http://journal.unoeste.br/index.php/ca/index
DOI: 10.5747/ce.2019.v11.n3.e280
ISSN on-line 2178-8332

Colloquium Exactarum

Submetido: 29/08/2019 Revisado: 14/10/2019 Aceito: 16/10/2019

ALGORITMO *SIMULATED ANNEALING* PARA ROTEIRIZAÇÃO DE VEÍCULOS EM UMA EMPRESA DE OUTSOURCING

SIMULATED ANNEALING ALGORITHM FOR VEHICLE ROUTING IN A OUTSOURCING COMPANY

Cindy Cristina Pinheiro[1], Christiane Wenck Nogueira Fernandes[2], Silvia Lopes de Sena Taglialenha[3]

Universidade Federal de Santa Catarina - UFSC, Centro Tecnológico de Joinville, SC.
E-mail: cindycristina@gmail.com[1], christiane.fernandes@ufsc.br[2], s.taglialenha@ufsc.br[3]

RESUMO -: Em um ambiente econômico cada vez mais competitivo, as organizações precisam investir continuamente em inovação e redução de custos. A utilização de soluções logísticas vem se mostrando uma boa alternativa para reduzir custos mantendo-se níveis de serviço. Assim, a utilização de métodos para roteirização de veículos pode ser considerada um desses instrumentos. Nesse contexto, esse trabalho apresenta o problema de roteirização de veículos com restrição de tempo máximo em rota, identificando e implementando em linguagem C/C++ um algoritmo que utiliza a aplicação de métodos exatos, heurísticos e meta-heurísticos para a resolução do problema. O método proposto obtém uma solução que reduz de oito para seis as rotas realizadas pela empresa. Além disso, a aplicação do *Simulated Annealing* proporcionou melhora de 10,71% sobre a solução inicial considerada com a heurística do vizinho mais próximo e 13,80% sobre a solução inicial baseada em método exato.
Palavras-chave: Outsourcing. Roteirização de veículos. Algoritmo *Simulated Annealing*.

ABSTRACT: In an increasingly competitive economic environment companies have been invested in innovation and cost reduction. The use of logistics solutions has shown a good alternative to reduce maintenance costs and improving service levels. The use of vehicle routing methods can be considered as one such instrument. In this paper was presented a maximum time-constrained vehicle routing problem, which identifying and implementing in C/C++ an algorithm that uses mathematic programming, heuristic and metaheuristic techniques. The adopted method obtains a solution that reduces eight to six steps performed by the company. In addition, a Simulated Annealing simulation improves 10.71% over an initial solution considered with the next closest item heuristic and 13.80% over an initial solution used in the exact method.
Keywords - *Outsourcing. Vehicle routing problem*. *Simulated Annealing*.

1. INTRODUÇÃO

A terceirização das atividades (outsourcing) ligadas à Tecnologia da Informação (TI) se tornou prática comum, estando disponível tanto para pequenas quanto para grandes organizações. Geralmente envolvem parceiros, incluindo fornecedores no exterior, e experimentaram um crescimento significativo e despertaram grande entusiasmo entre os pesquisadores acadêmicos (LACITY *et al.,* 2009).

Benoit *et al.* (2004) propõem e testam um modelo explicativo do comportamento de terceirização da tecnologia da informação (TI).

Quando uma companhia considera um modelo de decisão quantitativo, ela não apenas toma a melhores decisões na terceirização de seus processos de negócios, mas também os ajudará a obter os maiores benefícios e retornos.

O outsourcing foco deste trabalho consiste na terceirização dos serviços de impressão e visa à prestação do serviço de gerenciamento, aluguel, suprimento e manutenção de impressoras e copiadoras. Por ser uma atividade de apoio *ao core business* de muitas organizações, a preferência pela terceirização deste vem crescendo, principalmente pela promessa de menores custos com mão de obra especializada e soluções tecnológicas constantemente atualizadas (LACITY *et al.,* 2009).

Na busca pela melhora nos serviços e redução de gastos, empresas contratam o outsourcing e pagam uma tarifa por impressão. Para a cobrança e manutenção dos equipamentos, é necessário realizar a coleta dos dados de impressão, e muitas dessas ainda precisam ser feitas de forma manual. Dessa forma, um técnico precisa visitar os clientes, gerando custos logísticos que precisam ser minimizados para melhorar a competitividade da empresa de outsourcing. Portanto, o investimento em logística na empresa que oferece o serviço passou a ser utilizado como estratégia competitiva.

A logística representa a integração de informações, transporte, estoque, armazenagem, manuseio de materiais e embalagem (BOWERSOX; CLOSS, 2011), e o transporte é o mais importante elo desse sistema, representando de um a dois terços dos custos logísticos totais (BALLOU, 2003). O elevado peso do custo do transporte mostra que o investimento em um sistema de transporte eficaz contribui para a criação de uma atividade econômica de alto nível e competitiva.

Desta forma, a aplicação de modelos e métodos que reduzam custos, sem que haja perda de qualidade, é de grande interesse das companhias e uma forma eficaz de atingir tais objetivos é a aplicação de soluções logísticas (BALLOU, 2003). Com isso, muitos problemas logísticos receberam a atenção de pesquisadores, em especial os Problemas de Roteirização de Veículos (PRV) (GOLDEN; ASSAD, 1986; CORDEAU *et al*., 2007; GOLDEN *et al.,* 2008; LAPORTE *et al.,* 2000; PILLAC *et al*., 2013; TOTH; VIGO, 2014). Este interesse não é só devido à importância prática do problema, mas também devido sua dificuldade intrínseca de solução. Vários métodos de solução foram propostos para o PRV, os quais podem ser classificados em três categorias: exatos, heurísticos e meta-heurísticos (LAPORTE *et al.,* 2000; BRAEKERS *et al*., 2016).

Os algoritmos heurísticos e meta-heurísticos, apesar de trazerem quase sempre soluções aproximadas para problemas complexos, têm se mostrado boas alternativas para resolução de tais problemas, pois são de fácil aplicação, flexíveis à adaptação de restrições e em geral necessitam baixo tempo computacional (OSMAN; LAPORTE, 1996).

Os algoritmos meta-heurísticos são paradigmas de inteligência computacional utilizados principalmente para resolver problemas complexos de otimização. Abdel-Basset *et al.* (2018) apresentam uma ampla

revisão a cerca dos avanços dos algoritmos meta-heurísticos.

O propósito deste trabalho é apresentar um modelo computacional meta-heurístico para auxiliar a tomada de decisão quanto à roteirização de veículos com restrição de tempo máximo de rota em uma empresa de outsourcing de impressão.

2. REFERENCIAL TEÓRICO

A terceirização de tecnologia da informação tem sido uma questão crítica para os tomadores de decisão, assim como a terceirização de processos de negócios tem sido considerada em vários estudos (BENOIT, 2004; LACITY *et al.,* 2009; YANG *et al.,* 2016; WENWEN, 2017; SAURABH *et al*., 2016).

