da média móvel da demanda

$\hat{D}_t$  = estimativa da demanda em  $t$

$\hat{D}_{L_t}$  = estimativa da demanda durante o *lead time* em  $t$

$z$  = constante correspondente ao nível de serviço desejado

$Q_t$  = tamanho do pedido em  $t$

$A_t$  = estoque-alvo (*order-up-to*) em  $t$

$\hat{\sigma}_{DL_t}$  = estimativa do desvio-padrão da demanda durante o *lead time*, em  $t$

$EC_t$  = efeito chicote em  $t$

$EC_k$  = efeito chicote observado no nível  $k$

$EC_{kt}$  = efeito chicote em  $t$ , observado no nível  $k$

$H_t$  = excesso de estoque em  $t$

$Q^R$  = pedido ajustado em  $t$

$\sigma_{Q^R}$  = desvio-padrão do pedido ajustado

$\theta_Q$  = coeficiente de variação do pedido

$M$  = fator de ajuste do coeficiente de variação do pedido

$\hat{M}$  = estimativa do fator de ajuste do coeficiente de variação do pedido

$EC^R$  = efeito chicote ajustado

$EC_k^R$  = efeito chicote ajustado, observado no nível  $k$

$EC_t^R$  = efeito chicote ajustado em  $t$

$EC_{kt}^R$  = efeito chicote ajustado em  $t$ , observado no nível  $k$

### APÊNDICE B – Simulação computacional da covariância entre $E_1$ e $E_2$

As Equações (82a) e (82b), reproduzidas a seguir, representam as estimativas da demanda durante o *lead time* (períodos  $t$  e  $t-1$ ).

$$E_1 = L_t \left( \frac{\sum_{i=1}^p D_{t-i}}{p} \right)$$

$$E_2 = L_{t-1} \left( \frac{\sum_{i=1}^p D_{t-i-1}}{p} \right)$$

Na Figura 26 são apresentados os cenários utilizados na simulação computacional da covariância entre  $E_1$  e  $E_2$  e os respectivos arquivos gerados neste processo (disponíveis em meio digital).

Cenário	$\mu_D$	$\sigma_D$	$\mu_L$	$\sigma_L$	$p$	Arquivo
01	100	10	1	2	2	EC_Apend_B_01.xls
02	100	10	15	15	2	EC_Apend_B_02.xls
03	100	10	30	3	2	EC_Apend_B_03.xls
04	50	50	1	2	2	EC_Apend_B_04.xls
05	50	50	15	15	2	EC_Apend_B_05.xls
06	50	50	30	3	2	EC_Apend_B_06.xls
07	50	100	1	2	2	EC_Apend_B_07.xls
08	50	100	15	15	2	EC_Apend_B_08.xls
09	50	100	30	3	2	EC_Apend_B_09.xls
10	100	10	1	2	10	EC_Apend_B_10.xls
11	100	10	15	15	10	EC_Apend_B_11.xls
12	100	10	30	3	10	EC_Apend_B_12.xls
13	50	50	1	2	10	EC_Apend_B_13.xls
14	50	50	15	15	10	EC_Apend_B_14.xls
15	50	50	30	3	10	EC_Apend_B_15.xls
16	50	100	1	2	10	EC_Apend_B_16.xls
17	50	100	15	15	10	EC_Apend_B_17.xls
18	50	100	30	3	10	EC_Apend_B_18.xls
19	100	10	1	2	30	EC_Apend_B_19.xls
20	100	10	15	15	30	EC_Apend_B_20.xls
21	100	10	30	3	30	EC_Apend_B_21.xls
22	50	50	1	2	30	EC_Apend_B_22.xls
23	50	50	15	15	30	EC_Apend_B_23.xls
24	50	50	30	3	30	EC_Apend_B_24.xls
25	50	100	1	2	30	EC_Apend_B_25.xls
26	50	100	15	15	30	EC_Apend_B_26.xls
27	50	100	30	3	30	EC_Apend_B_27.xls
Simulação						EC_COVAR_EQ82a_EQ82b.xls
Resumo das simulações						RESUMO_COVAR_EQ82a_EQ82b.xls

Figura 26 – Cenários e arquivos relativos à covariância entre  $E_1$  e  $E_2$

### APÊNDICE C – Simulação computacional da variância de $F$

A Equação (84), reproduzida a seguir, representa o produto da diferença entre as estimativas do desvio-padrão da demanda durante o *lead time* (períodos  $t$  e  $t-1$ ) e o fator de segurança  $z$  (associado ao nível de serviço desejado).

$$F = z(\hat{\sigma}_{DLt} - \hat{\sigma}_{DLt-1})$$

Na Figura 27 são apresentados os cenários utilizados na simulação computacional da variância de  $F$  e os respectivos arquivos gerados neste processo (disponíveis em meio digital).

