

# 充電施設の待ち時間情報に基づく電気自動車の経路誘導

## Route Navigation of Electric Vehicle Based on Waiting Time of Charging Station

田草川智秋\*<sup>1</sup>  
Tomoaki TAKUSAGAWA

内田英明\*<sup>1</sup>  
Hideaki UCHIDA

藤井秀樹\*<sup>1</sup>  
Hideki FUJII

吉村忍\*<sup>1</sup>  
Shinobu YOSHIMURA

\*<sup>1</sup> 東京大学大学院工学系研究科  
School of Engineering, The University of Tokyo

EVs which contribute to reduction of greenhouse-gas emission is studied and developed actively. However, the short cruising ranges and long charging times is a bottleneck to their further growth. One solution to the problems is utilization of FCSs (Fast Charging Stations). Since an increase in the use of FCSs is associated with a risk of longer waiting time and an overload on the power grid due to concentration of charging demand, route navigation is under intense investigation. In this research, we optimize the charging behavior by route navigation, and resolve charging demand concentration. First, we propose a method to optimize charging behavior taking into consideration the waiting time of FCSs, and second, evaluate the effect of navigation by microscopic traffic simulator. Experimental results showed that the charging demand on FCSs is distributed by providing predicted waiting time information. We also showed that demand is further stabilized by asynchronous route re-search.

### 1. 序論

世界規模で広がる環境問題対策実施への機運の高まりと、運輸部門における二酸化炭素排出の問題 [1] への対策の必要性が叫ばれる現在、二酸化炭素を含む温室効果ガス排出量削減に大きく貢献するとの期待から電気自動車 (Electric Vehicle: EV) への関心とその普及、技術開発が全世界で加速している [2].

しかし現時点では日本国内の EV の登録台数は乗用車全体の登録台数の 1% にも届いておらず、普及促進のためにはガソリン車と比べて航続距離が短いことや充電にかかる時間が長いことなど、解決しなければならない問題が数多く存在している。

これらの問題の解決策の 1 つとして急速充電施設 (Fast Charging Station: FCS) を活用することが考えられる。FCS に設置される急速充電器の利点は、高電圧の電源を使用した高速充電であり、高々数十分程度で電欠に近い状態からバッテリーを満充電することができる。急速充電の多くは市街に設置された FCS で行なわれるため、走行中のアクセスのしやすさから航続距離の短さという欠点を補うことが可能であると考えられる [3].

このように、急速充電器の利用は EV の普及に関するいくつかの課題への有効なアプローチとなり得る。しかしその一方で、急速充電器の利用が増加し、交通量の多い道路沿いに存在するような特定の FCS へ充電需要が過剰に集中することによって、既存の電力網に想定外の大きな負荷がかかってしまうという新たな問題が考えられる [4]. この問題に対し、充電需要の集中を解消する手段として、充電を希望する EV を空きのある FCS に誘導する研究が近年多く行われている。

たとえば Tan ら [5] は、階層型ゲーム理論を用いて充電価格が低い FCS へと EV 群を誘導することで、EV ドライバーの金銭的成本と時間を節約しながら配電網の信頼性と FCS の経済的利益の両方を改善する充電ナビゲーションフレームワークを提案している。Yuan ら [6] は、直線道路上にある 2 箇所の FCS 間の価格競争により充電価格を決定し、EV 群が充電価格、待ち時間、および移動距離を考慮して FCS を選択

連絡先: 内田英明, 東京大学大学院工学系研究科, 東京都文京区本郷 7-3-1, 03-5841-4847, uchida@save.sys.t.u-tokyo.ac.jp

する問題についてゲーム理論を用いた考察を行った。異なる研究として、Malandrino ら [7] は ITS (Intelligent Transport Systems: 高度道路交通システム) を通じた EV ドライバーの FCS 選択を支援するシステムの開発を行った。彼らは FCS 選択問題を従来の最適化問題よりも簡略化した混雑ゲームとしてモデル化し、各 EV の旅行時間を最小化するように解くことで、従来の最適化手法と同程度の結果をより簡単に求めることに成功している。

