

電力部門の需要構造分析と経済性評価のための
計量的数理モデル分析に関する実証研究

松尾 雄司

政策研究大学院大学
博士（社会システム分析）

2020年1月

要旨

本研究では日本の電力部門を対象として大規模なデータを用いた計量的数理モデル分析を行い、電力需要構造を分析した上で、今後エネルギー政策を立案するために有用となる電力部門の経済性の評価手法について検討した。

まず第 1 章で研究の背景と問題設定を述べた上で、第 2 章では東京電力管内の電力需要の実績データを用い、負荷持続曲線 (LDC) に基づく構造特性分析を行った。ここでは各月・曜日の LDC の形状を平均値 (μ) と標準偏差 (σ) によって把握できることを示し、年間を通じたこれらの変化について分析した。また一日の最高気温と日最大需要との相関を図示し、その年間を通じた変化のヒステリシスについて評価した。

第 3 章では負荷曲線 (LC) を用いた構造分析を試みた。ここではまず離散 Fourier 変換や主成分分析といった方法により LC の特徴をよく把握し得ることを示し、その上で、主成分分析の手法を人工ニューラルネットワークと接合することにより、短期電力需要予測をより正確に行うことができることを示した。

第 4 章ではまず従来の電力部門の経済性評価指標である Levelized Cost of Electricity (LCOE) に焦点を当て、日本での既存の評価例を参照した上で、それを更に精緻化することを試みた。具体的には、原子力発電及び太陽光・陸上風力発電の初期費用の過去の時系列データを定量的に分析し、将来の LCOE を予測するために有用な情報を提示した。

また、今後変動性再生可能エネルギー (VRE) が大量に導入される場合には LCOE のみによる評価は十分でなく、「LCOE を超える」新たな手法の考案が試みられていることから、まず「価値」と「費用」について明確に定義した上で、既往文献で試みられている指標と比較しつつ、平均/限界 System LCOE という概念を提案し、簡易モデル分析を通じてこれらの概念を例示した。

第 5 章では前章までの結果を用いて、将来の日本の電力部門の経済性を実証的に分析した。ここでは、まず統合型エネルギー経済モデルの結果や複数の数理分析モデルの結果の比較を通じ、日本の長期温室効果ガス削減目標を達成するためには電力部門をほぼ完全にゼロ・エミッション化することが求められることを示した。その上で、その際の電力部門の経済性、特に、前章で述べた統合費用及びその分解についてモデル分析を実施した上で、多数年 (1990 年～2017 年) のデータを用いてよりロバストな評価を試み、更に、累計残余需要 (CRL) による電力部門の経済性の評価手法を提示した。

本研究から得られる政策への示唆は以下の通りである。

(1) 長期の気候変動対策に向けた政策立案

本研究の結果からは、「無風期間」（太陽光・風力の発電量が小さい日が継続する期間）における電力の供給途絶が VRE 大量導入時のリスクとなることが示唆される。リスク管理上最大限考慮すべき無風期間がどの程度となるのかをより正確に評価することが求められるとともに、現実的にはこれへの対処を蓄電池のみに頼るのではなく、火力発電等のバックアップを備えることも検討すべきであろう。また本研究における分析は、VRE の大量導入時には VRE 自体の価値が低下し、逆に安定電源の必要性・価値が非常に高まることを示唆している。この意味からも、今後、脱炭素化を進める中でもバランスの取れたエネルギー・ミックスを目指すことが必要である。一方で、VRE 大量導入時には市場価格の低下により VRE 自身のみならず安定電源の経済性も悪化することが想定され、そのような状況下での電力部門への投資のあり方を検討し、適切な市場設計等を行うことが課題となる。

(2) 経済性評価手法の精緻化

LCOE は現在でもなお政策上有用な情報を与え得るものであり、今後もその評価の精緻化が求められる。原子力発電については、直近のプラントの実績値を用いる現行の政府の方法は概ね妥当である一方で、福島事故後の追加的建設費用の評価が今後の重要な課題となる。VRE（太陽光及び風力）のコストは今後の大幅な低減が見込まれるが、なお内外価格差の要因を把握し、更なる低減に努めることが必要である。

また今後重要となるのは「LCOE を超えた」経済性の評価である。実際の政策立案上は、VRE 導入に伴う経済性の変化を、まずは統合費用として正確に評価することが重要である。その上で、平均/限界 System LCOE といった指標によって各電源の経済性を評価することも有用であり得る。また、電源の「コスト」と「価値」を比較することも今後重要な視点を与えると考えられ、実際に VRE 導入比率が進むについて VRE 自体の価値が低下するという「共食い効果」は近い将来に見通される現実的な課題であると言える。

(3) 大規模データの利用及び計算手法の向上

以上のような分析は、大規模なデータをもちいた数値解析によって初めて可能となる。今後大規模データを用いる数理解析手法の有用性は高まるものと考えられ、その際、政府や企業から提供されるデータの利用可能性が分析の精度を左右する。欧米では大規模データの開示が格段に進展しつつあり、今後日本においても同様に進むことが期待される。

一方で計算機性能の向上に伴い、数理解析手法も急速に進展しつつある。今後はより高度な手法を用いた分析が求められ、この分野における研究の進展が望まれる。

目次

1.	序論	1
1-1	研究の背景	1
1-2	研究の目的とフレームワーク	5
1-3	本論文の構成と主要な成果・研究の新規性	7
2.	負荷持続曲線（LDC）に基づく電力需要の構造特性分析	9
2-1	LDC の形状特性分析	9
2-2	LDC の季節別、月別、曜日別特性分析	12
2-3	LDC の時間帯別特性	16
2-4	LDC の気温特性とヒステリシス現象	21
3.	日負荷曲線（LC）に基づく需要構造分析と短期需要予測	23
3-1	LC に基づく需要構造分析の概要	23
3-2	離散 Fourier 変換を用いた LC 構造分析	24
3-3	主成分分析を用いた LC 構造分析	30
3-4	機械学習を用いた短期電力需要予測	34
4.	電力部門経済性評価の実証分析	58
4-1	平準化発電原価（LCOE）に基づく費用推計	58
4-2	原子力発電建設費の推計	63
4-3	再生可能エネルギー発電コスト低減見通し	73
4-4	統合費用及びシステム価値の評価	82
5.	温室効果ガス削減目標を考慮した電力部門の経済性分析	120
5-1	日本の温室効果ガス削減目標の評価	120
5-2	2050 年発電部門ゼロ・エミッション化の経済性分析	128
5-3	多年データに基づく評価	144
5-4	Min-max 法による経済性分析	157
6.	まとめと政策への提言	161
6-1	本研究で得られた結果の概要	161
6-2	結論及び政策への提言	163
補論 1	原子力発電所建設費評価の利用データ及び詳細結果	168
補論 1-1	利用データ：原子力発電所建設費用	168
補論 1-2	利用データ：その他のデータ	177
補論 2	統合費用の概念と分解方法	183

補論 2-1 統合費用の区分と評価上の課題	183
補論 2-2 システム価値 (System value) と平準化回避費用 (LACE)	187
補論 3 試算モデルの概要と試算の前提条件	190
補論 3-1 簡易 2 技術系モデルの概要と前提条件	190
補論 3-2 統合型エネルギー経済モデルの概要と前提条件	192
補論 3-3 水素供給を考慮した多地域最適電源構成モデルの概要	197
補論 3-4 発電コストの想定	204
補論 4 累計残余需要による電源間の代替の推計	207
補論 4-1 VRE 間の選択	207
補論 4-2 電力貯蔵システム間の競合	210
補論 4-3 Firm 電源と蓄電池の代替	213
補論 4-4 Firm 電源と VRE の競合	215
参考文献	218

図表目次

図 1-1 平均日負荷曲線と負荷持続曲線（東京電力管内：2016 年度）	1
図 1-2 LDC と電源選択	2
図 1-3 発電コスト試算結果例（2014 年モデルプラント）	3
図 1-4 本研究のフレームワーク	6
図 2-1 2011～2016 年度の LDC	10
図 2-2 2016 年度の LDC（1 次階差及び 2 次階差）	10
図 2-3 2016 年度の月別 LDC	12
図 2-4 2016 年度の月例 LDC 及び LF（季節ごと）	13
図 2-5 2016 年度の曜日別 LDC	14
図 2-6 正規化 LDC（月別、季節別及び曜日別）	15
図 2-7 LDC の月別平均及び標準偏差（2016 年度データ）	15
図 2-8 月別平均と標準偏差（2011～2016 年度データ）	16
図 2-9 LDC の 10 区間分割（2016 年度データ）	17
図 2-10 各区間における月の分布	18
図 2-11 各区間における季節の分布	19
図 2-12 各区間における時刻の分布	19
図 2-13 各区間における時刻の分布（季節別）	20
図 2-14 最高気温と日最大需要	21
図 2-15 年間を通じた移動（30 日移動平均値）	22
図 3-1 LC の曜日別・月別形状（東京電力管内、2016 年）	23
図 3-2 離散 Fourier 変換の結果（東京電力管内、2016 年）	25
図 3-3 第 3 成分までによる近似曲線（東京電力管内、2016 年）	26
図 3-4 第 0 及び第 1 成分	26
図 3-5 第 2 成分	27
図 3-6 第 3 成分	28
図 3-7 第 0～第 3 成分の変化	29
図 3-8 第 0～第 3 成分の気温依存性	30
図 3-9 第 1～第 4 主成分（東京電力管内データ）	31
図 3-10 第 0～第 3 主成分の変化	33
図 3-11 第 1～第 4 主成分の気温依存性	34
図 3-12 多層人工ニューラルネットワークの概念図	36

図 3-13 短期電力需要予測モデルの概念図	40
図 3-14 東京電力管内の需要予測例（2017年8月21日～30日）	44
図 3-15 東京電力管内の需要予測例（2017年9月1日～10日）	44
図 3-16 東京電力管内の需要予測例（2018年2月15日～24日）	44
図 3-17 東京電力管内の需要予測例（2018年4月1日～10日）	45
図 3-18 東京電力管内の需要予測誤差（RMSE：2017年9月2日～10日）	45
図 3-19 計算条件による予測誤差の変化（RMSE：東京電力管内）	47
図 3-20 計算条件による予測誤差の変化（MAPE：東京電力管内）	47
図 3-21 北海道電力管内の予測結果例	49
図 3-22 東北電力管内の予測結果例	49
図 3-23 東京電力管内の予測結果例	50
図 3-24 中部電力管内の予測結果例	50
図 3-25 北陸電力管内の予測結果例	51
図 3-26 関西電力管内の予測結果例	51
図 3-27 中国電力管内の予測結果例	52
図 3-28 四国電力管内の予測結果例	52
図 3-29 九州電力管内の予測結果例	53
図 3-30 沖縄電力管内の予測結果例	53
図 3-31 地域別・月別の平均誤差率（MAPE）	55
図 3-32 地域別・時間別の平均誤差率（MAPE）	55
図 3-33 各地域の誤差率の分布	55
図 3-34 RMSE と MAPE との関係	56
図 3-35 電力需要の標準偏差と MAPE との関係	57
図 4-1 OECD による LCOE 評価例（石炭火力、ガス火力、原子力）	59
図 4-2 日本の原子力発電所建設単価の推移	66
図 4-3 大規模太陽光・陸上風力初期費用の国際比較(IEA、2017年)	73
図 4-4 2030年及び2050年のモジュール価格低減見通し	75
図 4-5 太陽光発電コスト（LCOE）の将来見通し（日本）	78
図 4-6 タービン価格の習熟率の推計	80
図 4-7 2030年及び2050年のタービン価格低減見通し	80
図 4-8 陸上風力発電コスト（LCOE）の見通し（日本）	81
図 4-9 統合費用・システム LCOE の概念図	83

図 4-10 総費用 C 及び統合費用 I の概念図	95
図 4-11 総費用 C 及び統合費用 I の概念図 ($x=0$ 及び $y=0$ 断面)	95
図 4-12 費用分解のための積分経路	97
図 4-13 テスト形状.....	98
図 4-14 蓄電等によるロスが存在する場合	101
図 4-15 合計発電量 (制約条件の入れ方による相違)	110
図 4-16 総システム費用.....	110
図 4-17 総システム費用と価値.....	111
図 4-18 電源別の費用と価値	112
図 4-19 System LCOE_HUE	113
図 4-20 相対限界 System LCOE.....	114
図 4-21 相対限界 System LCOE と System LCOE_HUE における火力・風力の差の比較.....	115
図 4-22 総費用の分解	116
図 4-23 平均 System LCOE.....	117
図 4-24 限界 System LCOE	117
図 5-1 CO ₂ の排出上限制約.....	122
図 5-2 一次エネルギー供給	123
図 5-3 最終エネルギー消費	124
図 5-4 発電量構成.....	124
図 5-5 モデル分析結果比較 (2050 年の電源構成：削減ケース)	126
図 5-6 モデル分析結果比較 (2050 年の部門別 CO ₂ 排出量：削減ケース)	127
図 5-7 2050 年 80%削減ケースの炭素価格.....	128
図 5-8 地域分割と送電連系	130
図 5-9 水素供給・貯蔵・利用システムの概念図	130
図 5-10 東北地方の太陽光発電出力パターン (2012 年データ)	131
図 5-11 東北地方の陸上風力発電出力パターン (2012 年データ)	132
図 5-12 コスト最適化による試算結果.....	135
図 5-13 水素火力発電量の変化に応じた電源構成	136
図 5-14 水素火力発電量の変化に応じた電力システム単価.....	136
図 5-15 各コストケースの電力システム単価.....	137
図 5-16 風力・太陽光の出力抑制比率.....	138

図 5-17 8月と5月の電力需給（9社計、最適化ケース）	138
図 5-18 8月と5月の電力需給（9社計、水素火力ゼロ、原子力なしケース）	139
図 5-19 限界 System LCOE（日本）	141
図 5-20 発電電力量構成と費用の分解（日本）	142
図 5-21 平均 System LCOE	143
図 5-22 ANNによる電力需要の推計値と実績値との比較（東京）	146
図 5-23 電力単価	148
図 5-24 残余負荷持続曲線（2004年及び2009年データ）	149
図 5-25 再エネ100%ケースの電力貯蔵量推移	151
図 5-26 9月1日～15日の電力需給（全国計：2000年データ、Case A）	152
図 5-27 日平均蓄電量の年間推移	152
図 5-28 累計残余需要 (Q_t)の概念図	154
図 5-29 蓄電池導入量（モデル解と無風要因による必要量推計値との比較）	155
図 5-30 12月11日～17日の電力需給（全国計：2006年データ・ケース2）	156
図 5-31 試算結果（電力単価）	158
図 5-32 試算結果（洋上風力導入量）	159
図 5-33 試算結果（蓄電池導入量）	159
図 A1-1 原子炉設置（変更）許可申請書の提出年と建設単価	172
図 A1-2 建設中利子比率の報告値と評価値（一夜費用に対する比）	175
図 A1-3 建設中利子の比率と長期プライムレート	177
図 A1-4 原子力発電所の建設期間	177
図 A1-5 発電設備容量と建設単価との関係	178
図 A1-6 原子力発電プラントの建設年数	179
図 A1-7 原子力発電所建設までのリードタイム	180
図 A1-8 事故故障等の報告件数	181
図 A1-9 原子炉の運転開始年と設備利用率	182
図 A2-1 統合費用の評価例（欧州）(Brouwer et al., 2016)	184
図 A3-1 統合型エネルギー経済モデルの概要	193
図 A3-2 MARKALモデルの概要	194
図 A3-3 CCSのコスト試算例（RITE）	196
図 A3-4 定期検査によるプラント稼働停止の想定	201
図 A4-1 設備導入量決定メカニズムの概念図	207

図 A4-2 蓄電池容量の等高線図の例（洋上風力と太陽光の代替）	208
図 A4-3 洋上風力発電と蓄電システム導入量の例（PV 導入量 = 239GW）	209
図 A4-4 気象条件を用いた簡易試算による PV・洋上風力導入量とモデル解との比較	210
図 A4-5 Case C-0 の水素貯蔵システム必要量推計結果	211
図 A4-6 α の変化	212
図 A4-7 Case C-0 の水素貯蔵システム必要量推計結果	213
図 A4-8 Firm capacity C_F による ΔT_c の変化（Case A、2000 年データ）	214
図 A4-9 Firm 電源の最適導入量（Cases A and B）	215
図 A4-10 蓄電池容量の等高線図の例（Firm capacity vs. offshore wind）	216
図 A4-11 VRE 導入量 510GW での等高線の傾き（Case A 及び B）	217
表 2-1 LDC（2016 年度）の回帰分析結果	11
表 2-2 LDC（2016 年度）の近似式	12
表 2-3 各区間における月の分布	17
表 2-4 各区間における時刻の分布	18
表 2-5 回帰分析結果	22
表 3-1 離散 Fourier 変換によって得られるピーク（東京電力管内、2016 年）	25
表 3-2 気象データ対象都市	42
表 3-3 地域別・月別の平均誤差率（MAPE）	54
表 4-1 LCOE 試算結果例の前提条件	61
表 4-2 建設単価への各要因の影響	69
表 4-3 標準モデルの重回帰分析結果（一夜費用、インフレ率に変動値を利用）	70
表 4-4 標準モデルの重回帰分析結果（overnight cost、インフレ率に固定値を利用）	70
表 4-5 標準モデルの重回帰分析結果（総費用、インフレ率に変動値を利用）	72
表 4-6 太陽光・風力発電設備容量の見通し（世界計）	75
表 4-7 各国の BOS 費用の習熟率	76
表 4-8 太陽光・風力発電設備容量見通し（日本）	77
表 4-9 太陽光発電コストの将来見通し（日本）	78
表 4-10 陸上風力発電コストの見通し（日本）	81
表 5-1 相互比較対象モデル	126

表 5-2 太陽光・風力の導入ポテンシャル	133
表 5-3 日本を対象とした再生可能エネルギー100%導入の経済性評価例	144
表 5-4 ケース設定	147
表 A1-1 原子炉設置変更許可申請書に記載される建設費用の例（玄海3、4号機）	169
表 A3-1 内生変数の一覧	190
表 A3-2 外生変数及び定数の一覧	190
表 A3-3 コスト想定の一覧	191
表 A3-4 マクロ経済指標の想定	195
表 A3-5 化石燃料価格の想定（2011年実質、輸入CIF価格）	195
表 A3-6 再生可能エネルギーの導入想定	196
表 A3-7 自動車のコスト想定	197
表 A3-8 内生変数	199
表 A3-9 発電コストの想定（原子力及び水素火力）	204
表 A3-10 発電コストの想定（水力、地熱及びバイオマス）	204
表 A3-11 発電コストの想定（風力・太陽光）	205
表 A3-12 その他のコスト想定	205
表 A3-13 蓄電池の諸特性に関する想定	206

1. 序論

1-1 研究の背景

1-1-1 電力需要構造分析と電力需要予測

電力需要は日本の最終エネルギー消費の26%を占め（資源エネルギー庁, 2019a）、またそれを供給するためのCO₂排出量はエネルギー起源CO₂排出量全体の41%を占める（温室効果ガスインベントリオフィス, 2019）など、電力部門はエネルギー・システム全体の中でも大きな位置をもつ。更に、電力の需給は他のエネルギー需給とは異なる大きな特徴を有する。即ち、電力を大規模に長期間貯蔵することは主に経済的な観点から難しく、基本的には需要の発生と同時刻に同量の供給を行わなくてはならない。このため、電力の需要の変化を構造的に把握することは、安定的なエネルギー供給のために非常に重要である。

電力需要は場所や季節に応じて、さまざまな時間スケールで特徴的に変化する。比較的短い時間スケールにおける特徴的な変化は、1日ごとの周期として顕著に見ることができる。図1-1左の平均的な日負荷曲線（Load Curve: LC）に示すように、電力需要は夜間に小さく、昼間に大きい。これは産業部門や民生部門における電力の需要が人間の活動に伴って刻々と変化するからである。但し、この変化の仕方は決して一様ではなく、曜日や季節によっても異なり、また、同じ季節の同じ曜日であっても天候・気温等の条件によって異なったものとなる。

より長期、例えば1ヶ月、もしくは1年を通じた電力需要構造は、負荷持続曲線（Load Duration Curve: LDC）として表すことができる。これは当該期間中において、単位時間当たりの電力需要を大きい方から順に並べたものであり、その地域の電力需要がその期間内にどの程度大きく変動するか、また極端に大きな・小さな電力需要がどの程度頻繁に発生するかを単純な形状で示している（図1-1右）。

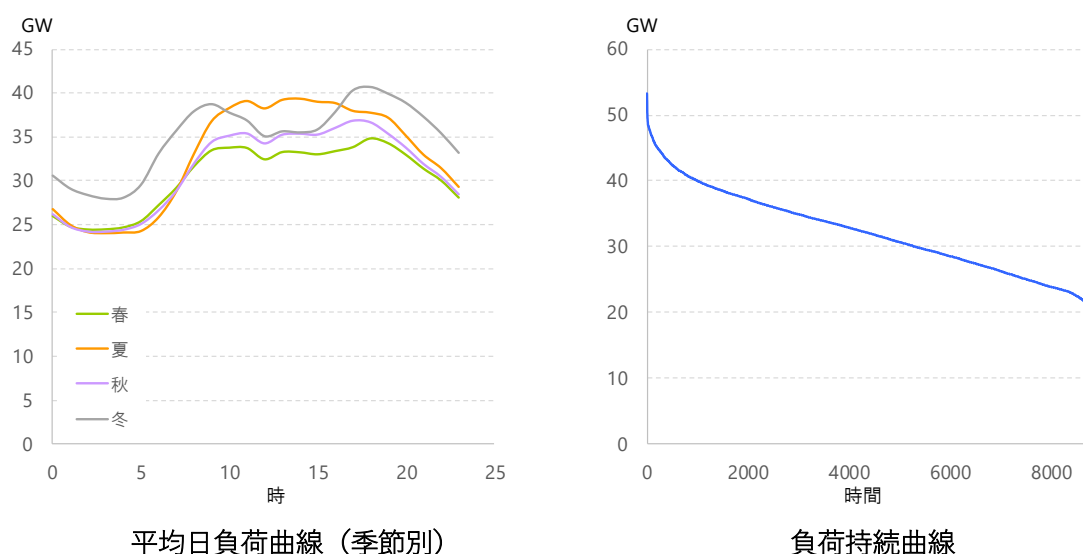


図 1-1 平均日負荷曲線と負荷持続曲線（東京電力管内：2016 年度）

これらを用いた電力需要構造の解析は、従来、電力部門の供給計画立案に広く用いられてきた。図 1-2 に最適電源構成の算出方法の概念図を示す（例えば山地, 2016）。ここでは LDC と発電単価（平準化発電原価、Levelized Cost of Electricity: LCOE）とを用いることにより、最適な（コスト最小となる）電源設備構成及び発電構成が推計されている。

まず図右に示すように、発電単価は設備利用率（ある一定期間内の発電電力量を、その期間の長さで除した値）によって変化し、一般的に設備利用率が高いほど LCOE が安くなる。しかしこの設備利用率と発電単価との関係は電源間で異なっており、例えば初期投資が比較的大きく、燃料費が比較的小さい石炭火力発電は、初期投資が比較的小さく燃料費が大きい LNG 火力発電と比べ、設備利用率が高い領域でより LCOE が小さくなる。仮に設備利用率 l 以上で石炭火力の方が LNG 火力よりも安く、それ以下で逆に LNG 火力の方が石炭火力よりも安くなるとすると、図左に示すように、LDC において 8,760 時間（= 365 日×24 時間）に l を乗じた値よりも時間数が多い領域で石炭火力を、それよりも時間数が少ない領域で LNG 火力を用いることにより、最適な発電設備の構成を得ることができる。このように、LDC の形状を把握することは電源設備計画を考える上で非常に有用であり、その構造特性を正しく評価することは長期にわたる政策・経営計画等を立案する上で重要であると考えられる。

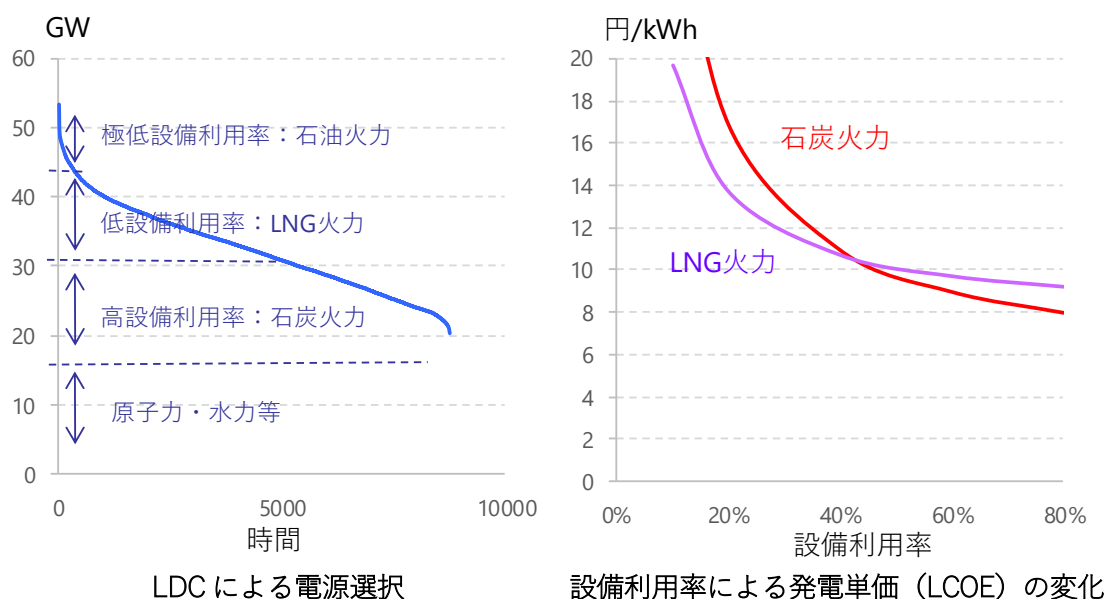


図 1-2 LDC と電源選択

一方で、LDC は電力需要を降順に並べたものであるため、そこからは時間の「順序」の情報が失われている。このため、順序の情報が重要となる場合には、LC そのものを対象とした分析が行われる。LC は上述の通り日・季節や天候等によって特徴的な変化を示すため、その構造を把握することは興味深い研究対象となっており、離散 Fourier 変換・主成分分析

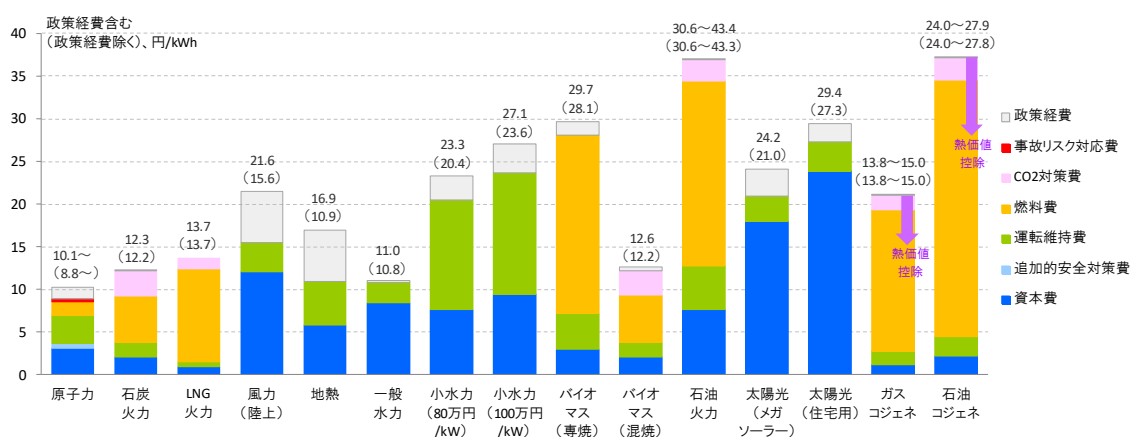
を用いる方法 (Manera and Marzullo, 2005) や多項式近似を用いる方法 (Tellez, 2017) など様々な方法により評価が行われてきた。

このような分析の直接的な応用として、短期電力需要予測、即ち日・季節や天候の状況から LC の形状そのものを予測することが挙げられる。これは電力供給を安定的に行うために不可欠のものであり、実際に電力会社により日々行われている。実際の運用では上記のような LC の分析手法を適用したものとともに、経験的な「類似日」を検索することにより需要予測を行っていると言われる (松原, 2018)。しかしそれとともに、近年では機械学習を用いた手法が多く提案され、研究が行われるようになってきている。

このように、LDC と LC とは異なる時間スケールを対象とした評価のために有用である。前者は比較的長期の、後者は比較的短期の電力供給を安定的に行うために重要な要素となる。

1-1-2 電力部門の経済性評価

電力部門の供給計画の策定のためには、LDC や LC の分析の他に、経済性の評価が大きな役割を果たす。電力部門の経済性を評価するためには従来、「発電単価」即ち 1kWh の電力を発電するために必要な費用として、上述の LCOE が広く用いられてきた (OECD/NEA, IEA, 2015)。ここではある特定の技術を対象とし、その発電プラントの建設から運転終了、廃棄物の処分等ライフサイクル全てにわたる費用を運転開始時の現在価値に換算し、発電電力量で除することによって 1kWh 当りの発電コストを算出する。LCOE は電力部門の供給計画を策定する上で最も重要な指標の一つであり、国際機関の他、各国の政府が継続的に評価を行っている (例えば U.S.EIA, 2019; BEIS, 2016)。日本を対象とした政府による試算例は図 1-3 の通りである (発電コスト検証ワーキンググループ, 2015)。



(出所) 発電コスト検証ワーキンググループ (2015)

図 1-3 発電コスト試算結果例 (2014 年モデルプラント)

従来、図 1-3 に示されるように、原子力及び火力は比較的 LCOE が低く、再生可能エネルギー、特に変動性再生可能エネルギー (Variable Renewable Energy: VRE、主に風力及び太陽光を指す) は比較的 LCOE が高い、という傾向を示していた。一方で VRE の初期投資額は世界的に急速な低下を続けており、例えば太陽光発電モジュールの価格は、1995 年の 11.7 ドル/W (2016 年価格) から 2017 年には 0.48 ドル/W (同) まで低減した (IEA-PVPS, 2018)。またこれほど急速ではないにせよ風力についてもコストは低下しており、例えば米国の風力発電タービン価格は 1990 年の 3.1 ドル/W (同) から 2016 年には 1.6 ドル/W まで低下している (U.S.DOE, 2018)。これにより世界の多くの地域で VRE の LCOE が火力や原子力を下回る現象が見られている。

この背景としては、地球環境問題への配慮のもと、温室効果ガス排出を削減するために欧州を中心とした世界各国が政策的に VRE の導入を支援してきたことが挙げられる。従来は固定価格買取 (Feed-in Tariff: FIT) 制度等によって発電事業者がコストよりも高い収入を得られることを保証し、それによって導入が進められてきたが、最近のコストの低減に伴い、各国は FIT を脱してより国民負担の少ない方法に支援を切り替える方向に進みつつある。いずれにせよ、従来火力・原子力や水力によって主に供給されてきた電力部門において、VRE の占める比率が急速に高まりつつあるのが現在の状況である。例えばドイツでは 2005 年に 5%であった風力・太陽光等の発電電力量の比率が 2017 年には既に 23%に至っており、OECD 欧州全体で見ても 14%に達している (IEA, 2019a)。その他の先進国や中国・インド等の新興国においても、風力・太陽光の導入拡大が急速に進んでいる。

このような状況の中、各国は将来にわたって再生可能エネルギー比率を大幅に拡大する計画を示している。例えば EU では 2050 年までに EU 域内の再生可能エネルギーの比率を 97%まで高めるシナリオも提示されており (European Commission, 2012)、スペインのように 2050 年までに全電源を再生可能エネルギーで賄う目標を公式に立てる国も複数存在する。また中国・国家可再生能源中心は 2050 年までに中国の発電量の 85%を再生可能エネルギーで供給するシナリオを提示している (国家可再生能源中心 (CNREC), 2017)。2050 年までに 80%の温室効果ガス削減目標を掲げ、具体的な導入比率は不明ながら再生可能エネルギーの「主力電源化」 (経済産業省, 2018) を図る日本も決して例外ではない。

ここで問題となることは、このように VRE 比率が急速に上昇した場合、それは電力部門の経済性のあり方を大きく変化させ、ここではもはや上述のような LDC と LCOE による方法で十分な評価を行うことはできない、ということである。ここで重要となる要素としては VRE の出力が一時的に電力需要を大きく上回ることによる蓄電設備、もしくは出力抑制の必要性や、需要地から遠方に位置する VRE 資源を有効に利用するための電力システムの強化の必要性などであり、これに伴う追加的費用は (プラントレベルの) LCOE 中には含まれず、「システムレベルのコスト」もしくは「統合費用」などと呼ばれる。これが将来大きな問題となり得ることは比較的早い段階から指摘されており (OECD/NEA, 2012)、多くの研究によって評価が試みられてきたが、現状ではその手法は完全に確立されているとは言いがたい。例えば同じ OECD/NEA が公表したレポートの中でも 2012 年版では、ドイツに

においてこの統合費用は陸上風力が全発電電力量の 30%まで導入された場合 4 セント/kWh 程度、太陽光が30%導入された場合8セント/kWh と評価されていた(OECD/NEA, 2012)。これに対し、2018 年のレポートでは既存の文献調査により、陸上風力 30%で 2.5 セント/kWh、太陽光で4セント/kWh 程度とされ (OECD/NEA, 2018)、更に 2019 年のレポートでは独自のモデル分析に基づき VRE 30%で2セント/kWh 弱とされている(OECD/NEA, 2019)。また評価をする人によっても結果の幅は大きく、2019 年現在でも統合費用の大きさについては研究例に応じて大きな乖離が見られる。

1-2 研究の目的とフレームワーク

このような背景のもと、本研究では日本を対象とし、以下の事項を目的として分析・評価を行った。

1. 公開されている電力需要データをもとに数理構造解析やモデル分析を行い、その構造を把握すること。
2. 電力需要や気象などの大規模なデータを用いてモデル分析を行い、VRE 大量導入時の経済性を評価すること。
3. モデル評価結果を用いて更に分析・検討を行うことで、電力部門の経済性を適切に把握するための方法を検討するとともに、長期のエネルギー政策へのインプリケーションを導出すること。

本研究のフレームワークは図 1-4 に示す通りである。

本研究ではまず、主に東京電力管内の需要データ (1 時間値) を対象とした需要構造分析を行った。ここではまず2章でLDCの構造を把握するとともに、3章ではLCを離散 Fourier 変換や主成分分析といった数理解析手法を用いて分析した。更に、3章の中でこれらの手法を、近年広く利用されている機械学習の手法の一つである人工ニューラルネットワークによるモデルに接合し、大規模データを用いて電力需要曲線を的確に再現する方法を開発した。また、同様に気象条件に関する大規模データを用い、VRE 発電の出力プロファイルを多数年にわたって推計した。

これと並行して、第 4 章においては電力部門の経済性評価手法について検討を行った。ここでは、まず LCOE に関する既存の評価事例をもとに、その手法及不確実性等について検討した上で、特に原子力発電と再生可能エネルギー発電に焦点を当て、LCOE を大きく左右する初期費用について過去の実績データをもとに検討を行った。更に、VRE 大量導入時の電力部門の経済性指標 (「LCOE を超える」指標) について、最近の研究成果に基づき検討を行った上で、新たな評価指標 (平均 System LCOE 及び限界 System LCOE) を提示し、その計算例を提示した。

これらの需要構造の分析、及び経済性評価手法をもとに、本研究では最適電源構成モデル

を構築し、2050年の日本の電力部門を想定して分析を実施した。ここでは、統合費用と System LCOE について第4章の成果に基づいて数値計算を実施したが、その際に用いる電力需要としては、第3章で述べる LC の分析（特に人工ニューラルネットワークによる評価）を活用した。また第2章で分析した LDC については、既往文献で述べられている残余 LDC（RLDC：電力需要から VRE 等の発電量を差し引いた残余を降順に並べたもの）の分析・評価を実施した。

これらの検討により、本研究では VRE の大量導入時のコスト上昇の要因等について分析を行うとともに、VRE 大量導入時の電力部門の経済性をより適切に把握することを目指した。

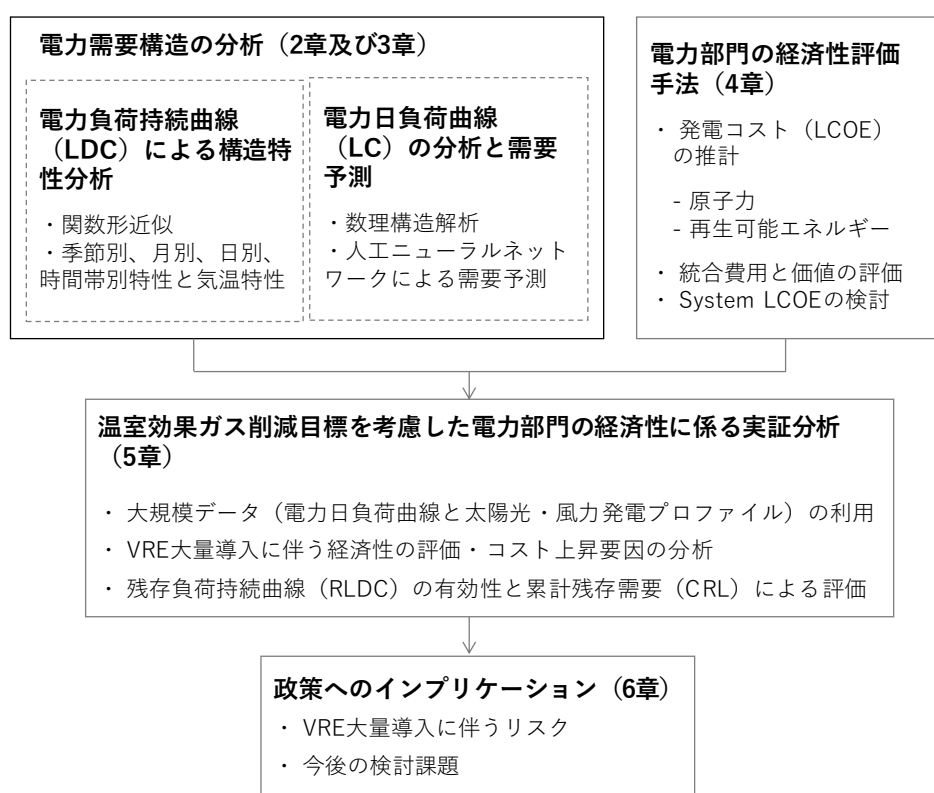


図 1-4 本研究のフレームワーク

なお、本研究で行った電力部門のモデル分析は、電力供給のほぼ完全なゼロ・エミッション化を想定している。これは長期にわたる気候変動問題への対処の必要性から生じるものであり、本研究全体のバックグラウンドとなるものである。これに関しては、電力部門のみならずエネルギー・システム全体を対象とした評価モデルを用い、日本の温室効果ガス削減目標からの電力部門への含意について検討した。

1-3 本論文の構成と主要な成果・研究の新規性

本論文の構成は以下の通りとなる。

第2章・第3章では電力需給解析の基礎となる、電力需要そのものの構造特性分析を行った。まず第2章では、電力需要の構造特性分析として、LDCを対象とした分析を実施した。ここでは各年・月のLDCは概ね直線部と始点・端点近傍の曲線部からなっており、また平均 μ 及び標準偏差 σ の2つのパラメータで概ね規定されることを示し、更にこれらのパラメータが年間を通じて特徴的な動きを見せることを示した。また、電力負荷は気温に応じて特徴的に大きく影響されることから、冷暖房需要などが季節に応じて電力負荷に特徴的な影響を与えていることが示唆された。

ついで第3章では、まずLCを対象として離散 Fourier 変換及び主成分分析を用いた分析を行った。ここでは離散 Fourier 変換では第0成分から第3成分まで、主成分分析では第1主成分から第4主成分までによってLCを精度よく近似可能であることを示した。離散 Fourier 変換・主成分分析によるLCの分析は欧州（フランス・イタリア・ギリシャ）を対象として [Manera and Marzullo \(2005\)](#) によって行われているものの、それぞれの成分の意味を把握し、かつ月別・曜日別等の変化や気温依存性を詳細に見るといったことはされていない。本研究では日本の電力需要データを用いてこれらをより詳細に分析し、各 Fourier 成分・主成分がそれぞれ特徴的な意味をもつことを示すなど、既往研究例にない評価を試みた。

また、これらの分析の応用として、機械学習による短期電力需要予測 (STLF) を試みたことも本研究の独自の取り組みである。STLF 自身は非常に多くの研究がなされている分野であり、様々な手法によってその精度の改善が図られている。また、多くの手法の優劣を比較するため、同一のデータセットで予測精度を競う試みなども行われている。その中で本研究では、主成分分析と選択的アンサンブル法を用いた新たな予測手法を提示し、実証した。これは既存の研究例には見られない独自の手法であり、実際にこれを予測コンテストと同一のデータに適用することで、最新の予測手法と比べても良好な予測性能を発揮し得ることを示した。更に、全国10地域を対象として予測を試みることで地域ごとの特性の違いを評価し、また異なる手法の性能を評価する際には小さなデータセットのみの上で比べることは十分でないことを示した。

第4章では電力部門の経済性評価手法について検討した。ここでは、まず従来の評価指標である LCOE について概要をまとめ、その不確実性や課題等について検討した上で、日本を対象として、特に原子力と VRE についてより正確な評価を試みた。まず原子力については、福島事故前に運転開始した日本の全ての商業用軽水炉について公式の文書から建設費用データを抽出し、建設単価（費用を設備規模で除した値）の変化の要因について定量的に分析を行った。類似の試みは過去、[Marshall and Navarro \(1991\)](#) によって行われているが、彼らが扱った原子炉は1990年以前に運転開始したのみであり、それ以降も含めた日本の全軽水炉の公式の建設費用が整合的に収集され、分析に用いられたことは今までにない。また今回分析を行った結果、日本の軽水炉では有意な規模の経済性が観測されること、また時系列的に単調なコストの上昇は観測されないこと、などが示された。これらはごく自然な

結論ではあるものの、これまで海外を対象とした研究例で一般的に言われていたこととは大きく異なっており、今後原子力発電の経済性について考察する上で有用な分析となっていると言える。また VRE についても過去の初期費用データの時系列推移をもとに定量的な分析を行った。ここでは日本では海外よりも太陽光・風力の初期費用が顕著に高い一方で、特に太陽光については過去、諸外国と遜色のない習熟率でコスト低減が進んでいることを示し、将来（2050 年まで）のコスト低減の見通しを作成することで、第 5 章の電力需給解析の精度向上に資するものとした。

第 4 章では更に、VRE 大量導入に伴い必要となる「LCOE を超える新たな指標」についても検討を行った。ここでは既往研究の成果を十分に踏まえた上で、新たに平均/限界 System LCOE の概念を提示した。今回示した限界 System LCOE の概念は、従来提示されていた [Hirth, Ueckerdt and Edenhofer \(2016\)](#) による System LCOE_HUE が有する課題を克服し、更に現実に即したものとなっており、今後、VRE 大量導入時の電源別の経済性を評価する上で学術上も有用な指標となり得るものと考えられる。本研究ではこれらの概念を、簡易モデルから成る系と、2050 年の日本の電力部門を模擬した系とに適用し、例示を行った。

第 5 章では、まず統合評価モデルを用いた分析により日本の温室効果ガス削減目標のモデル比較分析を実施し、電源部門のゼロ・エミッション化の必要性について検討した。その上で、第 4 章までの検討結果をもとに詳細な電源構成モデルによる分析を実施し、VRE 大量導入時の電源部門の経済性を評価した。近年、これと類似の研究は欧米を中心に、世界の多くの国・地域を対象として行われているが、本研究における最適電源構成モデルではゼロ・エミッションエネルギーとしての水素の利用を包括的に考慮している点、更に 28 年間の気象データを用いた電力需要・VRE 出力プロファイルを作成し、それをもとに電源部門のゼロ・エミッション達成時の経済性についてロバストな評価を試みた点で、多くの既存研究とは異なる方法に従っている。この分析の結果として、VRE 大量導入時に必要となる電力貯蔵システムの所要量を決定するのは「無風期間」における電力需給であり、この期間における電力供給途絶リスクが VRE が極度に大量に導入された場合の最も大きなリスクの一つとなり得ることを示した。また、この無風期間の電力需給に基づく貯蔵システムの所要量は累計残余需要 (CRL) によって正確に推計可能であることを示し、これによって各電源間の代替といった一見複雑な現象も十分によく説明できることを示した。既往研究において提案されていた残余負荷持続曲線 (RLDC) に比べて、このような問題では CRL がより有用であること明示した点も、本研究のもつ意義の一部であると言える。

最後に第 6 章では本研究で得られた結果の概要をまとめ、結論及び政策への示唆をとりとめた。

2. 負荷持続曲線 (LDC) に基づく電力需要の構造特性分析

電力システムの構造とその経済性を理解するためには、電力需要の構造的特徴を把握する必要がある。日々の電力需要は、夜間の低い状態から昼間の高い状態まで大きく変化し、また日、月、季節によっても異なるものとなる。本章及び次章では日本の各電力供給区域、特に東京電力管内の電力需要データ (1 時間値) を対象とし、この変化を定量的に評価する。

第 1 章で述べた通り、電力需要 (負荷)¹の構造を把握する際に、負荷持続曲線 (Load duration curve: LDC) 及び負荷曲線 (Load Curve: LC) が広く用いられている。前者はある期間内 (例えば 2016 年度内) のうち、ある特定の大きさの負荷がどの程度の時間にわたって発生するかを示すものであり、電力負荷の発生の順序の情報を捨象して、規模のみの情報を抽出するものである。この単純化によって電力需要構造を効率的に把握することが可能となる一方で、実際の電力供給計画策定に当っては失われた順序の情報が重要になることも多い。このため本研究では、まず本章で LDC を用いた分析によって電力需要構造の把握を試み、LDC の形状特性分析や、季節別、月別、曜日別、時間帯別特性、気温特性等について分析を行う。次いで次章において LC を対象とし、離散 Fourier 変換や主成分分析を用いた構造分析を試み、実際の課題として、短期電力需要予測に適用する。

2-1 LDC の形状特性分析

LDC とは年間 (365 日×24 時間=8,760 時間) の電力負荷 (需要) データを降順に並べ、負の傾きをもつ曲線として示したものである。東京電力管内について 2008~2016 年度の LDC を示すと図 2-1 の通りとなる。ここに見られるように、多くの年で LDC の形状は概ね似通っているが、全体的な電力負荷の大きさは 2008~2010 年度に比べて 2011~2013 年度の方が小さく、2014 年度・2015 年度は更に小さい。但し 2016 年 4 月以降、電力の小売自由化に伴い統計の区分が変更されたため、2016 年度・2017 年度の曲線は 2015 年の曲線よりも大きくなっている。

いま、電力負荷の発生時間を示す変数 $t \in T = \{1, 2, \dots, 8760\}$ に対し、LDC が $y(t)$ で与えられたとする。これに対し、1 次階差 $\Delta y(t) = y(t) - y(t-1)$ 及び 2 次階差 $\Delta^2 y(t) = \Delta y(t) - \Delta y(t-1)$ を図示すると、それぞれ図 2-2 の通りとなる。1 次階差は左端と右端の近傍のみで小さな (絶対値の大きな) 負の値をとり、他の部分では非常に安定して 0 に近いことがわかる。このことから、LDC は両端を除くほとんどの領域において直線で近似することができ、両端のみにおいて非線形な形状を有する。

¹ 電力負荷 (Load) という用語はある特定の時刻における瞬時の電力供給必要量 (単位: kW、MW、GW など) を示すことが多く、電力需要 (Demand) という用語はある期間内にわたる累計の供給必要量 (単位: kWh、MWh、GWh など) を示すことが多い。但し 1 時間刻みのデータの場合、ある単位時間内の平均負荷は、同じ時間内の累計需要と一致する。このため「負荷」と「需要」は (kW 等を単位として) ほぼ同義に用いられることも多く、本論文でもそれを踏襲する。

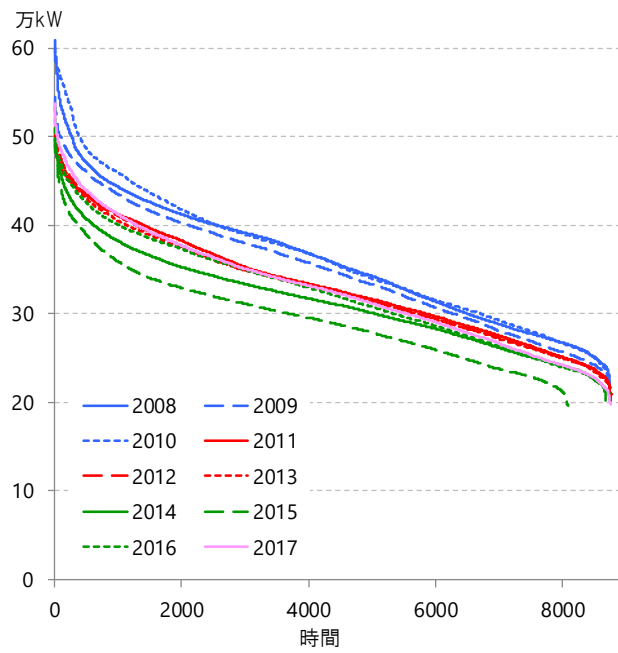


図 2-1 2011～2016 年度の LDC

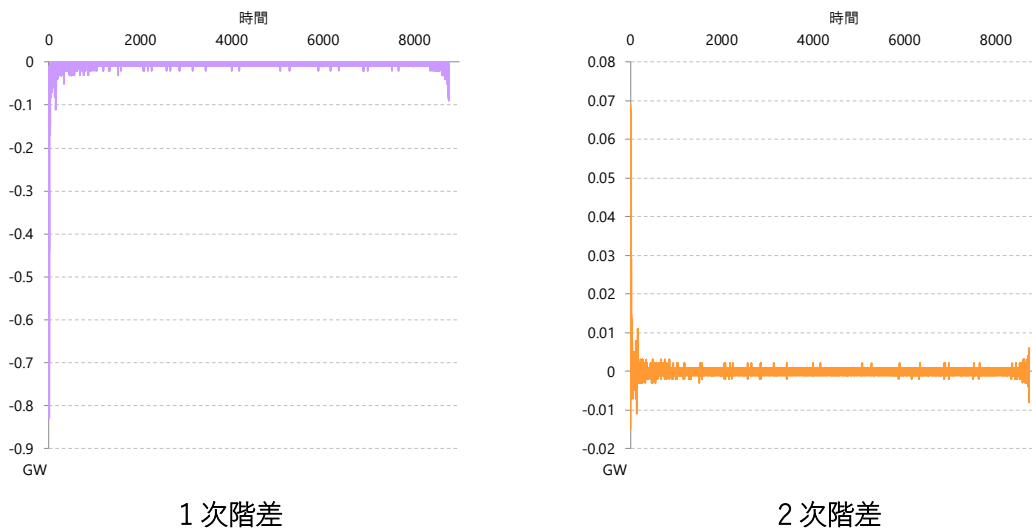


図 2-2 2016 年度の LDC (1次階差及び2次階差)

これに基づき、LDC を3つの部分に区分する。第1の部分(区間 I)は電力需要のピーク部に相当し、非常に急な勾配を示す一方で、第2の部分(区間 II)ではほぼ直線的に需要が減少する。更に、終端に近い第3の部分(区間 III)でLDCは再び急速に低下する。ここでは $t=1\sim 1,000$ を区間 I、 $t=1,001\sim 8,300$ を区間 II、 $t=8,301\sim 8,760$ を区間 III とする。まず区間 II はほぼ直線であることから、次の単純な線形関数によって近似できる。

$$y = ax + b \quad (2-1)$$

ここで x は区間 II 内のランク（累計時間数）、 y は x に対応する電力需要量（単位：GW）であり、 a 及び b は定数である。回帰分析を行うと、これらの値の推定値はそれぞれ $\hat{a}=4,177.6$ 及び $\hat{b}=-0.2208$ となる ($R^2 = 0.999$)。

この推定式をそのまま区間 I 及び III に拡張すると、実際の LDC データは区間 I で推定値を上回り、逆に区間 III では推定値を下回る。まず区間 I については、以下の関数形を仮定する。

$$y_I = ae^{bx} \quad (2-2)$$

ここで x は区間 I (1~1,000) 内のランク、 y_I は区間 I 内において、 x に対応する電力需要と式(2-1)で示される直線との差であり、 a 及び b は定数である。回帰分析を行うと、推定値は $\log \hat{a} = 6.5181$ 及び $\hat{b} = -0.00260$ となる ($R^2 = 0.998$)。

更に、区間 III では次の式を仮定する。

$$y_{III} = ae^{b(x-8300)} \quad (2-3)$$

ここで x は区間 III (8,301~8,760) 内のランク、 y_{III} は区間 III 内における電力需要と式(2-1)で示される直線との差、 a 及び b は定数である。同様に回帰分析により、 $\log \hat{a} = 1.9864$ 及び $\hat{b} = 0.00698$ が得られる ($R^2 = 0.994$)。

これらの結果を表 2-1 及び表 2-2 に示す。このように、2016 年度の LDC について、ランク x を I、II 及び III の 3 つの区間に分割し、それぞれの区間で需要 y を単純な関数で近似することができる。区間 II は直線 $y = ax + b$ で近似された直線部分である。これに対し区間 I 及び III は非線形部分であり、LDC と直線の差が指数関数 $y = ae^x$ で近似される。

表 2-1 LDC (2016 年度) の回帰分析結果

区間	I-Gap	II	III-Gap
ランク	1 - 1,000	1001 - 8,300	8301 - 8,760
モデル	$y = ae^{bx}$	$y = ax + b$	$y = ae^{b(x-8300)}$
$\hat{a}, \log \hat{a}$	6.5181	4,177.6	1.9864
(t 値)	(2,087.9)	(12,544.8)	(208.35)
(p 値)	(0.0)	(0.0)	(0.0)
\hat{b}	-0.00260	-0.22075	0.00698
(t 値)	(-481.33)	(-3384.5)	(208.35)
(p 値)	(0.0)	(0.0)	(0.0)
R^2	0.9979	0.9994	0.9940
自由度修正済み R^2	0.9957	0.9994	0.9881

表 2-2 LDC (2016 年度) の近似式

区間	近似式	範囲
I	$y_I = F(x) + 677.29e^{-0.0026x}$	$1 \leq x \leq 1000$
II	$y = F(x) = 4177.6 - 0.22078x$	$1001 \leq x \leq 8300$
III	$y_{III} = F(x) - 7.289e^{-0.00981(x-8300)}$	$8301 \leq x \leq 8760$

但し表 2-1 において、区間 II については a の、I-Gap (区間 I における需要と直線との差) 及び III-Gap については $\log a$ の推定値を示している。

このように 2016 年の LDC は表 2-2 に示す直線及び指数関数によって十分正確に近似できる。実際に実データと推計値とを比較すると、需要が最も大きな最初の 30 時間のみを除いてほぼ正確に一致することがわかる。即ち、東京電力管内の年間 LDC 曲線を用いて電力需給の評価を行う場合、最初の 30 時間程度を除き、ほぼ全ての部分について、上記の線形および非線形関数を使用することができる。

2-2 LDC の季節別、月別、曜日別特性分析

2016 年 1 月から 12 月までの 12 か月間について、各月の LDC を示すと図 2-3 の通りとなる。また図 2-4 には季節ごとの 3 か月分にまとめて同じ LDC を図示した上で、電力負荷率 (Load Factor: LF、平均負荷と最大負荷との比) を示す。このように、LDC は月・季節によって大きく異なる。

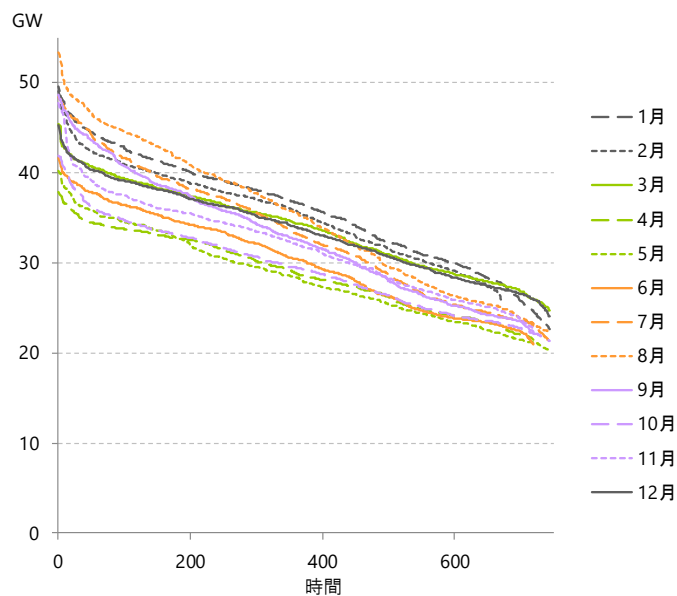


図 2-3 2016 年度の月別 LDC

全般的な傾向としては電力負荷、従って LDC は夏と冬に大きな値をとり、春と秋に小さな値をとる。しかし季節による差は負荷の大きさのみではなく、LDC の直線部分の傾きにも表れている。即ち、夏と冬はともに電力負荷が大きくなるが、その中でも夏(7月や8月)には LDC の傾きが大きく、冬には傾きが小さい。これは夏の冷房需要と冬の暖房需要の発生のかたの差によるものと考えられ、冷房需要は日中の暑い時間のみに集中的に発生するのに対し、暖房需要は比較的均一に発生することによるものと推測される。このことは、夏季における低い LF にも見ることができる。

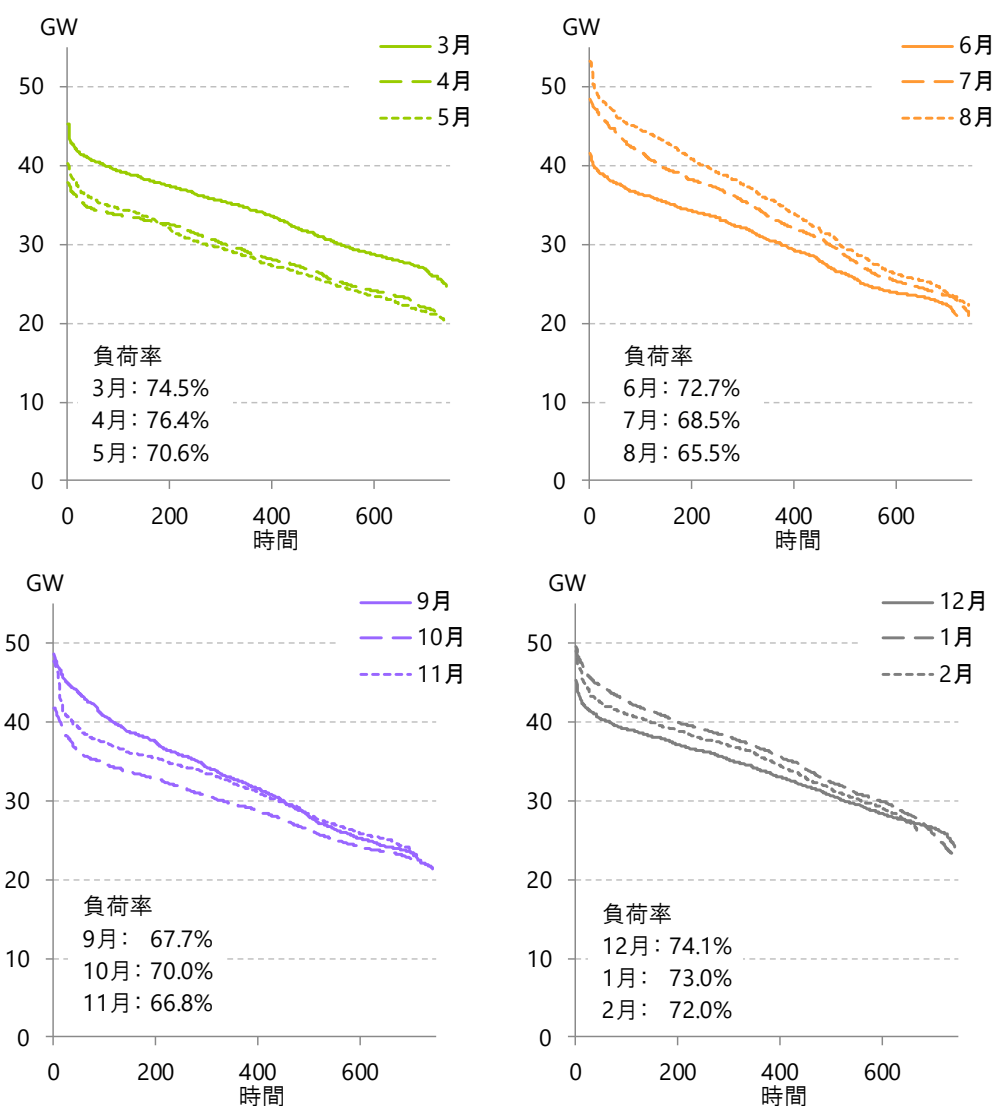


図 2-4 2016 年度の月例 LDC 及び LF (季節ごと)

曜日別の LDF 及び LF を図 2-5 に示す。土曜日及び日曜日には平日に比べて電力負荷が小さいとともに、LDC の傾きも小さくなっている。平日は概ね似た形状を示すが、月曜の

み他の日と異なり、電力負荷が低い領域で曲線が低下し、日曜と同水準となっている。一方で土曜にはこの領域で平日と同水準となり、月曜と土曜が交差する形状を示す。

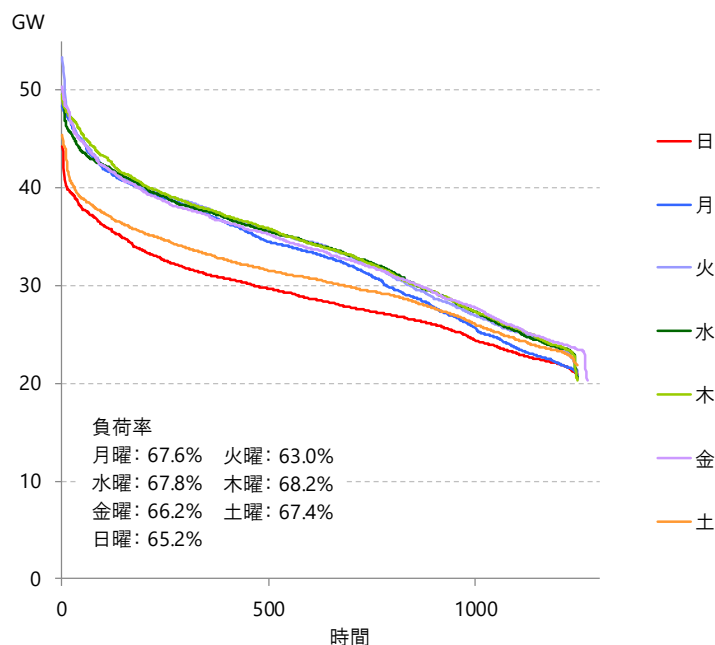


図 2-5 2016 年度の曜日別 LDC

このように LDC は月別、季節別及び日別に大きく異なるが、図 2-6 に示すように、負荷 x を $X = (x - \mu) / \sigma$ と正規化すると、全ての LDC が非常によく似た形状を示すことがわかる。ここで x 、 μ 及び σ はそれぞれ電力負荷及びその平均値・標準偏差であり、 X は正規化電力負荷である。LDC の形状は μ 及び σ の 2 つのパラメータによって概ね規定される。

