

修士論文

マルチエージェントモデルによる
流通設備拡張事業を考慮した
電力市場のシミュレーション解析

Simulation Analysis on Electricity Markets
considering Transmission Capacity Expansion
using a Multi-Agent Model

指導教官

山地 憲治 教授

2007年2月2日提出

東京大学大学院 工学系研究科
電気工学専攻
学籍番号 56394

大平 晃三

内容梗概

従来、電力事業は自然独占性があるため、政府の規制下に置かれるべきだと考えられてきたが、近年では経済学や技術の進歩により、電力市場に対しても自由化が導入されるようになり、より効率的なシステムの構築が期待されている。しかし、電力が持つ財としての特異性を考慮したとき、経済学の静態的な均衡理論ではカバーしきれない部分が存在する。また、電力危機が実際に起こった場合の経済損失は非常に大きいため、電力の自由取引における制度設計は重要な問題である。

また、自由競争の環境下ではコスト削減の必要性から、設備投資に対するインセンティブが減少する。電力系統の発電分布や潮流分布により、投資後の市場状況は複雑に変化するため、複数の市場参加者が存在する場合の投資戦略は更に複雑になり、需要増加に対する適切な設備増設が困難になりうる。

そこで本研究では、発電事業者と送電線拡張事業者が存在する、送電制約を考慮した電力取引市場をモデル化し、自由競争化での市場参加者の動向および社会厚生に与える影響を分析した。

第1章では、電力自由化における制度設計の問題点と、設備投資の課題を挙げ、本研究の意義を明確にした。

第2章では、本研究で用いた電力取引モデルについて説明した。モデルの基礎となる強化学習理論やマルチェージェントの解説を行い、市場決済モデルを提示し、定式化することで市場動向の算出方法を示した。

第3章では、電力取引モデルの妥当性を検証し、送電線拡張事業の自由競争をモデルで模擬することにより、市場参加者の動向分析や経済性評価を行った。送電線拡張事業の自由競争が進むと、系統の発電分布や潮流分布によっては、特定の発電事業者の市場支配力が増加する場合があります、社会厚生が必ずしも増加する訳ではないということが知見として得られた。

第4章では、発電事業、送電線拡張事業双方の自由競争環境の解析を行い、市場参加者の動向分析と経済性評価を行った。

発電事業と送電線拡張事業が共に競争的である場合には、自由競争度が増すにつれて社会厚生に増加傾向が見られた。拡張事業の観点から見ると、拡張対象の送電線に隣接する発電地点が競争的になることで利益が拡大し、拡張のインセンティブが拡大することが示された。また、発電量が大きい発電事業が競争的になることで、発電事業者の余剰の過剰獲得を防ぐことが可能になる。

最後に第5章において、本研究によって得られた知見をまとめ、今後の課題を述べた。

目次

内容梗概.....	i
目次.....	ii
第 1 章 序章.....	1
1.1 研究の背景.....	1
1.2 研究の目的.....	5
第 2 章 電力市場モデルの構築.....	6
2.1 強化学習理論.....	6
2.2 強化学習型市場モデル.....	11
第 3 章 送電線拡張事業を含む電力市場の解析.....	22
3.1 前提条件.....	22
3.2 強化学習の妥当性.....	23
3.3 1本の送電線に対する拡張.....	27
3.4 複数の送電線に対する拡張.....	32
3.5 結論.....	39
第 4 章 発電事業が競争的な電力市場の解析.....	40
4.1 送電線拡張事業が独占的な市場の動向分析.....	40
4.2 送電線拡張事業の自由競争が市場に与える影響の分析.....	44
4.3 送電線拡張事業を分散化した場合の影響分析.....	48
4.4 結論.....	50
第 5 章 結論.....	51
5.1 本研究の成果.....	51
5.2 今後の課題.....	51
謝辞.....	53
参考文献.....	54
発表実績.....	55

第1章 序章

1.1 研究の背景

従来、電力などの公益事業には規制が必要であると考えられ、政府により様々な規制が与えられてきた。電気事業に規制が必要である理由は、自然独占性があることや、日常生活や産業に不可欠であること、設備投資額が大きく事業としてリスクが高いこと、国策としてエネルギーを確保する必要があること、電力産業には規模の経済があると考えられてきたことなどが挙げられる。政府は、電力事業者に対し多くの規制をかける代わりに地域独占を認めて、電力の安定供給を最大限保障できるシステムを作り上げてきた。^[1]

しかし、電力という財は、物理学のダイナミクスに従って生産され、また物理法則に従った経路を通して消費されるという特殊性を持っている。このような特殊性を持つことから、電力という財でありサービスを市場メカニズムでどこまで効率的に分配できるのかということについては、議論の余地が残っている。一般的な商品（財）は、「静止体」であり、物理学のダイナミズムを考慮する必要がない（商品自体が物理法則に従うわけではない）。しかし、電力については、経済学の静態的な均衡理論ではカバーしきれない分野が確実に存在している。また、電力市場の制度設計を誤った時に生じる社会的損失が大きいことも一般の財とは違うところであり、2000年のカリフォルニアの電力危機や2003年の北米大停電が例として挙げられる。^[2]

1.1.1 電力というサービスとは

経済学や技術の進歩によって、電力などの公益事業においても市場メカニズムを導入することで、より効率的なシステムが構築できるとの期待が高まった。しかし発電された電気は、即時に消費されなければならない（同時同量制約と呼ばれる）。これは普遍的な物理法則である。このことを経済的な観点から捉えると、発電された電気は即時に消費されなければ、商品としての価値を持たないということである。電気の生産と消費との即時的バランスを担当するのが送電網であり、電力系統である。発電された電力は、この送電網を経由して瞬時に消費されなければ、商品としての価値を持たないので、半完成品と言わなければならない。送電網は通常産業での流通網に相当する。しかし通常流通網と比べてはるかに過酷な役割を果たさなければならない。なぜなら普通の市場で販売されている商品は、程度の差こそあれ、貯蔵可能であって消費の瞬時性は要求されないからである。電力が貯蔵困難である限り、この商品は揚水型水力発電を除いて、未完成であり続ける。^[3]

このような電力の特殊性を考慮に入れるとき、発電と送電を分離する一アンバンドルする一という発想は、資源配分上果たして効率的なのかを慎重に検討しなければならない。まず単純なアンバンドリング論の発想は次のようなロジックに基づいている。発電部門にはもはや自然独占の要素はなく、競争的市場が成り立ちうる可能性がある。もし生産から流通までのプロセスで、生産部門が競争的であれば、これを流通と垂直統合する合理性はない。なぜなら、どの製品を購入しても価格は同じであるから、特定の製品を選んで垂直統合するメリットはないからである。

このロジックは競争市場の製品が完成品であり、どの店先に並べても、消費者からは同じものだという前提に依存している。しかし電力が蓄電池のような製品として販売されるようになるまでは、この前提は成立しないことになる。つまり発電所で生産されただけの電力は未完成品であって、送電網を通じて需要家のところまで届いて初めて、完成品となるのである。換言すれば、発電部門は競争的に半製品を生産しているのであり、これをサポートする送電網なしには、商品として成立しえないのである。

しかし以上の議論を認めた上で、次のようなロジックがアンバンドリングの可能性を示唆する。生産と消費のタイムラグは他の商品取引にもあることであり、そのようなタイムラグは多様な契約方法を考慮することで解決できる。つまり将来の不確実性があるならそれに対応できる **contingent market** をつくり、それぞれの **claim** に応じた価格で契約を結ばよというのである。しかし電力の需要はまったく予想できない事情に左右されるものであるため、リアルタイムでは常に需給の不一致が生じる。このときにはどうするかというと、そのときそのときで精算を可能とする **spot market** をつくればよい。

このロジックは **contingent market** と **spot market** とが効率的な市場として機能することを仮定している。問題はその仮定が現実の電力市場で満たされるかどうかである。**contingent** な契約とは、先物市場をつくることと相対契約の形をとる先渡し市場をつくることに当たる。この市場取引が資源配分上効率的であるためには、支配的な売手や買手が存在しないことが条件となる。**spot market** では一回限りの取引が行われるが、ここでも市場支配力が行使されないことが条件となる。

次にとりあげるべきは、送電網をアンバンドリングするとして、それに伴う社会的コストは、どれだけかかるのかを考慮せねばならないということである。垂直統合を分離しても、送電網は十分に従前と変わらず機能するなら、アンバンドリングに伴う追加的な費用はゼロである。しかし送電あるいは系統という複雑な技術体系を分離して、新しい制度をつくるのに必要な資源はけっして少なくない。

1.1.2 PJM の電力取引モデル

電力は一般的な財とは異なる性質を有する商品であるために、市場設計の際には十分な議論が必要であるということは先述したとおりである。

そこで本節では、電力自由化先行地域の代表例である、北米、特に **PJM (Pennsylvania New Jersey Melanchoy) Interconnection** での市場形態に焦点を当て、**PJM** での市場構造の概要について述べる。なお本モデルでは、この **PJM** 市場を参考にし、電力市場のモデル化を行った。^[4]

PJM は、包括的な地域送電拡張計画の提供を行うとともに、州との協議による市場監視を実施し、信頼度の高いサービスの提供、市場効率の向上、全市場参加者への価値提供、すべての参加者への加入促進さらに全参加者へのオープン・アクセスを可能にすることを目的として市場を監視運営している。図 1-1 は、**PJM** の市場構造の簡単な概要を示している。**ISO** とは、**Independent System Operator** (独立系統運用者) の略である。

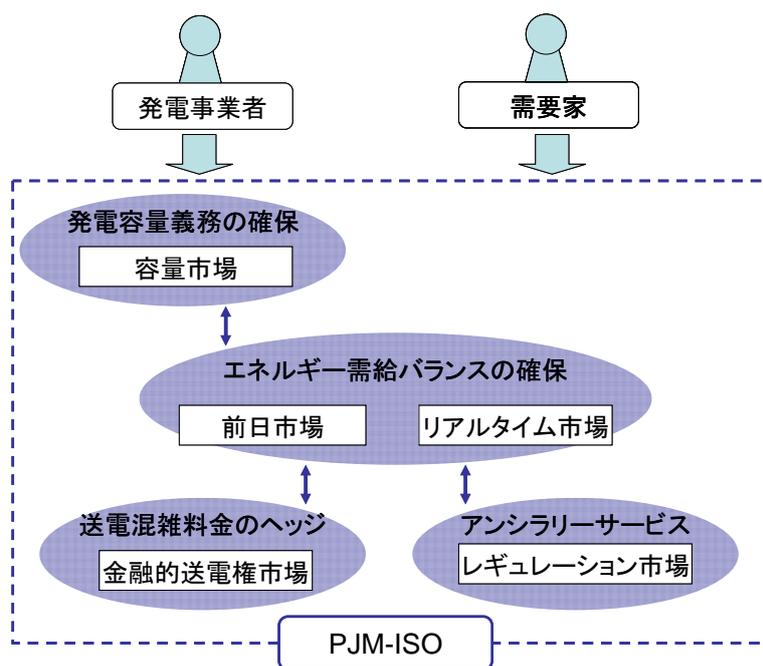


図 1-1 PJM の市場構造の概要

PJM 市場を構成する、4つの取引市場の個々の役割について説明する。

○容量市場 (Capacity Credit Market)

PJM では、その管轄地域に十分な供給能力を確保するために、各供給事業者に、それぞれの需要量に予備力を加えた容量を確保することを義務づけている（発電容量確保義務）。供給事業者は発電設備を保有していれば、それでも不足する場合はその不足量を、義務量を上回る発電設備容量を保有している供給事業者や発電事業者との間で相対契約を結び、義務量を確保することができる。また、PJM が開設・運用する容量市場からも購入することができる。PJM が運営する容量市場は、月間と日間市場とから構成される。

○エネルギー市場 (Energy Market)

PJM の前日市場では、発電・需要入札に基づき翌日の需給計画が策定される。供給事業者（需要家）は、前日市場から調達したい当日の需要量を地点別・時間別に入札し、発電事業者は、電源ごとに入札価格と運転制約等の情報を加えて入札する。

系統内の送電線で制約違反（潮流超過）が生じる場合には、これを解消するように需給調整（混雑管理）が行われる。

電力価格は、入札情報と系統の制約等を考慮し、各地点に地点別限界価格（LMP：Locational Marginal price）として決定される。つまり、混雑や送電コスト等も含めて LMP が決定される。

リアルタイム市場の目的は、前日の需給想定値と当日の当該時間までの実績値に基づく予測値との誤差を減少させるために電源を調達しておくことである。その決済は、実運用結果に基づいて計算される 1 時間ごとのリアルタイム LMP で、取引終了後になされる。

なお、PJM のエネルギー市場の清算時に用いられる発電事業者の売電価格と供給事業者（需要家）の買電価格は、発電事業者が接続するノード（母線）または供給事業者が電力を供給する（需要家が接続している）ノードの LMP が用いられる。

○金融的送電権市場（FTR Auction）

PJM での電力価格には、LMP が用いられており、LMP には混雑費用が含まれている。このため、市場参加者への混雑料金に対するリスク回避として金融的送電権（Financial（または Fixed）Transmission Right）が導入された。

○レギュレーション（周波数調整）市場（Regulation Market）

PJM のレギュレーション市場の目的は、アンシラリーサービスのうち、周波数調整サービス（レギュレーションサービス）の必要性を、市場メカニズムを用いて、市場参加者から調達するために設立されたものである。レギュレーション市場に入札できるのは発電事業者のみであり、発電ユニットの調整サービス状況、調整容量、調整サービス入札価格や上下限調整容量制約などの情報を入力する。

1.1.3 電力自由化と送電系統

電力取引において、流通部門にあたる送電ネットワークはエッセンシャル・ファシリティ（不可欠設備）と位置づけられている。それに対し、電力自由化の元ではコスト抑制圧力が高まるため、できるだけ設備投資を抑制し、既存設備の活用を図ろうとする志向が高まる。実際に、1990 年から 10 年間の送電設備延長比率は、米国や欧州については一割に満たない。

設備投資の抑制は、コスト抑制の最も直接的な手段の一つであり、適正な信頼度レベルを維持できる範囲で既存設備の有効活用が図られるのであれば望ましい結果を生む。しかし、需要が増大する場合や、既存設備の廃止等が進む場合には、新たな設備投資が不可欠である。自由化の下でいかに必要かつ十分に設備形成していくかという問題は、長期的に見た場合に自由化の成否を左右するもっと重要な課題の一つであるといえる。この問題は、市場参加者に設備形成のためのインセンティブをどのように与えるかという社会的、経済的な問題であり、制度面からの整備が不可欠なものである。

自由化の下での設備形成における技術課題として、時間と場所の 2 つの観点から考える。

設備形成における時間の問題は 2 つある。ひとつは長期的視点の確保である。わが国では送電線の完成（リードタイム）には 10～15 年、もしくはそれ以上の時間を要する。自由化で強まる短期的視点では、こうして長期的見通しに基づく設備形成は極めて困難になる。もう一つは、設備投資にサイクルが生じる可能性である。自由化環境下で投資意欲が高まるためには、基本的には電力価格の上昇がなければならない。そのためには需給逼迫が必要になる。需給が逼迫して投資意欲が生じ、設備が建設されると、余剰が出るために価格が低下し、今度は投資意欲が低下する。このようなサイクルが生じる可能性がある。このように、電力価格と直接的には関係していなかった投資行為が価格と密接に関わるようになり、更に参入者がそろって同様の行動を取ると、安定性の点で大きな懸念材料になる。

場所の問題は、電源と送電線の整合性（マッチング）の問題と言い換えることが出来る。整合性の悪化とは、それぞれ単独度しての能力は十分であるのに、電源と送電線からなる系統としてみた場合には、一方の能力が十分に使いきれてない状態を指す。例えば、送電線の容量が既に満杯に近い箇所に、同じ向きの潮流を増やす大規模な電源が出来ると、一般に送電設備を増強しない限りその電源の能力を使い切ることは出

来ない。また、新たな電源が出来たためにこれまでの送電線がほとんど不要になってしまうような場合もある。

1.2 研究の目的

前節で述べたように、電力という財は他の財と比べて特殊な性質を持っているため、自由化市場の制度評価には様々な視点からの分析が必要である。また、自由化の下での送電設備投資の動向についても、課題が多い。

新たに電気事業に対して規制緩和を導入するにあたり、制度設計をどのように行うかということは非常に大きな課題である。これらの問題を複雑にしている理由の一つに、市場が取り巻く環境が複雑であるため、それぞれの制度の影響を具体的な現象として確認しづらいことが挙げられる。しかしながら、計算技術の高度化とともに、このような複雑な現象をシミュレーションにより明らかにしようとする挑戦が進められている。エージェントベース計算経済学という分野がその一つで、研究が進められている。

そこで本研究では、強化学習理論により意思決定を行う発電事業者と送電線拡張事業者が存在する取引市場を定式化し、これに電力の物理的制約である送電線容量制約を考慮した人工市場モデルを構築した。また、モデルを用いて様々な市場環境を模擬し、発電事業および送電線拡張事業の自由競争が、市場参加者や市場全体の経済性に与える影響について分析を行った。

第2章 電力市場モデルの構築

本章では、強化学習理論を用いたモデル化手法について述べる。

ここで重要なのがエージェントの概念である。エージェントとは独自の目的を持ち、それを効率的な方法で実現しようとする実行主体を意味する。このようなエージェントが複数存在するモデルをマルチエージェントモデルと呼ぶ。

本研究では、電力市場をマルチエージェントモデルとみなす。すなわち、自身の利益を最大化することを目的として行動する市場参加者をエージェントとみなしてモデル化することで電力取引システムの挙動を推測する。

このようなシミュレーションにおいてしばしば指摘されるのが、妥当性と有効性の問題である。シミュレーションに様々な要素を組み入れても、そのモデルが本当に正しいのか、そしてそのモデルより得られる結果には正当性があるのか、といった疑問が挙げられることが多い。これらの問題に対して、KISS (Keep It Simple and Stupid) 原理という考え方が提案されている。モデルを構築する際には、様々な要素を組み入れて現実とリンクするよりも、出来るだけ基本的な現象をモデル化して、結果を生み出す要因やプロセスを突き止める方が重要であるという考え方である。

本研究においてもこの考え方を踏まえて、エージェントの行動目的を利益最大化とする単純な市場モデルを構築することで市場動向の分析を行う。

2.1 強化学習理論^{[5][6]}

単純なシステムである場合、ゲーム理論を用いてナッシュ均衡解を求めることが出来る。しかし、モデル化するシステムが複雑になると、それとは異なった解が存在する場合がある。例えばゲーム理論を説明する際によく用いられる囚人のジレンマは、繰り返しゲームになると、別な均衡解が生まれることが知られている。このようなダイナミクスの存在の他にも、公開されていない情報が存在する場合は、行動に対する状態変化が一意に定まらない場合など、様々な複雑性が存在し得る。

このような複雑性を持つシステムをモデル化する手法として、エージェントが実際に試行錯誤を繰り返し、自律的に環境へ適応するモデルが考案されている。本節では、強化学習理論について述べる。

2.1.1 強化学習の枠組み

強化学習では、エージェントはある環境の中で、試行錯誤的に知覚と行動を繰り返し、報酬を受け取る。ここでの行動とは、ゲーム理論における戦略を意味する。この一連の動作をエピソードと呼ぶ。各エージェントは報酬を最大化するという目的を効率的に達成するために、エピソードを繰り返してそれぞれの持つ意思決定機構を修正する。この様子を図 2-1 に示す。

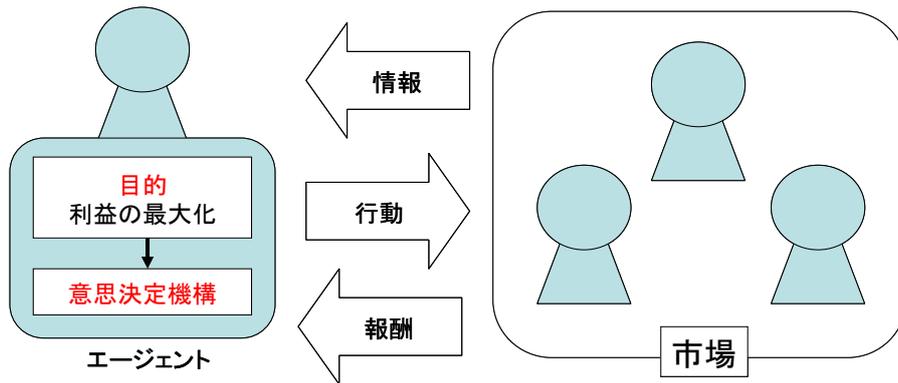


図 2-1 強化学習の流れ

2.1.2 収益

各エージェントは報酬を最大化することを目的とする。ここでの報酬とは、将来における割引期待収益を指す。時間ステップ t の後に受け取った報酬の系列を $r_{t+1}, r_{t+2}, r_{t+3}, \dots$ と表すならば、割引率を γ としたときの割引期待報酬 R_t は次式のように示される。

$$R_t = r_{t+1} + \gamma r_{t+2} + \gamma^2 r_{t+3} + \dots + \gamma^{T-t-1} r_T \quad (2.1)$$

