

SIMULADOR DE CARREGAMENTO PARA VEÍCULOS ELÉTRICOS

Resumo

Este artigo tem como objetivo analisar o comportamento dos utilizadores de veículos elétricos, e perceber qual o impacto que a variação dos preços da energia elétrica tem sobre os mesmos. Pretende-se entender se optar por tarifas dinâmicas possa ser compensatória em comparação com uma tarifa fixa constante.

Para atingir este objetivo foi desenvolvido uma ferramenta que simula viagens de veículos elétricos e o carregamento destes, considerando alguns comportamentos dos seus utilizadores. Os resultados demonstram que optar por uma tarifa dinâmica pode revelar-se compensatório para os utilizadores.

Palavras-Chave: Veículos Elétricos, Mobilidade Elétrica, Comportamentos de Carregamento, Simulador, Preços de Energia.

1. INTRODUÇÃO

A necessidade de reduzir as emissões de gases de efeito estufa é cada vez maior. O Acordo de Paris, anunciado em dezembro de 2015, visa limitar o aumento da temperatura média global a menos de 2° Celsius acima dos níveis pré-industriais [1].

O setor dos transportes representa 23% das emissões de gases com efeito de estufa, sendo apenas superado pelas emissões de combustíveis fósseis (por exemplo, produção de energia) [2]. Isso revela que a eletrificação do transporte desempenha um papel significativo em tornar o planeta um lugar mais verde, reduzindo a dependência de combustíveis fósseis.

A utilização de veículos elétricos (VEs) não só apresenta potencial na alteração da mobilidade individual, bem como

na redução de emissões de poluentes que é considerada uma das principais causas da poluição do ar e responsável por graves problemas de saúde na população. No entanto, como as cargas carregadas crescentes serão, idealmente cobertas pela produção renovável para alcançar a descarbonização do setor de transporte, a introdução de preços dinâmicos da eletricidade poderia aumentar o risco de sobrecargas de subestações [3]. Na Europa, o crescimento do uso de VEs resultará numa procura extra de energia, com o seu consumo a aumentar de aproximadamente 0,03% em 2014 para 9,5% em 2050 [4].

Num modo geral, a população está habituada a lidar com as energias fósseis e com a facilidade que conseguem em encontrar uma estação de serviço que permite abastecer os seus veículos, rapidamente e sem constituir qualquer incómodo. Isto é, não existem preocupações no que respeita ao tempo de espera nem preocupações inerentes ao combustível necessário para chegar ao destino previsto. Perante um VE, é importante considerar estes fatores. Além disso, existem outros desafios como o aumento da procura de energia de pico se os eventos de carregamento ocorrerem no mesmo instante que os horários de pico [5].

A rede reage consoante o nível de cargas que nela ficam ligadas, e com um afluente crescido deste meio de transporte no futuro, torna-se necessário estudar como os impactos da energia extra podem ser mitigados. Entender o comportamento dos utilizadores dos veículos elétricos perante as mudanças na rede será uma peça fundamental.

Estudos recentes, sugerem que os preços dinâmicos da eletricidade podem propagar a procura e ajudar as operadoras a evitar investimentos dispendiosos em infraestruturas [6]. Contudo, a falta de variabilidade nos preços da eletricidade não permite que os estudos sejam, completamente realistas.

Nesse contexto, torna-se importante abordar a principal questão de investigação:

Poderão os utilizadores de Veículos Elétricos alterar os seus padrões de carregamento, como consequência da variação dos preços da eletricidade?

2. ESTADO DE ARTE

2.1. Mobilidade Elétrica

Em 2017 o número de VEs a circular nas estradas foi de cerca de 3.1 milhões, um aumento de 57% em relação a 2016 (conforme Figura 1). Este aumento foi semelhante ao registado entre 2015 e 2016, de 60% [7]. É possível ainda verificar que os veículos puramente elétricos (BEV), tiveram um crescimento maior que os veículos híbridos (PHEV), representando dois terços do total. A China é o país com a maior fatia, representando 40% do total.

Com a popularidade dos VEs a aumentar, surge a necessidade de melhorar as infraestruturas de carregamento e oferecer modelos mais acessíveis. Apesar dos governos oferecerem incentivos para a adoção de VEs e continuarem a investir nas infraestruturas, os motivos que levam as populações a optar por este meio de transporte são cada vez mais evidentes: é a solução mais limpa que irá ajudar a sustentar um planeta habitável.

Isto reflete-se na satisfação dos utilizadores de VEs, em que 51% afirmam que o maior incentivo para a compra de um, é o facto de contribuírem para um futuro mais sustentável [8].

No geral, os resultados mostram que esta adoção não depende apenas de incentivos, mas também de existirem menos obstáculos para uma condução mais confortável.

Neste sentido, torna-se fundamental que o carregamento seja acessível. É importante existirem estações de carregamento nos centros comerciais, parques de estacionamento, no trabalho e em casa. Outro aspeto a considerar é o tipo de carregamento, uma vez que o tempo é, talvez, a variável que o consumidor mais valoriza.

