

Algoritmos de Metaheurísticas para Problema de Roteamento de Veículos

Edinildo S. Laranjeira

Ryan Wilson Costa Pereira

Cleber da Silva Melo

Nícolas Barbosa Correia

Caio Silva Barbara

04 de Dezembro de 2020

Resumo

Vários pesquisadores e acadêmicos têm se concentrado em estudos relacionadas ao Problema de Roteamento de Veículos (PRV) na tentativa de encontrar soluções satisfatórias para o gerenciamento de transporte. Neste artigo de revisão iremos explorar o uso de algoritmos de meta-heurísticas para Problema de Roteamento de Veículos, a intenção é proporcionar uma fonte confiável de consulta e a discussão entre autores que elaboraram pesquisas operacionais referente ao tema. Dentre as meta-heurísticas abordadas para o Problema de Roteamento de Veículos estão: Janelas de Tempo, Demanda Estocástica, Colônia de Formiga e Veículos Capacitados.

Palavras chaves: Problema de Roteamento de Veículo, meta-heurísticas, Janelas de Tempo, Demanda Estocástica, Colônia de Formiga e Veículos Capacitados.

1 Introdução

Lazo et al. (2020) nos informa que inicialmente a logística foi criada na área militar para transporte de recursos e pessoas, mas como tinha grande eficiência foi moldada para as indústrias e os negócios. Se descobriu então que os custos operacionais com o transporte e distribuição das mercadorias acabava por desempenhar um papel significativo na margem de lucro de uma empresa, refletindo diretamente no valor final do produto, este fato tornou o gerenciamento de toda a logística de transporte e distribuição de uma empresa algo muito importante (Nuha et al., 2018).

Adhi et al. (2019) afirma que conseguir gerenciar o grande número de variáveis envolvidas no transporte para encontrar a melhor relação de custo-benefício se torna uma tarefa muito complexa, e que uma das melhores opções para este tipo de cenário é a utilizações de algoritmos para Problema de Roteamento de Veículos (PRV).

Tendo sido apresentado pela primeira vez em 1959 por Dantzig e Ramser (1959) o PRV se propõe a apresentar uma solução aceitável que visa diminuir a quantidade de rotas, o número de veículos e minimizar o tempo e a distância das entregas, trazendo como consequência o gasto total reduzido, resultados competitivos e um custo computacional aceitável.

Saravanan e Sundararaman (2013) explica que o PRV define rotas de entrega a partir de um depósito de origem para um grupo de clientes com base em uma frota homogênea de veículos, o que é corroborado por Bodin et al. (1983). O objetivo é atender todas as demandas dos clientes percorrendo a menor distancia total possível e com o menor número de rotas possível (Homberger e Gehring, 1999; Bräysy e Dullaert, 2003; Mańdziuk J., 2018).

Lenstra e Ken (1981) atestaram que o PRV é classificado como NP-Difícil, o que foi corroborado por Nanda K. e Panneerselvam R. (2015) ao afirmarem que a resolução PRV em tempo de CPU seria complexa, principalmente quando a quantidade de dados é alta. Para se obter uma solução mais próxima possível da ótima, a ferramenta mais eficaz que Nanda K. e Panneerselvam R. (2015) recomendam é o uso de meta-heurísticas, uma conclusão que chegaram após observar diversos estudos com problemas complexos, como é o caso do PRV, no qual o uso de meta-heurísticas se provou mais eficaz que outros métodos, Sörensen e Glover (2013) definem o termo meta-heurística como:

Uma meta-heurística é uma estrutura algorítmica independente de problemas de alto nível que fornece um conjunto de diretrizes ou estratégias para desenvolver algoritmos de otimização heurística. O termo também é usado para se referir a uma implementação específica do problema de um algoritmo de otimização heurística de acordo com as diretrizes expressas em tal estrutura.[1]

Nesmachnow, S. (2014) acrescenta que as meta-heurísticas permitem o uso de técnicas que atuam sobre um conjunto de soluções, e por atuar sobre espaços de solução com mais

¹ *A metaheuristic is a high-level problem-independent algorithmic framework that provides a set of guidelines or strategies to develop heuristic optimization algorithms. The term is also used to refer to a problem-specific implementation of a heuristic optimization algorithm according to the guidelines expressed in such a framework.*

abrangência e de forma extensiva, foge dos ótimos locais que trazem resultados de alta complexidade, atingindo assim uma solução que leva em conta, dentre outros fatores, a complexidade e o custo computacional. Apesar disso é necessário adaptar esses métodos tendo como base as especificações do problema a ser resolvido (Labadie et al., 2016)

A seguir será introduzido alguns dos estudos que propõem e debatem soluções diferentes para o PRV com o uso de meta-heurística, estudo estes que serão abordados com mais detalhes nas seções após a introdução.

Clarke e Wright (1964) abordam o uso de algoritmos PRV cuja pretensão é gerar uma maior economia utilizando procedimentos *2-opt 3-opt*, sua pesquisa formou base para futuras melhorias do PRV, já Solomon M. (1983) aborda o método de restrições de janela de tempo, tornando-se praticamente um PRV clássico que se baseia e introduz conjuntos de problemas de Benchmark ou atualmente conhecido como instancia de Solomon.

Bell J. e McMullen P. (2004) apresentam soluções para o PRV através da otimização combinatória cujo os números das soluções viáveis aumentam de maneira exponencial com o aumento de clientes em diversos critérios. Já trabalhando com outras classes de PRV Lau K. e Ma W. (2008) apresentam formas de estruturas para que fornecedores possam aderir e contribuir ao processo, buscando uma economia associada o uso de escalas e de terceirização para alcançar melhores resultados. Para propor uma solução a o PRV Zhaoqiong Q (2008) desenvolveu sua pesquisa com base em modelos matemáticos, visando adicionar paradas nas rotas de tráfegos que passam pelas imediações das cidades, onde as paradas trabalham com o critério de otimização combinatória que interliga o fornecedor ao usuário no custo total.

