

APLICAÇÃO DO ALGORITMO GENÉTICO NA GESTÃO DE SUPRIMENTOS

Roberto Giro Moori

Doutor em Engenharia de Produção pela Universidade de São Paulo - USP
Professor Titular da Universidade Presbiteriana Mackenzie - MACKENZIE
rgmoori@uol.com.br

Herbert Kimura

Doutor em Administração pela Universidade de São Paulo - USP
Professor Adjunto da Universidade Presbiteriana Mackenzie – MACKENZIE
herbertk@terra.com.br

Oscar Kenjiro Asakura

Mestre em Engenharia Elétrica pela Universidade Presbiteriana Mackenzie – MACKENZIE
Professor do Instituto Brasileiro de Tecnologia Avançada – IBTA
oasakura@namy.com.br

RESUMO

Este artigo trata da aplicação do algoritmo genético como instrumento de tomada decisão para a gestão de suprimentos. O objetivo foi avaliar a sua utilização para a redução de estoques correntes. Para tanto, aplicou-se o método matemático à situação real de uma empresa brasileira de varejo de pneus. O resultado mostrou que a política de suprimentos simulada pelo algoritmo genético reduziu o estoque de pneus em cerca de 78%. Desse resultado pode-se concluir que o algoritmo genético proporciona importante contribuição para a gestão de suprimentos. Dada a natureza do estudo, exploratória do tipo estudo de caso, sugere-se otimizar a função objetivo com outras variáveis e simulá-las para diferentes índices de *crossover* e mutação bem como ampliar o uso do algoritmo genético para outros problemas de interesse prático.

Palavras-chave: Gestão De Suprimentos, Algoritmo Genético, Indústria De Pneus, Custos De Estoques.

1 INTRODUÇÃO

O serviço ao consumidor como uma dimensão importante para a competitividade têm levado às empresas varejistas a exigir níveis de desempenho cada vez mais elevado dos fornecedores. A maturidade do consumidor e a exigência de atendimento personalizado em determinados segmentos industriais, pode levar uma empresa a criar parcerias com outras de diferentes ramos de atividades. Essas forças de demanda, que estimulam o mercado para a busca de patamares crescentes de competitividade parecem também ter acelerado os processos de ajustes cíclicos no interior das empresas.

A ‘Jonhson Controls do Brasil’, empresa multinacional fornecedora de bancos para a indústria automobilística, trabalha com fábricas de pequeno porte, dedicada a um só cliente. O sistema dedicado garante uma operação rápida e enxuta, praticamente sem estoque e com baixíssima movimentação interna de materiais, viabilizando o processo produtivo em regime *just-in-time*. Um outro exemplo é o centro de montagem de rodas da empresa multinacional ‘Goodyear’ instalada na cidade de Diadema, SP. Os pneus, da Goodyear e de outros fabricantes, são montados nas respectivas rodas metálicas, calibrados e balanceados dinamicamente.

Os conjuntos são entregues, *just-in-time*, na seqüência da produção estabelecida pela montadora de veículos. A partir da década de 1990, com a consolidação de processos produtivos *just-in-time*, abordagens de administração integrativas como a gestão de cadeias de suprimentos passou a ter destaque nas organizações empresariais. A gestão da cadeia de suprimentos, em linhas gerais, objetiva compatibilizar as prioridades dos consumidores com as funções operacionais que integram a cadeia de valor, situada à montante.

Por conta disso, o alinhamento estratégico entre as empresas, viabilizado pelos avanços da tecnologia da informação, deve possuir abordagens interfuncional e flexível. As necessidades dos clientes podem variar com o tempo, por mudanças tecnológicas ou por conta de ações executadas pelos concorrentes. Em meio a essa mutação, o escopo flexível, permite que o alinhamento estratégico se aplique a alvos de desempenhos em constante movimentos.

Os progressos das tecnologias de processo, do produto e da comunicação, permitindo maior velocidade dos fluxos de informações entre empresas, têm possibilitado o controle dos custos unitários e incrementos nos níveis de qualidade dos serviços prestados aos clientes.

Assim, dado o pressuposto da dinâmica da competição de mercado e a flexibilidade interfuncional para a adaptação ao ambiente, a modelagem por meio do algoritmo genético pode ser um instrumento gerencial de tomada de decisão extremamente útil. Ela permite, por meio de

procedimentos computacionais baseado em alterações de cromossomos, simular políticas de compras e recebimentos, de menor custo e tempo de atendimento ao cliente, para a gestão de suprimentos.

A simulação possibilita adotar um padrão de comportamento que reflita a realidade da demanda, incluindo eventuais oscilações e sazonalidades. A identificação de problemas em uma simulação pode economizar muito tempo e dinheiro em vez de enfrentá-los após a implementação da política.

No modelo de política de suprimentos, processos de mutação e *crossover* de cromossomos constituem forças aleatórias da demanda ou de comportamento de mercado. O modelo, apesar de ser uma simplificação da realidade que não permite incorporar toda a complexidade das interações que ocorrem no mercado, possibilita investigar os comportamentos da demanda e a sua evolução competitiva. Mesmo sabendo que a demanda pode não ser perfeitamente normal e que pode ser sazonal, é interessante testar e ajustar políticas de estoque por meio de uma simulação no computador. A simulação pode identificar problemas de natureza operacional ou financeira, economizando tempo e dinheiro, em vez de enfrentá-los após a implementação da política.

Por conta disso, é de fundamental importância, estabelecer políticas de suprimentos para que os desequilíbrios de estoques possam ser detectados em tempo real, e assim, reduzir a produção imediatamente, em resposta a quaisquer sinais de acúmulo inesperado de produtos em processos de fabricação ou na forma de acabados.

O estabelecimento de política de suprimentos envolve regras e procedimentos de tal maneira que os elementos envolvidos como custos de compras, armazenagem, faltas e tamanhos dos lotes pedidos sejam balanceados adequadamente e avaliados constantemente. Não obstante, a análise desses elementos envolve um grande número de variáveis de decisões operacionais, que pode restringir a implementação de políticas de suprimentos.

Assim, partindo-se de parâmetros históricos de uma empresa de varejo de pneus, construiu-se um modelo matemático para política de suprimentos. Todavia, levantou-se a seguinte questão: considerando o nível histórico de serviços prestados aos clientes, a política de suprimentos, simulada por meio do algoritmo genético, conduz a estoques menores em relação à média histórica?

O objetivo em obter uma resposta a esta pergunta, foi verificar a adequabilidade do algoritmo genético como instrumento gerencial para a redução de estoques correntes.