これらの研究はいずれも FCS の決定に関する問題を扱ったものであるが、FCS を決定する方法は EV 群間、あるいは個々の EV 間におけるゲームによって決定されており、これは多数の EV の間において瞬間的なコミュニケーションが不自由なく行われることを前提とした情報完備なゲームとして定式化されている。一方で交通現象をマイクロに表現したうえで、個々の車両が道路情報や FCS の混雑状況といった高度なコミュニケーション技術を前提とせずとも十分に入手可能な情報から充電行動を最適化し、全体的な FCS の利用の最適化に取り組んだ研究は少ない。

そこで本研究では個々の EV の充電行動を誘導により最適化することで、FCS の充電需要の集中を解消する手法の開発を行う。より具体的な内容としては以下の 2 点について取り組むこととする。

1. FCS における待ち時間情報を考慮することで EV の充電行動の最適化を実施する。
2. ミクロ交通流シミュレータを用いた精緻なバーチャル社会実験により、提案手法による充電需要の分散を評価する。

### 2. EV のモデル化

本研究ではミクロ交通流シミュレータとして知的マルチエージェント交通流シミュレータ ADVENTURE\_Mates[9](以下 MATES) を使用する。以下に MATES 内の EV エージェントの消費電力推定モデルと充電行動のモデル化について説明する。

## 2.1 EV エージェント

### 2.1.1 消費電力推定モデル

車両を希望速度で走行させるために必要な駆動力はそのときの走行抵抗に等しく、空気抵抗・転がり摩擦抵抗・勾配抵抗・慣性抵抗の総和を取った運動方程式によって求めることができる。これらの抵抗に加え、電装品等による消費を考慮することでバッテリーにおける消費電力を推定することができる。また、実際の消費電力量には機械損失が加味されるほか、SoC による性能の劣化や回生ブレーキによる影響も知られているため、先行研究 [8] を参考にモデル化した。

### 2.1.2 EV エージェントの充電行動

EV エージェントは出発後、SoC (State of Charge: 充電残量) が充電行動開始閾値  $T_s$  より大きければ目的地へ向かう通常走行モードであり続け、それ以下になれば FCS を探索し、選択した FCS を新たな目的地として充電走行モードをとる。FCS に到達後は経路充電を行い、SoC が充電終了閾値  $T_c$  になると再び通常走行モードへと戻る。その後本来の目的地に到達すると目的地充電を開始し、シミュレーション上におけるライフサイクルを終了する。

FCS に関しては、施設内の充電器の台数や出力は自由に設定可能であり、充電器台数以上の充電需要がある場合は物理的な大きさを持たない待機列が発生する。待機列中のエージェントは電力を消費しないこととする。

## 3. 提案手法

### 3.1 待ち時間情報の推定

FCS における充電中の車両も含んだ待機列中の各車両の予測充電時間は式 1 を用いることで推定可能である。ここで道路環境における  $m$  番目の FCS を  $FCS_m$  を表すと、 $w_m^i$  は  $FCS_m$  の待機列中の  $i$  番目の EV エージェントの予測充電時間 [s] であり、 $SoC_m^i$  は  $FCS_m$  の待機列中の EV エージェント  $i$  の SoC を表している。また  $P_m$  は  $FCS_m$  の出力 [kW]、 $B$  は EV のバッテリー容量 [kW·s] を表しており定数である。本研究においては  $SoC_m^i$  の値を既知のものとして推定を行う。

$$w_m^i = \frac{(T_c - SoC_m^i) \cdot B}{P_m} \quad (1)$$

続いて式 2 から  $FCS_m$  の充電待ち時間を計算する。ここで  $W_m(t)$  は時刻  $t$  における  $FCS_m$  の充電待ち時間 [s] で、 $L_m$  は  $FCS_m$  の待機列中の車両台数、 $C_m$  は  $FCS_m$  の充電器の台数をそれぞれ表す。

$$W_m(t) = \begin{cases} 0 & (L_m < C_m) \\ \sum_{i=1}^{L_m - C_m + 1} w_i & (L_m \geq C_m) \end{cases} \quad (2)$$

