

OTIMIZAÇÃO DA VIDA ÚTIL DAS BATERIAS DE VEÍCULOS ELÉTRICOS EM ENTREGAS DE ÚLTIMA MILHA

Allan Vinícius da Silva

ICMC - USP

Av. Trabalhador São-Carlense, 13566-590, São Carlos - SP, Brasil

allan.vinicius.silva@usp.br

Franklina Maria Bragion de Toledo

ICMC - USP

Av. Trabalhador São-Carlense, 13566-590, São Carlos - SP, Brasil

fran@icmc.usp.br

RESUMO

Com o aumento das emissões de gases de efeito estufa, alternativas de transporte menos poluentes vêm sendo estudadas, dentre as quais está o uso de veículos elétricos. Um dos desafios do uso de veículos elétricos é o prolongamento da vida útil de suas baterias. Este artigo tem como objetivo apresentar um modelo matemático para o problema de roteamento de veículos elétricos visando minimizar a degradação de suas baterias em entregas de última milha. Para validar o modelo, instâncias da literatura foram adaptadas e resolvidas utilizando o solver de otimização GUROBI. Os resultados obtidos mostram que o modelo proposto representa o problema real e que a abordagem utilizada é econômica e ambientalmente viável. Em especial, o custo com a reposição de baterias poderia ser reduzido, bem como, por consequência, a poluição ambiental causada pelo descarte de baterias.

PALAVRAS CHAVE. Roteamento de veículos, modelagem matemática, otimização inteira.
PM

ABSTRACT

Electric vehicles have been actively investigated to minimize greenhouse gas emissions. However, their battery life optimization represents a great challenge. This paper proposes a mathematical model to treat the Electric Vehicle Routing Problem, aiming at minimizing the effects of battery aging in last mile deliveries. To validate the model, literature instances have been adapted and solved with the help of the GUROBI Solver. Results show that the model proposed represents the real problem and our approach is economic and environmentally viable. In particular, the cost of replacing batteries and, consequently, the environmental pollution caused by their disposal could be reduced.

KEYWORDS. Vehicle routing, mathematical modelling, integer programming.
PM

1. Introdução

Em grandes centros urbanos, é comum que haja altos níveis de poluição do ar. De acordo com Teixeira e Sodré [2016], os veículos a combustão estão entre os principais responsáveis pela poluição, pois emitem gases nocivos à saúde, inclusive o gás carbônico (CO_2). De 2000 a 2004, houve um aumento significativo das emissões de CO_2 provenientes da queima de combustíveis no Brasil. Já nos anos de 2015 e 2016, segundo a Empresa Brasileira de Comunicação [EBC, 2016], houve uma aparente queda nas emissões de CO_2 . Essa queda, no entanto, está relacionada à diminuição de transportes de cargas ocasionada pela crise econômica, ao aumento do uso do etanol e à queda no consumo de gasolina.

Neste cenário de substituição do fóssil pelo renovável, começa a aumentar o interesse das indústrias por veículos elétricos. Um exemplo é a Coca-Cola que incluiu veículos elétricos em sua frota de entrega nos EUA. Os veículos elétricos utilizados têm autonomia de aproximadamente 160 quilômetros por carga de bateria, sendo que o tempo de recarga varia de 6 a 8 horas [Coca-Cola, 2011]. No Brasil, também estão sendo utilizados veículos elétricos. De acordo com a Renault [2015], há utilização destes veículos por uma empresa de transportes em Belo Horizonte (MG) e pelos Correios para a entrega de encomendas na região central de Curitiba (PR) e em Brasília (DF). Também foram realizados testes por empresas como FedEx, Itaipu Binacional, Companhia Paulista de Força e Luz (CPFL) e Prefeitura de Curitiba (PR).

Devido aos altos índices de poluição, autoridades internacionais anunciaram recentemente a intenção de proibir o uso de veículos movidos a combustão. Segundo Vasconcelos [2017], na França e na Inglaterra, a previsão é proibir o uso de veículos a combustão até 2040, na Alemanha, isso deve ocorrer até 2030, enquanto na Noruega e na Holanda, a proibição deve ocorrer em 2025. De acordo com o autor, no Brasil, o processo de transição de veículos convencionais para veículos elétricos deverá ser mais lento devido à falta de incentivo governamental.

No entanto, o preço e a duração das baterias ainda são desafios para a implantação de veículos elétricos. Além disso, é necessária uma infraestrutura adequada para que os veículos sejam recarregados. Vale ressaltar que, para que haja uma efetiva diminuição nas emissões de CO_2 , a energia elétrica deve ser obtida através de fontes com baixa taxa de emissão de CO_2 . Este é o caso do Brasil, onde a principal fonte de eletricidade são as hidrelétricas [Teixeira e Sodré, 2016].

Os trabalhos da literatura relativos a problemas que envolvem veículos alternativos (híbridos ou elétricos) podem, basicamente, ser divididos em dois tipos: (i) problemas de caminho mínimo, e (ii) problemas de roteamento de veículos. Destacamos três características dos trabalhos analisados: 1) entrega de última milha (LM); 2) consumo de combustível/energia dependente da carga carregada pelos veículos (CDP); e 3) degradação das baterias, ou seja, relevância da vida útil das baterias dos veículos elétricos (BA).