Na próxima seção é realizada uma breve discussão sobre a gestão de suprimentos e a dinâmica do algoritmo genético. Em seguida, é apresentada a metodologia da pesquisa. Os resultados da simulação da Política de Suprimentos é apresentado na seção 4. Salienta-se que os resultados são pertinentes ao caso estudado em função da natureza exploratória da pesquisa. Por fim, são apresentadas as considerações finais, sugestões para prosseguimento da pesquisa e as referências bibliográficas.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 GESTÃO DE SUPRIMENTOS

Na maioria das empresas a gestão de suprimentos é envolvida por atividades incertas, de alto custo e dependentes de demandas, por vezes aleatórias. Heizer e Render (2001, p. 305) sugerem que a média dos custos das compras como percentual das vendas é de 52%. Especificamente para automóveis e petróleo, essa porcentagem é de 67% e 79% respectivamente. Concernente aos materiais estocados ao longo de uma cadeia de suprimentos, segundo Daniel e Rajendran (2005), representam cerca de 30% do valor dos produtos. Assim sendo, uma estratégia eficaz de gestão de suprimentos é de vital importância. A realização de compras de maneira adequada proporciona uma grande oportunidade para a redução de custos e para o aumento das margens de contribuição. Entretanto, a atividade de compras de suprimentos pode acarretar uma atitude ambivalente da empresa em relação à formação de estoques. Esta atividade envolve alto custo, podendo exigir grande quantidade de capital; é arriscada, porque itens mantidos em estoque podem se deteriorar ou simplesmente serem perdidos; e custosa, pois ocupa valioso espaço no depósito ou nas áreas de serviços ou de produção (Bowersox, et al., 2006).

No entanto, a formação de estoques proporciona segurança em um ambiente complexo e incerto. Os críticos que desafiam a formação ou manutenção de estoques os consideram como desperdícios. A argumentação baseia-se no fato de que os estoques absorvem capital que poderia ser destinado a outros usos como melhorar a produtividade e a competitividade. Além disso, os estoques podem mascarar problemas de qualidade e promover uma atitude insular sobre a gestão do canal logístico como um todo (Ballou, 2001). O gerenciamento de estoques consiste em compatibilizar a disponibilidade do produto ao cliente e as pressões de acionistas em mantê-los a custos reduzidos (Ritzman; Krajewski, 2004). Em empresas de varejo, segundo Chase et al., (2006), três classes gerais de custos são importantes para determinar a política de estoques: custos de obtenção, custos de manutenção e custos de falta.

1) *Custos de obtenção*. Os custos associados com a aquisição de mercadorias para o reabastecimento de estoques é frequentemente uma força econômica significativa que determina as quantidades de reposição. Os custos de obtenção podem incluir o preço da mercadoria; o custo do produto em função do tamanho de pedidos; o custo de processar o pedido através da contabilidade e do departamento de compra; o custo de transmitir o pedido para os pontos de suprimentos, geralmente por meios eletrônicos; o custo de transportar o produto quando as despesas de transporte não estiverem incluídas no preço das mercadorias compradas e; o custo de qualquer manutenção de materiais ou processamento de mercadorias no ponto de recepção.

Alguns destes custos de obtenção são fixos e não variam com o tamanho do pedido. Outros como custos de transporte, fabricação e manuseio de materiais, variam com o tamanho do pedido. Cada um destes custos requer um tratamento analítico ligeiramente diferente;

2) *Custos de administração de estoques*. Os custos de administração de estoques resultam da estocagem ou da manutenção dos produtos por um período de tempo, e são aproximadamente proporcionais à quantidade média dos bens mantidos. Estes custos podem ser agrupados em quatro classes: a) custos de pessoal; b) custos de espaço; c) custos de capital e; d) custos dos serviços de estoque. O custo de pessoal refere-se à quantidade de funcionários necessários para assegurar a qualidade dos serviços prestados aos clientes. As cobranças dos custos de espaços são feitas pelo uso da metragem cúbica dentro do prédio de estocagem. Os custos de capital referem-se ao montante de dinheiro investido no estoque. Esse custo é o mais intangível e subjetivo de todos os elementos dos custos de manutenção. O seguro e os impostos também são partes dos custos de manutenção de estoques porque seu nível depende da quantidade de estoque mantida. Os custos associados com a deterioração, o roubo, os danos ou a obsolescência fazem parte dessa categoria de custos de administração de estoques e;

3) *Custos de falta de estoque*. Os custos de falta de estoque são incorridos quando um pedido de produtos é colocado, mas não pode ser atendido. Há dois tipos de custos de falta de estoque: a) custos das vendas perdidas que ocorre quando o cliente, enfrentado uma situação de falta de estoque, escolhe retirar seu pedido. O custo é o lucro que seria obtido nesta venda particular e pode também incluir um custo adicional pelo efeito negativo que a falta de estoque pode ter em vendas futuras. Os produtos pelos quais os clientes estão muito dispostos a substituir por marcas concorrentes, tais como pão, gasolina ou refrigerantes, são os mais prováveis de incorrer em vendas perdidas e; b) o custo de pedidos em aberto que ocorre quando um cliente espera seu pedido ser atendido, de modo que a venda não está perdida, apenas postergada. Os pedidos de produtos que podem ser diferenciados na mente do cliente como automóveis ou utensílios específicos, são os mais prováveis de serem mantidos em aberto.

Os pedidos em aberto podem criar custos adicionais de serviços de escritório e de vendas para processar pedidos, e custos adicionais de transporte e de manuseio quando tais pedidos não são atendidos através do canal normal de distribuição. Estes custos são razoavelmente tangíveis e medi-los não é demasiadamente difícil. Também pode haver o custo intangível das vendas futuras perdidas. Este custo é mais difícil de ser medido.

Em geral, as empresas mantêm estoques de segurança para suprir a falta de produtos caso a demanda ultrapasse o volume previsto. Usualmente, a quantidade de produtos necessários para a formação do estoque de segurança é determinada por meio de conhecimentos da estatística.

Não obstante, dada o aumento de variedades de produtos ofertados aos clientes e a redução do tempo do ciclo de vida, os gestores de suprimentos são impulsionados a descobrir meios de reduzir o nível de estoque de segurança sem afetá-lo pela falta de produtos que deveriam estar em estoques. Assim exposto, o custo total pode ser expresso como mostra a Equação 1: $\text{Custo Total} = \text{Custo de Obtenção} + \text{Custo de Administração} + \text{Custo de Falta}$ [Equação 1]

Salienta-se, que a certeza absoluta do atendimento ao cliente dificilmente será conseguida, pois seriam necessários estoques infinitamente alto para atender a qualquer situação possível. Em resposta à essa incerteza implícita da demanda, as empresas procuram desenvolver ações rápidas que levam à redução no *lead time* de atendimento ao cliente ao menor custo possível.

