



Exacta

ISSN: 1678-5428

exacta@uninove.br

Universidade Nove de Julho

Brasil

Henriques Librantz, André Felipe; Alves de Araújo, Sidnei; Luz Alves, Wonder Alexandre; Castro  
Fontanella Pileggi, Gisele

Algoritmos de busca aplicados na estimação de parâmetros em um modelo probabilístico de gestão  
de estoque

Exacta, vol. 8, núm. 2, 2010, pp. 237-248

Universidade Nove de Julho

São Paulo, Brasil

Disponível em: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=81016917013>

- Como citar este artigo
- Número completo
- Mais artigos
- Home da revista no Redalyc

redalyc.org

Sistema de Informação Científica

Rede de Revistas Científicas da América Latina, Caribe, Espanha e Portugal

Projeto acadêmico sem fins lucrativos desenvolvido no âmbito da iniciativa Acesso Aberto

# Algoritmos de busca aplicados na estimação de parâmetros em um modelo probabilístico de gestão de estoque

*Search algorithms applied to parameters estimation in an inventory management probabilistic model*

André Felipe Henriques Librantz

Programa do Mestrado em Engenharia de Produção – Uninove.  
São Paulo – SP [Brasil]  
librantz@uninove.br

Sidnei Alves de Araújo

Diretoria dos cursos de Informática – Uninove.  
São Paulo – SP [Brasil]  
saraujo@uninove.br

Wonder Alexandre Luz Alves

Diretoria dos cursos de Informática – Uninove.  
São Paulo – SP [Brasil]  
wonder@uninove.br

Gisele Castro Fontanella Pileggi

Diretoria dos cursos de Informática – Uninove.  
São Paulo – SP [Brasil]  
giselepileggi@uninove.br

A gestão de estoque é um dos instrumentos imprescindíveis para eficiência das organizações modernas. Nos modelos de estoques, é comum a necessidade de estimação de parâmetros que estão relacionados com algumas incertezas. Tais parâmetros são normalmente estimados por modelagem matemática. Devido às hipóteses, muitas vezes assumidas em algumas situações reais, os modelos ficam distantes da realidade. Além disso, a exploração de todo o espaço de busca para encontrar a solução ótima torna-se inviável na maioria dos casos. Os algoritmos de busca heurística são uma alternativa para a solução de tais problemas. Neste trabalho, utilizaram-se e compararam-se os resultados obtidos a partir da aplicação de diferentes algoritmos de busca heurística (Algoritmos Genéticos, *Simulated Annealing*, Busca Tabu e Subida de Encosta) com a busca exaustiva, em um problema particular de gestão de estoque. Os resultados mostram que tais algoritmos podem ser aplicados de forma satisfatória em problemas dessa natureza.

**Palavras-chave:** Algoritmos de busca. Critério econômico. Estimação de parâmetros. Gestão de estoques. Nível de atendimento.

Inventory management is an important instrument regarding to the efficiency of modern organizations. Inventory models demand parameters estimation, which are usually associated to uncertainties. Such parameters are generally estimated by mathematical modeling. However, in some real situations the models may be distant from reality owing to the input data suppositions undertaken. Besides, the search for the optimal solution in the whole solution domain is infeasible in most cases. Heuristics search algorithms are an alternative to solve problems of this nature. In this work, Genetic Algorithm, Simulated Annealing, Tabu Search and Hill Climbing techniques were applied and tested in a particular inventory management problem. Results were compared to those obtained by exhaustive technique. The proposed algorithms were implemented and tested successfully and the results are in agreement with those obtained by exhaustive searching algorithm, thus justifying these algorithms as an alternative for problems of this nature.

**Key words:** Attending level. Economic criteria. Inventory management. Parameters estimation. Search algorithms.

## 1 Introdução

O aumento da economia global, a concorrência e a tecnologia exigem cada vez mais agilidade e flexibilidade das organizações. A exploração de diferentes estratégias que possibilitem melhorias em processos produtivos e seus controles é uma prática utilizada pelas organizações para conseguir vantagens em relação aos seus competidores. Um dos instrumentos imprescindíveis para eficiência da cadeia produtiva nas organizações modernas é a gestão de estoque, que constitui um tema clássico na engenharia de produção (MOREIRA, 2008; CORRÊA; GIANESI; CAON, 2007; STEVENSON, 2001; DAVIS; AQUILANO; CHASE, 2000). Se por um lado estoques em excesso podem onerar os custos da empresa, por outro, sua falta pode ocasionar tanto paradas na produção como redução do nível de serviço aos clientes. Em muitos casos, a satisfação do cliente torna-se um elemento fundamental no mercado atual e engloba disponibilidade do produto, agilidade e eficiência na entrega, entre outros elementos, conforme destaca Belfiore, Costa e Fávero (2006), fazendo com que as empresas busquem meios de melhorar e reduzir os custos dos processos logísticos.

Os modelos de estoque, em geral, baseiam-se em modelagem matemática para estimação de parâmetros. As hipóteses – muitas vezes assumidas pelos modelos aliada à dificuldade de estimação de alguns parâmetros, como por exemplo, custos de pedido e de falta – geram uma lacuna entre a teoria e a prática das empresas. Conforme observa Zomerdijk e Vries (2003, apud SANTOS; RODRIGUES, 2006), existem limitações quando se confrontam os resultados obtidos pelos modelos e a situação real.

