

博士論文

電気自動車を介した電力系統と交通網の ミクロ連成シミュレーション

Microscopic Simulation of Coupled Electric and Traffic
Grids via Electric Vehicles

内田 英明

東京大学大学院工学系研究科システム創成学専攻

博士論文

電気自動車を介した電力系統と交通網の
ミクロ連成シミュレーション

Microscopic Simulation of Coupled Electric and
Traffic Grids via Electric Vehicles

指導教員 吉村忍 教授

学籍番号 37-157048

内田英明

目次

図目次	v
表目次	ix
第 1 章 序論	1
1.1 低炭素社会の実現と電気自動車	1
1.2 連成シミュレーションの必要性	2
1.3 論文の構成	3
第 2 章 EV の普及と諸問題	5
2.1 発明とその歴史	5
2.2 環境規制と EV	6
2.3 各国の取り組みと普及予測	7
2.4 普及に向けた 3 要素	12
2.5 電力系統に与えるリスク	15
2.5.1 充電需要による影響規模の推定	16
2.6 本研究の目的：道路交通網-電力系統ミクロ連成モデル	21
第 3 章 道路交通網モデル	25
3.1 交通シミュレーション	25
3.1.1 シミュレーションの担う役割	25
3.1.2 モデルの分類	26
3.2 EV エージェントのモデル化と消費電力量	27
3.2.1 EV 特有のモデル化	27

3.2.2	運動方程式による消費電力推定	28
3.3	充電を考慮した経路探索問題	30
3.3.1	対象問題	32
3.3.2	既存研究	33
3.3.2.1	定常的な環境下での経路選択	33
3.3.2.2	シミュレーションベースの経路選択	34
3.3.3	提案手法 1: 階層的アプローチ	37
3.3.3.1	手法の概要	39
3.3.3.2	既存手法との関係	40
3.3.3.3	シングルエージェント環境における経路選択	40
3.3.3.4	マルチエージェント環境における経路選択	41
3.3.4	提案手法 2: 試行錯誤的アプローチ	48
3.3.4.1	強化学習の概要	48
3.3.4.2	手法の概要	51
3.3.4.3	計算機実験	53
3.3.5	まとめ	57
3.4	CS 最適配置問題	60
3.4.1	関連研究	60
3.4.1.1	データ駆動型の配置手法	60
3.4.1.2	シミュレーション駆動型の配置手法	61
3.4.2	提案手法	61
3.4.3	数値実験	62
3.4.3.1	実験 1 : 単一 CS ネットワーク	63
3.4.3.2	実験 2 : 和歌山市中心部	65
3.4.4	まとめ	69
第 4 章	電力系統モデル	71
4.1	潮流計算の概要と手法の分類	71
4.1.1	Newton-Raphson 法	72
4.1.2	Fast Decoupled 法	74

4.1.3	Backward Forward Sweep 法	74
4.2	数値実験 : 126 buses model	77
4.2.1	問題設定	77
4.2.2	精度検証	80
4.3	逆潮流を含む解析	80
第 5 章	連成シミュレーション	87
5.1	ミクロ連成モデルの概要	87
5.2	実験設定	89
5.3	実験結果	92
5.4	考察	113
5.4.1	普通充電器による影響	113
5.4.2	急速充電器による影響	113
5.4.3	PV の普及による影響	113
第 6 章	結論	115
	謝辞	117
	参考文献	119

目次

2.1	世界市場における EV・PHV 保有車両数推移	9
2.2	主要国別の EV・PHV 登録車両数推移	9
2.3	世界市場における自家用車長期的販売予測	10
2.4	新車販売台数に占める地域別 EV 比率予測	10
2.5	リチウムイオン電池の価格推移予測	13
2.6	CS の分類と概要	14
2.7	EV 普及に関する要素間の相互関係	15
2.8	周波数異常現象の概念図	17
2.9	電圧不安定現象の概念図	17
2.10	普通充電（目的地充電）ケース	19
2.11	急速充電（疑似目的地充電）ケース	20
2.12	交通-電力系統 連成シミュレーションの概念図	23
2.13	連成シミュレータのフローチャート	23
3.1	EV エージェントの電費曲線	31
3.2	テスラ社製 EV の電費曲線	31
3.3	走行モード切り替えの概念図	36
3.4	既存モデル	36
3.5	提案手法の概要	37
3.6	提案手法のフローチャート	38
3.7	提案手法 1 の経路	42
3.8	既存手法（閾値 30%）の経路	42

3.9	既存手法 (閾値 35%) の経路	43
3.10	既存手法 (閾値 37.5%) の経路	43
3.11	実験環境	44
3.12	基本シナリオにおける比較	45
3.13	渋滞シナリオにおける比較	46
3.14	変動シナリオにおける比較	47
3.15	経路の再計算間隔による効果	49
3.16	強化学習の概念図	49
3.17	提案手法 2 の概要	52
3.18	提案手法の学習履歴 (基本)	54
3.19	手法間の電欠率比較 (基本)	54
3.20	提案手法の学習履歴 (変動)	59
3.21	手法間の電欠率比較 (変動)	59
3.22	既存手法の概要	63
3.23	提案手法の概要	63
3.24	単一 CS ネットワーク	65
3.25	各ケースのスコア分布	66
3.26	和歌山県中心部の道路ネットワーク	67
3.27	提案手法によるスコアの分布	68
3.28	提案手法によるスコアの分布	70
4.1	126 buses model 系統図	77
4.2	解析電圧の比較	81
4.3	解析位相角の比較	81
4.4	配電システムモデル	82
4.5	世帯の日負荷曲線モデル	83
4.6	PV 出力モデル (晴天時)	83
4.7	PV 普及率:0%	85
4.8	PV 普及率:10%	85
4.9	PV 普及率:20%	86

4.10	PV 普及率:30%	86
5.1	ミクロ連成モデルの詳細	90
5.2	和歌山県中心部の道路ネットワーク（普通充電器追加）	91
5.3	エリア:A, EV 普及率:10%, PV 普及率:0%	93
5.4	エリア:A, EV 普及率:10%, PV 普及率:10%	93
5.5	エリア:A, EV 普及率:10%, PV 普及率:20%	94
5.6	エリア:A, EV 普及率:10%, PV 普及率:30%	94
5.7	エリア:A, EV 普及率:20%, PV 普及率:0%	95
5.8	エリア:A, EV 普及率:20%, PV 普及率:10%	95
5.9	エリア:A, EV 普及率:20%, PV 普及率:20%	96
5.10	エリア:A, EV 普及率:20%, PV 普及率:30%	96
5.11	エリア:A, EV 普及率:30%, PV 普及率:0%	97
5.12	エリア:A, EV 普及率:30%, PV 普及率:10%	97
5.13	エリア:A, EV 普及率:30%, PV 普及率:20%	98
5.14	エリア:A, EV 普及率:30%, PV 普及率:30%	98
5.15	エリア:A, EV 普及率:40%, PV 普及率:0%	99
5.16	エリア:A, EV 普及率:40%, PV 普及率:10%	99
5.17	エリア:A, EV 普及率:40%, PV 普及率:20%	100
5.18	エリア:A, EV 普及率:40%, PV 普及率:30%	100
5.19	エリア:A, EV 普及率:50%, PV 普及率:0%	101
5.20	エリア:A, EV 普及率:50%, PV 普及率:10%	101
5.21	エリア:A, EV 普及率:50%, PV 普及率:20%	102
5.22	エリア:A, EV 普及率:50%, PV 普及率:30%	102
5.23	エリア:B, EV 普及率:10%, PV 普及率:0%	103
5.24	エリア:B, EV 普及率:10%, PV 普及率:10%	103
5.25	エリア:B, EV 普及率:10%, PV 普及率:20%	104
5.26	エリア:B, EV 普及率:10%, PV 普及率:30%	104
5.27	エリア:B, EV 普及率:20%, PV 普及率:0%	105
5.28	エリア:B, EV 普及率:20%, PV 普及率:10%	105

5.29	エリア:B, EV 普及率:20%, PV 普及率:20%	106
5.30	エリア:B, EV 普及率:20%, PV 普及率:30%	106
5.31	エリア:B, EV 普及率:30%, PV 普及率:0%	107
5.32	エリア:B, EV 普及率:30%, PV 普及率:10%	107
5.33	エリア:B, EV 普及率:30%, PV 普及率:20%	108
5.34	エリア:B, EV 普及率:30%, PV 普及率:30%	108
5.35	エリア:B, EV 普及率:40%, PV 普及率:0%	109
5.36	エリア:B, EV 普及率:40%, PV 普及率:10%	109
5.37	エリア:B, EV 普及率:40%, PV 普及率:20%	110
5.38	エリア:B, EV 普及率:40%, PV 普及率:30%	110
5.39	エリア:B, EV 普及率:50%, PV 普及率:0%	111
5.40	エリア:B, EV 普及率:50%, PV 普及率:10%	111
5.41	エリア:B, EV 普及率:50%, PV 普及率:20%	112
5.42	エリア:B, EV 普及率:50%, PV 普及率:30%	112

表目次

3.1	JC08 走行モードの概要	29
3.2	EV エージェントの諸元	30
3.3	実験ケース	64
3.4	CS 新設前後の評価指標比較	69
4.1	潮流計算手法	76
4.2	インピーダンスマップ	78
4.3	運用条件	79
4.4	インピーダンスマップ	84

第 1 章

序論

1.1 低炭素社会の実現と電気自動車

持続可能な低炭素社会の実現は世界的な要請である。地球上の平均気温上昇やそれに伴う海面上昇など様々な問題が指摘されるようになり，1988 年，国連に「気候変動政府間パネル（Intergovernmental Panel on Climate Change: IPCC）」が設置された。2015 年末にはフランス・パリにおいて国連気候変動枠組条約第 21 回締約国会議（Conference of the Parties 21: COP21）が開催され，温室効果ガスの排出削減に向けた枠組みである「パリ協定」が採択された。パリ協定は世界の平均気温上昇を産業革命以前に比べ 1.5℃に抑えることを長期的目標とし，途上国を含む全参加国に排出削減の努力を求める枠組みとなった点において画期的であった。

日本国内においては温室効果ガス排出量のほとんどをエネルギー起源二酸化炭素が占めていることから，化石燃料由来のエネルギー消費を低減することが重要視されるようになっている。エネルギー消費において大きな割合を占める運輸部門においては，近年環境性能の高い電気自動車（Electric Vehicle：EV）が注目を集めており，国内では 2030 年時点で新車販売台数の 3 割程度を普及目標として掲げている。航続距離の短さや充電設備（Charging Station：CS）の未整備により現状の普及率は 1% 未満に留まるが，海外に目を向けても，税制優遇やガソリン車の将来的な製造中止など EV への転換の機運が高まっている状況は同様である。ただし，EV の普及に伴い化石燃料の消費が増大してしまうことは本末転倒であり，充電には太陽光・風力・水力といった再生可能エネルギーが利用されることこそが本質的である。

2009年に開始された太陽光発電の「余剰買取制度」は、発電量から自家消費分を除いた電力の買取を電力会社に義務付けたものであり、2012年より現在の「固定価格買取（Feed-in Tariff: FIT）制度」として適用範囲を再生可能エネルギー全体に拡大する形となっている。しかし、国内で主要な太陽光、世界的に導入量の大きな風力はいずれも天候により大きく出力変動する電源であり、大量に電力系統に連系すると系統運用上の問題、例えば余剰電力による配電系統の電圧上昇や周波数変動等の課題が指摘されている。このような余剰発生時においては変動電源の出力抑制が認められているものの、低炭素化の取り組みを念頭に置くと回避すべき事象であることは明らかである。対策の一つとしては電力貯蔵技術が挙げられており、その有力な候補のひとつとしてEVが系統の安定化に資するものと期待されている。

1.2 連成シミュレーションの必要性

このように、低炭素社会の実現に向けてはEVが大きな役割を果たすと考えられており、その際には再生可能エネルギーを有効に利用することが重要である。これまでガソリンを燃料として自動車が走行している道路交通網と、主に出力制御可能な電源によって維持されていた電力系統は互いに影響しあうことは考えられなかったが、今後普及していくEVを介して相互作用が発生することが予想される。

社会におけるEVの受容のされ方や、再生可能エネルギーの利用可能性については様々な研究が行われており、対象となる課題は多岐にわたる。このような将来の課題は常に不確定性を内包しており、厳密な解決は困難であることから、有力な方法論のひとつとしてシミュレーションによるアプローチが採用される。しかし、これまでの検討の多くは道路交通網、ないしは電力系統のどちらかに着目したものであり、双方のメカニズムにまたがる相互作用については十分なシミュレーションモデルの開発がなされてこなかった。例えば、主要な課題である充電設備の導入計画においても、EV普及途上の段階では充電需要充足が最大の目的であり主に交通施策としての側面を持つが、一方でEVの普及完了時には充電需要の集中が配電系統での電圧低下を引き起こし得るため適切な需要分散が必要になる可能性がある。これらは道路交通網と電力系統の双方にまたがると同時に、EVの普及過程において時間的にも広がりを持つており、本来的には整合性の担保された条件下で一元的なシミュレーションモデルによっ

て取り扱われることが望ましい．そこで，本研究ではこれらの2つのメカニズムをモデル化し，相互作用を表現可能な連成シミュレーションモデルを開発する．持続可能な低炭素化社会の実現に対するEVの役割の評価と，リスクの予見に寄与することを最終的な目的とする．

1.3 論文の構成

本論文は以下の通り構成される．第2章「EVの普及と諸問題」では，本研究の背景としてEV発展の経緯，近年の普及に向けた動向をまとめ，普及に関わる3要素と普及後に想定される電力系統との関わりについて述べる．また，本研究の目的とともに，開発する連成シミュレーションモデルを概説する．

第3章「道路交通網モデル」においては，自動車交通のメカニズムを再現するシミュレーションモデル開発の取り組みについて，特にEVという観点からまとめ，EV特有のモデル化を行う．また，普及に関わる要素のうち本モデルで明示的に扱うことのできるRange AnxietyとCSの配置問題について手法を提案する．加えて，知的マルチエージェントシミュレータMATES（Multi-Agent-based Traffic and Environment Simulator）による検証を行う．

第4章「電力系統モデル」においては，電力系統のメカニズムを再現するものとして潮流計算をとりあげ，手法の分類とその定式化，既存研究との比較によって実装したモデルの検証を行う．また再生可能エネルギーとして太陽光発電を導入した場合の検討を行い，道路交通網モデルとの連成境界となるCSによる境界条件の受け渡しについて述べる．

第5章「連成シミュレーション」においては，開発した連成シミュレータを利用し，道路交通網のメカニズムが電力系統に与える影響として電圧不安定現象の解析を実施する．道路交通網は和歌山県中心部を，電力系統は疑似的な配電系統を想定し，複数のケースについてパラメトリックスタディを実施する．

第6章で研究全体の結論と今後取り組むべき課題を述べる．

第 2 章

EV の普及と諸問題

本章では現在急速に導入の進んでいる EV と、周辺分野の概況について述べる。まず 2.1 節では EV の成立から現在に至るまでの経緯を説明し、2.2 節では現在 EV が注目を浴びるに至った環境規制について解説する、2.3 節では具体的な各国の取り組みをまとめる。2.4 節では普及に向けて重要な要素を紹介し、2.5 節では普及がある程度進んだ後に生じることが懸念されているリスクとして、充電負荷の集中による電力系統への影響について扱う。2.6 節では本研究の最終的な目的となる連成モデルの必要性をまとめ、先んじてその構想を述べる。

2.1 発明とその歴史

EV は動力源である電力を貯蔵する電池と、それを車輪の回転運動に変換するモータによって構成されている。したがって EV 出現の背景は 1800 年代前半の Alessandro Volta による電池の発見、及び Michael Faraday によるモータの発明に遡る。イギリス産業革命以降広く普及した蒸気機関に代わり、電力が動力源として注目されるようになり、1834 年にはアメリカの Thomas Davenport が実用的な直流モータを発明した。翌年にはボルタの電池を積んで約直径 1.2m のレール上を走行する電気機関車の実験に成功し、アメリカ国内では初となるモーターの特許も取得した。1841 年にはイギリスの Robert Davidson が鉛電池を搭載した 4 輪車両の走行に成功した。その後電池及びモータ双方において様々な改良がなされ、19 世紀末には全米の EV 保有台数が自動車生産の半数に達するなど、EV は最盛期を迎えた。競合であった蒸気自動車は

蒸気を作るのに時間を要するほか、タンクに水の補充なしで走行できる距離はEVの航続距離よりも短いものであった。また、当時遅れて発明・実用化されたガソリンエンジンは依然として信頼性に乏しく、震動・騒音・臭気の問題やスタートの時のクラック操作・走行時のギアシフトといった操作面での複雑さにより普及が進まなかったとされる [1][2][3]。

その後、ガソリンエンジンの高性能化に伴い、主に長距離走行時の動力源としてエンジンが採用されるようになった。当時のEVは電池が重く電気の貯蔵量も少なかったため、航続距離が短く低速であり、この点においてガソリン車の優位性が高まったためであった。1908年にはT型フォードの量産が開始され販売価格がEVの半値以下となると、ガソリン車は爆発的に普及し、数年後にはEVの生産は減少に転換、市場から姿を消すこととなった。以降、燃料不足やオイルショックなどの時代背景とともに何度かのEVブームが訪れたものの、現在に至るまでガソリン車を中心とした状況は変わっていない [4]。

2.2 環境規制とEV

1990年にアメリカ・カリフォルニア州では低公害車 (Low Emission Vehicle: LEV) 規制が施行され、州内で一定台数以上自動車を販売するメーカーに対しLEVや排出ガスを一切出さない自動車であるZEV (Zero Emission Vehicle) を一定比率以上販売することを義務付けた。LEV規制の当初の目的は大気汚染対策であり、排出ガスに含まれる硫黄酸化物や窒素酸化物などの有害物質の規制に主眼が置かれた。この目的をおおむね達成して以降は、温室効果ガスである二酸化炭素の排出ゼロを目指した取り組みを進めている。排出ゼロの実現には走行中に二酸化炭素を排出しないEVや燃料電池自動車 (Fuel Cell Vehicle: FCEV) の普及が不可欠であるため、ハイブリッド車 (Hybrid Vehicle: HEV) やプラグインハイブリッド車 (Plug-in Hybrid Vehicle: PHEV) など相対的に排出量の少ない車両も過渡的な措置として認定することとした [5]。

結果としてトヨタが1997年に世界初の量産HEV専用車としてプリウスを発表するなど、大手メーカー各社はZEV規制に対応した車両を開発・販売した。2012年には規制が大幅に強化され、販売台数の14%をHEV・PHEVといったエコカーにすること

が義務付けられた。また、2017 年の秋以降に発売される 2018 年モデルからは HV がエコカーの対象から外れ、EV への転換はより加速することが予測されている。

2008 年にはアメリカで富裕層向け EV としてテスラモーターズのロードスターが発売された。日本国内においては三菱自動車が 2009 年に市販型 i-MiEV を市場投入、翌年には日産がリーフの発売を開始した [6]。欧州では環境負荷が低いとされたディーゼルエンジンの性能向上などを通じた低炭素化が推進されてきたが、2015 年のフォルクスワーゲンによる排出ガス不正発覚から規制強化の機運が高まり、電動化への方針を打ち出している。中国では安価な簡易 EV を組み立てる工場が乱立し、そこから大規模な企業に発展するケースも見られるようになった。

2.3 各国の取り組みと普及予測

EV・PHV の販売台数は 2016 年時点で 75 万台を超え、保有台数は全世界で 200 万台、EV 単独でも 120 万台に達した。EV 及び PHV の国別保有台数の推移を図 2.1 に示す。図の通り、EV の市場導入本格化以降その数は指数関数的に増加している。欧州ではイギリス・フランス・ドイツ・オランダ・ノルウェー・スウェーデンが中心的な導入先進国であり、これに中国・アメリカ・日本・カナダを加えた計 10 カ国で世界の EV 保有台数の 95 % を占めている。2015 年まではアメリカが世界最大の EV 保有国であったが、2016 年には中国が最大となり世界全体の約 3 分の 1 となった。中国はこの他 2 億台以上の電動二輪車、3~4 百万台の低速電気自動車 (Low Speed Electric Vehicle: LSEV)、30 万台を超える電気バスを保有しており、他の輸送モードにおいても電動化を世界的にリードしているといえる [7]。

主要国の登録車両数推移と EV・PHV の比率を図 2.2 に示す。台数の観点では中国・アメリカが飛びぬけており、中でも中国の伸びは大きく 2016 年単年で 30 万台を超える車両が登録された。また市場シェアの面では北欧地域が優位であり、オランダが 6.4%、スウェーデンが 3.4%、とりわけノルウェーでは 29% のシェアを獲得するに至り最大の普及率を達成している。EV の比率で見ると国内に多くの新興 EV メーカーを擁する中国、早期から EV 市場に参入してきた日産・ルノーの本拠地であるフランス・日本が高くなっていることがわかる [7]。

一方、全世界における自家用車の長期的販売予測を図 2.3 に示す。ここでは内燃機

関（Internal Combustion Engine: ICE）を動力源とする自動車とEVの市場シェアをプロットしている。文献[8]によると2040年までに新車販売の54%、保有台数ベースでも33%がEVに置き換わると予想されている。EVの大きな価格決定要因となっている二次電池の市場価格低下によって、2030年までは自家用車の主要なセグメント全てにおいて補助金施策なしに価格競争力のあるEVが市場投入され、新興国においても急速にEVの普及が進む観測となっている。

図2.4には新車販売におけるEVの割合に関する予測を示す。後述のとおり、EV導入に関して強力な優遇施策を発表している中国・アメリカ・欧州の各地域は急速な普及が継続し、2035年頃には市場においてほぼICEと均衡する可能性がある。また2040年時点ではこれらの3地域で世界のEV市場の60%以上を占め、長期にわたってEV普及を牽引するとなると考えられる[8]。

以下に、各国の取り組みをまとめる。

■北米市場 北米市場とりわけアメリカにおいては前述のZEV規制と2012年にオバマ政権下で実施された新燃費規制によりEV普及の方向性が示された。ZEV規制はカリフォルニア州内での販売台数が3万台以上の自動車メーカーが対象となっており、ニューヨーク州をはじめとする9州が規制に参加している。また新燃費規制では2025年時点での燃費基準が対12年比で2倍と、非常に厳しい目標が設定された[5]。

しかし、2016年のトランプ政権の発足に伴い新燃費規制が撤回され、パリ協定からの離脱が表明されるなど状況は大きく変化している。テスラモーターズなど革新的な事業者が注目を集め、環境意識の高い州では独自の規制が継続していることから、EVに対する取り組みは国内でも二極化が進むものと予測される。

■欧州市場 欧州市場全体では2021年以降に予定されている排出ガス規制強化に備えてディーゼルエンジンから電動車への転換が想定されていたが、2015年に発覚したフォルクスワーゲンによる排出ガス不正問題によりこの動きが前倒しとなった。フランスとイギリスは2040年までにガソリン車とディーゼル車の販売禁止を表明している。

不正問題の当事者であるフォルクスワーゲンをはじめ欧州メーカー各社は問題発覚後相次いで電動車の投入計画を表明した。欧州内の各種制作における優遇対象には依然としてPHVが含まれていることや、各社が成長市場と位置づける中国においては

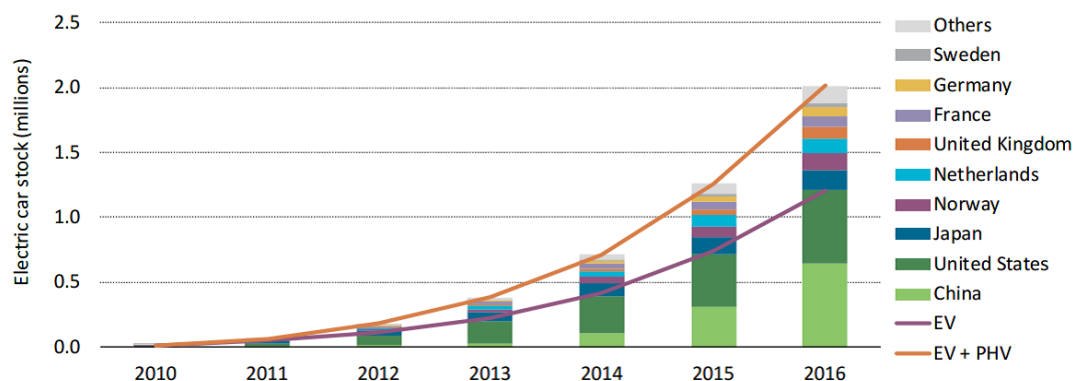


図 2.1: 世界市場における EV・PHV 保有車両数推 文献 [7] より引用

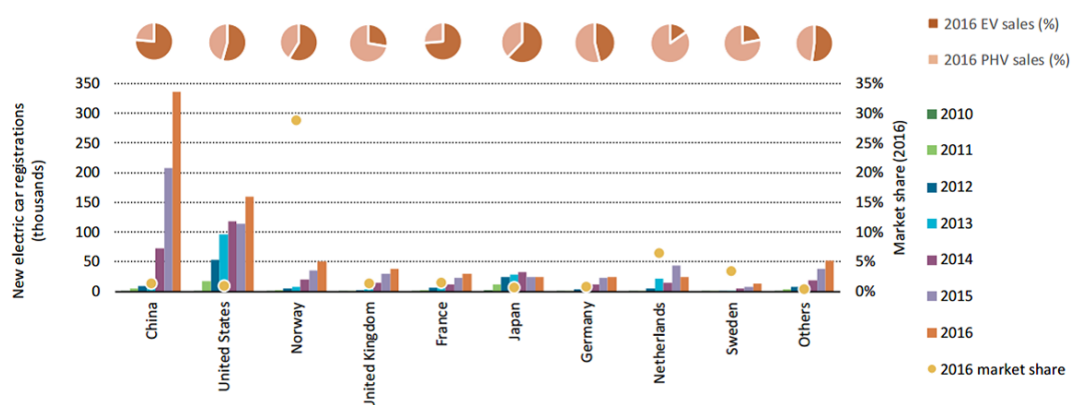


図 2.2: 主要国別の EV・PHV 登録車両数推移 文献 [7] より引用

電動走行距離 50km 以上の車両が補助対象となることから、当面は PHV が市場の主流となると考えられている。ただし、これはあくまで過渡的な潮流であり、EV の航続距離が伸びたことで市場の中心にシフトしていくと予測される [9]。

北欧地域においては発電コストの安い水力発電の割合が高いことを背景に、EV に対する補助金や通行料・駐車料金に対するインセンティブを設計しており、ノルウェーにおいては 2025 年に新車販売台数ベースで ZEV のシェア 100% を掲げている [10]。

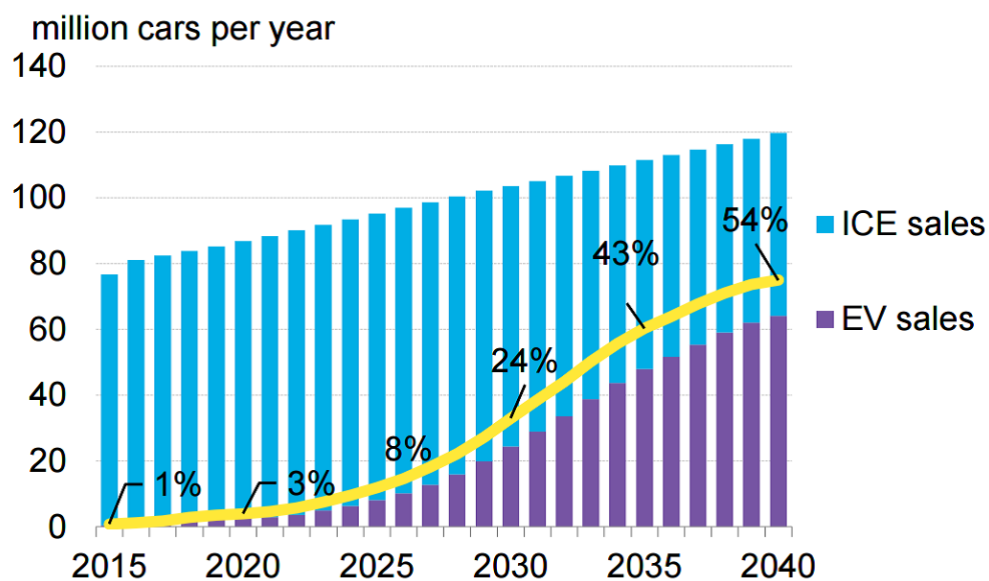


図 2.3: 世界市場における自家用車長期的販売予測 文献 [8] より引用

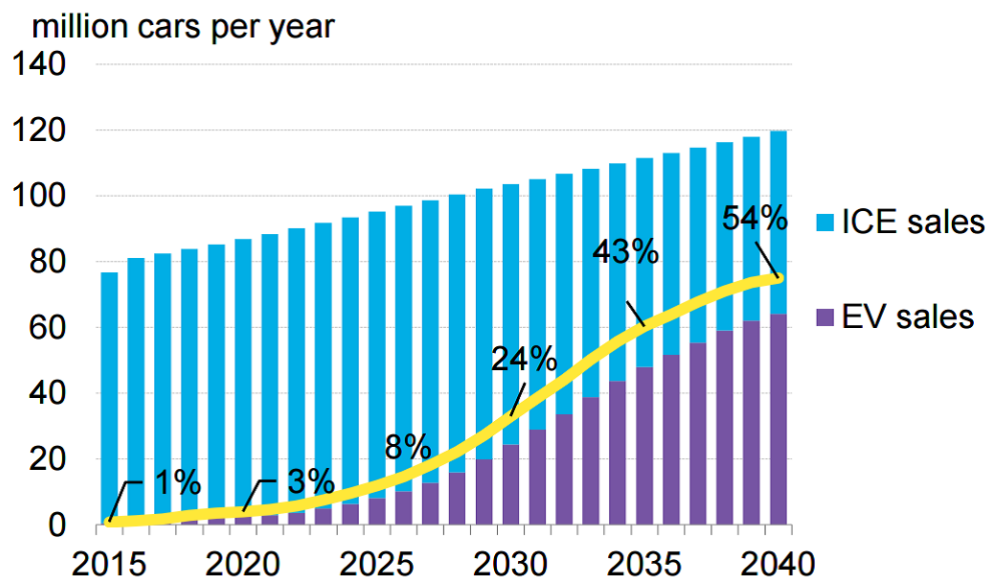


図 2.4: 新車販売台数に占める地域別 EV 比率予測 文献 [8] より引用

■**日本市場** 日本国内においては、他の主要国に見られるような罰則を伴う燃費規制は存在せず、エコカー減税の対象も依然として幅広く ZEV 規制のように EV への転換を促進するものではない。したがって国内においては消費者主導で HV が圧倒的なシェアを獲得してきたという経緯がある。トヨタをはじめとする日系自動車メーカーが早期から HV を市場投入したこと、加減速の発生しやすい道路交通状況であることも HV の有用性を高めてたといわれる [11]。

しかし 2013 年ごろからは HV の普及も頭打ちとなっているほか、日本国内では他国と比較し CS も十分に整備が進んでいることから [12]、やはり消費者を中心とした傾向として EV の普及が進む可能性がある。

■**中国市場** 中国では近年急速に EV の普及が進展しており、その背景には中央・地方政府による巨額の補助金投入や各種優遇措置がある。現在支給されている補助金は 2020 年を期限とする限定的な措置であるが、2019 年よりメーカーに 10% の新エネルギー車 (New Energy Vehicle: NEV) 製造・販売を義務付ける NEV 規則の導入を発表しているほか、ガソリン車やディーゼル車の製造・販売を禁止する検討にも着手している [13]。NEV 規制ではアメリカの ZEV 規制と同様に HV を対象外とする厳しい規制を導入している。また、大気汚染や交通渋滞が深刻化している北京ではナンバープレートの取得規制も行っており、EV をその規制対象外とすることでより直接的な導入を進めている。

EV の普及が継続すると予測される中国市場であるが、NEV 規制に基づく補助金対象となるには中国メーカーの電池搭載を前提とするなど、グローバルな自動車メーカーの参入には依然障壁が存在する。結果として国内の新興 EV メーカーが生産する短距離走行用の低価格帯 EV が主なシェアを形成している点が特徴的である。

■**インド市場** インド市場においては 2013 年に発表された国家電気自動車計画 2020 (National Electric Mobility Mission Plan: NEMMP-2020) のもと近年 EV の普及の兆しが見え始めている [14]。インドでは大気汚染が深刻化しているほか、急速な経済発展により中国・アメリカに次ぐ世界第三位の温室効果ガス排出国となったことから、交通の電動化が喫緊の課題であるといえる。現状では主要国に比べ目立った普及量ではないものの、都市部の短距離通勤に適し、夏季やモンスーンの時期にも利

用可能な頑健性の高い低価格帯のEVの需要が急拡大するとされており、2020年までにはEVとHVを合わせた年間販売台数が600万台規模にまで拡大することが予測される[7]。

加えてインド政府は2030年までにガソリン車およびディーゼル車の国内販売を禁止、販売される自動車をEVのみに制限するとの方針を表明しており、世界でも最も意欲的な目標を掲げる地域となった。

2.4 普及に向けた3要素

EV市場拡大の現状と将来予測について、主に排出ガス規制と優遇税制の観点からまとめてきた。今後本格的な普及段階に突入するうえでは、原油価格などの外的要因を除くと主に「二次電池の価格低下」「航続距離の延長」「CSの整備拡大」の3要素が肝要である。

■二次電池の価格低下 EV用の電池には高いエネルギー密度が要求されるため、現状ではスマートホンやノートPCで既に普及の進んでいるリチウムイオン電池を搭載したEVが一般化している。しかしEV用途には実用的な航続距離を備えるために大容量の電池を搭載する必要があり、結果的に車両価格の大部分が電池によって占められているのが現状である。図2.5にリチウムイオン電池の価格推移とその予測を示す[8]。この調査結果によれば2015年現在\$300/kWh程度であり、例えば30kWhの電池を積むだけでもそのコストは100万円程度となる。また、リチウムイオン電池の市場拡大を見越した投機的行動により、リチウムやコバルトといった原材料となるレアメタルの国際価格高騰も課題である。

しかし、電池メーカーによる技術開発やEV普及を背景とした量産効果によってコスト削減が進んでおり、2030年に\$74/kWh程度まで低下するものと予測するシナリオも存在する。

■航続距離の延長 続いて、電池の性能に規定されるEVの航続距離も重要である。EVの航続距離は価格帯によっても大きく異なるが、通常ガソリン車が1度の給油で走り続ける距離に対して短い。また航続距離は空調をはじめとした走行中の電装品使用によって大きく損なわれるため、EVの実用性を高めるためには電池性能の向上に

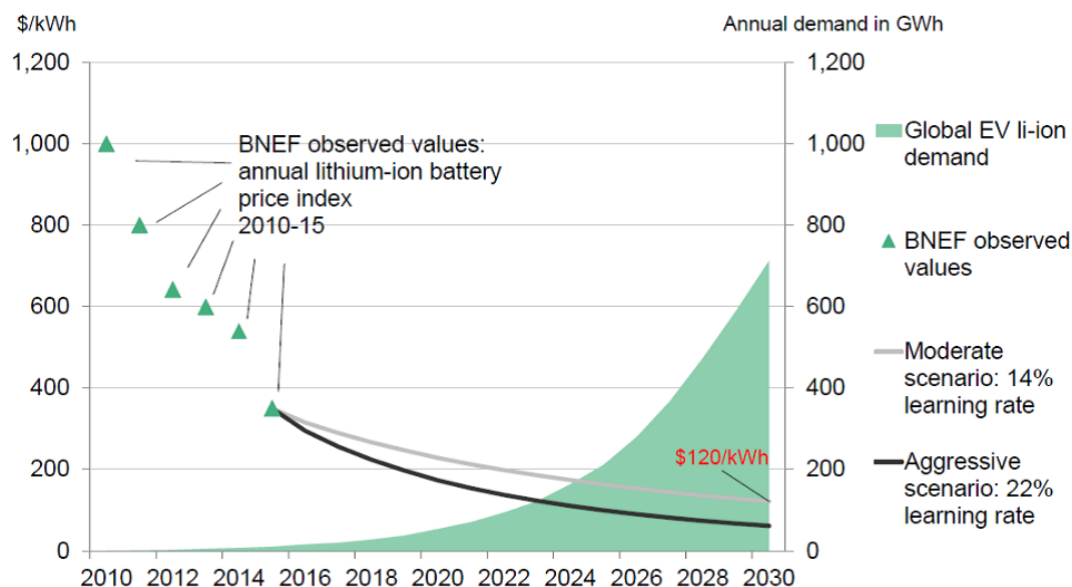


図 2.5: リチウムイオン電池の価格推移予測 [8] より引用

伴う航続距離延長が不可欠である．関連するものとして”Range Anxiety”という概念が存在する [15]．これは EV 運転時に抱く「長距離移動時に電欠を起こしてしまうのではないか」という不安であり，EV 購入における心理的障壁に相当する．実際には日常的な移動の殆どは EV の航続距離以下であることから強い Range Anxiety を感じる必要性は薄い，が，未経験の事象に対する不安は根強い，ため，カタログスペックの上でもガソリン車と同等の航続距離を達成することも重要である．加えて，充放電による劣化といった観点も課題として挙げられる．

■CS の整備拡大 ガソリン車と比較した際の航続距離の制約から，それを解消するための CS の整備拡大は同様に重要である．しかし EV の普及は途上であるため，ガソリン車にとっての給油設備のように必要十分な数の CS が整備されているとは言えない．EV の特徴の一つとして，充電器の整備さえ行えば自宅や職場の駐車場であっても充電が可能であるという点が挙げられる．多くの国においては既に電力系統によって遍く電力の供給が可能となっているため，ガソリンスタンドと比べても潜在的な CS の整備可能性が高いといえる．

CS に設置される充電器は大きく普通充電器と急速充電器の 2 種類に分類される．

充電設備の種類		普通充電器		急速充電器	
		コンセント型			ポール型
		100V	200V		200V
想定立地	私用	戸建住宅・マンション ビル・野外駐車場		マンション・ビル 野外駐車場	— (ごく限定的)
	公用	カーディーラー・コンビニ・病院 商業施設・時間貸駐車場			道の駅・SA・GS カーディーラー 商業施設
充電時間	航続距離 160km	約14時間	約7時間		約30分

図 2.6: CS の分類と概要 [16] を基に作成

普通充電器は初期費用が比較的安価で低出力であり、住宅や事務所など長時間駐車することを前提とした充電形式である。急速充電は高出力で充電時間が短いことから移動中の立ち寄り充電に利用される。図 2.6 には各 CS の概要をまとめている [16]。このような複数の形式の CS を適切な配分で整備していくことが重要である。

これら 3 つの要因についてはそれぞれ、依然として普及向けての課題が残る状況である。しかしここまで述べてきた通り解決の方向に進んでいることは確かであり、二次電池の技術革新による EV 販売価格の低下や登載容量の増加、電池や車両性能の向上に伴う航続距離延長、そして CS の整備拡大による EV の実用性向上などは年々進展している。これらは図 2.7 に示す通りそれぞれが相互に関連しあう課題であり、全体として EV の利用に十分なエコシステムが構築されれば普及は進んでいくものと考えられる。加えて EV の普及が進めば量産効果により二次電池の製造コストはより低下する可能性があり、研究開発が促進されれば電池や車両の性能向上によって更なる航続距離の延長が見込まれる。また CS 利用者が増加し充電事業自体の採算性が向上すれば、更なる CS 整備につながる。

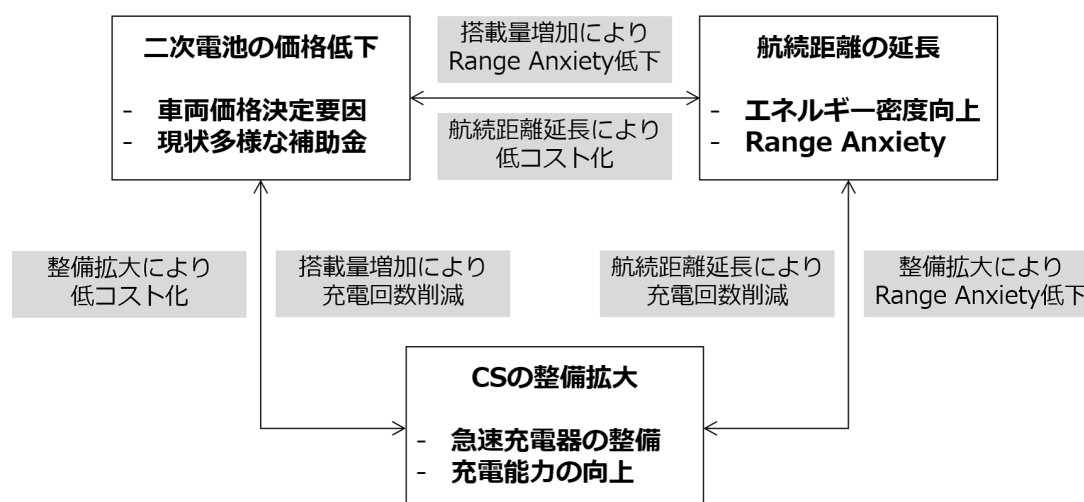


図 2.7: EV 普及に関する要素間の相互関係

2.5 電力系統に与えるリスク

低炭素化を目指した環境規制が現在の電動化の背景となっていることを述べた。しかし、EV の普及進展は自動車の動力源が従来の化石燃料から電気へと変わることを意味し、EV の充電需要が創出されることとなる。電力系統は供給量（発電量）と需要量（負荷）が均衡し同時同量が達成することで正しく機能するため、時々刻々変化する需要に対し供給量が適切になるよう制御する需給調整機能が備わっている。これは種々の観測だけでなく事前に策定される需要予測と運転計画・設備投資によって達成される。EV の充電需要規模は普及に合わせて徐々に拡大していくと考えられるため、現状の需給調整機能では系統に大きな影響を与える可能性がある [17]。

EV の充電需要が系統に与える影響としては、「周波数異常現象」「電圧不安定現象」が考えられる [7]。

■**周波数異常現象** 予期しない急激な負荷変動によって需給バランスが崩れると、発電所と需要家間の系統全体で周波数変動が生じる可能性がある。この現象の概念図を図 2.8 に示す。平常時、標準周波数を維持するためには、負荷変化速度に対応する発電所の出力制御能力、及び負荷変動量に対応する発電所調整容量の確保が重要となる。

これらは系統の有する運転予備力の範囲内で行われるが、一般的な発電所特性として、出力変化速度が速いほど出力の調整可能幅（調整容量）は制約される。したがって現実には出力調整が可能な火力発電所や揚水発電所の特性を鑑みながら運転を制御することで対処する。またEVのような新たな需要に起因する周波数異常のリスクに対応するには、運転計画の見直しや追従電源を確保するために新たな発電所を整備することなどが必要となる。

■電圧不安定現象 需要拡大により電気の流れが増すと需要家側の電圧が低下する。この現象の概念図を図2.9に示す。系統電圧の適正範囲内での維持は系統運転上の基本的事項であり、電圧調整設備や調相設備により安定化を図る。具体的には、季節や時間帯、系統構成に応じて事前に運用目標電圧を決定し、それに沿ってコンデンサによる無効電力注入や変圧器によるタップ比の調整により電圧を維持することになる。EVの充電による新たな需要に起因する電圧不安定化のリスクに対応するには、運用目標電圧の見直しや電圧調整設備・調相設備の新規整備が必要となる。

2.5.1 充電需要による影響規模の推定

本項ではこれまで述べたEV普及に伴う充電需要の増加が、系統にどの程度の影響を与えるかを推定する。EVの充電は大きく普通充電器と急速充電器のどちらかによって実行されるため、影響の規模を次の通り分類して考える。

普通充電器は自宅や職場といった移動の目的地で行われる Destination charging（目的地充電）の用途に利用され、長時間の駐車が前提となる。これは充電時間や充電速度に関する制約が少ないため普通充電器でも十分に目的を達成することができるためである。日常的にこまめな充電を行うことになるため一度に充電すべき電力量も少なく、普通充電器であっても毎回の充電時間は長くないのが特徴である。ここでは家庭での200V普通充電器を想定し、15A利用の場合の出力として3kWと想定する。