Arslan et al. [2015] e Abousleiman et al. [2017] abordam o problema de caminho mínimo utilizando veículos alternativos em que o consumo de energia é proporcional à distância percorrida. Arslan et al. [2015], por um lado, tratam o problema com um veículo híbrido em que o envelhecimento da bateria é considerado na definição do caminho. Os autores desenvolveram um modelo matemático para o problema e um método heurístico para sua resolução. Abousleiman et al. [2017], por outro lado, definem o problema para um veículo elétrico em que pode haver recarregamento da bateria durante o processo de frenagem. Os autores desenvolveram um algoritmo de colônia de

formigas (ACO, do inglês *Ant Colony Optimization*) para resolver o problema. As soluções obtidas pelo ACO geram uma economia significativa de energia quando comparados aos caminhos recomendados pelo *Google Maps*.

A distribuição de mercadorias por meio de veículos elétricos, considerando a possibilidade de recarregamento das baterias ao longo da rota, foi estudada por Schneider et al. [2014], Goeke e Schneider [2015] e Lin et al. [2016]. Schneider et al. [2014] consideram o problema de roteamento de veículos elétricos (E-VRP, do inglês *Electric Vehicle Routing Problem*) com janelas de tempo para as entregas aos clientes e custos de distribuição proporcionais à distância percorrida, ou seja, independente da carga transportada pelos veículos. Os autores modelaram o problema e desenvolveram um método heurístico híbrido para sua resolução. O método combina as meta-heurísticas VNS (do inglês *Variable Neighborhood Search*) e a busca Tabu.

Em um contexto mais realista, Goeke e Schneider [2015], Murakami [2017] e Lin et al. [2016] abordam o consumo de combustível/energia em função da carga transportada, da velocidade dos veículos e da inclinação da estrada (isto é, subidas ou descidas). Goeke e Schneider [2015] e Murakami [2017] estudam o problema com uma frota heterogênea composta por veículos elétricos e veículos a combustão. Em Goeke e Schneider [2015], os autores desenvolveram um modelo matemático e uma heurística ALNS (do inglês, *Adaptive Large Neighborhood Search*) para resolver o problema. Murakami [2017] considera variações ao longo do caminho entre os clientes, ou seja, no grafo que representa o problema, além dos vértices associados aos clientes, há também vértices (que não representam clientes) que conectam dois ou mais arcos com características distintas. Além disso, desigualdades válidas são apresentadas para o problema. Lin et al. [2016], por sua vez, consideram apenas veículos elétricos. Ao tratar o custo de transporte dependente do peso da carga transportada, surgem restrições não lineares nos modelos matemáticos. Essas restrições são adaptadas pelos autores para obter um modelo linear. Os autores concluem que, para o caso de estudo considerado, os veículos elétricos são competitivos com os veículos convencionais quanto à distância percorrida e aos tempos de viagem, porém o tempo total de operação é significativamente maior, pois o tempo de recarga das baterias é muito maior que o tempo de reabastecimento de um veículo convencional.

Barco et al. [2017] estudaram o E-VRP considerando o envelhecimento das baterias. O problema foi abordado no contexto de transporte público de pessoas em um aeroporto. Os autores desenvolveram um modelo que coordena o roteamento, as recargas e os custos operacionais levando em consideração os efeitos de envelhecimento das baterias causados por cada recarga realizada. Os autores desenvolveram um algoritmo evolutivo para a resolução do problema.

Na Tabela 1, apresentamos um resumo dos artigos aqui referenciados de acordo com as características destacadas. Na segunda coluna da tabela, destacamos o problema estudado: caminho mínimo (CM) ou roteamento de veículos (VRP). Na última linha da tabela, representamos o problema estudado BO E-VRP (do inglês *Battery Optimization E-VRP*).

Uma das principais limitações ao uso de veículos elétricos está associada ao envelhecimento das baterias, pois as baterias representam grande parte do custo desses veículos [Pelletier et al., 2016]. Os efeitos do envelhecimento da bateria limitam seu desempenho e reduzem sua vida útil. As duas principais consequências do envelhecimento são a redução da eficiência e a redução da capacidade de armazenamento de energia da bateria [Barré et al., 2013]. Embora as baterias custem

Tabela 1: Principais características dos artigos citados comparadas ao BO E-VRP.

Artigo	LM	CDP	BA
Arslan et al. [2015]	CM		✓
Abousleiman et al. [2017]	CM		
Schneider et al. [2014]	VRP		
Goeke e Schneider [2015]	VRP	✓	
Murakami [2017]	VRP	✓	
Lin et al. [2016]	VRP	✓	
Barco et al. [2017]	VRP	✓	✓
BO E-VRP	VRP	✓	✓

caro e se tornem lixo eletrônico ao final de sua vida não há, na literatura, abordagens do E-VRP com foco na otimização de sua vida útil que sejam de nosso conhecimento. Assim, diante da necessidade de tornar o serviço de distribuição a cada dia mais sustentável e eficiente, neste trabalho abordamos o E-VRP de forma a minimizar os custos das rotas e prolongar a vida útil das baterias. Com esse objetivo, desenvolvemos um modelo matemático para o problema e apresentamos testes computacionais para mostrar sua eficiência e suas limitações.