Cabe ressaltar que o estudo de modelos de gestão de estoques normalmente não é simples, dada a presença de incertezas (GAITHER;

FRAZIER, 2001), isto é, variáveis que não podem ser preditas antecipadamente e que precisam ser estimadas de alguma forma com intuito de maximizar ou minimizar uma função objetivo, relacionada à qualidade da gestão, levando em conta a estratégia adotada. Diante disso, pode-se caracterizar a estimação de parâmetros em gestão de estoques como um problema de otimização. Para solução de tais problemas, é comum o uso de métodos de programação matemática que, em geral, fazem o uso de cálculo de derivadas da função objetivo para determinar a direção de busca do ponto de solução.

Nessa classe de problemas, visto que na maioria dos casos, a exploração de todo o domínio para se obter uma solução ótima torna-se inviável, é muito importante o estudo de métodos que utilizam informação e intuição a respeito do problema para produzir soluções rápidas e de boa qualidade. Assim, uma alternativa é o uso de algoritmos heurísticos, tais como Algoritmos Genéticos (AG), *Simulated Annealing* (SA), Busca Tabu (BT) e Subida de Encosta (SE), que têm sido amplamente utilizados em problemas dessa natureza.

Os algoritmos de busca heurística são métodos geralmente empregados quando um determinado problema não tem solução exata, ou quando este tem uma solução exata, mas sua obtenção por meio de uma busca exaustiva demanda muito tempo. Nesses casos, conforme destaca Peixoto e Pinto (2006), esses métodos vêm sendo aplicados para reduzir o espaço de busca para, posteriormente, avaliar as alternativas encontradas por meio de simulação ou otimização. Tais algoritmos, na busca de uma solução otimizada, utilizam informações do domínio do problema para guiar o trajeto da busca no espaço de procura.

Embora os algoritmos de busca heurística venham sendo utilizados em problemas voltados para os processos produtivos, ainda são poucas as aplicações que envolvem diretamente a ges-

tão de estoques (ZNAMENKY; CUNHA, 2003; DISNEY, NAIM, TOWILL, 2000). Esse fato sinaliza a existência de um campo de pesquisa com grande potencial, uma vez que esses algoritmos têm sido empregados com sucesso em diversos problemas de otimização.

Neste trabalho, explora-se a aplicação de alguns dos principais algoritmos heurísticos (Algoritmos Genéticos, *Simulated Annealing*, Busca Tabu e Subida de Encosta) no problema de estimação de parâmetros em um modelo estocástico de gestão de estoques, comparando em termos quantitativos e qualitativos as soluções encontradas, com o intuito de avaliar a eficiência de cada um deles na solução do problema.

## 2 Descrição do problema

Os modelos de estoque podem ser organizados em periódicos, no qual a revisão é feita em intervalos de tempo iguais, ou contínuos, quando a monitoração do estoque é feita de forma contínua, ou seja, a cada retirada do estoque. Podem ainda ser definidos para um ou mais produtos e para um ou mais estágios, como por exemplo, em diferentes etapas da cadeia de suprimentos; a demanda pode ser independente ou dependente, estática (para todo período ela possui a mesma distribuição de probabilidade) ou dinâmica (para os diferentes períodos a demanda pode variar), determinística (conhecida a priori) ou estocástica; os tempos de reposição do fornecedor também podem ser determinísticos ou estocásticos; e a taxa de reposição pode ser finita ou infinita (ou seja, entregue de uma única vez) (BATALHA, 2008). Os parâmetros mais utilizados nos modelos de estoque são demanda, *lead time* de entrega, ponto de reposição, quantidade a ser ressuprida, período de revisão e estoque de segurança.

Há vários modelos de estoque, sendo alguns reativos (como por exemplo, modelos de reposição do máximo, de reposição da base e do lote fixo), que não utilizam previsão de demanda para a tomada de decisões, e outros ativos, nos quais a decisão é tomada com base em previsões (SANTORO; FREIRE, 2008). O modelo de gestão de estoque abordado neste trabalho é um modelo reativo, com período de revisão contínuo, para um item e um estágio, com demanda independente, determinística e estática, tempo de reposição determinístico e taxa de reposição infinita. O modelo é definido basicamente por duas incertezas cujas distribuições de probabilidade são conhecidas: a demanda diária do produto e o prazo de entrega do produto pelo fornecedor (*lead time*). A gestão é realizada por meio do estabelecimento de dois parâmetros: o ponto de reposição (PR) e o tamanho do lote (TL). O ponto de reposição é o nível do estoque que, quando atingido, dispara uma solicitação de compra de um lote cujo tamanho é de dimensão determinada pela variável tamanho do lote. Modelos desse tipo formam a base de muitos sistemas comerciais de controle de estoque (NAHMIAS, 1997; CASTRO; PIZZOLATO, 2005). O critério de avaliação da gestão é estabelecido por meio da média ponderada de dois fatores: o nível de atendimento (NA) e o critério econômico (CE) que está associado ao nível diário médio do estoque. O problema então consiste em encontrar valores dos parâmetros de gestão PR e TL, considerando a estratégia adotada pelo gestor, que resulte no valor máximo da função objetivo (FO) (ARAÚJO; LIBRANTZ; ALVES, 2009).