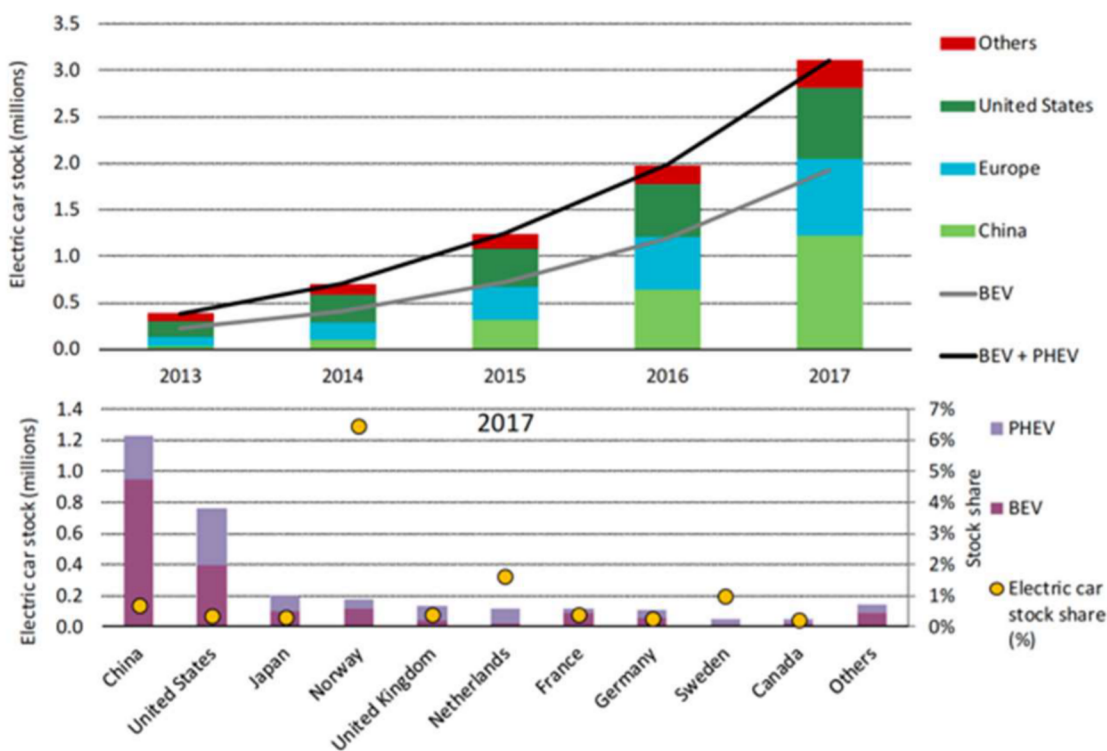


Figura 1 - Número de VEs em várias regiões

A potência de carregamento elevada dos carregadores rápidos (Corrente Contínua maior que 40 kW), dificulta a sua implementação nas residências habitacionais, devido a questões técnicas, que apesar de serem concebíveis, ainda estão pouco desenvolvidas. Nesta perspetiva, a implementação de estações de carregamento (EC) rápido irá facilitar o utilizador, reduzindo os tempos de espera.

2.2. SmartCities

Espera-se que até 2050 exista um aumento de 68 % da população a residir nas áreas urbanas [9], o que representa cerca de 2500 milhões de pessoas. Estas alterações justificam uma melhor eficiência na utilização dos recursos disponíveis nas áreas urbanas.

Uma das componentes numa *SmartCity* é a *SmartGrid*, e a sua existência na cidade vai permitir uma dinâmica dos preços da eletricidade mais em tempo real, que significa uma utilização mais eficiente dos recursos da cidade.

2.3. Comportamentos de Carregamento

Entre 2011 e 2013 foram recolhidos dados sobre padrões de condução e carregamento de VEs, num estudo realizado na Europa[10]. Foram registados mais de 230,000 carregamentos. A média do estado da bateria (SoC) quando foram iniciados os carregamentos era de 60%, o que mostra que os utilizadores não deixam a bateria descarregar, ligando-se à rede sempre que têm oportunidade e não quando a bateria está baixa. Aliás, a percentagem média de utilizadores que iniciaram uma viagem ou um carregamento com um nível de SoC inferior a 20% é menor que 5%. Relativamente ao momento dos carregamentos, verifica-se que a maioria são realizados entre as 18:00h e 22:00h, o que corresponde às horas de ponta de energia.

Franke and Krems[11] analisaram o comportamento de carregamento dos utilizadores num estudo realizado na Alemanha. Eles concluíram que os níveis de autonomia afetam as decisões de carregamento.

Também desenvolveram um modelo conceitual baseado em princípios de autorregulação e teoria de controlo onde é possível entender, um pouco melhor, o uso eficiente de recursos energéticos.

Este modelo, baseia-se na premissa de que sempre que os utilizadores interagirem com fontes de energia limitadas, estes, monitorizam e gerem, continuamente, a relação entre as suas necessidades de mobilidade e os seus recursos de mobilidade. Por exemplo, as necessidades de mobilidade dizem respeito à distância que separa um local de um destino e os recursos de mobilidade dizem respeito à autonomia restante.

Os utilizadores, geralmente, sentem a denominada *range anxiety* ou “stress de autonomia” que pode ser descrita como a discrepância experienciada entre os buffers de recurso de alcance disponíveis e preferenciais. Quanto maior a ansiedade, maior é a probabilidade de os utilizadores recorrerem a estratégias que possam lidar com esta situação, nomeadamente, conduzir de forma económica ou carregar o carro mais vezes.

Marmaras et al.[12] também consideraram dois perfis de comportamento para simulações: *unaware* e *aware*.

O *Unaware* tenta encontrar a melhor solução possível com acesso limitado às informações e com o mínimo de interação com o ambiente e outros utilizadores de VEs. Aqui, o nível de *range anxiety* é forte e este utilizador procura sempre carregar o veículo, mesmo quando não é necessário.

O *Aware* tem mais acesso a informação e interage com o seu ambiente e outros VEs de forma a encontrar a melhor solução possível. Este, tem um nível de *range anxiety* baixo, carregando o seu veículo só quando necessário.

Segundo os resultados desta investigação, o utilizador Unaware começa a carregar assim que chega a casa, entre as 17:30h e as 18:00h, enquanto que, o utilizador Aware espera pelas horas fora de ponta, entre as 22:00h e as 06:00h.

2.4. Ferramentas de Simulação

É possível verificar o resumo com as características das ferramentas revistas na Tabela 1. O modelo proposto destaca-se em alguns aspectos que se podem observar.

3. SIMULADOR

Neste ponto são descritos os parâmetros e algoritmo do simulador. O programa permite simular viagens de veículos elétricos de uma forma simples. O simulador foi desenvolvido de raiz, utilizando o Rstudio [21], um software que desenvolve ferramentas gratuitas para R, uma linguagem de programação estatística *open-source*.

3.1. Parâmetros

Na Tabela 2 estão descritos os parâmetros globais do simulador.

Estes parâmetros significam que são aplicados a todos os perfis gerados, ou seja, que para qualquer momento da simulação são os mesmos. Estes são valores predefinidos, mas que podem ser alterados conforme as preferências.