A seguir, na Seção 2 definimos o problema estudado e, na Seção 3, apresentamos o modelo matemático desenvolvido. Na Seção 4, relatamos os testes computacionais realizados para validar o estudo. Por fim, na Seção 5 tecemos considerações finais sobre o trabalho.

2. Definição do problema

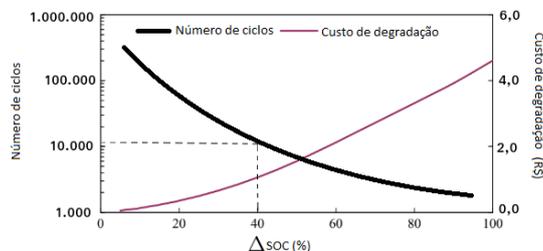
Por ser uma extensão do problema de roteamento de veículos, o E-VRP consiste em determinar rotas de entrega a partir de um depósito para um determinado número de clientes, de forma que a demanda dos clientes seja satisfeita. Além disso, cada veículo deve ter: i) energia suficiente para completar a rota; e ii) capacidade para transportar a demanda total da rota.

No âmbito de veículos elétricos, uma questão importante é evitar o envelhecimento precoce das baterias, pois grande parte do custo de manutenção desses veículos está associado a elas. Além disso, o descarte das baterias é ambientalmente custoso. Os principais fatores que influenciam o envelhecimento das baterias são: a temperatura, a maneira e a frequência com que é recarregada e descarregada, e o SOC (do inglês *State of Charge*). O SOC corresponde à carga atual da bateria como uma porcentagem de sua capacidade máxima [Pelletier et al., 2016]. Um fator recorrente na literatura é o ΔSOC , que representa a variação de energia entre duas recargas. Barré et al. [2013] mostram que há perda de capacidade de armazenamento de energia nas baterias de lítio quando a variação ΔSOC é alta.

Com o objetivo de prolongar a vida útil das baterias, consideramos o custo de envelhecimento da bateria, que também deve ser minimizado. Segundo Arslan et al. [2015], o custo de envelhecimento é uma função não linear que depende de ΔSOC . A Figura 1 ilustra o número esperado de ciclos, se a bateria for frequentemente utilizada até um dado valor de ΔSOC , e o custo correspondente. O custo é calculado a cada ciclo, ou seja, cada vez que a bateria é utilizada. Por exemplo, consideremos uma bateria que custa R\$10.600,00 e da qual se utiliza 40% da capacidade ($\Delta SOC = 0,4$). De acordo com a Figura 1, o número esperado de ciclos é de aproximadamente 10.000. Desta forma, o custo de envelhecimento a cada ciclo é de R\$ 1,06 (ou seja, $\frac{10600}{10000}$).

Na Figura 2(a), é ilustrada uma solução de um problema com oito clientes e dois veículos. No exemplo, observamos que o veículo amarelo completa a primeira viagem e logo em seguida

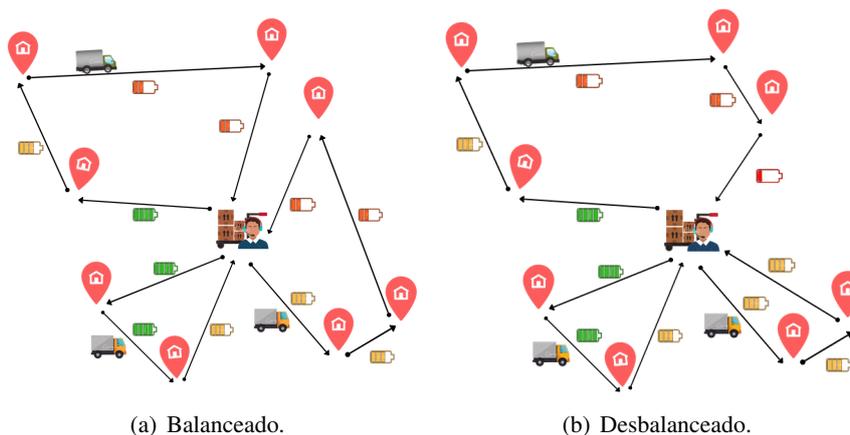
Figura 1: Custos de degradação da bateria em função de ΔSOC .



Fonte: Adaptado de Arslan et al. [2015].

deixa novamente o depósito para realizar outra viagem. Para o problema estudado, isso é permitido desde que haja energia suficiente em sua bateria. Ao longo de cada arco, representamos o estado atual de carregamento da bateria. Ressaltamos que o consumo de energia depende de diferentes fatores como a carga transportada pelo veículo e o relevo da superfície por exemplo.

Figura 2: Exemplo de solução do E-VRP.



Fonte: Elaborada pelos autores utilizando a plataforma Canva.

A Figura 2(b) ilustra uma solução em que um dos clientes atendidos pelo veículo amarelo passa a ser atendido pelo veículo verde. Desta forma, o consumo fica desbalanceado quando comparado à Figura 2(a), pois um dos veículos economiza energia enquanto o outro consome mais, ou seja, ΔSOC é maior para esse veículo que consome mais e, conseqüentemente, o custo de envelhecimento de sua bateria também é maior. No problema estudado, visamos encontrar soluções em que a vida útil das baterias sejam prolongadas, logo, a solução da Figura 2(a) seria considerada melhor.