Os problemas de roteirização de veículos podem ser analisados como uma evolução do Problema do Caixeiro Viajante (PCV), um dos mais conhecidos e estudados problemas de programação matemática (WOLSEY, 1998).

O problema clássico de Roteamento de Veículos (do inglês, *Vehicle Routing Problem*) foi proposto por Dantzig e Ramser (1959). Tem como objetivo definir rotas entre o depósito e um determinado conjunto de clientes, minimizando o custo de transporte, e respeitando restrições de que cada cliente pode ser visitado somente uma única vez e por apenas um veículo; cada rota deve ser iniciada e finalizada no depósito; a capacidade do veículo não deve ser ultrapassada e a demanda de todos os clientes precisa ser atendida.

Além da formulação clássica do PRV, diversas variações são estudadas, dentre as quais se destaca o PRV capacitado, com janela de tempo, com coleta e entrega, com frota heterogênea, com múltiplos depósitos, com múltiplas rotas, entre outros (BALDACCI *et al*., 2008; PILLAC *et al*., 2013; ZHU *et al.,* 2014).

Neste trabalho será considerado um caso de PRV com restrição de tempo máximo em rota, em que cada rota possui limite de tempo para ser realizada.

2.1 Modelagem Matemática do PRV

Considerando um conjunto de n clientes com demanda $q_i, i = 1, \dots, n$ e m veículos de capacidade $Q_j,\ \ j = 1, \dots, m,$ a modelagem matemática do PRV capacitado pode ser representada pelas equações (1)-(8) formuladas por Fisher e Jaikumar (1981), em que c_{ij} é o custo de ir do cliente i ao cliente j, e as variáveis de decisão x_{ijk} e y_{ik}, são definidas como:

$$x_{ijk} = \begin{cases} 1, se\ veículo\ k\ vai\ imediatamente \\ \qquad do\ cliente\ i\ ao\ cliente\ j \\ 0,\ \ caso\ contrário \end{cases},$$

$$y_{ik} = \begin{cases} 1, se\ o\ veículo\ k\ visita\ o\ cliente\ i \\ \\ 0, caso\ contrário \end{cases}.$$

$$\text{Minimizar } Z = \sum_{i,j}\sum_{k} c_{ij}x_{ijk} \qquad (1)$$

Sujeito à:

$$\sum_{k} y_{ik} = 1\,, \qquad i = 2, \dots, n \qquad (2)$$

$$\sum_{k} y_{1k} = m \qquad (3)$$

$$\sum_{i} q_i y_{ik} \leq Q_k, k = 1, \dots, m \qquad (4)$$

$$\sum_{j} x_{ijk} = \sum_{j} x_{jik} = y_{ik}, \quad i = 1, \dots, n \quad k = 1, \dots, m \qquad (5)$$

$$\sum_{i \in S}\sum_{j \in S} x_{ijk} \leq |S| - 1, \quad S \subset \{2, .., n\}, k = 1, \dots, m \qquad (6)$$

$$y_{ik} \in \{0,1\}, \quad i = 1, \dots, n, \quad k = 1, \dots, m \qquad (7)$$

$$x_{ijk} \in \{0,1\}, \quad i, j = 1, \dots, n, \quad k = 1, \dots, m \qquad (8)$$

A função objetivo (1) minimiza o custo total. As restrições (2) garantem que cada cliente i seja visitado por apenas um veículo k. As restrições (3) garantem que o depósito receba uma visita de todos os veículos. As restrições (4) garantem que a soma das demandas dos clientes integrantes de cada rota não ultrapasse a capacidade de cada veículo k. As restrições (5) representam restrições de fluxo em rede, que garantem que para cada cliente há apenas uma aresta

de entrada e uma de saída. As restrições (6) asseguram que não devem existir sub-rotas e por fim, as restrições (7) e (8) definem o tipo das variáveis.

Alguns softwares de otimização como o LINGO, SOLVER, CPLEX, GUROBI e outros podem resolver o modelo (1)-(8) de forma exata. Entretanto, com o incremento do número de cidades, quando resolvido por um método exato, possui limitações computacionais visto que o número de restrições é da ordem $O(2^n)$ (GOLDBARG; LUNA, 2005). Assim, não existem algoritmos exatos que determinam a solução ótima em tempo polinomial para problemas de grande porte e é muito comum a utilização de métodos alternativos, aproximados, conhecidos na literatura especializada por métodos heurísticos ou meta-heurísticos, dependendo da estratégia de busca utilizada.

Os métodos heurísticos surgiram como uma alternativa aos métodos clássicos de otimização e seu uso tem sido muito disseminado, já que foram capazes de encontrar boas soluções viáveis, demandando menos esforço computacional.

Os algoritmos meta-heurísticas (MH) são procedimentos definidos para determinar boas soluções, eventualmente ótimas, consistindo na aplicação, em cada passo, de uma heurística subordinada, e que em geral é modelada para cada problema específico. Uma variada bibliografia sobre a teoria e aplicação de MH pode ser encontrada em (GLOVER; KOCHENBERGER, 2003; YANG, 2011).

Em (LAPORTE *et al.,* 2000) apresentam-se vários métodos heurísticos e MH aplicados ao PRV. Braekers *et al.* (2016) classificam 277 artigos e analisam as tendências na literatura relacionadas ao PRV.

2.2 Meta-heurística *Simulated Annealing*

A meta-heurística *Simulated Annealing* (SA) realiza uma simulação computacional do processo físico de recozimento de metais (KIRKPATRICK *et al.,* 1983; WEI *et al.,* 2018).

A técnica de *annealing* é utilizada em metalurgia e ciência dos materiais e consiste em aquecer um material até uma temperatura elevada, no qual o sólido derrete, e depois resfriá-lo lentamente, até que seu enrijecimento seja novamente alcançado. Durante esse processo ocorre uma alteração na estrutura cristalina do metal, onde o objetivo é melhorar as características estruturais e mecânicas do mesmo. Caso o resfriamento não ocorra de forma lenta, o sólido é congelado em uma estrutura localmente ótima e não atinge o estado de energia zero e, consequentemente, seu estado ótimo global (KIRKPATRICK *et al.,* 1983).

A utilização do SA para resolver problemas de otimização combinatória foi proposta por Kirkpatrick, Gelatt e Vecchi (1983), que por analogia ao processo físico, parte de uma solução inicial S_0, que pode ser obtida através de uma heurística construtiva ou até mesmo de forma aleatória, e uma temperatura inicial T_0. Nessa analogia a solução inicial pode ser comparada ao estado líquido do metal (altas temperaturas) e a temperatura inicial à temperatura em que esse metal derrete.

Considerando-se um problema de minimização de uma função f e uma solução inicial s, a cada iteração k uma temperatura $T_k(S)$ é determinada utilizando-se um fator de resfriamento $0 < \alpha < 1$. Então uma nova solução s' é encontrada realizando-se buscas locais na vizinhança da solução atual. Caso o nível de energia $\delta = f(S') - f(S)$ da nova solução seja negativo, o que indica que a nova loução é de melhor qualidade que a solução atual, a solução S' é atualizada como solução atual com probabilidade de 100%. E em caso contrário, ou seja, quando a solução é de pior qualidade, poderá ser aceita com probabilidade $\exp\left(\frac{-\delta}{T_k}\right)$.