Chen et al. (2006) e Das et al. (2010) apresentam uma abordagem para o PRV através da otimização da colônia de formigas, que é uma abordagem meta-heurística principalmente aplicada a otimização combinatória, caixeiro viajante e o problema de atribuição quadrática, suas pesquisas tratam do problema de alocação de carros sobre diferentes caminhos e rotas, e tem como foco reduzir o excesso de custos nos meios de transporte, seu desenvolvimento visa solucionar várias classes distintas de PRV.

A seguir é explorado mais a fundo as abordagens que é notadamente as mais citadas em pesquisas, artigos e estudos sobre PRV, na seção 2 será tratado o uso de Janelas de Tempo, na seção 3 será abordado Demandas Estocásticas, na seção 4 é explorado algoritmos de Otimização de Colônia de Formiga, na seção 5 Veículos Capacitados e na Seção 6 a conclusão.

2 Janela de Tempo

Bräysy e Dullaert (2003) e Mandziuk J. (2008) afirmam que o Problema de Roteamento de Veículos com Janelas de Tempo (PRVJT) nos últimos anos tem despertado o interesse de muitos pesquisadores por possuir uma grande importância prática, sendo que Bräysy e Gendreau (2005) e Solomon M. (1983) concordam e acrescentam ainda, que esta é uma área de pesquisa operacional com um impacto econômico considerável.

O PRVJT estabelece um roteiro rigoroso de tempo para o PRV no qual define os intervalos para chegada e saída dos veículos em todos os clientes, não podendo chegar depois do limite de tempo e se chegar antes será preciso aguardar o tempo de início especificado para aquele cliente, o veículo permanece no local durante todo o serviço e atende o cliente uma única vez. (Bräysy e Gendreau, 2005; Bräysy e Gendreau, 2005; Álvarez e Munari, 2016; Homberger e Gehring, 1999).

Bräysy e Gendreau (2005) concordam com a conclusão de Lenstra e Kan (1981) e Nanda K. e Panneerselvam R. (2015) de que o PRVJT é considerado NP-Difícil e por isso requer estratégias de solução heurística, em seus trabalhos citam diversas abordagens que atingiram uma melhor robustez. Sua conclusão estabelece que as técnicas meta-heurísticas mais recentes até então, apresentavam com frequência resultados bem melhores se comparados com os métodos heurísticos tradicionais e com os algoritmos de busca local. No entanto, Bräysy e Gendreau (2005) ressaltam que o avanço na qualidade dessas abordagens acabou requerendo mais tempo de CPU e tornou a capacidade de implementação mais complexa, o que poderia acabar trazendo complicações significativas na prática. Como conclusão, Bräysy e Gendreau (2005) trazem à tona um dilema crucial entre a escolha de uma abordagem com resultado não tão satisfatório mas com complexidade aceitável, e soluções mais próximas do ótimo possível com problemas de adaptação na vida real devido à alta complexidade, também acrescentam um alerta de que a escolha final da metodologia a ser aplicada necessita de uma análise criteriosa e conservadora, levando em consideração os diferentes parâmetros (Solomon M., 1983).

Para o uso de janelas de tempo, Bräysy e Dullaert (2003) apresentam uma metaheurística de evolução rápida para o PRVJT, no qual afirmam que traz resultados com um custo computacional melhor em relação a outras abordagens similares do problema. A proposta se baseia nas ideias de busca local *multi-start*, cadeias de ejeção, recozimento simulado e computação evolutiva. Para justificar sua afirmação, a resolução apresentada é

separada em três partes, a primeira consiste em um conjunto de soluções iniciais utilizando uma heurística de inserção barata, na segunda parte é realizada a tentativa de reduzir os números de voltas baseando-se na técnica de corrente de ejeção. Para finalizar, a terceira parte faz uso de uma metaheurística evolutiva baseada em cadeias de realocação de clientes consecutiva, junto com heurística de inserção paralela para minimizar a distância total percorrida (Bräysy e Dullaert, 2003).

Álvarez e Munari (2016) trazem uma abordagem mais específica do PRVJT que se aplica a múltiplas entregas, no qual chamou de problema de roteamento de veículos com janelas de tempo e múltiplos entregadores (PRVJTME) no qual se baseia em Busca Local Iterada e Busca em Grande Vizinhaça. Em testes computacionais para comparação, realizados com seis classes de instâncias, os resultados mostraram que a Busca em Grande Vizinhaça foi superior a Busca Local Iterada em três dessas seis classes, enquanto a Busca Local Iterada foi superior em uma das classes, os resultados foram afirmados pelos autores como satisfatórios e em alguns casos superiores à os resultados obtidos por outras pesquisas até o momento. A seguir a Tabela 1 mostra os resultados obtidos através da abordagem testada com Busca Local Iterada para cada uma das classes de instância propostas por (Álvarez e Munari, 2016).

Tabela 1 - Comparação de resultados.