3. Modelo matemático

Levando em consideração as características e as limitações das baterias elétricas, desenvolvemos um modelo matemático para descrever o problema que visa não só minimizar os custos das rotas dos veículos, como também minimizar o envelhecimento das baterias. Com o objetivo de

tornar a abordagem mais realista, tomamos o consumo de energia em função da carga transportada e, para isso, vamos considerar o modelo de consumo de energia conforme apresentado por Goeke e Schneider [2015].

O BO E-VRP pode ser representado por um grafo direcionado no qual $\mathcal{V} = \{0, 1, \dots, n\}$ é o conjunto de nós (sendo que 0 representa o depósito e $1, \dots, n$ os clientes) e $\mathcal{E} = \{(i, j) | i, j \in \mathcal{V}\}$ é o conjunto de arcos, em que (i, j) é um arco que representa o trajeto do nó i para o nó j . Além disso, cada cliente possui uma demanda que deve ser entregue pelo veículo elétrico. Vale ressaltar que permitimos que um mesmo veículo faça mais de uma viagem desde que haja carga suficiente em sua bateria.

A seguir apresentamos os parâmetros, as variáveis e a modelagem proposta.

Parâmetros:

- \mathcal{C} : conjunto de clientes a serem atendidos, $\mathcal{C} = \mathcal{V} \setminus \{0\}$;
- c_{en} : custo da energia elétrica;
- K : número de veículos disponíveis para entrega;
- Cap : capacidade dos veículos;
- B : capacidade das baterias dos veículos;
- d_i : demanda do cliente i ;
- g_{ij}^x : coeficiente de consumo fixo de energia (que não depende da massa transportada);
- g_{ij}^y : coeficiente de consumo variável de energia (que depende da massa transportada);
- M : um número suficientemente grande.

Variáveis:

- x_{ij} : igual a 1 se o arco (i, j) é percorrido, igual a 0 caso contrário;
- σ_{ij} : igual a 1 se algum veículo é reutilizado, percorrendo o caminho $i \rightarrow 0 \rightarrow j$, igual a 0 caso contrário;
- y_{ij} : massa das mercadorias transportadas no arco (i, j) ($y_{ij} \geq 0$);
- f_i : energia consumida pelo veículo ao atender o cliente i ($f_i \geq 0$);
- z^i : consumo de energia do veículo cuja rota termina em i (dado como porcentagem da capacidade da bateria, $0 \leq z^i \leq 1$).

$$\text{Minimizar } \sum_{i \in \mathcal{C}} c_{en} B z^i \quad (1)$$

Sujeito a:

$$\sum_{\substack{j \in \mathcal{V} \\ i \neq j}} x_{ij} = 1, \quad \forall i \in \mathcal{C}; \quad (2)$$

$$\sum_{\substack{j \in \mathcal{V} \\ i \neq j}} x_{ij} - \sum_{\substack{j \in \mathcal{V} \\ i \neq j}} x_{ji} = 0, \quad \forall i \in \mathcal{V}; \quad (3)$$

$$\sum_{\substack{j \in \mathcal{C} \\ i \neq j}} \sigma_{ij} \leq x_{i0}, \quad \forall i \in \mathcal{C}; \quad (4)$$

$$\sum_{\substack{i \in \mathcal{C} \\ i \neq j}} \sigma_{ij} \leq x_{0j}, \quad \forall j \in \mathcal{C}; \quad (5)$$

$$\sum_{i \in \mathcal{C}} x_{0i} - \sum_{\substack{i, j \in \mathcal{C} \\ i \neq j}} \sigma_{ij} \leq K; \quad (6)$$

$$d_j x_{ij} \leq y_{ij} \leq (Cap - d_i) x_{ij}, \quad \forall i, j \in \mathcal{V}, i \neq j; \quad (7)$$

$$\sum_{\substack{l \in \mathcal{V} \\ l \neq i}} y_{li} - \sum_{\substack{j \in \mathcal{V} \\ j \neq i}} y_{ij} = d_i, \quad \forall i \in \mathcal{C}; \quad (8)$$

$$f_0 = 0; \quad (9)$$

$$f_j \geq f_i + g_{ij}^x x_{ij} + g_{ij}^y y_{ij} - M_1(1 - x_{ij}), \quad \forall i \in \mathcal{V}, \forall j \in \mathcal{C}, i \neq j; \quad (10)$$

$$f_j \geq f_i + [g_{i0}^x x_{i0} + g_{i0}^y y_{i0}] + [g_{0j}^x x_{0j} + g_{0j}^y y_{0j}] - M_2(1 - \sigma_{ij}), \quad \forall i, j \in \mathcal{C}, i \neq j; \quad (11)$$

$$Bz^i \geq f_i + g_{i0}^x x_{i0} + g_{i0}^y y_{i0} - M_3 \left(1 - x_{i0} + \sum_{\substack{j \in \mathcal{C} \\ i \neq j}} \sigma_{ij} \right), \quad \forall i \in \mathcal{C}; \quad (12)$$

$$\sum_{i \in \mathcal{C}} Bz^i \geq \sum_{\substack{i, j \in \mathcal{V} \\ i \neq j}} (g_{ij}^x x_{ij} + g_{ij}^y y_{ij}); \quad (13)$$

Domínio das variáveis.