### 3.2 情報の伝達

2.1.2 項における既存の充電行動に対し、今回提案する充電行動モデルでは SoC が  $T_s$  を下回り充電を行う FCS を選択する際に、経路選択による時間コストに加えて前節で述べた充電待ち時間を考慮する。この充電待ち時間を経路選択時のコストに加えることによって、ネットワークの混雑状況だけでなく FCS 自身の混雑状況も考慮した経路選択が可能となる。この新たな充電行動モデルに従う EV エージェントを情報参照エージェントと呼ぶ。

本研究では上述した充電待ち時間を考慮した充電行動モデルの効果を確認するため、全 EV エージェントに対する情報

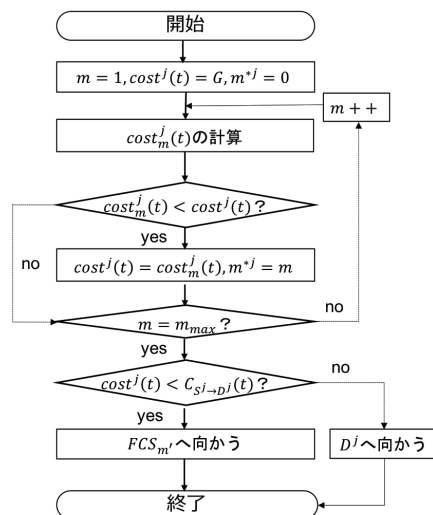


図 1: 経由する FCS を決定するまでのフローチャート

参照エージェントの割合を参照割合と呼び、この参照割合を段階的に変更することでパラメトリックな解析を実行する。

### 3.3 待ち時間予測

時刻  $t$  に FCS が待ち時間情報を更新した場合、時刻  $t$  から時刻  $t + \Delta t$  までの間に充電行動を開始した情報参照エージェントは時刻  $t$  に更新された待ち時間情報を利用することになる。しかし、情報を参照したエージェントが実際に選択した FCS に到着するまでには時間差があるため、充電行動開始時に参照した待ち時間と実際に到着してから実際に体験する待ち時間が大きく異なる可能性が考えられる。

そこで過去の待ち時間情報を利用して将来の待ち時間を予測し、FCS 選択時と到着時の時間差による影響を低減させることを考える。具体的には過去  $M$  分間の待ち時間情報を 1 分おきに  $M$  個、そして最新の待ち時間を加えた計  $M + 1$  個のデータから最小二乗近似法によって近似関数を求め、過去のトレンドを考慮した将来の待ち時間予測を行う。情報参照エージェントは充電行動開始時における現在地から FCS までの予想旅行時間を FCS に送信し、予想待ち時間を取得する。

### 3.4 待ち時間情報を考慮した経路誘導

情報参照エージェント  $j$  が充電行動開始時刻  $t$  に  $FCS_m$  を選択する場合のコスト  $cost_m^j(t)$  [s] は式 3 によって表される。ここで  $C_m^j(t)$  は経路選択による時間コスト [s]、 $W_m(t + T)$  は予測待ち時間 [s] を表す。

$$cost_m^j(t) = C_m^j(t) + W_m(t + T) \quad (3)$$

図 1 に経由する FCS を決定するまでの詳細なフローチャートを示す。 $cost^j(t)$  は時刻  $t$  において、すべての  $m$  に対して最小となる  $cost_m^j(t)$  の値を表し、十分大きな値  $G$  によって初期化されている。 $m^*j$  は  $cost_m^j(t)$  を最小とする  $m$  であり、 $m_{max}$  は  $m$  の最大値、 $C_{S_j \rightarrow D_j}(t)$  は  $S_j$  からエージェント  $j$  の本来の目的地  $D_j$  までの時間コスト [s] を表している。