各月の平日・休日（土日及び祝日）それぞれについて、 σ を μ に対してプロットすると図 2-7 の通りとなる。この図から、① μ と σ がともに平日よりも休日の方が小さくなること、② 4 月から 10 月までの間は点がほぼ 1 本の直線上にあること、③ 11 月から 3 月までの間はより σ の小さな別の直線上にあることがわかる。図 2-8 は 2011 年度から 2016 年度までの同様の図を示しており、何れの年も似た傾向を示している。

図 2-8 に示されるように、 μ 及び σ の位置と月ごとの移動は、平日・休日ともに共通の性質を持つ。即ち、①それらは横 V 字型の線上に位置しており、②まず冬季において下の直線を移動して、春に V 字型の交点に移動する。③次いで夏にかけて上の直線を移動して最高点に至り、秋に再び交点に戻る。このように、概ね 5 月から 10 月までは一つの直線上に、11 月から 4 月までは異なる傾きをもつ別の直線上に位置する。

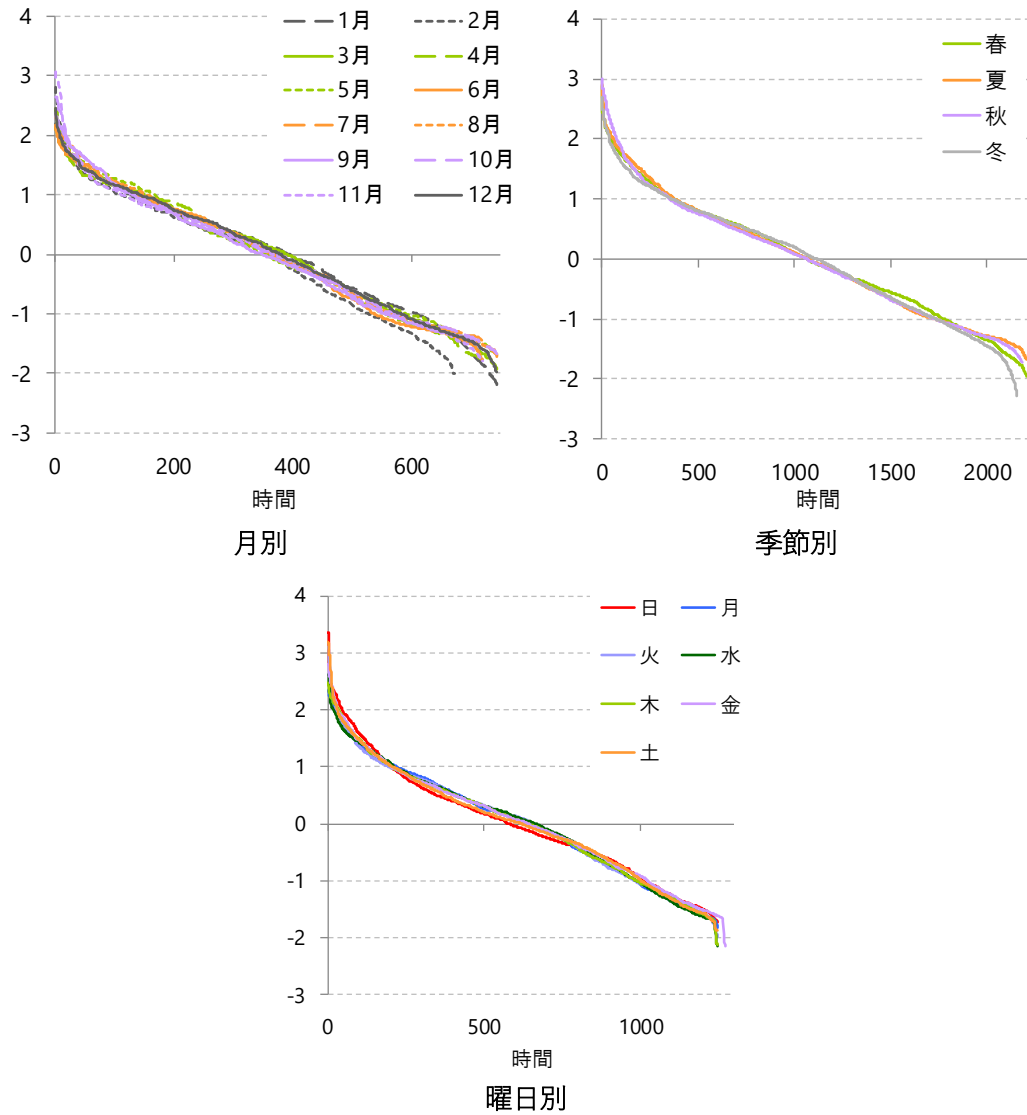


図 2-6 正規化 LDC (月別、季節別及び曜日別)

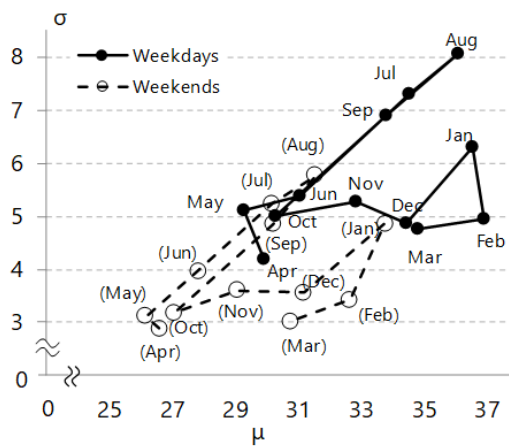


図 2-7 LDC の月別平均及び標準偏差 (2016 年度データ)

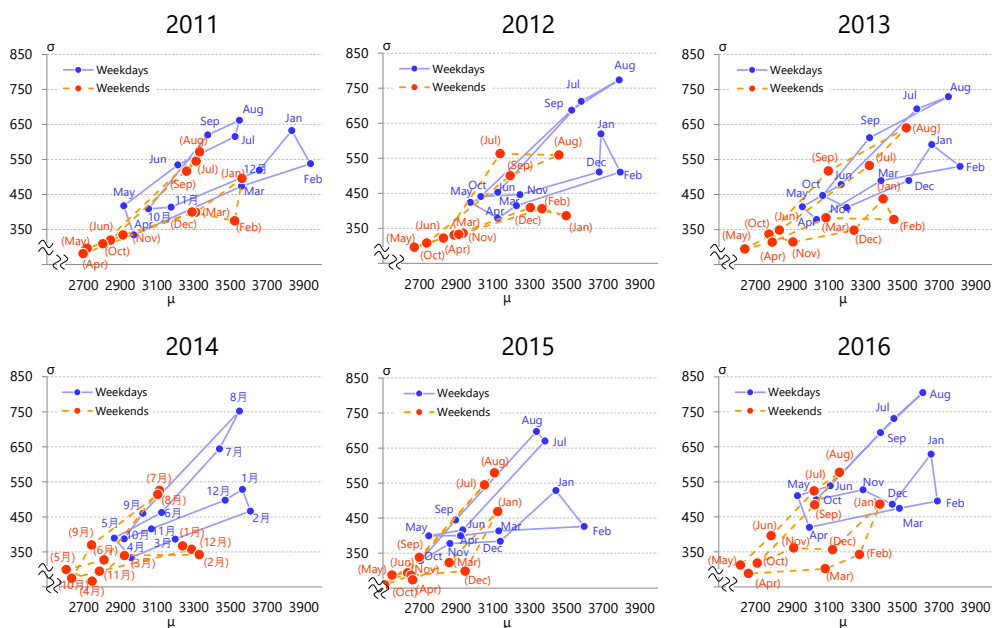


図 2-8 月別平均と標準偏差 (2011～2016 年度データ)

σ と μ がある直線上に位置することは、電力負荷のばらつきがその大きさに比例すること、即ち LDC の「大きさ」が変化しても、その「形状」はほぼ同一であることを示している。一方で、これらが傾きの異なる 2 つの直線上に乗ることは、電力負荷の変化が 2 つの異なる要因に支配されることを意味しており、それぞれ冷房需要と暖房需要とに対応すると考えることができる。

また、図 2-8 において冬季型の下の直線期間の中では、1 月は直線をやや外れており、他の月に比べて σ が大きくなっている。これは正月 (1 月 1 日～3 日) において、他の日より特に顕著に電力負荷が小さくなることに起因する。

2-3 LDC の時間帯別特性

本節では、LDC の年間 8,760 時間を、それぞれ 876 時間からなる 10 の時間間隔に分割し、次いでこれらの間隔の特性を調べるために構造分析を行う。まず、LDC を図 2-9 に示す 10 区間に分割する。

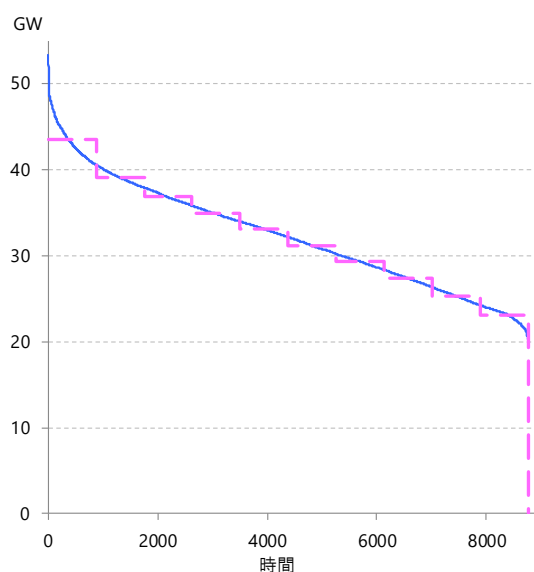


図 2-9 LDC の 10 区間分割 (2016 年度データ)

表 2-3 に各区間における月の分布（その区間に、何月の値が何時間入っているか）を示す。また表 2-4 には各区間における時刻の分布を示す。

表 2-3 各区間における月の分布

区間	1月	2月	3月	4月	5月	6月	7月	8月	9月	10月	11月	12月	計
1	181	119	53	0	0	4	126	205	105	10	29	44	876
2	128	127	120	0	15	41	89	86	80	20	47	123	876
3	84	110	106	20	36	85	78	58	65	28	97	109	876
4	58	60	105	64	84	84	49	48	59	74	104	84	873
5	56	61	64	138	63	84	53	45	68	93	77	74	876
6	80	75	79	76	60	74	69	47	66	90	78	84	878
7	62	73	96	84	102	68	43	48	53	100	64	81	874
8	43	43	86	111	95	58	48	57	55	89	85	109	879
9	32	4	35	99	103	74	106	99	97	90	104	33	876
10	20	0	0	128	186	148	83	51	72	150	35	3	876
計	744	672	744	720	744	720	744	744	720	744	720	744	8760

表 2-4 各区間における時刻の分布

区間	0-5	6-11	12-17	18-23	計
1	0	258	380	238	876
2	0	261	365	250	876
3	1	264	342	269	876
4	11	230	347	285	873
5	46	251	275	304	876
6	145	217	198	318	878
7	247	216	134	277	874
8	361	233	115	170	879
9	611	168	29	68	876
10	768	92	5	11	876
計	2190	2190	2190	2190	8760

これらを図示すると以下のようなになる。まず、図 2-10 は各区間における月の分布を示す。また図 2-11 は各区間における季節の分布とそのシェアを示す。

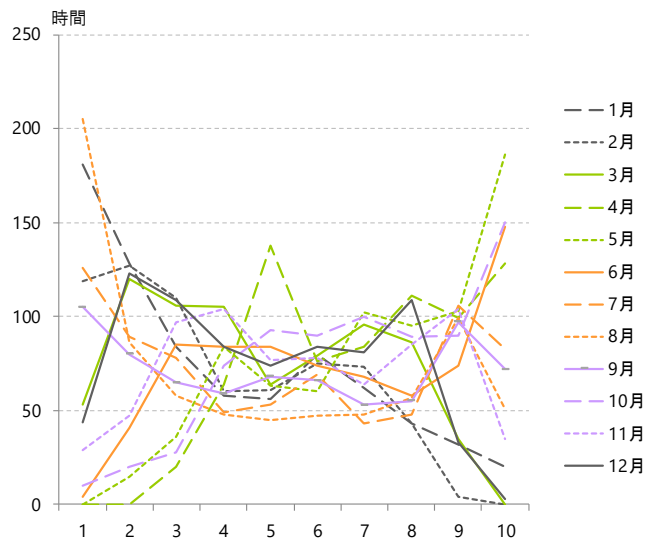


図 2-10 各区間における月の分布

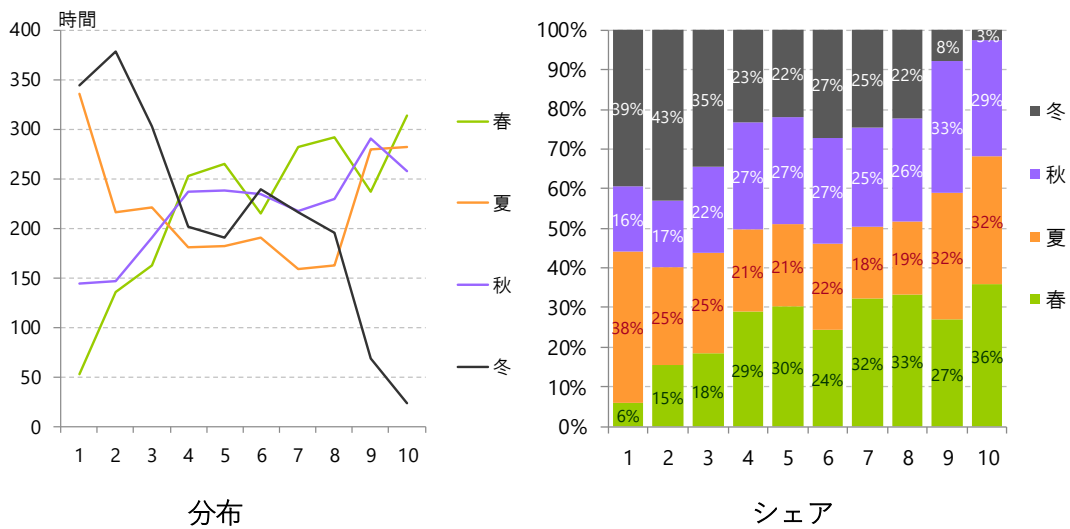


図 2-11 各区間における季節の分布

ここに示されるように、第 1 区間、即ち電力負荷が最も大きな領域では春季及び秋季の時間数は少なく、殆どは冬季及び夏季である。春季・秋季の時間数は第 1 区間から第 10 区間にかけて増増する傾向を示す。月別に見ると特に 3 月・4 月や 10 月にこの傾向が顕著である。冬季には逆に区間 1 の時間数が極めて多く、区間 10 の時間数が極めて少ない。これに比べて、夏季には区間 1 から 10 まで比較的均等に分布している。これは上述の通り、夏季に電力負荷のばらつきが大きくなることと対応している。

図 2-12 には各区間における時刻の分布とそのシェアを、また図 2-13 には各区間における時刻の分布を季節別に示す。

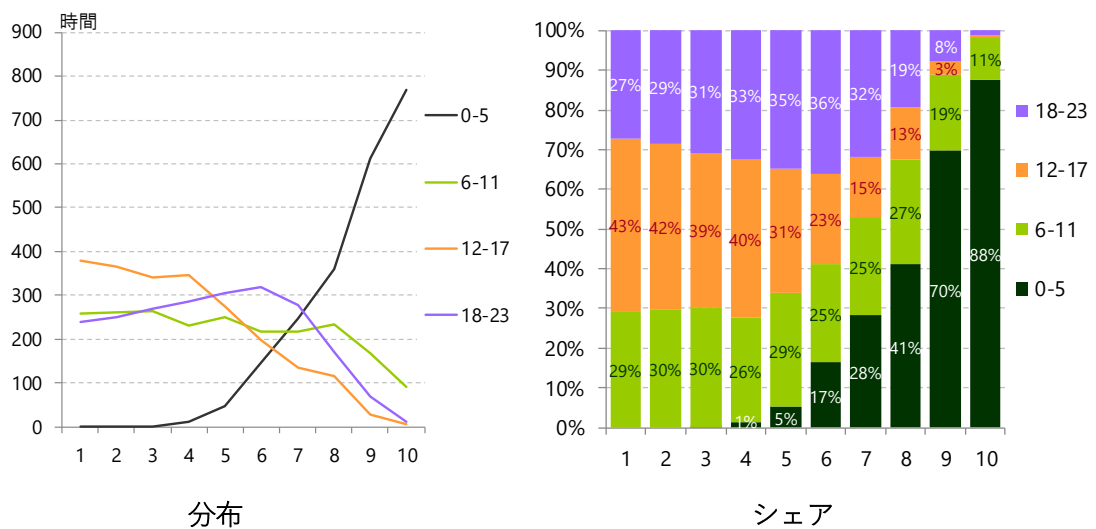


図 2-12 各区間における時刻の分布

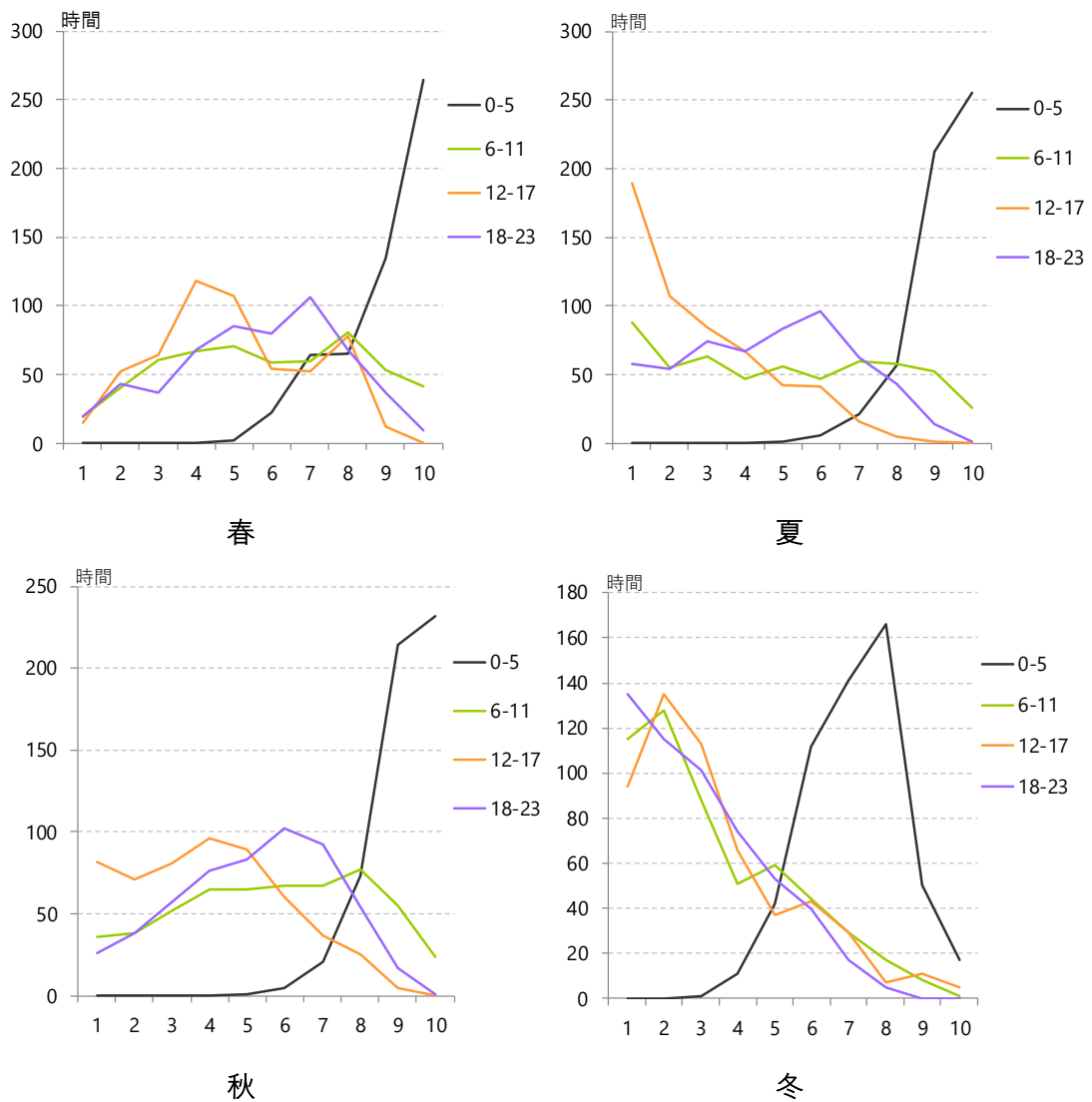


図 2-13 各区間における時刻の分布（季節別）

図 2-12 において、特に早朝（0～5 時）の時間数が区間 1 から 10 にかけて逡増し、特に区間 10 では 80%以上が早朝である。その他の時間帯では区間 1 から 10 にかけて逡減し、中でも午前（6～11 時）が比較的フラットな形状を示している他には顕著な相違は見出されない。但し季節に応じて挙動は異なっており、図 2-13 に示す通り、夏季には区間 1 の時間数が午後（12 時～17 時）に特に多く、その他の時間数は少ない。春季及び秋季には早朝以外の時間帯において、概ね中央付近の区間（区間 4～7）に集中的に位置している。最も特徴的なのは冬季であり、早朝以外の時間帯は電力負荷の大きい区間 1～3 に極めて強く偏在している。また早朝においては区間 7 が最も大きく、区間 10 は小さくなっている。

このような統計的データ分析は、例えば電力システムの最適な需給構造を得るための最適な投資計画を見つけるために最適化モデルを構築するために適用することができる。こ

の意味で、ここに示されたような LDC に関する分析は、需要構造を数理計画モデルに組み込むために有用かつ重要である可能性がある (Oyama, 1983; Romero and Monticelli, 1994a; Romero and Monticelli, 1994b; El-Khattam et al., 2004)。

2-4 LDC の気温特性とヒステリシス現象

一日の最大電力需要はその日の気温と強く相関している。図 2-14 には、2016 年度の電力需要における最高気温と最大電力需要とを、平日/休日別に示す。なおここでは夏から冬にかけて (最高気温日となる 8 月 9 日から最低気温日前日となる 1 月 19 日まで) と冬から夏にかけて (それ以外) とを区別して示している。

また図 2-15 は、最高気温とピーク需要それぞれについて 30 日移動平均をとった値によりプロットされる点が年間を通じてどのように移動するかを示している。このように、点の移動はヒステリシスを示し、春から夏にかけてと夏から秋にかけては異なる経路を通る (後者の方が最大電力需要が大きい)。

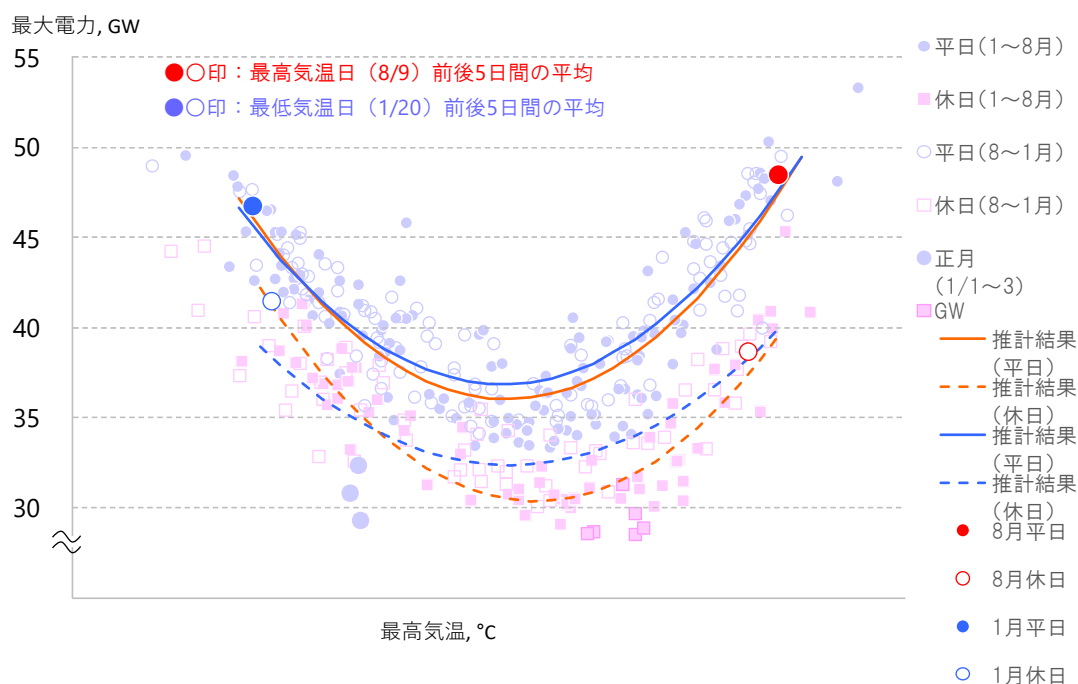


図 2-14 最高気温と日最大需要

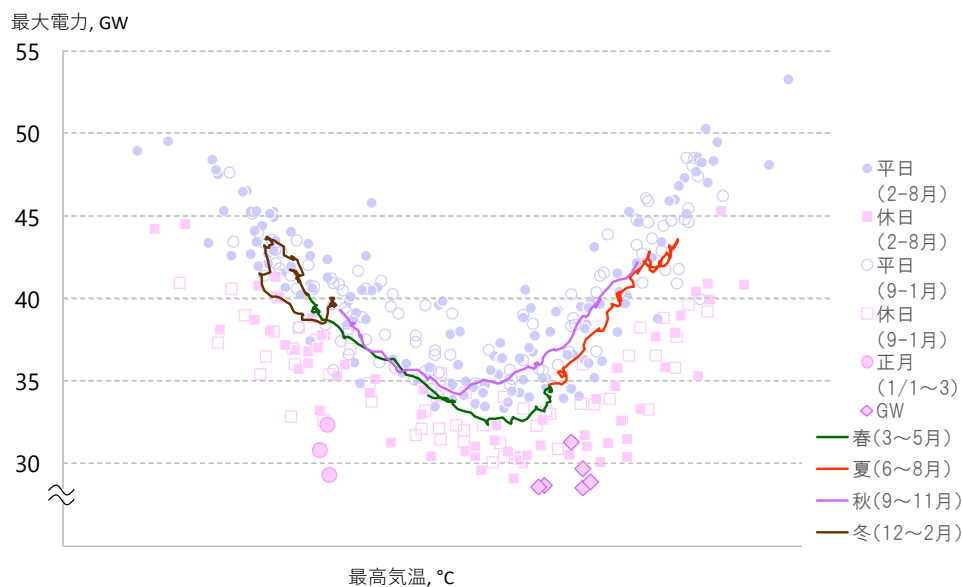


図 2-15 年間を通じた移動 (30 日移動平均値)

図 2-14 に示すように、最高気温と日最大需要との関係は概ね 2 次曲線によって近似できる。ここでは平日 (実線) と休日 (点線) それぞれにつき、1 月～8 月 (赤) と 8 月～1 月 (青) に分けて 2 次式によって回帰分析を行い、回帰曲線を図中に示している。この 2 次関数による回帰分析の結果は表 2-5 の通りである。

表 2-5 回帰分析結果

モデル	平日 (1～8 月) $y = ax^2 + bx + c$	休日 (8～1 月) $y = ax^2 + bx + c$	平日 (8～1 月) $y = ax^2 + bx + c$	休日 (8～1 月) $y = ax^2 + bx + c$
a	6.729	6.747	6.116	4.533
(t 値)	20.4	13.8	16.8	10.4
(p 値)	0.0	0.0	0.0	0.0
b	-280.85	-300.19	-252.50	-190.53
(t 値)	-20.2	-14.2	-16.1	-10.8
(p 値)	0.0	0.0	0.0	0.0
c	6532.5	6377.2	6291.6	5240.5
(t 値)	48.7	30.2	41.7	32.7
(p 値)	0.0	0.0	0.0	0.0
R^2	0.761	0.762	0.740	0.676
自由度				
修正済 R^2	0.757	0.754	0.735	0.664

3. 日負荷曲線 (LC) に基づく需要構造分析と短期需要予測

3-1 LC に基づく需要構造分析の概要

前節で述べたように、年間の電力需要（負荷）を LDC によって分析することにより、多くの有益な情報を得ることができる。一方で LDC は 1 時間ごとの負荷を降順でソートするものであり、「順序」の情報が失われることに注意が必要である。実際に第 5 章で述べる通り、適切な電力供給計画のためにはこの順序の情報が必要になることも多く、これを含めて定量的な分析を行うことは非常に重要である。

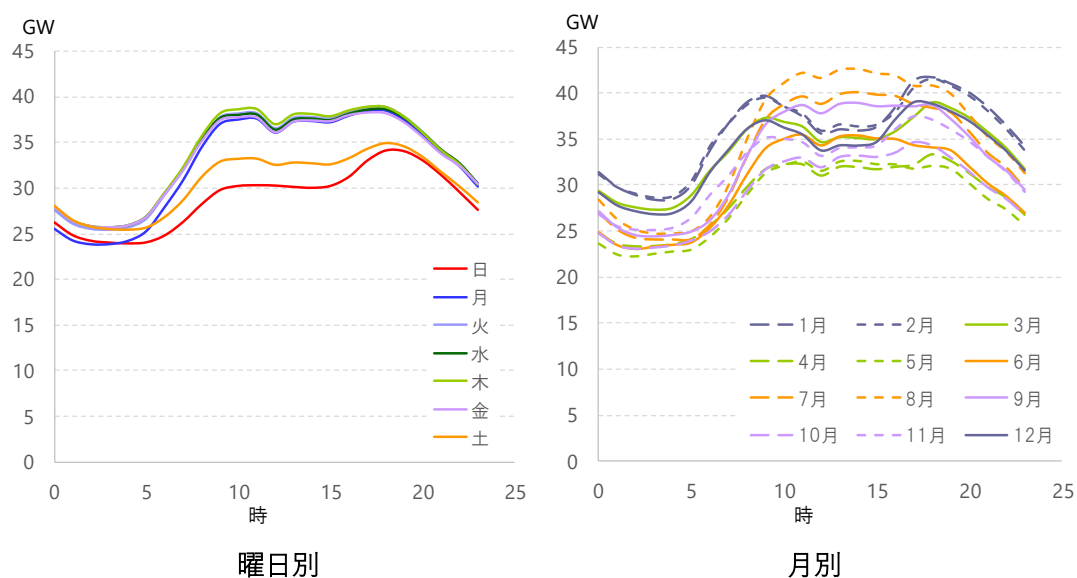


図 3-1 LC の曜日別・月別形状（東京電力管内、2016 年）

2016 年の東京電力管内において、曜日別・月別平均の日負荷曲線 (LC) は図 3-1 の通りとなる。図左に示す通り平日（月曜～土曜）と土日では LC は大きく異なり、全般的に後者の方が負荷が小さいとともに、形状も異なっている。また季節別には既に図 1-1 に示したような LC の形状の差が見られるが、より詳細には月別に異なる形状を示す。このような形状の差を数理的に把握することは興味深い試みである。

LC を分析する試みは多くなされている。例えば Rodriguez-Poo (2000) は Constrained Smoothing Splines を用いて家庭用の電力需要曲線を分析している。また Manera and Marzullo (2005) は Fourier 解析及び主成分分析によって LC を効率的に分析し得ることを示した。一方で近年特に盛んに研究が行われているのは機械学習の分野であり、人工ニューラルネットワークやサポートベクターマシン、ランダムフォレストなど様々な手法によって詳細な電力需要データを扱う試みがなされている。但し、機械学習は（適切に行えば）極めて精度の高い分類・予測等を行うことが可能となる一方で、多くの場合その分析の中身はブラックボックス的であり、なぜそれが正確な分類・予測を行い得るのかを把握することが

難しい、という点が指摘される。

本章ではまず、従来のな数理解析手法を用いて日負荷曲線の分析を行った。次いで、それらの分析を機械学習の方法と接合することを試みた。ここで「従来のな数理解析手法」としては離散 Fourier 変換及び主成分分析を採用した（3-2 節及び 3-3 節）。また機械学習としては、人工ニューラルネットワーク（Artificial Neural Network：ANN）を用いた短期電力需要予測を例として、従来のな方法と機械学習の接合により、より精度良く予測を行うことができることを示した。

3-2 離散 Fourier 変換を用いた LC 構造分析

いま、1 時間ごとの電力需要データ x_n が N 個与えられるとする ($n \in \{0, \dots, N-1\}$)。例えば 1 日の電力需要では $N=24$ 、1 週間分の電力需要では $N=168$ 、1 年間の電力需要では（閏年以外では） $N=8,760$ である。これらのデータに対する離散 Fourier 変換は以下の式で与えられる。

$$X_k = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x_n \exp\left(-\frac{2\pi nk}{N} i\right) \quad (3-1)$$

ここで $k \in \{0, \dots, N-1\}$ は波数であり、それぞれの k に対して複素数 X_k が得られる。またこの X_k に対して逆離散 Fourier 変換

$$x_n = \sum_{k=0}^{N-1} X_k \exp\left(\frac{2\pi nk}{N} i\right) \quad (3-2)$$

を行うことにより、元の x_n を復元することができる。

x_n として 2016 年の東京電力管内の電力需要データ ($N=8,760$) を用い、横軸に k/N 、縦軸に $|X_k|$ を示すと図 3-2 の通りとなる。なお離散 Fourier 変換ではこのような図は $k/N=0.5$ を境に左右で対称となるため、ここでは $k/N \leq 0.5$ の領域のみ図示している。

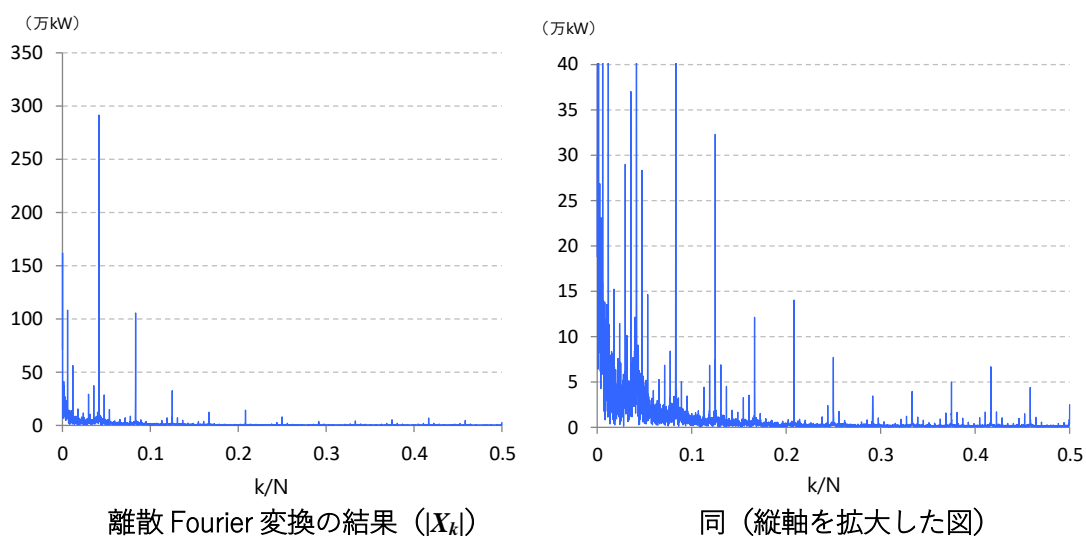


図 3-2 離散 Fourier 変換の結果（東京電力管内、2016 年）

表 3-1 離散 Fourier 変換によって得られるピーク（東京電力管内、2016 年）

成分	0	1	2	3	4	5	6
周波数 (k/N)	0.000	0.042	0.083	0.125	0.167	0.208	0.250
振幅 ($ X_k $)	32.35	2.914	1.053	0.323	0.121	0.140	0.077
成分	7	8	9	10	11	12	
周波数 (k/N)	0.292	0.333	0.375	0.417	0.458	0.500	
振幅 ($ X_k $)	0.034	0.039	0.050	0.066	0.044	0.025	

電力需要は 24 時間周期の強い周期性で変動することにより、 $|X_k|$ は $k/N=0, 1/24, 2/24, \dots, 12/24 (=1/2)$ に対応する位置に 13 の大きなピークを示す（表 3-1）。これはこの 1 年の中の「平均日」の負荷曲線の形状に対応している。実際に、この 1 年間の中の全ての日の 24 時間需要値を平均し、その 24 の平均需要値に対して離散 Fourier 変換 ($N=24$) を行った結果が、これらの 13 のピークに対応することは容易に確認できる。

また図 3-2 では、この大きなピークに対し、1/7 倍の振動数に対応する、より小さなピークも観察できる。これは 1 週間の周期性に対応する。

ここで式 3-2 に示す逆離散 Fourier 変換において、 $k \leq k_0$ までのみの合計を取ることで、第 k_0 成分までの X_k を用いた近似を行うことができる。例えば、2016 年の東京電力管内の「平均日」のデータを用い、第 3 成分までの近似を行うと図 3-3 の通りとなり、電力需要の変化を概ねよく近似し得る。

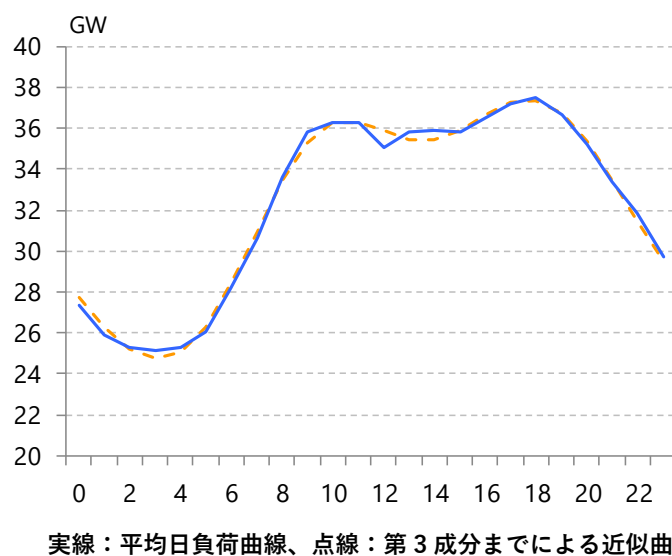


図 3-3 第3成分までによる近似曲線（東京電力管内、2016年）

個々の成分の意味については、以下のように考えることができる。まず図 3-4 には、もとの平均需要曲線（実線）と、第0成分まで（青い点線）と第1成分まで（紫の点線）の近似曲線を示す。第0成分は時間による変化のない定数であり、一日の平均需要値に相当する。これに対し、第1成分は昼間と夜間との電力需要差を示している。

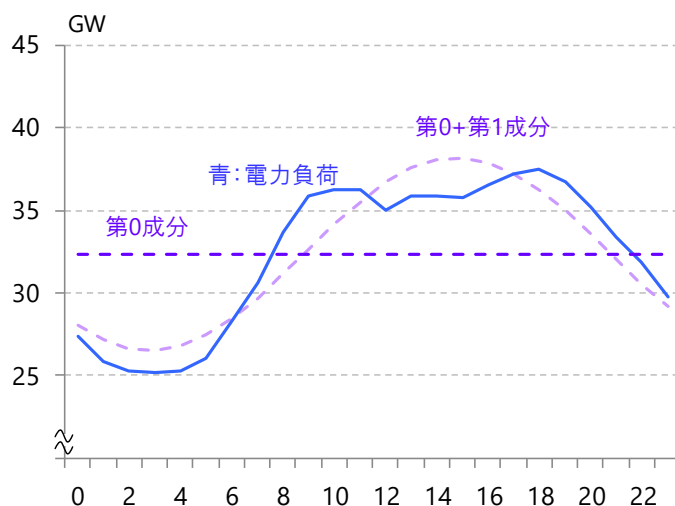


図 3-4 第0及び第1成分

図 3-5 には第2成分までの近似を示す（橙線）。但しここではこの成分の特徴をよく示すため、1年間の中の平均日ではなく、1月・5月・8月・10月それぞれの中での平均日について示している。ここに示される通り、第2成分はピーク時間のシフト、もしくはピーク

の形状に相当する。即ち、8月には冷房需要により、ピークは午後早め（12時～14時頃）に出現し、また1月には冷房需要はほとんどなく、暖房需要及び照明需要が大きく影響するため、ピークは午前9時頃及び夕刻18時頃に出現する。また5月や10月には午後のピークはなだらかな形となる。離散 Fourier 変換の第2成分はこれらの形状の差を示していることがわかる。

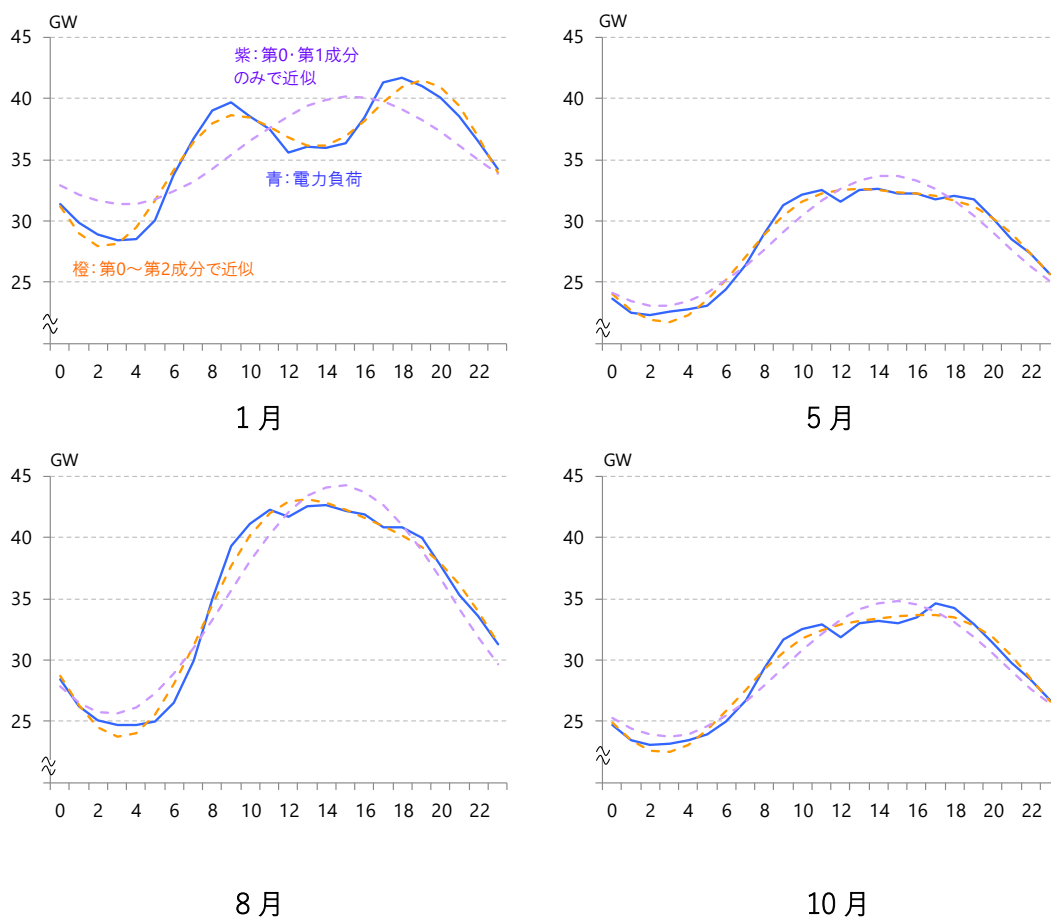


図 3-5 第2成分

図 3-6 には第3成分までの近似を示す（赤線）。ここに示されるように、第3成分の影響はさほど大きくないが、この成分によってピークの位置や高さが補正されている様子が伺える。特にピークの形状が複雑な1月において、第3成分が比較的重要な役割を示している。

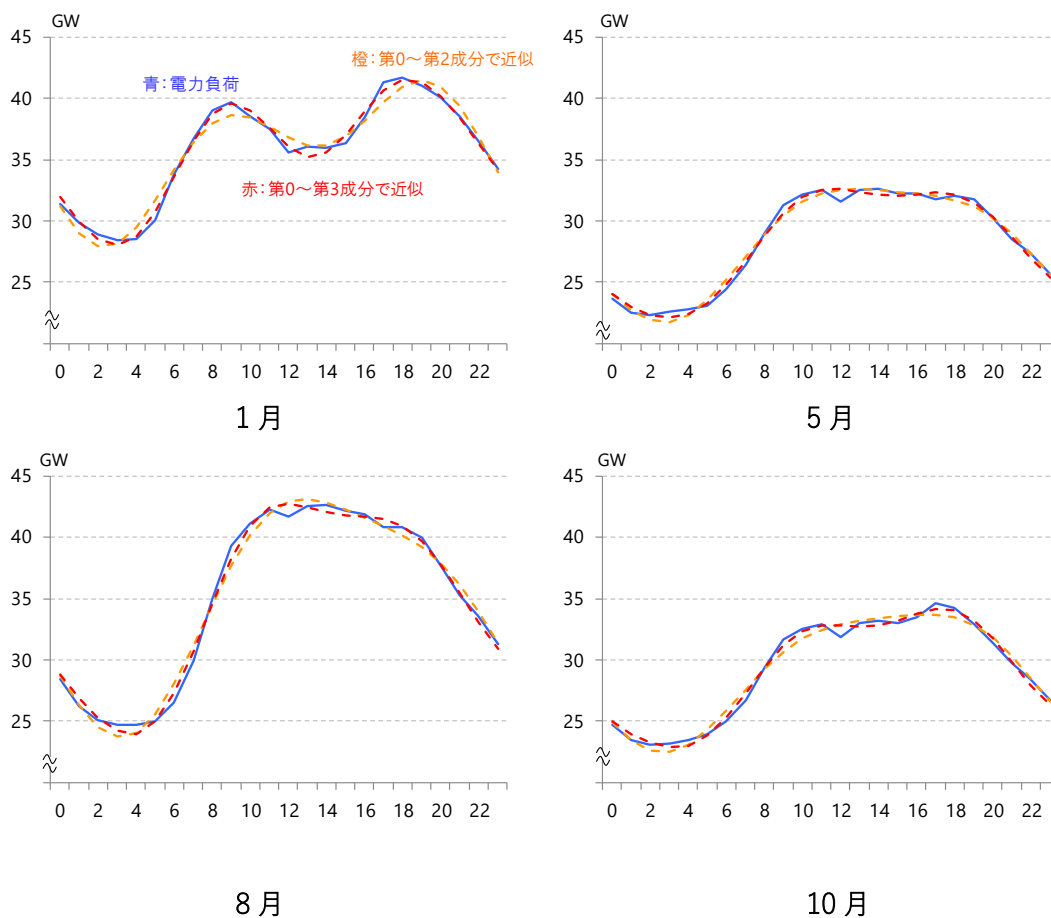


図 3-6 第 3 成分

なお日負荷曲線は全ての季節で昼 12 時に一時的に小さくなる傾向を有しており、これは昼間の休憩時間に対応すると考えられる。この小さな窪みは第 3 成分では表現されず、第 4 成分以降によって表現されることになる。

図 3-7 には 2008～2014 年度及び 2016～2017 年度の東京電力管内のデータを対象とし、年間全ての日の平均と、平日平均及び休日平均、また曜日別・月別の平均日負荷曲線について、第 0～第 3 成分の変化を示す。ここに見られるように、各月・曜日や平日・休日の別はそれぞれ特徴的なピークをもち、その傾向は多くの年について共通している。

第 0 成分は日平均電力需要であり、休日や土日に低く、また春や秋に低い。第 1 成分は昼夜の電力需要の差であり、これは夏には大きいものの、冬に小さくなっている。これは暑い日の冷房需要は昼間の一時点のみで特に大きいのに対し、寒い日の暖房需要は 1 日を通じてより平均的に大きくなることを意味している。また第 2 成分・第 3 成分は冬に大きく、夏には比較的小さい結果となっており、これは上述の通り、冬季の日負荷曲線がより複雑な形状を有していることに対応すると考えられる。

曜日ごとにみると、土曜・日曜に比べて平日は似た傾向を示しているが、火～金曜に比べ

て月曜のみ、第1・第2成分が大きく、第3成分が小さい。実際に図 3-1 から読み取れる通り、月曜の早朝（0時～6時頃）は未だ日曜の影響を残しており、需要は他の平日よりも低く、日曜と同程度である。逆に土曜の早朝の需要は高く、平日（火曜～金曜）と同程度である。月曜と他の平日の間のこの差が、第1・第2成分の違いに影響している。またこの現象はLDCにおいても、月曜と土曜の交差（図 2-5）としても現れていた。

なお図 3-7 には示していないが、第9成分や第11成分のように、火～土曜で大きく、日曜及び月曜で小さくなる成分も存在しており、これがこの早朝の需要に対応している可能性もある。

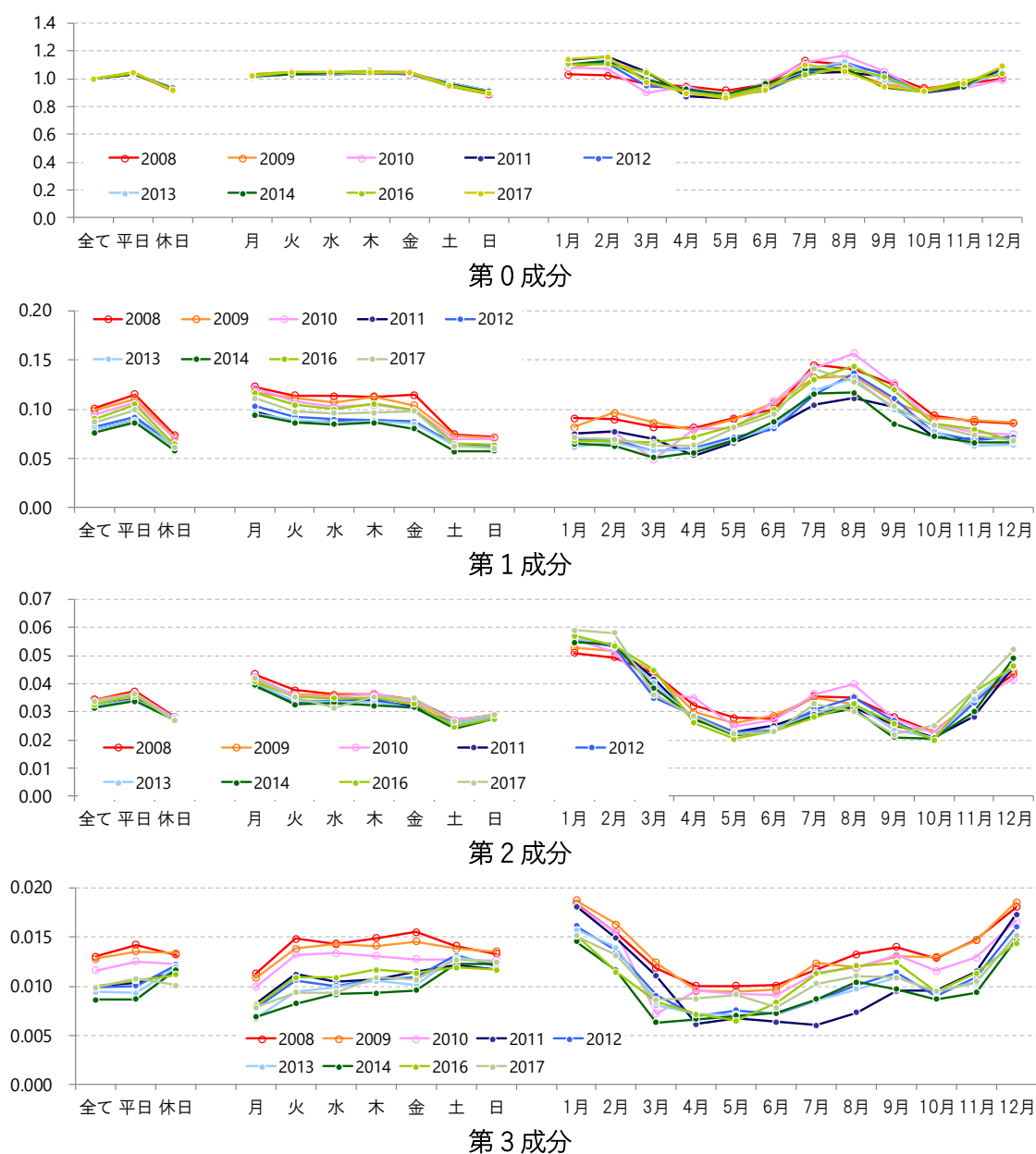


図 3-7 第0～第3成分の変化

東日本大震災が発生した 2010 年度 3 月（2011 年 3 月）には、第 1 成分が顕著に小さくなっており、節電によって昼間のピークが抑えられていた状況が伺える。また震災後の 2011 年夏（7 月及び 8 月）には前年に比べ、第 1 成分と第 3 成分が小さくなっている。これも節電の影響であると考えられる。

図 3-8 には第 0～第 3 成分の気温依存性を示す。第 0 成分は平均電力負荷であり、図 2-14 と同様の特徴的な U 字型を示している。第 1 及び第 2 成分も似た形状を示すが、第 1 成分は気温の高い領域で大きく、第 2 成分は気温の低い領域で大きい。これは上述の通り、第 1 成分の示す昼夜の電力需要差は夏により大きくなり、また第 2 成分の示す複雑なピークの形状は冬により顕著になることに対応している。これに対し、第 3 成分（及びそれ以後の成分）には顕著な気温依存性は確認されない。

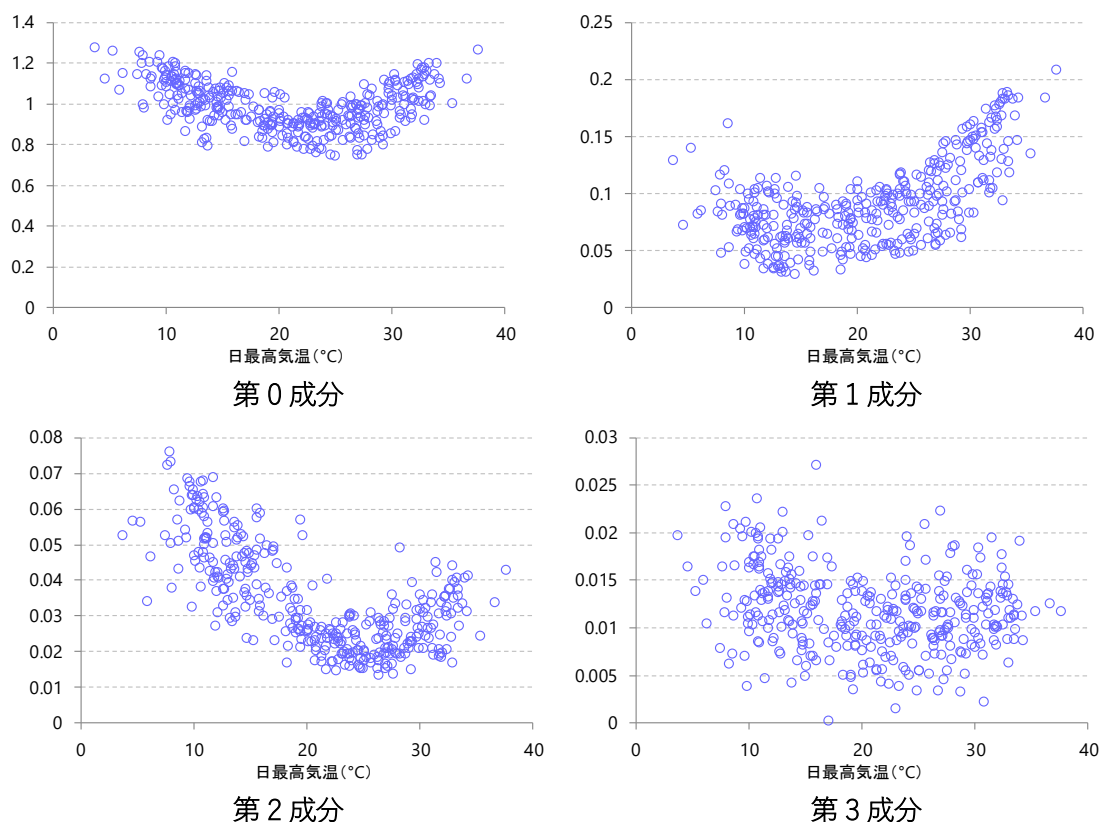


図 3-8 第 0～第 3 成分の気温依存性

3-3 主成分分析を用いた LC 構造分析

主成分分析は多数のデータから主要な特徴を抽出するために広く用いられる手法である。いま m 個の変数 x_1, x_2, \dots, x_m をもつデータセットが与えられたとする（即ち、次元数 m の n 組のデータ $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_n$ 、但し $\mathbf{X}_k = [x_1^{(k)}, x_2^{(k)}, \dots, x_m^{(k)}]$, $k \in \{1, 2, \dots, n\}$ が与えられたとする）。これらの変数の線形結合

$$z_1 = w_{11}x_1 + w_{21}x_2 + \dots + w_{m1}x_m \quad (3-3)$$

について、 $w_{11}^2 + w_{21}^2 + \dots + w_{m1}^2 = 1$ の条件のもとで z_1 の分散が最大となるように係数 w_{i1} ($i = 1, 2, \dots, m$) が与えられたとき、この z_1 を第 1 主成分と呼ぶ。即ち、変数 x_1, x_2, \dots, x_m の線形結合として与えられる新たな変数の中で、このデータセットの特徴を最もよく表現できるように選ばれたものが第 1 主成分 z_1 である。同様に、 z_1 と直交する $m-1$ 次元の空間の中で分散が最も大きくなるように選ばれた $z_2 = w_{12}x_1 + w_{22}x_2 + \dots + w_{m2}x_m$ (但し $w_{12}^2 + w_{22}^2 + \dots + w_{m2}^2 = 1$) が第 2 主成分と呼ばれる。この操作を続けることにより第 l 主成分 ($l < m$) までの変数を作成し、それらによって与えられたデータセットを十分に良く近似できたならば、 m 次元のデータを近似的に l 次元に縮約できたことになる。 $i \in \{1, 2, \dots, l\}$ に対してベクトル $(w_{1i}, w_{2i}, \dots, w_{mi})^T$ は第 i 主成分ベクトルと呼ばれ、数学的には共分散行列の固有ベクトルとして求めることができる。

ある日の電力需要 (1 時間平均値) は 24 次元空間内のベクトルと見做することができる ($m = 24$)。例として東京電力管内の負荷曲線について 2008~2017 年度までのデータをもとに主成分分析を行い、第 1 主成分 (PC1) から第 4 主成分 (PC4) までについて、それぞれ主成分ベクトルの要素 w_{ij} を図示すると図 3-9 のようになる。ある特定の日の負荷曲線は、これらの主成分ベクトルの線形結合として近似できる。即ちこの場合、24 次元の電力需要データは 4 つの各主成分に対応する係数 (主成分得点と呼ばれる) によって近似的に表される。

第 1~第 4 主成分それぞれの寄与率 (変数全体の分散に占める、各成分の分散構成比) は 0.880、0.087、0.016 及び 0.010 となり、第 4 主成分までの累計で 0.993 となっている。

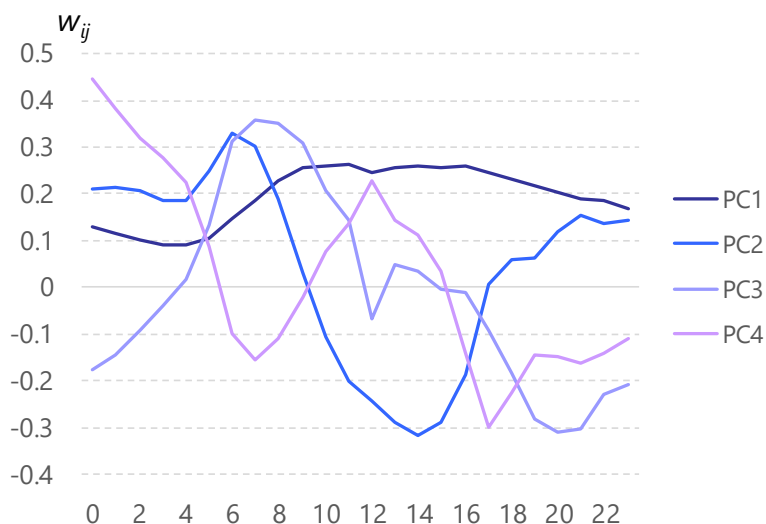


図 3-9 第 1~第 4 主成分 (東京電力管内データ)

図 3-9 の形状からわかる通り、第 1 主成分は平均的な日負荷の大きさを示しており、また第 2 主成分は昼間と夜間の電力負荷の差を示している。離散 Fourier 変換では第 0～第 3 成分までで表現されなかった正午の負荷の窪みも、主成分分析では第 1 主成分で既に表現されている。第 3 主成分は第 2 主成分と同じく朝に大きな正の値をとるが、極小点はピーク 2 と異なり、20 時頃となっている。即ち、これは例えば図 3-3 に示す通り、電力負荷の大きい領域は午後の冷房需要等のみでなく、日没後の照明需要等によっても生じることに対応している。また第 4 主成分もピークの形状の差に関連しており、例えば図 3-5 の「1 月」に示すように、冬には朝と晩に二つのピークが現れることに対応している。更に注目すべき点は、この第 4 主成分のみ 0 時と 23 時の値が大きく異なっている点である。このことから、仮に全く同じ形状の電力負荷曲線が継続する期間には、この第 4 主成分は大きな値を取りえない。つまり、この第 4 主成分は「平日」と「休日」という異なる 2 つのモードの境界を示すことになる。

図 3-10 には第 1～第 3 主成分の平日・休日別、曜日別、月別の変化を示す。第 1 主成分は電力負荷の大きさを示しており、離散 Fourier 変換の第 0 成分と同じく、休日・土日に小さく、また春季と秋季に小さくなっている。また、2008 年から 2015 年まで継続的に値が低下していることが注目される。

第 2 主成分は昼夜の電力負荷の差に対応しており、値が負のときに差が大きく、正のときに小さくなる。ここに示されるように、昼夜差は休日・土日に小さく、また冬季に小さく、夏期に大きい様子が読み取れる。更に、月曜のみ他の平日よりも昼夜差が大きくなっていることがわかる。