Em cada temperatura são realizadas N_k iterações onde em cada iteração, uma nova solução é encontrada. Esse procedimento é realizado até que a temperatura atinja uma temperatura final ou de congelamento T_c, e quanto mais próximo

dessa temperatura, menor será a probabilidade do algoritmo aceitar movimentos ruins (KIRKPATRICK *et al.*, 1983).

Os parâmetros utilizados no algoritmo são:

- Temperatura inicial (T_0);
- Fator de resfriamento (α);
- Temperatura final ou de congelamento (T_c);
- Número máximo de iterações a cada temperatura (SA_{max});
- Procedimentos de permutação ou busca local.

A Figura 1 apresenta o pseudocódigo do algoritmo geral do SA para um problema de minimização.

Figura 1. SA em pseudocódigo.

```
procedimento SA (f(.), N(.), α, SA_max, T_0, S)
    S* ← S
    {Melhor solução obtida até então}
    IterT ← 0
     {No. de iterações na temperatura T}
    T ← T_0        {Temperatura corrente}
    enquanto (T > T_c)
        enquanto (IterT < SA_max) faça
            IterT ← IterT + 1
            Gerar um vizinho S' aleatoriamente na
            vizinhança de S
            Δ= f(S') − f(S)
            se (Δ< 0) então
                S ← S'
                se (f(S') < f(S*)) então S* ← S'
            senão
                Tome x ∈ [0,1]
                se (x < e^(−Δ/T)) então
                    S = S'
            fim-se
        fim-enquanto
        T = T × α
        IterT = 0
    fim-enquanto
    retorne S
fim-procedimento
```

Fonte: Adaptado de EGLESE (1990).

Em geral, um método de busca local de descida troca a solução atual por outra solução melhor na vizinhança considerada, portanto apresenta o risco de estacionar num mínimo local. A possibilidade de aceitar, de forma controlada, movimentos que pioram a solução corrente faz com que o *Simulated Annealing* escape de ótimos locais (KIRKPATRICK *et al.,* 1983).

A definição dos parâmetros é relativa a cada problema, não existindo uma fórmula única, porém existem algumas diretrizes e métodos para determinar esses parâmetros. Johnson et al. (1989) realizaram uma série de simulações com o intuito de otimizar a definição dos parâmetros e descrevem algumas diretrizes:

- O valor de α deve ser grande o suficiente para permitir que a temperatura diminua de forma lenta e o comprimento da simulação seja longo;
- Iniciar com uma boa solução que usa algum conhecimento é sempre preferível que iniciar com uma solução aleatória;
- Em altas temperaturas quase todos os movimentos são aceitos, portanto não é necessário se gastar muito tempo nelas;
- Além do problema em questão, a parametrização depende também do tipo e do tamanho da instância que está sendo considerada.

Osman (1993) apresenta um algoritmo híbrido de *Tabu Search* e SA para o PRV para minimizar o número de veículos utilizados e distância total percorrida.

Wei *et al.* (2018) apresentam um algoritmo SA para o PRV considerando restrições bidimensionais de carregamento.

2. 3 Métodos de busca local

Para a melhoria de rotas frequentemente são utilizados procedimentos de permutação de vértices ou de arcos. Essas são técnicas mais simples e mais comuns dentre os procedimentos de busca local em vizinhanças de solução atual S, que por movimentos de troca de vértices ou arcos obtêm-se novas soluções S', denominadas soluções vizinhas de S.

Em geral, define-se uma vizinhança de S como sendo o conjunto de todas as configurações $S' \in N(S)$ que podem ser obtidas pela aplicação de um procedimento

de permutação a partir de S (LAPORTE *et al.,* 2000).

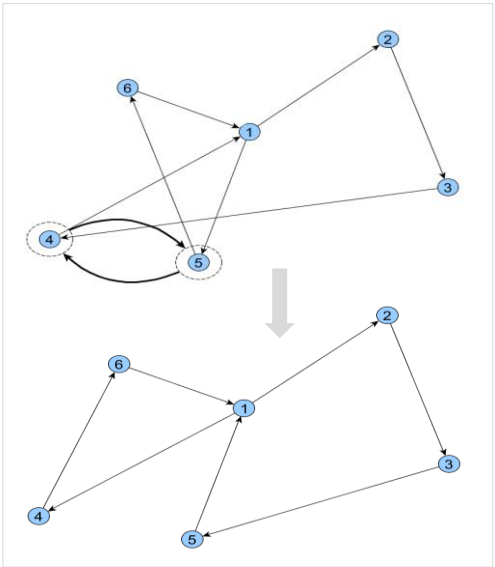
Os movimentos podem ocorrer inter-rota, em que se procura melhorar a solução através de movimentos entre as rotas presentes na solução corrente, ou intrarrota, em que esses movimentos ocorrem dentro de uma mesma rota (LAPORTE *et al.,* 2000).

Para o presente trabalho foram considerados movimentos de troca de vértice (*swap*), transferência de vértice (*shift*) e troca de arestas (*k-opt*), descritos a seguir.

- **Swap (1,1):** Movimento inter-rota onde ocorre a troca de um vértice de uma rota por um vértice de uma rota diferente.

  Na Figura 2, dada a solução $S = 1-2-3-4-1-5-6-1$, o vértice 5 da rota $r_1: 1-2-3-4-1$ é trocado com o vértice 4 da rota $r_2: 1-5-6-1$, obtendo-se a nova solução $S' = 1-2-3-5-1-4-6-1$.

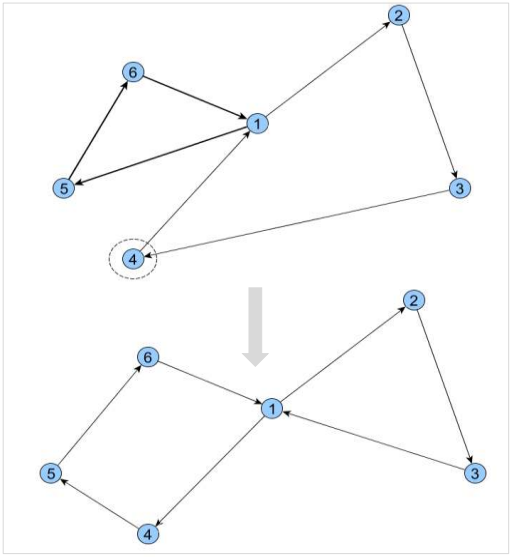
Figura 2. Movimento inter-rota Swap (1,1).



Fonte: Adaptado de (AVCI; TOPALOGLU, 2015).

- **Shift (1,0):** Movimento inter-rota onde um vértice de uma rota é transferido para uma rota diferente.

Figura 3. Movimento inter-rota Shift (1,0).



