

東京大学大学院新領域創成科学研究科

基盤科学研究系

先端エネルギー工学専攻

2005 年度修士論文

# 電力市場における電力貯蔵システムの運用戦略

Operation Strategies of Electricity Storage System

in Electricity Market

学籍番号 47-46208

氏名 丹羽 弘善

指導教員 山地 憲治 教授

(2006 年 2 月提出)

## 内容梗概

社会の情報化と快適さを求める人々のライフスタイルは、冷房や動力の需要を高めており、それはまた夏場の電力のピーク負荷を先鋭化している。一方で先端技術の進歩により停電が少なく電圧や周波数の変動が小さい高品質な電力の供給を要求している。そういった先鋭化した負荷と高品質な電力供給への対策として、電力貯蔵システムの導入が考えられる。

電力は貯めることができないため、電力会社はピーク時の最大需要に備えて発電所や送配電設備を構築しなければいけなかった。夜間の余裕がある電力を貯蔵し、昼間にそれを放出することができれば、電力設備の効率的運用が可能となるとともに、発電・送電設備への投資が抑制され、結果として電力料金低減が可能となるわけである。加えて、今話題の分散電源・新エネルギーの導入に際して、系統の安定性を図るためにも電力貯蔵システムは有効であると考えられている。

一方、日本において電気事業の規制緩和が進行しており、2005年4月からは50kW以上の電力が自由化された。このような電力自由化の流れに際し電力価格や需要の変動といった不確実性リスクが生じており、それらを考慮しないことには、電力貯蔵システムの有用性を測るのが難しいのが現状である。

そこで本研究では、電力市場価格の推移がある確率微分方程式で表現できるという仮定の下、一日の中での電力価格の不確実性を考慮した上での、確率動的計画法を用いた電力貯蔵システムの最適運用戦略モデルを提案する。その提案したモデルを元に電力貯蔵システムの最適運用戦略を導出すると共に、不確実性が電力貯蔵システムの価値に及ぼす影響を考察する。また、強化学習理論を用いたマルチエージェントモデルを採用し、電力貯蔵システムを保持するエージェントを含めた、電力市場モデルの構築を行う。そして、電力貯蔵事業者が電力市場に参入することでの、電力価格への影響に関して分析を行う。

第1章では、本研究背景として、電力貯蔵システムの現状と電力自由化の動向について述べる。さらに日本の電力を取り巻く現状についてまとめ、本研究の意義を明確にした。

第2章では、確率動的計画法を用いた電力貯蔵システム運用モデルの構築手法について説明を行った。また強化学習法を用いた電力貯蔵システム運用モデルの構築手法についても説明を行い、両手法による電力貯蔵システムの最適戦略が同一であることを確認し、本論文で提案した、電力貯蔵量を状態変数と考慮した確率動的計画法の数値解析手法の妥当性を確認した。また、不確実性が電力貯蔵システムの最適貯蔵戦略の価値に大きく影響を及ぼすことを指摘した。

第3章では、電力貯蔵システムを保持したエージェント（以下貯蔵エージェント）を含む強化学習に基づくマルチエージェント市場モデルの構築手法について説明を行った。また、市場モデルを用いて、貯蔵エージェントの条件を変化させて価格変動の分析を行った。

初めに貯蔵エージェントの参入による電力価格の変動傾向を考察した。貯蔵エージェントの参入により、電力価格の昼夜間格差が減少、つまり負荷の平準化が起こるが、価格の変動リスクが増加するという結果が得られた。

次に貯蔵エージェントの参入人数と規模を変化することでの価格変動の分析を行った。貯蔵エージェントの人数が増加すると負荷の平準化効果が増大する。その一方ある一定以上の貯蔵容量を持った貯蔵エージェントが参入すると、電力市場の価格がその貯蔵エージェントによって決定されてしまい、価格が一意に収束しないという結果を得ることができた。

第4章では、前述のマルチエージェント市場モデルを元に、より詳細な設定を行い、揚水発電を含めた日本の最適電源構成を模擬することで、本モデルの汎用性を示した。

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

第1章	序論	2
1.1	研究の背景	2
1.1.1	電力貯蔵システムの役割と展望	2
1.1.2	電力市場の自由化	4
1.1.3	電力貯蔵システムの運用戦略	7
1.2	研究の目的	8
第2章	最適電力貯蔵戦略の評価	9
2.1	確率動的計画法を用いた最適電力貯蔵戦略の評価	9
2.1.1	確率過程と数値解析法	9
2.1.2	電力貯蔵システム運用モデルの概要	13
2.1.3	最適電力貯蔵戦略の評価	19
2.2	強化学習法を用いた最適電力貯蔵戦略の評価	29
2.2.1	強化学習の枠組み	29
2.2.2	強化学習法を用いた電力貯蔵システム運用モデル	34
2.2.3	強化学習法を用いた最適電力貯蔵戦略	36
2.3	計算手法による結果比較	38
2.4	まとめ	39
第3章	市場モデルによる電力貯蔵システム運用戦略の評価	40
3.1	市場モデルの概要	40
3.2	強化学習理論を用いた電力市場モデルの概要	41
3.2.1	エージェントのモデル化	41
3.2.2	電力貯蔵事業者を含む強化学習型市場モデル	44
3.3	電力貯蔵事業者の参入を考慮した電力市場の分析	48
3.3.1	前提条件	48
3.3.2	貯蔵事業者が参入することでの電力価格への影響	50
3.3.3	貯蔵エージェントの感度解析	55
3.4	結論	56
第4章	揚水発電設備を含めた日本の電源構成の構築	57
4.1	モデルの概要	57
4.1.1	需要エージェントのモデル化	57
4.1.2	発電エージェントのモデル化	57
4.1.3	電力市場のモデル化	58
4.2	揚水発電を含めた日本の電源構成	59
第5章	結論	61
5.1	本研究の成果	61

5.2 本研究の課題.....	62
付録.....	63
謝辞.....	66
発表文献.....	67
参考文献.....	68

# 第1章 序論

本章では研究の背景として、最初に電力貯蔵システムの現状や今後の見通しを説明し、次に電力市場の自由化や日本の動向、またそれに伴う電力貯蔵システムの運用戦略の変化について概説する。最後に、本研究の目的について述べる。

## 1.1 研究の背景

### 1.1.1 電力貯蔵システムの役割と展望

#### 電力貯蔵システムの特徴

電力貯蔵とは、夜間など需要のオフピーク時にベース電源の電気でエネルギーを貯蔵し、昼間のピーク負荷時にそれを電気に変換する、いわゆる負荷の移行によって平準化を行うものである。それは燃料コストが安価な大型電源の夜間稼働率を高めることになり、連続運転による大型電源の信頼性が向上するだけでなく、昼間のピーク負荷用の火力電源の燃料、特に石油の消費量を節約することになる。将来、大型電源に原子力発電が利用できるようになれば、一定負荷での連続運転によって、原子力発電の安全性が向上するだけでなく、石油への依存度低下によって我が国のエネルギーセキュリティ向上とCO<sub>2</sub>排出量の削減に貢献することにもなる。また最近話題の分散型電源の導入にあたり、システムの安定性を保つために電力貯蔵システムが期待されている。

電力貯蔵には優れた負荷応答特性のほかに、電源の計画と運用において将来の不確実性に対応できる利点もある。電力システムの信頼性を高める効果として、電圧・周波数調整あるいは停電時の非常用電源、さらに予備力としての働きがある。また経済効果としては、負荷平準化や信頼性向上にかかる費用削減、起動停止時や負荷追従による効率低下に伴う燃料費の低減、それに電圧・周波数調整設備費といった設備費の削減がある<sup>1</sup>。(表 1-1)

表 1-1 電力貯蔵の導入効果

		設 備 面	運 用 面
発 電	負 荷 平 準 化	<ul style="list-style-type: none"><li>ピーク電源の削減</li><li>ベース電源の設備増</li><li>予備力の低減</li></ul>	<ul style="list-style-type: none"><li>燃料費の節約</li><li>利用率向上による熱効率の上昇</li><li>起動回数削減による起動損失の低減と補修点検作業の軽減</li></ul>
	計 画	<ul style="list-style-type: none"><li>立地制約が小さい</li><li>建設期間の短縮</li><li>不確実な将来の電源計画への柔軟性</li><li>一時的、ローカルな負荷増への対応</li></ul>	<ul style="list-style-type: none"><li>燃料の貯蔵量、購入量に柔軟性</li></ul>
系 統	信 頼 性	<ul style="list-style-type: none"><li>調整設備(電圧・周波数)の削減</li><li>動揺設備の削減</li><li>停電時の非常用電源を削減</li><li>短絡時の補償設備の削減</li></ul>	<ul style="list-style-type: none"><li>助燃費の削減</li><li>調整設備などの燃料費削減</li></ul>
送 配 電 ・ そ の 他		<ul style="list-style-type: none"><li>設備の削減</li><li>建設の繰り延べ</li></ul>	<ul style="list-style-type: none"><li>環境保全効果</li></ul>

社会のエネルギー需要は年々変化しており、その変化する需要に合わせてエネルギーは供給さ

れる必要がある。太陽、風力、それに電気はそのままの状態では貯蔵できないので、需要の変動に対しては貯蔵できる他のエネルギー形態に変換して供給することになる。

エネルギーを貯蔵する形態には、力学、熱、科学、磁気などがある。石油などの科学物質は体積あたりのエネルギー密度が最も大きいエネルギーで、貯蔵特性に優れている。図 1-1 は、各種エネルギーの貯蔵特性をエネルギー密度と貯蔵設備費とで比較してのもので、図の右下にあるエネルギーほどエネルギー密度が高く安価に貯蔵できることを示している。図から石油と液体水素が最も優れ、次いで科学物質や熱貯蔵が続いている。ただ実際に貯蔵するとなると、電気から貯蔵媒体へ変換し、そして電気へ変換しなおすプロセスが必要となり、その変換効率が重要となってくる。実用化されている貯蔵システムは一般に 65%以上の高い変換効率を有しており、貯蔵面での特性が劣っていても全体から見ると効率的になる。

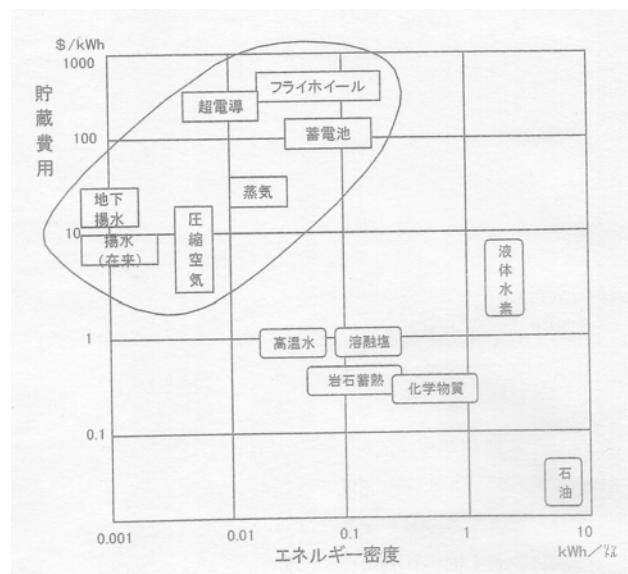


図 1-1 エネルギー貯蔵の貯蔵密度と貯蔵費用

### 電力貯蔵システムの展望

電力貯蔵技術には、既に実用化している揚水発電の他に、圧縮空気、蓄電池、フライホイール、超伝導などがある。図 1-1 の実線で囲った電力貯蔵技術の特性を見ると、磁気、化学、あるいは機械的な貯蔵方法になると設備はより精密になり製造費用も増大し、対して圧力や位置エネルギーによってエネルギーを貯えている圧縮空気や揚水発電は、貯蔵設備の多くが土木工事により建設できるため、エネルギー貯蔵密度は小さくても費用は安くすむ。

表 1-2 は各種貯蔵技術を貯蔵、運転、経済性で比較したものである。異なる電力貯蔵技術を運用性と経済性から比較すると、科学や運動エネルギーで蓄える蓄電池とフライホイールは小型の貯蔵設備として優れており、圧縮や位置エネルギーで蓄える圧縮空気と揚水発電は大型に向いており、超伝導はその中間に位置づけられることとなる。

表 1-2 電力貯蔵技術の比較

		揚水	圧縮空気	蓄電池	超伝導	フライホイール
貯蔵特性	規模	中～大	中	小～中	小～中	小
	[万kWh]	50～250	50～250	～80	～10	～1
	密度[kWh/m <sup>3</sup> ]	～1	8	100	10	50
	貯蔵効率[%]	70	75～80	70～75	80～90	～70
運転特性	起動・停止	一分程度	20～30分	瞬時	瞬時	瞬時
	負荷追従性	大	中	大	大	大
	信頼性	有	有	有	確立中	確立中
	寿命	40年以上	20年以上	10年以上	30年以上	10年以上
建設費	発電部[万円/kW]	14	14	4?	4?	4?
	貯蔵部[万円/kWh]	1	0.5～1.5?	2～3?	2～3?	15以上?
建設期間		8～12	2～6	1～3	2～5	1～2

日本の電源構成では発電設備の効率的運用を図るために、電力需要の少ない夜間の余剰電力を貯蔵し、それを昼間に供給する電力貯蔵システムによる負荷平準化が必要である。電力貯蔵システムの一つとして従来から揚水発電があるが、包蔵水力の未開発分は少なく、また環境面からも新規立地は困難である。超電導磁気エネルギー貯蔵 (SMES)、圧縮空気電力貯蔵 (CAES)、超電導フライホイール電力貯蔵などの方式は魅力的ではあるが開発要素が大きい。早期実用可能性が最も高い貯蔵システムとして電池電力貯蔵システムが期待されている。

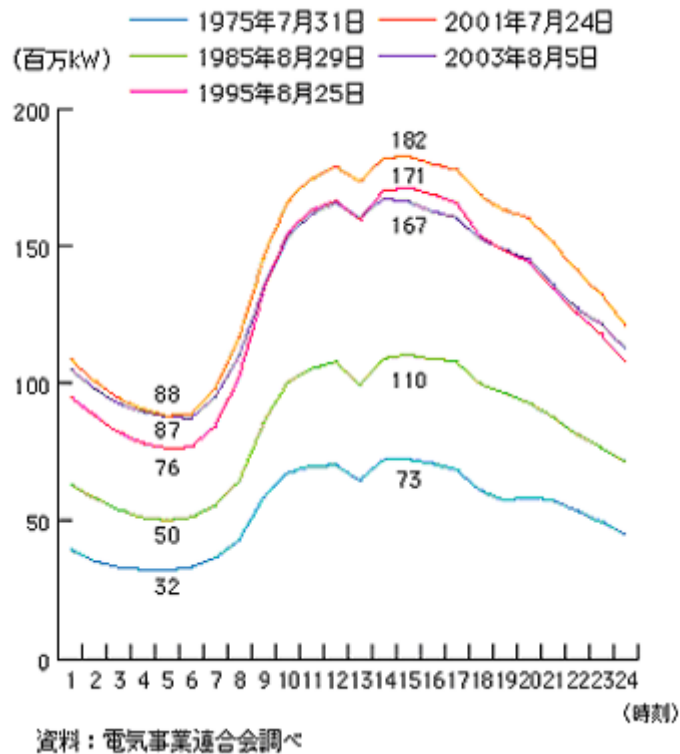


図 1-2 日負荷曲線の推移 (年間最大電力を記録した日) (10 電力合計)<sup>2</sup>

## 1.1.2 電力市場の自由化

従来、電力・ガス・水道・通信・鉄道などの公益事業は規制が必要であると考えられ、それぞれの事業について、政府は様々な制約を与えてきた。電気事業に規制が必要である理由は、自然独占が成立することや、電力は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リスクが高いこと、国策としてエネルギーを確保しておく必要があることなどが挙げられる。そのように政府は、事業者に対して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する仕組みを作り上げてきた。

しかし議論が進むにつれて、規制にかかる費用や規制そのものの非効率などが指摘されるようになり始めた。一方で、分散電源の普及による自然独占性の崩壊や、電力・ガス・熱需要などのエネルギー間の競合、同時同量供給を可能にする情報技術の発達などといった技術的な発展が見られるようになった。このように経済学的にも工学的にも規制緩和への要望が高まってきた結果、1970年代以降アメリカ、イギリスや日本などの主要国を中心に、電気事業を始めとする多くの公益事業に対して規制緩和が実施され始めた。

### 電力供給システムの変遷

電力供給システムは各地域の競争導入や自由化の度合いによって、次のように大きく4つに分類することができる<sup>3</sup>。

#### 独占的な供給システム

独占的な供給システムにおいて、電気事業者は発送配電のすべての設備を所有し、発電から送電、配電にいたるまでのすべての事業を担う。このような形態は垂直統合型の事業体と呼ばれる。このシステム構造を図 1-3 に示す。

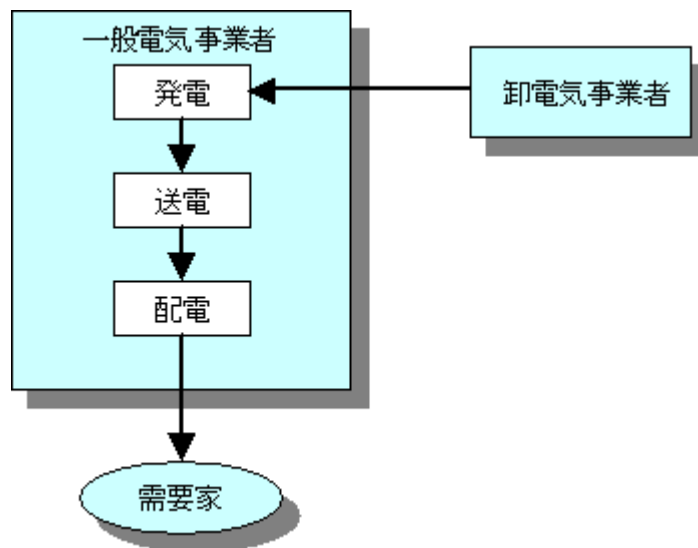


図 1-3 独占的な供給システムの構造

これらの電気事業者は一定の供給地区に独占的に需要家に電力を供給している。この独占構造を保つために、電気事業への新規参入は厳しく制限され、発送配電のどの部門にも競争は導入されない。これらに電力の卸売を行う卸発電事業者が存在する場合もあるが、一般的に規制下に置かれ、競争は行わない。



## 発電市場自由化型の供給システム

発電市場自由化型の発電システムは、発電部門に競争が導入されたシステムである。送配電部門は既存の電気事業者による独占的な所有と利用が認められる一方で、発電部門では独占が撤廃され、新規参入が自由化される。既存の電気事業者は、必要とする供給力の一部を規制緩和により参入してきた独立系発電事業者（IPP：Independent Power Producer）などから買電する。このシステム構造を図 1-4 に示す。

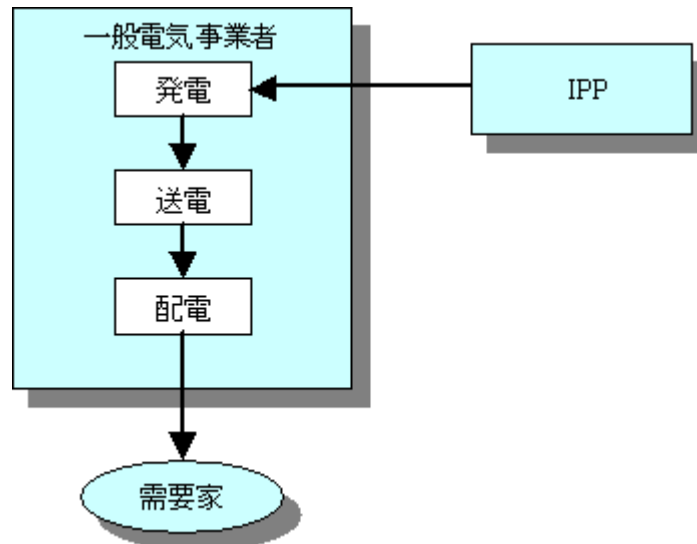


図 1-4 発電市場自由化型供給システムの構造

ここでは発電部門の一部に競争が導入されるが、既存の電力会社が所有する発電設備までは競争の対象とはならず、需要増に対応する新規発電設備の導入についてのみ、IPP との設備調達競争が行われる。

## 送電線開放型の供給システム

送電線開放型の供給システムは、発電部門の自由化に加え、送電線へのアクセスが開放されたシステムである。このシステム構造を図 1-5 に示す。

このシステムにおいて既存の電気事業者は、任意の発電事業者に対して送電サービスを行うことを義務付けられる。従って IPP や第 3 の電気事業者が、地域によらずに電力の卸売を行うことが可能となる。このシステムは卸売電力市場の競争を活性化するために考案された。

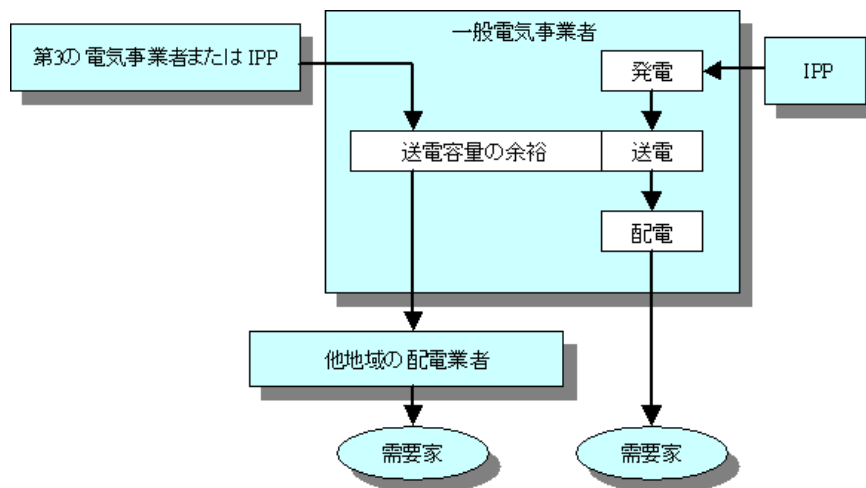


図 1-5 送電線開放型供給システムの構造

### 完全競争型の供給システム

完全競争型の供給システムは，発電部門や送電線のアクセスに加え，最終需要家への小売事業の自由化が認められたシステムである。このシステム構造を図 1-6 に示す。

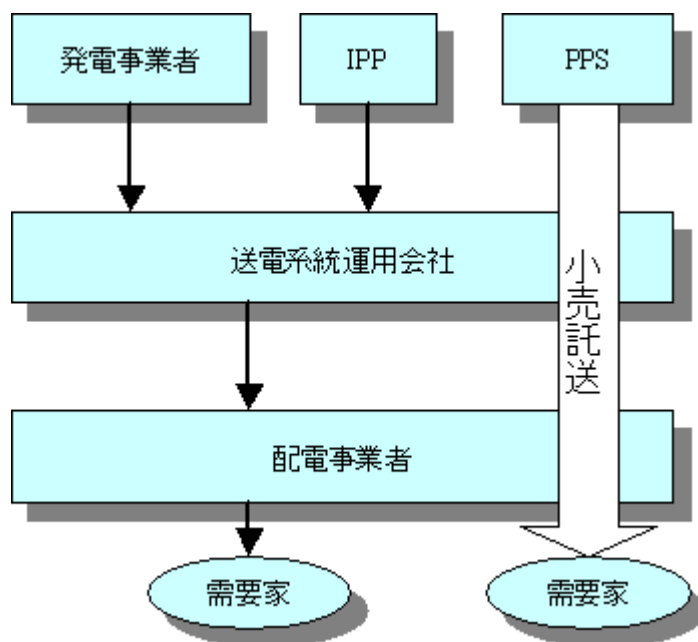


図 1-6 完全競争型供給システムの構造

このシステムになると，最終需要家が電力購入元を選択することができるようになるため，競争が大きく促進されることになる。尚，すべての需要家への小売事業が自由化されたシステムを完全競争型と呼ぶが，大口需要家などの特定の需要家への小売事業のみが自由化されたシステムを部分競争型と呼ぶ。

## わが国における電力自由化の動向

わが国においては従来、地域ごとに独占的な民間の電力会社が存在し、発送配電のすべての事業をそれぞれの電力会社が垂直統合的に担ってきた。この体制は戦後から長い間、電力の安定供給を達成してきた。しかし、公益事業への規制緩和や、効率的な電力供給システム構築への要望が高まり、1995年12月に卸電気事業の自由化が行われ、発電市場自由化型のシステムへと移行した。ここで競争が導入されたのは新規設備に対してのみであったため、実質的な競争とはならなかったが、この施行が今日に至るまでの電力自由化議論の第一歩となったと言える。

その後2000年3月より、電圧2万V以上および、契約電力2000kW以上の大口需要家（総電力需要のおよそ27%）を対象とした部分自由化が行われた。ここで全面自由化としなかったのは、競争促進による事業の効率化を図ると同時に、ユニバーサルサービスや供給信頼性、エネルギーセキュリティ、環境対策などの公益的課題に配慮したことが理由である。この法改正により、部分的とはいえ完全競争型のシステムとなった。

その後、2004年には契約電力500kW以上に自由化が拡大され、2005年3月からすべての高圧需要家（原則50kW以上）に自由化の範囲が拡大されている。対象は全電力市場の約30%に相当する工場、ビル、大型商業施設等の電力からスタートし、自由化範囲は、総需要のおよそ63%となり、大きく広がっている。

自由化による実際の電気取引は、電力売買の市場である日本卸電気取引所（JEPX）と、取引を監視する中立機関の電力系統利用協議会（ESCJ）が柱となって行われている。JEPXは、市場参加者の自由意志で参加する任意参加型の市場であり、ESCJは、電気売買の際に使用する送配電線の利用の監視を目的としている。取引は翌日の電力を扱うスポット市場と、1ヶ月から1年先の電力を扱う先渡市場の二種類で行われているおり、（JEPXの見解では、「当初の予定以上に、卸取引量が増加している」とのことである。）