第 3 主成分は日曜に顕著な負の値を示す。これは、昼のピークに対して夜の電灯ピークが日曜に相対的に大きくなることを示している。また正午の負荷の変化が打ち消され、結果として日曜には平日のような窪みが現れないことになる。このように、この第 3 主成分は休日の特徴をよく示しており、月ごとの変化は比較的小さい。

第 4 主成分は月曜に小さく、また土曜に大きな値を示す一方で、他の曜日（火曜～金曜及び日曜）にはほぼゼロになることが特徴である。これは、上述の通り、月曜と土曜が平日と週末との境に位置していることに対応している。

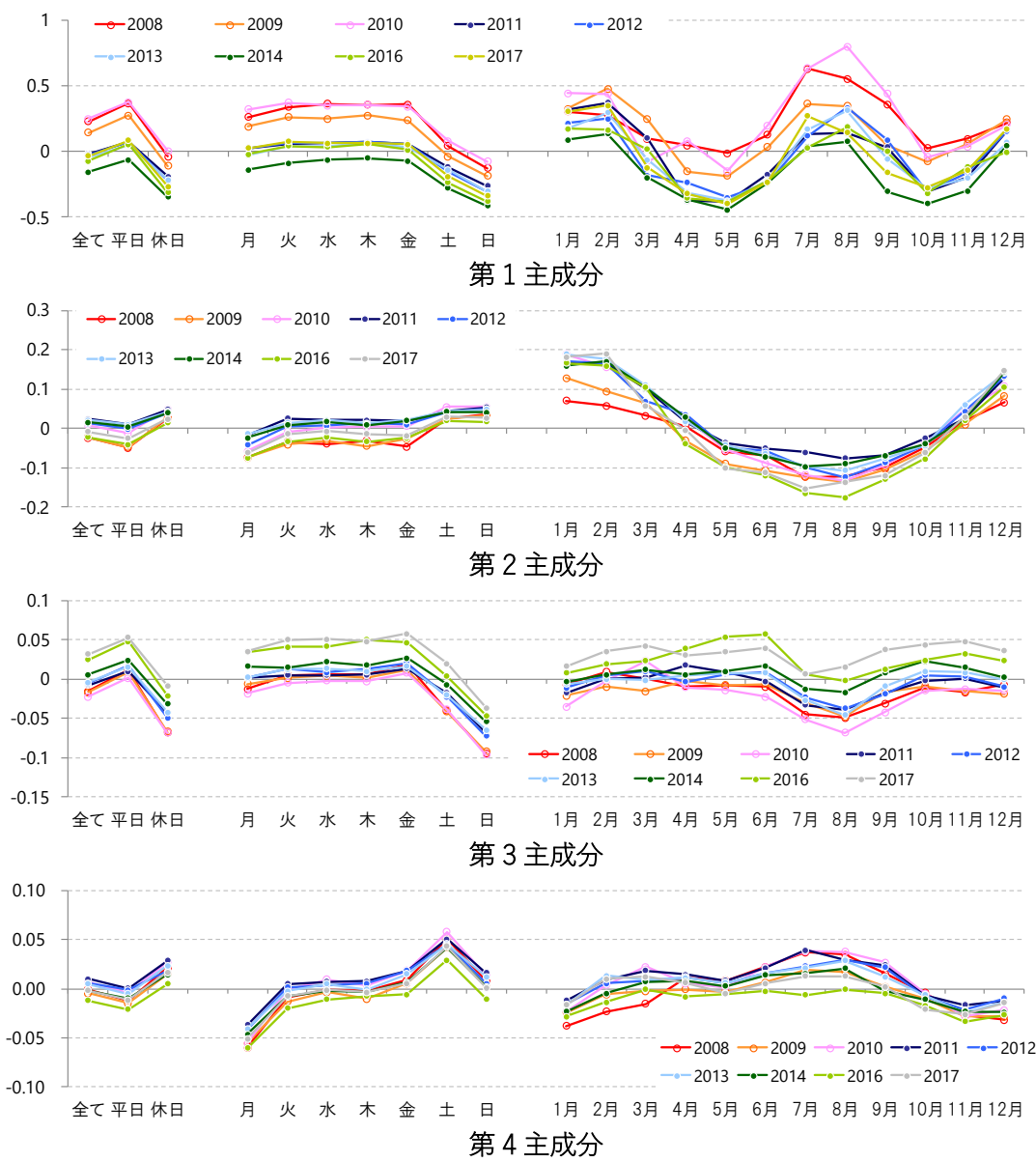


図 3-10 第 0～第 3 主成分の変化

第 1～第 4 主成分の気温依存性を示すと図 3-11 の通りとなる。第 1 主成分は離散 Fourier 変換の第 0 成分と同様、U 字型の気温依存性を示す。これに対し第 2 主成分は概ね線形の形状を示し、また第 3 及び第 4 主成分には顕著な気温依存性は見出されない。第 2 主成分の気温依存性は、「年間を通じて気温が高い日ほど電力負荷の昼夜差が大きくなる」ことを示しており、夏と冬の需要構造の差を反映している。この点は図 3-8 に示す離散 Fourier 変換の結果とは大きく異なっている。

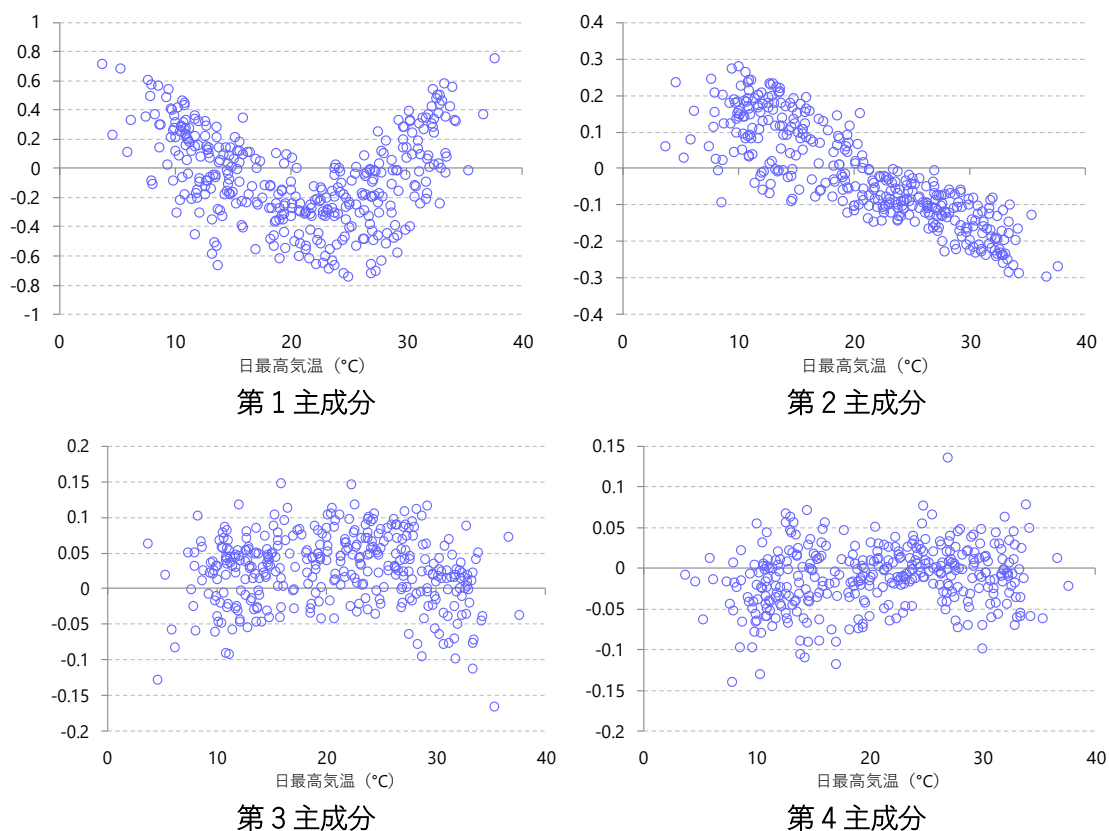


図 3-11 第1～第4主成分の気温依存性

3-4 機械学習を用いた短期電力需要予測

本節では、機械学習と総称される多くの手法のうち、人工ニューラルネットワーク (Artificial Neural Network: ANN) を用いて電力需要曲線を解析し、分析を行う。この方法の歴史は長く、第二次世界大戦前後から数値計算機の進歩に平行して研究が続けられてきた。ただし深層への学習が難しいことなどから、「冬の時代」と呼ばれる停滞期を数次経たのちに、手法の改良や計算機の能力向上、データの大規模化などとともに大きな成果が開花することとなった。

短期需要予測 (Short-term Load Forecasting: STLF) は電力供給を安定的に行うために重要な課題であり、その手法については古くから研究が行われている。また実際に、電力会社は安定的な電力供給を行うために、日々、予測業務を行っている。精度の良い需要予測は電力の安定供給のみならず、経営資源の最適な分配を通じて経済効率性を高めるためにも役立つものであり、非常に重要な意義をもつと言える。また、再生可能エネルギーの導入拡大が進んでいる現在、変動する太陽光・風力発電の出力に適切に対応するためにも、予測性能の向上を図ることは重要な課題となっている。

従来、この問題は自己回帰移動平均 (Autoregressive moving average: ARMA) モデルや自己回帰和分移動平均 (Autoregressive integrated moving average: ARIMA) モデルなどの

統計的手法が多く用いられてきた (Kuster et al., 2017)。比較的最近では、過去のデータベースをもとに類似日を自動的に特定し、需要予測を行う手法なども公表されている (Tucci et al., 2016)。また、TESLA 社では階層化された非線形回帰をベースとし、時系列フィルタリングによって誤差を修正するモデルを開発し、提供しているという。一方で電力各社は実際の日々の運用のために電力需要予測を実施しており、ここでは気温、湿度、日射量等の気象データや過去の類似日の需要データ等をもととして、場合によっては大口需要家からの聞き取りをも行い、精度の高い需要予測を行っている (経済産業省, 2017)。また近年では太陽光発電設備の導入拡大が著しいことから、エリア内の設備と日射量の正確な分布をもとに、精度の良い太陽光発電量予測を行うことも重要な課題となっている (松原, 2018)。

これらの取組みが継続的に行われている一方で、最近では機械学習を用いた需要予測が多く試みられるようになってきた。2003 年に公表されたレビュー論文 (Metaxiotis et al., 2003) では既に人工知能を用いた数十の研究事例が紹介されており、その後十数年の間に更に夥しい数の論文が公表されている。機械学習の手法としてはサポートベクターマシン (SVM) (Ceperic et al., 2013) やランダムフォレスト (RF) (Lusis et al., 2017) を用いたものもあるが、特にここ数年の間、少なくとも研究例の数として多いのは ANN である。このような予測問題を解くに当り、ANN は少しの工夫で予測性能を大きく向上させ得ることが広く認識されており、課題に合わせてさまざまな工夫がなされている。ここでいう「工夫」とはモデルの入力データを拡充する、パラメータを最適化する、といった基本的な事項とともに、単純な (フィード・フォワード型の) ANN ではなく、再帰的ニューラルネットワーク (Recurrent Neural Network: RNN) (Rahman et al., 2018; Liu et al., 2017; Zhang et al., 2017) や畳み込みニューラルネットワーク (Convolutional Neural Network: CNN) (Muralitharan, 2018)、極限学習器 (Extreme Learning Machine: ELM) (Rafiei et al., 2018; Ertugrul, 2016)、放射基底関数 (Radial Basis Function: RBF) (Salkuti, 2018; Dong et al., 2016)、ウェーブレット変換 (Ekonomou et al., 2016; Rafiei et al., 2018)、経験的モード分解 (Empirical Mode Decomposition; EMD) (Li et al., 2017; Qiu et al., 2017) といった応用型のニューラルネットワークを用いることや、遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm: GA) (Dong et al., 2016)、粒子群最適化 (Particle Swarm Optimization: PSO)、重力探索アルゴリズム (Gravitational Search Algorithm: GSA) (Chen et al., 2018)、適応ニューロファジー推論システム (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System: ANFIS) (Yang et al., 2016)、非線形自己回帰ネットワーク (Nonlinear Auto-Regressive model with exogenous inputs: NARX) (Erişen et al., 2017)、ファジー帰納推論 (Fuzzy Inductive Reasoning: FIR) (Jurado et al., 2015)、Deep Belief Network (DBN) (Dedinec et al., 2016) といった手法と組み合わせて予測モデルを構築することなどが含まれる。例えば RNN についてはその幾つかの変種に対して最適なパラメータを探索し、予測性能の優劣を比較することで、STLF のみを対象とした一冊の書籍が出版されている (Bianci et al., 2017)。

これら多くの研究のほとんどはある特定のデータセット (地域及び日・時間) のみを対象として評価を行っており、異なる手法の優劣を比較することは容易ではない。その中で同一

の条件を設定して多数の参加者が予測を行い、その優劣を比較する試みも行われている。例えば米ノースカロライナ大学シャーロット校の Tao Hong 博士らが主催する Global Energy Forecasting Competition (GEFCom) は 2012 年、2014 年及び 2017 年に開催され、確率論的／決定論的／階層的な電力需要や太陽光・風力発電量などの予測を対象として評価を行っている (Hong et al., 2012; Hong et al., 2016)。またフランスの送電事業者 Réseau de transport d'électricité (RTE) (RTE, 2018) と日本の東京電力 (東京電力ホールディングス株式会社, 2017) はそれぞれ翌日の電力需要予測を対象としたコンテストを実施した。これらの試みもある特定のデータセットのみを対象としている以上、真に客観的な比較を可能にするとは言い難いものの、これまで困難であったモデル間の相互比較を行う試みもある程度は進んできているとは言える。本節では ANN による短期需要予測モデルを作成し、それを用いて国内の 10 電力供給区域ごとに予測性能を評価した。

3-4-1 人工ニューラルネットワーク (ANN) を用いた短期電力需要予測モデル

(1) 人工ニューラルネットワーク

ANN は入力ベクトルと目標値 (スカラーまたはベクトル) との間の非線形な関係を、多量のデータを用いて機械に学習させる手法の一つである。その概念図は図 3-12 のように表される。

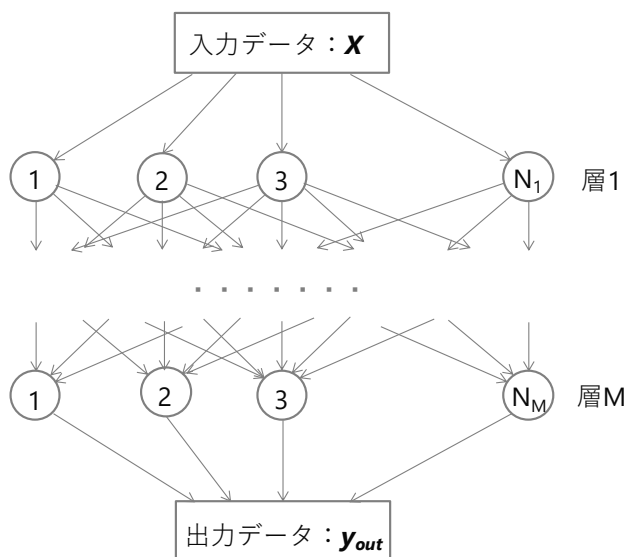


図 3-12 多層人工ニューラルネットワークの概念図

ここでは、入力層と出力層の間に M 層の中間層 (隠れ層) が設定され、 n 番目の層は N_n 個のノード (ニューロンと呼ばれる) によって構成される。即ち M や N_n の大小によって、モデルの規模 (複雑さ) が決定されることになる。いま入力データが N_0 次元のベクトル $\mathbf{y}_0 = \mathbf{X}$ で表され、 n 番目の中間層が N_0 次元のベクトル \mathbf{y}_n で表されるとすると、各層の間に次の

形の関係式を想定することにより、入力データ \mathbf{X} から出力データ $\mathbf{y}_{out} = \mathbf{y}_{M+1}$ が逐次的に計算されることになる。

$$\mathbf{y}_{n+1} = \phi(\mathbf{w}_n \mathbf{y}_n + \mathbf{b}_n) \quad n \in \{0, 1, \dots, M\} \quad (3-4)$$

ここで ϕ は活性化関数と呼ばれる非線形の関数であり、行列 \mathbf{w}_n とベクトル \mathbf{b}_n はウェイト及びバイアスと呼ばれるパラメータである。この活性化関数の非線形性によって複雑な事象をモデル化し、精度の良い予測を行うことが可能となる。

ニューラルネットワークの学習に際しては、学習データとして大量の入力データ \mathbf{X} と出力データ（教師データ） \mathbf{Y} の組を用意する。そして、入力データをネットワークに与え、得られた出力データと教師データとの誤差（多くの場合、 \mathbf{y}_{out} と \mathbf{Y} の間の二乗ユークリッド距離が用いられる）を最小にするように、 \mathbf{w}_n と \mathbf{b}_n が最適化される。ここでは勾配降下法によってこの最適問題を解くことが一般的であり、より効率的に解を求めるために、勾配降下法のさまざまなバリエーションが提案されている。いずれにせよ、勾配降下法は最初に乱数によって \mathbf{w}_n と \mathbf{b}_n の初期値を定め、そこから最適な \mathbf{w}_n と \mathbf{b}_n を目指して勾配を降下してゆくものであり、初期値の与え方によって結果がある程度異なるものとなることに注意する必要がある。中間層の数 M と各層のニューロン数 N_i はモデルを規定するパラメータであるが、これらを設定する明確な指標は存在せず、課題に応じて試行錯誤的に設定する必要がある。本稿で用いたモデルでは ϕ としてはソフトプラス関数 $\phi(x) = \log(1 + e^x)$ を使い、また層数 M は 3、各層のニューロン数 N_i は 30 としている。また勾配降下法としては Adam (Kingma and Ba, 2014) を用いた。

ANN の特徴は大量のデータを用いて学習を行うことにより、幅広い変化の可能性を捉えた精緻なモデル表現が可能となることである。一般的には学習に用いるデータは多ければ多いほど良いが、実際に過去の実績値をもとに将来推計を行う場合には、学習データの数が制限される場合が多い。例えば今回試みる電力需要予測では、仮に 10 年間の需要データを集めたとしてもその数は 4,000 日に満たず、機械学習の観点からは決して多くのデータが利用可能であるとは言えない。このような場合、限られたデータからいかに効率的に学習を行うかが予測の性能を左右することになる。

また、学習が行われた後のモデルは基本的にはブラックボックスであるため、その中身を人間が理解することは一般的には難しい。このため、ANN はあくまでも実用上の道具としてのみ用いることができるものであり、それによって事象の理解を深めることは一般的には難しい、ということには注意する必要がある。

(2) 主成分分析による日負荷曲線の解析

本節で用いるモデルでは、前述の主成分分析を用いたモデル化を行う。即ち、ある日の電力需要（1 時間平均値）を 24 次元空間内のベクトルと見做し、図 3-9 に示す第 1 主成分（PC1）から第 4 主成分（PC4）までを推計する。24 次元の電力需要データは 4 つの主成

分得点によって近似的に表される。ここでは予め過去の全ての日について 4 つの主成分得点を算出しておき、それを学習に用いることで、翌日の 4 つの主成分得点を予測する。この次元の圧縮によって有意に予測性能を高めることが可能となる。

なお機械学習の分野では、自己符号化器 (Autoencoder) を用いることによって主成分分析を更に一般化した次元圧縮が可能となることが知られている。このため主成分分析の代りに自己符号化器を用いることによって、本稿で用いたモデルと同等以上の性能を有するモデルを作成することは可能であると思われる。但し電力需要の分析に限って言えば第 4 主成分までの累計寄与率が 99%以上となるため、簡単な主成分分析によってかなり正確な近似が可能であること、また主成分得点値を予測することにより、先述のような需要の形状の変化をある程度明示的に把握できることなどから、今回のモデルでは主成分分析を用いている。

(3) 選択的アンサンブル平均法

機械学習による予測を行う際、ただ一つのモデルの結果を採用するのではなく、複数のモデルの結果の平均値を取ることにより予測性能が向上することが広く認識されている。またこの特性を利用し、複数のモデルに効率的に学習を行わせ、その結果を利用して精度の良い予測を行うことを目指す「アンサンブル学習法」(より具体的には手法に応じてバギング、ブースティングなどと呼ばれる) が多くの研究で用いられている。

これに対し、Zhou et al. (2002) は「選択的アンサンブル平均」による予測性能、もしくは分類性能の向上の可能性を示した。これは複数のモデルによる結果をそのまま全て平均して予測値を作成するのではなく、まず予測以前の検証データにおけるモデル出力の誤差を評価し、そこで誤差の大きいモデルは除外して、残りのモデルのみでアンサンブル平均を取るものである (Zhou らはここで除外するモデルを選択するために遺伝的アルゴリズムを用いている)。

本稿で用いた手法は検証データにおけるモデルの誤差が予測データ (テストデータ) における予測誤差と有意に相関するように検証データを設定し、その上でモデルの選択を行うものであり、「経験的」選択アンサンブル平均法 (Empirical Selective Ensembling) と呼ぶべきものである。例えば 40 人の生徒がいる学級を想像されたい。Zhou らの手法が出来る悪い数人の生徒を除外し、残りの多くの生徒の回答の平均値をもって最終的な回答とする方法であるのに対し、ここで用いた手法は出来の良い数人のみの回答の平均をとって最終的な回答とするものであり、そのために生徒の出来の良い/悪いを効率的に判断できるよう、予め判断基準を経験的に準備しておくものであると言える。

これはここで対象とする課題 (STLF) における以下の観察に基づいている。即ち多くの機械学習モデルにおいて用いられているように、学習データの中からランダムに検証データを選択した場合、検証データとテストデータとの誤差の間に有意な相関はほとんど見られない。これに対し、テストデータの直前の数日を検証データとした場合、両者の誤差には多くの場合有意な相関を見ることができる。これは STLF における学習期間と予測期間と

の長さのギャップによるものと考えられる。つまりいま予測したいデータはわずかに 1 日先の電力需要であり、その需要の変化のあり方は数年前のものとは大きく異なっていると思われる。一般的に深層学習を行う際にはより多くの学習データを用いた場合の方がより高い汎化性能（予測性能）を期待でき、実際に本稿で示した通り、短い学習期間のみから学習を行うよりもより遠い過去からの多くのデータを用いて学習した方が予測性能が良くなることが確認できるものの、明日の予測を行う場合に 3 日前のデータと 3 年前のデータが等しく参考になるわけではない、ということも同時に容易に想像されるであろう。

具体的な手順は以下の通りである。例えば 2018 年 1 月の電力需要をテストデータとして予測性能を評価する場合、その直前の n_v 日（例えば $n_v=10$ であれば 2017 年 12 月 22 日～31 日）を検証データとし、それ以前（2017 年 12 月 21 日まで）を学習データとする。この学習データを用いて n_T 組の初期条件からモデルを学習させ、得られた n_T 個のモデルに対し、それぞれ検証データ上での誤差を評価する。その誤差が小さい方から順に n_S 個 ($1 \leq n_S \leq n_T$) のモデルを選択し、それらの出力の算術平均値による誤差が検証データ上で最小となるように、 n_S の値を設定する。最後に、 n_S 個のモデルの予測値の算術平均値をもって、最終的な予測値とする。

経験的選択アンサンブル平均の名の通り、 n_v の値は経験的に設定される。一般的には n_v が小さいと評価が安定しなくなる一方で、 n_v が長すぎるとテストデータと相関の少ない日の値まで取り込んでしまい、選択の効果が薄くなるものと考えられる。ここでは $n_v=30$ とした。また n_T は当然ながら大きい方が（40 人のクラスから優秀な生徒を選ぶよりも 200 人の学年全体の中から優秀な生徒を選んだ方が）予測性能が向上すると考えられ、実際にそのような傾向を確認することができる。但しこれは計算時間とのトレードオフになる。本稿では一律に $n_T=20$ として計算を行っている。

(4) 短期電力需要予測モデルの概要

本稿では、主成分分析と選択的アンサンブル平均法を用いた短期電力需要予測モデルを用いて評価を行っている。ここでは d 日の朝 8 時に $d+1$ 日の 24 時間値を予測することを想定し、以下のデータをモデルへの入力データとする。

電力需要データ： $d-1$ 日（24 時間値）、 d 日（午前 7 時まで）

暦データ（年、月、日、曜日、祝日）： $d-1$ 日、 d 日、 $d+1$ 日、 $d+2$ 日

気象データ（最高気温、最低気温、天候）： $d-1$ 日

気象予報データ（最高気温、最適気温、天候）： $d-1$ 日、 d 日、 $d+1$ 日

暦データについては年、月、日はその自然数値そのものを用い、曜日については日曜を 0、月曜を 1、・・・、土曜を 7 とする。また祝日については、その日が国民の祝日もしくは 12 月 29 日～1 月 3 日、8 月 13 日～16 日の期間内であれば 1、それ以外であれば 0 とする。気象及び気象予報データについては、日最高気温及び最低気温は℃単位の値をそのまま用い、

また天候については晴 (W_1)、雨 (W_2)、曇 (W_3)、雪 (W_4) の 4 つの変数を用意し、気象庁の公表する天気概況にそれぞれの語が含まれていれば 1、いなければ 0 とする。例えばその日の天気概況が「晴時々曇、一時雪、ふぶきを伴う」であった場合には、 $W_1=W_3=W_4=1$ 、 $W_2=0$ となる。気象予報については、前日朝時点のものを用いている。更に全ての値を次式に従って規格化し、モデルの入出力データとした。

$$x_t = \frac{X_t - \bar{X}}{X_{max} - X_{min}} \quad (3-5)$$

ここで X_t はもとの値、 \bar{X} 及び X_{max} 、 X_{min} はそれぞれ X_t の平均値、最大値及び最小値、 x_t はモデルの入出力データの値である。

モデルの概要は図 3-13 に示す通りである。

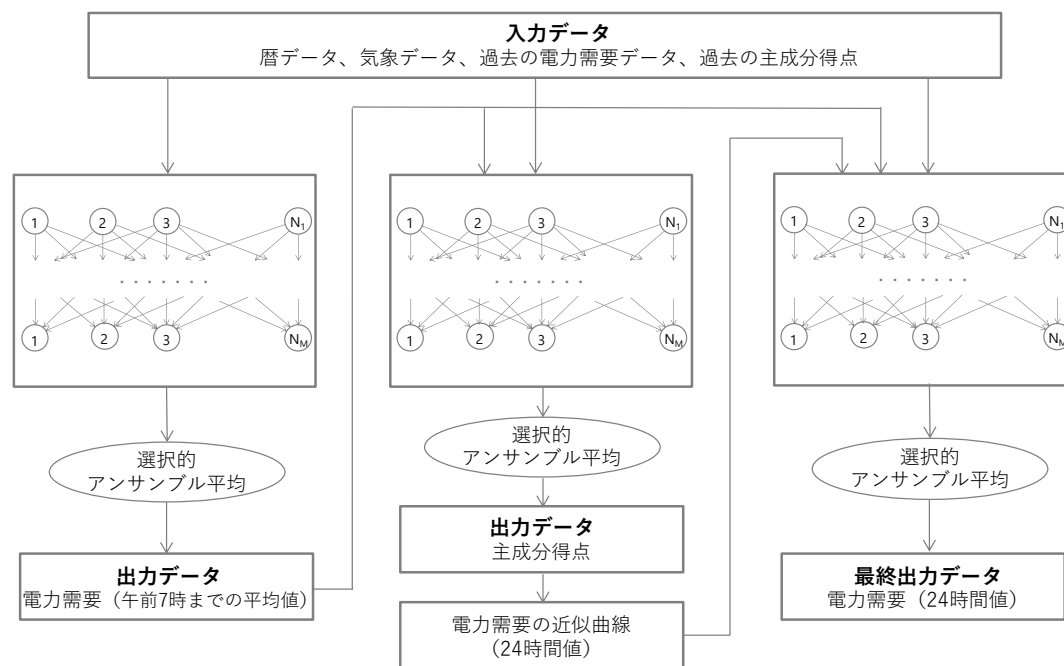


図 3-13 短期電力需要予測モデルの概念図

ここに示す通り、本モデルではタスクを 3 回に分割して予測を実施している。まず第一ステップでは、 $d+1$ 日の午前 0 時～7 時の電力需要平均値 $h_{7,d+1}$ を予測する。これは他の値が $d-1$ 日までしか実績値がないのに対し、この午前 7 時までの平均値は d 日までの実績値が存在し、より正確な予測が可能となるためである。第二ステップではこの $h_{7,d+1}$ を入力データに加え、また $d-1$ 日までの主成分得点実績値 (第 4 主成分まで) も入力データとした上で、 $d+1$ 日の主成分得点を予測する。この予測された主成分得点から $d+1$ 日の電力需要の近似曲線を得た上で、第三ステップでそれをも入力データに加えて $d+1$ 日の電力需要の 24 時

間値を予測する。なお各ステップにおいて $n_T=20$ として選択的アンサンブル平均を求め、それを予測値とした。なお平均的に電力需要の予測値が実測値よりもやや小さめに出るバイアスが見られたため、予測日から遡って 30 日程度の平均予測誤差 (24 時間ごと) を評価し、その値を最終出力データから控除した。この補正により、多くの地域で誤差率 (後述の MAPE) が平均して 0.1% 程度改善している。

3-4-2 使用データの概要と試算結果分析

(1) 使用データ

本分析では ANN を用いて旧一般電気事業者各社管内 10 地域における電力需要の予測を行った。分析にあたっては各社が公表した電力需要データを用いている。基本的には 2012 年 1 月 1 日から 2018 年 6 月 30 日までのデータを用いてモデルの学習・検証・評価等を行っているが、入手可能であったデータの制約から、沖縄のみ 2016 年 4 月 1 日以降のデータを用いて推計した。各地域の電力需要は地域特有の経済活動や気象条件などを反映しており、季節ごとの変化、日単位の変化について各地域それぞれの特色がある。

気象データとしては、旧一般電気事業者の本社・本店の所在となる各都市（表 3-2）につき、気象庁が公表する実績データ及び予報データを用いた。ここでは天候を示す変数（その日の天気概況が「晴」「曇」「雨」「雪」の各文字を含むか否か）及び最高気温・最低気温の値を用いている。

表 3-2 気象データ対象都市

地域	都市	地域	都市
北海道	札幌	関西	大阪
東北	仙台	中国	広島
東京	東京	四国	高松
中部	名古屋	九州	福岡
北陸	富山	沖縄	那覇

(2) 試算条件

本研究ではこれらのデータを用いて、2017 年 7 月から 2018 年 6 月までの期間を対象とした予測を行い、その予測値を実績値と比較して予測誤差を評価した。

人工ニューラルネットワーク等によって予測を行う際には、その時点で得られているデータを学習データと検証データに分けて評価を行うことが一般的である。学習データは文字通りモデルを学習させるために用いられる一方で、学習したモデルを検証し、ハイパーパラメータの設定などを行うために検証データが用いられる。本稿で示す手法では、選択的アンサンブル平均をとる際に検証データを用いている。

ここでは予測期間直前の 1 ヶ月間を検証期間とすることとした。例えば 2018 年 2 月の予測を行って予測誤差を評価する場合、2012 年 1 月（沖縄の場合は 2016 年 4 月）から 2017 年 12 月までのデータを学習データ、2018 年 1 月のデータを検証データとしてモデルの学習を行う。このようにして得られたモデルに対し、例えば 1 月 31 日朝時点で得られるデータを入力して 2 月 1 日の電力需要を予測し、2 月 1 日朝時点で得られるデータを入力して 2 月 2 日の電力需要を予測し、・・・と繰り返すことにより 2 月 28 日までの需要を予測して、

それらの予測値を実際の需要値と比較した。

なお同じ構造の ANN 及び全く同じ学習データであっても、学習前の初期値（一般的には乱数で与えられる）によって異なる学習をするため、それによる予測値（従って予測性能）も異なるものとなる。このため本稿では初期値を変えて同一の計算を 15 回繰り返し（各回ごとに上述の選択的アンサンブル平均法を用いているため、実際の計算回数は同一構造のモデルについて $20 \times 15 = 300$ 回となる）、その予測誤差の平均値によって評価を行った。

予測性能を示す指標としては、次に示す平均自乗誤差 (Root Mean Square Error: RMSE) 及び平均絶対誤差率 (Mean Absolute Percentage Error: MAPE) を採用した。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_t (f_t - y_t)^2} \quad (3-6)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_t \left| \frac{f_t - y_t}{y_t} \right| \quad (3-7)$$

ここで f_t は予測値、 y_t は実績値であり、 n は予測期間におけるデータの個数である。RMSE は予測対象データ、今の場合は各地域内の電力需要と同じ単位 (万 kW) をもつ誤差指標であり、各社別の電力需要の中で誤差の規模感を見るために有用である。一方で MAPE は誤差率 (%) を示しており、異なる地域間での予測性能を比べるために有用である。なお式(3-6)及び(3-7)からわかる通り、RMSE は MAPE に比べて大きな誤差に対してより大きなペナルティを与えるため、両者による予測性能の順位付けは常に一致するとは限らない。

(3) 予測結果と予測誤差分析

(a) 予測結果 (東京電力管内)

予測結果の例を図 3-14～図 3-17 に示す。ここでは東京電力管内を対象として、夏季 (2017 年 8 月 21 日～30 日)、秋季 (2017 年 9 月 1 日～10 日)、冬季 (2018 年 2 月 15 日～24 日)、春季 (2018 年 4 月 1 日～10 日) の翌日電力需要を予測した結果を実績値とともに示している。図中には予測結果が一本の曲線で描かれているが、実際には上述の通り当日の朝までに得られている情報のみをもとに翌日の 24 時間値を予測し、それをつなぎ合せて示している。またこれらの図は 15 回試みた結果の中での代表的な 1 例のみを示したものであることに留意されたい。

ここに示される通り同じ東京電力管内であっても予測誤差は季節によって大きく異っており、夏季及び冬季には RMSE がそれぞれ 195 万 kW 及び 174 万 kW と大きく、秋季及び春季にはそれぞれ 79 万 kW 及び 60 万 kW と小さい。例えば夏季の 2017 年 8 月 28 日には予測値は実績値を大きく下回っているが、この日の前日に公表された予想最高気温は 28°C、天気予報は「曇」となっており、実際の 31.4°C、「曇後晴」と大きく異っていた。また 8 月

30日には予想最高気温は33°Cでほぼ実際の値と同じであったものの、予想最低気温が27°Cと、実際の24.1°Cを大きく上回っている。また天気予報を外れて雨が降ったこともこの日の特徴である。

冬季で大きく予測が外れている2018年2月22日は予報を外して雪が降った日であり、最高気温も5.7°Cと、予想の9°Cを大きく下回っている。次の23日も天候は「みぞれ一時曇後晴」となっており、最高気温8.1°Cは予報値11°Cを大きく下回っていた。このように、天気予報の誤差による予測誤差への影響は大きい。一般的には夏季には実際の気温が予報値よりも高い、もしくは予報に反して晴れた場合に電力需要は予測値を上回り、冬季には逆に実際の気温が予報値よりも低い、もしくは予報に反して雪が降った場合などに電力需要が予測値を上回る。

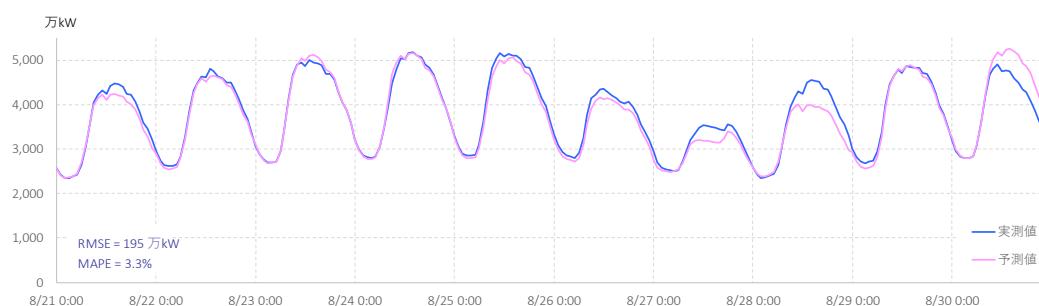


図 3-14 東京電力管内の需要予測例（2017年8月21日～30日）

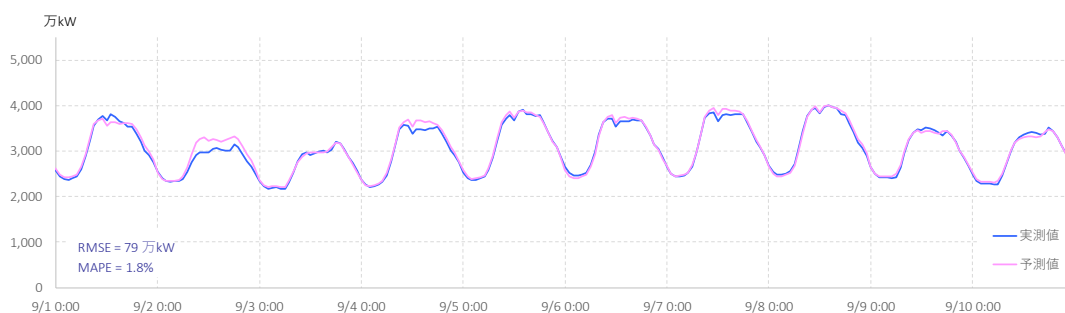


図 3-15 東京電力管内の需要予測例（2017年9月1日～10日）

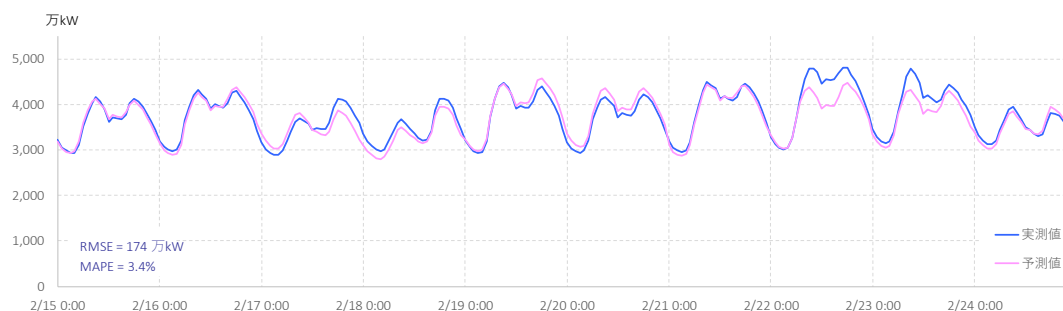


図 3-16 東京電力管内の需要予測例（2018年2月15日～24日）

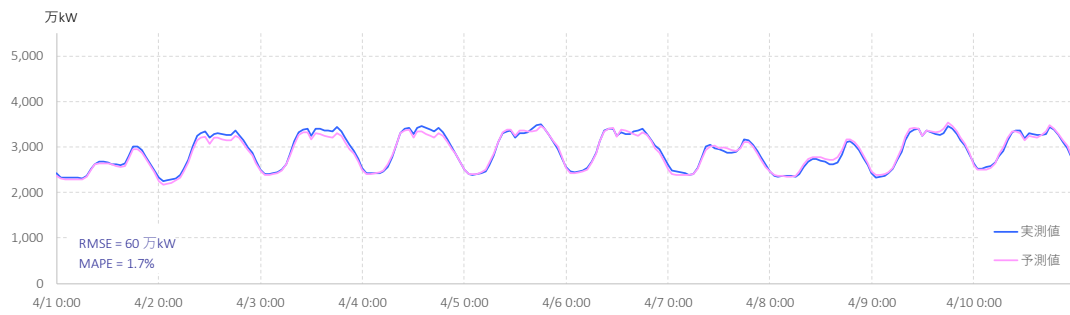
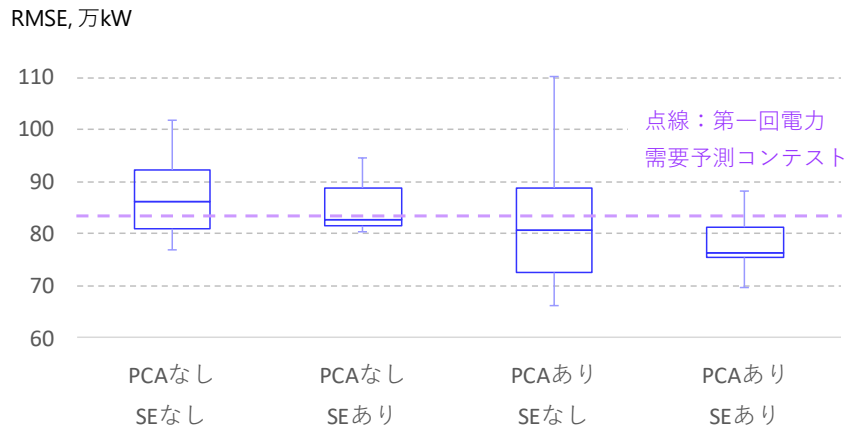


図 3-17 東京電力管内の需要予測例 (2018 年 4 月 1 日～10 日)

ここで、図 3-14 に示す 2017 年 9 月 1 日～10 日のうち、最初の日を除く 2 日から 10 日は東京電力による「第 1 回電力需要予測コンテスト」の予測対象期間と一致しており、図に示す例ではこの 1 日を除いた期間の RMSE は 77.8 万 kW となっている。この期間を対象とした RMSE をそれぞれ 15 回の試行について箱髭図で示すと図 3-18 の通りとなる。主成分分析を行わず、選択的アンサンブル平均も行わない素朴な方法では、15 回の RMSE の中央値は 86 万 kW、平均値は 87 万 kW となる。それに対し、選択的アンサンブル平均をとった場合、及び主成分分析を行った場合には中央値はそれぞれ 83 万 kW 及び 81 万 kW、平均値はそれぞれ 85 万 kW 及び 83 万 kW となる。両方行った場合には誤差は更に低減し、中央値 76 万 kW、平均値 78 万 kW となる。第一回電力需要コンテストにおいて最優秀賞を受賞した (株) 東芝による予測誤差が 83.49 万 kW であったことを考慮すると、少なくともこの予測期間に対しては、本手法によって良好な予測が可能であったと考えられる。



PCA：主成分分析、SE：選択的アンサンブル平均

図 3-18 東京電力管内の需要予測誤差 (RMSE：2017 年 9 月 2 日～10 日)

(b) 計算条件と予測誤差

計算条件の差による予測誤差の変化を図 3-19 (RMSE) 及び図 3-20 (MAPE) に示す。

ここでは以下の5つの条件のもとに計算を行っている。

- S：2016年4月1日からのデータで学習、1地点の気象予報データを用いて予測
- M：2012年1月1日からのデータで学習、1地点の気象予報データを用いて予測
- M2：2012年1月1日からのデータで学習、2地点の気象予報データを用いて予測
- MT：2012年1月1日からのデータで学習、1地点の気象データ実績値を用いて予測
- L：2008年1月1日からのデータで学習、1地点の気象予報データを用いて予測

ここで1地点とは東京、2地点とは東京及び宇都宮である。上述の通り一つの月について15の異なる初期条件のもとに試算を行い、その予測誤差の平均値のみを示しているが、実際には初期条件に応じて各月RMSEについては3~4万kW程度、MAPEについては0.1%程度の標準誤差で値がばらついていることに留意されたい。

S、M及びLの差は学習に用いるデータセットの大きさの差であり、一般的にはより大きなデータを用いて学習を行った方が予測性能が向上すると考えられる。但し遠い過去と直近とで電力需要の変化が異なる挙動を示す場合には、過去のデータを学習に含むことで予測性能が悪化することも当然あり得る。例えばLは2011年3月の東日本大震災以前のデータをも含んでおり、実際に震災前後で国民の電力消費行動には大きな変化があったこと、また特に2011年には他年と異なる節電行動があったことなどを考えると、2011年以前のデータが現在の電力需要の変化とどの程度関係しているかは、アприオリには明確でない。

図3-19と図3-20とにおいてSとMを比較すると、全ての場合についてSよりもMの方が誤差が小さい。年間平均でみるとSのRMSE 133万kW、MAPE 2.7%に対し、MではRMSE 116万kW、MAPE 2.3%とかなり誤差が小さくなっている。このことから、Sのように2年間程度のデータを用いて学習させるだけでは必ずしも十分ではなく、より長期のデータを使うことにより予測精度を向上させ得ることがわかる。

一方でMとLとを比較すると、例えば1月や9月にはLの方が誤差が小さくなっている一方で、2月や12月には逆にMの方が誤差が小さくなっている。通年平均でみるとRMSE及びMAPEは概ね同程度であり、統計的に有意な差が見られない。このように、2011年以前のデータを学習させることによって予測性能は有意に向上しない。但しこれが上述のような震災前後の電力消費行動の変化によるものであるか、或いは単に6年間程度以上の長期のデータを含めても予測性能は向上しない、ということの意味するのかについては、更に検討が必要である。

MとM2の差は多地点化の影響を示す。一般的には、より多くの地点のデータを用いて学習を行うことにより予測誤差が小さくなると想定される。但し図3-19及び図3-20を見ると多くの月でM2の方が誤差が小さくなっている一方で、1月~3月や9月のように逆に誤差が大きくなる月もある。通年平均ではRMSEは116万kWから115万kWへとわずかに低下するが、この差についても統計的に有意であることは、少なくともこの結果のみからは示されない。

MT は気象予測データの代わりにその日の実測の気象データを用いて計算を行った場合である（従ってこれは「予測」ではない）。ここでは当然ながら誤差が大幅に低下しており、年間平均の RMSE は M の 116 万 kW に対して 90 万 kW、MAPE は 2.3% に対して 1.9% となっている。但しこのケースにおいても夏・冬の方が春・秋よりも誤差が大きくなる傾向は変わらない。即ち、天気予報の誤差は電力需要予測の誤差の大きな要因ではあるものの、それ以外の何らかの理由によっても夏・冬の予測誤差が大きくなっていることが推測される。

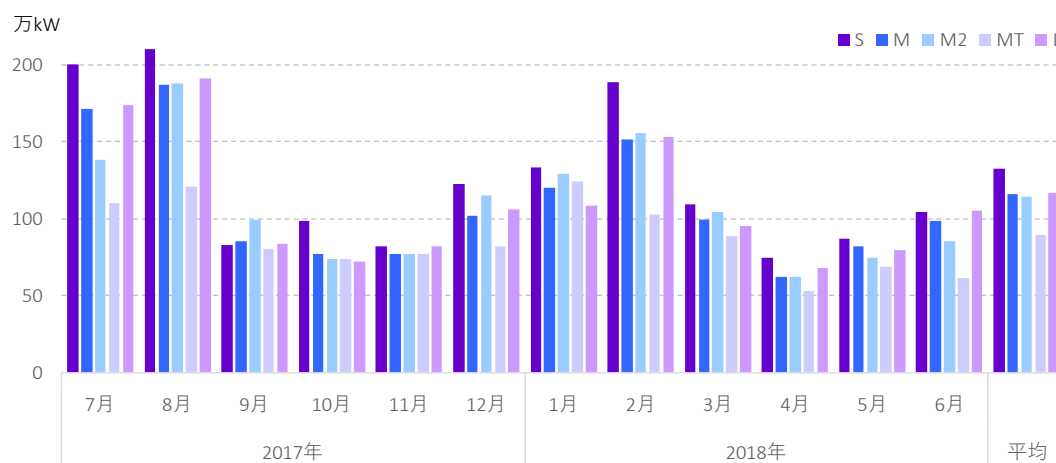


図 3-19 計算条件による予測誤差の変化（RMSE：東京電力管内）

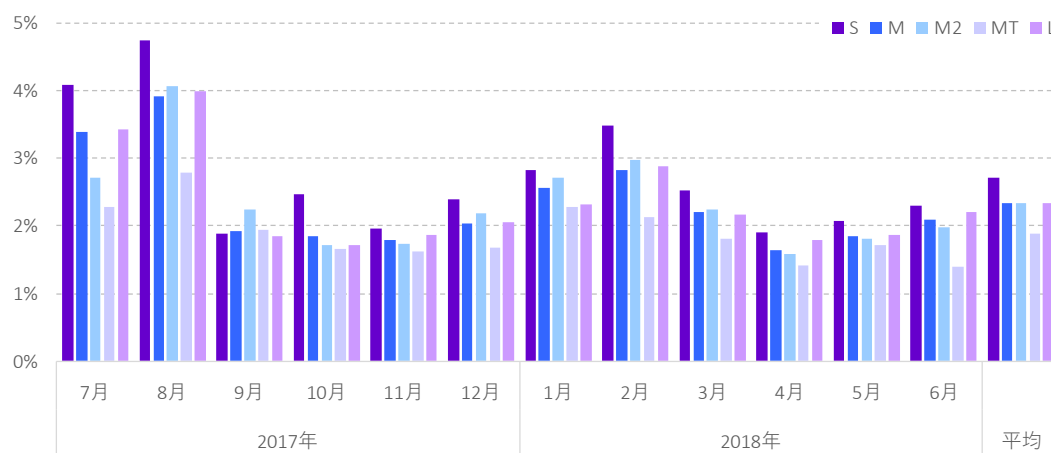


図 3-20 計算条件による予測誤差の変化（MAPE：東京電力管内）

なお図 3-19 及び図 3-20 にも示されるように、二つのモデル、例えば M と M2 との予測誤差の優劣は月によって大きく変化することには十分に注意する必要がある。例えば 2018 年 1 月を対象として評価した場合、M よりも M2 の方が誤差が大きくなる。これはランダムな初期値の与え方によって「たまたま」そうなったのではなく、多数回の計算を行う

と統計的にも有意にそのような結果となる。しかしそれは M の方が M2 よりも「良い」モデルであることを意味するわけではない。即ち、例えば 7 月には M よりも M2 の方が逆に有意に誤差が小さくなり、通年平均では上述の通り有意な差は見られない。このことから、電力需要予測において異なる手法やモデルの優劣を評価する場合、小さなデータセットの上でのみ行った評価は妥当でない可能性が高いと考えるべきであろう。即ちモデルの相互比較を行う際には、可能な限り大きなデータセットの上で評価を行うことが望ましい。

一方で M と M2 の比較に限って言えば、M2 の誤差が大きくなることがあるのは宇都宮の気象を入力データとすることが必要以上に擾乱を与えるためと考えられることから、例えば更に多地点の気象条件を用いる、或いは人口や電力需要などで重み付けを行う等の処理をすることにより、年間を通じて有意に予測性能を高め得る可能性もあると思われる。

(c) 地域別予測誤差

本節では例として、2018 年 6 月 20 日～29 日の電力供給区域（10 地域）ごとの予測結果を示す。ここでは前述の通り沖縄以外の全ての地域について 2012 年からのデータを用いて学習を行っており、また各地域 1 地点のみの気象データをもとに予測を行っている。

北海道

北海道電力管内の 6 月 20 日～29 日の平均電力需要は 307 万 kW、最大は 29（金）午後 4 時の 362 万 kW、最小は 26（火）0 時の 258 万 kW であり、この期間は約 100 万 kW の比較的狭いレンジで電力需要が変動していたため予測がし易かったといえる。そうした背景もあり、平均 RMSE=7 万 kW と良好な予測結果となった。一方で、予想最高気温 15°C に対して最高気温が 26.2°C（誤差 11.2°C）であった 23（土）は、RMSE=9.5 万 kW、MAPE=2.4% と他の日に比べ精度が悪化した。特に気温の予測が大きく外れたと考えられる 10 時～17 時は RMSE=15 万 kW と長時間にわたって過小な予測となっている。また、短時間で最も予測が外れたのは 26（火）11 時で、最大電力需要 345 万 kW に対し約 23 万 kW 過小な予測をした。これは午前中に突如発生した電力ピークを予測することができなかったことによる。同様の予測外しは 20（水）、22（金）、27（水）にも確認された。いずれも 1 日の予想最高・最低気温に大きな誤差は確認されておらず、もしこの電力需要ピークが気温に起因する場合は、1 時間毎の気温予報データを学習させなければ改善できない可能性がある。

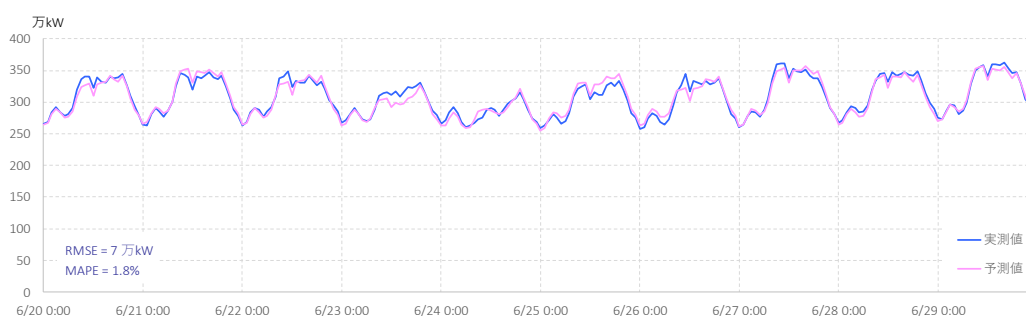


図 3-21 北海道電力管内の予測結果例

東北

東北電力管内の6月20日～29日の平均電力需要は682万kW、最大は29（金）午前11時の810万kW、最小は24（火）1時の594万kWであり、この期間は約200万kWの比較的狭い範囲で電力需要が変動していたため予測がし易かったといえる。そうした背景もあって平均RMSE=13万kW、MAPE=1.3%と良好な予測をし、この平均のMAPEはこの期間における予測では10地域中で最高の精度であった。一方で、26（火）、29（金）にはRMSE=18万kW及び25万kW、MAPE=2.1%及び2.7%と実績に比べて過小の予測をした。この2日に共通することは、学習に用いた仙台の気温変化に対して、他の地点、例えば新潟の気温変化が異なる動きをしたという点である。例えば、26は仙台の最高気温は対前日4°C低下であったが、新潟は6.8°C上昇していた。また、29日は仙台の最高気温は対前日4°C上昇したのに対し、新潟は7.6°C上昇していた。いずれもこの過小予測は他の地域での需要増加を予測できなかったことに起因すると考えられ、この様に供給範囲が広く電力需要が点在している東北電力管内では、気象データ1地点では他の地域での需要変化に対応しきれない可能性が伺える。

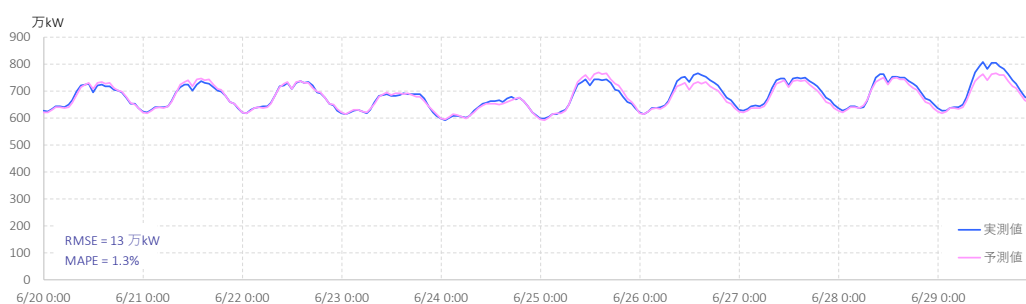


図 3-22 東北電力管内の予測結果例

東京

東京電力管内の6月20日～29日の平均電力需要は3,316万kW、最大は29（金）午後2時の4,727万kW、最小は24（日）午前5時の2,213万kWであった。モデルはRMSE=81万kWと良好な予測をしているが、27（水）には最大電力需要4,540万kWを4,257万kW

と過小に予測している。この日の最高気温 31.7°C・最低気温 24.9°Cに対して予想最高気温は 30°C、最低気温は 23°Cと、天気予報の誤差に応じて予測誤差が生じたことが伺える。

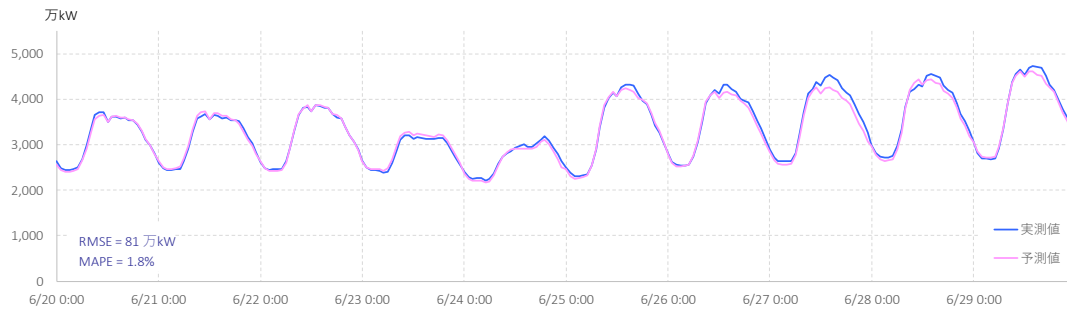


図 3-23 東京電力管内の予測結果例

中部

中部電力管内の 6 月 20 日～29 日の平均電力需要は 1,578 万 kW、最大は 28 (木) 午後 2 時の 2,130 万 kW、最小は 24 (日) 午前 6 時の 997 万 kW であった。RMSE=45 万 kW と概ね良好な予測をしているが、25 (月)～27 (水) の午後においてはほぼ一貫して需要を過少評価する傾向が見られた(平均 67 万 kW、最大 124 万 kW の過少評価)。当該 3 日間における最高気温の実績－予報差は平均+1.5°C程度であり、27 日の最高気温で+2.5°Cと比較的高い予報差を記録した点を除いては、他期間と比較して顕著な予報差は生じていない。

他方で、最高気温実績に着目すると、23 (土) 以前の期間は、概ね 30.0°C以下で推移したのに対し、24 (日) には 31.1°C、翌 25 (月) には 33.9°Cと 2 日連続で当年度最高を更新している。このことから、急激な気温上昇に起因する冷房需要の増加局面において、モデルによる実績と予報との差が拡大する傾向が示唆される。

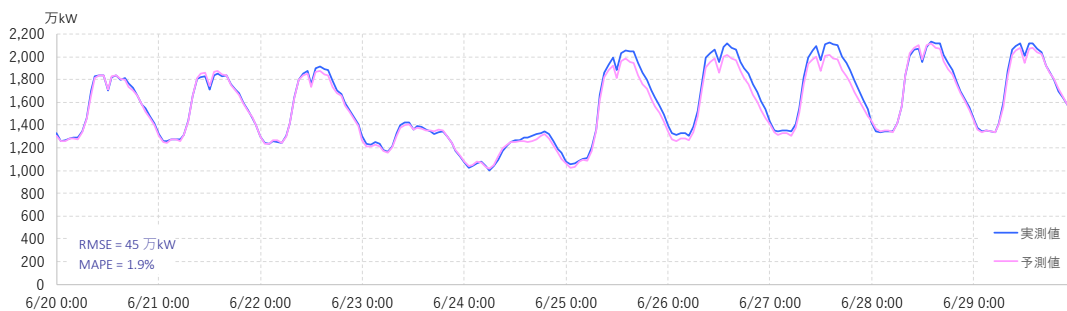


図 3-24 中部電力管内の予測結果例

北陸

北陸電力管内の 6 月 20 日～29 日の平均電力需要は 333 万 kW、最大は 29 (金) 午前 11 時の 440 万 kW、最小は 24 (日) 午前 7 時の 232 万 kW であった。RMSE=12 万 kW と概ね良好な予測をしているが、29 (金) 午後より予想値に過大評価の傾向が見られ、同日午後 4 時に、実績値 401 万 kW に対し予測値 451 万 kW と期間最大の過大評価が生じている。

この日の最高気温 30.7°C に対して予想最高気温は 34°C と、天気予報の誤差に応じて予測誤差が生じたことが伺える。

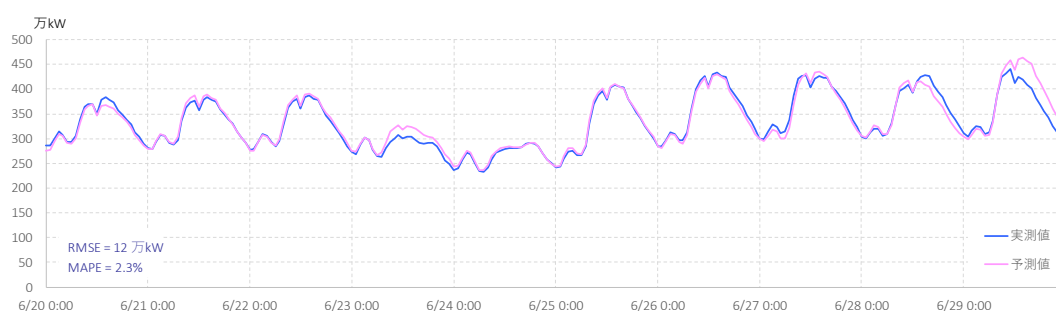


図 3-25 北陸電力管内の予測結果例

関西

関西電力管内の 6 月 20 日～29 日の平均電力需要は 1,681 万 kW、最大は 28 (木) 午後 2 時の 2,319 万 kW、最小は 24 (日) 午前 1 時の 1,160 万 kW であった。RMSE=70 万 kW、MAPE=3.0% と予測精度は他地点よりやや劣後しており、特に、25 (月)～27 日 (水) の日中付近 (午前 9 時～午後 6 時までの間) については、予測値が需要を過少評価する傾向が顕著に見られた。

この要因として、当該 3 日間における最高気温の実績－予報差の平均が +2.1°C 程度と、他の期間の予想差との比較でやや高めに推移したことが考えられるほか、24 (日) までは概ね 30.0°C 以下で推移していた最高気温が、25 (月) に 33.1°C と当年度最高気温を更新、翌 26 (火) に 31.6°C、続く 27 (水) に 33.5°C と、急激に上昇にしたことで、冷房需要が急速に増加、それに伴う急激な需要の変化を、モデルが正確に捕捉できなかったことが考えられる。

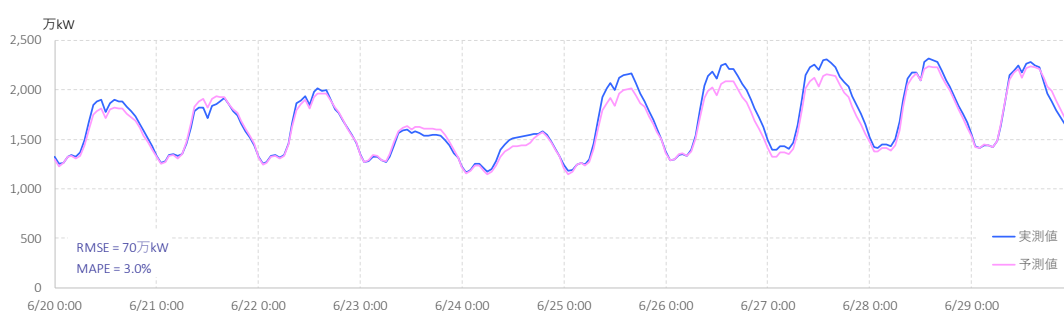


図 3-26 関西電力管内の予測結果例

中国

中国電力管内の 6 月 20 日～29 日の平均電力需要は 679 万 kW、最大は 28 (木) 午後 2 時の 876 万 kW、最小は 24 (日) 午前 1 時の 506 万 kW であった。24 (日)～29 (金) は各日の最大電力量に対してやや過小な予測が 6 日間連続で発生し、MAPE は 10 地域のうち