急速充電器は主に移動中に電欠を回避するために行われる En-route charging（経路充電）の用途に利用され、短時間の駐車が前提となる。最終的な目的地が別に存在するため短い充電時間に多くの電力を充電する必要があるため、結果として急速充電器を利用せざるを得ない。長距離を移動し充電残量（State of Charge: SoC）が減少する

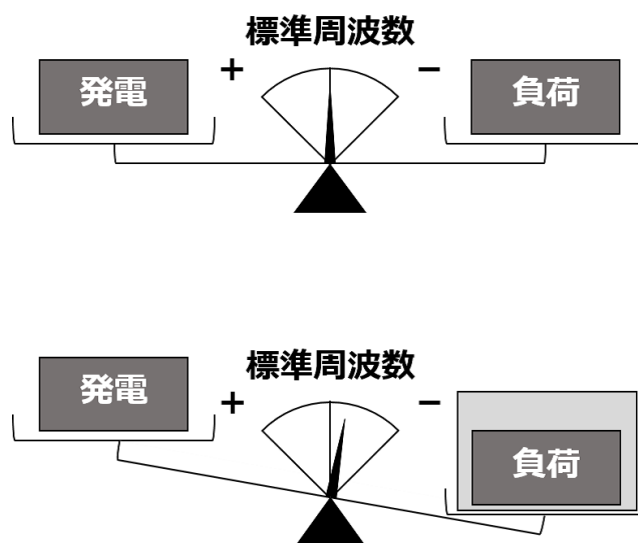


図 2.8: 周波数異常現象の概念図

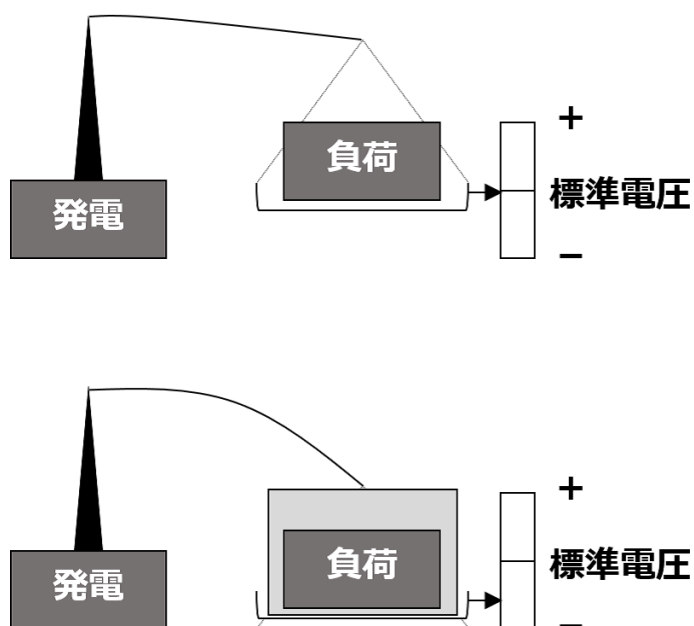


図 2.9: 電圧不安定現象の概念図

ことで Range Anxiety を感じた運転者が行うものであり、頻度は少ないものの一度に充電する電力量は多くなる。ただし、十分に EV の普及が進むと急速充電器を疑似的な目的地充電として利用するケースも増加すると考えられる。現状、高価格かつ充電に関して利便性の低い EV を購入する利用者層は、充電器を自宅に整備可能、もしくは既に普通充電器が導入された駐車スペースを確保している可能性が高い。しかし普及後には必ずしもこのような状況にない運転者も現れるため、普段は CS でない一般の駐車場を利用し、SoC に合わせて定期的に急速充電を行うことが現実的となるからである。今後登載する電池容量が増大することで航続距離が延長すれば、急速充電の頻度も少なく済むため実現性は高い。以上より、推定の不確実性の高い経路充電ではなく疑似的な目的地充電での推定を行う。出力は現在国内外で普及している急速充電規格である CHAdeMO を想定し、既に対応が決定している 150kW とする [18]。

前提として EV 以外の需要は現在と同程度とし、EV の普及率を変化させることでどの程度の負荷が生じるか、すなわち需給バランスに異変が生じるかを推定するものとする。

自家用乗用車の平均的な年間走行距離が 10,000km[19] であることから 1 日平均で 27.4km の走行、一般的な電費として 6km/kWh を想定すると [20]1 日の消費電力量は 4.6kWh となる。EV の普及台数は 2017 年 9 月時点の関東運輸局所管区域内の保有車乗用車数 [21] と想定する普及率の積とし、想定する普及率は 0% (EV 考慮なし)、1%, 5%, 10%, 20%, 30%, 50% として、普及進展の各断面を代表する。

需要は 2016 年 8 月の東京電力管内における最大需要日のデータ [22] を利用し、充電が帰宅ラッシュ時間である 17~19 時台に分布した場合の影響を推定する。ただし、帰宅後の当該時間帯に充電する習慣をもつ利用者は全体の 30% とする。疑似的な目的地充電を行うケースでは週に 1 度の充電を想定し、曜日や帰宅時間の偏りとして 10% を考慮する。

普通充電のケースの推定結果を図 2.10 に、急速充電のケースの推定結果を図 2.11 に示す。

どちらのケースにおいても、普及率 10% 以上の場合に従来の電力需要ピークであった 15 時台を超える新たなピークが形成されていることがわかる。また普及率を高くすることによってピークはさらに上昇し、最大負荷は 1 割程度増加することになる。普通充電ケースでは充電時間が十分長くなることに加え、毎日の充電を想定したため

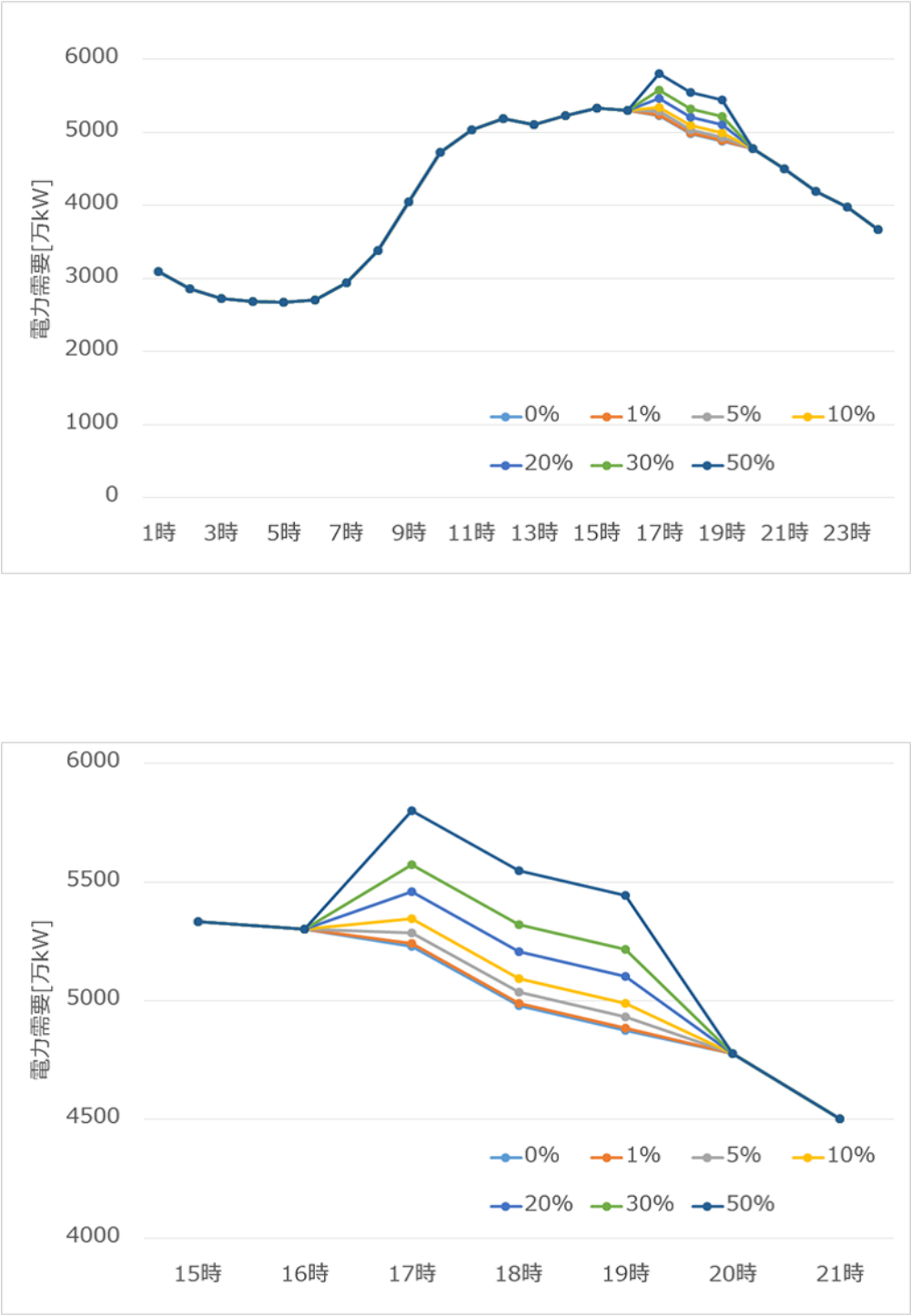


図 2.10: 普通充電（目的地充電）ケース

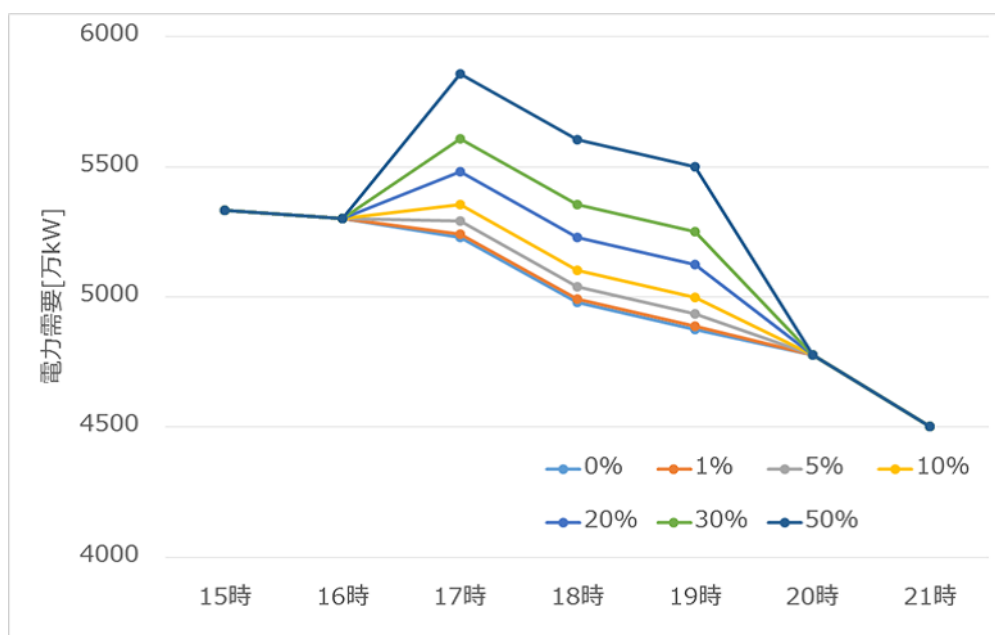
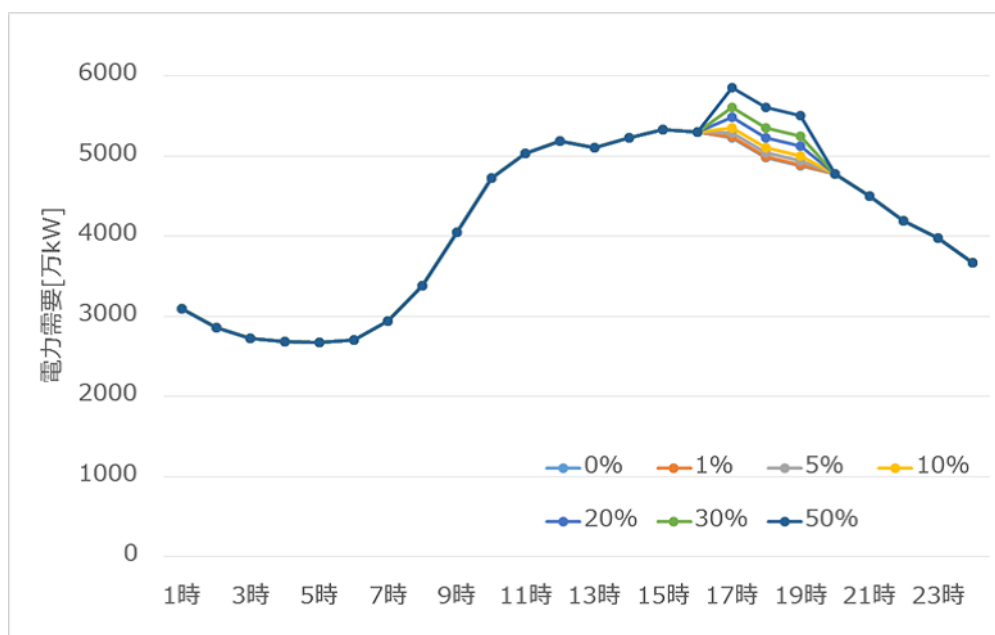


図 2.11: 急速充電（疑似目的地充電）ケース

曜日ごとの偏りを考慮する必要がなく、負荷の増加は比較的小幅であるが、急速充電ケースではこれらがばらつくため、最大負荷を更に押し上げる要因となる。

既存研究 [17][23][24][25][26] によれば、このような充電負荷の集中に対して適切な分散制御を施すことが効果的であることが示されている一方、これらの検討では CS の地理的な偏在を考慮しておらず、系統内において局所的な影響が発生し得る。そこで本研究では、主に電圧不安定現象に着目し、EV の普及やその交通行動が系統に与える影響を解析することを目的とする。これは、影響範囲が系統全体である周波数異常現象よりも、配電系統内の負荷集中区間に生ずる電圧低下のほうがこの問題設定においては卓越するものと予想できるためである。

2.6 本研究の目的：道路交通網-電力系統ミクロ連成モデル

今世紀に入り、低炭素社会の実現に向け各国で EV の普及を進展させるための取り組みが活発化している。しかし、二次電池価格依存する高い車両課価格、ガソリン車と比較した際の航続距離の短さ、CS の少なさなど、普及に向けては複数の課題が残っており、解決に向けて多くの研究・開発がなされている。3 章で触れる経路探索や CS 最適配置問題のほかにも、オークションに基づく充電料金の決定メカニズム [27][28] や EV 普及が年に与える影響予測 [29][30]、エコドライビングのための ITS 技術 [31] た車両モデルの開発 [32] などがなされている。これらの問題はそれぞれが複合的に関連しあっていることや、交通現象そのものが異なる属性や目的を持つ多数の車両の相互作用の結果発生するものであることから、現実社会での検討は困難であり、ミクロモデル、とりわけマルチエージェントシミュレーションによるアプローチが妥当であると考えられる。

また、EV の普及が進むと充電需要により道路交通網と電力系統が互いに影響しあうことが予想され、本章でもその可能性を推定により示した。この際に生じる問題については様々な検討がなされており、前節で挙げた充電需要の負荷分散のほかにも車載蓄電池を利用した周波数制御 [33] やアンシラリーサービス提供に向けたインセンティブ設計 [34] の提案、EV からの放電 (Vehicle to Grid: V2G) の影響検討 [35] などさまざまである。しかしこれらは電力系統からの視点によるものが多く、例えば EV 運転者の特性を平均化し確率的に充電を繰り返すモデル化がなされている。しかし実際

には運転者個別の意思決定がなされているほか、周辺の道路交通網の状況に応じどのような行動が実行可能かは変化する。従って、マルチエージェントシミュレーションによる道路交通のメカニズムを前提としたうえで、電力系統モデルと組み合わせたミクロ連成モデルを仮定することが必要である。

そこで本研究では、道路交通網と電力系統という2つメカニズムにおける相互作用を表現する、ミクロ連成シミュレータを開発する。図 2.12 にシミュレーションの概念図、図 2.13 にシミュレータのフローチャートを示す。電力系統と道路交通網に関する構造などの諸条件をそれぞれの入力とし、マルチエージェント交通シミュレーションにより得られる結果を相対する電力系統シミュレーションの入力とすることを目指す。具体的には、交通シミュレーションにおいてEVの運転者は様々な意思決定のもと行動し、状況に応じて充電を行う。この充電イベントにより時々刻々得られる需要を、双方のネットワークに共通して存在するCSを通して電力系統側に与え、系統解析を実行する。交通シミュレーションには知的マルチエージェントシミュレータMATES[36][37][38]を採用し、電力系統シミュレーションには系統解析コードをゼロスクラッチで開発する。

交通シミュレーションによって扱う問題は、「充電を考慮した経路探索問題」「CS最適配置計画問題」の2つである。これらはEV普及の3要素のうち明示的に扱うことのできる航続距離とCSの整備に対応している。また本章で推定した通り、EVの充電需要による電力系統への影響としては電圧不安定現象が重要であることから、電力系統シミュレーションでは「配電系統における電圧分布」の再現を行い、連成シミュレーションでは「充電需要に伴う系統の電圧不安定現象」を扱うことを目指す。

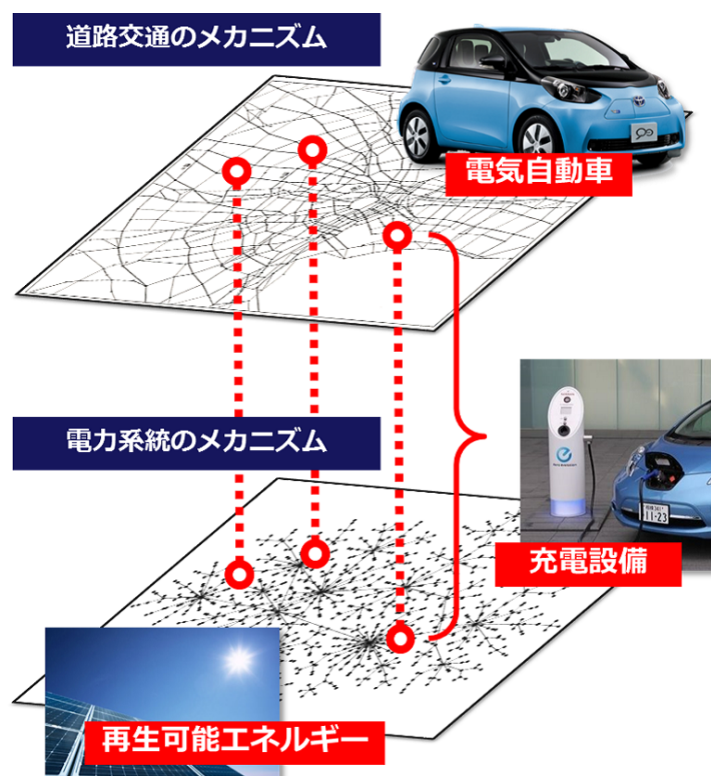


図 2.12: 交通-電力系統 連成シミュレーションの概念図

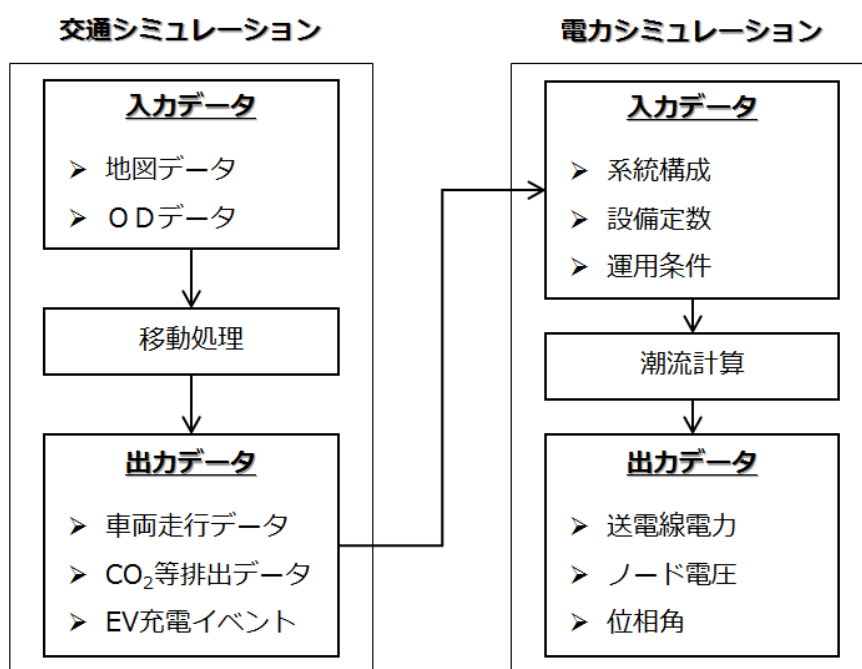


図 2.13: 連成シミュレータのフローチャート

第 3 章

道路交通網モデル

本章では道路交通網のメカニズムを再現するためのモデルの概要について述べる．まず 3.1 節において交通シミュレーションの担う役割と各モデルの整理を行う．3.2 節では既存のガソリン自動車のモデル化とは異なる EV の特徴をまとめ，既存研究を整理し，実装した EV エージェントの検証を行う．3.3 節では充電を考慮した経路探索問題を取り上げ，提案する 2 つの手法の説明とその数値実験結果を示す．3.4 節では CS 最適配置計画問題を取り上げ，提案手法の説明とその数値実験結果を示す．

3.1 交通シミュレーション

3.1.1 シミュレーションの担う役割

自動車や道路，公共交通インフラの普及により今世紀の経済・産業は著しく発展したが，都市部における交通渋滞や交通事故が増大し社会問題化した．低炭素社会の実現に向けた取り組みは全世界的に行われているが，中でも道路交通に対する要求は高く，そのための交通施策策定は重要な課題となっている．従来，交通施策は計測値に基づいた交通流理論の理論式により試算が行われたが，制約が多く，問題依存性・時間依存性の高い複雑な問題に関しては適用が困難であった．また，交通現象は周囲との相互作用による影響が大きい大規模な問題であることから，実際の道路を用いた社会実験を行うことはコストや安全面から現実的ではない．その中で，問題解決の有効な手段のひとつとして交通シミュレータに関する研究が行われている．

交通シミュレータは現実の道路ネットワークや自動車を計算機上に写像し，交通現

象を仮想的に再現する．理論式では分析できない複雑さを考慮できるほか，社会実験のように大きなコストをかける必要がない．また，計算機の特性上繰り返し試算を行うことが容易であり，様々なシナリオを想定することができるため，交通現象のように車両挙動や信号などの確率的な要素を多く含む問題に対し非常に効率的である．本研究で扱う電力系統のような交通以外のインフラシステムとの相互作用を検討するうえでも，この特徴は非常に有効であるといえる．

3.1.2 モデルの分類

交通を解析する際に用いる交通シミュレーションは，一般的にマクロモデルとミクロモデルの2つに大別できる．このうち，マクロモデルは交通流を流体近似して連続的に解析するのに対し，ミクロモデルは個々の車両の挙動を再現し，車両間の相互作用の結果として交通流を表現する．現在，マクロモデルとして流体モデルが，ミクロモデルとして追従モデルやセル・オートマトン（Cellular Automaton: CA）モデルが知られている．

■マクロモデルシミュレーション マクロモデルは一般にミクロモデルよりも計算量が小さく，従って広域な適用範囲でのシミュレーションが可能である．また，流体モデルによって交通流を再現するため数学的な性質が良く，道路ネットワークにおける均衡解を導出するなど，解析的な議論が容易である．かつてはこのマクロシミュレータが主流であり，多くのシミュレータが開発された．以前の主流は Greenshields[39]，Greenberg[40]，Draw[41]らが導出した流体モデルを用いたマクロシミュレータであったが，現在は車両を離散的に扱うモデル（メゾモデル）に移行しつつある [42][43][44]．

■ミクロモデルシミュレーション ミクロモデルでは，より詳細な車両挙動を再現することが可能である．計算量が大きく広域には適用できないものの，交通流の合流や車線変更，追い越し行動などの挙動を再現し，相互作用によってこれらの行動が系に与える影響を観察することが可能である．この分類に含まれる主なシミュレータには，交通流モデルに追従モデルを採用したものが多数開発されている [45][46][47][48][49]．本研究で用いる MATES も，個々の車両を自律的な行動を行うエージェントとして定義し，相互作用によって多様な現象が創発されるマルチエージェント系を仮定してい

る点でマイクロモデルのひとつに位置づけられる。一方、交通現象をより概念的に取り扱う CA モデルでは、統合的な交通流シミュレータが開発されている例は少ない。交通施策の予測・評価ではなく、単路部における交通流の振る舞いなど、より数理的な側面の強い分野での研究が主である。

本研究で扱う問題では、EV 運転者の意思決定をモデル化する必要があること、ガソリン車と EV の異質性を表現すべきこと、道路交通網と電力系統間の離散的な現象を扱うことから、マイクロモデル、中でもマルチエージェントシミュレーションの枠組みを採用することとする。この点において MATES は十分な性能を有しており、交通工学分野において十分な検証がなされていることから信頼性が高い [36][38]。幅広い対象問題への汎用性を備えており [50][51] 現実の交通施策への適用例も豊富である [52] である [53]。

3.2 EV エージェントのモデル化と消費電力量

3.2.1 EV 特有のモデル化

交通シミュレータにおいて EV を表現する際、既存のガソリン車との差分を考えると大きく「車両スペック」「運転者の意思決定」に分けられる。

このうち車両スペックについては運転挙動に関わる物理的な制約を表している。主なものとしては車両重量・最大速度・最大加（減）速度・摩擦係数・空気抵抗係数などである。これらは車両の動きを制約するため運転者の意思決定にも間接的な影響を与えうるほか、排出ガスや消費電力量の多寡を規定する諸元となる。また一般的な問題設定ではガソリン車の燃料残量を明示的に取り扱うことは稀であるが、EV については登載電池容量が重要な要素となる。

後者については、意思決定を 2 つのプロセスに分割して考える。運転者の意思決定は初めに大域的な（出発地点と）目的地の決定を行うことから始まる。これは交通工学の分野において OD（Origin-Destination）決定と呼ぶ。この段階においては交通手段がガソリン車なのか EV であるかによる差分は生じないと考えることができる。続いて経路決定である。これは OD を結ぶ膨大な経路候補のうち、どの経路を選択するか決定するものであり、EV の普及に関わる 3 要素のうち航続距離と CS の整備度合

いが大きく関係する．これらは前述した Range Anxiety で説明することができ，結局のところ SoC と密接に関係する．つまり，EV は適宜 SoC を監視し，Range Anxiety を感じると CS をへの立ち寄りを考慮するようになる．これは現時点においてガソリン車の燃料切れよりも頻繁に想定される状況であり，相対的に重要な観点である．

3.2.2 運動方程式による消費電力推定

前節では EV 特有のモデル化において経路決定が重要な観点であることを述べた．本項ではその前提条件となる SoC を決定するための消費電力推定について説明する．

EV はエンジンよりも大きなトルクが得られるモーターによって走行しておりギアチェンジが不要であるため，その仕事量は式 3.1, 3.2 に示す物理式により高精度で推計可能であることが知られている [54]．このとき，右辺の各項は順に転がり摩擦抵抗・慣性抵抗・空気抵抗・勾配抵抗・電装品等の消費を表す．また， m は質量 [kg]， g は重力加速度 [m/s²]， v は速度 [m/s]， a は加速度 [m/s²]， τ は転がり摩擦係数， θ は勾配， k は回転部慣性質量係数， ρ は空気密度 [kg/m³]， C_d は空気抵抗係数， A は前面投影面積 [m²] である．

$$F = ((F_{roll} + F_{int} + F_{aer} + F_{gra}) + v + F_{acc}) \cdot \Delta t \quad (3.1)$$

$$\begin{cases} F_{roll} &= \tau mg \cos \theta \\ F_{ine} &= (1 + k)ma \\ F_{aer} &= \frac{1}{2}\rho C_d A v^2 \\ F_{gra} &= mg \sin \theta \end{cases} \quad (3.2)$$

ただし，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 [55][56]．そこで各々の影響について式 3.3～3.5 のとおり考慮することとする．ここで， η は機械損失率， C は変換効率， R は回生率， SoC は充電残量， α は SoC 依存係数である．

$$E = \begin{cases} \frac{1}{\eta} F \cdot C(SoC) & F \geq 0 \\ \eta F \cdot R(v) & F < 0 \end{cases} \quad (3.3)$$

表 3.1: JC08 走行モードの概要

項目	設定値
平均速度	24.4[km/h]
最高速度	81.6[km/h]
所要時間	1204[s]
走行距離	8.172[km]

$$C(SoC) = (1 - \alpha)SoC + \alpha \quad (3.4)$$

$$R(v) = \begin{cases} 0.5 \times \frac{v}{5} & v < 5 \\ 0.5 + 0.3 \times \frac{v - 5}{20} & v \geq 5 \end{cases} \quad (3.5)$$

続いて、実装した EV エージェントに対し、複数の走行モードでの検証を実施する。第一に、国内での燃費・電費算出のための測定方式である JC08 走行モード [57] を適用する。表 3.1 にその概要を示す。この走行モードでは 1 秒ごとの速度を規定しており、市街地走行を想定した現実的な停車・発車を複数回繰り返す。使用条件・運転方法等を標準化することで車種間の比較が可能となっている。3.2 には実験で設定した三菱自動車製の i-MiEV[58] の諸元を示す。この設定のもとパラメータを最適化することにより一充電走行距離を満たす EV エージェントのデータセットを獲得した。

図 3.1 には獲得したデータを使用して JC08 走行モードの平均速度を変化させた結果（赤実線：電装品等考慮あり・赤破線：電装品等考慮無し）と、高速道路を一定速度で走行する状況を模擬した定速走行モードの平均速度を変化させた結果（青実線：電装品等考慮あり・青破線：電装品等考慮無し）を示す。これらは一般に電費曲線と呼ばれ、縦軸は走行距離あたりの消費電力量、横軸は走行速度である。赤破線における平均速度 6.78[m/s] (=24.4[km/h]) が標準的な JC08 走行モードの結果を表しており、電費が 87.5[Wh/km] (=10.5[kWh]/120[km]) で表 3.2 の一充電走行距離に一致

表 3.2: EV エージェントの諸元

項目	設定値
m 質量	1100 [kg]
τ 転がり摩擦係数	0.015
k 回転部慣性質量係数	1100 [kg]
ρ 空気密度	1.205 [kg/m ³]
C_d 空気抵抗係数	0.37
A 前面投影面積	2.14 [m ²]
充電容量	10.5 [kWh]
一充電走行距離	120 [km]

していることがわかる。また、定速走行モードでの電費曲線を公開しているテスラ社製 EV のデータ [59] を図 3.2 に示す。図中の青実線が最終的な電費曲線にあたり、これは図 3.1 の青実線に対応する。車種が異なるため電費の絶対値は異なるが、曲線の傾向が定性的に一致することが確認できる。

3.3 充電を考慮した経路探索問題

交通シミュレーションにおいて自動車の経路選択は非常に重要な要素であるが、EV における要請はガソリン車のそれとは大きく異なり、常時 SoC に留意したものとなる。EV を含む交通流シミュレーションの多くは、ガソリン車の経路選択行動の自然な拡張として、SoC が任意に設定された閾値を下回ると目的地を最近傍の CS に変更するという、ある種のアドホックなモデル化を行っている。既存研究ではこのモデル化を基本とした経路選択を行うが [60][61][62]、現状ではその意思決定は運転者に委ねられており、様々な環境において適切なタイミングで充電を行うことは困難である。

そこで本研究では、前節で検証を行った EV エージェントが実装された交通シミュ

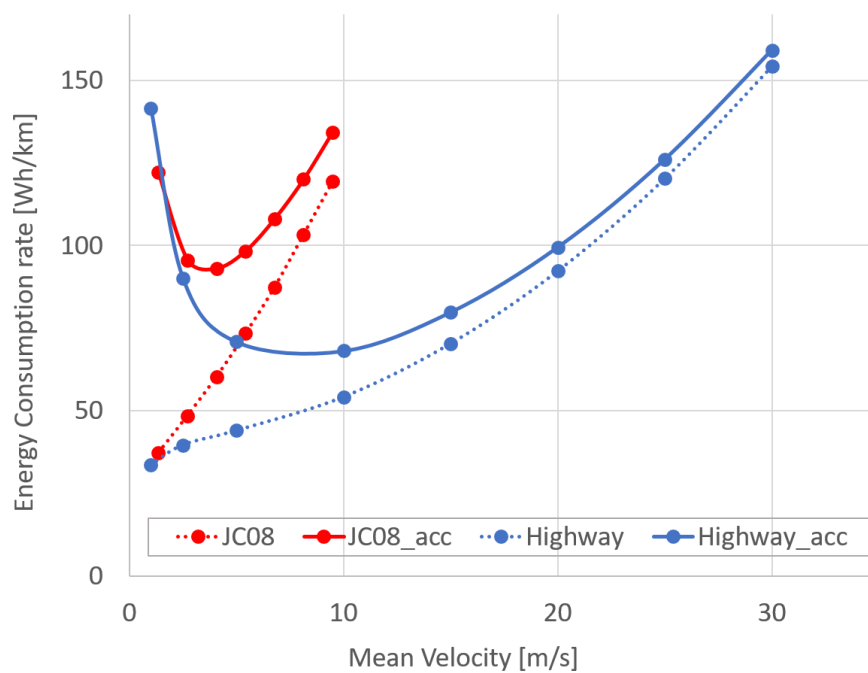


図 3.1: EV エージェントの電費曲線

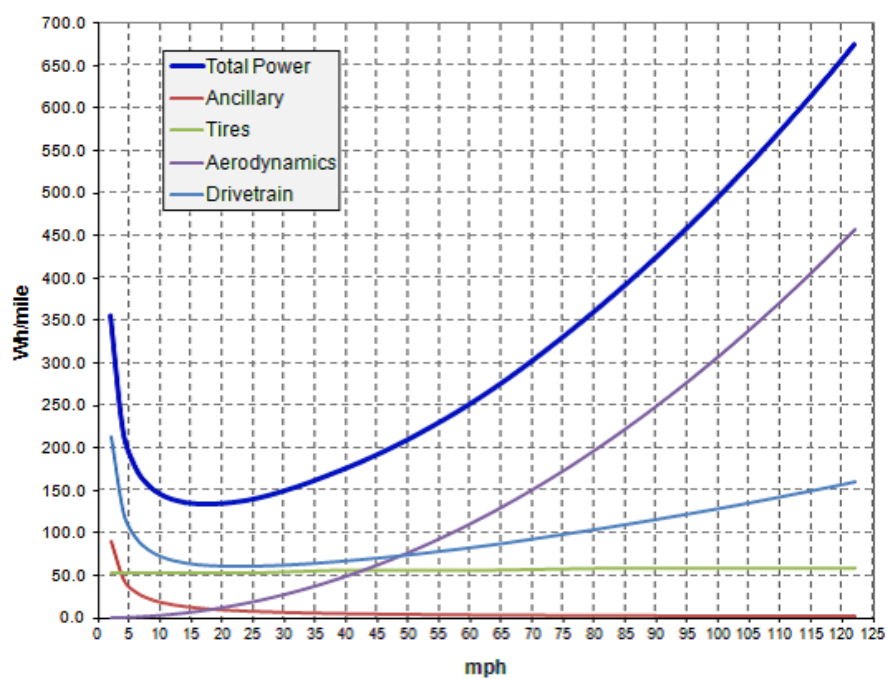


図 3.2: テスラ社製 EV の電費曲線

レーション環境において、CS への立ち寄りを考慮した経路選択アルゴリズムを提案する。既存手法と比較し効率的かつ走行中の電欠の発生を抑制できることを示す。加えて、恣意的なパラメータを排除した EV エージェントを交通シミュレータに組み込むことで、CS の新設や拡充といった現実社会での実験が困難な問題についても定量的な検討が可能となる。

3.3.1 対象問題

ここでは、これまでの研究で明らかにされている事項をもとに、提案手法の理解に必要な内容の整理を行う。

■**経路充電と目的地充電** 前章でも述べたが、EV の充電行動には移動中に急速充電器を利用する経路充電と、目的地到着後の長時間の駐車を前提とした普通充電器による目的地充電に分類できる。このうち経路探索問題に関連するのは経路充電であるため、今後本章において断りのない場合はすべて EV 運転者の Range Anxiety を背景とした経路充電に関する議論である。

■**最小消費電力経路探索** 最小消費電力経路探索 [63][64] は EV の消費電力をリンクの重みとした経路探索問題であり、任意の地点への無充電到達判定問題と解釈することも可能である。またこの問題には以下に述べるとおり (1) 回生エネルギーが存在する、(2) 消費電力量が混雑状況や車両性能に大きく影響する、といった課題が存在する。

■**回生エネルギー** 前述のとおり EV には回生エネルギーが存在し、下り勾配等における減速時にはモーターの逆回転によって充電を行う。このため、リンクの重みとしてリンクの長さや通過時間などを用いるガソリン車の最短経路探索と異なり、特定のリンクにおいて重みが負の値を取り得る。また、ある地点へ無充電で到達できるということは、経路上のいかなる地点においても過充電・電欠を起こさないという制約を満たしていることが必要条件となる。

■**混雑・車両性能依存性** 運動方程式による消費電力推定式のとおり、EV の消費電力は混雑状況、車両の質量・空気抵抗係数等に大きく依存する。各道路における消費電力量の履歴を蓄積して利用する試みもあるが、これはあくまである期間の平均的な

状況を説明しているにすぎず、また異車種では再利用することができないという問題がある。

3.3.2 既存研究

自動車の経路選択において、経由地の考慮が必要になるのは (i) 所与の地点を経由する場合、(ii) 不特定の地点を経由する場合、の 2 通りに分類できる。(i) の場合には与えられた経由地の数・順序に応じて問題を分割して解くことができ、得られた部分経路を統合することによって容易に経路に求めることができる。一方、本研究で対象とするのは (ii) である。ここでの経由地は例えば CS であり、経由地候補集合の数や位置は所与である。ただし、出発地から目的地まで充電なしに移動可能であれば経由は不要であるし、移動不可能であれば必要に応じて経由を実行する。このとき経由地の数およびその順序は任意である。本章では本研究で扱う (ii) を中心に既存研究を整理し、各々の手法の概要とその特徴を述べる。

3.3.2.1 定常的な環境下での経路選択

Kanoh らはカーナビの経路推薦に着目し、ウイルス進化論に基づいた GA による経路選択手法を提案した [65]。これは出発地から目的地までの経路を宿主、主要道路を主ウイルス、経由地候補を含む道路を地点ウイルスとし、宿主に対し主ウイルス・地点ウイルスの遺伝子を上書きする感染演算子を導入するものであった。対象とする車両はガソリン車であるが、不特定の地点を経由する点では本研究に類似した問題設定である。この手法は GA の枠組みの中に問題領域特有の知識を利用する演算を実現した点が特徴的であり、大規模な問題設定に対して実用的な準最適解を得ることが可能である。

Liao らによって定式化された Charging Station Problem[66] は、ガソリン車の給油を題材とした Gas Station Problem[67] を EV に拡張したものである。対象とする車両は電池容量に上限を持つ EV であり、出発地から目的地までの消費電力量の最小化が目的関数となる。最終的に巡回セールスマン問題を解くことを目的としていることから、与えられるグラフは CS のみで構成された完全グラフである。この問題は整数計画問題として定式化され、動的計画法によって漸近的に解くことができる。

また、Storandt らは Dijkstra 法 [68] を拡張し EV の充電や電池交換を考慮した経路選択手法を提案した [64]。対象とする車両は電池容量に上限を持つ EV であり、出発地から目的地までの充電・電池交換回数の最小化が目的関数となる。この手法では与えられた電池容量に基づき、全 CS 対間の到達可能性を前処理により予め計算することで、出発地と目的地が与えられた際のクエリ処理を高速化することに成功している。比較的大きな前処理の計算時間に対し、それに見合う十分な回数のクエリ処理が必要とされる問題設定において有効である。

3.3.2.2 シミュレーションベースの経路選択

ここまで述べた既存研究は不特定の地点を経由する場合の経路選択に対して有益な知見を与えているものの、シングルエージェントでの定常的な環境を仮定しており、時々刻々と変化する非定常な交通状況を考慮してこなかった。しかし、現実には EV の消費電力も道路の混雑状況に応じて容易に変化し得るため、経路は本来不確定のものである。このような車両間の相互作用を扱った研究は、主にマルチエージェント交通シミュレーションの分野において行われており、ガソリン車の経路選択行動を自然なかたちで拡張した手法が提案されている。

■走行モデルと切り替え EV の経路充電に関する経路選択は、SoC が任意に設定された閾値を下回ると目的地を最近傍の CS に変更するという、ある種のアドホックな実装を行っている。

Hess らは、本来の目的地までの最短経路を走行することを Basis model、充電のために一時的に CS に向かうことを Attraction model と定義し [60]、交通シミュレータ SUMO[49] に EV エージェントを導入した。加えて遺伝的プログラミングによって CS の最適配置問題を解いた。田中らは同様の考え方で通常走行と CS 探索を定義し、交通シミュレータ SOUND[43] で K-means++ 法により CS の最適配置問題を解いた [62]。Bedogni らは Charge・Discharge・Full の 3 状態を定義し、間接的に通常走行と充電走行を表現した [61]。彼らは SUMO を利用しスマートフォンアプリによる CS 予約サービスのプロトタイピングを行った。また Bi らはこの実装を Zero Estimation Model (ZEM) と定義し、SEMSim[69] 上で予測を含んだモデルとの比較を行った [70]。

これらの既存研究を参考に、通常走行 (Basis model) と充電走行 (Attraction model) の切り替えに関する概念図を図 3.3 に示す。またこれをより直感的に表現したもの図 3.4 に示す。このとき、EV エージェントの充電残量を SoC 、充電走行開始閾値を T_s 、充電完了閾値を T_c とする。

■**閾値の恣意性** 前項で述べた通り、EV が 2 つの走行モデルを切り替えながら経路選択を行うと仮定した場合、充電走行開始閾値 T_s はその行動を特徴づける重要なパラメータとなる。 T_s は目的地を CS に変更するトリガーとなる閾値であり、Range Anxiety に対応するものである。 T_s の設定値については Hess らは 5%[60]、Bi らは 20%[70]、Bedogni らは 10・20・30% の 3 通りでパラメトリック解析を実施した [61]。また、Ahn らは EV の充電タイミングとして 15%[71]、Wu ら [72] は 37.5% を仮定し、国交省による EV 所有者への調査では、SoC が 50% を下回った場合に充電を意識する割合が大きくなることが示されている [73]。

このように、既存の研究では T_s をエージェントの種類や状況に関わらず一定と仮定しているものの、その値は大きく異なっている。

加えて、 T_s の値は本来周囲の状況に応じて変化するはずである。例えば、周辺に CS が少ない場合には SoC に余裕があるうちから最近傍の CS に向かい、逆に CS が十分に多い場合には、なるべく目的地に近づき続けるよう T_s を小さくとることが合理的である。同様に、周辺の交通量の多寡によっても T_s は変化させるべきである。しかし既存研究ではこの T_s が固定されており、結果として EV エージェントの経路は恣意的とならざるを得ない。CS の配置問題を例にとれば、 T_s が変われば出力結果も当然影響を受けることが予想されることから、慎重なモデル化が必要であるといえる。

本研究ではこの経路充電において Range Anxiety を代表する閾値 T_s の恣意性に着目し、これを排除するため次の 2 つのアプローチに基づく手法を提案する。