2.1.1 Dinâmica do Algoritmo Genético

O Algoritmo Genético (AG) é uma técnica de busca que pertence à área denominada Computação Evolutiva (CE) (MITCHELL, 1997). Esta área estuda as técnicas de busca inspiradas na reprodução dos seres vivos e, principalmente, na teoria evolucionista de Darwin. Desta forma, a partir de modelos baseados em genética, consegue-se resolver problemas econômicos. Destaca-se que a fundamentação da economia a partir de uma abordagem evolucionária já era, por exemplo, citada por Marshall (1948) em sua obra *Principles of Economics* e, mais recentemente, estudada por Nelson e Winter (1982). De acordo com Nelson (1994), assim como um organismo em evolução biológica, a empresa poderia ser considerada como portadora e uma solução candidata para um dado problema.

Os principais elementos de um Algoritmo Genético são os organismos e as populações. Dado um problema específico, um algoritmo genético tenta encontrar sua solução através da criação e manipulação de um conjunto de estruturas (organismos), que representam soluções em potencial do problema. Este conjunto de organismos recebe o nome de população e, no AG padrão, cada organismo é representado como um cromossomo simples. O algoritmo genético representa cada possível solução “x” no espaço de busca como uma seqüência de símbolos “s” gerados a partir de um dado alfabeto finito A. No caso mais simples, usa-se o alfabeto binário $A = \{0,1\}$; no caso geral, tanto o método de representação quanto o alfabeto genético dependem de cada problema.

Encontrar uma representação cromossômica conveniente é sempre o primeiro passo para a implementação de qualquer AG. Cada seqüência “s” corresponde a um cromossomo, e cada elemento de “s” é equivalente a um gene. Como cada gene pode assumir qualquer valor do alfabeto A, cada elemento de A é equivalente a um alelo, ou seja, um valor possível para um dado gene. A posição de um gene em um cromossomo corresponde ao seu locus gênico.

Pode-se visualizar estes conceitos na Figura 1, onde tem-se o exemplo de um cromossomo/organismo formado por 7 genes.

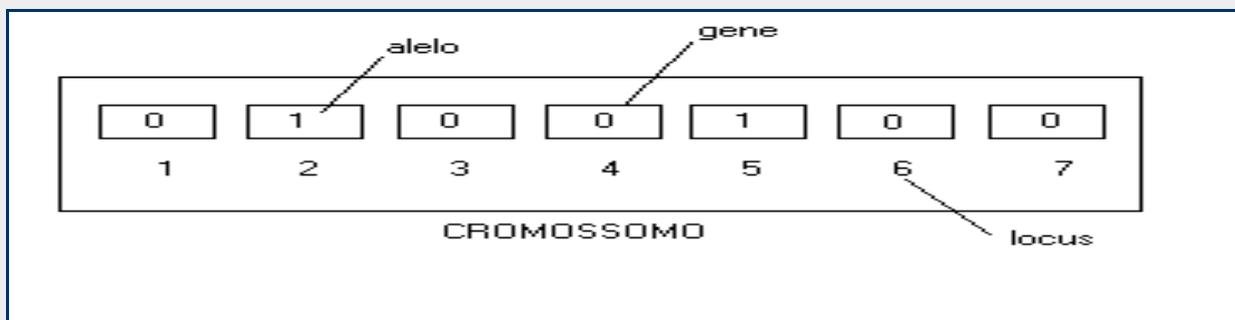


Figura 1: Representação Cromossômica de um Organismo formado por 7 genes

Na maior parte das aplicações, a população inicial de (N_{pop}) organismos é gerada aleatoriamente ou através de algum processo heurístico. Como no caso biológico, não há solução sem variedade. A seleção natural necessita que os organismos tenham um diferente grau de adaptação ao meio ambiente. Logo, é importante que a população inicial envolva a maior área possível do espaço de busca. Um conjunto inicial de soluções, codificadas de acordo com a representação selecionada, corresponde a uma população de organismos $P(0)$. AGs são algoritmos iterativos e, a cada iteração, a população é modificada. Cada iteração de um AG é denominada uma geração. $P(t)$ é um conjunto de organismos (ou soluções candidatas) em uma dada geração t .

Um elemento essencial de qualquer algoritmo genético é a existência de uma função de avaliação, que permita a determinação do valor de adaptabilidade de cada organismo da população.

Esta função representa, para cada indivíduo, uma medida de adaptabilidade ao ambiente. Quanto maior o valor desta função, maiores serão as chances de o indivíduo sobreviver ao ambiente e reproduzir-se, passando parte de seu material genético a gerações posteriores. De acordo com Tanomaru (1995), a função de avaliação pode ser escolhida com alguma liberdade, mas deve obedecer a uma série de condições. Primeiro, deve resultar em um valor que, quanto maior, maiores as chances de sobrevivência e reprodução do indivíduo.

Além disso, é conveniente que esta função resulte sempre em valores positivos, para facilitar a implementação do processo de seleção. O mecanismo de seleção em AGs emula a seleção natural. Gera-se uma população temporária de indivíduos extraídos com probabilidade proporcional à aptidão relativa de cada indivíduo na população original. A adaptabilidade relativa de cada indivíduo desta população é calculada através da expressão:

$$p_{sel} = \frac{a(s_i)}{\sum_{i=1 \dots N_{POP}} a(s_i)} \quad \text{onde } a(.) \text{ é a função de avaliação.}$$

A adequabilidade relativa de cada indivíduo atribui uma medida da probabilidade do indivíduo sobreviver ao processo de seleção. O sucesso da busca realizada pelo AG deve-se à simbiose dos 3 operadores: seleção, *crossover* e mutação.

a) a seleção dos cromossomos mais aptos tem no “Método da Roleta” como o mais conhecido. Esse método consiste em imaginar uma roleta onde se decide, com base na aptidão de cada indivíduo, se ele vai morrer ou sobreviver e produzir descendentes. A roleta é “girada” e uma esfera é “jogada” cada vez que se necessita selecionar um indivíduo. Uma característica fundamental da roleta é que cada cavidade (ou casa) corresponde a um indivíduo, e o número de cavidades correspondentes a um indivíduo é proporcional à sua adequabilidade, de modo que indivíduos de maior adequabilidade têm maior probabilidade de serem selecionados. Um segundo método utilizado para a seleção dos cromossomos mais aptos é o “Ranking”. Os indivíduos no “Ranking” são ordenados e ranqueados conforme sua aptidão. Outra forma de definir aptidão é utilizar “Seleção por Torneio”. Neste caso, são escolhidos aleatoriamente n cromossomos da população e o cromossomo com maior aptidão é selecionado para população intermediária (Lacerda; Carvalho, 1999). Cada um desses métodos tem suas vantagens e desvantagens. Não obstante, um dos motivos para se tomar cuidado na seleção dos parâmetros é

que comumente o AG converge muito rapidamente para um ponto de alta qualidade, mas não o ótimo global, em um fenômeno denominado convergência prematura (Nascimento Jr; Yoneyama, 2000). A convergência prematura está diretamente relacionada à perda de diversidade da população. A geração de novos indivíduos, ou reprodução, é realizada utilizando dois operadores genéticos clássicos, cruzamento ou *crossover* e mutação.