Método		Classe de instâncias					
		R1	RC1	C1	R2	RC2	C2
Busca em Grande Vizinhaça (Melhor de 5)	Custo	15,32	16,50	11,08	3,64	4,29	3,36
	Veículo	12,08	12,88	10,00	2,91	3,38	3,00
	Distribuição	1271,64	1492,29	827,64	998,00	1197,49	587,51
	Entrega	31,08	34,75	10,00	6,27	8,00	3,00
	Tempo	602,42	603,25	600,67	610,09	609,50	602,75
Busca Local Iterada (Melhor de 5)	Custo	15,34	16,59	11,08	3,63	4,31	3,36
	Veículo	12,17	13,00	10,00	2,91	3,38	3,00
	Distribuição	1271,71	1482,46	827,64	993,17	1186,61	587,51
	Entrega	30,50	34,38	10,00	6,18	8,13	3,00
	Tempo	600,75	601,25	600,22	604,09	603,25	601,50
Busca Tabu (Média de 5)	Custo	15,70	16,64	11,08	3,75	4,45	3,36
	Veículo	12,33	13,00	10,00	2,90	3,40	3,00
	Distribuição	1258,00	1527,90	830,70	1034,00	1230,40	597,20
	Entrega	32,42	34,90	10,00	7,50	9,30	3,00
	Tempo	640,10	677,10	265,10	425,40	419,10	246,80
Otimização por Colônia de Formigas	Custo	15,77	16,70	11,08	3,86	4,58	3,36
	Veículo	12,50	13,00	10,00	3,10	3,60	3,00
	Distribuição	1261,50	1480,10	833,60	1064,20	1296,00	609,30

(Melhor de 5)	Entrega	31,40	35,50	10,00	6,50	8,50	3,00
	Tempo	575,80	508,60	375,20	600,60	462,00	243,30

Fonte: Álvarez e Munari (2016)

2.1 Busca Local

Uma das metaheurísticas comumente usadas pela maioria dos autores citados que pesquisaram o PRVJT é a Busca Local. (Bräysy e Gendreau (2005) afirmam que a Busca Local gera um grupo de heurísticas na qual tem como base o conceito de melhorar a solução de um problema por meio da repetição explorando os resultados vizinhos. Bräysy e Gendreau (2005) juntamente com Álvarez e Munari (2016) acrescentam que para produzir um algoritmo de busca local é necessário responder as seguintes perguntas: como uma solução inicial que seja viável é gerado, qual método de geração de movimento será utilizado, qual será o critério de aceitação e qual será o teste de parada.

O processo descrito por Homberger e Gehring (1999) e confirmado por Bräysy e Gendreau, (2005) passa pelo mecanismo de geração de movimento estabelecido por Osman e Whitlatch (1995) que criam as soluções vizinhas modificando um parâmetro ou uma combinação de atributos de uma determinada solução, posteriormente compara-se a solução vizinha com a atual, se a solução vizinha for melhor, ela substitui a atual e então a pesquisa continua. Diante desse contexto duas estratégias de aceitação são adotadas, a Primeira Aceitar (PA) e Melhor Aceita (MA), sendo a PA a que aceita o primeiro vizinho que satisfaz o critério de aceitação estabelecido, e a MA a que vai trocando a solução atual por outra afim de procurar a melhor possível, ou seja, esta estratégia examina todos os vizinhos produzidos e seleciona o melhor entre eles ou o que primeiro satisfizer os parâmetros (Bräysy e Dullaert (2003); Álvarez e Munari, 2016).

2.2 Busca em Grande Vizinhaça

Outro elemento bastante citado dentro os diversos autores consultados em relação ao PRVJT é o uso da Busca em Grande Vizinha. Shaw (1997) e Shaw (1998) introduzi e descreveu a Busca em Grande Vizinhaça como um processo de substituição e otimização contínua, a Busca em Grande Vizinhaça opera por meio de um conjunto de entregas a clientes, as entregas são removidas do planejamento da rota e em seguida reinseridas com um custo melhorado, ou seja, uma iteração de remoção e reinserção que busca continuamente melhorar o custo - caso uma reinserção resulte em um custo inferior, a atual é mantida. Para criar a oportunidade de trocar as entregas entre roteiros, as que são retiradas são escolhidas de

forma que estejam relacionadas entre si, e para isso é necessário que estejam geograficamente próximas umas das outras, atendidas pelo mesmo veículo, e com demanda semelhante de mercadoria e horário (Psinger et al., 2010). O processo de reinserção utiliza métodos heurísticos e propagação de restrição, a reinserção de custo mínimo é analisada pela técnica *branch-and-bound* ou outras técnicas que exploram parcialmente a árvore de busca (Bräysy e Gendreau, 2005; Psinger e Ropke, 2007).

Segundo Álvarez e Munari (2016) a Busca em Grande Vizinhança foi desenvolvida propondo fazer pequenas alterações nas soluções afim de superar as dificuldades das buscas locais tradicionais, ao utilizar a Busca em Grande Vizinha em sua pesquisa, ele a separa em duas fases, a primeira gera uma solução inicial com heurística construtiva que é armazenada como a melhor solução, e a segunda parte é onde se inicia o ciclo de melhoria onde inicialmente são aplicados os operadores de remoção e reinserção.

3 Demanda estocástica.

Segundo Bianchi et al. (2005) os PRV estão se tornando mais complexos e devido a isso o interesse em modelos de soluções dinâmicos, estocásticos e com várias restrições e capacidade de atender múltiplas variáveis, tem se tornado mais requisitado, e é para atender tais requisitos que sua pesquisa aborda Problemas de Roteamento de Veículos com Demandas Estocásticas (PRVDE).

Bianchi et al. (2005) afirmam, que assim como o PRV o PRVDE é um problema NP-difícil, com um adendo de que o PRVDE por possuir uma função objetivo é mais cara computacionalmente que suas contrapartes determinísticas, Stewart e Golden (1983) e Laporte et al. (1989) dizem que uma solução viável para o PRVDE, é uma permutação dos clientes chamados de passeios priori.