ここで T は最終時間ステップである。このように、初期状態と終端状態が存在し、終端状態において標準的な初期状態へとリセットが行われるようなタスクをエピソード的タスクと呼び、初期状態から終端状態へと至る一連の流れをエピソードと呼ぶ。

2.1.3 マルコフ性

強化学習の枠組みにおいて、エージェントは環境からの信号の関数として意思決定を行い、この信号は環境の状態と呼ぶ。この状態とは、どのようなものであれエージェントが利用可能な情報を指す。理想的には、状態信号は過去の知覚をコンパクトに集約し、更に過去の関連情報を全て保持していることが望ましい。このように、すべての関連情報を保持する状態信号はマルコフ性を持つという。たとえば、チェスにおける盤面上のすべての駒配置は、マルコフ性を持つ状態信号である。というのは、どのような敬意でその駒配置になったとしても次取る手を考える際に重要となる情報は、現在の盤面上に集約されているためである。

ここで強化学習問題のために、マルコフ性の形式的定義を行う。時刻 t での状態 s_t で取られた行動 a_t に対して、環境が時刻 $t+1$ においてどのように対応するかを考える。最も一般的な場合では、この対応は以前に起こったあらゆることに依存する。この場合、時刻 $t+1$ の状態 s_{t+1} が s' 、報酬 r_{t+1} が r となる確率分布 \Pr は次のように表される。

$$\Pr\{s_{t+1} = s', r_{t+1} = r \mid s_t, a_t, r_t, s_{t-1}, a_{t-1}, r_{t-1}, \dots, r_1, s_0, a_0\} \quad (2.2)$$

一方、信号状態がマルコフ性を持つなら、 $t+1$ における環境の応答は t における状態と行動のみに依存することになり、この時の確率分布 \Pr は次のように表すことができる。

$$\Pr\{s_{t+1} = s', r_{t+1} = r \mid s_t, a_t, r_t\} \quad (2.3)$$

逆に、(2.2) (2.3)式の確率分布が等しい場合、状態信号はマルコフ性を持つといえる。

もし環境がマルコフ性を持ち、現在の状態と行動が与えられるなら、(2.3)式の 1 ステップダイナミクスから、次の状態と行動を予測することができる。この式の反復計算を行うことにより、現時点までの完全な履歴が与えられた場合と同様に、現在の情報のみから将来の状態と期待される報酬のすべてを予測できる。

2.1.4 状態価値関数

強化学習アルゴリズムでは、価値関数(value function)に基づく評価を行っている。この関数は状態の関数で、エージェントがある状態にいたることがどれだけ良いのかを評価するものである。ここで、「どれだけ良いか」という概念は、将来において期待される報酬、つまり割引期待報酬に関して定義される。もちろん、エージェントが将来受け取ることができる報酬は、エージェントがどのような行動をとるかに依存する。したがって、価値関数は特定の方策に関して定義される。方策とは、各時間ステップにおいて、状態 s から可能な行動 a を選択する確率への写像であり、 $\pi(s, a)$ で表される。満期時点を T とした場合、方策 π に対する状態価値関数(state-value function)を $V^\pi(s)$ と表すと、次式のように形式的に定義される。また、 $V^\pi(s)$ は方策 π を表記せずに、 $V(s)$ とすることもある。以降、状態価値関数を $V(s)$ と表す。

$$V^\pi(s) = E_\pi \{R_t \mid s_t = s\} = E \left\{ \sum_{i=0}^{T-1} \gamma^i r_{t+i+1} \mid s_t = s \right\} \quad (2.4)$$

2.1.5 モンテカルロ法

強化学習理論において、意思決定は各エージェントが持つ状態価値関数に基づいて行われる。あるエピソード k について、知覚できる環境の状態が s の状態価値関数を $V_k(s)$ として定義する。ある時刻において、状態が s であるときの状態価値関数 $V_k(s)$ は、将来の割引期待報酬を R_t として、(2.4) 式によって次のように定義される。

$$V_k(s) = E \{R_t \mid s_t = s\} = E \left\{ \sum_{i=0}^{T-1} \gamma^i r_{t+i+1} \mid s_t = s \right\} \quad (2.5)$$

状態価値関数は経験に基づいて見積もることができる。たとえば、ある状態においてとられた各行動に対する個別の報酬が保持されるなら、それらの平均値は状態価値 V に収束する。このようにして価値を見積もる方法をモンテカルロ法という。

あるエピソード k について、状態 s でエピソードの終了時まで報酬 R が得られた場合、状態価値関数を次のように更新する。

$$V_{k+1}(s) = V_k(s) + \alpha \{R - V_k(s)\} \quad (2.6)$$

ここで、は学習速度 α を表すパラメータであり、 $0 < \alpha \leq 1$ の値をとる。例えば、 $\alpha=1/p$ とおくと (2.6) 式は次式のように変形することができる。

$$V_{k+1}(s) = V_k(s) + \frac{1}{p} \{R - V_k(s)\} = \frac{R + (p-1)V_k(s)}{p} \quad (2.7)$$

すなわち、この状態価値 V_k がエピソード毎に得られる期待報酬の平均値を表している。もし、十分な回数のエピソードを経験すれば、大数の法則に従い状態価値が期待報酬へと収束する。 α を定数とした場合、エピソード毎に実際に得られた報酬を R_k とおくと、(2.7) 式は次のようになる。

$$\begin{aligned} V_{k+1} &= V_k + \alpha \{R_k - V_k\} \\ &= \alpha R_k + (1-\alpha)V_k \\ &= \alpha R_k + (1-\alpha)\alpha R_{k-1} + (1-\alpha)^2 V_{k-1} \\ &= \alpha R_k + (1-\alpha)\alpha R_{k-1} + (1-\alpha)^2 \alpha R_{k-2} + (1-\alpha)^3 V_{k-2} \\ &= \dots \\ &= \sum_{i=0}^k \alpha(1-\alpha)^{k-i} R_i + (1-\alpha)^{k+1} V_0 \end{aligned} \quad (2.8)$$

α は割引率のような意味を持ち、 α が大きいと最近得られた利益に大きな重みを、過去の利益には小さな重みをつけて、現在の状態価値として認知するということになる。どちらにせよ、状態価値が過去の行動により得られた報酬の平均値または重み付け平均値を表している。

但し、 α を定数とした場合、推定値は収束条件を満たさず、常に最新の報酬に対応して変化し続けることになる。実質的に、強化学習が扱う問題は非定常環境となる場合が多いため、これはむしろ望ましいことである。そこでパラメータの設定は、きわめて収束が遅いか、満足 of いく収束率を得られるための調整が必要となる。

このようなエピソードを十分に繰り返し、状態価値が完全に収束した場合は 次式が成立する。

$$V_{k+1}(s) = V_k(s) \quad (2.9)$$

従って、(2.6) (2.9)式により、状態価値が収束したときには次式が成立する。

$$V_k(s) = R \quad (2.10)$$

すなわち、十分なエピソードを繰り返して完全に収束が終了したときには、状態価値関数が、状態 s における期待報酬を正確に表すようになる。

2.1.6 強化比較

強化学習は、大きい報酬を導く行動はより再現しやすく、小さい報酬に基づく行動はより再現しづらくなるという経験的事実を基本とした方法である。しかし、報酬の大小を学習者がどのように判断するかは、非常に曖昧なところである。たとえば、ある行動を選択して環境が5という値の報酬を返した時、5という値が大きいのか小さいのかといった問題が出てくる。

このような問題を解決するためには、ある種の判断基準を設けなければならない。この判断基準レベルをリファレンス報酬と呼ぶ。リファレンス報酬として自然なものは、現時点までに受け取った報酬の平均値である。つまり、受け取った報酬が平均より大きい場合は、それは大きい報酬であると解釈し、逆の場合は小さい報酬と解釈する方法である。この考え方に基づいた学習方法のことを強化学習 (reinforcement comparison) 手法と呼ぶ。

2.1.7 アクター・クリティック法

過去のエピソードの経験を用いて、状態価値関数を(2.6)指揮のように更新するのがモンテカルロ法である。このモンテカルロ法と動的計画法の考え方を組み合わせたものに TD(Temporal Difference)学習がある。ここでは、TD 学習の代表例であり、かつ本研究で採用しているアクター・クリティック手法(Actor - Critic)について述べる。

モンテカルロ法では、エピソードの終了時まで待って、(2.6)式のように期待報酬をフィードバックするが、TD 法では同一エピソード内の次の時間ステップを待つだけでよい。各エージェントの状態価値関数は(2.4)式に定義したように、割引期待関数を表す。この式は次のように変形される。

$$\begin{aligned} V_k(s) &= E_{\pi} \{R_t \mid s_t = s\} \\ &= E \left\{ \sum_{i=0}^T \gamma^i r_{t+i+1} \mid s_t = s \right\} \\ &= E \left\{ r_{t+1} + \gamma \sum_{i=1}^T \gamma^{i-1} r_{t+i+1} \mid s_t = s \right\} \\ &= E \{ r_{t+1} + \gamma V_k(s_{t+1}) \mid s_t = s \} \end{aligned} \quad (2.11)$$

(2.11)式から、時刻 t における状態価値関数は、時刻 $t+1$ に得られた報酬と、時刻 $t+1$ の状態価値を割り引いたものの和として表される。両者の違いを大まかに言うと、(2.8)式のようにエピソード全体の割引期待報酬をフィードバックして、状態価値を推定するのがモンテカルロ法であり、(2.11)式のようにエピソード内の次の時間ステップにおける状態価値を利用して、状態価値を推定するのが TD 学習である。

本研究で用いたアクター・クリティック手法は、価値関数と独立している方策を直接的に表現するために、独立したメモリ構造を持つような TD 法である。方策部は行動を選択するために使われ、アクター(Actor: 行動機構)と呼ばれる。推定価値関数はアクターが選択した行動を評価するもので、クリティック(Critic: 評価機構)と呼ばれる。

アクター・クリティック手法は、強化比較の考え方を本格的な強化学習問題へ拡張したものである。クリティックは通常、状態価値関数に対応する。各行動選択後に、クリティックは新しい状態を評価し、実行結果が期待されたものより良かったかどうかを判断する。その評価結果は、次のような TD 誤差の形式で行われる。

$$\delta_t = r_{t+1} + \gamma V(s_{t+1}) - V(s_t) \quad (2.12)$$

この TD 誤差は選択された最新の行動、つまり時刻 t における状態 s_t で行われた行動 a_t を評価するのに使われる。TD 誤差が正の場合、 a_t を選択する将来の傾向を強めるべきであり、逆に TD 誤差が負の場合には、その傾向は弱められるべきである。本モデルにおいては、この TD 誤差をリファレンス報酬とした。

さらに、今回はモンテカルロ方を採用しており、状態遷移を考慮しなくて良いので、(2.12)式は次のように書き換えられる。

$$\delta = R - V(s) \quad (2.13)$$

アクター・クリティック手法の利点として、以下のようなことが挙げられる。

- 行動選択に最小限の計算量しか必要としない。例えば連続値行動のように、可能な行動の個数が無限大である場合、行動価値を学習する方法では 1 つの行動を選び出すために無限集合の中を探索することになる。しかし、行動選択機構が直接的に更新されていれば、行動選択にこのような莫大な計算は必要としない。
- 確率的な行動選択機構を直接的に更新(学習)できる。すなわち、色々な行動に対して、それを選択するような最適確率分布(行動選択機構)を学習することができる。この能力は、競争的で非マルコフ的な環境を仮定してモデル化するとき有用であることが知られている。

2.2 強化学習型市場モデル^[7]

ここでは、市場参加者のモデル化の概要について述べる。本モデルのエージェントは、前述した強化学習を用いてモデル化している。また、エージェントの戦略決定から行動（入札または増設）、利益獲得までの一連の流れを 1 エピソードとした。従って、エピソード中の状態数は 1 であり、状態遷移は存在しない。そのため、学習にはモンテカルロ法を用いた。複数の時間帯を考慮する場合にも、自分の行動に依存する状態遷移は考慮する必要がないので、やはりモンテカルロ法を採用している。

2.2.1 発電事業者と需要家のモデル化

本研究では、電力の特徴を踏まえて、限界費用や限界効用に基づく入札モデルによって市場を表現した。発電（供給）エージェントの集合を $G = \{A_{gi} : i=1, \dots, NG\}$ 、需要エージェントの集合を $D = \{A_{dj} : j=1, \dots, ND\}$ とする。それぞれのエージェントについて、発電のためのコスト関数 $C_i(q_{gi})$ 、電力を得ることによる効用関数 $U_j(q_{dj})$ を(2.14)式のような二次関数で表す。(2.14)式から、各エージェントの限界費用関数および限界効用関

数が(2.15)式のように得られる。ただし、 a_{gi}, b_{gi}, c_{gi} は発電エージェント i のパラメータ、 a_{dj}, b_{dj}, c_{dj} は需要エージェント j のパラメータ、 q_{gi} はエージェント i の電力需給量。

$$\begin{cases} C_i(q_{gi}) = a_{gi}q_{gi}^2 + b_{gi}q_{gi} + c_{gi} \\ U_j(q_{dj}) = -a_{dj}q_{dj}^2 + b_{dj}q_{dj} + c_{dj} \end{cases} \quad (2.14)$$

$$\begin{cases} \frac{dC_i(q_{gi})}{dq_{gi}} \equiv MC_i(q_{gi}) = 2a_{gi}q_{gi} + b_{gi} \\ \frac{dU_j(q_{dj})}{dq_{dj}} \equiv MU_j(q_{dj}) = -2a_{dj}q_{dj} + b_{dj} \end{cases} \quad (2.15)$$

発電エージェントの意思決定過程を模擬するために、入札曲線を(2.15)式の限界費用曲線ではなく、図 2-2 のように限界費用から乖離 x_{gi} を考慮したものを入札曲線とした。需要エージェントについて、限界効用から乖離 x_{dj} を考慮した場合は、市場参加者数が増加すると乖離 x_{dj} が 0 に近づくということが本研究室の先行研究により示されているため、需要エージェントの乖離は 0 とし、考慮しないものとする。^[8]

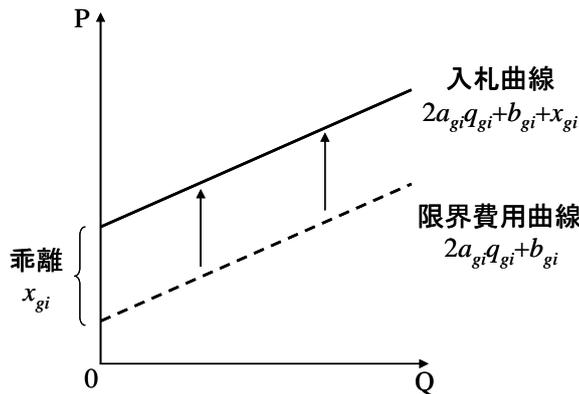


図 2-2 発電エージェントの入札曲線の概要図

したがって、発電エージェント A_{gi} および需要エージェント A_{dj} の入札曲線 $p_{gi}(q_{gi})$ と $p_{dj}(q_{dj})$ は、(2.16)式で示される。ただし、 p_{gi}, p_{dj} はエージェント i, j の取引価格である。

$$\begin{cases} p_{gi}(q_{gi}) = 2a_{gi}q_{gi} + b_{gi} + x_{gi} \\ p_{dj}(q_{dj}) = -2a_{dj}q_{dj} + b_{dj} \end{cases} \quad (2.16)$$

2.2.2 送電線拡張事業者のモデル化

電力には、流通財として考えた時にいくつかの特異性が存在する。表 2-1 に、電気と他の財（電話、郵便、インターネット、高速道路、水道/ガス）におけるネットワークの比較を表している。表 2-1 から、ネットワークにおいて電力には様々な制約が存在することが分かる。この主な理由として、「電気の流れる経路が物理法則に従う」「電気は同時同量制約を満たす必要がある」「送電容量制約」などが挙げられる。

表 2-1 電力と他の財におけるネットワークの比較

ネットワーク	送電容量増大	スイッチの方向性	スイッチによる量の調整	貯蓄	送電状態
電話	○	○	×	×	途中
郵便	○	○	○	○	遅延
インターネット	○	○	○	○	蓄積性
高速道路	○	○	○	○	渋滞
水電/ガス	×	×	○	○	水圧/圧力低下
電線	×	×	×	×	送電性の低下/停電

注:○:あり又は可能, ×:なし又は不可能。

スイッチの方向性:上りと下りの方向や喪失などを判断して調整できるかどうか。

スイッチによる量の調整:スイッチによって流れる量を調整できるかどうか。

本研究では、この 3 つの特異性を考慮した市場モデルを構築する。特異性の 1 つの「送電容量制約」に関係する送電容量拡張事業者について説明する。

送電線 m の増設前の送電容量を $T_{m\ old}$ と表す。送電容量拡張エージェントの集合を $B=\{A_{bn} : n=1, \dots, NB\}$ とする。拡張エージェント n が送電線 m' に増設を行い、容量を $F_{new\ n}$ だけ増加させる時、拡張エージェントの増設後の送電線 m の送電容量は T_m は (2.17)式のように示される。

$$T_m = T_{m\ old} + \sum_{n=1}^{NB} F_{new\ n} \quad (2.17)$$

2.2.3 一般的な自由市場メカニズムの定式化

一般的な市場において、発電エージェントと需要家の入札後、発電側の入札を価格の低いものから、需要側の入札を価格の高いものから並べなおすことにより、需要曲線と供給曲線の交点から市場価格 P^* 、および市場取引量 Q^* が得られる。

ここで、入札曲線の並べなおしと P^* 、 Q^* の決定方法の 2 点について説明する。

まず、入札曲線については、任意の発電エージェントおよび需要エージェントが、それぞれ全く等質であると仮定する。すると、図 2-3 のように各入札を積み上げることで、市場全体の供給曲線及び需要曲線を描くことができる。

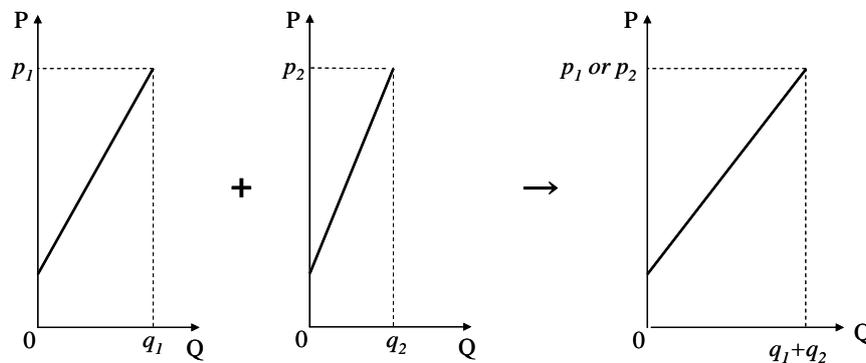


図 2-3 供給曲線の導出

(2.16)式を用いて、この様子を式で表すと、市場全体での供給曲線 $P_G(Q)$ および需要曲線 $P_D(Q)$ は次のようになる。

$$\left\{ \begin{array}{l} P_G(Q) = \frac{1}{\sum_{i=1}^{NG} \frac{1}{2a_{gi}}} Q + \frac{\sum_{i=1}^{NG} \frac{b_{gi} + x_{gi}}{2a_{gi}}}{\sum_{i=1}^{NG} \frac{1}{2a_{gi}}} \\ P_D(Q) = \frac{1}{\sum_{j=1}^{ND} \frac{1}{-2a_{dj}}} Q + \frac{\sum_{j=1}^{ND} \frac{b_{dj}}{-2a_{dj}}}{\sum_{j=1}^{ND} \frac{1}{-2a_{dj}}} \end{array} \right. \quad (2.18)$$