b) o cruzamento (ou *crossover*) é um processo sexuado. Envolve mais de um indivíduo que emula o fenômeno de *crossover*, no qual ocorre a troca de fragmentos entre pares de cromossomos. Na forma mais simples, trata-se de um processo aleatório que ocorre com uma probabilidade fixa que é chamada de probabilidade de recombinação (p_{rec}) ou taxa de *crossover*. Esta probabilidade determina a porcentagem de população que, a cada geração será submetida ao *crossover*. Na Figura 2, pode-se observar o processo de *crossover* para dois organismos composto por 8 genes.

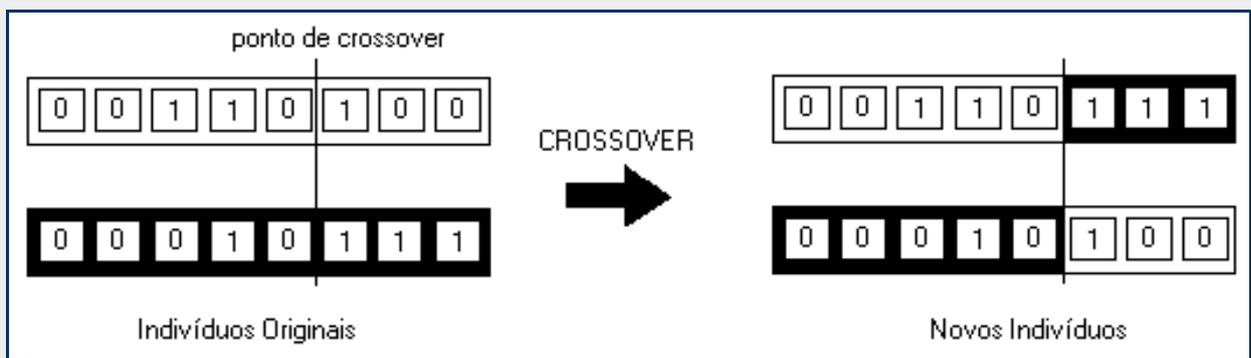


Figura 2: Crossover entre dois cromossomos de tamanho 8 com o ponto de *crossover* = 5

A posição de *crossover* é o ponto onde ocorre a troca do material genético entre os 2 pais. Ele representa a posição da cadeia, ou locus gênico, onde antes deste ponto o material genético será fornecido por um pai e, após este ponto, será fornecido pelo outro pai. Pode-se observar na Figura 3 que o primeiro indivíduo-filho é formado pelo mesmo material genético do primeiro indivíduo-pai até a posição do ponto de *crossover*. Após este ponto, o material genético é idêntico ao do segundo indivíduo-pai. De forma similar, o segundo indivíduo-filho é formado, mas alterando-se a ordem dos pais que forneceram o material genético.

c) na mutação, seleciona-se uma posição em um cromossomo e muda-se o valor do gene correspondente aleatoriamente para um outro alelo possível. A escolha dos indivíduos, genes e dos novos valores dos genes a serem mutados são todas aleatórias. O processo é geralmente controlado por um parâmetro fixo (p_{mut}), que indica a probabilidade de um gene sofrer mutação. O processo é ilustrado na Figura 3.



Figura 3: Mutação aplicada ao 6º gene de um cromossomo de tamanho 8.

A mutação garante que a probabilidade de pesquisa em qualquer região do espaço de busca nunca seja zero, evitando a perda de material genético durante a evolução. Muitas vezes, não se pode afirmar que a solução encontrada pelo AG é o ótimo global. Como consequência, para finalizar as iterações do AG, usa-se o critério do número máximo de gerações, do tempo limite de processamento, ou ainda, estabelece-se um limiar mínimo de adaptação a se atingir (Gambale, 2000). Outro critério razoável é parar o algoritmo usando a idéia de estagnação, ou seja, quando não se observa melhoria da população depois de várias gerações consecutivas.

De forma geral, a população inicial é formada por um conjunto aleatório de cromossomos que representam possíveis soluções do problema a ser resolvido. Durante o processo evolutivo esta população é copiada e avaliada, segundo uma nota, denominada de “aptidão relativa”. Os cromossomos mais aptos são selecionados e os menos aptos são descartados, na esperança de que indivíduos melhores que os pais sejam obtidos. A mutação garante que todo o repertório genético esteja representado na evolução, garantindo assim, que nenhum alelo desapareça para sempre de uma população. Dessa forma, para que esta simbiose consiga produzir o resultado esperado, o usuário deve definir alguns parâmetros como tamanho da população (N_{pop}), e as probabilidades de recombinação (p_{rec}) e mutação (p_{mut}). Quanto ao parâmetro (N_{pop}), a intuição indica que “quanto mais, melhor”, uma vez que, em última análise, com uma população infinita cobrindo todo o espaço de busca, a solução ótima seria obtida na primeira geração. Na prática, têm que se restringir busca a populações finitas.

Por fim, quando se busca a otimização em funções multi-modais, ainda que se teste diferentes valores dos parâmetros dos AGs, muitas vezes não é possível evitar a convergência prematura. Várias alterações têm sido propostas a partir dos AGs básicos para solucionar este problema (Goldberg, 1989; Davis, 1991). Isso significa que, atualmente, não há um modelo teórico que possa descrever completamente o funcionamento dos algoritmos genéticos. Contudo, estão sendo dados passos para o aprimoramento dos fundamentos matemáticos dos algoritmos genéticos.

3 METODOLOGIA DA PESQUISA

Para conhecer a eficiência do algoritmo genético na definição de uma política de suprimentos, procedeu-se um estudo de natureza exploratória do tipo estudo de caso. Essa escolha se deu porque o estudo de caso representa uma maneira de investigar um tópico empírico, seguindo-se um conjunto de procedimentos pré-especificados (Yin, 2001). Para o caso, considerou-se a empresa brasileira do ramo varejista, aqui denominada de “empresa de pneus”. Adotou-se como unidade de análise, o número de pneus movimentados pela empresa, uma vez que, o pneu foi entendido como a variável mais importante nos custos de transação associada às atividades implícitas e explícitas executada pela empresa. A “empresa de pneus” estudada é a principal, de uma rede de comercialização de pneus e prestação de serviços automotivos, constituída de 50 filiais e duas distribuidoras localizadas nos Estados de São Paulo e Rio de Janeiro.