8 番目の精度となる 2.8%となっている。この予測誤差は、最高気温の推移が 25 (月) に 31.1°C (対前日+4.0°C) と 2012 年以降の当該日では最も高くなる一方、翌日の 26 (火) には 26.1°C (対前日-5.0°C) と最高気温が急低下したことに加え、26 (火)・28 (木) は最高気温の予報との誤差がそれぞれ+2.9°C・-2.7°C、24 (日)・29 (金) は最低気温の予報との誤差がそれぞれ-2.2°C・+2.4°Cとなるなど、最高気温の乱降下や予報の誤差に応じて生じている可能性が考えられる。

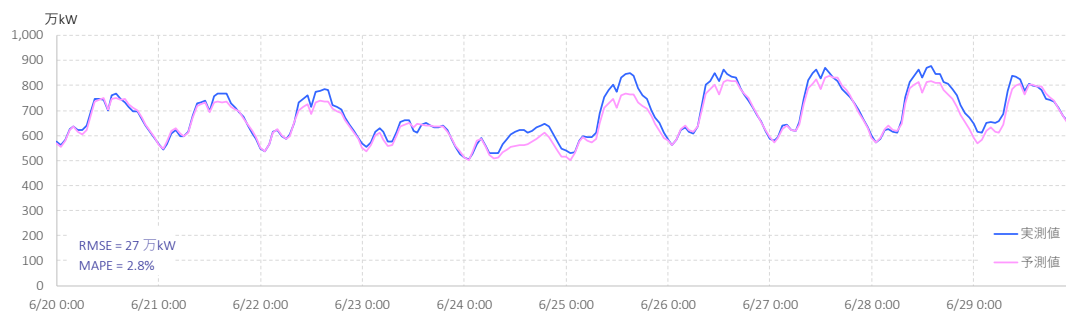


図 3-27 中国電力管内の予測結果例

四国

四国電力管内の 6 月 20 日～29 日の平均電力需要は 313 万 kW、最大は 28 (木) 午後 2 時の 426 万 kW、最小は 24 (日) 午前 7 時の 223 万 kW であった。20 (水)・25 (月)・26 (火)・27 (水) はやや過小な予測となっている。20 (水) は最高気温 23.7°C に対して予想最高気温は 25°C と、天気予報の誤差に応じて予測誤差が生じたことが伺える。また、25 (月)・26 (火)・27 (水) は 2012～2017 年の当該日における平均的な最高気温より 3～5°C 程度高く、例年よりも冷房需要が早めに現れたことにより予測誤差が生じている可能性が考えられる。

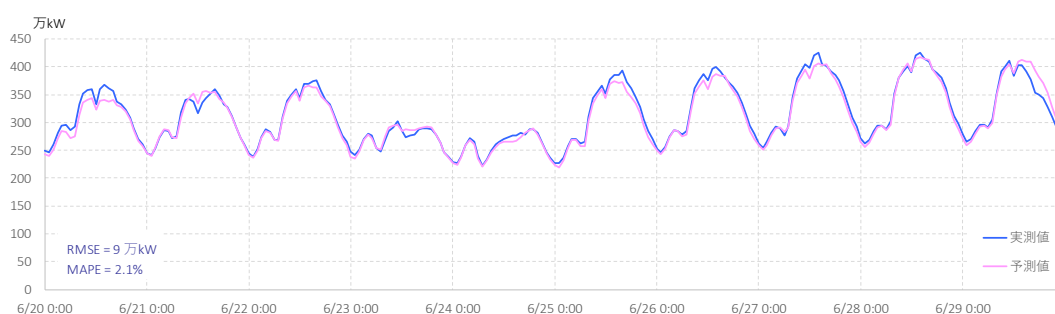


図 3-28 四国電力管内の予測結果例

九州

九州電力管内の 6 月 20 日～29 日の平均電力需要は 997 万 kW、最大は 27 (水) 午後 1 時の 1,273 万 kW、最小は 24 (日) 午前 1 時の 719 万 kW であった。22 (金)～26 (火) まで 5 日間連続で予測を大幅に外したことにより MAPE は 10 地域中最大の 3.6% となっ

た。そのうち、23（土）は予想最高気温 31℃に対して最高気温が 24.5℃（誤差 -6.5℃）であり、過大な予測をしたことが伺える。また、22（金）、23（土）、25（月）、26（火）には天気予報が外れて雨が降った。そうした不安定な気象の影響を受け予測精度が悪化した可能性も考えられる。

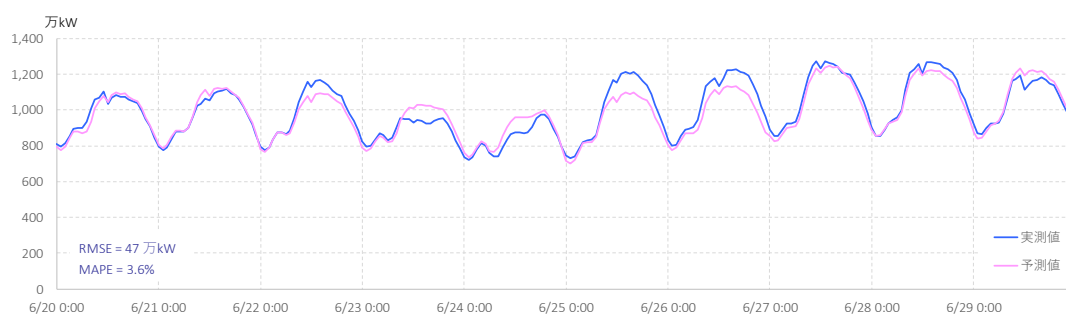


図 3-29 九州電力管内の予測結果例

沖縄

沖縄電力管内の 6 月 20 日～29 日の平均電力需要は 116 万 kW、最大は 28（木）午後 3 時の 141 万 kW、最小は 23（土）午前 3 時の 88 万 kW であった。同管内では、後述する年間平均の予測誤差が MAPE=3.0%と 10 地域中で最も大きいものに対して、当該期間の予測誤差は MAPE=1.7%と比較的良好な結果となっている。これは当該期間は電力需要の波形が各日とも似ており、安定的に推移していることに起因すると思われる。一方、24（日）・25（月）はやや過小及び過大な予測となっている。但し、何れの日も天気予報による最高気温・最低気温の予測誤差は 1℃未満であり、ここには大きな誤差は見受けられない。今回の評価では那覇のみの気象データを用いて予測を行っているが、沖縄のような多くの島嶼からなる地域の電力需要について、より多地点のデータを用いることによりどの程度まで予測性能が改善するかを探ることは興味深い課題である。

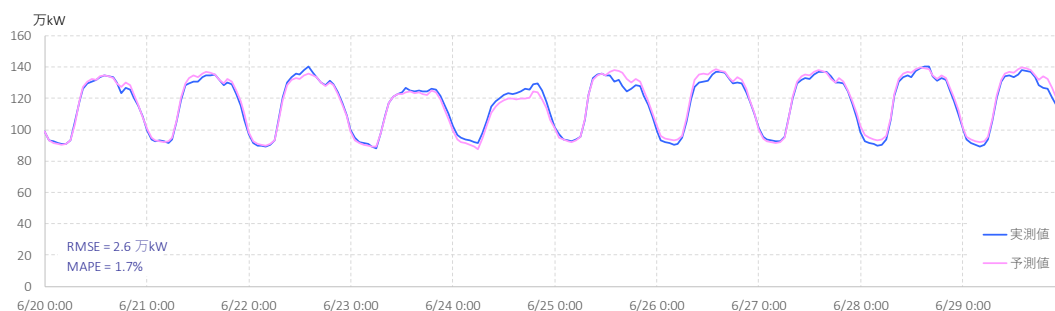


図 3-30 沖縄電力管内の予測結果例

(d) 月別予測誤差

10 地域について予測の誤差（MAPE）を月ごとに示すと表 3-3 及び図 3-31 の通りとな

る。ここに示すように、多くの地域において夏（7月と8月）と冬（1月と2月）に誤差が大きい。地域別に見ると東北が年間平均で1.4%と著しく誤差が小さい一方で、中国や九州、沖縄において誤差が大きくなっている。但し沖縄の誤差が大きい理由の少なくとも一部は、沖縄のみ学習データが少ないことに起因すると考えられる。また図 3-32 に示す通り、予測誤差は日中に大きく、夜間に小さい。但し北海道や沖縄では、この形状は多地域とはやや異なるものとなっている。

北海道電力、北陸電力、関西電力及び九州電力については、各社のウェブサイト上にそれぞれの供給区域内における過去の電力需要の予測値が掲載されている。ここで対象とした2017年7月から2018年6月までの期間では、各社の予測におけるMAPEはおよそ3.1%、2.4%、2.5%及び2.4%であった。但しこれらの予測値は前日夜、もしくは当日朝など異なる時点の予測を含むために直接比較することはできない上に、電力会社は多くの場合、電力の供給安定性の観点から、需要を意図的に高めに想定する傾向にあることにも注意が必要である。一方で本稿での予測は前日朝の時点想定しており電力会社の公表する需要予測時点よりも早いものであること、またごく限られた入力データのみに基づいていることなどを考えると、表 3-3 に見られる平均2.5%弱のMAPEは概ね良好な結果を示しているとも見られる。

図 3-33 には地域別の予測誤差率（予測値と実績値との差を実績値で除した値）の分布を示す。このグラフには10地域それぞれについて、365日×24時間×15回試行（131,400データ）の誤差率を0.1%の位で四捨五入し、頻度として示している。誤差の分布はこのように沖縄で広く、東北で狭くなっているが、多くの地域で概ね誤差率±5%の範囲の中に位置しており、稀に10%に近い、もしくはそれを越える誤差を示す結果となっている。

表 3-3 地域別・月別の平均誤差率（MAPE）

	2017年						2018年						年間平均
	7月	8月	9月	10月	11月	12月	1月	2月	3月	4月	5月	6月	
北海道	2.8%	2.1%	2.3%	2.2%	2.4%	2.5%	2.5%	2.3%	3.0%	2.6%	2.1%	1.8%	2.4%
東北	2.0%	1.8%	1.4%	1.0%	1.2%	1.5%	1.6%	1.9%	1.7%	1.1%	0.9%	1.2%	1.4%
東京	3.4%	3.9%	1.9%	1.9%	1.8%	2.0%	2.6%	2.8%	2.2%	1.6%	1.8%	2.1%	2.3%
中部	2.2%	3.8%	2.6%	2.2%	1.7%	2.2%	2.9%	1.9%	2.0%	2.0%	2.1%	1.6%	2.3%
北陸	3.0%	3.0%	2.1%	1.6%	2.5%	2.7%	3.0%	2.9%	2.6%	2.0%	2.2%	2.2%	2.5%
関西	2.6%	3.7%	2.4%	2.3%	1.9%	1.9%	2.5%	2.4%	2.1%	1.8%	1.7%	2.3%	2.3%
中国	3.3%	3.9%	3.0%	2.3%	2.3%	2.5%	3.0%	2.5%	2.6%	2.2%	2.8%	2.4%	2.7%
四国	3.0%	3.0%	2.6%	2.3%	2.0%	2.7%	3.1%	2.8%	2.5%	2.0%	1.9%	1.9%	2.5%
九州	2.7%	3.8%	3.3%	2.6%	2.0%	2.5%	3.1%	2.9%	2.6%	2.4%	2.0%	2.7%	2.7%
沖縄	2.3%	2.4%	3.8%	3.9%	2.7%	2.3%	2.8%	3.6%	2.4%	2.6%	3.6%	3.2%	3.0%

註：MAPEの大きさに対応して網掛けを表示

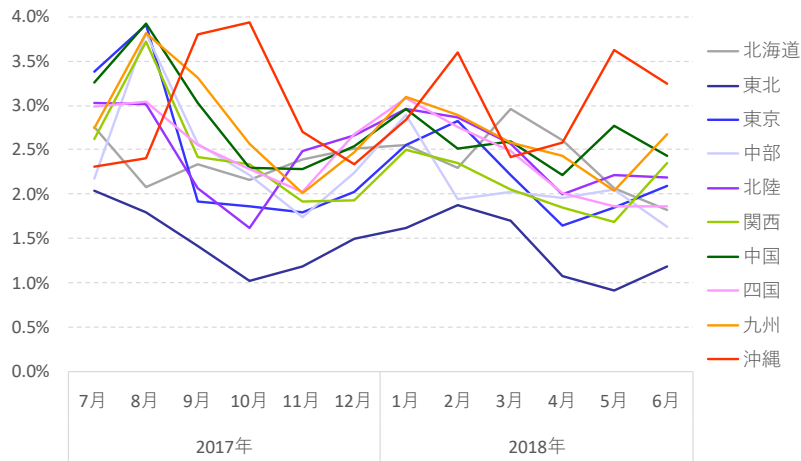


図 3-31 地域別・月別の平均誤差率 (MAPE)

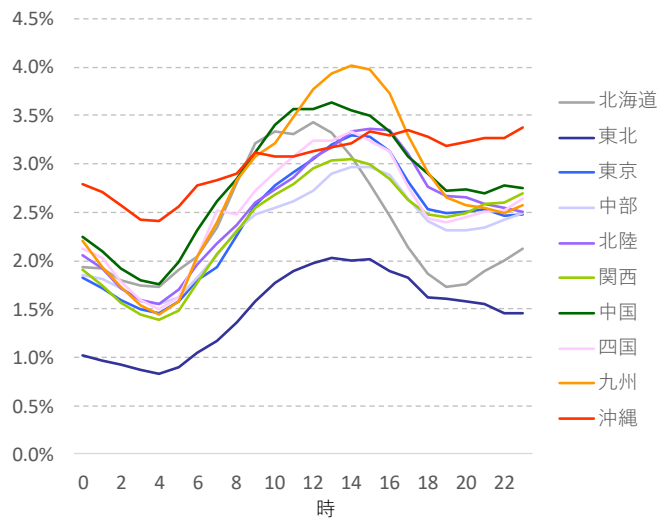


図 3-32 地域別・時間別の平均誤差率 (MAPE)

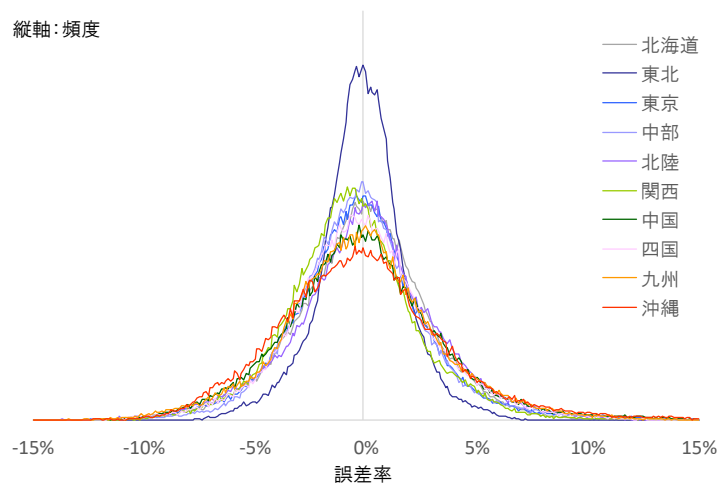


図 3-33 各地域の誤差率の分布

各地域・各月の平均 RMSE と平均 MAPE をプロットすると図 3-34 の通りとなる。RMSE と MAPE は強く相関し、また電力需要規模の大きい東京・関西・中部等の地域で RMSE が大きくなっている。

また、予測誤差が大きくなる夏季や冬季は、電力需要の変動が大きくなる時期であることは注意に値する。図 3-35 に示すように、横軸に各月内の電力需要の標準偏差 (σ) を年平均需要 (μ) で除した値をとり、縦軸に各月の MAPE をとると、両者が緩やかな相関を示していることが伺える。このことから、例えば東北で予測誤差が小さい理由の一端は、電力需要の変動が他の地域に比べて小さいことにあると見ることもできるであろう。また北海道において他の地域と異なり 1 月や 2 月よりもむしろ 3 月に誤差が大きくなっていることは、北海道の 3 月の需要の標準偏差が 1 月や 2 月よりも大きくなっていることと関係しているかも知れない。但し需要の標準偏差のみで予測誤差の大小が決るわけでは勿論なく、例えば中国で 5 月に誤差が大きくなっている理由は不明である。

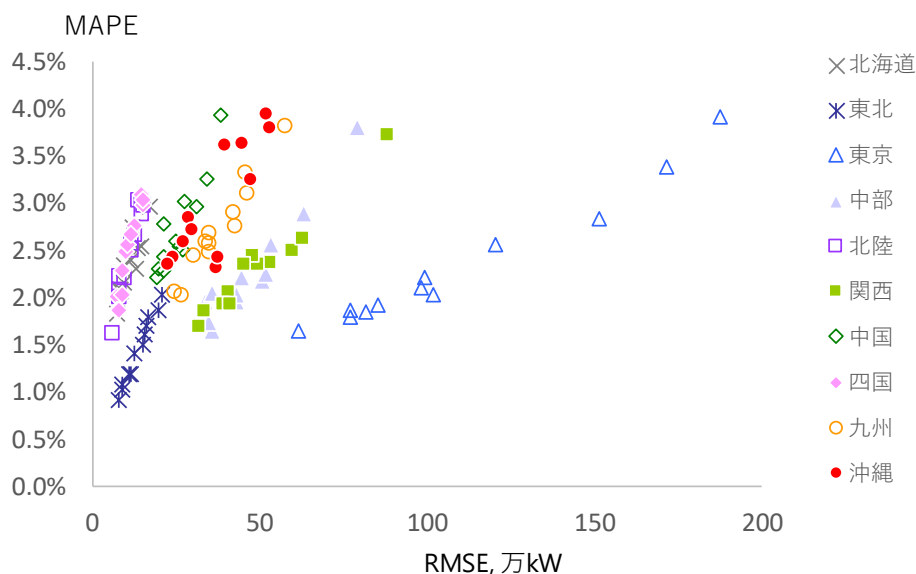


図 3-34 RMSE と MAPE との関係

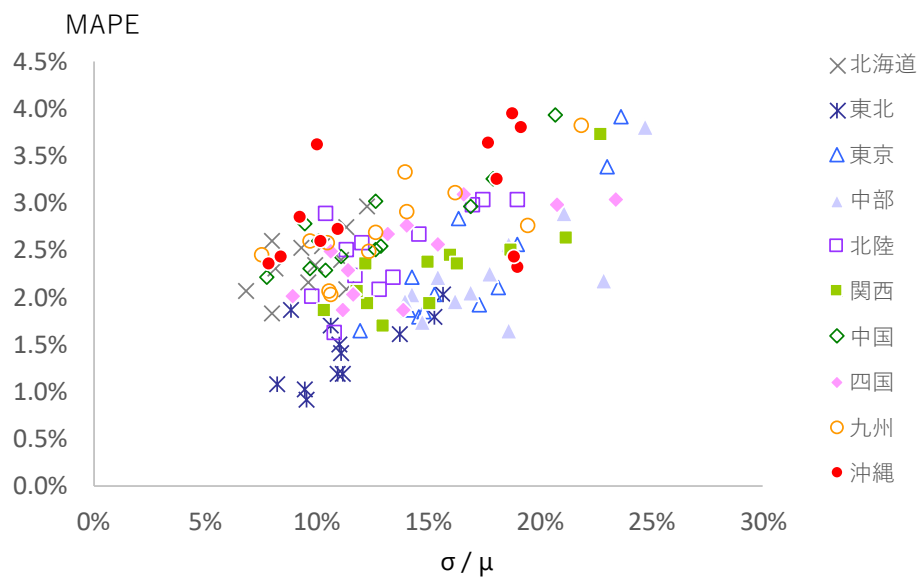


図 3-35 電力需要の標準偏差と MAPE との関係

4. 電力部門経済性評価の実証分析

本章では、電力部門の経済性評価のための手法を検討・整備し、モデルを用いた実証分析を行うための基礎的な情報を整備することを目指す。まず 4-1 節では従来の経済性指標である LCOE (levelized cost of energy/electricity) について、国内外の検討事例をまとめるとともに、現状で何が課題となり得るかを整理した。ついで、これによって特に重要と考えられる初期費用(建設費用)について、4-2 節及び 4-3 節で定量的に評価を行った。具体的には、4-2 節では日本において福島事故までの間に建設された全ての商業用軽水炉の建設費用データを収集し、それを用いて建設単価(建設費用を設備容量で除した値)がどのような要因によって変化するかを定量的に分析し、海外のデータ(米国及びフランス)を用いた類似の分析例とは異なる結果を得た。また 4-3 節では太陽光及び陸上風力発電について過去の初期費用データを収集し、太陽光モジュールないし風力タービンとそれ以外の部分に分けて習熟率を推計することにより、今後 2050 年にかけてどの程度これらのコストが低減し得るかを定量的に評価した。

更に 4-4 節では、再生可能エネルギー大量導入時の経済性評価にとって重要とされる「LCOE を超える」評価指標について検討を行った。ここでは LCOE 及び System LCOE の概念を再構築し、新たに平均/限界 System LCOE の概念を提示した上で、それを簡易モデルによって例示し、既往文献で示されている System LCOE_HUE との比較についても論じた。

4-1 平準化発電原価(LCOE)に基づく費用推計

4-1-1 OECD による費用推計

LCOE は電力部門の経済性を評価するための指標として、従来最も広く用いられてきたものである。例えば経済協力開発機構(Organisation for Economic Co-operation and Development: OECD)では 1983 年以降、継続的に各国の電源別 LCOE を網羅的に評価する取り組みが進められている(OECD/NEA, IEA, 2015)。ここで求めるものはいわゆる「発電単価」、即ち 1kWh の電力をある特定の技術によって発電するために必要なコストであり、実際の発電プラントは数十年の長期にわたって計画・建設・運用・廃止等がなされるため、そのライフサイクルにわたる(理念上は)全ての費用をプラントの運転開始時の現在価値に換算して評価することが特徴的である。具体的には、 t 年にかかる費用 C_t と同年に発電される電力量 E_t に対し、仮にその電力が 1kWh 当り一定の実質価値 p を持っていたとして、実質割引率 r のもとに以下の均衡式を想定する。

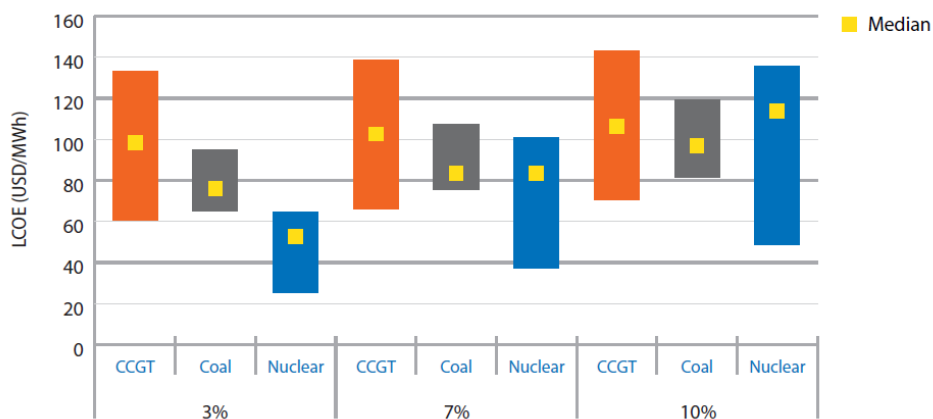
$$\sum_t \frac{C_t}{(1+r)^t} = \sum_t \frac{pE_t}{(1+r)^t} = p \sum_t \frac{E_t}{(1+r)^t} \quad (4-1)$$

これにより

$$p = \sum_t \frac{C_t}{(1+r)^t} / \sum_t \frac{E_t}{(1+r)^t} \quad (4-2)$$

として求められる値が LCOE と呼ばれる。 C_t に含まれる大きな要素は資本費、運転維持費、燃料費などであるが、例えば原子力発電の場合には廃止措置や廃棄物処分にも無視できない費用がかかるため、これも含まれる。また近年では CO₂を排出する火力発電に対しては、一定の炭素価格を想定し、それを燃料消費量に比例して計上することが多い。

図 4-1 は OECD による評価結果例(火力及び原子力)を示す(OECD/NEA, IEA, 2015)。ここでは各電源について、2020 年に運転開始するプラントを想定した LCOE の評価結果を示している。評価結果は国ごとに大きくことなつたものとなつており、図中には各電源の LCOE が幅をもって示されるとともに、中央値 (Median) も併せて示されている。



(出所) OECD/NEA, IEA (2015)

図 4-1 OECD による LCOE 評価例 (石炭火力、ガス火力、原子力)

式(4-1)からわかるように、LCOE の値は割引率 r の想定によって大きく変化する。具体的には、仮に r が上昇した場合、原子力や再生可能エネルギーといった初期費用が大きい電源は LCOE が大きく上昇する一方で、火力発電のように発電と同時に大きな燃料費がかかる電源は r の影響を大きく受けない。実際に図 4-1 から読みとれるように、割引率 3% の場合には原子力の LCOE の中央値はガス火力や石炭火力に比べて顕著に低いが、割引率 10% ではその何れよりも高くなる。

また費用 C_t (のうち初期投資や固定運転維持費) は当該プラントの設備容量に強く依存するため、一定の設備からどれだけ多くの電力 E_t を産出できるか (=設備利用率) が LCOE に大きく影響する。例えば風力発電や太陽光発電はその国・地域の気象条件等によって設備利用率が大きく異なるため、それに応じて LCOE にも大きな差が見られることになる。

LCOE とはある電力システム内において将来のある年を対象とし、既存の設備が全くな

い状態から電力供給のための設備を全て建設すると仮定した場合（Greenfield と呼ばれる）において、電源間の代替による総費用の変化を線形で近似したものと理解することができる。即ち、電源 A 及び B の LCOE をそれぞれ L_A 及び L_B とし、 x kWh 分の電源 A による電力供給を電源 B に代替した場合、システム全体の費用は $(L_B - L_A)x$ だけ増加する。逆に言えば、この線形近似が成り立たない限り LCOE は電力システムの経済性を評価するには不十分である、ということになる。このことが、後述する統合費用等の新たな指標の必要性に帰結する。

全ての費用を「プラント運転開始時の現在価値」に換算する方法は、時に議論を呼ぶことがある。即ち、原子力発電の廃止措置や廃棄物処分は巨額の費用を必要とする一方で、それらの費用は発電時よりも遅く発生するために、多くの場合、原子力の LCOE に大きな影響を与えない。例えば上記の評価では、原子力発電の LCOE（割引率 7% の中央値）82.64 ドル/MWh（8.264 セント/kWh）のうち、廃炉等の寄与分は 0.06 ドル/MWh、廃棄物処分の寄与分は 2.33 ドル/MWh となっている。これは、発電期間中に適切に積立等を行った場合、廃炉や廃棄物処分までの間に利息分が積み上がり、単純な加算額よりも大きな金額が利用可能となることに対応している。これは差当り妥当な結論であると思われるものの、若干の理論的な問題を孕んでいる。即ち、まず高レベル放射性廃棄物処分について、通常は処分場を操業し、埋設を完了した後、（数百年程度のモニタリング等を除き）追加的な費用は発生しないものとされる。これは現在の世代に起因する負担を将来の世代に遺さないという観点から、廃棄物の放射性が十分に減衰する数十万年後までの間、人類の生活圏が廃棄物の影響を受けないように処分場を慎重に設計し、十分な地質環境及び深度のもとに埋設することが想定されているためである。但しこれについては、「人類が長期にわたって保管を続けるべき」だという主張も存在する。実際にはこのように数十万年の間人類が保管続けると想定することは現実的ではないにせよ、いかに慎重に処分場を設計したとしても、何らかの事象により人類の生活圏に影響を与えるに至る可能性も否定はできない。この場合、潜在的には一定のコストが数十万年間かかるということになる。

この場合、仮に処分場操業終了後数十万年の間、 D 億円の（顕在的もしくは潜在的な）費用がかかり続けるとする。この場合、その累計の費用は等比級数の和によって計算することができ、概ね処分場操業終了時点での価値で $D(1 + r)/r$ 円となり、それを更にプラント運転開始時の現在価値に割り引いた値として計上されることになる。多くの場合、これは初期投資額に比べて極めて小さい。

ここで議論の対象となり得ることは、数十万年後までの間に一定の割引率を用い続けることは正しくなく、実際には割引率は長期の将来にわたって低減すると想定されるべきことである（[Gollier, 2012](#)）。例えば気候変動に係る長期の費用便益を推計する場合（[Nordhaus, 2017](#)）には、この「長期にわたる割引率の低下」の問題は最も大きな争点の 1 つとなり得る。しかし原子力発電の場合、上記のような「潜在的なコスト」を数十万年の間想定したとしても、その規模は初期投資額に比べて極めて小さいと思われる。

4-1-2 日本における LCOE に基づく推計

(1) 発電コスト検証ワーキンググループ(2015)による評価

日本においても LCOE の評価は政策決定上重要な事項と認識されており、政府による包括的な評価が行われている。

日本政府は従来から数年に 1 度、電源別 LCOE を評価する試みを行ってきたが、福島第一原子力発電所事故後に原子力発電コストに関する国民の関心が俄かに高まり、立地費用や政策経費などのいわゆる「隠れたコスト」を含むと原子力の LCOE は実は非常に高いのではないかと、といった推測がメディアを中心に頻繁に報道された。これを受けて平 2011 年秋、政府は「コスト等検証委員会」を設置し、原子力・火力・再生可能エネルギーの各発電に伴うコストについて包括的にデータを収集し、評価を行った。原子力発電については廃止措置、高レベル放射性廃棄物処分等の費用は既に LCOE の中に含まれていたが、新たに立地費用、政策経費(研究開発費など)、及び事故リスク対策費用などが加算された。更に 2015 年、経済産業大臣の諮問機関である総合資源エネルギー調査会基本政策分科会の下に「発電コスト検証ワーキンググループ」が設置され、全てのデータを更新して新たに評価が行われた(発電コスト検証ワーキンググループ, 2015)。このワーキンググループによる LCOE の試算結果例は図 1-3 に示した通りである。価格は 2014 年実質価格であり、割引率については全電源で 3%としている。設備利用率及び稼働年数についての想定は表 4-1 の通りである。

表 4-1 LCOE 試算結果例の前提条件

	原子力	石炭 火力	LNG 火力	風力 (陸上)	風力 (洋上)	地熱	一般 水力	小水力	バイオ マス (専焼)	バイオ マス (混焼)	石油 火力	太陽光 (メガ ソーラー)	太陽光 (住宅用)	ガス コジェネ	石油 コジェネ
設備 利用率	70%	70%	70%	20%	30%	83%	45%	60%	87%	70%	30%	14%	12%	70%	40%
稼働年数 (年)	40	40	40	20	20	40	40	40	40	40	40	20~30	20~30	30	30

この評価は当時の時点で最新のデータを反映し、可能な限り広い範囲にわたって、より正確な評価を行うことを試みたものであるが、同時に複数の課題も残されている(松尾, 2015a)。具体的には以下のような点が挙げられる。

政策経費

発電コスト検証ワーキンググループでは「政策経費」として、(i) 再生可能エネルギーの固定価格買取(Feed-in Tariff: FIT)制度による需要家の負担上昇分、(ii)平成 26 年度の中央政府予算のうち、立地や防災、広報、人材育成、評価・調査、国際機関への拠出金、技術開発等に用いられた費用、の 2 種類が計上された。

まず(i)に関しては、FIT 制度による買取価格は通常、「発電コスト」に「適正な利潤」分を加えたものとして設定されており、この「適正な利潤」分も含めた国民負担全体を「発電コスト」と称することは、語の一般的な用法と整合しない。

(ii)に関しては、現在の発電形式との連続性が低いと見做される研究開発に係るものは除外されるとしながら、高速増殖炉については除外せず計上されている。これは、高速炉開発は核燃料サイクルを前提とする軽水炉による発電と密接に関連する、という主張があったためであるが、実際に高速増殖炉「もんじゅ」の廃炉が2016年に決定し、その後もなお軽水炉による発電が続けられていることを考えると、この主張は妥当でなかったと思われる。

この「政策経費」とは、「研究開発などの政策費用を含むと原子力発電は割高である」という主張(大島, 2010)に対応する必要があったためであると思われる。但し実際には、上記の通り原子力・再生可能エネルギーともにその「発電量」の想定に恣意性を免れない。そもそも上述の通り、LCOEとは電源間の代替を線形的に近似するものであって、従って発電量に応じて変化する費用のみが評価の対象となるべきであるが、実際には研究開発費は将来に対する当該技術の期待によるものであり、発電電力量には明示的には依存しない。このようなことから、「政策経費」をLCOEに含むことは妥当でないと考えられるべきである。

初期投資額

原子力・火力及び水力発電所等の建設費用については、最近建設された発電プラントを「サンプルプラント」として複数選定し、そのデータを設備規模当りの単価として用いて試算を行っている。即ち、ここでは直近の建設単価が将来にわたって変化しないものとの想定で試算を行っている(但し原子力発電所についてのみは後述の通り、福島事故後の新たな規制基準対応に伴う追加的安全対策費用を別途計上している)。しばしば議論となるのは、少なくとも海外では過去、原子力発電所の建設費用は上昇を続けているため(Grubler, 2010; Escobar-Rangel and L  v  que, 2015)、この想定は正しくないのではないか、ということである。但し実際には原子力のみならず、各種電源の発電費用は国の状況に応じて状況が大きく異なるため、これについては日本の実績データに基づいた議論を行うことが必要である。

もう一つ議論となるのは再生可能エネルギー、特に太陽光発電及び風力発電の初期費用の低減見通しである。発電コスト検証ワーキンググループでは過去の推移をもとに、パネル等の価格が国際水準に収斂する場合・しない場合などを想定して複数のケース設定をし、2030年のコスト推定値を算出しているが、ここでは習熟曲線に応じたより正確な評価がなされることが望ましい。

事故リスク対策費用

「事故リスク対策費用」としては、「福島事故の被害額」を「ある炉年数」で除した値を潜在的なリスク評価額とし、それを年間の想定発電量で除することにより発電単価(LCOE)への寄与分としている。

「福島事故の被害額」については2015年時点以降、上方修正が行われており、最新の評価値21.5兆円を用いて評価し直されるべきである(これによって原子力のLCOEは8.8円/kWhから9.1円/kWhに上昇する)。これに対し、「ある炉年数」についての議論はより不確実である。この不確実さは、実測の事故発生回数が極めて小さいために、事故の発生頻

度について信頼性のある評価値を得ることが難しいことによる。正確にはベイズ統計による頻度評価（松尾, 2015b）を行うことが必要であろう。

追加的安全対策費用

2015年試算では規制基準への対応により必要となった追加的安全対策費用を1,000億円/基と評価し、仮に発電所を新設する場合にはその費用の一部は不要となることを考慮して（例えば配管の変更などについては、事前に設計を変更により大きな費用上昇なく対応することができる）、601億円/基と想定した。但し2015年時点で全ての原子炉が運転開始していたわけではなく、その後も原子力規制委員会による審査が継続していることから、その後の状況も踏まえ評価値を更新する必要がある。

日本におけるLCOEの評価については以上のような課題があり、現時点で更に検討すべき点は初期費用の評価や事故リスク対応費用等に係るものである。中でもLCOEの評価では全ての貨幣価値をプラント運転開始時の現在価値に換算して評価を行うために、初期費用の評価が特に大きな影響を与える。この観点からは①原子力発電所の建設費、②追加的安全対策費用、及び③再生可能エネルギーの初期費用、の3点が重要な論点となり得る。このうち②については2015年試算時以降の状況は大きく変化していない。このため本章では以下、①と③について詳細に検討する。

4-2 原子力発電建設費の推計

4-2-1 原子力発電建設費用の評価

福島事故前の2009年8月に政府が公表した「長期エネルギー需給見通し（再計算）」では今後中長期的に電源に占める原子力発電のシェアを拡大し、2020年に42%、2030年には49%とすることが目指されていた（経済産業省, 2009）。2011年に起きた福島事故によって、日本のエネルギー政策は大きな変更を迫られたが、2015年7月に公開された新たな「長期エネルギー需給見通し」では、震災前の計画からは大きな下方修正となるものの、2030年に原子力比率20～22%を目標とすることとなっている（経済産業省, 2015）。一方で福島事故後、新規の原子力発電所増設計画は停滞し、2019年現在まで1基も新規には運転開始していない。しかし既存の原子炉は今後40年（延長しても最大60年）の寿命を相次いで迎えるため、もし日本が2030年以降も引き続き原子力に頼ろうとするならば、新增設の議論は避けて通れなくなるものと予想される。

上述の通り政府試算では直近に建設されたプラントの費用を将来の建設費用推定に用いており、これに対して、過去海外では原子力発電所建設単価が上昇してきたという事実をもとに批判がなされることが多い。そこで本節では、特に日本を対象として、過去の全ての商業用原子力発電所の建設費用データを収集し、それを用いた重回帰分析を行うことにより、日本における建設単価の推移を分析した。

北米では古くから、原子力発電所建設コストの高騰が指摘され続けてきている (Montgomery and Quirk, 1978; Keng, 1985)。特に米国においては多くのデータが広く公開されているということもあり、原子力発電所建設コストの上昇は多くの分析の対象となった (Mooz, 1979; Paik and Schriver, 1980; Komanoff, 1981; Zimmerman, 1982; EIA, 1986; Cantor and Hewlett, 1988; McCabe, 1996)。多くの研究において習熟によるコストの低減が観測されている一方で、実際に米国の原子力発電所建設単価が上昇を続けてきたことは事実であり、その上昇要因は規制の変化に帰せられることが多い (University of Chicago, 2004)。例えば Komanoff (1981) は 1978 年までに建設が完了した 46 基の原子炉を対象として分析を行っているが、そこにおいても 1960 年代後半から 1970 年代にかけての規制の強化がコスト上昇をもたらした、と記されている。1979 年に生じたスリーマイル島事故は規制の強化をより強める結果となり、それによる更に急速な建設単価の上昇はその後、繰り返し論じられている (Kooimey and Hultman, 2007; Cooper, 2010; Hultman and Kooimey, 2013)。

また原子力発電所の規模の経済性について、幾つかの研究は有意に観測される (規模が大きくなるにつれて建設単価は低下する) としている反面、幾つかの研究はそうでないとしている。但し有意に観測されるとした研究の中でも、例えば Cantor and Hewlett (1988) では設備規模の拡大はそれ単体では単価を低減させる影響を持つ一方で、建設リードタイムを長引かせることによって結局は単価の上昇をもたらす、との結果が示されている。

フランスでは米国や後述する日本とは異なり、各原子力発電所の建設コストが長らく公開されておらず、この点に関しては原子力産業の透明性が欠けていたと言わざるを得ない。その中で、Grubler (2010) はフランスの 1970 年～2000 年の PWR プログラム全体に係る費用をもとに原子炉別の建設費用を推定した。これによれば、フランスにおける原子力発電所の初期投資単価は 1974 年から 1990 年を超える時期までに 3.5 倍に上昇した、とし、原子力発電所建設コストの「負の習熟」negative learning を指摘した。またここでも通常見られる規模の経済性とは逆に、プラント規模が拡大するにつれて、技術の複雑さが増し、kW 当りの単価が上昇する可能性について示唆されている。

フランス政府が原子力発電所の建設費用を含む、同国の原子力に係る情報を網羅的に公開したのは 2012 年のことであり (Cour des comptes, 2012、但し Grubler (2014) はこの資料の信頼性について疑問を投じている)、これによってフランスにおける原子力発電所建設費に関する詳細な分析が行われた (Boccard, 2014; Escobar-Rangel and Lévêque, 2015)。Escobar-Rangel and Lévêque (2015) によれば、まずフランスにおいて確かに原子力発電所建設単価は上昇していたものの、その上昇の仕方は Grubler (2010) よりもかなり緩やかであった、とされる。また、フランスでは炉型の進化とともに建設単価が上昇してきたことを示し、これは一方では安全性の向上にも影響している、としている。また、同一の炉型の中のみで見ると習熟によるコスト低減が見られるとした一方で、設備規模についてはやはり大きくなるに従って単価が上昇するとしており、これをもとに、小型モジュール炉 (Small Modular Reactor: SMR) が将来の有望なオプションになり得るだろう、とされている。

日本を対象とした原子力発電所建設単価の推移に関する分析は、[Marshall and Navarro \(1991\)](#)によって行われた。ここでは1980年代後半までに建設された原子力発電所34基を対象として分析を行っている。但しここでの分析は論文執筆以降、即ち1990年代以降に運開したプラントを含んでおらず、かつ、後述するように1990年頃を境に日本の原子力発電所建設単価の推移は大きく異なったものとなったために、福島事故までの日本の経験全体を十分に表現していないことに留意する必要がある。一方でこの34基の建設費用は英語の文献に見られる数少ないデータであったため、学術的文献においてその後も引用され、分析に用いられた (e.g. [Sovacool et al., 2014](#))。

1990年代運開以降のプラントも含めた建設単価の分析は、これまでほとんど行われていない。これは主に、プラント別の建設費用の詳細に関する公開文献がウェブサイト上等では完全に入手できなかったことによると思われる。比較的新しいデータとしては、[MIT \(2003\)](#)は日本の発電用原子炉のうち最近に建てられたごく一部、即ち東北電力女川3号機、九州電力玄海3・4号機、柏崎刈羽3・4・6・7号機の建設コスト（建設中利子を含む）のみを「日本人の分析者 (Japanese analyst)」から提供されたデータや電力会社のウェブサイト等から拾った値として掲載し、分析に用いている。更に[Du and Parsons \(2009\)](#)は2003年以後に運転開始した原子炉、即ち中部電力浜岡5号機、東北電力東通、北陸電力志賀2号機の建設費を電力会社のプレスリリース等から拾い、分析に用いている。しかし、これらの最近のプラント建設単価のデータを用いても、逆に、より古いプラントからの建設単価の歴史的推移を評価することはできない。

これに対し、[Lovering et al. \(2016\)](#)は恐らく英語で著された文献の中で初めて、日本の原子力開発の初期から福島事故までの全体にわたる建設単価の推移を示したものである。ここで用いられたデータは筆者（松尾）によって提供されたものであり、電力会社への非公式なインタビューに基づくものではあるが、ここに示されている Fig. 8 は日本の原子力開発の推移をわかりやすく示したものであると言える。

[Lovering et al. \(2016\)](#) は世界全体の原子力発電所建設単価の推移を示す試みの一環であり、これまで主に研究されてきた米・仏のみでない、より広い範囲でのデータを示すことには成功している。一方で日本を対象とした分析の観点からは、このデータがあくまでも非公式のインタビューに基づくものであり明確な出典を持たないこと、またコストのトレンドを示すのみで、その変化の要因を定量的に分析したものでないことが課題として挙げられる。この観点から、本研究ではより明確な資料（[電気事業者各社, 1959-2003](#)）をもとに日本の建設費用のデータを抽出し、それをを用いて定量的な分析を行った。

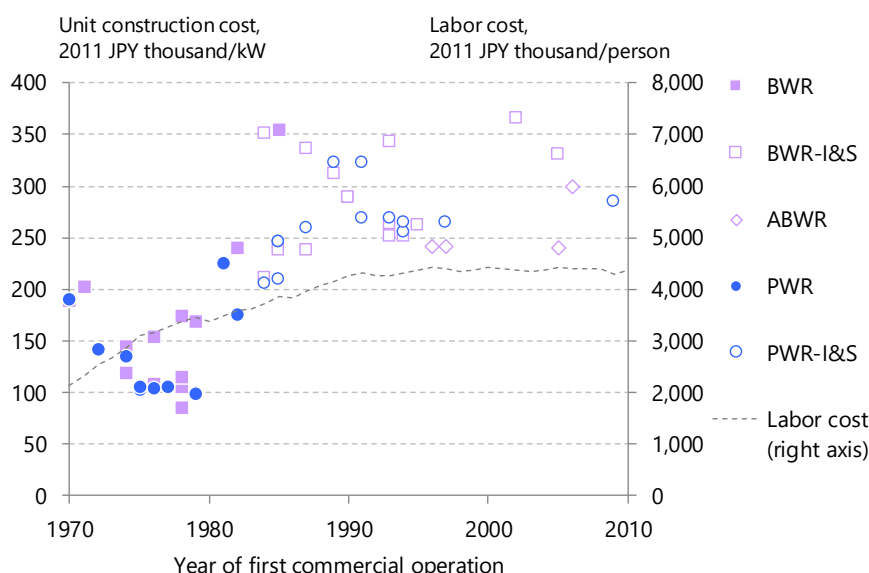
4-2-2 日本の原子力発電所の建設費用

一般的に、原子力発電所建設の経済性において建設中利子が与える影響は無視できない。これを建設費用の中を含むべきか、否かについては議論がある ([Kooimey et al., 2017; Gilbert et al., 2017; Lovering et al., 2017](#))。一般論でいうと、建設中利子を含む費用が企業にとっ

での真の費用負担であることには誰も異存がない。一方で、金利の影響によって変化する費用負担とそれ以外のものは大きく異なる性質をもつため、もしそれらを明確に区分することができるのであれば、区分した上で両者を評価することが良い選択であることも疑いはないように思われる。但し実際には、この問題は得られるデータの性質に依存すると言うべきである。なお、建設中利子を含む総建設費用に対し、それを除いた費用は一般的に「一夜費用」(overnight cost)と呼ばれる。この用語は、「仮にプラントが一夜にして建設された場合」の利子のかからない費用、という意味によるものである。

本研究では補論 1-1 に示す方法に従い、電力会社が政府に提出した公式文書である原子炉設置許可申請書及び原子炉設置変更許可申請書に記載されている発電所建設費用をもとに実質一夜費用 Z_0 と実質建設中利子 Z_I 、及び実質総費用 $Z_T = Z_0 + Z_I$ を推定し、2011 年度値に換算して評価に用いた。日本のデータの場合、まず文書から得られる費用とインフレ率の想定から Z_0 が推定され、その Z_0 の値と利子率の想定から Z_I 及び Z_T が推定される。 Z_I は利子率の想定によって大きく変動する値であるため、建設費用のその他の部分すなわち Z_0 とは大きく異なる性質をもつ。このような理由から、本研究では主に実質一夜費用 Z_0 に焦点を当てて分析すると共に、総費用 Z_T についても併せて評価を行った。なお Z_0 を算出する際には、インフレ率の想定として少なくとも二通り、即ち変動値を用いる方法(補論 1-1 の式(A1-2)に相当)と固定値を用いる方法(同式(A1-7)に相当)とが考えられるため、その両者について評価した。

本研究では、建設費用を発電設備容量(Gross 即ち所内ロス分も含む)で除した値を建設単価として分析の対象とした。上述の経緯から建設費の検討は一夜費用 Z_0 を主な対象としたが、参考のため総費用 Z_T を用いた分析も行った。横軸に原子力発電所の運転開始年を、縦軸に建設単価(Z_0 を設備容量で除したもの)をプロットすると図 4-2 のようになる。



註：I&S は改良標準型プラントであることを示す

図 4-2 日本の原子力発電所建設単価の推移

BWR、PWRともに最初の数基は20万円/kW程度であるが、その後15万円/kWを下回る水準まで低下していることがわかる。また顕著な事実として、1980年代以降に運開した原子炉は、それ以前のものと比較して単価がかなり高くなっており、1970年代後半から80年代にかけては賃金の上昇以上の率で建設単価が上昇している。一方で、1990年頃以降に運開した原子炉については、時系列的な単価上昇は見られない。

図中に示す通り、1984年以降に運開した原子炉のほとんどは「改良標準化」の成果を反映した原子炉である。当初、英国及び米国の技術を導入して原子力開発を行った日本は、その後技術の国産化を進め、国内メーカーによる量産体制を確立したが、軽水炉技術を更に日本の国情に適合させ、機器の信頼性や設備利用率の向上、作業員の被曝低減などを達成するために、通商産業省が中心となって改良標準化の取り組みが進められた。1975年度からの第一次、1978年度からの第二次、1981年度からの第三次と三次にわたる改良標準化が進められ、第三次改良標準化の成果はABWR (Advanced Boiling Water Reactor) 及びAPWR (Advanced Pressurized Water Reactor) としてまとめられている。

これらの改良標準型の原子炉が比較的高価であった一方で、改良標準化前の原子炉のうち幾つかのもの、具体的には1980年代に入って運転開始した4基は他よりも建設単価が高く、改良標準型のものと同程度、もしくはそれに近い水準になっていることが図4-2からは読み取れる。これらの4基はコストの高い方から順に、1979年着工・1985年運開の柏崎刈羽1号機、1976年着工・1982年運開の福島第二1号機、1976年着工・1981年運開の玄海2号機及び1977年着工・1982年運開の伊方2号機である。

東海発電所を除く全56基のうち一夜費用ベースの建設単価が20万円/kWを超えるものは36基あるが、そのうち改良標準化前とされるものは4基である。また建設単価が20万円/kWを超えない22基の中には改良標準型のものも存在しない。改良標準化前/後のプラントに対し、それぞれの建設単価について単純な分散分析を行うと、t値は8.50、p値は 1.56×10^{-11} と、改良標準化後のプラントの建設単価は前のものに比べて有意に高くなっていることが示される。これは同時に、改良標準化と明確な相関を持たない要因が日本の原子力発電所建設単価上昇の主要因であった可能性は非常に低いことを示している。但し何らかの要因、例えば改良標準化以外の何らかの取り組み、もしくは何らかの規制上の変化等が1975年頃の第一次改良標準化とたまたま同時期に発生し、実際にはそちらが建設単価上昇の主要因となっていた、もしくは改良標準化とそれらの要因のうち複数に影響して建設単価が上昇していた可能性も否定できない。また、仮に改良標準化が単価上昇の要因であったとしても、特に顕著な変化が見られるのは1984年頃以降の運開に相当する第一次改良標準化のみであり、それ以降の第二次改良標準化及び第三次改良標準化の影響はさほどないか、もしくは仮にあったとしても第一次改良標準化ほど顕著には表れていない。

4-2-3 評価方法

このデータを用い、原子力発電所建設単価（発電費用を設備容量で除した値）に対し、以

下の推計式によって重回帰分析を行った。

$$\ln UC_i = a_0 + a_1 \ln CAP_i + a_2 \ln LC_i + a_3 \ln EXP_i + a_4 \ln CP_i + a_5 \ln LT_i + a_6 PF_i + a_7 dumTR_i + a_8 dumIS_i + a_9 dumTYPE_i + a_{10} dumFOAK_i + u_i \quad (4-3)$$

ここで変数は以下の通りである。

UC_i : 建設単価 (2011 年価格千円/kW)

CAP_i : 発電設備容量 (MW)

LC_i : 人件費単価 (2011 年価格千円/人・年)

EXP_i : プラント建設経験 (国内で建設された同型プラントの何基目に相当するか)

CP_i : プラントの建設期間 (着工から運転開始までの期間 : 年)

S_i : 基準地震動

LT_i : リードタイム (年)

PF_i : 技術の性能を示す指標 : 事故故障等報告件数 (件/炉・年) もしくは設備利用率 (%)

$dumTR_i$: 移行期ダミー

$dumIS_i$: 改良標準型ダミー

$dumTYPE_i$: プラント型ダミー

$dumFOAK_i$: 初号機ダミー

u_i : 誤差項

上述の通り UC としては 2011 年価格の一夜費用 Z_0 を設備容量で除した値を用いたが、その際インフレ率の想定に変動値を用いる方法と固定値を用いる方法の双方を考えた。また追加的に、総コスト Z_T を用いた分析も行っている。

説明変数データの詳細については補論 1-2 に示す。プラントの建設経験 EXP としては軽水炉全体、BWR/PWR ごと、プラントメーカー (国内 3 社) ごとなどについて、建設の累計基数を考慮した。但しここでは主に人件費単価 LC との間の共線性を回避するために、1960 年代から現在に至る全体の累計建設基数ではなく、改良標準化前/後それぞれの期間内での累計建設基数を用いることとした。 S はプラントの耐震設計の基準として用いられた地震動であり、設計用最強地震及び設計用限界地震に対応するもの ($S1$ 及び $S2$) の双方を考慮した。 PF は技術の性能を示す指標 (事故故障等の報告件数及び設備利用率) であり、これを説明変数に入れることによって、性能とプラント建設コストとの相関を評価した。

$dumTR$ は先述の「移行期」に属する 4 基のみで 1、他の原子炉で 0 をとるダミー変数である。また $dumIS$ は改良標準型のプラントが 1、その他が 0 をとる。但し上述の通り改良標準化の試みは 3 次にわたって行われているため、第 1 次～第 3 次改良標準型炉の全てにおいて 1 をとるダミー変数や、第 2 次及び第 3 次のみが 1 をとるダミー変数、第 3 次のみが 1

をとるダミー変数などを考慮した。

dumTYPE はある特定のタイプの原子炉のみが 1、その他は 0 をとるダミー変数である。ここでの「タイプ」としては炉型 (BWR 及び PWR) の差やプラントメーカーの差、またはツイン・プラントなどを考慮することができる。また図 4-2 からわかるように、PWR、BWR ともに建設単価は最初の 1 基～数基については高く、その後 (少なくとも改良標準化以前までは) 比較的安定的に推移していることがわかる。ここではこの要因を評価するため、本研究では *dumFOAK* として、初号機のみ 1、その他は 0 をとるダミー変数を考慮した。上記の原子炉建設単価は比較的長期にわたる建設経験の効果を示すものである一方で、このダミー変数はごく初期のみの建設経験によるコストの低減を示すものであると理解できる。ここで「初号機」としては、BWR/PWR それぞれの初号機について考慮した。

4-2-4 評価結果及び考察

上記の多くの変数を用いて試行を繰り返した結果、建設単価に有意に影響を与える変数・与えない要因は表 4-2 の通りとなった。ここで改良標準化ダミーについては *dumIS123*、即ち改良標準化前と第一次改良標準化以降とを比較するダミー変数が有意な影響をもち、それ以外のもの (例えば第一次改良標準化と第二次・第三次改良標準化との差) は有意な影響を持たなかった。

以下、建設単価に有意に影響を与える要因のみによって改めて「標準モデル」を構築し、これについて示す。これ以外の有意に影響を与えなかった変数を含めた分析結果については [Matsuo and Nei \(2019\)](#) を参照されたい。

表 4-2 建設単価への各要因の影響

有意に影響を与える要因	有意に影響を与えない要因
<i>CAP_i</i> : 発電設備容量	<i>EXP_i</i> : プラント建設経験
<i>LC_i</i> : 人件費単価	<i>CP_i</i> : プラントの建設期間
<i>dumTR_i</i> : 移行期ダミー	<i>LT_i</i> : リードタイム
<i>dumIS_i</i> : 改良標準型ダミー (<i>dumIS123</i>)	<i>S_i</i> : 基準地震動
<i>dumTYPE_i</i> : プラント型ダミー (PWR/BWR の差)	<i>PF_i</i> : 事故故障等報告件数 もしくは設備利用率
<i>dumFOAK_i</i> : 初号機ダミー	<i>dumIS_i</i> : 改良標準型ダミー (左記以外)
	<i>dumTYPE_i</i> : プラント型ダミー (左記以外)

図 4-2 から、日本の原子力発電所建設コストについては改良標準化、もしくはそれと同時期に発生した何らかの事象が大きな変動要因となり、また第一次の改良標準化時期のみに大きな変動があったことが推測される。そこで標準モデルでは、改良標準化については第一次・第二次・第三次全ての改良標準化プラントに 1 を割り当てるダミー変数 *dumIS123* を

用いた。プラント型としてはPWRのみに1、それ以外に0を割り当てるダミー変数 $dumPWR$ を用いた。本研究で対象としている原子炉は全てBWRもしくはPWRであるため、 $dumPWR$ の代わりにBWRのみに1を割り当てるダミー変数を用いても結果は同じである。また初号機ダミー変数 $dumFOAK$ については、BWR・PWRそれぞれにつき最初の1基のみに1を割り当てた。標準モデルは以下の式の通りとなる。

$$\ln UC_i = a_0 + a_1 \ln CAP_i + a_2 \ln LC_i + a_3 dumTR_i + a_4 dumIS123_i + a_5 dumPWR_i + a_6 dumFOAK_i + u_i \quad (4-4)$$

建設単価 UC としては一夜費用 Z_0 を設備容量で除した値を用い、また期待インフレ率に変動値即ち式(A1-2)を用いた場合と、固定値即ち式(A1-7)とを用いた場合の双方について計算した。重回帰分析結果は表 4-3 及び表 4-4 の通りである。なお [Marshall and Navarro \(1991\)](#) に倣い、検定量は [White \(1980\)](#) による分散不均一性の一致した値 (heteroskedasticity-consistent standard error) に基づいて示している。また以下、推計結果中の「***」、「**」、「*」、「.」印はそれぞれ0.1%、1%、5%及び10%水準で有意であることを示している。

表 4-3 標準モデルの重回帰分析結果（一夜費用、インフレ率に変動値を利用）

	a	Std. error	t-value	p-value
(Intercept)	3.80	1.55	2.45	1.77E-02 *
$\ln CAP$	-0.24	0.08	-2.87	6.00E-03 **
$\ln LC$	0.34	0.18	1.89	6.52E-02 .
$dumTR$	0.52	0.18	2.90	5.57E-03 **
$dumIS123$	0.67	0.11	6.07	1.81E-07 ***
$dumPWR$	-0.10	0.04	-2.44	1.85E-02 *
$dumFOAK$	0.39	0.12	3.32	1.72E-03 **
Adjusted R ²	0.812			

表 4-4 標準モデルの重回帰分析結果（overnight cost、インフレ率に固定値を利用）

	a	Std. error	t-value	p-value
(Intercept)	3.06	1.45	2.11	4.02E-02 *
$\ln CAP$	-0.24	0.09	-2.74	8.66E-03 **
$\ln LC$	0.44	0.18	2.50	1.59E-02 *
$dumTR$	0.35	0.18	1.96	5.61E-02 .
$dumIS123$	0.52	0.10	5.01	7.58E-06 ***
$dumPWR$	-0.10	0.04	-2.53	1.45E-02 *
$dumFOAK$	0.36	0.11	3.19	2.50E-03 **
Adjusted R ²	0.769			

この標準モデルではインフレ率に変動値及び固定値の何れを用いた場合でも、全ての説明変数が 10%水準で有意になっている。即ち、プラント建設単価は BWR、PWR それぞれの初号機は比較的高い水準にあったが、その後低下した。それ以降の時期において、日本の原子力発電所建設単価の変化に対して最も有意に影響を与えた要因は、上記の考察から予測される通り *dumIS123*、即ち 1975～1980 年の改良標準化の議論の際に生じた事象であった。表 4-3 及び表 4-4 に示す推計結果からは、この要因による建設単価上昇は概ね 1.5～2.2 倍程度であったことがわかる。また改良標準化直前の「移行期」に属する原子炉についてはこれよりも少ない程度において、建設単価の上昇を観測することができる。

人件費単価は日本では図 4-2 に示すように、1970 年から 1990 年までの間に、およそ 2.0 倍に上昇した。重回帰分析の結果は、これによる建設単価の上昇は、両推計においてそれぞれ 1.26 倍及び 1.36 倍（標準誤差の範囲を考えると概ね 1.12～1.54 倍の範囲に収まる）程度であったことを示している。

$\ln CAP$ の係数は有意に負となっており、推計結果（概ね $-0.24 \pm 0.08 \sim 0.09$ ）は、プラント規模が 2 倍になると単価が 0.8 倍～0.9 倍程度に低下する、即ち原子力発電所建設単価は緩やかな規模の経済性に従うことを示している。

dumPWR に関する推計結果は、過去日本において PWR の方が BWR よりも 10%弱程度、建設単価が安かったことを示している。但しここでは、日本においては各電力会社がそれぞれ PWR もしくは BWR の何れかを選択し、継続的に建設し続けたことに注意する必要がある。このため、この結果は純粋に技術的な要因のみを示しているとは限らないことに注意する必要がある。例えば当初より東海地震の懸念が示されていた中部電力・浜岡原子力発電所は BWR を採用しており、ここでは BWR 及び PWR の技術的な差よりもむしろ、耐震設計上の問題により建設費がより高めている可能性もある。炉型及び耐震性については今後、より詳細に検討をする必要がある。

表 4-3 と表 4-4 を比べると、インフレ率に固定値を用いた場合には、変動値を用いた場合に比べて改良標準化（及び移行期）のダミー変数の係数が小さく、労働力単価の係数がより大きくなっている。これは主に、日本のインフレ率が 1980 年頃までは高く、1981 年以降低い水準となったために、例えば 1980 年に原子炉設置変更許可申請書が提出された高浜 3・4 号機では固定値の高いインフレ率を用いた場合の方が Z_0 がより低くなり、この時期はちょうど改良標準化プラントの最初期に相当することによる。ここではインフレ率に変動値を用いる場合の方が自由度修正済み R^2 値が 0.83 とより高くなっていることを考慮に入れ、以下、変動値を用いた推計結果を示すこととした。但し固定値を用いた場合でも値の有意性等、主要な結果は大きくは変わらない。

式(4-4)において、建設費用として建設中利子を含む Z_T を用いた場合の推計結果を表 4-5 に示す。

表 4-5 標準モデルの重回帰分析結果（総費用、インフレ率に変動値を利用）

	a	Std. error	t-value	p-value
(Intercept)	3.59	1.60	2.25	2.91E-02 *
$\ln CAP$	-0.20	0.09	-2.23	3.05E-02 *
$\ln LC$	0.34	0.18	1.87	6.78E-02 .
$dumTR$	0.60	0.20	2.99	4.41E-03 **
$dumIS123$	0.77	0.11	6.79	1.40E-08 ***
$dumPWR$	-0.10	0.04	-2.33	2.38E-02 *
$dumFOAK$	0.42	0.12	3.45	1.16E-03 **
Adjusted R ²	0.831			

この推計結果においても全ての説明変数が 10%水準で有意となっている。中でも特に $\ln CAP$ について、表 4-3 の-0.24 に比べて-0.20 と推計値がやや小さくなっているものの、依然として有意な結果を示していることは注目に値する。即ち、[Marshall and Navarro \(1991\)](#)の主張とは異なり、日本の原子力発電所の建設単価は、建設中利子を含んでも依然として規模の経済性を示している。発電所などの大規模施設の建設費用が規模の経済性を示すこと自体はごく自然な結果であるが、上述の通り米国やフランスにおける原子力発電所建設費用の分析例ではこれとは逆のことが言われることが多く、この点は注目に値するものと考えられる。

表 4-3 と表 4-4 とを比較すると、 $\ln CAP$ の係数が小さくなっている反面で、 $dumTR$ 及び $dumIS123$ の係数が大きくなっていることがわかる。これは、改良標準型の原子炉はそれ以前のものに比べてより規模の大きなものが多いことに対応すると考えられる。