次に P^* 、 Q^* の決定方法について説明する。送電制約を考慮しない場合、(2.18)式で求められた供給曲線 $P_G(Q)$ と需要曲線 $P_D(Q)$ の交点から、市場価格 P^* 、および市場取引量 Q^* が得られる。この時の需給曲線の概念図を図 2-4 に示す。生産者余剰と消費者余剰は、図 2-4 のように定義された部分の面積に該当するが、市場価格と取引量 (P, Q) を需給曲線の交点で定めた時、生産者余剰と消費者余剰の総和である社会厚生が最大になる。市場全体の利益を考慮して、この点で価格が決定する。

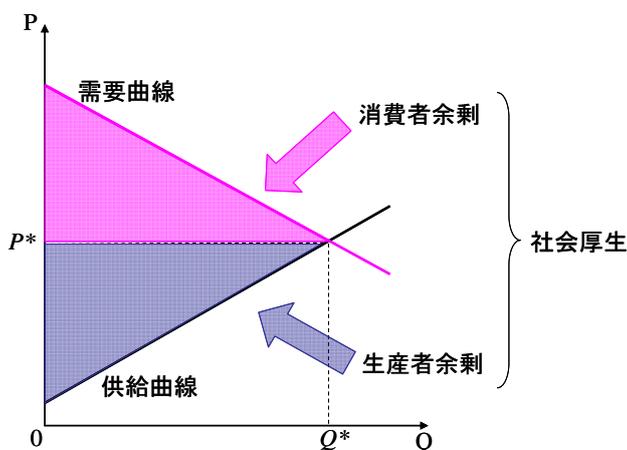


図 2-4 需給曲線と社会厚生・各種余剰の概念図

つまり、社会厚生を最大にするような (P, Q) を決定すると考えると、市場メカニズムは社会厚生 J の最適化計算と定式化することができるので、次式を解くことにより、 (P^*, Q^*) を求められる。

$$J(q_{gi}, q_{dj}) = \int_j \sum_{j=1}^{ND} p_{dj}(q_{dj}) dq_{dj} - \int_i \sum_{i=1}^{NG} p_{gi}(q_{gi}) dq_{gi} \rightarrow \text{Maximize} \quad (2.19)$$

2.2.4 本モデルの市場メカニズムの定式化

前項では、一般的な自由市場での価格決定メカニズムを定式化した。本モデルでは、電力の財としての特異性を考慮した。つまり、定式化においてこれらの特異性を制約条件として組み入れた。以下の3点が挙げられる。

- ロスなし同時同量制約
- 発電、需要の上下限制約
- 送電容量制約

(2.19)式にこれらの制約条件を付加することで、市場メカニズムは(2.20)式のように定式化される。[9]

$$\begin{aligned}
 J(q_{gi}, q_{dj}) &= \int_j \sum_{j=1}^{ND} p_{dj}(q_{dj}) dq_{dj} - \int_i \sum_{i=1}^{NG} p_{gi}(q_{gi}) dq_{gi} \rightarrow \text{Maximize} \\
 \text{s.t. } p_{gi}(q_{gi}) &= 2a_{gi}q_{gi} + b_{gi} + x_{gi} \quad (i = 1, 2, \dots, NG) \\
 p_{dj}(q_{dj}) &= -2a_{dj}q_{dj} + b_{dj} \quad (j = 1, 2, \dots, ND) \\
 \sum_{i=1}^{NG} q_{gi} &= \sum_{j=1}^{ND} q_{dj} \\
 q_{gi}^{\min} &\leq q_{gi} \leq q_{gi}^{\max} \\
 q_{dj}^{\min} &\leq q_{dj} \leq q_{dj}^{\max} \\
 |PF_m(q_{gi}, q_{dj})| &\leq T_m \quad (m = 1, 2, \dots, NL)
 \end{aligned} \tag{2.20}$$

ここで、 q_{gi}^{\max} , q_{gi}^{\min} はエージェント i の上下限取引電力量、 NL は系統内の送電線の総数である。 $PF(q_{gi}, q_{dj})$ は DC 法による潮流方程式であり、(2.21)式で定義される。この式により、送電容量制約を表している。今回は、潮流方程式に DC 法を用いているので、系統内にロスが生じない。

$$PF_m(q_{gi}, q_{dj}) = \sum_{s=1}^{NS} a_{m,s} \cdot (Q_{gs} - Q_{ds}) \tag{2.21}$$

係数 $a_{m,s}$ は送電網の「トランスファー・アドミッタンス行列」の第(m,s)要素を表し、「潮流分流係数」と呼ばれる。なお、 NS は系統内のノード総数、 Q_{gs} , Q_{ds} はノード s における総発電量、総需要量である。

(2.20)式の最適化計算は、以下のようなラグランジュ関数 L を導出することで解くことができる。ここで、 λ は等式制約に関するシャドープライス(ラグランジュ乗数)、 η は不等式制約に関するシャドープライスである。

$$\begin{aligned}
L(q_{gi}, q_{dj}) &= J(q_{gi}, q_{dj}) \\
&+ \lambda \left(\sum_{i=1}^{NG} q_{gi} - \sum_{j=1}^{ND} q_{dj} \right) + \sum_{m=1}^{NL} \left\{ \eta_m \left(T_m - \left| \sum_{s=1}^{NS} a_{m,s} \cdot (Q_{gs} - Q_{ds}) \right| \right) \right\} \\
&+ \sum_{i=1}^{NG} \left\{ \eta_{gi}^{\max} (q_{gi}^{\max} - q_{gi}) \right\} + \sum_{j=1}^{ND} \left\{ \eta_{dj}^{\max} (q_{dj}^{\max} - q_{dj}) \right\} \\
&+ \sum_{i=1}^{NG} \left\{ \eta_{gi}^{\min} (q_{gi} - q_{gi}^{\min}) \right\} + \sum_{j=1}^{ND} \left\{ \eta_{dj}^{\min} (q_{dj} - q_{dj}^{\min}) \right\}
\end{aligned} \tag{2.22}$$

目的関数(評価関数)を最小にする最適解 q_{gi}^* , q_{dj}^* は、ラグランジュ関数 $L(q_{gi}, q_{dj})$ の勾配ベクトルに関して以下の条件を満たす。

$$\frac{\partial L(q_{gi}, q_{dj})}{\partial q_{gi}} = \frac{\partial L(q_{gi}, q_{dj})}{\partial q_{dj}} = 0 \tag{2.23}$$

2.2.5 価格決定手法 – LMP (Locational Marginal Price)

本モデルの価格決定手法については、北米の PJM Interconnection など採用されている LMP(Locational Marginal Price)を採用した。LMP とは、発電・送電設備を一定として、送電容量制約などの系統運用費用や送電損失を考慮することで送電価格を設定する手法である。短期限界費用方式とも呼ばれる。

送電系統内の各ノードの電力価格は、「電力の発電・送電に関わる費用」と「系統内に発生する機会費用」とを反映した短期限界費用(spot price)として価格付けされる。

需要エージェント j が存在するノード s' において、電力価格 P_j^* は次式のように決定する。

$$P_j^* \equiv \frac{\partial J(q_{gi}, q_{dj})}{\partial q_{dj}} \tag{2.24}$$

これは、(2.22)(2.23)式を用いて変形することができる。

$$\begin{aligned}
P_j^* &\equiv \frac{\partial J(q_{gi}, q_{dj})}{\partial q_{dj}} \\
&= \frac{\partial L(q_{gi}, q_{dj})}{\partial q_{dj}} + \lambda - \sum_{m=1}^{NL} \eta_m a_{m,s'} + \eta_{dj}^{\max} - \eta_{dj}^{\min} \quad (\because (2.22)) \\
&= \lambda - \sum_{m=1}^{NL} \eta_m a_{m,s'} \quad (\because (2.23), \lambda \gg \eta_{dj}^{\max}, \lambda \gg \eta_{dj}^{\min})
\end{aligned} \tag{2.25}$$

制約等の制約が非活性の場合($\eta_m=0$)は、発電側の経済運用は、各発電機の増分効率が等しくなるように書く発電機の出力が配分される。このような場合、各地点での電

力価格が一定なので、系統内のどの地点間で託送を行っても機会費用は発生しない。これは、 $\eta_m=0$ の場合において(2.25)式が示すとおりである。

しかし、送電容量制約を考慮した場合($\eta_m \neq 0$)、系統内のある送電線の送電制約を越える電力潮流が発生した時は、その過負荷潮流を解消するために各発電機出および需要量の調整が行われる(混雑管理)。つまり、送電制約を満たすために、経済性を犠牲にすることで調整を行う。このため、混雑管理後の送電制約を満足した需給バランスは最適状態からはずれていて、出力調整、需要調整を行ったノードの限界費用は増減する。この結果、系統内に機会費用が発生する。この機会費用(混雑費用)は、混雑の地点や程度に依存して、各ノードに配分される。(2.25)式で考えたとき、各ノードでの電力価格に差が生じることになる。

混雑が発生した系統において、ノード A からノード B に託送を行うとき、混雑料金は次のようになる。

$$P_w(AB) = P_B^* - P_A^* \quad (2.26)$$

以下に、図 2-5 の簡単な電力系統を例に用いることで LMP の価格付けの概念を説明する。図 2-5 は、発電側のノード A と、需要側のノード B が送電線で 1 つの送電線で連結されている系統である。送電容量や送電損失を無視できる場合は、需給それぞれの入札曲線を図 2-6(a) のようであるとすると、系統全体での社会厚生が最大になるように、入札曲線の交点から電力価格が一意に決定する。この場合、両ノード間での電力価格(LMP) P_A, P_B は等しくなり、需給均衡価格となる。

しかし、ノード A-B 間の送電線において、熱容量などの容量制約 T が存在し、送電制約を考慮しない場合の需要均衡取引量が容量制約 T を超える場合、系統運用者は混雑管理を行い、取引量を容量制約内に調整する。電力取引量は図 2-6(b) のように変化するので、結果として、LMP はノード A (発電側) では減少し、とノード B (需要側) では増加する。送電運用制約を満たすために取引量が調整された結果、経済性が犠牲になり、系統内の機会費用が発生する。図 2-6(b) における電力価格差 ($P_B - P_A$) が混雑料金に相当する。このような考え方を一般的な系統に用いることで、本モデルの電力価格が決定する。

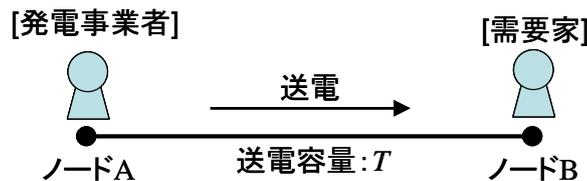


図 2-5 LMP の概念説明のための簡易電力系統

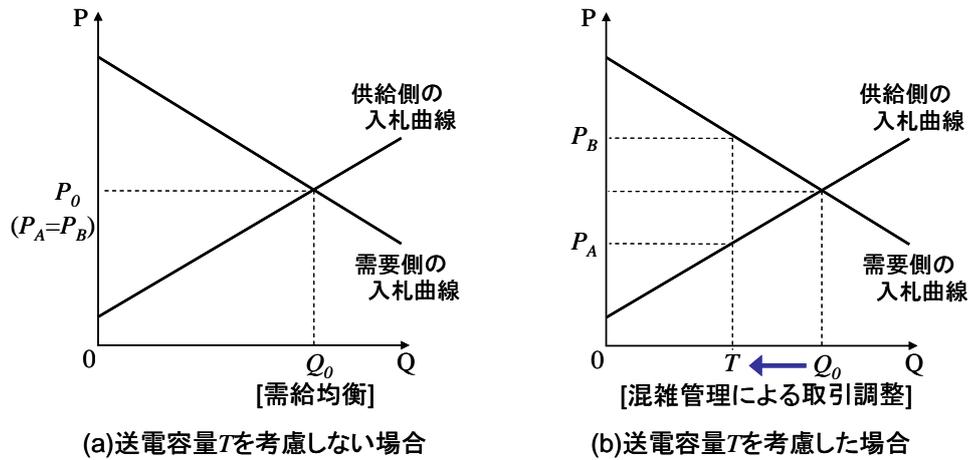


図 2-6 需給入札曲線と混雑管理

2.2.6 エージェントの報酬

ここまでで、市場メカニズムと価格決定手法を説明した。市場に存在する意思決定エージェントである発電エージェントと送電線拡張エージェントは、それぞれ戦略を決定し、市場決済後に発電量や取引価格に基づいた報酬を獲得する。

発電エージェント i は前述の通り、限界費用曲線 $C_i(q_{gi})$ から乖離した曲線を入札曲線 $p_{gi}(q_{gi})$ とし、この乖離 x_{gi} を戦略として決定する。決済後に取引量と料金が決定すると、販売価格から発電コストを差し引いた値が発電エージェント i の報酬 R_{gi} となる。発電エージェント i の発電量を q_{gi} とすると、報酬 R_{gi} は次のように示される。

$$R_{gi} = p_{gi} \cdot q_{gi} - C_i(p_{gi}) \quad (2.27)$$

送電線拡張エージェント n は、送電線に対する新規拡張量 $F_{new\ n}$ を戦略とする。市場決済後に電力託送を行い、混雑管理により発生する混雑料金から報酬 R_{bn} を獲得する。図 2-7 の電力システムを用いて説明する。送電線 m' の電力価格差を $\Delta P_{m'}$ 、送電量を $Q_{m'}$ とすると、託送料金は $\Delta P_{m'} \cdot Q_{m'}$ となる。これを、送電線の総容量 $T_{m'}$ に対して拡張量 $F_{new\ n}$ が占める割合の分だけ報酬として獲得する。報酬は $F_{new\ n}$ のように示される。ここで、 $cost(F_{new\ n})$ は拡張に伴い発生するコスト関数である。

$$R_{bn} = \Delta P_{m'} \cdot Q_{m'} \cdot \frac{F_{new\ n}}{T_{m'}} - cost_n(F_{new\ n}) \quad (2.28)$$

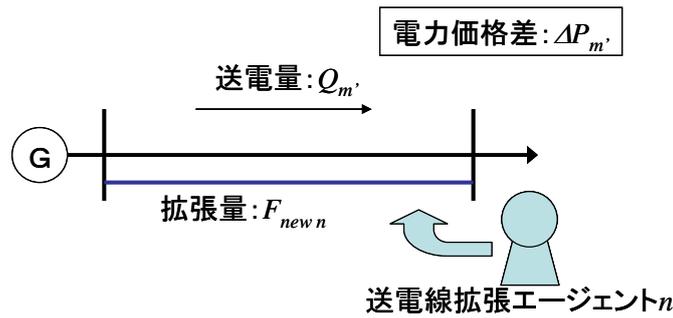


図 2-7 送電線拡張エージェントの概念図

2.2.7 エージェントの学習アルゴリズム

本モデルにおけるエージェントの学習メカニズムには、前述したアクター・クリティック手法を採用している。この手法では、行動選択機構と状態価値関数の評価機構を独立な機構としている。

今回、行動選択機構には行動確率に正規分布を採用し、正規分布の平均値 μ と標準偏差 σ の更新を機構の役割とした。評価機構には、状態価値関数及びリファレンス報酬の更新とした。リファレンス報酬とは、選択された行動の判断基準であり、今回は TD 誤差を採用している。つまり、(2.13)式の TD 誤差が正の場合は、選択された行動がより選択されるように、正規分布の平均値と標準偏差を更新し、負の場合はその逆の操作を行うものとした。

以下に、正規分布（行動選択機構）の標準偏差 σ と平均値 μ の更新について、図 2-8 の確率分布を用いて説明する。

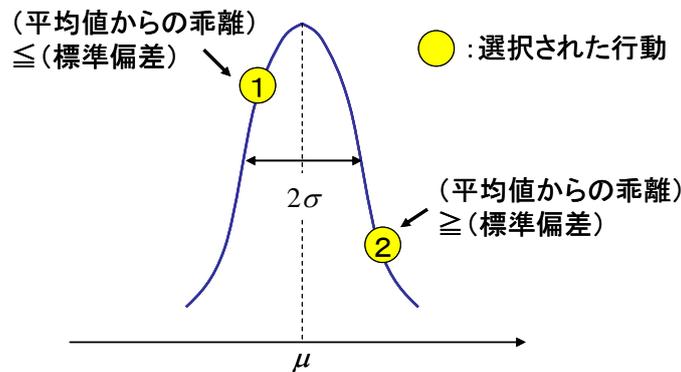


図 2-8 標準偏差 σ 、平均値 μ の更新の概念図

まず、標準偏差 σ の更新について説明する。

図 2-8 の確率分布で行動確率が表されているときに、①の値が確率的に行動として選択されたとする。①は、(平均値 μ からの乖離) \leq (標準偏差 σ) という行動である。①を選択したことによる TD 誤差が正の場合、その行動はエージェントにとって報酬を増加させる良いものであるとして、その行動を選択する確率を上げる必要がある。そこで、標準偏差 σ を小さくすることで①付近の値の行動選択確率を上げる。逆に TD 誤差が負の場合は、標準偏差 σ を大きくすることで①付近の値の行動選択確率を下げる。

選択された行動が②のときも同様の考え方をを行う。TD 誤差が正の場合は、標準偏差 σ を大きくすることで②付近の値の行動選択確率を上げる。TD 誤差が負の場合は、標準偏差 σ を小さくする。

次に、平均値 μ の更新を説明する。図 2-8 の確率分布において、選択された行動が①だった場合、TD 誤差が正ならば μ を小さくすることで①付近の値を取る確率を高め、TD 誤差が負ならば μ を大きくする。②の場合では逆の方向に更新を行う。

以上を定式化して考える。報酬を R 、状態価値関数を V 、エージェントが選択した戦略を x とすると、標準偏差 σ の更新に関する値は 2 つあり、1 つはリファレンス報酬 (TD 誤差) である $R - V$ である。もう 1 つは (平均値 μ からの乖離) と (標準偏差 σ) の大小関係を表す $|x - \mu| - \sigma$ である。平均値 μ の更新は TD 誤差の $R - V$ と、 μ と x の大小関係を表す $x - \mu$ である。よって、更新アルゴリズムをまとめると図 2-9 のようになり、(2.29) 式のようにまとめられる。ただし、 k はエピソード数、 d は変化率で、今回は 0.02% とした。

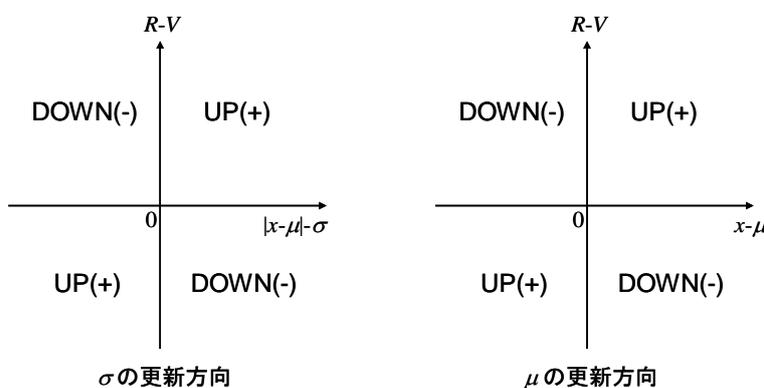


図 2-9 標準偏差 σ 、平均値 μ の更新アルゴリズム

$$\sigma_{k+1}(s) = \begin{cases} (1+d)\sigma_k(s) & ((R-V)(|x-\mu|-\sigma) > 0) \\ (1-d)\sigma_k(s) & ((R-V)(|x-\mu|-\sigma) < 0) \end{cases} \quad (2.29)$$

$$\mu_{k+1}(s) = \begin{cases} (1+d)\mu_k(s) & ((R-V)(x-\mu) > 0) \\ (1-d)\mu_k(s) & ((R-V)(x-\mu) < 0) \end{cases}$$

2.2.8 電力市場モデルのフローチャート

本モデルでは、各エージェントの戦略決定 (入札乖離 x_{gi} 、増設量 $F_{new n}$) から市場決済、報酬獲得までを 1 エピソードとする。エージェントは、獲得した報酬を元にして戦略の平均値 μ と標準偏差 σ を更新し、次のエピソードに移る。この一連の流れを数万回繰り返すことで、エージェントの戦略は報酬が最大になる値、つまり市場全体を考慮した最適解に収束する。この計算を行うことで、市場参加者の動向を分析するのが、強化学習型市場モデルである。計算のフローチャートを図 2-10 に示す。