Esta formulação visa minimizar a função objetivo (1), que corresponde à soma dos custos da energia consumida pelos veículos. As restrições (2) obrigam que cada cliente seja atendido somente uma vez. Já as restrições (3) garantem a continuidade das rotas, isto é, o número de vezes que um veículo chega em um nó i é o mesmo que sai deste nó. Vale observar que assim permitimos múltiplas viagens, uma vez que (2) envolve apenas os nós relacionados aos clientes e (3) envolve todos os nós. Sendo assim, pode haver mais saídas do depósito do que o número de veículos disponíveis, desde que, para cada saída haja um retorno para o depósito. As desigualdades (4) garantem que, ao ser reutilizado, o veículo deve sair do depósito, enquanto que (5) possibilitam a reutilização quando um veículo chega no depósito. A restrição (6) garante que o número de veículos utilizados não exceda a dimensão da frota disponível. Em (7) garantimos que, se o arco (i, j) for percorrido, a massa da carga transportada será pelo menos igual à demanda do nó j e, no máximo, igual à capacidade do veículo menos a demanda do nó i . Para atender as demandas dos clientes, temos as igualdades (8). Em (9), garantimos que, ao sair do depósito pela primeira vez, todos os veículos têm consumo nulo, ou seja, estão com as baterias totalmente carregadas. Para computar o consumo de energia, agrupamos os arcos percorridos da seguinte forma:

- arco inicial e arcos interiores: o arco inicial é o primeiro a ser percorrido por cada veículo e os arcos interiores são os que não possuem o depósito em nenhuma de suas extremidades.
- arcos de reutilização: são os arcos percorridos por um veículo ao ser reutilizado (entrada e

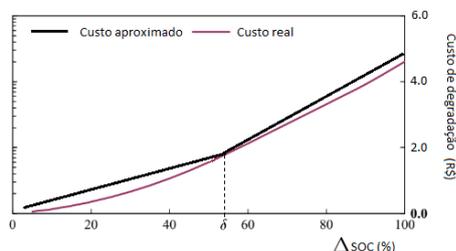
saída do depósito).

- arco final: é o arco final percorrido pelo veículo, quando este não é mais reutilizado.

Desta forma, as restrições (10) asseguram que, se um veículo percorre um arco inicial ou interior (i, j) , então o consumo de energia, ao chegar em j , é igual ao consumo ao chegar em i somado ao consumo no arco (i, j) . Em (11), garantimos que, se um veículo é reutilizado de i para j , então a energia consumida ao chegar em j é igual à energia consumida ao chegar em i somada à energia necessária para voltar ao depósito e ir para j . As restrições (12) garantem que, se i é o último cliente a ser atendido por um veículo, ou seja, um veículo vai de i para o depósito e não é reutilizado, então z^i representa a variação ΔSOC deste veículo. A desigualdade (13) reforça o fato de que a energia consumida é maior do que a energia necessária para completar as rotas e, além disso, quando adicionada ao modelo, torna a relaxação linear mais apertada. De fato, pois sem essa restrição, não há nada que impeça que o limitante inferior seja nulo.

Para levarmos em consideração o envelhecimento das baterias, consideramos δ (tal que $0 \leq \delta \leq 1$) o valor de ΔSOC cujo custo de envelhecimento é aceitável, ou seja, não desejamos variações maiores que δ . De acordo com Arslan et al. [2015], o custo de envelhecimento é dado por uma função não linear $c_{env}(\Delta SOC)$ e, sendo assim, vamos aproximá-lo por uma função linear por partes formada pelos segmentos \overline{AB} e \overline{BC} , onde $A = (0, 0)$, $B = (\delta, c_{env}(\delta))$ e $C = (1, c_{env}(1))$, como mostra a Figura 3.

Figura 3: Custos de degradação da bateria em função de ΔSOC .



Fonte: Adaptado de Arslan et al. [2015].

Desta forma, para incorporar o envelhecimento da bateria ao modelo, as variáveis z_i passam a ser escritas como $z_1^i + z_2^i$ em (12) e (13). O domínio é dado por:

$$0 \leq z_1^i \leq \delta, \quad \forall i \in C; \quad (14)$$

$$0 \leq z_2^i \leq 1 - \delta, \quad \forall i \in C. \quad (15)$$

e a função objetivo passa a ter um novo termo:

$$\text{Minimizar } \sum_{i \in C} (c_{en} B(z_1^i + z_2^i) + e_1 z_1^i + e_2 z_2^i) \quad (16)$$

em que e_1 e e_2 correspondem aos custos de envelhecimento de acordo com a linearização ilustrada na Figura 3. Vale lembrar que, e_1 está relacionado com o consumo abaixo de δ , e e_2 é referente ao consumo acima de δ .