O gestor do sistema de estoque se vê em face dos seguintes problemas: (a) se sua estratégia for trabalhar com pouco estoque, o número de vezes que poderá não atender demandas será elevado, por estar com estoque insuficiente devido às incertezas do tempo de entrega dos lotes solicitados e das demandas em grande quantidade; não será

uma estratégia que busca a fidelização dos clientes; (b) por outro lado, se trabalhar com estoques elevados, poderá empatar capital financeiro significativo, o que pode implicar na elevação do preço do produto. Assim, há que buscar um compromisso entre os diferentes valores institucionais e econômicos. Por exemplo, se o interesse for obter um elevado nível de atendimento, o estoque médio deve manter-se em um nível relativamente alto, o que pode exigir um significativo capital empatado no estoque. O modelo de gestão de estoques abordado é descrito pelas equações de 1 a 4.

$$FO = (NA * \alpha) + (CE * \beta), \alpha e \beta \in [0,1]$$

(1)

Em que  $NA$  é o nível de atendimento (equação 2), e  $CE$ , o critério econômico (equação 3).

$$NA = \frac{\text{Soma da demanda atendida}}{\text{Demanda total}}$$

(2)

$$CE = e^{A*media \text{ do estoque diario}}$$

(3)

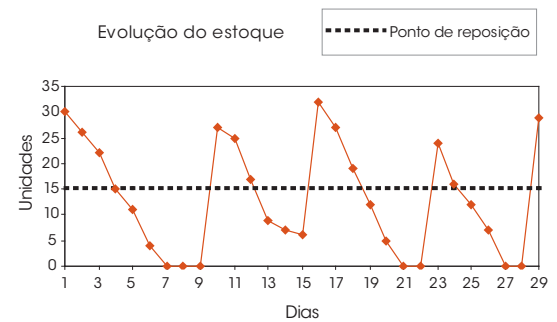
Sendo o parâmetro  $A$  definido por:

$$A = \log\left(\frac{10^{-3}}{10 * \textit{Media da demanda}}\right)$$

(4)

Os parâmetros  $\alpha$  e  $\beta$  na equação 1 definem o peso de cada um dos fatores que estão relacionados à característica da gestão. A função objetivo serve como balanço entre o critério econômico e o nível de atendimento. O coeficiente  $A$  foi determinado empiricamente a partir da análise do comportamento da função que define o critério econômico (equação 3).

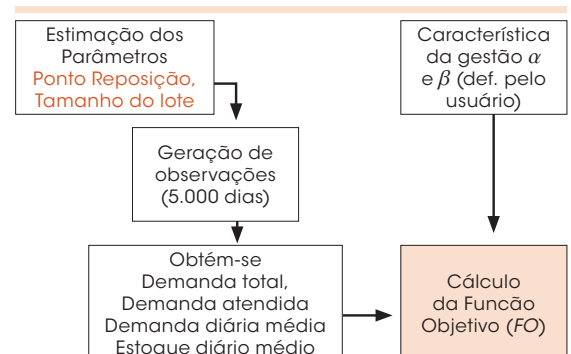
A Figura 1 ilustra uma possibilidade de evolução do estoque de um determinado produto considerando um intervalo de 29 dias.



**Figura 1: Exemplo da evolução do estoque de um produto durante 29 dias**

Fonte: os autores.

Observando a Figura 1, pode-se notar que há períodos nos quais não existe unidade do produto em estoque. Nesses momentos, não há como atender as possíveis demandas do produto, o que poderia comprometer a gestão, caso a estratégia priorizasse a fidelização dos clientes. Cabe salientar que, neste trabalho, considerou-se um período de 5 mil dias para avaliação da gestão de estoque com base nos parâmetros estimados, como pode ser visto no diagrama esquemático da Figura 2 que ilustra o processo de simulação computacional empregado.



**Figura 2: Diagrama esquemático da simulação computacional para o cálculo da função objetivo (FO)**

Fonte: os autores.

### 3 Algoritmos de busca

#### 3.1 Busca heurística

Os algoritmos de busca heurística são ferramentas poderosas para resolução de problemas de otimização complexos cujos espaços de busca das soluções ótimas sejam muito grandes para que se possa determiná-las com precisão por meio de um método direto. Tais algoritmos utilizam informação e intuição a respeito do problema para produzirem soluções rápidas e de boa qualidade.

##### 3.1.1 Algoritmos Genéticos (AG)

O AG é um método de busca e otimização, baseado no processo de seleção natural, que simula a evolução das espécies (RUSSEL; NORVIG, 1995; GOLDBERG, 1988; HAUPT, R. L.; HAUPT, S. E, 1998; MICHALEWICZ, 1996). O AG gera os indivíduos (cadeias de bits que representam possíveis soluções) também chamados de cromossomo, para evoluírem em busca da solução de um dado problema. Num AG, os indivíduos competem entre si e os mais aptos são selecionados para, em seguida, serem cruzados e gerarem novos mais capazes e, portanto, melhores que os anteriores. Dessa forma, a cada nova geração deve haver um indivíduo mais próximo de uma solução para o problema. Os elementos básicos de um AG são: (a) cromossomo, conjunto de bits; (b) gene, subconjunto de bits do cromossomo e (c) alelo, cada bit de um gene. A estrutura básica de um AG contempla quatro operações principais: o cálculo de aptidão (*fitness*), o processo de seleção, o cruzamento (*crossover*) e a mutação dos indivíduos, conforme pode ser visto no pseudocódigo mostrado na Figura 3.