Passeios priori nada mais é do que um veículo que visita clientes na ordem dada por uma rota priorizada, tendo que escolher de acordo com a demanda real de seus clientes, se deve prosseguir para o seu próximo cliente ou retorna ao depósito para reabastecimento. Muitas das vezes a melhor escolha em uma rota priori é o reabastecimento, mesmo que as vezes o veículo não esteja vazio, ou que sua capacidade seja maior que a demanda esperada do próximo cliente programado. No caso esta ação é chamada de reabastecimento preventivo, cujo objetivo é evitar o risco de ter um veículo sem carga suficiente para atender o cliente, e assim ter que realizar uma viagem de ida e volta para o depósito para completar essa entrega (Stewart e Golden, 1983; Laporte et al., 1989). Flood (1956) afirma ainda que uma série de

heurísticas que utiliza a solução priori de forma que a probabilidade de completar o passeio dentro de um determinado prazo é maximizado é semelhante ao problema do caixeiro viajante (Jaillet, 1985).

Bertsimas, et al. (1991) propõem melhorar as heurísticas do PRVDE aplicando programação dinâmica e completando a rota priori com regras de seleção retornando as viagens para o depósito, da mesma forma que a estratégia de reposição, Ibaraki et al. (2008) concordam e acrescentam que o algoritmo de programação dinâmica para o caso PRVDE calcula com eficiência os horários de início de serviços, de modo que a função penalidade de tempo seja minimizada, o que é ideal para clientes em determinadas rotas.

Haimovitch e Rinnooy (1985) afirmam que para o PRVDE existem três tipos de rotas disponíveis: uma rota de viagem pura que pode ser percorrida apenas por um único caminhão; uma rota de veículo puro, sem sub rotas, que somente pode ser percorrida por um veículo completo; uma rota completa do veículo, que consiste em uma rota principal e pelo menos uma sub rota. Existe uma falha nessa rota que é a falta de capacidade de atender um cliente, a falha nada mais é o veículo tendo que retornar para o local de depósito ou para o local de estacionamento, enquanto o caminhão está entregando nas sub rotas e tendo que reabastecer sua capacidade para servir o restante de clientes (Scheuerer, 2006; Lin et al., 2009).

Stewart e Golden (1983) afirmam que há dois conceitos de soluções para resolver o PRVDE com falhas na rota; o primeiro é a programação restrita, em uma programação restrita o problema pode ser resolvido impondo uma restrição que irá garantir que a probabilidade de falha na rota é limitada por parâmetros, como limitação de tempo e de serviço. Este método tenta converter parâmetros estocásticos para valores determinísticos equivalentes, Laporte et al. (1989) demonstram essa transformação ao considerar as relações estocásticas entre os parâmetros. O segundo conceito é a programação estocástica com recurso, no caso otimização a priori, em uma otimização a priori sua solução é um conjunto de passeios e sub rotas (Stewart e Golden, 1983; Laporte et al., 1989).

Com base em estudos acima o PRVDE consiste em projetar suas rotas em primeiro estágio, por exemplo, rotas de caminhões, rota do veículo e rota completa, satisfazendo todas restrições e se caso tiver alguma falha, um recurso de uma ação é aplicado. Cujo o objetivo é minimizar a soma das distancias total das rotas do primeiro estágio e o custo de seus recursos (Haimovitch e Rinnooy, 1985; Scheuerer, 2006; Lin et al., 2009; Stewart e Golden, 1983; Laporte et al., 1989; Ibaraki et al., 2008; Bertsimas, et al., 1991).

4 Algoritmos de Otimização de Colônia de Formiga

Vários algoritmos já foram utilizados em problemas do tipo PRV, sendo que dentre eles se destacam os Algoritmos Genéticos (AG), Busca Tabu (BT) e Algoritmos de Otimização de Colônia de Formiga (AOCF)(Das et al., 2010; Miao Wang, 2012).

Entretanto, os algoritmos AG são fracos para buscas locais e geram resultados inviáveis facilmente. Já os algoritmos BT são altamente dependentes da solução inicial (Wang et al., 2019).

O AOCF é uma meta-heurística que tem como base o comportamento de colônias de formigas em sua busca por alimento, no qual as formigas são capazes de achar o menor caminho entre a colônia e o alimento (Marques et al., 2014). Observando o trajeto, chegou-se à constatação de que as formigas caminham entre pontos conjuntos de um caminho depositando feromônios a cada aresta que liga esses pontos(memória estigmergética), a escolha do próximo ponto é dada de forma probabilística levando em consideração a quantidade de feromônio nas arestas, o conjunto de probabilidades relativo à escolha de cada um desses pontos forma uma função de distribuição discreta de probabilidade (Miao Wang, 2012; Marques et al., 2014).

Os AOCF pertencem a classe de algoritmos de meta-heurística e visam obter resultados bons o suficiente para problemas de otimização combinacional difíceis em uma quantidade de tempo razoável (Wang et al., 2016).

Wang et al. (2016) citam algumas das características atrativas que os AOCF possuem, como a não necessidade do cálculo de derivadas, que todas as formigas conhecem os caminhos que geram resultados bons e que as formigas da colônia compartilham informações entre si, o que é corroborado por Das et al. (2010).

Wang e Yu (2010) afirmam ainda que os AOCF são algoritmos paralelizáveis, mas, em contrapartida, como afirmaram Ping et al. (2014), caem facilmente em ótimos locais.

4.1 Aprimoramentos do Algoritmo

Segundo Wang e Yu (2010), no AOCF durante a sua inicialização, os caminhos recebem o mesmo valor de feromônio e ele demonstra que ao se inicializar os caminhos com valores de feromônios diferentes baseados no tamanho do caminho entre os nós, fornecendo valores maiores a caminhos mais curtos e menores a caminhos mais longos, acelera-se a

convergência do algoritmo por reduzir a probabilidade das formigas ao escolherem aleatoriamente caminhos custosos nos estágios iniciais da computação.