4 CARACTERIZAÇÃO DA GESTÃO DE SUPRIMENTOS

Localizada na cidade de São Paulo, SP, a empresa estudada tem no pneu, o maior custo de compras e principal produto de venda associado à prestação de serviços automotivos, em mercado altamente competitivo. Segundo Silva (2006), os pneus de fabricação nacional são vendidos pela rede americana de varejo ‘Wal Mart’ por preços 40% mais altos dos que os similares importados diretamente da China pelo mesmo supermercado.

Com o real valorizado ante o dólar, a importação de pneus da China pelas redes de supermercados e varejistas de pneus constitui um bom negócio, uma vez que, o consumidor o considera de qualidade e de preços atraentes. Essa pressão, por qualidade e preços baixos, é transmitida aos seus fornecedores à montante da cadeia de suprimentos a mesma demanda pela qual a empresa vem sendo submetida.

Por conta dessa realidade, a empresa de pneus tem como fornecedor exclusivo, uma empresa multinacional de atuação no mercado global. Os esforços de inovação do fornecedor são reconhecidos pela introdução do pneu radial há 50 anos e pelo recente lançamento do pneu, que permite rodar furado por 200 quilômetros, a uma velocidade de 80 km por hora, iniciando assim, o fim da era do “estepe”. Atualmente, a obsessão pela inovação do fabricante de pneu é o procedimento conhecido pelo codinome “C3”, que automatizará integralmente a produção (Lamy, 2006). A estratégia é passar diretamente das matérias-primas para a entrega aos clientes,

em regime *just-in-time*, minimizando os custos de transação (WILLIAMSON, 1985). Diante das circunstâncias de parceria, as competências da empresa devem ser confrontadas para salvaguardar interesses de ambos. Os lucros entre elas, se tornaram dependentes. Tudo indica que pelo menos uma decisão parece ser inequívoca e deve ser postulada pela “empresa de pneus”.

A atual formação de estoques da “empresa de pneus” aproxima-se do modelo de reposição periódica que consiste na emissão dos pedidos de compras em lotes e em intervalos de tempo fixos (Slack *et al.*, 1997). Para alinhar à estratégia do fornecedor, o modelo de reposição periódica deve ser alterado para o regime *just-in-time*, reduzindo assim, drasticamente o estoque. Evidentemente, que a adoção do regime *just-in-time* é um processo, que exige reestruturação organizacional e investimentos em tecnologias. No Quadro 1 e Tabela 1 são apresentados os parâmetros históricos da empresa de pneus

PNEU	TIPO 175/70R13	TAXA SELIC	16,5%
Custo	R\$ 83,37	Salário total médio (c / encargos)	R\$ 40.000,00 / mês
Preço de venda	R\$ 101,80	Número médio de pneus vendidos	3.653 / mês
Centro de distribuição	São Paulo, SP	Utilidades, água e luz	R\$ 2.500,00 / mês
Pedidos	Às 2ª e 4ª feiras	Impostos e taxas (IPTU)	R\$ 1.800,00 / ano
Pedidos / Recebimentos	2 vezes / semana	Número médio de dias trabalhados	26 dias /mês
Recebimento	às 4ª e 6ª feiras	Critério para formação de estoques	Média Semanal de Vendas
Aluguel (mensal)	R\$ 6.000,00	Estoque médio de pneus	850 pneus
Número médio de funcionários: 15 / mês (ajudantes e pessoal administrativos)			

Quadro 1: Dados base – período de 1/1 a 31/12/200X

Tabela 1: Dados base da demanda e faltas – período de 1/1 a 31/12/200X

INDICADORES	ESTOQUE SEMANAL	QUANTIDADE		DEMANDA		FALTAS DE PNEUS	
		Pedida	Extras	Mensal	Diária	Dias / mês	Quantidade Estimada
Mínimo	616	2.710	0	2.648	48		
Máximo	1.262	5.228	1.000	5.426	306		
Médio	850	3.299	334	3.653	141	2	156
Desvio Padrão	170	792	492	732	50		
Coefficiente de Variação	0,20	0,24	1,47	0,20	0,35		

A empresa comercializa vários outros tipos de pneus. Não obstante, apenas o pneu tipo P 175 / 70 R13 foi objeto desse estudo, dado ser o produto de maior percentual de vendas correspondente a 17% sobre o total comercializado.

4.1 MODELO DA POLÍTICA DE SUPRIMENTOS

Para simular a adoção do regime *just-in-time*, construiu-se um modelo de “Política de Suprimentos” para minimizar os custos de suprimentos e preservar os atuais níveis de qualidade dos serviços prestados aos clientes. A função objetivo do modelo para minimizar o custo total, tendo como base a [Equação 1] descrita no Referencial Teórico e composta dos custos de obtenção, de administração e da falta de estoque, é apresentada na Equação 2, a seguir.

$$CT_{\text{Mensal}}: f(x) = \sum_1^n C_{\text{obtenção}} + \sum_1^n C_{\text{administração}} + \sum_1^n C_{\text{falta}}$$

Onde n = número de dias do mês e; CT_{Mensal} = Custo total do mês

$C_{\text{obtenção}}$ Custo unitário do pneu x tamanho do lote de reposição do pneu

$C_{\text{administração}}$ Custo de espaço + Custo de pessoal + Custo de Serviços + Custo de Capital

Custo de espaço = aluguel do imóvel

Custo de pessoal = total de salários diretos e indiretos

Custo de serviços = energia elétrica, consumo de água, utilidades, taxas e impostos

Custo de capital = custo unitário do pneu x taxa de juros (selic) x estoque médio

Estoque médio = (estoque inicial + estoque final) / 2

C_{falta} Custo da alta de pneu em estoque = lucro unitário do pneu x número de pneus em falta no estoque

Lucro unitário do pneu = (preço unitário de venda – custo unitário de compra)

Para preservar os atuais níveis da qualidade dos serviços, utilizou-se dos parâmetros históricos mostrados no Quadro 1 e Tabela 1. Assim, obteve-se para a função objetiva

$$f(x): \text{Min} \rightarrow f(x): 83,38 x_1 + 9,33 x_2 + 18,43 x_3$$

onde:

x_1 : número de pneus recebidos

x_2 : estoque médio de pneus

x_3 : número de pneus em falta no estoque

Definido o modelo do comportamento do custo total de estocagem de pneus, passou-se à discussão da aplicação do algoritmo genético, como ferramenta de decisão para a definição da ‘Política de Suprimentos’, considerando os conceitos de seleção, *crossover* e mutação, conforme apresentados por Goldberg (1989).