また、2007年以降には家庭用も含めた全面自由化の議論が開始される事になる。

### 1.1.3 電力貯蔵システムの運用戦略

電力自由化が行われる以前では、電力価格が電力会社によりほぼ一意に決定され、電力貯蔵システムを市場で運用する際には、オフピーク時である夜間の電力の安い時間帯に買い、日中ピーク時の電力高い時間帯に売るといった戦略をとることで確実に利益が見込めると考えられた。

しかしながら、自由化された電力市場においては、電力価格は市場取引により決定されるため、電力価格の変動によるリスクに加え、需要変動のリスクが生じることとなり、それらを考慮して電力貯蔵システムの最適運用戦略を考える必要がある。加えて、電力貯蔵システムの運用戦略それ自体が、電力需要や電力価格における変動リスクを増加させており、貯蔵システムの最適運用戦略を決定することを難しくしている。例えば自身がある時点で大量に電力の買い入札を行うことで、その時点での需要が増加する。その結果電力価格が想定していた価格以上の値で決済され買うこととなる。以上、電力貯蔵システムの運用戦略を決定する際には、1) 他者が入札することによる価格変動リスク 2) 自身が電力貯蔵システムを運用し入札する影響による、価格の変動リスク の2点を考慮する必要がある。

## 1.2 研究の目的

前述したように近年のライフスタイルの変化により、負荷が先鋭化した高品質な電力供給が必要な状況となっており、その対策として電力貯蔵システムの導入が有効である。しかしながら、自由化された電力市場では、短期または長期における電力価格と需要の変動が存在し、電力貯蔵システムを運用する際にも大きなリスクとなる。そういったリスクに関しても考慮した上で、電力貯蔵システムの最適運用を模擬することが、電力貯蔵システムの価値を算出する上でも、もしくは電力貯蔵システムの負荷平準化効果を見積もるためにも必要かと考えられる。

近年、このような電力市場価格の不確実性のリスクを回避するために金融工学を応用し、相対契約や発電設備の価値を求めるといった研究が盛んに行われている<sup>4,5,6,7</sup>。しかしながら、電力貯蔵システムの運用戦略に対して電力市場価格の不確実性を考慮した研究はなされていない。加えて、電力貯蔵量を状態量として考慮しているモデルは皆無である。

また自由競争下における電力市場をモデル化するには、市場参加者を自律的意志決定主体であるエージェントと見なし、市場の動向を各エージェントの相互作用を通してボトムアップに評価する強化学習を用いたマルチエージェントモデルを採用した研究が注目されている<sup>8,9,10,11</sup>。自己の利益を追求する、複数の市場参加者の競争・競合が模擬できるといった特徴を有しており、電力価格や需要の不確実性を模擬できる。しかしながら電力を貯蔵できるエージェントが参入するという概念を取り入れた研究はなされていない。

そこで本研究では、まず始めに、金融工学にも適応される確率微分方程式と動的計画法を応用し、自由化された電力市場において、一日の中での電力市場価格の不確実性を考慮した上で、さらに電力貯蔵システム内の貯蔵量も状態量と考え、それらの価値を数量化する数学的モデルを提案し、その結果を検証すると共に、電力貯蔵システムの最適な容量や運用方法について不確実性の及ぼす影響について検討を行う。

次に、自身が電力貯蔵システムを運用することで生じる、電力需要や価格の変動を考慮した、電力貯蔵システムを保持するエージェントも含めた、マルチエージェントモデルを用いた電力貯蔵モデルの構築を行う。その結果を検証すると共に、電力貯蔵エージェントの電力価格に対する影響を、貯蔵システムの規模や人数の影響について検討を行う。

最後に日本の電源構成を揚水発電を含めたマルチエージェントモデルで模擬し、従来行われてきた研究手法で導出された電源構成との比較を行う。

## 第2章 最適電力貯蔵戦略の評価

本章では、自由化された電力市場での、1日の中での電力価格の不確実性を考慮した上で、電力貯蔵システムの価値を導出することを目的とする。その際、電力貯蔵戦略は電力価格には影響を与えないと仮定している。

初めに金融工学にも応用される確率微分方程式と動的計画法を応用し、電力貯蔵量を状態量として考慮した上で、電力貯蔵システムの価値を定量的に評価する手法を提案する。加えて、強化学習法を用いた手法を提案し、双方の最適貯蔵戦略を比較することで、本モデルの妥当性を検証する。そして提案した手法を元に、不確実性下における電力貯蔵システムの最適運用戦略を導出するとともに、電力貯蔵システムの価値について検討を行う。

### 2.1 確率動的計画法を用いた最適電力貯蔵戦略の評価

本節では、不確実性を表す確率微分方程式と差分法に関する数値解析手法を説明する。その後、確率動的計画法を用いた電力貯蔵システムの最適運用戦略、及び総電力貯蔵コストの導出手法を説明する。最後に本モデルを用いて不確実性の影響を考察する。

#### 2.1.1 確率過程と数値解析法

不確実な現象をモデル化する確率過程を概説し、本論文で用いる伊藤の定理と確率微分方程式について説明する。また確率微分方程式を数値解析する際に用いる有限差分法の基本的なアルゴリズムを示す。

##### 2.1.1.1 確率過程と確率微分方程式

時間とともに変化する確率変数  $X(t)$  で表される確率的な現象を、「確率過程」という。金融工学では、資産または証券の価格などの価格は時間的な推移に伴って予想できない形でランダムに変動する。この資産価格の変動をどのような確率過程で記述するのが妥当であるかという問題は、長年にわたって研究されてきた。ここでは、本研究に深いかかわりを持つ数種類の確率過程について、またその微分方程式について説明する。

#### 標準ウィナー過程と一般ウィナー過程

確率変数  $Z_t = Z(t)$  に対し、

$$dZ_t \equiv Z_{t+dt} - Z_t \tag{2-1}$$

もし  $dZ_t$  が平均 0、分散  $dt$  の正規分布に従う時、 $dZ_t$  をホワイトノイズと呼び、 $Z_t$  を標準ウィナー過程と呼ぶ。標準ウィナー過程は次の性質を持つ。

性質 1  $E[dZ_t] = 0$

性質 2  $E[dZ_t \cdot dt] = dtE[dZ_t] = 0$

性質 3  $Var[dZ_t] = E[(dZ_t)^2] = dt$

つまり、 $dZ_t$  の分散は  $dt$  となり消滅しないが、 $[(dZ_t)^\alpha], \alpha > 1$  の分散は消滅する。確率変数  $dZ_t$  の関数  $f(\cdot)$  について  $Var[f(dZ_t)] = 0$  ならば、 $E[f(dZ_t)] = f(dZ_t)$  となる。従って、確率変数の計算ルールとして次の性質を得る。

ルール 1  $(dZ_t)^2 = dt$

ルール2  $dZ_t \cdot dt = 0$

ここで、標準ウィナー過程  $Z_t$  を与えられたとき、次のように拡張された確率過程  $X_t$ ,

$$dX_t = \mu_{X_t,t} dt + \sigma_{X_t,t} dZ_t \quad (2-2)$$

を一般ウィナー過程と呼ぶ。

特に  $\mu_{X_t,t} = \mu$ ,  $\sigma_{X_t,t} = \sigma$  なる定数のパラメータのとき、代数ウィナー過程と呼び、 $\mu$  は期待値を表すドリフト、 $\sigma$  は不確実性を表すボラティリティと呼ぶ<sup>12</sup>。

## 平均回帰過程

原油や電力等のエネルギー価格や金利等については、長期的に一定価格に収斂する傾向(平均回帰性)があり、その傾向を取り入れた確率過程として平均回帰過程が用いられており、以下のような式で与えられる。

$$dX_t = \alpha(\mu - X_t)dt + \sigma X_t^\gamma dZ_t \quad (2-3)$$

$\alpha$  : 回帰速度(>0)

$\mu$  : 長期均衡値(>0)

$\sigma$  : ボラティリティ(>0)

$\gamma$  : 任意パラメータ

$dZ_t$  : ウィナー過程

ここで、 $E[dX_t] = \alpha(\mu - X_t)dt$  となるから、もし  $X_t > \mu$  ならば、 $E[dX_t] < 0$  となって将来の  $X_t$  を引き下げる傾向にある。逆に  $X_t < \mu$  ならば  $X_t$  を引き上げる力が作用する。このように現在の価格が  $\mu$  から離れすぎると  $\mu$  に引き戻される性質を指して平均回帰過程と呼んでいるのである<sup>12</sup>。

なお、 $Var[dX_t] = \sigma^2 X_t^{2\gamma} dt$ , となり、 $\gamma > 1/2$  に対して、現在の価格  $X_t$  が大きい時  $dX_t$  の分散も大きい。この確率過程は次のような性質を持つ。

性質1  $X_0 > 0$  である限り、確率1で  $X_t > 0$  である。

性質2  $X_t \rightarrow 0$  の時、 $E[dX_t] \rightarrow \alpha \mu > 0$  となり、 $Var[dX_t] \rightarrow 0$  となる。

## 伊藤の定理

伊藤の定理とは、 $X_t$  が(2-2)式のような確率微分によって記述される時、 $X_t$  の関数  $f$  の確率微分がどのように表現されるかを示したものである。(2-2)式で与えられる確率過程  $X_t$  と  $t$  の関数  $f_{X_t,t} \equiv f(X_t, t)$  は、 $t$  に関して連続微分可能で、 $X_t$  の実現地  $x$  に関して2回連続微分可能な関数と仮定すると、テーラー展開すれば、

$$\begin{aligned} df_{X_t,t} &= f_{X_t+dX_t,t+dt} - f_{X_t,t} \\ &= \frac{\partial f}{\partial t} dt + \frac{\partial^2 f}{\partial t \partial X} dt dX + \frac{\partial f}{\partial X} dX + \frac{1}{2} \frac{\partial^2 f}{\partial X^2} dX^2 \\ &= \frac{\partial f}{\partial t} dt + \frac{\partial^2 f}{\partial t \partial X} dt [\mu_{X_t,t} dt + \sigma_{X_t,t} dZ] + \frac{\partial f}{\partial X} [\mu_{X_t,t} dt + \sigma_{X_t,t} dZ] \\ &\quad + \frac{1}{2} \frac{\partial^2 f}{\partial X^2} [\mu_{X_t,t}^2 (dt)^2 + \sigma_{X_t,t}^2 (dZ)^2 + 2\mu_{X_t,t} \sigma_{X_t,t} dt dZ] \end{aligned}$$

ここで、 $(dt)^2 = 0$ ,  $dt \cdot dZ = 0$ ,  $(dZ)^2 = dt$  の3つのルールを適用すると、

$$df_{X_t,t} = \left[ \frac{\partial f}{\partial t} + \mu_{X_t,t} \frac{\partial f}{\partial X} + \frac{1}{2} \sigma_{X_t,t}^2 \frac{\partial^2 f}{\partial X^2} \right] dt + \sigma_{X_t,t} \frac{\partial f}{\partial X} dZ_t \quad (2-4)$$

$$a_f \equiv \left[ \frac{\partial f}{\partial t} + \mu_{x,t} \frac{\partial f}{\partial X} + \frac{1}{2} \sigma_{x,t}^2 \frac{\partial^2 f}{\partial X^2} \right], \quad b_f \equiv \sigma_{x,t} \frac{\partial f}{\partial X} \text{ とおくと, (2-4)式は}$$

$$df_{X_i,t} = a_f dt + b_f dZ_t \quad (2-5)$$

従って、確率変数  $X_i$  の関数  $f_{X_i,t}$  もまた(2-2)式と同じ形の確率微分方程式で表現できるのである。このことから、この定理を伊藤の交換公式とも呼ぶ。

次に、 $n$ 次元のウィナー過程  $\{Z_i(t), i=1,2,\dots,n\}$  に対する伊藤の定理の一般型を述べる。

$$dX_i(t) = a_i(X(t),t)dt + b_i(X(t),t)dZ_i(t) \quad i=1,2,\dots,n \quad (2-6)$$

で記述される  $n$  個の確率過程のベクトル  $X(t) = \{X_1(t), X_2(t), \dots, X_n(t)\}$  が与えられたとき、関数  $f = f(t, X_1(t), X_2(t), \dots, X_n(t))$  は  $t$  に関して連続微分可能、各  $X_i$  に関して2回連続微分可能であるとすると、テーラー展開により、

$$df = \frac{\partial f}{\partial t} dt + \sum_{i=1}^n \frac{\partial f}{\partial X_i} dX_i(t) + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \frac{\partial^2 f}{\partial X_i \partial X_j} dX_i(t) dX_j(t) \quad (2-7)$$

ここで、ウィナー過程  $dZ_i$  と  $dZ_j$  の相関係数を  $\rho_{ij} \cdot dt = E[dZ_i \cdot dZ_j]$  とし、(2-6)式を(2-7)式に代入し、上記で述べたウィナー過程の計算ルールを適用すれば、次の式が得られる。

$$df = \left[ \frac{\partial f}{\partial t} + \sum_{i=1}^n a_i \frac{\partial f}{\partial X_i} + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \rho_{ij} b_i b_j \frac{\partial^2 f}{\partial X_i \partial X_j} \right] dt + \sum_{i=1}^n b_i \frac{\partial f}{\partial X_i} dZ_i(t) \quad (2-8)$$

### 2.1.1.2 有限差分法

差分法とは、微分方程式を差分方程式で近似して解く方法のことである。派生商品の評価にあたり差分法を用いることは、解が一意に求まることや、初期値の値を固定する必要がない等の利点があるが、数式を解析的に解かなければならないことや、計算時間や必要記憶容量の制約により、変数の数やその刻み幅の数をあまり大きくすることができない等の問題点がある。以下に偏微分方程式の差分法による数値解法について述べる<sup>13</sup>。

#### 有限差分法による偏微分方程式の数値解析

以下では、(2-9)式に示す2階線形偏微分方程式について、有限差分法を用いた偏微分方程式の数値解法のプロセスを説明する。

$$0 = a_0 + a_1 F(x,t) + a_2 \frac{\partial F(x,t)}{\partial x} + a_3 \frac{\partial^2 F(x,t)}{\partial x^2} + a_4 \frac{\partial F(x,t)}{\partial t} \quad (2-9)$$

#### ステップ1：グリッドの設定

$x$  に関して十分小さな  $X_{min}$  と十分大きな  $X_{max}$  をとり、適当な  $N$  個の区間に区切る。次に時間  $t$  に関するも、現在の時点  $t_0$ 、満期  $T$  として  $M$  個の適当な区間に区切る。

このようにして、時間  $t$  と変数  $x$  平面を長方形グリッドに分割する。

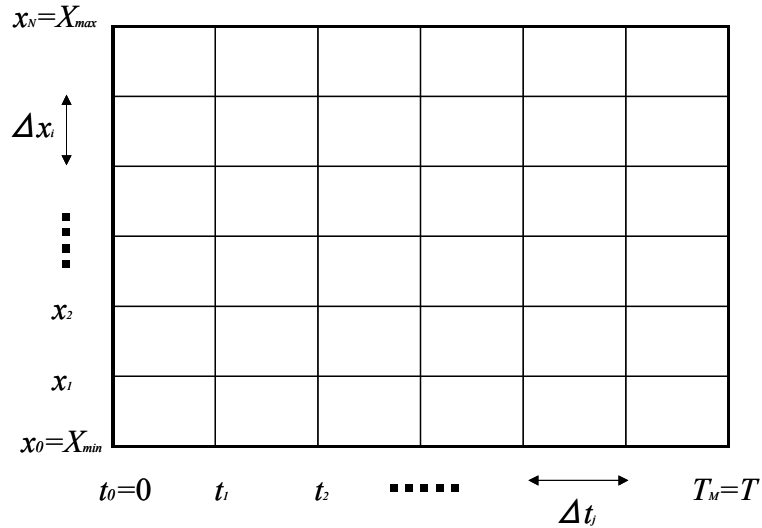


図 2-1 グリッドの設定

**ステップ 2 : 偏微分方程式の差分近似**

偏微分方程式の偏微分を差分で置き換える。この置き換え方にはいくつか方法があり、それによって近似誤差やアルゴリズムが異なってくる。

**ステップ 3 : 満期時点の  $F(x, T)$  の計算**

満期時点の  $F(x, T)$  の値を  $F(x_i, t_M)$  の境界条件として与える。

**ステップ 4 : 1 時点前の関数  $F(x_i, t_{j-1})$  を計算する**

偏微分を差分で置き換えることによって、 $F(x_i, t_j)$  と  $F(x_i, t_{j-1})$  の関係が明らかにされるので、これと境界条件の  $F(x_i, t_M)$  から  $F(x_i, t_{M-1})$  の値を計算する。

以下、ステップ 4 を繰り返し適用することによって、現在時点における  $F(x_i, t_0)$  の値が計算できる。

**差分近似の方法**

関数  $F(x, T)$  に関する偏微分を差分近似する。1 階の偏微分  $\partial F / \partial x$  の差分近似には、前進差分、後退差分、そして中心差分がある。このうち、前進差分近似と後退差分近似は時間に関する偏微分の差分近似と同様に定義される。以下、それぞれの差分近似は次のようになる。

● 前進差分近似

$$\frac{\partial F}{\partial x} \approx \frac{F_{i+1,j} - F_{i,j}}{\Delta x} \quad (2-10)$$

● 後退差分近似

$$\frac{\partial F}{\partial x} \approx \frac{F_{i,j} - F_{i-1,j}}{\Delta x} \quad (2-11)$$

● 中心差分近似

$$\frac{\partial F}{\partial x} \approx \frac{F_{i+1,j} - F_{i-1,j}}{2\Delta x} \quad (2-12)$$

図 2-2 には、関数  $F(x, T)$  における、 $\partial F / \partial x$  に関する 3 つの差分近似を表したものである。

関数  $F(x, T)$  に関する 2 階の偏微分  $\partial^2 F / \partial x^2$  の差分近似は次のように与えられる。



$$\begin{aligned}
 \frac{\partial^2 F}{\partial x^2} &= \frac{\partial}{\partial x} \left( \frac{\partial F}{\partial x} \right) \\
 &\approx \left( \frac{F_{i+1,j} - F_{i,j}}{\Delta x} - \frac{F_{i,j} - F_{i-1,j}}{\Delta x} \right) / \Delta x \\
 &= \frac{F_{i+1,j} - 2F_{i,j} + F_{i-1,j}}{(\Delta x)^2}
 \end{aligned}
 \tag{2-13}$$

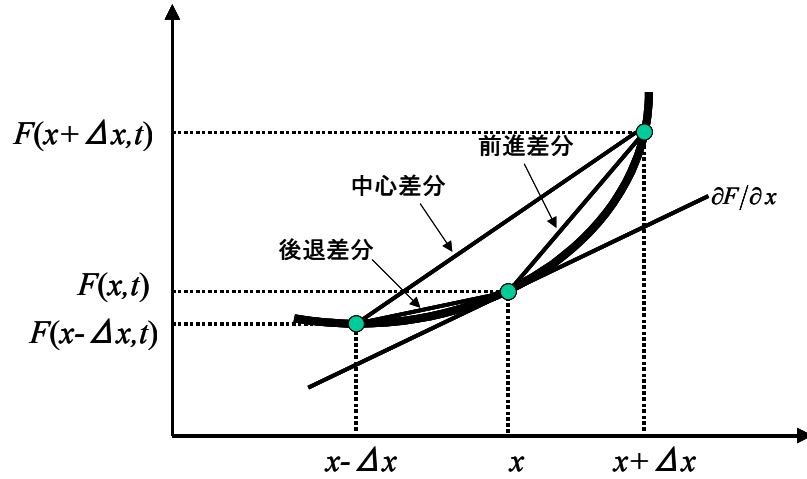


図 2-2 差分近似

## 2.1.2 電力貯蔵システム運用モデルの概要

本項では、電力を貯蔵するにあたってリスクとなる不確実性(電力市場価格)の模擬方法について説明する。またそれらの不確実性と、状態変数を考慮した確率動的計画法を用いた総電力貯蔵コストの導出手法を述べ、確率動的計画法を用いた電力貯蔵システムの最適運用戦略、及び総電力貯蔵コストの導出手法を説明する。(以後本モデルを電力貯蔵システム運用モデルとする)

### 2.1.2.1 不確実性下での総電力貯蔵コストの導出

電力貯蔵システム保持者は、刻々と変化する電力市場価格と電力需要に対し、総電力貯蔵コストが最も安くなるように、電力を電力市場を通して売買する。(図 2-3)

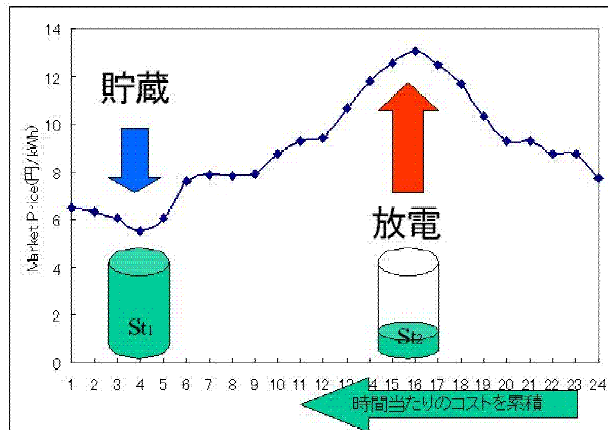


図 2-3 電力貯蔵戦略モデルの概要

## 各時間帯における電力調達コスト

電力貯蔵システムの状態  $s$  を、その電力貯蔵システムが貯蔵している電力貯蔵量とすると、各時間帯における単位時間当たりの電力貯蔵コスト( $\pi_{s,t}$ )は、 $FC$  を固定費、 $VC_{s,t}$  を可変費として、以下のように定義される。

$$\pi_{s,t} = FC + VC_{s,t} \quad (2-14)$$

固定費( $FC$ )は、

$$FC = PF_{re} \cdot Cap_{re} \quad (2-15)$$

ただし、 $PF_{re}$  : 電力貯蔵設備の単位時間あたりの固定料金[円/kWh /hour]

$Cap_{re}$  : 最大電力貯蔵量[kWh]

可変費( $VC_{s,t}$ )は、 $u$  を単位時間における、電力貯蔵システム内の電力貯蔵量の変化量[kW]とすると、

$$VC_{s,t} = Q_{re}(s,u,t) \cdot P_m \quad (2-16)$$

なお市場売買電力量  $Q_{re}(s,u,t)$  は、

$$\begin{cases} Q_{re}(s,u,t) = u(s,t) \cdot K_{eff} & (if, u(s) < 0) \\ Q_{re}(s,u,t) = u(s,t) / K_{eff} & (if, u(s) > 0) \end{cases} \quad (2-17)$$

また電力売買価格  $P_m(t)$  は、

$$P_m(t) = P(t) \quad (2-18)$$

ただし、 $Q_{re}(s,u,t)$  :  $t$  時点における貯蔵システムの市場売買電力量[kWh]

$P_m(t)$  :  $t$  時点における電力売買価格[円/kWh]

$P(t)$  :  $t$  時点における電力市場価格[円/kWh]

$K_{eff}$  : 貯蔵効率[%]

### 2.1.2.2 不確実変数と確率過程

自由化された電力市場において電力市場価格の変動は電力貯蔵システム保持者が電力貯蔵システムを運用する際に大きなリスクとなる。電力市場価格の不確実性については確率過程を用いて、模擬する方法が広く用いられているが、1日のピーク価格や平均価格についてのものが多く、1時間単位での電力市場価格を確率過程で模擬した研究は少ない。ここでは、単位時間当たりの電力市場価格と電力需要の変動を模擬する方法について述べる。

#### 電力市場価格の特徴

電力市場価格には2つの大きな特徴がある。まず、電力価格には原油価格等と同様に平均回帰傾向があるということである。これは、①電力需要に見合うように供給の調整が行われること、②電力価格の水準に応じて、需要側が工場の操業度を変えて需要量を変動させるからである。もうひとつの特徴としては価格変動が激しいことである。特に電力の場合、その貯蔵できないという性質上、価格が突然高騰する事例(Spike:スパイク)が目立つ。これは原油等の他の商品価格にはみられない特徴である。参考として、図 2-4 はアメリカ中西部におけるオンピーク時の電力価格を示したものであるが、平常時には30ドル程度で推移している電力価格が、時折大幅に上昇していることがわかる<sup>14</sup>。

また短期的な変動に目を向けるため、図 2-5 に1999年8月、平日の一日前市場価格の変動を示

す。価格の安い夜間と高い昼間が交互に繰り返している。このように、市場価格は変動が激しいだけでなく、一日の中でも、昼間は価格が高く夜間は安いといったような一定のパターンに沿って変動していることがわかる<sup>14</sup>。