Para se amenizar ainda mais a convergência em ótimos locais Wang e Yu (2010) adotaram um sistema que determina valores máximos e mínimos que cada caminho pode ter, pois como o valor do feromônio decai com o tempo a discrepância entre o valor de feromônio nos caminhos pode se tornar muito grande e culminar em uma convergência prematura em um ótimo local.

Já Miao Wang (2012) diz que no AOCF todas as formigas obedecem apenas a uma única regra para escolher o caminho a seguir, ou seja, elas se baseiam unicamente no valor do feromônio de cada caminho, e isso seria um dos fatores que contribuem para a convergência prematura. Ele então propõe a divisão das formigas em três grupos que obedecem a conjuntos de regras diferentes para selecionar o caminho pelo qual devem seguir.

O primeiro grupo de formigas escolhe seus caminhos pela concentração de feromônio. Quanto maior for o valor do feromônio de um caminho, maior será a probabilidade da formiga o escolher (Miao Wang, 2012).

O segundo grupo escolhe seus caminhos baseado no tamanho do caminho e no ângulo formado entre a colônia e o alimento. Ou seja, é adicionado um novo parâmetro ao caminho. Além do tamanho e do valor de feromônio, é adicionado o ângulo formado entre a colônia e o alimento O terceiro grupo escolhe seus caminhos de forma aleatória (Miao Wang, 2012; Chen et al. 2006; Das et al. 2010).

Ping et al. (2014) propõem uma abordagem similar à de Miao Wang (2012) para solucionar o problema da convergência prematura do AOCF. Assim como Miao Wang (2012), Ping et al. (2014) dividiram as formigas em três grupos. No primeiro grupo a probabilidade de uma formiga escolher um caminho é diretamente proporcional ao valor de feromônio que ele possui. No segundo grupo a probabilidade de uma formiga escolher um caminho é inversamente proporcional ao valor de feromônio que ele possui. O terceiro grupo a formiga escolhe os seus caminhos de forma aleatória (Ping et al., 2014; Miao Wang, 2012).

Segundo Ping et al. (2014) os caminhos que são inicializados com um valor baixo de feromônio são facilmente localizados devido ao segundo grupo de formigas, o que contribui para uma melhor habilidade de busca global.

E além de dividir as formigas em três grupos, Ping et al. (2014) também implementaram um critério de transformação das formigas dos grupos 2 e 3 em formigas do grupo 1. Ou seja, nas etapas iniciais os três grupos são equivalentes, mas conforme o número de iterações aumenta o algoritmo começa a transformar as formigas dos grupos 2 e 3 em formigas do grupo 1, o que faz com que nas etapas finais se torne o AOCF convencional e gere uma rápida convergência baseada no valor de feromônio dos caminhos (Chen et al. 2006; Das et al. 2010).

5 Veículos Capacitados

Bittencourt et al. (2012) afirmam que o Problema de Roteamento de Veículos Capacitados (PRVC) é basicamente uma simplificação do PRV, no qual a partir de um depósito, busca um ótimo local de entregas para um grupo de clientes, diminuindo a distância percorrida para que todos os pedidos sejam entregues.

Faiz et al. (2018) concordam com Bittencourt et al. (2012) e acrescentam que o problema é composto por um único centro de distribuição(deposito) e um conjunto de clientes com alguma demanda, demanda está que será entregue desde o depósito e por intermédio de um conjunto de frota homogênea. O objetivo é basicamente estabelecer rotas que envolvem os clientes incluindo as suas demandas aos veículos correspondentes, e determinar assim, viagens para todos os clientes que precisam de distância mínima percorrida sem violar a carga máxima permitida. Cada cliente é visitado uma única vez por um único veículo, a rota a ser percorrida é preenchida por nós onde cada nó é um ponto de parada (Bittencourt et al., 2012; Faiz et al., 2018).

O modelo matemático para PRVC citado por Faiz et al. (2018) foi apresentado por Fisher e Jaikumar (1981) que nos mostra a formula:

$$G = (N, E)$$

$$(N = \{0, \dots, n\})$$

$$(E = \{(i, j) : i, j \in N\}).$$

Na formula N significa um conjunto de clientes e um único depósito (esses são os nós) e E é o conjunto de arestas, nó 0 significa o depósito que é o ponto inicial e final das viagens e os demais “nós” são os clientes cujo a demanda de entrega é conhecida com d_i . O veículo irá viajar de nó em nó onde a distância do nó i ao nó j é definida por $d_{ij} > 0$.

5.1 Pesquisa de vizinhança variável baseada em perturbação com mecanismo de seleção adaptativa (PVVBPMSA).

Ainda de acordo com Faiz et al. (2018) a pesquisa aprimorada de vizinhança variável baseada em perturbação com seleção adaptativa (PVVBPMSA) é um mecanismo de PRV que nos últimos anos vem sido aprimorado e tem recebido cada vez mais atenção pela comunidade. A PVVBPMSA se baseia no framework da Pesquisa de Vizinhança Variável (PVV) de Polat et al. (2014). O sistema é dado como um pseudocódigo onde a estrutura principal do algoritmo é o PVV que ao longo das iterações vai mudando a solução a ser tomada. Um algoritmo de salvamento e a variável de queda de vizinhança cria uma solução inicial e de acordo com as variações(perturbações) o Mecanismo de Seleção Adaptativo é usado para controlar o sistema de perturbação de acordo com o registro empírico de sucesso para não ficar preso a condição de ótimo local (Faiz et al., 2018; Polat et al., 2014).