Cenário	$\mu_{DL}$	$\sigma_{DL}$	$z$	Arquivo
01	100	10	1	EC_Apend_C_01.xls
02	100	10	2	EC_Apend_C_02.xls
03	100	10	3	EC_Apend_C_03.xls
04	100	50	1	EC_Apend_C_04.xls
05	100	50	2	EC_Apend_C_05.xls
06	100	50	3	EC_Apend_C_06.xls
07	100	100	1	EC_Apend_C_07.xls
08	100	100	2	EC_Apend_C_08.xls
09	100	100	3	EC_Apend_C_09.xls
10	100	200	1	EC_Apend_C_10.xls
11	100	200	2	EC_Apend_C_11.xls
12	100	200	3	EC_Apend_C_12.xls
Simulação				EC_VAR_EQ84.xls

Figura 27 – Cenários e arquivos relativos à variância de  $F$

### APÊNDICE D – Covariância entre $E$ e $F$ e entre $F$ e $G$

As Equações (83), (84) e (85), reproduzidas a seguir, representam a diferença entre as estimativas da demanda durante o *lead time* (períodos  $t$  e  $t-1$ ), o produto da diferença entre as estimativas do desvio-padrão da demanda durante o *lead time* (períodos  $t$  e  $t-1$ ) e o fator de segurança  $z$  (associado ao nível de serviço desejado), e a demanda em  $t-1$ , respectivamente.

$$E = E_1 - E_2 = L_t \left( \frac{\sum_{i=1}^p D_{t-i}}{p} \right) - L_{t-1} \left( \frac{\sum_{i=1}^p D_{t-i-1}}{p} \right)$$

$$F = z(\hat{\sigma}_{DL_t} - \hat{\sigma}_{DL_{t-1}})$$

$$G = D_{t-1}$$

As simulações correspondentes às covariâncias entre  $E$  e  $F$  e entre  $F$  e  $G$  estão disponíveis nos arquivos EC\_COVAR\_EQ83\_EQ84.xls e EC\_COVAR\_EQ84\_EQ85.xls. O resultado das simulações, em ambos os arquivos, é apresentado no intervalo [A44:C62].

### APÊNDICE E – Simulação computacional da covariância entre $E$ e $G$

As Equações (83) e (85), reproduzidas a seguir, representam: (a) a diferença entre as estimativas da demanda durante o *lead time* (períodos  $t$  e  $t-1$ ); e (b) a demanda em  $t-1$ , respectivamente.

$$E = E_1 - E_2 = L_t \left( \frac{\sum_{i=1}^p D_{t-i}}{p} \right) - L_{t-1} \left( \frac{\sum_{i=1}^p D_{t-i-1}}{p} \right)$$

$$G = D_{t-1}$$

Na Figura 28 são apresentados os cenários utilizados na simulação computacional da covariância entre  $E$  e  $G$  e os respectivos arquivos gerados neste processo (disponíveis em meio digital).

Cenário	$\mu_D$	$\sigma_D$	$\mu_L$	$\sigma_L$	$p$	Arquivo
01	100	10	1	2	2	EC_Apend_E_01.xls
02	100	10	15	15	2	EC_Apend_E_02.xls
03	100	10	30	3	2	EC_Apend_E_03.xls
04	50	50	1	2	2	EC_Apend_E_04.xls
05	50	50	15	15	2	EC_Apend_E_05.xls
06	50	50	30	3	2	EC_Apend_E_06.xls
07	50	100	1	2	2	EC_Apend_E_07.xls
08	50	100	15	15	2	EC_Apend_E_08.xls
09	50	100	30	3	2	EC_Apend_E_09.xls
10	100	10	1	2	10	EC_Apend_E_10.xls
11	100	10	15	15	10	EC_Apend_E_11.xls
12	100	10	30	3	10	EC_Apend_E_12.xls
13	50	50	1	2	10	EC_Apend_E_13.xls
14	50	50	15	15	10	EC_Apend_E_14.xls
15	50	50	30	3	10	EC_Apend_E_15.xls
16	50	100	1	2	10	EC_Apend_E_16.xls
17	50	100	15	15	10	EC_Apend_E_17.xls
18	50	100	30	3	10	EC_Apend_E_18.xls
19	100	10	1	2	30	EC_Apend_E_19.xls
20	100	10	15	15	30	EC_Apend_E_20.xls
21	100	10	30	3	30	EC_Apend_E_21.xls
22	50	50	1	2	30	EC_Apend_E_22.xls
23	50	50	15	15	30	EC_Apend_E_23.xls
24	50	50	30	3	30	EC_Apend_E_24.xls
25	50	100	1	2	30	EC_Apend_E_25.xls
26	50	100	15	15	30	EC_Apend_E_26.xls
27	50	100	30	3	30	EC_Apend_E_27.xls
Simulação						EC_COVAR_EQ83_EQ85.xls
Resumo das simulações						RESUMO_COVAR_EQ83_EQ85.xls