4. Experimentos computacionais

Nesta seção, descrevemos os experimentos computacionais realizados para analisar o modelo apresentado. O modelo foi implementado em linguagem de programação Python versão 2.7.15, e os resultados foram obtidos utilizando o *software* de otimização Gurobi versão 8.0.1. Os testes foram realizados em um computador com processador Intel(R) Core(TM) i7-7700 CPU @ 3.60GHz e 16 GB de memória RAM, com o sistema operacional Ubuntu 18.04.1.

As instâncias utilizadas para os testes foram adaptações das instâncias dos conjuntos A e B de Augerat e Christofides [1995]. No conjunto A, os clientes são distribuídos de forma aleatória em uma região quadrada de lado igual a 100 unidades, enquanto em B os clientes são distribuídos de forma que formem pequenos agrupamentos. As demandas em ambos os conjuntos são definidas a partir de uma distribuição uniforme entre 1 e 30, porém, no conjunto B alguns clientes têm suas demandas triplicadas.

Considerando que a região de operação é um quadrado cujos lados medem 100 km, o que não representa um ambiente para entregas de última milha, convertemos a maior distância entre dois pontos para 20 km e adaptamos as demais distâncias de forma proporcional.

As capacidades dos veículos em todas as instâncias são definidas como 100 unidades. De acordo com Goeke e Schneider [2015], a capacidade de carga de um veículo elétrico é de 3650 kg. Sendo assim, multiplicamos as demandas e a capacidade padrão dos veículos por 36,5, mantendo, desta forma, as relações entre as demandas e a capacidade das instâncias originais. Além disso, os coeficientes de consumo fixo e de consumo variável são calculados de acordo com Goeke e Schneider [2015]:

$$g_{ij}^x = \phi \gamma t_{ij} \left[(c_r \cos(\alpha_{ij}) + \text{sen}(\alpha_{ij})) g v m + \frac{1}{2} \rho A c_a v^3 \right],$$

$$g_{ij}^y = \phi \gamma t_{ij} (c_r \cos(\alpha_{ij}) + \text{sen}(\alpha_{ij})) g v,$$

em que t_{ij} representa o tempo necessário para percorrer o arco (i, j) com velocidade v .

Por fim, consideramos que não há subidas e descidas, ou seja, $\alpha_{ij} = 0$ para todo arco (i, j) . Na Tabela 2, resumimos os valores atribuídos aos parâmetros comuns a todas as instâncias.

Tabela 2: Valores atribuídos aos parâmetros do problema.

Parâmetro	Descrição	Valor	Fonte
v	Velocidade média	50 km/h	
g	Aceleração da gravidade	9,81 m/s ²	Goeke e Schneider [2015]
c_r	Coefficiente de atrito de rolamento	0,01	Goeke e Schneider [2015]
ρ	Densidade do ar	1,2041 kg/m ³	Goeke e Schneider [2015]
c_a	Coefficiente de resistência aerodinâmica	0,7	Goeke e Schneider [2015]
A	Área frontal do veículo	3,912 m ²	Goeke e Schneider [2015]
m	Massa do veículo	6350 kg	Goeke e Schneider [2015]
ϕ	Coefficiente de rendimento do motor	1,184692	Goeke e Schneider [2015]
γ	Coefficiente de rendimento da bateria	1,112434	Goeke e Schneider [2015]
e_1	Coefficiente de custo de envelhecimento	97,49175	Arslan et al. [2015]
e_2	Coefficiente de custo de envelhecimento	117,00875	Arslan et al. [2015]
c_{en}	Custo de 1 KWh de energia elétrica	US\$ 0,1106	Goeke e Schneider [2015]
M_1, M_3	BigM das restrições (10) e (12)	B	
M_2	BigM das restrições (11)	$2B$	

Os resultados reportados a seguir foram obtidos pelo *solver*, impondo o tempo limite para cada instância igual a uma hora. Sendo assim, apresentamos na Tabela 3 os valores da capacidade

das baterias (B) e o número de veículos disponíveis (VE), o custo da energia consumida (CE), o valor da função objetivo para a melhor solução encontrada (FO), que também corresponde ao custo total, e o gap relativo dado pelo *solver* para cada instância ($gap = \frac{FO - \text{limInferior}}{FO}$).

Tabela 3: Resultados dos experimentos computacionais.