5.2 Algoritmo de colônia de abelhas artificiais (ABC)

O artigo de Simsir e Ekmekci (2019) nos diz sobre o Algoritmo de colônia de abelhas artificiais (ABC) que foi desenvolvido em 2005 por Karaboga e Akay (2009) com o propósito de otimizar os parâmetros com base nos comportamentos da busca de alimento de colônias de abelhas que produzem mel na vida natural, o algoritmo foi aplicado com sucesso em diferentes campos de diferentes engenharias. De acordo com Karaboga e Akay (2009) as abelhas dividem o trabalho em três grupos. Nesse contexto podemos observar que as abelhas escoteiras tem o trabalho de exploração enquanto as outras tem a responsabilidade de recolha dos recursos.

No mundo das abelhas uma fonte de alimento é correspondente a qualquer solução possível no algoritmo ABC. Por isso, o valor da solução determinada está relacionado a qualidade da fonte de alimento. (Simsir e Ekmekci, 2019).

De acordo com Karaboga e Akay (2009) o algoritmo ABC pode ser listado de acordo com a vida natural das abelhas:

- O primeiro conjunto de fontes de alimentos é determinado
- Repetir
- As abelhas empregadas são enviadas para determinadas fontes de alimento
- Os valores de possibilidade que serão utilizados para a escolha das fontes alimentares são calculados de acordo com a qualidade do néctar que foi trazido pelo empregado

- As abelhas observadoras escolhem seu conjunto preferido de fontes de alimento usando os valores de possibilidade que as abelhas bateadoras dispersam para encontrar novas fontes de alimento
- Até que os requisitos sejam atendidos

Se assumirmos a maior área que as abelhas possam buscar alimento colocando a colmeia no centro, o algoritmo passa a trabalhar com pontos escolhidos aleatoriamente dentro desse perímetro, esses pontos devem ser escolhidos dentro do perímetro assumido. Em outras palavras ao gerar localizações aleatórias do conjunto de pontos, os parâmetros inferiores e superiores devem ser levados em consideração. (Karaboga e Akay, 2009; Simsir e Ekmekci, 2019).

No método ABC para o PRVESC o limite inferior é 1 e o superior é o número de nós que serão visitados, para Simsir e Ekmekci (2019) no projeto original, as operações ABC são descritas para o desenvolvimento de soluções para problemas de otimização numéricas. No método proposto o algoritmo projeta o custo mínimo de veículos de transportes em diferentes estruturas de rede multipontos onde a atividade de coleta e distribuição são feitos de forma simultânea.

No algoritmo ABC, é considerado uma “fonte de alimento” cada solução em que todos os nós são visitados, neste contexto, a qualidade do néctar é inversamente proporcional ao custo. Portanto, o algoritmo em busca de “néctar de alta qualidade” é projetado para encontrar a rota de menor custo. O número de “abelhas empregadas” e “abelhas observadoras”, é o mesmo que o número de fontes de alimento determinado inicialmente, além disso outros parâmetros que o usuário pode determinar são o valores limite que o algoritmo encerra o ciclo e o valor limite em que as fontes de alimentação devem ser abandonadas (Karaboga e Akay, 2009; Simsir e Ekmekci, 2019).

6 Conclusão

A partir dessa revisão científica observamos que o transporte de mercadoria tem sua importância ressaltada pela maioria dos artigos que foram lidos, os autores em suas introduções, sempre evidenciam a complexidade que o gerenciamento de transporte e entrega traz na logística das empresas e com isso a necessidade de se obter soluções que reduzam o custo e melhorem a eficiência do transporte. O que os autores evidenciam é que o Problema

de Roteamento de Veículo está diretamente ligado a solução do problema de gerenciamento de transporte, pois aborda muitas das variáveis que tornam o problema de gerenciamento complexo, permite diversos métodos diferentes(incluído os meta-heurísticos), e permite variações de si mesmo para se adequar a um problema mais específico, como é possível constatar nas seções 2 a 5 deste artigo.

Neste artigo de revisão as abordagens meta-heurísticas para o Problema de Roteamento de Veículos apresentadas, demonstram diversos meios que escalam de ótimos locais além de ferramentas variadas para se adequar a muitos dos problemas de roteamento. Como exemplos de soluções abordadas temos a Janela de Tempo que traz um controle rigoroso do horário de chegada e saída de veículos no cliente ou em um grupo de cliente, Demanda estocástica que pode se adequar a contextos onde a uma demanda que pode compreender toda, ou quase toda a capacidade do veículo e por isso requer um planejamento estocástico que demanda dinamismo na entrega, também foi abordado Algoritmos de Otimização de Colônia de Formiga que se adequa a situações que requerem distribuição com probabilidades mais precisas e também Veículos Capacitados que contempla situações onde se faz o uso de local de parada para atender grupos de clientes, de forma única e sequencial.

Lista de Tabelas

Tabela 1 – Comparação de resultados.....
05

Referências

- Adhi, A., Santosa, B., & Siswanto, N. (2019). A new metaheuristics for solving vehicle routing problem: Partial Comparison Optimization. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 598, 012023. doi:10.1088/1757-899x/598/1/012023
- Álvarez, Aldair, & Munari, Pedro. (2016). Abordagens metaheurísticas para o problema de roteamento de veículos com janelas de tempo e múltiplos entregadores. Gestão & Produção, 23(2), 279-293. Epub 14 de junho de 2016.<https://dx.doi.org/10.1590/0104-530x2359-15>