Na dinâmica do algoritmo genético, o cromossomo foi representado por um vetor binário, constituído de 31 posições em que cada posição representou um dia de cada mês. O alelo “0” representou o dia sem entrega e o “1”, dia com entrega. Na Figura 4 é ilustrado um exemplo da cadeia binária.

0	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31			

Figura 4: Vetor solução para as entregas

Assim, de acordo com a ilustração mostrada na Figura 4, o vetor solução representado por 31 dias, representou 7 entregas de pneus nos dias: 2, 4, 6, 17, 20, 23 e 25 do mês em questão.

Foram ainda estabelecidos os seguintes parâmetros para o algoritmo genético:

- ◆ População inicial (N_{pop}). Considerando o número de dias úteis n mensal, a frequência de entregas r e o tamanho do lote de recebimento, verificou-se que teriam que ser avaliadas $\sum C_{r(n-r)}^n$ combinações, para se obter a função objetivo que minimizaria o custo total mensal ($CT_{Mmensal}$). Exemplo: supondo que no mês de janeiro tenha havido uma demanda de 5.426 pneus em 26 dias úteis de trabalho. Excetuando os dias referentes aos domingos e feriados, existiam, portanto, as seguintes possibilidades de entregas: 1 único lote de entrega de 5.426 unidades em qualquer um dos 26 dias, isto é, 26 combinações de entregas, ou 2 lotes de entregas de 2.713 unidades $[5.426 / 2]$, que poderiam ser realizadas nos dias 1 e 4, ou 1 e 5, ou 4 e 5, isto é, seria possível obter 325 combinações de entregas. Dessa forma, para o mês de janeiro, poder-se-ia obter 67.108.863 combinações de dias e tamanhos dos lotes de entregas. Assim, considerando “exagerado” o número de combinações possíveis para analisar a função objetivo, se estabeleceu como população inicial, os primeiros 1.000 indivíduos gerados, aleatoriamente.
- ◆ Seleção dos indivíduos mais aptos. A seleção deu-se sobre 20% das N_{pop} geradas, de melhor aptidão, isto é, correspondentes aos indivíduos com menores valores de função objetivo de custo.

- ◆ Cruzamento (*crossover*). Os 20% dos indivíduos selecionados, de melhor aptidão, foram submetidos ao processo de reprodução, tipo sexuada, produzindo os restantes, até o limite de 1.000 indivíduos. Assim, a nova população foi composta dos 20% de melhores indivíduos da geração anterior acrescidos de 80%, referente aos novos indivíduos gerados através de mecanismo de reprodução com *crossover* dos últimos. A posição de aplicação do *crossover* foi escolhida aleatoriamente, entre todas as posições do vetor (cromossomo) com a mesma probabilidade.
- ◆ Mutação. A mutação foi aplicada em quatro alelos em cada cromossomo. Assim, se em um determinado mês é composto de 24 dias úteis de trabalho, correspondente a um cromossomo (ou vetor solução) de 24 genes, foi considerado como taxa de mutação, para aquele cromossomo, a razão de 0,16666 [4 / 24, em que $N_b = 4$ e $l = 24$]. No entanto, considerando-se que a mutação se deu durante o processo de cruzamento (*crossover*) a probabilidade de mutação foi dada por:

$$P_m = m \times \frac{N_b}{l} \times 100$$

onde:

m é o índice porcentual da população gerada que sofrerão *crossover*

N_b é o número de gene (ou genes) que sofrerão a mutação no cromossomo.

l é o cromossomo (ou vetor solução)

O número de alelos submetidos à mutação, foi determinado por meio de testes realizados em que se variou a mutação de 1 a 10 alelos. Observou-se que, quando se trabalhava com a mutação em 4 alelos, após várias gerações consecutivas e estagnação, a função objetivo apresentava-se melhor solução em termos de custos. A posição, no cromossomo para a ocorrência da mutação foi escolhida de forma análoga ao *crossover*, isto é, a troca dos quatro alelos (de “0” para “1” ou vice-versa) se deu de forma aleatória em todas as posições do vetor e com a mesma probabilidade.

4.2 RESULTADOS DA SIMULAÇÃO

Para simular o modelo de ‘Política de Suprimentos’ por meio do algoritmo genético construiu-se um programa computacional denominado “CALGenético”. Desenvolvido em VBA Excel, a tela de entrada de dados é mostrada na Figura 5.

Tabela 2: Solução de cada geração – Janeiro

frequência aleatória	dias de entrega																															tamanho do lote	custo total	
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	23	24	25	26	27	28	29	30	31												
...																																
11	0	0	0	1	0	1	0	0	1	0	0	1	0	1	0	0	0	1	1										493	554605	
...																																
24	0	0	1	1	1	1	0	1	0	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1									226	552384		
25	0	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1									217	565813		
...																																		

- ◆ Mutação.xls – Idem, na Tabela 3, a solução de cada geração, considerando a mutação em quatro genes. Observa-se que a Tabela 3 utilizou o mesmo formato da Tabela 2.

Tabela 3: Mutação do vetor solução – 4 genes

Frequência Aleatória	Dias de Entrega																															Tamanho do Lote	Custo Total
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	23	24	25	26	27	28	29	30	31											
...																															
22	0	0	0	1	1	1	0	1	0	1				1	0	1	0	1	0	1	1	1									246	521838	
22	0	0	0	1	1	1	0	1	1	1				1	0	1	1	1	0	1	1	1									246	522042	
...																															

- ◆ Resultados.xls – Este arquivo mostrou a ‘Política de Suprimentos’ de pneus, ou seja a frequência de entrega, o dia do mês, o tamanho do lote, posição dos estoques (inicial, final e faltas) que minimizam os custos totais, conforme mostra a Tabela 4.

Tabela 4: Política de Suprimentos de pneus – Janeiro

histórico: mês janeiro				recebimento pneus	estoque de pneus			custo diário (r\$)
dia	demandas	frequência de entregas	tamanho do lote		inicial	final	falta	
1	Feriado	1	5.426	0	503	503	0	4692,99
2	222	2	2.713	0	503	281	0	3657,36
...	
27	64	23	235	246	168	350	0	22925,49
28	Domingo	24	226	0	350	350	0	3265,50
29	117	25	217	246	350	479	0	24376,31
30	200	26	208	246	479	525	0	25192,68
31	187			246	525	584	0	25682,51
	5.426				Custo Acumulado Mensal (R\$)			494099,30

A política de suprimentos, mensal, é mostrada na Tabela 5.