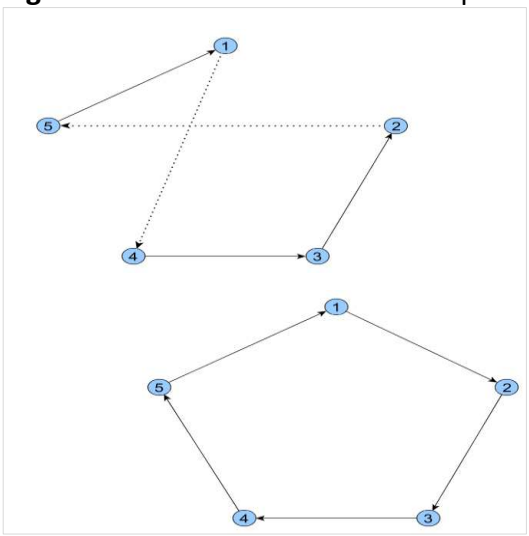
Fonte: Adaptado de (AVCI; TOPALOGLU, 2015).

Na Figura 3 o vértice 4 da rota $r_1: 1-2-3-4-1$ é transferido para a rota $r_2: 1-2-3-4-1$, resultando na solução $S': 1-2-3-5-1-4-6-1$.

- **2-opt:** Movimento intrarrota onde duas arestas não adjacentes.

  Na Figura 4 as arestas $(1,4)$ e $(2,5)$ são removidas e as arestas $(1,2)$ e $(4,5)$ são adicionadas.

Figura 4. Movimento intrarrota 2-opt.



Fonte: Adaptado de (AVCI; TOPALOGLU, 2015).

O algoritmo *Simulated Annealing* desenvolvido neste trabalho realiza as trocas de vértices e arestas no procedimento de busca local de forma aleatória.

3. METODOLOGIA

A metodologia considerada neste trabalho pode ser caracterizada, quanto a sua finalidade, por uma pesquisa aplicada que, segundo Gil (2008, p.27) tem como característica fundamental o interesse na aplicação, utilização e consequências práticas dos conhecimentos.

A empresa em estudo trabalha com soluções e serviços de infraestrutura de tecnologia da informação, fornecendo assistência técnica diretamente no local onde se encontra o cliente. O principal serviço oferecido pela empresa é o *outsourcing* de impressão, onde ocorre a locação de equipamentos e o gerenciamento de cópias e impressões.

Para o gerenciamento de cópias e impressões, todo início de mês são realizadas as leituras nas máquinas para verificar quantas impressões foram feitas. A maior parte das máquinas está conectada a um sistema que realiza estas leituras automaticamente, porém algumas ainda são incompatíveis com o sistema, havendo a necessidade de que um funcionário realize as leituras pessoalmente.

Ao todo são 55 clientes que precisam ser visitados para que o técnico faça a leitura e, então, passe os dados para o setor financeiro. Atualmente, para realizar todas estas leituras a empresa demora entre três dias e meio e quatro dias, ou seja, são realizadas entre sete e oito rotas distintas, considerando que o técnico retorna à empresa no intervalo entre turnos. A visitação dos clientes é feita sem uma rota pré-definida, onde o técnico determina de forma intuitiva para qual cliente ele deve se locomover.

A distância percorrida e o tempo utilizado para os deslocamentos estão atrelados aos custos operacionais e por isso se torna importante a otimização da rota a ser realizada pelo técnico.

O problema é caracterizado por conter restrições de jornada máxima de trabalho e necessidade de pausa para intervalo de almoço, ou seja, cada rota possui um tempo máximo de execução.

Para que essas restrições sejam respeitadas, o tempo máximo em rota foi fixado em 240 minutos, pois se considera oito horas de jornada de trabalho divididas em quatro horas no período da manhã e quatro horas no período da tarde. A cada visita, o técnico leva em média 20 minutos para realização do procedimento de coleta de dados.

3.1 Coleta e tratamento de dados

Para a construção da matriz de distâncias rodoviárias e tempos de viagem utilizou-se o GeodesiX, um suplemento para Microsoft Excel® que permite realizar geocodificação, exibir mapas e calcular distâncias e tempos de viagem no Excel®, por meio de uma conexão entre esse e o *Geocoding* API do Google Maps™ (GEODESIX, 2017).

3.2 Solução inicial

Para determinar uma solução inicial viável para aplicação do algoritmo SA, foram definidos dois métodos com o intuito de realizar análises do comportamento do algoritmo quando submetido a diferentes soluções iniciais. Por solução viável, entende-se uma solução que respeite à restrição de tempo máximo em rota.

A primeira abordagem considerada utiliza uma adaptação do método do vizinho mais próximo (HVMP), e a segunda, utiliza uma heurística adaptada do método de resolução exata do PCV (HPCV), como descrito na sequência.

3.2.1 Método heurístico do vizinho mais próximo (HVMP)

Considerando-se um vértice v_i, que representa um vértice de partida, identifica-se o vértice v_j mais próximo e que ainda não foi visitado, representando um vértice de destino.

Em seguida, analisa-se se a soma do tempo de viagem já realizada, com o tempo necessário para realizar o percurso de v_i até

v_j, o tempo de realização do serviço, definido em 20 min, e o tempo de retorno de v_j até a empresa ultrapassa o limite máximo de tempo de rota, definido em 240 min. Quando o tempo máximo for atingido, o veículo obrigatoriamente retorne à empresa.

Quando o tempo máximo é extrapolado, o vértice v_j não é aceito e o vértice 1 é inserido na rota (veículo retorna à empresa). A distância percorrida e o tempo de viagem são atualizados, e v_i é atualizado para o vértice 1. Caso contrário, o vértice v_j é aceito e inserido na rota e a distância percorrida e o tempo de viagem são atualizados, e $v_i \leftarrow v_j$.

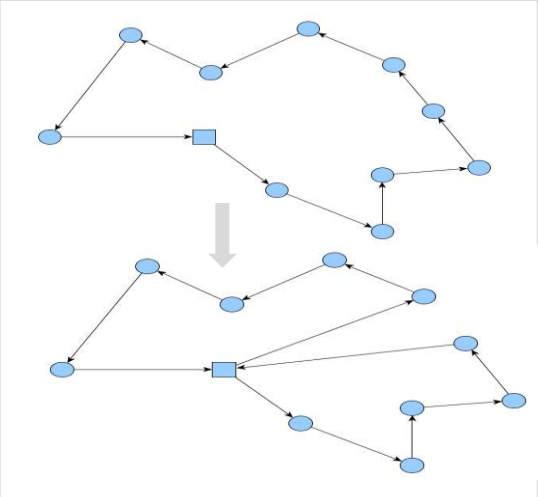
Esse procedimento é repetido até que todos os vértices tenham sido visitados. A sequência de vértices obtida define a solução inicial.

3.2.2 Método heurístico PCV adaptado (HPCV)

Com a solução do modelo exato (1)-(8) em que a restrição de tempo é ignorada, ou seja, realiza-se uma alteração na mesma, a fim de torná-la viável, fazendo com que a solução que era inicialmente constituída por apenas uma rota, fosse transformada em várias rotas que respeitem o tempo máximo de rota, conforme exemplo da Figura 5.