4-2-5 まとめ

本節では原子炉設置（変更）許可申請書から日本の原子力発電所の建設費用データを収集し、それに影響を与える要因について定量的に評価した。過去、日本の原子力発電単価は原子力開発の初期のみにおいて習熟により低減し、改良標準化の取り組みの前後で有意に上昇した後、20 年以上にわたって有意な変動を示さなかった。また建設単価は有意な規模の経済性を有し、より規模の大きなプラントの方がより低い建設単価を示していた。これらはごく自然な結果とはいえ、前述の通り欧米を対象とした分析結果がこれを異なる結果を示していることを考えると、決して自明なものではない。

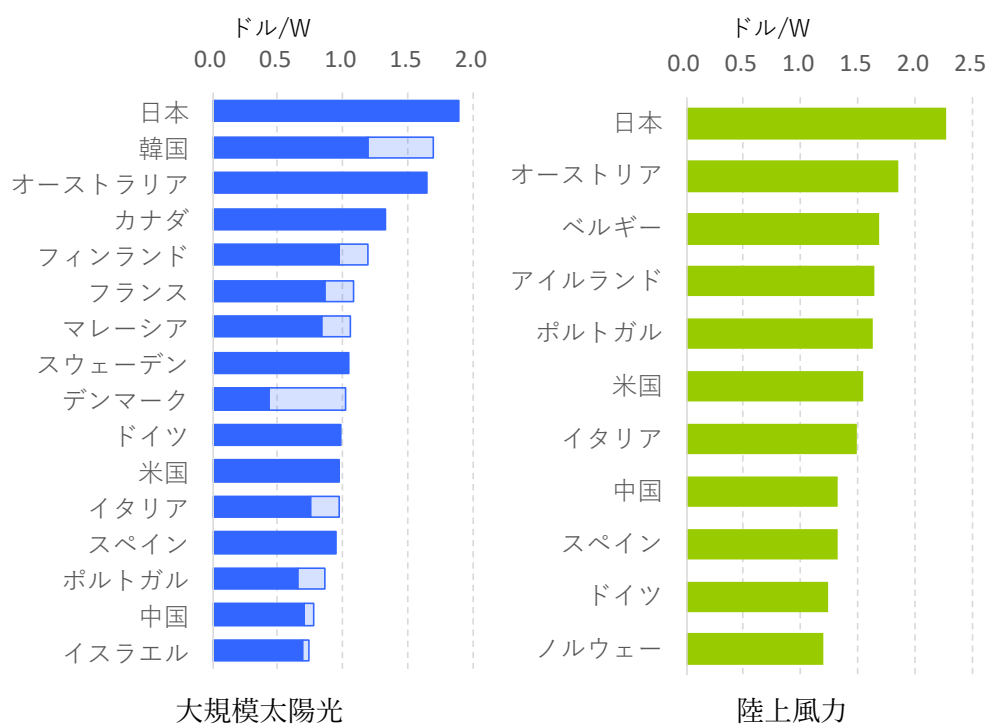
少なくとも日本について言えば、改良標準化以降建設単価の推移に有意な変動は観測されない。[Grubler \(2010\)](#)が述べるような「原子力固有の上昇傾向」は存在せず、何の理由もなく費用が上昇するわけではない、ということが（当然のことながら）本分析の結果からは言える。従って仮に将来発電所を建設する場合の費用の想定においても、まずは現状と同等の費用を想定した上で、明示的に想定される福島事故後の追加対策費用等の増加分を加算

する、という方法は適切なものであると言える。発電所建設単価の推移は国によって異なる傾向を示すため、より一般的な結論を導出するためには、更に多くの国のデータを収集して分析することが必要である。

4-3 再生可能エネルギー発電コスト低減見通し

(1) 太陽光・風力発電コストの国際比較

太陽光発電・風力発電の建設費用は世界的に急速な低下を示している。国際エネルギー機関 (International Energy Agency: IEA) によれば (IEA-PVPS, 2018) 世界の平均太陽光発電モジュールの価格 (IEA-PVPS 平均) は 1990 年代前半には 10 ドル/W を超える水準であったが、2017 年には 0.5 ドル/W まで低下した。但し、日本では諸外国に比べていまだ高い水準にある。図 4-3 には大規模太陽光発電と陸上風力発電の設置コストの国際比較を示す (IEA-PVPS, 2018; IEA Wind TCP, 2017)。太陽光発電の設置コストは多くの国で 1 ドル/W を下回っているが、日本では 2 ドル/W に近く、また陸上風力についても同様に内外価格差が著しいことが読み取れる。



(出所) IEA-PVPS (2018)及びIEA-Wind TCP (2017)より作成

図 4-3 大規模太陽光・陸上風力初期費用の国際比較(IEA、2017年)

このように VRE のコストは国際的に差がいまだ大きく、これを踏まえて将来のコスト低減見通しを作成する必要がある。以下、本節では日本及び海外において、習熟率を用いたコ

スト低減見通しの作成を試みる。

(2) 太陽光発電コストの将来見通し

(a) モジュール価格の習熟率

ここでは太陽光発電については住宅用、非住宅用それぞれに対し、LCOE の将来推計を行った。ここで住宅用とは各種文献で Residential もしくは 10kW 未満等と記載されているものに対応し、非住宅用とは Utility Scale、Ground-mounted、5MW 以上もしくは 10MW 以上、等と記載されているものに対応する。

ここではまず、太陽光発電の初期投資費用について、モジュールとその他の部分（広義の Balance of System: BOS）に区分する。モジュールの価格は世界の累計生産量に従って低下すると想定されるため、IEA-PVPS のデータから世界の平均的なモジュール価格の時系列変化を算出し、それに対して太陽光発電の累積設置容量によって習熟率を推計した上で、将来のコスト低減見通しを作成する。各国のモジュール価格は将来的にこの世界平均の価格に収斂してゆくものと考えられるが、特に日本においては現状で世界平均との価格差が大きいことから、価格が世界平均に収斂するケースと、収斂せず価格差が維持されるケースとの双方を考慮した。

太陽光発電コストの将来見通しを作成するに当たって、「習熟率」、即ち累計の出荷量（設備容量）が 2 倍に拡大した際のコストの低減率を測定する。即ち、いま累計設備容量を x とし、設備単価 P が x の関数として低減すると想定する。習熟率を r とすると、

$$P(2x) = (1 - r)P(x) \quad (4-5)$$

が成立つ。この関係は、 A を定数として

$$P(x) = Ax^{\log_2(1-r)} \quad (4-6)$$

と置くことにより自然に満たすことができる。両辺の対数をとると、

$$\log P = \log_2(1 - r) \log x + \log A \quad (4-7)$$

即ち、 P と x を両対数のグラフを描いたときに両者の関係が概ね一次式で近似できるならば、その直線の傾きから r を測定することができる。

実際には太陽光発電のモジュール価格は 2005 年から 2009 年頃の間、トレンドと比較して高い時期が存在した。これは世界的なシリコンの不足という特殊な要因によるものである。この期間を除いて、IEA-PVPS 平均のモジュール価格を世界累計の設備導入量に対して両対数グラフで描き、それを直線によって回帰すると、傾きは概ね -0.31 程度となり、習熟率は 19.3%程度となる。

この習熟率を用いて、将来の太陽光発電モジュール価格の低減を見通すことができる。ここではIEAによる見通しを参考とした(表 4-6)。ここでは2017年の実績値は”World Energy Outlook 2018”(WEO2018) (IEA, 2018a)を用いる一方で、2030年の見通し値としては”Energy Technology Perspectives 2017”(ETP2017) (IEA, 2017)のReference Technology Scenario (Ref), 2 Degree Scenario (2DS)及びBeyond 2 Degree Scenario (B2DS)の値を示している。B2DSは2DSに比べて世界全体でCO₂排出削減がより進むケースであるが、電力需要量全体がより小さくなっているために、2030年時点での太陽光・風力発電設備容量は2DSよりも小さくなっている。

表 4-6 太陽光・風力発電設備容量の見通し (世界計)

単位：GW

	太陽光			風力 (陸上・洋上計)		
	2017	2030	2050	2017	2030	2050
Ref.	398	1,065	2,396	515	1,122	2,208
2DS	398	1,321	4,019	515	1,840	3,280
B2DS	398	1,162	4,424	515	1,781	3,474

(出所) IEA (2018a)及びIEA (2017)より作成

それぞれ3つのケースによる将来の幅を、コストの低減とともに記すと図 4-4 の通りとなる。現在 (2017年) のモジュール価格 0.48 ドル/W に対し、2030年には 0.33~0.36 ドル/W、2050年には高位で 0.23~0.28 ドル/W となる。

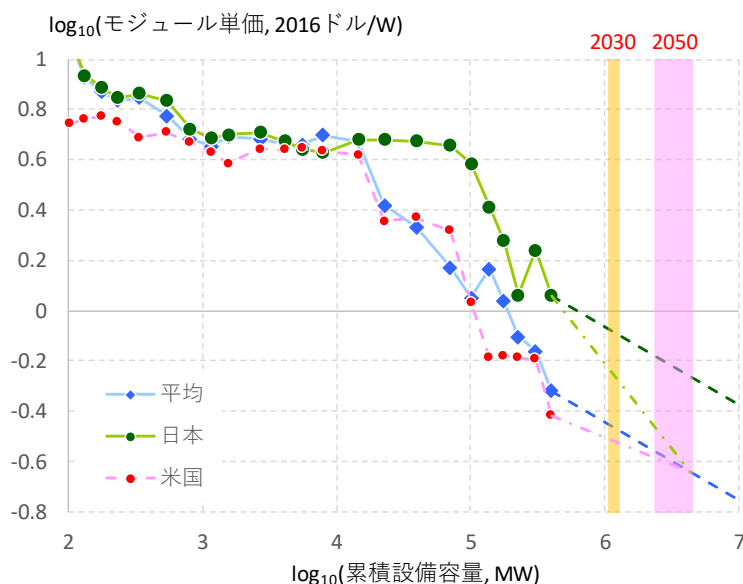


図 4-4 2030年及び2050年のモジュール価格低減見通し

図 4-4 に示す通り、日本では現状、モジュール価格は国際平均に比べてかなり高い水準にある。この差は輸入パネルの価格自体に差があることに一部起因するとも言われているが、それ以上に、特に住宅用については、国内の流通形態に伴う要因があるとも言われている。ここでは図中に緑の点線で示す通り、国内外の価格差が将来にわたって継続するケース（現状の日本のモジュール価格水準を起点として、世界の累積導入量に対応したコスト低減率に従って低減を勧めるケース）と、将来的に国際価格に収斂するケース（現状の世界平均のモジュール価格水準を起点として将来推計を行い、日本のモジュール価格もそれと同レベルまで低減すると想定するケース）との双方を考慮した。

(b) BOS 費用の習熟率

次いで、太陽光発電の設置価格からモジュール価格を除いた部分（BOS）についても同様に習熟率を測定する。但しモジュールは世界全体で統一された市場に概ね基づいて価格が決定されるのに対し、BOS は国内の独自の市場によって決定されると考えられることから、累計設備容量としては世界計ではなく、国内の値を用いる。但し「モジュール以外」の部分にはインバータ等、各国で共通となる機器も含まれるため、これは一種の近似になることには留意が必要である。国別の BOS 費用の時系列推移から、モジュールと同様の手法により習熟率を推計すると、表 4-7 の通りとなる。

表 4-7 各国の BOS 費用の習熟率

	住宅用	非住宅用
米国	12.9%	17.6%
ドイツ	14.3%	20.9%
英国	12.6%	17.5%
スペイン	19.3%	21.0%
日本	14.3%	17.3%
中国	19.8%	20.4%
マレーシア	16.3%	20.3%

ここに示されるように、一般的に先進諸国の BOS 費用の習熟率は新興国に比べて低く、また住宅用は非住宅用に比べて低い。これは、例えば設置のための人件費のような、習熟の効果により低減しにくい費用が占める比率が先進国では新興国よりも高く、また住宅用では非住宅用よりも高くなっていることに基づくと考えられる。

日本では諸外国に比べて太陽光発電の初期費用は住宅用・非住宅用ともに高い水準にあるが、時系列的な変化で見ると、他の先進諸国との大きな差異は観測されず、むしろ諸外国と同様の習熟を過去も示してきたことが伺える。

将来（2030 年及び 2050 年）のコスト低減見通しは、それぞれの年における累計設備容量の見通しに依存する。ここでは、2030 年については[経済産業省\(2015\)](#)を、2050 年について

は環境省(2014)及び日本エネルギー経済研究所(2018)をもとに表 4-8 の通り想定する。なお太陽光の導入設備容量の将来見通しは住宅用・非住宅用合計の値を用いてそれぞれの BOS 費用を推計するが、これは発電設備の内訳（住宅・非住宅比率）のトレンドが過去から将来にわたって変化しないと想定していることに相当する。

表 4-8 太陽光・風力発電設備容量見通し（日本）

	単位:GW		
	2018	2030	2050
太陽光	44.6	64.0	130.4
風力	3.8	9.2	35.0

(c) LCOE の評価

このようにして初期費用の見通しを作成した後、運転維持費（O&M 費用）及び設備利用率等の想定のもとに、平準化発電原価（LCOE）を推計した。年間の O&M 費用は設備容量当りの単価（固定 O&M）、もしくは発電量当りの単価（可変 O&M）として想定されているが、例えば初期投資額に対する比率として固定 O&M 費用が想定されている場合は、数式上は初期費用が低減するにつれ、それに比例して O&M 費用が低下することになる。但し実際には、過去 O&M 費用は確かに低減しており、今後もその傾向は見込まれるものの、初期費用と同じ比率での急速な低減は見込めない可能性が高い。例えば Fu et al. (2018)によれば、米国において合計の初期費用は、2010 年から 2017 年にかけては住宅用で 61%、非住宅用で 80%低減しているが、モジュールの方が BOS に比べて低減率が高いため、BOS で見ると住宅用で 47%、非住宅用で 75%の低減となっている。これに対し、住宅用の O&M 費用は住宅用 45%、非住宅用 15%と BOS よりも更に低い低減率となっている。これを踏まえ、ここでは O&M 費用は BOS の低減率の 0.5 乗に比例して低減すると想定した。

これらの習熟率・習熟曲線を用いたモジュール価格及び BOS 費用から国別の太陽光発電初期費用（住宅用・非住宅用）を推計し、それに O&M 費用を加算することで LCOE の将来値を推計した。上述の通り、住宅用・非住宅用それぞれについてモジュール価格が国際価格に収斂する場合・しない場合の双方を想定している。計算の諸元及び結果を表 4-9 及び図 4-5 に示す。ここで O&M 費用や設備利用率は調達価格等算定委員会(2019)に従い、また発電コスト検証ワーキンググループ(2015)に従って実質割引率については 3%、稼働年数については現状で 20 年、2030 年以降で 30 年と想定している。

表 4-9 太陽光発電コストの将来見通し（日本）

	住宅用					非住宅用				
	2018	2030	2050	(国際価格に収斂)		2018	2030	2050	(国際価格に収斂)	
				2030	2050				2030	2050
モジュール 円/W	215	161	114	37	31	158	118	84	37	31
BOS 円/W	107	99	84	99	84	128	116	95	116	95
初期費用計 円/W	322	260	199	135	115	286	234	179	153	126
O&M費用 円/kW/年	2880	2,767	2,557	2,767	2,557	5000	4,758	4,316	4,758	4,316
設備利用率	14%	14%	14%	14%	14%	17%	17%	17%	17%	17%
稼働年数 年	20	30	30	30	30	20	30	30	30	30
LCOE 円/kWh	20.4	13.4	10.6	8.1	7.0	17.0	11.8	9.6	9.0	7.8

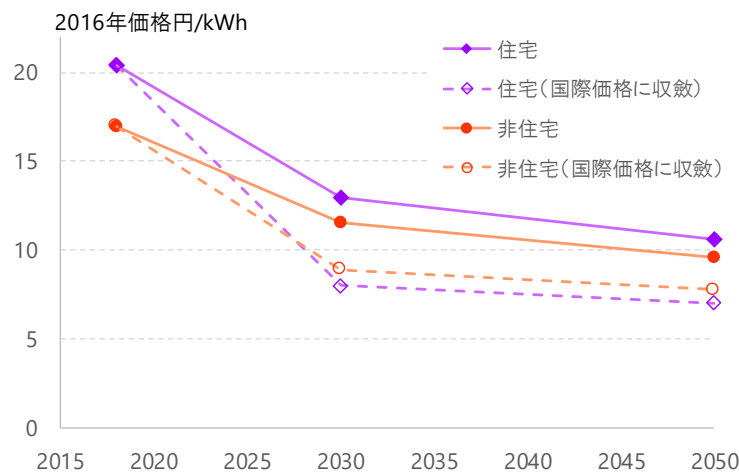


図 4-5 太陽光発電コスト（LCOE）の将来見通し（日本）

ここに示されるように、住宅用・非住宅用ともに 2050 年までに 10 円/kWh 前後、即ち現状の火力発電コストと概ね同水準まで低下することが見通される。但し同様の推計によれば、欧米を含む世界の多くの地域において、太陽光発電コストは 5 セント/kWh もしくはそれ以下まで低減することが見通され、特に米国やスペイン等の日射の良い地域では 3 セント/kWh 程度まで低下する。これに比べると日本では比較的高い状況が継続すると言える。モジュールの価格が国際水準に収斂するとした場合には LCOE が 7~8 円/kWh 程度まで下がるが、それでも世界の中では高めである。

(3) 陸上風力発電コストの将来見通し

(a) 評価方法

陸上風力発電についても初期費用を「タービン」と「それ以外」の 2 つに区分して推計した。ここではタービンについて、太陽光発電のモジュールと同様に世界の累計設備容量で推計を行う一方、タービン以外の部分については国内の累計設備容量で推計を行った。但し、データの取得可能性の観点から、タービンとタービン以外についてともに米国におけるコ

ストのデータを用いて習熟率を推計し、それを各国の見通しに適用した。またタービンについてもモジュールと同様、日本では諸外国よりもコストが高いため、国際水準に収斂するケースとしないケースを想定した。

風力発電コストを考える上で重要なことは、設備利用率向上の可能性である。例えば [NREL\(2018\)](#) による米国の陸上風力発電コスト見通しでは、足元実績の設備利用率 41% に対して、低位ケースでは将来まで 41% が継続する一方で、中位ケースでは 2050 年までに 51%、高位ケースでは同 56% まで設備利用率が上昇する見通しとなっている（それぞれ現状の 1.26 倍及び 1.38 倍）。

日本における風力発電の設備利用率は従来 20% 程度と言われていたが、近年上昇傾向が見られるため、[経済産業省\(2018\)](#) では 2017～2019 年度に 24.6%、2020 年度に 25.6% という想定値が示されている。設備利用率の上昇傾向は今後も続くと思われることから、ここでは上記の NREL の設備利用率向上率（最大で 1.38 倍）を参考とし、2030 年・2050 年では 28% 程度まで上昇すると想定した。

(b) タービンのコスト低減見通し

米国のタービン価格の長期時系列を用いて習熟率を推計した結果を図 4-6 に示す。ここで、2005 年～2014 年の価格高騰時のデータは異常値として推計の対象外とし、1983 年～1996 年の実績推計値、1997 年～2004 年の [DOE\(2018\)](#) による実績値、及び 2015 年・2016 年の DOE による実績値を用いて推計を行うと、結果として 8.2% の習熟率が得られる。なお図に示す通り、[NREL\(2018\)](#) によるタービンの価格は DOE の値よりも幾分高く、これを用いて推計を行うと習熟率は 7.9% 程度となる。ここではデータの連続性の観点から、DOE の値を用いた 8.2% を採用することとした。

また同様に、米国におけるタービン以外の費用について、米国内での累積導入量によって習熟率を推計すると、6.7% となる。いずれも、推定される習熟率は太陽光モジュール及び BOS に比べて低い。このため、将来の普及拡大によるコスト低減は風力については太陽光ほど急速な変化が見込まれず、設備利用率の向上によるコスト低減が同時に大きな役割を果たすことになる。

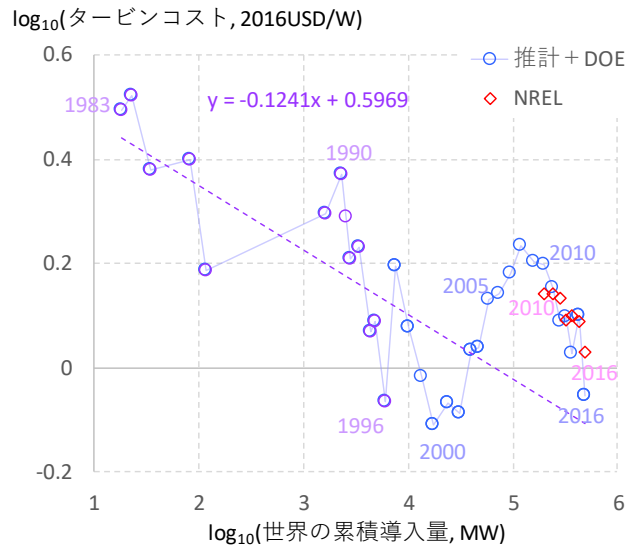


図 4-6 タービン価格の習熟率の推計

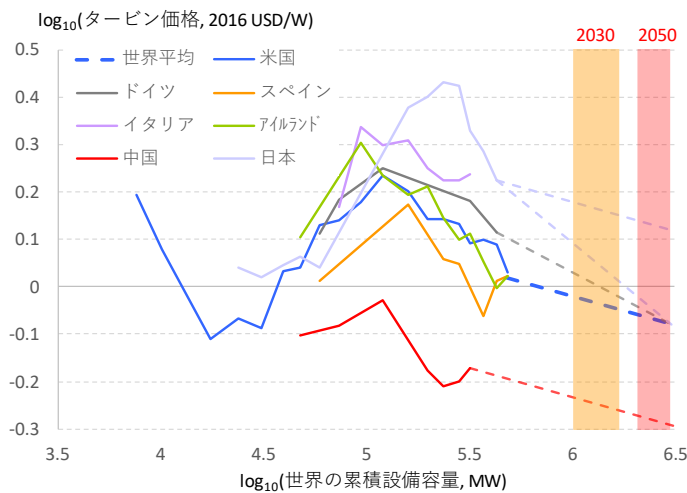


図 4-7 2030 年及び 2050 年のタービン価格低減見通し

タービンについて習熟率 8.2%を用い、IEA Wind TCP (2017)による足元実績値から、世界の累計設備容量に従って将来推計を行うと図 4-7 の通りとなる。2016 年の平均タービン価格 1.04 ドル/W に対し、2030 年の価格は高位で 0.89~0.95 ドル/W、2050 年の価格は高位で 0.83~0.87 ドル/W となる。これに対し、図に示すように、日本のタービン価格が 2050 年に世界平均に収斂する場合・しない場合を想定した。

(c) LCOE の見通し

陸上風力発電の LCOE 見通し（設備利用率の上昇を見込むケース）の計算諸元及び結果

を示すと表 4-10 及び図 4-8 の通りとなる。陸上風力発電についても太陽光と同様、日本では 10 円/kWh 前後までの低減の可能性が示唆される。一方で海外の多くの国で陸上風力発電コストは既に 8 セント/kWh を下回っており、日本は依然として比較的高い水準にある。

表 4-10 陸上風力発電コストの見通し（日本）

		2018	2030	2050	(国際価格に収斂)	
					2030	2050
タービン	円/W	156	141	132	105	98
タービン以外	円/W	171	157	137	157	137
初期費用計	円/W	327	298	269	261	235
O&M費用	円/kW/年	9300	8880	8434	8316	7881
設備利用率		26%	28%	28%	28%	28%
稼働年数	年	20	20	20	20	20
LCOE	円/kWh	13.9	11.8	10.8	10.6	9.6

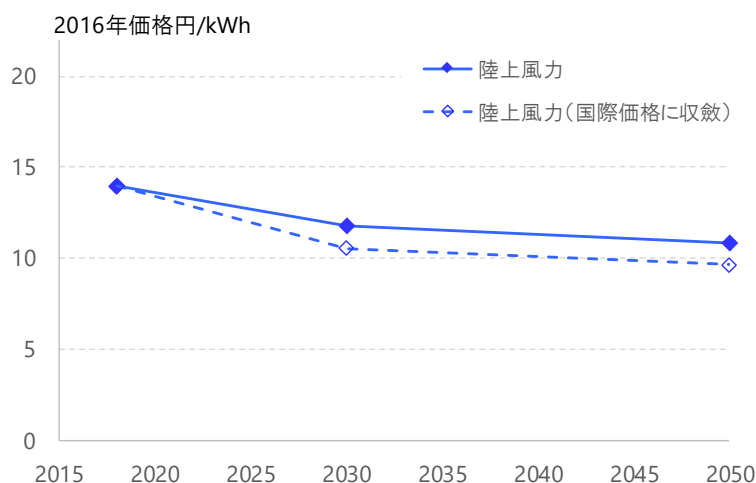


図 4-8 陸上風力発電コスト (LCOE) の見通し (日本)

(4) まとめ

本節では過去の実績値及び習熟曲線による手法を用いて、日本の太陽光及び陸上風力発電単価の将来見通しを作成した。日本では現状で諸外国に比べ太陽光・風力ともにコストが高い状況にあるが、将来的（2050 年頃）には日本においても太陽光・陸上風力ともに現状の原子力及び火力発電と同等程度、即ち 10 円/kWh 前後まで LCOE が低減する可能性が示唆される。但し政府はより近い将来（2025 年）に太陽光発電コストを 7 円/kWh、陸上風力発電コストを 8～9 円/kWh まで低減させる目標を示しており（調達価格等算定委員会, 2019）、更に民間機関からは 2030 年までに太陽光発電単価は 5 円/kWh 程度まで低下する、

との「将来推計」も示されている（[自然エネルギー財団, 2019](#)）。これらの目標や見通しは過去のコスト低減トレンドを逸脱しており、その実現可能性は定かではないが、いずれにせよ太陽光・風力ともに将来にわたって大幅なコストの低減が見込まれるため、今後も最新の状況を踏まえて評価を続ける必要がある。

4-4 統合費用及びシステム価値の評価

4-4-1 LCOE を超えた経済性評価指標

以上述べてきた LCOE は電力部門の経済性を評価するために長年にわたって用いられてきた指標であり、そのわかり易さも相俟って、現在においても政策決定上有用な指標と考えられている。しかし上述の通り、これは電源の代替による総コストの変化を線形近似したものであり、それが成り立たない場合には少なくともこの指標のみで電源の経済性を適切に評価することはできない。

VRE 大量導入に伴う電力システムのコストは強い非線形性を示すことが特徴である。即ち、VRE の導入比率が比較的小さい場合には大きな追加費用なくその出力変動をシステムが吸収することが可能であるが、一定程度を超えて導入量が大きくなると送配電網の強化や蓄電池の導入、もしくは VRE 出力の抑制といった対策によりコストが上昇する。このため VRE 大量導入時の経済性をそれらの資本費に基づく LCOE によって適切に評価することはできない。このため、「LCOE を超える」多数の指標が考案されている。これらの中には、以下のようなものがある。

- ・統合費用 (Integration cost)
- ・システム価値 (System value)
- ・平準化回避費用 (Levelized avoided cost of electricity: LACE)
- ・価値調整済み LCOE (Value adjusted LCOE: VALCOE)
- ・システム LCOE (System LCOE)

このうち System LCOE については、最低でも 2 種類、即ち [Ueckerdt et al. \(2013\)](#) に基づくものと [Hirth et al. \(2016\)](#) に基づくものが存在する（但しこの 2 つの論文の著者らは同一のグループであり、2 つの System LCOE は発展段階の異なる類似の概念とみなすこともできる）。

本 4-4 節ではまずこのうち、統合費用と 2 つの System LCOE について検討し、それを踏まえて新たな概念を構築する。また、その他の指標については補論 2 で概説する。

統合費用の概念図を図 4-9 に示す。いま仮に、従来電源と VRE との 2 種類の発電技術からなる系を考える。従来電源の発電量にその LCOE (L_{conv}) を乗じた値を C_{conv} 、VRE の発電量に LCOE (L_{VRE}) を乗じた値を C_{VRE} とすると、 C_{conv} 及び C_{VRE} はこの図の通り、VRE 発電量に応じて線形に変化する。ここで発電の総費用 C から、これらの LCOE 分を差し引い

た残り I が統合費用である。

このとき、 C を最小化する VRE 導入量 x は

$$L_{conv} = L_{VRE} + \frac{dI}{dx} \equiv L_{VRE} + L_{INT} \quad (4-8)$$

を満たす点として求められる。左辺の値は当該 VRE に係る System LCOE (Ueckerdt et al., 2013) または限界 System LCOE (Reichenberg et al., 2018) と呼ばれる。なお概念的には、仮に既存電源が硬直的であり、新規電源の導入によって追加的費用の減少が見込める場合には L_{INT} は負の値も取り得る。

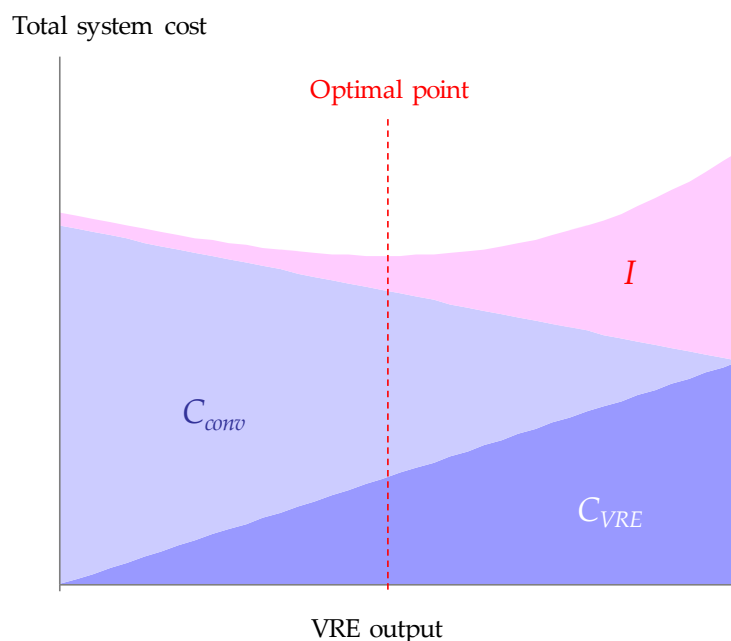


図 4-9 統合費用・システム LCOE の概念図

I の計算手法は文献により様々であるが、一般的には線形計画法 (Linear Programming: LP)、混合整数計画法 (Mixed Integer Linear Programming: MILP; Van den Bergh, 2014) などを用いた詳細な数理モデルによって計算される。数年前までは 1 年を数単位、もしくは数十単位程度の時間刻みでモデル化し、評価が行われるようことも一般的であったが (IRENA, 2017a)、現在では最低でも 1 時間刻み、もしくは 10 分刻みのモデル化によって評価が行われている。そのような目的のためには、対象とする地域において 1 時間ごとの PV・風力の出力を推計し、用いることが必要であり、そのためのデータ整備の試みも進んでいる (Pfenninger and Staffell, 2016; Staffell and Pfenninger, 2016)。但しこのような計算は計算機への負荷が高いことから、例えば統合モデルの一部として評価を行うような場

合には、より簡略化して残余負荷持続曲線 (Residual Load Duration Curve: RLDC) を用いる方法なども提示されている (Ueckerdt et al, 2015; Ueckerdt et al., 2017; Johnson et al., 2017; McPherson et al., 2018a.)。

統合費用は電力システム全体に対して (即ち、あるエネルギー・ミックス全体に対して一つの値が) 計算されるものであり、「各電源ごとの統合費用」を評価することは、少なくとも直接的には不可能である。この理由により、この指標は従来の LCOE に比べて政策立案上の利便性、もしくは「わかりやすさ」において劣るとの見方もできる。なお、式(4-8)で示される System LCOE は従来電源と VRE の 2 種の電源の系においてのみ明確に定義され得るものであり、より多数の電源が存在する場合には別途考慮が必要である。統合費用や System LCOE に付随するこれらの課題を補う観点から、以下に述べる System LCOE_HUE の他、複数の指標が提案されている。

4-4-2 統合費用の技術別評価：限界 System LCOE と平均 System LCOE

上述の通り「統合費用」はあるエネルギー・ミックスに対して 1 つの値が得られるものであり、個別の電源の経済性については直接的な情報を与えない。これに対し、従来の LCOE は電源ごとに発電単価を算出し、各種電源間の経済的な優劣を整合的に評価しようとするものであった。この延長として、統合費用を分解して電源別に割り振り、「LCOE の拡張版」となる指標を考えようとする試みは自然なものであり、もし適切に評価できるならば、その政策的有用性は明らかであるとも言える。

このような背景のもと、本節ではまず、これまで提示されている「LCOE の拡張版」の中で最も整合的な指標である Hirth, Ueckerdt and Edenhofer (2016) による System LCOE (本論文では一貫して System LCOE_HUE と呼ぶ) について概説し、それと比較する形で新たな評価指標である相対限界 System LCOE、及び限界 System LCOE を提示する。またそれとは全く別の観点から、統合費用を直接的に割り振ることにより平均 System LCOE を評価することを試み、これらの方法を比較する。

(1) 電力システムの費用・価値と既存の評価指標

(a) 線形計画問題における費用と価値

VRE 大量導入の文脈に関連して、電源の「価値」が語られることが多く、System LCOE_HUE もこの「価値」の評価に基づいている。ここで我々は、価値として「供給 (もしくは発電技術) の価値」と、「需要の価値」との双方を考えることが必要になる。

電力システム内で供給を行うある発電技術 i の価値 V_i とは、その電源によって発電される電気によって電力市場 (卸電力市場や容量市場等) からどの程度の収入が得られるかを意味する。また、電力需要の価値 V_L とは同様に、その需要を満たすために市場から電力を供給する場合、幾らの金額を支払わなくてはならないかを意味する。本節では、価値単価を小文字の v で示す。即ち、技術 i の価値単価 v_i は価値 V_i をその発電量 (VRE の出力抑制前、

もしくは抑制後の電力量) E_i で除した値であり、需要の価値単価 v_L は価値 V_L を年間総電力需要量 E で除した値である。また同様に、費用及び費用単価を C 及び c で示すこととする。技術 i の費用単価は (そのエネルギー・ミックス内での設備利用率を反映した) 当該電源の LCOE のことである。即ち、この LCOE c_i は設備利用率の低下や出力抑制といった非柔軟性に基づく統合費用の一部を含む。

いま、例として 2 種類の電源から成る系の経済性を評価する線形計画問題を考える。ここでは従来電源 (石炭火力) と VRE (風力) によって年間 10,000GWh の電力需要を満たすことが想定されており、このモデルでは総費用を最小化することにより、最適な石炭火力・風力の設備容量や運用を計算する。またここでは 1 種類の蓄電池が想定されており、風力発電が余剰になった場合にはその出力を抑制するか、蓄電するかが経済性により選択される。蓄電池の充放電にはロスが伴うと想定しているため、(石炭火力発電量) + (風力発電量) - (風力抑制量) = (電力需要量 10,000GWh) + (充放電ロス量) という等式が成り立つ。より詳細な制約式等については、補論 3-1 に記載する通りであり、本節では以下、この簡易 2 技術系を想定して議論を進める。

このモデルでは、価値 V は時刻 t における需給制約式もしくは供給予備率制約式のシャドウプライス p_{et} 及び p_{ct} (それぞれ卸電力市場価格と容量市場価格に対応する) に、電力量 e_t もしくは容量クレジット分を乗じ、 t について合計をとったものとして計算される (この簡易なモデルでは電源の負荷追従性の制約を入れていないが、より現実的にはそれを入れることにより、柔軟性市場の価格に対応する指標を導入することも可能である)。それを電力量で割った値が価値単価 v である。シャドウプライス p_{et} 及び p_{ct} は元の線形計画問題に対する双対問題の解として与えられるものであり、従って双対定理により、最適解 (ここでいう最適解とは、例えば火力にある発電量制約を与えたもとの LP 問題の解といったものも含まれるため、必ずしも火力と VRE の最適な電源構成、ということの意味しない) において以下の式が成立し、総費用は総価値に一致する。

$$TC = V_L + V_T + V_R = V_{eL} + V_{cL} + V_T + V_R \quad (4-9)$$

ここで TC は総コスト、即ち電力を供給するために必要な火力・VRE 及び蓄電池の固定費と可変費の合計であり、これが需要の総価値 V_L と地域間連系線制約の価値 V_T 、電源構成制約の総価値 V_R の合計値と一致している。但し連系線が存在しない場合には $V_T=0$ である。また、需要の総価値 V_L は、卸電力市場の価値 V_{eL} と容量市場の総価値 V_{cL} との和として表される。

価値 V_{eL} は電力量にシャドウプライスを乗じたものの和であることから、需給バランス式 (A3-2) (但しいま、コストレス電源 z は考えていない) にそのシャドウプライス (卸電力市場価格に相当) を乗じて時刻 t で加算することにより、以下の「価値の需給バランス式」が得られる。

$$V_{eL} = V_{e1} + V_{e2} + V_{discharge} - V_{charge} \quad (4-10)$$

ここで右辺の項はそれぞれ従来電源 ($i=1$)、VRE ($i=2$)、放電及び充電の価値であり、時刻 t におけるそれぞれの電力量に需給制約式のシャドウプライス $p_{e,t}$ を乗じ、 t にわたって加算した値である。式(4-10)の左辺を需要の価値、右辺を供給の価値と呼ぶ。

同様に供給予備率制約式(A3-9)についても、両辺にそのシャドウプライス（容量市場価格に相当）を乗じることで需給均衡式が成り立ち、最適解においては

$$(1+r)V_{cL} = V_{c1} + crV_{e2} + srV_s \quad (4-11)$$

となる。 r は供給予備率、 cr 及び sr はそれぞれ VRE と蓄電システムの容量クレジットであり、また需要の価値 V_{cL} は年間の最大需要にシャドウプライスを乗じた値である。

ここで注目すべきものは、式(4-9)に現れる電源構成制約の価値 V_R である。例えば仮に VRE の導入量を、均衡状態を上回る値 E^* まで政策的に拡大するとする。この場合、 V_R は正の値を取り、式(4-9)により、需要の価値 V_L =供給の価値は電力供給のための総コスト TC を下回る。

ここで起きていることは次の通りである。市場の外部のプレイヤー、例えば政府が FIT、もしくは何らかの形での補助金を入れ、強制的に VRE 発電量を E^* まで上昇させる。このとき、VRE の普及拡大によって卸売電力市場価格が低下する（メリットオーダー効果）。この補助金の総額が VR に対応し、その補助金分と市場からの売電収入を示す価値 $Ve2+crVe2$ との合計値が VRE への投資額に一致する。Greenfield、即ち全ての電源が新設されると想定した上で、火力発電については制約を与えない場合には、火力発電設備容量及び発電量は比較的小さいところで均衡し、コストと市場価値とが一致する。

実際には多くの場合、市場はこの条件は満たされず、Brownfield、即ち既存のシステムに対して追加的に VRE が政策的に導入される。この場合、モデル計算上、火力発電の設備容量は均衡点よりも高いところで制約されることになり、その制約の価値と火力の市場価値によって投資を回収することとなる。この「制約の価値」はあくまでもモデル計算上のものであり、実際に政府等によって補填されるわけではない。ここでの「市場価値」は卸電力市場のみでなく、容量市場を含む全ての市場の価値の合計値であることに注意すべきである。即ち、一度政府が市場の均衡を超えてある特定の電源を大量に導入させた場合、いかにうまく市場を設計したとしても、その総価値はコストよりも低く、従って従来電源は原理的に事業性を失う。これは”missing money”問題と呼ばれるものの一つの数学的な表現である。

逆に VRE なり従来電源なりの導入量を均衡点よりも低く抑える制約を加えた場合には、 VR は負の値をとり、市場の総価値は総費用を上回る。これは、ある電源の導入量を抑制す

るために、政府が事業者に対して課税した状況に相当すると考えることができる。この場合 VR は政府の税収に相当し、市場はコストを上回る価値を創出して税金の支払いに充てることになる。ここで考慮すべきことは、ある特定の電源が政府の政策ではなく、何らかの外部的な要因によって均衡点よりも低い地点に抑えられる場合である。この場合でも同様に市場の総価値は総費用を上回る。即ち、これらの電源を運用する事業者は非常に大きな収益を得られることになる。これは、これまで例えば水力発電や原子力発電を実施していた事業者に実際に生じていたことであろうと思われる。

以上の観察は、仮に現実の系が線形で近似できない場合には、そのままは成り立たない。しかし非線形な問題であっても、それが可微分な形で定式化されているならば、微小な変化に伴う経済性は線形問題で近似をすることが可能である。またこの場合、その線形問題のシャドウプライスは元の非線形問題のそれと同一であることは容易に確かめられる。このことから、上記の議論は例えばある状態から追加的に発電所を 1 基建設する場合の経済性を評価するといった際には、少なくとも近似的には成り立つこととなる。

(b) 「LCOE を超える」評価指標の例：Hirth らによる System LCOE_HUE

Hirth et al. (2016)による System LCOE_HUE は以下の式によって定義される。

$$\text{SysLCOE_HUE}_i = c_i - v_i + v_L \quad (4-12)$$

即ちある電源 i の System LCOE_HUE とは、エネルギー・ミックス内での設備利用率を反映させた LCOE (c_i) から当該電源の価値を引き、更に需要の価値を加算した値に等しい。電源 i が均衡状態にある、即ち i の発電量等に制約のない条件下で最適化計算が行われた場合、価値 v_i は LCOE c_i に等しくなり、式(4-12)から System LCOE_HUE は需要の価値単価 v_L に等しくなる。特に、制約式が全くない状況下で均衡状態を求めた場合には、全ての電源の System LCOE_HUE は v_L に一致する。

また、仮に充放電がない場合には、式(4-10)を総発電量 E で除することにより、 v_i の加重平均値は v_L に等しくなる。このとき、 v_i を卸電力市場価格・容量市場価格・柔軟性市場価格 3 種の価値のみに限定すると、式(4-12)は IEA (2018a)における価値調整済み LCOE (Value-adjusted LCOE: VALCOE) の定義と一致する (補論 2 参照)。実際に IEA (2018a)においては蓄電システムは式(4-10)に示すように電源の「外部」には想定されず、電源の一部として考えられており、ここでは例えば”Solar PV”の他に、”Solar PV + storage”の VALCOE が計算されている。

またこのとき、式(4-12)から、各電源 i の System LCOE_HUE を発電量 E_i で加重平均した値は、LCOE c_i の加重平均値と等しくなることがわかる。即ち、System LCOE_HUE は従来定義の LCOE にシステム費用分を「上乘せ」するものではなく、その平均値との差の

みを上乘せすることにより、全体の加重平均値は不変であるようにするものである。但しここでの c_i は VRE が存在するエネルギー・ミックス内での火力発電の設備利用率低下を反映したものであるため、統合コストの一部、具体的には通常「プロファイルコスト」（補論 2 参照）と呼ばれるものの一部部分は既に加算して含まれているものであることには注意が必要である。

いま、発電技術のうちどれか、例えば 2 技術系における VRE（風力発電）に発電電力量制約をかける場合を考える。この制約のもとにコスト最小化計算を行った場合、制約をしていない技術、即ち今の例で言えば従来電源及び蓄電池については、コストと価値が等しくなるところで最適解が得られる。即ち、費用と価値の均衡式(4-9)において従来電源及び蓄電池のコスト・価値を両辺から差し引いて、

$$C_2 = V_2 + V_R \quad (4-13)$$

もしくは両辺を VRE の発電量 $y=E_2$ で除することにより、

$$c_2 = v_2 + v_R \quad (4-14)$$

が得られる。但し v_R は制約条件のシャドウプライスである。これにより、式(4-12)から VRE の System LCOE_HUE は

$$SysLCOE_HUE_2 = c_2 - v_2 + v_L = v_L + v_R \quad (4-15)$$

となる。一方で、従来電源については均衡状態にあることから $c_1=v_1$ である。

式(4-15)と同様の式は、より多数の技術が存在する系で、複数の技術の発電量に制約をかけた場合にも当てはまる。この式は System LCOE_HUE を理解する上で重要である。即ち、あるエネルギー・ミックスを想定してそこでの価値（シャドウプライス）が与えられた場合、制約条件をかけていない発電技術については需要の価値単価 v_L が System LCOE_HUE と一致する。また制約条件をかけている発電技術については、その制約条件のシャドウプライス v_R を v_L に加えたものに一致する。この観点から、ある技術の System LCOE_HUE とは、与えられたエネルギー・ミックスにおいて、当該技術が発電量制約等により均衡状態からどの程度遠ざかっているかを示す指標であると理解することができる。

Hirth et al. (2016) には、System LCOE_HUE とは市場価値の差を、「費用の観点」から見たものである、という趣旨の説明がある。これは式(4-12)において、System LCOE_HUE は従来の意味でのコスト（LCOE）を拡張したものと見做すことができる、と著者らが考えているからである。しかし、この System LCOE_HUE の定義は実際に式(4-15)と同等で

あり、従ってコストではなく、価値のみから計算することができる。このことから、System LCOE_HUE とは上述のように、「費用の観点」よりもむしろ「価値の観点」から、制約条件による価値の変化を示したものであると考えるほうが、より妥当である。またこれは、上述の通り、System LCOE_HUE の加重平均値が電力需要のコスト単価ではなく、価値単価、即ちコスト単価から制約の価値単価を引いたものに一致する、という点からも正当化される。

System LCOE_HUE 及び VALCOE はコストと価値とを一つの指標に統合し、それによって価値が複雑に変化する系での各電源の経済性を評価しようと試みるものである。これに対し、ある電源のコストと価値をともに推計し、それらを比較することによってその経済性を評価する試みもなされており、典型的には [U.S. DOE \(2019\)](#) に見ることができる。ここで用いられている平準化回避可能費用 (Levelized Avoided Cost of Electricity: LACE) とは、本節で述べた電源の価値単価 v_i に他ならない。ある電源の導入量が均衡点よりも小さいときには価値 v_i はコスト c_i を上回り、それを追加的に導入することが経済合理性を持ち得る。均衡点よりも大きいときにはその逆となる。本節で述べた System LCOE_HUE、VALCOE、LACE は何れも、コストと価値の差を測定することにより、その電源の追加的導入の経済性を評価しようとするものであるとすることができる。

(2) 限界及び平均 System LCOE の概念と計算方法の検討：2 技術系の場合

以上の考察を踏まえつつ、本節ではシステム LCOE の定義を新たに考案する。ここでは電力部門の総費用の変化を考察の対象とするが、回避可能費用 (LACE) が価値単価と同一のものであることからわかるように、コストと価値とは同じものの表裏であり、コストの変化を考察することは反面、価値について考察することにもなる。

ここではまず、単純な 2 技術系の場合について検討を行い、後にこれをより一般的な系に拡張する。

(a) 総費用の最小化と限界 System LCOE

いま、2 種類の発電技術からなる系を考え、その年間発電量をそれぞれ $E_1 = x$ 及び $E_2 = y$ とする。ここでは x として従来発電 (例えば石炭火力発電)、 y として VRE (例えば風力発電) を想定するが、当然ながらそれ以外の 2 種類の電源から成る系にも適用可能である。

いまシステム全体の発電量が定数 E であるとし、

$$x + y = E \tag{4-16}$$

が成り立っているとする。システム全体の年間総費用を $C(x, y)$ とする。即ち、 C は LP や MILP などの最適化計算によって決定される最適解であるが、(4-16) の制約下で x 及び y を変化させ、この C を更に最小化することを考える。これは、 λ を Lagrange の未定乗数とし

て

$$L = C - \lambda(E - x - y) \quad (4-17)$$

を最小化することに相当し、以下の3つの方程式を解くことになる。

$$\frac{\partial L}{\partial \lambda} = x + y - E = 0 \quad (4-18)$$

$$\frac{\partial L}{\partial x} = \frac{\partial C}{\partial x} + \lambda = 0 \quad (4-19)$$

$$\frac{\partial L}{\partial y} = \frac{\partial C}{\partial y} + \lambda = 0 \quad (4-20)$$

式(4-18)は発電量の制約式(4-16)に等しい。式(4-19)及び(4-20)から λ を消去すると、コスト最小化条件は

$$\frac{\partial C}{\partial x} = \frac{\partial C}{\partial y} \quad (4-21)$$

となる。仮に $\partial C/\partial x$ と $\partial C/\partial y$ をそれぞれの電源の System LCOE (LCOE に限界統合費用を加えたもの)と見做すことができるならば、それらが等しくなる点がコスト最小となる電源構成だと言うことができる。

ここで問題となることは、これらの値は必ずしも一意には定まらない、ということである。即ち、 $\partial C/\partial x$ は y を固定したまま x を変化させたときの C の増加率を意味するが、このとき、式(4-16)の E の値も x の増減に合わせて変化していることになる。しかし総発電量を dE 増加させる方法は一意ではなく、年間の電力需要を一律に定数倍する方法や、電力負荷曲線の一部のみを増加させる方法など、増加のさせ方は無数に存在する。但し我々に興味があるのはあくまでも式(4-16)の制限下での状況のみであり、総発電量が増減する場合はあくまでも数学上の必要として仮想的に考えられるものに過ぎない。

いま、式(4-16)を満たさない x 及び y に対して二つの費用関数 $C_I(x, y)$ 及び $C_{II}(x, y)$ を考え、但し式(4-16)が成り立つときは、 $C_I(x, y) = C_{II}(x, y) = C(x, y)$ であるとする。このとき、

$$dC_I = \frac{\partial C_I}{\partial x} dx + \frac{\partial C_I}{\partial y} dy \quad (4-22)$$

及び C_{II} についても同様の式が成り立つが、 dx 及び dy が式(4-16)、即ち $dx + dy = 0$ を満たすとき dC_I と dC_{II} は等しくなる。この条件を(4-22)に代入すると

$$dC_I = \left(\frac{\partial C_I}{\partial x} - \frac{\partial C_I}{\partial y} \right) dx \quad (4-23)$$

C_{II} についても同様に

$$dC_{II} = \left(\frac{\partial C_{II}}{\partial x} - \frac{\partial C_{II}}{\partial y} \right) dx \quad (4-24)$$

が成り立つが、式(4-16)が成り立つ空間上では $dC_I = dC_{II}$ が成り立つことから、式(4-23)と(4-24)の係数を比較して

$$\frac{\partial C_I}{\partial x} - \frac{\partial C_I}{\partial y} = \frac{\partial C_{II}}{\partial x} - \frac{\partial C_{II}}{\partial y} \quad (4-25)$$

が成り立つことになる。即ち、即ち、 $\partial C/\partial x$ や $\partial C/\partial y$ は一意に定まらないものの、それらの差は一意に定まる。これと同様のことは多数の技術が存在する場合についても言うことができ、どの2つの技術についても、それらによる C の偏微分の差は一意に定まる。従って、式(4-21)を $\partial C/\partial x - \partial C/\partial y = 0$ と解釈すれば、この条件は一意である。

注意すべき点として、我々がいま述べていることは、[Ueckerdt et al. \(2013\)](#) で示される System LCOE の自然な拡張である。即ち、従来電源と VRE の LCOE をそれぞれ L_C 及び L_V として

$$C = L_C x + L_V y + I \quad (4-26)$$

と表記する。 I は統合費用、即ち電力システムにかかる総費用のうち LCOE に比例する分を除いた全てである。より具体的にはバランスコスト、即ち短期の需給調整に係る費用や、グリッド増強コスト、プロフィールコスト、即ち発電と需要の時間に差があることによって生じるバックアップのコストや部分負荷のコスト、蓄電池が必要とされるためのコストなどが全て含まれる。

このとき、条件(4-16)は

$$L_C = L_V + \left(\frac{\partial I}{\partial y} - \frac{\partial I}{\partial x} \right) \quad (4-27)$$

となる。いま、 $I = I(x, y)$ は x 及び y の関数であるが、式(4-16)を用いて x を消去して y のみの1変数の関数 $I(E-y, y)$ と見做し、 I を y で微分すると、

$$\frac{dI}{dy} = \frac{\partial I}{\partial y} - \frac{\partial I}{\partial x} \quad (4-28)$$

が得られる。この式の値を L_{Int} と置くことにより、式(4-26)は

$$L_C = L_V + L_{Int} \quad (4-29)$$

となる。これは式(4-8)と本質的に同一であり、VRE の LCOE に限界統合費用を加算したものの (=System LCOE) が従来電源の LCOE に等しくなる点が最適な電源構成を与えることを示している。これは、後に改めて相対限界 System LCOE と呼ぶものの単純な場合である。ここでの「相対」とは、上記の議論より、ある一方の技術を基準として式(27)のように変形した場合にのみ、限界 System LCOE の値が一意に決定できる、ということを示している。式(29)は従来電源を基準とした相対限界 System LCOE が一致する点が均衡点であることを意味する。この両辺から L_{INT} を差し引くと VRE を基準とした相対限界 System LCOE による表記となり、何れを基準にとったとしても数学的には同等である。但し多くの場合、VRE の相対限界 System LCOE を一定とし、従来電源のそれが VRE 導入に伴って低減するよりも、従来電源の限界 System LCOE を一定として VRE のそれが上昇してゆく方が直観的にはわかり易いであろう。

(b) 統合費用の分解と平均 System LCOE

次いで、統合費用 I をより直接的に電源別に割り振ることを考える。一般的に、統合費用は複数の電源の相互作用によって生じるものであるため、その割り振りは電源の変化の経路に依存する。即ち、ある状態 ($I=0$ とする) から太陽光発電量を 1 単位増加させた場合の統合費用を I_P 、そこから更に風力発電量を 1 単位増加させた場合の統合費用増加分を I_W とする。また逆に最初に風力発電量を 1 単位増加させた場合の統合費用を I_W' 、そこから更に太陽光発電量を 1 単位増加させた場合の統合費用増加分を I_P' とする。このとき、太陽光発電・風力発電ともに 1 単位ずつ増加させたときの統合費用を I_{PW} とすると、 $I_{PW} = I_P + I_W = I_P' + I_W'$ が成り立つが、一般的には I_P と I_P' 、 I_W と I_W' は一致せず、従って I_{PW} は一意に分解されない(多くの場合、順序としてより後から入れた場合の費用割り振りの方がより大きくなる)。

以下、式(4-16)が成り立つ空間 S_1 を拡張して議論を行う。即ち、新たに仮想的な技術を考えてその発電量を z とし、

$$x + y + z = E \quad (4-30)$$

が成り立つ空間を S_0 とする。 S_1 は S_0 の中で $z=0$ の制約条件をもつ部分空間となり、いま考えている x と y の 2 つの技術の問題では、 S_1 は 1 次元、 S_0 は 2 次元の空間である。 S_0 上の関数、例えば総費用 $C(x, y)$ は S_1 上の関数 $C(x)$ の拡張であり、 $z>0$ の点では新たな仮想技術の性質に応じて異なったものとなり得るが、上述と同様の議論に従い、偏微分の差を考慮する限りにおいて、仮想技術の想定は任意性は S_1 上のコスト評価に影響しない。ここでは後の議論のために、この仮想技術は「コストレス」の技術、即ち固定費や可変費はゼロであり、炭素も排出せず、かつ無限に柔軟な技術であると想定するのが便利である。このような技術は極めて仮想的であるものの、最適化モデルに新たにこれに対応する変数及び制約式を追加して、解を求めることは容易である。

ここで、以下で定義される L_x 及び L_y を従来電源及び VRE の絶対限界 System LCOE と呼ぶ。

$$L_x = \frac{\partial C}{\partial x} \quad (4-31)$$

$$L_y = \frac{\partial C}{\partial y} \quad (4-32)$$

より一般的には、制約式(4-30)の存在しない (S_0 を更に包含する) 空間内において関数 $C(x, y, z)$ が定義され、上述と同様の議論により、この空間内で $L_x = \partial C / \partial x - \partial C / \partial z$ が一意に定められる。この L_x を空間 S_0 内の偏微分で表現したものが式(4-31)である。但し以下、主に S_0 の中でのみ議論を行うこととし、偏微分は S_0 内のものであるとする。

S_0 内の費用関数 $C(x, y)$ は(4-31)及び(4-32)から、 L_x 及び L_y の積分として以下のように表すことができる。

$$C = \int dC = \int \left(\frac{\partial C}{\partial x} dx + \frac{\partial C}{\partial y} dy \right) = \int \frac{\partial C}{\partial x} dx + \int \frac{\partial C}{\partial y} dy \equiv C_x + C_y \quad (4-33)$$

即ち、 C を S_0 内の積分で示すことにより、従来電源の寄与 C_x と VRE の寄与 C_y に分離することができる。

いま、電源 x 及び y の LCOE をそれぞれ L_{0x} 及び L_{0y} とする。但し LCOE の値は設備利用率に依存することに注意が必要である。ここでは最大の設備利用率、例えば従来電源について 80%、風力発電について 22%といった設備利用率を想定して計算した値を「LCOE」と定義する。

これらを用いて、総システム費用 C は以下のように、LCOE 分と統合費用 I に分解される。

$$C = L_{0x}x + L_{0y}y + I \quad (4-34)$$

また、絶対限界 System LCOE L_x を

$$L_x = \frac{\partial C}{\partial x} = L_{0x} + \frac{\partial I}{\partial x} \equiv L_{0x} + L_{Ix} \quad (4-35)$$

と分解することができる。 L_{Ix} は絶対限界統合費用である。また式(4-33)に対応して

$$I = \int \frac{\partial I}{\partial x} dx + \int \frac{\partial I}{\partial y} dy \equiv I_x + I_y \quad (4-36)$$

と、 I を x と y の寄与分に分解することができる。 C_x と I_x の間には、 $C_x = L_{0x}x + I_x$ という関係が成り立つ。

更に、分配された費用 C_x を発電量 x で割った値 \bar{L}_x を平均 System LCOE と呼ぶ。即ち、

$$\bar{L}_x \equiv \frac{C_x}{x} = L_{0x} + \frac{I_x}{x} \equiv L_{0x} + \bar{L}_{Ix} \quad (4-37)$$

ここで \bar{L}_{Ix} は平均統合費用である。式(4-35)及び(4-37)に示す通り、絶対（限界）System LCOE と平均 System LCOE はともに、従来定義の LCOE に限界・平均の統合費用分を足した値として表記することができる。

式(4-34)は式(4-26)と形式的に同一であるが、我々の定式化は LCOE をより厳密に定義していることに注意すべきである。いま考えている 2 技術系での C 及び I を図 4-10 に示す。ここで x と y による 2 次元空間は上述の S_0 に相当し、その中の直線 $x+y=E$ で表される領域が可能な現実の状態を示す 1 次元空間 S_1 に相当する。

また、図 4-11 はこの C に対し、 $y=0$ の場合、即ち従来電源の発電量 x を横軸にとり、縦軸に C を示した場合（従来電源と表示）と、 $x=0$ の場合、即ち y を横軸に、 C を縦軸にとった場合（VRE と表示）を示している。

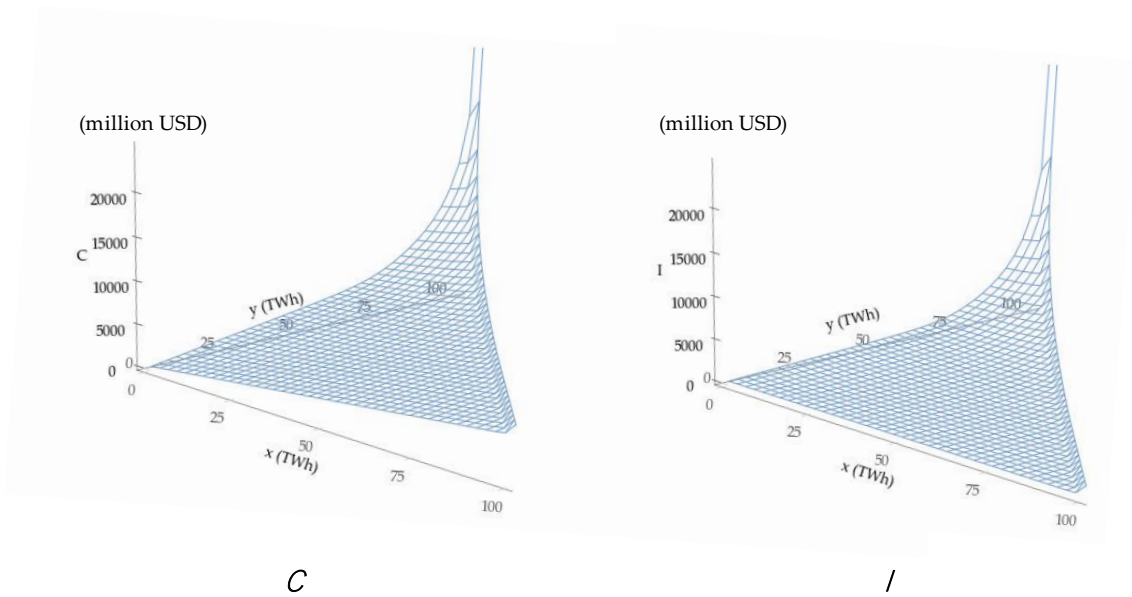


図 4-10 総費用 C 及び統合費用 I の概念図

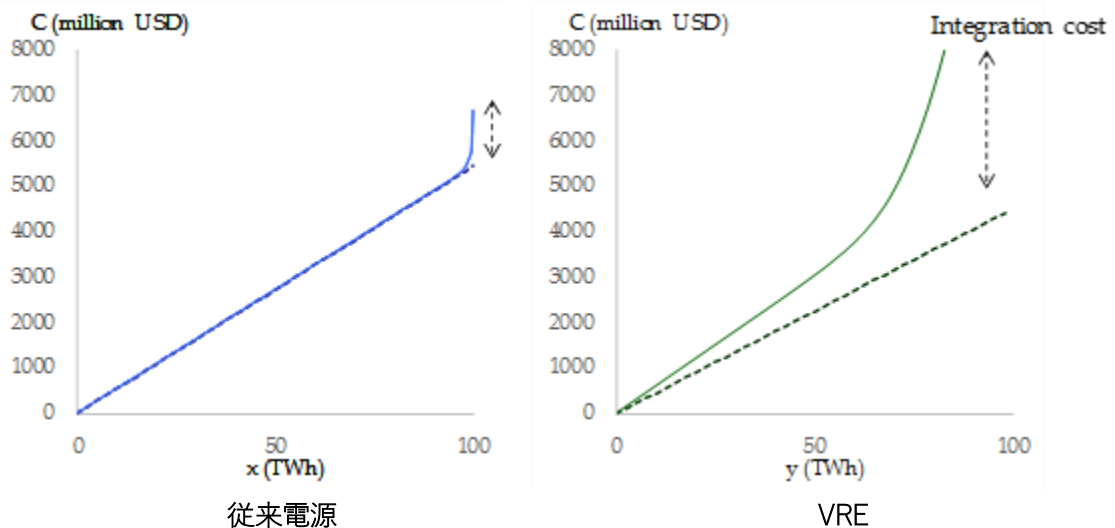


図 4-11 総費用 C 及び統合費用 I の概念図 ($x=0$ 及び $y=0$ 断面)