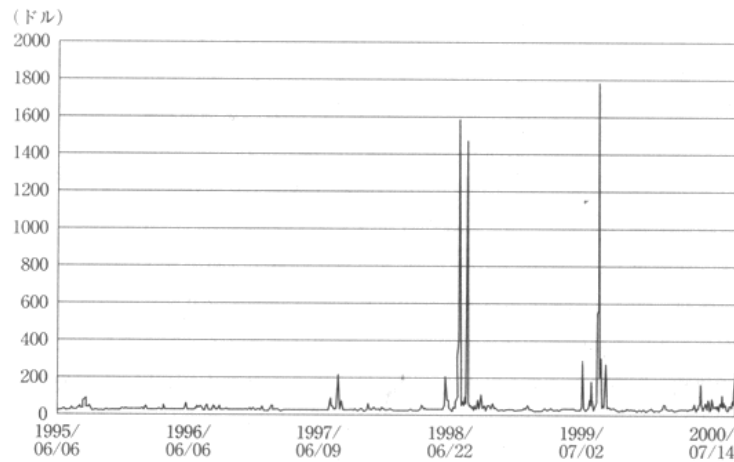


図 2-4 米国中西部オンピーク価格

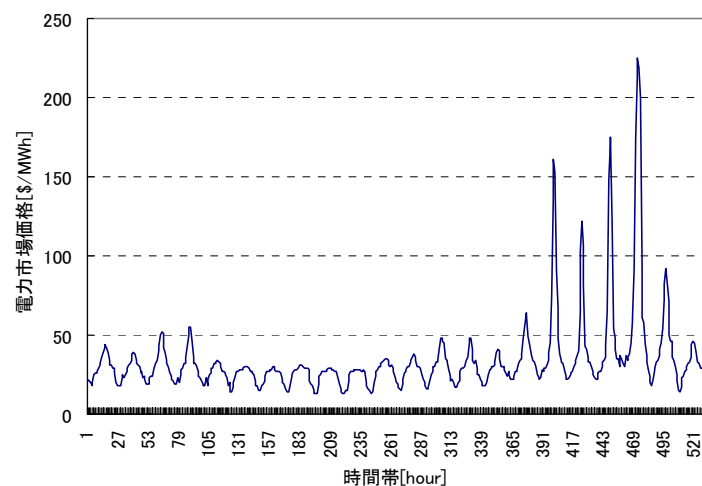


図 2-5 カリフォルニアにおける一日前電力市場価格(1999年8月 平日)

### 電力市場価格変動モデル (平均回帰モデル)

前述されたような1日の中で一定のパターンを有しながら変動するといった特徴を捉えるために、本モデルでは電力市場価格変動について、価格そのものを確率変数として捉えるのではなく、それぞれの一日の平均変動パターンからの偏差を確率変数として、模擬する。また確率過程については、長期的にはその平均値に回帰する傾向があるため、平均回帰モデルを使用する。また電力市場価格の特徴であるジャンプについては、[4]において、平均回帰モデルのボラティリティを増加させることと同等の結果となったこと、またパラメータ推定の容易さ等から、考慮しないものとしたが、今後の解析に当たって、ここで示した平均回帰モデルにジャンプ過程を加えれば、それも可能である。

電力価格の確率過程は次のように表される。

$$dX(t) = a(t)(b(t) - X(t))dt + \sigma(t)dZ(t) \quad (2-19)$$

ただし,  $X(t) : \log(Pe(t))$   
 $Pe(t)$  : 平均価格からの偏差 ( $P(t) - AveP(t)$ )  
 $AveP(t)$  : 各時間帯の平均価格  
 $a(t)$  : 回帰速度  
 $b(t)$  : 均衡値(=0)  
 $\sigma(t)$  : ボラティリティ  
 $dZ(t)$  : ウィナー過程

### 2.1.2.3 状態変数を考慮した確率動的計画法とその解法

本モデルでは確率動的計画法を用いて、解析期間中の電力貯蔵システム保持者の総電力貯蔵コストを導出する。総電力貯蔵コスト導出に当たり、変数として時間・不確実変数に加え、状態(電力貯蔵量)変数を導入することで、電力貯蔵システム内の電力貯蔵量を考慮することを可能とした。以下にその方法を紹介する。

総電力貯蔵コストを導出するに当たり、変数として時間・不確実変数に加え、電力貯蔵運転特性を考慮するために、電力貯蔵量  $s[\text{kWh}]$  を変数として導入する。 $\pi(\mathbf{X}, s, u, t)$  を  $t$  時点において、電力貯蔵システムが起動している場合にかかる電力貯蔵コスト[円]とする。 $t$  時点において、電力貯蔵システムでの総電力貯蔵コストを  $V(\mathbf{X}, s, t)$  とすると、確率動的計画法を用いて以下のように定式化できる。

$$V(\mathbf{X}, s, t) = \min_u \{ \pi(\mathbf{X}, s, u, t) dt + e^{-rdt} E[V(\mathbf{X} + d\mathbf{X}, s + ds, t + dt)] \} \quad (2-20)$$

ただし,  $\mathbf{X}$  : 不確実性変数ベクトル  
 $r$  : 割引率  
 $s$  : 電力貯蔵量[kWh]  
 $u$  : 電力貯蔵量の単位時間変化量[kW]  
 $\pi(\mathbf{X}, s, u, t)$  :  $t$  時点において、電力貯蔵システムが  $s$  kWh 貯蔵しており、 $u$  kW 充放電している場合にかかる電力貯蔵コスト[円]

また、電力貯蔵量の変化に関しては単位時間当たりにおける電力貯蔵量の変化量を  $u[\text{kW}]$  として以下のように定式化する。

$$ds(t) = u dt \cdots (|u| \leq \alpha) \quad (2-21)$$

ただし,  $\alpha$  : 貯蔵設備の実効出力の上限  
 つづいて差分法を用いて不確実変数に対する式を解く方法について説明する。

### 偏微分方程式の導出

以下の方程式を偏微分方程式と差分法を用いて、 $t$  時点における総電力貯蔵コスト  $V(\mathbf{X}, s, t)$  と、 $t+dt$  時点における総電力貯蔵コスト  $V(\mathbf{X}+d\mathbf{X}, s+ds, t+dt)$  の関係式を導出。境界条件に基づいて、総電力貯蔵コストの方程式を得る。

$$V(\mathbf{X}, s, t) = \min_u \{ \pi(\mathbf{X}, s, u, t) dt + e^{-rdt} E[V(\mathbf{X} + d\mathbf{X}, s + ds, t + dt)] \}$$

不確実性変数ベクトル  $\mathbf{X}$  は一般ウィナー過程によって記述することができる。

$$dX_i(t) = a_i(X_i(t), t) dt + b_i(X_i(t), t) dZ_i(t) \quad i = 1, 2, K, n$$

$V_{s, X, t} \equiv V_s(X, t)$  とおき、伊藤公式より、(ただし  $s=0, 1$ )

$$\begin{aligned}
dV_{X,s,t} &= V_{X+dX,s+ds,t+dt} - V_{X,s,t} \\
&= \left[ \frac{\partial V_{X,s+ds,t}}{\partial t} + \sum_{i=1}^n a_i \frac{\partial V_{X,s+ds,t}}{\partial X_i} + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \rho_{ij} b_i b_j \frac{\partial^2 V_{X,s+ds,t}}{\partial X_i \partial X_j} \right] dt + \sum_{i=1}^n b_i \frac{\partial V_{X,s+ds,t}}{\partial X_i} dZ_i
\end{aligned} \tag{2-22}$$

ただし、 $i$  と  $j$  の相関係数  $\rho_{ij} = E[dZ_i \cdot dZ_j]$  として与え、(2-20)式に(2-22)式を導入し、 $e^{-rdt} \approx (1-rdt)$  とおくと、

$$\begin{aligned}
V(X,s,t) &= \min_u \{ \pi(X,s,u,t) dt \\
&+ (1-rdt) E \left[ V(X,s+ds,t) + \left( \frac{\partial V_{X,s+ds,t}}{\partial t} + a \frac{\partial V_{X,s+ds,t}}{\partial X} + \frac{1}{2} b^2 \frac{\partial^2 V_{X,s+ds,t}}{\partial X^2} \right) dt + b \frac{\partial V_{X,t}}{\partial X} dZ \right] \}
\end{aligned} \tag{2-23}$$

$dt \cdot dt = 0, E[dZ] = 0$  より、

$$\begin{aligned}
V(X,s,t) &= \min_u \{ \pi(X,s,u,t) dt + (1-rdt) V(X,s+ds,t) + \left( \frac{\partial V_{X,s+ds,t}}{\partial t} + a \frac{\partial V_{X,s+ds,t}}{\partial X} + \frac{1}{2} b^2 \frac{\partial^2 V_{X,s+ds,t}}{\partial X^2} \right) dt \}
\end{aligned} \tag{2-24}$$

## 差分近似

差分法を用いるために以下のような離散化を行う。

表 2-1 偏微分方程式の離散化

	連続系	離散系
総電力貯蔵コスト	$V_{X,s,t}$	$V_{\mathbf{M},s,k}$
$t$ に関する 1 階偏微分	$\frac{\partial V_{X,s,t}}{\partial t}$	$(V_{\mathbf{M},s,k+1} - V_{\mathbf{M},s,k}) / \Delta t$
$x_i$ に対する 1 階偏微分	$\frac{\partial V_{X,s,t}}{\partial x_i}$	$\Delta V_{\mathbf{M},s,k} / \Delta x_i$
$x_i$ と $x_j$ に対する 2 階偏微分	$\frac{\partial^2 V_{X,s,t}}{\partial x_i \partial x_j}$	$\Delta^2 V_{\mathbf{M},s,k} / \Delta x_i \Delta x_j$

( $\mathbf{M}$  : 区切った変数ベクトル  $\mathbf{X}$  に対する添え字ベクトル)

表 2-1 を用いて、(2-24)式を差分近似すると、

$$\begin{aligned}
V_{\mathbf{M},s,k} &= \min_u \left\{ \pi_{\mathbf{M},s,u,k} \cdot \Delta t + (1-r\Delta t) \cdot V_{\mathbf{M},s+u\Delta t,k} + \Delta t \frac{V_{X,s+u\Delta t,k+1} - V_{X,s+u\Delta t,k}}{\Delta t} \right. \\
&\quad \left. + \Delta t a \frac{\Delta V_{\mathbf{M},s+u\Delta t,k}}{\Delta x} + \frac{1}{2} \Delta t b^2 \frac{\Delta^2 V_{\mathbf{M},s+u\Delta t,k}}{\Delta x^2} \right\}
\end{aligned} \tag{2-25}$$



$$\text{ただし, } \mathbf{V}_k = \begin{bmatrix} V_{1,s,k} \\ \mathbf{M} \\ V_{M,s,k} \\ \mathbf{M} \\ V_{N,s,k} \end{bmatrix} \quad \boldsymbol{\pi}_k = \begin{bmatrix} \pi_{1,s,k} \cdot \Delta t \\ \mathbf{M} \\ \pi_{M,s,k} \cdot \Delta t \\ \mathbf{M} \\ \pi_{N,s,k} \cdot \Delta t \end{bmatrix}$$

( $M$ は1次元, 変数の刻み数は $N$ とする)

(6.4)式の $\mathbf{V}_k$ は

$$\mathbf{V}_k = \mathbf{A}_k^{-1} \cdot (\mathbf{V}_{k+1} + \boldsymbol{\pi}_k) \quad (2-31)$$

(簡単のために $M$ は1次元, 変数の刻み数は $N$ としているが, 多次元にすることも, もちろん可能である。また本研究においては不確実変数は1次であるが, 2次とすることももちろん可能である。)

### 計算のアルゴリズム

$k$  時点の総電力貯蔵コストベクトルと  $k+1$  時点の総電力貯蔵コストベクトルの関係(6.5)式の解析に当たっては, 満期時点の境界条件  $V_{\mathbf{M},s,T}=0$  を与え, 後進的アルゴリズムを用いて, 初期時点における総電力貯蔵コストを導出する。

- 1) 満期時点( $t=T$ )の境界条件として,  $V_{\mathbf{M},s,T}=0$  とする。
- 2)  $k=T-1$  とし, それぞれの電力貯蔵コスト( $\pi_{\mathbf{M},s,u,T-1}$ )を導出し,  $\mathbf{A}$  の計算を行うことから  $V_{\mathbf{M},s,T-1}$  を求める。
- 3)  $k=k-1$  とし,  $k=0$  となるまで, 2)を繰り返す, 初期時点の値・状態に基づき総電力貯蔵コストを導出する。

## 2.1.3 最適電力貯蔵戦略の評価

本項では、前述した差分法を用いて、電力貯蔵システム保持者の対象期間中の総電力貯蔵コストを求め、コスト最小となる電力貯蔵戦略を導出する。またそれらの電力貯蔵戦略に対して不確実性が及ぼす影響について解析を行い、自由化された電力市場における電力貯蔵システム保持者の最適貯蔵戦略について考察を行う。

### 2.1.3.1 前提条件

2.0~6.0kWh の範囲で電力貯蔵システムの貯蔵設備容量を変化させ、差分法を用いて総電力貯蔵コストを導出する。解析期間は1日とし、24時から0時までの最適貯蔵戦略を導出した。

解析に用いた諸条件について、表 2-2 に示す。解析期間を短期間に設定したため、貯蔵システムの容量や建設単価は期間中すべてにおいて一定としている。

表 2-2 解析の諸条件

解析期間の設定		
解析対象期間： $T$	1	[日]
割引率： $r$	3.0	[%]
貯蔵システムの設定		
電力貯蔵設備容量： $Cap_s$	2.0~6.0	[kWh]
建設単価（発電部）	40000	[円/kW]
（貯蔵部）	20000	[円/kWh]
貯蔵効率： $keff$	70	[%]
年経費率	0.077	
充放電制約： $\alpha$	1.0	[kW]

### 不確実性のパラメータの設定

不確実変数、電力市場価格の平均からの偏差( $Pe(t)$ )に関して設定したパラメータについて表 2-3 に示す。不確実性を表すための価格の刻み数は20とした。

表 2-3 不確実変数のパラメータ設定

	平均価格からの偏差 ( $Pe(t)$ )
均衡値	0(：平均価格)
回帰速度	1000
ボラティリティ	10
初期値	0(：平均価格)
価格の刻み数	20

### 2.1.3.2 最適電力貯蔵戦略

電力貯蔵システムの電力貯蔵容量が4kWh、電力価格の平均価格からの偏差が0のときの最適電力貯蔵戦略を図 2-6 で示した。解析期間は1日であり、0時から24時まで電力貯蔵システムを運用したときに、総電力貯蔵コストが最小になるように運用した結果である。一番安い時間帯(3



時付近) に買いはじめ、高い時間帯 (15 時付近) に売り始めるのが最適な戦略であるという結果となった。直感的にはあるが本モデルが正常に動いていることが示せた。

また最終的に電力貯蔵量が 0 となる戦略がもっとも利益が出るという結果となった。これは、本モデルにおいては、24 時から 0 時点へのつながりが皆無であるからである。つまり、日をまたいだ貯蔵システムの連続運転を考慮していない。よって当然電力を売りつくすのが最適貯蔵戦略となる。

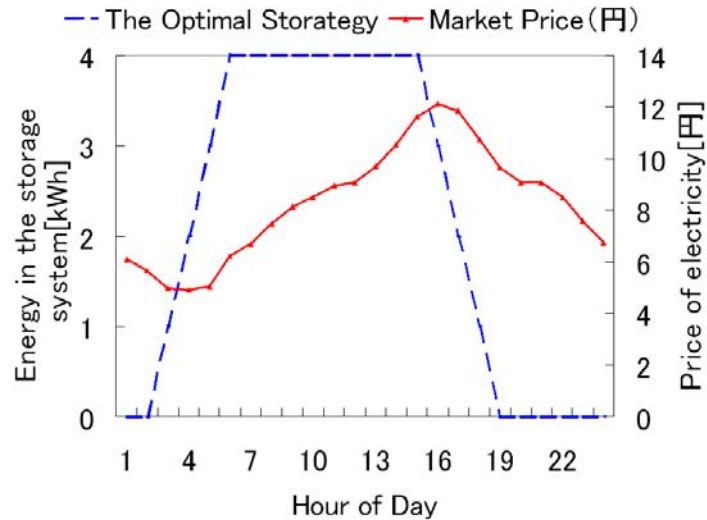


図 2-6 最適貯蔵戦略

次に 13 時から翌日 13 時まで電力貯蔵システムを運用した場合の最適戦略を図 2-7 で示した。0 時から 24 時まで動作させた場合と同様、一番安い時間帯に電力を買って貯蔵し、最終的に貯蔵容量が 0 になるような戦略を導出している。このように、様々な状況で運用した場合でも、本モデルが最適電力貯蔵戦略を導出することが可能であると示せた。

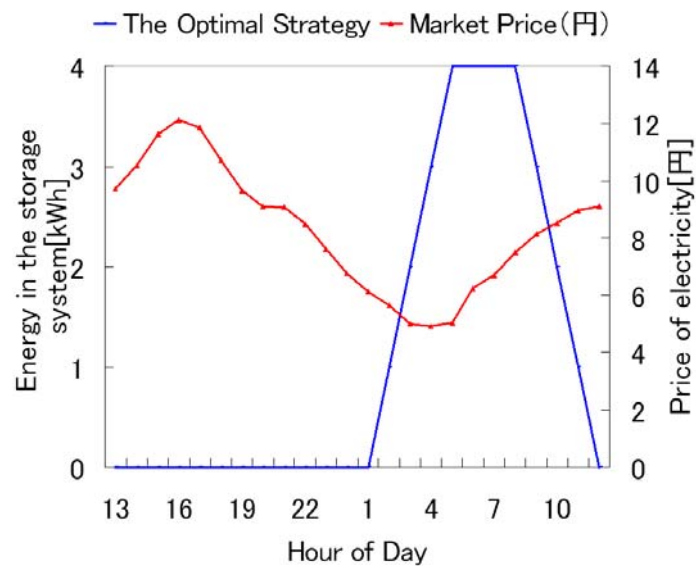
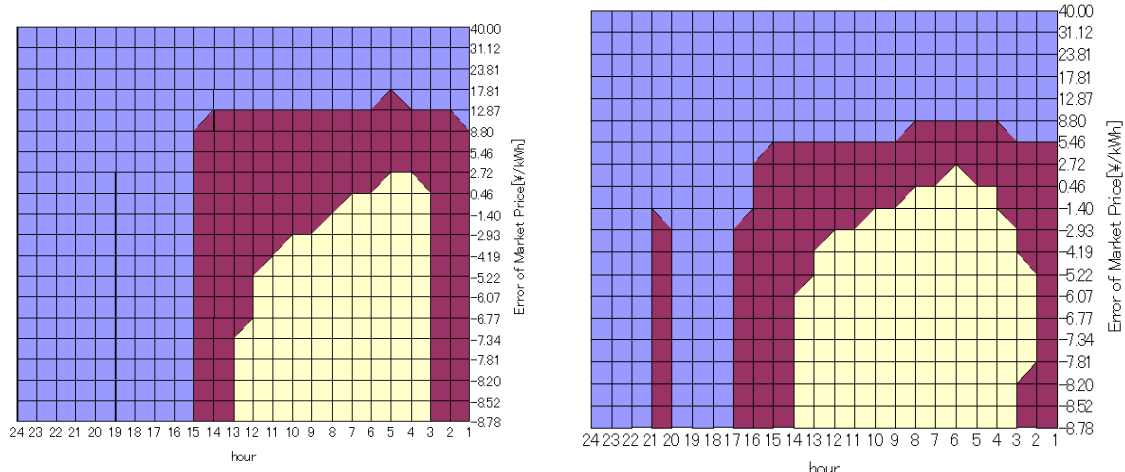


図 2-7 最適貯蔵戦略

実際には、電力価格は変動するので、電力価格の平均価格から偏差（ずれ）とその際の電力貯蔵システムの最適運用を視覚的に示したのが最適電力貯蔵動作表である。（図 2-8）

電力価格の偏差が 17.81 円以上である場合は、貯蔵状況がどのようなであろうとも、放電する戦略が最適である。また貯蔵量が 2kWh の場合に 20 時付近に現状維持の動作があるが、これは 21 時の電力価格が 20 時の電力価格よりもほんの少し高いことに起因している。全体の傾向としては、電力価格が安い時間帯(2～5 時)に電力を買って貯蔵し、高い時間帯（16～21 時）に売って利益を得る。また、電力価格が平均価格より安い場合には買い戦略が多く選択され、電力価格が平均価格よりも高い場合は買いの戦略が多く選択される。



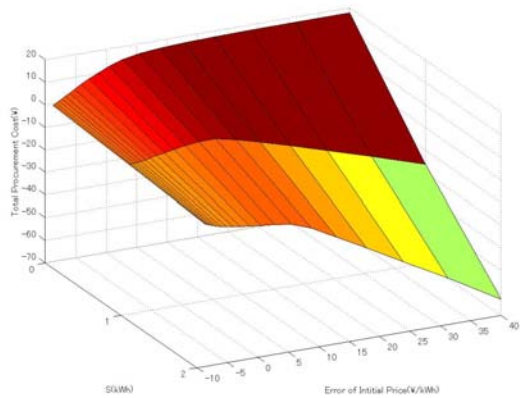
(貯蔵量 1kWh)

(貯蔵量 2 kWh)

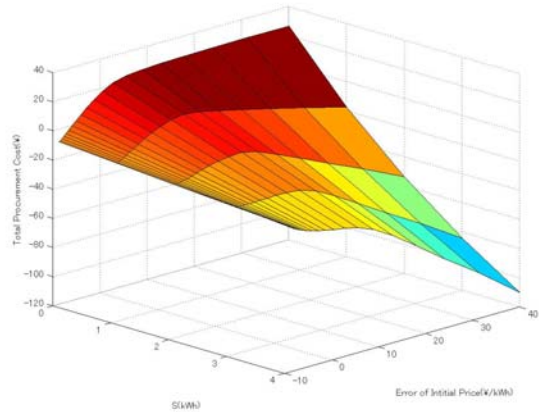
図 2-8 最適電力貯蔵動作表（赤：現状維持，黄：貯蔵，青：放電）

### 電力貯蔵容量と総電力貯蔵コスト

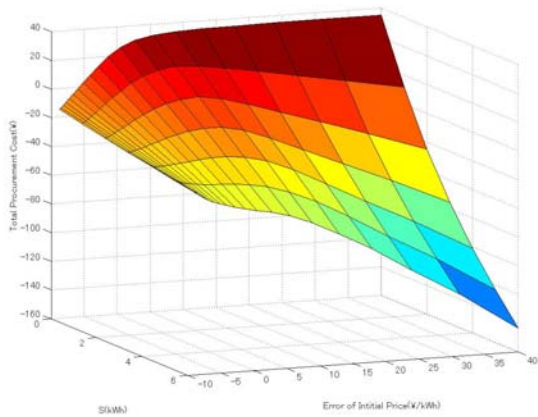
電力貯蔵容量と、総電力貯蔵コストとの関係を図 2-9 に示した。S は電力貯蔵システムの稼働時の電力貯蔵量であり、通常は 0kWh である。また X 軸が初期時点（0 時）での平均価格からの偏差を示している。Z 軸が総電力貯蔵コストであり、負であれば利益が得られ、正であれば損失が出ることを示している。S=0kWh の値から、初期価格が平均価格よりも -10 円であれば利益が出ることになるが、しかしながら今回用いた電力市場価格は 0 時の時点で 6 円弱であるので平均価格よりも 10 円ほど安い結果はありえない。電力貯蔵容量が 2, 4, 6kWh のどの場合でも、初期電力貯蔵量 0kWh/平均価格からの偏差が -6 円で総電力貯蔵コストが正となっていることから、最適運用した際にも常に利益は出ず、損失のみ計上されることがわかる。また S=0kWh における結果を比較すると、貯蔵容量が増加するほど損失が増える結果となった。



(貯蔵容量 2kWh)



(貯蔵容量 4kWh)



(貯蔵容量 6kWh)

図 2-9 初期時点における平均価格からの偏差と総電力貯蔵コストとの関係

### 市場価格の不確実性と最適戦略

電力市場価格の不確実性を変化させた場合の、電力貯蔵システムの導入量(kWh)に対する総電力貯蔵コストを図 5 に示す。今回の初期条件の計算結果では、電力貯蔵設備を導入すればするほどコストがかかる、つまり損失が出る結果となった。しかしながら、貯蔵システムの運用により固定費分の損失よりも利益が出る（損益分岐点）ので電力の充放電は行っている。

市場価格の不確実性（ボラティリティ）が増加すると総電力貯蔵コストが低下する。これは本モデルにおいては電力価格の差が増大するほど利益を得ることができ、ボラティリティの増加により電力価格のぶれ幅が大きくなること、すなわち電力価格の平均値からのずれの期待値が大きくなることより、利益が増加することが起因すると考えられる。この結果より価格の不確実が上昇することで、電力貯蔵システムの価値が向上することがわかる。

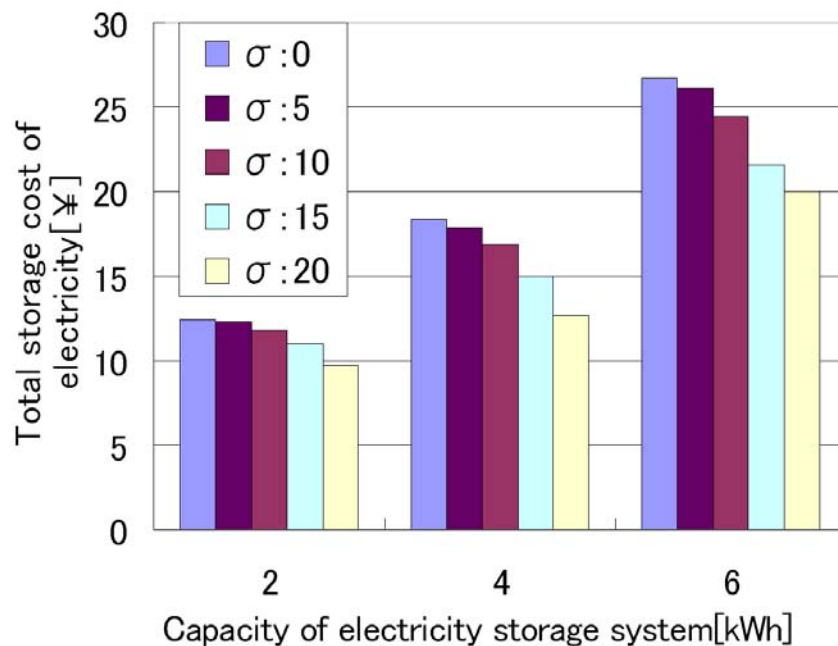


図 2-10 ボラティリティと総電力貯蔵コストの関係

### 回帰速度と最適戦略

電力市場価格の回帰速度に対する総電力貯蔵コストを図 2-11 に示す。電力貯蔵システムの貯蔵容量によりピークが異なり、一定の傾向が見られない。これは回帰速度が上昇するほど、価格の急激な変動が大きくなる傾向と、価格が平行点へと移動しやすくなる傾向が共に強まることが原因と考えられる。