Iniciando-se do primeiro vértice (empresa) da solução do PCV, calcula-se o tempo de viagem até o próximo vértice somado ao tempo de serviço, realizando esse procedimento até que o tempo total na rota seja menor ou igual ao tempo máximo permitido para uma rota. Quando o tempo é extrapolado, retorna-se a empresa e inicia-se o processo a partir do vértice atual.

Figura 5. Método HPCV



Fonte: Os autores, 2019.

3.3 Definição das operações de busca local

As operações de permutação ou busca local são responsáveis por encontrar a melhor solução dentro de um espaço de soluções através de movimentos específicos, que servem de base para muitos métodos heurísticos e meta-heurísticos.

Neste trabalho consideraram-se as operações apresentadas na seção 2.2.

As operações *Shift* e *Swap* são estruturas de vizinhança inter-rotas. Nessas operações é necessária a escolha de duas rotas distintas para realizar as permutações, que são escolhidas de forma aleatória no algoritmo.

Na operação *Shift*, um vértice de cada ciclo é escolhido, também de forma aleatória, e esses são trocados.

Na operação *Swap*, um vértice de um ciclo e uma posição de outro ciclo são escolhidos, de forma aleatória, e o vértice é inserido na posição escolhida.

Na operação 2-*opt* apenas uma rota é escolhida de forma aleatória. Dessa rota, duas arestas não adjacentes são escolhidas, também de forma aleatória, para serem excluídas e então duas novas arestas, diferentes das anteriores, são inseridas à nova solução.

No algoritmo SA uma dessas três operações é escolhida de forma aleatória. A solução encontrada é então analisada quanto sua viabilidade e, enquanto a solução não for

viável, o processo de escolha de vizinhança é repetido.

3.4 Definição dos parâmetros para o algoritmo *Simulated Annealing*

A implementação do algoritmo SA foi baseada no algoritmo apresentado na Figura 1.

A definição dos parâmetros Temperatura inicial (T_0); Fator de decréscimo da função de temperatura (α); Número máximo de iterações em cada temperatura (SA_{max}); Valor temperatura final (T_c) e critério de parada foram determinados por experimentação.

Para o cálculo de T_0 considerou-se o procedimento descrito conforme algoritmo da Figura 6.

Figura 6. Algoritmo determinação temperatura inicial

procedimento TemperaturaInicial $(\beta, \gamma, SA_{max}, T_0, S)$
  $Continua \leftarrow TRUE$
  $T \leftarrow T_0$ $\{Temperatura\ corrente\}$
  enquanto $(Continua)$ **faça**
    $Aceitos \leftarrow 0$
    $\{Vizinhos\ aceitos\ na\ temperatura\ T$
    para $IterT = 1$ **até** SA_{max} **faça**
      Gerar um vizinho S'
      aleatoriamente na vizinhança S
      $\Delta = f(S') - f(S)$
      se $(\Delta < 0)$ **então**
        $Aceitos \leftarrow Aceitos + 1$
      senão
        Tome $x \in [0,1]$
        se $(x < e^{-\Delta/T})$ **então**
          $Aceitos \leftarrow Aceitos + 1$
      fim-se
    fim-para
    se $(Aceitos \geq \gamma \times SA_{max})$
      então $Continua \leftarrow FALSE$
      senão $T = T \times \beta$
    fim-se
  fim-enquanto
  retorne T
fim-procedimento

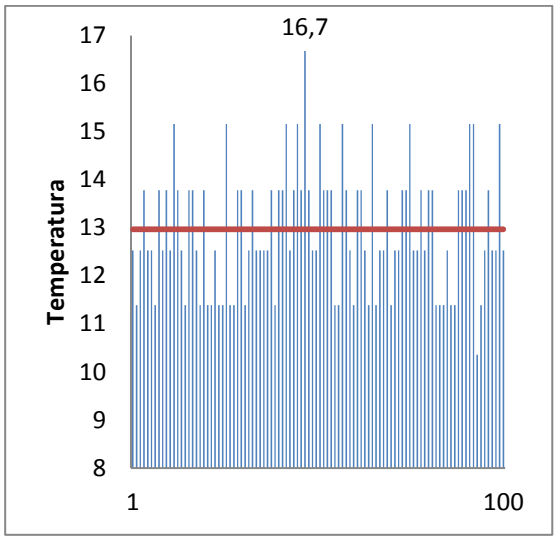
Fonte: Adaptado de (Eglese, 1990).

Partindo-se de uma solução inicial S e uma temperatura inicial T_0 baixa, são realizadas SA_{max} iterações nessa temperatura e, se o número de soluções aceitas for alto ($\gamma = 90\%$), então se retorna a temperatura corrente como a temperatura inicial do SA. Caso contrário, é aplicado um fator de acréscimo β na temperatura.

Esse processo é repetido até que se tenha uma temperatura alta suficiente para aceitar um elevado número de movimentos de vizinhança (EGLESE, 1990).

Foram realizadas $SA_{max} = 100$ iterações em cada temperatura com o valor de temperatura inicial $T_0 = 0{,}001$. Os resultados obtidos são apresentados nas Figuras 7 e 8.

Figura 7. Nível da temperatura para solução HVMP.



Fonte: Os autores, 2019.

No caso HVMP verifica-se que a maior temperatura encontrada foi de 16,7 e o valor médio das temperaturas ficou em 12,9.

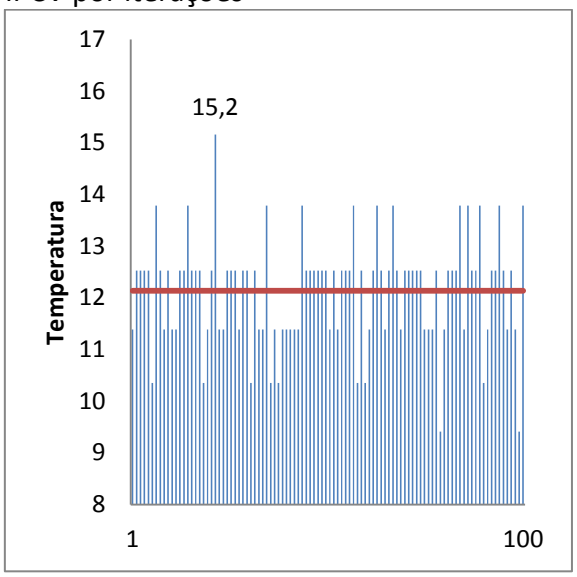
Para os parâmetros número de soluções aceitas e fator de decréscimo foram utilizados os valores $\gamma = 0{,}9$ e $\beta = 1{,}1$, respectivamente.

Para o HPCV, o maior valor de temperatura encontrado foi de 15,2 e o valor médio das temperaturas foi de 12,1.

Devido à proximidade dos maiores valores encontrados nos dois algoritmos considerados, considerou-se como

temperatura inicial, para os dois casos, o maior dentre eles, ou seja, $T_0 = 16{,}7$.

Figura 8. Nível da temperatura para solução HPCV por iterações



Fonte: Os autores, 2019.