上記の通り、この例では我々は従来電源の LCOE を設備利用率最大値のもとの値として定義している。これに対し、実際に従来電源のみで全ての電力を供給する場合 ($y=z=0$) にはその設備利用率はより低いものとなる。もしくは、蓄電池が安価な場合にはそれを導入し、蓄電による負荷平準化によって設備利用率の低下を部分的に抑制することとなる。図 4-11 左に概念的に示されるように、従来電源の LCOE は $x=0$ に近い領域での直線の傾きに相当し、その直線の延長線における $x=1$ の点と、実際の $x=1$ における C の値との差が統合費用 I に相当する。

従来の LCOE の評価では、例えばガス火力発電はベースロードとしての運用をせず、ま

た石炭火力についても VRE 大量導入下では必ずしもフルで運転できるとは限らないことから、異なる設備利用率、例えば 85%と 50%で計算してその感度を見る、といったようなことも行われている (OECD/NEA, IEA, 2015)。しかし我々の定義では、LCOE はあくまでも最大設備利用率の想定のもとでの値であり、実際のエネルギー・ミックスの中での設備利用率の低下分は全て統合費用 I の一部として計上されることに、特に注意が必要である。ここで統合費用とは、実際の系統運用に伴う制約のもとで、各電源がそれぞれに応じた非柔軟性を持つことによって追加的に発生する費用のことであると考えることができる。また L_x は従来電源の発電量 1kWh を無限に柔軟なコストレス電源で代替した場合の費用差であり、電力の価値の他に、柔軟性の価値や容量の価値等を全て含んでいる。この理由により、ここでは L_x を「絶対」System LCOE と呼んでいる。

実際に従来電源であっても必ずある程度の非柔軟性が存在するため、実際のエネルギー・ミックスでは I や L_x 、 L_y は常に 0 でない正の値をもつ。図 4-10 及び図 4-11 に示される通り、 I は x や y が比較的小さい領域ではゼロに近く、現実の系 S_1 に近づくにつれて I は急速に大きくなる。

更に注意すべき点が少なくとも 4 点ある。第一に、従来電源の場合には、その LCOE L_{0x} は $y=0$ の直線上での極限 $\lim_{x \rightarrow 0} \partial C / \partial x |_{y=0}$ に等しくなる。即ち、 S_0 の原点付近では従来電源の統合費用はゼロであり、絶対限界 system LCOE は LCOE に一致する。しかし VRE については通常、そうはならない。これは (予備率を含む) 供給容量制約によるものであり、一般的には従来電源がなく、VRE とコストレス電源で電力を供給する場合、無限に柔軟なコストレス電源による供給分を差し引いたとしても、残り分のために必要な設備容量 VRE のみで供給することはできず、例えば蓄電池の費用といった追加的な費用分が必要となる。いま考えている例では従来電源の LCOE は 5.44 セント/kWh、VRE の LCOE は 4.50 セント/kWh であり、 $\lim_{x \rightarrow 0} \partial C / \partial x |_{y=0}$ は 5.44 セント/kWh と一致する一方で、 $\lim_{y \rightarrow 0} \partial C / \partial y |_{x=0}$ は 4.84 セント/kWh であり、その差分 0.34 セント/kWh は原点付近でも存在する統合費用分になる。当然ながらこれは容量クレジットの想定に依存し、この例で想定している VRE のクレジット分 30%が、仮に 83%を超える仮想的なケースになると、従来電源と同様に、この原点付近の統合費用はゼロになる。また、従来電源の発電量が 1kWh でその他が全てコストレス技術である場合の総費用 5.44 セント、VRE 発電量が 1kWh でその他が全てコストレス電源である場合の総費用 4.84 セントに比べて、双方がそれぞれ 1kWh、合計 2kWh の発電をする場合の総費用は 10.07 セントと、両者の合計よりも小さくなることから、従来電源が存在することにより、容量の必要に伴う VRE の統合費用は緩和されることがわかる。

第二に注意すべき重要な点として、式(4-33)及び式(4-36)において左辺の C 及び I は一意に与えられる一方で、その x と y の寄与への分解は一意に定まらず、積分の経路に依存する。これは統合費用を各電源にどのように割り当てるか、という問題そのものである。即ち、仮に図 4-12 に示す経路 I を通って積分をすると I_x が小さく、 I_y が大きくなる。これは、あらかじめ技術 x が存在する系の中で技術 y を導入し、それによる統合費用上昇分を全て後

発の技術 y に割り当てる、ということに相当する。しかし、逆に経路 II を通るときには逆の結果となり、後で導入された技術 x に統合費用の大部分が割り当てられる。我々はコストを双方の技術に「公平に」割り当てるために、単純に経路 III に示すように、原点から直線的な経路で積分を行うこととする。

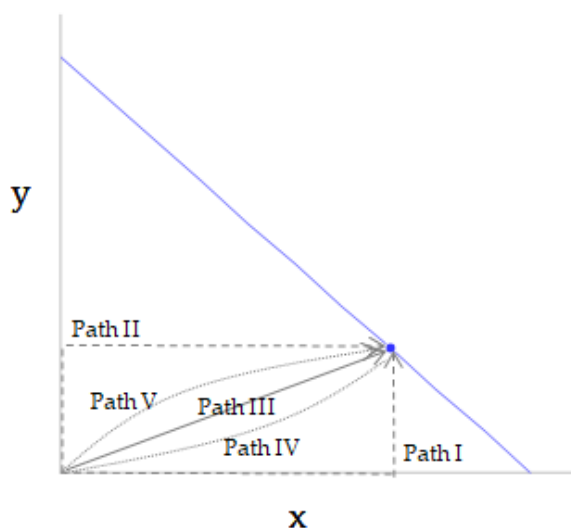


図 4-12 費用分解のための積分経路

いま考えている問題の性質上、式(4-36)に示す統合費用の割り振りは分配のポリシー、即ち積分の経路に応じて変化する。ここで我々がすべきことは、我々の定める分配のポリシーが我々の直観に反しない、公平なものであることを、幾つかのテストを通じて確認することである。例えば図 4-13 左に示すように、 x と y との間に完全な対称性が存在する場合を考える（このとき x と y はともに従来電源、もしくはともに VRE を示すことになる）。ここで我々の直観によれば、 $x=y=E/2$ となる点における I の分配は対称、即ち $I_x=I_y$ 、即ち $\bar{L}_{Ix}=\bar{L}_{Iy}$ となるべきであるように思われる。そして、原点からこの点に至る直線的な経路に沿って積分した場合にこの条件を満たすことは明らかな一方で、それ以外の経路では（極めて特殊な経路を除き）一般的にはこの条件は満たされない。また、この図 4-13 左に示すような、対称点以外の S_1 上の点、例えば $x>y$ となる点においては $\bar{L}_{Ix}>\bar{L}_{Iy}$ となり、これも我々の直観に一致する。

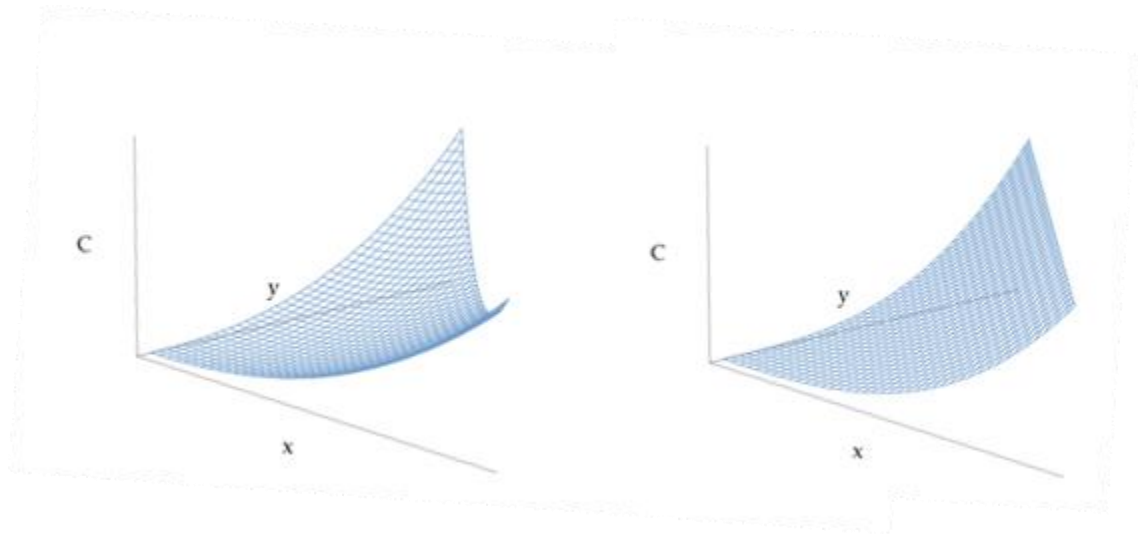


図 4-13 テスト形状

もう一つの重要なテストは、技術 x と技術 y とが全く同一のコスト構造をもつ、即ちその固定費・可変費や柔軟性等が全く同一である場合である。このとき対称性の観点から、 S_1 上において、常に $\bar{L}_{I_x} = \bar{L}_{I_y}$ が成り立たなくてはならない。以下、これが実際に成り立つことを示す。

いま x と y は同一のコストをもつため、 $I(x, y)$ は $x+y$ の関数として、 $I(x+y)$ と表せることになる(図 4-13 右)。このとき、 S_1 上では式(4-16)により、 $I(x+y)$ は一定である。また $\partial I / \partial x = \partial I / \partial y$ が成り立つことになる。

積分経路が図 4-12 に示す経路 III を通ることから、ある定数 α を用いて $y = \alpha x$ 、即ち $dy = \alpha dx$ と記すことができる。従って式(4-36)の定義より、 S_1 上の点 $(X, Y) = (X, \alpha X)$ における I_x 及び I_y は

$$I_x(X, Y) = \int_0^X \frac{\partial I}{\partial x} dx = \int_0^{\alpha X} \frac{1}{\alpha} \frac{\partial I}{\partial y} dy = \frac{1}{\alpha} I_y(X, Y) \quad (4-38)$$

となる。従って、

$$\bar{L}_{I_x} = \frac{I_x}{X} = \frac{I_y}{\alpha X} = \bar{L}_{I_y} \quad (4-39)$$

となり、 x と y の平均統合費用、従って平均 LCOE は同一であることになる。このことは、分配を行う際に Path III として示す直線的な経路で積分を行うことの妥当性を支持すると思われる。即ち、仮に費用関数の形状が図 4-13 右に示すように下に凸であったとしたとき、図 4-12 に示す Path IV のような、Path III よりも x の値が大きくなる経路を通る場合には I_x の

値がより小さく、 I_y の値がより大きくなり、また Path V のように x の値が Path III よりも小さな経路を通る場合にはその逆となり、いずれも適切な結果を与えない。

第 3 の注意点として、我々がいま用いているコストレス技術の他に、何らかの異なる技術の発電量を z と想定することにより、統合費用の分配のされ方は異なるのではないか、という疑念が生じる。実際に上述の通り、コストレス技術の変わりに他の技術を用いて推計することにより、式(4-28)に示す限界統合費用の差は変わらないものの、その絶対値は異なるものであることを確認することができる。それらの多くの方法の中で、我々がコストレス技術による方法を用いる理由としては、現実の発電技術を無限に柔軟な技術と比較することにより、その非柔軟性に伴う費用増加分の全体を測定しようとするところにある。実際に、式(4-35)に示す限界 System LCOE 及び限界統合費用は比較の対象としてコストレス技術を用いた場合に最も大きくなり、その理由によって我々はこれを「絶対」限界 System LCOE と呼んでいる。また図 4-11 に示す C の値は、 S_1 上においてはコストレス技術の選択によらずに同一であるものの、その他の領域においてはコストレス技術を用いた場合に最も小さな値となり、他の技術を用いたときには、一般的には原点近くにおいても LCOE を傾きとする直線にならず、より C が大きな経路を示す。このため、コストレス技術以外のものを用いた場合には、一般的には C を LCOE に比例する分と統合費用分によく切り分けることができないように思われる。

第 4 に、式(4-21)、正確にはそれを S_0 空間内で示した式によって表されるように、均衡点（コスト最小となる電源構成）は各電源の絶対限界 System LCOE が同一（より適切にはその差がゼロ）になる点として得られる。しかし特殊な例、例えば式(4-39)で示されるような例を除き、一般的には均衡点において、平均 System LCOE は一致しない。これは均衡点は平均費用ではなく限界費用によって表されるという経済学上の他の多くの原理と同様である。今の場合、仮に VRE の LCOE が従来電源の LCOE よりも小さいとすると、一般的には均衡点において平均 LCOE は VRE の方が従来電源よりも小さいことになる。

厳密に理論的に考える場合には絶対限界 System LCOE で議論を行うことも適切であるが、上述の通り、この値はそれぞれの技術の非柔軟性に伴う費用を全て含むため、一般的に非常に大きな値となる。このため、現実的には式(4-27)のように、LCOE 部分についてはそれぞれの電源の LCOE を考え、統合費用部分は二つの技術の間の差のみを考えるとということが、直観的に理解のし易い議論になり得る。即ち、今考えている 2 技術系の場合、従来型技術を基準技術として選択し、相対限界 System LCOE を

$$L_{Rx} = L_{0x} \quad (4-40)$$

$$L_{Ry} = L_{0y} + \left(\frac{\partial I}{\partial x} - \frac{\partial I}{\partial y} \right) \quad (4-41)$$

と定義することにより、各電源の相対的な経済性を評価することができる。改めて、式(4-

40)及び(4-41)で定義される相対限界 System LCOE はコストレス技術を用いて計算可能であり、その結果はコストレス技術を用いない、他の方法を用いた場合と一致する。

均衡点においては $L_{Rx} = L_{Ry}$ となる。どの電源を「基準技術」として選択するかは自由であるが、一般的にはより柔軟性の高い電源を選択する方が自然であろう。

(c) 多技術系及び送電・蓄電ロスのある系への拡張：相対限界 System LCOE

以上の議論に対し、より現実的な多種の電源が存在する場合に拡張する場合、実際の系においては発電源の変化に応じて発電量自体が変化することに注意が必要である。

まず、VRE が大量に導入された場合、一般的には余剰電力が生じ、その余剰分は部分的に出力抑制される。このため、実際に利用される出力抑制後の電力量はもとの発電量よりも小さくなる。次いで、広域で電力融通が行われる場合には送電ロスが生じるとともに、蓄電システムへの充放電を行う場合にはそれに伴う電力ロスが生じる。このため、ある同一の電力需要に対し、一般的には VRE の導入拡大に伴いもとの発電量は増加する。

式(4-16)はこれらの電力ロスを捨象した特殊な場合である。ここに現れる x や y を出力抑制後の電力量と解釈すれば、出力抑制が生じる場合でもこの式は成立し得る。但し送電・蓄電ロスが発生する場合にはこの式は成り立ち得ず、より一般的なシステムを考える必要がある。

いま n 種類の電源から成る系を考える。電源種 i ($i \in [0, n]$) の年間発電量を x_i とし、蓄電池等による電力損失分を T とする。後述する通り、整合的に扱う限りにおいて、 x_i としては出力抑制前・後どちらの電力量を用いても同じ結果を示す。電力ロスのない式(4-16)の場合とは異なり、電力ロスがある場合には x_i は比較的自由的な値をとり得る。即ち、総電力量を電力需要よりもかなり大きくし、一方で例えば電力の貯蔵回数を多くしてロスを大きくするような解も物理的には可能ではある。但し現実的には不必要な電力ロスは可能な限り回避され、与えられた制約のもとでコストが最小となる電力システムが目指される。ここではある一連の与えられた制約条件のもとで、最適化計算を行うことによって、全ての電源の発電量 x_i が一意に定められると想定する。

ここで考慮すべきもう一つ重要な点は、少なくとも線形計画法等の最適化モデルによってシミュレーションを行う場合、制約の入れ方によって系の状態が変わり得る、ということである。即ち、いま $i \in [0, n-1]$ に対して $x_i = \hat{x}_i$ と x_i を固定すると、最適化計算により $x_n = \hat{x}_n$ が定められる。これらの \hat{x}_i について、例えば $i \in [0, n]$ に対して $x_i = \hat{x}_i$ と x_i を固定し、最適化計算によって x_0 を求めると、その結果は後に例示する通り、一般的には \hat{x}_0 とは一致しない。これは、例えば現実の世界において、低炭素電源に補助を与えてその導入を制御し、拡大する場合と、火力発電に炭素税もしくは何らかの規制措置をかけてその発電量を抑制することにより、低炭素電源の導入を間接的に促進する場合とでは、概ね似てはいるものの、正確には同じでない状況を作り出すことに対応している。ここではモデル計算上、ある一つの自由な（制約のない）電源 i_0 を選択し、 $i = i_0$ 以外の発電量を固定して最適化を行うことによ

り、電源 i_0 の発電量 x_{i_0} 、総コスト C 及び電力ロス T を計算することとする。このようにして、 $n-1$ 次元の空間 S_1 上の点として表される現実の系に対して C を定義することができる。 C 、 T 及びその他の S_1 上の関数は $i=i_0$ を除く i に対応する $n-1$ 個の x_i の関数と考えることができるが、同時に、例えば i_0 を含む 0 よりも大きな i に対応する \hat{x}_i を定めた場合、最適化計算の結果が $x_i = \hat{x}_i$ となるように x_0 を定めることができるため、全く同様に $i > 0$ に対応する x_i の、もしくはより一般的には、 n 個の x_i のうち任意の $n-1$ 個のもの関数と見做すことも可能である。上述の通り i_0 の選択はその状態を実現するための政策的手段に依存し、ある程度の、もしくは時として決して無視できない影響を与える。

いま、一般性を失うことなく x_0 を「基準技術」の発電量とし、 x_0 、 C や T はそれ以外の発電量、即ち x_1, x_2, \dots, x_i の関数であるとする。 i_0 は 0 と等しくても、等しくなくても構わない。式(4-16)に相当する総発電量の制約式は

$$\sum_{i \geq 0} x_i = E + T \quad (4-42)$$

となり、これを満たす x_i の集合が空間 S_1 をなす。また、仮想的なコストレス技術の発電量 x_{CL} を考えて、以下の条件により空間 S_0 を考えることができる。

$$\sum_{i \geq 0} x_i + x_{CL} = E + T \quad (4-43)$$

S_1 は図 4-14 のように、 S_0 内の曲がった面となる。

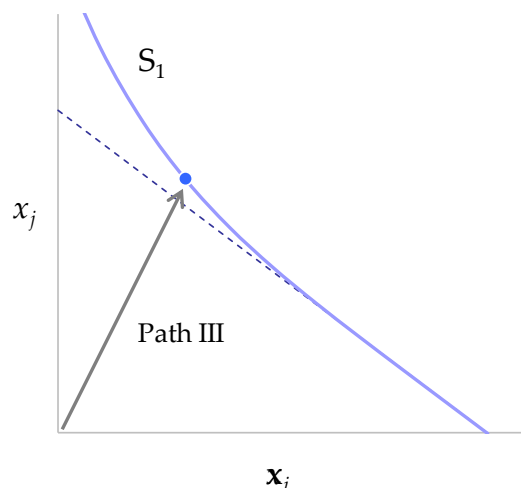


図 4-14 蓄電等によるロスが存在する場合

各電源の LCOE、 L_{0i} は前節と同様、実用上最大の設備利用率を想定した値として計算される。これにより、総費用 C 及び統合費用 I は以下の関係を満たす。

$$C = \sum_i L_{0i} x_i + I \quad (4-44)$$

式(4-17)～(4-21)と同様の未定乗数法により、 S_1 内で費用最小となる条件は、全ての $i > 0$ に対して

$$\frac{\partial C}{\partial x_i} - \left(1 - \frac{\partial T}{\partial x_i}\right) \frac{\partial C}{\partial x_0} = L_i - R_i L_0 = 0 \quad (4-45)$$

となる。但し $R_i = (1 - \partial T / \partial x_i)$ であり、また $i \geq 0$ に対して

$$L'_i = \frac{\partial C}{\partial x_i} = L_{0i} + \frac{\partial I}{\partial x_i} \equiv L_{0i} + L_{Ii} \quad (4-46)$$

と定義する。式(4-45)より、絶対限界 System LCOE L_{Ai} を

$$L_{Ai} = \begin{cases} L'_0 = L_{00} + L_{I0} & \text{for } i = 0 \\ \frac{L'_i}{R_i} = \frac{L_{0i} + L_{Ii}}{R_i} & \text{for } i > 0 \end{cases} \quad (4-47)$$

と定義すると、最適条件は $L_{Ai} = L_{A0}$ for all i となる。但し式(4-21)の両辺と同様に、 L_{A0} や L_{Ai} は一意には定まらない（ある条件のもと、例えばコストレス技術 x_{CL} を想定した空間 S_0 内では一意に計算可能である）。しかし、前と同様の議論により、 $L_{Ai} - R_i L_{A0}$ や $L_{Ii} - R_i L_{I0}$ は一意に定まることを示すことができる。このことから、技術 0 及び $i > 0$ に対して

$$L_{R0} = L_{A0} - L_{I0} = L_{00} \quad (4-48)$$

$$L_{Ri} = L_{Ai} - L_{I0} = L_{00} + (L_{Ai} - L_{A0}) = \frac{L_{0i}}{R_i} + \left(\frac{L_{Ii}}{R_i} - L_{I0}\right) \quad (4-49)$$

と一意に定義することにより、最適条件(4-45)は $L_{Ri} = L_{R0}$ for all i と表すことができる。これは式(4-27)及び(4-29)に示す相対限界 System LCOE の、より一般的な定式化である。「基準技術」である $i=0$ としては、原理上、何を取っても数学的には同等であるが、前述の通り、柔軟性の高い技術、一般的には従来電源のうち支配的な火力発電の一つを取ることが自

然であろう。

式(4-47)や(4-49)では、電源 i の発電量に関する微分値 L_i や L_{0i} 、 L_{Ii} が係数 R_i によって補正されている。基準電源として柔軟な火力発電を取ったとすると、多くの場合 $0 < R_i < 1$ であり、従って補正された値は補正前の値よりも一般的に大きくなる。これは次のことを意味している。即ち、電源 i の発電量が 1 単位増加した場合、その電力量の一部は送電・蓄電ロス等として消費されるために、正味の有効な電力供給量は 1 よりも小さくなる。従って、 i に関する「正味の発電量」1 単位当りの費用の変化は、 x_i が 1 単位増減した場合の費用の変化よりも $1/R_i$ 倍だけ大きくなる。VRE 比率が小さいときにはこの影響は軽微であるが、VRE 比率が高まるにつれて $1/R_i$ は 1 に比べて有意に大きくなり、影響が無視できなくなる。

なお、仮に基準電源として VRE 等を選んだ場合には、逆に R_i は 1 よりも大きくなる。より具体的には、ある火力発電を基準技術としたときの VRE 発電の換算係数 R_{CV} は、逆にその VRE 発電を基準技術として選んだときの従来電源の換算係数 R_{VC} に対して、 $R_{CV} = 1/R_{VC}$ という関係を満たす。即ち、基準電源として火力発電を選択した場合には換算後の電力量はもとの電力需要量に近い値となるのに対し、VRE を選択した場合には、全電力量をその電源で供給した場合に相当する大きな電力量が換算後の電力量となる。この観点からも、より柔軟な火力発電等を基準電源として選択することが望ましい。

またここで、 x_i として出力抑制前・後の発電量何れを採用しても、式(4-47)で定義される絶対限界 System LCOE や式(4-49)で定義される相対限界 System LCOE は同じ値を取ることには注意に値する。即ち、仮に出力抑制後の発電量 x_i に対し、 $r_i > 1$ を x_i の関数として抑制前の発電量を $x'_i = r_i x_i$ とした場合、総発電量の増加分 T' は

$$T' = T + \sum_i (r_i - 1)x_i \quad (4-50)$$

即ち $R'_i = (1 - \partial T' / \partial x'_i) = (1 - \partial T / \partial x_i) / r_i$ となり、 $L'_i / R'_i = L_i / R_i$ となる。但し r_i は x_i について近似的に微分可能と考えられるものの、後述するような実際の最適化計算においては局所的に細かく変動する。これは出力抑制はコストがほぼゼロで行われ得るため、抑制量は微細な条件によって大きく変動し得るためである。この理由により、数値計算上は出力抑制前の発電量をもとに計算を行った方が、より安定的な結果が得られ易い。

ここで式(4-12)に示す System LCOE_HUE と本節で示した相対限界 System LCOE との関係性を述べることは有用であろう。いま、ある状態から電源 i の発電量を 1 単位増加させる。このとき、それに応じて自由な電源 i_0 の発電量が $1/R_{i,i_0}$ だけ減少するとする。式(4-12)に示す価値単価 v_i とは、ある電源の発電量が限界的に 1 単位増加した場合の、「電源 i に係る部分以外」のコストの減少量に等しい。一方で、それに対応する「電源 i に係る部分」のコストの増加量は、そのシステムの中における設備利用率を反映した LCOE、即ち c_i に他ならない。従って、これらの合計は総コストの変化量と等しい。上記の記法に従うならば、 $c_i - v_i = L'_i - L'_{i_0} / R_{i,i_0}$ となる。即ち、

$$SysLCOE_{HUE_i} = L'_i - \frac{L'_{i_0}}{R_{i,i_0}} + v_L \quad (4-51)$$

このように、System LCOE_HUE は相対限界 System LCOE と類似した概念である。前者は電源 i と自由な電源 i_0 の電力単価の差（単位量代替した場合の総費用の変化）を、需要の価値単価に加算したものである。これに対し、後者は電源 i と、ある基準電源 0 との電力単価の差を、基準電源の LCOE に加算したものである。ここで、主要な差は以下のような点に見ることができる。

第一の差として、相対限界 System LCOE は電力単価の差を基準電源の発電量によって測定しているのに対し、System LCOE_HUE はそれを電源 i 自体の発電量によって測定している。この理由により、例えば電源 i と j について相対限界 System LCOE の差をとると、それはそれらの電力単価の差を示すことになる。これに対し、System LCOE_HUE の差を直接取っても意味のある値とはならない。もし仮に式(4-51)の代りとして、 $R_{0,i_0} = R_i R_{i,i_0}$ として

$$SysLCOE'_{HUE_i} = \frac{L'_i}{R_i} - \frac{L'_{i_0} + v_L}{R_{0,i_0}} \quad (4-52)$$

と取ったならば、2つの技術の間の相対限界 System LCOE と System LCOE_HUE' の差は等しくなり、最適条件は $L_{R_i} - L_{R_j} = SysLCOE'_{HUE_i} - SysLCOE'_{HUE_j} = 0$ となったであろう。充放電等による電力ロス量が無視できる場合には $SysLCOE_{HUE_i} = SysLCOE'_{HUE_i}$ となり、System LCOE_HUE の差が正しく2つの電源間の限界費用の差を示すこととなる。

第二の点として、System LCOE_HUE、即ち式(4-12)もしくは式(4-51)は「分離性」を有していないことが確認される。即ち、これらの式の右辺のうち最後の項である v_L は、電力需要をどの範囲で取るかによって一般的には異なる値となり、例えば米国テキサス州に設置した太陽光発電の System LCOE_HUE は、それをテキサス州の中で見るか米国の中で見るか、もしくは世界全体の中で見るかによって異なる値を取る。この問題を回避するための方法の一つは、 v_L を、その電源が含まれる最小の電力系統、即ち上の例で言えばテキサス州と定義することであるように思われる。実際に、System LCOE_HUE の定義にこの項が含まれる理由は、式(4-12)において、系が「初期状態」即ち VRE 導入比率の小さい状態にあるときには、右辺第二項 v_i と第三項 v_L が（概ね）相殺することにより、System LCOE_HUE の値が LCOE の値 (c_i) と（概ね）一致することにある。従ってこの場合、電源 i が観測する市場価値 v_i と同じ市場内で需要の価値 v_L を測定することが妥当であろう。

しかし、これによっても問題は解決しない。この「最小の電力系統」 D を仮想的に二つの接続された系統 D_1 と D_2 に分割し、仮に電源 i が D_1 内に存在したとき、 v_L を D 内で測定した場合と、 D_1 内で測定した場合には異なる値を取るからである。これは決して些末な議論

ではない。いま系統 D を、 $D=D_1+D_2=D'_1+D'_2$ と二つの方法で2つの系統に分け、時刻 t におけるそれぞれの電力需要量を $d(t)=d_1(t)+d_2(t)=d'_1(t)+d'_2(t)$ とし、一般的には $d_1(t)$ と $d'_1(t)$ は同じ値を取らないとする。それぞれの2つの系統が、あるコストを持つ連系線によって接続されていたとすると、 D_1 内で測定された v_L と D'_1 内で測定された v'_L とでは異なる値を取る。ここで、連系線のコスト及び送電ロスを0に近づけた極限を考えた場合、市場価格は D_1 内と D'_1 内、更には D 内において同じ値に収束するが、電力需要 $d_1(t)$ と $d'_1(t)$ は異なる値であり続けるために、 v_L と v'_L とは異なる値に収束する。このように、System LCOE_HUE の定義は「分離性」を有していないために、厳密には値を一意に定義することが不可能である。また、二つの異なる地域、例えば日本の北海道と米国のテキサスにおける太陽光発電の限界費用をこの指標によって比較することは概念的に正しくないと考えられる。

(d) 多技術系及び送電・蓄電ロスのある系への拡張：平均・限界 System LCOE

(b)節で述べた平均 System LCOE の概念をより一般的な系に拡張する場合にも注意が必要である。VRE 比率が極めて高いときには上述の通り、VRE の発電量が大きく、かつ電力ロスも大きくなる。このため、仮に式(4-37)のように単純に VRE の発電量で除して平均 System LCOE を計算した場合、その値は非常に小さくなってしまふ。従って、この場合にも発電量を基準技術に合わせて測定することが必要となる。

前節の議論から、以下のように基準技術 0 に換算した技術 i の発電量 x'_i として、以下の式を満たすものを考えることは極めて自然である。

$$dx'_i = R_i dx_i \tag{4-53}$$

即ち、相対限界 System LCOE(4-48)及び(4-49)とは、総コスト C を x_i でなく x'_i で微分したもの（の差分）と見なすことができる。このように、全ての技術の発電量を基準技術に換算した場合、それらの総合計、即ち $E_0 = x_0 + \sum x_i$ は不変である。実際に、式(4-42)の両辺の全微分をとると

$$\sum_{i>0} \left(\frac{\partial x_0}{\partial x_i} + R_i \right) dx_i = 0 \tag{4-54}$$

が得られる。これに対し、式(4-53)と $dx_0 = \sum (\partial x_0 / \partial x_i) dx_i$ を適用すると、

$$dx_0 + \sum_{i>0} dx'_i = 0 \tag{4-55}$$

となる。式(4-55)の左辺は dE_0 に等しく、従って E_0 は常に一定となる。特に全ての $i > 0$ について $x_i = 0$ とし、基準技術 0 のみで発電を行った場合の発電量 x_0 を計算することにより、 E_0 を計算することができる（実際の計算においては i_0 が 0 と異なる場合、 x_0 を最も大きくしても x_{i_0} が厳密に 0 となる状態が S_1 内に存在しない場合もあり得るが、その場合でも x_{i_0} の値は小さく、ほとんど無視できる）。

より一般的な状態での i の換算発電量 x'_i は、この基準技術のみの状態から当該状態まで、以下の積分を取ることによって計算することができる。

$$x'_i = \int dx'_i = \int R_i dx_i \quad (4-56)$$

但しここで注意すべきことは、この積分の値は積分経路に依存する、ということである。即ち、例えば太陽光と陸上風力の 2 種類の VRE がある場合、VRE 比率が 1 に近い場合に R_i が小さくなり、 x'_i の増え方が小さくなる。このため、基準技術（例えば石炭火力発電）のみの状態からまず太陽光を増やし、次いで風力を増やした場合には、逆の場合に比べて、同じ x_{PV} 及び x_{wind} であっても式(4-56)で計算される x'_{PV} はより大きくなり、 x'_{wind} はより小さくなる。

この場合、基準技術のみの状態から、どのような順序で他の電源を導入させるのが妥当であろうか。(b)節で述べたコストの割り振りのように、「直線的」な経路に従うのが良いのであろうか？しかし我々はここで、電源導入の順序は各電源の制約条件に応じて自然に決定されることに注意を払う必要がある。いま、電源 k のコストが安価であるにもかかわらず、立地制約等により、非常に小さい値で固定されていたとする。この場合、コスト最適化計算ではこの電源は他電源に比べて優先的に導入され、従ってそれが電力系統に与える影響は軽微となる。しかし仮に直線的な経路に従った場合、他の VRE の導入量に応じてこの電源も低い R_k を経験し、従って発電量が割引かれることとなる。これは必ずしも我々の直観と一致しない。

より自然には、基準電源のみの状態 $x_0 = E_0$ を出発点とし、そこから x_0 を減らしてゆく経路を考えることができる。その際、各 x_i について与えられた制約条件のもとでコストが最小となる各電源の発電量を求めることとする。以下、1つの連続変数 x_0 でパラメータ付けられるこの経路を P_0 と表記する。この場合小さい導入制約量をもつ x_k は早く上限に達するため、 R_k は比較的 1 に近く、換算電力量 x'_k は x_k に近いものとなる。一方で導入制約量のない電源はその導入量が大きくなるにつれて R_i が低下し、それらの換算電力量 x'_i は x_i に比べてより顕著に小さくなる。

仮にこのようにして経路 P_0 を一つ設定した場合、 P_0 上の全ての点（状態）において、平均 System LCOE と限界 System LCOE が以下の通り定義可能となる。まず、(b)節で述べたコストレス技術を用いる方法に従い、図 4-14 に示すような直線的な経路 III に従って積分を行うことで、総費用 C を

$$C = \sum_{i \geq 0} C_i = \sum_{i \geq 0} \int \frac{\partial C}{\partial x_i} dx_i \quad (4-57)$$

と分解することができる。ここで注目すべき点は、この分解方法は「分離性」を有する、ということである。即ち、いま二つの電力システム F_1 及び F_2 において発電量を x_{1i} 及び x_{2j} 、それぞれにおけるコストを $C_1(x_{1i})$ 及び $C_2(x_{2j})$ とする。この二つの系を一つの系 F と見なし、総費用を $C(x_{1i}, x_{2j}) = C_1(x_{1i}) + C_2(x_{2j})$ としたとき、(4-57)式により F_1 上で計算した分解費用 C_1 と、 F 上で計算したそれとは一致する。この性質は C_i を一意的に定義する上で必須である。

この C_i を用いて平均 System LCOE を

$$\bar{L}_i \equiv \frac{C_i}{x'_i} \quad (4-58)$$

と定義することができる。電力ロスがない場合の式(4-37)に対し、式(4-58)では換算後の電力量 x'_i を用いていることに注意が必要である。同様に、限界費用を

$$\bar{L}'_i \equiv \frac{dC_i}{dx'_i} \quad (4-59)$$

と計算することが一応可能である。即ち、いま系の状態は基準技術の発電量 x_0 でパラメータ付けられる一次元の空間 P_0 上を移動するものと想定しているため、この P_0 上での x'_i と C_i の変化により式(4-59)の微分を一意に定義付けることができる。

但し、ここで問題となることは、少なくとも(4-59)で定義される限界費用は系全体の経済性を正しく評価しない、ということである。即ち、総システムコストの変化を $dC = \sum dC_i$ と表した場合、既に制約上限に達している電源 k の発電量は変化しないために $dx'_k = 0$ となり、式(4-59)の限界費用を計算することができない。更に重要な点は、このように電源 k の発電量は変化しないにもかかわらず、それに割り振られたコストの変化分 C_k は変化し得るということである。これは以下のような事例に対応している。例えば P_0 上のある状態で、太陽光発電の導入量は既に上限制約に達し、風力発電には制約がなかったとしよう。このとき、火力発電量を減らして風力発電を増やした場合、風力発電に割り振られたコストが増加するのは当然であるが、それとともに多くの場合、太陽光発電に割り振られたコストも上昇する。これは同じ太陽光発電量であっても、火力発電量が比較的大きい場合と、限られた場合とでは太陽光発電に関連するコストが異なる、ということであり、一般的には火力発電がより小さい場合に、太陽光発電のコストはより大きくなる。

この理由により、例えば P_0 上で基準電源となる火力発電量を微量変化させた場合、式

(4-59)で定義される限界費用にそれぞれの電源の発電量変化分を掛けて足し合わせても、それはコストの変化量 dC とは一致せず、既に制約されている電源のコスト変化分だけずれることになる。

一方で、この dC は式(4-49)で示す相対限界 System LCOE と関連している。即ち、 P_0 上の総コストの変化 dC を dx_0 で割った値は、基準技術 0 と制約のない技術とについて相対限界 System LCOE の差をとったものに等しい。このことから、 P_0 上の任意の状態において、まず式(4-59)で示される基準電源の限界 System LCOE を計算し、それとの差が相対限界 System LCOE の差と一致するように他の電源の限界 System LCOE を計算する、という方法が考えられる。即ち、

$$L_0 = \frac{dC_0}{dx_0} \quad (4-60)$$

$$L_i = L_0 - \frac{\partial C}{\partial x_0} + \frac{1}{R_i} \frac{\partial C}{\partial x_i} \quad \text{for } i > 0 \quad (4-61)$$

式(4-59)とは異なり、式(4-61)は制約条件のある電源の限界費用についても計算可能であることは注意に値する。これは仮想的にこの電源の制約を変化させ、その発電量を微量他電源から代替した場合の総費用の変化に相当する。

以下、特に混乱のない限り、式(4-60)及び(4-61)で示される値を単に限界 System LCOE と呼ぶ。これは定義上、基準電源については式(4-59)により計算される値と一致する一方で、他の電源については必ずしも一致しない。しかしこの定義に従えば、状態が経路 P_0 で変化する場合、 x_0 が 1 単位変化した際の C の変化量は、これらの L_i を各電源の変化量によって加重平均した値と一致することになる。

前節で述べた通り、恣意性なく明確に定義され得るものは限界 System LCOE の「差」のみであるため、その値を確定するためには何らかの基準が必要となる。相対限界 System LCOE は基準電源の値を L_{0_i} で固定し、それとの比較で他電源の限界費用を表示する方法である。これに対し式(4-60)及び(4-61)で示される限界 System LCOE は比較の基準として式(4-60)の L_0 を用いるものであり、これによって平均 System LCOE に対してある程度整合的な限界費用を示すことができる。重要な注意点として、本節で述べた平均 System LCOE 及び限界 System LCOE は移行経路 P_0 の想定に依存するものであり、そのような経路が自然に定義可能である場合にのみ計算することができる。これに対し、前節で述べた相対限界 System LCOE は、このような経路 P_0 の想定に関係なく定義され得るものである。

(3) 簡易モデルによる計算例

(a) 多技術系及び送電・蓄電ロスのある系への拡張

上述の考察を踏まえ、本項では 2 技術系を対象とし、VRE 比率の異なる状況での System LCOE_HUE の変化を具体的に試算する。まず注意すべきことは、同様の従来電源 (石炭)・

VRE（風力）発電比率であっても、均衡点以外にあっては、制約条件として風力発電の年間発電量を固定するか、石炭火力の年間発電量を固定するかによって結果が大きく異なるということである。これは一つには、この系が石炭火力の発電量と出力抑制後の風力発電量という2つの変数の他に、蓄電池の導入量という自由度を有していることによる。

図 4-15 及び図 4-16 には、風力発電比率、即ち風力発電量÷（石炭発電量＋風力発電量）を10%から90%まで変えたときの合計発電量と総システム費用を示す。このように、特に風力発電比率が大きい場合において、制約の仕方によって結果は大きく異なる。ここでは以下の3つのケースについて示している。

Case A：石炭火力発電量を固定した場合

Case B：風力発電量を固定した場合

Case C：石炭・風力発電比率によって固定した場合

例えば Case A で石炭火力発電を 8,273GWh で制約すると、風力発電量は 92,988GWh、合計は 103,322GWh（即ち、蓄電ロスが 3,322GWh）となり、風力発電比率がちょうど 90%になる。これに対し、Case B で風力発電比率 90%を達成するためには、風力発電量を上記の 92,988GWh よりも大きな 111,475GWh（蓄電ロス 11,475GWh）としなくてはならず、このときに石炭火力発電量が 12,386GWh、合計は 123,861GWh となる。これは、VRE 比率が高い領域では石炭火力の方が風力よりも価値が高い（＝相対的にコストが安い）ことに対応している。即ち、Case A ではモデルは風力と蓄電池の競合問題を解くことになり、価値の低い風力発電量を小さくする場合が最適になる。一方で Case B では価値の高い石炭火力をより多く導入し、蓄電池の導入量を抑える結果となる。当然ながら、石炭火力・風力の制約を外して計算した最適点（今の例では風力比率 23%に相当）では、どちらを制約しても、制約を入れなくても同じ結果になるが、それ以外の場合には、どちらに制約を入れて最適化を行うかによって一般的には異なる状況を示す。また Case C の結果は Case B に近いものとなる。これは、この領域では石炭火力発電が大きな価値を有しているため、総発電量を増やしてでもこれを増やした方が全体のコストが小さくなることによる。実際、図 4-16 に示す通り、Case A よりも Case B 及び C の方が、VRE 比率が高い領域における総システム費用が小さくなる。

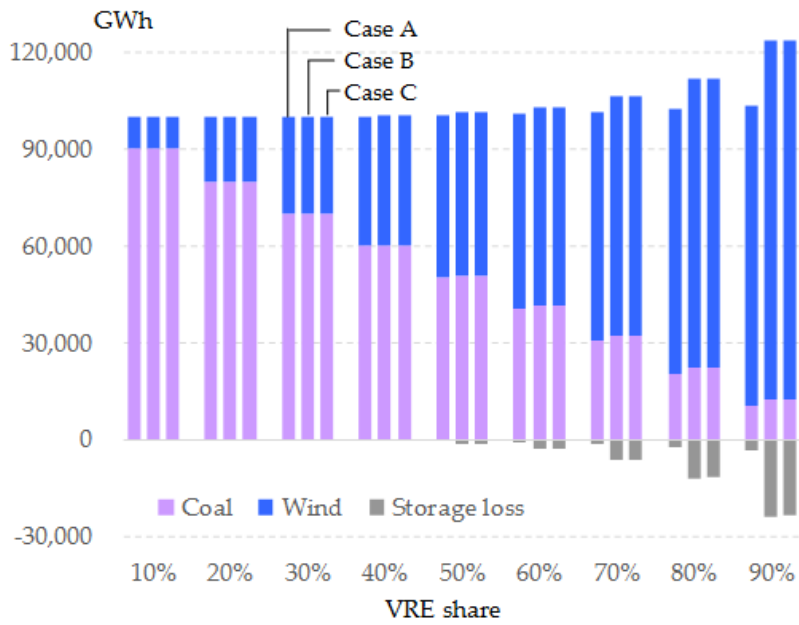


図 4-15 合計発電量（制約条件の入れ方による相違）

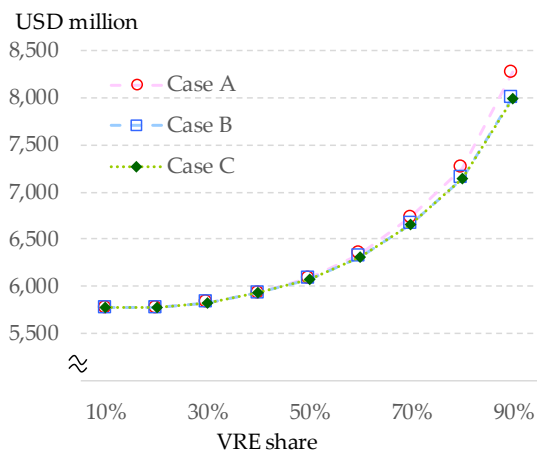


図 4-16 総システム費用



図 4-17 総システム費用と価値

図 4-17 には総システム費用と価値を示している。式(4-9)に示した通り、需要の価値と制約の価値を合計したものは、全体の総システムコストに一致する。前述の通り、VRE 比率が均衡点 (23%) よりも高い領域では、石炭火力発電で制約した Case A では需要の価値はコストを上回り、制約の価値は負の値をとる。一方で風力発電で制約した Case B では VRE 比率が高まるにつれて制約の価値が大きくなる。上述の通り、これは政府の施策等により強制的に VRE 導入を拡大した場合、電力市場価格が低下し、市場が純粋に Greenfield である場合を除き、事業者が市場のみからでは投資を回収できないことに相当する。これに対し、Case C は Case A と B の中間に位置しており、石炭火力と風力の両方に制約をかけることになるため、制約の価値は相殺してゼロになり、需要の価値がコストと一致する。

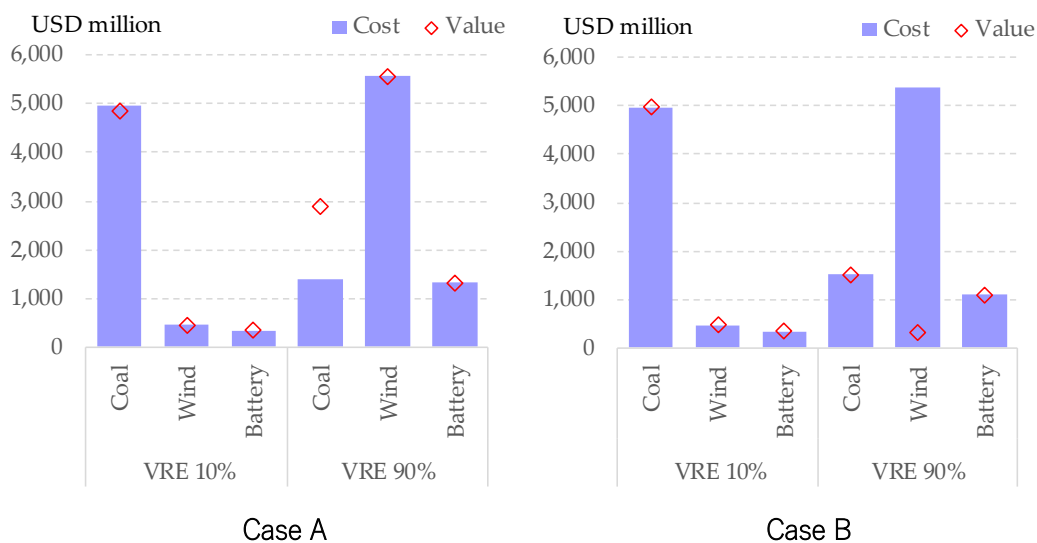


図 4-18 電源別の費用と価値

図 4-18 に Case A 及び B について、VRE 比率が 10%・90% の場合の電源別（石炭火力、風力及び蓄電池）のコストと価値を示す。石炭火力発電量を制約している Case A では風力と蓄電池について、また風力発電量を制約している Case B では石炭火力と蓄電池についてコストと価値が一致している。一方で平衡状態から大きく離れる VRE 比率 90% の場合には、発電量上限制約がかかっている Case A の石炭火力については価値がコストを大きく上回り、事業者の利益が非常に大きくなっている。逆に下限制約がかかる Case B の風力では価値はコストを大きく下回り、これが制約式の価値（市場外部の政府等からの補助）によって埋め合わされていることになる。このように、同じ VRE 比率 90% の状態であっても、どのような制約によりそれを実現するかによって、状況は大きく異なるものとなることがわかる。

このような現象は水力発電や原子力発電といった、従来の大規模低炭素電源のあり方に大きな影響を与えるものと考えられる。即ち、これらの電源はこれまで立地制約や社会的受容性の観点から、導入の上限が課せられていたと考えることができ、このため Case A・90% ケースの石炭火力発電のように、コストを価値が大きく上回っていたものと考えられる。これに対し、今後 VRE が大量に導入される場合、電力市場価格の低下によってこれらの電源の収益性がより困難になることが予想される。

(b) System LCOE_HUE と相対限界 System LCOE

図 4-19 に石炭火力発電及び風力発電の System LCOE_HUE を示す。上述の通り、例えば Case A で石炭火力発電量を固定したときの風力発電の System LCOE_HUE は需要の価値単価、即ち図 4-17 に示す総価値を総需要量 10,000GWh で除した値と同じであり、同様

に Case B では石炭火力の System LCOE_HUE が価値単価と同じである。これに対して、Case A では上記の通り、石炭火力発電量の制約条件の価値に対応して、石炭火力のシステム LCOE_HUE が大きく下落し、負の値となる。またケース C は実質的に石炭・風力双方に制約を入れていることに対応して、System LCOE_HUE は石炭・風力何れについても需要の価値単価と等しくはならず、かつ Case A と Case B の中間に位置する。

注意すべき点は、図 4-19 に示す通り、これらのシステム LCOE が大きく異なるということである。特に Case B と Case C はほぼ同じ状態を模擬しているにもかかわらず、それらの System LCOE_HUE は大きく異なる。また石炭火力発電量に制約を置いた Case A では需要全体の価値が上昇し、中でも石炭火力発電の価値が大きく上昇するため、VRE 比率が大きい領域では絶対値の大きな負の値となる。

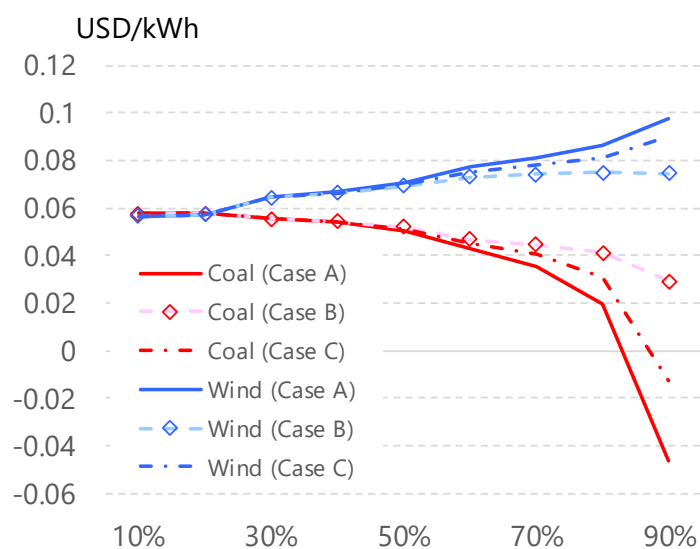


図 4-19 System LCOE_HUE

これに対し、式(4-48)及び式(4-49)で示される相対限界 System LCOE を計算し、図示すると図 4-20 の通りとなる。ここでは基準技術として石炭火力を選び、上述の Case A 及び B の 2 種について示している。式(4-48)に対応する基準技術（石炭火力）の相対限界 System LCOE は定数であるのに対し、風力の値はその比率が高まるにつれて上昇し、風力比率 90%では Case A で火力の 3.6 倍、Case B で 3.3 倍に達する。

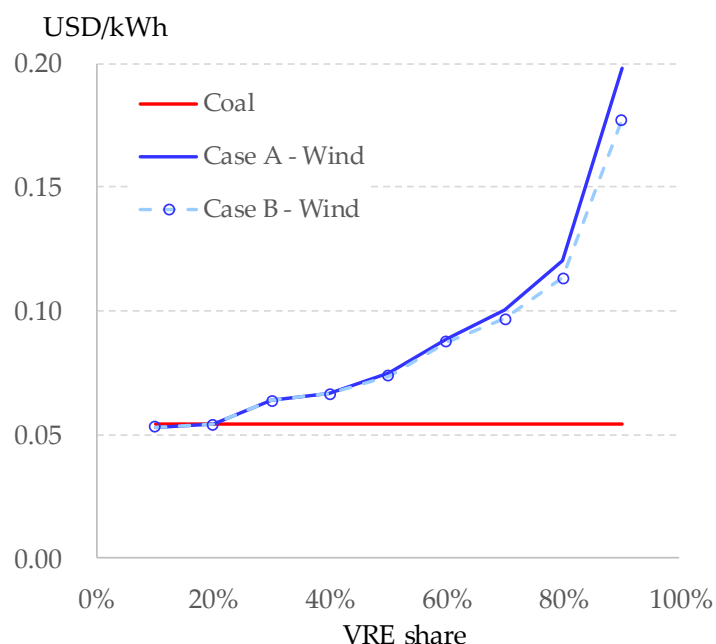


図 4-20 相対限界 System LCOE

図 4-19 と図 4-20 に示す System LCOE_HUE と相対限界 System LCOE を比べると、共通点と差異をとともに見出すことができる。まず、この系における石炭火力と風力の均衡点である VRE 比率 23%を境として、それよりも低い場合には石炭の方が風力よりも値が大きく、高い場合にはその逆となる。これは、両者ともに、それぞれの値が一致する点が均衡点となることに対応している。また、両者ともに、単独の値よりもむしろ火力と風力の差が意味を持つことになりはなくなり、VRE 比率が大きくなるにつれてその差は急速に拡大する

一方で大きな違いは、Case A と Case B との差に見られる。即ち、図 4-16 に示す総費用が Case B の方が Case A よりもわずかに低いことに対応して、相対限界 System LCOE も Case B の方が Case A よりもわずかのみ小さくなっており、これは極めて自然な結果である。これに対して、図 4-19 に示す System LCOE_HUE では両ケースの差が非常に大きい。Case A、Case B それぞれにおける火力と風力の値の差を示すと図 4-21 の通りとなる。

式(4-15)で示した通り、System LCOE_HUE における石炭と風力の差は制約式の価値単価、すなわち Case A では石炭火力発電の制約式の価値を石炭火力発電量で除した値、Case B では風力発電の制約式の価値を風力発電量で除した値を示している。特に VRE 比率が高い領域では石炭火力の価値単価が非常に高くなり、従って Case B よりも Case A において、石炭と風力の System LCOE_HUE の差がより大きくなる。

図 4-21 に示す通り、Case A における石炭火力と風力の差は System LCOE_HUE と相対限界 System LCOE でほぼ同じ値をとる。相対限界 System LCOE における電源間の差はそれらの絶対限界 System LCOE の差であるが、絶対限界 System LCOE とはある電源の発電量が 1 単位増減した場合の総システム費用の増減分である。そしてこれは上述の通り、そ

の電源の発電量の変化に係るシャドウプライス、即ち市場価値単価に当該電源の LCOE を加算したものと等しい。このことから、System LCOE_HUE と相対限界 System LCOE は極めて類似した概念であり、Case A においてそれがほぼ同じ値を取ることは自然である。

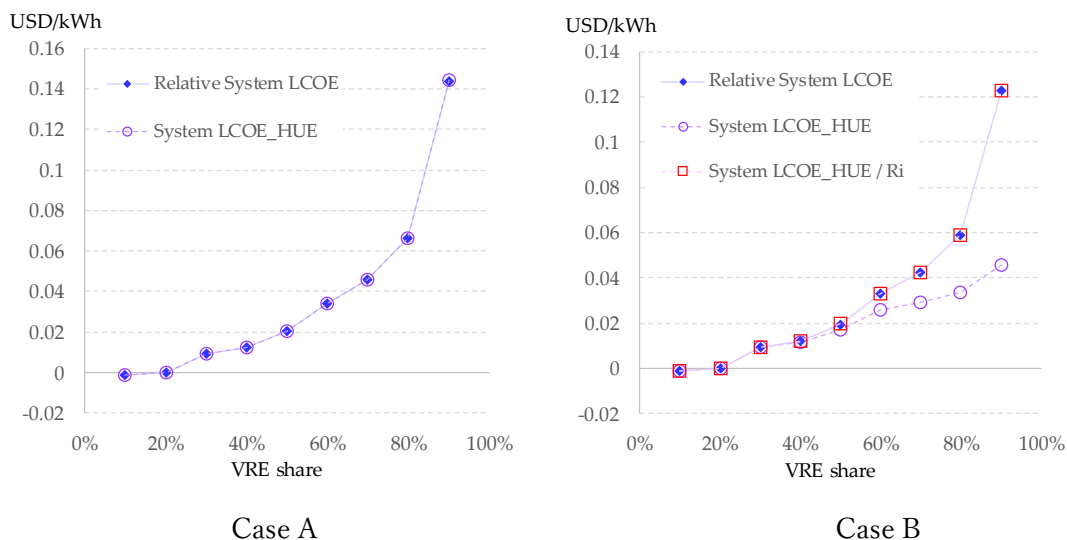


図 4-21 相対限界 System LCOE と System LCOE_HUE における火力・風力の差の比較

これに対し、Case B では両者は大きく異なる。これは、System LCOE_HUE の差は風力発電量制約の価値を風力発電量で除した値であるのに対し、相対限界 System LCOE の差はそれを「正味発電量」で測定した値、即ち式(4-49)で示すように、電力ロスに伴う補正係数 R_i で除した値であることによる。VRE が大量導入された場合、特に風力発電量で制約をかける Case B では、図 4-15 に示すように総発電量が Case A よりも大きくなるが、これは風力の発電量と電力ロスがともに増大していることを意味する。従って火力と風力の価値の差、即ち限界費用の差を風力発電量から測定した System LCOE_HUE よりも、電力ロスも考慮した正味発電量から測定した相対限界 System LCOE の方が、差が大きくなる。実際に System LCOE_HUE の差を $1/R_i$ 倍すると、図 4-21 右の赤い□印で示す通り、相対限界 System LCOE の差とほぼ一致する。

これらのことから、System LCOE_HUE と相対限界 System LCOE とは概ね同じものを評価しているが、前者はある意味で抽象的な均衡状態からの乖離を示しているのに対し、後者は電力ロスも存在する実際の系における限界費用の差を示しているものと考えられることができる。

(c) 統合費用の分解と平均 System LCOE

最後に、Case A と Case B について総システムコストを石炭・風力に割り振ると結果は図

4-22 のようになる。ここに示すように、高い VRE 比率での統合コスト I 増加の大部分は風力に割り振られる。但し石炭火力に割り振られる部分もゼロではなく、これは上述の通り、石炭火力の設備利用率が上限の 80% よりも低下していることによるコストの上昇は、かなりの部分が石炭火力の統合費用であると想定されることによる。VRE 比率が低い領域では Case A と Case B の間にはほとんど差が見られない一方で、VRE 比率が高い領域では Case B の方が総費用が小さくなっている。風力発電量を制約した Case B の方が発電電力量が大きいことに相当して LCOE 分が大きくなり、他方で蓄電池の必要量が小さいことで、統合費用分が小さくなり、全体としては総費用が小さくなっている。このように、VRE 比率が高い領域では、より柔軟な火力発電を制約した場合の方がコストが高くなる。但しここでは、そもそも多くの場合、VRE 比率の拡大の大きな目的の一つが CO₂ 排出量削減にあることを考える必要があるであろう。即ち、同じ VRE 比率 90% であっても全体の発電量が異なるために、Case A に比べて Case B の方が CO₂ 排出量は大きい。従って Case B のように、VRE 比率を高めるために火力を増やすケースよりも、Case A のように火力そのものに制約を置くケースの方が政策的な現実には近いと言ふべきであろう。

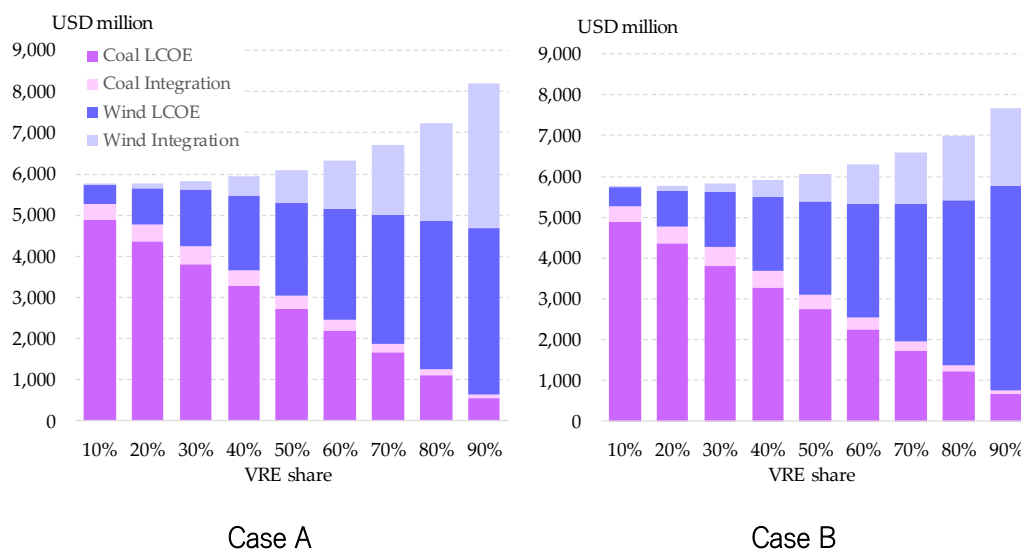


図 4-22 総費用の分解

このようにして分解された費用を、基準電源（石炭火力）に換算した発電量で除することにより、平均 System LCOE を算出することが可能となる（図 4-23）。Case A よりも Case B の方が総費用が低いことに対応して、平均 System LCOE も若干低くなっている。

石炭火力と風力の相対限界 System LCOE や System LCOE_HUE が一致するのは均衡点である VRE 比率 23% の場合であるのに対し、平均システム LCOE が一致するのは VRE 比率 50% 近傍であることも注目し得る。これは一般的に、ある特定の技術の導入、この場合には VRE 比率の上昇が進むに従ってコストが下に凸の曲線で増加するときには、その平

均費用は限界費用よりも小さいことに相当している。

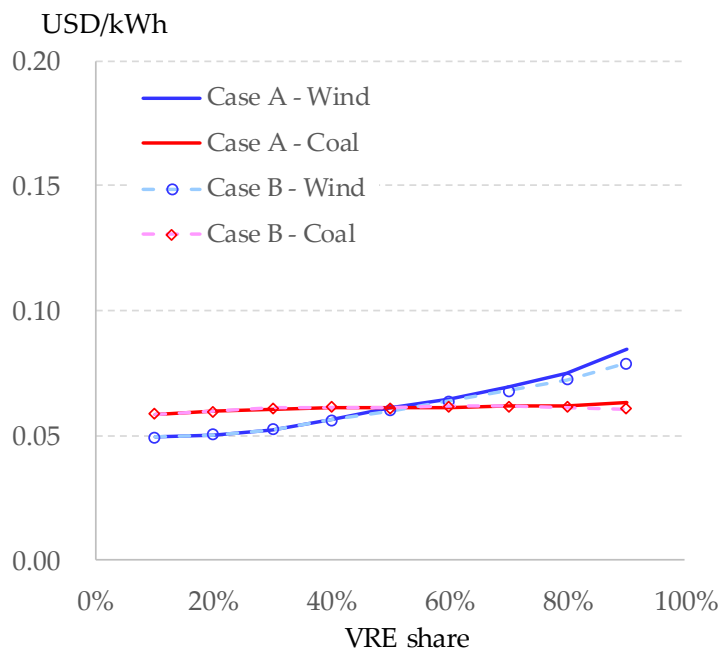


図 4-23 平均 System LCOE

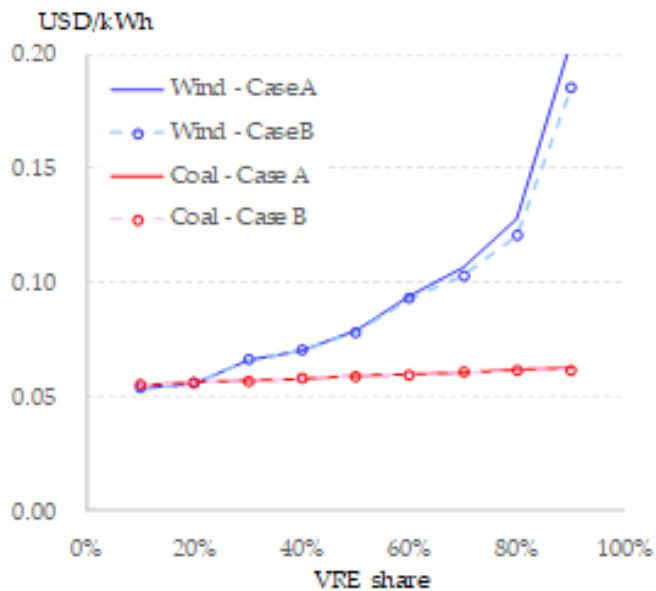


図 4-24 限界 System LCOE

図 4-24 には式(4-60)及び(4-61)で定義される限界 System LCOE を示す。なおこの 2 技術系の場合には制約条件のある技術が存在しないため、式(4-59)に示す限界費用と式(4-60)