## 4. 数値実験

### 4.1 実験設定

実験を行う仮想マップとして図 2 に示す格子状ネットワークを用いる。東西、南北ともに 18km の正方形で、格子間隔は

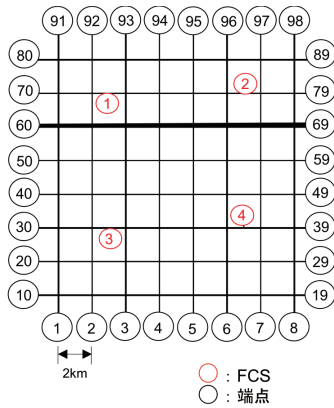


図 2: 実験環境

表 1: シミュレーション条件

シミュレーション実行時間 ( $t_{max}$ )	180 分
参照割合	0%-100%, 10%刻み
参照割合ごとの試行回数 ( $n$ )	15 回
初期 SoC	20%-85%
充電走行を開始する SoC の閾値 ( $T_s$ )	30%
充電を終了する SoC の閾値 ( $T_c$ )	80%
待ち時間情報更新間隔	30 秒
近似関数の次数	1, 2, 3 次
待ち台数の出力間隔	1 分

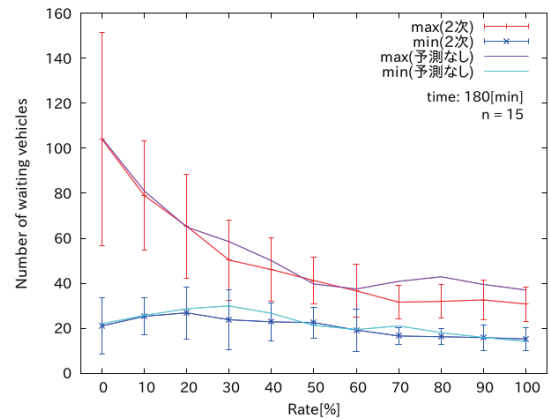
2km, ノード数は 104, リンク数は 152 である。またエージェントの出発地と目的地になり得る端点には図中に示した番号が振られている。60 番と 69 番の端点を結ぶ道路は交通量の多い幹線道路を想定するため車線数は片側三車線となっており、それ以外の道路はすべて片側二車線となっている。各交差点には信号機が設置されている。

エージェントは各端点から指数分布に従った時間間隔で発生し、発生した端点以外のいずれかの端点を目的地として設定する。各端点におけるエージェントの発生台数はガソリン車が 30[台/h], EV が 20[台/h] とし、これらの目的地は発生時にランダムに決定される。ただし 60 番と 69 番の端点から発生するエージェントについては、これらを結ぶ直線道路を幹線道路と見なすことから、60 番から 69 番あるいは 69 番から 60 番へと向かうエージェントのみを他の端点よりも多く発生させた。その内訳はガソリン車が 200[台/h], EV が 300[台/h] となっている。

ネットワーク上の FCS は全部で 4 箇所に設けた。図 2 中の赤丸と数字が FCS の位置と番号を表しており、1・2 番の FCS の充電器は 10 台、3・4 番の FCS は 6 台で出力はすべて一般的な急速充電器と同等の 44kW となっている。以上の道路環境設定に加えて EV エージェントの諸元は文献 [10] に従って設定し、シミュレーションの設定を表 1 にまとめた。

充電需要の分散度合は FCS の待ち台数から評価するが、その指標として式 4 および式 5 で定義される値を用いる。ここで  $L_m^t$  は 1 回のシミュレーションにおいて出力されたすべての待ち台数の時系列データである。

$$L^{max} = \max_{t \in [0, t_{max}]} \left( \max_{m \in [1, m_{max}]} L_m^t \right) \quad (4)$$

図 3:  $L^{max}$  と  $L^{min}$  の推移: 予測なしと 2 次予測を用いた場合

$$L^{min} = \max_{t \in [0, t_{max}]} \left( \min_{m \in [1, m_{max}]} L_m^t \right) \quad (5)$$