#### Algoritmo Genético

Início

Seja  $s'$  a melhor solução da geração corrente,  $s^*$  a melhor solução obtida até então, Ger o contador do número de gerações e Max\_Ger o número máximo de gerações permitidas

Ger  $\leftarrow 1$

Gera população inicial

Avalia população {cálculo da aptidão dos indivíduos}

Enquanto Ger  $\leq$  Max\_Ger ou algum outro critério de parada não for atingido

Faz seleção dos melhores indivíduos

Efetua o cruzamento entre os melhores indivíduos para recompor a população

Faz mutação de um percentual dos indivíduos da população

Avalia população {cálculo da aptidão dos indivíduos}

Se  $s' > s^*$  então

$s^* \leftarrow s'$

Fim se

Ger  $\leftarrow$  Ger + 1

Fim enquanto

Retorna  $s^*$

Fim

#### Figura 3: Pseudocódigo AG

Fonte: Os autores.

##### 3.1.2 Subida de encosta (SE)

O algoritmo subida de encosta, cujo pseudocódigo é ilustrado na Figura 4, é uma das técnicas de busca local mais básica. Em cada passo do algoritmo, a solução gerada pelo estado corrente é substituída pela solução representada pelo melhor vizinho. O algoritmo encerra quando alcança um pico, ou seja, não encontra vizinho melhor que o estado corrente (RICH; KNIGHT, 1994; RUSSEL; NORVIG, 1995). A subida de encosta com reinício aleatório (SER) é uma melhoria proposta neste algoritmo e consiste em fazer uma série de buscas

de subidas de encosta a partir de estados iniciais aleatórios. Desse modo, as chances do algoritmo encontrar boas soluções são aumentadas de acordo com a quantidade de reinícios.

#### Procedimento Subida de Encosta

Início

Seja  $s_0$  a solução inicial (gerada aleatoriamente),  $s$  a solução representada pelo estado corrente,  $s'$  a solução representada pelo melhor vizinho do estado corrente, Iter o contador do número de iterações e Max\_Iter o número máximo de iterações

```

 $s \leftarrow s_0$ 
Iter  $\leftarrow 1$ 
Enquanto (Iter  $\leq$  Max_Iter) faça
    Seleciona sucessor  $s'$ 
    Se  $s' \leq s$  Então
        Retorne  $s$ 
    Fim-se
     $s \leftarrow s'$ 
    Iter  $\leftarrow$  Iter + 1
Fim-enquanto
Retorne  $s$ 

```

Fim

#### Figura 4: Pseudocódigo SE

Fonte: Os autores.

### 3.1.3 Busca Tabu (BT)

A Busca Tabu (Figura 5) é um método iterativo de otimização local que admite soluções de piora para escapar de ótimos locais. A cada iteração, seleciona-se o melhor vizinho  $s'$  do estado corrente  $s$ . Independentemente de  $s'$  ser melhor ou pior que  $s$ ,  $s'$  será o novo estado corrente. Se  $s'$  for melhor que a melhor solução encontrada até o momento  $s^*$ , então esta é substituída por  $s'$ . Como esse mecanismo não é suficiente para escapar de ótimos locais, uma vez que poderia haver retorno a uma solução previamente gerada, o algoritmo usa o conceito de lista tabu que é, na verdade, uma lista que registra os estados que já foram visitados

(RUSSEL; NORVIG, 1995). O algoritmo chega ao fim quando alcança certo critério de parada. Geralmente, utiliza-se um determinado número de iterações sem melhoras.

#### Procedimento Busca Tabu

Início

Seja  $s_0$  a solução inicial (gerada aleatoriamente),  $s$  a solução representada pelo estado corrente,  $s'$  a solução representada pelo melhor vizinho do estado corrente,  $s^*$  a melhor solução obtida até então, Iter o contador do número de iterações, Melhor\_Iter a iteração mais recente que forneceu  $s^*$ , Max\_Iter o número máximo de iterações sem melhoria de  $s^*$  e  $T$  a lista tabu

```

 $T \leftarrow \emptyset$ 
 $s^* \leftarrow s_0$ 
 $s \leftarrow s_0$ 
Iter  $\leftarrow 1$ 
Melhor_Iter  $\leftarrow 1$ 
 $T \leftarrow T \cup s_0$ 
Enquanto (Iter - Melhor_Iter  $\leq$  Max_Iter)

```

Faça

```

    Seleciona sucessor  $s' \{s' \notin T\}$ 
     $s \leftarrow s'$ 
     $T \leftarrow T \cup s$ 
    Se  $s > s^*$  Então
         $s^* \leftarrow s$ 
        Melhor_Iter  $\leftarrow$  Iter

```

Fim-se

Iter  $\leftarrow$  Iter + 1

Fim-enquanto

Retorne  $s^*$

Fim

#### Figura 5: Pseudocódigo BT

Fonte: Os autores.

### 3.1.4 Simulated Annealing (SA)

O algoritmo *Simulated Annealing* ou *têmpera simulada* (Figura 6), baseado no processo de recozimento de metais, é uma versão do algoritmo Subida de Encosta estocástico. Nesse algoritmo, movimentos para estados melhores que o estado



corrente são sempre aceitos. Caso o movimento seja para um estado de piora, ele pode ser aceito com uma determinada probabilidade que diminui com o tempo. Dessa forma, nas iterações finais do algoritmo, somente soluções melhores são aceitas