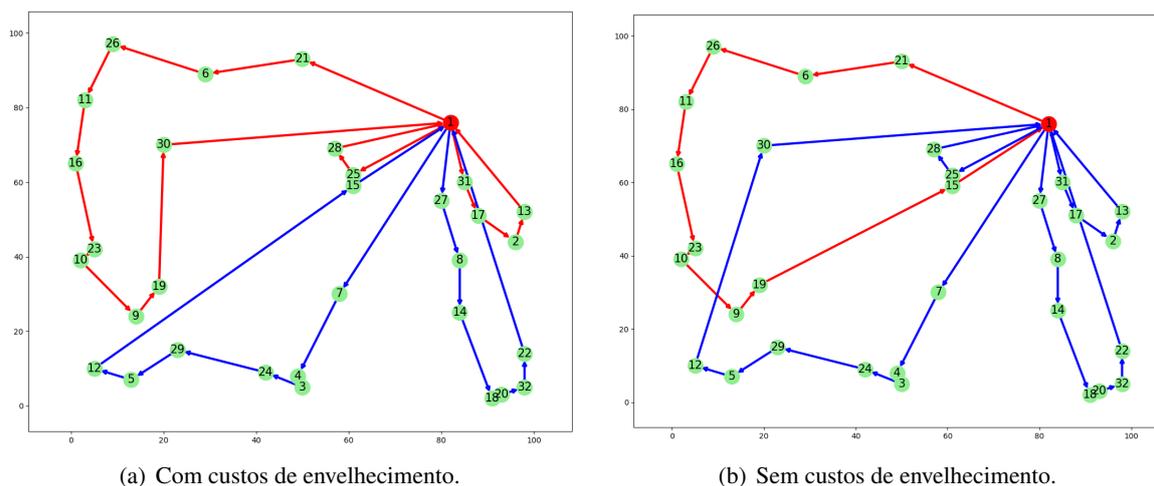
Instância	B	VE	CE	FO	gap	Instância	B	VE	CE	FO	gap
A-n32-k5	23,47	2	3,79	146,14	0,00	B-n31-k5	25,23	2	4,18	151,19	0,06
A-n33-k5	21,33	2	3,54	151,04	0,01	B-n34-k5	27,73	2	4,68	155,55	0,03
A-n33-k6	24,00	2	4,04	153,94	0,01	B-n35-k5	20,27	3	5,13	236,38	0,10
A-n34-k5	26,33	2	4,37	151,63	0,02	B-n38-k6	27,24	2	4,53	152,29	0,11
A-n36-k5	24,21	2	4,11	156,67	0,08	B-n39-k5	32,00	1	2,64	75,62	0,03
A-n37-k5	20,27	2	3,41	153,59	0,00	B-n41-k6	26,30	2	4,37	151,11	0,06
A-n37-k6	29,51	2	5,00	156,82	0,07	B-n43-k6	20,71	3	5,16	228,17	0,07
A-n38-k5	23,33	2	3,88	150,93	0,03	B-n44-k7	25,19	3	6,27	227,77	0,08
A-n39-k5	26,15	2	4,35	151,23	0,03	B-n45-k5	21,45	2	3,62	154,66	0,13
A-n39-k6	24,85	2	4,12	150,98	0,02	B-n45-k6	24,66	2	4,14	153,86	0,10
A-n44-k7	28,30	2	4,77	155,26	0,07	B-n50-k7	26,19	2	4,35	151,36	0,11
A-n45-k6	26,73	2	4,49	153,87	0,07	B-n50-k8	20,02	4	6,67	306,73	0,08
A-n45-k7	26,59	3	6,76	234,78	0,07	B-n51-k7	26,67	2	4,52	156,74	0,06
A-n46-k7	20,04	3	5,16	238,37	0,09	B-n52-k7	28,92	2	4,86	154,37	0,11
A-n48-k7	23,11	3	5,76	228,54	0,08	B-n56-k7	21,80	2	3,62	150,43	0,12
A-n53-k7	21,22	3	5,29	227,20	0,06	B-n57-k7	20,54	3	5,13	228,23	0,07
A-n54-k7	25,35	3	6,39	233,05	0,08	B-n57-k9	21,79	5	9,08	394,74	0,13
A-n55-k9	22,23	3	5,58	229,18	0,07	B-n63-k10	22,95	4	7,71	307,07	0,09
A-n60-k9	20,98	4	7,07	308,47	0,08	B-n64-k9	20,78	3	5,32	236,36	0,15
A-n61-k9	23,89	3	6,00	229,41	0,06	B-n66-k9	22,49	4	8,02	340,19	0,18
A-n62-k8	25,85	3	6,57	234,83	0,10	B-n67-k10	22,14	3	5,61	232,53	0,12
A-n63-k9	20,63	5	8,61	398,52	0,11	B-n68-k9	23,97	4	8,20	320,30	0,16
A-n63-k10	20,79	4	7,02	311,14	0,09	B-n78-k10	21,95	4	7,84	341,08	0,20
A-n64-k9	23,61	4	7,98	311,16	0,11						
A-n65-k9	20,07	4	6,69	310,44	0,08						
A-n69-k9	23,96	3	6,17	239,15	0,12						
A-n80-k10	24,73	4	8,78	338,33	0,17						
Média					0,07	Média					0,10

De acordo com os resultados obtidos, observamos que, utilizando o modelo, encontramos soluções de boa qualidade com gap médio de 7% para o conjunto A e 10% para o conjunto B. Além disso, notamos também que o custo da energia elétrica consumida equivale em média a 2,6% do custo total, o que justifica esta abordagem, já que o custo de envelhecimento da bateria compõe a maior parte do custo total.