Para a determinação do parâmetro fator de decréscimo da função temperatura, observou-se que α deve estar muito próximo de 1 com pode ser observado na Figura 9.

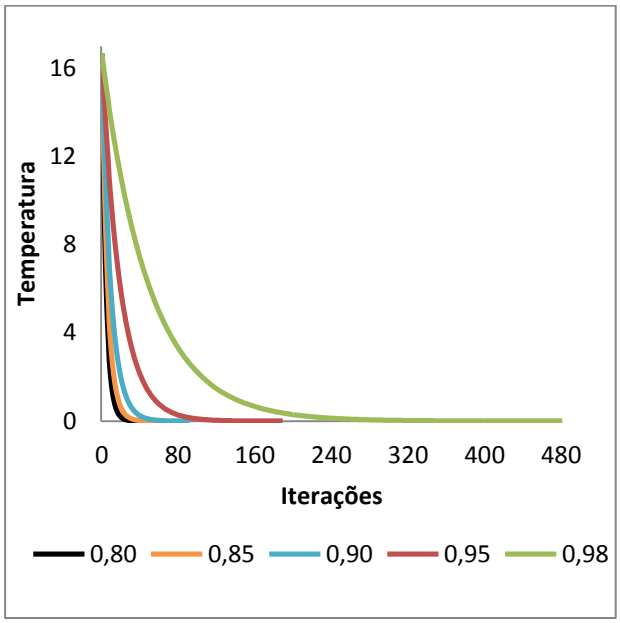
O parâmetro SA_{max} que define o número máximo de iterações em cada temperatura foi adotado como sendo igual a 100 iterações ou 50 movimentos aceitos.

Para o critério de parada foi considerada uma temperatura de congelamento, que, pela definição de *Annealing*, ocorre quando a possibilidade de melhoria do resultado corrente é muito baixa.

Quanto mais próximo de 1 está a taxa de decréscimo, mais lento ocorre o resfriamento da temperatura.

Neste trabalho adotou-se o valor 0,001.

Figura 9. Curva de queda da temperatura para diferentes taxas de resfriamento.



Fonte: Os autores, 2019.

4. RESULTADOS

Foram realizadas 1.000 repetições do algoritmo SA, a fim de encontrar a solução incumbente (melhor solução durante o processo de reotimização).

O Quadro 1 apresenta os resultados obtidos considerando-se as duas soluções iniciais para as diferentes taxas de resfriamento consideradas, bem como o número de repetições do algoritmo, valor encontrado para a solução incumbente, temperatura em que a incumbente foi encontrada e o tempo de processamento para obtenção da solução inicial e repetições do algoritmo SA.

Quadro 1. Resultados obtidos.

Taxa de resfriamento	Solução incumbente (m)		Tempo total de processamento (s)		Temperatura	
	HVMP	HPCV	HVMP	HPCV	HVMP	HPCV
0,8	101.618	99.976	0,002	0,003	314	297
0,85	99.629	99.285	0,003	0,001	431	413
0,9	97.004	98.107	0,011	0,001	656	628
0,95	96.350	**96.539**	0,001	0,005	1.352	1.291
0,98	**95.708**	96.710	0,028	0,011	3.349	3.226

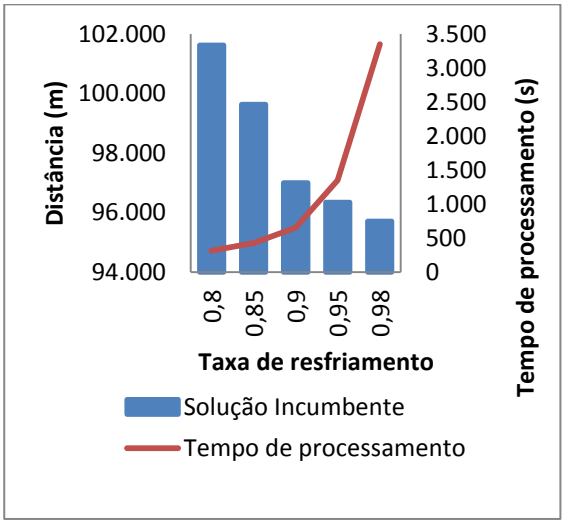
Fonte: Os autores, 2019.

4.1 *Simulated Annealing com HVMP*

Para o HVMP, a taxa de resfriamento $\alpha = 0{,}98$ determinou a melhor solução com distância total de 95.708 metros.

Para todas as taxas de resfriamento consideradas pode-se observar que a temperatura em que a melhor solução é encontrada está muito próxima de zero, sendo menor do que 0,1 em todos os casos.

Figura 10. Solução incumbente do HVMP e tempo de processamento por taxa de resfriamento.

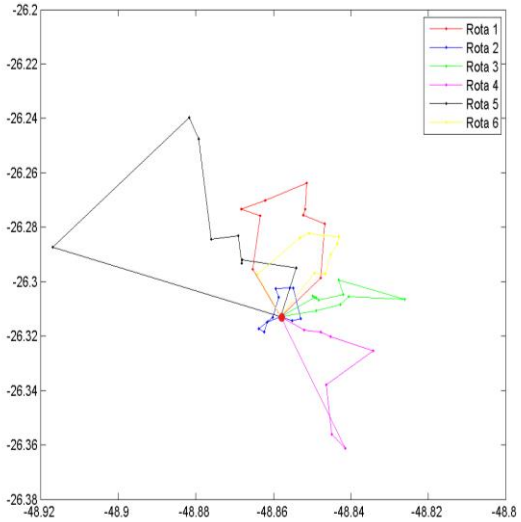


Fonte: Os autores, 2019.

Observa-se pela Figura 10 que, quanto mais se aumenta a taxa de resfriamento, maior é a chance de encontrar melhores soluções. Tal conclusão pode ser mais bem observada no Gráfico 5.

Observa-se no Gráfico 1 que, em elevadas temperaturas o algoritmo aceita várias soluções que pioram o valor da função objetivo. Isso se deve ao fato de, quanto mais próximo de zero, menor a probabilidade de aceitar soluções ruins, portanto conforme o decréscimo da temperatura existe a tendência de que as soluções aceitas sempre sejam de melhoria na função objetivo.

Figura 11. Solução incumbente HVMP



Fonte: Os autores, 2019.

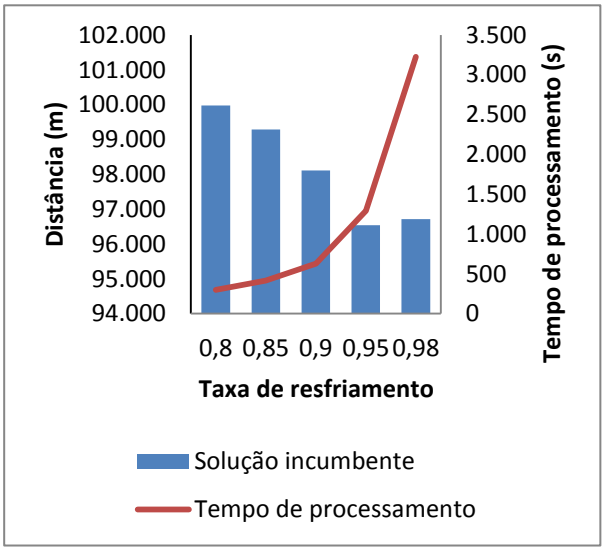
A solução incumbente obtida com o VMP para uma taxa de resfriamento de 0,98 é apresentada na Figura 11.