- 階層的アプローチ : 経由地グラフ生成による T_s の排除
- 試行錯誤的アプローチ : 強化学習による適応的な T_s の獲得

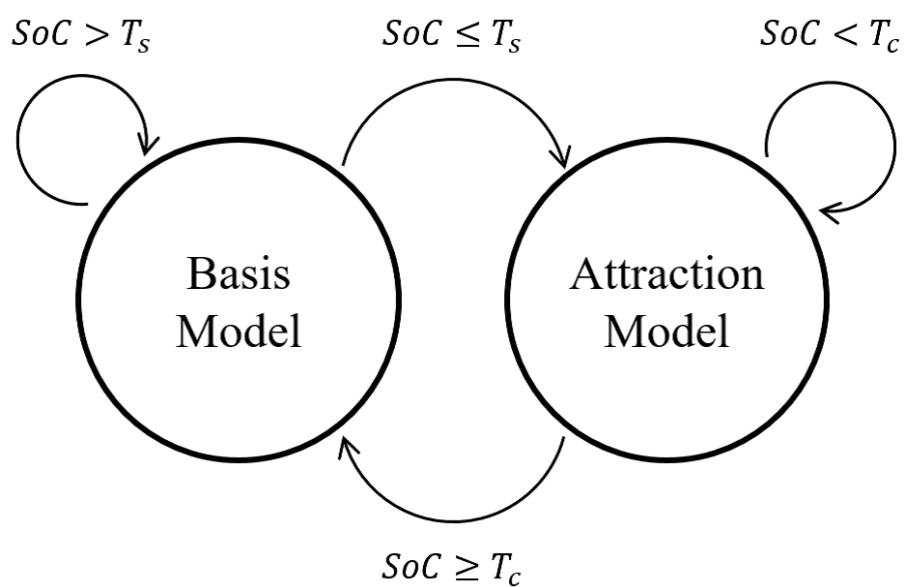


図 3.3: 走行モード切り替えの概念図

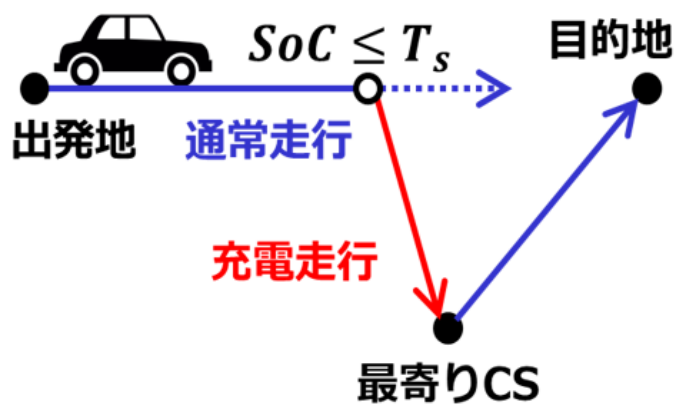


図 3.4: 既存モデル

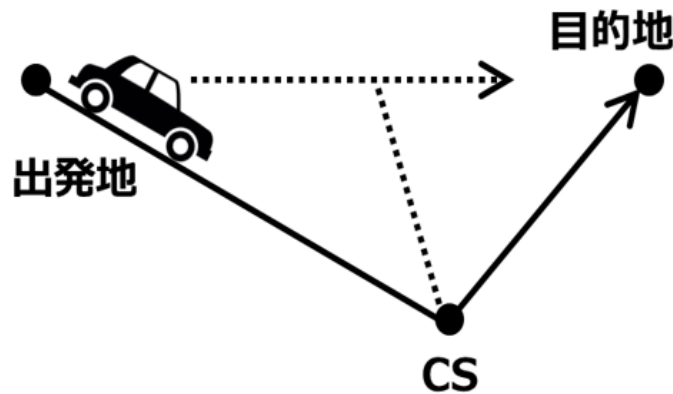


図 3.5: 提案手法の概要

3.3.3 提案手法 1: 階層的アプローチ

本研究では多数の EV を仮定した交通シミュレーション環境において、EV-他自動車 (含む EV・ガソリン車) 間の相互作用に着目し、交通集中によって性能が制約される道路環境においていかに経路分散するかという経路選択問題を扱う。

提案手法 1 では、出発地・目的地・CS のみをノードとして構成されるグラフを経由地グラフと定義し、前処理としてこの経由地グラフを生成する。続いてこの経由地グラフに Dijkstra 法を実行し、EV エージェントの出発時点で予め経由地を含めた経路を決定する。この手法では消費電力量を考慮した経路を選択できるほか、既存手法のような通常走行と充電走行がシームレスに連続するため、効率的な経路を生成できる。このとき、より局所的な現象である EV-EV 間の相互作用として、CS における充電競合を考慮することも重要ではあるが、本研究ではこの影響を排除することにより、より一般的な道路上での相互作用の影響を取り出して議論する。

提案手法の概要を図 3.5 に、フローチャートを図 3.6 に示す。次節以降、各ステップにおける詳細を述べる。

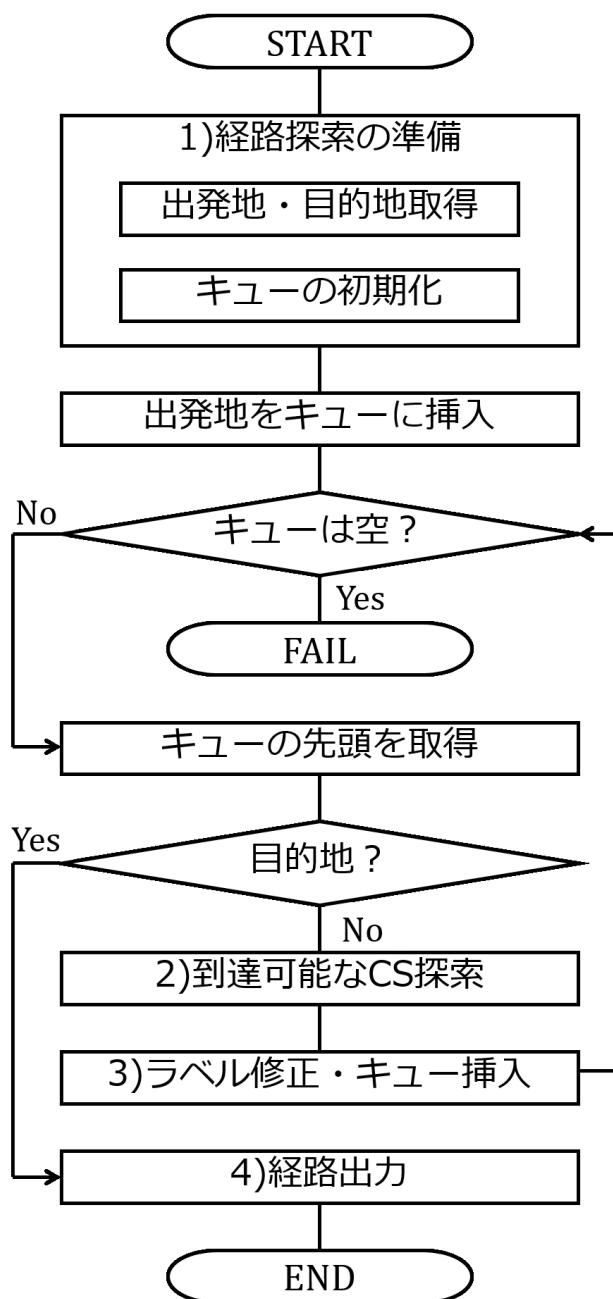


図 3.6: 提案手法のフローチャート

3.3.3.1 手法の概要

■経路選択の準備 道路ネットワークとしてグラフ $G = (V, E)$ が与えられているとき、あるシミュレーションステップにおいて新たに EV エージェントが発生すると、経由地グラフ $G' = (V', E')$ を生成するための準備として出発地 s ・目的地 t を取得する。ここで CS の集合を C とすると、経由地グラフにおけるノード集合は $V' = \{s, t\} \cup C$ となる。提案手法では Dijkstra 法に従って経由地グラフを探索していくため、探索の順序を決定するため優先度付きキュー Q を用意し s を挿入して予め初期化しておく。

■到達可能な CS の探索 経路探索が開始されると、 Q から先頭ノード u を取得することを繰り返し、その都度 V' のうち u から到達可能なノード集合 $V^u = \{v_1^u, v_2^u, \dots, v_n^u\}$ を探索する。これは消費電力量推定式に基づいた最小消費電力経路探索と等価であり、本提案手法では Bellman-Ford 法 [74] を用いる。ただし u から v まで到達可能であるとは、Bellman-Ford 法によって出力される経路のノード集合を $p_{u,v} = \{u, w_1, w_2, \dots, w_m\}$ (ここで $w_m = v$)、経路 $p_{u,v}$ の消費電力を $e(p_{u,v})$ 、 u における SoC を E_u とすると、経路上の全てのノード w_i において $E_u > e(p_{u,w_i})$ が成り立つことに相当する。

また、本研究では車種、道路の最低平均速度、勾配を変数として、事前計算した電費テーブルから該当する道路の標準電費を取得する。コストはこの電費と道路延長の積で表現される。ここで最低平均速度とは、当該道路を走行したエージェントの平均速度のうち最低のものとする。多様性を表現する変数のうち、最低平均速度のみシミュレーション中の交通状況に応じて動的に変化し得るが、本研究では 600 秒間隔で集計し、一斉に更新する設定とした。また、最低平均速度の初期値は各道路の上限速度とした。

■CS のラベル修正とキューへの挿入 前項の探索により得られた到達可能な v_i^u に対し、出発地からのコスト (消費電力量) g を $g(v_i^u) = g(u) + e(p_{u,v_i^u})$ として算出し、前の探索ステップよりも $g(v_i^u)$ が小さくなるノードについては Dijkstra 法に倣って修正する。あわせて v_i^u に p_{u,v_i^u} を記録する。ただし、 $e(p_{u,v_i^u}) < 0$ となるものは修正対象から除外される。続いてラベル修正のあったノード集合を Q に追加し、探索ステップをインクリメントする。

■経路の出力 Q の先頭ノードが $u = t$ であった場合、探索ステップを終了する。この時点で経由地グラフ G' 上に生成された探索木は目的地 t まで到達しているため、得られた経路のシーケンスを EV エージェントの出力経路とする。

3.3.3.2 既存手法との関係

本研究は、CS の新設や拡充といった現実社会での実験が困難な問題について定量的な検討を行う準備として、交通シミュレーションに EV エージェントを実装するものである。提案手法 1 は、(i) マルチエージェント交通シミュレーションにおいて、(ii) 消費電力及び回生エネルギーを考慮し、(iii) 恣意的なパラメータ設定なしに機能する、という特徴を備える。これらは EV 特有の挙動をシミュレーションで評価する上で欠かせないものであるものの、全てを満たす既存研究は報告されていない。

また、グラフのサイズを n 、経由地グラフのサイズを m 、最終的に CS を経由する回数を k とすると、提案手法の計算時間は、前処理として $O(n^2)$ の Bellman-Ford 法を高々 m 回実行することから $O(mn^2)$ 、経由地グラフでの優先度付きキューを使用した Dijkstra 法が $O(m \log m)$ であるため、アルゴリズム全体では $O(mn^2 + m \log m)$ である。既存のアドホックな手法では、充電走行に切り替わる度に経路探索を行うため $O((2k+1)n \log n)$ となる。このとき一般的に $n \gg m > k$ の関係が成り立つことから、提案手法 1 は既存手法と比べ計算量が多くなることがわかる。

3.3.3.3 シングルエージェント環境における経路選択

ここでは、EV のエージェント数を 1 とし、他の EV との相互作用を排除した環境で提案手法を検証する。道路環境は格子状とし、縦横 25km 四方、格子間隔は 500m、各座標はランダムに変動させており、変動幅は xy 軸方向に $\pm 200\text{m}$ 、 z 軸方向に $\pm 10\text{m}$ である。ノード数 2536、リンク数 4744、CS 数はランダムに 20 箇所設置する。また EV エージェントの電池容量を 1.05[kWh] (参考とした三菱自動車製 i-MiEV の 1/10) とし、発生時の SoC は 100% とした。電池容量を制限したのは小規模な道路ネットワークで一種の加速試験を実施するための設定である。

この環境において、総当たりの手法によって最適解を求めることにより、提案手法の出力する経路が最小消費電力経路であることを確認した。総当たりの手法とは、はじめに出発地・目的地・CS の合計 22 地点から任意の 2 地点を抽出し、事前に全て

の組み合わせを EV エージェントが走行し消費電力を計測する．続いてこれをリンクの重みとして構成される完全グラフにおいて Dijkstra 法を実行するものである．

提案手法 1 により得られた経路の一例を図 3.7 に示す．赤線が出力された経路，緑線は得られた探索木であり，出発地は左下隅，目的地は右上隅，図中の青点が CS の位置を表している．3 箇所の CS を経由し，迂回なく目的地に到達していることがわかる．また，前節で説明した既存手法を提案手法 1 の比較対象とし，同じ条件で経路を生成する．閾値を 30% とした結果を図 3.8，35% とした結果を図 3.9，37.5% とした結果を図 3.10 に示す．30%，35% とした場合には提案手法と同様 3 箇所の CS を経由しており，迂回のない経路となる一方，37.5% とした場合には 4 箇所の CS を経由し，大きく迂回する経路をとっていることから，既存手法では閾値がわずかに異なるだけで経路の傾向が大きく変化してしまうことがわかる．これはアドホックな手法の閾値が Range Anxiety に対応しており，閾値が大きいほど保守的な経路選択となるため，CS に立ち寄るために積極的に迂回していることを表している．

3.3.3.4 マルチエージェント環境における経路選択

最後に，マルチエージェント環境での提案手法の性能を確認する．道路環境は図 3.11 に示す格子状の道路ネットワークである．縦横 6km 四方，格子間隔は 500m，ノード数 233，リンク数 380，CS 数は 4 である．CS の最大収容台数は全て無制限とした．収容台数を制限しないことで，CS における EV-EV 間の充電競合を排除し，より一般的な EV-他自動車間の道路上での競合関係のみを考察することが可能となる．

■基本シナリオ はじめに基本となるシナリオの設定を示す．エージェントの発生台数は，ガソリン車が各端点から各々 45[台/h]，EV が各々 5[台/h]，エージェントの目的地は発生時にランダムに決定されるものとした．EV の電池容量は 1.05[kWh] とし，発生時の SoC は 33~80% の一様分布に従う．シミュレーション時間は 4 時間とし，各ケース 10 試行の平均を評価する．ここでは提案手法とアドホックな手法を比較する．道路環境・実験設定は同様とし，アドホックな手法は閾値を 10~30% で 5% 刻みの 5 ケースとした．図 4.8 には，縦軸左にシミュレーション領域内の消費電力量，縦軸右に電欠を起こした EV の割合をプロットしている．以降のシナリオでもこれら 2 つの指標によって手法の性能を考察するものとする．

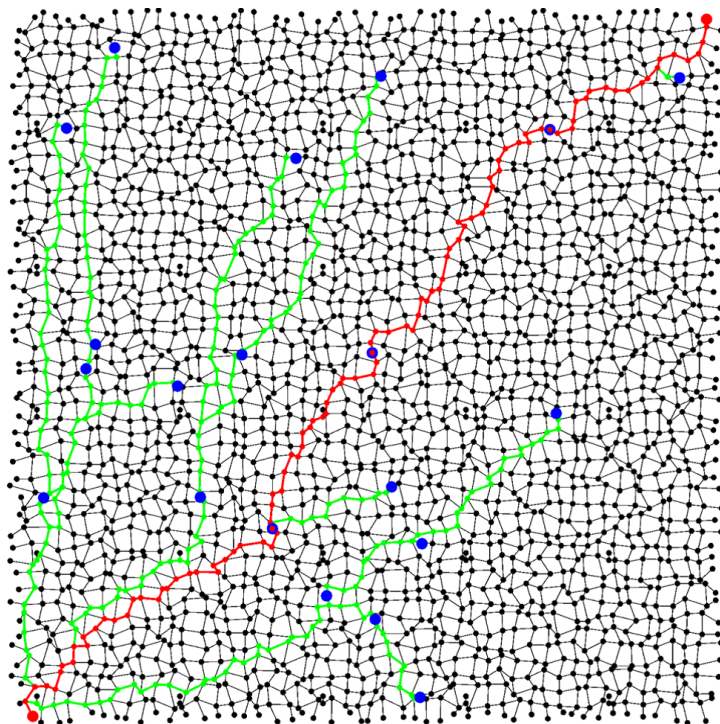


図 3.7: 提案手法 1 の経路

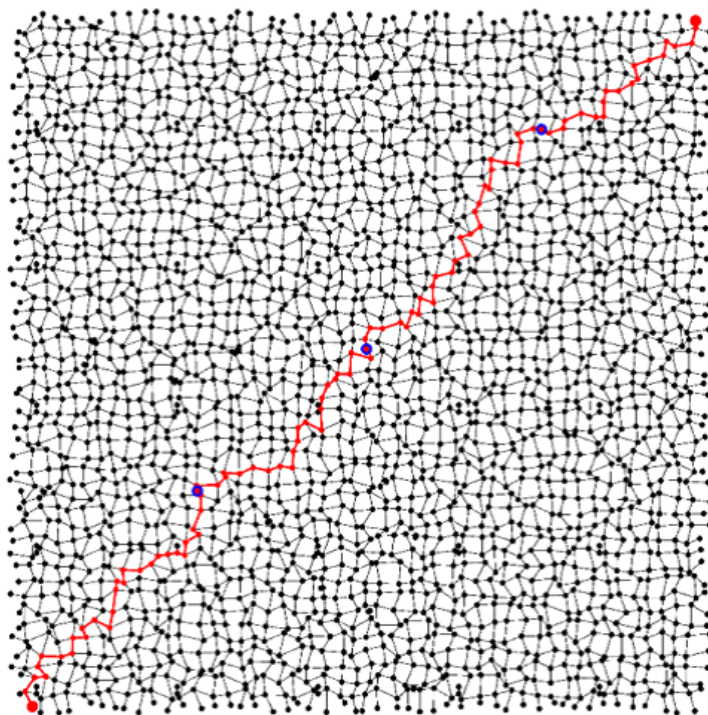


図 3.8: 既存手法 (閾値 30%) の経路

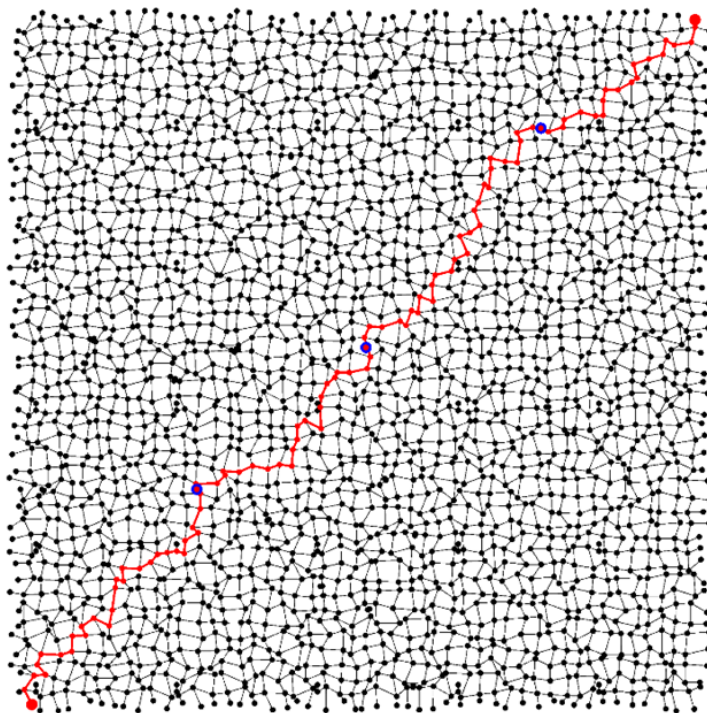


図 3.9: 既存手法 (閾値 35%) の経路

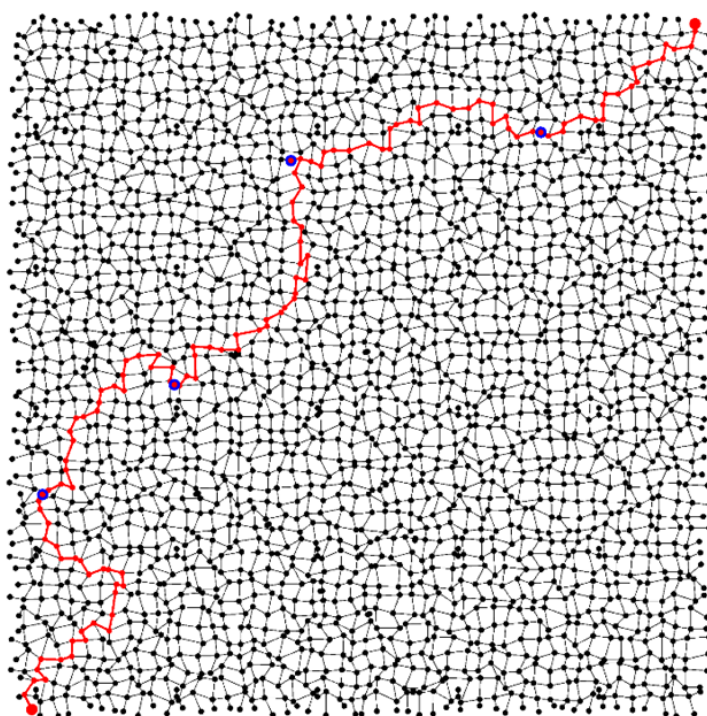


図 3.10: 既存手法 (閾値 37.5%) の経路

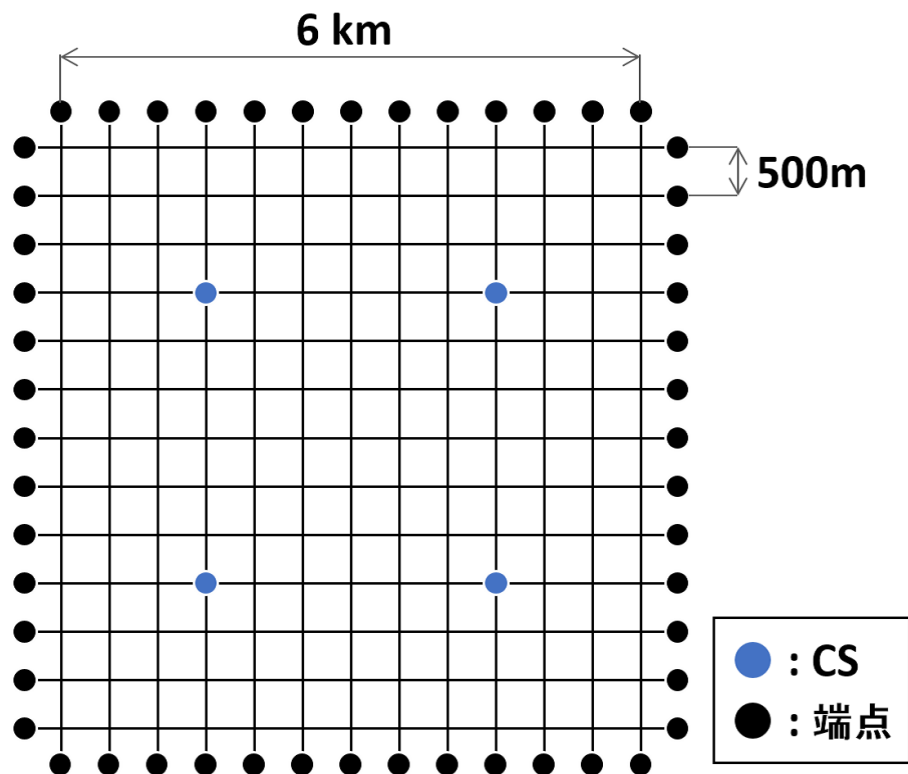


図 3.11: 実験環境

アドホックな手法については、閾値が増加するに伴い消費電力量も増大し、一方で電欠を起こす EV の割合は低下している。このトレードオフ関係は閾値が Range Anxiety に対応していることに起因する。また、閾値を 30% としたケースでは電欠を起こす EV の割合は 0% となっているが、これはネットワーク上のどの地点で充電走行に切り替わったとしても、SoC が 30% あればいずれかの CS に必ず到着できるためである。一方、提案手法はアドホックな手法の全てのケースよりも消費電力量が小さく、また電欠の割合は 0% となった。消費電力量の小ささは無駄な迂回行動が発生しなくなったことによるものであり、結果として電欠も発生しなかったものと考えられる。

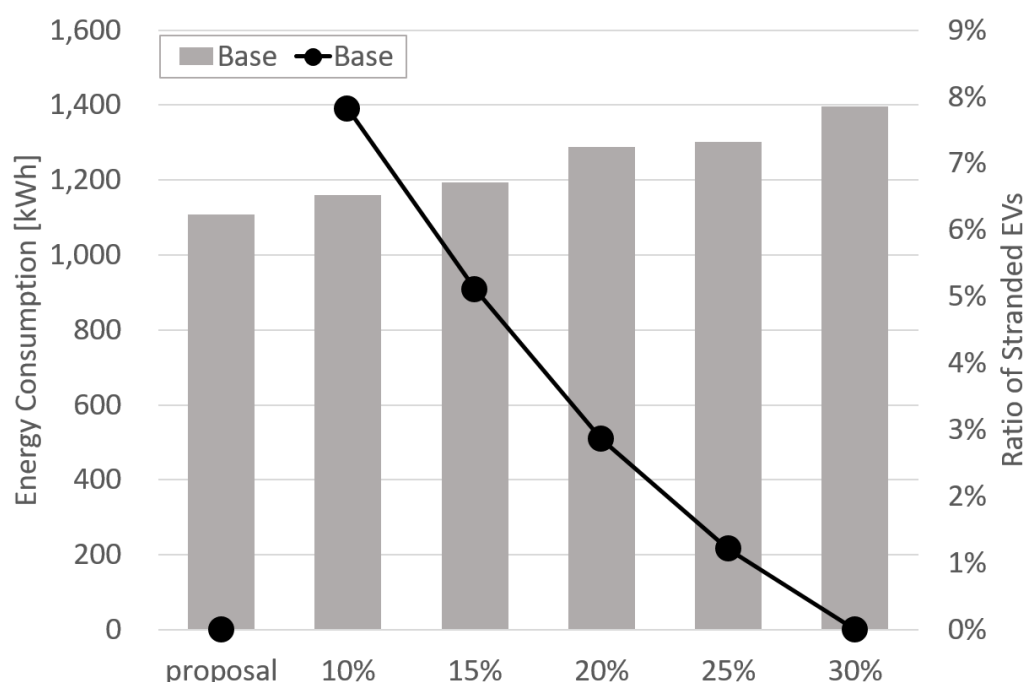


図 3.12: 基本シナリオにおける比較

■**渋滞シナリオ** 続いて渋滞が発生している状況を想定したシナリオの設定を示す。エージェントの発生台数は、ガソリン車が各端点から 90[台 /h], EV が各端点から 10[台 /h], エージェントの目的地は発生時にランダムに決定されるものとした。EV の電池容量及び発生時の SoC は基本シナリオと同様である。この設定では、基本シナリオでは見られなかった渋滞が観察される。渋滞シナリオの実験結果を図 3.13 に示す。また、比較のため基本シナリオの電欠を起こした EV の割合もプロットしている。縦軸の左右は図 4.8 と同様である。

アドホックな手法では閾値に応じて 2 つの指標の間にトレードオフの関係がみられ、基本シナリオと同じ傾向であった。ただし電欠の割合は全体的に上昇しており、基本シナリオでは全く電欠を起こさなかった閾値 30% のケースでも電欠が発生している。これは渋滞による走行電費の悪化が原因である。提案手法については、両指標ともにアドホックな手法よりも良い結果が得られており、渋滞に対してロバストな手法であ

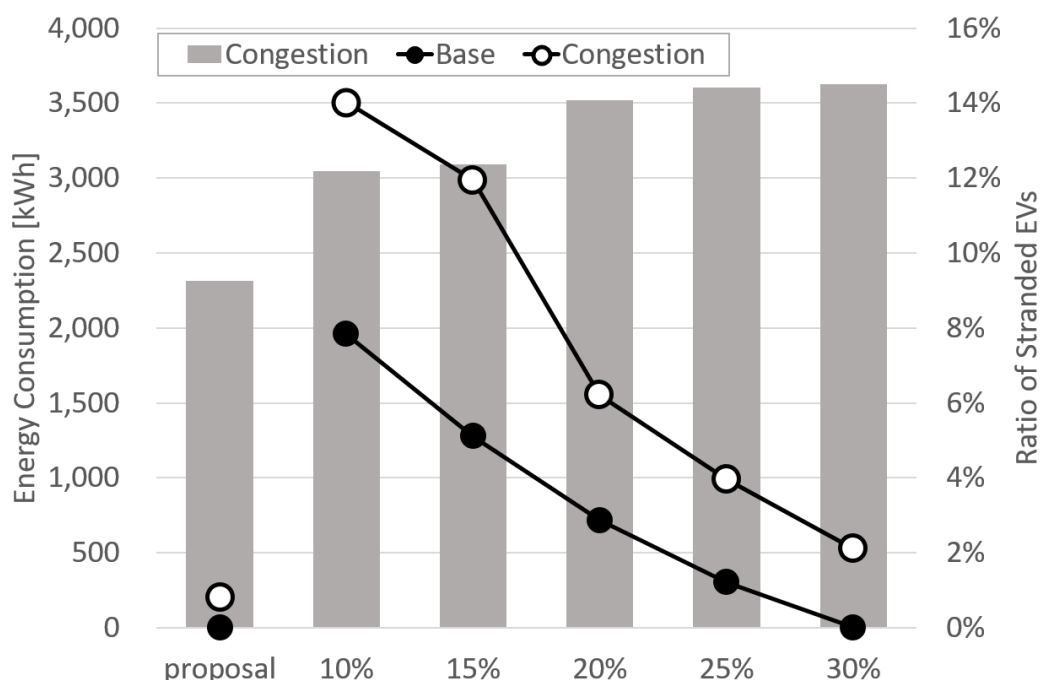


図 3.13: 渋滞シナリオにおける比較

るといえる。これは、消費電力の算出において各リンクの最低平均速度を参照することで、渋滞による走行電費悪化の影響を予め考慮できたためであると考えられる。

■**変動シナリオ** 続いて交通量が大きく変動する状況を想定したシナリオの設定を示す。エージェントの発生台数は、初めの 30 分間を基本シナリオの設定、次の 30 分間を渋滞シナリオの設定とし、以降 30 分ごとにこれらを繰り返すものとした。EV の電池容量及び発生時の SoC は基本シナリオと同様である。この設定では渋滞の発生と解消が連続的に観察される。図 3.14 に変動シナリオの実験結果を示す。また、比較のため基本シナリオの電欠を起こした EV の割合もプロットしている。縦軸の左右は図 4.8, 図 3.13 と同様である。

このとき、アドホックな手法ではやはり基本シナリオ・渋滞シナリオと同様、閾値に応じて 2 つの指標の間にトレードオフの関係がみられる。また、電欠の割合は基本シナリオと比較して上昇しているものの、渋滞ケースよりは低い値となった。これは

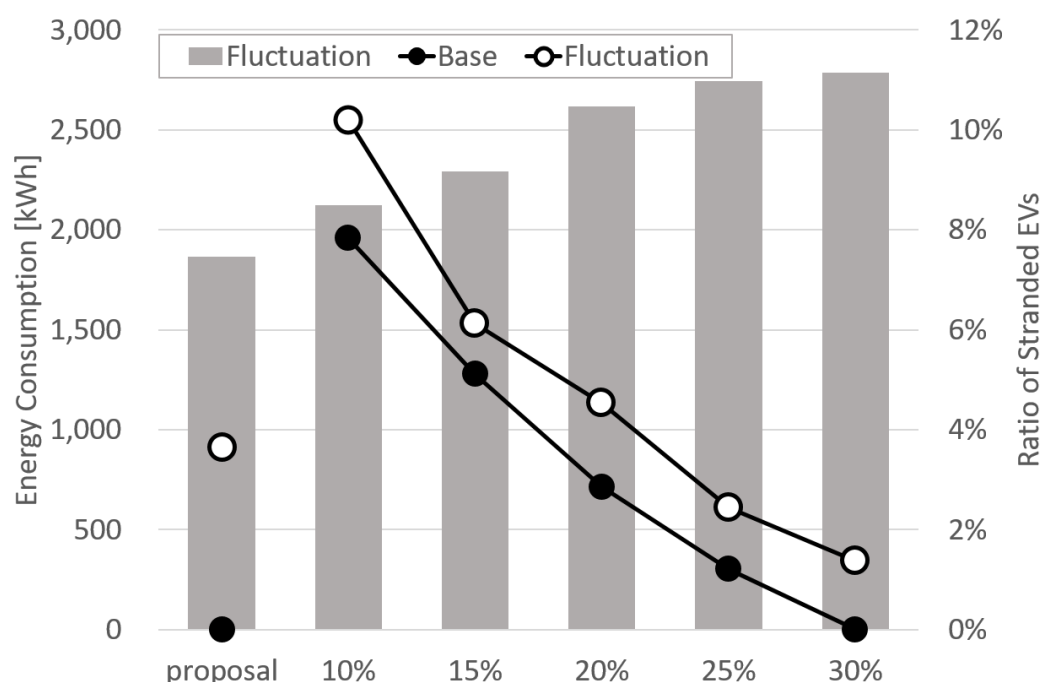


図 3.14: 変動シナリオにおける比較

一時的に発生した渋滞により、走行電費が悪化したことによると考えられる。次に、提案手法について、消費電力量についてはアドホックな手法の全てのケースよりも良い結果が得られた。一方で電欠の割合は基本シナリオに対し大きく悪化し、アドホックな手法のうち閾値を 25%・30% としたケースよりも高い値となった。これは経路選択の際に参照した事前の最低平均速度と実際に経路選択を行った時刻の道路状況が異なっていることに起因すると考えられる。例えば、ネットワーク上で渋滞が発生していたとしても、渋滞発生以前の状況で更新された古い最低平均速度を参照してしまえば、渋滞により悪化した走行電費を考慮することにはならないためである。よって、提案手法は消費電力に関しては効率的な方法であるものの、非定常な交通量の変動に対しては課題があることが示された。

■経路の再計算 ここでは、変動シナリオの設定を用いて、EV エージェントが定期的に経路を再計算することを考える。これまでの実験と同様、最低平均速度の更新

は 600 秒間隔で所与とし、EV エージェントは出発地から移動を開始して以降、200, 400, 600, 800, 1000, 1200 秒の間隔でそれぞれ経路を再計算する。その結果を図 3.15 に示す。縦軸は電欠を起こした EV の割合、横軸は再計算の間隔であり、比較対象としてこれまでの設定である再計算なしのケースもプロットしている。

実験結果より、再計算に伴う計算量再計算の間隔が 800 秒以上のケースで電欠が大きくなる傾向が確認された。これは、最低平均速度の更新間隔である 600 秒よりも再計算の頻度が低い場合、経路選択時に参照した最低平均速度と実際の道路状況の乖離が大きくなるためであると考えられる。逆に再計算の頻度が高い場合には、最低平均速度の更新を待たずに再計算を実行してしまうことになるため、再計算による指標の改善効果は小さくなった。最低平均速度の更新間隔と経路の再計算の間隔を同程度に設定した場合、閾値を 30% としたアドホック手法と比較しても優れた結果を示していることから、提案手法における適切な再計算は非定常な交通状況に対してもロバストである。また、再計算の間隔によらずシミュレーション領域内の消費電力量に有意な悪化はみられなかった。ただし、実験設定によっては立ち寄り先の CS が振動する現象も想定されるため、この点に関しては更なる検討が必要であると考えられる。

3.3.4 提案手法 2: 試行錯誤的アプローチ

本項では、EV エージェントの走行モデル切り替えを対象とし、閾値の恣意的な設定を避けるため、強化学習による走行モデル切り替え戦略の最適化を行う。これにより状況に応じた適応的なモデル切り替えの実現を目指す。

3.3.4.1 強化学習の概要

未知の環境において最適な制御則を試行錯誤的に獲得する枠組みのひとつに強化学習 (Reinforcement Learning) [75] がある。強化学習における意思決定者 (エージェント) には、状態入力に対する正しい出力を明示した教師信号が存在せず、報酬と呼ばれるスカラーの情報のみが与えられる。エージェントはこの報酬の期待総和を最大化することを目的とし、学習を繰り返す。強化学習の概念を図 3.16 に示す。

強化学習において、エージェントは制御対象である環境との間で以下の試行を繰り返す。

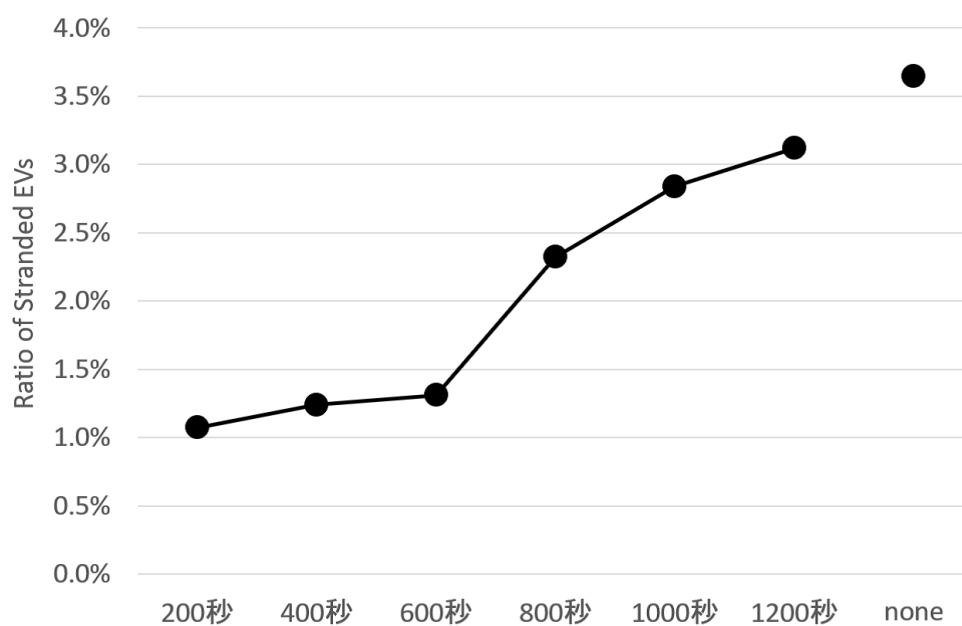


図 3.15: 経路の再計算間隔による効果

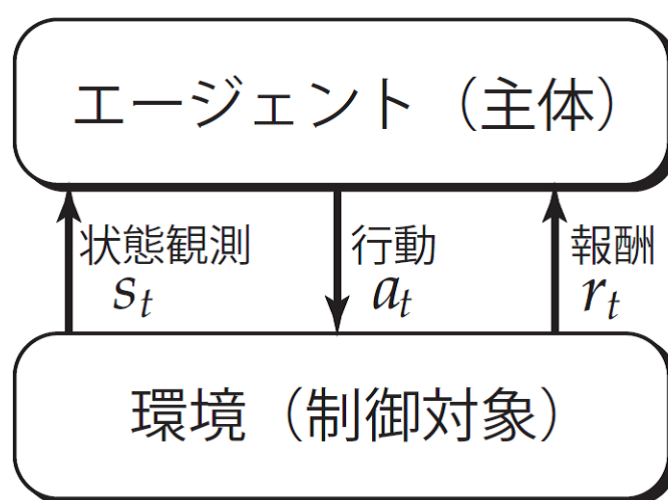


図 3.16: 強化学習の概念図

1. エージェントはある時刻 t において環境の状態観測 $s_t \in S$ に応じた意思決定を行い、行動 $a_t \in A$ を出力する.
2. 行動出力により環境は $s' = s_t + 1$ へ状態遷移し、その遷移に応じた報酬 r_t をエージェントに与える.
3. 時刻 t を $t + 1$ に更新しステップ 1 へ戻る

このとき、環境の状態集合を S 、エージェントの行動集合を A とする。強化学習は機械学習 (Machine Learning) の分類の一つである。機械学習とは、人間が日々の経験から知識を獲得していく過程をコンピュータによって再現しようという試みから生じたもので、大きくは、教師あり学習・教師なし学習・強化学習の三つに分類できる。ニューラルネットワークに代表される教師あり学習 (Supervised Learning) では、事前に与えられた教師データ (入出力ペア) をもとに望ましい出力を学習し、判別問題・回帰問題に応用される。また教師なし学習 (Unsupervised Learning) は期待される出力が未知であり、入力データのみが与えられる。そこからデータの構造を抽出するために学習を行い、クラスタリングなどに応用される。

一方、強化学習は教師信号こそ与えられないものの、環境から報酬を得てエージェントの期待報酬を最大化し、その結果としてエージェントの行動の選択規範を獲得する。強化学習の他の学習則と異なる特徴は、正しい行動を教示されるのではなく、取った行動を事後に評価することで学習を行う点である。つまり、教師なし学習に近い入力条件下で教師あり学習の問題を解くことが必要となる。現実の経路選択行動においては、エージェントの運転挙動の多様性や複雑なネットワーク構造から、行動規範を数理的に求めることは困難であることが多い。そこで、シミュレーションとあわせ、この強化学習の手法を適用する事が有効であると考えられる。

以降、提案手法 2 における学習の設定を説明する。

3.3.4.2 手法の概要

■更新式 あるシミュレーションステップにおいて新たにエージェントが発生すると、それは出発地 s ・目的地 g を持つ。エージェントは式 3.6 に示す Q 学習の更新式に従い、出発後 1 分毎に状態の観測を行う。ここで、ある時刻 t における状態 s_t において、行動 a をとる行動価値は $Q(s_t, a)$ と表現される。また、 α は学習率、 γ は割引率を示しており、 r はエピソード終了時に与えられる報酬である。

$$Q(s_t, a) \leftarrow (1 - \alpha)Q(s_t, a) + \alpha \left(r(s_t, a) + \gamma \max_a Q(s_{t+1}, a) \right) \quad (3.6)$$

■状態集合 本研究では、時刻 t におけるエージェント i の状態入力を $s_t = \{d_i(t), v_i(t), SoC_i(t)\}$ と表現する。各要素はそれぞれ周辺 CS 密度 $d_i(t)$ 、周辺平均速度 $v_i(t)$ 、充電残量 $SoC_i(t)$ である。 $d_i(t)$ はエージェント i を中心とした半径 xkm 以内に存在する CS の数であり、周囲に 3 箇所以上の CS が存在する場合には 3 を入力とするため $d_i(t) = \{0, 1, 2, 3\}$ の 4 状態となる。 $v_i(t)$ は半径 xkm 以内に存在する全エージェントの平均速度を $5km/h$ 毎に離散化したものであり、 $40km/h$ 以上を 40 と入力するため $v_i(t) = \{0, 5, 10, \dots, 40\}$ の 9 状態となる。 $SoC_i(t)$ はエージェント i 自身の SoC を 5% 毎に離散化したものであり、40% 以上を 40 と入力するため $v_i(t) = \{0, 5, 10, \dots, 40\}$ の 9 状態となる。従って状態 s_t は $4 \times 9 \times 9 = 324$ 状態を持つ。

■行動集合 行動出力 a は充電走行モデルを実行するかどうかの 2 つであり、 $a = \{on, off\}$ と表現する。

■報酬設計 報酬 r は式 3.8 のとおり与える。ここで ΔSoC は充電走行開始可能な最大の SoC と CS へ到着した時点での充電残量 SoC_a の差として式 3.7 のとおり与えられるものとする。到着前に SoC が負となり電欠となった場合には罰を与える。式 3.7 は少ない充電残量で到着するほど報酬が大きくなるよう単調減少関数によって設計されている。ただし、 ΔSoC が非常に小さい、つまり電欠寸前での到着は望ましくないため、 $\Delta SoC = 0$ 付近における勾配が小さくなる \cos 関数を採用している。これにより電欠の恐れがある状況においてロバストな行動価値を得ることを意図している。ま

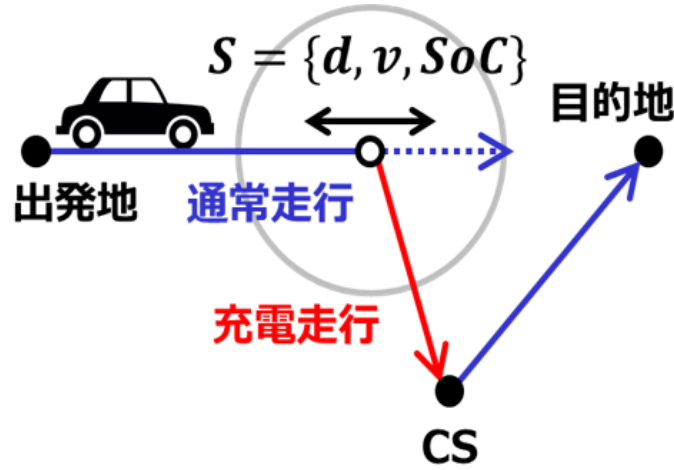


図 3.17: 提案手法 2 の概要

た, CS ではない最終的な目的地 g に到着した場合に報酬は与えられない. このようにエージェントが報酬を得るまでを 1 エピソードと定義し, 電欠とならなかった場合は CS での充電が完了した時点で再び新たなエピソードを開始する.

$$r = \begin{cases} \cos\left(\frac{\Delta SoC \pi}{2}\right) & CS \text{ 到着} \\ -10 & \text{電欠} \end{cases} \quad (3.7)$$

ただし,

$$\Delta SoC = \max SoC_i(t) - SoC_a \quad (3.8)$$

以上の設定により, 現在地周辺の CS の整備度合い $d_i(t)$ と混雑の度合い $v_i(t)$ に対して, 充電走行モデルへと切り替えるべき, つまり $Q(s_t, a) = on$ となる SoC を得ることが可能となる. ここで得られる SoC は周辺の状況に応じた適応的な T_s の集合と見なすことができる. 提案手法の概要を図 3.17 に示す.