Parâmetro	Descrição	Valor de exemplo
ncars	Número de veículos elétricos	1000
cdist	Distância compensatória entre dois pontos	20%
sf	Fator de escala do mapa	5
hcpower	Potência do carregamento em casa	3.7 kW
chargingeff	Eficiência do modo de carregamento	85%

3.2. Algoritmo do Simulador

O simulador é constituído por duas partes principais: a geração de dados e a simulação das viagens dos carros.

São gerados dados relativamente aos perfis de cada utilizador, como as características do veículo (bateria, consumo, etc.), as viagens a realizar (localizações e tempos de saída) e, os parâmetros comportamentais.

Tabela 1– Resumo das ferramentas estudadas

Modelo/Simulador	Decisões de carregamento utilizando comportamentos de carregamento estudados	Preços Dinâmicos	Simulação/Análise de Viagens	Modelo/Análise de Estações de Carregamento	Impacto na rede elétrica
Modelo Proposto	Sim	Sim	Sim	Considera	Não
[13]	Não	Não	Sim	Não	Não
MATSim[14]	Não	Não	Não	Não	Não
SUMO [15]	Não	Não	Sim	Não	Não
[16]	Não	Não	Sim	Sim	Não
[17]	Não	Não	Não	Não	Sim
[18]	Não	Não	Não	Sim	Sim
EVeSSI[19]	Não	Não	Sim	Não	Sim
V2G-sim [20]	Não	Não	Não	Não	Sim

3.3. Geração de Dados

A geração da população é um processo iterativo em que cada uma das variáveis é gerada aleatoriamente a partir de uma amostra de valores com probabilidades individuais.

Inicialmente, é atribuída uma localização inicial a cada perfil, consoante as posições disponíveis no mapa da cidade. Esta localização será uma residência ou um ponto de saída/entrada na cidade, considerando utilizadores não habitantes da cidade. De seguida são gerados valores para o SoC inicial, o nível de carga preferido e o perfil de viagens. É também gerado o valor da capacidade da bateria que irá determinar o resto das características do veículo. Do mesmo modo é atribuído um valor para o peso da distância na decisão da escolha da estação de carregamento, que consoante esse valor, são depois atribuídos os restantes pesos. Os últimos conjuntos de dados a serem gerados são as viagens e tempos em que serão realizadas, assim como a sua importância. O algoritmo segue a seguinte estrutura:

```

FOR (each of the cars) DO
  Add an x coordinate to variable
  x
  IF (x equal to some of the
  correspondent existent x available on
  the map) THEN
    Add y coordinate to y
    variable
  END IF
  Generate initial SoC, available
  range preference, battery capacity
  and trip importance
  Random generate w1
  IF (w1 equals to a specific
  value) THEN
    w2 = 1-w1-w3
    w3 = 1-w1-w2
  END IF
  IF (cars battery = value) THEN
    Attribute all data to
    this car model in the cars data frame
  END IF
  IF (i=0 to 5) THEN
    Number of trips = 2, 3, 4
    or 10-15
    Generate trips importance
    Generate locations for
    the number of trips
    Generate work day times,
    night times and/or leisure times
  END IF
END FOR

```

3.4. Simulação de Viagens

A simulação das viagens corre em períodos de 15 minutos, totalizando 96 (j=96) para um dia completo.

Toda a sua estrutura e modo de funcionamento está descrita através de um fluxograma, na Figura 2.

Cada veículo tem uma localização inicial e uma série de viagens a realizar durante o dia. Para cada viagem está associado um tempo de saída, o período j em que o utilizador irá realizar essa viagem. Quando isso acontece, é calculada a distância euclidiana – através de uma função incluída no software - entre a localização atual e a localização do próximo destino, com uma margem acrescida de 20%, uma vez que a distância calculada é em linha reta, multiplicado pelo fator de escala – sf. Sabendo a distância, determina-se o tempo de viagem consoante a velocidade média do veículo em questão.

Por exemplo, se a distância calculada for de 9000 m, e a velocidade média for de 35 km/h, o tempo de viagem será de 15 minutos e 26 segundos, o que é superior a um intervalo de tempo, e desta forma a viagem demorará 2 períodos. No entanto se a velocidade média for de 40 km/h, o tempo de viagem será de 13 minutos e 30 segundos, o que equivale a 1 período de tempo.

O tempo de viagem determina-se através da seguinte equação:

$$T = \frac{d}{V_m \times (1000/3600)} / 60$$

onde:

d- Distância entre destinos

V_m- velocidade média do veículo

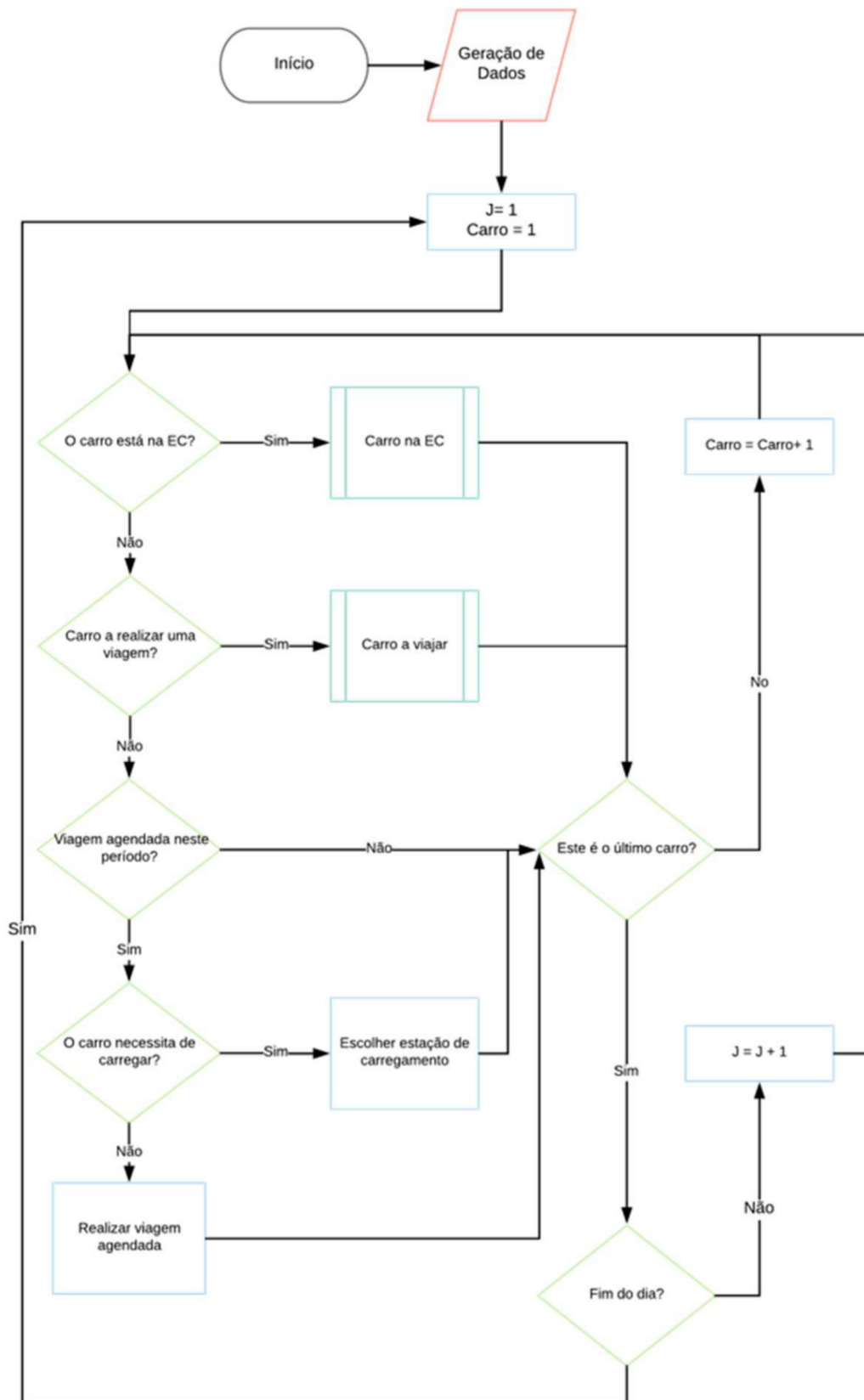


Figura 2 - Fluxograma do algoritmo da simulação das viagens

3.5. Estações de Carregamento

Para simular o carregamento, foram considerados quatro estações de carregamento e utilizadores que possuam um carregador privativo em casa. Das estações, duas são de carregamento normal com potência de 7,2 kW e, outras duas de carregamento rápido (*fast charge*) com uma potência de 50 kW. Os carregadores domésticos têm uma potência de 3,7 kW.

A localização das estações não foi escolhida utilizando uma metodologia. A sua distribuição foi realizada de modo a abranger todos os pontos da cidade, com alguma aleatoriedade. Neste sentido, o objetivo passa sempre por perceber quais e como os variados fatores podem influenciar a escolha do local de carregamento e, de que forma os preços da energia influenciam os utilizadores dos VEs.

3.6. Decisões de Carregamento

Quando o utilizador decide ir carregar, tem de escolher um local (estação de carregamento ou casa). Para esta simulação foram consideradas 3 variáveis: distância, preço da energia e tempo de carregamento (*slow ou fast*). Depois de determinadas as pontuações de cada uma das variáveis, somam-se, e considerando as preferências de cada utilizador por uma ou outra destas variáveis, obtém-se a pontuação final (Equação 2). A estação de carregamento com maior pontuação é o escolhido para o utilizador ir carregar o seu veículo.

$$Pontuação\ Final = Ds \times w_1 + Ps \times w_2 + Cts \times w_3$$

Onde:

Ds- Pontuação da distância, de 0 a 100

Ps- Pontuação do preço, de 0 a 100

Cts- Pontuação do tempo de carregamento, de 0 a 100

W- Peso para cada uma das variáveis

O processo de seleção do local preferido para carregar segue a estrutura descrita na Figura 3.

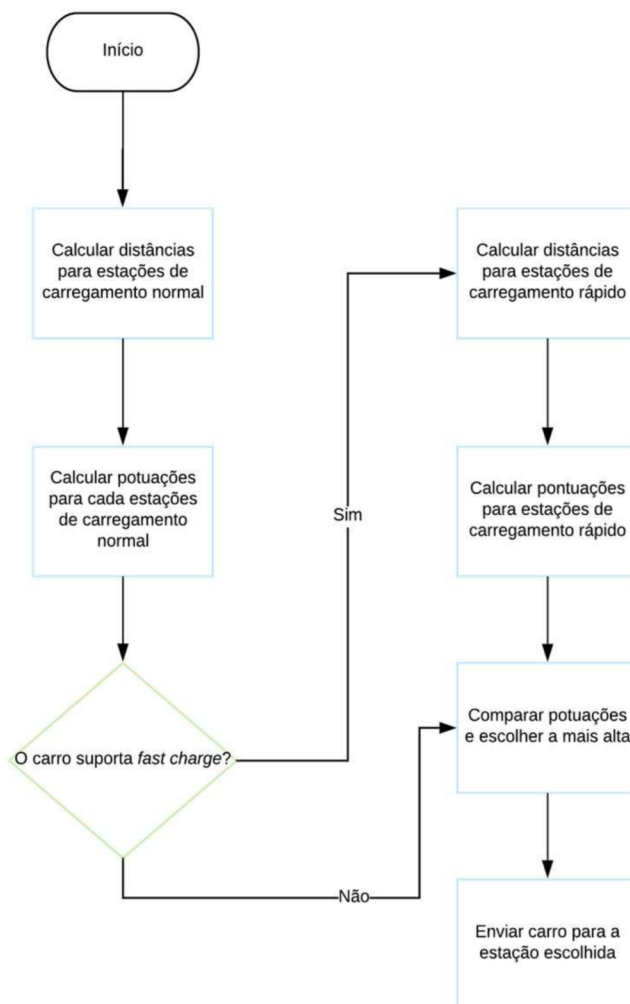


Figura 3 - Fluxograma da escolha da estação de carregamento

Inicialmente são calculadas as distâncias às estações de carregamento do tipo normal. Estes valores, em conjunto com o preço da energia (€/kWh) e o tempo de carregamento para o tempo que tem o utilizador dispõe, permitem obter uma pontuação final entre 0 e 100 para cada estação. Se o veículo permitir carregamento rápido, este processo é repetido para as estações de carregamento deste tipo. Finalmente, comparam-se as pontuações para as estações disponíveis e aquela que for a maior será o local escolhido.