Tabela 5: Política de suprimentos de pneus

	DIAS DE TRABALHO	FREQÜÊNCIA DE ENTREGA	TAMANHO DO LOTE	CUSTO TOTAL (R\$)	Nº DE GERAÇÕES (CONVERGÊNCIA)
Janeiro	26	22	246	494.099	66
Fevereiro	23	15	249	359.931	194
Março	27	21	187	374.463	115
Abril	26	19	187	353.687	69
Mai	26	22	179	373.495	124
Junho	26	18	191	331.756	164
Julho	26	17	197	324.088	113
Agosto	28	24	127	282.878	202
Setembro	24	21	126	262.412	123
Outubro	26	18	176	309.068	171
Novembro	24	17	183	313.153	129
Dezembro	28	20	220	416.990	100
Mínimo	23	15	126	262.412	66
Máximo	28	22	249	494.099	202
Média	25	20	189	349.668	131
Desvio padrão	1,53	2,61	38,14	62324,63	44,13
Coef. variação	0,06	0,13	0,20	0,17	0,34

Observa-se pela Tabela 5: a) a convergência do melhor resultado se deu a um número médio de 131 gerações, mostrando que houve uma boa exploração do espaço de busca das possíveis soluções do problema; b) o tamanho dos lotes e o custo total foram em média, 189 unidades e R\$ 349.668, respectivamente e; c) as entregas de pneus ocorrem quase todos os dias. De uma média de 25 de dias de trabalho por mês, em 20 dias deve ocorrer a entrega de um lote de pneus. Os dias de entregas, mensalmente, são mostrados na Tabela 6.

Tabela 6: Dias de entregas de pneus

	FREQÜÊNCIA DE ENTREGA	DIAS PROGRAMADOS
Janeiro	22	4, 5, 6, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 15, 16, 18, 19, 20, 22, 23, 24, 26, 27, 29, 30 e 31
Fevereiro	15	3, 5, 6, 8, 10, 12, 14, 16, 17, 19, 21, 22, 23, 26 e 28
Março	21	3, 5, 7, 8, 10, 12, 14, 15, 16, 17, 19, 21, 22, 23, 24, 26, 27, 28, 29, 30 e 31
Abril	19	4, 6, 7, 9, 10, 11, 12, 14, 16, 17, 19, 20, 23, 24, 25, 26, 27, 28 e 30
Mai	22	4, 5, 7, 9, 10, 11, 12, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 21, 22, 24, 25, 26, 28, 29, 30 e 31
Junho	18	2, 5, 7, 9, 11, 13, 15, 16, 18, 20, 22, 23, 26, 27, 28, 29 e 30
Julho	17	5, 6, 7, 10, 12, 13, 14, 17, 18, 20, 21, 24, 25, 27, 28, 30 e 31
Agosto	24	2, 3, 4, 6, 7, 9, 10, 11, 14, 15, 16, 17, 18, 20, 21, 22, 23, 24, 25, 27, 28, 29, 30 e 31
Setembro	21	3, 4, 5, 6, 8, 10, 11, 13, 14, 15, 17, 19, 20, 21, 22, 24, 25, 26, 27, 28 e 29
Outubro	18	4, 5, 6, 9, 10, 11, 13, 16, 18, 19, 20, 23, 25, 26, 27, 29, 30 e 31
Novembro	17	3, 6, 7, 9, 10, 13, 14, 16, 19, 21, 23, 24, 26, 27, 28, 29 e 30
Dezembro	20	4, 6, 7, 8, 11, 12, 14, 15, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 24, 26, 27, 28, 30 e 31

Portanto, a simulação da política de suprimentos por meio da aplicação do algoritmo genético parece evidenciar as seguintes mudanças de parâmetros na política de suprimentos, conforme é mostrada na Tabela 7.

Tabela 7: Parâmetros da política de suprimentos sugeridos pelo Algoritmo Genético

PARÂMETROS	POLÍTICA	
	HISTÓRICA	SIMULADA
Pedidos	Às 2ª. e 4ª feiras	Just-in-time
Pedidos / Recebimentos	2 vezes / semana	Just-in-time
Estoque médio de pneus	850	Mín = 126, Máx = 249, Médio = 189

A simulação sugere que a reposição de estoques deixe de ser periódica, cujos pedidos são emitidos duas vezes por semana, e seja adotada o regime *just-in-time*. Nesse sentido, a quantidade média semanal de pneus em estoque diminuiria de 850 para 189 pneus, correspondente a uma redução de 78% sobre o estoque médio corrente. Essa passagem para o novo patamar poderia ser facilitada pelas seguintes razões: a) a empresa de pneus é parceira de um dos maiores fabricantes de pneus do mundo, reiterando assim, tendências da prática do *regime just-in-time*; b) os custos unitários de suprimentos são relativamente altos em relação ao preço de venda do produto ao cliente. Assim, estabelecer relações de parcerias com os fornecedores, preferencialmente único, parece ser a melhor solução para a competitividade; c) os avanços das tecnologias de processo e de informação permitiriam a adoção de entregas *just-in-time*. Isto levaria a empresa fornecedora, situada à montante da cadeia, ajustar seus níveis de produção o mais rápido possível, dada às flutuações de demanda do cliente, evitando assim, o acúmulo de estoques e; d) a aceleração no ajuste, produção e estoque, em geral, são benéficos tanto para o fornecedor como para o cliente. Com a redução dos estoques, ocorreria a interligação dos processos produtivos e as taxas de produção, a quantidade de mão-de-obra e os tempos de ciclos entre o fabricante e cliente tornar-se-iam melhor coordenadas (BLACK, 1998).

Não obstante, a implementação de qualquer política de gestão causa preocupação de diferentes naturezas como financeira, comercial e de pessoas. Para Chopra e Meindl (2003), o maior obstáculo para os ajustes organizacionais é a sensação de qualquer uma das partes, de que os benefícios não estão sendo compartilhados igualmente. Os administradores devem estar atentos a esse fato e garantir que todas as partes percebam que o modo pelos quais os benefícios estão sendo divididos é justo. Por conta disso, quanto mais complexa for a implementação ou a reestruturação de novas políticas de gestão, mais responsável deve ser a sua execução. Especificamente, em políticas de suprimentos, os administradores podem até intuir que as decisões baseadas em fornecedores únicos e entregas *just-in-time*, contribuem com melhores resultados. Todavia, submeter uma política de suprimentos à simulação e posterior análise, antes de sua implementação, é uma decisão responsável e socialmente aceitável.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS E SUGESTÕES PARA PROSSEGUIMENTO DA PESQUISA

Em um contexto mercadológico em que a resposta rápida ao cliente, a compressão do tempo, adoção de abordagens *just-in-time* são de uso corrente, as atividades gerenciais tornam-se complexas. Os problemas defrontados pelos gestores exigem soluções em menor espaço de tempo combinado com número maior de variáveis de decisões. Por conta disso, a necessidade de gerenciar inúmeras atividades cada vez mais complexas associadas aos avanços da tecnologia da informação, a utilização do algoritmo genético mostrou ser uma ferramenta extremamente útil para o estabelecimento de políticas de suprimentos. Todavia, dado o caráter específico estabelecido para as políticas de suprimentos, em que foram envolvidas condições particulares como dados históricos em uma única empresa e tipo de produto, a generalização dos resultados obtidos pode ser controverso. Não obstante, aspectos históricos e mercadológicos dificilmente se repetem de maneira consistente, para permitir observações que permitam isolar as diversas variáveis de controle. Nesse contexto, o estudo teórico por meio do uso de mecanismos de simulação pode propiciar uma análise menos sujeita a ruídos, uma vez que somente são incorporadas as variáveis consideradas relevantes na modelagem, permitindo assim, identificar o efeito de parâmetros e de condições genéricas da demanda sobre a gestão de suprimentos.