3.3.4.3 計算機実験

本章では，提案手法の効果を確認するため，単純な道路ネットワークにおいて既存手法を含めたいくつかのケースの実験を行う．また，現実的なネットワーク・交通量に対しての有効性を確かめるため，和歌市中心部に対して適用し EV の旅行時間・旅行距離について評価する．

■**実験設定** この実験における道路環境は図 3.11 に示す格子状の道路ネットワークである．縦横 $6km$ 四方，格子間隔は $500m$ ，ノード数 233，リンク数 380，CS 数は 4 である．エージェントの発生台数は，ガソリン車が各端点から各々 45[台 / h]，EV が各々 5[台 / h]，エージェントの目的地は発生時にランダムに決定されるものとした．EV の電池容量は $1.05[kWh]$ とし，発生時の初期 SoC は 33%~80% の一様分布に従う．

シミュレーション開始後 10 分経過の時点で $t = 0$ とし，行動価値 $Q(s_t, a)$ の各要素は 0 で初期化して EV エージェントの学習を開始する．学習は 100,000 エピソードの時点で終了する．ここで学習に必要なパラメータは，それぞれ学習率 $\alpha = 0.05$ ，割引率 $\gamma = 0.9$ ，状態観測は半径 $x = 0.75km$ と設定した．行動選択は ϵ -greedy 法を採用し， $\epsilon = 0.03$ とした．また，学習結果の評価にあたっては， $\epsilon = 0$ として確率的探索を停止するものとした．

比較対象として，既存手法及び既に提案した階層的手法を取り上げる．道路環境・実験設定は同様とし，既存手法は充電走行開始閾値 T_s を 10%~30% で 5% 刻みの 5 ケースとした．既存手法・事前プランニング手法ともに学習を行わないモデルであるため，シミュレーション時間は 4 時間とし，各ケース 10 試行の平均を評価する．

■**基本シナリオ** 提案手法 5 試行分の平均値を学習履歴として図 3.18 に示す．報酬に用いた CS 到着時の平均 SoC 及び，シミュレーション中の電欠発生車両割合をプロットしている．縦軸は各指標の割合，横軸はエピソード数である．また，既存手法・事前プランニング手法の電欠発生車両割合については図 3.19 に比較結果を示す．

提案手法については，平均 SoC 及び電欠率が 70,000 エピソード付近でどちらも収束していることがわかる．平均 SoC は小さくなる方向に学習が進展するものの，本実験で使用した格子状ネットワークでは実際に立ち寄れる CS が限定されており，SoC

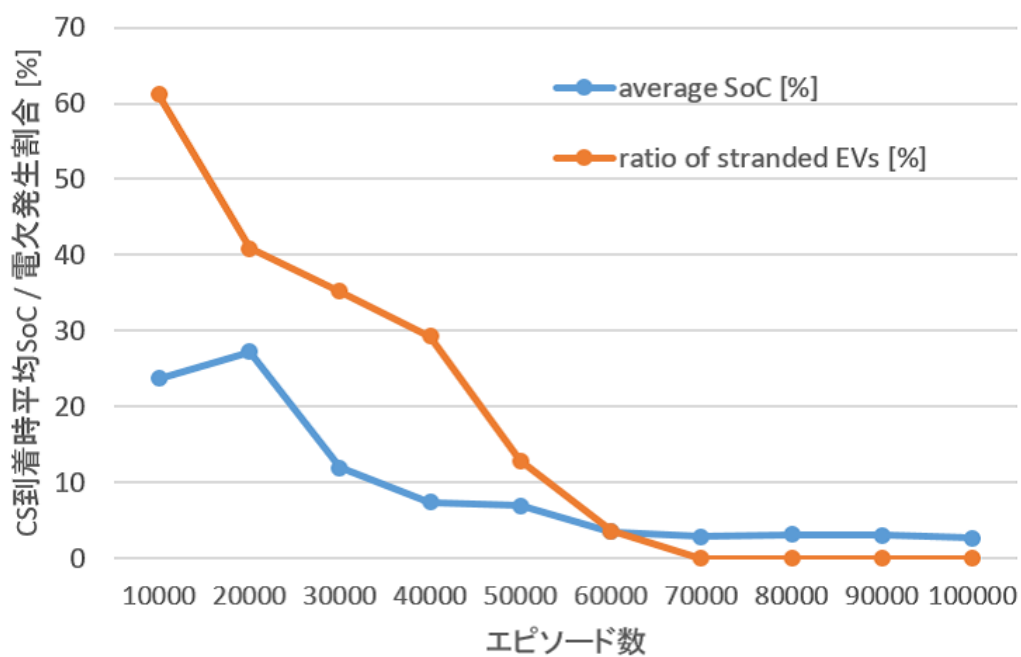


図 3.18: 提案手法の学習履歴 (基本)

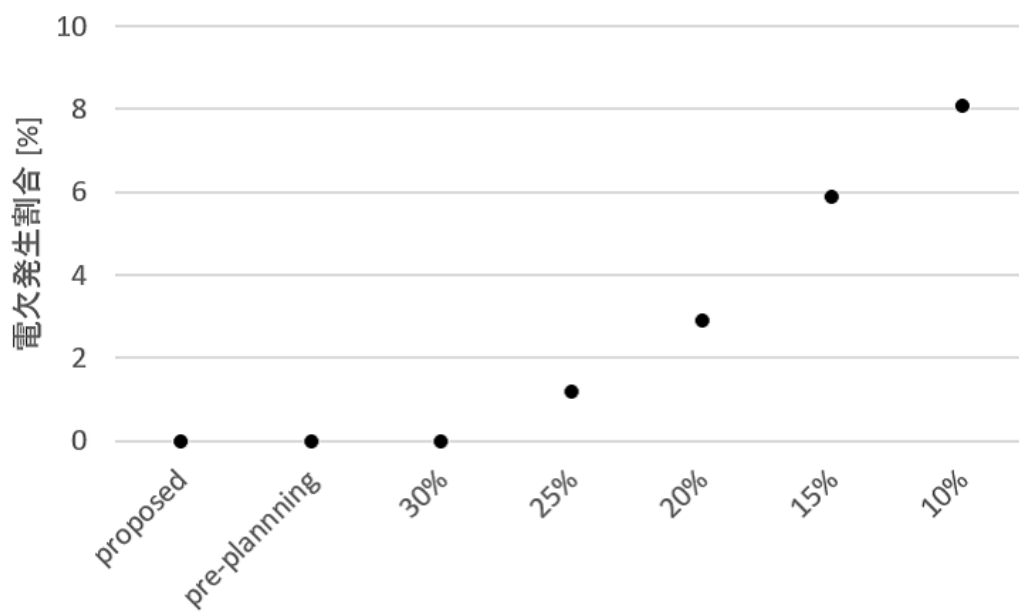


図 3.19: 手法間の電欠率比較 (基本)

を使い切った状態での CS 到着が効率的であるとは限らない。また、電欠発生によって与えられる罰が正の報酬に対して非常に大きいことから、学習結果が安全側の傾向を示したと考えられる。一方電欠率に関しては、学習初期はほぼランダムな行動となることから、充電を必要とするエージェントの多くは正しく CS に立ち寄ることができていないことがわかる。ただしこちらの指標に関しては、罰が影響が非常に大きいことから電欠率 0% を達成している。

既存手法については、閾値 T_s が増加するに伴い電欠率が低下している。このトレードオフ関係は、既存手法において T_s がある種の安全率に対応していることに起因する。閾値が大きいほど保守的な経路選択であり、CS に立ち寄るために積極的に迂回が発生する一方、電欠を回避できる可能性が高くなるためである。既存手法における $T_s = 30\%$ のケース及び事前プランニング手法では電欠率 0% となっている。

このことから、上述した通り既存手法においては経路選択に恣意性が存在し、それは走行モデル切り替えに関するパラメータに起因することが示された。一方、事前プランニング手法ではこの T_s 自体を排除しており、提案手法では T_s を周囲の状態入力から適応的に学習することで問題を解決している。

■変動シナリオ 続いて交通量が大きく変動する状況を想定したシナリオの設定を示す。使用するネットワーク、EV の電池容量及び発生時の SoC は基本シナリオと同様であるが、エージェントの発生台数をガソリン車が各端点から 90[台 /h]、EV が各端点から 10[台 /h]、とする時間帯を新たに設定する。初めの 30 分間を基本シナリオの設定、次の 30 分間を新たに追加した渋滞シナリオの設定とし、以降 30 分ごとにこれらを繰り返すものとする。この設定では渋滞の発生と解消が連続的に観察される。

基本シナリオと同様、提案手法 5 試行分の平均値を学習履歴として図 3.20 に示す。縦軸は各指標の割合、横軸はエピソード数である。また、既存手法・事前プランニング手法の電欠発生車両割合について図 3.21 に比較結果を示す。

変動シナリオにおいては、電欠率が 80,000 エピソード付近で収束していることがわかる。一方、平均 SoC は減少しているものの基本シナリオのような収束状態には至らなかった。これは、電欠発生による罰の大きさから安全側の学習が行われたものの、変動シナリオにおいて安定した T_s を得ることができなかったためであると考えられる。

また、既存手法については基本シナリオと同様にトレードオフ関係がみられるが、

全体的に電欠率が高くなっており、 $T_s = 30\%$ のケースにおいても 0% に収束していない。事前プランニング手法においても同様であることから、変動シナリオの特徴である交通状況の頻繁な変化は対応が困難であることを示している。

提案手法において電欠率を収束させることのできた要因としては、状態入力として周辺平均速度 $v_i(t)$ を導入したことが挙げられる。これにより道路の混雑状況を切り分けて走行モデル切り替え戦略を学習することができたためである。

■考察 強化学習では環境のダイナミクスがマルコフ性を有することが学習の収束条件として知られている。本研究において対象とするマルチエージェント環境においてはこの仮定が満たされず、学習が発散する可能性がある。例えば、状態入力として観測される 3 つの要素について考えると、周辺 CS 密度 $d_i(t)$ はエージェントの行動ではなく道路ネットワーク上の分布に依存する。また、周辺平均速度 $v_i(t)$ は混雑の度合を示すことから、EV エージェントの行動の変化が交通全体の状況を非定常にし得る。エージェント自身の充電残量 $SoC_i(t)$ についても、下り坂等では回生ブレーキにより前ステップより増加するなど必ずしも状態遷移が自明とは言えない。

一方、本実験においては基本シナリオ・変動シナリオともに学習が収束しており、マルコフ性を仮定できない環境であっても一定の効果が得られた。この点について、実験設定における (1) ネットワークの特徴、(2) EV の普及率の観点から考察する。

はじめに、本実験で対象とした格子状ネットワークの特徴として、CS の分布が均一であり勾配が存在しないことが挙げられる。CS の分布が均一であれば、先ほど述べた状態入力のうち $d_i(t)$ に関する極端な変化が少なく、行動出力 $a = \text{"on"}$ であれば特定の CS に接近するため $d_i(t)$ が増加するなどの傾向が強くなると予想される。また勾配がない場合には式 3.1 における勾配抵抗 F_{gra} が常に 0 であるため、回生ブレーキが生じず、 $SoC_i(t)$ の変化は主に $v_i(t)$ のみによって説明することが可能となる。

また、本実験では EV の普及率を 10% と仮定しており、ガソリン車に比べて十分に少数であると見なせる。そのため学習の進展による EV の行動の変化が交通状況全体に与える影響も小さく、結果として学習が収束可能となったと考えられる。特に、基本シナリオにおいては交通量が少ないことから、EV の行動の変化による交通集中が渋滞を引き起こすことにならず、定常的な交通状況が維持されたとと言える。変動シナリオについてはこの前提が崩れることから、渋滞が誘発されやすく、結果として非定

常的な交通状況へと変化したものと考えられる。本実験では基本シナリオと比べエピソード数を要したものの、変動シナリオについても収束が確認できたが、EV の普及率を高く設定することでより学習が困難になると考えられる。

以上より、本研究で対象とした実験設定においては強化学習において収束の要件となるマルコフ性は満たされていないものの、(1) ネットワークの特徴、(2) EV の普及率の観点からそれに近い環境となっており、3 要素で構成される状態入力によって十分に収束可能であったことがわかる。

3.3.5 まとめ

本節では EV の普及に向けた課題解決のひとつとして、交通シミュレーション環境における走行モデルの切り替え戦略に着目し、2 のアプローチによる経路選択の最適化手法を提案した。

提案手法 1 にあたる階層的アプローチにおいては、Range Anxiety に対応する閾値 T_s の恣意性を排除する方策として、出発地・目的地・CS のみをノードとして構成されるグラフを経由地グラフと定義し、前処理としてこの経由地グラフを生成する手法を提案した。この手法では、経由地グラフに Dijkstra 法を実行し、EV エージェントの出発時点で予め経由地を含めた経路を決定する。従って既存手法における通常走行と充電走行がシームレスに連続するため、効率的な経路を生成できる。

提案手法 2 にあたる試行錯誤的アプローチでは、EV の運転者が充電の意思決定を行う際に考慮するであろう「周囲の状況」と「車両の状況」を、それぞれ周辺 CS 密度、周辺平均速度、充電残量として状態入力に含めることでモデル化した。これにより環境に依存する適応的な T_s の獲得に成功した。数値実験の対象とした環境はマルコフ性を満たさないものの、ネットワークの単純さ及び EV の普及率の低さから学習が収束し、効率の良い経路を得ることができたと考えられる。

双方を比較すると、以下のような知見が得られた。

■提案手法 1: 階層的アプローチ 状況変化のない環境では充電行動の考慮において優位であり、計算量についても実質的に既存手法の定数倍程度である。この特徴から任意の環境・条件における概要把握のためのシミュレーションの際に採用することができる。ただし複雑な環境においては経路の定期的な再計算が必要であるほか、同一

の環境におけるシミュレーションであってもその都度経路探索を実行する必要がある。

■提案手法 2: 試行錯誤的アプローチ 複雑な環境における充電行動の考慮に適用可能であるものの、学習の収束までに大きな計算資源を要する。この特徴から、交通施策検討のための感度解析の際に採用することができる。これは1度学習が収束すれば同一の条件下において学習済みの行動価値観数を再利用することができ、経路探索にかかる計算量を削減することが可能であるためである。特定の条件で複数のケーススタディを行う必要がある状況において有用である。

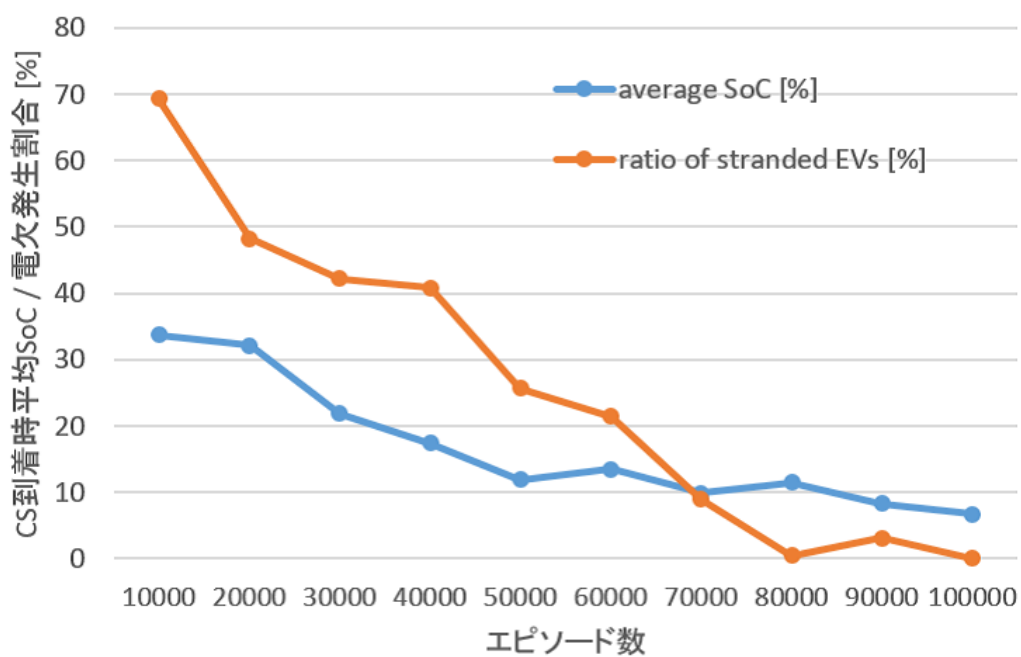


図 3.20: 提案手法の学習履歴 (変動)

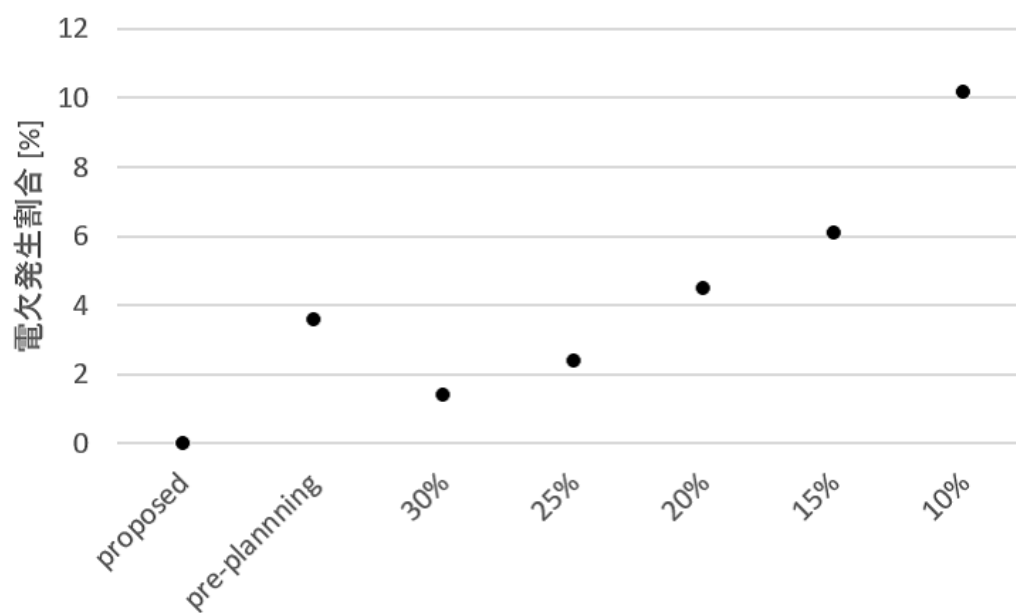


図 3.21: 手法間の電欠率比較 (変動)

3.4 CS 最適配置問題

現在 EV の普及推進の取り組みとして CS の設置が急がれている．日本国内においては CHAdeMO 規格の急速充電器が 2017 年 9 月時点で 7133 箇所・7332 基にのぼり [12]，世界的に見て設置が比較的進んでいる地域であるといえる．一方でその設置箇所は都心に集中しており [77]，EV の普及とともに更なる整備が望まれる．EV の充電はガソリン車の給油と比較して時間を要するため，実際に行楽シーズンなど交通需要の高まる時期には各地で充電待ちが発生しており [76]，CS の配置と実際の充電需要には乖離がみられることがわかる．

そこで本節では，現実社会での実験が困難な問題のひとつである CS の配置問題を対象に，効率的な CS 配置手法を提案する．また和歌山市中心部の現実的なネットワーク上で数値実験を実施し，提案手法が既存手法と比較し EV の総走行時間・距離をともに改善させることを示す．

3.4.1 関連研究

3.4.1.1 データ駆動型の配置手法

CS の配置計画にあたり，十分な量のデータが利用可能な場合の先行研究としては，ネットワークボロノイ分割によるもの [78][79] や k-means 法などによるクラスターリングに基づく [80][81] データ駆動型の配置手法がある．利用するデータは人口密度や自家用車数といった EV 利用者の密度を仮定できる情報と，タクシーのトリップデータなど EV の移動経路やその頻度を仮定できる情報に大別される．

ネットワークボロノイ分割では道路ネットワーク上で重み付きボロノイ図を定義し，ボロノイ領域内の充電需要を各母点が担当するものとする．車両の平均移動距離を最小化することで CS の配置を決定することができる．また k-means 法ではネットワーク上に充電需要をマッピングしクラスターリングを行うことで，各クラスターの重心にあたる箇所に CS を配置することとなる．

3.4.1.2 シミュレーション駆動型の配置手法

前節で述べたデータ駆動型の配置手法は充電需要を大域的な配置計画策定の際には有用であるものの、車両同士の相互作用や個々の EV の消費電力状況など、微視的な指標に関して考慮することが困難であった。これに対し、交通流シミュレーションの出力結果の利用を前提とするシミュレーション駆動型の配置手法では、微視的な指標に基づく CS 配置を実現することが可能である。

田中らはメゾモデルの交通流シミュレータ上で EV を走行させ、充電残量 (state of charge, 以下 SoC という) の低下した車両の座標を特定し、k-means++ 法により CS の配置を決定した [62]。このとき、各 EV の SoC を考慮することにより、クラスタの重心に辿り着けない車両が存在する場合にはクラスタを追加することで、適切なクラスタ数についても同時に検討することが可能である。また Hiwatari らはマイクロモデルの交通流シミュレータを開発し [82]、SoC の低下した車両が近傍の CS を目指しながら移動経路上の道路セグメントに順次スコアリングを行う手法を提案した [83]。このスコアは顕在化した充電需要に対応しており、スコアの高い地点ほど効率的な CS 配置候補となる。

3.4.2 提案手法

本研究では、シミュレーション駆動型の CS 配置手法として Hiwatari らのスコアリング手法に着目する。この手法は EV の消費電力など重要な指標を評価することができる他、配置候補地点が必ず道路ネットワーク上に現れるという他の手法にはない優れた性質を持つものの、必ずしも効率の良い解が得られるとは限らないという問題があった。そこで本章では、手法の前提となる EV のモデル化についてまとめ、スコアリングアルゴリズムを改良した手法を提案する。

既存のスコアリングアルゴリズムは、各 EV エージェントが充電走行中の経路に対し次の式 3.9 に従って次々とスコアを累積するものである。ここで S_{ij} はエージェント i が交差点 j に与えるスコアであり、 d_j は交差点 j と最近傍の CS のユークリッド距離である。

式 3.9 は交通量が多く CS から離れた交差点ほどスコアが累積しやすいものの解釈で

き、直感的にはある程度正しい定式化となっている。しかし、スコアを与える EV の状態、すなわち SoC を考慮することができないことや、通常走行モードにおいて本来走行したかった経路ではなく、充電走行モードにより目的地を変更した後の迂回路にスコアリングしてしまう点など、課題が存在する。

$$S_{ij} = d_j \quad (3.9)$$

これに対し、提案するスコアリングアルゴリズムでは、各 EV エージェントが充電走行モードに移行する際、SoC が閾値を下回らなければ本来通常走行していたはずの経路に対し式 3.10 に従ってスコアを累積するものである。 S_{ik} はエージェント i がサブノード k に与えるスコアであり、 p_k はサブノード k と最近傍の CS の経路長である。また w は充電残量に関する重み関数、変数 ΔSoC_{ik} はエージェント i が充電走行開始地点からサブノード k までに減少させた SoC を範囲 $[0, 1]$ に正規化した値である。

$$S_{ik} = p_k w(\Delta SoC_{ik}) \quad (3.10)$$

ここで、サブノードとは 2 つの交差点を接続する道路を任意の区間に等分割する仮想的な点である。また、提案手法では通常走行していたはずの経路に対するスコアリングを実行するため、充電走行開始地点において、仮想的な EV（以降、ゴースト EV という）を生成し、EV 本体は充電走行を、ゴースト EV は通常走行を継続する。ゴースト EV は充電走行開始地点における EV 本体のステータスを全て継承するが、以降の SoC 更新等は独立に実行する。加えてゴースト EV は他の車両から認知されることなく、周辺の交通環境に影響を与えないエージェントである。

既存手法及び提案手法の概要をそれぞれ図 3.22, 3.23 に示す。

3.4.3 数値実験

本章では、提案手法の効果を確認するため、単一 CS の単純なネットワークにおいて既存手法を含めたいくつかのケースの実験を行う。また、現実的なネットワーク・交通量に対しての有効性を確かめるため、和歌市中心部に対して適用し EV の旅行時

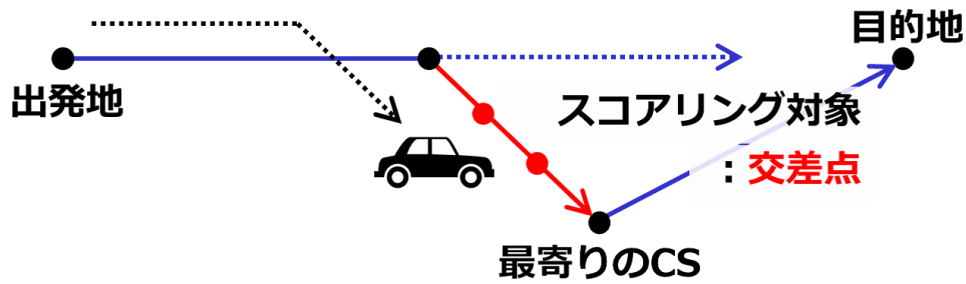


図 3.22: 既存手法の概要

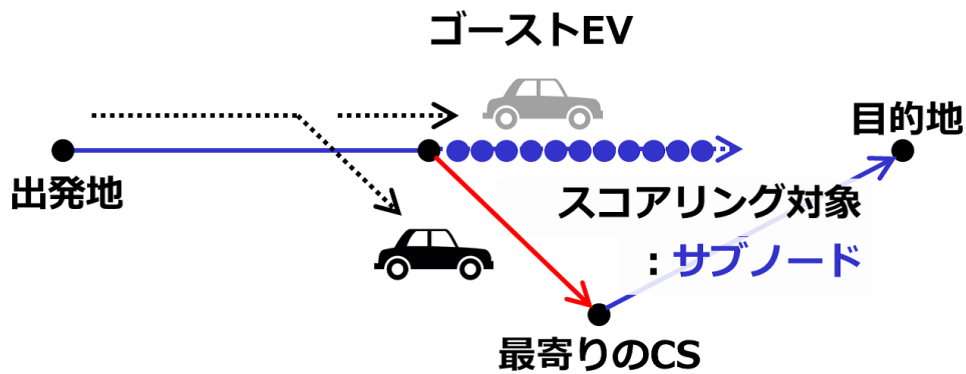


図 3.23: 提案手法の概要

間・旅行距離について評価する。

3.4.3.1 実験 1：単一 CS ネットワーク

実験に使用する道路環境を図 3.24 に示す。ノード数 15・リンク数 15，うち車両発生端点は A・B の 2 箇所，CS はネットワーク中央上部の 1 箇所のみである。EV エージェントは両端点からポアソン分布に従って 100[台/h] 発生し，それぞれ反対側の端点へ向かう。このとき EV の車両性能及び SoC は発生時点で全て同一とし，CS にはわずかに到達できないものとして設定したため，シミュレーション中の EV の電欠率は 100% である。ここで表 3.3 に示す 4 ケースでの実験を行い，得られたスコアが最

表 3.3: 実験ケース

	サブノード	ゴースト EV	スコアリング
(a) 既存手法	—	—	式 3.9
(b) 提案手法	○	—	式 3.9
(c) 提案手法	○	○	式 3.9
(d) 提案手法	○	○	式 3.11

大となる地点に CS を新設することとした。ただし、式 3.10 に示したスコアリングの重み関数 w は予備実験より式 3.11 の設定とする。

$$S_{ik} = p_i \cos \left(\frac{\Delta So C_{ik} \pi}{2} \right) \quad (3.11)$$

実験により得られたスコアの分布を図 3.25 に示す。図 3.25 の各ケースにおいてスコアが最大値となった位置はそれぞれ (a) ノード 3, (b) リンク 2-3, (c) リンク 6-7, (d) リンク 4-5 であった。各地点に CS 新設後の EV の電欠率は (a)49.2%, (b)48.9%, (c)50.4%, (d)0% となった。

実験の結果より、(a)～(c) のケースで最大スコアとなった地点では、CS 新設による電欠率の減少が約 50% であり、片側の車両発生端点からの EV に対してのみ新設の効果が現れている。一方、(d) のケースでは全ての EV に対して効果的であり、提案手法が優位であることを示している。

提案手法の改善点はサブノード、ゴースト EV、スコアリング、の 3 点である。以下、それぞれについて考察を加える。

■サブノードの導入 既存手法では交差点のみを対象としていたため、スコアの分布が離散的であり（図 3.25a）ネットワーク全体の傾向を表現できないという問題点があったが、サブノードを導入することで連続的な表現が可能となり（図 3.25b）、リン

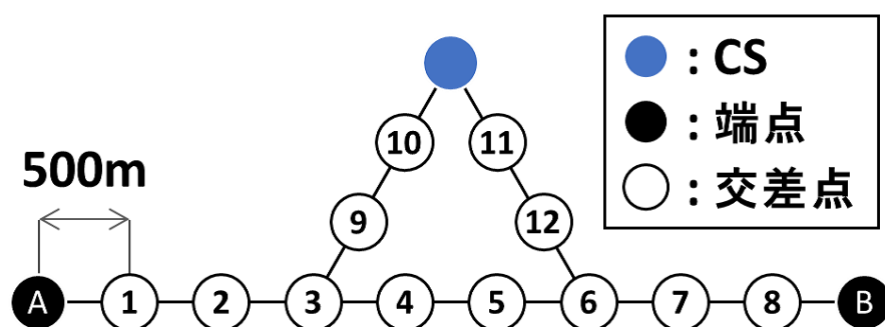


図 3.24: 単一 CS ネットワーク

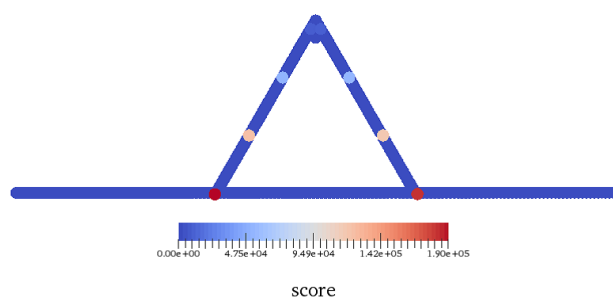
ク上にスコアの最大値が存在する場合にも対応可能である。

■ゴースト EV の生成 図 3.22, 3.23 に示した通り，既存手法では充電走行中にスコアを与える．これは所謂迂回を行っている最中の経路に対して CS を新設する要因となりえる．本来的には当初予定していた最短経路上に新設されることが望ましく，図 3.25b と図 3.25c の比較よりゴースト EV によるスコアリングがこの問題を解決していることがわかる．

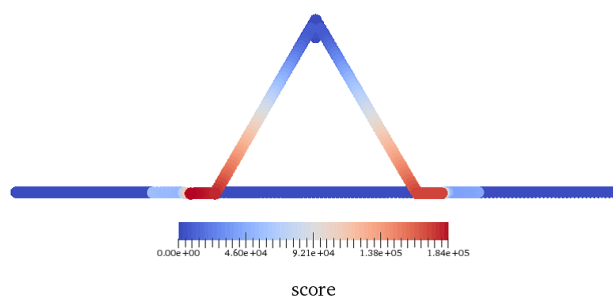
■スコアリング 既存手法は最近傍 CS とのユークリッド距離という単純な指標により CS 配置の分散化を意図していた．提案手法では経路長とすることで道路ネットワークの構造を考慮している他，充電残量に関する重み関数を導入することで道路勾配や交通渋滞といった EV の充電行動に大きな影響を与える要素を表現可能である．また，今回採用した式 3.11 は上に凸な関数であり，両端点から発生する EV のスコアを重ねると図 3.25d のように極大値が存在する点においても良い性質を有する．

3.4.3.2 実験 2：和歌山市中心部

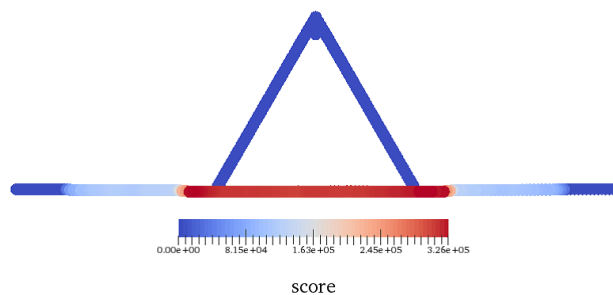
ここでは現実的なネットワークでの効果を評価するため，図 3.26 に示す和歌山県中心部の道路ネットワークにおいて実験を行う．ノード数 1470・リンク数 1346，CS は 13 箇所である．CS の収容台数は全て 1 台とした．また，車両発生台数は交通量調



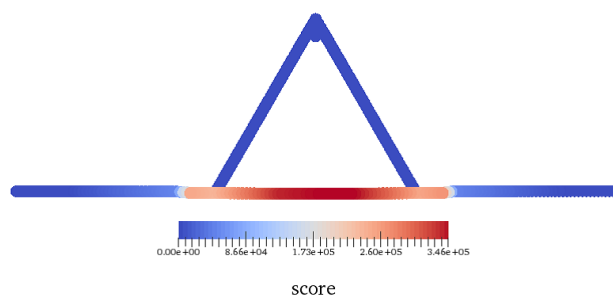
(a) 既存手法



(b) 提案手法（サブノード導入ケース）



(c) 提案手法（ゴースト EV 生成ケース）



(d) 提案手法（スコアリング改善ケース）

図 3.25: 各ケースのスコア分布

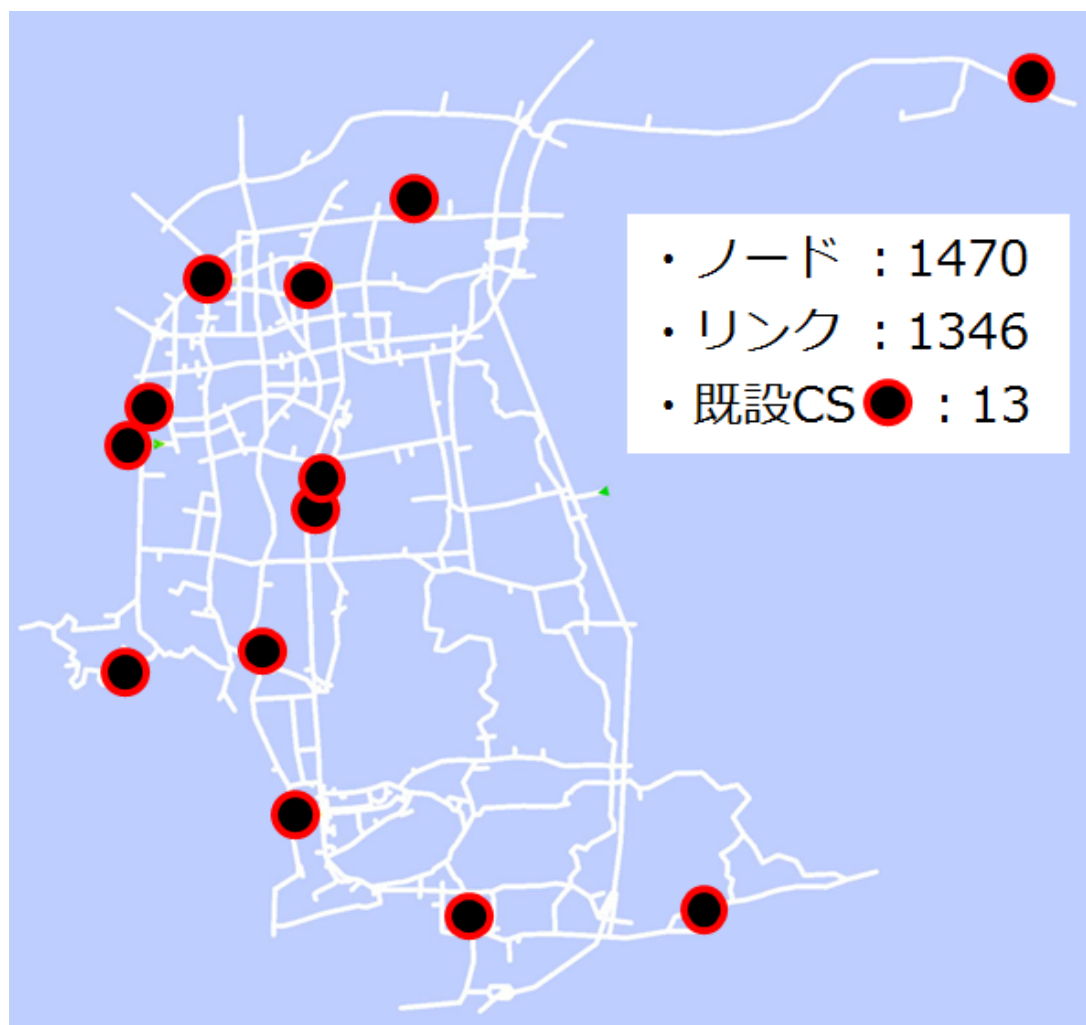


図 3.26: 和歌山県中心部の道路ネットワーク

査の結果を基に推定しており [84], うち 1 割を EV に置き換えることとする. EV の SoC は 30%~80% の範囲でランダムである. 既存手法と提案手法 (実験 1 における (a) と (d)) の実験を行い, 得られたスコアが最大となる地点に CS を新設する.

実験により得られた提案手法のスコア分布を図 3.27 に示す. 既設 CS のないネットワーク中央部に大きなスコアが分布していることがわかる. また, 新設前及び (a)(d) それぞれの結果を基準とした新設後における電欠率, シミュレーション中に充電を行った EV の平均移動距離, 平均移動時間 (充電時間を除く) を表 3.4 に示す.