Para determinar o tempo que cada utilizador pode atrasar uma viagem para carregar o seu veículo, ou até mesmo se a pode ou não descartar, foi criada uma variável que define a sua importância. Assim, foram designados 3 níveis diferentes de valor:

1. Baixa importância – esta viagem é descartada e o carro fica a carregar até à viagem seguinte;
2. Média importância – o utilizador atrasa a viagem, e todas as outras posteriores, até a um limite de tempo que varia consoante o tipo de utilizador;
3. Alta importância – o utilizador tem de realizar esta viagem, não podendo carregar, a não ser que o nível de carga de bateria atinja um nível crítico.

Para assegurar que cada utilizador tem sempre carga suficiente para realizar as viagens foi considerado um estado crítico do nível da bateria. Seguindo os resultados previamente revistos em [10], este valor é de 20%. Sempre que um utilizador atinja um nível inferior a este, independente da viagem que tenha que fazer deve ir carregar o seu veículo. Neste caso existem duas opções: ou encontra um local perto do seu local de trabalho (1º destino) e deixa lá o carro até à hora da próxima viagem, ou, caso contrário, procura o posto de carregamento mais perto de casa e deixa lá o carro durante a noite até à próxima viagem programada. Assume-se que o utilizar deixa o carro neste local e, hipoteticamente, faz o resto das suas viagens utilizando outro meio de transporte.

3.7. Preço da Energia

Uma das variáveis que o utilizador considera para decidir o local onde irá carregar o seu veículo é o preço da energia elétrica. Este preço difere entre o tipo de estação (*slow* ou *fast*) e as tarifas domésticas. Além disto, existem ainda duas situações onde os preços também são distintos: simulação com preços fixos ou simulação com preços variáveis (preços dinâmicos).

Nos preços fixos, o utilizador paga sempre o mesmo independentemente da altura em que vai carregar o veículo.

O preço da energia no carregamento rápido é superior ao normal, e a tarifa paga em casa foi definida para ser igual em todas as situações.

No caso dos preços dinâmicos, estes variam em intervalos de 15 minutos. Isto é conseguido utilizando um programa de operação e reconfiguração da rede de distribuição, que atualiza os LMPs consoante a procura de energia. Depois do simulador receber os LMPs, é calculado o preço de energia. Em primeiro lugar calcula-se um preço adicional (Equação 3), que varia de acordo com a potência contratada, seja ela para o carregamento normal ou para o carregamento rápido:

$$PA = \frac{0,397 \times \text{Potência de Carregamento}}{720} / TxU$$

onde:

0,397- Custo do operador da estação de carregamento
Potência de Carregamento- 7,2 kW para *slow charge* e 50 kW para *fast charge*

TxU- Taxa de utilização da estação de carregamento

720- Número de horas média anual de ocupação

De seguida, calcula-se o preço final da energia para o consumidor (Equação 4). Este valor é a soma do LMP recebido, com a tarifa a aplicar para o período horário em questão e o preço adicional calculado anteriormente. A isto acrescenta-se uma taxa de 5%, a pagar ao proprietário da estação de carregamento, e o valor do IVA:

$$\text{Preço Final} = (LMP + \text{Tarifa} + PA) * 1,05 * IVA$$

onde:

LMP- *Locational Marginal Prices* recebidos a cada período pelo programa auxiliar

Tarifa- Tarifa da energia elétrica por período horário

4. ESTUDO DE CASOS

Para realizar os casos de estudo foi utilizado um modelo físico da *SmartCity*, GECAD-BISITE [22] como local.

A cidade é composta por 6 edifícios de escritórios, um hospital, um quartel de bombeiros, um centro comercial e 15 edifícios habitacionais, como se pode verificar nas Figura 4.