4.2 *Simulated Annealing com HPCV*

Para o HPCV, a melhor solução encontrada foi de 96.539 metros com taxa de resfriamento $\alpha = 0{,}95$.

Na Figura 12 apresenta-se a relação das soluções encontradas com o tempo de processamento do algoritmo conforme taxa de resfriamento.

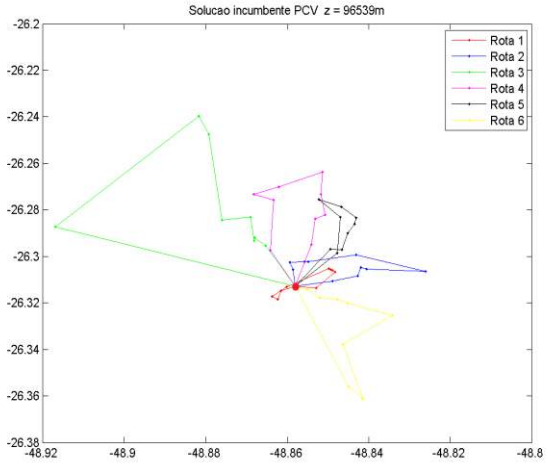
Figura 12. Solução incumbente do HPCV e tempo de processamento por taxa de resfriamento.



Fonte: Os autores, 2019.

A Solução incumbente obtida com o PCV para uma taxa de resfriamento de 0,95 é apresentada na Figura 13.

Figura 13. Solução incumbente H PCV



Fonte: Os autores, 2019.

4. ANÁLISE DOS RESULTADOS

O Quadro 2 apresenta uma comparação entre a solução inicial do HVMP e o melhor resultado obtido com a aplicação do *Simulated Annealing*.

Quadro 2. Comparação dos resultados obtidos por rota da solução HVMP

	Solução inicial		Solução SA		Variação % da distância	Variação % do tempo
Rota	**Distância (m)**	**Tempo (min)**	**Distância (m)**	**Tempo (min)**		
1	10.672	229	16.969	240	59,00%	4,90%
2	6.195	218	7.056	219	13,90%	0,64%
3	15.410	236	11.623	232	-24,57%	-1,90%
4	16.021	224	16.438	179	2,60%	-19,95%
5	24.461	215	32.315	236	32,11%	9,48%
6	34.431	224	11.307	210	-67,16%	-6,32%
Total	107.190	1.346	95.708	1.316	-10,71%	-2,25%

Fonte: Os autores, 2019.

Os resultados estão classificados por rota e variações percentuais positivas indicam aumento no valor e negativas indicam redução no valor.

Os Quadros 2 e 3 apresentam a comparação entre a solução inicial com HVMP e HPCV, e o melhor resultado obtido com a aplicação do *Simulated Annealing*. Os resultados estão classificados por rota e variações percentuais positivas indicam aumento no valor e negativas indicam redução no valor.

Quadro 3. Comparação dos resultados obtidos por rota da solução HPCV

	Solução inicial		Solução SA		Variação % da distância	Variação % do tempo
Rota	**Distância (m)**	**Tempo (min)**	**Distância (m)**	**Tempo (min)**		
1	7.732	224	6.030	195	-22,01%	-12,55%
2	14.992	222	13.017	237	-13,17%	7,09%
3	23.886	228	31.565	233	32,15%	1,96%
4	26.035	232	17.296	237	-33,57%	2,55%
5	22.537	228	12.064	213	-46,47%	-6,82%
6	16.806	218	16.567	200	-1,42%	-8,35%
Total	111.988	1.352	96.539	1.316	-13,80%	-2,65%

Fonte: Os autores, 2019.

No HVMP a aplicação de operações de permutação inter-rotas acarreta em um melhor agrupamento de rotas, o que fez as rotas 1, 2, 4 e 5 apresentarem aumento percentual em distância percorrida, porém, quando analisado no sistema completo, houve uma redução de 10,71% na soma total das rotas. Apesar de não ser o objetivo do algoritmo, a soma total do tempo das rotas teve queda de 2,25%.

De forma semelhante, para o HVMP, o AS apresentou uma redução de 13,80% na distância total percorrida, e diminuição de 2,65% no tempo total em rota, sendo que apenas na rota 3 houve aumento na distância percorrida, em todas as outras rotas a distância foi reduzida.

Assim como para o HVMP, é possível observar que a temperatura em que a melhor solução é encontrada está muito próxima de zero, sendo menor do que 0,1 em todos os casos.

5. CONCLUSÕES

Neste trabalho apresentou-se a aplicação de métodos heurísticos e meta-heurísticos para a resolução de um problema de roteirização de veículos com restrições de tempo máximo em rota para a prestação de serviço em uma empresa de outsourcing de impressão.

Mesmo com os limitantes dessa pesquisa, os resultados obtidos mostraram que apenas com a utilização de heurísticas construtivas já foi possível reduzir o número total de rotas a serem realizadas para seis, enquanto a empresa normalmente realiza entre sete a oito rotas, variando devido a imprevistos e situações de tráfego intenso. Esse resultado reduz em um dia o período total necessário para realizar todas as visitas. A partir dessas soluções iniciais encontradas, ainda foi possível aplicar um método de reotimização das rotas considerando a meta-heurística *Simulated Annealing*.

Na abordagem considerada com o HVMP, foi possível reduzir 10,71% a distância total e 2,25% do tempo total da solução inicial com a aplicação do SA. Já na abordagem com o PCV, essa redução ficou em 13,80% na distância total e 2,65% no tempo total da solução inicial. Porém, é importante salientar que, em uma aplicação prática talvez esse resultado não seja tão satisfatório devido a característica estocástica do tempo de viagem em regiões urbanas, onde existe a influência de interrupções de vias por obras ou acidentes, horário de pico, dentre outros.

Para os dois métodos testados, a taxa de resfriamento de 0,95 se mostrou ideal quando relacionada ao resultado encontrado com o tempo de processamento do algoritmo. A utilização de uma taxa maior, $\alpha = 0{,}98$, aumentou em aproximadamente 250% o tempo de processamento do algoritmo, enquanto a melhora na solução foi menor que 1% ou até mesmo não ocorreu melhora.

Apesar de todos os limitantes para a análise do ganho econômico deste estudo, a modelagem desenvolvida se mostrou satisfatória para uma análise de problemas de roteirização com restrição de tempo máximo em rota. Ambas as abordagens consideradas resultaram em uma solução melhor que o cenário atual da empresa, e a aplicação do SA proporcionou melhora superior a 10% sobre a solução inicial considerada. Como o método utilizado foi meta-heurístico, não se tem a garantia do ótimo global, portanto sempre que possível é recomendada a utilização de métodos exatos.