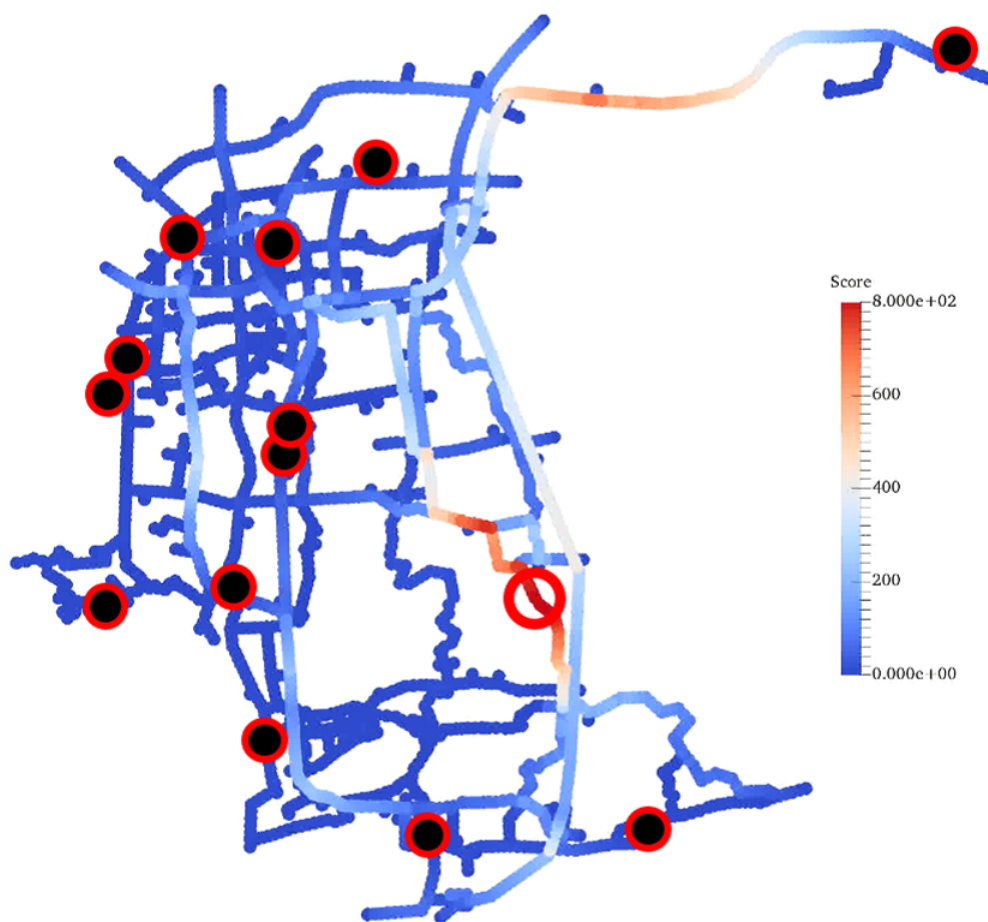


図 3.27: 提案手法によるスコアの分布

実験の結果より，使用した道路ネットワークには現状でも十分な数の CS が整備されており，少なくとも電欠についての懸念はないことがわかる．一方，新設による平均移動距離及び平均移動時間については改善がみられ，特に提案手法による (d) のケースにおいて良い結果となっている．これは前節で行った基礎的な実験における考察の通りであり，提案手法が現実の道路ネットワークにおいても十分に適用可能であることを示している．

また，この手法は既存 CS を設置せずにシミュレーションを行うことで，充電に関する潜在的な需要を近似することも可能である．和歌山市中心部の道路ネットワーク

表 3.4: CS 新設前後の評価指標比較

	新設前	(a) 新設後	(d) 新設後
電欠率 [%]	0	0	0
平均移動距離 [km]	13.53	13.30	13.06
平均移動時間 [min]	31.13	30.28	29.31
平均充電待時間 [min]	2.0	2.2	2.0

を利用し、既存 CS の収容台数を 0 としたケースの結果を図 3.28 に示す。市街地にあたるネットワーク上部など、高いスコアを与えられている地点の近傍に既存 CS が設置されていることから、このエリアに関しては適切な配置が達成されていることがわかる。一方、ネットワーク中心部などスコアの低い地点においても複数の CS が設置されており、現在の配置が必ずしも効率的でないエリアも存在することがわかる。ただし、この地点は EV を販売するカーディーラーの店舗が存在し、顧客に対し CS を解放していることから、本来充電需要を考慮して設置されたものではない可能性が示唆される。

3.4.4 まとめ

本研究では、現実社会での実験が困難な課題の一つとして CS の配置計画に着目し、シミュレーション駆動型の配置手法を改善する手法を提案した。具体的にはサブノードの導入・ゴースト EV の生成・スコアリングの改善を行った。既存手法との比較として、はじめに基礎的な単一 CS のネットワークでの実験を行い、各改善点の基本的な性能を考察した。続いて和歌山県中心部の現実的なネットワークの上で数値実験を実施し、提案手法が既存手法と比較し EV の総走行時間・距離をともに改善させることを示した。

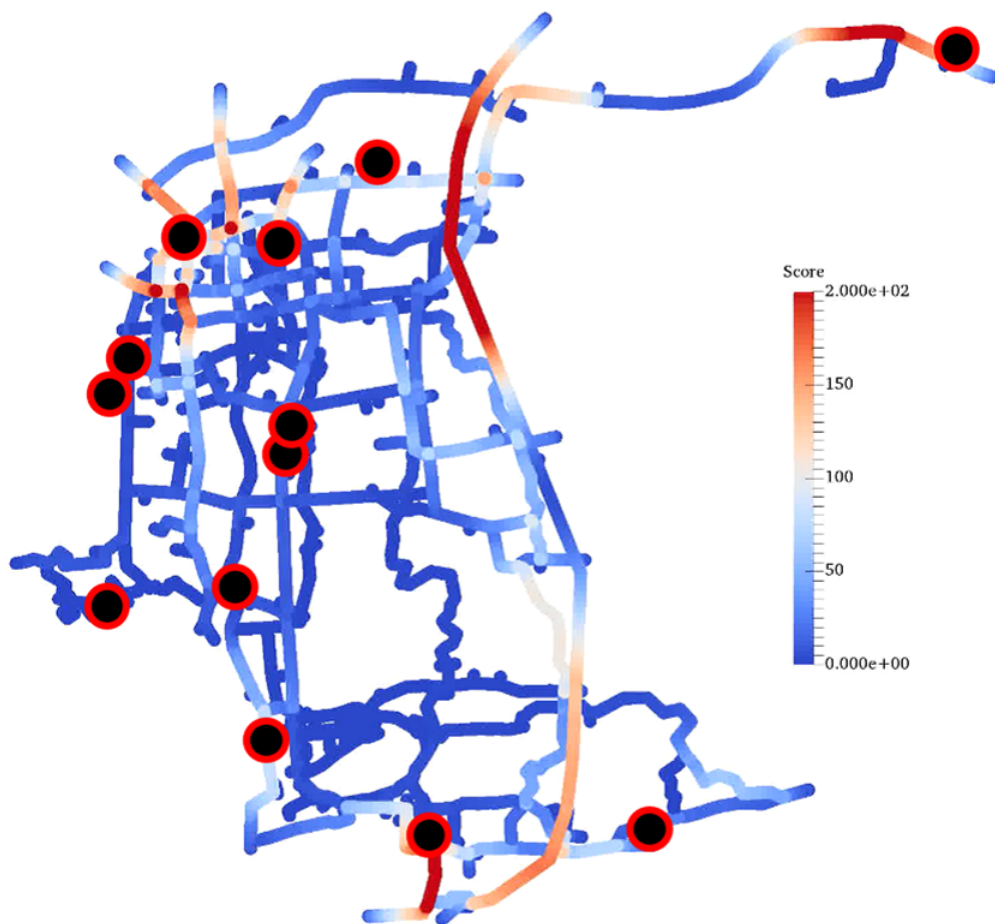


図 3.28: 提案手法によるスコアの分布

第 4 章

電力システムモデル

本章では電力システムのメカニズムを再現するためのモデルの概要について述べる．まず 4.1 節において潮流計算手法の分類とその特徴についてまとめる．4.2 節では本研究で実装す潮流計算法のひとつである Backward Forward Sweep 法の定式化を行う．続いて 4.3 節では，参照解の存在する配電システムでの潮流計算を実施し，解析結果の精度検証を行う．4.4 節では EV とともに配電システムへの影響が懸念される太陽光発電について，潮流計算によって取り扱う準備を行い数値実験を行う．

4.1 潮流計算の概要と手法の分類

電力システムの運用・計画のためにシステム内部各所の電圧や電線・変圧器を流れる電力の分布を把握することは重要であり，その基礎的な分析が潮流計算である．電力システムは交流回路であり，原理的には交流回路計算と同等である．回路計算は電圧源・電流源を所与とし，回路内のノード電圧・ブランチを流れる電流を計算することである．潮流計算の場合には，以下の 3 つの条件を与えることで解が定まる．

- 系統構成: 発電機，変圧器，送電線，負荷などの設備がどのような接続関係にあるか
- 設備定数: 変圧器，送電線のインピーダンス及びアドミタンス
- 運用条件: 発電機や負荷における電圧，有効電力，無効電力など，計算の拘束条件にあたるもの

4.1.1 Newton-Raphson 法

上記を入力とし、出力として各ノードの電圧と位相角、ブランチにおける有効電力と無効電力を得るのが交流潮流計算である。交流潮流計算法としては Newton-Raphson 法 [85] がよく知られている。この手法は厳密解法であり、収束すれば質の良い解が保証される。ただし、非線形連立方程式である電力方程式を解く際にヤコビアンを計算するため計算量が大きくなるほか、送電線における抵抗がリアクタンスに対して大きい場合、収束性が悪化するという特徴がある。

系統構成及び設備定数はインピーダンスマップとして与えられる。これは即ち、系統内の設備をノードとするグラフの接続行列であり、非接続の要素は 0、接続関係にある要素には対応する変圧器や送電線の設備定数から求まるアドミタンス Y_{kl} が代入される。これを潮流計算においてはノードアドミタンス行列 \mathbf{Y} と呼ぶ。一般に N ノードからなる電力系統の各ノード電圧を V_k 、電流を I_k とすると、式 4.1 の関係が成り立つ。

$$\mathbf{I} = \mathbf{YV} \quad (4.1)$$

ただし、

$$\mathbf{I} = \begin{pmatrix} I_1 \\ I_2 \\ \vdots \\ I_N \end{pmatrix} \quad \mathbf{V} = \begin{pmatrix} V_1 \\ V_2 \\ \vdots \\ V_N \end{pmatrix} \quad \mathbf{Y} = \begin{pmatrix} Y_{11} & Y_{12} & \cdots & Y_{1N} \\ Y_{21} & Y_{12} & \cdots & Y_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ Y_{N1} & Y_{N2} & \cdots & Y_{NN} \end{pmatrix} \quad (4.2)$$

各ノードから系統に流れ込む有効電力を P_k 、無効電力を Q_k とすると、それぞれ式 4.3 の通り与えられる。

$$P_k + jQ_k = V_k \cdot I_k^* \quad (4.3)$$

電流を式 4.1 の表現にならいノードアドミタンス行列の要素を用いて代入すると式 4.4 が得られる。この式を電力方程式と呼ぶ。

$$P_k + jQ_k = \sum_{l=1}^N Y_{kl}^* V_l^* V_k \quad (4.4)$$

電力方程式に対する境界条件には各ノードの運用条件が対応する．運用条件には PV 指定ノード・PQ 指定ノード・スラックノードの 3 種類が存在する．PV 指定ノードは発電機が対応する．発電機から系統に注入される発電電力，即ち有効電力は所与と考えることができるほか，一般に自動電圧調整装置により端子電圧が一定に保たれているためである．PQ 指定ノードは負荷に対応する．負荷については電力需要に力率を想定すれば無効電力も同時に与えられると考えられるためである．このように各ノードにおいて有効電力が与えられたとしても，系統で生じる送電損失は未知であり，従って少なくとも 1 ノードの有効電力は指定することができない．そこで有効電力が指定されないしわとりノードとしてスラックノードが存在する．位相の基準ノードとすることが一般的であるため，実用上は $V\delta$ 指定となることが多い．このような境界条件設定は交流回路計算とは異なっており，Newton-Raphson 法のような解法が用いられる．

式 4.4 の電力方程式をベクトル表現すると式 4.5 のようになる．ここで \mathbf{P} と \mathbf{Q} は各ノードの有効電力・無効電力からなるベクトル， \mathbf{V} と $\boldsymbol{\delta}$ は電圧と位相角， \mathbf{f} と \mathbf{g} は電力方程式から導出される関数のベクトルである．

$$\begin{cases} \mathbf{P} = \mathbf{f}(\mathbf{V}, \boldsymbol{\delta}) \\ \mathbf{Q} = \mathbf{g}(\mathbf{V}, \boldsymbol{\delta}) \end{cases} \quad (4.5)$$

ここで各要素の誤差ベクトルとヤコビアン \mathbf{J} を用いると，Newton-Raphson 法に基づく修正方程式は式 4.6 となる．Newton-Raphson 法では反復のたびに誤差を推定し，その値が十分に小さくなったところで計算を打ち切るものである．

$$\begin{pmatrix} \frac{\partial \mathbf{P}}{\partial \boldsymbol{\delta}} & \frac{\partial \mathbf{P}}{\partial \mathbf{V}} \\ \frac{\partial \mathbf{Q}}{\partial \boldsymbol{\delta}} & \frac{\partial \mathbf{Q}}{\partial \mathbf{V}} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \Delta \boldsymbol{\delta} \\ \Delta \mathbf{V} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \Delta \mathbf{P} \\ \Delta \mathbf{Q} \end{pmatrix} \quad (4.6)$$

4.1.2 Fast Decoupled 法

一方，有効電力の潮流のみに着目することで条件を緩和すると，電力方程式を近似して潮流を概算することが可能である．これを直流潮流計算法と呼ぶ．送電線の抵抗がリアクタンスに対して十分小さく，電圧が定格値付近である場合，系統内の潮流をあたかも直流電流と見なして直接計算することが可能になるためである．代表的な手法の一つとして Fast Decoupled (FD) 法 [86] がある．これは有効電力と位相角，無効電力と電圧にそれぞれ強い依存関係を持つことを利用し， P と Q を各々分離して計算することで高速に求解するものである．この依存関係を修正方程式 4.6 に反映すると $\frac{\partial P}{\partial V} = \frac{\partial Q}{\partial \delta} \approx 0$ となり，式 4.7 を得る．

$$\begin{pmatrix} \frac{\partial P}{\partial \delta} & 0 \\ 0 & \frac{\partial Q}{\partial V} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \Delta \delta \\ \Delta V \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \Delta P \\ \Delta Q \end{pmatrix} \quad (4.7)$$

従って式 4.8, 4.9 の通り ΔP と ΔQ を分離して独立に計算することができる．

$$\Delta P = \frac{\partial P}{\partial \delta} \Delta \delta \quad (4.8)$$

$$\Delta Q = \frac{\partial Q}{\partial V} \Delta V \quad (4.9)$$

Fast Decoupled 法は Newton-Raphson 法と比較し反復計算が簡易であるため収束が早い．しかし収束判定基準が厳しいと収束しない等の課題が指摘されている．

4.1.3 Backward Forward Sweep 法

ここまで述べた Newton-Raphson 法や Fast Decoupled 法はこれまで主に高压の送電系統を中心に適用させてきた．しかしこれらの手法は放射状のトポロジーを持つ配電系統においては悪条件であるほか，配電系統のように路線の抵抗がリアクタンスに対して無視できない大きさである場合には収束性が悪化する．しかし近年は分散電源の増加などに伴い配電系統の潮流計算の必要性が指摘されるようになっている．

系統構成が木構造である場合には、キルヒホッフの法則に基づく Backward Forward Sweep 法 [87][88] が用いられることがある。いくつかの国においては配電系統が木構造をとること、送電系統に比べてノード数が多く計算負荷がクリティカルであることから、配電系統に特化した高速計算であるといえる。この手法では電流計算に対応する Backward Sweep と電圧計算に対応する Forward Sweep を繰り返し、得られる電力値が収束することで出力とする。本手法は木構造である系統特性を前提とすることで状態変数を低減し、配電系統のように路線の抵抗がリアクタンスに対して卓越する場合においても収束性が良好であることが知られている。

Backward Forward Sweep 法は以下の通り 3 つのプロセスによって成り立っている。初めに、ある反復ステップ k において、 $k-1$ ステップで得られた各ノードの有効電力・無効電力の損失分を系統上流に掃き出していく Backward Sweep である。式 4.11, 4.11 が対応する。ここで P は有効電力、 Q は無効電力、 V は電圧である。また R はブランチの抵抗、 X がリアクタンスである。 r は s に対して上位のノードであることを表す。Backward Sweep ではキルヒホッフの法則より、ノードに流れ込む電流の総和は等しくなるため、下位から上位へ重ね合わせることで全ノードの電流が計算でいる、

続いて式 4.12 に示す Forward Sweep である。Backward Forward Sweep 法では最上位ノードをスラックノードとし、基準電圧及び位相角 0 を与える。そして最上位から系統下流へ掃き出していくことで、反復ステップ k における電圧が求まる。これを式 4.13 に示す打ち切り精度で終了することで系統が収束する。

Backward Sweep : 電流計算

$$P_s^k = P_r^{k-1} + \frac{R \{ (P_r^{k-1})^2 + (Q_r^{k-1})^2 \}}{(V_r^{k-1})^2} \quad (4.10)$$

$$Q_s^k = Q_r^{k-1} + \frac{X \{ (P_r^{k-1})^2 + (Q_r^{k-1})^2 \}}{(V_r^{k-1})^2} \quad (4.11)$$

Forward Sweep : 電圧計算

$$V_r^k = V_s^k \left(1 - \frac{P_s^k R + Q_s^k X}{(V_s^k)^2} + j \frac{Q_s^k R + P_s^k X}{(V_s^k)^2} \right) \quad (4.12)$$

電圧の収束条件

$$V^k - V^{k-1} < \epsilon \quad (4.13)$$

表 4.1: 潮流計算手法

	Newton-Raphson 法	Fast Decoupled 法	Backward Forward Sweep 法
適用対象	送電網	送電網	配電網
自由度	小	大	大
計算精度	高	中	中
計算速度	中	高	高
備考	厳密解法		木構造を仮定

ここまで述べた潮流計算手法を表 4.1 にまとめる．Newton-Raphson 法は最も一般的な解法であり，高圧の送電網を対象とした系統解析ツールにも採用されている [89][90]．高い収束性能を有し計算精度は高いものの，ヤコビアン生成のために適用可能な自由度には制限がある．より簡素な実装として Gauss-Seidel 法も用いられるが，Newton-Raphson 法に対し一般に反復回数が大きくなることが知られている．制約条件を緩和することで計算速度を大幅に向上させた手法が直流法であり，代表的なものに Fast Decoupled 法があるが，近似解法であるため計算精度にばらつきがあることが指摘されている．

一方，これらの手法は送電網を対象としており，路線定数や系統のトポロジーの点で配電網に適用することは困難であることから，配電網用の系統解析ツール [91][92] は別途開発されてきた．Backward Forward Sweep 法は木構造を前提とした配電網の系統解析のために開発されたものであり，計算速度に対して良い精度で潮流を近似することが知られている．同様に配電系統を対象とした手法に DistFlow 法 [93] 等がある．

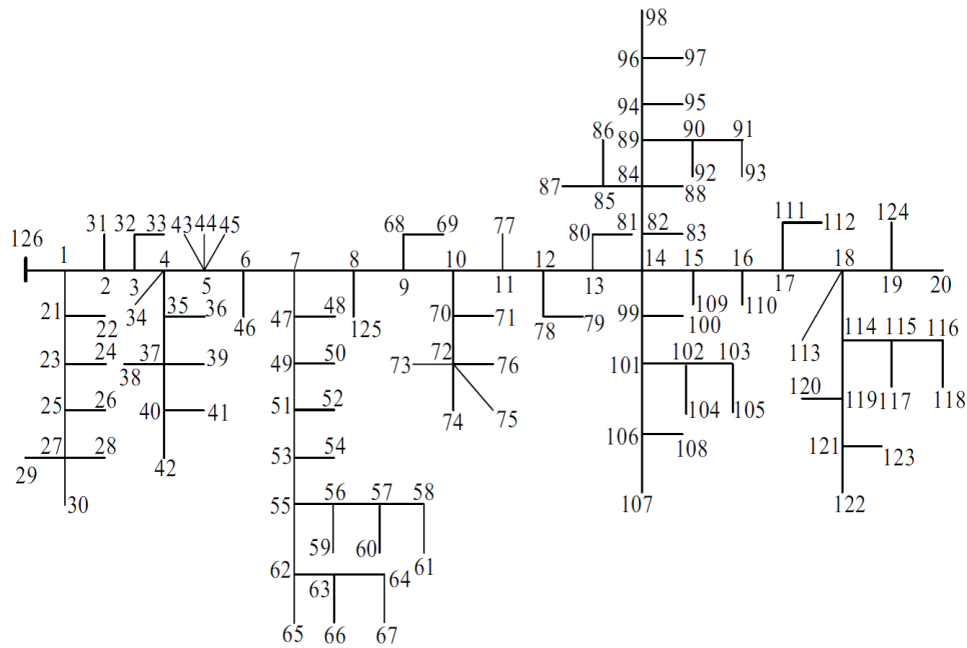


図 4.1: 126 buses model 系統図

4.2 数値実験：126 buses model

4.2.1 問題設定

本研究では EV の充電需要が系統に与える影響を解析することを目的とし、特に配電系統における電圧変動現象に着目することから、これまで述べた手法のうち Backward Forward Sweep 法を採用し実装を行った。本節ではこの精度を検証するため、ベンチマーク問題として 126 buses model[94] での潮流計算を実施する。126 buses model は 1 つの電源を有する中国の 10kV 配電系統である。系統図を図 4.1 に、インピーダンスマップを表 4.2, 運用条件を表 4.3 に示す。ノード 126 を基準ノードとし、電圧 1.05p.u., 位相角 0 を設定して BSF 法を実行した結果と参照解の比較を、電圧について図 4.2, 位相角について図 4.3 にそれぞれ示す。参照解は Newton-Raphson 法による厳密解であり、実装コードの打ち切り誤差は $\epsilon = 10^{-8}$ の設定である。

表 4.2: インピーダンスマップ

F	T	R	X	F	T	R	X	F	T	R	X	F	T	R	X
126	1	0.00125	0.0018	32	33	0.00304	0.00278	62	65	0.00087	0.00103	96	97	0.00067	0.00061
1	2	0.00031	0.0005	4	34	0.0047	0.0043	63	66	0.00043	0.00041	96	98	0.00088	0.00081
2	3	0.00285	0.00261	4	35	0.00153	0.00181	64	67	0.00056	0.00052	14	99	0.00134	0.00158
3	4	0.00143	0.0013	35	36	0.00076	0.0007	9	68	0.00234	0.00277	99	100	0.00053	0.00049
4	5	0.00078	0.00092	35	37	0.0012	0.00142	68	69	0.00035	0.00034	99	101	0.00086	0.00102
5	6	0.00063	0.00074	37	38	0.00056	0.00051	10	70	0.00113	0.00133	101	102	0.00094	0.00086
6	7	0.0012	0.00137	37	39	0.00086	0.00079	70	71	0.00056	0.00052	102	103	0.0013	0.00119
7	8	0.00089	0.00105	37	40	0.00105	0.00124	70	72	0.00078	0.00092	102	104	0.00059	0.00054
8	9	0.00123	0.00145	40	41	0.00075	0.00068	72	73	0.00065	0.0006	103	105	0.00088	0.00081
9	10	0.00087	0.00103	40	42	0.00063	0.00058	72	74	0.00089	0.00082	101	106	0.00153	0.00181
10	11	0.00112	0.00132	5	43	0.00124	0.00114	72	75	0.00056	0.00052	106	107	0.00069	0.00063
11	12	0.00093	0.0011	5	44	0.00089	0.00082	72	76	0.00089	0.00092	106	108	0.00075	0.00069
12	13	0.00065	0.00078	5	45	0.00034	0.00031	11	77	0.00135	0.00124	15	109	0.00109	0.001
13	14	0.00086	0.00102	6	46	0.00106	0.00097	12	78	0.00096	0.00088	16	110	0.0021	0.00192
14	15	0.0025	0.00296	7	47	0.00096	0.00113	78	79	0.00068	0.00062	17	111	0.0013	0.00119
15	16	0.00342	0.00405	47	48	0.00075	0.00069	13	80	0.0012	0.0011	111	112	0.00056	0.00052
16	17	0.00068	0.0008	47	49	0.00103	0.00122	80	81	0.00056	0.00052	18	113	0.00148	0.00136
17	18	0.00083	0.00098	49	50	0.00087	0.0008	14	82	0.00087	0.00103	18	114	0.00087	0.00103
18	19	0.0012	0.00142	49	51	0.00097	0.00115	82	83	0.00142	0.0013	114	115	0.00171	0.00157
19	20	0.0014	0.00166	51	52	0.00113	0.00103	82	84	0.00086	0.00102	115	116	0.00092	0.00084
1	21	0.0021	0.00249	51	53	0.00078	0.00092	84	85	0.00076	0.0007	115	117	0.00121	0.00111
21	22	0.00086	0.00078	53	54	0.00065	0.0006	85	86	0.00045	0.00042	116	118	0.00062	0.00057
21	23	0.00124	0.00147	53	55	0.00121	0.00143	85	87	0.00069	0.00063	114	119	0.00135	0.0016
23	24	0.00056	0.00051	55	56	0.00132	0.00121	84	88	0.00105	0.00096	119	120	0.0012	0.0011
23	25	0.0014	0.00166	56	57	0.00069	0.00063	84	89	0.00088	0.00105	119	121	0.00221	0.00262
25	26	0.00071	0.00065	57	58	0.00079	0.00072	89	90	0.00065	0.0006	121	122	0.00067	0.00062
25	27	0.00135	0.0016	56	59	0.00023	0.00021	90	91	0.00105	0.00096	121	123	0.00083	0.00076
27	28	0.00065	0.00059	57	60	0.00065	0.00061	90	92	0.00037	0.00034	19	124	0.00056	0.00052
27	29	0.00078	0.00072	58	61	0.00057	0.00052	91	93	0.00057	0.00052	8	125	0.00462	0.00423
27	30	0.00053	0.00048	55	62	0.0011	0.0013	89	94	0.00078	0.00092				
2	31	0.0023	0.0021	62	63	0.00096	0.00088	94	95	0.00093	0.00086				
3	32	0.0021	0.00249	63	64	0.00211	0.00193	94	96	0.00113	0.00134				

表 4.3: 運用条件

No.	P	Q	No.	P	Q	No.	P	Q	No.	P	Q	No.	P	Q
1	0	0	26	0.078	0.045	51	0	0	76	0.049	0.042	101	0	0
2	0.12	0.085	27	0.042	0.025	52	0.009	0.006	77	0.035	0.026	102	0	0
3	0	0	28	0.056	0.042	53	0	0	78	0	0	103	0	0
4	0	0	29	0.023	0.012	54	0.034	0.026	79	0.034	0.024	104	0.035	0.025
5	0	0	30	0.063	0.047	55	0	0	80	0	0	105	0.055	0.042
6	0.35	0.19	31	0.105	0.068	56	0	0	81	0.056	0.044	106	0	0
7	0	0	32	0	0	57	0	0	82	0	0	107	0.078	0.059
8	0	0	33	0.204	0.176	58	0	0	83	0.034	0.021	108	0.032	0.021
9	0.25	0.16	34	0.135	0.098	59	0.053	0.038	84	0	0	109	0.043	0.024
10	0	0	35	0	0	60	0.035	0.02	85	0	0	110	0.013	0.008
11	0	0	36	0.012	0.008	61	0.024	0.015	86	0.022	0.015	111	0	0
12	0.326	0.233	37	0	0	62	0	0	87	0.034	0.021	112	0.047	0.03
13	0	0	38	0.045	0.031	63	0	0	88	0.042	0.031	113	0.076	0.056
14	0	0	39	0.03	0.018	64	0	0	89	0	0	114	0	0
15	0	0	40	0	0	65	0.078	0.054	90	0	0	115	0	0
16	0.103	0.078	41	0.085	0.053	66	0.023	0.015	91	0	0	116	0	0
17	0	0	42	0.026	0.015	67	0.013	0.008	92	0.044	0.035	117	0.039	0.024
18	0	0	43	0.033	0.021	68	0	0	93	0.036	0.022	118	0.056	0.037
19	0.067	0.045	44	0.052	0.034	69	0.035	0.021	94	0	0	119	0	0
20	0.045	0.027	45	0.036	0.025	70	0	0	95	0.065	0.047	120	0.043	0.031
21	0	0	46	0.024	0.016	71	0.024	0.017	96	0	0	121	0	0
22	0.112	0.078	47	0	0	72	0	0	97	0.023	0.015	122	0.035	0.024
23	0	0	48	0.036	0.022	73	0.045	0.032	98	0.071	0.052	123	0.068	0.049
24	0.03	0.018	49	0	0	74	0.032	0.02	99	0	0	124	0.042	0.029
25	0	0	50	0.045	0.034	75	0.025	0.017	100	0.025	0.017	125	0.035	0.023

4.2.2 精度検証

解析結果と参照解の比較を行う。潮流計算の出力は各ノードの電圧及び位相角であるため、図 4.2 と 4.3 にそれぞれの解析解をプロットする。どちらも横軸が解析解、縦軸が参照解であり、 $x = y$ 直線を同時に図示している。どちらも非常に良い一致を見せており、RMSE は電圧で 6.57×10^{-4} 、位相角で 6.83×10^{-4} であった。電圧については最大で 0.14% の誤差が生じた。この結果から、実装したコードは配電系統において十分な精度を持つことがわかる。

4.3 逆潮流を含む解析

続いて、配電系統における電圧不安定現象の要因として懸念させるようになった太陽光発電 (Photovoltaics: PV) についても考慮する。近年の低炭素化やエネルギー供給率向上への期待により、PV や風力発電といった分散型の変動電源の導入が目覚ましい。世界全体で見ると風力発電、日本国内では PV の系統連系が盛んであり、PV に関しては 2030 年までに設備容量ベースで 5300 万 kW の導入水準が検討されている [95]。

また PV は出力が MW に届くいわゆるメガソーラーだけではなく、家庭用の小型 PV も非常に多く、FIT 制度により全体の半数以上が住宅、すなわち配電系統に低圧連系されることが予測されている。しかし、連系先となる配電系統は必ずしも PV の急速な導入に耐えられるだけの設備を確保しているとは限らない。このような PV の普及が電力系統に与える与える影響についての検討は数多く行われており、自家消費できない電力による逆潮流や、それに伴う電圧変動が問題になり得ることが指摘されてきている [96][97][98][99]。

本研究では、最終的に家庭の日負荷、EV の充電需要、そして PV による発電をそれぞれ考慮したシミュレーションによる配電系統の電圧不安定現象の解析を行うことを目的とするため、本節では PV を導入した潮流計算を行い、定性的な電圧分布を確認することとする。

実験において使用するのは文献 [100] を参考に作成した図 4.4 に示す配電系統である。6.6kV 系の高圧配電系統がノード 1 の配電用変圧器から伸び、ノード 2~8 には

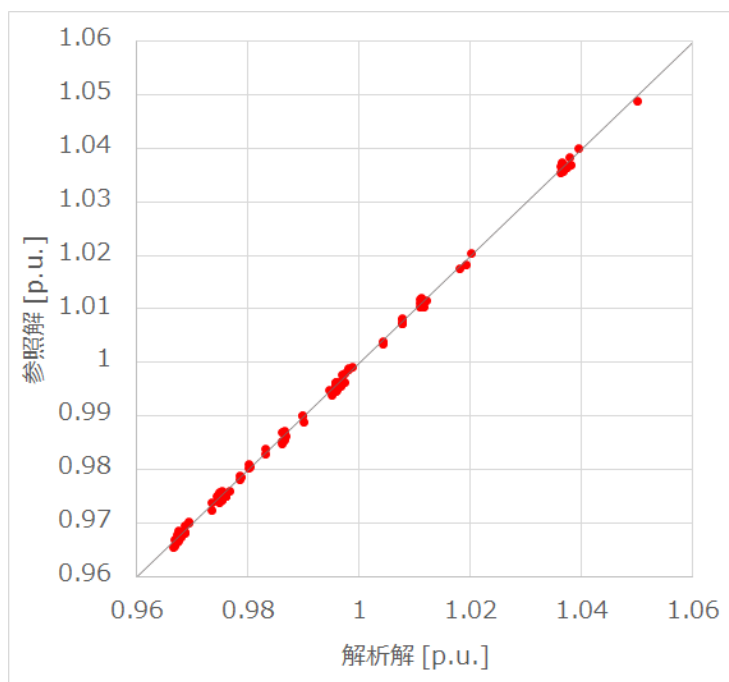


図 4.2: 解析電圧の比較

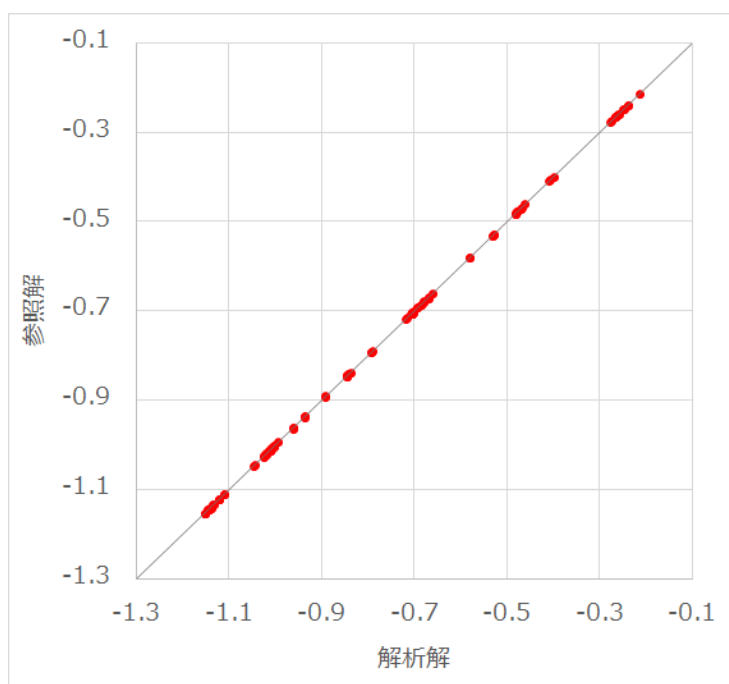


図 4.3: 解析位相角の比較

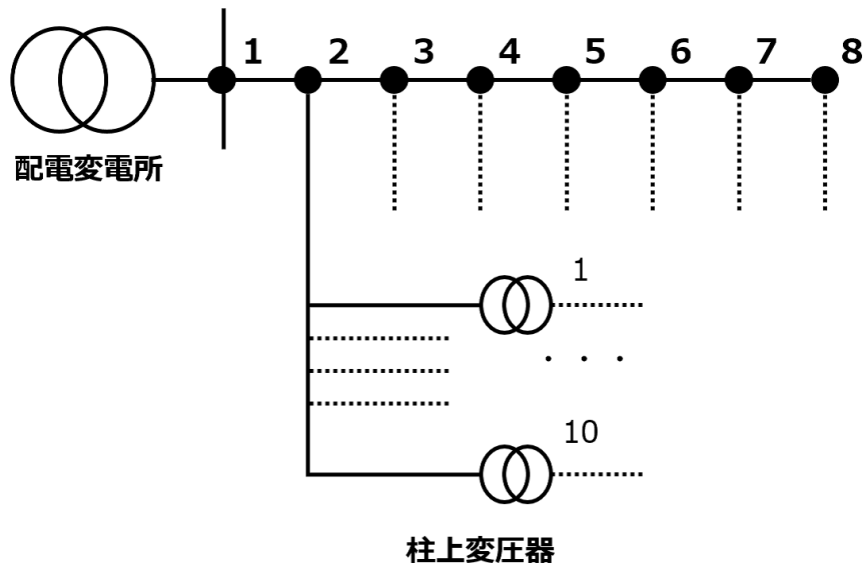


図 4.4: 配電系統モデル

それぞれ 100 世帯の家庭があるものとする。各ノードには 10 の柱上変圧器が存在し、柱上変圧器 1 台あたり 10 世帯に電力を供給するものとする。ただし簡単のため 10 世帯の負荷は集合的に扱う。本来高圧配電系統は三相回路、柱上変圧器以下は単相回路であるが、本研究では電圧・電流などの不平衡は考慮せず、全て単相回路と仮定し解析を行う。無限大母線から 101V 相当の電力が送り出される潮流条件とし、系統のインピーダンスマップを表 4.4 に示す。世帯ごとの負荷のプロファイルは図 4.5、PV の出力は図 4.6 の通りである。

PV の定格出力は 4kW、世帯普及率を 10% 刻みで 10%～30% の 4 通りとし、全てのノードに均等に分布するものとする。低圧配電系統へ連系する PV 等の増加に伴い、発電機に付属するパワーコンディショナによって常に一定の力率で進相運転を行う力率一定制御が普及している。本実験では、現在日本電気協会により定められている標準的な力率を参考に、0.95[101] で固定する。

実験結果を図 4.7 から 4.10 に示す。各図中の縦軸は電圧、横軸はノード番号であり、12 時～21 時の各時間断面における電圧分布をプロットしている。電気事業法に

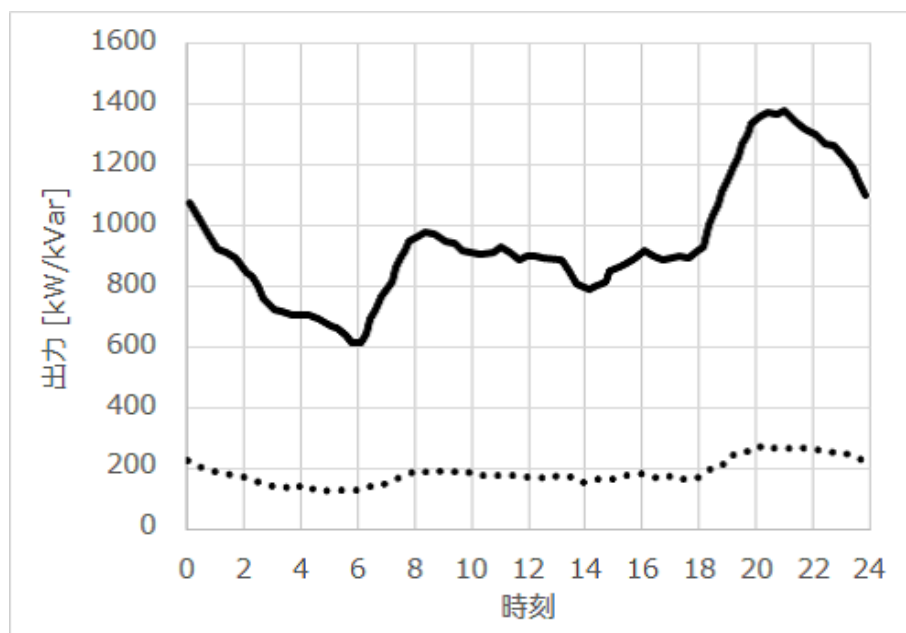


図 4.5: 世帯の日負荷曲線モデル（実線：有効電力，破線：無効電力） [100] を参考に作成

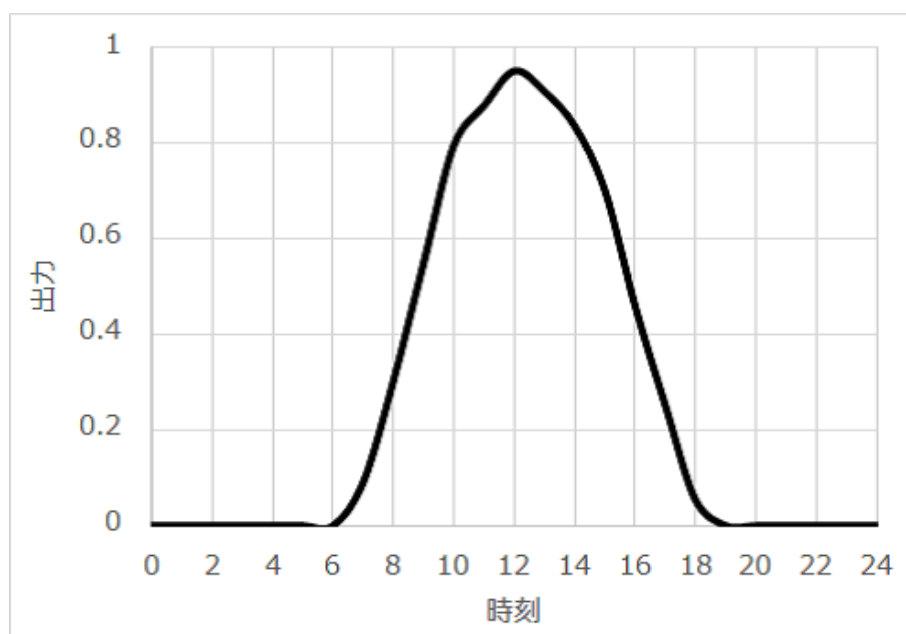


図 4.6: PV 出力モデル（晴天時） [100] を参考に作成

表 4.4: インピーダンスマップ

from	to	R [p.u.]	X [p.u.]	Y/2 [p.u.]
1	2	0.00324	0.00393	0.0001
2	3	0.02579	0.04413	0
3	4	0.02579	0.04413	0
4	5	0.02579	0.04413	0
5	6	0.02579	0.04413	0
6	7	0.02579	0.04413	0
7	8	0.02579	0.04413	0

より定められた 100V 系における基準電圧は $101 \pm 6V$ の範囲である。解析結果より、日射量の多い昼間には PV の普及率を 30% と仮定したケース（図 4.10）において逆潮流が発生し、各ノードにおいて電圧上昇がみられる。ただし PV の出力に対して世帯の負荷が十分に大きいため、どのケースにおいても基準電圧から逸脱するほどのものではない。一方、PV の普及率が高い場合、晴天時は時間帯によって電圧分布が非常に大きく変動することから、例えば変電所からの送り出し電圧を時間帯によって変えるなどの運用が有効である。実際の配電変電所においても、無効電力制御を伴う変圧器のタップ調整により時間代別目標電圧を事前に定めて運用されることは一般的である [102]。

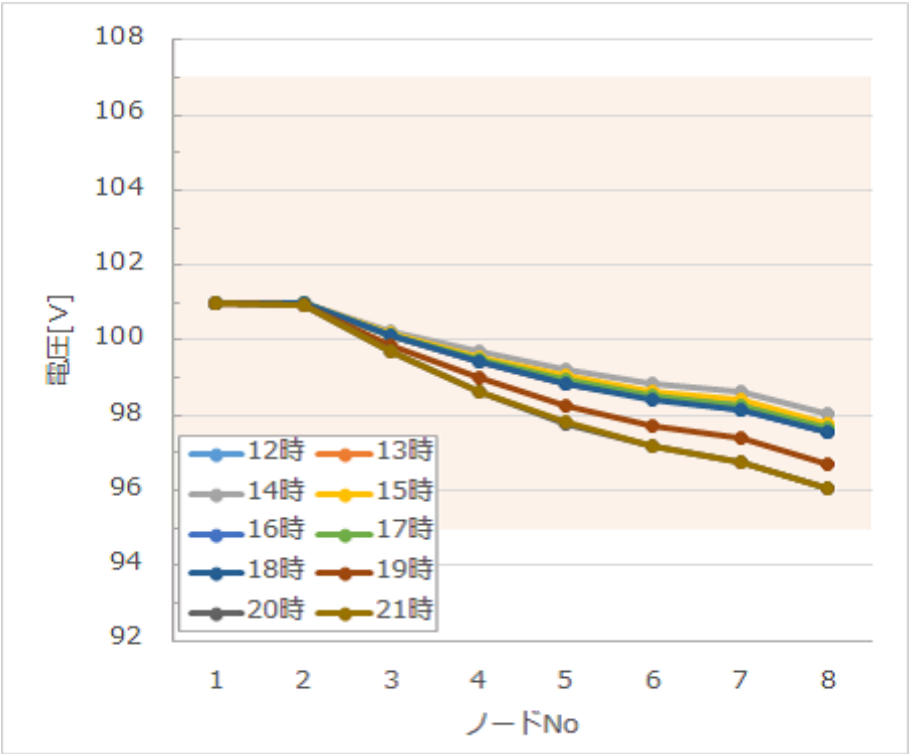


図 4.7: PV 普及率:0%

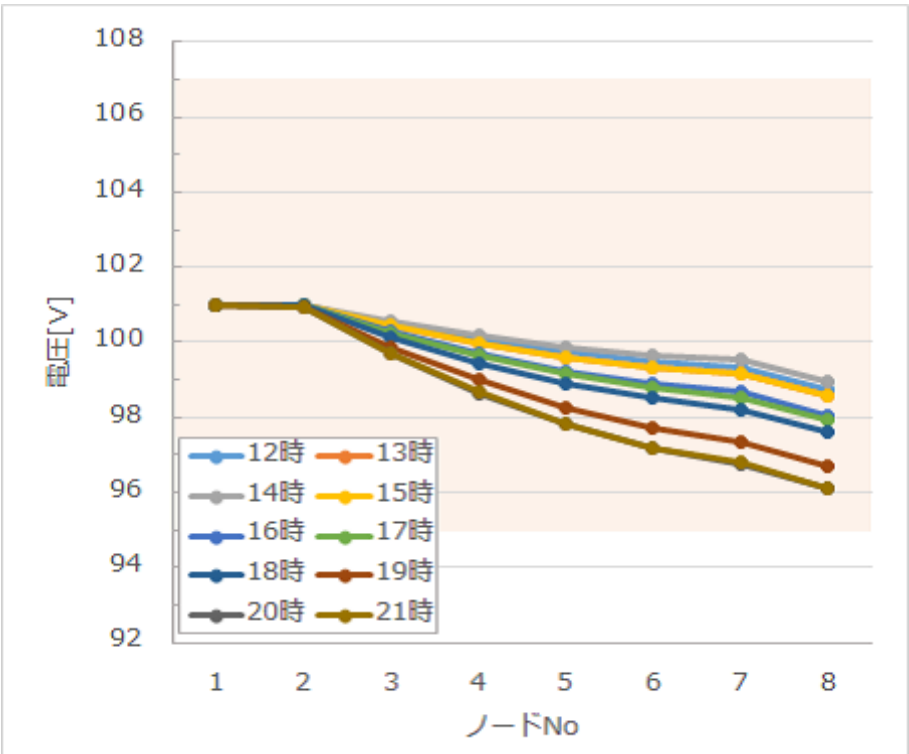


図 4.8: PV 普及率:10%

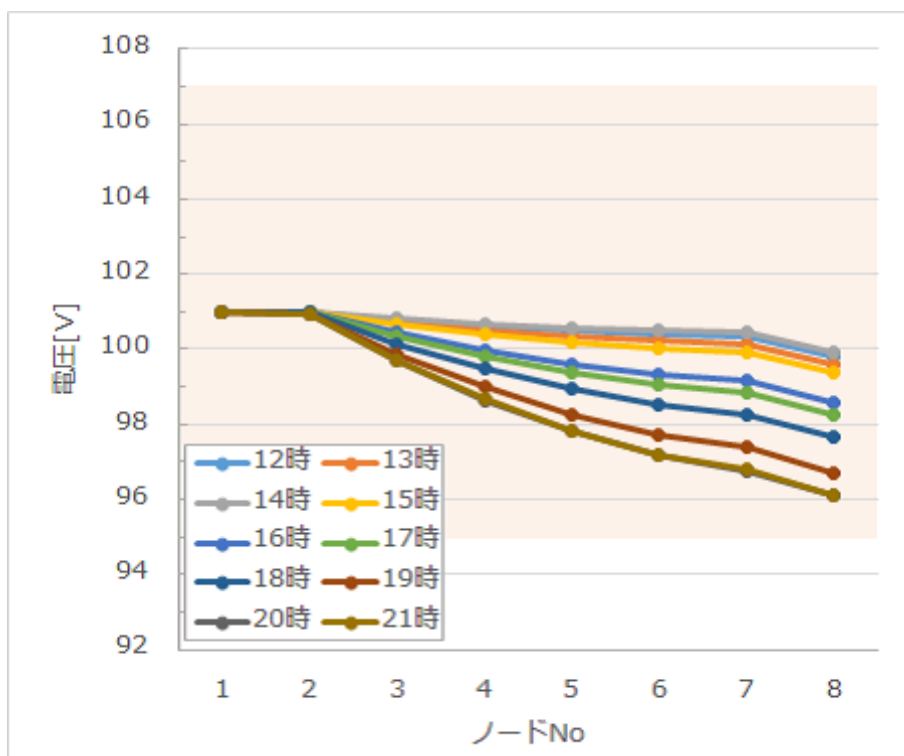


図 4.9: PV 普及率:20%

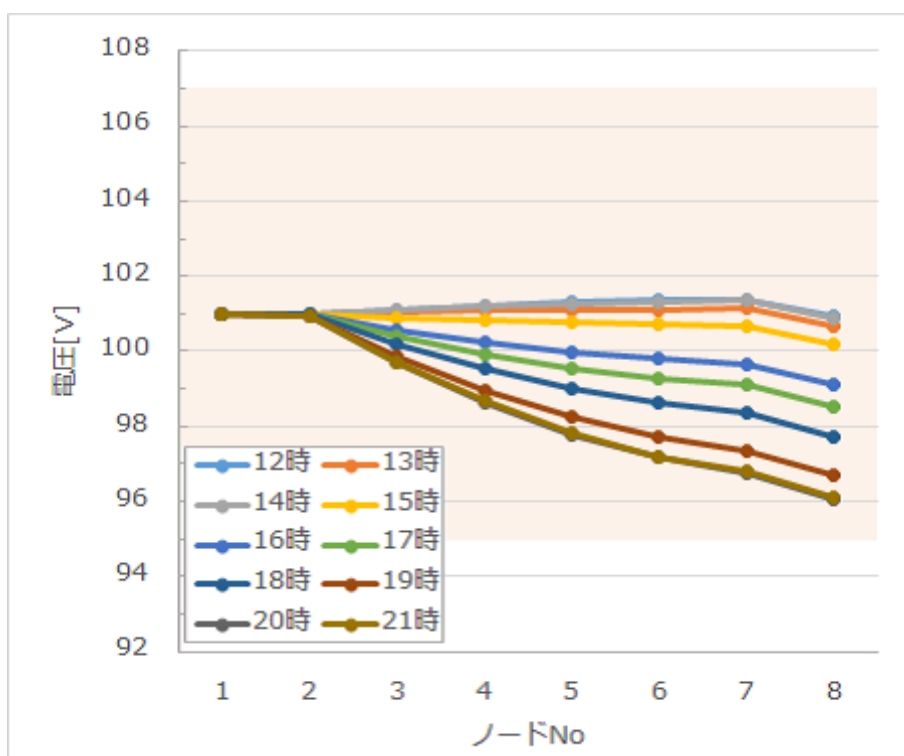


図 4.10: PV 普及率:30%

第 5 章

連成シミュレーション

本章では，3 章で述べた道路交通網モデルと 4 章で述べた電力系統モデルを連成させ，本論文における最終的な目的であった連成シミュレーションを実施する．これにより，インフラシステム間の挙動を解析できるため，EV を介して発生する様々な課題に対し整合性の担保された条件下で一元的なシミュレーションが可能となる．これは持続可能な低炭素化社会の実現に対する EV の役割の評価と，リスクの予見に寄与するものとする．