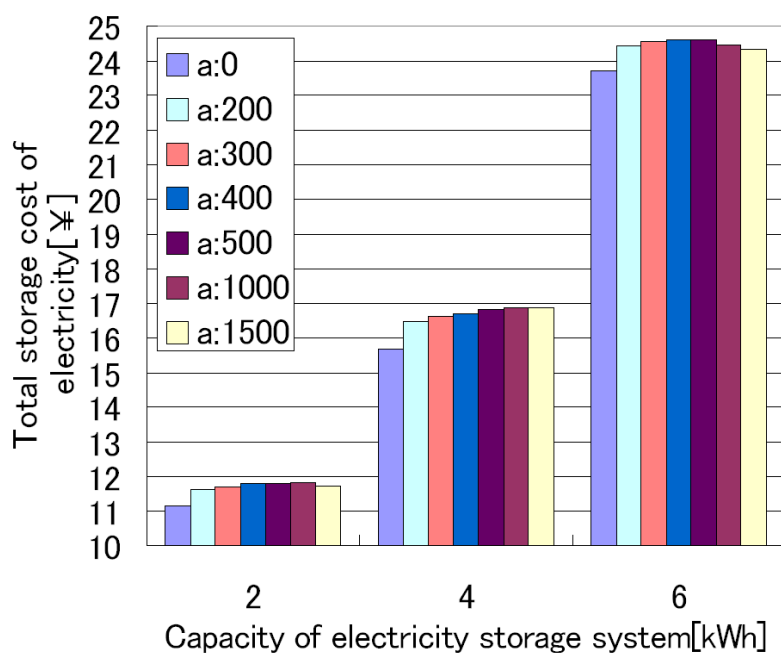


図 2-11 回帰速度と総電力貯蔵コストの関係

## 電力貯蔵システム導入利益に関する考察

分散型電力貯蔵技術の流れとして、高エネルギー密度、高寿命化、経済性などの高性能を目指した技術開発が進んでいる。そこで現在の技術からどれほど高性能化が進めば利益がでるかの分析を行った。建設単価（貯蔵部）と電力貯蔵効率に対する電力貯蔵システムの導入利益を図 7 に示す。電力貯蔵効率が 70% の時は建設単価が 5000 円/kWh でも利益が出ない。対して電力貯蔵効率が 80% となると建設単価が 10000 円/kWh、90% となると 15000 円/kWh で利益を得ることができる結果となった。

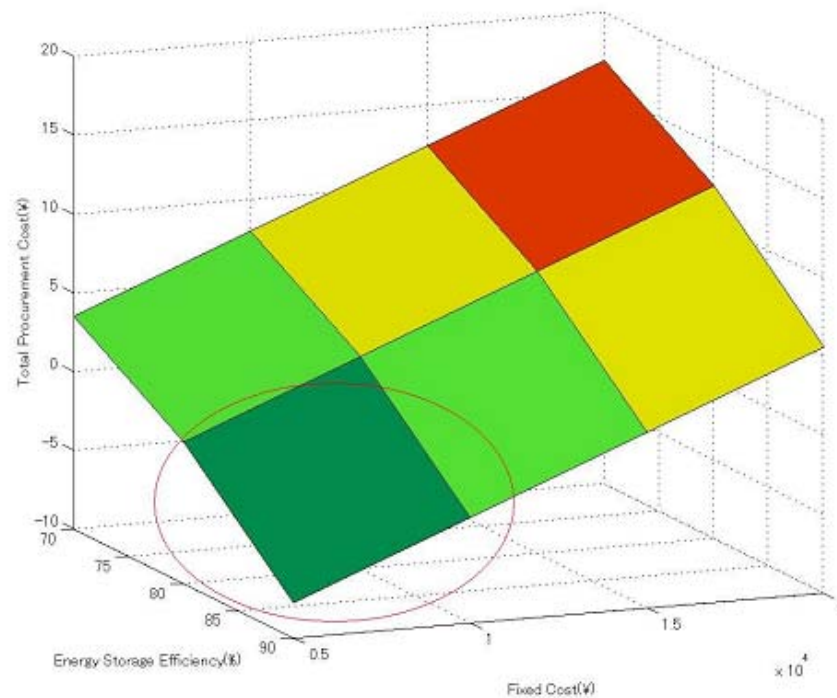


図 2-12 固定費と貯蔵効率を変化させた場合の総電力貯蔵コストの比較

## 長期運用を見据えたアルゴリズムの変更

本研究では、日をまたいでの連続運転を考慮せず、満期時点の境界条件  $V_{M,s,T}=0$  を与え、後進的アルゴリズムを用いて、初期時点における総電力貯蔵コストを導出していた。

よって、日をまたいで電力貯蔵システムの運用を模擬できるように、モデルの変更を行う。

また、本研究で用いたモデルでも、解析対象期間： $T$  を変更することで日をまたいだ連続運転を模擬することは可能である。よってまず、変更前のモデルを用いて、解析対象期間： $T$  を 30 日とし電力貯蔵システムを運用した際の最適電力貯蔵動作表を図 2-13 に示す。

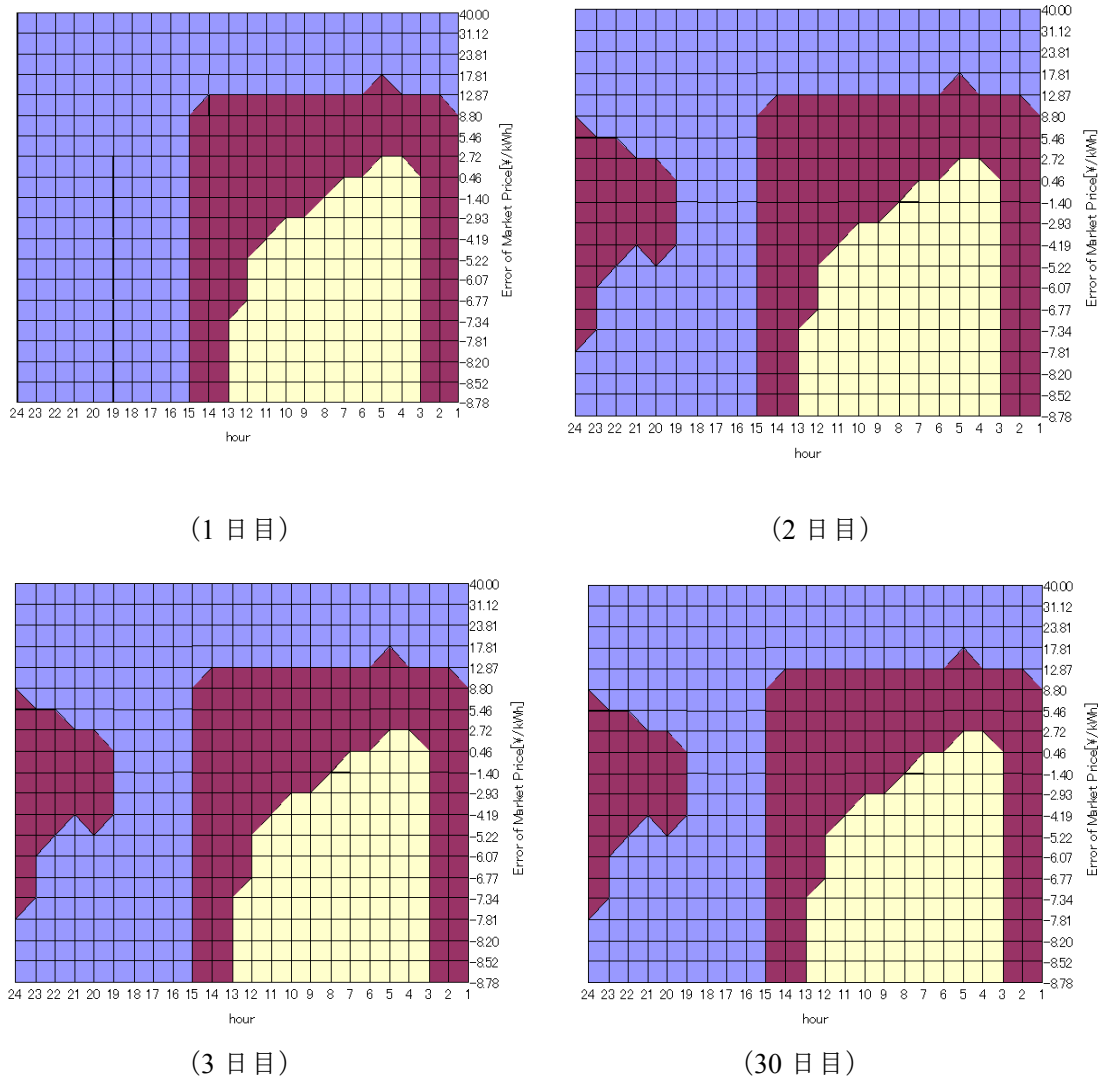


図 2-13 最適電力貯蔵動作表の違い

30日目の最適電力貯蔵動作表と、2、3日目の動作表が同一である。よって、解析対象期間： $T$  を3日程度に設定することで日をまたいだ最適運用を模擬できると考えられる。

次に、モデルのアルゴリズムを変更することで、日をまたいで連続運転することを模擬する。満期時点の境界条件  $V_{M,s,T}=0$  を与え、後進的アルゴリズムを用いて、初期時点における総電力貯蔵コストを導出しているが、境界条件に変更を加え、

$V_{M,s,24}=0 \rightarrow V_{M,s,24} \neq 0$  ,  $V_{M,s,24} = V_{M,s,0}$   
とアルゴリズムの変更を加える。

以上のように、ループ状のアルゴリズムで数回計算した結果を図 2-14 に示す。解が収束する気配が無い。これは割引率が年 0.03、1日ではかなり小さく設定してあり、コスト  $V$  が日々類計されていくからに他ならない。

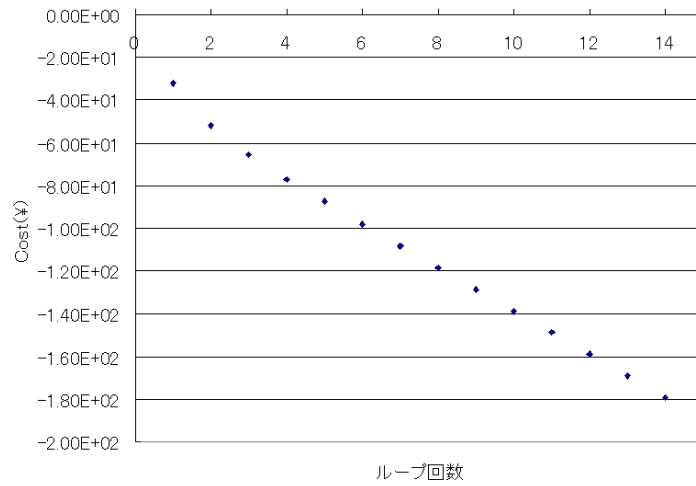


図 2-14 計算回数と値 (貯蔵 2kW, 価格が最大の時)

そこで

$$V_{M,s,t} = V_{M,s,t} - E[V_{M,s,t}]$$

と  $V$  値を平均値からの偏差として計算を行った。偏差とすること  $V$  値は収束するはずである。

図 2-15 より、計算を追うごとに  $V$  値が収束していくことがわかる。10 回ループさせて計算を行った結果が図 2-16 (左)である。図 2-16 (右)が従来のアルゴリズムで計算を行った結果であり、同一であることが見て取れる。アルゴリズムの変更によっても、日をまたいだ最適貯蔵戦略の導出が可能となった。

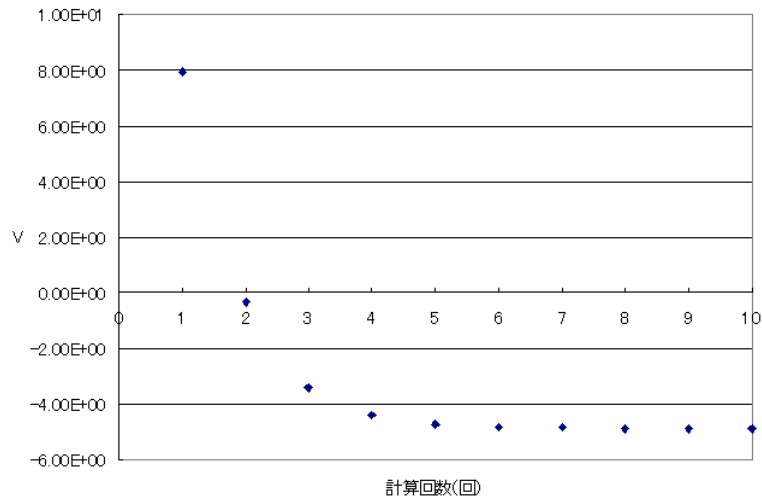
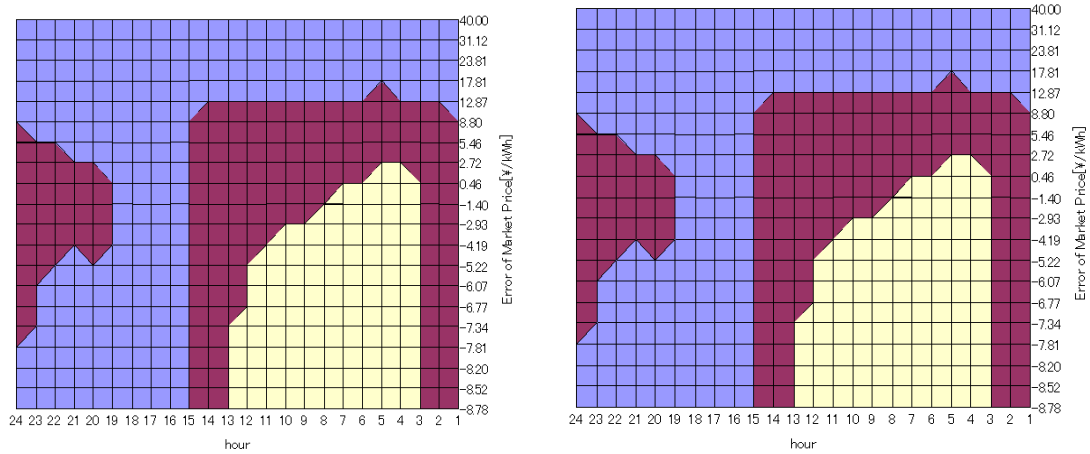


図 2-15 計算回数と値 (貯蔵 2kW, 価格が最大の時)



(アルゴリズム変更後：計算反復回数 10 回)      (アルゴリズム変更前：戦略収束後)

図 2-16 アルゴリズム変更による最適戦略の比較



## 2.2 強化学習法を用いた最適電力貯蔵戦略の評価

前節のようにして、確率動的計画法を用いることで、不確実性下における電力貯蔵システムの最適電力貯蔵戦略を導出することができる。しかしながら、電力市場の価格の均衡値やボラティリティは、電力価格の決済を長期間行うことで決定されるものであり、本来であれば事前に公開されている情報では無い。そういった公開されない情報が存在する場合や、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するシステムでは、均衡解とは異なった解が存在する可能性がある。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、これが繰り返しゲームとなると、別な均衡点が生まれることが知られている。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<sup>15</sup>。

本節ではこの強化学習理論を用いて、不確実性下における電力貯蔵システムの最適電力貯蔵戦略を導出するとともに、確率動的計画法を用いた最適電力貯蔵戦略との結果の比較を行う。

### 2.2.1 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ことを目的とし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 2-17 に示す。

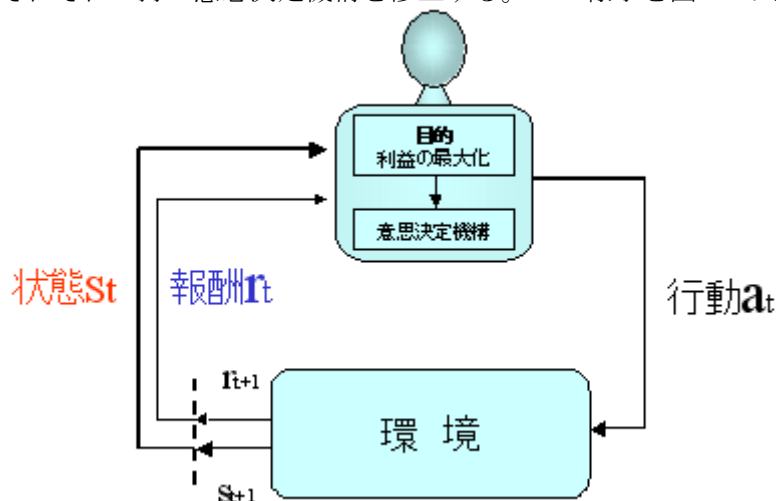


図 2-17 強化学習の概念図

#### 2.2.1.1 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  $\gamma$  として、割引期待報酬  $R_t$  は次のように表される。

$$R_t = r_{t+1} + \gamma r_{t+2} + \gamma^2 r_{t+3} + \Lambda + \gamma^{T-t-1} r_T \quad (2-32)$$

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。

### 2.2.1.2 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ばれる。この状態は、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、さらに過去の関連情報をすべ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。例えば、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経緯でその駒配置となったとしても、次を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  $t$  で取られた行動に対して、環境が時刻  $t+1$  においてどのように応答するか考える。最も一般的な場合では、この応答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  $t+1$  に状態が  $s'$ 、報酬が  $r$  となる確率分布  $\Pr$  は次のように表される。

$$\Pr\{s_{t+1} = s', r_{t+1} = r \mid s_t, a_t, r_t, s_{t-1}, a_{t-1}, \Lambda, r_1, s_0, a_0\} \quad (2-33)$$

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表現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。

$$\Pr\{s_{t+1} = s', r_{t+1} = r \mid s_t, a_t, r_t\} \quad (2-34)$$

逆に、式(2-33)(2-34)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、式(2-34)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、現在の状態のみから将来の状態と期待される報酬のすべてを予測することができる。

### 2.2.1.3 行動価値関数

#### 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行動価値関数に基づいて行われる。この関数は状態行動対の関数で、エージェントがある状態において、ある行動を行うことがどれだけよいのかを評価する。ここでは「どれだけよいか」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。あるエピソード  $k$  について、知覚できる環境の状態が  $s$  の時に、行動  $a$  を取ることの行動価値関数を  $Q_k(s, a)$  として定義する。ある時刻  $t$  において、状態が  $s$  であった時に行動  $a$  を取ったときの行動価値関数  $Q_k$  は、将来の割引期待報酬を  $R_t$  として、次のように定義される。

$$\begin{aligned} Q_k(s, a) &= E\{R_t \mid s_t = s, a_t = a\} \\ &= E\left\{\sum_{i=0}^T \gamma^i r_{t+i+1} \mid s_t = s, a_t = a\right\} \end{aligned} \quad (2-35)$$

行動価値関数は経験に基づいて見積もることができる。例えば、ある状態においてとられた各行動に対して、個別に平均値が保持されるなら、それらの平均値は行動価値  $Q$  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  $s$  の時に  $a$  の行動を取った結果、エピソードの終了時までには報酬  $R$  が得られた時、行動価値関数  $Q_k$  を次のように更新する。

$$Q_{k+1}(s, a) = Q_k(s, a) + \alpha[R - Q_k(s, a)] \quad (2-36)$$

ここで  $\alpha$  は学習速度を表すパラメータであり、 $0 < \alpha \leq 1$  の値をとる。例えば  $\alpha = 1/k$  とおくと、式(2-36)は次のように変形することができる。

$$\begin{aligned} Q_{k+1}(s,a) &= Q_k(s,a) + \frac{1}{k} [R - Q_k(s,a)] \\ &= \frac{R + (k-1)Q_k(s,a)}{k} \end{aligned} \quad (2-37)$$

すなわちこの行動価値  $Q_k$  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ことがわかる。もし十分なエピソードを経験すれば、行動価値が、大数の法則に従う精度にて期待報酬へと収束する。 $\alpha$  を定数とした場合、各エピソード毎に実際に得られた報酬を  $R_k$  と置くと、式(2-37)は次のようになる。

$$\begin{aligned} Q_{k+1} &= Q_k + \alpha [R_k - Q_k] \\ &= \alpha R_k + (1-\alpha)Q_k \\ &= \alpha R_k + (1-\alpha)\alpha R_{k-1} + (1-\alpha)^2 Q_{k-2} \\ &= M \\ &= (1-\alpha)^k Q_0 + \sum_{i=1}^k \alpha (1-\alpha)^{k-i} r_i \end{aligned} \quad (2-38)$$

これは割引率のような意味を持ち、 $\alpha$  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、現在の行動価値として認知するということになる。どちらにせよ、行動価値が、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、 $\alpha$  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、満足の行く収束率を得るための調整が必要となる。この様なエピソードを十分に繰り返し、行動価値が完全に収束した場合には次式が成立する。

$$Q_{k+1}(s,a) = Q_k(s,a) \quad (2-39)$$

従って式(2-36)及び式(2-39)により、行動価値が収束した時には次式が成立する。

$$Q_k(s,a) = R \quad (2-40)$$

すなわち十分なエピソードを繰り返し、完全に収束が終了した時には、行動価値関数が、状態  $s$  の時に行動  $a$  をとった時の期待報酬を正確に表すようになる。

## Q 学習

過去のエピソードの経験を用いて、行動価値関数を式(2-36)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。このうち最も一般的な Q 学習について触れる。

モンテカルロ法では、エピソードの終了時まで待って、式(2-36)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。各エージェントの行動価値関数は式(2-35)に定義されたように、割引期待報酬を表す。この式(2-35)は次のように変形される。

$$\begin{aligned}
Q_k(s, a) &= E\{R_t | s_t = s, a_t = a\} \\
&= E\left\{\sum_{i=0}^{T-1} \gamma^i r_{t+i+1} | s_t = s, a_t = a\right\} \\
&= E\left\{r_{t+1} + \gamma \sum_{i=1}^{T-1} \gamma^{i-1} r_{t+i+1} | s_t = s, a_t = a\right\} \\
&= E\{r_{t+1} + \gamma Q_k(s_{t+1}, a_{t+1}) | s_t = s, a_t = a\}
\end{aligned} \tag{2-41}$$

式(2-41)より、時刻  $t$  における行動価値関数は、時刻  $t+1$  に得られた報酬と、時刻  $t+1$  に行う行動  $a_{t+1}$  の価値を割り引いたものの和として表される。大まかに言うと、式(2-35)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、行動価値を推定するのがモンテカルロ法であるのに対し、式(2-41)のようにエピソード内の次の時間ステップにおける行動価値を利用して、行動価値を推定するのが TD 学習であるといえることができる。

TD 学習のうち最も一般的な  $Q$  学習は、次のような行動価値関数の更新アルゴリズムを用いたものである。時刻  $t$  において、状態  $s_t$  の時に  $a_t$  の行動を取った結果、次ステップに報酬  $r_{t+1}$  が得られた時、行動価値関数  $Q_k$  を次のように更新する。

$$Q(s_t, a_t) = Q(s_t, a_t) + \alpha \left[ r_{t+1} + \gamma \max_a Q(s_{t+1}, a) - Q(s_t, a_t) \right] \tag{2-42}$$

つまり、 $Q$  学習のアルゴリズムは、次ステップにとる行動が、行動価値が最大のものであるとの前提の下で、現在の行動価値を更新するというものである。式(2-42)は、単に状態行動対がすべて更新され続ければ正しく収束が行われることが証明されている。

## 2.2.1.4 探索と知識利用

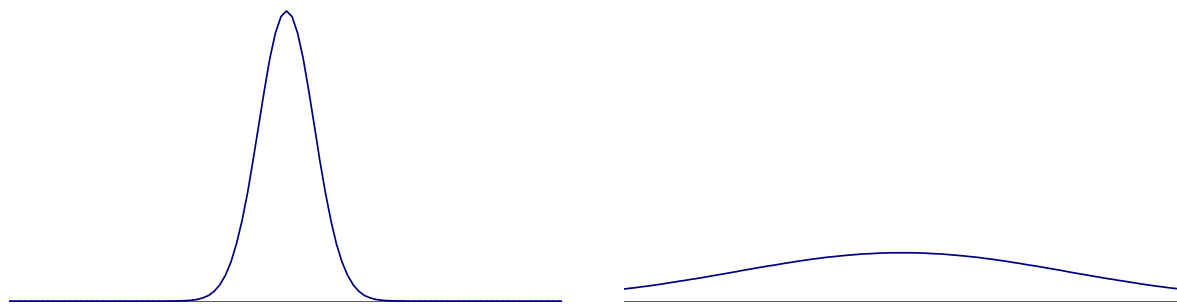
### ボルツマン選択手法

$Q$  値が正確に期待報酬を表しているのであれば、ある環境における行動の選択肢のうち、最も  $Q$  値の高い行動をとればよい。しかしまだ学習途中であったり、市場ゲームのようなマルチエージェント環境下では、よりよい行動を探索しなければならず、探索と知識利用の間にジレンマが発生する。そこで、行動価値の学習を重ねつつ、行動を合理的なものにしていくエージェントが必要とされる。

式(2-36)のような学習を行う時、すべての行動が十分なエピソード回数の試行をされることが、それぞれの行動価値を正しく推定するための必要条件となる。しかし、いつまでも報酬の得られない行動を繰り返すわけにはいかない。そこで、大きな報酬が期待される行動の探索と利用を効率よく行う手法の 1 つとして、ボルツマン選択手法が挙げられる。これは、現時点までに推測された行動価値を正しいものと仮定し、大きな報酬が得られるとされる行動の選択確率を大きく、小さな報酬しか得られないとされる行動の選択確率を小さくする。状態  $s$  で行動  $a$  を選択する確率  $\pi(s, a)$  は次式で表される。

$$\pi(s, a) = \frac{\exp\left[\frac{Q(s, a)}{T}\right]}{\sum_b \exp\left[\frac{Q(s, b)}{T}\right]} \tag{2-43}$$