- Ball, M. O., Golden, B. L., Assad, A. A., & Bodin, L. D. (1983). PLANNING FOR TRUCK FLEET SIZE IN THE PRESENCE OF A COMMON-CARRIER OPTION. *Decision Sciences*, 14(1), 103–120. doi:10.1111/j.1540-5915.1983.tb00172.x
- Bell, J. E., & McMullen, P. R. (2004). Ant colony optimization techniques for the vehicle routing problem. *Advanced Engineering Informatics*, 1(8), 41–48. doi:10.1016/j.aei.2004.07.001
- Bertsimas, Dimitris & Chervi, Philippe & Peterson, Michael & Management, Sloan. (1991). Computational Approaches to Stochastic Vehicle Routing Problems. *Transportation Science*. 29. 10.1287/trsc.29.4.342.
- Bianchi, L., Birattari, M., Chiarandini, M., Manfrin, M., Mastrolilli, M., Paquete, L., ... Schiavinotto, T. (2005). Hybrid Metaheuristics for the Vehicle Routing Problem with Stochastic Demands. *Journal of Mathematical Modelling and Algorithms*, 5(1), 91–110. doi:10.1007/s10852-005-9033-y
- Bittencourt, Gustavo & Rodrigues, Stanley & Boaventura-Netto, Paulo & Jurkiewicz, Samuel. (2012). Problema de Roteamento de Veículos Capacitados (PRVC): Solução Manual x Busca Dispersa. 2114-2125. 10.13140/RG.2.1.1052.5202.
- Bräysy, O., & Gendreau, M. (2005). Vehicle Routing Problem with Time Windows, Part I: Route Construction and Local Search Algorithms. *Transportation Science*, 39(1), 104-118. <http://dx.doi.org/10.1287/trsc.1030.0056>.
- Bräysy, Olli & Gendreau, Michel. (2005). Vehicle Routing Problem With Time Windows, Part II: Metaheuristics. *Transportation Science*. 39. 119-139. 10.1287/trsc.1030.0057.
- Bräysy, Olli & Dullaert, Wout. (2003). A Fast Evolutionary Metaheuristic for the Vehicle Routing Problem with Time Windows. *International Journal on Artificial Intelligence Tools*. 12. 153-172. 10.1142/S0218213003001162.
- Chen, C.-H., & Ting, C.-J. (2006). AN IMPROVED ANT COLONY SYSTEM ALGORITHM FOR THE VEHICLE ROUTING PROBLEM. *Journal of the Chinese Institute of Industrial Engineers*, 23(2), 115–126. doi:10.1080/10170660609509001
- Clarke, G., & Wright, J. W. (1964). Scheduling of vehicles from a depot to a number of delivery points. *Operations Research*, 12, 568–581. doi:10.1287/opre.12.4.568.
- Das, P., Hossain, S., & Gupta, A. (2010). A meta-heuristic approach to car allocation problem to reduce transportation cost over a fixed number of routes. *International*

Journal of Data Analysis Techniques and Strategies, 2(1), 85. doi:10.1504/ijdatas.2010.030013

- Faiz, Alfian & Subiyanto, Subiyanto & Arief, Ulfah. (2018). An efficient meta-heuristic algorithm for solving capacitated vehicle routing problem. *International Journal of Advances in Intelligent Informatics*. 4. 212. 10.26555/ijain.v4i3.244.
- Fisher, Marshall & Jaikumar, Ramchandran. (1981). A Generalized Assignment Heuristic For Vehicle Routing. *Networks*. 11. 109 - 124. 10.1002/net.3230110205.
- Flood, M. (1956). The traveling-salesman problem. *Operations Research*, 4(1):61–75.
- G. B. Dantzig and J. H. Ramser, (1959), The Truck Dispatching Problem, *Management Science*, 6, (1), 80-91
- Haimovich, M., & A. H. G. Rinnooy Kan. (1985). Bounds and Heuristics for Capacitated Routing Problems. *Mathematics of Operations Research*, 10(4), 527-542. Retrieved December 3, 2020, from <http://www.jstor.org/stable/3689422>
- Ibaraki, Toshihide & Imahori, Shinji & Nonobe, Koji & Sobue, Kensuke & Uno, Takeaki & Yagiura, Mutsunori. (2008). An iterated local search algorithm for the vehicle routing problem with convex time penalty functions. *Discrete Applied Mathematics*. 156. 2050-2069. 10.1016/j.dam.2007.04.022.
- Jörg Homberger & Hermann Gehring (1999) Two Evolutionary Metaheuristics For The Vehicle Routing Problem With Time Windows, *INFOR: Information Systems and Operational Research*, 37:3, 297-318, DOI: 10.1080/03155986.1999.11732386
- Karaboga, Dervis & Akay, Bahriye. (2009). A comparative study of Artificial Bee Colony algorithm. *Applied Mathematics and Computation*. 214. 108-132. 10.1016/j.amc.2009.03.090.
- Labadie, Nacima & Prins, Christian & Prodhon, Caroline. (2016). Metaheuristics for Vehicle Routing Problems. 10.1002/9781119136767.
- Laporte, Gilbert & Louveaux, François & Mercure, Helene. (1989). Models and Exact Solutions for a Class of Stochastic Location-Routing Problems. *European Journal of Operational Research*. 39. 71-78. 10.1016/0377-2217(89)90354-8.
- Lau, K. H., & Ma, W. L. (2008). A supplementary framework for evaluation of integrated logistics service provider. *International Journal of Information Systems and Supply Chain Management*, 1(3), 49–69. doi:10.4018/jisscm.2008070104.