Para trabalhos futuros sugere-se abranger um conjunto de vizinhança maior, onde ocorram também operações de permutação de vértices intrarrota e movimento r-opt inter-rota; tentar encontrar a solução ótima considerando um modelo exato e aplicar o algoritmo desenvolvido em instâncias clássicas na literatura para testar a robustez do algoritmo.

REFERÊNCIAS

ABDEL-BASSET, M.; ABDEL-FATAH, L.; SANGAIAH, A. K. Metaheuristic Algorithms: A Comprehensive Review. *In:* SANGAIAH, A. K.;, SHENG, M. ZHANG, Z. (eds.). **Intelligent data-centric systems, computational intelligence for multimedia big data on the cloud with engineering applications**. [*S.l.*], Academic Press, 2018. p. 185-231. https://doi.org/10.1016/B978-0-12-813314-9.00010-4

AVCI, M.; TOPALOGLU, S. An adaptive local search algorithm for vehicle routing problem with simultaneous and mixed pickups and deliveries. **Computers & Industrial Engineering, v.** 83, p. 15-29, 2015. https://doi.org/10.1016/j.cie.2015.02.002

BALDACCI, R.; BATTARRA, M.; VIGO, D. Routing a heterogeneous fleet of vehicles. *In:* GOLDEN, B.L.; RAGHAVAN, S., WASIL, E.A. (eds.), **The Vehicle Routing Problem:** Latest Advances and New Challenges. New York: Springer, 2008. p. 3-27, https://doi.org/10.1007/978-0-387-77778-8_1

BALLOU, R. H. **Business Logistics Management**.5th ed. New Jersey: Prentice Hall, 2003.

BENOIT, A. A.; RIVARD, S.; PATRY, M. A transaction cost model of IT outsourcing. **Information & Management**, v. 41, n. 7, p. 921-932, 2004. https://doi.org/10.1016/j.im.2003.09.001

BOWERSOX, D. J.; CLOSS, D. J. **Logística empresarial:** o processo de integração da cadeia de suprimento. São Paulo: Atlas, 2011. 594 p.

BRAEKERS, K.; RAMAEKERS, K.; VAN NIEUWENHUYSE, I. The vehicle routing problem: State of the art classification and review. **Computers & Industrial Engineering**, v. 99, p. 300-313, 2016. https://doi.org/10.1016/j.cie.2015.12.007

CORDEAU, J-F. *et al.* Vehicle routing handbooks in operations research and management science. In: BARNHART C.; LAPORTE, G. (ed.) **Handbooks in Operations Research and Management Science.** Amsterdam: Elsevier, 2007, v. 14, p. 367-428. https://doi.org/10.1016/S0927-0507(06)14006-2

DANTZIG, G. B.; RAMSER, J. H. The truck dispatching problem. **Management Science**. v. 6, p. 80-91, 1959. https://doi.org/10.1287/mnsc.6.1.80

EGLESE, R.W. Simulated annealing: A tool for operational research. **European Journal of Operational Research**, v. 46, n. 3, p. 271-281, 1990. https://doi.org/10.1016/0377-2217(90)90001-R

FISHER, M. L.; JAIKUMAR, R. A generalized assignment heuristic for vehicle routing. **Networks**, v. 11, n. 2, p. 109-124, 1981. https://doi.org/10.1002/net.3230110205

GEODESIX, **Travel function**. Disponível em: http://www.calvert.ch/geodesix/help/functions/travel-function/. Acesso em: 11 mar. 2019.

GOLDEN, B. L.; ASSAD, A. A. Perspectives on vehicle routing: exciting new developments. **Operations Research**, v. 34, n. 5, p. 803-810, 1986. https://doi.org/10.1287/opre.34.5.803

GOLDEN, B. L. *et al.* **The Vehicle Routing Problem:** Latest Advances and New Challenges. New York: Springer Science & Business Media, 2008. 591 p. https://doi.org/10.1007/978-0-387-77778-8

KIRKPATRICK, C. D.; GELATT, C. D.; VECCHI, M. P. Optimization by Simulated Annealing. **Science**, v. 220, n. 4598, p. 671-680, 1983. https://doi.org/10.1126/science.220.4598.671

LACITY, M. C.; KHAN, S. A.; WILLCOCKS, L.P. A review of the IT outsourcing literature: insights for practice. **J. Strateg. Inf. Syst**., v. 18, n. 3, p. 130-146, 2009. https://doi.org/10.1016/j.jsis.2009.06.002

LAPORTE, G. *et al.* Classical and modern heuristics for the vehicle routing problem. **International transactions in operational research**, v. 7, n. 4), p. 285-300, 2000. https://doi.org/10.1016/S0969-6016(00)00003-4

OSMAN, I. H. Metastrategy simulated annealing and tabu search algorithms for the vehicle routing problem. **Annals of Operations Research**, v. 41, n. 4, p 421–451, 1993. https://doi.org/10.1007/BF02023004

OSMAN, I.H.; LAPORTE, G. Metaheuristics: A bibliography. **Annals of Operations Research,** v. 63, p. 511-623, 1996. https://doi.org/10.1007/BF02125421

PILLAC, V. *et al.* A review of dynamic vehicle routing problems. **European Journal of Operational Research**, v. 225, n. 1, p. 1-11, 2013. https://doi.org/10.1016/j.ejor.2012.08.015

SAURABH, A.; RAJESH K. S.; QASIM M. Outsourcing decisions in reverse logistics: Sustainable balanced scorecard and graph theoretic approach. **Resources, Conservation and Recycling**, v. 108, p. 41-53, 2016. https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2016.01.004

TOTH, P.; VIGO, D. **Vehicle routing:** problems, methods, and applications. 2 ed. Philadelphia: Society for Industrial and Applied Mathematics, 2014. 481 p. https://doi.org/10.1137/1.9781611973594

WEI, L.; ZHANG, Z.; ZHANG, D.; LEUNG, S. C.H. A simulated annealing algorithm for the capacitated vehicle routing problem with two-dimensional loading constraints. **European Journal of Operational Research**, v. 265, n. 3, p. 843-859, 2018. https://doi.org/10.1016/j.ejor.2017.08.035

WENWEN, Z.; STEPHEN C.H. N.; ZHIQIANG W.; XIANDE Z. The role of outsourcing management process in improving the effectiveness of logistics outsourcing. **International Journal of Production Economics**, v. 188, p. 29-40, 2017. https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2017.03.004

WOLSEY, L. **Integer programming**. New York: Wiley-Interscience, 1998. 264 p.

YANG, Q.; ZHAO, X.; HOI YAN JEFF YEUNG, H.Y.J.; LIU, Y. Improving logistics outsourcing performance through transactional and relational mechanisms under transaction uncertainties: Evidence from China. **International Journal of Production Economics**, v. 175, p. 12-23, 2016. https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2016.01.022

ZHU, L. *et al.* Paired cooperative reoptimization strategy for the vehicle routing problem with stochastic demands.

Computers & Operations Research, v. 50 , p. 1-13, 2014. https://doi.org/10.1016/j.cor.2014.03.027