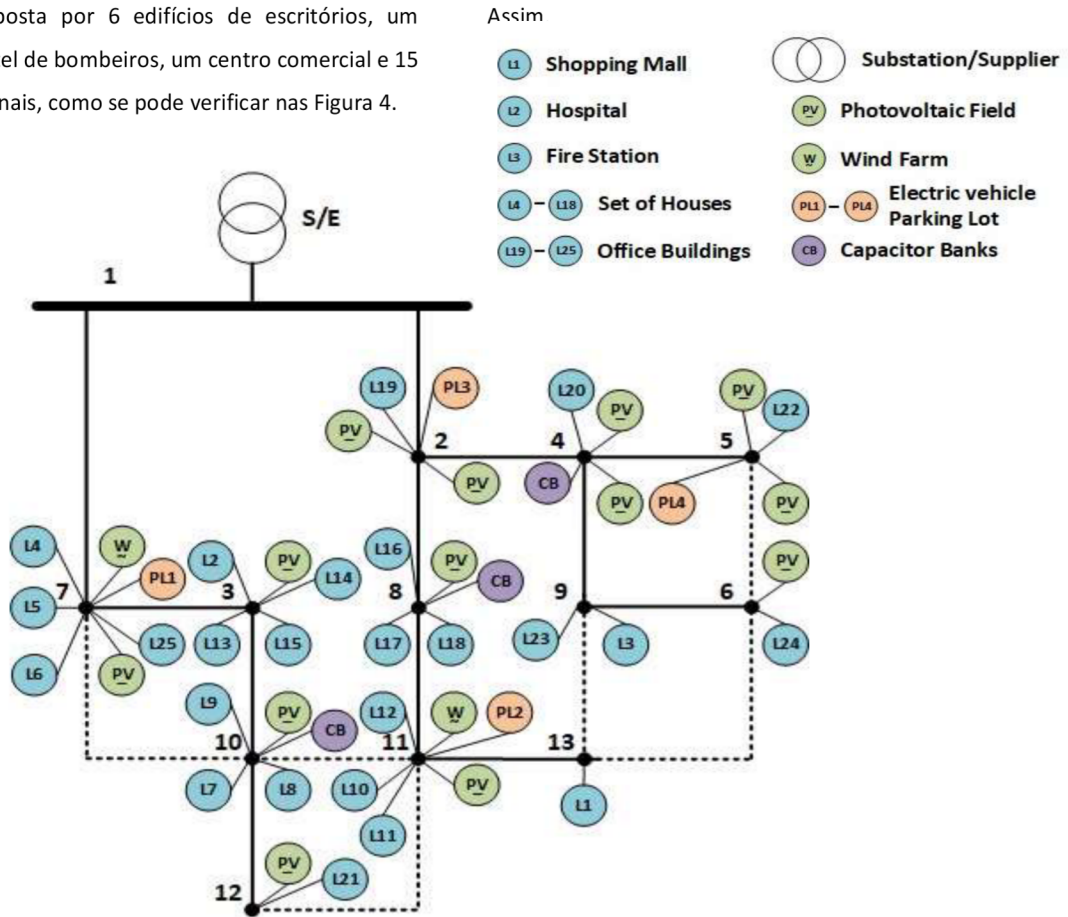


Figura 4 - Topologia da rede da cidade

A rede que alimenta toda a cidade é constituída por 13 barramentos, 4 dos quais alimentam as estações de carregamento existentes. As estações de carregamento normal (1 e 2), encontram-se junto ao edifício L19 e junto das residências, respetivamente. As estações de carregamento rápido estão situadas no edifício L24 e no L1 (centro comercial), respetivamente (Figura 5). A escala visível nesta figura é apenas utilizada como referência, uma vez que o fator de escala (sf) permite aumentar o tamanho da cidade, situação que se verifica nos casos de estudo deste capítulo, onde se utilizou um $sf=5$.

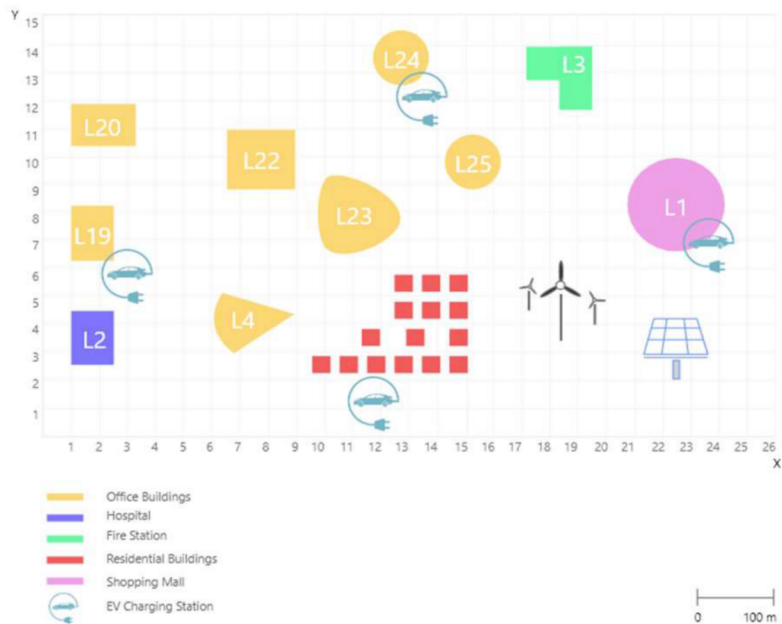


Figura 5 - Topologia da cidade

² No diagrama está implícito que $|E_S| = |-E_r|$

Foram realizadas simulações utilizando preços de energia fixos e variáveis. Para cada uma foram variadas as preferências do utilizador pelo preço, distância e tempo de carregamento.

Para que a comparação entre as simulações seja mais credível, as populações utilizadas são sempre as mesmas, alterando apenas os aspetos que diferenciem os casos de estudo. Valores como número e modelos dos veículos (Tabela 5), carga inicial da bateria, conjunto de viagens a realizar, tempos a que estas serão efetuadas e localização inicial são exatamente os mesmos em todas as simulações realizadas nos casos de estudo deste capítulo. Os casos de estudo que obtiveram maior preponderância têm uma população de 5000 VEs. No entanto, também foram realizadas simulações adicionais com populações de 2500 e 7000 VEs para melhor compreender a relevância do número de veículos.

4.1. Preços Fixos

Neste estudo de caso foram utilizados preços fixos para qualquer período do dia. As estações de carregamento normal praticam o mesmo preço entre elas, e o mesmo acontece para as estações de carregamento rápido as quais que têm um preço superior. O preço da energia doméstica é constante para todas as simulações. Para cada um dos casos de estudo utilizando preços fixos foram realizadas simulações com três cenários de preços, como se pode verificar na Tabela 6.

Tabela 3 - Preços fixos da energia

Local	Preço (€/kWh)		
	Cenário 1	Cenário 2	Cenário 3
Estação de Carregamento 1	0,15	0,2	0,25
Estação de Carregamento 2	0,15	0,2	0,25
Estação de Carregamento 3	0,25	0,3	0,35
Estação de Carregamento 4	0,25	0,3	0,35
Casas	0,2094	0,2094	0,2094

4.2. LMPs

As simulações utilizando preços variáveis foram conseguidas com recurso a um programa específico. Na metodologia proposta, os LMPs são definidos através de multiplicadores *Lagrangeanos* das restrições correspondentes (equilíbrio de potência) do problema de otimização que tem como objetivo minimizar os gastos com o operador do sistema. O problema de operação e reconfiguração da rede de distribuição num contexto de *smartgrids* com alta penetração de recursos de PD em relação aos aspetos de comportamento dos utilizadores de VEs e preço de carregamento de VE dinâmico considerando LMPs é classificado como problema com variáveis discretas e contínuas (MINLP) devido às características de não-linearidade. Para resolver problemas complexos como este, a decomposição de *Benders* é uma técnica adequada.

4.3. Preços Fixos Vs. Preços Variáveis

O objetivo deste trabalho passa por perceber se os preços dinâmicos podem ser mais compensatórios para os utilizadores de VEs, em comparação com uma tarifa fixa. Nesta secção os resultados das simulações entre preços fixos e dinâmicos são comparados de forma a perceber quais as diferenças e se será benéfico optar por tarifas variáveis ou fixas.

Relativamente às simulações em que a população tem maioritariamente preferência pelo preço, foram registadas diferenças.

Numa análise de sensibilidade, observando a Figura 6, pode-se concluir que os utilizadores conseguem pagar menos em média pelo preço da energia – 0,19 €/kWh – comparativamente a todas as simulações com preços fixos.