### Procedimento Simulated Annealing

Início

Seja  $s_0$  a solução inicial (gerada aleatoriamente),  $s$  a solução representada pelo estado corrente,  $s'$  a solução representada pelo sucessor do estado corrente,  $s^*$  a melhor solução obtida até então,  $Iter$  o contador do número de iterações,  $Max\_Iter$  o número máximo de iterações,  $\Delta E$  a variação entre a solução atual e a solução representada pelo estado sucessor,  $P$  a probabilidade de aceitar soluções piores que a atual,  $Temp$  uma temperatura que controla a probabilidade  $P$

```

 $s \leftarrow s_0$ 
 $s^* \leftarrow s_0$ 
 $Iter \leftarrow 1$ 
Enquanto ( $Iter \leq Max\_Iter$ ) Faça
     $Temp \leftarrow Max\_Iter - Iter$ 
    Se  $Temp=0$  Então
        Retorne  $s^*$ 
    Fim-se
    Gera sucessor  $s'$  {aleatoriamente}
     $\Delta E \leftarrow s' - s$ 
    Se  $\Delta E > 0$  Então
         $s \leftarrow s'$ 
    Senão
         $P \leftarrow e^{\Delta E / Temp}$ 
         $s \leftarrow s'$  {somente com uma certa probabilidade  $P$ }
    Fim-se
    Se  $s > s^*$  Então
         $s^* \leftarrow s$ 
    Fim-se
     $Iter \leftarrow Iter + 1$ 
Fim-enquanto
Retorne  $s^*$ 
Fim

```

**Figura 6: Pseudocódigo SA**

Fonte: Os autores.

já que a probabilidade de aceitação de uma solução pior é quase nula (RICH; KNIGHT, 1994; RUSSEL; NORVIG, 1995).

### 3.2 Busca Exaustiva (BE)

Uma das técnicas de resolução de problemas é gerar, de forma sistemática, todas as possíveis soluções e verificar qual delas é a melhor. Trata-se da abordagem da “Força Bruta” para localizar soluções para problemas de otimização. Embora sua implementação seja simples, o inconveniente da busca exaustiva é que, para um determinado problema, o espaço de soluções pode ser muito grande tornando seu uso proibitivo (RICH; KNIGHT, 1994). A técnica BE é descrita no pseudocódigo mostrado na Figura 7.

### Procedimento Busca Exaustiva

Início

Seja  $s_0$  a solução inicial,  $s$  a solução representada pelo estado corrente,  $s'$  a solução representada pelo sucessor do estado corrente,  $s^*$  a melhor solução obtida até então

```

 $s \leftarrow s_0$ 
 $s^* \leftarrow s_0$ 
Enquanto (não esgotar todo o espaço de busca) faça
    Gera sucessor  $s'$  {sistematicamente}
     $s \leftarrow s'$ 
    Se  $s > s^*$  Então
         $s^* \leftarrow s$ 
    Fim-se
Fim-enquanto
Retorne  $s^*$ 

```

Fim

**Figura 7: Pseudocódigo BE**

Fonte: Os autores.

## 4 Resultados experimentais

Com intuito de avaliar a qualidade das soluções encontradas pelos algoritmos de busca heurística, realizamos uma série de experimen-



tos envolvendo três diferentes cenários (Tabela 1) e utilizando, em cada cenário, três diferentes estratégias de gestão. Para cada estratégia de gestão, executamos cinco vezes cada um dos algoritmos (AG, SA, SE, SER e BT) e comparamos o valor médio da função objetivo com o valor “ótimo” obtido pelo método da busca exaustiva (BE) no qual se calcula o valor da função objetivo para todas as combinações possíveis dos valores de PR e TL, considerando os intervalos de valores definidos para esses parâmetros. Cabe ressaltar que, embora custoso computacionalmente, executar a BE para selecionar a melhor solução a fim de aferir os resultados obtidos pelos outros algoritmos heurísticos só foi possível porque: (a) limitamos o intervalo de valores para os parâmetros a serem estimados (de duas a dez vezes a média da demanda média diária) e (b) os valores a serem estimados exprimem quantidades de produtos e, portanto, são discretos. Os resultados dos experimentos supra citados podem ser vistos nas Tabelas 2 a 4, a seguir.

**Tabela 1: Cenários utilizados nos experimentos**

Parâmetros de controle	Cenários		
	Cenário 1	Cenário 2	Cenário 3
Média demanda	50	100	200
Desvio-padrão demanda	10	20	50
Média lead time	5	5	7
Desvio-padrão lead time	1	1	2
Estoque inicial	15	150	500

Fonte: os autores.

Na Tabela 1, é possível verificar o conjunto de valores dos parâmetros de controle utilizados para os três cenários. Em cada uma das Tabelas de 2 a 4, a seguir, considera-se um cenário e para cada um deles, três estratégias de gestão diferentes. Cada estratégia é caracterizada pelo par de fatores  $\alpha$  (ponderação do nível atendimento) e  $\beta$  (ponderação do critério econômico) definidos pelo

usuário. Tais parâmetros estão diretamente relacionados com a função objetivo (FO), definida na equação 1 e calculada conforme o esquema mostrado na Figura 2. Outros dados associados aos experimentos são: número do experimento (Exp), média dos valores de FO, considerando os cinco experimentos (Media), ponto de reposição (PR) e tamanho do lote (TL). PR e TL são os parâmetros estimados pelos algoritmos heurísticos.

Observando os resultados das Tabelas de 2 a 4 é possível notar que, quando o nível de atendimento tem uma ponderação maior do que o critério econômico ( $\alpha = 0,7$  e  $\beta = 0,3$ ), os menores valores encontrados para o ponto de reposição (PR) são praticamente o dobro ou mais dos encontrados nas outras duas estratégias de gestão: ponderação igual para os dois fatores ( $\alpha = 0,5$  e  $\beta = 0,5$ ) e ponderação maior para o critério econômico ( $\alpha = 0,3$  e  $\beta = 0,7$ ). Esse fato se justifica, pois como o critério de nível de atendimento tem uma ponderação maior, faz-se necessário um nível médio de estoque maior, o que implica em pontos de reposição (PR) maiores.