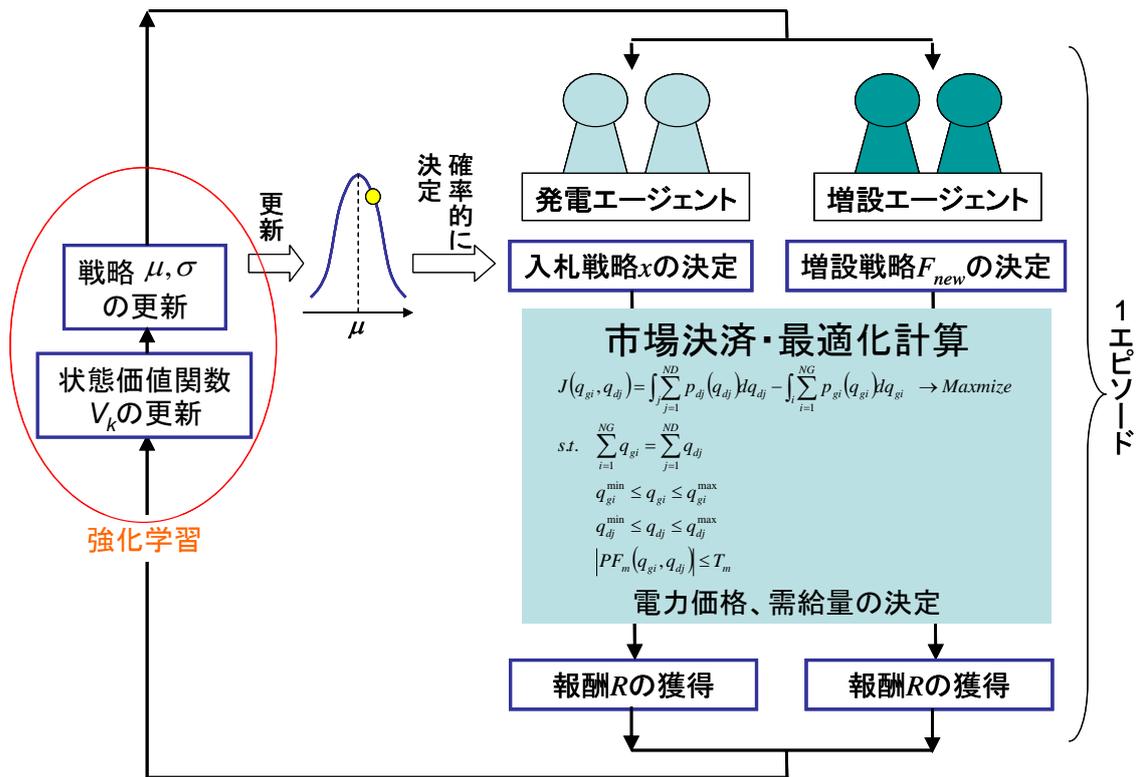


図 2-10 強化学習型市場モデルの計算フロー

第3章 送電線拡張事業を含む電力市場の解析

本章では、電力取引市場モデルを用いたシミュレーション解析を行い、市場参加者の動向、およびそれが社会厚生へ与える影響を分析した。分析にあたり、強化学習型モデルの妥当性を検証のために、簡易的なケースにおいて強化学習による収束解と最適解の比較を行った。その後、送電線拡張エージェントの数および増設対象送電線をパラメータとして、複数のケース比較を元に分析、考察を行った。

3.1 前提条件

本節では、解析に用いた前提条件について述べる。想定した電力系統及び市場パラメータは、参考文献から引用した。^[10]対象とする電力系統を図3-1に示す。図3-1の矢印は、需要家の有無を示す。

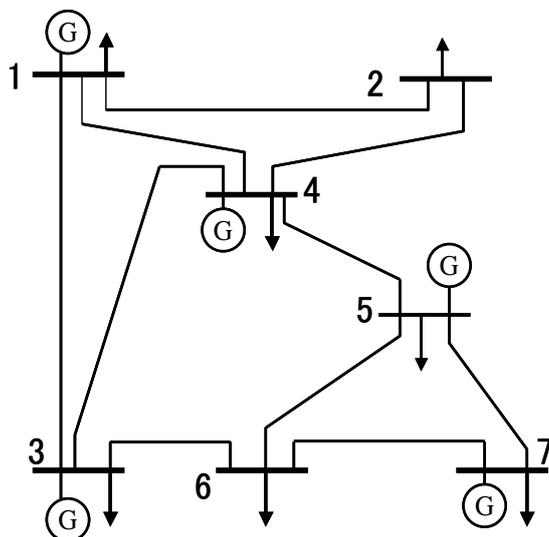


図 3-1 想定した電力系統

発電ノード毎に存在する発電エージェントの特性や規模は、簡単のため全く等しいものとした。発電エージェントの限界費用関数と需要家の限界効用関数のパラメータを表3-1に示す。この値は、(2.14)~(2.16)式のパラメータ係数である。表3-1において、 n は発電エージェント i が存在するノードにおける発電エージェントの総数である。 a_{gi} に n が乗じられているのは、1つのノードに複数の発電エージェントが存在する場合に、費用曲線の形状がエージェント数 n に依存して変化するのを防ぐためである。ノードごとの入札曲線を図2-3のように積み重ねることで、元の費用曲線の形状が保たれる。

表 3-1 費用関数及び効用関数のパラメータ

発電ノード	$a_{gi}(\$/MW^2h)$	$b_{gi}(\$/MWh)$	需要ノード	$a_{dj}(\$/MW^2h)$	$b_{dj}(\$/MWh)$
1	$0.05*n$	13.0	1	-0.12	70.0
-	-	-	2	-0.13	72.0
3	$0.07*n$	16.0	3	-0.11	75.0
4	$0.06*n$	14.0	4	-0.14	68.0
5	$0.08*n$	18.0	5	-0.10	80.0
-	-	-	6	-0.08	84.0
7	$0.09*n$	19.0	7	-0.09	82.0

送電線拡張エージェントについても、発電エージェントと同様に送電線ごとの特性や規模は一定とした。(2.28)式に示されたように、送電線拡張エージェントの報酬にはコスト関数が含まれるが、本モデルにおいてこれは拡張量に比例するものと考えて(3.1)式とした。 c_n はコスト係数であり、各送電線の容量とリアクタンスから算出した。コスト係数と送電線の各パラメータを表 3-2 にまとめた。^[11]

$$\text{cost}_n(F_{newn}) = c_n \cdot F_{newn} \quad (3.1)$$

表 3-2 送電線拡張エージェントの送電系統の各パラメータ

Branch m (start, goal)	1 (1,2)	2 (1,3)	3 (1,4)	4 (2,4)	5 (3,4)	6 (3,6)	7 (4,5)	8 (5,6)	9 (5,7)	10 (6,7)
X [p.u.]	0.0576	0.0920	0.1700	0.0586	0.1008	0.0720	0.0625	0.1610	0.0850	0.0856
T_{mold} [p.u.]	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	0.85	1.0	1.0	1.0
c_n	5.4142	8.6477	15.979	5.5082	9.4748	6.7678	5.8748	15.133	7.9897	8.0461

学習エージェントについて、(2.6)式の状態価値関数と行動確率分布（正規分布）の一般的なパラメータを表 3-3 に示す。特に説明がない場合はこの値を用いた。

表 3-3 学習エージェントの各種パラメータ

発電エージェント		送電線拡張エージェント	
エピソード回数	100,000	エピソード回数	100,000
V_0	0	V_0	0
α	0.001	α	0.001
μ	10	μ	10
σ	2	σ	2

3.2 強化学習の妥当性

強化学習による収束値と理論値を比較することで、本モデルの強化学習が最適解を算出可能かどうか考察する。発電エージェントのみ存在する場合のモデルの妥当性は、本研究室の先行研究で示されているので、送電線拡張エージェントが存在する場合の妥当性について考える。

最初に、送電線拡張エージェントが存在しないケースの解析を行った。このケースでは、発電エージェントのみが各ノードに1ずつ存在する。表 3-4 にエージェントのパラメータとしてまとめた。強化学習により得られた発電エージェントの戦略 x_{gi} と報酬 R_{gi} を図 3-2、3-3、各ノードの発電量および電力価格を図 3-4、3-5、各送電線の潮流量と混雑料金（電力価格差）を図 3-6、3-7 に示す。

表 3-4 各エージェントのパラメータ

発電 agent	各発電ノードに 1	
拡張 agent	対象送電線	エージェント数
	なし	0

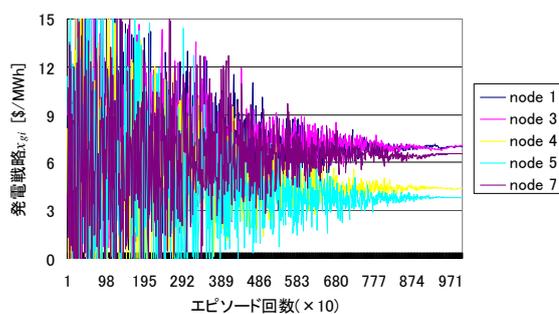


図 3-2 発電エージェントの戦略 x_{gi}

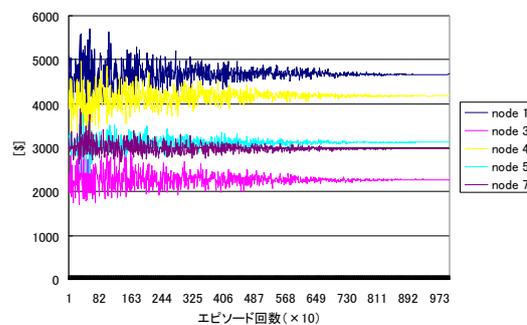


図 3-3 発電エージェントの報酬 R_{gi}

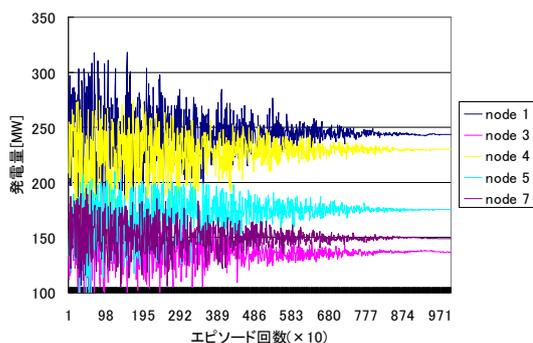


図 3-4 各ノードの発電量

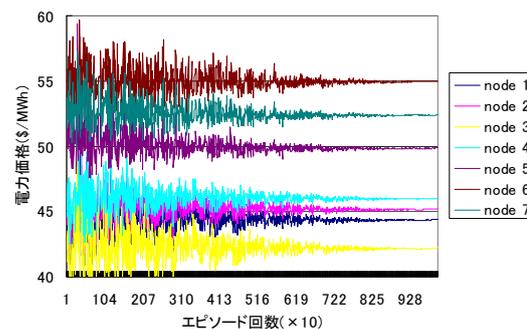


図 3-5 各ノードの電力価格

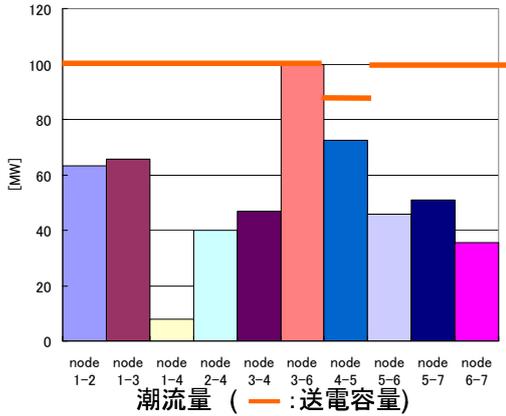


図 3-6 各送電線の潮流量

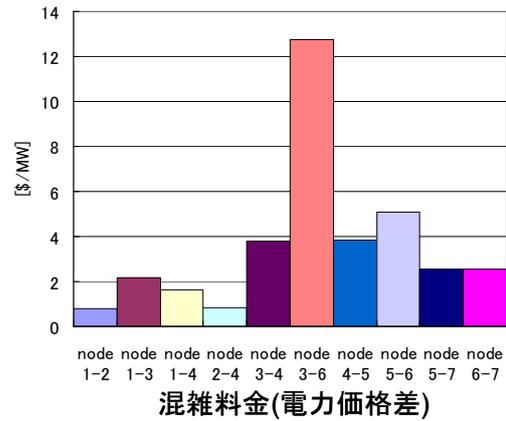


図 3-7 各送電線の混雑料金

図 3-2 に示すように、発電エージェントの戦略 x_{gi} は強化学習に収束する。それに伴い、エージェントの最適報酬 R_{gi} や、市場における発電量・電力価格も収束して一定値をとる。図 3-3、3-4、3-5 に表れている。

図 3-6、3-7 には潮流量と混雑料金の収束値を示している。図 3-6 から、branch 3-6 の潮流量が送電容量に達していることが分かる。つまり、送電制約を考慮しない場合の潮流量が制約を超えているので、混雑管理により潮流量が減少しているのである。その結果、図 3-5 のように各地点での電力価格に差が発生する。図 3-7 の混雑料金を比較すると、混雑が発生している branch 3-6 の価格差が最も大きい。

送電線拡張事業の観点から考えると、潮流量・混雑料金共に大きい branch 3-6 への拡張により、最も利益を得られると考えられる。

次に、送電線拡張エージェントを含む想定ケースを考える。エージェント数や配置を表 3-5 に示す。図 3-8 にはエージェントの様子を表した。発電エージェント数は各ノードに 1 で、送電線拡張エージェントは node 3-6 のみに存在し、エージェント数を 1 とした。なお、本節のケースでは拡張エージェントのコスト関数は簡単のために 0 とした。

強化学習により算出された、送電線拡張エージェントの増設量および報酬を図 3-9、3-10 に示す。

表 3-5 各エージェントのパラメータ

発電 agent	各発電ノードに 1	
拡張 agent	対象送電線	エージェント数
	branch(3,6)	1

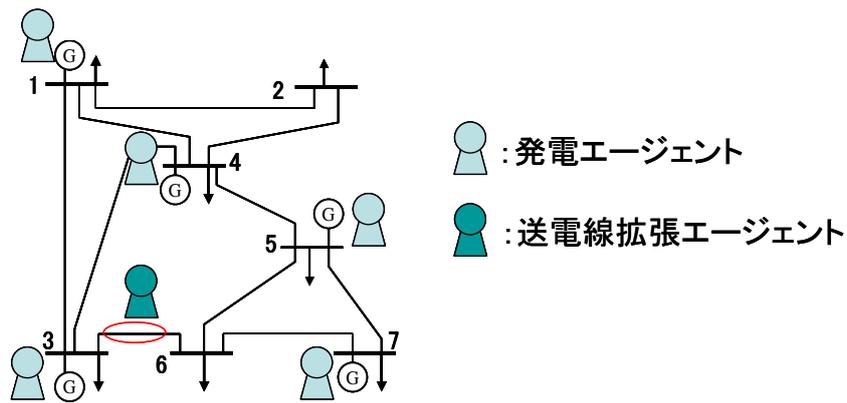


図 3-8 エージェント配置の概念図

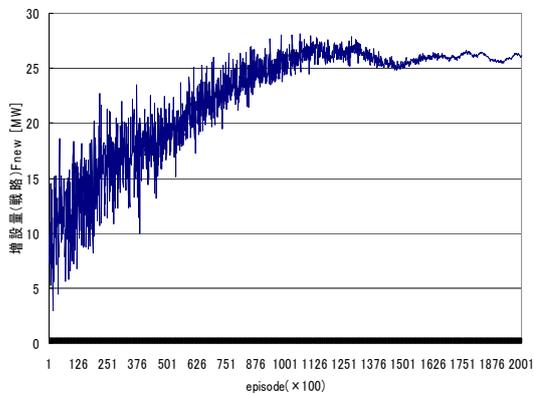


図 3-9 強化学習による
拡張エージェントの増設量

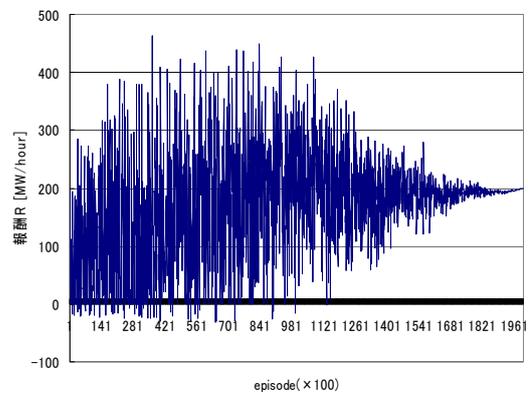


図 3-10 強化学習による
拡張エージェントの報酬

図 3-9、3-10 から拡張エージェントは、branch 3-6 の送電線に対して 26MW の増設を行ったときに、200\$/hour の報酬という収束解を得られた。この値が、最適解であることを確認する。

強化学習の妥当性検証のための比較ケースとして、拡張エージェントの増設量を固定して離散的に与えた場合の解析を行った。発電エージェントは通常通り強化学習を行うが、拡張エージェントは学習を行わない。つまり、正規分布の σ を 0 とし、 μ に一定値を与えることで、増設量が μ のときの報酬が得られる。増設量に対する branch 3-6 の潮流量、混雑料金、拡張エージェントの報酬の関係を図 3-11、3-12、3-13 に示す。

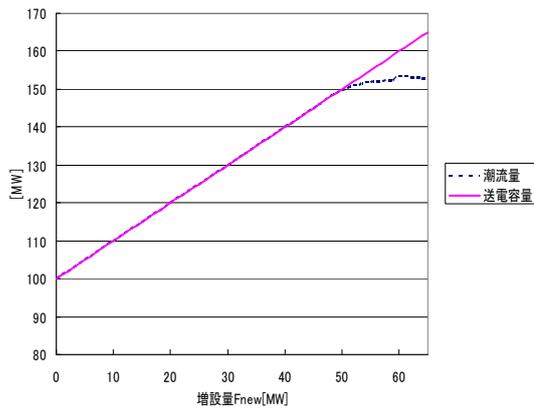


図 3-11 増設量と branch 3-6 の潮流量

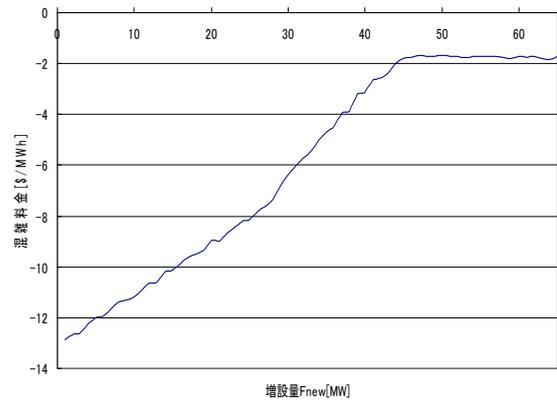


図 3-12 増設量と混雑料金

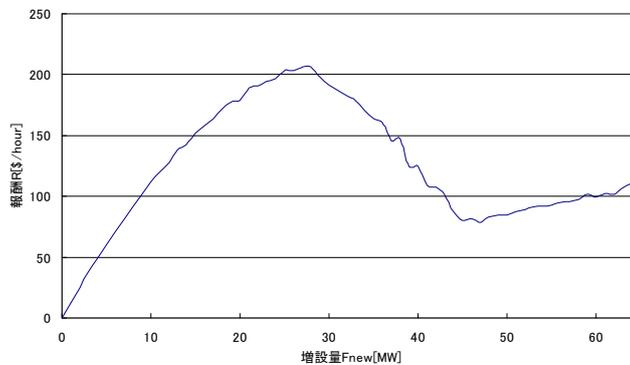


図 3-13 増設量と拡張エージェントの報酬

図 3-11、3-12 から、増設量 F_{new} が 45MW を超える範囲では潮流量が送電容量以下になり、混雑料金は一定値になっている。これは、この範囲では branch 3-6 の送電容量が十分な量に達し、混雑が緩和されていることが分かる。その結果、拡張エージェントの報酬は、(2.28)式から考えると、新規拡張量が全体に占める割合が増加する変化のみなので、45MW 以降は図 3-13 のように単調増加になる。

また、図 3-13 で得られた報酬の最大値は、前ケースの強化学習で得られた収束値と比較すると、増設量と報酬値共にほぼ一致していることが分かる。つまり、このケース比較から、強化学習により最適解が算出されたことが示される。

3.3 1本の送電線に対する拡張

本節では、拡張エージェント数をパラメータとして変化させたときのエージェントの動向を算出した。また、エージェントの動向が市場の経済性に与える影響についての考察も行った。