Figura 28 – Cenários e arquivos relativos à covariância entre  $E$  e  $G$

## APÊNDICE F – Modelagem matemática do fator de ajuste de $\theta_Q$

As simulações computacionais que serviram de base para a modelagem do fator de ajuste de  $\theta_Q$  foram realizadas com séries de 10000 pedidos gerados aleatoriamente (o arquivo utilizado na operacionalização desta atividade, FATOR\_DE\_AJUSTE.xls, está disponível em meio digital). Para cada série de valores, foram executadas 1000 rodadas da rotina de ajuste do tamanho dos pedidos, utilizando os critérios expressos na seção 3.3.1. Este processo, ativado através das teclas *ctrl + c*, foi repetido 29 vezes (número de cenários utilizados). Os coeficientes de variação dos pedidos ajustados foram expressos como função do coeficiente de variação dos pedidos originais. Trabalhou-se com diferentes modelos de curvas de ajuste e o modelo que apresentou o melhor desempenho foi o seguinte:

$$y = 1 - e^{-ax^b}$$

Na seqüência, foram desenvolvidas novas simulações computacionais que confirmaram a adequação do modelo escolhido e permitiram a identificação dos parâmetros  $a$  e  $b$  (2 e -2/3, respectivamente). A expressão proposta foi testada com diferentes funções de distribuição de probabilidade e apresentou bom desempenho em todos os testes (uniforme, normal e exponencial dupla).

## APÊNDICE G – Simulação computacional do EC

Os arquivos SIMULAÇÃO.xls, LT\_CONSTANTE.xls e CENÁRIOS.xls (disponíveis em meio digital) contêm os procedimentos adotados na realização das simulações e no processo de modelagem do EC.

O arquivo SIMULAÇÃO.xls foi projetado para simular 875 cenários por rodada, de modo automático. Cada cenário pode utilizar até 1.000.000 de valores de demanda e *lead time*, gerados aleatoriamente. Nesta pesquisa, esta rotina foi ativada seis vezes (número de combinações dos valores de  $z$  e  $t$  definidos), totalizando 5250 cenários, respeitados os limites operacionais estabelecidos na seção 4.1.2.

A Tabela 10 mostra parte da estrutura de apresentação dos dados de entrada e saída da simulação do EC.

Tabela 10 – Simulação do EC

$t$	Demanda	LT	Dem. Est	Dem.Est LT	Média	DP	Alvo	Pedido	Excesso	Pedido Ajust
1	0	1	89	89	89	0	89	102	0	102
2	54	1	51	51	70	19	89	0	0	0
3	151	2	27	56	65	17	89	55	0	55
4	109	4	103	386	145	140	665	727	0	727
5	150	5	130	629	242	230	1090	534	0	534
6	123	7	129	848	343	309	1465	525	0	525
7	207	7	136	921	426	350	1621	278	0	278
8	148	5	165	869	481	359	1587	174	0	174
9	0	5	178	805	517	353	1512	73	0	73
10	0	2	74	175	483	350	876	-635	635	0
11	0	3	0	0	439	362	724	-153	788	0
12	0	7	0	0	402	367	734	10	778	0
13	83	7	0	0	371	369	737	3	774	0
14	254	6	41	256	363	356	969	314	460	0
15	0	8	169	1296	425	416	2127	1413	0	952
16	0	5	127	691	442	407	1505	-621	621	0
17	123	5	0	0	416	409	818	-688	1309	0
18	47	4	61	251	407	399	1049	354	955	0
19	123	7	85	585	416	390	1366	364	591	0
20	218	4	85	306	411	381	1069	-174	764	0
21	0	2	171	257	403	374	1004	153	612	0
22	70	2	109	233	396	367	967	-37	649	0
23	68	8	35	273	390	359	992	95	554	0
24	29	8	69	580	398	354	1288	364	189	0
25	107	9	48	444	400	347	1138	-121	311	0
26	213	2	68	165	391	343	851	-180	491	0
27	170	7	160	1191	421	369	1929	1290	0	799
28	113	7	191	1245	450	393	2032	274	0	274
29	78	2	142	223	442	389	1001	-918	918	0

Fonte: elaborada pelo autor

Os dados gerados na simulação são utilizados como entrada no arquivo CENÁRIOS.xls. Este arquivo está dividido em quatro planilhas: GERAL, VÁLIDOS, TESTE  $t$  e TESTE MOD\_CHEN, cujos conteúdos são apresentados na seqüência:

- a) GERAL: apresenta os 5250 cenários gerados a partir da combinação dos valores de demanda, *lead time*, número de períodos para cálculo da média móvel, fator de segurança  $z$  (associado ao nível de serviço desejado) e tempo (momento de aferição do EC);
- b) VÁLIDOS: contém 2623 cenários selecionados em função dos limites operacionais estabelecidos e classificados em ordem crescente de acordo com a intensidade do EC; para cada cenário estão disponíveis os valores da simulação, do modelo proposto e do modelo de Chen *et al.* (2000);
- c) TESTE  $t$ : apresenta os resultados do teste  $t$  pareado para médias do EC obtidas através do modelo proposto e por simulação;
- d) TESTE MOD\_CHEN: mostra os resultados do teste  $t$  pareado para médias do EC obtidas por modelagem – modelo proposto e modelo de Chen *et al.* (2000).

O arquivo LT\_CONSTANTE.xls foi projetado para processar cenários com *lead times* constantes. Cada cenário pode utilizar até 1.000.000 de valores de demanda, gerados aleatoriamente.