ここで  $T$  はボルツマン温度と呼ばれ、 $T$  を大きくするとほぼランダムな選択確率となり、小さくすれば  $Q$  値の高い行動を出しやすくなる。その様子を図 2-18 に示す。



(a)  $T$ が小さい時の選択確率分布

(b)  $T$ が大きい時の選択確率分布

図 2-18 戦略の選択確率

### オプティミスティック初期値

今まで述べてきた学習手法は、すべて行動価値の初期値にある程度依存する。しかし学習速度  $\alpha$  が定数値である場合、最近の標本値に重み付けがされるため、時間と共に初期値の影響は薄れていく。そこで、この初期値依存性をむしろ利用するのが、オプティミスティック初期値であり、行動価値の初期値として楽観的な値をとるというものである。つまり行動価値の初期値を大きく設定し、価値を過大評価しておくこと、いずれの行動が最初に選択されても、受け取る報酬は最初の推定量よりは小さい。従って学習機構は報酬に「失望」して、別な行動へと切り替える。その結果、価値推定量が収束する前に、すべての行動が数回試みられることになる。

行動価値が正確な期待報酬へと収束するための必要条件として、すべての状態行動対が十分な回数だけ試行されることが挙げられており、オプティミスティック初期値はこれを満たしやすくするための工夫である。

### $\epsilon$ グリーディー方策

ボルツマン選択手法においては、ボルツマン温度や行動価値関数の設定が行動の選択に多大な影響を与える。そういったパラメータの設定の手間をはぶき、より単純に行動を決定する手法として  $\epsilon$  グリーディー方策が挙げられる。

確率  $(1 - \epsilon)$  でグリーディ手法（一番大きい価値をもつルール of 行動を決定的に選択する手法）を行う。これは確率  $\epsilon$  でランダムな行動を選択する方法で、グリーディ手法では選択されないルールの価値を更新することができる。

## 2.2.2 強化学習法を用いた電力貯蔵システム運用モデル

本項では解析に用いたモデルの詳細について述べる。電力調達コストや電力価格変動モデルは前項で述べた、確率動的計画法を用いた電力貯蔵システム運用モデルとほぼ同一である。電力価格変動モデルにおいて、強化学習を行うために同じく離散化を行っている。本モデルでは、価格決定から貯蔵戦略決定までを1エピソードとしてみなす。状態変数として電力貯蔵量を導入することで、電力貯蔵システム内の電力貯蔵量を考慮することを可能としている。そのため、学習においては、 $Q$ 学習を用いる。以下にその方法を紹介する。最適貯蔵戦略を導出するに当たり、電力貯蔵運転特性を考慮するために、電力貯蔵量  $s$ [kWh] を状態変数として考える。 $\pi(p, u)$  を  $t$  時点において、電力貯蔵システムが起動している場合にかかる電力貯蔵コスト[円]とする。 $t$  時点において、電力貯蔵システムの行動価値関数を  $Q(p, s, u)$  とすると、行動価値関数  $Q$  は  $Q$  学習を用いて以下のように定式化できる。

$$\begin{aligned}
 & Q^{k+1}(p_t, s_t, u_t) \\
 & \leftarrow Q^k(p_t, s_t, u_t) + \alpha [\pi(p_t, u_t) + \gamma \min_u (Q^k(p_{t+1}, s_{t+1}, u)) - Q^k(p_t, s_t, u_t)] \\
 & Q^k(p_{24}, s_{24}, u_{24}) = 0 \quad (\text{終端条件})
 \end{aligned} \tag{2-44}$$

ただし、  
 $X_t$  :  $\log(\text{Pe}(t))$   
 $Pe_t$  : 平均価格からの偏差 ( $P_t - \text{Ave}P_t$ )  
 $\text{Ave}P_t$  : 各時間帯の平均価格  
 $\alpha$  : 学習率 ( $0 < \alpha \leq 1$ )  
 $r$  : 割引率 ( $0 \leq \gamma < 1$ )  
 $s_t$  : 電力貯蔵量[kWh]  
 $u_t$  : 電力貯蔵量の単位時間変化量[kW]  
 $\pi(p_t, u_t)$  : 電力価格  $P$ [円/kWh]のときに 単位時間あたり  $u$  kW 充放電している場合にかかる電力貯蔵コスト[円]

(2-44)式からわかるように、貯蔵システム内の貯蔵電力量を状態変数  $S$  とし、行動を電力貯蔵量の単位時間変化量  $u$  としている。つまり、次時間の行動価値関数  $Q$  の値を参考に、今の時間に貯蔵すべきか、放電すべきかの行動  $u$  を決定する。

続いて、(2-44)式を計算する方法を説明する (図 2-19)。

- ステップ1 : (2-44)式において、前項での電力価格変動モデルより価格の不確実変数のパスを発生させる
- ステップ2 : 状態変数  $s_t$  と行動  $u$  を決定。状態変数  $s_{t+1}$  報酬  $\pi$  を確認
- ステップ3 :  $Q$  から導かれる方策を使って、 $s_{t+1}$  での行動  $u_{t+1}$  を選択
- ステップ4 :  $Q$  値を更新
- ステップ5 : ステップ2, ステップ3 を全状態数, 全行動において繰り返す
- ステップ6 :  $Q$  値が収束するまで, ステップ1~4 を1エピソードとして繰り返す

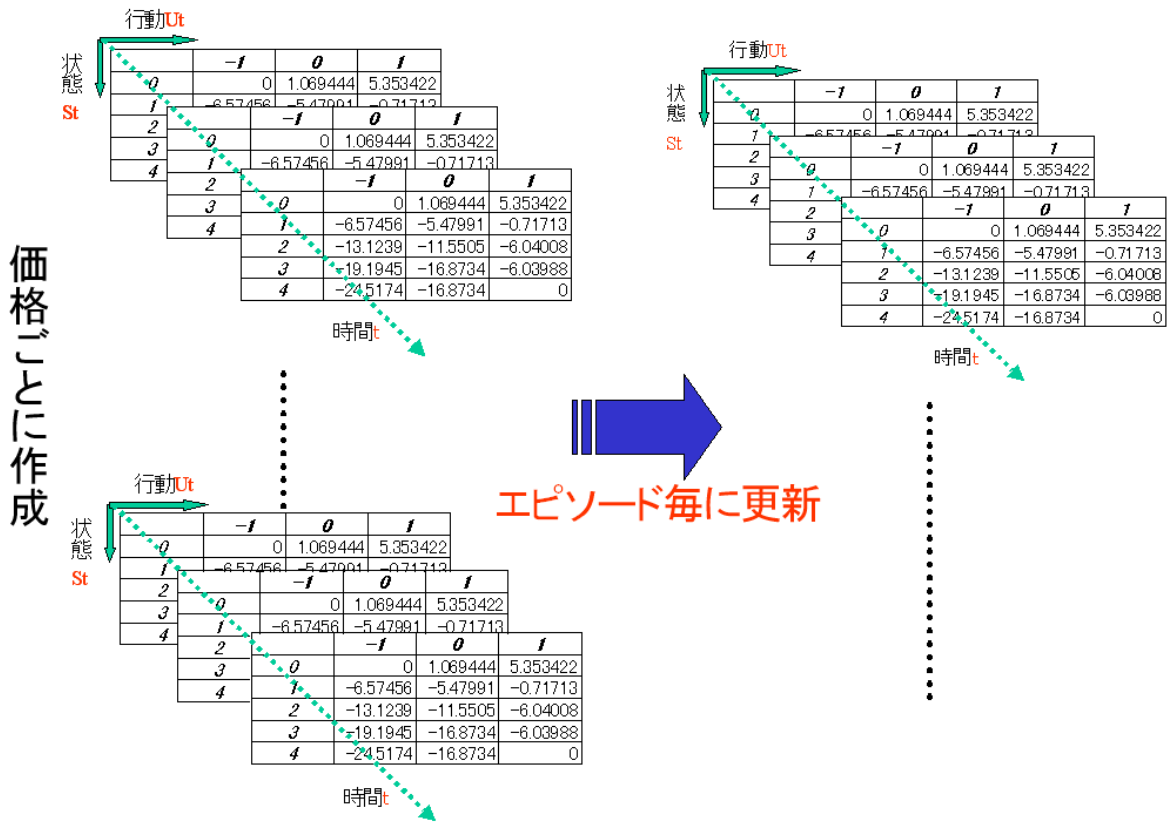


図 2-19 強化学習法を用いた電力貯蔵システム運用モデルのアルゴリズム

### 2.2.3 強化学習法を用いた最適電力貯蔵戦略

価格の刻み幅は 20 とし不確実変数のパラメータ、電力貯蔵システムに関するパラメータは前項の値と同一に設定した。今回用いた電力市場価格のパス例を図 2-21 に示す。

強化学習法を用いた最適電力貯蔵システム運用モデルで導出した最適電力貯蔵戦略を図 2-22 に示した。運用期間は 0 時から 24 時とし、図 2-20 は均衡価格での貯蔵戦略を示している。確率動的計画法を用いた計算結果も同一の図に示しており、エピソードを得るごとに確率動的計画法を用いた計算結果に近くなっていくことがわかる。最終的に 10000 エピソードでほぼ同一な貯蔵戦略を導出するようになった。以上から、強化学習法を用いた場合においても、最適な貯蔵戦略が導出できることがわかる。同じように、13 時から翌 13 時の結果を比較したものが図 2-23 である。こちらもエピソードを繰り返すごとに戦略が一致する傾向が見られた。また図 2-24 は均衡価格での各状態量における行動価値関数  $Q$  値とエピソード数との関係を示している。エピソードを繰り返すごとに行動価値関数が一定値に収束しているのがわかる。

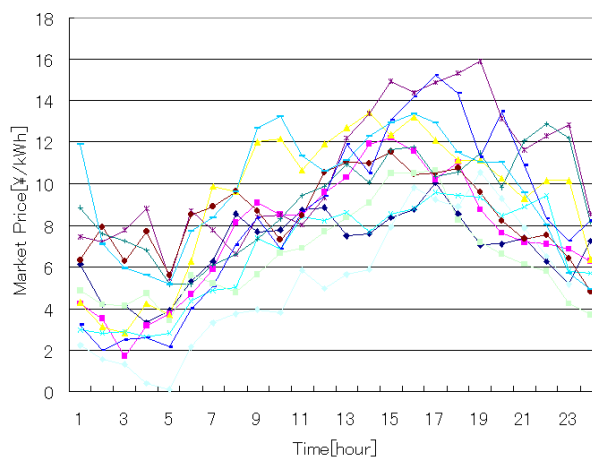


図 2-21 電力価格のパス例

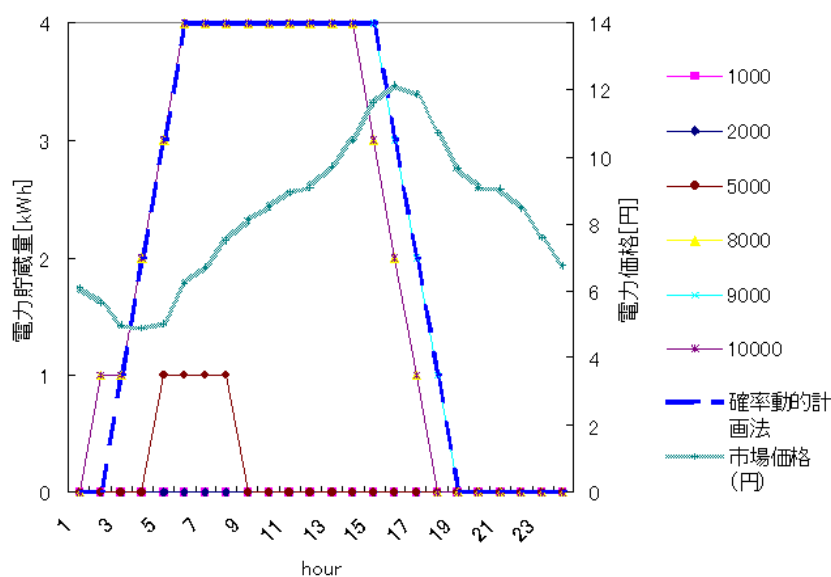


図 2-22 最適電力貯蔵戦略



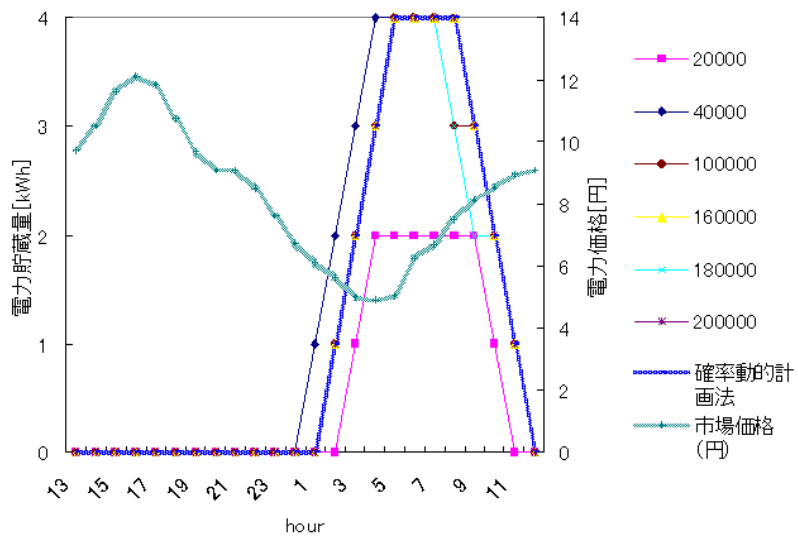


図 2-23 最適電力貯蔵戦略

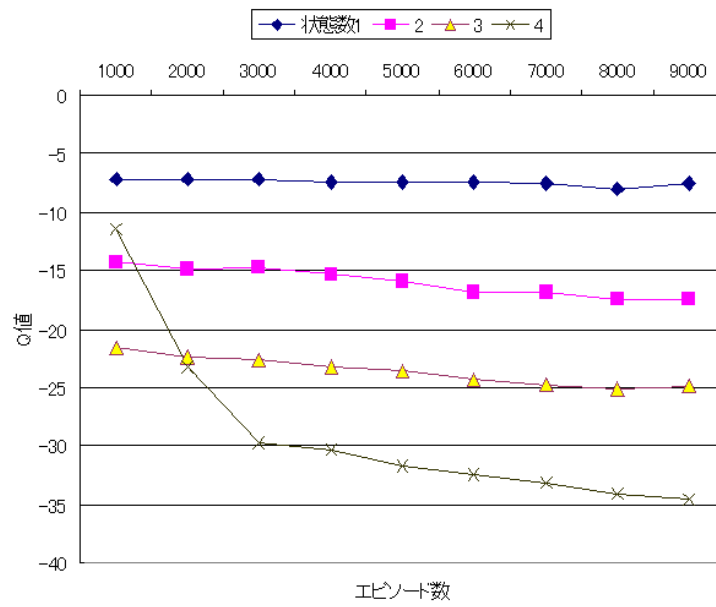


図 2-24 行動価値関数の推移

## 2.3 計算手法による結果比較

次に強化学習法を用いた電力貯蔵システム運用モデルで求めた最適電力貯蔵動作表と、確率動的計画法を用いて求めたものとを比較した。状態数 2kWh の場合の最適電力貯蔵動作表を比較したものが図 2-25 である。

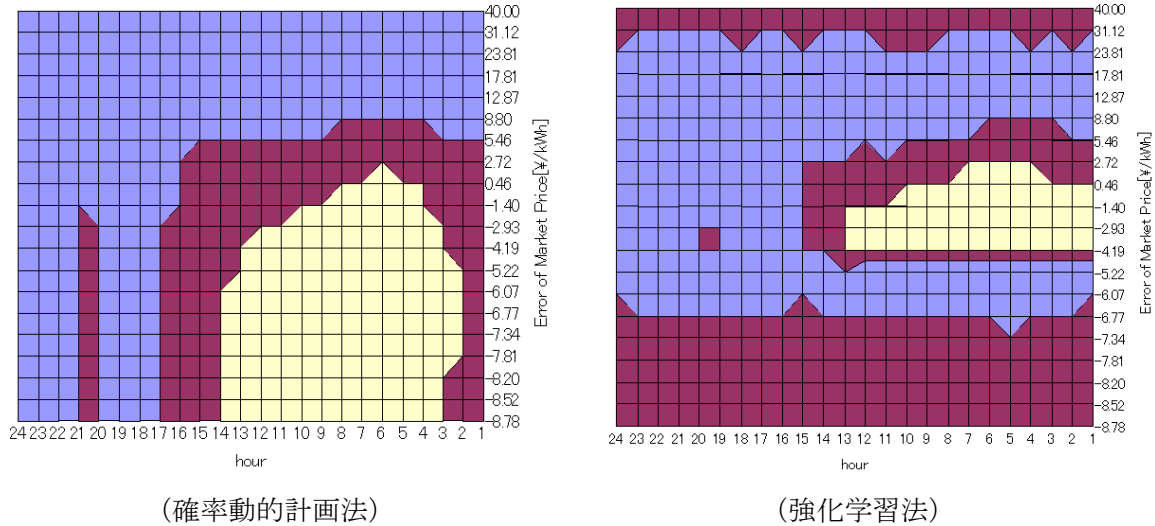


図 2-25 最適電力貯蔵動作表

図 2-25 の-5 円から+5 円の範囲を拡大したものが下の図 2-26、図 2-27 である。-5 円から+5 円の範囲であれば良く一致しているのがわかる。強化学習法では、電力市場価格のパスが-5 円から+5 円の幅しか取らない設定であるので-5 円から+5 円の範囲のみが一致する結果となった。確率動的計画法では実際取らない範囲の価格の戦略も導出できるという利点があることもわかる。しかしながらわずかに結果に違いが見られる。

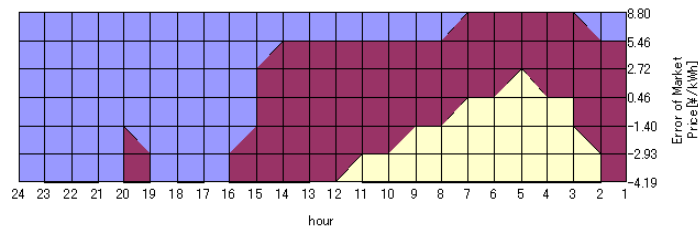


図 2-26 確率動的計画法を用いた最適貯蔵戦略

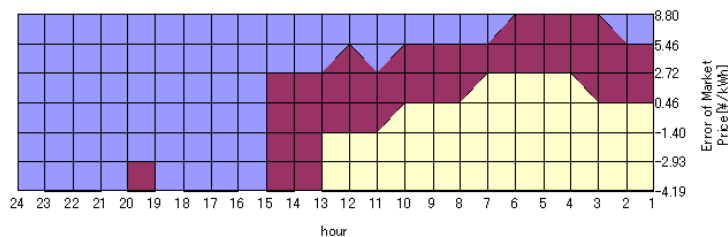


図 2-27 強化学習法を用いた最適貯蔵戦略

図 2-25～図 2-27 により、確率動的計画法・強化学習法の両手法の結果がほぼ等しくなっていることがわかった。異なる数値解析手法である確率動的計画法と強化学習法の結果が等しくなったことから、今回提案した2つの手法の妥当性が確認された。

2つの結果にわずかであるが誤差が生じている理由としては、強化学習手法における電力価格のパスの発生回数や、状態数の刻み数が少ないといった理由が考えられる。また確率動的計画法においても同様に、不確実変数の刻み数が少なくその幅が荒いといった原因が考えられる。

しかしながら、確率動的計画法においては、解析の過程で必要となってくる(2-31)式における $\mathbf{A}_k^{-1}$ のように各時間帯において $\mathbf{A}_k$ の逆行列を導出しなければならない。 $\mathbf{A}_k$ の行列の大きさは各変数の刻み数の積の二乗となるため、刻み数を増やすと計算時間や必要記憶容量が大幅に増加してしまう。それゆえにより正確さを必要とする場合においてはその刻み数を増やせば可能ではある。しかし、本項の目的である、電力貯蔵システムの最適運用法を模擬し、価格の不確実性に対する、電力貯蔵システムの傾向を求めるといった目的においては表 2-3 不確実変数のパラメータ設定における設定条件で十分であると考えられる。

また強化学習法では、すべての時間帯における、すべての状態量、すべての価格パス域において(2-44)式で表される状態価値関数 $Q$ を保持するので、時間をより長期にしたり、価格パスの刻み幅が小さく、状態数の刻み数を小さくすると必要なメモリの量が増大し、計算時間や必要記憶容量が増大する。よって、今回のように両計算手法が一致するかの比較を行う際には本研究の条件で不都合は無い。

## 2.4 まとめ

本章では、確率動的計画法を用いて、1時間単位の電力市場価格の不確実性を考慮した総電力貯蔵コストの導出方法と共に、最適な電力貯蔵システム運用戦略を提案した。また電力貯蔵設備の電力貯蔵量と負荷追従性の問題を考慮するために、状態変数を取り入れた動的計画法とその差分法による解析方法を提案した。

電力貯蔵システムの最適戦略は電力市場価格の不確実性に大きく影響を受け、不確実性の上昇に従い電力貯蔵装置の価値が上昇することを示した。また電力市場価格の不確実性同様に回帰速度も何らかの要因となることを示した。

現状の電力貯蔵技術においては、市場で電力貯蔵システムを運用した場合利益を出すには至らないという結果を得た。また今後の技術開発の進展により利益を得ることができるとも示した。

次に、強化学習法を用いて、同様に最適な電力貯蔵システム運用戦略を求めるモデルを提案した。その結果と確率動的計画法を用いた結果とを比較し、両手法の計算結果がほぼ一致することを示し、2つの手法の妥当性を確認した。

今後の課題としては、これらのモデルを利用して、電力貯蔵システムを用いた電力の売買の行動が、市場価格に反映するようなモデルを構築する必要があると考えられる。

# 第3章 市場モデルによる電力貯蔵システム運用戦略の評価

本章ではまず初めに強化学習理論を用いた電力市場モデルについて述べる。ここで重要なのがエージェントの概念である。これ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<sup>16</sup>。

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入札を行う市場参加者をエージェントとしてモデル化し、電力価格の挙動を推測する。従来の研究であると、全体最適化を行い電力市場を模擬してきた。しかしながら、実際の市場においては各エージェントが事故の利益を最大化しようと行動するので、全体最適化と同様の解に収束するとは限らない。そういった自己の利益を最大化するような行動を模擬できるのが、マルチエージェントモデルの特徴である。

エージェントの媒体として、発電エージェントと需要エージェントのみが従来の研究においては想定されていた。対して本研究では、電力を電力市場から売り買いする貯蔵エージェントも想定している。この貯蔵エージェントは前章で述べた電力貯蔵システム運用モデルを用いて電力市場からの売買戦略を決定する。貯蔵エージェントは需要側と供給側の双方で入札をするわけであるが、その入札結果により電力価格は影響を受ける。本研究では、貯蔵エージェントの電力市場参入を模擬し、その結果で起こるであろう電力価格への影響に関して考察することを試みる。

## 3.1 市場モデルの概要

強制プール市場において、市場参加者はプール市場(スポット市場)のみを介して電力取引を行う。市場決済の手段としては、発電側のみが入札を行い価格が決定されるシングルオークション形式と、発電側・需要側双方の入札によって価格が決定されるダブルオークション形式の2種類が考えられる。図 3-1 に強制プール市場モデルのシングルオークション形式及びダブルオークション形式の模式図を示す。

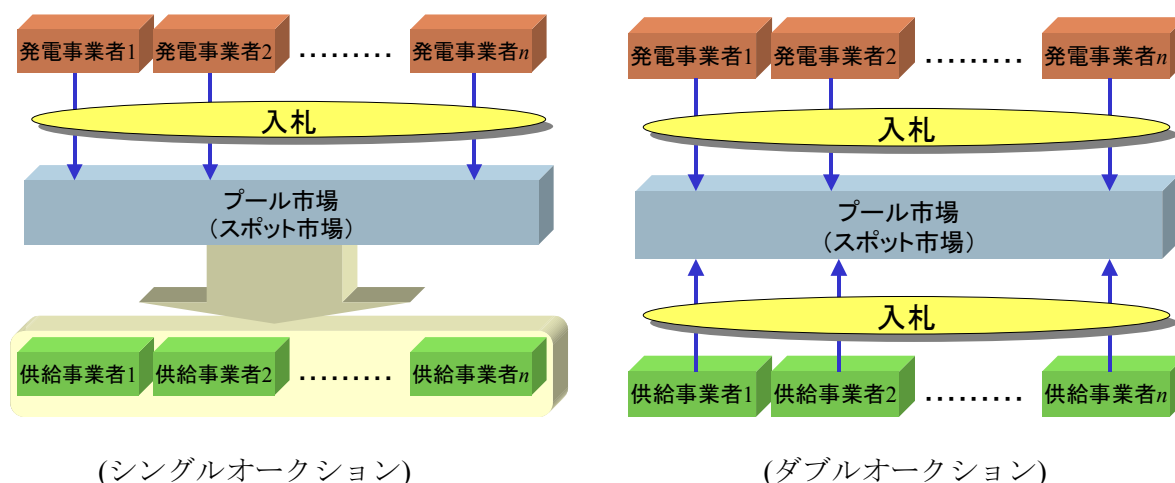


図 3-1 強制プール市場モデル

図 3-1 のシングルオークション形式による強制プール市場においては、需要側（供給事業者）からの入札はないため、各需要は全体として一つの需要として捉えることができる。次に、シングルオークションとダブルオークションによる市場決済方法を図 3-2 に示す。