まず，5.1 節では 2 章でも説明したミクロ連成モデルについて再度まとめ，連成部分の詳細についての説明を加える．続いて 5.2 節では本章で実施する数値実験の条件設定を述べる．5.3 節ではその実験結果を示し，5.4 節で考察を行う．

5.1 ミクロ連成モデルの概要

道路交通網のメカニズムと電力系統のメカニズムという異なる 2 つのインフラシステムが存在し，EV を介して影響することを考える場合，これを連成現象として捉えることは自然である．本来，連成現象とは複数の場の方程式によって表現される現象が互いに相互作用するより複雑な現象のことであり，物理シミュレーションの分野において一般的な概念である．物理現象における連成解析では，個別の方程式を互いに関連付けて解くことによって解が求まる．例えば流体-構造連成問題においては，流体力が構造の変化をもたらす一方，変形する構造が流れ場にも影響を及ぼすような現象を扱う必要があり，生物の羽ばたき現象や津波による構造物への影響予測など様々な

適用範囲が存在する．連成解析には大きく次の2つの手法が存在する [103]．

- 一体型解法
- 分離型解法

一体型解法 (monolithic method) とは、複数の系を表す方程式を完全に連立させる求解方法である．一体型解法は安定性に優れ、連成効果によって強い非線形性を有する問題に採用される．一方で複数の系の変数を同時に解くことが求められることから問題が容易に大規模化するほか、問題依存性が強くソルバの再利用性が低い点が課題として挙げられる．

分離型解法 (partitioned method) は、複数の系を独立した方程式で解析する手法である．分離型解法は領域境界上に張られた境界条件を受け渡すことで連成現象を再現するが、2つの解析のうち片方の境界条件のみを受け渡す場合を片方向、互いに受け渡す場合を双方向と細分化することができる．これらは領域境界上の連続性を厳密には満たさない解法であるが、問題の規模を比較的小さく抑えることができるほか、ソルバが独立するため再利用性が担保される点で優れる．

本研究で扱う連成モデルは、社会的な現象である交通と物理現象である電力システムの連成解析であると考えることができる．これまで述べた通り、道路交通網モデルとしては追加的な実装を行った MATES、電力システムモデルとしては自作コードを利用する．連成を考慮しどちらも C++ によって開発されている．2章において図 2.12 と図 2.13 に示した通り、2つのモデルは互いに独立であることから分離型解法、境界条件は道路交通網から電力システムへの片方向連成である．3章、4章で述べた各モデルの詳細を踏まえた連成モデルの全体像を図 5.1 に示す．

道路交通のメカニズムを表現する交通シミュレーションには MATES を採用し、入力データとしては地図データと車両発生に関わる OD データが与えられる．このうち地図データには配置される CS の座標情報や普通・急速充電の種別が追加される．OD データには新たに EV の発生を定義する必要がある．シミュレーション中の車両処理については、発生段階で実行される経路選択と、交通シミュレーション内の1ステップ毎に実行される SoC の更新が EV に関わる重要な要素である．これらの結果として車両の走行ログや排出ガスデータの他に、EV の充電イベントが発生する．この充電イベントが負荷として後述する電力シミュレーションに連成境界条件として与えられる．

電力システムのメカニズムを表現する電力シミュレーションには C++ でゼロスクラッチで実装した潮流計算コードを採用する。送電網のための Newton-Raphson 法、配電網のための Backward Forward Sweep 法が実行可能であり、本研究では後者を使用した数値実験を想定する。入力データとしては系統構成・設備定数・運用条件が与えられる。ここで道路交通網との連成境界となる系統上の CS の位置を指定する必要がある。また、動的運用条件として EV の充電需要と PV の出力を取得する。このうち、EV の充電需要は電力シミュレーション内の 1 ステップ毎に交通シミュレーション側の出力を取得する。これらを基に潮流計算を実行し、出力として送電線の電力・ノード電圧・位相角を得る。

5.2 実験設定

連成シミュレータを利用し、道路交通網のメカニズムが電力システムに与える影響として電圧不安定現象の解析を実施する。道路交通網は 3 章で利用した和歌山市中心部のネットワークに、普通充電器を追加したものとし、図 5.2 に示す。ノード数 1470・リンク数 1346、急速充電器の設置された CS は 13 箇所であり、収容台数は 2 台とした。出力はすべて 150kW である。普通充電器の設置された CS は 30 箇所であり、収容台数を無制限とした。これは周辺地域の家庭用充電器を代表することを想定しており、目的地と CS の位置が一致する EV は SoC に関係なく満充電まで充電を行うモデル化とした。出力は全て 3kW である。また、車両発生台数は交通量調査の結果を基に推定しており、普及率に応じて EV に置き換えることとする。本実験では 10% 刻みで 10%~50% の 5 通りとする。EV の SoC は 30%~80% の範囲でランダムである。

また、電力システムは 4 章の数値実験で利用した図 4.4 に示す配電システムを仮定する。ここでは電圧・電流などの不平衡は考慮せず、全て単相回路と仮定し解析を行う。無限大母線から 101V 相当の電力が送り出される潮流条件とし、世帯ごとの負荷のプロファイルは図 4.5、PV の出力は図 4.6 とする。PV の普及率は 10% 刻みで 10%~30% の 4 通りとし、力率 0.95 で全てのノードに均等に分布するものとする。

連成境界条件として、CS での充電負荷を配電システムにマッピングする。普通充電器の負荷は PV と同様に全てのノードに均等に分布するものとし、急速充電器の負荷は末端のノード 8 に集中して分布するものとした。

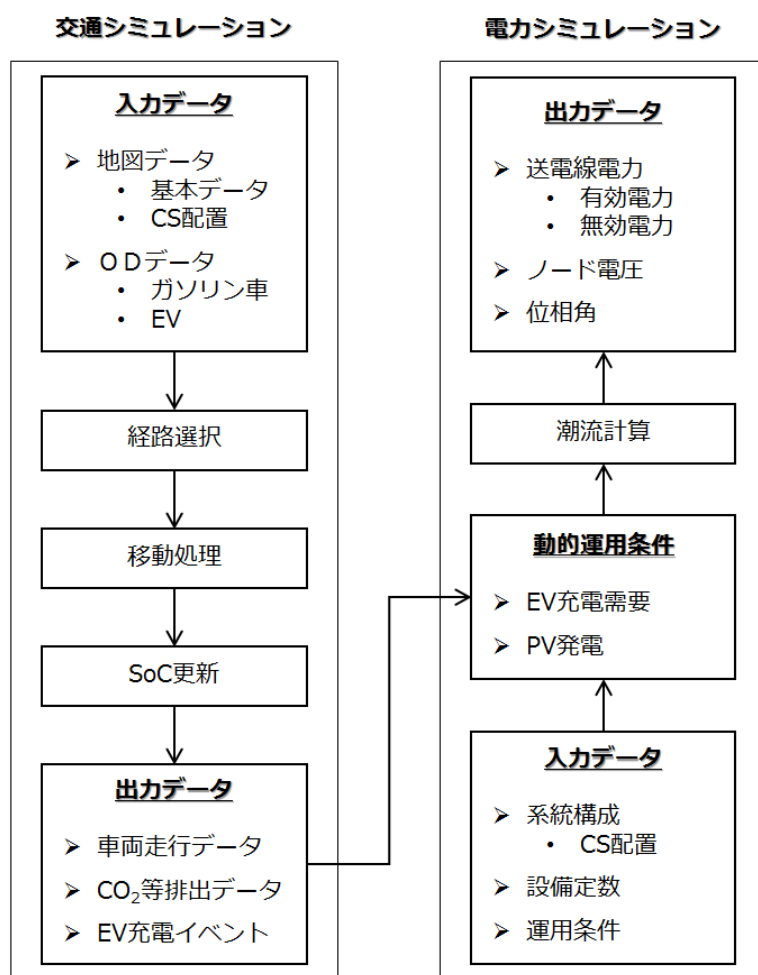


図 5.1: ミクロ連成モデルの詳細

CS での負荷は事前に指定された充電器種別や出力の他に、EV エージェントの SoC に応じて変動する定電圧定電流（constant voltage constant current: CVCC）方式 [104] に基づいて決定される。EV の電池として登載されるリチウムイオン電池には充電電流及び電圧に関して制限があり、充電初期には電流、終期には電圧の制約が卓越する。従って、これらを一定値以下とするために充電による SoC の増加量は時間変化する。また、ここで決定された負荷には充電器の力率として 0.95[105][106] が考慮され電力系統に対する運用条件が定まる。

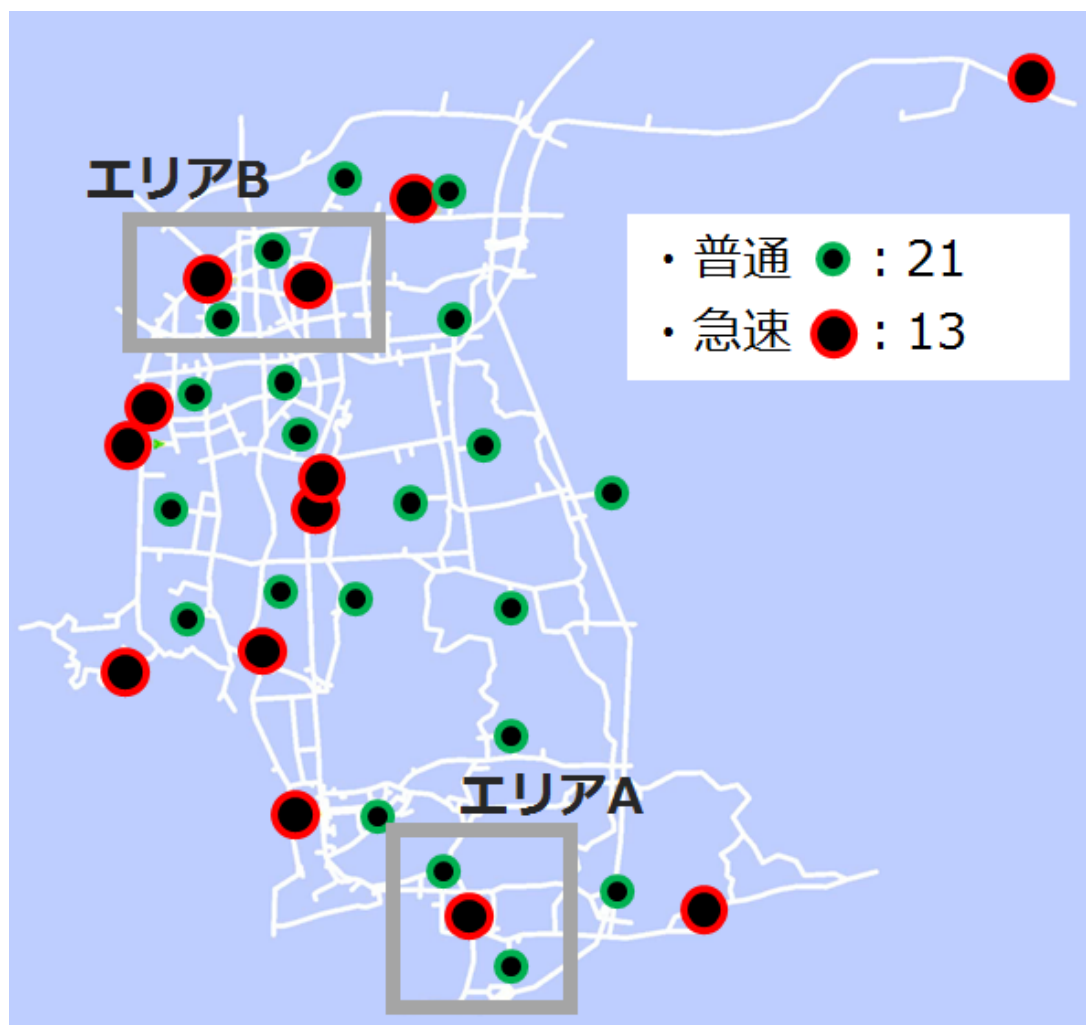


図 5.2: 和歌山県中心部の道路ネットワーク（普通充電器追加）

以上より、シミュレーション条件は EV 普及率（5 通り）× PV 普及率（4 通り）の 20 ケースとなる。11 時～21 時までの 10 時間を対象とし、交通シミュレーションは $\Delta t = 0.1$ 秒、電力系統シミュレーションは $\Delta t = 1$ 分の設定とした。電力シミュレーションは充電器の負荷と PV の発電出力を 1 分毎に更新し、逐次潮流計算を実行する。

5.3 実験結果

本節では図 5.2 中におけるエリア A とエリア B における結果に着目する。両エリア内に目的地を持ち普通充電器によって目的地充電を行う EV エージェント数は概ね同程度だが、エリア B には 2 箇所の急速充電器が存在し、エリア内の交通量も大きいいため、経路充電の頻度は相対的に高い。従ってエリア A よりも電圧降下の影響が大きくなることが予想される。

エリア A における時間帯別の電圧分布を図 5.3～5.22 に、. エリア B における結果を図 5.23～5.42 に示す。各図中の縦軸は電圧、横軸はノード番号であり、12 時～21 時の各時間断面における電圧分布をプロットしている。電気事業法により定められた 100V 系の基準電圧は $101 \pm 6V$ の範囲である。