#### 4.2 待ち時間の考慮および予測導入の効果

予測なしの場合と、2 次予測を用いた場合の参照割合ごとの  $L^{max}$  と  $L^{min}$  の結果を図 3 に示す。

参照割合が 0%~60%の間は  $L^{max}$  がいずれも減少しており、参照割合が高くなるにつれてその減少度合は小さくなっている。70%~100%での  $L^{max}$  については異なった動きを示しており、予測なしの場合においては増加が、2 次予測の場合ではわずかな減少が確認できる。  $L^{min}$  についてはいずれも低い参照割合においてわずかに値が増加し、その後は緩やかに減少するという傾向が見られた。この増加は、情報参照エージェントが出現することによって空いていた 3・4 番の FCS に需要が分散したことによるものであった。

2 つの指標より、待ち時間を考慮することによって充電需要が分散させることができるが、必ずしもすべての車両が待ち時間情報を参照する必要はなく、高々 60%~70%の参照割合でも 100%の場合と同程度の分散を達成することが可能だと考えられる。また単純に待ち台数を用いて比較すると、2 次予測を導入したときの方が充電需要の分散を達成できているといえる。

次に時刻  $t$  におけるエージェント  $j$  の現在地  $S^j$  から  $FCS_m$  までの推定旅行時間 [min] と実際に到着までにかかった時間を比較すると、図 4 で表される結果を得た。ほとんどの点が  $y = x$  の直線より下に存在しており、エージェントの多くが充電行動開始時の推定旅行時間よりも実際の旅行時間の方が長かったことを示している。この時間のずれが待ち時間の予測に対して大きな影響を与えていると考えられるため、充電行動をとる参照エージェントに対してその推定旅行時間と実際の旅行時間の差を縮めることで、さらなる充電需要の分散と待ち台数の安定化を図ることができると考えられる。

#### 4.3 非同期な経路再探索の効果

推定旅行時間と実際の旅行時間の差を縮めることで充電需要の分散と待ち台数の安定化が達成されることを確かめるために、非同期な経路再探索を導入した実験を行った。これは情報参照エージェントが FCS を決定した後に再び経路探索することを可能にするもので、具体的には目的となる FCS を決定後、エージェントが新たに交差点を通過する度に再度経路探索を行う。ただし 4.2 節から条件は変更していない。図 5 に  $L^{max}$  と  $L^{min}$  の推移を示す。