Ressalta-se ainda, que o algoritmo genético é uma técnica conceitualmente simples, cujas exigências para a sua aplicação é o conhecimento da função objetivo e o espaço de busca das possíveis soluções para o problema. Apesar de sua simplicidade conceitual, o algoritmo genético, é um método de busca eficiente que prescinde de fórmulas matemáticas complexas para a utilização de seus operadores.

Utilizando-se do algoritmo genético, o estudo possibilitou avaliar a política de suprimentos mediante a consideração dos diversos parâmetros do modelo construído. Não obstante, cumpre ressaltar que, as interações ocorridas na simulação, os parâmetros foram considerados constante, limitando uma maior aproximação com a realidade. Por conta disso, sugere-se para futuros estudos, alterar a função objetivo para diferentes parâmetros formador do custo total. Além disso, utilizar outros mecanismos de seleção dos cromossomos bem como diferentes taxas de *crossover* e mutação.

Enfim, existe um leque de possibilidades em aberto no modelo simulado, que se extrapola, para vasta variedade de soluções de problemas de interesse prático e em diferentes áreas do conhecimento.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Ballou, Ronald. H. *Gerenciamento da Cadeia de Suprimentos, Planejamento, Organização e Logística Empresarial*. Porto Alegre: Bookman, 4ª Edição, 2001.
- Black, J. T. *O Projeto da Fábrica com Futuro*. Porto Alegre: Editora Bookman, 1998.
- Bowersox, Donald J; Closs, David J; Cooper, M. Bixby. *Gestão Logística de Cadeias de Suprimentos*. Porto Alegre: Editora Bookman, 2006.
- Chase, Richard B; Jacobs, F. Robert; Aquilano, Nicholas J. *Administração da Produção para a Vantagem Competitiva*. Porto Alegre: Editora Bookman, 2006.
- Chopra, Sunil; Meindl, Peter. *Gerenciamento da Cadeia de Suprimentos, Estratégia, Planejamento e Operação*. São Paulo: Pearson / Prentice Hall, 2003.
- Davis, I. *Handbook of Genetic Algorithms*. USA: Van Nostrand Reinhold, 1991.
- Daniel, J. Sudhir Ryan; Rajendran, Chandrasekharan. A Simulation-based Genetic Algorithm for Inventory Optimization in a Serial Supply Chain. USA: *International Transactions in Operational Research*, v. 12, p. 101 – 127, 2005.
- Gambale, Sérgio Ricardo. *Aplicação de Algoritmo Genético na Calibração de Redes de Água*. São Paulo: Dissertação de mestrado, apresentada na EPUSP-USP, 2000.
- Goldberg, D. E. *Genetic Algorithms*. Reading: Addison-Wesley, 1989.
- Heizer, Jay; Render, Barry. *Administração de Operações*. Rio de Janeiro: LTC Editora, 2001.
- Lacerda, Estéfane, G. M; Carvalho, André, C. P. L. F. Introdução aos Algoritmos Genéticos. In: Galvão, Carlos O; Valença, Mêuser J. S. (Org.). *Sistemas Inteligentes*. Porto Alegre: Editora da UFRGS, 1999.
- Lamy, Jean Michel. Michelin, A. *Inventividade Antes de Tudo*. Disponível em: <http://www.ambafrance.org.br/abr/label/label35/economie/fleurons.html>. Acessado em 28 de outubro de 2006.
- Marshall, A. *Principles of Economics*. New York: Macmillan, 1948.
- Mitchell, M. *An Introduction to Genetic Algorithm*. Massachusetts: MIT Press, 1997.
- Nascimento Jr, Cairo Lúcio; Yoneyama, Takashi. *Inteligência Artificial em Controle e Automação*. São Paulo: Editora Edgard Blucher Ltda, Co-edição FAPESP, 2000.
- Nelson, R.R. Recent Evolutionary Theorizing about Economic Change. USA: *Journal of Economic Literature*. 33, p. 48-90, 1994.

- Nelson, R. R.; Winter, S. G. *An Evolutionary Theory of Economic Changes*. Cambridge: Harvard University Press, 1982.
- Ritzman, Larry P; Krajewski, Lee J. *Administração da Produção e Operações*. São Paulo: Pearson – Prentice Hall, 2004.
- Slack, Nigel; Chambers, Stuart; Harland, Christine; Harrison, Alan; Johnston, Robert. *Administração da Produção*. São Paulo: Editora Atlas, 1997.
- Silva, Cleide. Pneu Chinês Vendido a Preço de Matéria Prima. São Paulo: OESP. Caderno de Economia, p. B10, 17 de Setembro de 2006.
- Tanomaru, J. *Motivação, Fundamentos e Aplicações de Algoritmos Genéticos*. Curitiba: Anais do II Congresso Brasileiro de Redes Neurais, 1995.
- Williamson, O. E. *The Economic Institutions of Capitalism: Firms, Markets, Relational Contracting*. New York: The Free Press, 1985.
- Yin, Robert K. *Estudo de Caso, Planejamento e Métodos*. Porto Alegre: Bookman, 2001.

APPLICATION OF GENETIC ALGORITHMS IN SUPPLY MANAGEMENT

ABSTRACT

This article is about the application of genetic algorithm as a tool for decision making in supply management. The objective was to evaluate its use in current inventory reduction. To fulfill this objective, we used a mathematical method to study the supply management of a Brazilian retail tire company. The results showed that the supplies policy simulated by the genetic algorithm reduced the tire inventory by about 78%. With these results it was possible to conclude that the genetic algorithm provided an important contribution to supply management. Given the nature of the research results of this exploratory case study, we suggest optimizing the objective function with other variables and simulating them to different rates of crossover and mutation as well as expanding the use of genetic algorithm to other problems of practical interest.

Keywords: Supply Management, Genetic Algorithm, Tire Industry, Inventory Costs.

Data do recebimento do artigo: 20/04/2009

Data do aceite de publicação: 04/08/2009