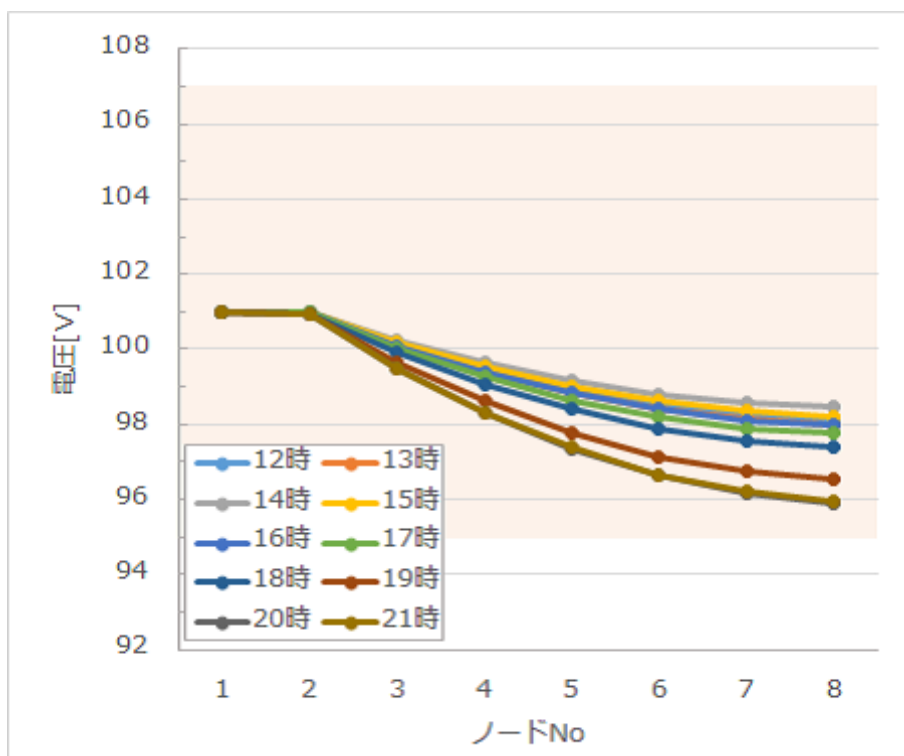


図 5.3: エリア:A, EV 普及率:10%, PV 普及率:0%

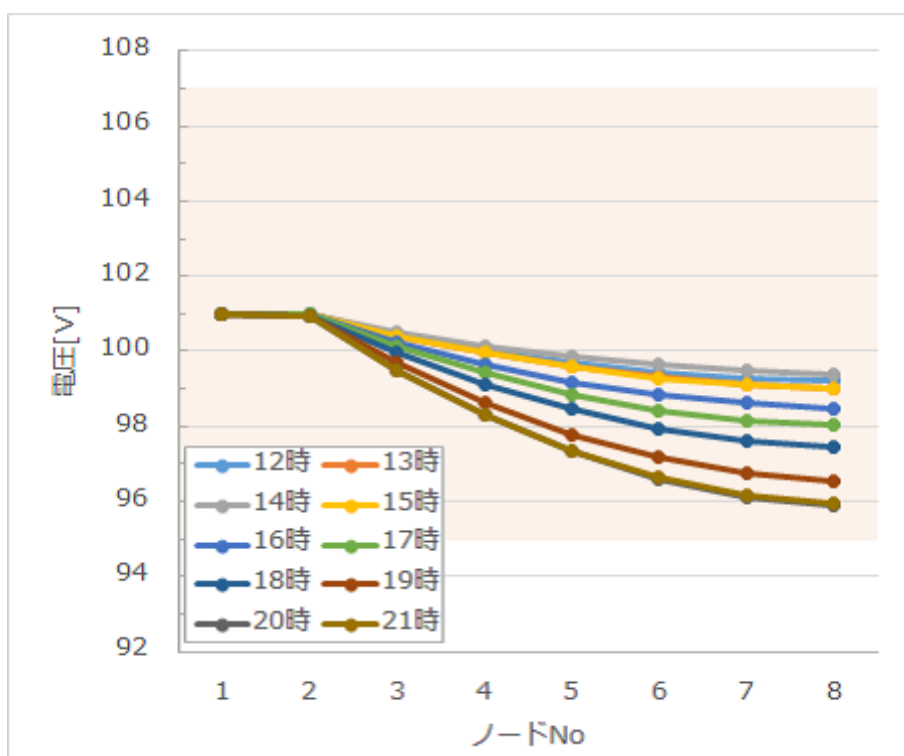


図 5.4: エリア:A, EV 普及率:10%, PV 普及率:10%

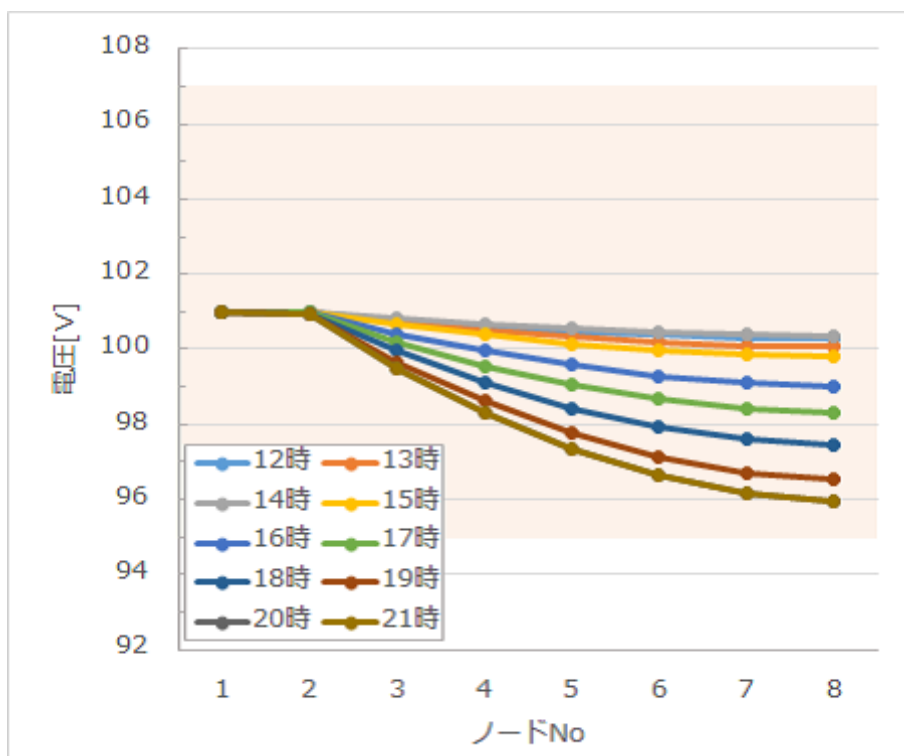


図 5.5: エリア:A, EV 普及率:10%, PV 普及率:20%

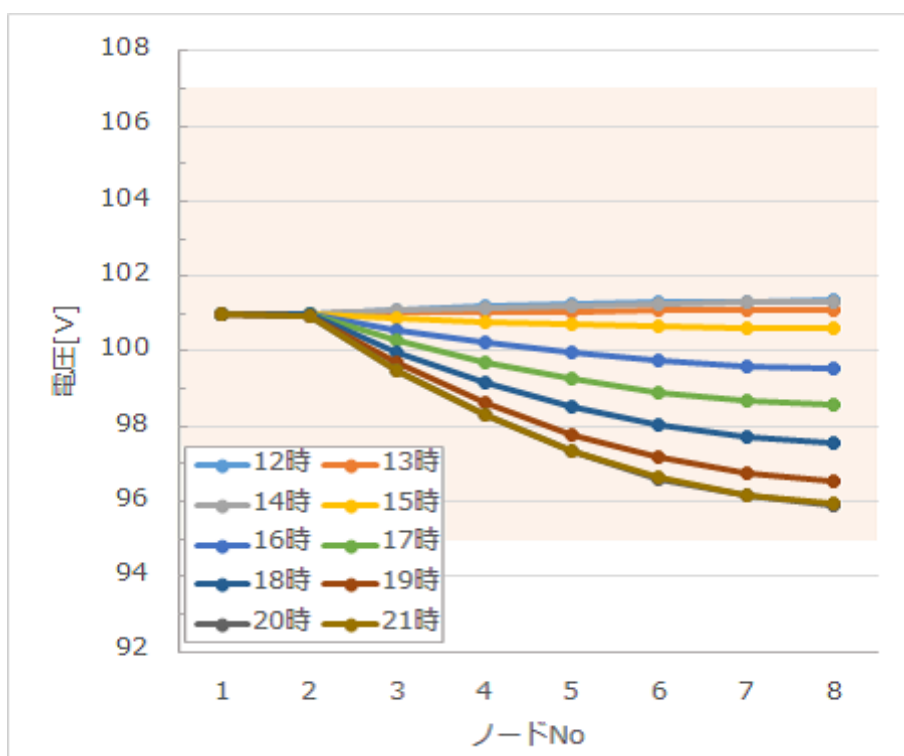


図 5.6: エリア:A, EV 普及率:10%, PV 普及率:30%

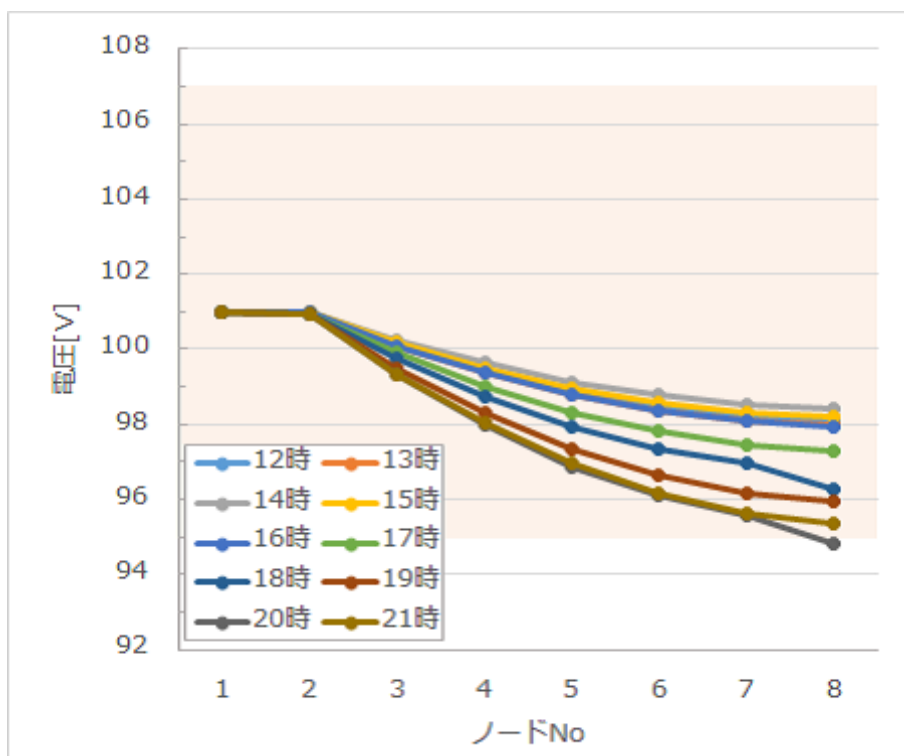


図 5.7: エリア:A, EV 普及率:20%, PV 普及率:0%

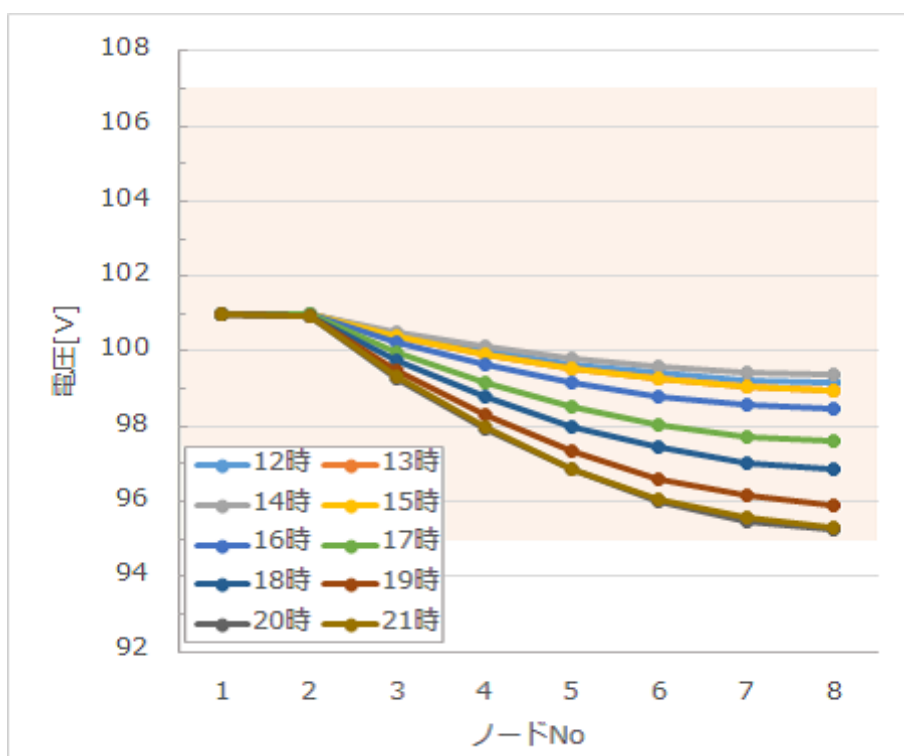


図 5.8: エリア:A, EV 普及率:20%, PV 普及率:10%

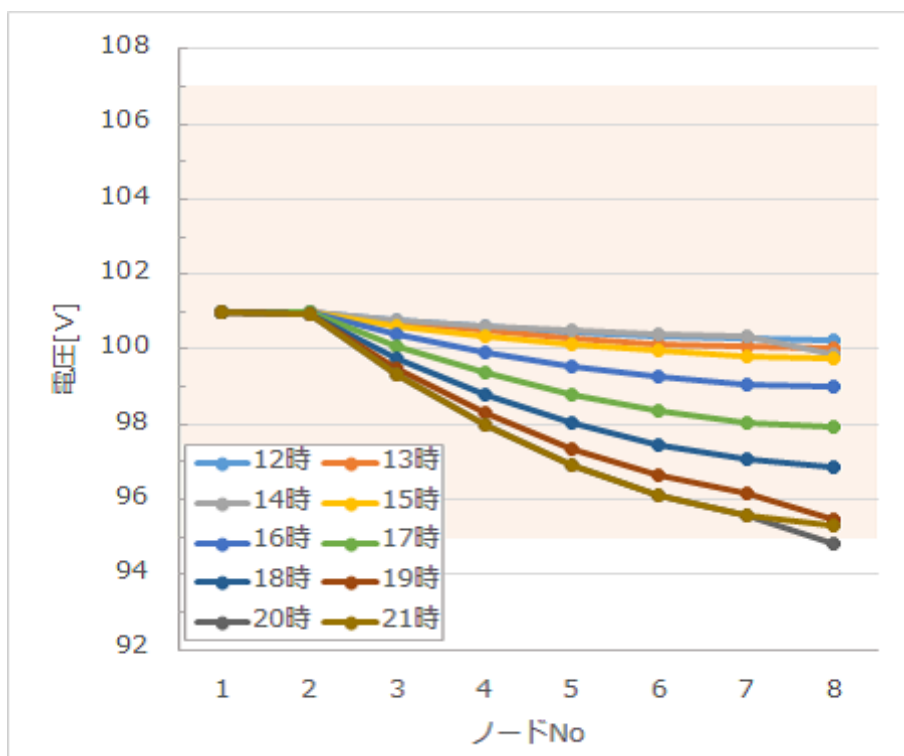


図 5.9: エリア:A, EV 普及率:20%, PV 普及率:20%

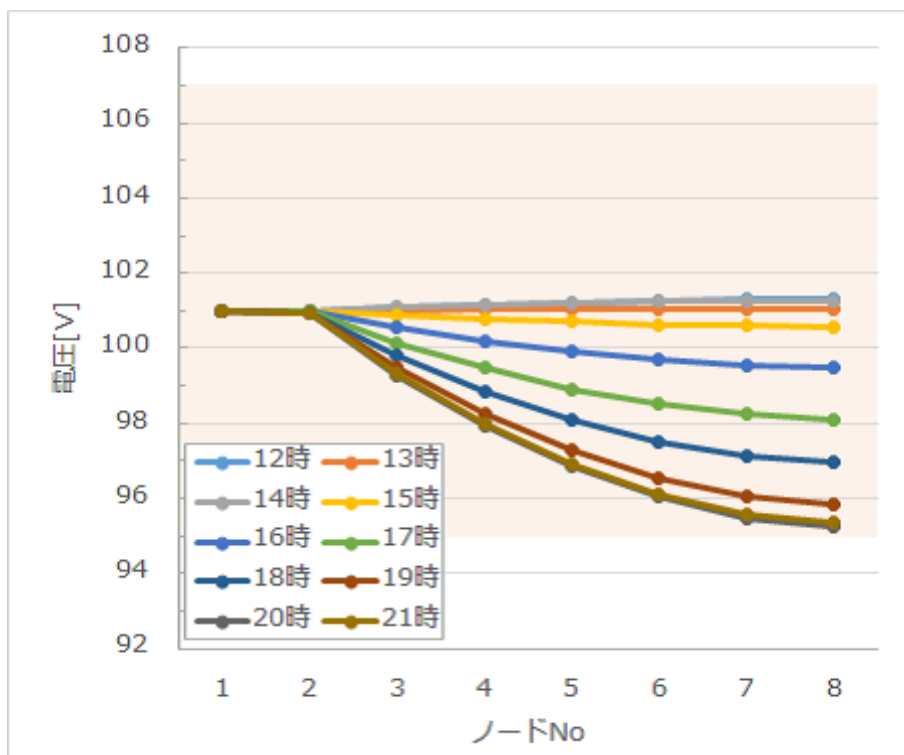


図 5.10: エリア:A, EV 普及率:20%, PV 普及率:30%

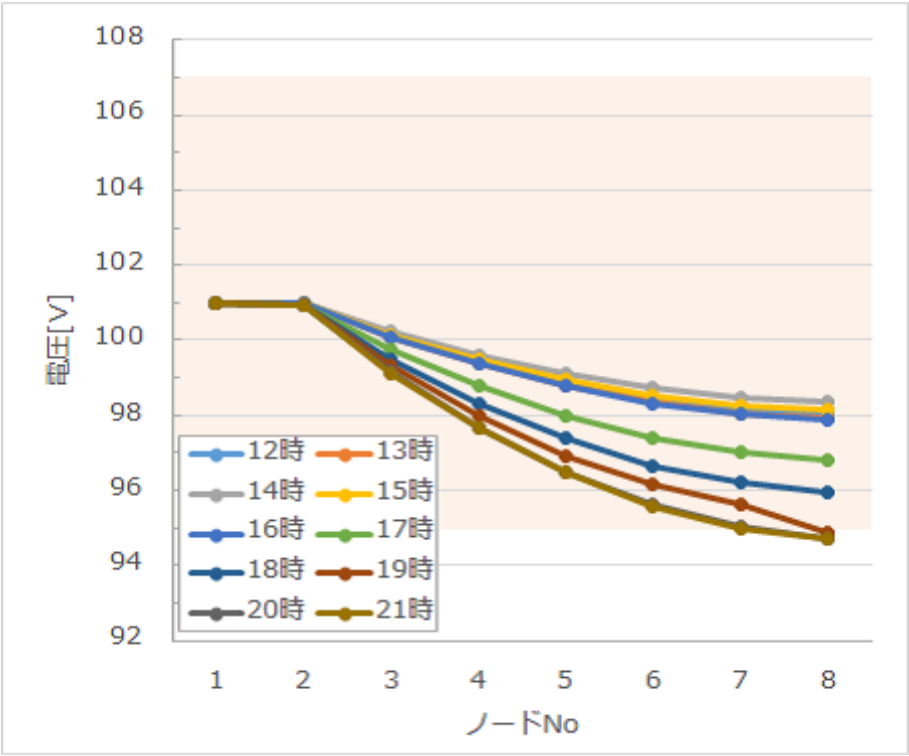


図 5.11: エリア:A, EV 普及率:30%, PV 普及率:0%

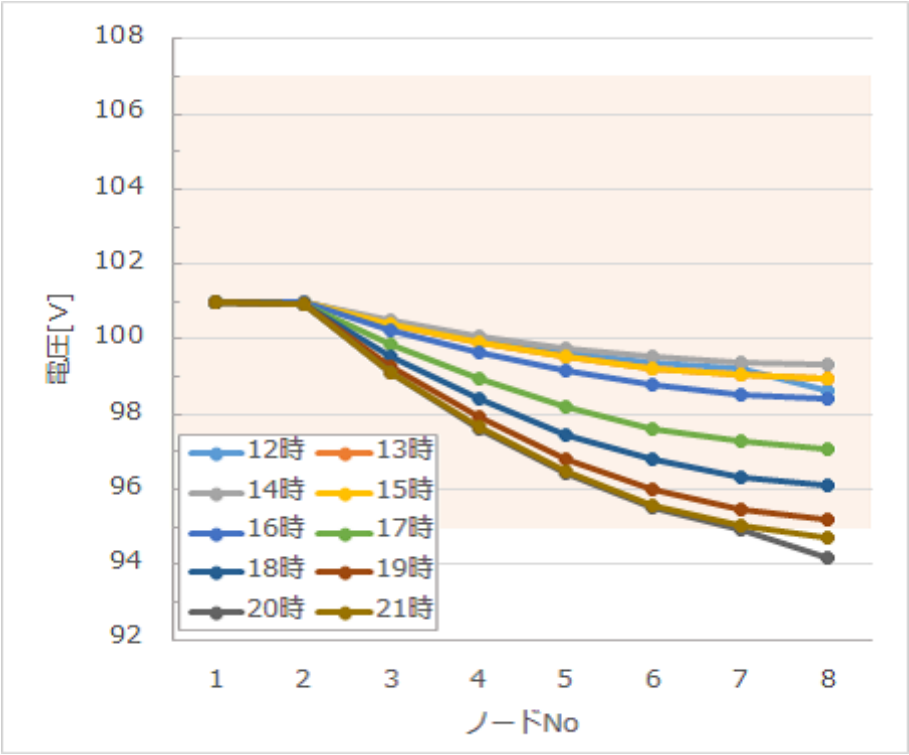


図 5.12: エリア:A, EV 普及率:30%, PV 普及率:10%

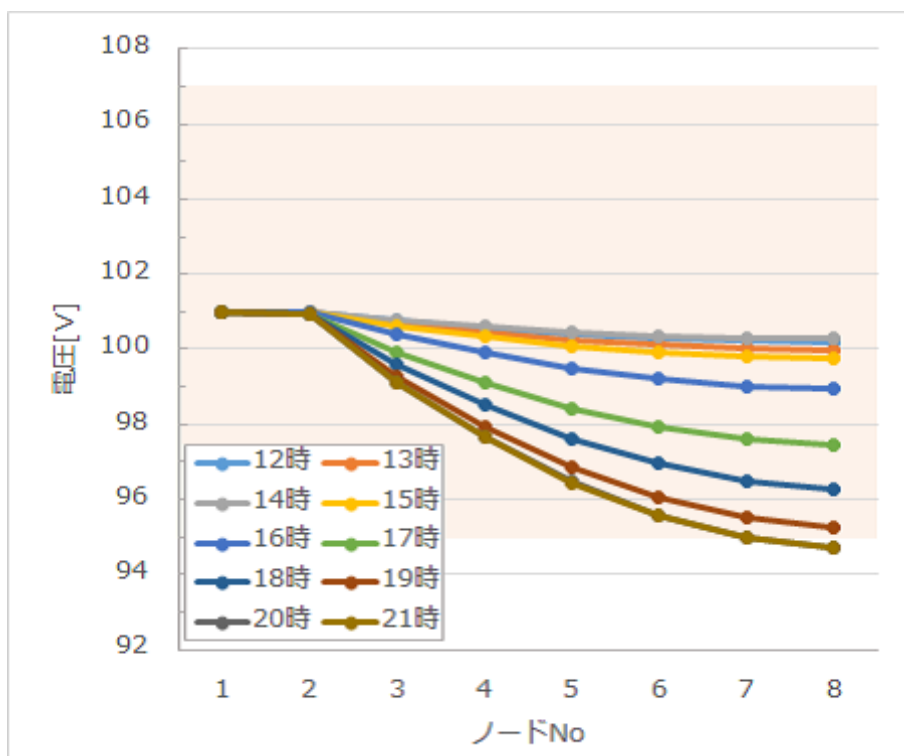


図 5.13: エリア:A, EV 普及率:30%, PV 普及率:20%

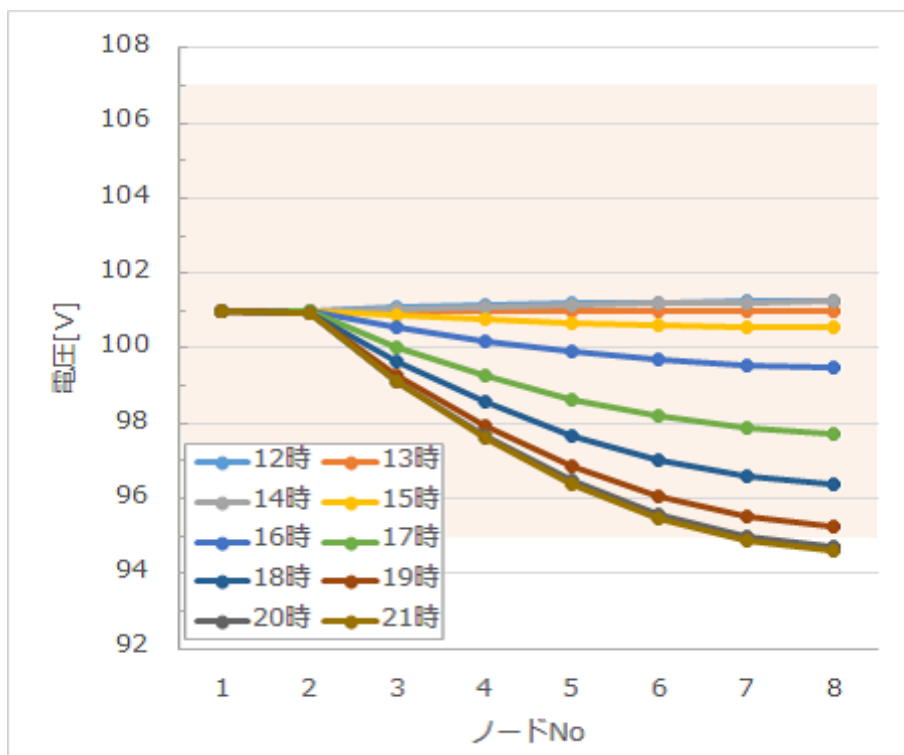


図 5.14: エリア:A, EV 普及率:30%, PV 普及率:30%

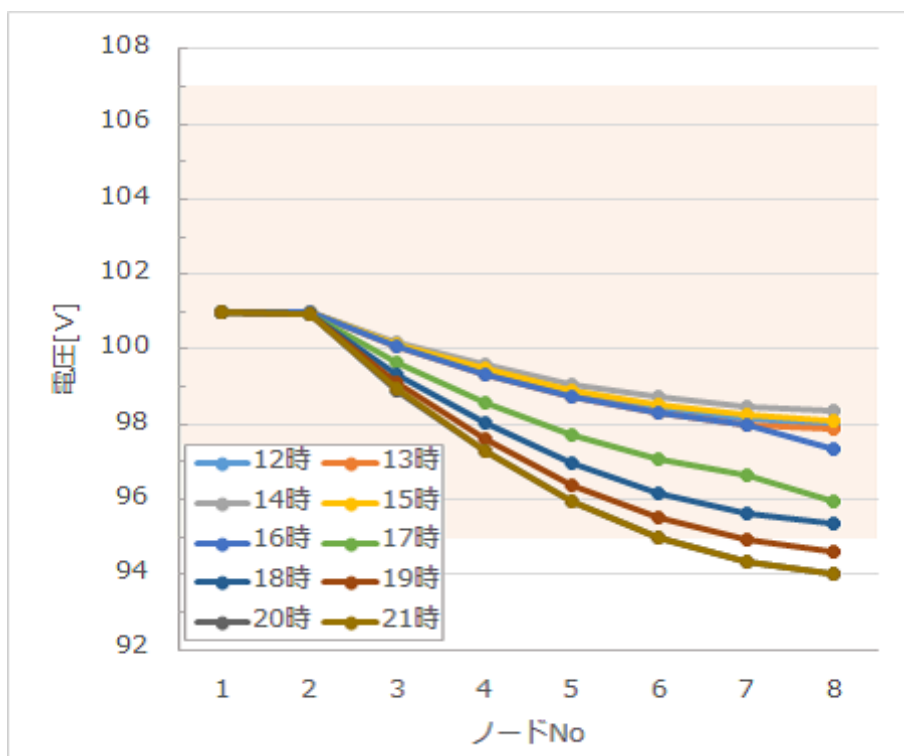


図 5.15: エリア:A, EV 普及率:40%, PV 普及率:0%

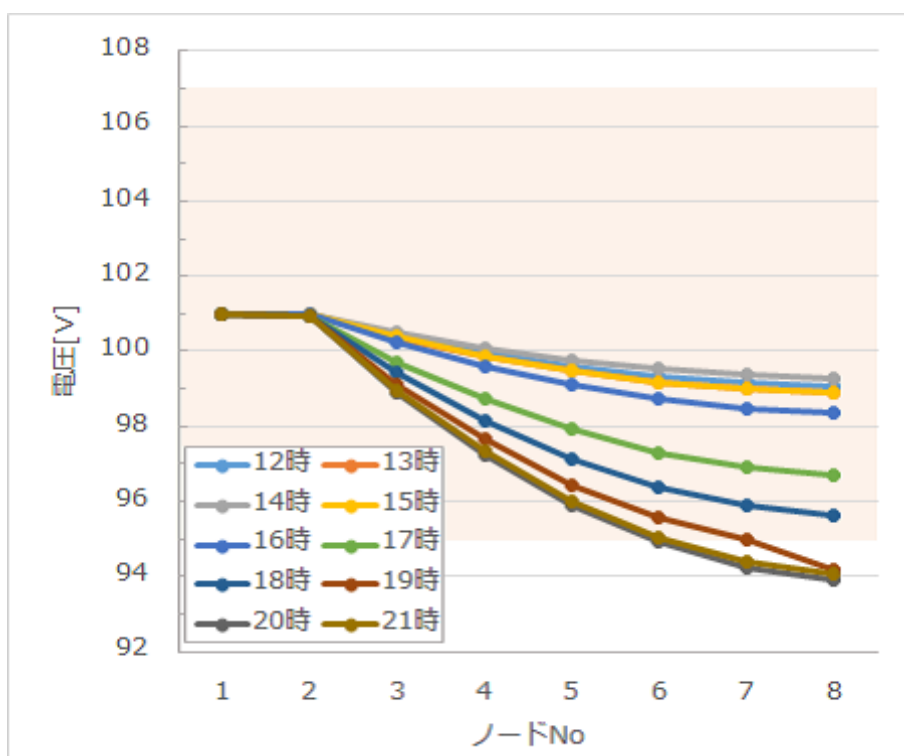


図 5.16: エリア:A, EV 普及率:40%, PV 普及率:10%

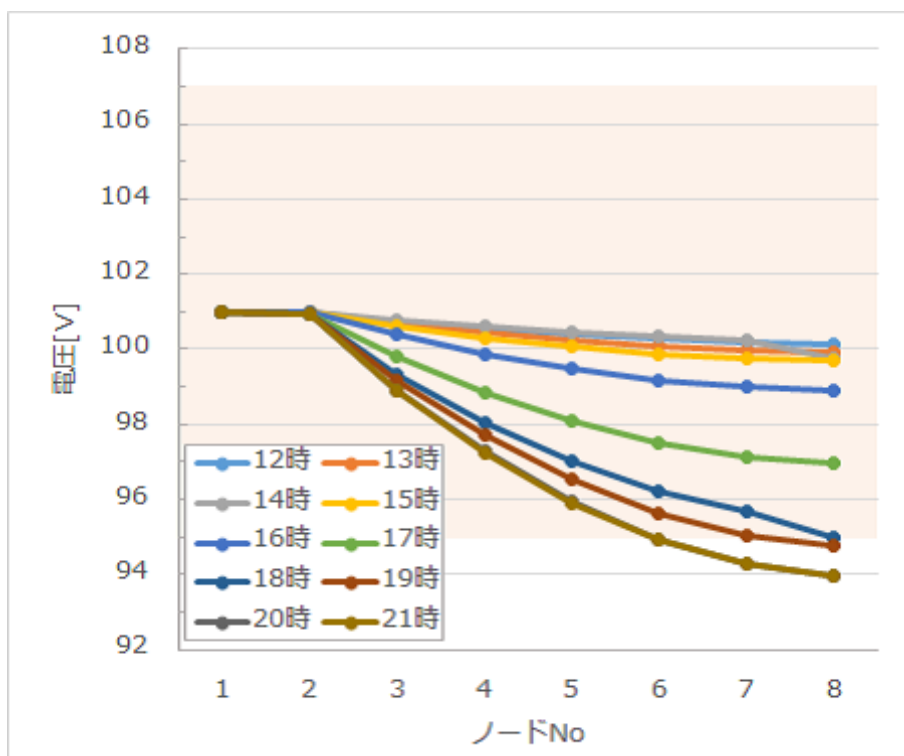


図 5.17: エリア:A, EV 普及率:40%, PV 普及率:20%

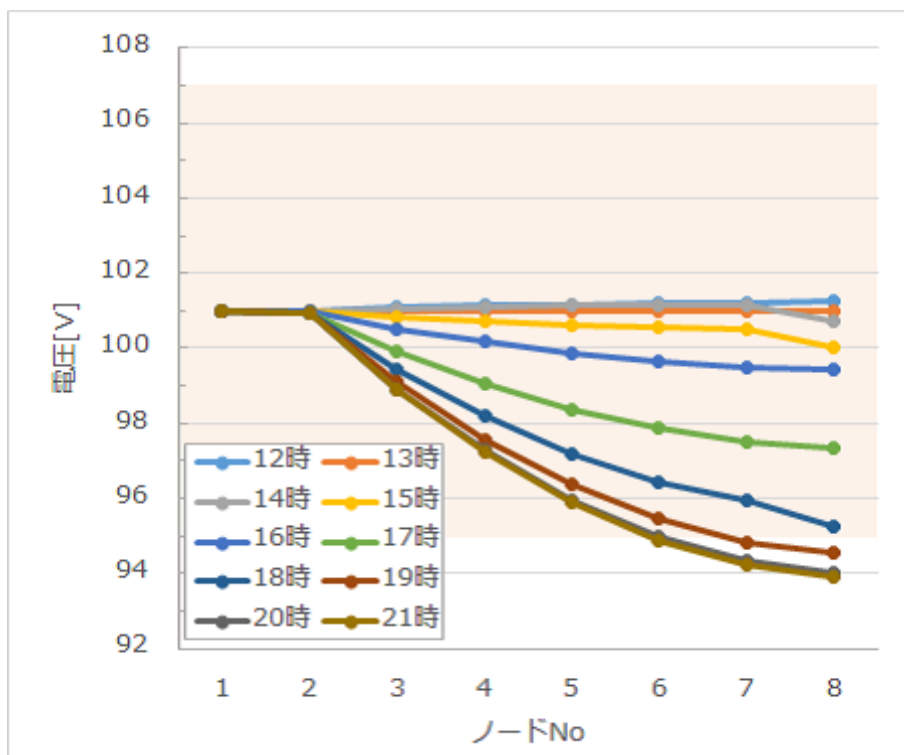


図 5.18: エリア:A, EV 普及率:40%, PV 普及率:30%

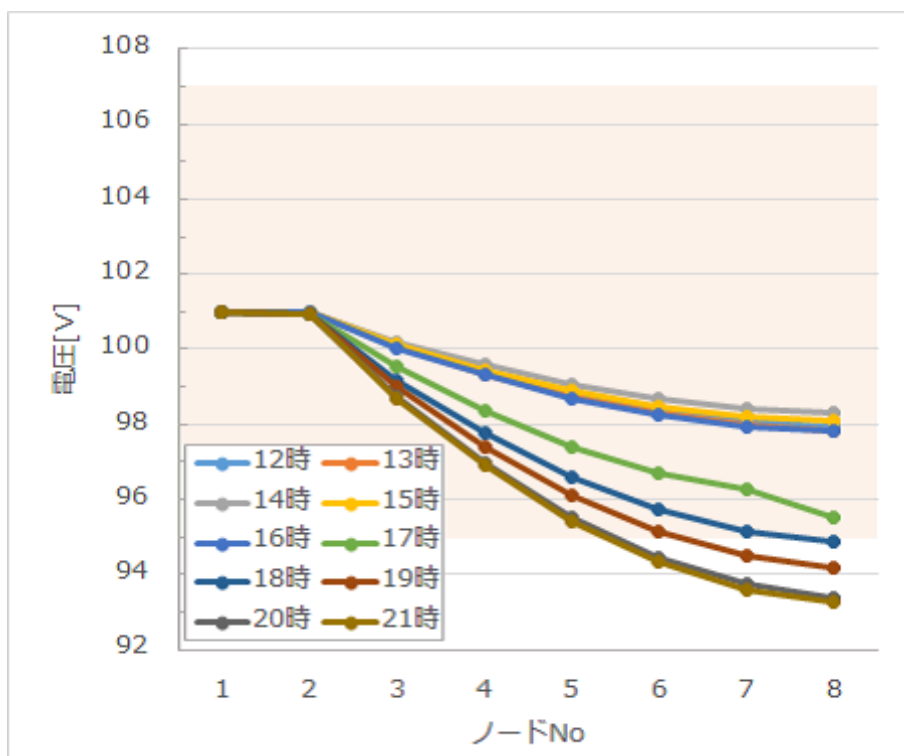


図 5.19: エリア:A, EV 普及率:50%, PV 普及率:0%

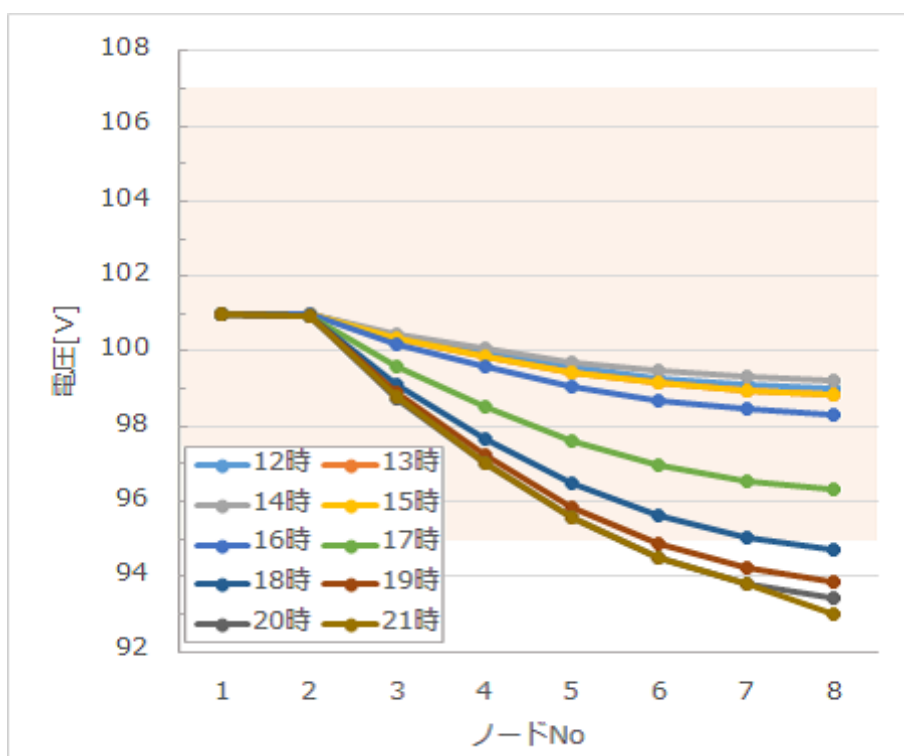


図 5.20: エリア:A, EV 普及率:50%, PV 普及率:10%

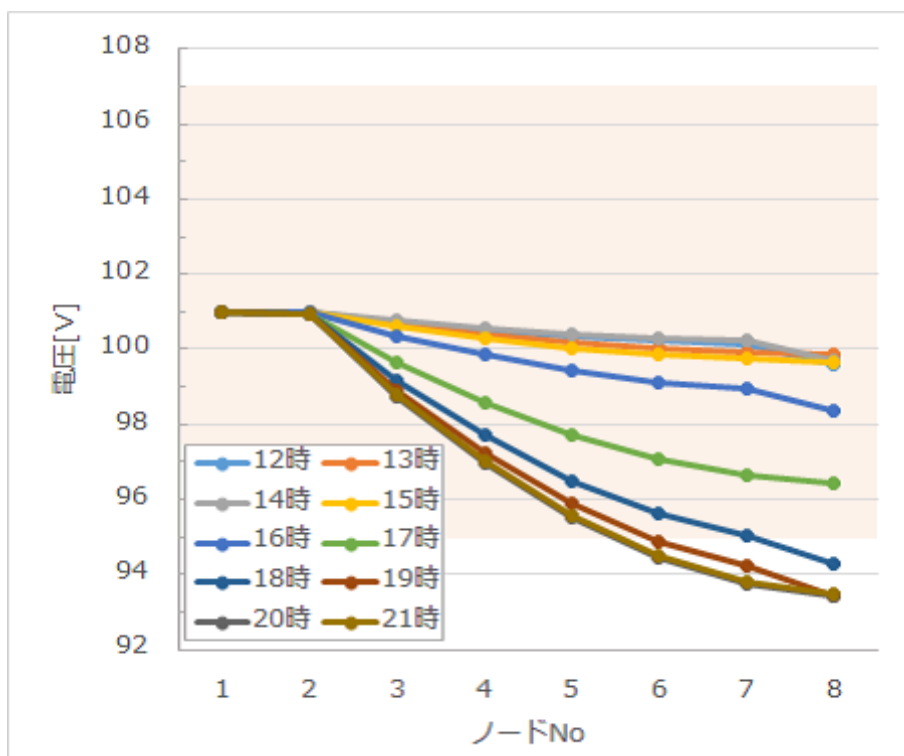


図 5.21: エリア:A, EV 普及率:50%, PV 普及率:20%

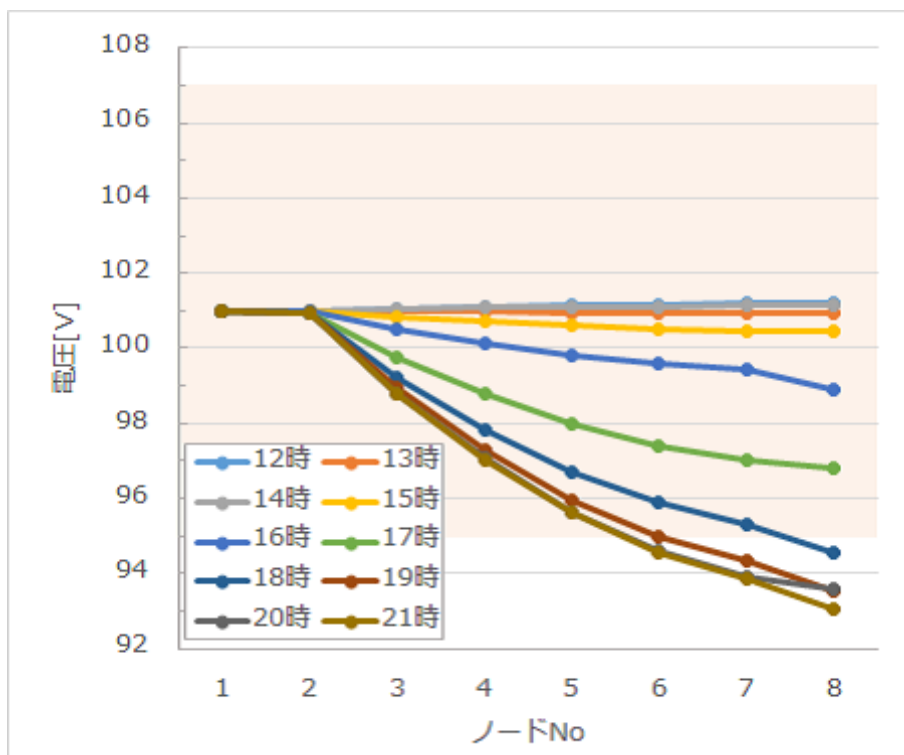


図 5.22: エリア:A, EV 普及率:50%, PV 普及率:30%

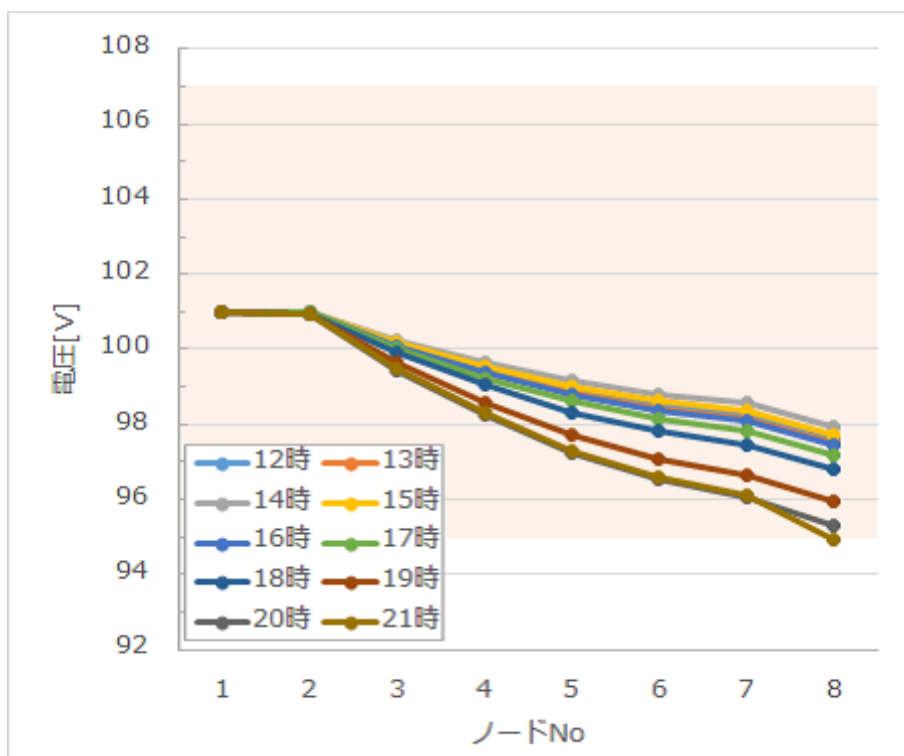


図 5.23: エリア:B, EV 普及率:10%, PV 普及率:0%

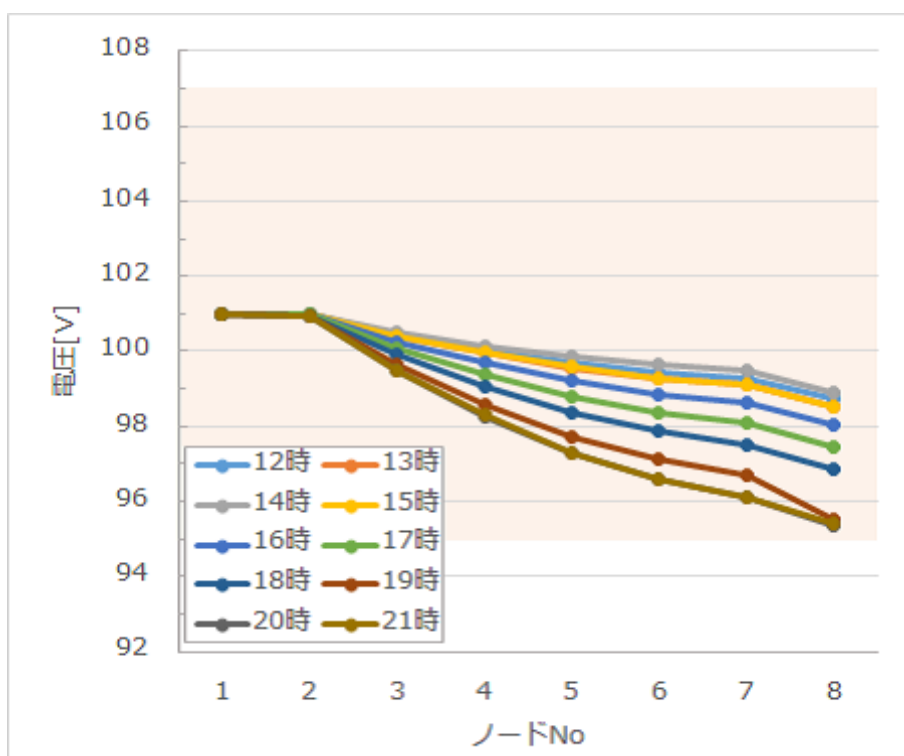


図 5.24: エリア:B, EV 普及率:10%, PV 普及率:10%

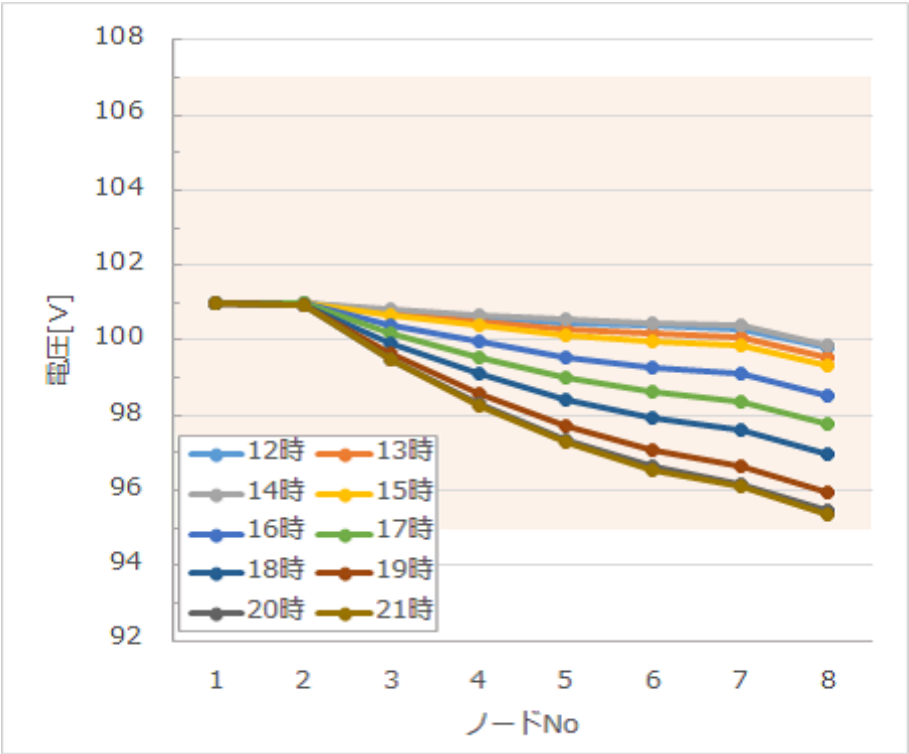


図 5.25: エリア:B, EV 普及率:10%, PV 普及率:20%

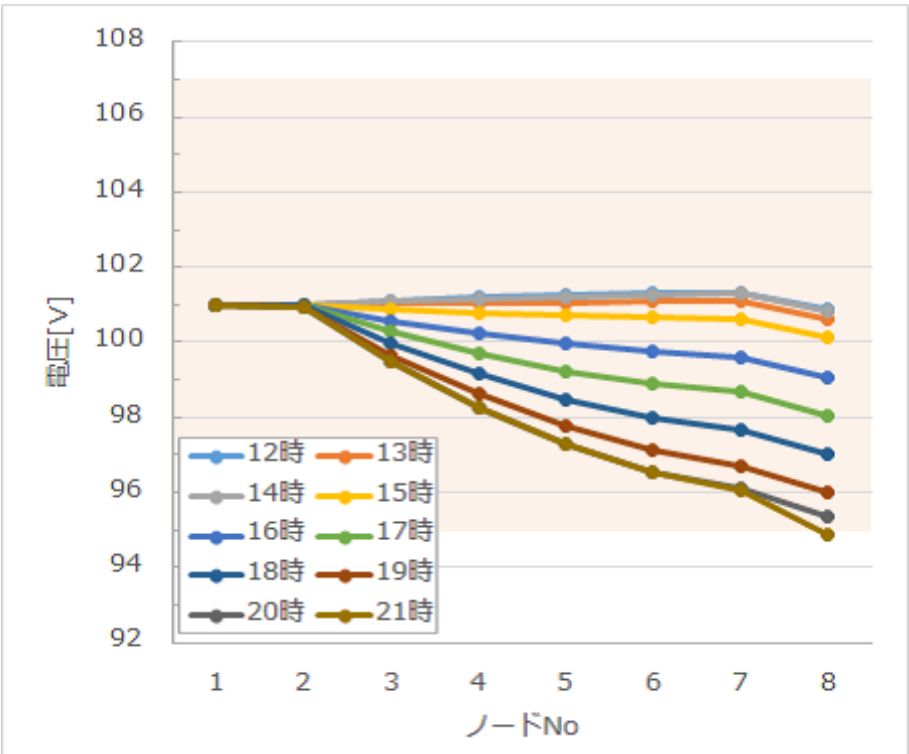


図 5.26: エリア:B, EV 普及率:10%, PV 普及率:30%

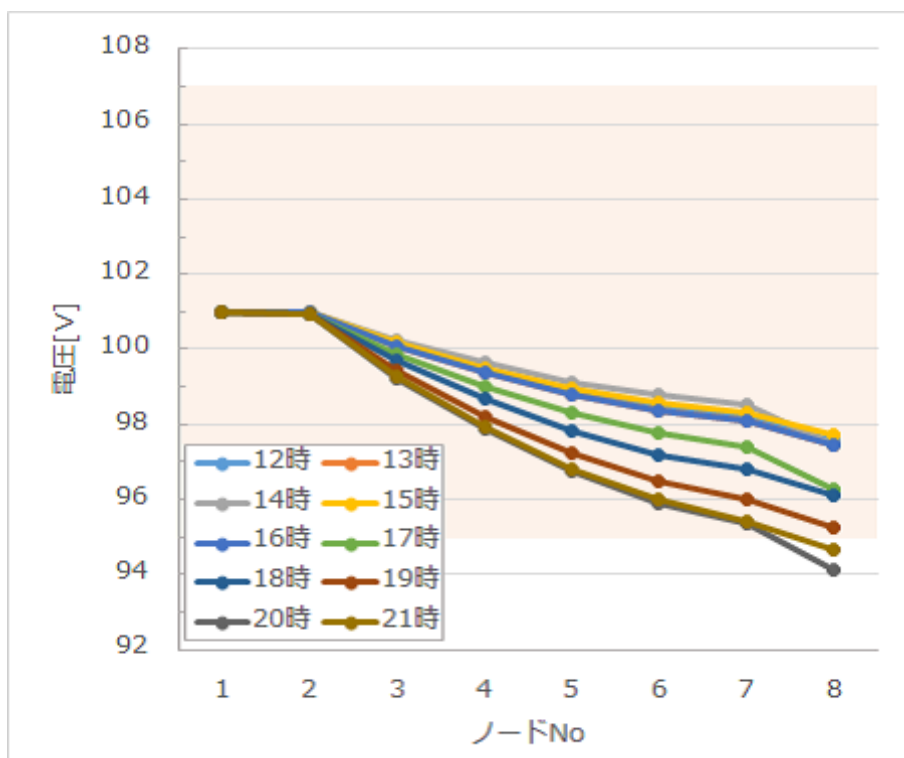


図 5.27: エリア:B, EV 普及率:20%, PV 普及率:0%

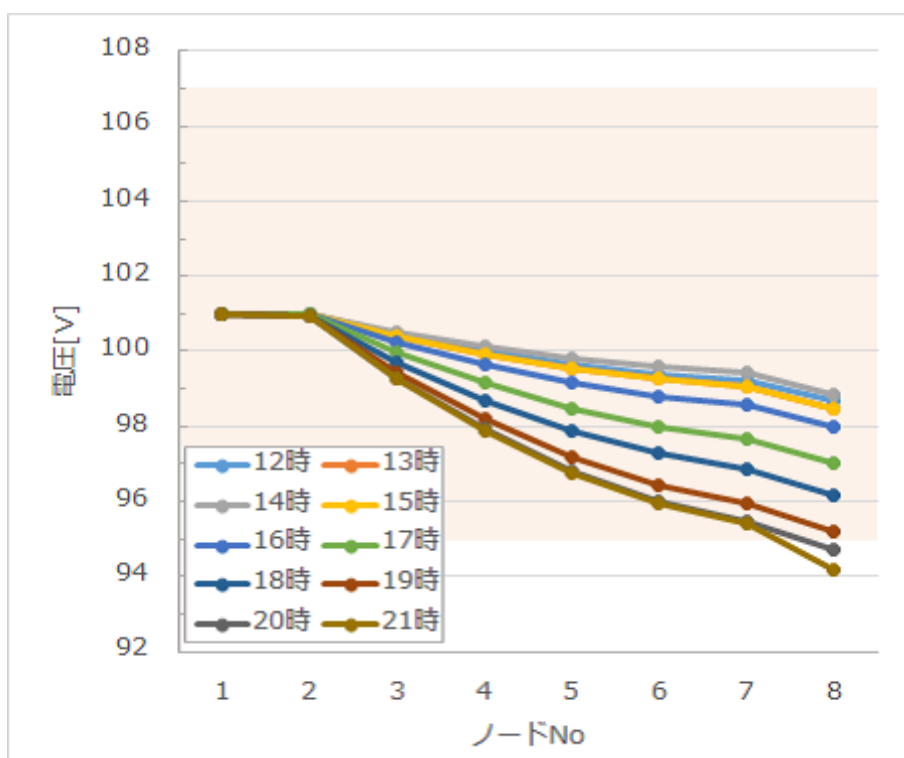


図 5.28: エリア:B, EV 普及率:20%, PV 普及率:10%

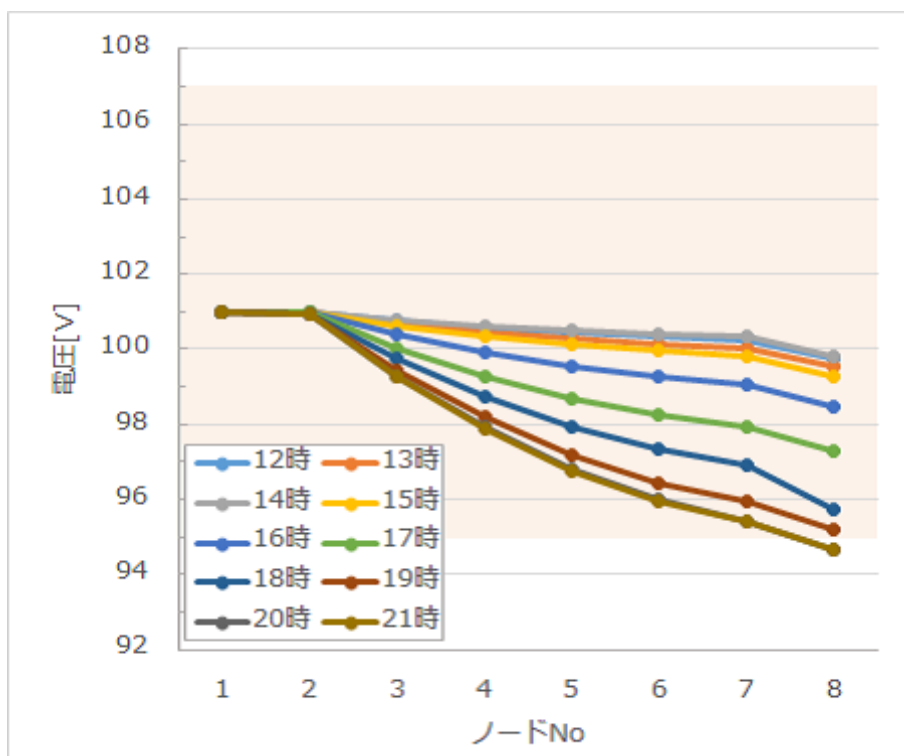


図 5.29: エリア:B, EV 普及率:20%, PV 普及率:20%

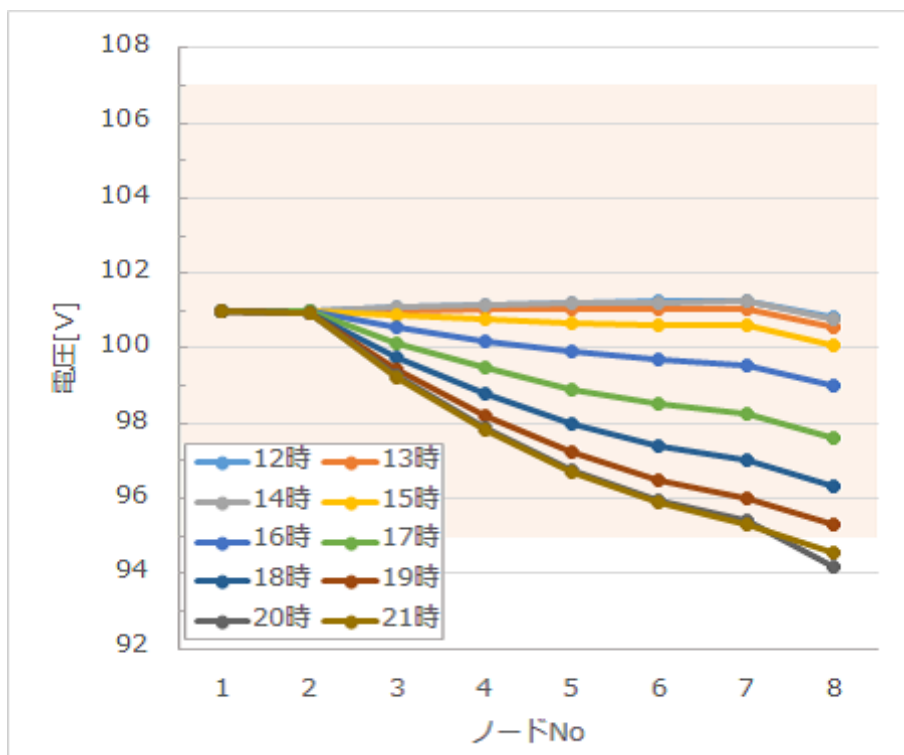


図 5.30: エリア:B, EV 普及率:20%, PV 普及率:30%

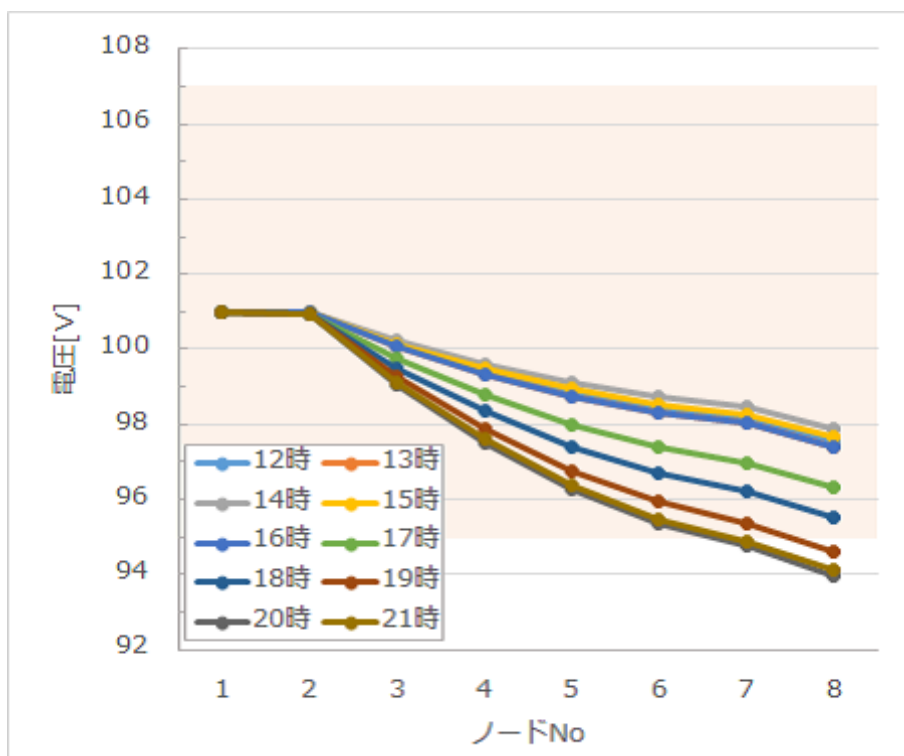


図 5.31: エリア:B, EV 普及率:30%, PV 普及率:0%

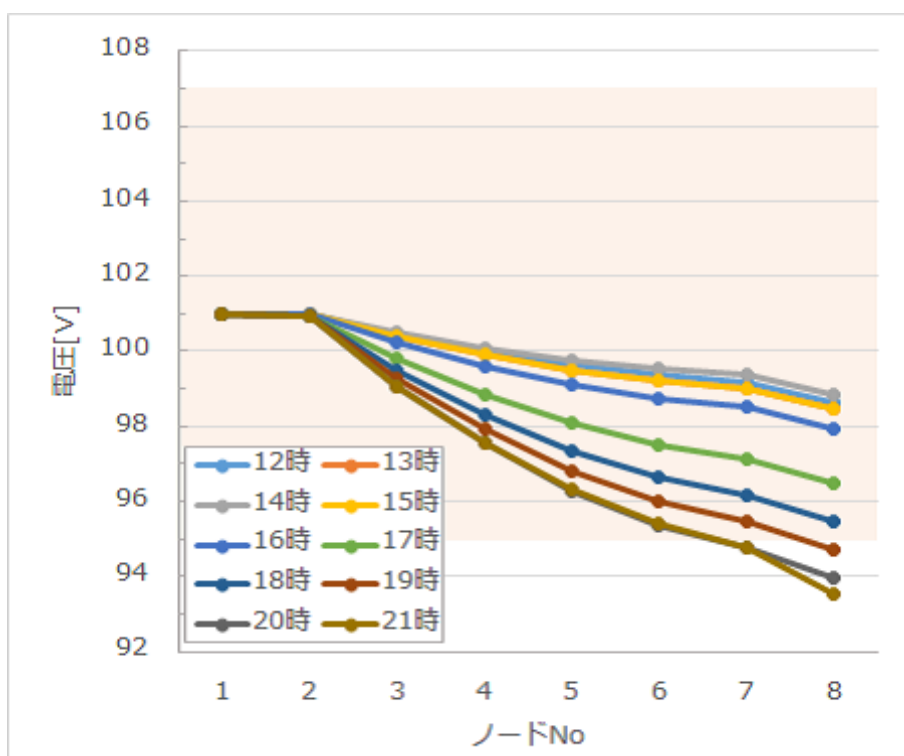


図 5.32: エリア:B, EV 普及率:30%, PV 普及率:10%

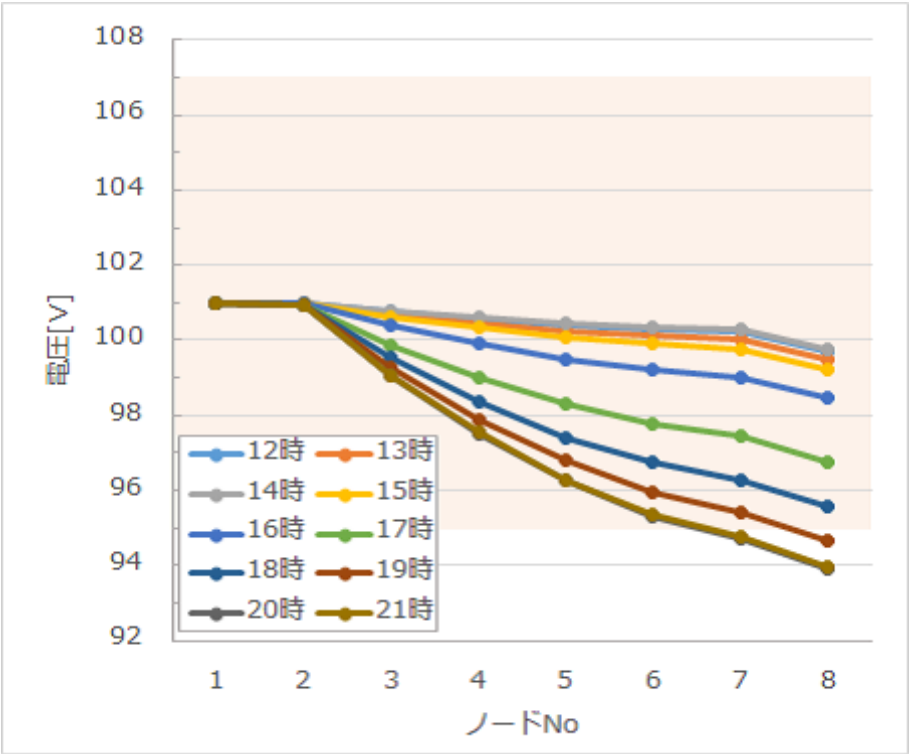


図 5.33: エリア:B, EV 普及率:30%, PV 普及率:20%

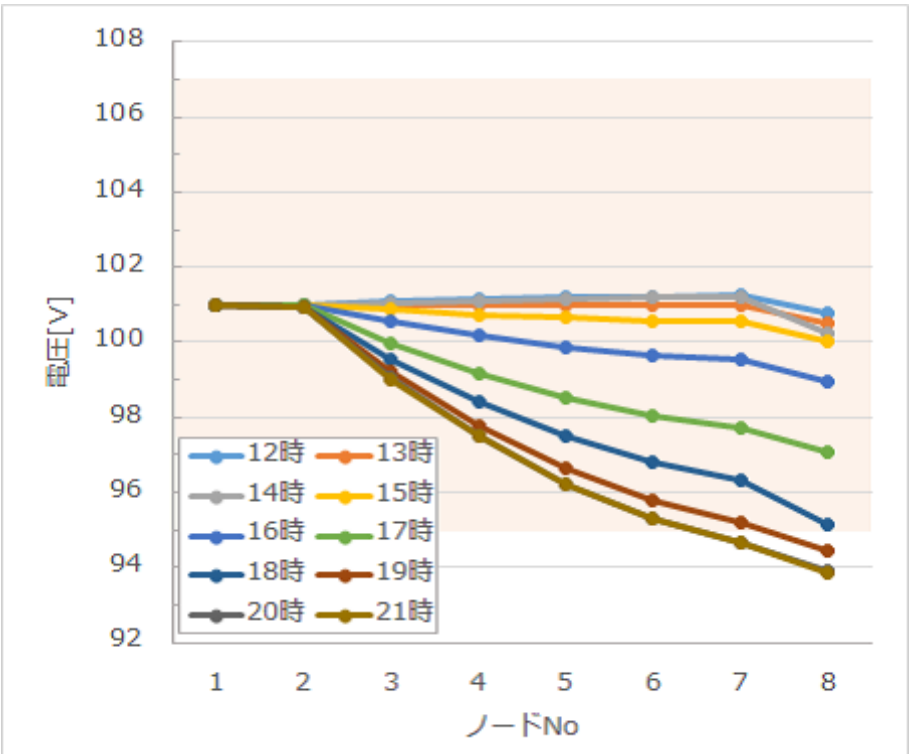


図 5.34: エリア:B, EV 普及率:30%, PV 普及率:30%

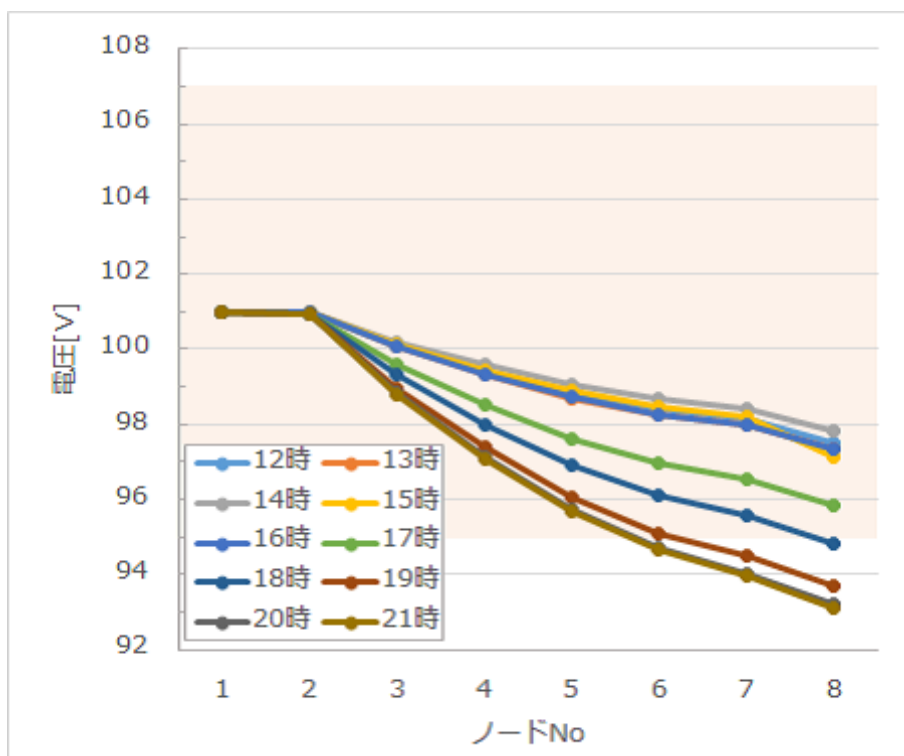


図 5.35: エリア:B, EV 普及率:40%, PV 普及率:0%

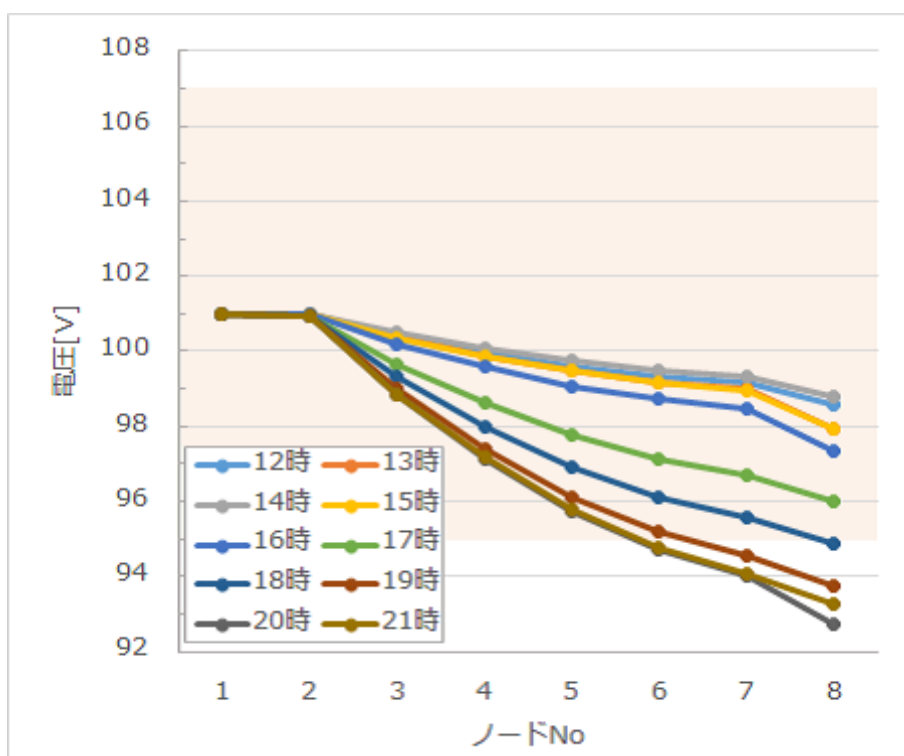


図 5.36: エリア:B, EV 普及率:40%, PV 普及率:10%

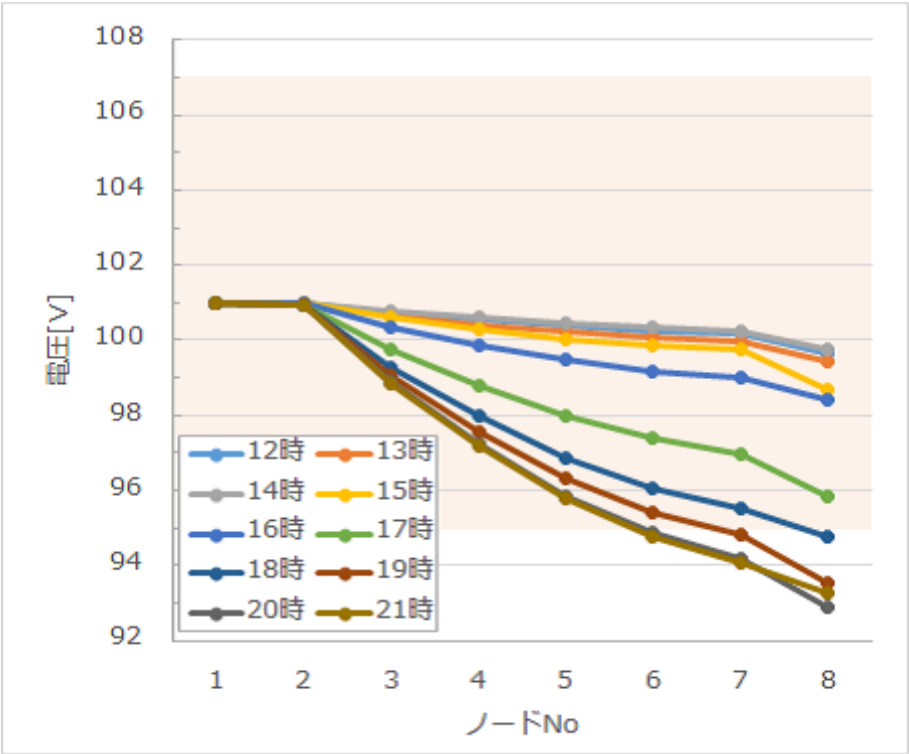


図 5.37: エリア:B, EV 普及率:40%, PV 普及率:20%

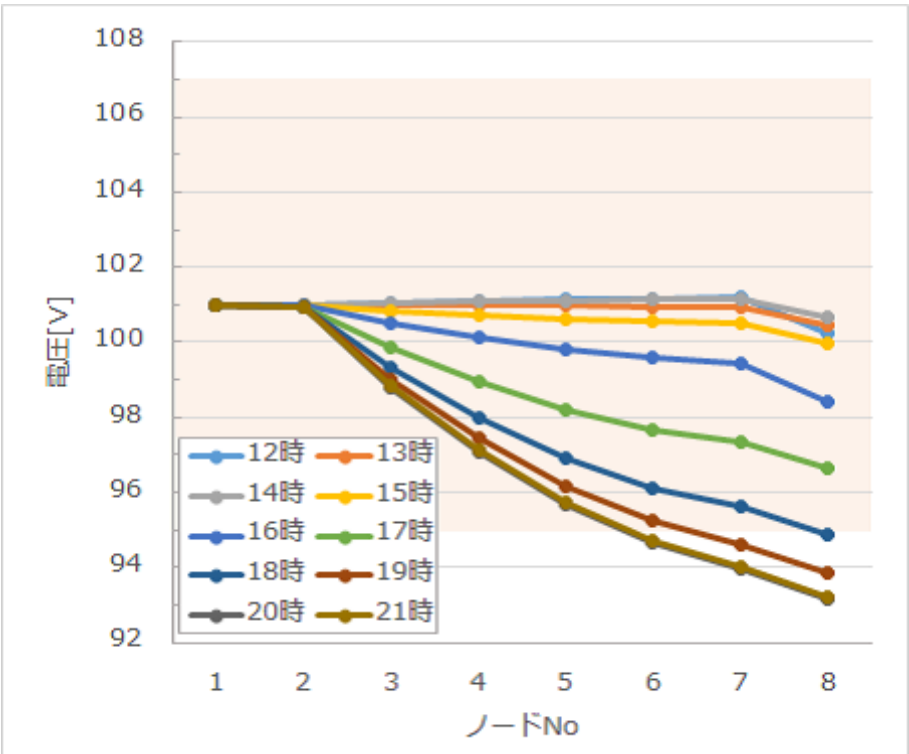


図 5.38: エリア:B, EV 普及率:40%, PV 普及率:30%

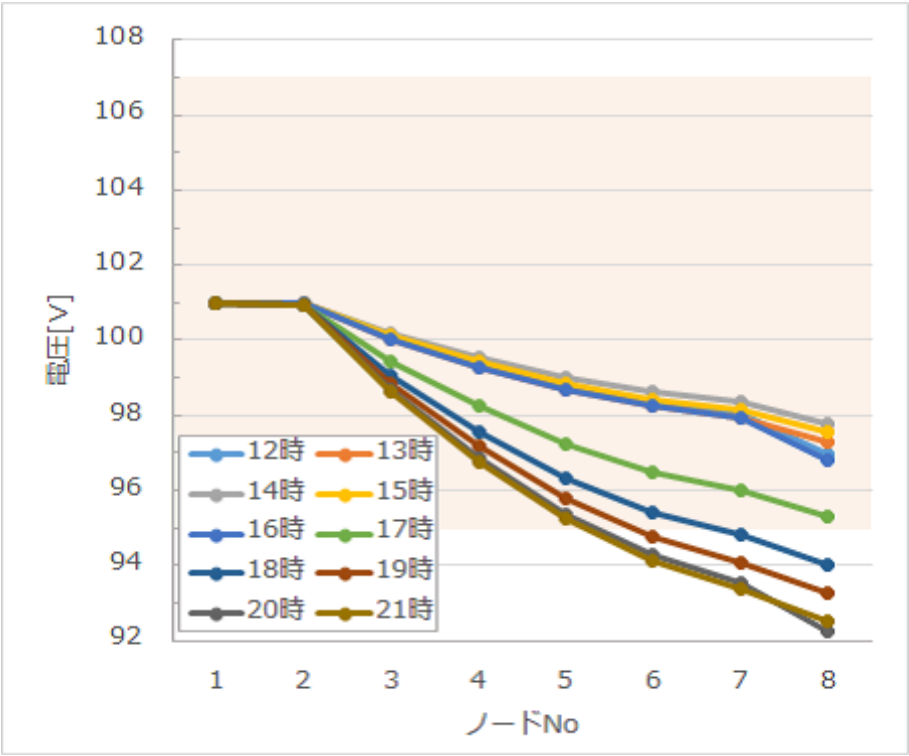


図 5.39: エリア:B, EV 普及率:50%, PV 普及率:0%

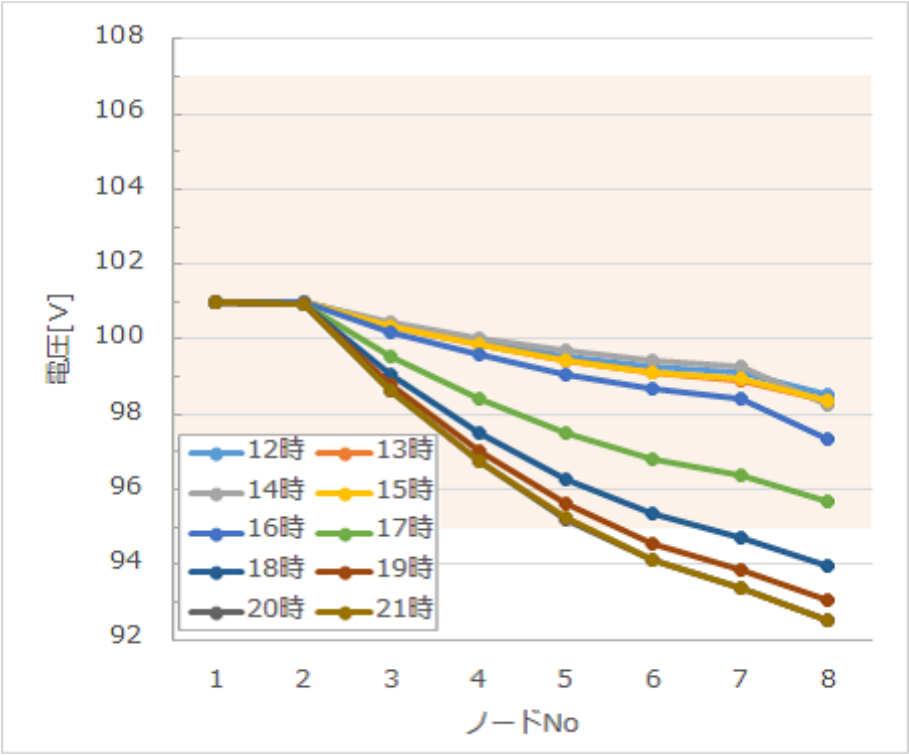


図 5.40: エリア:B, EV 普及率:50%, PV 普及率:10%

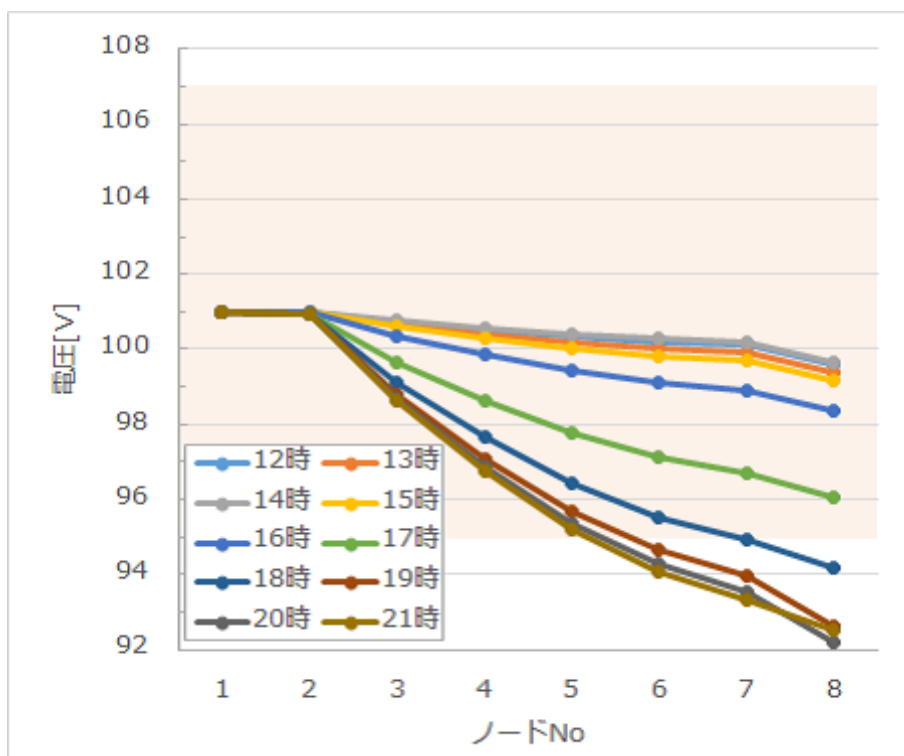


図 5.41: エリア:B, EV 普及率:50%, PV 普及率:20%

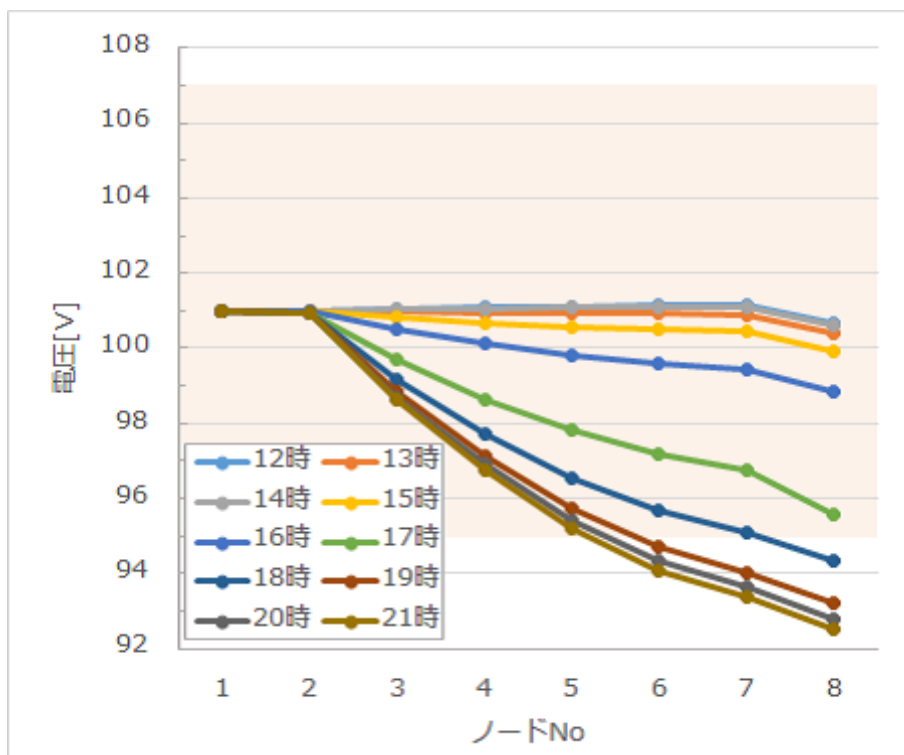


図 5.42: エリア:B, EV 普及率:50%, PV 普及率:30%

5.4 考察

5.4.1 普通充電器による影響

はじめに EV の普及率に対する傾向について考察する。交通シミュレーションにおいては、EV の普及率の上昇に合わせて充電イベントの発生回数も増加する。これは、普通充電器用の CS として設定された端点への集中交通量が一定であっても、その中に占める EV の割合が大きくなるためである。普通充電器の出力は 3kW であり、図 4.5 に示す平均的家庭の 1 日の最大出力に対して 2 倍程度であるが、その分充電時間が長くなる。CS の収容台数を無制限としていることから同一エリア内で次々この充電イベントが重なることとなり、結果として大きな電圧降下の要因となっている。帰宅時間帯と夕方の電力使用ピークが重なることによってこの影響はより大きいものとなっていることがわかる。

5.4.2 急速充電器による影響

続いて急速充電器について考える。普通充電器と同様、EV の普及率が高まることによって充電イベントの発生回数は増加する。ただし、急速充電器の出力は 150kW と設定していることから、充電時間はごく短く、結果として任意の時間断面において同一エリア内で充電イベントが重複する可能性は高くない。特にエリア A においては急速充電器が 1 箇所しかないため、ノード 8 に着目して顕著な電圧低下が観察されることは稀である。

一方、エリア B においては近接して 2 箇所の急速充電器が存在する上、どちらも利用率の高い CS であった。従って、時間帯によってはノード 8 に顕著な電圧低下がみられ、しばしば基準電圧を逸脱する結果となった。例えば図 5.41 のケースにおいては 20 時のノード 8 の電圧が 92V まで低下していることが観察できる。

5.4.3 PV の普及による影響

PV の普及率について考察する。全体的な傾向として日射量が多く発電出力の高い 12 時において、逆潮流による電圧上昇が確認できる。ただしこの影響は基準電圧を逸

脱するほどのものではない。また、ここまで述べた通り、EV の充電需要集中により発生する電圧低下は、帰宅時間帯と夕方の電力使用ピークが重なることによって発生しているが、PV 出力の多い昼間とはかい離があり互いに打ち消しあうような現象は発生しないことがわかる。

第 6 章

結論

本研究では、低炭素社会の実現に向けた流れとして EV の普及を背景とした交通網と電力系統間の相互作用に着目し、両システムにまたがる課題を一元的に扱う連成シミュレーションモデルを開発した。EV に関連する諸問題にアプローチする取り組みは数多くあるが、本研究で開発したモデルの特徴は以下のとおりである。

■EV 運転者の意思決定の詳細なモデル化 主に 3 章「道路交通網モデル」で述べた通り、EV にはガソリン車とは異なる特有の行動様式が存在する。これを Range Anxiety に起因する充電行動であるにとらえ、複数の経路探索手法をモデル化した。既存研究においては Range Anxiety を恣意的な閾値によって代表させていたが、本研究ではこれを階層的アプローチと試行錯誤的アプローチにより解決し、恣意性を排除することができた。結果的により効率的な経路探索を達成し、人間の行動をよく再現するモデルであるといえる。これらはそれぞれ異なる特徴を持つため、検討したいシミュレーション条件により使い分けることが可能である。

■CS 配置計画問題の最適化 EV の普及に関わる 3 要素のうち、交通シミュレーションによる解決が望まれる必要な課題に CS の整備があった。本研究では既存研究のスコアリング手法をもとに、時系列 SoC データとゴースト EV を導入することで、道路ネットワークにおける充電需要の近似精度を向上させた。シミュレーションドリブンな手法では現実には得られないデータを生成・利用できるという利点があり、今後は CS の利用状況や待ち時間なども考慮に入れたより汎用的な手法の開発を行うことが考えられる。

■充電需要集中による配電系統電圧のモデル化 第5章「連成シミュレーション」においては、EVが電力系統に与える影響として電圧不安定現象の解析を実施した。既存研究においてはEVの挙動を均一に扱い、道路交通網のメカニズムを考慮しなかったため、本研究では現実の道路ネットワークと配電系統を模擬した連成シミュレーションを実施し、EVの充電行動がどのような影響を及ぼすか複数のケースについてパラメトリックスタディを行うことが可能となった。今後はより複雑で現実的な制御機器の導入された配電系統を対象とし、どのような条件下でEVの充電需要がリスク要因となり得るか検討することが重要である。

本連成シミュレータを活用することで、これまで詳細には検討されてこなかった道路交通網と電力系統の相互作用の一部を再現することが可能となった。本研究では電圧降下に着目した解析となったが、実際にはより多くの現象を系統シミュレーションにおいて解析することが可能である。また電力系統の出力を交通シミュレーションの入力とすることで、双方向連成が可能になる。これにより電力系統が道路交通に干渉するという新しい概念についての検討に起訴すると考える。

謝辞

本研究の遂行にあたっては多くの方々からのご指導，ご協力賜りました．この場をお借りし謹んで御礼申し上げます．

指導教員である吉村先生には，修士・博士両課程の5年間にわたりご指導・激励をいただきました．研究者としての姿勢や心構えについて多くのことを学ぶことができ，大変感謝しております．また青山先生，須田先生，小宮山先生からは本論文をまとめるにあたり大変貴重なご意見を頂戴しました．それぞれのご専門の分野からの的確なご指摘とアドバイスをいただき，内容を深めることができました．藤井先生には修士課程から引き続き多くの議論の時間をいただいたほか，企業から大学に戻る際にも相談にのっていただき大変お世話になりました．山田先生にはゼミの場等で本質的な示唆を数多く頂き，自分の研究を客観的に見つめなおす重要な機会を与えていただきました．助教の三目さんには，研究室の先輩として公私にわたり様々なアドバイスをいただいたほか，夜遅くまで多くの議論を交わしたことが思い出されます．研究員のChenさんとも来日当初からいろいろな話をしました．自宅にもご招待いただき，ありがとうございました．秘書の井上さん，川島さんにも各種手続きなど博士課程の学生生活を営む上で多くの手助けをいただきました．

また，博士課程の阿部君とは同じ交通シミュレーションを専門とすることから様々な議論をし，洪君，金子君からもゼミなどで多くの意見をもらいました．修士課程の池田君，城所君，清水君，柳井君，Guo君，牛丸君，鈴木君，田草川君，吉塚君，卒論生の大野さん，奥山さん，田原君とは社会シミュレーションに関連する研究に取り組み，広い視野を持つことの重要性を知りました．異なる分野ではありましたが，宋君，丸山君，坂君，福田君，町田君，水野君，小田原君とも，ゼミでの発表などを通し自分の研究を進めるうえでの大きな刺激を受けました．ありがとうございました．

最後に，博士課程への入学を応援してくれた家族に感謝します．

参考文献

- [1] M. Guarnieri: When Cars Went Electric, Part 1, IEEE Industrial Electronics Magazine, Vol. 5, No. 1, pp. 61-62, 2011.
- [2] M. Guarnieri: When Cars Went Electric, Part 2, IEEE Industrial Electronics Magazine, Vol. 5, No. 2, pp. 46-53, 2011.
- [3] M. Guarnieri: Looking back to electric cars, History of electro-technology conference (HISTELCON), pp. 1-6, 2012.
- [4] D. A. Kirsch: The electric car and the burden of history: Studies in automotive systems rivalry in America, 1890-1996, Business and Economic History, pp. 304-310, 1997.
- [5] California Air Resources Board: Zero-Emission Vehicle Legal and Regulatory Activities and Background, <https://www.arb.ca.gov/msprog/zevprog/zevregs/zevregs.htm>, accessed 2017/11/20.
- [6] International Energy Agency: Global EV Outlook 2013, 2013.
- [7] International Energy Agency: Global EV Outlook 2017, 2017.
- [8] Bloomberg New Energy Finance: New Energy Outlook 2017, 2017.
- [9] A. Siano, A. Vollero, F. Conte, and S. Amabile: "More than words": Expanding the taxonomy of greenwashing after the Volkswagen scandal, Journal of Business Research, Vol. 71, pp. 27-37, 2017.
- [10] Norwegian Electric Vehicle Association: Norwegian EV policy, <http://elbil.no/english/norwegian-ev-policy/>, accessed 2017/11/20.
- [11] 環境省 次世代自動車普及戦略検討会: 次世代自動車普及戦略, 2009.
- [12] CHAdeMo 協議会: 充電設備位置情報, <https://www.chademo.com/ja/>

- activities-2/charger-information/location/, accessed 2017/9/28.
- [13] Ministry of Industry and Information Technology, Government of China: <http://www.miit.gov.cn/n1146285/n1146352/n3054355/n3057585/n3057589/c5826834/content.html>, accessed 2017/11/20.
- [14] Ministry of Heavy Industries & Public Enterprises, Government of India: National Electric Mobility Mission Plan 2020, <http://dhi.nic.in/UserView/index?mid=1347>, accessed 2017/11/19.
- [15] R. Acello: Getting into gear with the vehicle of the future, San Diego Business Journal, September 1, 1997.
- [16] 経済産業省: EV・PHV 情報プラットホーム, <http://www.meti.go.jp/policy/automobile/evphv/what/charge/index.html>, accessed 2017/9/28.
- [17] International Energy Agency: Energy Technology Perspectives 2017, 2017.
- [18] CHAdeMo 協議会: 大出力 CHAdeMO, <https://www.chademo.com/ja/technology/high-power/>, accessed 2017/9/28.
- [19] 国土交通省自動車交通局, 自動車の検査・点検整備に関する基礎調査検討会: 自動車の検査・点検整備に関する基礎調査検討結果報告書, 2005.
- [20] L. A. Ellingsen, B. Singh, and A. H. Stromman: The size and range effect: lifecycle greenhouse gas emissions of electric vehicles, Environmental Research Letters, Vol. 11, No. 5, 054010, 2016.
- [21] 国土交通省, 関東運輸局: 月別保有車両数, https://www.tb.mlit.go.jp/kanto/jidou_gian/toukei/index_29.html, accessed 2017/11/20.
- [22] 東京電力: 数表で見る東京電力, <http://www.tepco.co.jp/corporateinfo/illustrated/power-demand/peak-demand-year-j.html>, accessed 2017/11/20.
- [23] O. Hafez, and K. Bhattacharya: Integrating EV Charging Stations as Smart Loads for Demand Response Provisions in Distribution Systems, IEEE Transactions on Smart Grid, Early Access Articles, 2016.
- [24] L. Yao, W. H. Lim, and T. S. Tsai: A Real-Time Charging Scheme for Demand Response in Electric Vehicle Parking Station, IEEE Transactions on Smart Grid, Vol. 8, No. 1, pp. 52-62, 2017.

- [25] R. C. Leou, C. L. Su, and C. N. Lu: Stochastic analyses of electric vehicle charging impacts on distribution network, *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 29, No. 3, 1055-1063, 2014.
- [26] N. Ruiz, I. Cobelo, and J. Oyarzabal: A Direct Load Control Model for Virtual Power Plant Management, *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 24, No. 2, pp. 959-966, 2009.
- [27] O. Sundstrom, and C. Binding: Flexible charging optimization for electric vehicles considering distribution grid constraints, *IEEE Transactions on Smart Grid*, Vol. 3, No. 1, pp. 26-37, 2012.
- [28] E. H. Gerding, V. Robu, S. Stein, D. C. Parkes, A. Rogers, and N. R. Jennings: Online mechanism design for electric vehicle charging, Gerding, Enrico H., et al. "Online mechanism design for electric vehicle charging." *The 10th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems*, pp. 811-818, 2011.
- [29] V. Viswanathan, D. Zehe, J. Ivanchev, D. Pelzer, A. Knoll, and H. Aydt: Simulation-assisted exploration of charging infrastructure requirements for electric vehicles in urban environments, *Journal of Computational Science*, Vol. 12, pp. 1-10, 2016.
- [30] J. Axsen, and K. S. Kurani: Anticipating plug-in hybrid vehicle energy impacts in California: Constructing consumer-informed recharge profiles, *Transportation Research Part D* Vol. 15, pp. 212219, 2010.
- [31] X. Wu, X. He, G. Yu, A. Harmandayan, and Y. Wang: Energy-optimal speed control for electric vehicles on signalized arterials, *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Vol. 16, No. 5, pp. 2786-2796, 2015.
- [32] Y. Li, L. Zhang, H. Zheng, X. He, S. Peeta, T. Zheng, and Y. Li: Evaluating the energy consumption of electric vehicles based on car-following model under non-lane discipline, *Nonlinear Dynamics*, Vol. 82 No.1-2, pp. 629-641, 2015.
- [33] J. Meng, Y. Mu, H. Jia, J. Wu, X. Yu, and B. Qu: Dynamic frequency response from electric vehicles considering travelling behavior in the Great Britain power system, *Applied Energy*, Vol. 162, pp. 966-979, 2016.