Com relação ao tamanho do lote (TL), considerando ainda a estratégia de maior ponderação do nível de atendimento, os menores lotes encontrados também são, em geral, maiores nesses casos. Isso ocorre para assegurar um maior nível de atendimento definido pela estratégia: pede-se, em geral, uma quantidade maior para evitar que o produto falte.

Cabe notar que os algoritmos podem encontrar valores bastante diferentes para PR e TL para um mesmo valor da função objetivo, como é o caso, por exemplo, do algoritmo SA no cenário 3, com os experimentos 2 e 4 (Tabela 4). A função objetivo tem valor de 0,600 para os dois experimentos, e TL igual a 421 e 445, para os experimentos 2 e 4, respectivamente. Já PR é igual a 1.429 no experimento 2, e 693, no experimento

**Tabela 2: Resultados obtidos para o conjunto de parâmetros de controle do cenário 1**

Cenário 1 – Estratégias da gestão										
Técnica	Exp.	$\alpha = 0,5; \beta = 0,5$			$\alpha = 0,7; \beta = 0,3$			$\alpha = 0,3; \beta = 0,7$		
		PR	TL	FO	PR	TL	FO	PR	TL	FO
AG	1	212	115	0,655	245	255	0,719	400	101	0,728
	2	396	107	0,655	230	237	0,718	376	103	0,728
	3	209	113	0,659	269	271	0,717	324	104	0,726
	4	390	107	0,653	223	238	0,721	296	106	0,719
	5	322	123	0,654	222	243	0,717	417	104	0,725
	Média	–	–	0,655	–	–	0,718	–	–	0,725
SA	1	186	118	0,653	237	248	0,720	108	101	0,728
	2	408	106	0,651	243	227	0,719	129	100	0,726
	3	452	108	0,652	247	237	0,718	191	100	0,728
	4	456	113	0,651	248	226	0,719	199	103	0,724
	5	462	125	0,650	261	236	0,721	396	101	0,728
	Média	–	–	0,651	–	–	0,719	–	–	0,727
SE	1	340	313	0,512	343	211	0,711	343	120	0,693
	2	359	193	0,598	362	199	0,705	364	113	0,707
	3	374	179	0,616	379	479	0,703	381	406	0,305
	4	395	130	0,648	398	459	0,701	399	352	0,306
	5	413	441	0,502	414	367	0,701	416	262	0,311
	Média	–	–	0,575	–	–	0,704	–	–	0,464
SER	1	126	103	0,651	209	232	0,718	131	106	0,721
	2	134	119	0,652	230	258	0,718	221	104	0,726
	3	166	103	0,651	251	237	0,723	257	101	0,728
	4	394	131	0,649	253	245	0,722	361	100	0,728
	5	449	100	0,652	269	237	0,721	426	106	0,720
	Média	–	–	0,651	–	–	0,720	–	–	0,725
BT	1	253	276	0,540	328	259	0,712	304	403	0,314
	2	266	141	0,646	346	233	0,713	309	101	0,728
	3	271	359	0,517	394	188	0,703	322	100	0,728
	4	367	128	0,649	407	192	0,702	373	101	0,728
	5	392	186	0,612	407	204	0,710	383	389	0,305
	Média	–	–	0,593	–	–	0,708	–	–	0,561
BE	–	487	107	0,659	223	241	0,729	443	100	0,728

Fonte: os autores.

4, ou seja, PR é mais que o dobro no experimento 2, o que indica um nível médio de estoque maior.

A Tabela 5 mostra o tempo médio de processamento (em segundos) que cada um dos algoritmos gastou para estimar PR e TL para os três diferentes cenários avaliados.

Os resultados reportados na Tabela 5 mostram que na gestão de estoque de produtos em pequena quantidade, a técnica de busca exaustiva

pode até ser viável. À medida que aumenta a quantidade de um produto, explorar todo o espaço de busca vai se tornando bastante dispendioso no que concerne o tempo de processamento. Pode-se observar também que a técnica que apresenta o menor custo computacional é a SE, mas é também a que apresentou os piores resultados. Por outro lado, a técnica SA apresenta baixo custo computacional aliado a resultados satisfatórios.