Na Figura 4(a), ilustramos a solução ótima da instância A-n32-k5 encontrada pelo modelo. Nessa solução, dois veículos são utilizados com ΔSOC de aproximadamente 73% da bateria. O custo da energia consumida é de 3,79 e o custo total 146,14. Vale ressaltar que nas instâncias de Augerat e Christofides [1995], o nó 1 representa o depósito e, sendo assim, seguimos essa notação nas figuras a seguir. Na Figura 4(b), apresentamos uma solução ótima para a mesma instância caso não levássemos em consideração o envelhecimento das baterias. Nessa outra solução, também são utilizados dois veículos, porém um deles com ΔSOC igual a 46% e o outro com ΔSOC igual a 99%. O custo da energia consumida pela solução da Figura 4(b) também é de 3,79, porém o custo total é de 150,84. Se considerarmos que essa operação é realizada cinco vezes por semana, temos uma economia de 23,5 por semana, ou seja, em um ano a economia seria de 1.225,36. Como os custos de envelhecimento foram calculados para uma bateria que custa 2.650, concluímos que, em

pouco mais de dois anos, uma bateria, em média, deixaria de ser descartada. Além da redução significativa do custo, reduziríamos o dano ambiental causado pelo descarte de baterias.

Figura 4: Comparação das abordagens utilizadas - soluções da instância A-n32-k5.



5. Conclusões

Com o aumento da poluição atmosférica, veículos alternativos ganham cada vez mais espaço entre os convencionais. Neste artigo, apresentamos um modelo matemático para o Problema de Roteamento de Veículos Elétricos em que o objetivo é otimizar a vida útil das baterias o que é relevante tanto do ponto de vista econômico quanto do ponto de vista ambiental. Instâncias da literatura foram adaptadas e resolvidas para validar o modelo. Diante dos resultados obtidos, verificamos que seria interessante aprimorar o modelo e considerar outras situações, como, por exemplo, considerar subidas e descidas e o planejamento de entregas semanal. Além disso, é muito importante obter ou gerar outras instâncias para o problema estudado e desenvolver métodos heurísticos para sua resolução.

Destacamos que a inclusão de veículos elétricos em distribuições de bens ainda depende de numerosos fatores relacionados ao custo, tecnologia, infraestrutura, fontes de eletricidade e incentivos financeiros. Também podemos observar que surgem muitos desafios quando o foco é a vida útil das baterias, pois há muitos fatores que influenciam seu envelhecimento. Porém, as pesquisas em distribuições sustentáveis vêm crescendo e as tecnologias estão sendo melhoradas, o que pode ser benéfico quando o assunto é prolongar a vida das baterias, além de servir como incentivo ao uso dos veículos elétricos.

6. Agradecimentos

Nossos agradecimentos principais são à FAPESP (processos 2018/02316-9 e 2013/07375-0) e ao CNPq (processo 132701/2018-9) pelo apoio financeiro.

Referências

Abousleiman, R., Rawashdeh, O., e Boimer, R. (2017). Electric vehicles energy efficient routing using ant colony optimization. *SAE International Journal of Alternative Powertrains*, 6:1-14.

- Arslan, O., Yıldız, B., e Karaşan, O. E. (2015). Minimum cost path problem for plug-in hybrid electric vehicles. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 80: 123–141.
- Augerat, P. e Christofides, E. (1995). Vrp problem instances.
- Barco, J., Guerra, A., Muñoz, L., e Quijano, N. (2017). Optimal routing and scheduling of charge for electric vehicles: A case study. *Mathematical Problems in Engineering*, 2017:1–16.
- Barré, A., Deguilhem, B., Grolleau, S., Gérard, M., Suard, F., e Riu, D. (2013). A review on lithium-ion battery ageing mechanisms and estimations for automotive applications. *Journal of Power Sources*, 241:680–689.
- Coca-Cola (2011). Coca-cola's new all-electric trucks. URL <http://www.coca-colacompany.com/press-center/press-releases/coca-colas-new-all-electric-trucks>. Acessado: 04/06/2018.
- EBC (2016). Emissão de gases do efeito estufa sobe 3,5% no país. URL <http://agenciabrasil.ebc.com.br>. Acessado: 12/11/2017.
- Goeke, D. e Schneider, M. (2015). Routing a mixed fleet of electric and conventional vehicles. *European Journal of Operational Research*, 245:81–99.
- Lin, J., Zhou, W., e Wolfson, O. (2016). Electric vehicle routing problem. *Transportation Research Procedia*, 12:508–521.
- Murakami, K. (2017). A new model and approach to electric and diesel-powered vehicle routing. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 107:23–37.
- Pelletier, S., Jabali, O., e Laporte, G. (2016). 50th anniversary invited article—goods distribution with electric vehicles: Review and research perspectives. *Transportation Science*, 50:3–22.
- Renault (2015). Coca-cola utilizará renault kangoo 100% elétrico em curitiba. URL <http://www.imprensa.renault.com.br/release/item/coca-cola-utilizará-renault-kangoo-100-eletrico-em-curitiba/pt>. Acessado: 04/06/2018.
- Schneider, M., Stenger, A., e Goeke, D. (2014). The electric vehicle-routing problem with time windows and recharging stations. *Transportation Science*, 48:500–520.
- Teixeira, A. C. R. e Sodré, J. R. (2016). Simulation of the impacts on carbon dioxide emissions from replacement of a conventional brazilian taxi fleet by electric vehicles. *Energy*, 115:1617–1622.
- Vasconcelos, Y. (2017). A ascensão dos elétricos. *Revista Pesquisa FAPESP*. URL <http://revistapesquisa.fapesp.br/2017/08/15/a-ascensao-dos-eletricos/>. Acessado: 04/06/2018.