- [34] G. Wenzel, M. Negrete-Pincetic, D. E. Olivares, J. MacDonald, and D. S. Callaway: Real-Time Charging Strategies for an Electric Vehicle Aggregator to Provide Ancillary Services, *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2017 (accepted).
- [35] J. R. Pillai, and B Bak-Jensen: Integration of Vehicle-to-Grid in the Western Danish Power System, *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, Vol. 2, No. 1, pp. 12-19, 2011.
- [36] 吉村忍, 西川紘史, 守安智: 知的マルチエージェント交通流シミュレータ MATES の開発, *シミュレーション*, Vol. 23, No. 3, pp. 228-237, 2004.
- [37] S. Yoshimura: MATES: Multi-Agent Based Traffic and Environment Simulator - Theory, Implementation and Practical Application, *Computer Modeling in Engineering and Sciences*, Vol. 11, No. 1, pp. 17-25, 2006.
- [38] 藤井秀樹, 仲間豊, 吉村忍: 知的マルチエージェント交通流シミュレータ MATES の開発 (第 2 報: 歩行者エージェントの実装と歩車相互作用の理論・実測値との比較), *シミュレーション*, Vol. 25, No. 4, pp. 274-280, 2006.
- [39] B. D. Greenshields: A Study in Highway Capacity, *Highway Research Board Proceedings*, Vol.14, 1995.
- [40] H. Greenberg: An Analysis of Traffic Flow, *Operations Research*, Vol.7, No.1, 1959.
- [41] D. R. Drew: Deterministic Aspects of Freeway Operations and Control, *Texas Transportation Institute Research Report*, 1965.
- [42] M. Hall, and L. G. Willumsen: SATURN - A Simulation- Assignment Model for the Evaluation of Traffic Management Schemes, *Traffic Engineering & Control*, Vol. 21, No. 4, pp. 168-176, 1980.
- [43] 吉井稔雄, 桑原雅夫, 森田緯之: 都市内高速道路における過飽和ネットワークシミュレーションモデルの開発, *交通工学*, Vol. 30, No. 1, pp. 33-41, 1995.
- [44] R. Horiguchi, M. Kuwahara, H. Akahane, and H. Ozaki: A Network Simulation Model for Impact Studies of Traffic Management 'AVENUE Ver. 2', *Proceedings of 3rd Annual World Congress on Intelligent Transport Systems*, 1996.

- [45] M. Fellendorf: VISSIM: A microscopic simulation tool to evaluate actuated signal control including bus priority, 64th Institute of Transportation Engineers Annual Meeting, pp. 1-9, 1994.
- [46] G. D. Cameron, and G. I. Duncan: PARAMICS - Parallel microscopic simulation of road traffic, The Journal of Supercomputing, Vol. 10, No. 1, pp. 25-53, 1996.
- [47] J. Barcelo, E. Codina, J. Casas, J. L. Ferrer, and D. Garcia: Microscopic traffic simulation: A tool for the design, analysis and evaluation of intelligent transport systems, Journal of Intelligent and Robotic Systems, Vol. 41, No. 2, pp. 173-203, 2005.
- [48] MATSim: Multi-Agent Transport Simulation, <http://www.matsim.org/>, Accessed 2017/11/20.
- [49] D. Krajzewicz, G. Hertkorn, C. Rossel, and P. Wagner: Sumo (simulation of urban mobility) - An open-source traffic simulation, Proceedings of the 4th middle East Symposium on Simulation and Modelling (MESM2002), pp. 183-187, 2002.
- [50] 藤井秀樹, 吉村忍, 高野悠哉: マルチエージェント交通流シミュレーションにおける交通事故モデリング, 人工知能学会論文誌, Vol. 26, No. 1, 2011.
- [51] 内田英明, 藤井秀樹, 吉村忍, 荒井幸代: 道路ネットワークの変化に対する経路選択の学習, 情報処理学会論文誌, Vol. 53, No. 11, pp. 2409-2418, 2012.
- [52] H. Fujii, H. Uchida, and S. Yoshimura: Agent-based Simulation Framework for Mixed Traffic of Cars, Pedestrians and Trams, Transportation Research Part C, Vol. 85, pp. 234-248, 2017.
- [53] 吉村忍, 藤井秀樹, 内田英明, 加納達彬: 混合交通流シミュレータによる岡山駅前路面電車軌道延伸計画の交通影響評価, 交通工学論文集, Vol. 3, No. 4, pp.B.1-B.10, 2017.
- [54] T. Hyodo, D. Watanabe, and M. Wu: Estimation of Energy Consumption Equation for Electric Vehicle and Its Implementation, Proceedings of the World Conference on Transport Research, pp. 1-12, 2013.
- [55] R. Zhang, and E. Yao: Electric vehicles' energy consumption estimation with

- real driving condition data, Transportation Research Part D, Vol. 41, pp. 177-187, 2015.
- [56] A. Vogel, D. Ramachandran, R. Gupta, and A. Raux: Improving Hybrid Vehicle Fuel Efficiency Using Inverse Reinforcement Learning, Proceedings of the Twenty-Sixth AAAI Conference on Artificial Intelligence, pp. 384-390, 2012.
- [57] 国土交通省: 道路運送車両の保安基準の細目を定める告示 別添 42 (軽・中量車排出ガスの測定方法), 2012.
- [58] 三菱自動車: i-MiEV 主要諸元表, http://www.mitsubishi-motors.co.jp/i-miev/spec/pdf/i-miev_spec.pdf, accessed 2017/9/28.
- [59] R. Haaren: Assessment of electric cars' range requirements and usage patterns based on driving behavior recorded in the National Household Travel Survey of 2009, Technical report, Earth and Environmental Engineering Department, Columbia University, Fu Foundation School of Engineering and Applied Science, 2011.
- [60] A. Hess, F. Malandrino, M. B. Reinhardt, C. Casetti, K. A. Hummel, and J. M. Barcelo-Ordinas: Optimal deployment of charging stations for electric vehicular networks, in Proceedings of the first workshop on Urban networking, pp. 1-6, 2012.
- [61] L. Bedogni, L. Bononi, M. D. Felice, A. D'Elia, R. Mock, F. Morandi, S. Rondelli, T. S. Cinotti, and F. Vergari: An Integrated Simulation Framework to Model Electric Vehicle Operations and Services, IEEE Transactions on Vehicular Technology, Vol. 65, No. 8, pp. 5900-5917, 2016.
- [62] 田中伸治, 矢野圭二郎, 大口敬, 中村文彦, 王銳: 交通シミュレーションを用いた電気自動車 (EV) 充電スタンド配置の検討, 第 46 回土木計画学研究講演集, 2012.
- [63] M. Sachenbacher, M. Leucker, A. Artmeier, and J. Haselmayr: Efficient energy-optimal routing for electric vehicles, Proceeding of 25th AAAI Conference on Artificial Intelligence, pp. 1402-1407, 2011.
- [64] S. Storandt, and S. Funke: Cruising with a batterypowered vehicle and not getting stranded, Proceeding of 26th AAAI Conference on Artificial Intelli-

- gence, pp. 1628-1634, 2011.
- [65] H. Kanoh, and S. Tsukahara: Solving real-world vehicle routing problems with time windows using virus evolution strategy, *International Journal of Knowledge-based and Intelligent Engineering Systems*, Vol. 14, pp. 115126, 2010.
- [66] C. S. Liao, S. H. Lu, and Z. J. M. Shen: The electric vehicle touring problem, *Transportation Research Part B*, Vol. 86, pp. 163-180, 2016.
- [67] S. Khuller, A. Malekian, and J. Mestre: To Fill or Not to Fill: The Gas Station Problem, *ACM Transactions on Algorithms*, Vol. 7, Article No. 36, 2011.
- [68] E. W. Dijkstra: A note on two problems in connexion with graphs, *Numerische Mathematik*, Vol. 1, pp. 269-271, 1959.
- [69] Y. Xu, H. Aydt, and M. Lees: Semsim: A distributed architecture for multi-scale traffic simulation, *Proceedings of the 2012 ACM/IEEE/SCS 26th Workshop on Principles of Advanced and Distributed Simulation*, pp. 178-180, 2012.
- [70] R. Bi, J. Xiao, V. Viswanathan, and A. Knoll: Influence of charging behaviour given charging infrastructure specification: A case study of Singapore, *Journal of Computational Science*, Vol. 20, pp. 118-128, 2017.
- [71] Y. Ahn, and H. Yeo: An Analytical Planning Model to Estimate the Optimal Density of Charging Stations for Electric Vehicles, *PloS one*, Vol. 10, No. 11, e0141307, 2015.
- [72] F. Wu, and R. Sioshansi: A Stochastic Flow-Capturing Model to Optimize the Location of Fast-Charging Stations with Uncertain Electric Vehicle Flows, *Transportation Research Part D*, No. 53, pp. 354-376, 2017.
- [73] 国土交通省: 駐車場等への充電施設の設置・配置に関する実証実験等による調査業務, <http://www.mlit.go.jp/common/000146065.pdf>, accessed 2017/9/28.
- [74] R. Bellman: On a routing problem, *Quarterly of Applied Mathematics*, Vol. 16, pp. 87-90, 1958.
- [75] R. S. Sutton, and A. G. Barto: Reinforcement Learning: An Introduction,

- MIT Press, 1998.
- [76] 日本充電サービス: 充電渋滞情報, <http://www.nippon-juden.co.jp/tc/>, accessed 2017/11/20.
- [77] 経済産業省 EV・PHV ロードマップ検討会: EV・PHV ロードマップ検討会 報告書, 2016.
- [78] Z. Liu, F. Wen, and G. Ledwich: Optimal planning of electric-vehicle charging stations in distribution systems, *IEEE Transactions on Power Delivery*, Vol. 28, No. 1, pp. 102-110, 2013.
- [79] L. Feng, S. Ge, and H. Liu: Electric vehicle charging station planning based on weighted voronoi diagram, *Power and Energy Engineering Conference (APPEEC)*, pp. 1-5, 2012.
- [80] T. D. Chen, K. M. Kockelman, and M. Khan: The electric vehicle charging station location problem: a parking-based assignment method for Seattle, *Transportation Research Board 92nd Annual Meeting*, Vol. 340, pp. 13-1254, 2013.
- [81] A. Ip, S. Fong, and E. Liu: Optimization for allocating BEV recharging stations in urban areas by using hierarchical clustering, *The 6th International Conference on Advanced Information Management and Service (IMS)*, pp. 460-465, 2010.
- [82] R. Hiwatari, T. Ikeya, and K. Okano: A road traffic simulator to analyze layout and effectiveness of rapid charging infrastructure for electric vehicle, *Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC)*, 2011.
- [83] 日渡良爾, 岡野邦彦, 池谷知彦: 充電インフラ検討用次世代自動車交通シミュレータの開発 -電気自動車用急速充電ステーションの適正配置機能, *電力中央研究所報告 L 研究報告 (10011)*, pp. 1-15, 2011.
- [84] 松島裕康, 藤井秀樹, 山下倫央, 野田五十樹: バス輸送実施計画へ向けた交通シミュレーションによる取り組み, *電子情報通信学会技術研究報告*, Vol. 115, No. 478, pp. 13-17, 2016.
- [85] W. F. Tinney, and C. E. Hart: Power flow solution by Newton's method, *IEEE Transactions on Power Apparatus and systems*, Vol. 11, pp. 1449-1460,

- 1967.
- [86] B. Stott, and O. Alsac: Fast decoupled load flow, IEEE transactions on power apparatus and systems, Vol. 3, pp. 859-869, 1974.
- [87] D. Shirmohammadi, H. W. Hong, A. Semlyen, and G. X. Luo: A compensation-based power flow method for weakly meshed distribution and transmission networks, IEEE Transactions on power systems, Vol. 3, No. 2, pp. 753-762, 1988.
- [88] G. X. Luo, and A. Semlyen: Efficient load flow for large weakly meshed networks, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 5, No. 4, pp. 1309-1316, 1990.
- [89] 高橋一弘, 長尾待士, 児玉博明, 田中和幸, 竹中清, 吉村建司, 浅田実: 大規模電力システムの安定度総合解析システムの開発, 電力中央研究所報告, T14, 1990.
- [90] SIEMENS :PSS©E, <http://w3.usa.siemens.com/smartgrid/us/en/transmission-grid/products/grid-analysis-tools/transmission-system-planning/Pages/transmission-system-planning.aspx>, accessed 2017/9/28.
- [91] 上村敏, 高木道夫: 配電系統総合解析ツールの開発 (その 1) PV 大量導入に対応する配電・需要家機器動作解析プログラム, 電力中央研究所報告, R 11025, 2012.
- [92] R. C. Dugan: Reference guide: The open distribution system simulator (opendss), Electric Power Research Institute, 2012.
- [93] M. E. Baran, and F. F. Wu: Network reconfiguration in distribution systems for loss reduction and load balancing, IEEE Transactions on Power delivery, Vol. 4, No. 2, pp. 1401-1407, 1989.
- [94] H. Yang, F. Wen, L. Wang, and S. N. Singh: Newton-downhill algorithm for distribution power flow analysis, IEEE 2nd International Power and Energy Conference, pp. 1628-1632, 2008.
- [95] 経済産業省, 総合資源エネルギー調査会: 再生可能エネルギーの導入量等に関する検討, http://www.meti.go.jp/committee/sougouenergy/shoene_shinene/shin_ene/pdf/003_04_00.pdf, accessed 2017/11/20.
- [96] M. A. Eltawil, and Z. Zhao; Grid-connected photovoltaic power systems:

- Technical and potential problems - A review, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Vol. 14, No. 1, pp. 112-129, 2010.
- [97] Y. Liu, J. Bebic, B. Kroposki, J. De Bedout, and W. Ren: Distribution system voltage performance analysis for high-penetration PV, *IEEE Energy 2030 Conference*, 2008, pp. 1-8, 2008.
- [98] M. Thomson, and D. G. Infield: Impact of widespread photovoltaics generation on distribution systems, *IET Renewable Power Generation*, Vol. 1, No. 1, pp. 33-40, 2007.
- [99] 平井崇夫, 藤原信行: 分散型電源導入拡大に伴う諸課題, *電気学会誌*, Vol. 125, No. 3, pp. 149-152, 2005.
- [100] 吉住大介: 太陽光発電大量導入における配電系統への諸問題に対する FACTS 機器の有用性の研究 -所要容量評価と瞬低補償効果-, 東京大学 修士論文, 2011.
- [101] 日本電気協会, 系統連系専門部会: 系統連系規程 JEAC 9701-2016, 2016.
- [102] 横山明彦, 太田宏次: 電力系統安定化システム工学, 電気学会, 2014.
- [103] 日本計算工学会: 続・有限要素法による流れのシミュレーション, 丸善出版, 2012.
- [104] C. C. Hua, and M. Y. Lin: A study of charging control of lead-acid battery for electric vehicles, *Proceedings of the 2000 IEEE International Symposium on Industrial Electronics*, Vol. 1, pp. 135-140, 2000.
- [105] 総務省消防庁: 急速充電設備の仕様、構造及び設置について, 電気自動車用急速充電設備の安全対策に係る調査検討会, http://www.fdma.go.jp/neuter/topics/denki_jidousya/pdf/dai1_siryou3.pdf, accessed 2017/9/28.
- [106] 吉本貫太郎: EV/PHEV のバッテリー充電技術動向, *電気設備学会誌*, Vol. 33, No. 10, pp. 748-751, 2013.