**Tabela 3: Resultados obtidos para o conjunto de parâmetros de controle do cenário 2**

Cenário 2 – Estratégias da gestão										
Técnica	Exp.	$\alpha = 0,5; \beta = 0,5$			$\alpha = 0,7; \beta = 0,3$			$\alpha = 0,3; \beta = 0,7$		
		PR	TL	FO	PR	TL	FO	PR	TL	FO
AG	1	603	213	0,655	472	493	0,723	742	203	0,725
	2	738	249	0,654	495	544	0,720	975	205	0,729
	3	660	201	0,653	442	459	0,721	317	208	0,723
	4	782	230	0,653	501	536	0,719	355	206	0,728
	5	750	211	0,652	415	461	0,722	224	203	0,725
	Média	–	–	0,653	–	–	0,721	–	–	0,726
SA	1	303	226	0,649	450	456	0,720	213	201	0,723
	2	615	221	0,648	482	476	0,720	325	200	0,726
	3	772	217	0,651	497	457	0,719	327	200	0,727
	4	809	222	0,650	537	471	0,719	459	200	0,727
	5	990	207	0,649	560	505	0,720	839	200	0,719
	Média	–	–	0,649	–	–	0,720	–	–	0,724
SE	1	696	841	0,505	699	571	0,708	704	423	0,416
	2	731	824	0,505	733	615	0,705	736	401	0,464
	3	766	659	0,507	770	451	0,710	775	303	0,624
	4	802	498	0,511	805	289	0,646	811	922	0,302
	5	835	380	0,602	842	229	0,596	845	760	0,303
	Média	–	–	0,526	–	–	0,673	–	–	0,422
SER	1	200	224	0,650	431	487	0,717	339	205	0,724
	2	503	205	0,650	455	460	0,722	430	202	0,725
	3	549	208	0,649	522	571	0,715	622	239	0,692
	4	642	225	0,650	528	519	0,720	642	202	0,726
	5	674	240	0,649	623	473	0,717	937	235	0,696
	Média	–	–	0,650	–	–	0,718	–	–	0,713
BT	1	641	927	0,506	651	669	0,708	684	515	0,330
	2	707	996	0,503	666	735	0,707	717	509	0,327
	3	751	610	0,509	767	558	0,705	774	347	0,559
	4	762	766	0,505	810	411	0,709	789	200	0,727
	5	829	405	0,576	841	281	0,640	846	922	0,303
	Média	–	–	0,520	–	–	0,694	–	–	0,449
BE	–	576	222	0,656	449	461	0,729	553	200	0,729

Fonte: os autores.

Os resultados das Tabelas de 2 a 4 mostram a estabilidade e a qualidade dos resultados obtidos a partir da aplicação dos algoritmos de busca heurística propostos. Entende-se por estabilidade, a pouca flutuação nos valores obtidos para a função objetivo e por qualidade, a proximidade desses valores com aqueles gerados com a técnica BE. Pode-se observar que as técnicas AG e SA propiciaram os melhores resultados, com ligeira vanta-

gem para o AG. No entanto, ao considerar o custo computacional (Tabela 5) a técnica SA é a mais recomendada. É possível observar também que a BT apresenta bons resultados, mas tem problemas de estabilidade e custo computacional elevado. Em relação à técnica de subida de encosta (SE), o uso de reinícios aleatórios (SER), permitiu resultados mais estáveis, porém ainda inferiores àqueles obtidos pelas técnicas AG e SA.

**Tabela 4: Resultados obtidos para o conjunto de parâmetros de controle do cenário 3**

Cenário 3 – Estratégias da gestão										
Técnica	Exp.	$\alpha = 0,5; \beta = 0,5$			$\alpha = 0,7; \beta = 0,3$			$\alpha = 0,3; \beta = 0,7$		
		PR	TL	FO	PR	TL	FO	PR	TL	FO
AG	1	895	451	0,608	1806	1988	0,701	987	405	0,715
	2	948	493	0,608	1522	1944	0,700	1483	400	0,718
	3	1601	431	0,607	1624	1776	0,700	1487	411	0,715
	4	1155	433	0,607	1845	1971	0,701	1754	414	0,718
	5	1839	451	0,609	1860	1926	0,701	809	405	0,714
	Média	-	-	0,608	-	-	0,701	-	-	0,716
SA	1	1357	417	0,601	1814	1938	0,697	1061	409	0,712
	2	1429	421	0,600	1874	1982	0,699	1204	402	0,712
	3	1651	438	0,600	1944	1990	0,699	1941	405	0,712
	4	693	445	0,600	1969	1722	0,699	515	405	0,712
	5	719	415	0,600	1989	1829	0,699	744	402	0,713
	Média	-	-	0,600	-	-	0,699	-	-	0,712
SE	1	1415	431	0,600	1423	1611	0,681	1431	1191	0,359
	2	1484	1991	0,494	1494	1455	0,684	1500	1035	0,405
	3	1557	1667	0,498	1564	1249	0,667	1573	831	0,516
	4	1626	1306	0,498	1635	886	0,604	1641	469	0,692
	5	1699	1102	0,503	1706	683	0,558	1714	1865	0,302
	Média	-	-	0,519	-	-	0,639	-	-	0,455
SER	1	1000	427	0,600	1865	1802	0,698	1100	410	0,712
	2	1046	512	0,597	1905	1526	0,697	1738	405	0,713
	3	1148	418	0,600	1952	1767	0,699	1970	404	0,714
	4	1414	430	0,600	1960	1698	0,699	464	419	0,709
	5	547	426	0,600	1988	1463	0,696	567	427	0,705
	Média	-	-	0,599	-	-	0,698	-	-	0,711
BT	1	1412	645	0,581	1455	698	0,567	1432	1847	0,307
	2	1477	590	0,589	1512	1796	0,688	1500	1349	0,327
	3	1535	401	0,601	1562	1600	0,691	1568	1036	0,412
	4	1626	1649	0,500	1626	1227	0,667	1637	735	0,568
	5	1693	1311	0,499	1753	938	0,612	1698	450	0,698
	Média	-	-	0,554	-	-	0,645	-	-	0,462
BE	-	1882	426	0,609	1919	1942	0,711	847	403	0,718

Fonte: os autores.

**Tabela 5: Tempo médio de processamento gasto por cada uma das técnicas para estimação de PR e TL**

Algoritmo de busca heurística	Tempo médio de processamento (em segundos)		
	Cenário 1	Cenário 2	Cenário 3
AG	9,20	9,35	9,50
AS	2,00	2,00	2,00
SE	0,01	0,01	0,01
SER	1,00	1,00	1,00
BT	13,00	13,00	13,00
BE	107,00	425,00	1.664,00

Fonte: Os autores.