想定したケース設定を説明する。発電エージェントは、前節と同様に各発電ノードに1ずつ存在する。送電線拡張エージェントは、branch 3-6 の送電線のみ拡張を行うものとし、エージェント数を変化させた。エージェント数の増加により、事業における競争性の向上を模擬することができる。表 3-6 に今回のケースのエージェントのパラメータを示す。

表 3-6 各エージェントのパラメータ

発電 agent	各発電ノードに 1	
拡張 agent	対象送電線	エージェント数
	branch(3,6)	1~5,10

3.3.1 送電線拡張エージェントの動向

表 3-6 のように想定されたケースについて、試算を行った。試算結果について、拡張エージェント数が 3 の場合の、強化学習による拡張エージェントの増設量（戦略） $F_{new n}$ の変化を図 3-14 に表す。また、強化学習により収束した増設量（戦略）を図 3-15、報酬 R_{bn} を図 3-16、各送電線の混雑料金を図 3-17 に示した。

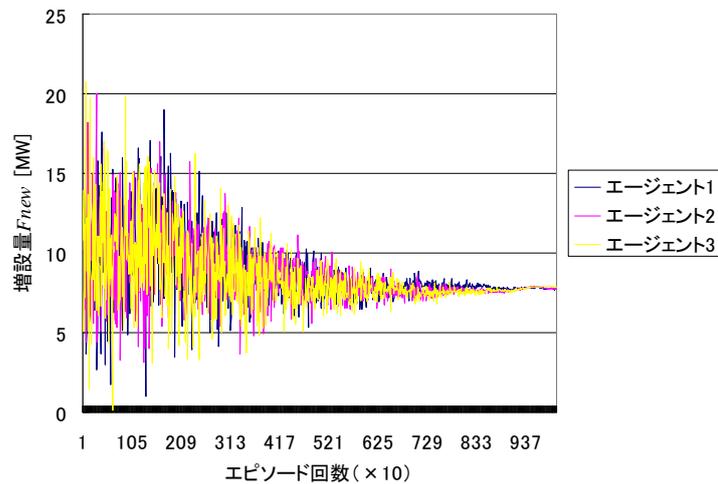


図 3-14 強化学習による拡張エージェントの増設量（エージェント数 3 の場合）

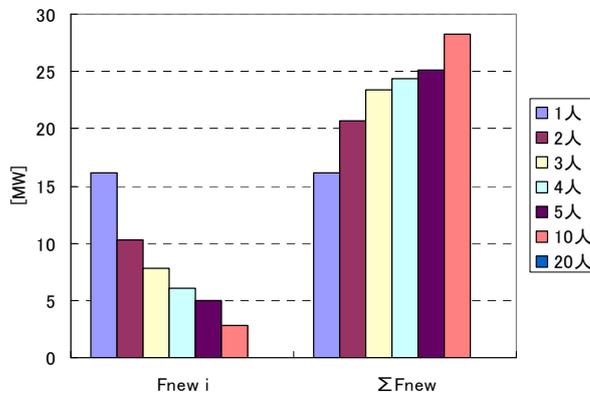


図 3-15 エージェント数と増設量 $F_{new n}$ の関係

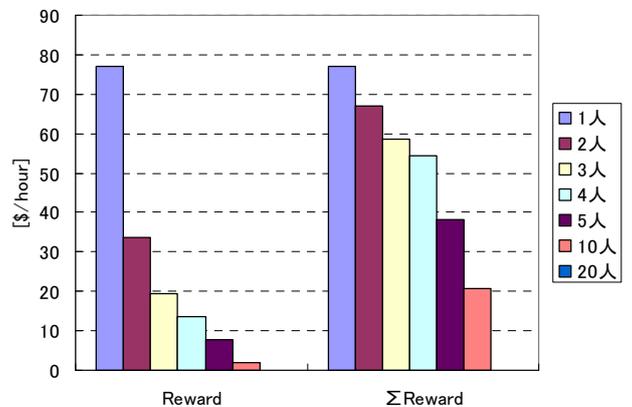


図 3-16 エージェント数と報酬 R_{bn} の関係

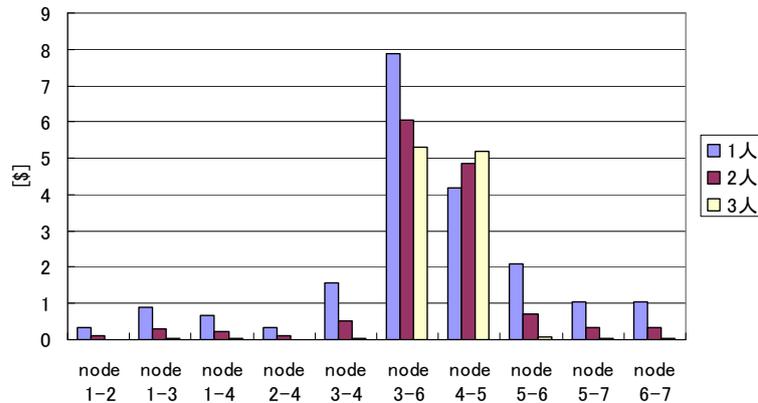


図 3-17 エージェント数と混雑料金の関係

図 3-14 から、拡張エージェントが複数人になった場合は、戦略値は各エージェント共に同様に収束してほぼ一定値を取ることが分かる。図 3-14 は、エージェント数が 3 の場合の結果だが、他の複数エージェントの場合も同様な収束傾向が見られた。つまり、同一送電線に複数の増設事業者が存在する場合は、同様の増設量を戦略として取ることが分かった。今後、複数の拡張エージェントを含むケースの 1 エージェントの増設量を示す場合は、収束値の平均を取るものとする。

図 3-15、3-16 に増設量と報酬を示しているが、エージェント 1 人あたりの値と送電線全体の値をそれぞれ分けて表示している。拡張エージェント数の増加に伴い、送電システムにおける増設量、つまり増設量の総和は増加傾向にある。一人当たりで見ると、減少傾向である。

報酬について考えると、図 3-16 から、エージェント数が増加すると拡張事業による総報酬には減少傾向が見られる。従って、各エージェントについてはさらに減少傾向が見られる。これは、拡張量の増加により混雑状態が緩和され、託送から得られる報酬が減少することが原因である。図 3-17 の混雑料金を見ると、混雑が緩和することにより電力価格差が減少している事が分かる。

3.3.2 社会厚生 of 定義

送電線拡張事業が、電力市場全体の経済性に与える影響を考察するにあたり、社会厚生を定義する。従来の定義では、社会厚生は生産者余剰と消費者余剰の総和から算出される。

$$(\text{社会厚生}) = (\text{生産者余剰}) + (\text{消費者余剰})$$

本モデルでは、送電容量制約を考慮により地点別電力価格が存在していることと、発電事業者の入札曲線に乖離 x_{gi} (上乗せ料金分) を含んでいることの 2 点を考慮した社会厚生を定義しなおす必要がある。

送電制約による混雑管理が行われている場合、市場取引量は需給均衡でのそれより減少し、LMP により地点別に価格が変化するので、消費者余剰と生産者余剰は共に減少する。このとき (市場取引量) × (電力価格差) の部分が両者の余剰から分離され

る。これは、電力託送にあたり送電事業者が混雑料金から獲得する利益分に当たる。よって、これらを考慮した社会厚生を定義する場合、生産者と消費者に加えて市場に存在する送電事業者の余剰を考える必要がある。よって、以下の式のように変化する。

$$\begin{aligned} \text{(社会厚生)} &= \text{(生産者余剰)} + \text{(消費者余剰)} \\ &\quad + \text{(送電事業者の利益)} - \text{(送電線拡張コスト)} \end{aligned}$$

また、生産者余剰について、発電事業者の入札曲線には上乗せ分として乖離 x_{gi} が存在するので、市場決済価格よりもその分だけ余剰を上乗せする必要がある。社会厚生 の定義式については、上式と変化はないが、生産者余剰を乖離 x_{gi} の分だけ増加させる 必要がある。

以上の定義の変更に関する概念図を、図 3-18 にまとめた。

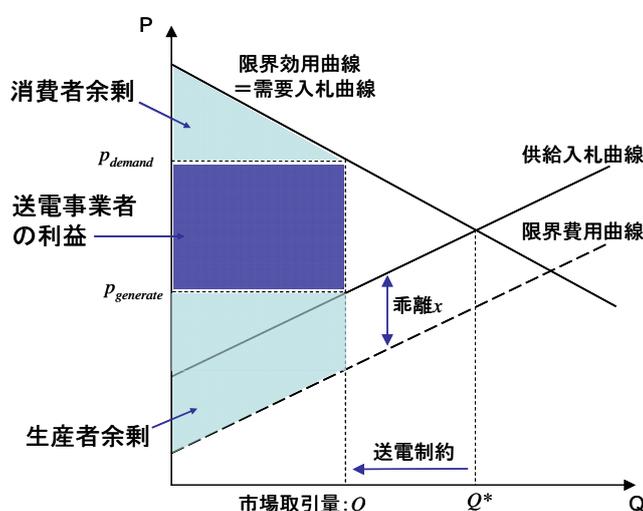


図 3-18 社会厚生 の概念図

3.3.3 送電線拡張事業が社会厚生に与える影響

前項で定義した社会厚生を元に、本節のケースにおける社会厚生と各市場参加者の余剰を図 3-19 に示した。なお、送電線拡張エージェントの数を 1~4 にパラメータ変化させている。発電エージェントの入札戦略および潮流量を図 3-20、図 3-21 に示した。

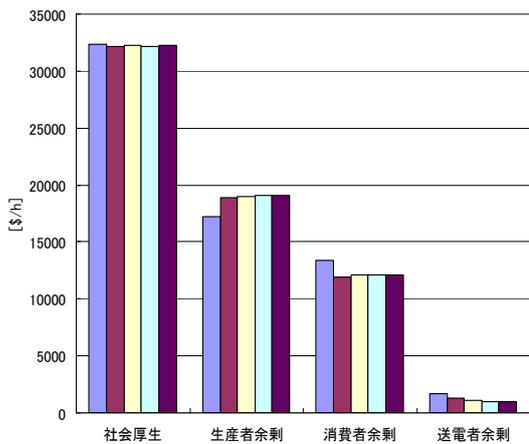


図 3-19 社会厚生と各余剰

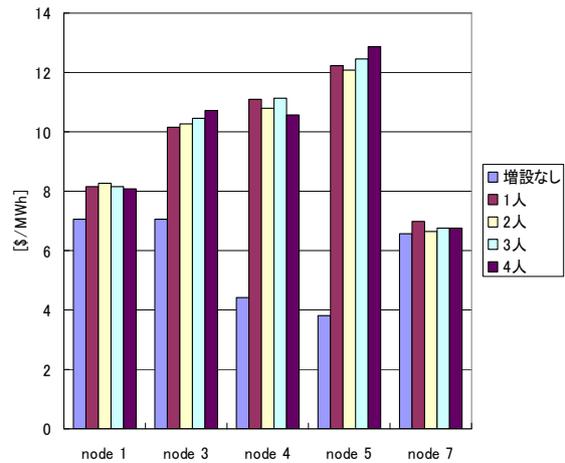


図 3-20 発電エージェントの入札戦略

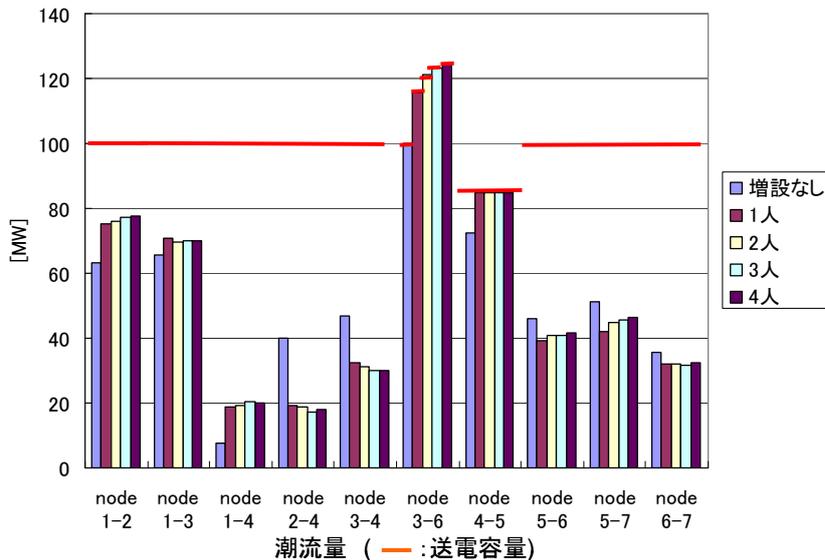


図 3-21 各送電線の潮流量

図 3-19 の社会厚生から、拡張エージェント数の増加の影響は、社会厚生には余り現れていないことが分かる。各者の余剰についてみると、生産者余剰は送電線拡張により増加し、消費者余剰は減少、送電者余剰は拡張事業が競争的になるにつれ減少している。

送電者余剰については、拡張エージェントの動向での考察と同様の説明が可能である。拡張量の増加により、混雑料金が減少していることに起因していると考えられる。生産者余剰と消費者余剰の変化については、発電エージェントの戦略と共に考える必要がある。図 3-20 から、送電線が拡張されると発電戦略が吊り上げられていることが分かる。これは、拡張により系統における潮流量が変化により、図 3-21 に示すように **branch 3-6** だけでなく他の送電線の **branch 4-5** でも混雑が発生していることが原因である。系統の形状を考えると、この 2 本の送電線の混雑により系統が二箇所に分断されたような状態を導く (図 3-22)。これにより、各箇所における発電エージェントの市場支配力が高まり、戦略の吊り上げが可能になっていると考えられる。よって、価格

の吊り上げ分だけ生産者余剰が増加し、その分だけ消費者余剰が減少するという結果になっている。

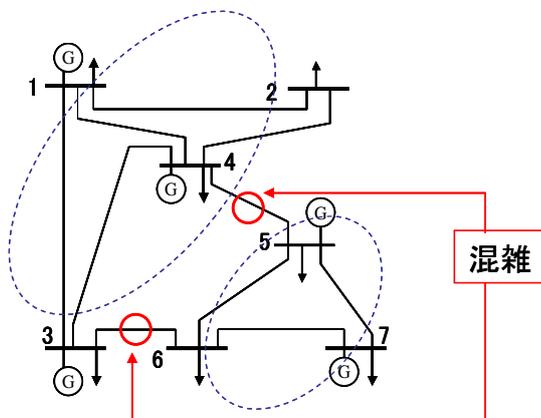


図 3-22 2本の送電線で混雑が起きた電力系統

3.4 複数の送電線に対する拡張

前節では、1本の送電線（branch 3-6）に拡張エージェントが存在する場合の市場動向の試算を行った。図 3-21 から、送電線拡張により系統全体の潮流が変化し、他の送電線で混雑が発生しうることが分かった。送電線拡張事業者の観点から考えると、拡張による潮流変化も考慮して、複数の送電線に対しての拡張という行動がありうる。本節では、拡張エージェントが複数の送電線を拡張対象としたときの市場動向を解析する。

3.4.1 1人のエージェントによる拡張

拡張エージェントが複数の送電線を拡張するケースを想定した。エージェントのパラメータを表 3-7 に示す。拡張エージェント数は 1 とし、拡張対象の送電線の本数を変化させた。branch(3,6)以外の拡張対象の送電線について図 3-21 を用いて説明する。branch(4,5)は増設を行うことで潮流が変化し、混雑状態になりうる。branch(5,6)は、潮流量に対して送電制約が十分に設定されている。

表 3-7 各エージェントのパラメータ

発電 agent	各発電ノードに 1	
拡張 agent	対象送電線	エージェント数
	1本：branch(3,6) 2本：branch(3,6),(4,5) 3本：branch(3,6),(4,5),(5,6)	1

表 3-7 のケースについての試算結果を示す。図 3-23、3-24 は拡張エージェントの拡張量および報酬、図 3-25 は発電エージェントの戦略、図 3-26 は社会厚生と市場参加者の余剰である。図 3-27 は潮流量である。

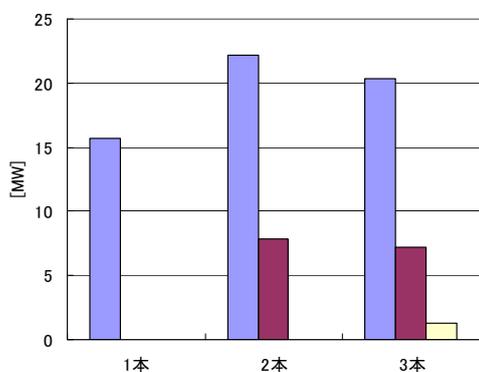


図 3-23 拡張エージェントの拡張量

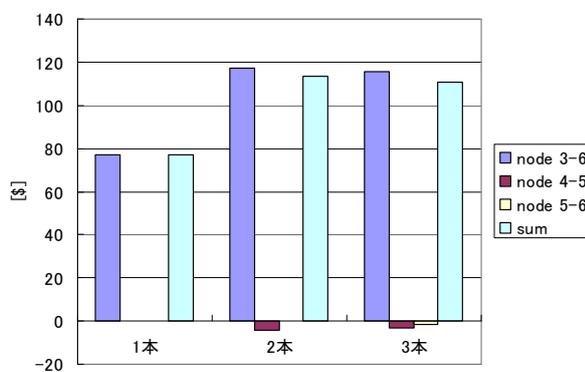


図 3-24 拡張エージェントの報酬

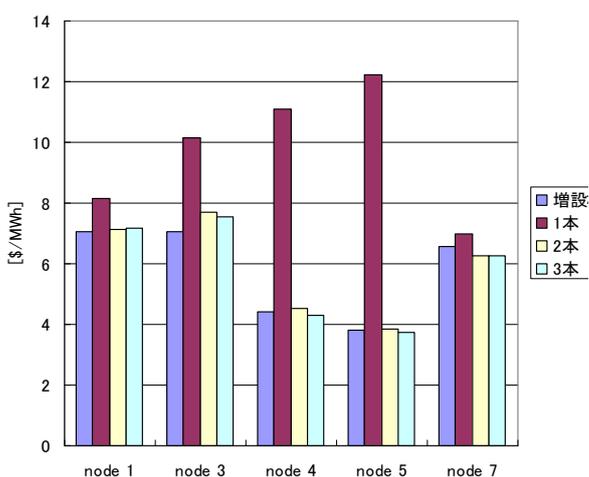


図 3-25 発電エージェントの戦略

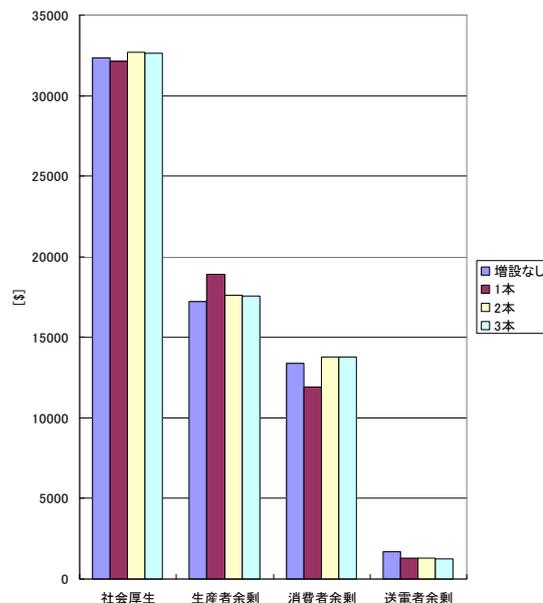


図 3-26 社会厚生と各余剰

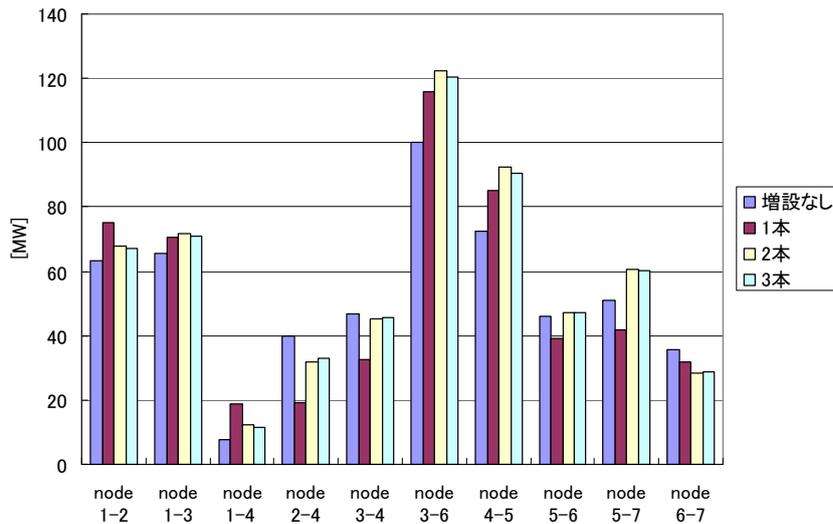


図 3-27 潮流量

拡張エージェントの動向について注目すると、拡張送電線の本数が 2,3 本の場合は、branch 4-5, 5-6 からの報酬が負になっていることが図 3-24 から分かる。しかし、複数の送電線から獲得する総報酬を最大にするために、負の報酬が発生する送電線に対しても拡張を行っていることが図 3-23 に示されている。拡張量について見ると、branch 5-6 への拡張量が非常に小さい。これは、branch 5-6 の潮流量が送電容量に対して十分に（混雑が発生しない程度に）小さいので、報酬獲得の機会がないからである。図 3-27 から、拡張送電線が 2 本と 3 本のケースを比較したときに、変化が非常に小さいことから示されている。