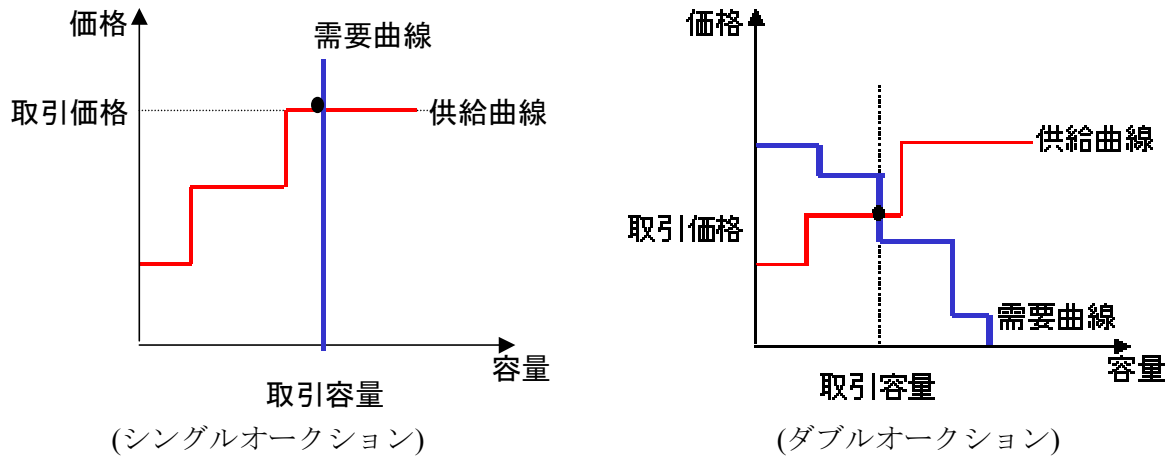


図 3-2 市場決済

図 3-2 (左) のシングルオークションでは、発電事業者が売値を入札し、その累積入札量が全需要量に達した点における入札額が、取引価格として全市場参加者に対して適用される。一方、図 3-2 (右) のダブルオークションでは、発電事業者、供給事業者が、それぞれ電力の売値、買値をプール市場に対して入札する。さらに、その結果描かれる需給曲線の交点を求めることにより、取引価格と取引量を決定し、全市場参加者はこの取引価格に従って取引を行う。

本研究ではリアルタイム市場のみを想定しシングルオークション形式としてモデル化を行った。

## 3.2 強化学習理論を用いた電力市場モデルの概要

### 3.2.1 エージェントのモデル化

本研究では電力の特徴を踏まえ、限界費用や限界効用に基づく入札モデルを用いた。市場には発電エージェント  $n$  人  $G=\{A_{gi} : i=1, \dots, n\}$  と 1 人の需要エージェント  $D=\{A_{dj} : j=1\}$ 、複数の貯蔵エージェント  $m$  人  $S=\{A_{sk} : k=1, \dots, m\}$  が存在するとする。

発電エージェント  $G=\{A_{gi} : i=1, \dots, n\}$  が、発電するために必要なコスト関数  $C_i(q)$  は次のように表される。

$$C_i(q) = a_{gi}q^2 + b_{gi}q + c_{gi} \quad (3-1)$$

また、限界費用は、次のように表される。

$$\frac{dC_i(q)}{dq} \equiv MC_i(q) = 2a_{gi}q + b_{gi} \quad (3-2)$$

本モデルにおいて発電エージェント  $A_{gi}$  は式(3.2)で表される限界費用曲線を基に、その切片  $\alpha_{gi}$  を戦略として決定するものとしてモデル化を行った<sup>17</sup>。従って発電エージェント  $A_{gi}$  の入札曲線  $p_{gi}(q)$  は次式で表される。

$$p_{gi}(q) = 2a_{gi}q + b_{gi} + \alpha_{gi} \quad (3-3)$$

また、その様子を図 3-3 に示す。

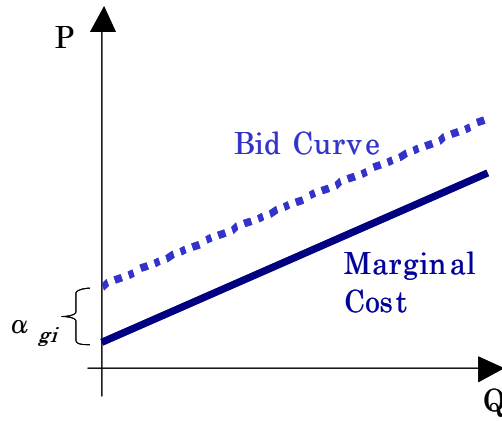


図 3-3 発電エージェントの入札モデル

次に、需要エージェント  $D=\{A_{dj}:j=1\}$  の限界効用  $U_j(q)$  について述べる。

電力は生活必需品であり、需要家はたとえ電力価格が高騰しても、電力消費を抑えるという行動をとりにくい。すなわち需要の価格弾力性はとても小さいとすることができる。日本に先行する海外諸国の電力市場を分析した研究によると、電力需要の価格弾力性はおよそ-5%程度と見積もられている<sup>18</sup>。本モデルにおいては、モデルの簡略化の為に、またモデルの目的とは本質的に関連性がないので、電力需要の価格弾力性は0として需要曲線のモデル化をおこなった。

本研究では、図 2-7 のようなある一日の日本全国（沖縄を除く）一時間ごとの需要を参考に基準需要  $\{Q_0(h):h=1, \dots, 24\}$  として設定した。また基準価格  $P_0$  については5 ¥/kWh とした。また、需要エージェントは戦略を持たず、限界効用をそのまま入札するものとする。

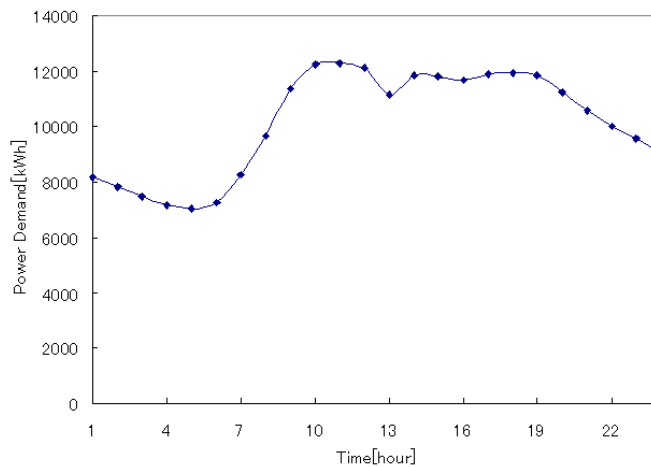


図 3-4 基準需要パターン

最後に、貯蔵エージェントの入札曲線に関して述べる。貯蔵エージェントに関しては、限界費用と限界効用が存在しないので、入札に関しては、需要エージェントや発電エージェントと同様に、入札曲線を一次曲線に近似して入札を行う。入札曲線に価格の上乗せとして切片  $\alpha_{gk}$  と  $\alpha_{dk}$  を戦略として決定するものとしてモデル化を行った。また、貯蔵エージェントは供給側の入札曲線と需要側の入札曲線の2つを1エージェントが持つ。というのも、貯蔵エージェントは電力市場から電力を買って貯蔵する行動と、放電して売る行動の双方を行うからである。

従って貯蔵エージェント  $S_k$  が電力を市場に放電し販売する場合の、供給側における入札曲線  $p_{sgk}(q)$  は次式で表される。

$$p_{sgk}(q) = a_{sgk}q + b_{sgk} + \alpha_{gk} \quad (3-4)$$

対して、貯蔵エージェント  $S_k$  が電力を市場から購入し貯蔵する場合の、需要側における入札曲

線  $p_{sdk}(q)$  は次式で表される。

$$p_{sdk}(q) = -a_{sdk}(q - q_{Dsk}) + b_{sdk} - \alpha_{dk} \quad (3-5)$$

但し  $q_{Dsk}$  は貯蔵エージェントの  $S_k$  基本需要を示す。

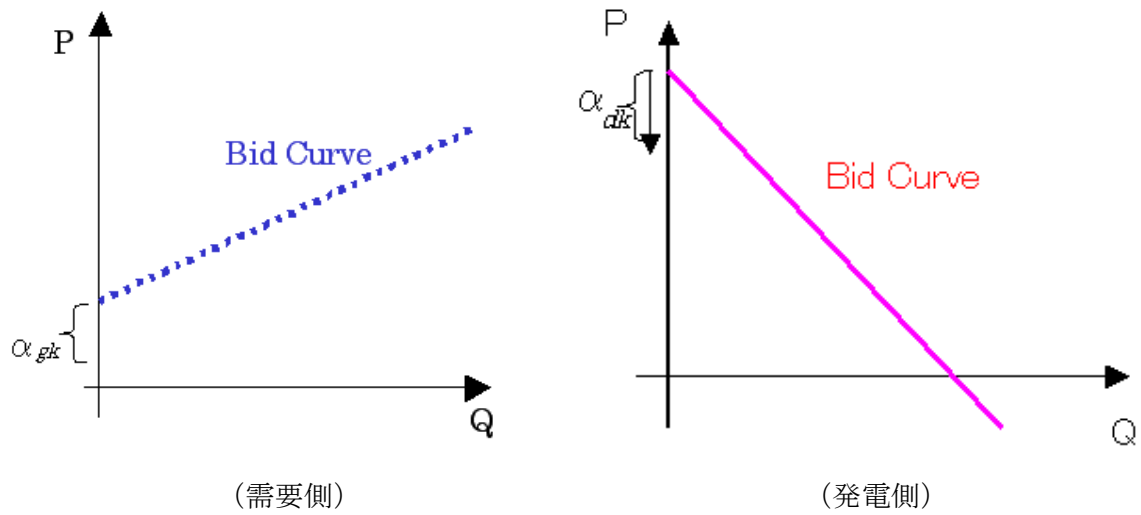


図 3-5 貯蔵エージェントの入札モデル

### 3.2.2 電力貯蔵事業者を含む強化学習型市場モデル

本研究では強化学習を行うためにすべての値を離散化している。また本モデルでは、戦略決定から入札、そして利益が得られるまでを1エピソードとして見なす。複数の時間設けるが、発電エージェントに関しては自分の行動に依存する状態遷移を考慮しないため、モンテカルロ法を用いる。貯蔵エージェントに関しては、状態遷移を考慮するため、TD学習を用いる。以下に通常の市場モデルについて述べる。

強化学習型市場モデルにおいて戦略は離散化して表される。各エージェントはエピソード  $k$  において、それぞれの戦略  $\{a_{gil} : l=1, \dots, N\}$  に対して行動価値関数  $Q_{gi}^k(a_{gil})$  を持つ。また貯蔵エージェントにおいては貯蔵時、放電時の入札戦略  $\{a_{sdkl} : l=1, \dots, N\}$ ,  $\{a_{sgkl} : l=1, \dots, N\}$ , に対し、行動価値関数  $Q_{sk}^k(s_t, a_{sdkl}, a_{sgkl})$  を持つ。 $Q_{sk}^k(s_t, a_{sdkl}, a_{sgkl})$  は状態量が  $s_t$  の場合において貯蔵エージェントが貯蔵する場合、つまり電力を買う場合には  $a_{sdkl}$  を、売る場合には  $a_{sgkl}$  の戦略をとる行動価値関数である。そして、この時にとる戦略は次式の確率分布に従う。

$$\pi(a_{gil}) = \frac{\exp\left[\frac{Q_{gi}^k(a_{gil})}{T}\right]}{\sum_{m=1}^N \exp\left[\frac{Q_{gi}^k(a_{gim})}{T}\right]} \quad (3-6)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \pi(a_{sdkl}) = \frac{\exp\left[\frac{Q_{sk}^k(s_t, a_{sdkl}, 0)}{T}\right]}{\sum_{m=1}^N \exp\left[\frac{Q_{sk}^k(s_t, a_{sdkm}, 0)}{T}\right]} \\ \pi(a_{sgkl}) = \frac{\exp\left[\frac{Q_{sk}^k(s_t, 0, a_{sgkl})}{T}\right]}{\sum_{m=1}^N \exp\left[\frac{Q_{sk}^k(s_t, 0, a_{sgkm})}{T}\right]} \end{array} \right. \quad (3-7)$$

各エージェントは式(3-3) 式(3-4) 式(3-5)に従い、離散化して入札を行う。市場において、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、市場価格  $P^*$ 、および市場取引量  $Q^*$  が得られる。この際、発電側としては発電エージェント、貯蔵エージェントの入札を価格の高いものから並べなおし、需要側としては貯蔵エージェント入札のみを価格の低いものから並べなおしている。

この様子を図 3-6 に示す。また本モデルにおける貯蔵エージェントを含めた決済の概念図を図 3-7 で示す。リアルタイム市場であれば、需要曲線は需要の価格弾力性がほぼ0の直線となる。しかしながら、貯蔵エージェントの需要側、発電側の入札が加わるために、ある価格以下の部分で、値段の上昇が出るといった点を考慮している。



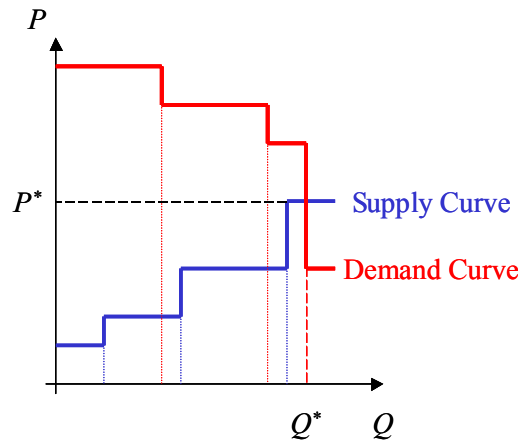


図 3-6 市場決済の様子

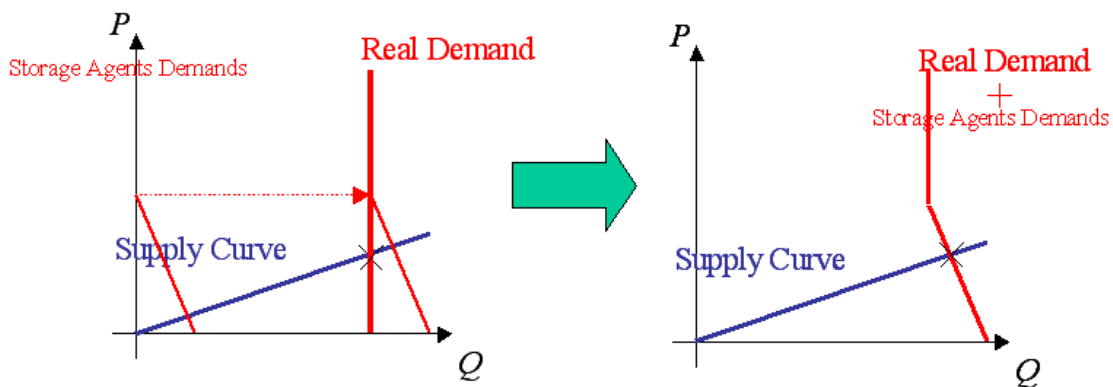


図 3-7 貯蔵エージェントを含めた，リアルタイム決済

このように市場プロセスが行われ，発電エージェントと貯蔵エージェントは市場価格  $P^*$  より低い入札分だけが約定され，貯蔵エージェントは  $P^*$  より高い入札分だけが約定される。するとそれぞれの報酬が，次のように表される。

$$\begin{aligned}
 R_{gi}^k &= P^* q_{gi} - C_i(q_{gi}) \\
 R_{si}^k &= P^* q_{si} \quad (\text{if, } u < 0) \\
 &= -P^* q_{si} \quad (\text{if, } u > 0)
 \end{aligned}
 \tag{3-8}$$

ここで， $u$  は貯蔵エージェントの行動であり， $u$  が正のとき貯蔵， $u$  が負のとき放電するものとする。貯蔵エージェントの報酬は貯蔵時には負となり，貯蔵時には正となる。そして発電エージェントはこのとき得られた報酬  $R_g^k$  を次のように行動価値へとフィードバックさせる。

$$Q_{gi}^{k+1}(a_{gil}) = Q_{gi}^k(a_{gil}) + \alpha [R_{gi}^k - Q_{gi}^k(a_{gil})]
 \tag{3-9}$$

貯蔵エージェントにおいては TD 学習を用いて，このとき得られた報酬  $R_s^k$  を行動価値へとフィードバックさせる。



## 計算フロー

本モデルにおける計算の流れを以下に示す。

- 1)  $t=1$  において、各電力貯蔵エージェントは、前エピソードでの電力価格より  $P^*1$  と、現在の電力貯蔵量  $s_1$  を観測。そこから前述の強化学習型電力貯蔵システム運用モデルより電力貯蔵戦略（貯蔵するか放電するか）を1時間分導出
- 2) 発電エージェント、需要エージェント、貯蔵エージェントが強化学習より入札価格戦略を決定、入札
- 3) 電力市場モデルより電力決済価格  $P^*t$  を決定
- 4)  $t=t+1$  として  $t=24$  まで 1)~3) を繰り返し計算
- 5) 1)~4) を電力価格  $P^*t$  が収束するまで繰り返し計算

### 3.3 電力貯蔵事業者の参入を考慮した電力市場の分析

本項では、電力貯蔵事業者が電力取引市場に参入した場合における、電力価格の変移の分析を行う。自由化によって電力価格が常に変動するといった状況があげられるわけであるが、基本の電力需要はほぼ一定であるので、シングルオークションの場合であると、オフピーク時には電力価格が低く、ピーク時には電力価格が高騰するという傾向が従来の電力市場価格と同様に見られる。しかしながら、電力を貯蔵できる電力貯蔵事業者が市場に参入することにより、電力の負荷平準化効果が予想される。結果として電力価格の昼夜間格差が減少するかを貯蔵エージェントの規模や人数を変化させて調べる。

#### 3.3.1 前提条件

本節では、解説に用いた前提条件について述べる。本解析において、全体の市場の規模は一定とし、各エージェントの規模や特性は全く等しいものとする。市場における発電エージェントの特性を表 3-1 に、貯蔵エージェントの特性を表 3-2 に示す。

表 3-1 発電エージェントの特性

	発電エージェント $G=\{A_{gi} : i = 1, \dots, n\}$	市場全体
コスト[¥/kW] $C(q) = aq^2 + bq + c$	$a : 0.00024n$	$a : 0.00024$
	$b : 0$	$b : 0$
	$c : 0$	$c : 0$
容量 [kW]	$50000/n$	50000

表 3-2 貯蔵エージェントの特性

(蓄電池の特性)

建設単価 (貯蔵部)	20000[¥/kWh]
(発電部)	40000[¥/kW]
貯蔵効率	70[%]
年経費率	0.077
基本電力貯蔵量	4000[kWh]
充放電制約	1000[kW]

(貯蔵エージェントの特性)

	貯蔵エージェント (供給側) $S=\{A_{sk} : k = 1, \dots, m\}$ :容量 k 倍	市場全体
入札曲線[¥/kW] $p(q) = 2aq + b$	$a : 0.0005m$	$a : 0.0005$
	$b : 0$	$b : 0$
	$c : 0$	$c : 0$
容量 [kW]	$4000 \times k$	$4000 \times k \times m$

	貯蔵エージェント (需要側) $S=\{A_{sk} : k = 1, \dots, m\}$ :容量 k 倍	市場全体
入札曲線[¥/kW] $P(q) = -2a(q - q_D) + 10$	$a : 0.01 \times m$	$a : 0.01$
容量 [kW]	$4000 \times m$	$4000 \times m \times k$

表中には  $n, m, k, q_D$  の4つのパラメータが存在するが、それぞれ発電エージェントの人数、貯蔵エージェントの人数、電力貯蔵容量の規模の倍率、効用が最大となる需要（基本需要）を表す。本章において  $n, m, k$  が市場支配力に関するパラメータ、 $q_D$  は需給逼迫度に関連するパラメータとなる。

貯蔵エージェントの保持する電力貯蔵システムは、蓄電池を仮定し、最新の値をもとに各パラメータを設定した。貯蔵効率を70%と設定しているが、現実には70~80%ということで、貯蔵効率のみ少なめに見積もっている。電力貯蔵量と負荷追従制約は、それぞれ、基本電力貯蔵量に電力貯蔵容量の規模の倍率  $k$  を、基本負荷追従制約に電力貯蔵容量の規模の倍率  $k$  をかけた値である。(kが10であれば、電力貯蔵量、負荷追従制約ともに基本値の10倍となる)

以下、発電エージェント・貯蔵エージェントが

表 3-3 のように存在するケースの解析を行う。

表 3-3 解析に用いた市場設定

発電エージェント数 $n$	貯蔵エージェントの数 $m$	貯蔵エージェントの規模 $k$
10	1	1
11	0	0
10	2	1
10	3	1
10	10	1
10	1	2
10	1	3
10	1	10

表 3-4 に、計算に強化学習モデルにおけるシミュレーションに用いた初期設定を示す。初期設定は発電エージェントの人数  $n$  や貯蔵エージェント人数  $m$  といったパラメータに依存している。またオプティミスティックな行動価値の初期値として、完全競争時の社会的厚生をエージェントの人数で割った値を用いた。

表 3-4 計算に用いた初期値

	発電エージェント	貯蔵エージェント
エピソード数	100000	
初期値 $I_0$	完全競争時の社会的厚生 / $n$	完全競争時の社会的厚生 / $m$
T	$I_0 / 500$	
$\alpha$	0.01	
入札ブロック	50kWh 毎	
行動 $a$	50	(30,30)
戦略下限値	0	-30[¥/kWh]
戦略刻み幅	$0.1 \times a \times a$	$0.1 \times 2 \times a$
戦略上限値	250[¥/kWh]	30[¥/kWh]

貯蔵エージェントは電力を買う、つまり需要側の場合は、戦略を-30~0[¥/kWh]で取り、電力を売る場合には、0~+30[¥/kWh]の範囲で決定することとした。

### 3.3.2 貯蔵事業者が参入することでの電力価格への影響

本節では、貯蔵エージェントが市場に参入した場合の、電力価格への影響を考察する。まず初めに、貯蔵エージェントの貯蔵戦略の推移を検討し、その後、電力価格の変動を考察する。本節では発電エージェント 10 人、貯蔵エージェントを 1 人とし、貯蔵エージェントの規模は  $k=1$  とした。

#### 貯蔵戦略の推移

図 3-9 に貯蔵エージェントのエピソードごとの貯蔵戦略の推移を示した。エピソードを経るごとに学習し、電力の安い時間帯に電力を貯蔵し、電力高い時間帯に放電するといった傾向が顕著になる。

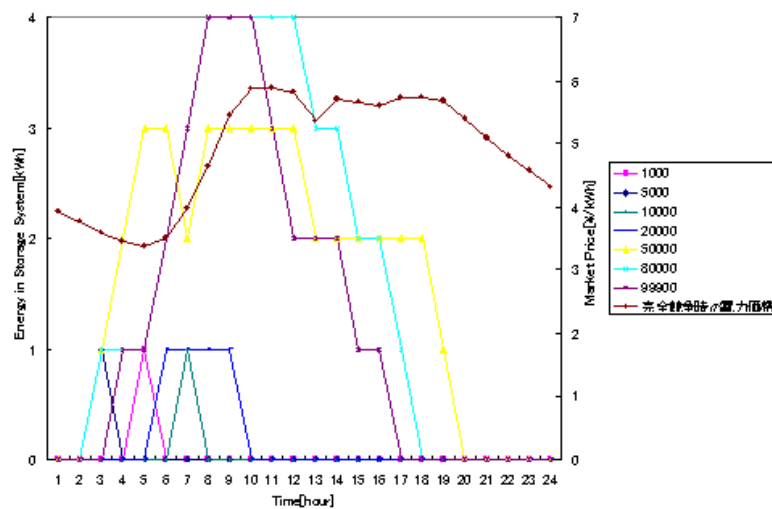


図 3-9 貯蔵エージェントの貯蔵戦略の推移

図 3-10 は時間ごとの貯蔵システムの戦略の傾向を示している。縦軸は正が電力を市場から買い貯蔵する戦略を行う確率、負が電力を市場に販売し放電する戦略を行う確率である。電力が一番安い時間帯（4～6時）に貯蔵する確率が高く、電力の高い時間帯（10～12時、17～19時）に放電するの傾向にあるという結果が得られた。これは、完全競争時の電力価格と傾向が一致していることがわかる。

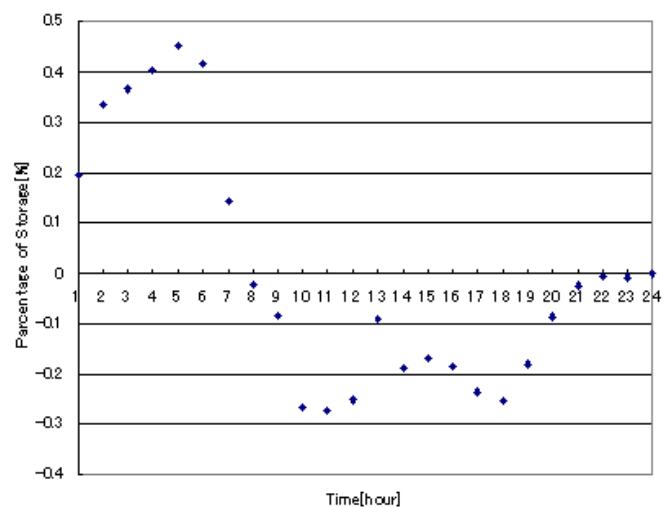


図 3-10 貯蔵戦略の傾向

逆に言えば貯蔵戦略の傾向が、電力価格とほぼ一致するということから、電力価格の安いときに買い、高いときに売るといった行動が取れていることがわかる。よって貯蔵エージェントは電力市場の価格を見て、うまく貯蔵戦略を学習していつていると言える。