及び(4-61)で定義される限界 System LCOE とは一致する。石炭火力の平均 System LCOE 及び限界 System LCOE は大きくは変化せず、VRE 比率が高まるにつれてごく緩やかに上昇する。このため、限界 System LCOE は相対限界 System LCOE とかなり似た形状を示している。

VRE 比率 90%のケースでは風力発電の限界 System LCOE は Case A で 21 セント/kWh、Case B で 19 セント/kWh まで上昇しているのに対し、平均 System LCOE は 8 セント/kWh までのみの上昇となっており、大きく値が異なる。特に、VRE 比率が極めて高い領域において、限界 System LCOE は極めて急速に上昇する。もし現実の系においてこのような結果が得られた場合、以下のような結論が想定されるであろう。即ち、非常に高い VRE 比率を達成した場合でも、電力部門の総費用の上昇は比較的小さい。このため、仮に適切な政策のもとに高い VRE 比率を達成することができるならば、その社会への影響は比較的小さくもなり得る。実際に図 13 では石炭と風力の平均 System LCOE が一致する点は VRE 比率が 50%程度の点であり、このモデルでの前提条件のもとでは、50%程度までの VRE 導入は現状からみて追加的費用なく可能である、ということを示している。

一方でよく知られるように、経済学的均衡は相対費用でなく限界費用で定まるものであり、実際にこの例で電力部門の総費用が最小となるのは、限界 System LCOE が一致する VRE 比率 20%近傍の点である。これは、この点を超えて VRE 比率を上昇させるためには、何らかの政策措置が必要となることを示している。特に、極めて高い VRE 比率を達成するためには非常に強力な政策措置が必要であることになり、その実現は決して容易ではない。このように、平均 System LCOE と限界 System LCOE との評価はそれぞれ異なるインプリケーションを与え得るものであり、実際の政策立案上はその両者を適切に評価することが有用であろう。

4-4-3 まとめ

本節では従来の電源別 LCOE に対し、電源別の区分を保ったまま VRE 大量導入時の統合費用を織り込む方法として、平均 System LCOE、相対限界 System LCOE 及び限界 System LCOE の概念を提示した。相対限界 System LCOE 及び限界 System LCOE は Hirth らによる System LCOE_HUE と本質的に類似のものであるが、System LCOE_HUE とは異なり、電力ロス分を考慮した「正味の電力量」で測定されており、また値を一意に確定するために必要な「分離性」を有するなど、より現実的な電力部門の経済性を評価するものと考えられる。一方で平均 System LCOE は統合費用の電源別分解を基礎としており、エネルギー・ミックスに応じた統合費用の評価とともに、政策上有用な情報を提供し得るものと考えられる。

本節で述べた「価値」は VRE の大量導入時には重要な評価指標になり、今後の電力市場のあり方に大きな影響を与えるものと考えられている。特に、例えば太陽光発電設備が大量に導入された場合には、晴れた昼間の卸電力市場価格が極めて安くなり、従って太陽光発電

設備自体の価値が極端に低下する（同様の効果はより低い程度において、風力発電についても生じるとされている）。これは VRE 設備どうしが価値を奪い合うという意味で「共食（カニバリズム）効果」と呼ばれており、今後中長期的に VRE 発電設備の導入を進めるに際して生じる最も大きな課題の一つであると認識されている（[Hirth, 2013](#); [Green and Léautier, 2015](#)）。

5. 温室効果ガス削減目標を考慮した電力部門の経済性分析

本章ではこれまでの章で示した検討を踏まえ、日本の2050年頃を対象として、電力部門の経済性に係る実証分析を行った。ここでは沖縄を除く国内9地域に対し、3章で用いた電力需要データの他に、全国各地の気象データ（AMeDASデータ）などの大規模データを用いて定量分析を実施した。

まず5-1節では電力部門ゼロ・エミッション化の背景として、日本を対象とした統合型エネルギー・経済モデルによる分析を行い、また他モデルの結果との比較を行った。これにより、2050年温室効果ガス80%削減という野心的な目標を達成するためには、エネルギー需要の電力化を進展させ、更なる電力をほぼゼロ・エミッションに近い発電で賄う必要があることを示している。

次いで5-2節では線形計画法（Linear Programming: LP）を用いた最適電源構成モデルをもとに、4章で検討したLCOEの検討結果も参考にしつつ、2050年に発電部門をゼロ・エミッション化する際の経済性について評価した。次いで5-3節では過去28年間の気象データをもとに、3-4節で述べた人工ニューラルネットワークも用いつつ多数の電力需要データや太陽光・風力発電プロファイルデータなどを作成し、それをインプットデータとしてLPモデルに用いることにより、再生可能エネルギー大量導入時の経済性について評価した。この5-2節及び5-3節で行った分析は、4-4節で述べた「LCOEを超える」経済性評価手法を、日本を対象として実証する試みである。ここではまず、VRE大量導入に伴う「統合費用」の上昇を電源構成モデルに基づいて計算し、それがどのような要因によって変化するかについて、多年の気象データに基づく定量分析をもとに、詳細な分析を行った。ここでは特に、再生可能エネルギー100%達成時の最大のリスクは数日間風が吹かず、日も照らない「無風期間」が続くことにより電力供給が途絶する可能性であり、これを累計残余負荷（CRL）という新たな手法によって適切に評価し得ることを示した上で、電源間の代替や蓄電池と発電のトレードオフといった複雑な最適問題も、これによってある程度構造を把握することができることを示した。また、4-4節で提示した限界System LCOE及び平均System LCOEを日本を対象として計算し、実際にこの指標によって電源別の経済性を評価することが可能であることを確認した。

最後に5.4節ではこの気象条件による不確実性を踏まえ、Min-max法によってリスクを評価する手法を提示し、分析を実施した。

5-1 日本の温室効果ガス削減目標の評価

気候変動問題に対処するために人類は長期的に温室効果ガスの排出量をゼロ、もしくは負にする必要がある（IPCC, 2018）。しかし例えば2050年といった時間スケールでこれを達成し得るか否かは、必ずしも明確でない。但し日本のような工業国においては、産業部門におけるCO₂排出削減が難しいため、電力部門においてはエネルギー・システム全体よりも更に急速に排出削減を進めることが必要であり、これが本研究で考察した「発電部門ゼ

ロ・エミッション化」の必要性の根拠となる。

これについて評価するためには、電力部門のみでなく、日本のエネルギー・システム全体をモデル化し、各種削減技術の導入可能性を定量的に分析する必要がある。本節ではこれについて、統合型エネルギー経済モデルを用いて分析した研究例を記載する。より詳細な前提条件や結果等については松尾他(2014)及び Sugiyama et al. (2019) を参照されたい。

5-1-1 モデルの概要及び前提条件

(1) 統合型エネルギー経済モデル

ここで用いたモデルは日本を対象とし、トップダウン型の計量経済モデルと、ボトムアップ型のコスト最適化技術評価モデルとを組合せることにより将来のエネルギー需給を整合的に評価するものである。

前者の計量経済モデルは日本エネルギー経済研究所等が開発・改良を重ねてきたモデル(日本エネルギー経済研究所, 2018)をベースとして作成しており、日本のマクロ経済に関連する各種指標を将来にわたって統合的に推計する。このモデルでエネルギー需要に係る活動指標、即ち各産業の生産量もしくは活動指数、第三次産業活動指数及び世帯数・世帯当り所得等の将来推計値を作成し、これを後者のボトムアップ型技術評価モデルの入力条件とする。

ボトムアップ型技術評価モデルとしては日本原子力研究所(現・日本原子力研究開発機構)らが開発した日本版 MARKAL モデル(後藤他, 1999)をベースに、技術データの合理化や更新を行ったものを用いている。これは、与えられた活動指標に対応するエネルギーサービスを満たすためのコスト最適な技術導入を、2050年まで(5年刻み)の時系列にわたって線形計画法(Linear Programming: LP)によって評価するものである。これは次節で用いる最適電源構成モデルとは異なり、電力部門のみでなくエネルギー・システム全体をマクロ経済とともにモデル化することにより、例えば日本全体のCO₂排出削減目標に関する分析を行うことが可能である。一方で電力部門については1年を6区分と粗く分割しているため、VRE導入に係る統合費用といった電源部門特有の問題を正確に評価することはできない。

モデルの詳細については補論3-2に示す。ここにはまた、試算をするに当たって設定したコストなどの想定も示されている。

(2) 前提条件とケース設定

このモデルを用いて、図5-1に示すようなCO₂排出量上限制約の想定を置き、モデル分析を行った。ここでは制約条件として、エネルギー起源CO₂排出量の上限制約を設定するケースにおいては、1990年度比で2050年に▲50%～▲80%の目標を想定した(標準的な「CO₂制約あり」ケースでは、▲65%と想定)。

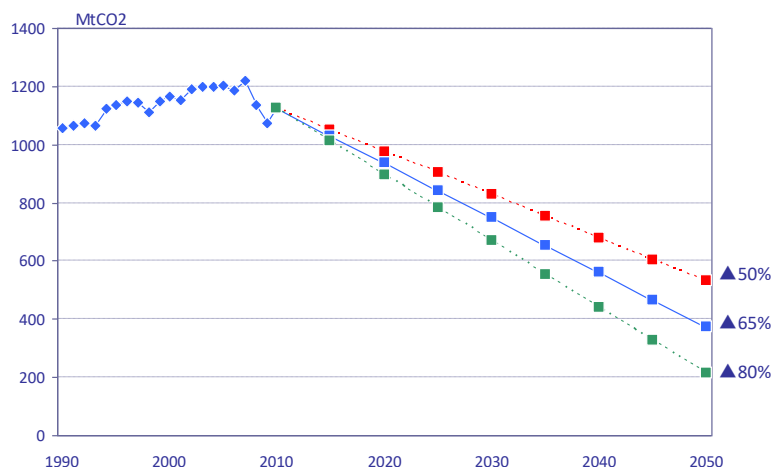


図 5-1 CO₂の排出上限制約

本試算では、以下の三つのケースを想定し、わが国のエネルギー需給構造および水素導入量に関する分析を実施した。

Case0 CO₂制約を設定しないケース

Case1 CO₂制約 (▲65%) を設定するケース (水素の導入あり)

Case2 CO₂制約 (▲65%) を設定するケース (水素の導入なし)

Case 2 では、Case 1 との比較のため、水素の導入量をゼロに限定する制約を置いている。試算に際しては、2 章で述べた水素導入ポテンシャルを導入の上限值として設定した。但し水素発電については電源構成の選択自体が水素導入量の上限を決めることから、特に上限の設定は行わなかった。また CCS (Carbon Storage and Sequestration: 二酸化炭素回収・貯留) については、導入量上限を 2050 年の Case 0 での火力発電の 1 割程度 (年間 2,450 万 tCO₂程度) と設定した。また、CO₂制約を設定したケースに関しては、その制約値やコスト等を変化させた感度解析も併せて実施した。

5-1-2 試算結果

(1) 一次エネルギー供給

Case 0～Case 2 における一次エネルギー供給は図 5-2 の通りである。CO₂制約を設定しない Case 0 においても一次エネルギー消費は 2050 年にかけて減少し、38%減の 306Mtoe となる。このケースでは石炭への依存度が 2050 年に 36%と、2010 年から継続的に上昇し、CO₂制約のある Case 1 及び Case 2 (それぞれ 2050 年に 8%及び 6%) に比べて顕著に高いことが特徴的である。一方で、原油価格及び LNG 価格の上昇を反映して、石油・天然ガスのシェアは 2010 年から大幅に低下している。水素はこのケースでは導入されない。

CO₂制約（▲65%）を設定した Case 1 及び Case 2 では、2050 年の一次エネルギー消費量は 2010 年比 45%減及び 46%減の 275Mtoe 及び 267Mtoe と、Case 0 に比べて 10%及び 13%の減少となる。ここでは天然ガスのシェアが 19%及び 30%と、2010 年の 17%から上昇している一方で、石油及び石炭のシェアは大きく低下している。即ち CO₂ 制約を満たすために、省エネルギーと燃料代替の双方が行われる。

また、Case 1 では 2030 年以降徐々に水素が導入され始め、2050 年には 21Mtoe（816 億 Nm³）の水素が導入されている。後述の通り、これは全量が発電部門におけるものである。

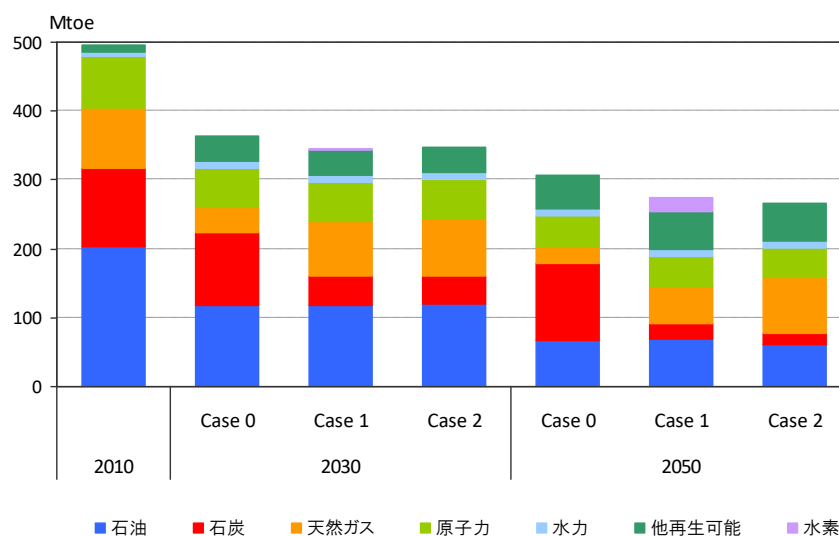


図 5-2 一次エネルギー供給

(2) 最終エネルギー消費

各ケースにおける最終エネルギー消費は図 5-3 の通りである。2010 年の 325Mtoe に対し、2050 年には Case 0、Case 1 及び Case 2 でそれぞれ 39%減、45%減及び 47%減の 197Mtoe、180Mtoe 及び 173Mtoe となる。2010 年から 2050 年にかけて石油製品の需要量がかなり減少しているのに比べ、電力消費量は大きくは減少していない。このため最終エネルギー消費における電化率は 2010 年の 27%から、2050 年に Case 0 で 40%、Case 1 で 44%、Case 3 で 42%と上昇している。また、CO₂ 制約のない Case 0 に比べ、Case1 及び Case2 の方が電化率が高くなっていることも特徴的である。

ここで、最終消費部門における水素導入量は無視できるほど小さい。即ち、Case 1 においても燃料電池自動車はほとんど導入されない結果となっている。これは主に燃料電池車の車体価格が高いことによっており、3-2-6 節に示す通り、その低減を見込んだケースでは運輸部門において水素が導入される。

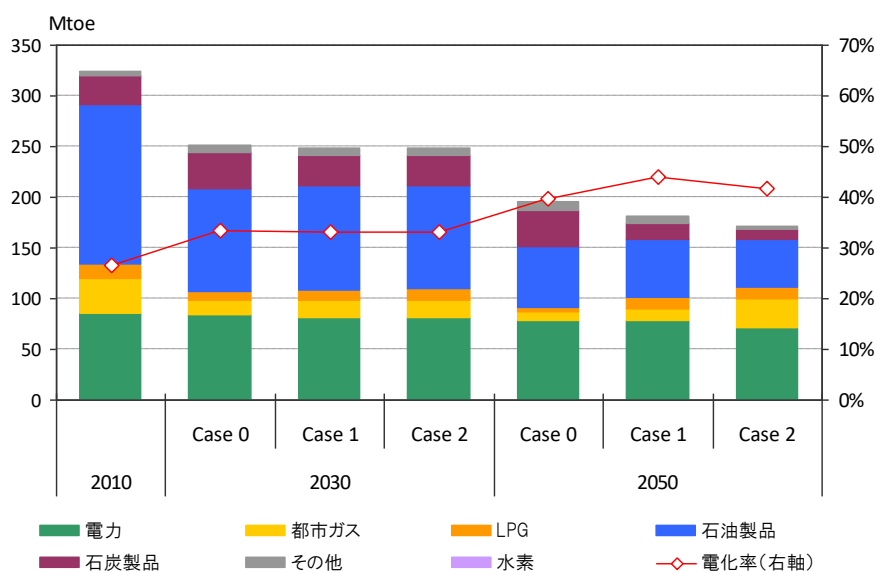


図 5-3 最終エネルギー消費

(3) 電源構成

各ケースにおける電源構成は図 5-4 の通りである。全てのケースにおいて、原子力及び再生可能エネルギーの導入量はほぼ等しく、残りの火力発電の内訳が異なる。CO₂制約のないケースでは石炭火力の発電量が増加し、そのシェアは 2010 年の 24% から 2050 年に 39% まで増加する。これに対し、CO₂制約のある Case 1 及び Case 2 では石炭火力の発電量は 2050 年にゼロとなり、代って LNG 火力発電 (CCS あり・なし) が導入されている。また Case 1 では水素が導入される。

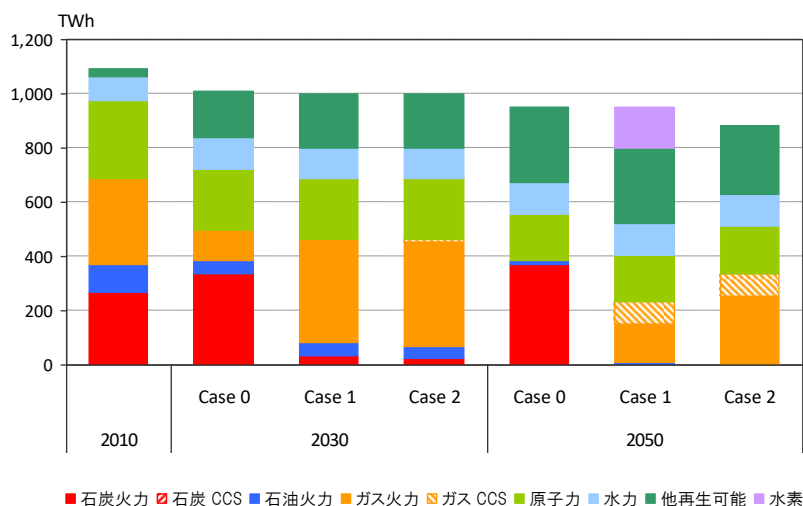


図 5-4 発電量構成

Case 1 における水素発電の導入量は、2050 年に発電量全体の 16%となる 151TWh である。この導入量は全量が大規模水素発電となっており、定置用燃料電池（輸入水素を燃料とするもの）は導入されない。これは、大規模水素発電と定置用燃料電池の発電設備容量あたりの価格差を反映するものであると考えられる。即ち、本試算では大規模水素発電設備の初期コストは LNG 火力発電と同じ 12 万円/kW と置いている一方で、例えば家庭用燃料電池は 1 台（およそ 1kW）につき 42.5 万円と想定している。同じ輸入水素の利用を想定した場合、発電・発熱の総合効率の高さを考慮したとしてもこの価格差を埋めるには至らず、そのためモデル計算上、定置用燃料電池の導入は行われぬ。仮に定置用燃料電池で水素を利用するためのインフラ（パイプライン等）のコストをゼロとした場合でも、この結果は同じである。

5-1-3 モデル間比較による分析と考察

以上の結果からわかるように、日本において 2050 年までに CO₂ を大幅に削減するためには、エネルギー需要の電力化を進めた上で、発電部門を可能な限りゼロ・エミッションに近づける必要がある。またこのとき、産業部門での CO₂ 排出量が最後まで残るものとなる。このような結果は、同じく日本の長期削減目標についてモデル分析を行った評価例（Ashina et al., 2012; Masui et al., 2016; 秋元他, 2017）とも整合的である。

一方で近年、エネルギー・環境問題の分析を行うに際して、複数のモデルを用いて同一の分析を行い、その結果を比較する試みが多くなされている。主要な取組みとして、米スタンフォード大による Energy Modeling Forum (EMF)（Knopf et al., 2013; Fawcett et al., 2014）や欧州が主体となる CD-Links（Luderer et al., 2018）などがある。このような取組みが行われる背景として、エネルギー・環境関係のモデル分析結果は用いたモデル、ないしはモデル分析者によって大きくことなることが多い、ということが挙げられる。例えば気候変動問題を分析する上で重要な指標の一つである平衡気候感度（大気中の CO₂ 濃度が 2 倍に上昇したときに大気の平衡気温が何°C上昇するか）の評価値は用いたモデルによって大きく異なり、IPCC 第 5 次評価報告書（IPCC, 2014）においては 24 の評価例が挙げられ、最小で 2.1°C、最大で 4.7°Cとなっている。このため、複数のモデルの分析結果を比較し、可能であればその差の要因等について考察することは、頑強な結論を導き出す上で極めて重要である。

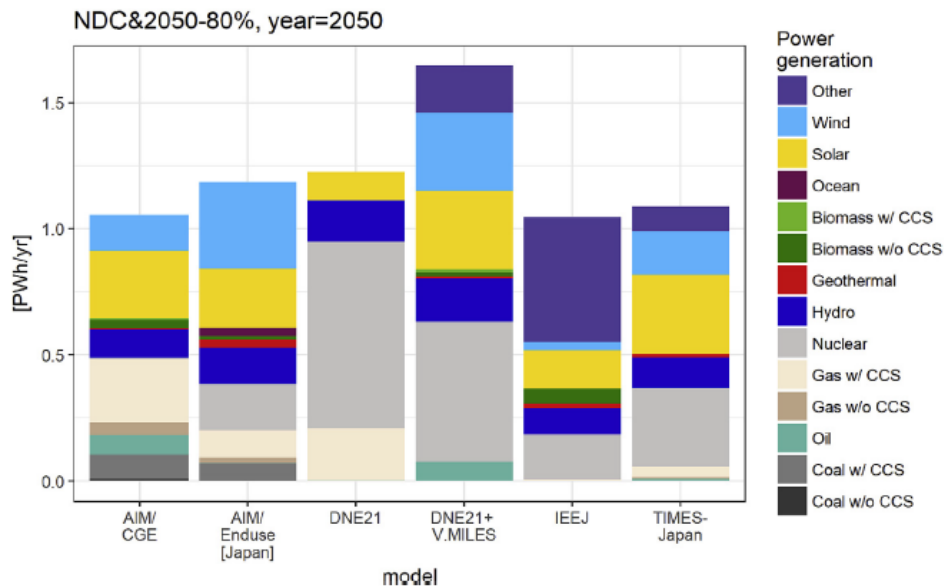
ここでは以下、日本を対象としたエネルギー需給分析のモデル間比較を行った事例について述べる（Sugiyama et al., 2019）。ここでは、表 5-1 に示す通り、筆者らによるモデル（IEEJ）を含む 5 つのモデルの結果を比較している。うち 4 つは部分最適化を行う技術モデルであり、構造的には IEEJ に類似している。AIM/CGE のみが一般均衡モデルであり、ここでは世界全体を対象としたモデルの中での日本の部分を用いた結果を示している。

表 5-1 相互比較対象モデル

Model	Institute	Solution concept	Intertemporal treatment	Regional coverage
AIM/CGE [global]	NIES	General equilibrium	Myopic	Global
AIM/Enduse [Japan]	NIES	Partial equilibrium	Myopic	Japan
DNE21	UTokyo	Partial equilibrium	Intertemporal	Global
DNE21+ (MILES version)	RITE	Partial equilibrium	Intertemporal	Global
IEEJ	IEEJ	Partial equilibrium	Intertemporal	Japan
TIMES-Japan	IAE	Partial equilibrium	Intertemporal	Japan

(出所) Sugiyama et al. (2019)

ここではこれらの6つのモデルにより、2050年の日本のエネルギー・ミックスを想定し、特段の温室効果ガス削減対策を想定しない「ベースライン」ケースと、政府による削減目標（「現状」から80%減）の達成を仮定した「NDC&2050-80%」ケース（削減ケース）を含む複数のケースについて分析を行い、比較している。削減ケースにおける2050年の電源構成は図5-5の通りである。

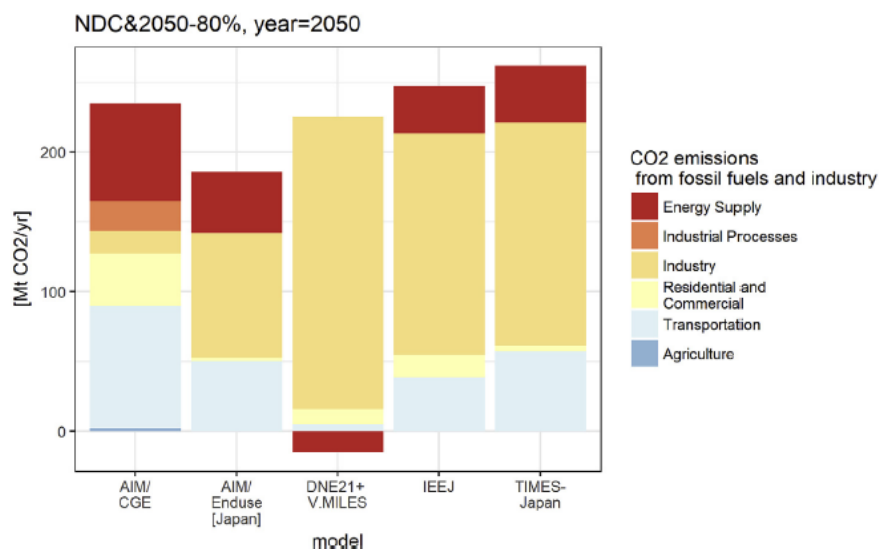


(出所) Sugiyama et al. (2019)

図 5-5 モデル分析結果比較（2050年の電源構成：削減ケース）

ここに見られるように、削減ケースではモデル間の差は更に大きく、原子力の多いDNE21や風力の多いAIM/Enduse、輸入水素発電を多く使うIEEJなど様々な技術が用いられている。しかし何れの分析結果でも火力発電（CCSなし）の占めるシェアはゼロ、もしくは非

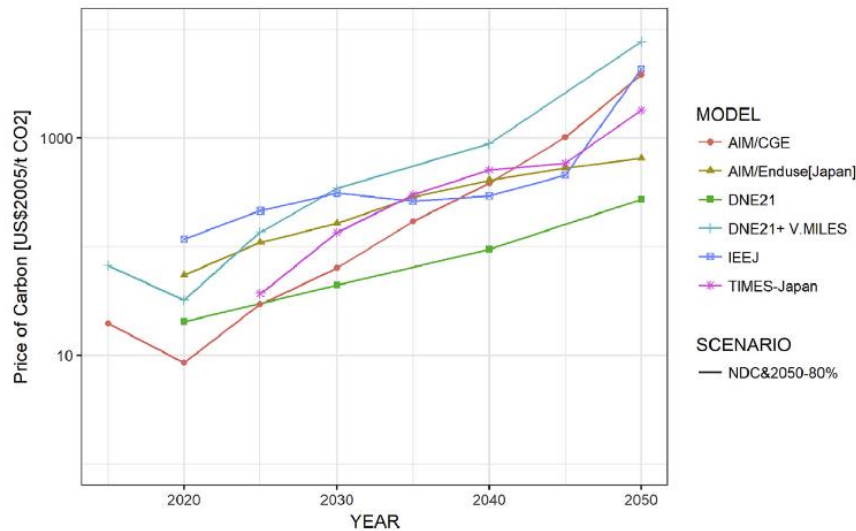
常に小さく、政府の削減目標を達成するためには電源部門の排出量をほぼ完全に削減することが必要となる、という結果はロバストなものであると考えることができる（但し実際には原子力や再生可能エネルギーであっても、発電以外のプロセスにおいて多少の温室効果ガスを排出する（Turconi et al., 2013）ため、完全に排出量をゼロとすることは、負の排出技術（Fuss et al., 2018）を用いない限り不可能である）。



(出所) Sugiyama et al. (2019)

図 5-6 モデル分析結果比較（2050年の部門別 CO₂排出量：削減ケース）

図 5-6 には部門別の CO₂排出量を示す。削減ケースでは、AIM/CGE を除いた 4 つのモデルで、2050 年の CO₂ 排出量の過半、もしくは大半を産業部門が占めており、「産業部門が最後まで残る CO₂ 排出源となる」ことを示している。なお上述の通り AIM/CGE は一般均衡モデルであり、ここでは極めて野心的な CO₂ 削減目標を達成する場合、粗鋼やセメント、化学製品といったいわゆるエネルギー多消費産業における素材生産量が国内では極めて小さくなっているものと考えられる。この観点からは、「将来にわたって日本国内に製造業を残す場合には」産業部門の CO₂ 排出削減が大きな課題となる、という言い方がより適切であるのかも知れない。



(出所) Sugiyama et al. (2019)

図 5-7 2050 年 80%削減ケースの炭素価格

このように、2050 年に日本政府の温室効果ガス削減目標（80%減）を達成するためには電力部門をほぼゼロ・エミッション化した上で、残りの部門についても可能な限り削減を行う必要がある。但しこれを達成することは決して容易ではない。図 5-7 に示す通り、この目標を達成するために必要な炭素価格は全てのモデルで 2050 年に 1,000 ドル/tCO₂ 前後となっている。現在欧州で実施されている炭素価格取引制度（European Union Emissions Trading System: EU ETS）における排出枠（European Union Allowance: EUA）の価格が長らく 10 ユーロ/tCO₂ を下回る水準で推移し、2018 年以降価格が高騰した後の現在でも 30 ユーロ/tCO₂ 程度であることを考えると、上記の価格水準は非常に高いものと思われる。

但し、2018 年に公表された IPCC の特別報告書（[IPCC, 2018](#)）では、現在世界各国の政府が目指している気温上昇抑制の目標、即ち産業化以前からの気温上昇を 2°C、もしくは 1.5°C に抑えるために必要な炭素価格は、それぞれ 2050 年に 45~1,050 ドル/tCO₂・2100 年に 175~2,340 ドル/tCO₂、もしくは 2050 年に 245~14,300 ドル/tCO₂・2100 年に 690~30,100 ドル/tCO₂（何れも 2010 年価格）とされている。もし各国の政府が真にこれらの目標達成を目指すならば、上記の日本政府の削減目標もそれに準じた努力によって達成可能であると見ることもできる。何れにせよ、気候変動問題に誠実に対処するためには、これまででない努力が必要であると言える。

5-2 2050 年発電部門ゼロ・エミッション化の経済性分析

3 章及び 4 章で示した電力部門の需要及び経済性の分析を踏まえ、本章では、日本において 2050 年に電力部門のゼロ・エミッション化を達成する目標を想定し、詳細な電源構成モデルを用いた評価を実施する。従来の類似研究にない新規性としては、長期の温室効果ガス

削減戦略の一環として日本で検討されている水素の利用（海外からの輸入及び国内の余剰電力からの製造）をモデル化し、試算に取り入れていることが特徴の一つである。

なお、再生可能エネルギーが大量に導入された場合、電力部門の経済性は気象条件に大きく依存する（風況や日射が良好な年とそうでない年とでは、必要となる蓄電池の量や出力抑制量等が大きく異なる）と考えられるため、頑強な結論を得るためには単年のみでなく、多数年の気象データ等を用いて評価を行うことが必要であると考えられる。そこで本節においてまず単年（2012年）のデータを用いた評価を行った上で、次の5-3節において多年のデータを用いて検討を行う。

5-2-1 水素の利用及びVREの変動性を考慮した多地域電源構成モデルの構造

本研究では既存の最適電源構成モデル（Optimal power generation mix model: OPGM）（[Komiya and Fujii, 2017](#)）を改良し、日本全体を対象として、1年間365日を1時間間隔、もしくは10分間隔に刻み、電力需要の変化や太陽光・風力発電の出力変動を考慮するとともに、水素の供給・貯蔵・利用システムをモデル化する最適電源構成モデルを構築した。ここでの水素とは、再生可能エネルギー等による余剰電力を水素に転換し、利用する方式の他に、海外において再生可能エネルギー、もしくは化石燃料から水素を製造し、必要に応じてCCSを行って「CO₂フリー」な水素とした上で、日本に輸入して発電等に利用する方法を考慮している。日本では2018年に閣議決定された「エネルギー基本計画」において「将来の二次エネルギーでは、電気、熱に加え、水素が中心的役割を担うことが期待される」とされており（[経済産業省, 2018](#)）、2019年には経済産業省が「水素・燃料電池戦略ロードマップ」をとりまとめ、2019年の改定版を取りまとめた（[水素・燃料電池戦略協議会, 2019](#)）。水素の供給コストは20円/Nm³程度を目標とした低減が目指されており、本研究ではこれに沿った水素の利用を想定している。

地域区分は（旧）一般電気事業者のうち沖縄を除く9社の供給区域に従った。これらの供給地域はそれぞれ独立した電力グリッドを形成するとともに、DCまたはACによって相互に接続されており、それを踏まえて節点数9、ブランチ数10としてモデル化した（図5-8）。このモデルでは最適化手法として線形計画法（LP）を適用し、日本の系統全体の年間電力システム総コストの最小化により経済合理的で最適な需給運用を決定する。ソルバにはFICO Xpressを用いた。10分刻みのモデル化を行った場合、モデルの内生変数は約2,200万、制約式は約1,800万である。

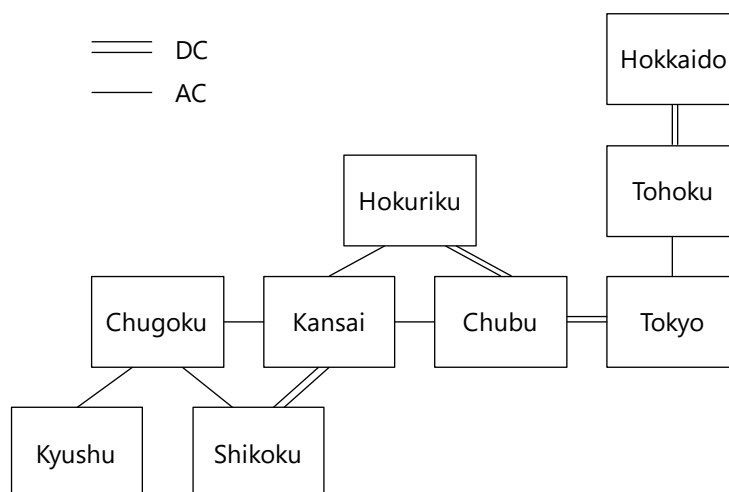


図 5-8 地域分割と送電連系

本研究で構築した水素供給・貯蔵・利用システムの概念図を図 5-9 に示す。水素の供給は間歇性再生可能エネルギーによる余剰発電からの電気分解、もしくは輸入 CO₂フリー水素によって行われる。前者は一時的に水素タンクに貯蔵された後、水素発電として用いられるか、もしくは運輸用・民生用にて用いられる（後者の場合には、余剰水素が輸入価格と同じ価格で販売され、電力部門の収益となることを想定する）。また本研究は電力部門に関連するエネルギー利用のみを対象とすることから、前者は専ら水素発電に用いられるものとし、輸入水素を直接運輸用・民生用等で利用する方式はモデル計算の対象外とした。

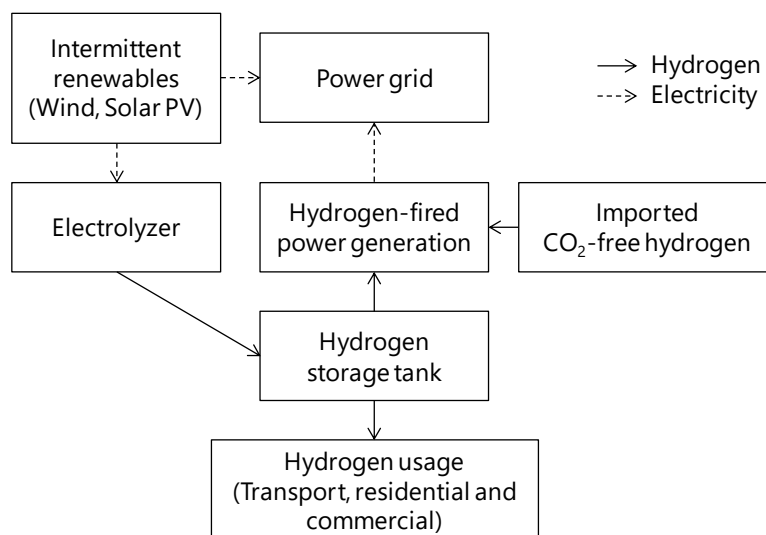


図 5-9 水素供給・貯蔵・利用システムの概念図

次節では、モデルで用いる電力需要及び VRE 発電出力の方法について記述する。また、より詳細なモデルの説明を補論 3-3 に示す。

5-2-2 VRE 発電出力の推計

本節では 2012 年の電力需要及び VRE 発電出力データを用いた推計を行った。電力需要については一般電気事業者 9 社（北海道、東北、東京、中部、北陸、関西、中国、四国、九州）のウェブサイトから入手したデータを用いた一方で、VRE 発電出力データについては AMeDAS（[気象庁, 2019](#)）のデータから推計を行った。推計方法は以下の通りである。

(1) 太陽光発電

太陽光発電の出力については、AMeDAS によるデータのうち全天日射量 I ($\text{kWh/h} \cdot \text{m}^2$) から 1kW 当りの太陽光発電量 P ($\text{kWh/h} \cdot \text{kW}$) を以下の通り推計した。

$$P = e \times I \times A \quad (5-1)$$

但し e は発電効率、 A は 1kW 当りの面積 (m^2/kW) である。ここでは [Shibata \(2012\)](#) に従い、 $e=12\%$ 、 $A=7\text{m}^2/\text{kW}$ とした。

図 5-10 に例として、東北地方の太陽光発電出力（2012 年データ）を示す。

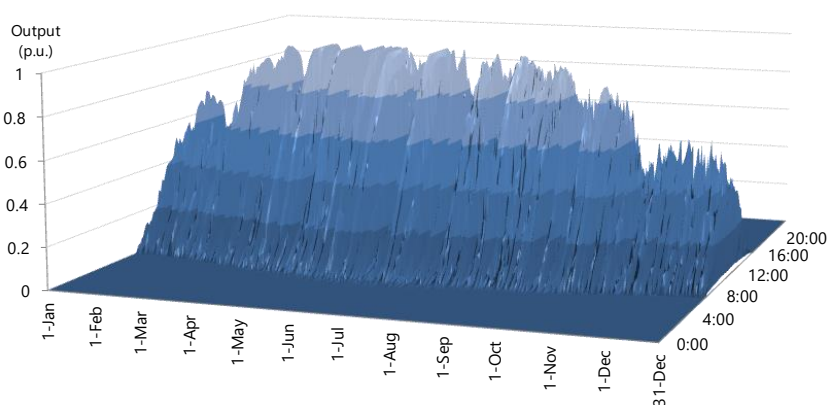


図 5-10 東北地方の太陽光発電出力パターン（2012 年データ）

(2) 風力発電

風力発電プロファイルについては [Shibata \(2013\)](#) による方法を参考に、AMeDAS のデータを用いて作成した。まず AMeDAS のデータを測定する風速計の高さは観測点によって異なることから、風速を以下の式によって補正する。

$$V = V_0 \left(\frac{h}{h_0} \right)^{\frac{1}{n}} \quad (5-2)$$

ここで V は補正後の風速、 V_0 は補正前の風速（観測値）、 h はハブ高さ（60m と想定）、

h_0 は風速計の高さである。 n は経験則によって定められる数値であり、草原、海岸地方、田園、市街地、等によって 2~10 の範囲で変化する。これについては Google マップによって観測点近傍の地形を確認し、個別に設定した。

ついで式(5-2)で求めた風速 V から、発電量を以下のように算出する。一般に風力発電機は全ての風速において発電するわけではなく、カットイン風速 V_I 、定格風速 V_R 、カットアウト風速 V_O と呼ばれる特徴的な量をもつ。即ち、風速 V が V_I よりも小さい場合には発電出力はゼロであり、 $V_I \leq V < V_R$ の場合には

$$P_e = \frac{\eta}{2} \rho V^3 \quad (5-3)$$

に従って V とともに出力が増加する。ここで P_e は受風面積当りの発電出力 (W/m^2)、 η は発電効率 (40%と想定)、 ρ は空気密度 (1.225 kg/m^3) である。 V が V_R を超えるとそれ以上 P_e は増加せず一定値となり、更に V_O を超えると発電を停止して P_e は非連続的にゼロとなる。ここでは Shibata (2013) に従い、 $V=3\text{m/s}$ 、 $V_R=11\text{m/s}$ 、 $V_O=24\text{m/s}$ とした。

図 5-11 に例として、東北地方の陸上風力発電出力 (2012 年データ) を示す。

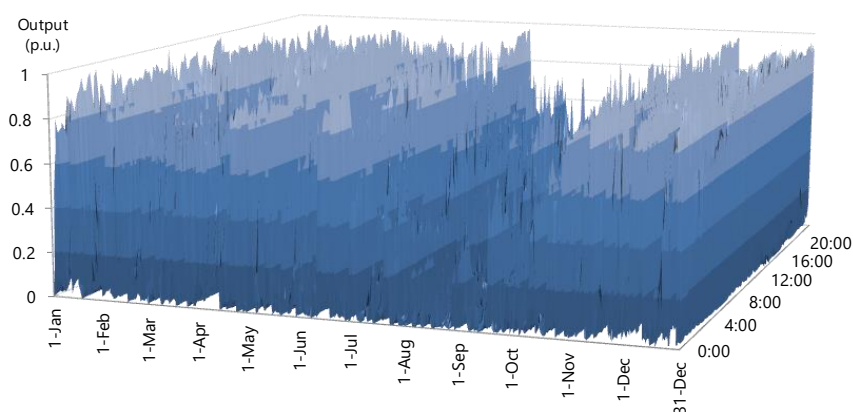


図 5-11 東北地方の陸上風力発電出力パターン (2012 年データ)

5-2-3 2050 年を想定した発電部門ゼロ・エミッション化の評価

(1) 前提条件及びケース設定

(a) 発電コスト及び VRE の導入ポテンシャル

発電コストについては、4 章の検討に従い、基本的に発電コスト検証ワーキンググループ (2015) に準じるとともに、太陽光及び風力については将来にわたるコストの低減を考慮して高位・中位・低位の 3 ケースを設定した。なお水素火力については、発電設備のコストや各特性は LNG 火力と同等と想定し、燃料費のみ次節に述べる輸入水素の高位・中位・低位

ケースに合わせて設定した。なお、水力・地熱・バイオマスについては後述の通り発電量を固定しているため、これらのコストは結果に影響しない。発電コストの前提条件を補論 3-4 に示す。

日本国内の各地域で最大限、どれだけの太陽光・風力発電設備が導入可能かについては近年、多くの評価がなされている。ここでは環境省(2017)を参考に導入上限を設定した。これらの評価では、国内各地域における最大の導入ポテンシャルと同時に、複数の買取価格を想定した FIT 制度の導入によって現実的にどの程度の導入が可能かについても評価がなされている。

本研究では、これらの評価のうち、後者の中で買取価格が最も高い想定での最大導入量(表 5-2 に”FIT”として記載)を現実的な普及の最大量と考え、これを上限として設定した。

日本の 9 地域全体では太陽光 239GW、陸上風力 271GW、洋上風力 277GW の膨大な導入余地があるとされる。ここで太陽光のポテンシャルは各地域に分散しているのに対し、風力は日本の北部、即ち北海道と東北に集中していることが特徴的である。特に北海道における賦存が大きく、陸上風力で日本全体の 54%、洋上風力では 64%を占める。

これらの導入ポテンシャルは日本全国の風況マップや航空写真等を用いて推定されたものであるが、仮にこれらの太陽光と陸上風力のポテンシャルいっばいに設備を建設した場合、その合計の面積は日本の国土の 5%程度にも達する。このため、その実現はかなりハードルが高いことにも注意が必要である。

表 5-2 太陽光・風力の導入ポテンシャル

	Unit: GW					
	Solar PV		Onshore wind		Offshore wind	
	FIT	Potential	FIT	Potential	FIT	Potential
Hokkaido	15	20	146	152	177	399
Tohoku	25	46	67	69	34	215
Tokyo	54	84	5	5	39	85
Hokuriku	9	16	4	4	0	43
Chubu	35	47	9	10	23	40
Kansai	26	39	11	12	0	30
Chugoku	24	33	9	9	0	120
Shikoku	13	17	5	5	2	46
Kyushu	37	53	16	17	2	359
Total	239	356	271	281	277	1,339

(b) その他のエネルギー源に関する想定

福島第一原子力発電所事故の後、日本では近い将来に原子力発電所を新規建設することは難しい状況にある。一方で、既存の原子炉の寿命は 40 年とされるが、最大で 60 年までの延長が認められる。本研究では 2050 年を想定し、1990 年以降に運転開始した発電用原子炉 25GW を原子力発電設備容量の上限とした。

その他に本研究で想定している水力、地熱及びバイオマス発電については、将来的に導入拡大が期待されてはいるものの、風力・太陽光ほどの急速な伸びは見込まれないことから、[環境省\(2014\)](#)を参考に設定し、発電設備容量を固定した。具体的には最大で水力 110TWh、地熱 38TWh、バイオマス 68TWh となるように設備容量を見込んでいる。なお上記の環境省による導入見込量では海洋エネルギーの大量導入を見込んでいるが、本研究で用いたモデルでは海洋エネルギーをモデル化していないため、その導入量は上記のバイオマス導入量の内数として含んでいる。

(c) ケース設定

ゼロ・エミッションを想定した 2050 年の電源構成においては、ゼロ・エミッション火力と再生可能エネルギーとが競合することになる。即ち、再生可能エネルギー（風力及び太陽光）の発電コストと、出力変動を調整するための蓄電システムのコストがより安く、かつゼロ・エミッション火力のコストがより高くなれば、システムコストを最小とする電源構成において、再生可能エネルギー比率が高いものとなる。

このことから、本研究では、再生可能エネルギー及び蓄電システムのコストについて高位・中位・低位の 3 通りを設定し、一方でゼロ・エミッション火力、すなわち水素火力のコストについても高位・中位・低位の 3 通りを設定することにより、全体で 9 つのコストケースを設定した。またそれぞれのケースについて、最大で 25GW の原子力発電を許容する場合と、原子力発電を 0GWh とする場合とを試算した。

これらの 18 のケースについて、コスト最適化を行った場合や、水素火力の発電量を固定してコスト最適化を行った場合について計算をし、その結果を比較した。また、輸送用・民生用等への水素販売については、それを想定しない場合と、輸入水素と同等の価格で販売し得る場合についてそれぞれ計算し、比較を行った。

(2) 結果及び考察

(a) 最適化結果

9 つの価格ケース（原子力を許容する場合）についてコスト最適化を行った結果を図 5-12 に示す。水素火力のコストが低い場合には、発電量を固定している水力等を除き、ほぼ全量が水素火力になる。一方で水素価格が中位・高位の場合には原子力発電が上限まで利用されるとともに、再生可能エネルギー等（再生可能エネルギー&蓄電システム）のコストに応じて風力や太陽光が導入されることになる。水素中位・再生可能等中位では、VRE（風力+太陽光）のシェアは 12%程度となる。一方で、再生可能エネルギーが最も大量に導入される水素高位・再生可能等低位ケースでは、水素販売を行える場合、VRE のシェアは 52%まで上昇する。このケースでは 6,881ktoe、およそ燃料電池自動車 3,200 万台の年間水素消費量に相当する水素販売が行われる。水素販売が行われない場合には、再生可能エネルギー導入による余剰発電量がより少ないケースがコスト最適となるため、VRE シェアは 44%程度に留まる。

なおこれらの最適化ケースで導入される風力発電は陸上風力のみであり、比較的成本の高い洋上風力発電は導入されない。

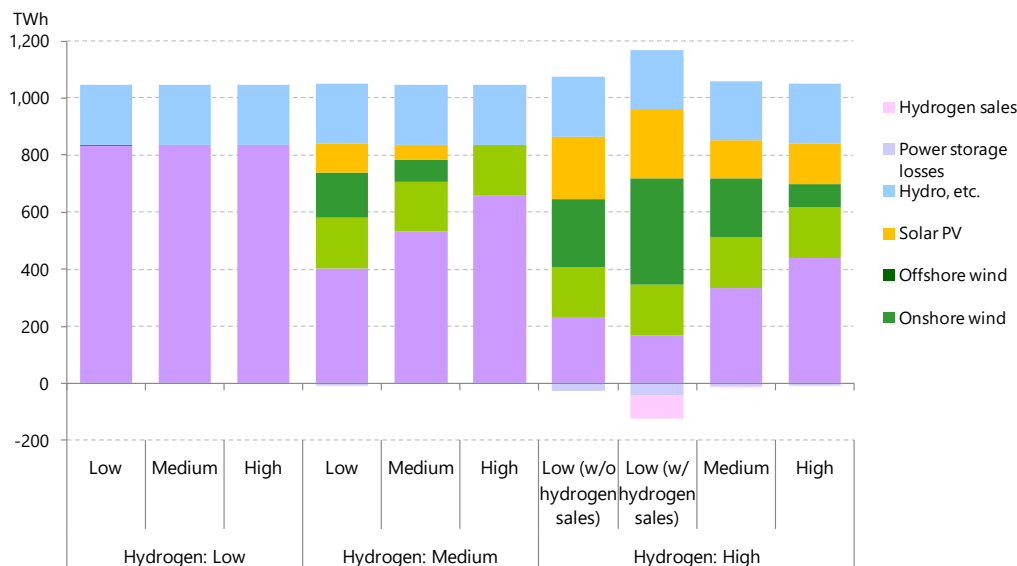


図 5-12 コスト最適化による試算結果

(b) 水素火力発電制約による変化

図 5-13 及び図 5-14 は、水素中位・再生可能等中位ケースにおいて、水素発電量を 0TWh～600TWh で固定した場合（他需要部門への水素販売は想定せず）の最適計算結果（電源構成及び電力システム単価）を示したものである。水素発電量が小さくなるに従い再生可能エネルギー発電の導入量が拡大するが、導入可能量には上限制約があるため、原子力ありの場合は水素発電 25TWh 以下、なしの場合には 100TWh 以下で洋上風力の導入が必要となる。原子力なし、水素発電ゼロの場合の洋上風力発電比率は 34%まで上昇し、ほぼ陸上風力と同程度となる。また、水素発電がない場合には大量の蓄電池の導入が必要となるため、それに伴う電力ロスが生じ、必要な発電量そのものが増加する。

電力システム単価は水素発電が小さくなるに従って上昇し、水素発電 600TWh の場合の約 11 円/kWh に対し、水素発電ゼロでは原子力ありの場合 21.7 円/kWh、なしの場合 29.0 円/kWh となる。この中で最も大きなコスト上昇は蓄電池のコスト増加に伴うものであり、原子力なしの場合に 5.9 円/kWh、ありの場合に 7.8 円/kWh に達する。また北部に多く賦存する風力資源を利用するための送電コストも拡大する。

2050 年までに風力・太陽光の発電コストは急速に低下すると想定しているため、発電コストのみで比較すると、水素発電ゼロでも大きくは上昇しない。但し発電した電気のうち余剰分を利用も蓄電もせず、そのまま捨てる（もしくは出力を抑制する）ために有効な設備利用率が低下するため、それによる単価上昇分（図 5-14 内では“curtailment”と表示）が見込まれる。

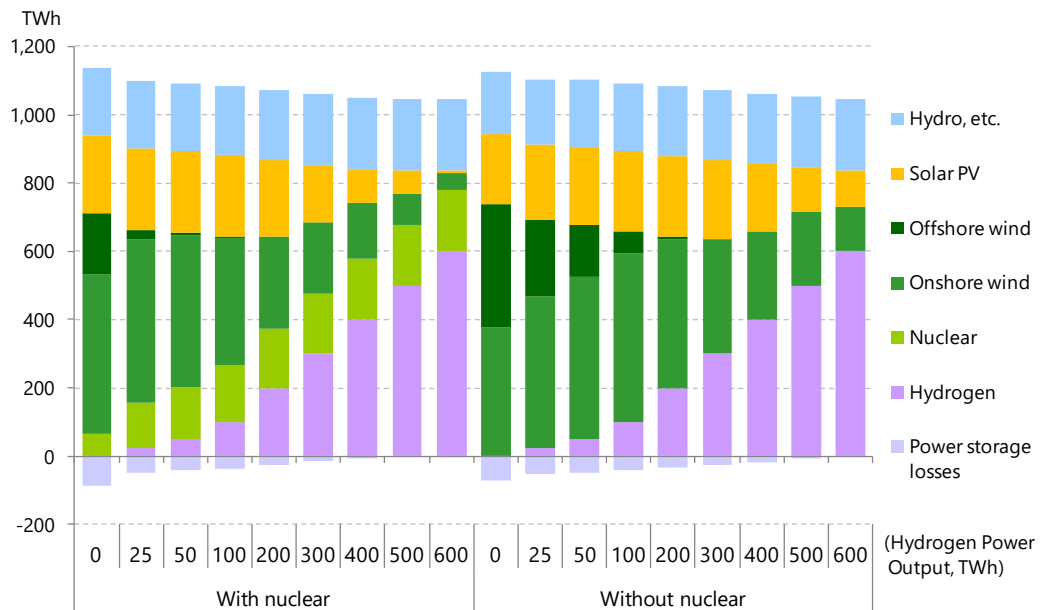


図 5-13 水素火力発電量の変化に応じた電源構成

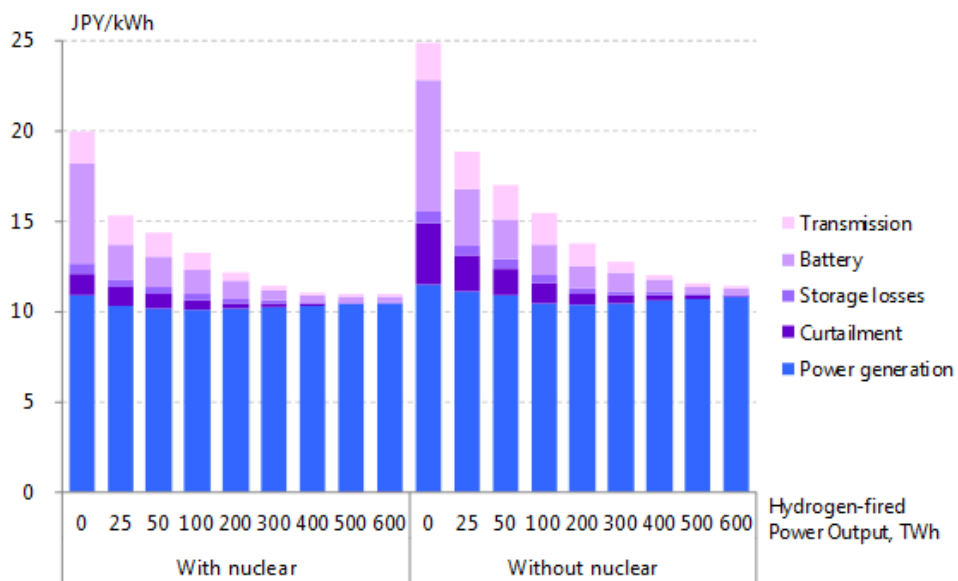


図 5-14 水素火力発電量の変化に応じた電力システム単価

図 5-15 には価格中位ケースに加えて、水素発電高位・低位ケースと再生可能等高位・低位ケースについて電力システム単価を示す。原子力ありケースの場合、水素発電ゼロでの電力単価は再生可能等低位で 17.2 円/kWh、中位で 21.7 円/kWh、高位で 29.9 円/kWh であり、このうち統合費用分(図 5-14 に示す”Power generation”以外の分)は低位 7.3 円/kWh、

中位 10.4 円/kWh、高位 16.2 円/kWh である。また原子力なしの場合では、水素ゼロでの電力単価はそれぞれ 22.8 円/kWh、29.0 円/kWh、41.0 円/kWh であり、そのうち統合費用分はそれぞれ 12.3 円/kWh、17.0 円/kWh、26.3 円/kWh である。

水素価格高位ケースでは水素発電量ゼロの場合電力単価は中位ケースと同じになるが、水素発電量が大きくなるにつれて中位ケースと比べてより大きくなり、電力単価は下に凸の曲線を示す（これらの曲線の極小点が既に図 5-12 に示した最適解の電源構成である）。水素発電量 600TWh（原子力ありケース）では水素中位ケースの電力単価 11.0 円/kWh に対し、水素低位ケースで 8.2 円/kWh、高位ケースで 13.8 円/kWh である。

これらの分析結果から、ゼロ・エミッション火力発電量が概ね 100TWh よりも小さくなると、特に急速に電力単価が上昇することがわかる。これは、この場合には原子力や再生可能エネルギーといった調整力に乏しい電源のみで需給運用を行うことが困難であることを示しており、2050 年の電源ゼロ・エミッション化を達成する場合であっても、コストの大幅な上昇を抑えるために最低限の火力発電が不可欠であることを示している。一方で例えば原子力ありケースでは水素発電量 200TWh 程度まではごく緩やかな単価の上昇を示しており、本研究で想定しているような大幅のコスト低減下では、相当程度の再生可能エネルギー導入が経済合理的に可能であることを示している。

また原子力なしケースとありケースでは水素発電ゼロの場合、再エネ等低位ケースで 5.6 円/kWh、中位ケースで 7.3 円/kWh、高位ケースで 11.1 円/kWh の単価差がある。このように、火力発電量が低下した場合のコスト急騰を抑えるために原子力は有効であることが伺える。

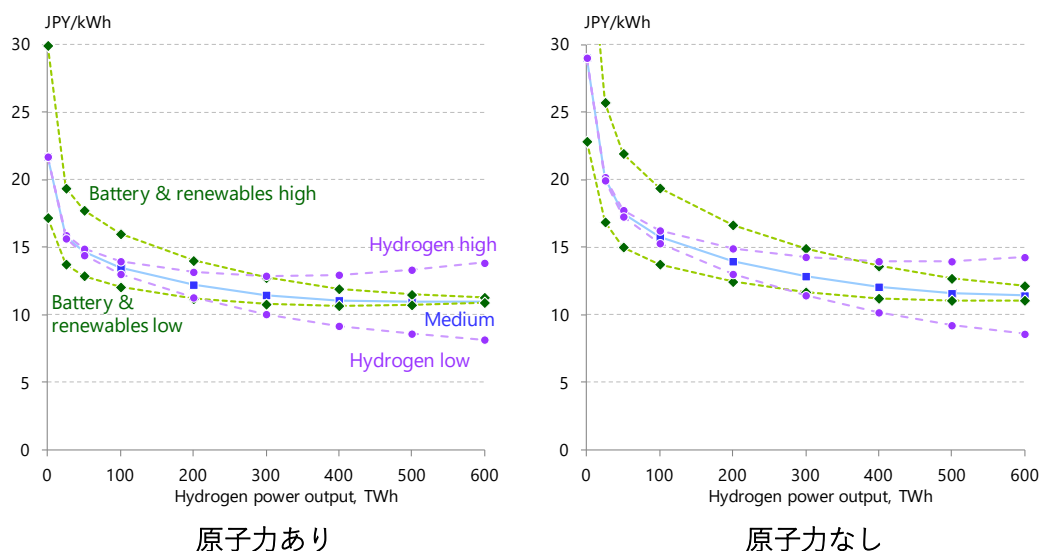


図 5-15 各コストケースの電力システム単価

再生可能エネルギーが大量に導入されるケースでは、系統運用のために蓄電池が大量に

導入されるとともに、余剰な発電分を大量に抑制する必要があるが生じる。これらが大量に導入されるケースでは、大量の蓄電システムが必要になると同時に、余剰電力のかかなりの部分が抑制される。図 5-16 に示すように、最も高いケースでは発電量のうち概ね 35%程度が抑制されることになる。