市場全体への影響について考える。図 3-25 の発電エージェントの戦略を見ると、拡張送電線が 1 本のときは大きな値を取ることで価格の吊り上げを図っているが、それ以外は戦略が小さくなっている。また、図 3-27 の潮流量から、branch 4-5 の潮流量は拡張本数を増やすことで増加していることが分かる。これらのことと、前節の図 3-22 から考察すると、branch 4-5 への拡張が行われることで系統の分断状態が緩和され、発電事業者の市場支配力が低下して競争的になったことにより発電入札戦略が低下したと考えられる。この結果、図 3-26 の社会厚生に示されるように、1 本への拡張の場合に発生していた生産者余剰のみの向上が、2,3 本の場合には解消されている。社会厚生と消費者余剰についても、増加傾向が示されている。

3.4.2 複数のエージェントによる拡張

本項では、拡張エージェント数を増加させることで送電線拡張事業の市場支配力を変化させたときの市場動向を解析した。本ケースのエージェントのパラメータを表 3-8 に示す。拡張対象の送電線は、市場への影響が大きい branch 3-6, 4-5 の 2 本とする。拡張エージェントは、一様にこの 2 本に拡張を行うものとする。拡張エージェント数を 1~5 に変化させた場合の市場動向の解析を行った。なお、発電エージェントについては前ケースと同様に各ノードに 1 とした。

試算結果について、図 3-28、3-29 に拡張エージェントの拡張量および報酬を示した。また、図 3-30 に発電エージェントの入札戦略、図 3-31 に社会厚生と各余剰を示す。図 3-32 は各送電線の潮流量、図 3-23 は発電エージェントの発電量である。

表 3-7 各エージェントのパラメータ

発電 agent	各発電ノードに 1	
拡張 agent	対象送電線	エージェント数
	2 本 : branch(3,6),(4,5)	1~5

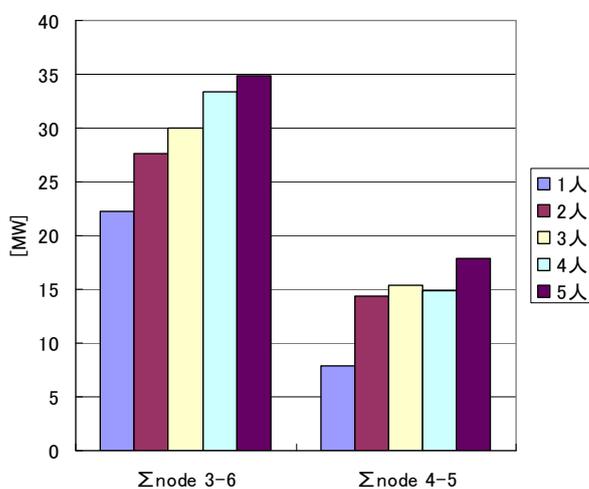


図 3-28 拡張エージェントの拡張量

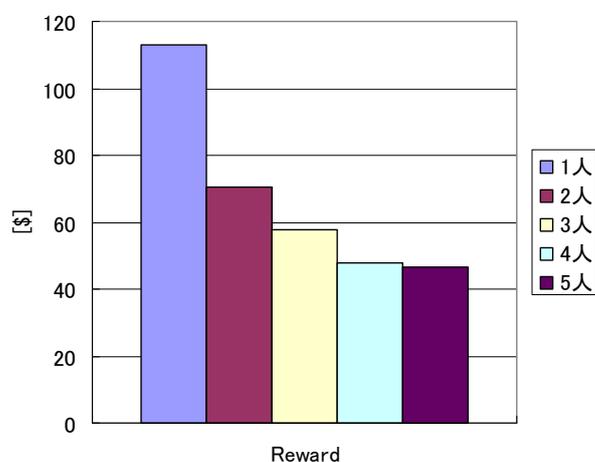


図 3-29 拡張エージェントの総報酬

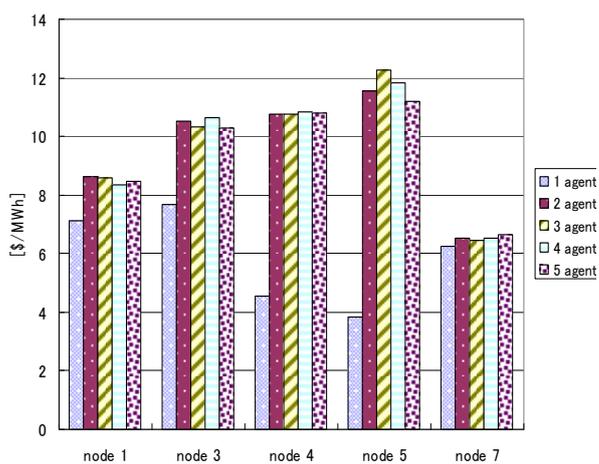


図 3-30 発電エージェントの戦略

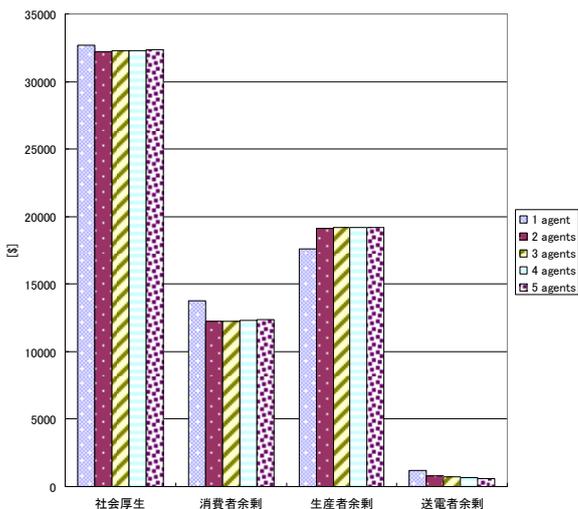


図 3-31 社会厚生と各余剰

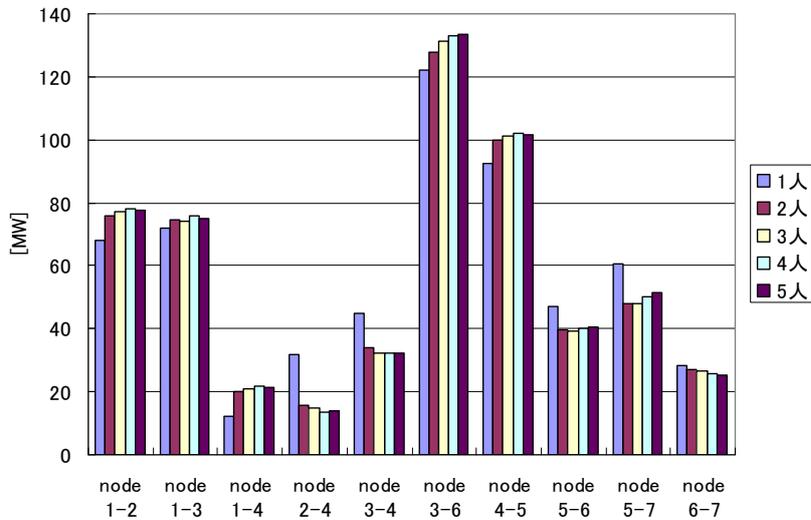


図 3-32 各送電線の潮流量

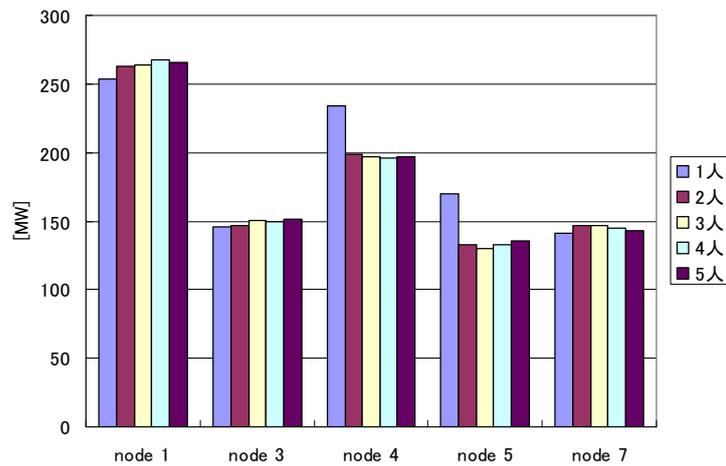


図 3-33 各発電エージェントの発電量

図 3-28、3-29 から、拡張エージェント数の増加によるエージェントの動向傾向は、1本の送電線に対する拡張のケースの動向と同じである（図 3-15、3-16）。社会厚生について見ると、図 3-31 から拡張エージェント数が増加すると生産者余剰のみが増加し、社会厚生全体は減少している。発電エージェントの入札戦略が吊り上げられていることからこれは分かる（図 3-30）。図 3-22 で説明した、システムの分断現象は拡張量の増加により解消されるはずなので、発電事業が競争的になることにより社会厚生は向上すると考えられるが、逆の減少が起きている。これには別のメカニズムが働いていると考えられる。

図 3-32、3-33 にはそれぞれ、潮流量と発電量を示している。これらの node 1 に関する値を見ると、潮流量・発電量共に増加していることが分かる。それに対し、その他の発電ノードでの発電量は減少もしくは同様であり、潮流量については、混雑状態にある branch 3-6、4-5 を除き減少傾向である。これは、送電容量が増加することで node 1 の発電量が増加可能な状況が作り上げられたことによると考えられる。これにより、

node 1 の発電エージェントの市場支配力が増加し、発電戦略の吊り上げを行い、他の発電エージェントもそれに続いて吊り上げている。

これが社会厚生減少の原因と考えられる。このように、市場の形状や性質により、送電線拡張事業の自由競争が一概に社会厚生を向上させるとは限らない。発電量の分布や、混雑状態にある送電線の位置などが要因となり、複雑な傾向を示すことが分かった。

3.4.3 分散された拡張事業による影響分析

前項では、送電線拡張エージェント（拡張事業者）が複数の送電区間に対して拡張を行うケースを想定した。拡張事業の自由競争を模擬するにあたり、事業を分散して細分化することも考えられる。本項では、このように送電区間を分散して拡張を行うエージェントが複数存在するケースを想定した。

詳しいケース設定について説明する。拡張エージェントは2種類存在し、branch 3-6 のみに拡張するものと、branch 4-5 のみに拡張するものを想定した。前項と異なり、拡張事業の分散化を模擬したこれらのエージェント数を1~3ずつ変化させた場合の市場動向を分析した。表 3-8 にエージェントのパラメータ値を示す。

試算結果として、図 3-34、3-35 に拡張エージェントの総拡張量と総報酬、図 3-36 に発電エージェントの入札戦略、図 3-37 に社会厚生と各者余剰、図 3-38 にノード別の発電量を表した。各値とも、比較対象として、拡張エージェントが branch 3-6, branch 4-5 の2本に1人で拡張を行うケースの結果を示している。

表 3-8 各エージェントのパラメータ

発電 agent	各発電ノードに 1	
拡張 agent	対象送電線	エージェント数
	branch 3-6	n
	branch 4-5	n

(n をパラメータとして、1~3 に変化、総エージェント数は 2,4,6 と変化)

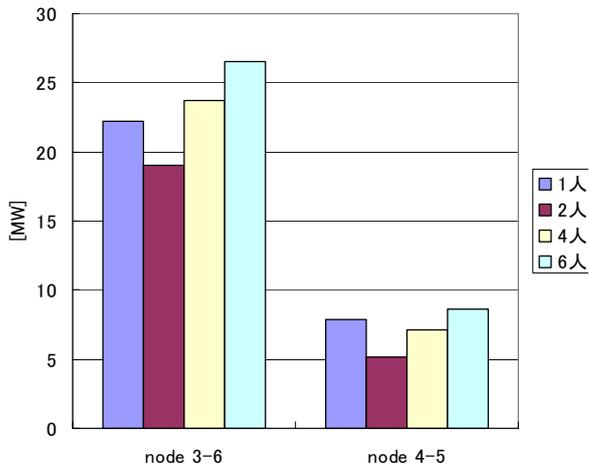


図 3-34 拡張エージェントの総拡張量

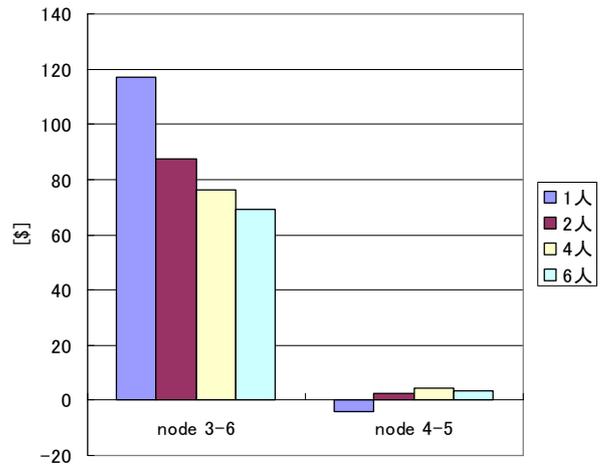


図 3-35 拡張エージェントの総報酬

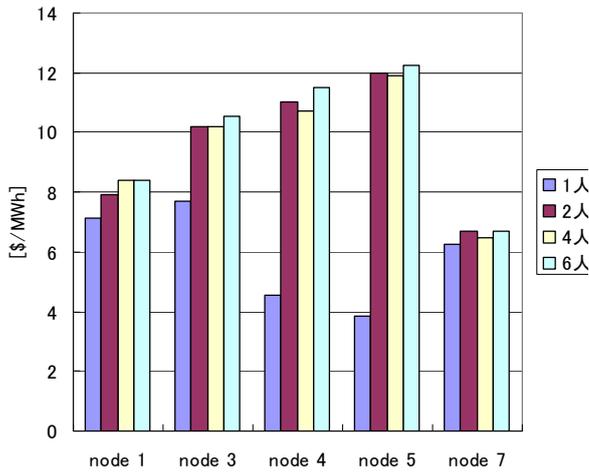


図 3-36 発電エージェントの入札戦略

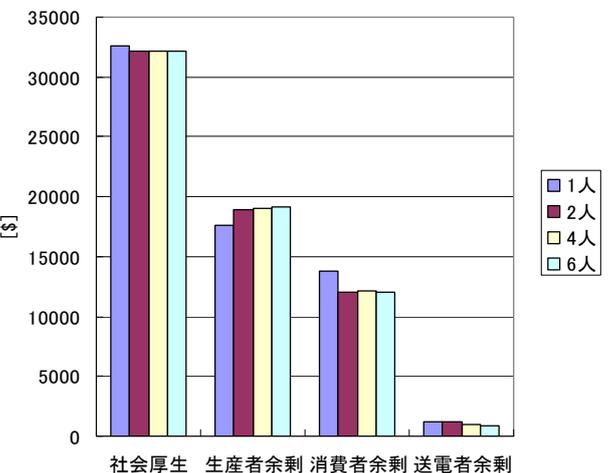


図 3-37 社会厚生と各者余剰

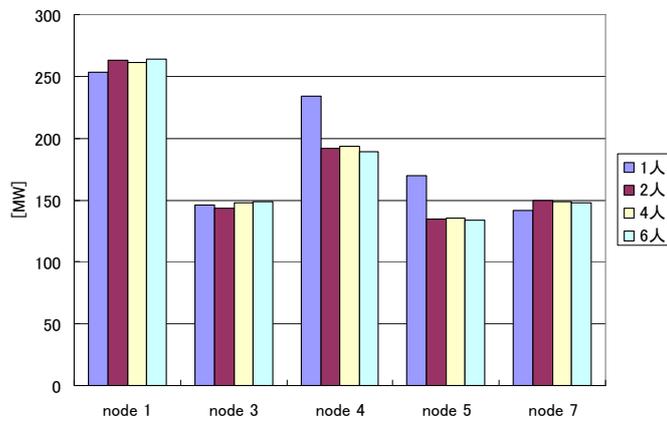


図 3-38 発電エージェントの発電量

拡張事業を分散した場合は、branch 4-5からも報酬を獲得しようとするために図 3-34、3-35 のように拡張エージェントの動向が変化する。また、社会厚生に与える傾向については、図 3-36、3-37 に示すように生産者余剰のみに利益が偏り、社会厚生は減少するという結果になっている。これは前項と同様に、送電容量の増加により一部の発電エージェントの市場支配力が増加して価格の吊り上げを図ることが出来る環境にあることが原因と考えられる。図 3-38 の発電量から、node 1 の発電量が拡張エージェント数の増加に伴い単独で増加していることから示されている。

以上から、拡張事業の自由度が増して拡張区間を分散化した場合、社会厚生には単純に良い影響を与える訳ではないと言える。これは、前項で示された結果と同傾向である。

3.5 結論

本章では、強化学習型電力市場モデルによる収束解の妥当性評価を行った後、送電線拡張エージェントの人数や拡張対象とする送電線を変化させることで様々なケースを想定し、送電線拡張事業の動向や拡張事業が電力取引市場の社会厚生に与える影響分析を行った。

市場モデルの妥当性については、簡単なケースを設定して外生的に値を変化させることで得られた最適解と、強化学習による収束解を比較することで、適正に最適解が得られることが確認できた。

1本の送電線に拡張を行うケースでは、送電線拡張事業者数が増加すると、各事業者が獲得報酬を拡大させる目的で可能な範囲で拡張量を拡大させるために、系統全体で見た総増設量は増加することが分かった。社会厚生観点から考えると系統の発電量や潮流量の傾向から、拡張事業が競争的になっても必ずしも社会厚生が向上する訳ではないことが示された。今回の分析結果を例にすると、送電線拡張により潮流分布が変化し、他の送電線でも混雑が発生する結果、系統が分断状態になり発電事業者の市場支配力が増加することで、生産者余剰のみが増加して消費者余剰が減少するというケースを確認できた。

複数の送電線に対する拡張については、拡張事業者数が増加するに与える影響については1本に対する拡張の場合と同傾向にあることが分かった。また、混雑が発生していない送電線に対しては、たとえ電力価格差があったとしても獲得利益は非常に小さいために拡張はほとんどなされない。拡張事業が社会厚生に与える影響について考えると、複数箇所への拡張により、特定の発電ノードの発電量が増加して市場支配力が増加することで、1本の場合と同様に社会厚生に減少傾向を与えた。

このように、発電事業者が価格を吊り上げることが可能な環境においては、系統の発電分布や潮流分布によっては送電線拡張事業の自由化は、市場全体の経済性に負の影響を与えうるということが示された。

また、拡張対象区間を分散させて、拡張事業者が個別に拡張を行うケースの分析を行ったが、分散させない場合と比較して、今回対象とした系統に関しては、社会厚生に与える影響に大きな差がないことが示された。

第4章 発電事業が競争的な電力市場の解析

第3章では、送電線拡張エージェントをパラメータとして市場動向の解析を行った。その結果、拡張エージェント数を増加して事業の競争性を高めたケースでは、発電エージェントの戦略吊り上げが発生する場合があります、必ずしも社会厚生が高まる訳ではないことが示された。本章では、発電エージェント数をパラメータとして変化させることで、発電事業者の市場支配力を調整したときの市場動向の分析を行った。

4.1 送電線拡張事業が独占的な市場の動向分析

本節では、発電エージェント数をパラメータ変化させることで発電事業者の市場支配力を変化させたケースを想定した。拡張エージェントについては、branch 3-6に1だけ存在するものとした。拡張事業は競走的でないケースを想定する。