Além disso, o custo médio da energia é o mais baixo de todos os casos simulados – 10,43 €.

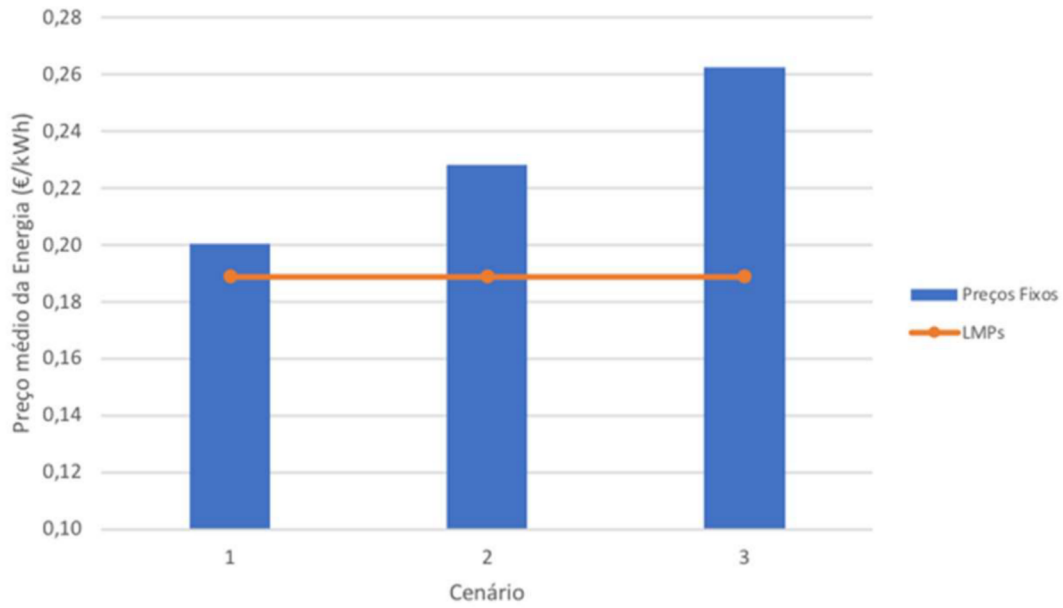


Figura 6 - Análise de sensibilidade para a preferência pelo preço

Quando os utilizadores optam por dar prioridade à proximidade da estação de carregamento, começa a ser compensatório optar por tarifas dinâmicas a partir de um

preço médio de 0,22 €/kWh (Figura 7). Nas simulações realizadas, apenas o primeiro cenário de preços obteve melhores resultados com preços fixos.

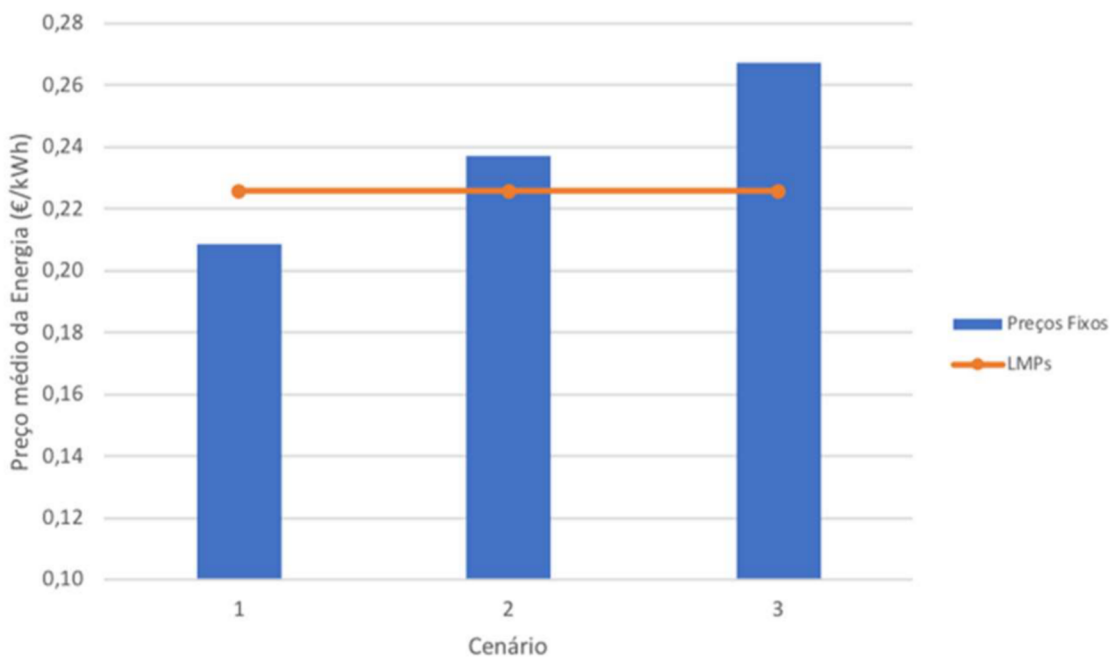


Figura 7 - Análise de sensibilidade para a preferência pela distância

Relativamente à análise de sensibilidade para a preferência pelo tempo de carregamento, não faz sentido realizá-la, uma vez que foram verificados preços irrealistas com os quais não seria de todo vantajoso optar pelas tarifas dinâmicas, como se pode observar na Tabela 4.

Tabela 4 - Preços da energia elevados nos períodos de pico

Período (h)	Preço (€/kWh)			
	EC 1	EC 2	EC 3	EC 4
18:30	0,0914	0,0677	0,1926	0,1937
18:45	0,1927	0,29	0,3721	0,375
19:00	0,3688	3,6962	0,4632	4,0335
19:15	12915,04	12915,01	12915,14	12915,14
19:30	0,3468	0,6179	4,0183	4,0526
19:45	0,2817	0,3983	0,3999	0,4041

5. CONCLUSÕES

Nas simulações realizadas com tarifas fixas, as diferenças mais visíveis entre os diferentes níveis de preços foram os encargos com a energia carregada, como seria esperado.