## 5 Conclusões

Neste trabalho, empregaram-se algoritmos de busca heurística na estimação de parâmetros em um modelo probabilístico de gestão de estoques. Os resultados demonstraram que os valores estimados pelas técnicas AG e SA foram muito próximos dos valores ótimos obtidos pela técnica BE, na qual é explorado todo o espaço de soluções, o que valida a aplicação dessas técnicas. Em adi-



ção, pode-se inferir que em espaços amostrais, nos quais o domínio das soluções é pequeno, os métodos tradicionais ou mesmo a busca exaustiva são viáveis, dispensando aplicação dos algoritmos de busca heurística para estimação dos parâmetros. No entanto, à medida que o espaço de soluções torna-se maior, o uso de dessas técnicas mostra-se uma alternativa interessante na solução do problema abordado e outros de natureza semelhante.

### Agradecimentos

Os autores agradecem à Universidade Nove de Julho (Uninove) pelo apoio financeiro.

### Referências

- ARAÚJO, S. A. de; LIBRANTZ, A. F. H.; ALVES, W. A. L. Técnicas metaheurísticas aplicadas na otimização de parâmetros em um modelo probabilístico de gestão de estoques. In: SIMPÓSIO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO – SIMPEP, XVI, 2009, Bauru. Ensino de Engenharia de Produção: Desafios, Tendências e Perspectivas. p. 1-9.
- BATALHA, M. O. (Org.) *Introdução à engenharia de produção*. Rio de Janeiro: Elsevier, 2008. 312 p.
- BELFIORE, P. P.; COSTA, O. L. V.; FÁVERO, L. P. L. Problema de estoque e roteirização: revisão bibliográfica. *Produção*, São Paulo, v. 16, n. 3, p. 442-454, set./dez. 2006.
- CASTRO, J. G.; PIZZOLATO, N. D. A Programação de lotes econômicos de produção (ELSP) com tempos e custos de setup dependentes da sequência: um estudo de caso. *Revista Gestão Industrial*, CEFET-PR Paraná, v. 1, n. 3, p. 357-367, 2005.
- CORRÊA, H. L.; GIANESI, I. G. N.; CAON, M. *Planejamento, programação e controle da produção*. 5. ed. São Paulo: Atlas, 2007. 434 p.
- DAVIS, M. M.; AQUILANO, N. J.; CHASE, R. B. *Fundamentos da administração da produção*. 3. ed. Porto Alegre: Bookman Editora, 2000. 598 p.
- DISNEY, S. M.; NAIM, M. M.; TOWILL, D. R. Genetic algorithm optimization of a class of inventory control system. *International Journal of Production Economics*, v. 68, p. 259-278, 2000.
- GAITHER, N.; FRAZIER, G. *Administração da produção e operações*. 8. ed. São Paulo: Pioneira Thomson Learning, 2001. 598 p.
- GOLDBERG, D. E. *Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning*. Massachusetts: Addison-Wesley Pub. Inc., 1988. 432 p.
- HAUPT, R. L.; HAUPT, S. E. The binary genetic algorithm. In: HAUPT, R. L.; HAUPT, S. E. *Practical genetic algorithms*. New York: Wiley-Interscience, 1998. cap. 2, p. 25-48.
- MOREIRA, D. A. *Administração da produção e operações*. 2. ed. São Paulo: Cengage Learning, 2008. 624 p.
- MICHALEWICZ, Z. *Genetic algorithms + data structures = evolution programs*. New York: Springer-Verlag Berlin Heidelberg, [1996 ou 1997].
- NAHMIAS, S. *Production and operations analysis*. 3. ed. Chicago: McGraw-Hill, 1997.
- PEIXOTO, E. C.; PINTO, L. R. Gerenciamento de estoques via previsão de vendas agregadas utilizando simulação. *Produção*, v. 16, n. 3, p. 569-581, set./dez. 2006.
- SANTORO, M. C.; FREIRE, G. Análise comparativa entre modelos de estoque. *Produção*, v. 18, n. 1, p. 89-98, jan./abr. 2008.
- RICH, E.; KNIGHT, K. *Inteligência artificial*. 2. ed. São Paulo: Makron Books, 1994.
- RUSSEL, S.; NORVIG, P. *Artificial intelligence: a modern approach*. New Jersey: Prentice Hall, 1995.
- SANTOS, A. M. dos, RODRIGUES, I. A. Controle de estoque de materiais com diferentes padrões de demanda: estudo de caso em uma indústria química. *Gestão e Produção*, v. 13, n. 2, p. 223-231, mai./ago. 2006.
- STEVENSON, W. *Administração das operações de produção*. 6. ed. Rio de Janeiro: LTC, 2001. 701 p.
- ZNAMENKY, A.; CUNHA, C. B. O problema de estoque-roteirização com demanda determinística. *Revista Transportes*, São Paulo, v. 11, n. 2, p. 31-40, dez. 2003.

Recebido em 21 jun. 2010 / aprovado em 28 jul. 2010

#### Para referenciar este texto

LIBRANTZ, A. F. H. et. al. Algoritmos de busca aplicados na estimação de parâmetros em um modelo probabilístico de gestão de estoque. *Exacta*, São Paulo, v. 8, n. 2, p. 237-248, 2010.