4.1.1 系統全体の発電事業が競争的な場合

エージェントのパラメータを表4-1にまとめ、エージェントの配置の概要図を図4-1に示す。前章までは、発電エージェント数は各発電ノードに1だったが、これを1~5に変化させることで、系統全体の発電事業の自由競争を模擬した。

表 4-1 各エージェントのパラメータ

発電 agent	各発電ノードに 1~5, 10	
拡張 agent	対象送電線	エージェント数
	branch 3-6	1

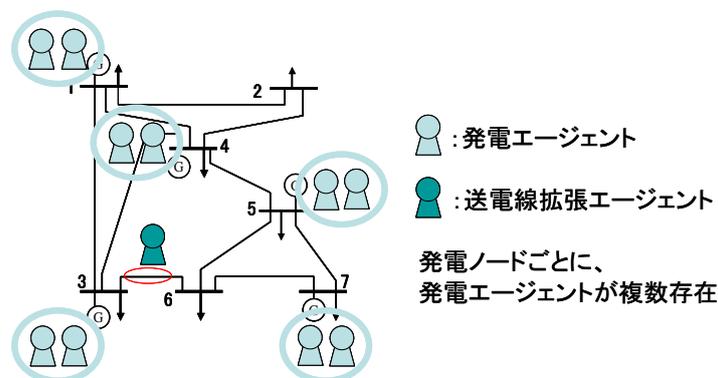


図 4-1 エージェント配置の概念図

表 4-1 のケースにおける試算結果について以下の図にまとめた。図 4-2 に node 1 に存在する発電エージェントの入札戦略の強化学習の様子を、発電エージェントが各ノードに 5（系統全体の総数 25）の場合について示した。図 4-3 に各ケースの発電戦略、図 4-4 に社会厚生と各余剰、図 4-5 に拡張エージェントの拡張量と報酬、図 4-6 に各ノードの総発電量、図 4-7 に branch 3-6 における混雑料金を示す。

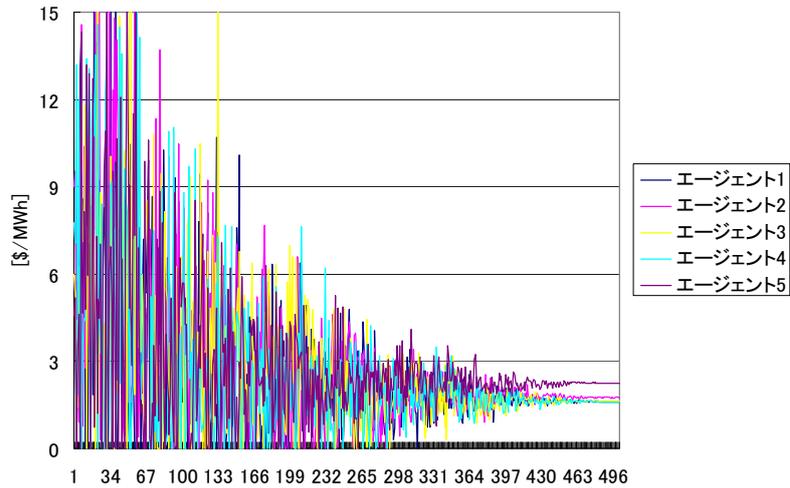


図 4-2 強化学習による node 1 の発電エージェントの戦略
(発電エージェントの総数が 25 のケース)

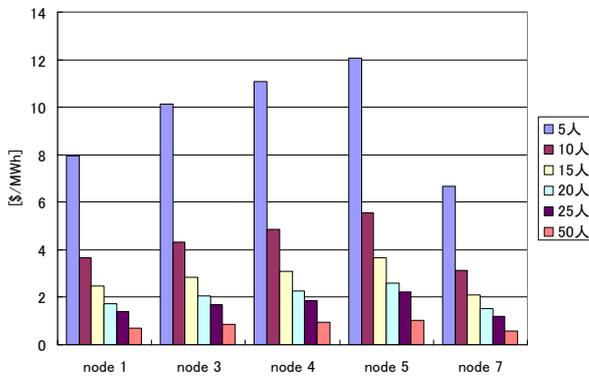


図 4-3 発電エージェントの戦略

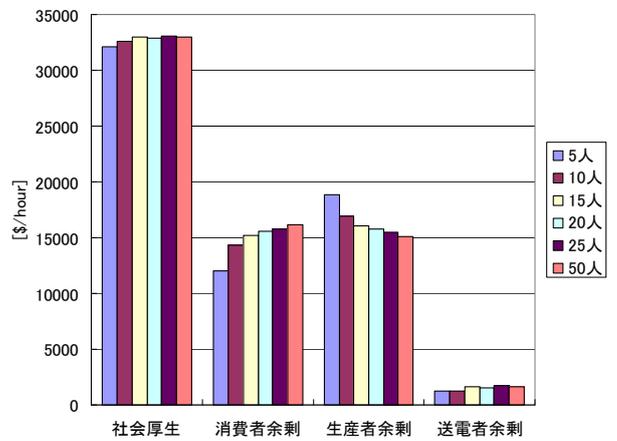


図 4-4 社会厚生と各余剰

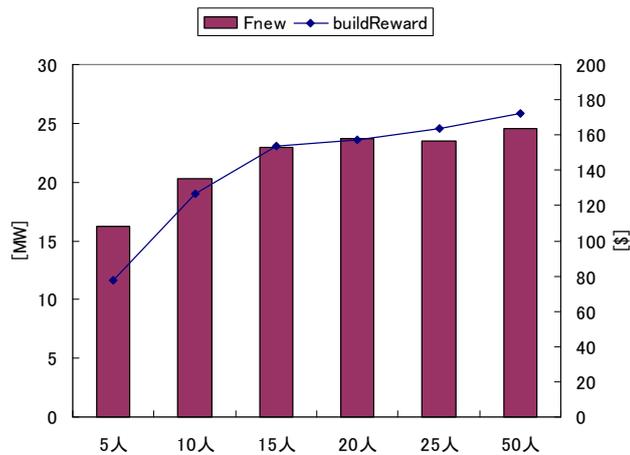


図 4-5 拡張エージェントの拡張量と報酬

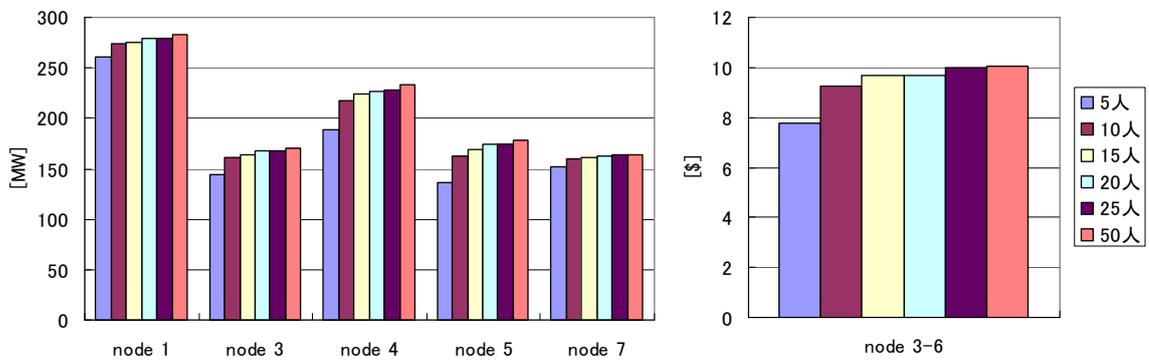


図 4-6 各ノードの総発電量

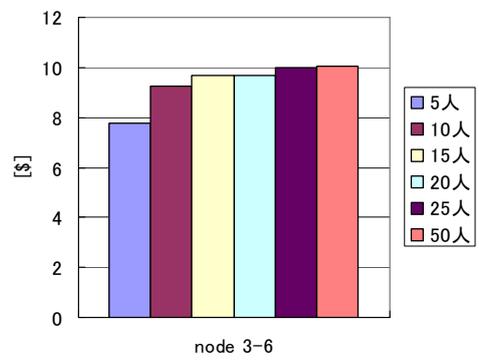


図 4-7 branch 3-6 の混雑料金

まず、発電エージェントの入札戦略について考える。図 4-2 の発電戦略の収束値を見ると、特定のノード内に存在するエージェントは皆、同様の発電戦略に収束することが分かる。前章の複数の拡張エージェントの場合と同様で、棲み分けなどを行うことはない。図 4-2 は発電エージェントの総数が 25 のケースでの node 1 の値だが、他のケースおよび他のノードについても同様の傾向が見られた。

図 4-3 は発電戦略を示しているが、発電エージェント数の増加に伴い戦略値が減少している。エージェント数増加により発電事業が競争的になるので、直感に合う結果が示されている。図 4-4 の社会厚生については、発電エージェントの戦略変化に伴い、生産者余剰が減少している結果になっている。社会厚生全体で見ると増加傾向が見られる。ここまでで説明した、発電エージェントが競争的な市場における動向は、本研究室の先行研究と同様の結果が示された。

拡張エージェントについてみると、発電エージェント数が増加すると拡張量と報酬が共に増加している。これは、発電事業が分散することで各ノードにおける総発電量が増加していることが原因である（図 4-6）。これにより、branch 3-6 での混雑状態がより高まり、図 4-7 のように混雑料金が増加する。

4.1.2 発電事業が部分的に競争的な場合

本節では、特定のノードでの発電エージェント数が増加した場合の市場動向を分析する。そのようなエージェントのパラメータ設定をすることで、発電事業が部分的に競争的になる様子を模擬する。ケース設定として以下の2つを考える。

- case 1. node 3 の発電事業のみが競争的になるケース
- case 2. node 1 の発電事業のみが競争的になるケース

node 3 は混雑状態にある送電線 branch 3-6 に接続しているノードで、node 1 は遠い位置関係にある。発電事業が競争的なノードと混雑送電線の位置関係が、市場動向にどのような影響を与えるか分析を行う。表 4-2 に各ケースのエージェントパラメータを示した。なお、拡張エージェントは前節と同様に branch 3-6 に 1 人だけ存在するものとした。

解析結果として、図 4-8 に発電戦略、図 4-9 に社会厚生、図 4-10 に拡張エージェントの拡張量と報酬を示した。また、各値とも比較対象として、各発電ノードに発電エージェントが 1 または 10 のケースの値を示した。

表 4-2 各エージェントのパラメータ

発電 agent	case 1. node 3 に 5 人、その他のノードに 1 人 case 2. node 1 に 5 人、その他のノードに 1 人	
拡張 agent	対象送電線	エージェント数
	branch 3-6	1

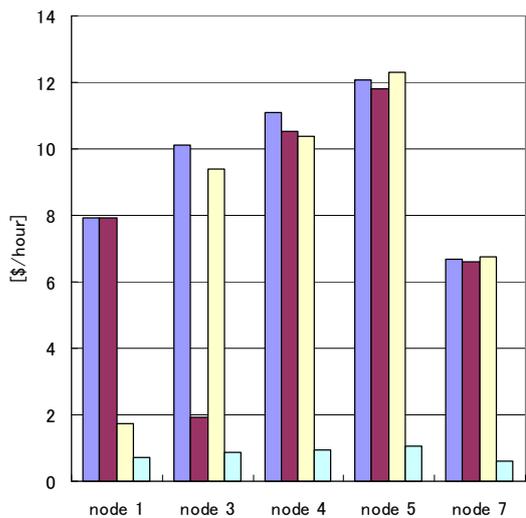


図 4-8 発電エージェントの戦略

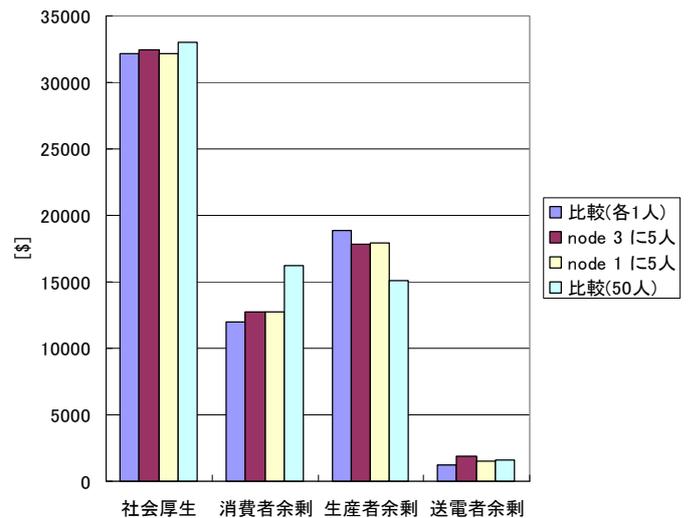


図 4-9 社会厚生と各者余剰

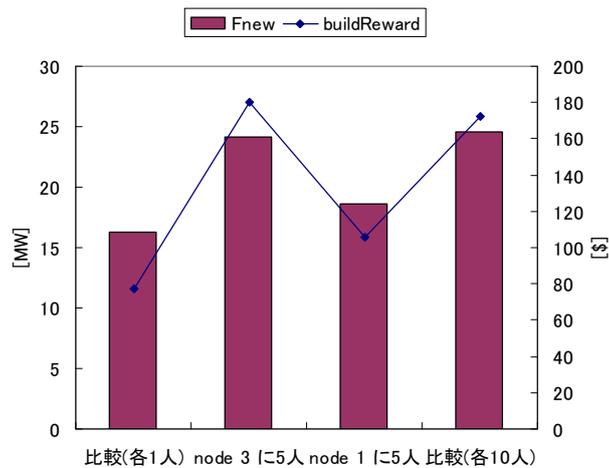


図 4-10 拡張エージェントの拡張量と報酬

発電エージェントの動向について見ると、一部のノードのみが競争的になった場合は、そのノードの発電戦略のみが低下し、他のノードの戦略低下は導かれないことが分かる（図 4-8）。図 4-9 の各者余剰について見ると、各ノードで独占的なケースと比較すると生産者余剰は減少し、消費者余剰は増加するという競争原理に適う結果が得られた。

case 1 と case 2 を比較すると、生産者余剰と消費者余剰には大きな差は見られないが、送電者の利益分だけ社会厚生に差が現れている。図 4-10 の case 1 と case 2 の報酬の差からもそれが現れている。node 3 が競争的になった場合、そのノードでの発電量が増加するので、node 3 付近の潮流量が増加して case 1 の拡張エージェントの利益が増加したと考えられる。また、拡張エージェントの動向について case 1 と比較ケース（各ノードに発電エージェント 10 人）を比較すると、報酬、増設量共に差は小さい。つまり、本ケースのような独占的に拡張を行うケースにおいては、拡張する送電線に隣接するような（影響を大きく与える）ノードでの発電事業が競争的になることにより拡張量増加（拡張事業の利益拡大）を導かれることが分かった。

4.2 送電線拡張事業の自由競争が市場に与える影響の分析

前節では、拡張エージェントのパラメータは一定として、発電エージェントを変化させたときの市場動向を示した。本節では、発電エージェントをケース設定し、各ケース内で拡張エージェントの人数を変化させたときの動向分析を行った。

エージェントのパラメータを表 4-3 に示す。case 1 では、発電エージェントが各ノードに 5 存在し、系統全体の発電事業が競争的になっている状態を想定した。case 2 は node 1、つまり混雑している送電線（branch 3-6）に接していないノードの発電が自由競争的な状態である。case 3 は node 3 が競争的な状態。これらの 3 通りの市場ケースを設定した。

拡張エージェントについて、対象送電線は branch 3-6, 4-5 の 2 本である。エージェント数を 1~5 に変化させることで、各ケースでの動向、社会厚生への影響を分析した。

各ケースの試算結果を示す。図 4-11~4-13 は、case 1~3 の社会厚生の各者余剰である。図 4-14、4-15 は case 2 のおける各ノードの総発電量および発電エージェントの戦

略、図 4-16、4-17 は case 3 のおける各ノードの総発電量および発電エージェントの戦略である。図 4-18 は拡張エージェント数 5 の場合の各ノードでの電力価格を、ケースごとに示した。

表 4-3 各エージェントのパラメータ

発電 agent	case 1. 各ノードに 5 人 case 2. node 1 に 5 人、その他のノードに 1 人 case 3. node 3 に 5 人、その他のノードに 1 人	
	対象送電線	エージェント数
拡張 agent	branch 3-6, 4-5	1~5