- Lazo, Carmen & Quiñónez, Fanny & Sandoya, Fernando. (2020). Comparative Study of Algorithms Metaheuristics Based Applied to the Solution of the Capacitated Vehicle Routing Problem. 10.5772/intechopen.91972.
- Lenstra, J. K., & Kan, A. H. G. R. (1981). Complexity of vehicle routing and scheduling problems. *Networks*, 11(2), 221–227. doi:10.1002/net.3230110211
- Lin, Shih-Wei & Yu, Vincent & Chou, Shuo-Yan. (2009). Solving the truck and trailer routing problem based on a simulated annealing heuristic. *Computers & Operations Research*. 36. 1683-1692. 10.1016/j.cor.2008.04.005.
- Mańdziuk, Jacek. (2018). New Shades of the Vehicle Routing Problem: Emerging Problem Formulations and Computational Intelligence Solution Methods. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence*. PP. 1-15. 10.1109/TETCI.2018.2886585.
- Marques, M. D. P., Angélico, B. A., & Abrão, T. (2014). Otimização Heurística por Colônia de formigas com Aplicações em Sistemas de Comunicações. *Semina: Ciências Exatas e Tecnológicas*, 35(1), 63. doi:10.5433/1679-0375.2014v35n1p63
- Murakami, K., & Morita, H. (2010). Hybrid model for the vehicle routing problem with stochastic demand. *International Journal of Applied Management Science*, 2(3), 224–238. doi:10.1504/IJAMS.2010.033566.
- Nanda Kumar, S. and Panneerselvam, R. (2015) A Comparative Study of Proposed Genetic Algorithm-Based Solution with Other Algorithms for Time-Dependent Vehicle Routing Problem with Time Windows for E-Commerce Supply Chain. *Journal of Service Science and Management*, 8, 844-859. doi: 10.4236/jssm.2015.86085.
- Nesmachnow, S. (2014). An overview of metaheuristics: accurate and efficient methods for optimisation. *International Journal of Metaheuristics*, 3(4), 320. doi:10.1504/ijmheur.2014.068914
- Nuha, H., Wati, P. E. D. K., & Widiasih, W. (2018). A Comparison of Exact Method - Metaheuristic Method in Determination for Vehicle Routing Problem. *MATEC Web of Conferences*, 204, 02017. doi:10.1051/mateconf/201820402017
- Osman, R. W., & Whitlatch, R. B. (1995). The influence of resident adults on recruitment: a comparison to settlement. *Journal of Experimental Marine Biology and Ecology*, 190(2), 169–198. doi:10.1016/0022-0981(95)00035-p

- Ping, Gu & Chunbo, Xiu & Yi, Cheng & Jing, Luo & Yanqing, Li. (2014). Adaptive ant colony optimization algorithm. 95-98. 10.1109/ICMC.2014.7231524.
- Pisinger, D., & Ropke, S. (2007). A general heuristic for vehicle routing problems. *Computers & Operations Research*, 34(8), 2403–2435. doi:10.1016/j.cor.2005.09.012
- Pisinger, David & Ropke, Stefan. (2010). Large Neighborhood Search. 10.1007/978-1-4419-1665-5_13.
- Polat, Olcay & Kalayci, Can & Kulak, Osman & günther, hans-otto. (2014). A perturbation based variable neighborhood search heuristic for solving the Vehicle Routing Problem with Simultaneous Pickup and Delivery with Time Limit. *European Journal of Operational Research*. 242. 369-382. 10.1016/j.ejor.2014.10.010.
- Saravanan, M., & K.A.Sundararaman. (2013). Metaheuristic Approaches for Vehicle Routing Problems. *International Journal of Information Systems and Supply Chain Management*, 6(2), 17–32. doi:10.4018/jisscm.2013040102
- Saravanan, M., & Sundararaman, K. A. (2010). Ant colony optimisation based heuristic for onesided time constraint vehicle routing problem. *International Journal of Services. Economics and Management*, 2(3-4), 332–349.
- Scheuerer, Stephan. (2006). A tabu search heuristic for the truck and trailer routing problem. *Computers & OR*. 33. 894-909. 10.1016/j.cor.2004.08.002.
- Shaw, P. (1998). Using Constraint Programming and Local Search Methods to Solve Vehicle Routing Problems. *Lecture Notes in Computer Science*, 417–431. doi:10.1007/3-540-49481-2_30
- Shaw, P. 1997. A new local search algorithm providing high quality solutions to vehicle routing problems. Working paper, Department of Computer Science, University of Strathclyde, Glasgow, Scotland.
- Simsir, Fuat & Ekmekci, Dursun. (2019). A metaheuristic solution approach to capacited vehicle routing and network optimization. *Engineering Science and Technology, an International Journal*. 22. 10.1016/j.jestch.2019.01.002.
- Solomon, M. (1983). Vehicle routing and scheduling with time window constraints: Models and algorithms. Technical report, College of Business Admin., Northeastern University, No. 83-42.
- Stewart, William & Golden, Bruce. (1983). Stochastic Vehicle Routing: A Comprehensive Approach. *European Journal of Operational Research*. 14. 371-385. 10.1016/0377-2217(83)90237-0.

- Wang, Geng-Sheng & Yu, Yun-Xin. (2010). An Improved Ant Colony Algorithm for VRP Problem. 129-133. 10.1109/IITSI.2010.86.
- Wang, Miao. (2012). Hybrid Behavior Ant Colony Algorithm for Vehicle Routing Problem. Proceedings - 4th International Conference on Computational and Information Sciences, ICCIS 2012. 168-171. 10.1109/ICCIS.2012.168.
- Wang, Xinyu & Choi, Tsan-Ming & Liu, Haikuo & Yue, Xiaohang. (2016). Novel Ant Colony Optimization Methods for Simplifying Solution Construction in Vehicle Routing Problems. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems. 17. 1-10. 10.1109/TITS.2016.2542264.
- Wang, Yujie & Chen, Jiewei & Shen, Yongluo. (2019). A Multi-objective Optimization Model for VRP and VFP based on An Improved Ant Colony Algorithm. 777-780. 10.1109/IMCEC46724.2019.8983863.
- Zhaoqiong, Q. (2008). Improving public transit access to in-city villages. International Journal of Data Analysis Techniques and Strategies, 1(2), 141–152. doi:10.1504/IJDATS.2008.021115.