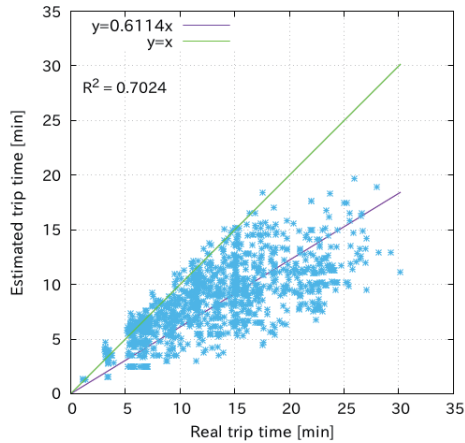


図 4: 選択した FCS までの予想旅行時間と実際の旅行時間の比較

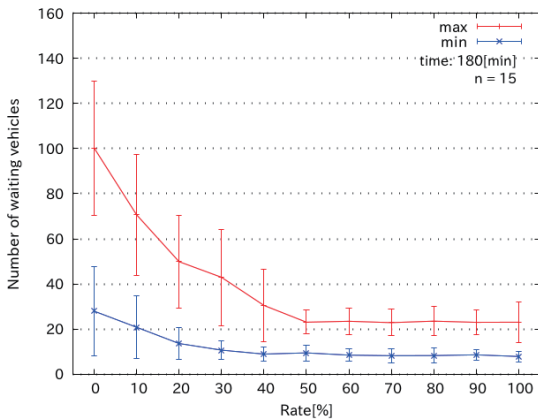


図 5: 経路再探索実行時の  $L^{max}$  と  $L^{min}$  の推移

図 5 における  $L^{max}$  について、参照割合が 0% から 40% になるまでは大きく減少しており、50% で約 25 台に達してからはほとんど値が変化していない。これは  $L^{min}$  についても同様である。今回の実験においてもすべての車両が待ち時間情報の参照や経路再探索をする必要はなく、最低でも 40% の参照割合であれば 100% の場合と同程度の分散を達成することが可能だと考えられる。また図 3 と比較し、経路再探索を行った場合の方がより参照割合が低い段階から  $L^{max}$  と  $L^{min}$  の値が安定しておりエラーバーも小さくなっていることが確認でき、待ち台数の安定化が達成されている。平均値も経路再探索を導入することで小さくなっており、充電需要の分散についても優れているといえる。

## 5. 結論

本研究では充電待ち時間を考慮した EV の新たな経路誘導を提案し、数値実験によって FCS 全体の充電需要についてその分散度合を分析した。新たな経路誘導の提案においては FCS における待ち時間に着目し、待ち時間情報を活用した経路誘導を行うためのプロセスとして待ち時間情報の推定・情報の配信・待ち時間の予測のそれぞれについて詳細を定義した。シミュレーションでは仮想ネットワーク上に特定の FCS に充電

需要が偏った状態を作り出し、待ち時間情報を参照することによって充電需要が他の FCS に分散されることを示した。加えて FCS への到着時間の遅れに対する考察から充電需要の分散をさらに促進させるための方法として非同期な経路再探索を導入し、充電需要のさらなる安定化を達成した。

今後の課題としては、予測手法の高度化や FCS 間の情報共有を仮定した手法の提案が考えられる。加えて異なる道路環境での提案手法の検証や、複数の情報提供主体の競合といった状況を想定した数値実験も実問題解決に向け重要である。

## 参考文献

- [1] IEA International Energy Agency, "CO2 Emissions from Fuel Combustion 2018 Overview", 2018.
- [2] IEA International Energy Agency, "World Energy Outlook 2017", 2017.
- [3] P. Fan, B. Sainbayar, S. Ren, "Operation analysis of fast charging stations with energy demand control of electric vehicles", IEEE Trans. Smart Grid, Vol. 6, No. 4, pp. 1819-1826, 2015.
- [4] K. Clement-Nyns, E. Haesen, J. Driesen, "The Impact of Charging Plug-In Hybrid Electric Vehicles on a Residential Distribution Grid", IEEE Trans. Power Syst., Vol. 25, No. 1, pp. 371-380, 2010.
- [5] J. Tan, L. Wang, "Real-Time Charging Navigation of Electric Vehicles to Fast Charging Stations: A Hierarchical Game Approach", IEEE Trans. on Smart Grid, Vol. 8, No. 2, pp. 846-856, 2017.
- [6] W. Yuan, J. Huang, Y.J. Zhang, "Competitive Charging Station Pricing for Plug-In Electric Vehicles", IEEE Trans. on Smart Grid, Vol. 8, No. 2, pp. 627-639, 2017.
- [7] F. Malandrino, C. Casetti, C.-F. Chiasserini, M. Reineri, "A game-theory analysis of charging stations selection by EV drivers", Perform. Eval., Vol. 83, pp. 16-31, 2015.
- [8] R. Zhang, E. Yao, "Electric vehicles' energy consumption estimation with real driving condition data", Transportation Research Part D, Vol. 41, pp. 177-187, 2015.
- [9] H. Fujii, H. Uchida, S. Yoshimura, "Agent-based Simulation Framework for Mixed Traffic of Cars, Pedestrians and Trams", Transportation Research Part C: Emerging Technologies, Vol. 85, pp. 234-248, 2017.
- [10] 内田 英明, 藤井 秀樹, 吉村 忍, "マルチエージェント交通シミュレーションにおける充電を考慮した EV の経路選択", 人工知能学会論文誌, Vol. 32, No. 5, pp. AG16-L1-9, 2017.