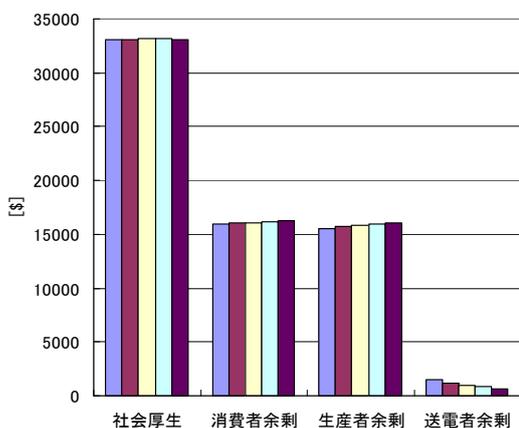


図 4-11 case 1 の社会厚生

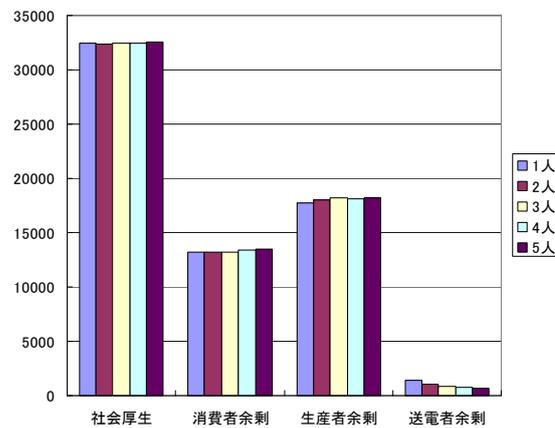


図 4-12 case 2 の社会厚生

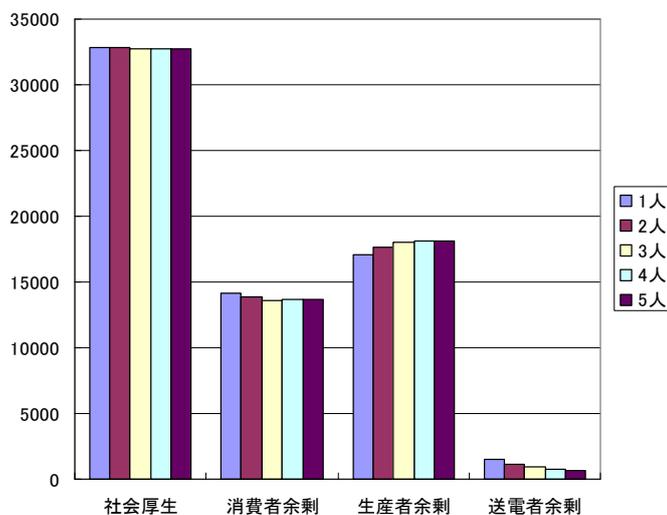


図 4-13 case 3 の社会厚生

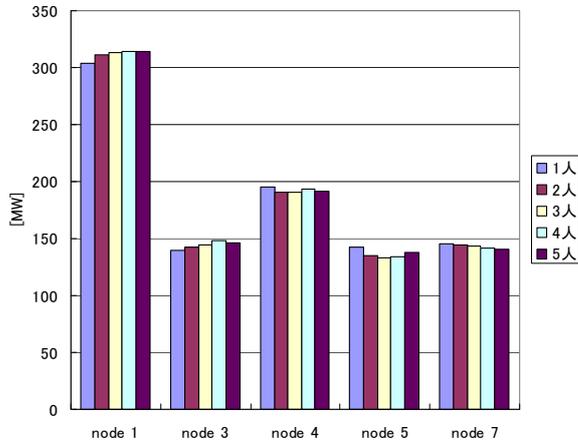


図 4-14 case 2 の総発電量

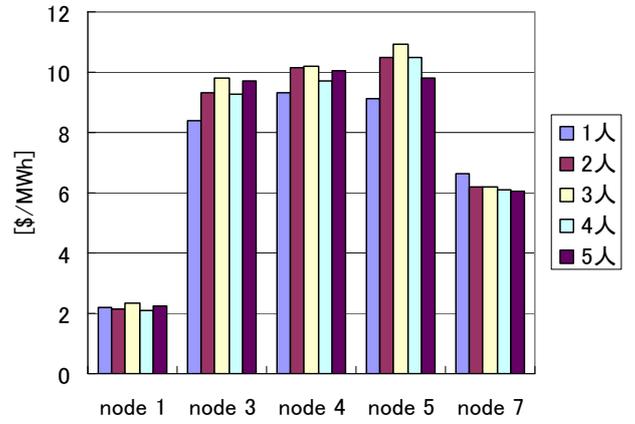


図 4-15 case 2 の発電戦略

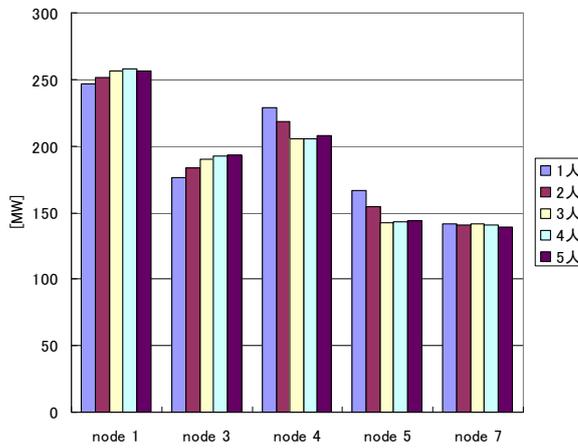


図 4-16 case 3 の総発電量

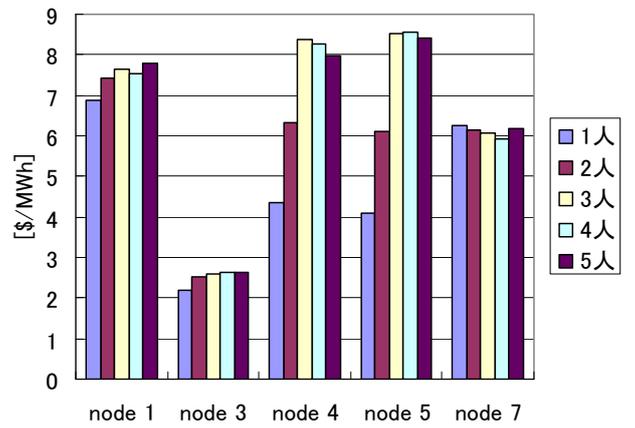


図 4-17 case 3 の発電戦略

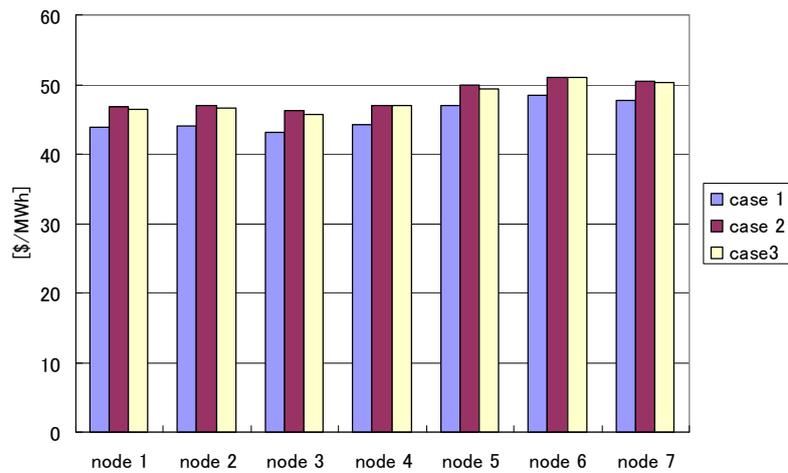


図 4-18 拡張エージェント数 5 の場合の各ノードでの電力価格

図 4-11～4-13 から、case 1,2 では拡張エージェント数の増加に伴い、社会厚生、生産者余剰、消費者余剰は増加傾向にあるが、case 3 については生産者余剰のみが増加するという偏りが見られる。case 1 は市場全体において、市場支配力の高いエージェントが存在しないため、競争性の増加が社会厚生を増加を導くことは納得できる。case 2,3 は部分的なノードの発電が競争的なケースだが、社会厚生の変化傾向が異なる結果を示している。図 4-18 から、case 2 より case 3 での電力価格が低い関わらず、消費者余剰は減少している。これらの比較を行うことで、系統の特徴と社会厚生の結果との関連性を考える。

図 4-14 から、case 2 では node 1 の発電量が系統全体のうちで大きな割合を占めていることが分かる。また、この node 1 での発電事業が競争的になっているため、発電戦略は低い(図 4-15)。つまり、系統全体で見たときに発電量が大きい発電エージェントの戦略が低いため、その影響が大きくなり、社会厚生を増加傾向が現れる。case 3 ではこれと異なり、発電戦略の低い node 3 の発電量は、全体と比較すると小さいので他の発電ノードの影響が現れると考えられる。

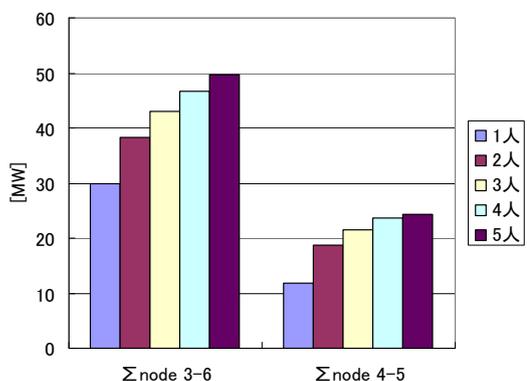


図 4-19 case 1 の拡張量

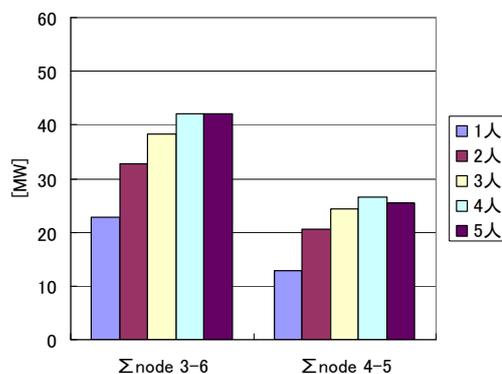


図 4-20 case 2 の拡張量

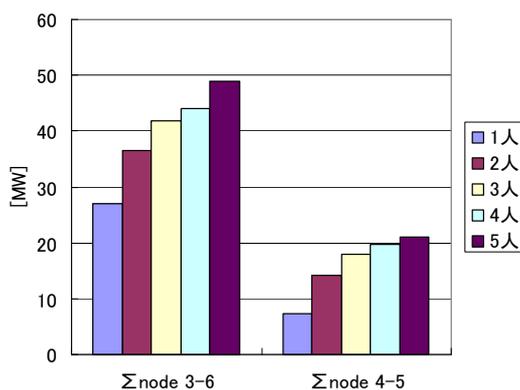


図 4-21 case 3 の拡張量

拡張エージェントの動向について分析を行った。図 4-19～4-21 に、case 1～3 における拡張エージェントの拡張量を示す。これより、case 2 の拡張量がたと比べて低いことが分かる。これは、case 2 における node 3 での発電量が小さく、また、図 4-18 より node 3-6 間の電力価格差も小さいため、拡張による獲得利益が小さいことが原因である。

4.3 送電線拡張事業を分散化した場合の影響分析

前節の拡張エージェントは、2本の送電線に対して拡張を行った。本節では、第3章の設定ケースの一つのように、拡張エージェントの対象送電線を分散させた場合の市場動向を解析した。ここでは、拡張事業の分散化が社会厚生に与える影響に着目した。各ケースにおけるエージェントパラメータを表4-4、表4-5に示す。

表 4-4 各エージェントのパラメータ

発電 agent	case 1. 各ノードに 5 人 case 2. node 1 に 5 人、その他のノードに 1 人	
拡張 agent	対象送電線	エージェント数
	branch 3-6, 4-5	1~5

表 4-5 各エージェントのパラメータ

発電 agent	case 1. 各ノードに 5 人 case 2. node 1 に 5 人、その他のノードに 1 人	
拡張 agent	対象送電線	エージェント数
	branch 3-6	n
	branch 4-5	n

(n をパラメータとして、1~5に変化、総エージェント数は2~10と変化)

発電エージェントについては、各ノードに5人いるケースと、node 1のみ5人のケースを考えた。拡張エージェントについては、表4-4は送電事業を分散しない場合で、表4-5は分散を行った場合である。各ケースにおける社会厚生を図4-22にまとめた。

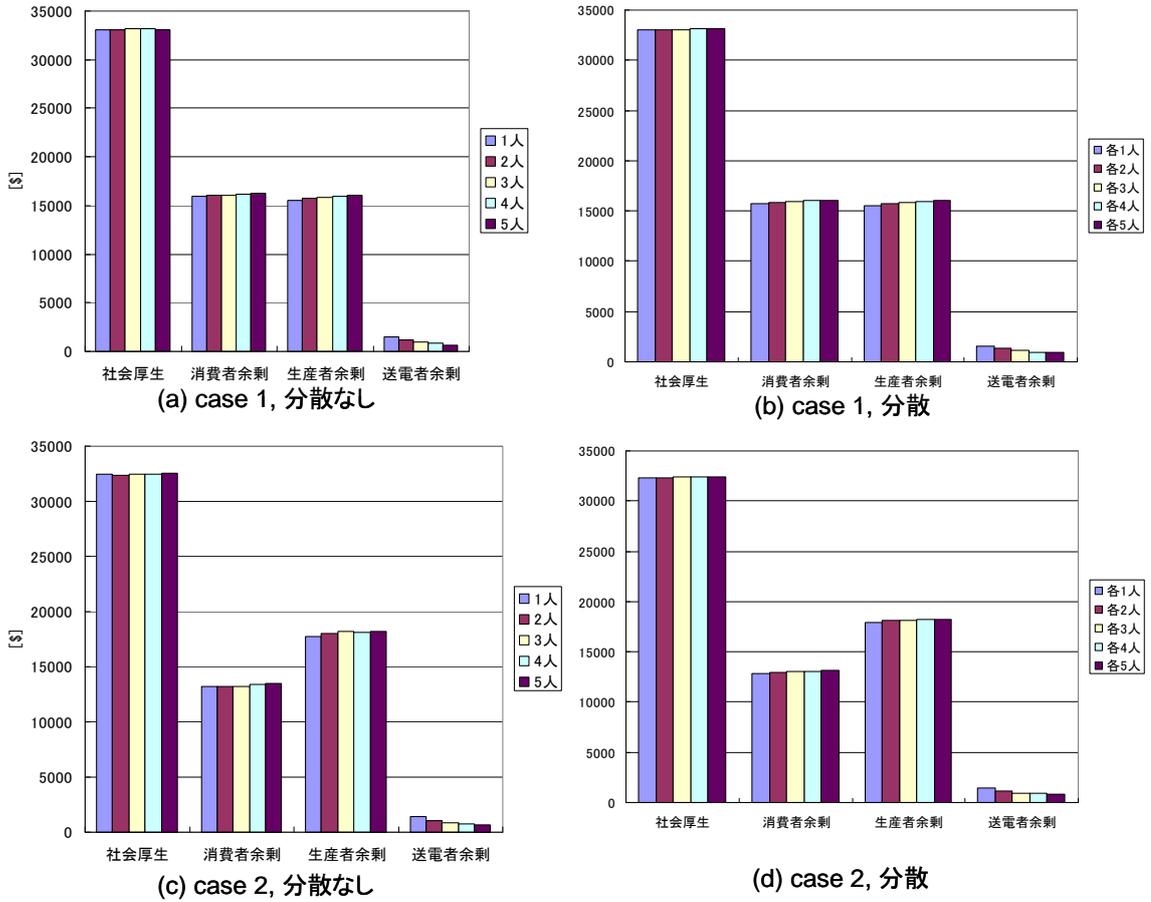


図 4-22 各ケースの社会厚生

各ケースで社会厚生を比較したとき、共に同傾向であり、差異は1%程度である。これは、強化学習による誤差の範囲と考えられる。この結果から、送電線拡張事業を分散化した場合の社会厚生への影響は小さいということが言える。

4.4 結論

本章では、発電エージェントと拡張エージェントの双方のパラメータを変化させることで、様々なケースにおける市場動向の分析を行った。

送電線拡張事業が独占的に行われる場合、発電事業が競争的になることにより社会厚生に増加傾向が見られることが分かった。拡張事業者の観点から見ると、拡張対象とする送電線に接する発電ノードが競争的になるケースでは、潮流量と混雑料金の両方が増加するために報酬は増加する。

発電事業が競争的な系統に拡張事業者が参入する場合、系統全体の発電事業が競争的である場合は、拡張事業の自由競争は社会厚生を向上させる要因になりうる。ただし、発電競争が部分的である場合は、必ずしもそうではない。発電量が多い地点で競争的な場合は、発電戦略（価格の吊り上げ）の減少の影響が大きなものになるため、生産者余剰のみに偏った増加は見られずに、社会厚生全体に増加傾向が見られる。発電量が少ない地点が競争的な場合は、その競争の影響を系統全体に与えられず、その他の発電事業者が市場支配力を持つ結果、生産者余剰のみ増加して社会厚生は減少する。送電線拡張事業が市場に自由参入する場合は、社会厚生の観点から考えると、発電量の大きい発電機を分散させたほうが良いという知見が得られた。

また、拡張事業が区間別に分散しているケースでの分析では、各自に拡張を行うことにより社会厚生に与える影響は、分散させずに拡張を行う場合のそれとの差は小さいことが分かった。

第5章 結論

5.1 本研究の成果

本研究では、マルチエージェントモデルを用いた、送電線拡張事業者と発電事業者を含む電力取引市場モデルを構築し、市場参加者について様々なケース設定における試算を行うことで、各事業の自由競争が市場参加者と社会厚生に与える影響を分析した。以下に、本研究で得られた成果および知見を要約する。

第1章では、電力が持つ財としての特異性と、送電設備投資の特徴を説明し、自由化された電力取引市場における課題を提起した。また、それを元に研究目的を明確にした。

第2章では、本研究で用いた電力取引モデルについて説明した。市場参加者の表現手法であるマルチエージェントモデルや、各エージェントの意思決定機構である強化学習理論の概要をまとめ、市場需給量の決定手法であるLMPや、送電容量制約、市場参加者の行動を説明し、市場全体の定式化を行った。

第3章では、取引市場モデルの妥当性評価を行い、送電線拡張事業の自由競争をモデルで模擬することにより、市場参加者の動向分析や経済性評価を行った。

送電線拡張事業の自由競争が進むと、拡張量が増加し送電線の混雑は緩和の方向に向かうが、系統の発電分布や潮流分布によっては、特定の発電事業者の市場支配力が増加する場合があります、社会厚生が必ずしも増加する訳ではないということが知見として得られた。

第4章では、発電事業、送電線拡張事業双方の自由競争環境の解析を行い、市場参加者の動向分析と経済性評価を行った。

得られた知見を大きく3つに分けて示す。一つは、発電事業と送電線拡張事業が共に競争的である場合には、自由競争度が増すにつれて社会厚生に増加傾向が見られた。二つ目に、拡張事業の観点から見ると、拡張対象の送電線に隣接する発電地点が競争的になることで利益が拡大し、拡張のインセンティブが拡大することが示された。また、発電量が大きい発電事業が競争的になることで、発電事業者の余剰の過剰獲得を防ぐことが可能になる。最後に、拡張事業を区間ごとに分散させて独自に事業を行う場合、社会厚生に与える影響は、分散させない場合と比べて差異は小さい。

5.2 今後の課題

今後の課題点について以下の事項が考えられる。

第1章で述べたように設備投資の課題点として、場所の考慮と共に時間の問題がある。意思決定から設備の完成までのリードタイムや、それを考慮した上での多時点に渡る設備投資という行動も考えられる。また、設備の老朽化に伴う再投資の必要もある。本モデルでは、このような多時点に渡る市場参加者の動向を模擬していない。こ

れらを考慮したモデル構築を行うことで、自由市場や制度設計に関して、長期的視点を含めた知見が得られると考えられる。

また、本研究では、発電設備は不変であるという前提のもと解析を行った。しかし、実際の自由化市場を考えると、市場参加者の入退出や設備の売買という行動が考えられる。これらを模擬することで、動的な解析を行うことが可能になる。

謝辞

本研究を進めるにあたり、多くの方にご指導、ご協力をいただきました。この場を借りて厚く御礼申し上げます。

山地憲治教授には、指導教官としてご多忙にもかかわらず辛抱強く私の研究動向を見守っていただきました。研究の進捗状況に応じて、その都度叱咤激励と、多くのご助言をいただきました。心より感謝いたします。

藤井康正助教授には、テーマ設定から研究の進め方に至るまで丁寧にご指導いただきました。研究進行にあたり、頻繁に行って頂いた打ち合わせの中で非常に具体的で適切にご指導を頂き、また、私を見捨てることなく辛抱強く叱咤激励して頂いたことに心より御礼申し上げます。

研究を進める際の計算環境の整備など、幅広く研究のサポートをして頂いた林武人さんに厚く御礼申し上げます。

助手の竹下貴之さんには、研究はもちろん、生活や仕事に関する数々のアドバイスをいただきました。心より感謝いたします。

山本博巳客員助教授には、研究室打ち合わせの場で有益なご助言を頂きました。心より感謝いたします。

同輩の都留大和君、永富悠君、両澤光一君、横山直規君とは、研究については互いに議論し合い切磋琢磨しつつ、それだけでなく日々の学生生活を共に楽しく過ごさせていただきました。このような最高の仲間と共に時間を過ごすことができたことに深く感謝いたします。

修士一年の上杉春奈さん、大和久崇君、高木雅昭さん、奈良雅文君、矢田尚君、学部四年の橋本篤樹君、細川智弘君、向山峻介君、山下寛泰君、研究生の鬮思超さんには、様々な角度から学生生活をサポートしていただきました。本当にありがとうございます。

秘書の松方恵美様、岩本留理子様には、研究活動及び生活全般にわたり暖かくサポートしていただきました。心より御礼申し上げます。

最後に、長期に渡る学生生活を経済面、精神面から支え、暖かく応援してくれた家族と、日々の学生生活を豊かなものにしてくれた友人たちに心より感謝し、謝辞として締めさせていただきます。

2007年2月
大平 晃三

参考文献

- [1] 横山隆一、「電力自由化と技術開発 21世紀における電気事業の経営効率と供給成功上の安定を目指して」、東京電機大学出版局、2001年
- [2] 八田達夫、田中誠、「電力自由化の経済学」、東洋経済新報社、2004年
- [3] 南部鶴彦、「電力自由化の制度設計 系統技術と市場メカニズム」、東京大学出版会、2003年
- [4] PJM ホームページ:<http://www.pjm.com/>
- [5] 大内東、山本雅人、川村秀憲、「マルチエージェントシステムの基礎と応用」、コロナ社、2002年
- [6] 三上貞芳、皆川雅章、「強化学習」、森北出版社株式会社、2000年
- [7] 岡村知暁、「人口市場モデルによる送電容量制約を考慮した電力市場のシミュレーション解析」、東京大学大学院修士論文、2005年
- [8] 下村貴祐、「マルチエージェントモデルを用いた電力市場における価格形成の分析」、東京大学大学院修士論文、2003年
- [9] Fred C. Schweppe, Michael C. Caramnis, Richard D. Tabors, Roger E. Bohn, “SPOT PRICING OF ELECTRICITY”, Kluwer Academic Publishers, 2002
- [10] Ettore Bompard, Mikael Amelin and others “Congestion Management Schemes: A Comparative Analysis Under a Unified Framework” IEEE Trans. Power system, Vol.18, No.1, Feb, 2003
- [11] 平野大悟、「電力託送料金に関する研究」、東京大学大学院修士論文、1997年

発表実績

大平晃三、岡村知暁、山地憲地、藤井康正、「人口市場モデルによる送電制約を考慮した電力市場のシミュレーション解析」、平成 17 年度電気学会全国大会、2006 年 3 月

大平晃三、岡村知暁、山地憲地、藤井康正、「送電制約を考慮したマルチエージェント型電力市場のシミュレーション解析」、電気学会 電力・エネルギー部門大会、2006 年 9 月

大平晃三、山地憲地、藤井康正、「マルチエージェントモデルを用いた自由化された電気事業における送電容量拡張に関する基礎研究」、第 23 回エネルギーシステム・経済・環境コンファレンス、2007 年 1 月

大平晃三、山地憲地、藤井康正、「マルチエージェントモデルを用いた送電容量拡張事業を考慮した電力市場の研究」、平成 18 年度電気学会全国大会、2007 年 3 月予定