### 市場価格の推移

図 3-11 は 10 時における電力価格の平均値と分散エピソードの推移を示している。エピソードを経るごとに、収束しているのがわかる。

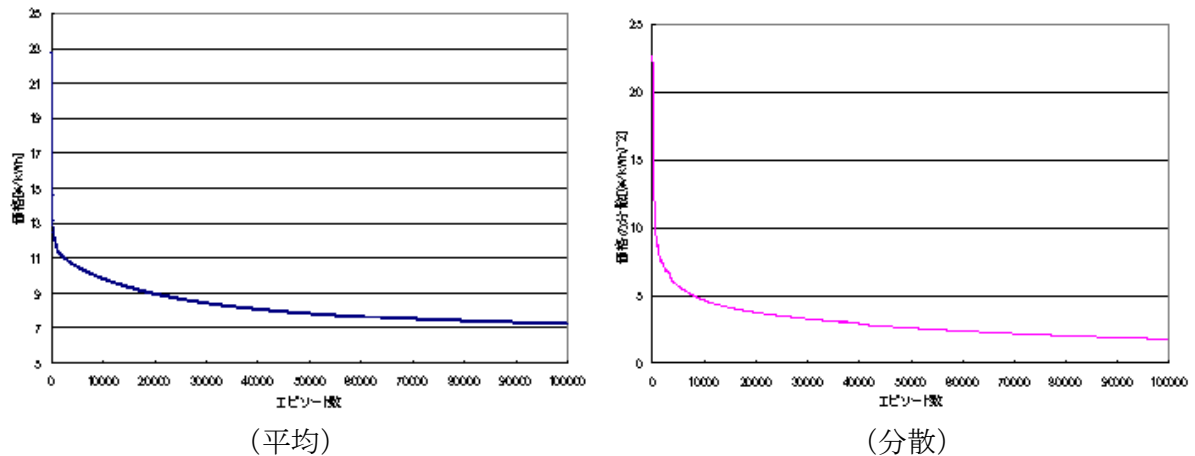


図 3-11 市場価格の推移

図 3-12, 図 3-13 は 100000 エピソード時での発電エージェントのみが 10 人の場合の電力価格, 分散と, 発電エージェント 10 人に貯蔵エージェントが参入した場合との電力価格, 分散の比較を表している。

貯蔵エージェントが 1 人参入することで、電力のオフピーク時の価格が上昇、ピーク時の価格が低下していることがわかる。つまり価格の昼夜間格差が減少している。このことより、貯蔵エージェントが市場に参入することにより、負荷平準化効果があるのではないかと推測できる。また電力価格の分散であるが、貯蔵エージェントが参入することで上昇していることが見て取れる。よって貯蔵エージェントが市場参入することで電力価格の変動リスクが上昇していることが推測される。

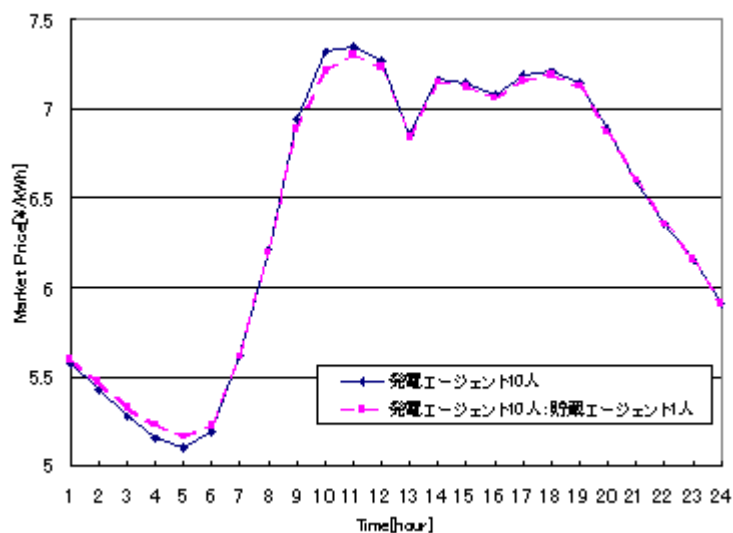


図 3-12 電力価格の比較

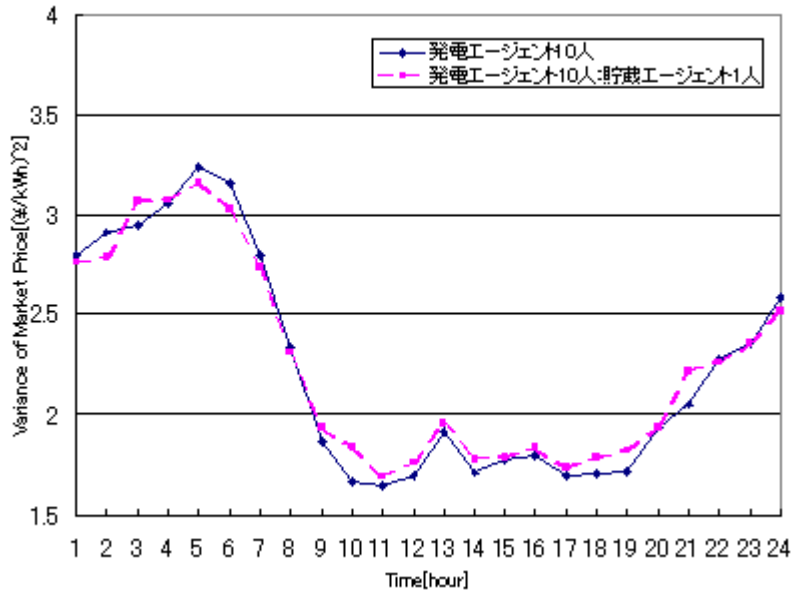


図 3-13 電力価格の分散の比較

しかしながら、以上の負荷平準化効果が電力貯蔵エージェントのみの影響であるか検討するために、発電エージェント 10 人に貯蔵エージェントの代わりに発電エージェントを 1 人増やした場合の計算を行った。

### 発電エージェントが 1 人増加した場合

発電エージェントが 1 人増えて 11 人となった場合の電力価格を、発電エージェントが 10 人の場合と発電エージェントが 10 人貯蔵エージェント 1 人の場合との比較を行ったのが図 3-14 である。発電エージェントが増加することで、価格が全体的に低下していることが見て取れる。一般的な傾向を見るために、発電エージェント数の減増により電力価格がどうなるかについて調べた。図 3-15 は 10 時における、HHI と電力価格との関係である。HHI とは市場支配力を示す指標であり、次式で定義される。

$$HHI = \sum_{i=1}^n (S_i)^2$$

すなわち HHI が 1 のときは市場が独占であることを表し、HHI が 0 に近づくにつれて完全競争市場に近づいていく。

需要の価格弾力性が今回のケースでは 0 として計算しており、図 3-15 から分かる通り、HHI が低下、つまり発電エージェント数が増加することで電力価格に低下が見られる。発電エージェントが増加するにつれて、各エージェントの市場支配力が弱くなり、競争の原理働き電力価格は低下する。



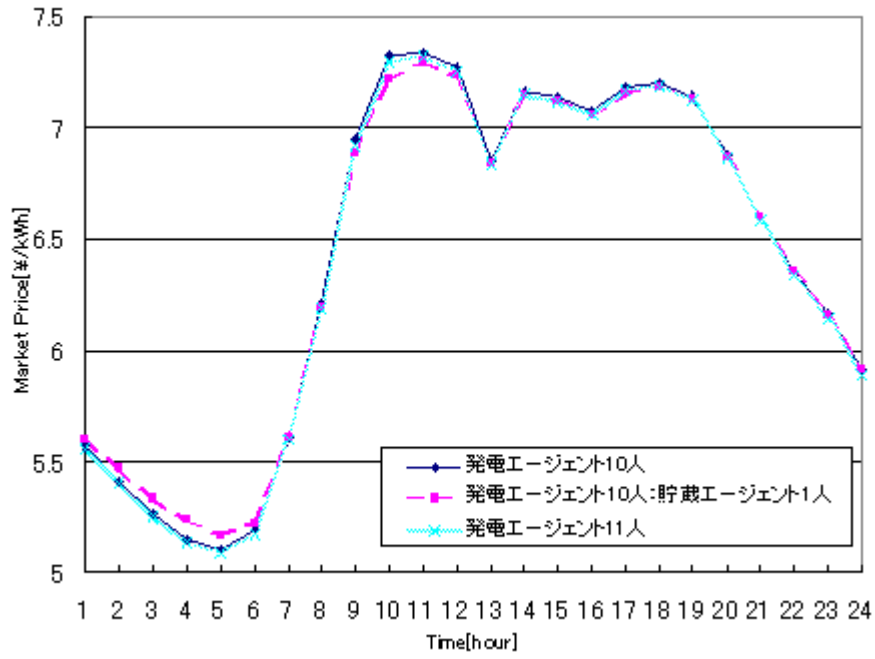


図 3-14 エージェントの参入による価格の変化

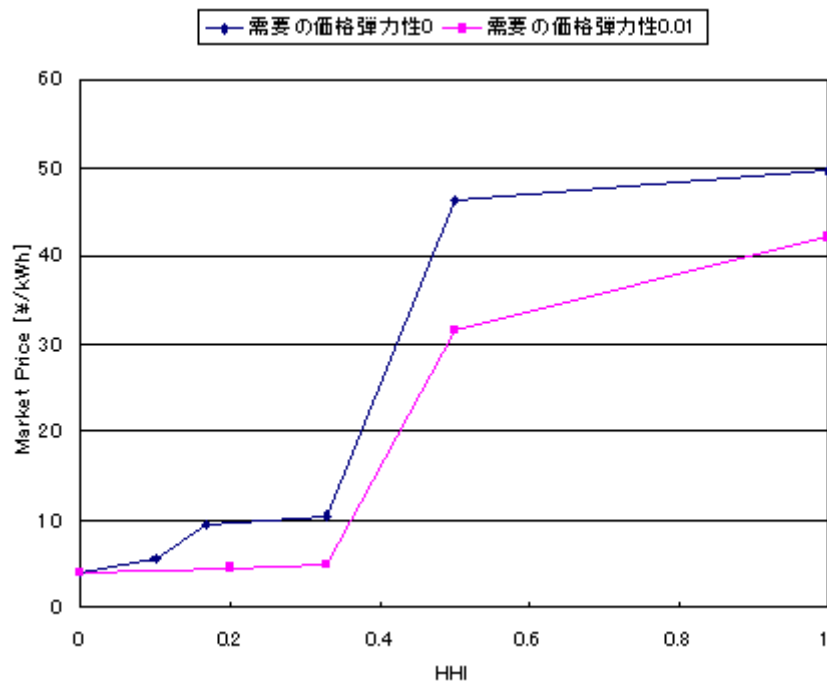


図 3-15 HHI と価格との関係

図 3-16 は発電エージェントが増加した際の、電力価格の分散を示している。発電エージェントが増えることで、価格の分散が低下していることが見て取れる。これは発電エージェントが増加することでエージェント間の競争が激化し、市場支配力が低下し、その結果価格が高騰せず、早期に市場価格の安定したからであると考えられる。つまり、発電エージェントが増加に伴い、電力価格の変動リスクが低下することが示せた。

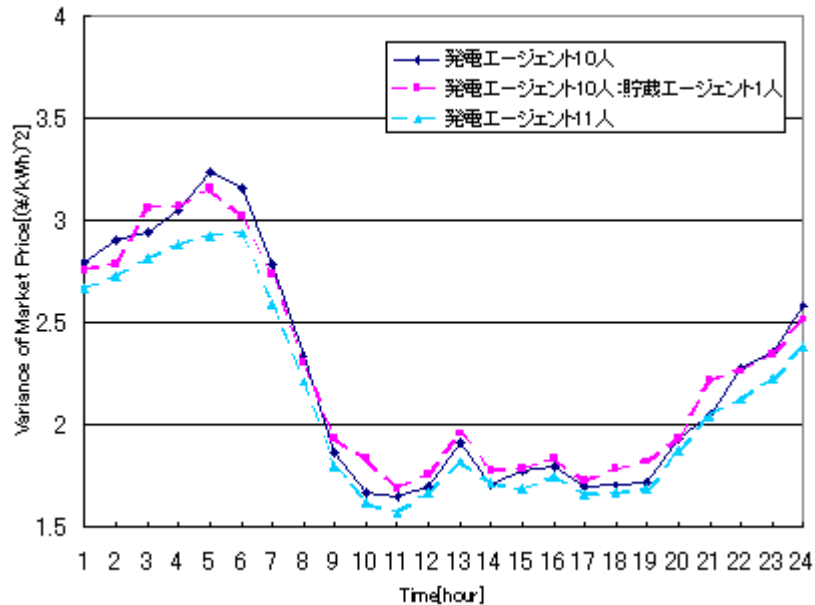


図 3-16 エージェントの参入による変動リスクの変化

以上より、電力価格と電力価格の分散に関して、発電エージェントと貯蔵エージェントがそれぞれ一名増加した場合に関して計算を行った。

結論として、発電エージェントが電力市場に参入することで、競争が激化し電力価格が全体的に低下、分散も低下して価格が安定するといったことがわかる。対して貯蔵エージェントが市場参入することで、電力価格の昼夜間格差が減少するが、しかしながら、価格の変動のリスクが増加し、電力市場が不安定になる傾向があることがわかった。

### 3.3.3 貯蔵エージェントの感度解析

前項では貯蔵エージェントが1人参入したケースを計算した。本項では初めに、電力市場に貯蔵エージェントが複数参入するケースに関して計算する。その後、貯蔵エージェントの貯蔵容量がk倍になったケースを計算し、その結果を各々考察する。

#### 複数の貯蔵エージェントが市場参入するケース

貯蔵エージェントが複数電力市場に参入した場合の、価格への影響を示したものが図 3-17 である。貯蔵規模k=1と一定として、貯蔵エージェントの数を1人、2人、3人、10人と増加させた。各貯蔵エージェントの設定は同一であり、貯蔵戦略は各々異なっている。

貯蔵エージェントの数が増加することで、価格の昼夜間格差が減少することが見て取れる。しかしながら、貯蔵エージェントが増加するほどに、オフピーク時の価格の上昇割合が減少し、ピーク時の価格の減少幅も減少している。これは貯蔵エージェントが増加するほどに貯蔵エージェント間に競争の原理が働き、電力価格が安い時間帯に必ずしも電力を買う（貯蔵）することができなくなるからである。

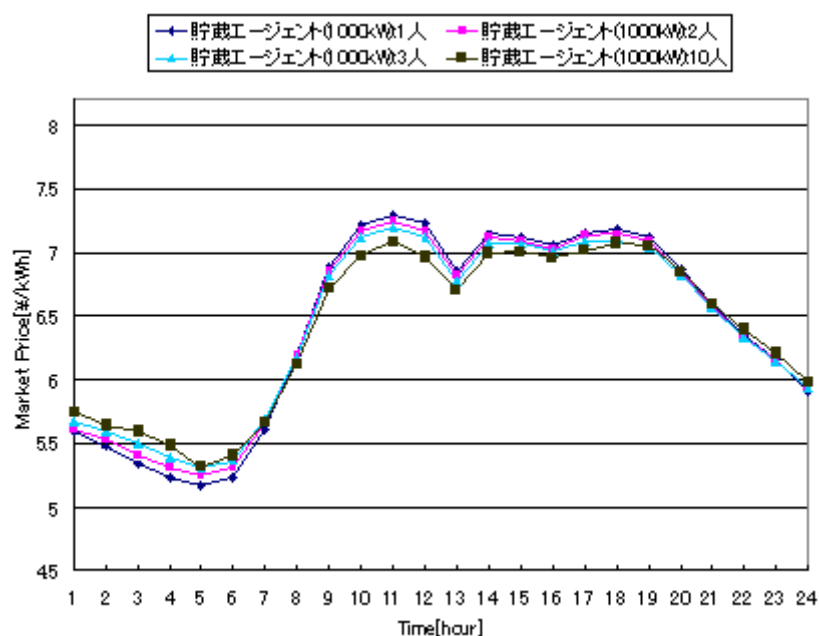


図 3-17 貯蔵エージェント数を電力価格

#### 貯蔵エージェントの貯蔵容量の規模が変化した場合

貯蔵エージェントの貯蔵容量を変化させたケースの計算を行った。(図 3-18) 貯蔵エージェント数は一律1人とし、貯蔵エージェントの電力貯蔵システムの容量をk倍することで、貯蔵エージェントの規模による電力価格の推移を検証することが目的である。

図 3-18 からわかるように、貯蔵エージェントの貯蔵容量が2倍、3倍となるほどに、オフピーク時に価格が上昇する効果、ピーク時に価格が減少する効果が増加していることがわかる。つまり価格の昼夜間格差を低下させる効果が増大することがわかる。しかしながら、貯蔵容量が10倍になると価格が一定に収束しない。これは今回想定している電力市場の規模が10000kWh程度の基本需要であり、1時間に10000kWh充放電できる貯蔵エージェントが参入することは、市場規模よりも大きな貯蔵システムを持っていることと同義であるからである。市場規模よりも充放電できる貯蔵エージェントは自分自身が電力市場から電力を売り買いすることで、価格を操るプライスセッターとしての役割を担っている。以上より貯蔵エージェントの規模が電力価格に対し

ては大きく影響を及ぼすことがわかる。

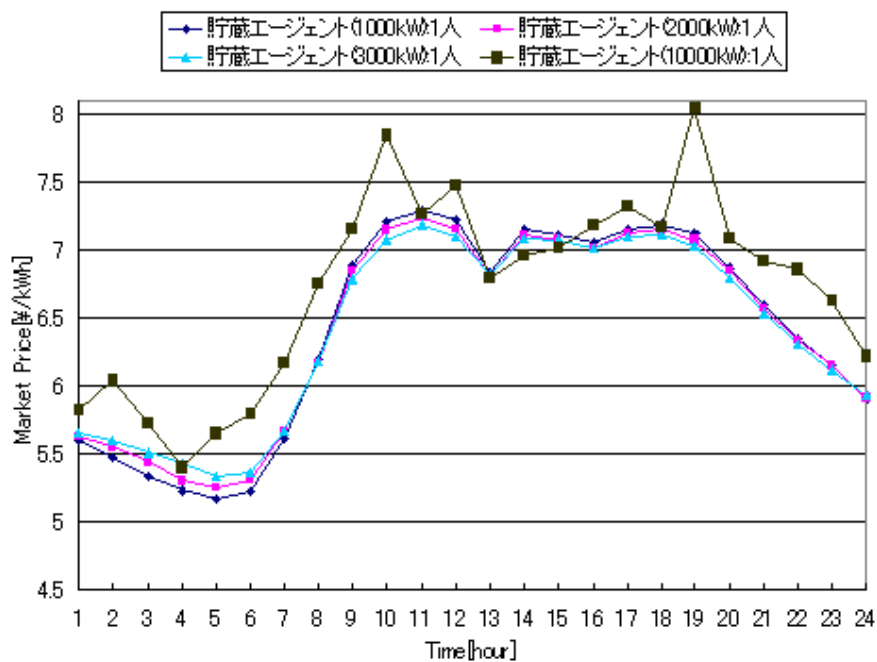


図 3-18 貯蔵エージェントの規模と電力価格

### 3.4 結論

本章では、強化学習型の市場モデルを応用して電力市場モデルを構築し、電力貯蔵事業者が電力市場に参入した場合の電力価格に関する分析を行った。電力貯蔵事業者として、蓄電池を保持していると仮定し、貯蔵事業者の人数と貯蔵容量を変化させて電力価格への影響を調べた。

まず初めに、電力貯蔵事業者が市場参入することでの、電力価格に関する分析を行った。電力貯蔵事業者が電力市場に参入することで、電力価格の1) オフピーク時での上昇2) ピーク時の下落が見て取れた。これは電力貯蔵事業者の参入により、電力価格の昼夜間格差が減少することを示している。また電力価格の分散の増加、つまり電力価格の変動リスクが増加することもわかった。

次に電力貯蔵事業者の人数や貯蔵容量を変化させた場合の感度分析を行った。貯蔵事業者の参入数が増加することにより、電力価格の昼夜間格差が減少する。つまり負荷平準化効果が増加する。また電力貯蔵事業者の貯蔵容量を変化させると、同じく電力価格の昼夜間格差が減少することがわかった。しかしながら、電力貯蔵容量をある一定値以上にすると、貯蔵事業者がプライスセッターとしての役割を担うようになり、電力価格が煩雑になることがわかった。よって、電力貯蔵事業者が市場参入する際には、貯蔵規模をある一定値以下に定める等の規制が必要であると考えられる。

## 第4章 揚水発電設備を含めた日本の電源構成の構築

第3章において、蓄電池を持った電力貯蔵事業者が電力市場に参入した場合を想定して解析を行った。本章では、電力貯蔵事業者を揚水発電事業者と考え、日本の電源構成を模擬したいと思う。

日本の電源需要は、夜間のオフピーク時と日中のピーク時があるという特徴があげられる。そこで、夜間のオフピーク時の電力を揚水発電設備で貯蔵し、日中に放電することで負荷平準化を測っている。従来のマルチエージェントモデルを用いた電力市場の価格分析に関しては、揚水発電設備に関しては、一般水力とまとめて水力と考えており、揚水発電の充放電を考慮していない。そこで本章では、揚水発電設備を複数の貯蔵エージェントに分割して、日本の電力構成を模擬できるかどうかの検討を行う。

最後に発電設備の容量も学習できるようにし、マルチエージェントモデルを用いた日本の最適電源構成を示したい。

### 4.1 モデルの概要

本節では解析に用いたモデルの詳細を述べる。本章では前章と同様に強化学習モデル型電力市場モデルを用いる。

#### 4.1.1 需要エージェントのモデル化

前章と同様リアルタイム市場と仮定し、限界効用関数を直線で、つまり需要の価格弾力性を0として設定をおこなった。

日本の電力需要は時間帯や季節による需要の変動が非常に大きいことが特徴である。そこで本研究では、沖縄を除く日本全体における平日の需要パターンに基づき、図4-1に示すようにピーク需要の先鋭化が進む夏季の需要を想定して設定する。

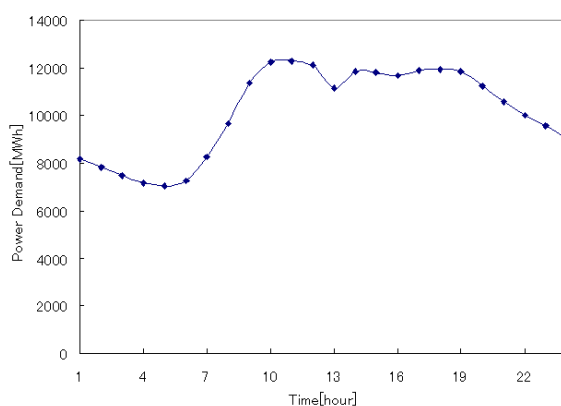


図 4-1 夏季電力需要

#### 4.1.2 発電エージェントのモデル化

電力市場には様々な特性を持つ電源プラントを持つエージェントが存在する。本モデルでは、水力（揚水・一般水力）、原子力、石炭火力、LNG火力、石油火力の6種のプラントを想定し、市場全体の電源構成<sup>19</sup>、市場全体の限界費用特性<sup>20,21</sup>、電源設備費<sup>22</sup>のように設定する。但し、限界費用特性に関しては、価格の安い順に揚水、一般水力、原子力、石炭火力、LNG火力、石油火力となっている。一般水力、原子力、石炭火力、LNG火力、石油火力に関しては、一種類のプラン

トのみを持つエージェントがそれぞれ 10 人，計 50 人の発電エージェントが存在し，揚水発電エージェントの人数は今後の設定による。そして，全体で図 4-2(左)の構成を成すものと設定する。本モデルにおいては負荷追従制約などは考慮しない。全体の設備容量は電力需要よりも大きいものとした。

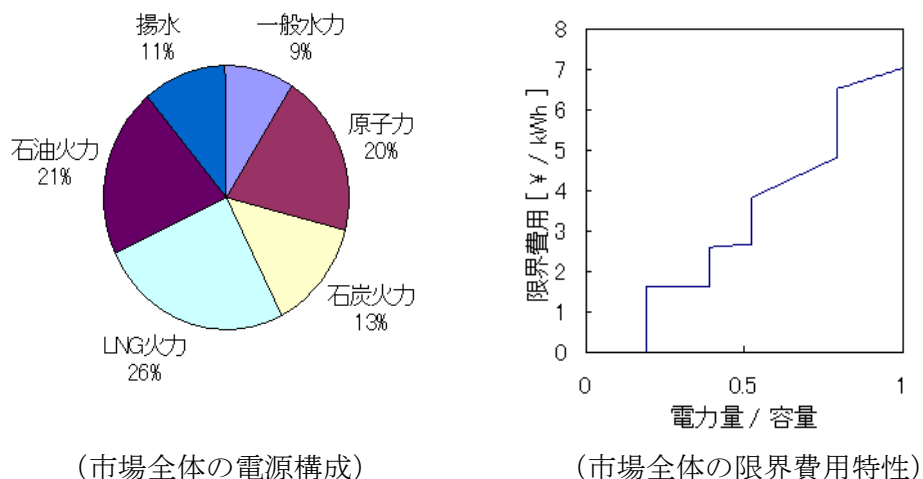


図 4-2 市場全体の電源構成と限界費用特性

表 4-1 電源設備費用

	水力	原子力	石炭火力	LNG 火力	石油火力	揚水
燃料費 [¥/kWh]	0	1.12	2.05	3.6	4.8	0
建設単価 [¥/kW]	404000	374000	304000	210000	208000	196000
耐用年数 [year]	40	50	50	50	50	50
年経費率	0.105	0.097	0.096	0.090	0.084	0.0514