Quando a preferência dos utilizadores recai sobre o preço da energia, as estações de carregamento com os preços mais baixos, são as que tem uma maior aderência. Em contraste, quando a preferência recai sobre o tempo de carregamento, os utilizadores optam mais vezes pelas estações de carregamento rápido e, como consequência, existe uma maior procura da energia devido à elevada potência destas estações.

Os casos de estudo que envolveram os LMPs, permitindo obter preços de energia dinâmicos, mostraram resultados diferentes. Foi possível observar uma maior influência nas decisões de carregamento, comparativamente às tarifas fixas.

As estações de carregamento normais, principalmente a EC 1 foram escolhidas com uma grande diferença das estações de carregamento rápido. O facto de estas últimas estarem um pouco mais afastadas dos destinos frequente dos utilizadores, também influenciou as decisões.

O caso de estudo em que o tempo de carregamento é prioritário mostrou ser o mais problemático, isto devido à elevada energia requisitada à rede.

Ao aderirem a estações de carregamento rápido, com potência elevada, os preços de energia retornados pelo modelo de operação de rede, foram demasiado elevados para serem considerados realistas. Houve um período em que o preço da energia atingiu os 1000 €/kWh, algo irrealista.

A rede ficou congestionada em demasia para o que são os seus limites. Isto pode demonstrar que a rede em questão não está preparada para enormes quantidades de energia a circular nas linhas e, ao mesmo tempo, realçar que a introdução de VEs nas estradas tem de ser estudado aprofundadamente, uma vez que o seu impacto nas redes é considerável.

De modo geral, a introdução de preços dinâmicos no mercado energético demonstra ser promissor no sentido de oferecer aos utilizadores de VEs mais opções no momento de decidir qual o local mais apropriado para carregar o VE.

Comparativamente com uma tarifa fixa, este estudo demonstra que os utilizadores conseguem reduzir a sua fatura ao existirem tarifas dinâmicas. No entanto também se verifica que os tempos de carregamento baixos, que é algo que os utilizadores poderão favorecer, especialmente considerando que é algo que estão habituados quando utilizam combustíveis fósseis, poderão causar problemas na rede de distribuição.

Referências

- [1] UNFCCC. Conference of the Parties (COP), "Paris Climate Change Conference-November 2015, COP 21," 2015.
- [2] European Commission, "Greenhouse gas emission statistics - emission inventories - Statistics Explained." [Online]. Available: http://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php/Greenhouse_gas_emission_statistics_-_emission_inventories. [Accessed: 08-Mar-2018].
- [3] F. Salah, J. P. Ilg, C. M. Flath, H. Basse, and C. van Dinther, "Impact of electric vehicles on distribution substations: A Swiss case study," *Appl. Energy*, vol. 137, pp. 88–96, 2015.
- [4] European Environment Agency, "Electric vehicles and the energy sector - impacts on Europe's future emissions," *Eea.Europa.Eu*, pp. 1–5, 2016.
- [5] N. Daina, A. Sivakumar, and J. W. Polak, "Electric vehicle charging choices: Modelling and implications for smart charging services," *Transp. Res. Part C Emerg. Technol.*, vol. 81, pp. 36–56, 2017.
- [6] C. Latinopoulos, A. Sivakumar, and J. W. Polak, "Response of electric vehicle drivers to dynamic pricing of parking and charging services: Risky choice in early reservations," *Transp. Res. Part C Emerg. Technol.*, vol. 80, pp. 175–189, 2017.
- [7] "Global EV Outlook 2018," 2018.
- [8] EV-BOX, "Manifesto of Electric Mobility," 2017.
- [9] I. Pes, "2018 Re-imagining the Electric Grid."
- [10] C. Corchero, S. Gonzalez-Villafranca, and M. Sanmartin, "European electric vehicle fleet: Driving and charging data analysis," 2014 IEEE Int. Electr. Veh. Conf. IEVC 2014, no. Figure 1, 2015.
- [11] T. Franke and J. F. Krems, "Understanding charging behaviour of electric vehicle users," *Transp. Res. Part F Traffic Psychol. Behav.*, vol. 21, pp. 75–89, 2013.
- [12] C. Marmaras, E. Xydias, and L. Cipcigan, "Simulation of electric vehicle driver behaviour in road transport and electric power networks," *Transp. Res. Part C Emerg. Technol.*, vol. 80, pp. 239–256, 2017.
- [13] J. Sewall, D. Wilkie, P. Merrell, and M. C. Lin, "Continuum traffic simulation," *Comput. Graph. Forum*, vol. 29, no. 2, pp. 439–448, 2010.
- [14] K. W. Axhausen, *The Multi-Agent Transport Simulation MATSim*. 2016.
- [15] D. Krajzewicz, J. Erdmann, M. Behrisch, and L. Bieker, "Recent Development and Applications of {SUMO - Simulation of Urban MObility}," *Int. J. Adv. Syst. Meas.*, vol. 5, no. 3, pp. 128–138, 2012.
- [16] M. Strehler, S. Merting, and C. Schwan, "Energy-efficient shortest routes for electric and hybrid vehicles," *Transp. Res. Part B Methodol.*, vol. 103, pp. 111–135, 2017.
- [17] P. Demand, P. Production, E. Cost, and S. Platform, "SIMULATION PLATFORM FOR COORDINATED CHARGING OF ELECTRIC," pp. 8–11, 2015.
- [18] S. Bae and A. Kwasinski, "Spatial and Temporal Model of Electric Vehicle Charging Demand," vol. 3, no. 1, pp. 394–403, 2012.
- [19] J. Soares, B. Canizes, C. Lobo, Z. Vale, and H. Morais, "Electric vehicle scenario simulator tool for smart grid operators," *Energies*, vol. 5, no. 6, pp. 1881–1899, 2012.
- [20] "V2G-Sim." [Online]. Available: <http://v2gsim.lbl.gov/>. [Accessed: 01-Sep-2018].
- [21] RStudio, "Home - RStudio," 2015. [Online]. Available: <https://www.rstudio.com/>. [Accessed: 01-Sep-2018].
- [22] B. Canizes, T. Pinto, J. Soares, Z. Vale, P. Chamoso, and D. Santos, "Smart City: A GECAD-BISITE Energy Management Case Study," vol. 641794, no. 641794, 2018, pp. 92–100.