### 4.1.3 電力市場のモデル化

電力市場の大きな特徴のひとつに，リアルタイム取引が挙げられる。通常財の市場であれば，需要家は価格が高いと思えば買わなければよい。電力においても一日前や数時間前など通常の取引であれば，価格と量の関係を入札することで，ある程度の需要量を価格に応じて調整することができる。このような市場を電力取引 (PX: Power eXchange) 市場という。ところが需要家が実際に電力を使用する瞬間には，発電側はその需要の大きさに合わせて発電出力を調整しなければならない。このような電力は ISO が管理するリアルタイム (RT: Real-Time energy) 市場と呼ばれる市場で行われる。この市場では需要家が実際に電力を使用した後に発電者がどれだけ出力を上げたかに応じて価格が決定される。

そこで本章では電力市場を次のようにモデル化においてはリアルタイム市場を想定し，送電制約による潮流計算については考慮しない。

## 4.2 揚水発電を含めた日本の電源構成

図 4-3 に揚水発電を含めた日本の電源構成を、図 4-4(a)(b)に従来のマルチエージェントモデルを用いて構築した日本の電源構成の結果を示した。図 4-4(a)は価格戦略が無い場合、(b)が価格戦略がある場合の電源構成である。

図 4-4 の従来のマルチエージェントモデルを用いた結果では、揚水発電と一般水力発電をまとめて水力として考えているため、ベース電力としての水力割合が高くなっている。また、LNG火力と石油火力は、原子力や石炭火力よりも燃料費が高いため入札曲線の傾きが大きくなり、落札できる時間帯はピーク時のみとなっている。

対して、図 4-3 の揚水発電を含めた電源構成結果では、揚水発電と一般水力発電を分けて考えることができている。赤線が基本電力需要であり、揚水発電の夜間に電力を貯め日中のピーク時に放電するという傾向が摸擬できているのがわかる。しかしながらうまく摸擬できているとは言いがたい。本計算では電源構成の9%が揚水であるが、その9%を1人の揚水エージェントが保持していると仮定している。揚水エージェントの数が少ないのがこの不具合の原因と考え、揚水エージェントの人数を10人として、その10人が電源構成の9%の揚水発電を等分して保持するものとして計算を行った。またその際、貯蔵エージェントの貯蔵量の刻みは4段階であったものを6段階とし、より詳細に揚水発電の挙動を摸擬できるようにした。(図 4-5)

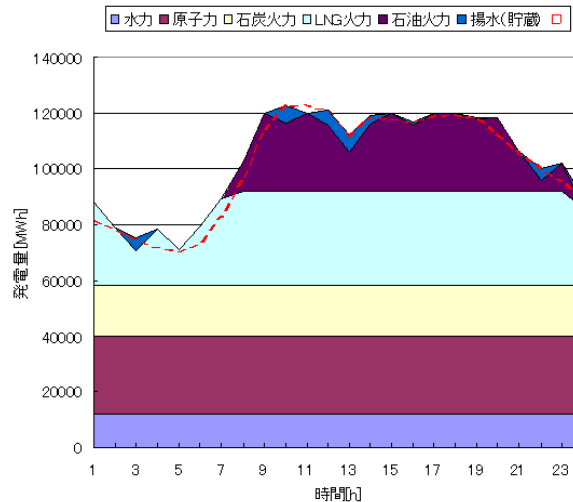


図 4-3 揚水発電を含めた電源構成

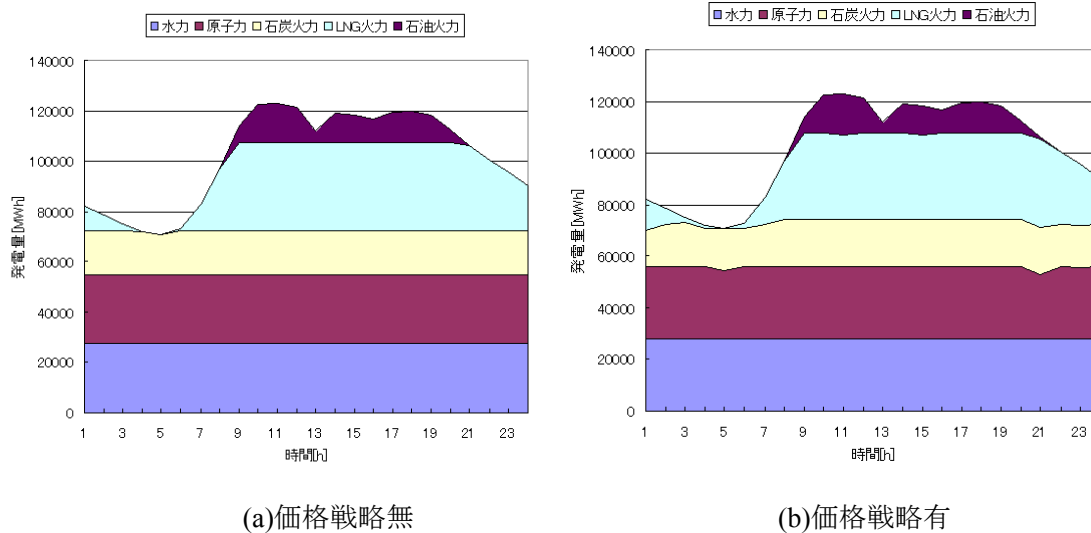


図 4-4 従来のマルチエージェントモデルを用いた電源構成結果

図 4-5 で示したように、貯蔵エージェントの数を増加させることにより、オフピーク時に電力を貯蔵し、ピーク時に放電するという揚水発電の負荷平準化の挙動が模擬できている。ただ、揚水発電の貯蔵放電が時点間で滑らかになっておらず、離散的であるのは、本モデルでは 1 日の電源構成を考えており揚水発電における貯蔵電力量の減衰を考慮に入れていないため、いつ貯蔵しても電力の価値が同等であることに起因している。つまり、同じ価格帯が多時点存在する場合、どの時点を選んでも問題無いので、任意で貯蔵地点を選択してしまう。また、揚水発電の貯蔵量の刻みが荒いのももう一つの要因である。

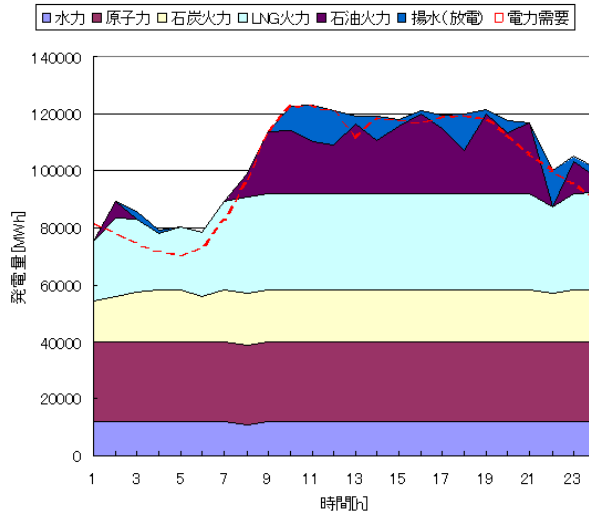


図 4-5 揚水発電エージェントが 10 人の電源構成

本研究で用いているマルチエージェントモデルは、従来の最適化計算ではモデル化できなかった、エージェント間の競争や競合を模擬できるという利点が存在する。そこで、従来の全体最適化を用いた電源構成を図 4-6 に示す。図 4-5 のマルチエージェントモデルを用いた電源構成とほぼ同一であることがわかる。よってマルチエージェントモデルで揚水発電を模擬できており本モデルの妥当性を示すことができた。次にマルチエージェントモデルの特徴を生かし、発電設備の発電容量を各エージェントが変化させて自己の利益を調整することができる場合を考える。

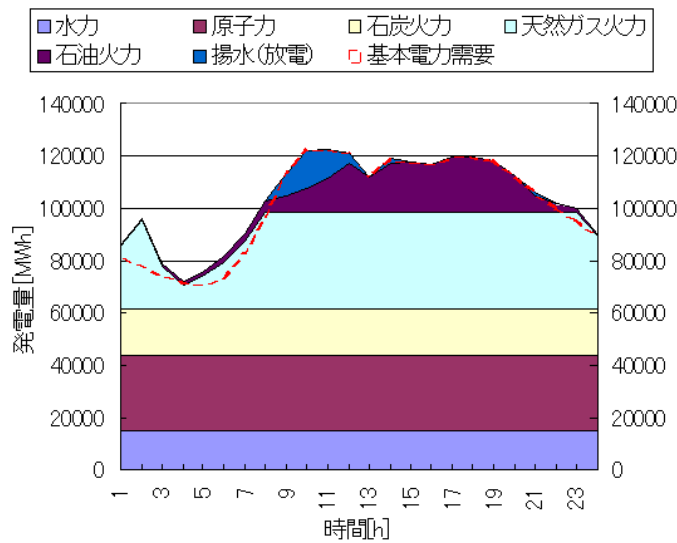


図 4-6 全体最適化による電源構成



## 第5章 結論

### 5.1 本研究の成果

本研究では、電力市場価格の推移がある確率微分方程式で表現できるという仮定の下、一日の中での電力価格の不確実性を考慮した上での、確率動的計画法を用いた電力貯蔵システムの最適運用戦略モデルを提案する。その提案したモデルを元に電力貯蔵システムの最適運用戦略を導出すると共に、不確実性が電力貯蔵システムの価値に及ぼす影響を考察する。また、強化学習理論を用いたマルチエージェントモデルを採用し、電力貯蔵システムを保持するエージェントを含めた、電力市場モデルの構築を行う。そして、電力貯蔵事業者が電力市場に参入することでの、電力価格への影響に関して分析を行った。以下各章で得られた知見を要約する。

第1章では、本研究の背景として電力貯蔵システムを取り巻く現状と、電力自由化の動向に関してしらべ、電力貯蔵システムを電力自由化市場で運用するリスクに関して概説した。そしてそれらの背景をふまえた上で、本研究の目的を明確化した。

第2章では、確率動的計画法を用いた電力貯蔵システム運用モデルの構築手法について説明を行った。その際計算に用いた確率動的計画法と差分法に関する説明を行った。また強化学習法を用いた電力貯蔵システム運用モデルの構築手法についても説明を行い、両手法による電力貯蔵システムの最適戦略が同一であることを確認し、本論文で提案した、電力貯蔵量を状態変数と考慮した確率動的計画法の数値解析手法の妥当性を確認した。また、不確実性が電力貯蔵システムの最適貯蔵戦略の価値に大きく影響を及ぼすことを指摘した。加えて、現在の電力貯蔵システムでは、市場で運用することにより利益を得ることは不可能であるが、今後の科学技術の進歩とそれを取り巻く環境の変化次第では、利益を得ることができると示唆した。

第3章では、電力貯蔵システムを保持したエージェントを含む強化学習に基づくマルチエージェント市場モデルの構築手法について説明を行った。また、市場モデルを用いて、貯蔵エージェントの条件を変化させて価格変動の分析を行った。

初めに貯蔵エージェントの参入による電力価格の変動傾向を考察した。貯蔵エージェントの参入により、電力価格の昼夜間格差が減少、つまり負荷の平準化が起こるが、価格の変動リスクが増加するという結果が得られた。また、発電エージェントと貯蔵エージェントでは価格に対する役割が異なることも示した。

次に貯蔵エージェントが複数参入することで、負荷の平準化効果が増大するが、ある一定以上の貯蔵容量を持った貯蔵エージェントが参入することで電力市場の価格がその貯蔵エージェントによって決定されてしまい、価格が一意に収束しないという結果が得られた。よって貯蔵エージェントが市場参入する際には、人数よりも規模のほうが重要な価格要因になることが示唆できた。

第4章では、前章で構築したモデルを用いて、揚水発電エージェントを含めた日本の電力構成を模擬し、その結果を全体最適化で求めた電源構成と比較することで、本モデルの妥当性を示した。またマルチエージェントモデルと全体最適化の差異についても言及した。

## 5.2 本研究の課題

本研究の課題として以下の事項を考慮した検討を続ける必要がある。

### 取引事業者の詳細化

本研究では、貯蔵事業者が発電設備を保持している、もしくは発電事業者が貯蔵設備を保持しているといった状況を想定していない。設備ごとに単独で決済するのであれば、本モデルでも貯蔵兼発電事業者を模擬できるのであるが、実際は連結して決済を行う。また電力自由化により、発電事業者自体も需要家であり、余剰電力を市場で売買するといった事業者も多々存在するわけであるが、本モデルではそういった状況をモデル化できていない。

そこで、今後は貯蔵事業者が発電設備を保持していたり、需要を持っていたりといった複合エージェントのモデル化を行う必要がある。

### 電力貯蔵システムの運用の詳細化

本研究における電力貯蔵システムは、蓄電池という仮定の元、運用戦略においては簡略化し売る、現状維持、買うの3～6段階に限定していた。今後は電力貯蔵システムの電力貯蔵量の状態数を細かく離散化し、過放電などの蓄電池の特性等も模擬し、より詳細な運用戦略を導出するモデルを構築する必要がある。

# 付録

## 偏微分の近似による係数行列の導出<sup>4</sup>

(以下 s を s+ds と入れ替えたものを本研究では用いている)

### ● 1 階偏微分 $\frac{\Delta V_{M,s,k}}{\Delta x_i}$

1 階偏微分の差分近似について、以下のように表すことができる。

$m_i = 1$

$$\frac{\Delta V_{M,s,k}}{\Delta x_i} = \frac{(V_{M+e_i,s,k} - V_{M,s,k})}{\Delta x_i}$$

$m_i = [2, N_i - 1]$

$$\frac{\Delta V_{M,s,k}}{\Delta x_i} = \frac{(V_{M+e_i,s,k} - V_{M-e_i,s,k})}{2\Delta x_i}$$

$m_i = N_i$

$$\frac{\Delta V_{M,s,k}}{\Delta x_i} = \frac{(V_{M,s,k} - V_{M-e_i,s,k})}{\Delta x_i}$$

ただし,  $e_i$  : 単位ベクトル

よって、偏微分方程式にある  $\alpha \cdot \frac{\Delta V_{M,s,k}}{\Delta x_i}$  の項が含まれた場合、係数行列の要素に対して次のように加える。

### 1'stPDtoCoefMatrix[ $M, i, \alpha$ ]

$m_i = 1$

$$A_{M,s,M+e_{si},s} = A_{M,s,M+e_i,s} + \frac{\alpha}{\Delta x_i}, \quad A_{M,s,M,s} = A_{M,s,M,s} - \frac{\alpha}{\Delta x_i}$$

$m_i = [2, N_i - 1]$

$$A_{M,s,M+e_i,s} = A_{M,s,M+e_i,s} + \frac{\alpha}{2\Delta x_i}, \quad A_{M,s,M-e_i,s} = A_{M,s,M-e_i,s} - \frac{\alpha}{2\Delta x_i}$$

$m_i = N_i$

$$A_{M,s,M,s} = A_{M,s,M,s} + \frac{\alpha}{\Delta x_i}, \quad A_{M,s,M-e_i,s} = A_{M,s,M-e_i,s} - \frac{\alpha}{\Delta x_i}$$

### ● 2 階の偏微分 $\frac{\Delta^2 V_{M,s,k}}{\Delta x_i \Delta x_j}$

2 階偏微分の差分近似については、 $i = j$  と  $i \neq j$  のケースを分ける。以下のように表すことができる。

$i = j$

$m_i = 1$

$$\frac{\Delta^2 V_{M,s,k}}{\Delta x_i^2} = \frac{V_{M+2e_i,s,k} - 2V_{M+e_i,s,k} + V_{M,s,k}}{\Delta x_i^2}$$

$m_i = [2, N_i - 1]$

$$\frac{\Delta^2 V_{M,s,k}}{\Delta x_i^2} = \frac{V_{M+e_i,s,k} - 2V_{M,s,k} + V_{M-e_i,s,k}}{\Delta x_i^2}$$

$$m_i = N_i$$

$$\frac{\Delta^2 V_{M,s,k}}{\Delta x_i^2} = \frac{V_{M,s,k} - 2V_{M-e_i,s,k} + V_{M-2e_i,s,k}}{\Delta x_i^2}$$

$$i \neq j$$

$$m_i = 1$$

$$\frac{\Delta^2 V_{M,s,k}}{\Delta x_i \Delta x_j} = \left( \frac{\Delta V_{M+e_j,s,k}}{\Delta x_i} - \frac{\Delta V_{M,s,k}}{\Delta x_i} \right) / \Delta x_j$$

$$m_i = [2, N_i - 1]$$

$$\frac{\Delta^2 V_{M,s,k}}{\Delta x_i \Delta x_j} = \left( \frac{\Delta V_{M+e_j,s,k}}{\Delta x_i} - \frac{\Delta V_{M-e_j,s,k}}{\Delta x_i} \right) / 2\Delta x_j$$

$$m_i = N_i$$

$$\frac{\Delta^2 V_{M,s,k}}{\Delta x_i \Delta x_j} = \left( \frac{\Delta V_{M,s,k}}{\Delta x_i} - \frac{\Delta V_{M-e_j,s,k}}{\Delta x_i} \right) / \Delta x_j$$

よって、偏微分方程式にある  $\alpha \cdot \frac{\Delta^2 V_{M,s,k}}{\Delta x_i \Delta x_j}$  の項が含まれた場合、係数行列の要素に対して次のように加える。

2'ndPDtoCoefMatrix[ $M, i, j, \alpha$ ]

$$i = j$$

$$m_i = 1$$

$$A_{M,s,M+2e_i,s} = A_{M,s,M+2e_i,s} + \frac{\alpha}{\Delta x_i^2}, \quad A_{M,s,M+e_i,s} = A_{M,s,M+e_i,s} - \frac{2\alpha}{\Delta x_i^2}, \quad A_{M,s,M,s} = A_{M,s,M,s} + \frac{\alpha}{\Delta x_i^2}$$

$$m_i = [2, N_i - 1]$$

$$A_{M,s,M+e_i,s} = A_{M,s,M+e_i,s} + \frac{\alpha}{\Delta x_i^2}, \quad A_{M,s,M,s} = A_{M,s,M,s} - \frac{2\alpha}{\Delta x_i^2}, \quad A_{M,s,M-e_i,s} = A_{M,s,M-e_i,s} + \frac{\alpha}{\Delta x_i^2}$$

$$m_i = N_i$$

$$A_{M,s,M,s} = A_{M,s,M,s} + \frac{\alpha}{\Delta x_i^2}, \quad A_{M,s,M-e_i,s} = A_{M,s,M-e_i,s} - \frac{2\alpha}{\Delta x_i^2}, \quad A_{M,s,M-2e_i,s} = A_{M,s,M-2e_i,s} + \frac{\alpha}{\Delta x_i^2}$$

$$i \neq j$$

$$m_i = 1$$

$$1'stPDtoCoefMatrix[M+e_i, i, \alpha / \Delta x_j], \quad 1'stPDtoCoefMatrix[M, i, -\alpha / \Delta x_j]$$

$$m_i = [2, N_i - 1]$$

$$1'stPDtoCoefMatrix[M+e_i, i, \alpha / 2 \Delta x_j], \quad 1'stPDtoCoefMatrix[M-e_i, i, -\alpha / 2 \Delta x_j]$$

$$m_i = N_i$$

$$1'stPDtoCoefMatrix[M, i, \alpha / \Delta x_j], \quad 1'stPDtoCoefMatrix[M-e_i, i, -\alpha / \Delta x_j]$$

●係数行列導出のアルゴリズム

```

A = 0 % 行列係数の全ての要素を 0 に初期化する
For M = [1,1,...,1] to [N1,N2,...,Nn]
    AM,M = 1+r Δt % VM,k による係数行列の要素
    % 1 階偏微分による係数行列の要素
    For i = 1 to n
        1'stPDtoCoefMatrix[M ,i , -aiΔt ]
    Next I
    % 2 階偏微分による係数行列の要素
    For i=1 to n
        For j = 1 to n
            2'ndPDtoCoefMatrix[M ,i j , - $\frac{1}{2}\rho_{ij}b_ib_j\Delta t$  ]
        Next j
    Next i
Next M

```

## 謝辞

本研究を進めるにあたり、数多くの方々からアドバイス、御指導を賜りました。この場を借りて厚く御礼申します。

ご多忙の中、常に的確で本質的なアドバイスや、叱咤激励を下さいました山地憲治教授に心より感謝いたします。

また、常日頃から研究の相談に乗って頂いた藤井康正助教授に心より感謝いたします。研究の題目を決定する際迷っていたとき、また決定後に方向性を見失ったときに、的確なアドバイスを下さり、常に心より感謝いたします。

山本博巳助教授には、ミーティング時に研究の助言を下さり心より感謝いたします。

研究を進める際に計算機を含めた研究環境の整備など、幅広く研究のサポートをして頂いた林武人助手に厚く御礼申し上げます。

竹下貴之助手には、研究はもちろん、生活や仕事に関する数々の有益なアドバイスを頂きました。心より感謝いたします。

同輩の戸張君、篠原君、渡辺さんを始め、すでに卒業された研究室の緒先輩方及び大学院生、卒論生の方々とは、2年間の研究生活において、嫌な思いが無いらしいといっても過言ではないほど楽しく過ごさせていただきました。振り返ると良い仲間とめぐり合えたなと感謝するばかりです。

また秘書の方々には研究活動及び生活全般にわたって、暖かく研究のサポートをして頂いたことはいまでもありません。心より御礼申し上げます。

最後に、長い学生生活を経済面、精神面で支え、私の身勝手な行動に対しても暖かく応援してくれた家族に心より感謝し、謝辞といたします。

2006年2月  
丹羽 弘善

## 発表文献

丹羽弘善，林武人，藤井康正，山地憲治，“確率動的計画法を用いた電力貯蔵システム運用計画の評価”，電気学会全国大会，2005年3月

丹羽弘善，林武人，藤井康正，山地憲治，“確率動的計画法を用いた電力貯蔵システム運用計画の評価”，第24回エネルギー・資源学会研究発表会，2005年6月

丹羽弘善，林武人，藤井康正，山地憲治，“マルチエージェントモデルを用いた電力市場における電力貯蔵システム運用の評価”，第22回エネルギーシステム・経済・環境コンファレンス，2006年1月

## 参考文献

- <sup>1</sup>内山洋司, “電力貯蔵技術の役割と展望”, エネルギー・資源学会情報誌, VOL25, NO.6, 2004/11
- <sup>2</sup>資源エネルギー庁: 平成 16 年度エネルギーに関する年次報告 (エネルギー白書)
- <sup>3</sup>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信頼性の向上を目指して”, 東京電機大学出版局, 2001 年
- <sup>4</sup>Siripatanakulhajorn Sakchai, “市場価格の不確実性を考慮した確率的最適電力調達戦略に関する研究”, 東京大学修士論文, 2003 年
- <sup>5</sup>Shijie Deng, “Stochastic Models of Energy Commodity Prices and Their Applications: Mean-reversion with Jumps and Spikes”, University of California Energy Institute, 2000
- <sup>6</sup>Mustafa Oguzoreli, “Power Price Dynamics, Forward Curves and Exotic Options”,  
[http://www.haskayne.ucalgary.ca/fnce/fin\\_research\\_old.html](http://www.haskayne.ucalgary.ca/fnce/fin_research_old.html), 2001
- <sup>7</sup>最初祐一 “確率動的計画法に基づく電力調達及び発電設備運用戦略の評価”, 東京大学修士論文, 2003 年
- <sup>8</sup>Charles W. Richter, Jr., Gerald B. Sheble, “Genetic Algorithm Evolution of Utility Bidding Strategies for the Competitive Marketplace”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 13, No.1, February 1998
- <sup>9</sup>種村健志, “自由化された電力市場のマルチエージェントシミュレーション分析”, 東京大学修士論文, 2002 年
- <sup>10</sup>下村貴裕, “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過程の分析”, 東京大学修士論文, 2003 年
- <sup>11</sup>稲垣憲司, “マルチエージェントモデルを用いた自由化された電力市場における発電事業者の行動分析”, 東京大学修士論文, 2004 年
- <sup>12</sup>沢木勝茂, “ファイナンスの数理”, 朝倉書店, 1994 年
- <sup>13</sup>森平爽一郎, 小島裕, “コンピュータショナル・ファイナンス”, 朝倉書店, 1997 年
- <sup>14</sup><http://www.ucei.berkeley.edu/ucei/datamine/datamine.html>
- <sup>15</sup>三上貞芳, 皆川雅章, “強化学習”, 森北出版株式会社, 2000 年
- <sup>16</sup>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 - 複雑系工学の計算パラダイム-” コロナ社, 2002 年
- <sup>17</sup>Benjamin F. Hobbs, Carolyn B. Metzler, and Jong-Shi Pang, “Strategic Gaming Analysis for Electric Power Systems: An MPEC Approach”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 15, No. 2, May 2000
- <sup>18</sup>Janusz W. Bialek, “Gaming the Uniform-Price Spot Market: Quantitative Analysis”, IEEE Transactions on power systems, Vol. 17, No. 3, August 2002
- <sup>19</sup>日本エネルギー経済研究所, “EDMC/エネルギー・経済統計要覧 (2002 年度版)”, 日本エネルギー経済研究所, 2002 年
- <sup>20</sup>経済産業省資源エネルギー庁, “平成 11 年 12 月総合エネルギー調査会第 70 回原子力部会資料”, 経済産業省資源エネルギー庁, 1999 年
- <sup>21</sup>電気学会 電力系統標準モデルの普及・拡充調査専門委員会, “電力系統標準モデルの拡充系統モデル”, 電気学会, 2001 年
- <sup>22</sup>西尾健一郎, “わが国における再生可能エネルギー導入基準制度 RPS の評価”, 東京大学修士論文, 2002 年