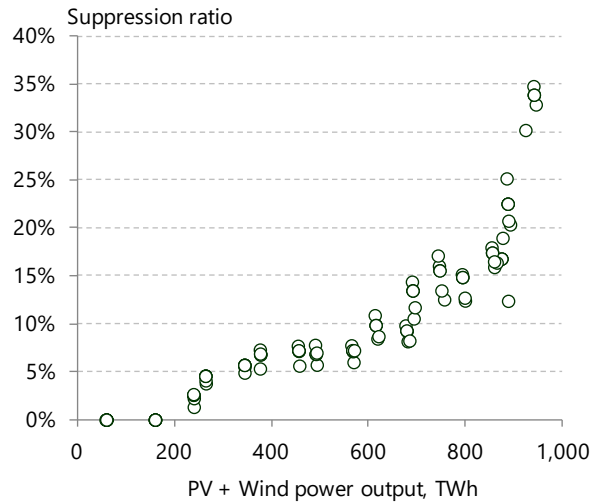


図 5-16 風力・太陽光の出力抑制比率

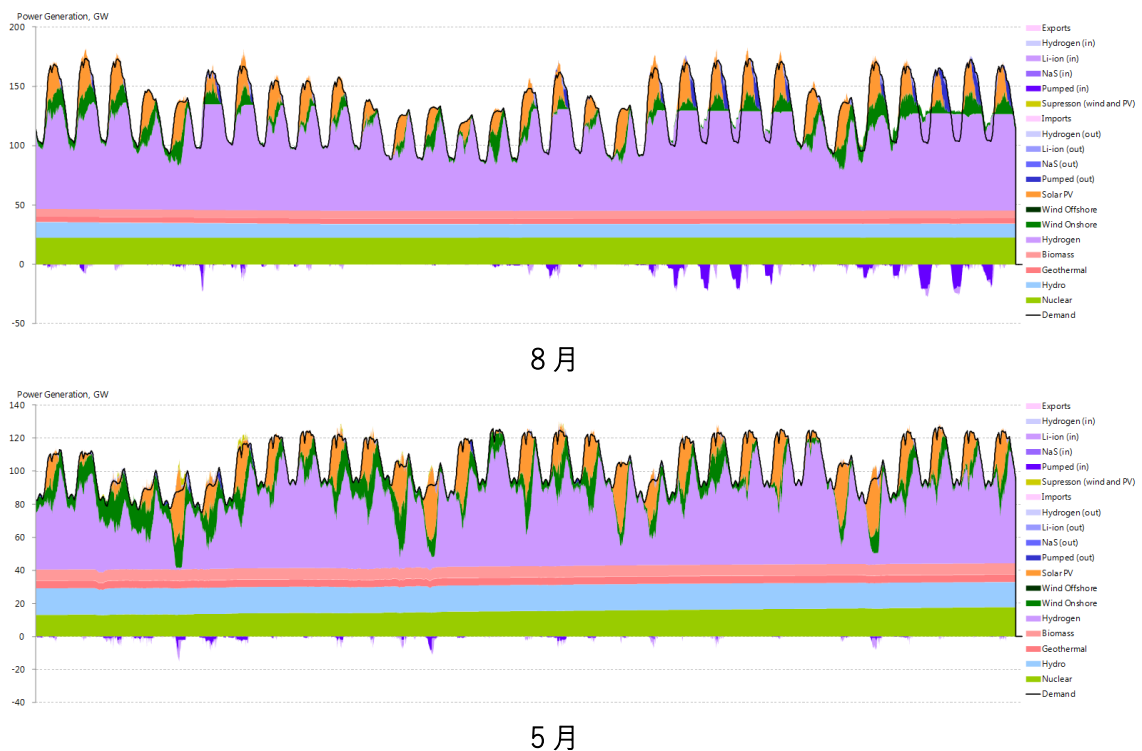
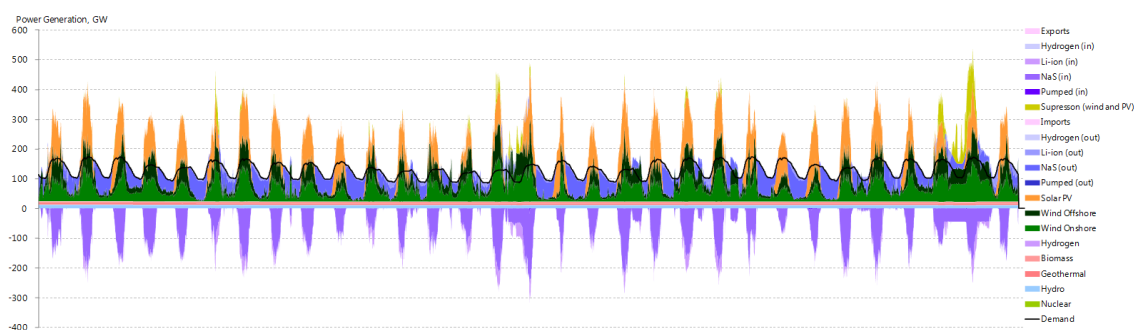


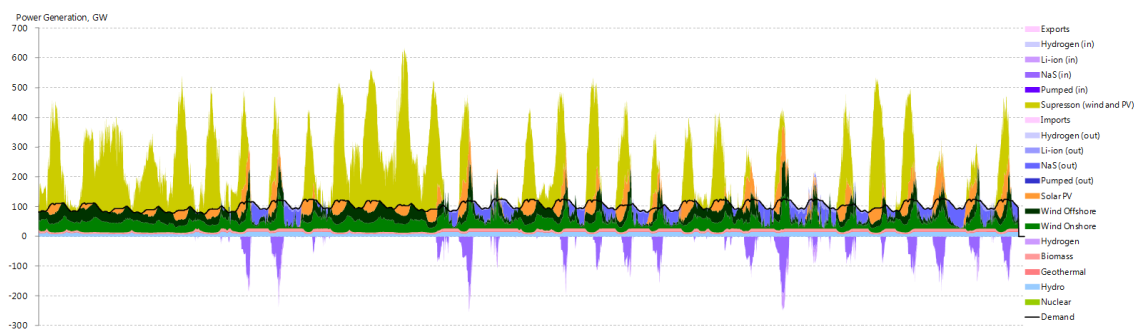
図 5-17 8月と5月の電力需給（9社計、最適化ケース）

最適化ケース（コスト中位）での日本全体（9社合計）における8月と5月の電力需要と発電構成を図 5-17 に示す。ここでは原子力発電（緑）や水力発電（水色）をベース電源として用い、風力や太陽光発電の変動に対しては水素火力（紫）の調整によって対応している。上述の通り、このケースにおける VRE 比率は年間平均で 12%程度である。電力需要が大きい8月には1カ月を通じて水素火力発電が行われているが、需要が小さく、一方で太陽光発電量が比較的大きい5月においては一時的に水素火力発電がゼロとなる時点が見られる。

これに対し、水素火力ゼロ、原子力なしケースでは図 5-18 の通りとなる。ここでは昼間の太陽光発電が電力需要を大きく上回り、それを蓄えることにより夜間の需要が満たされている。また電力需要の小さな5月には太陽光発電量のうちかなりの部分が抑制されることとなっており、かなり無駄の多い運用となっていることが伺える。



8月



5月

図 5-18 8月と5月の電力需給（9社計、水素火力ゼロ、原子力なしケース）

5-2-4 限界 System LCOE 及び平均 System LCOE の評価

VRE 大量導入に伴う統合費用についてはこのように評価が可能であり、これは政策立案上、非常に重要なものと考えられる。一方で、4.4 節に示す電源別の経済性指標（限界 System LCOE 及び平均 System LCOE）を適切に評価することも同様に重要であると言える。本節では日本における将来の各電源の経済性に関する理解を得ることを目指し、これ

らの指標を推計する。ただしこれらの方法は計算機への負荷が非常に大きくなるため、ここでは以下の条件でモデルを簡略化して評価を行った。

- ① 全国を9地域ではなく、3地域（北海道、東北、関東以南）に区分する。VRE 大量導入時に最も大きな影響を与えるものは北海道の風力資源によって東京の需要を満たすためのコストであり、このため、この3地域区分によってある程度正確に9地域区分と似た結果を得ることができる。
- ② 対象とする電源は水素火力・原子力・陸上風力・洋上風力・太陽光の5種類のみとし、水力等については固定値として扱う。
- ③ 次節（5-3節）の評価に倣い、時間刻みを10分ではなく1時間とする。
- ④ コスト条件は再生可能エネルギー・蓄電池について低位、水素について中位ケース相当とし、また次節でのケース C-Nx（原子力あり、水素貯蔵あり）に対応するケースとする。
- ⑤ 平均 System LCOE や限界 System LCOE の算出を行うための基準技術としては、ゼロ・エミッション火力発電を選択する。また、計算のためのバス P_0 としては、（モデルの対象外とした水力などを除く）全電源がゼロ・エミッション火力発電で供給される状態から、その量を徐々に減らしてゆき、各点において、与えられた VRE 等の制約条件のもとでコスト最小となる電源構成を選ぶこととする。

このモデルを用い、式(4-60)及び(4-61)によって限界 System LCOE を計算すると図 5-19 の通りとなる。ここでは横軸に水素火力発電量を取り、その値(3地域合計値)を年間 50TWh から 600TWh まで変化させて固定し、計算を実施している（従って図 4-24 等とは異なり、図の左側の方が VRE 比率が高くなる）。水力等の発電量は固定しているため評価の対象としておらず、3つの地域において上記5種類、従ってモデル上は計15種類の発電技術が存在することになる。基準技術としては、地域3（関東以南）における水素火力発電量を選択し、その LCOE 想定値（設備利用率 80%、11.2 円/kWh）に対する限界 System LCOE を表記している。但し同種の電源について3つの地域間における差は比較的小さいため、図 5-19 ではそれらの平均値を示している。

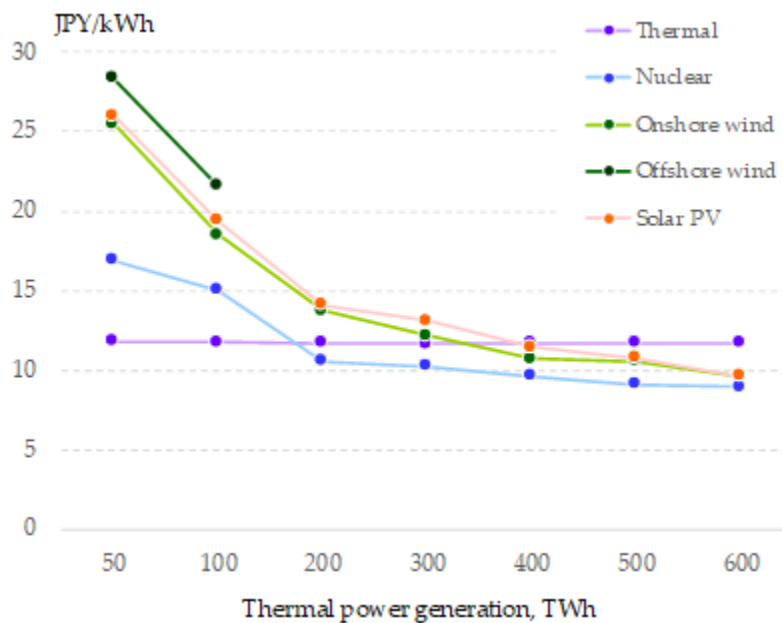


図 5-19 限界 System LCOE (日本)

System LCOE_HUE と同様に、限界 System LCOE は均衡点にある電源どうしでは同じ値をとる。これは水素発電量が大きい場合（600TWh）に相当し、太陽光及び陸上風力が同一の（水素火力発電の LCOE よりも小さい）値を取っている。火力発電量が小さくなると太陽光・風力発電の設備容量が上限制約値に到達し、制約と電源の運用のあり方に応じて、均衡価格よりも小さい異なる値をとる。水素発電量 100TWh 以下で導入される洋上風力発電の設備容量は上限制約に達していないため、この電源がとる値は均衡価格である。

水素火力発電量の固定値が小さくなるにつれ、風力及び太陽光の限界 System LCOE は急速に上昇する。これは、基準となる水素火力発電の価値が高まり、それと VRE との価値の差が拡大することに相当する。原子力発電は LCOE の想定が 9 円/kWh 程度と水素火力よりも低いですが、水素火力発電量が減少するに従って徐々に上昇し、100TWh 以下では水素火力を上回る。これはこの領域において原子力発電の設備容量が低下することと、原子力は火力に比べてより非柔軟であることに起因している。値が水素火力を上回る点は原子力については 100TWh と 200TWh の間、陸上風力及び太陽光については 300TWh と 400TWh の間に存在する。

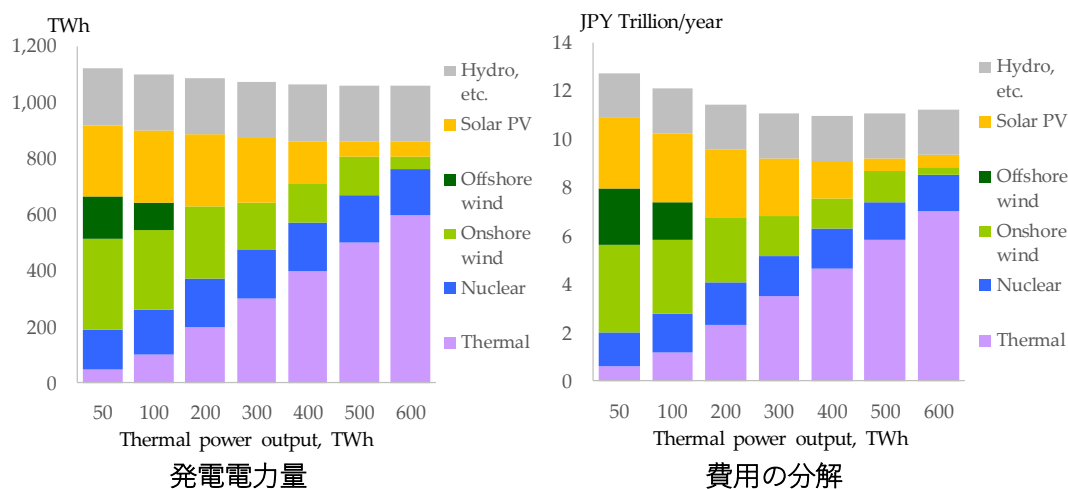


図 5-20 発電電力量構成と費用の分解（日本）

図 5-20 にはそれぞれの水素発電量ケースにおける発電電力量構成と、4.4 節で示したコストレス技術を用いる方法による費用の各電源への割り振りの結果を示す。図右に示す通りこの条件ではコスト最小となる水素発電量は 400TWh 付近に存在しており、これは図 5-19 において陸上風力・太陽光の限界 System LCOE が水素火力と交わる点に概ね相当する。

これを用いて平均 System LCOE を推計すると、図 5-21 の通りとなる。ここに示すように、水素火力発電量が小さくなるにつれて太陽光・陸上風力・洋上風力の平均 System LCOE は次第に上昇する。これに対して原子力発電の上昇は非常に緩やかであり、水素火力発電はほとんど変化していない。これは、VRE 大量導入時には原子力・火力等の安定電源の価値がより大きくなり、VRE 自体に起因するコスト上昇が大きくなることを意味している。但し、水素火力の平均 System LCOE は図 5-19 に示す限界 System LCOE よりも大きくなっている。これは 4 章に示した通り、本研究における定義では（統合費用分を含まない）LCOE とは最大の設備利用率（ここでは 80%）を想定した値を意味しており、現実の系では設備利用率がこれよりも低くなっていることによる。

VRE 発電が水素火力と交わる点の水素火力発電量は、太陽光について 200TWh 近辺、陸上風力について 50~100TWh の間と、限界 System LCOE に比べてかなり小さい領域にある。これは、かなり高い VRE 比率（従って低い火力比率）に達しても、電力部門の総費用は大きくは上昇しないことに対応している。但し実際の市場の動きは限界費用によって決定されるため、この高い VRE 比率を達成するためには強固な政策措置が不可欠であることに注意する必要がある。

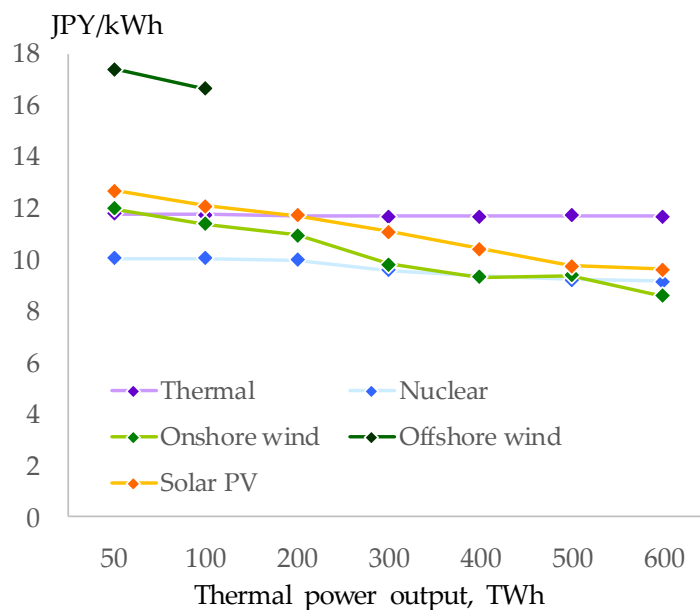


図 5-21 平均 System LCOE

5-2-5 他の研究例との比較

日本を対象として再生可能エネルギー100%導入の経済性を定量的に分析した事例としては、査読のある論文として [Esteban et al. \(2012\)](#)、[Breyer et al. \(2015\)](#)、[Jacobson et al. \(2018\)](#)、[Esteban et al. \(2018\)](#)があり、学会発表として[荻本他\(2018\)](#)がある。このうち [Jacobson et al. \(2017\)](#)は世界 139 か国を対象として 2050 年までに全てのエネルギー需要を電力化し、かつそれを全て水力・風力と太陽光で賄うシナリオを提示するものである。このシナリオは蓄電よりも寧ろ蓄熱で需給のバランスを調整することとなっており、例えば家庭の給湯・冷暖房需要の変動などについても、かなりの部分を民生用の蓄熱設備で対応する姿となっている。また [Breyer et al. \(2015\)](#)は日本を含む北東アジア全域を統合するスーパーグリッドを構築し、中国西部及びモンゴルの PV 資源を利用することでグリッド全体で発電をゼロ・エミッション化するシナリオを提示している。

ここでは [Jacobson et al. \(2018\)](#)については日本で 2050 年までに民生用の蓄熱設備が津々浦々まで普及することは難しいと考えられることから、また [Breyer et al. \(2015\)](#)については 2050 年までに中国・韓国・北朝鮮と日本を繋ぐ大電力網を構築することは主に政治的な面から難しいと予想されることから、差当り比較の対象外とした。

またその他に、査読のない発表資料として [WWF ジャパン\(2017\)](#)、[Ram et al. \(2017\)](#)などがある。これらの前提と結果をまとめると表 5-3 の通りとなる。

表 5-3 日本を対象とした再生可能エネルギー100%導入の経済性評価例

文献	対象年	地域 分割数	電力需要 (TWh)	蓄電容量 (TWh)	電力単価 (円/kWh)
本研究	2050	9	1,044	6.1	24.9
荻本他(2018)	2050	1	949	12.0	134
WWF ジャパン(2017)	2050	10	627	0.4	8.4
Ram et al. (2017)	2050	2	1,150	>20	8.3
Esteban et al. (2012)	2030	1	594-1,400	1.5-13.7	—
Esteban et al. (2018)	2100	1	1,400	41.0	—
実績	FY2015	—	1,035	—	11.3

これらの試算の差の要因として特に着目すべき点は、蓄電容量の差である。荻本他(2018)で再エネ 100%の場合の電力単価が最高で 134 円/kWh(文献記載値を 2014 年価格に換算)と非常に高くなっている理由の一つは、これが水力やバイオマス発電も使わず、風力と太陽光のみで 100%発電を行う仮想的なケースであり、それを反映して蓄電容量が 12.0TWh と大きくなっていることであると思われる。一方で WWF ジャパン(2017)では蓄電容量が 0.4TWh と他の試算に比べて極めて小さくなっており、低い電力単価試算結果(8.4 円/kWh)の少なくとも一部はこれに起因するものと見ることができる。このような小さな蓄電容量を示す背景としては、この試算では VRE の出力について年間 8,760 時間のデータを元とした推計を十分に行わず、統計的な処理によって評価を行っていることが考えられる。なおこの試算では、電力需要を 627TWh と(他の試算に比べても)顕著に小さく想定した上で、余剰電力を水素に転換し、他部門(例えば運輸部門)でその水素を用いることを想定している。しかし Matsuo et al. (2018)で示される通り、余剰水素の外販を想定したとしても、電力部門全体への影響は小さくなく、その想定差が電力単価の推計結果に大きく影響しているとは考えにくい。

Ram et al. (2017)は蓄電容量が 20TWh 以上とかなり大きいにもかかわらず、電力単価は WWF ジャパン相当の低い水準となっている。この理由として、1 つには、この文献における想定では蓄電に電池を使わず、電力をメタン等に転換した上で貯蔵するとされていることが挙げられる。但し次節で同様に水素貯蔵を想定して評価を行った場合にも Ram et al. (2017)のような安い結果にはならないことから、他の何らかの要因、例えば VRE の LCOE そのものの想定が大きく異なっている可能性がある。

5-3 多年データに基づく評価

海外の研究例の中でも、VRE の大量導入を想定した将来の電源構成を、多数年のデータとともに詳細な電源構成モデルを用いて行った試みは現状でほとんどない(例えば Collins

et al. (2018)では欧州を対象とし、1985年～2014年の30年間のデータを用いてモデル化を行っているが、この研究では2030年を対象として23～36%程度のVRE比率を想定しており、電力貯蔵を想定していないために、この研究例はより高いVRE比率に伴う電力部門の経済性に対して示唆を持ちえない)。これに対し、本節では前節の結果を踏まえ、ここでは1990年～2017年の28年間のデータを用いた評価を試み、気象条件の変動が蓄電池必要量及び電力単価に与える影響について分析した。更に、蓄電池の必要量や最適電源構成等がどのように決定されるのかを解析的に検討し、モデルによるシミュレーションの結果と比較した。使用したモデルの構造は前節と同じだが、本節では1時間刻み(365×24=8,760分割)によって評価を行った。

なお、本節で述べた累計残余需要(CRL)による蓄電池必要量評価と類似の手法は、筆者の知る限り海外の文献には未だ見られないものの、国内において既に新田目(2018)によって、東北電力管内のデータを用いて試みられていることは特記に値する。但し新田目の計算は蓄電池のサイクル効率を考慮しておらず、複数の電力貯蔵手法の差を考慮していない点、また「無風期間」についての考察がなされていない点などにおいて、本節の内容よりもかなり簡易なものとなっている。

5-3-1 電力需要の推計

電力需要量は気象条件とともに変化する。例えば夏の晴れた暑い日には太陽光発電量が大きくなり、かつ気温が上昇するために電力需要も増大する。このため需要の変化とVREの発電量の間には相関があるものと考えられる。

この問題に対処するために、本稿では第3章で検討したANNを用いて過去の気象データから地域別電力需要の変化を推計した。ここでは、活性化関数としてSoftplus関数 $f = \ln(1 + e^x)$ を用い、3層×50ニューロンから構成されるANNにより過去の電力需要を学習させた。

出力データは各地域の1日の電力需要を示す24次元ベクトルであり、各一般電気事業者のウェブサイトからダウンロードした実績値(2012年度～2016年度)を学習に用いた。入力データとしてはその日の年、月、日、曜日(0:日曜、1:月曜、…、6:土曜)、祝日(国民の祝日または12/28～1/3、8/13～15の期間であれば1、それ以外であれば0)、気温の24時間値及び天候を示す変数(晴、雨、曇、雪:それぞれ気象概況中にその文字が現れれば1、そうでなければ0)を用いた。電力需要予測の場合と異なり、当日の実際の気象データを入力変数に用いている。

このANNを用いて、本稿では以下の手順に従って電力需要データを作成した。即ち、入力データとして2017年の代わりにx年の実績気象データを用いてANNによる推計を行い、「仮に2017年の気象がx年と同じだった場合」の電力需要8,760(=365×24)時間値を推計する。ついで、2050年の電力需要想定値(日本エネルギー経済研究所, 2018)1,043TWhと2017年の9電力計の年間電力需要890TWhとの比を乗じることにより、その気象条件

に応じた 2050 年の電力需要想定値を作成した。但しここで推計される電力需要曲線はあくまでも 2012 年度～2016 年度のデータのみによって学習したものであるため、気象条件以外の電力需要の変化要因、例えば IT 化の進展や電気自動車の普及といった 2050 年までに予測される変化を考慮できていないことには注意が必要である。図 5-22 に、東京エリアにおける 2017 年の電力需要実績値と ANN による推計値との比較を示す。この図から、気温等を用いた ANN による推計により、電力需要値を精度よく再現することが可能であることがわかる。

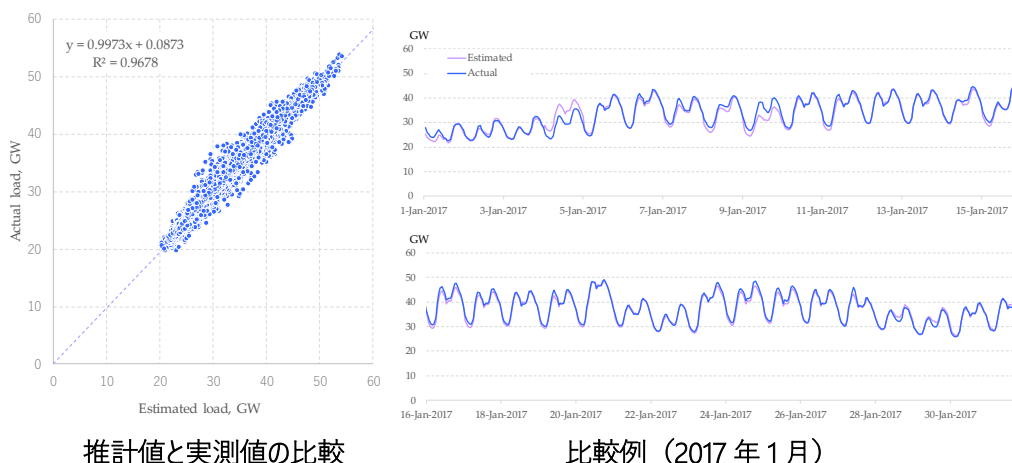


図 5-22 ANN による電力需要の推計値と実績値との比較（東京）

5-3-2 計算条件

本節では 1990 年～2017 年に相当する 28 の気象条件に基づいて、表 5-4 に示すケースを対象として評価を行った。全てのケースにおいて電源のゼロ・エミッション化を想定しており、Case Z、A、B、C-0 は再生可能エネルギーのみで全ての電源を賄うケースである。Case Z は前節と同等の条件で計算を行っており、かつ、水素貯蔵を想定していない。ここでは太陽光・風力発電の既存設備容量に比例して各市町村で導入が進むと想定して、それぞれの発電プロファイルを推計している。これに対し、環境省による導入ポテンシャルは市町村別のデータが存在するため、それによって（各市町村近傍の AMeDAS データの加重平均により）推計することも可能であり、後者の方がより広い範囲で発電設備が分布することとなり、出力がより平滑化される。このため、Case Z 以外では発電設備をより分散的に配置し、推計を行った。

このうち、Case A では Case Z と同様電力貯蔵システムとして揚水と蓄電池を想定する一方、Case B ではそれらを用いずに水素貯蔵のみで運用を行っている。但し実際には揚水発電や蓄電池は既に実用化している技術であり、一方で水素貯蔵は少なくとも現状では大規模な普及は見られないことから、この Case B はあくまでも比較上の仮想的なケースと考えるべきである。Case C-0 及び Case C-Nx では揚水・バッテリー・水素貯蔵全てを用いてい

るが、特に Case C-N_x ($x=0, 100, 200$) は原子力発電設備容量上限を 25GW (2050 年時点で運転開始後 60 年以下の原子力発電所と、現在建設中のプラント 3 基の合計容量) と設定しており、また、ゼロ・エミッション火力発電量を x TWh で固定している。なお想定している電力需要は概ね 1,000TWh 程度であるため、例えば Case C-N200 は 20%程度がゼロ・エミッション火力で供給されることを示している。

なお前節では VRE 発電等のコストについて高位、中位及び低位の 3 つのケースを設定したが、例えば気象条件といった変動要因に伴う変化の方向性は概ね似たものになると考えられることから、本節では以下、中位ケースに焦点を当てて分析を行った。

表 5-4 ケース設定

	VRE 発電 プロファイル	電力貯蔵システム	原子力設備 容量上限	ゼロ・エミッ ション 火力発電量
Case Z	集中配置	揚水・蓄電池	0 GW	0 TWh
Case A	分散配置	揚水・蓄電池	0 GW	0 TWh
Case B	分散配置	水素貯蔵	0 GW	0 TWh
Case C-0	分散配置	揚水・蓄電池・水素貯蔵	0 GW	0 TWh
Case C-N _x	分散配置	揚水・蓄電池・水素貯蔵	25 GW	x TWh

5-3-3 最適化モデルによる試算結果

(1) 電力単価と残余需要の変化

図 5-23 に気象条件ごとの 2050 年想定電力単価 (発電総費用を電力需要量で除した値) を示す。ここに示すように、特に再生可能エネルギー100%達成時の経済性は気象条件によって大きく変化する。単価の平均値は Case Z では 24.7 円/kWh であるが、発電設備を分散的に配置することにより、Case A では 21.8 円/kWh まで低減する。更に揚水・バッテリーの代りに水素貯蔵を用いると Case B の 20.9 円/kWh とやや低下するのに対し、双方を用いる Case C-0 では 18.3 円/kWh となる。標準偏差は Z、A、B、C-0 でそれぞれ 1.9 円/kWh、1.2 円/kWh、0.7 円/kWh 及び 0.6 円/kWh となっている。バッテリーのみ、もしくは水素貯蔵のみで需給運用を行う場合に比べ、両者を利用することにより単価を大きく低減させ、かつ標準偏差も小さくすることができる。

さらに、前節の結果と同様に、原子力発電及びゼロ・エミッション火力発電が利用可能な場合には単価が更に低下し、ケース C-N0、C-N100 及び C-N200 では平均単価は 15.6 円/kWh、12.8 円/kWh、11.8 円/kWh と大きく低下する。特徴的なこととして、これらのケースでは単価の標準偏差も 0.8 円/kWh 及び 0.1 円/kWh と低下し、気象条件の影響をより受けにくくなる。即ち、予期される通り、気象条件の差異は原子力も火力も利用可能でない再

生可能エネルギー100%ケースにおいて特に大きな影響を与える。

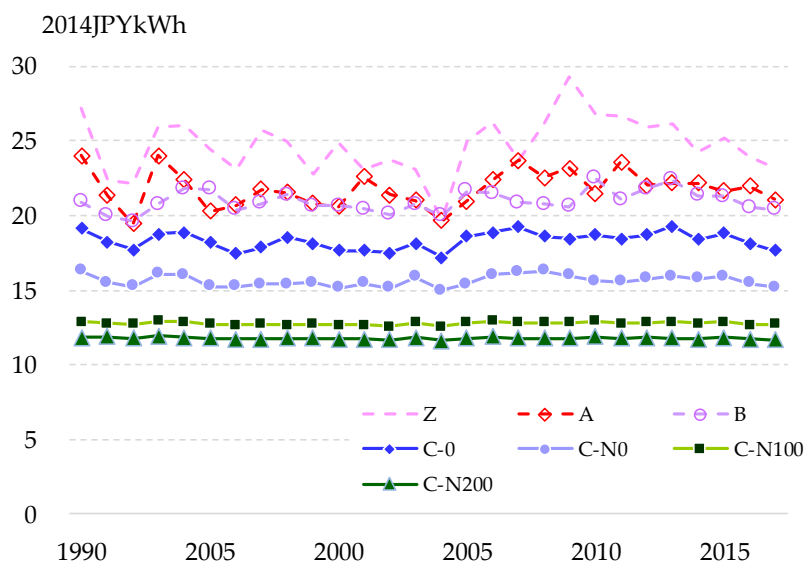


図 5-23 電力単価

例えば Case A においては、2004 年データの単価 19.7 円/kWh に対し 2009 年データでは 23.2 円/kWh と大きな相違がある。これらの年における負荷持続曲線と残余負荷持続曲線を比較すると図 5-24 のようになる。ここでは電力需要の 8,760 時間値を大きい方から降順に並べた負荷持続曲線のほかに、PV のポテンシャル 239GW 相当、陸上風力のポテンシャル 271GW 相当の発電量をそれぞれの年の気象条件で計算し、LDC から差し引いた RLDC を示している。2004 年が猛暑であったことを反映してピーク需要付近の LDC がやや異なっているものの、RLDC は 2004 年及び 2009 年でほぼ同様の曲線となっている。このことから、少なくとも再エネ 100%に近い VRE の大量導入を考える場合には、RLDC によって適切な評価を行うことは難しいことがわかる。

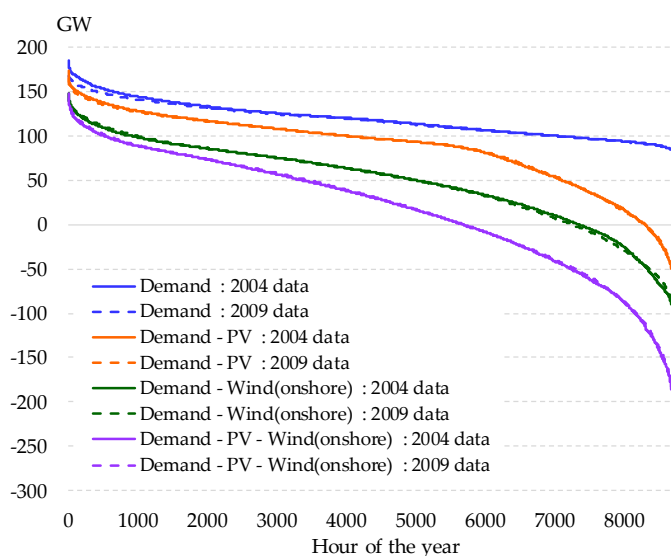


図 5-24 残余負荷持続曲線 (2004 年及び 2009 年データ)

(2) その他の結果

その他の結果の概要は以下の通りである。なお、より詳細な結果の概要は [Matsuo et al. \(2019\)](#) に示されている。

蓄電池容量

Case A での平均蓄電容量は 3,295 GWh、標準偏差は 759 GWh となった。このように、気象条件に応じて蓄電池所要量は大きく変化する。水素貯蔵も併用する Case C-0 では平均蓄電容量（水素貯蔵以外）は 785 GWh まで低下し、一方で水素貯蔵タンクの容量は平均 18,038 GWh、標準偏差 4,605 GWh となる。更に原子力発電を利用可能な Case C-Nx では蓄電システムの所要量は大きく減少する。

電源構成

電源構成も気象条件によって大きく変化する。Case A では太陽光発電シェア 14~21%、陸上風力シェア 36~45%、洋上風力シェア 20~29%、また Case C-0 では同様に太陽光 14~22%、陸上風力 39~48%、洋上風力 15~23%の間で変化する。全てのケースで陸上風力発電は上限値の 271GW まで導入されるが、出力抑制のあり方によって、発電構成に占めるシェアが変化している。また太陽光発電については多くのケースで上限の 239GW となるが、幾つかのケースでは上限に達しない。この理由については後に考察する。

出力抑制率

Case C-0 での平均出力抑制率は太陽光 12%、陸上風力 18%、洋上風力 7%、VRE 平均で 14%となった。ここでも気象条件による変化は大きく、例えば VRE 平均の出力抑制率は

1991年データの9.2%から2010年データの19.1%まで大きく変化する。

原子力発電設備の限界容量価値

原子力発電設備の限界容量価値、即ち設備容量制約のシャドウプライスは、その設備の最大価値、即ち「どの程度まで原子力発電設備の単価が上昇すると、導入する価値が失われるか」を示す指標となる。この結果は Case A で平均 180 万円/kW、Case C-0 で平均 130 万円/kW となり、原子力発電所建設単価想定値 42 万円/kW を大きく上回る。また原子力発電設備 25GW を想定した Case C-N0 でのシャドウプライス（即ち、既に 25GW の発電所が存在する中で、更に原子力発電設備建設する際の価値）は 83 万円/kW となり、これも建設単価想定値を上回る。

5-3-4 結果の分析と考察

前節で述べたように、VRE 大量導入時の電源構成及びその経済性のあり方は気象条件によって大きく変化する。本節では以下、累計残余需要 (Cumulative Residual Load: CRL) による蓄電池所要量の簡易推計手法を提案し、それを用いた検討結果をモデル分析結果と比較することで、この変化のメカニズムについて検討する。

(1) 蓄電池導入量の決定要因

(a) 日平均蓄電量の推移

例として 2000 年データを対象とした再生可能エネルギー100%ケースの日平均電力貯蔵量を図 5-25 に示す。ここでは Case A 及び Case C-0 について蓄電池+揚水の電力貯蔵量を、Case B 及び Case C-0 について水素貯蔵量（電力換算）を示しており、Case C-0 については両者を合計した値がトータルの電力貯蔵量になる。

この図のように、最適解では電力の貯蔵は年間を通じてではなく、一部の時期にのみ行われる。Case A では 9 月 6 日に最大 2,984GWh の、Case B では 7 月 12 日に最大 13,776GWh の貯蔵が行われ、これらの日に必要とされる電力貯蔵量が蓄電システムの導入量を決定していることがわかる。

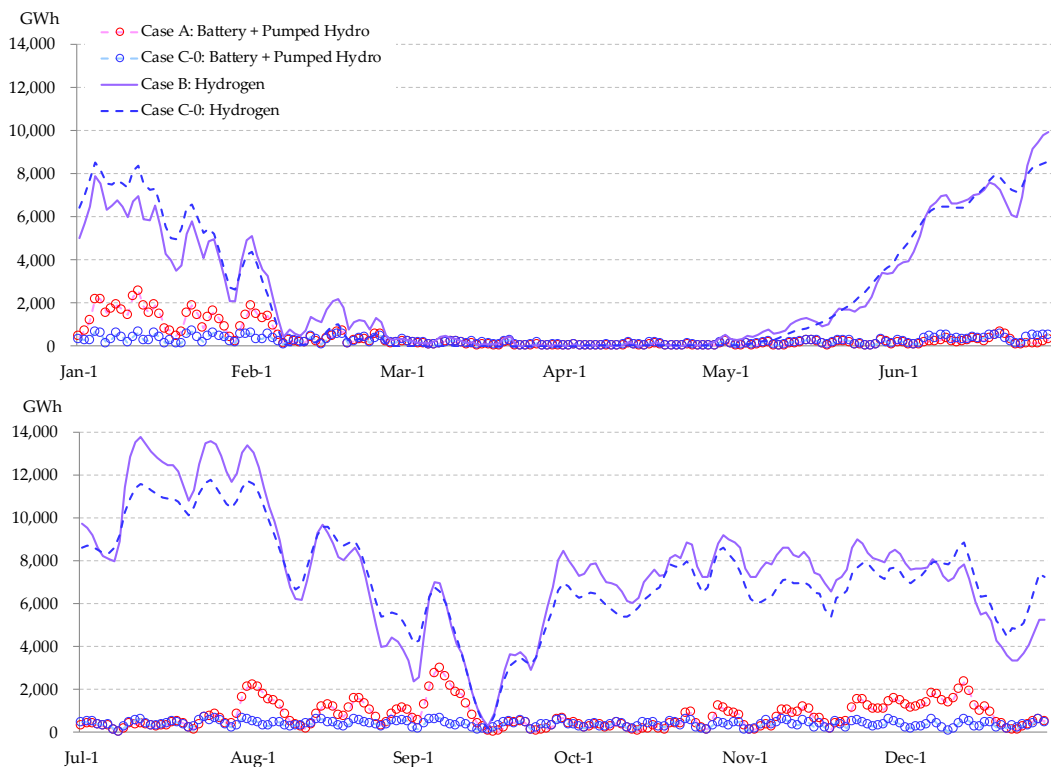


図 5-25 再エネ 100%ケースの電力貯蔵量推移

この蓄電需要量が多い時期に何が生じているかを見るために、2000年9月1日～15日の電力需給（全国計）を図 5-26 に示す。この期間に特徴的なことは、9月6～14日の間に全国合計の風力の発電量が極度に小さくなっており、電力需要を満たすために、図中桃色に示す蓄電池からの放電が大きな比率を占めていることである。即ち、この時期には気象条件の問題から、導入されている太陽光・風力設備の発電量によって電力需要に対応することができず、過去に蓄えられた電力を取り崩して需要に対応している。この「無風期間」における残余電力需要量（電力需要から発電量を引いたもの）の累計値が、蓄電システムの必要量を決定している。これはバッテリー・水素貯蔵両方について言えることであるが、水素貯蔵の方がサイクル効率が悪いことを反映して、同じ9月の「無風期間」に対応するために、より早く（この2000年データでは5月半ば）から、より大量の電力を貯蔵することが必要となる。実際にこの「無風期間」が、ここに示した2000年データのみでなく全てのケースで電力需要量を決定していることは、後述の通り簡易推計によって確認することができる。

バッテリーと水素貯蔵を両方向う Case C-0 では、バッテリー+揚水の最大貯蔵量、及び水素の最大貯蔵量はそれぞれ Case A 及び B に比べてかなり小さくなっている。特に前者については、Case A とは異なり、年間の一時期のみで貯蔵量が大きくなることはなく、概ね安定的に7日周期で充放電のサイクルを繰り返している。これは、この Case C において、上述の無風期間への電力供給に対応するのは水素貯蔵であり、蓄電池はより短期の周期に対応することで、水素貯蔵の必要量を削減する役割を果たしていることになる。なお図 5-26

では日平均の貯蔵量を示したため 7 日周期のみの変動が見られるが、より詳細にデータを見ると、1日の昼夜に対応する電力貯蔵・放出もこのバッテリーが担っていることが観察できる。

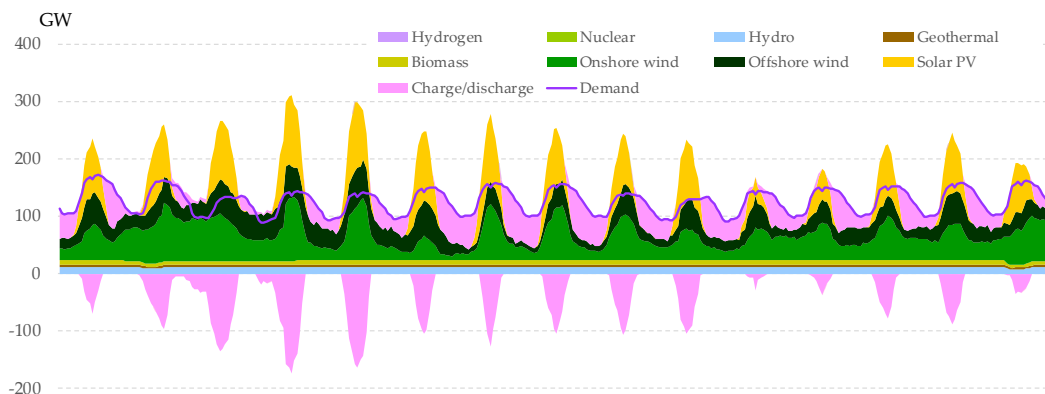
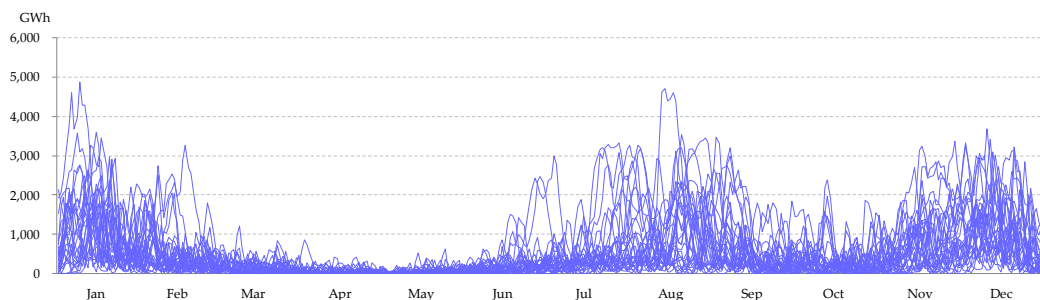
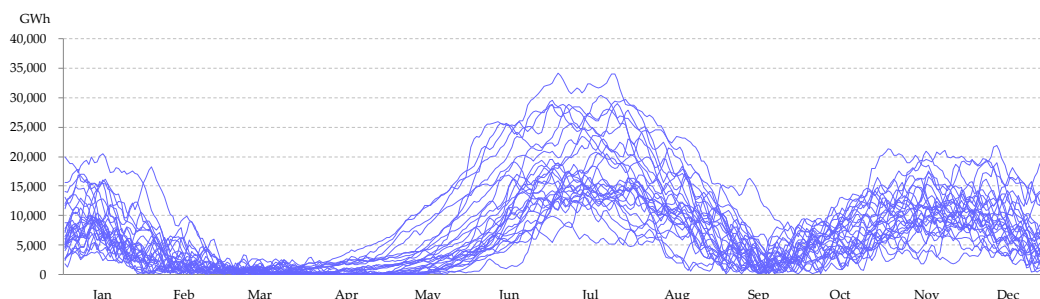


図 5-26 9 月 1 日～15 日の電力需給（全国計：2000 年データ、Case A）

図 5-27 には Case A 及び Case B につき、28 年間データの年間貯蔵量推移を示す。最大貯蔵量が発生する日は年によって異なるが、上記の「無風期間」は日本の気象条件下では多くの場合 8～9 月及び 12～2 月に発生し、これに対して Case A では夏～秋にかけて（7 月～9 月頃）と冬（11～2 月）に貯蔵量が大きくなっていることがわかる。上述の通り水素貯蔵を行う Case B ではより長期の貯蔵量積み立てが必要となるため、Case A に比べてより早くから貯蔵量が増え始めることになる。



1990-2017 年データ（Case A）



1990-2017 年データ（Case B）

図 5-27 日平均蓄電量の年間推移

(b) 蓄電池必要量の簡易推計

もし上記の通り「無風期間」が蓄電システムの必要量を決定しているのであれば、残余電力需要を推計することによってそれを計算することが可能なはずである。ここで重要な点は、下記の方法により、電力需要や VRE の発電プロファイルから、簡易に（即ち LP によるモデル計算を行うことなく）、かつ一意に、蓄電池の必要量が決定されるということである。また、本研究では日本を 9 地域に分けて計算しているにもかかわらず、全国計の需要や VRE 発電プロファイルのみを用いて全国計の蓄電池必要量を推計することができる。この推計によって、気象条件の変化が再生可能エネルギー100%の電力需給にどのような影響を与えるかについても評価することが可能となる。

いま、時刻 $t \in [1, 8760]$ における電力需要（全国計）を D_t 、VRE 発電量を F_t 、その他の発電量（水力等）を H_t 、残余需要 R_t を

$$R_t = D_t - F_t - H_t \quad (5-4)$$

とし、補正残余需要 R'_t を

$$R'_t = \begin{cases} \frac{R_t}{e_G} & \text{if } R_t \geq 0 \\ e_B R_t & \text{if } R_t < 0 \end{cases} \quad (5-5)$$

と定義する。ここで e_B は電力を貯蔵する際の、 e_G は電力を放出する際の効率である。本研究では、バッテリーについては e_B をサイクル効率 0.85 とし、 e_G は 1 と仮定している。一方で水素貯蔵については、 e_B は水電解の効率として 0.9 を想定し、 e_G としては水素火力発電の効率 0.57 を想定している。これらの効率の差が、上述の通り両者の導入量に大きな差を与えることとなる。

この R'_t に対し、累計補正残余需要 Q_t を

$$Q_t = \sum_{T=1}^t R'_T \quad (5-6)$$

とする。

いま考えているような VRE によって電力供給の多くを満たす状況では、多くの t において R'_t は負の値をとり、例えば図 5-28 に示すように、 Q_t は減少傾向を続ける。

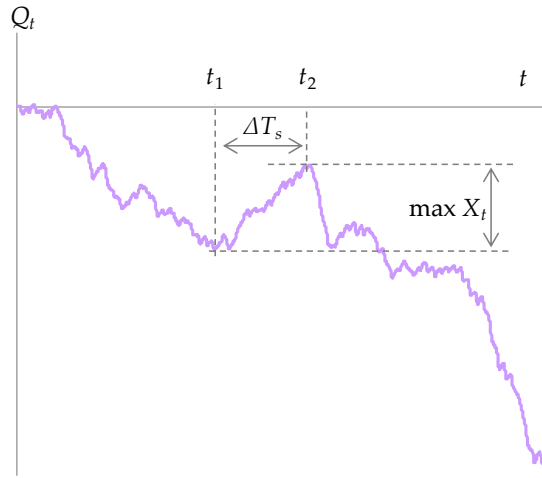


図 5-28 累計残余需要 (Q_t) の概念図

但し VRE 発電量が需要量に達しない状況が継続する場合、 R'_t は一時的に正の値をとり続け、図 5-28 に示すように Q_t は局所的に増加を続ける。この局所的な増加分が無風要因による放電需要量を示すことになる。即ち、

$$X_t = Q_t - \min_{T \leq t} Q_T \quad (5-7)$$

を時刻 t における累計放電需要量とすると、その最大値が最大の累計放電需要量、即ち蓄電池の必要量を示す。従って

$$L = \max_t X_t \div r \div l_S \quad (5-8)$$

によって、無風要因による蓄電池必要量 (GWh) を計算することができる。ここで l_S は蓄電システムの設備利用率であり、本研究では 90% と想定している。また r は自己放電係数であり、蓄電されてから放電されるまでの時間と相関している。この係数は図 5-28 に示す ΔT_s 、即ち X_t が最大となる時刻を t_2 、また t_2 以前で Q_t が最小値をとる時刻を t_1 としたとき、 t_1 から t_2 までの時間の長さによって概ね近似することができる。即ち

$$r = \exp(-r_0 \Delta T_s), \quad \text{但し } \Delta T_s = t_2 - t_1 \quad (5-9)$$

ここで r_0 は 1 時間当りの自己放電率である。

更に、 t_1 から t_2 までの補正距離 ΔT_c を以下の式によって定義する。

$$\Delta T_c = \sum_{t=t_1+1}^{t_2} u_t, \quad \text{但し } u_t = \begin{cases} 1/e_G & \text{if } R_t \geq 0 \\ e_B & \text{if } R_t < 0 \end{cases} \quad (5-10)$$

ΔT_c は 0 と ΔT_s との間に存在する値である。これは、Firm capacity（原子力など）が 1 単位増加したときの蓄電池増加量に相当する。Firm capacity の効果については補論 4-3 で論じている。

Case A 及び B におけるバッテリー導入量について、推計結果とモデル解とを比較すると図 5-29 のようになる。いずれのケースでも簡易推計結果はモデル解をよく模擬しており、この「無風要因」によって電力貯蔵システムの必要量が決定されることがわかる。

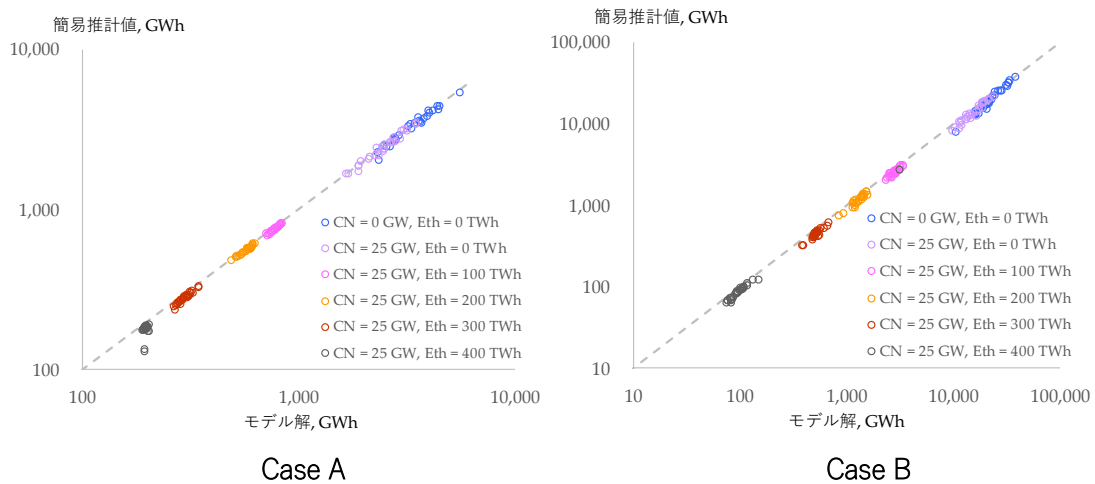


図 5-29 蓄電池導入量（モデル解と無風要因による必要量推計値との比較）

(2) 太陽光発電設備の導入量

上述の通り、Case A では多くの気象条件で相対的に安価な PV 及び陸上風力が上限まで導入され、それで需要を満たせない分については洋上風力の導入によって対応することとなる。但し幾つかの年の気象条件については、太陽光発電が上限まで導入されずに洋上風力が導入される。この現象も上記の「無風要因」による蓄電池導入量と関係している。

図 5-30 は 2006 年データの蓄電池導入量を決める無風期間を含む、12 月 11 日～17 日の電力需給を示したものである。ここでの特徴は、ちょうどこの風が吹かない時期に合わせて、偶々日射量も少なくなっている、ということである。即ち、この時期（12 月中旬）の例年の太陽光発電設備利用率 6～7%程度に対して、12 月 12 日及び 13 日には全国平均で 4%、14 日には 3%の設備利用率しかない。このため、太陽光発電設備を増やしても蓄電池導入量の低減には大きくは寄与せず、従って太陽光導入量が上限よりも低いところで総コストを最小にする解が生じている。

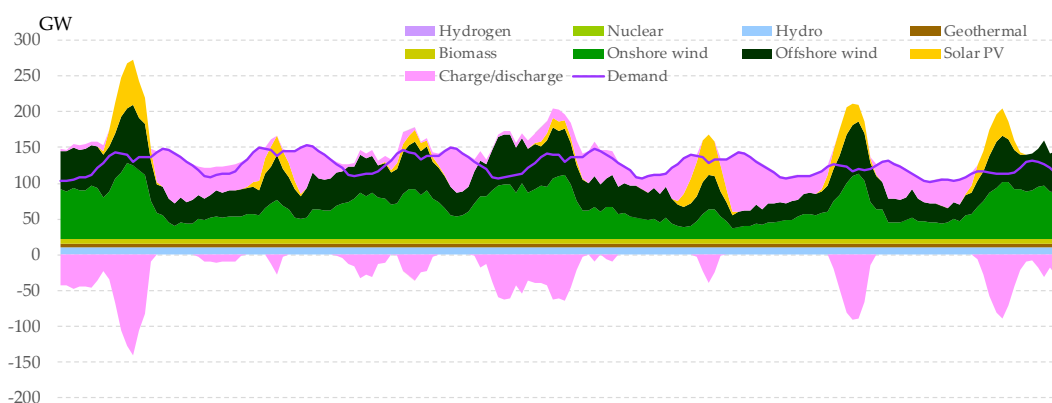


図 5-30 12月11日～17日の電力需給（全国計：2006年データ・ケース2）

実際に2006年データのケース1でこの期間についてのみ太陽光発電設備利用率を7%まで上昇させる（従って、年間平均の太陽光発電設備利用率はごく僅かにのみ上昇する）と、太陽光発電が上限の239GWまで導入される結果となる。またその小さな変更によって蓄電池導入量は2,817GWhから大きく2,400GWhまで減少し、電力単価は22.4円/kWhから21.9円/kWhまで低下する。

(3) 電源及び蓄電システム間の代替関係

このように、「無風期間」はVRE大量導入時の電力需給に大きな影響を与え、それは累計残余需要によって適切に評価することができる。実際に、この累計残余需要の評価により、発電構成の変化や、蓄電システム間（バッテリーと水素貯蔵間）の競合関係のメカニズムについても十分によく理解することができる。具体的には、VRE間及びVREと原子力間の最適な導入量は、それらの電源の設備容量に対して蓄電システム必要量の等高線を描き、その接線の傾きがある条件と一致する点として求めることができる。また、蓄電システム（バッテリー及び水素貯蔵）間の競合関係は、累計残余需要をバッテリーの貯蔵ロス分で補正することによってある程度推計することが可能である。これらの関係の詳細については補論4に記述する。

(4) 電源及び蓄電システム間の代替関係

以上述べてきたように、VRE大量導入時の電力部門の経済性は主に、1年に1度程度発生する数日の「無風期間」の電力需給によって決定される。この期間内にたまたま（比較的）日射が多く、従って太陽光発電の出力が比較的大きいならば、太陽光発電設備を追加的に導入することにより蓄電システムの必要量を大きく低減させることができるため、最適解において太陽光発電設備の導入量が比較的大きくなる。またそれに応じて、原子力発電の限界容量価値は比較的小さいものとなる。

このことは、「無風期間」がどの程度頻繁かつ大規模に発生し、またその際にVREの中

でもどの電源の出力が比較的大きく、どの電源が比較的小さいかを、多年の気象データを用いて分析することが、安定的な電力供給を計画するためには求められることを示している。このように、将来的に VRE 大量導入を想定する場合には、多年の気象データを用いた分析が不可欠である。

5-4 Min-max 法による経済性分析

前節で述べたように、電力部門の経済性は気象条件に強く依存する。このため、将来の設備計画の策定に当っては、多数年のデータを用い、気象条件の変動を明示的に考慮してロバストな評価を行うことが必要である。ここで留意すべき点は、例えば再生可能エネルギー 100%のために必要なコストを評価する際に、単年のデータを用いた計算を多数実施し、その最大値を取るのみでは、コストの過小評価になる、ということである。即ち、ある年（例えば 2050 年）に必要な発電・蓄電設備はある特定の年の気象条件における総費用を最小化するのみでなく、どのような気象条件が生じても供給途絶が生じない、もしくは大きな費用がかからないように適切に配置されていなくてはならない。この観点から、本節では Min-max 法によって電力単価を推計する方法を試みる。

5-4-1 評価方法

前節までで述べた方法では、発電に係る総費用（発電設備や系統線等に係る資本費の他に、設備の運転維持費・燃料費等を含む）を目的関数として、線形計画法により最適な電源構成を評価している。即ち、ある単年 i_0 のデータを用いて

$$\text{minimize } TC_{i_0} = \sum_t \mathbf{A}x_{i_0,t} + \mathbf{B}\mathbf{X} \quad \text{s.t. } \mathbf{a}_{i_0,t}x_{i_0,t} + \mathbf{b}\mathbf{X} \leq \mathbf{c}_{i_0} \quad (5-11)$$

ここで $x_{i_0,t}$ は電力需給運用に係る変数（各時刻の発電量など）のベクトルであり、一般的に時刻 t に応じた多数の変数を想定する。一方で \mathbf{X} は発電設備容量等に係る変数のベクトルであり、 t に依存しない。これらの変数は各時刻の気象条件や電力需要等に応じた線形の制約式に従う。 \mathbf{A} 及び \mathbf{B} は定数の行列である。

これに対し、本節では 20 年間の気象条件等を用い、年を示す添字を $i \in [1, 20]$ として、20 の総費用関数 TC_i の最大値を以下の通り最小化する。

$$\text{minimize } \max_{i \in [1,20]} \left(TC_i = \sum_t \mathbf{A}x_{i,t} + \mathbf{B}\mathbf{X} \right) \quad \text{s.t. } \mathbf{a}_{i,t}x_{i,t} + \mathbf{b}\mathbf{X} \leq \mathbf{c}_i \quad \text{for all } i \quad (5-12)$$

ここで \mathbf{X} は上記と同様に発電設備容量等に係る変数であるが、これは気象データ i に依

存せず定められる。一方でその運用 $x_{i,t}$ は気象条件に応じて変化し得る。即ち、式(5-12)による分析は、気象条件の変化によるコスト上昇のリスクを最小限に止める発電設備等の増強計画を評価することに相当する。

分析の条件としては 5-2-4 節と同様に、コストについては再生可能エネルギー低位、水素中位想定を用いる（但し地域分割は 9 地域のままとした）。但し再生可能エネルギー導入の最大のリスクを評価するため、原子力発電を利用しない Case C-0 に準じて行うこととする。

5-4-2 試算結果

前節で述べた通り、一般的には VRE のみでなくゼロ・エミッション火力や原子力をも用いる方が全体の発電単価上昇が抑制される。但し気象条件の変化による影響は VRE が多く導入されるケースにおいて特に大きく現れることから、ここでは再生可能エネルギーのみによって全電源を賄う極端なケースにおけるコスト上昇への影響を評価した。図 5-31 に単年の気象データ（1998～2017 年）を用いた電力単価評価結果と、20 年間の気象データを用いた評価結果とを比較して示す。但しここでは蓄電システムとして主に NaS 電池を用いた場合の結果を示している。

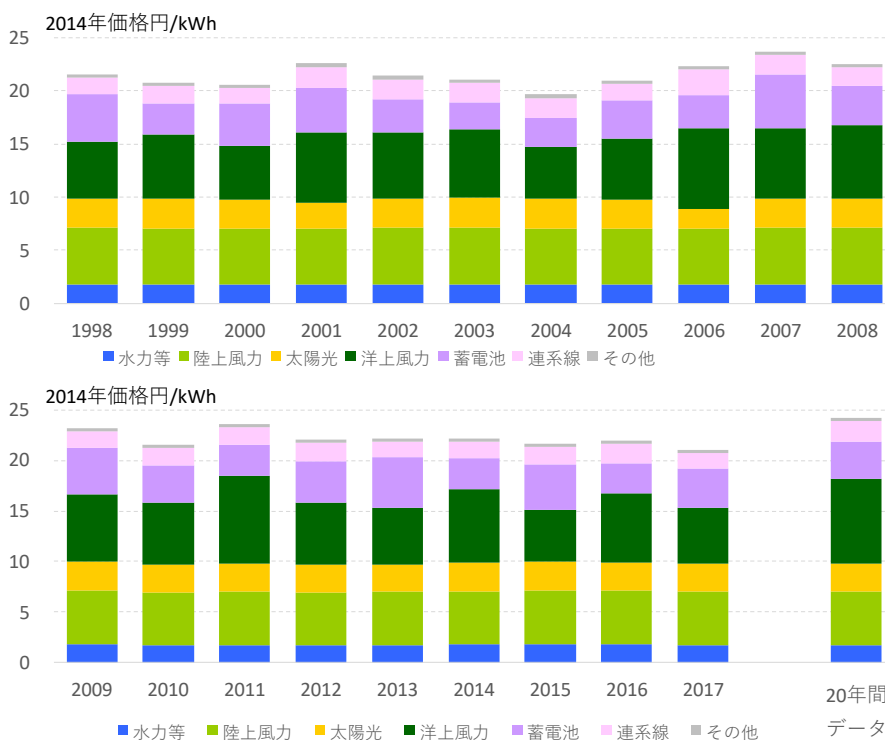


図 5-31 試算結果（電力単価）

単年のデータを用いた電力単価は平均 21.8 円/kWh、最小 19.7 円/kWh、最大 23.7 円/kWh であった。これに対し、20 年間のデータを用いた場合には電力単価は 24.1 円/kWh

と、単年の評価結果平均値よりも 11%程度も高く、また最大値よりも高い。これは、異なる気象データに対してコストの上昇を抑制するために、より大量の設備が必要となることを示している。

図 5-32 及び図 5-33 には洋上風力及び蓄電池の設備導入量を示す。何れについても複数年のデータを用いた結果は単年による試算の平均よりも大きいのが、図 5-31 とは異なり、その最大値よりは小さい値を示すことが注目される。

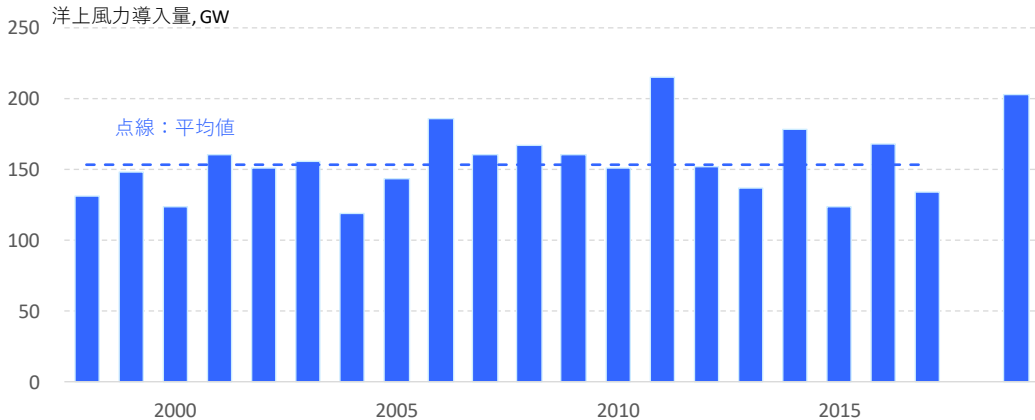


図 5-32 試算結果（洋上風力導入量）

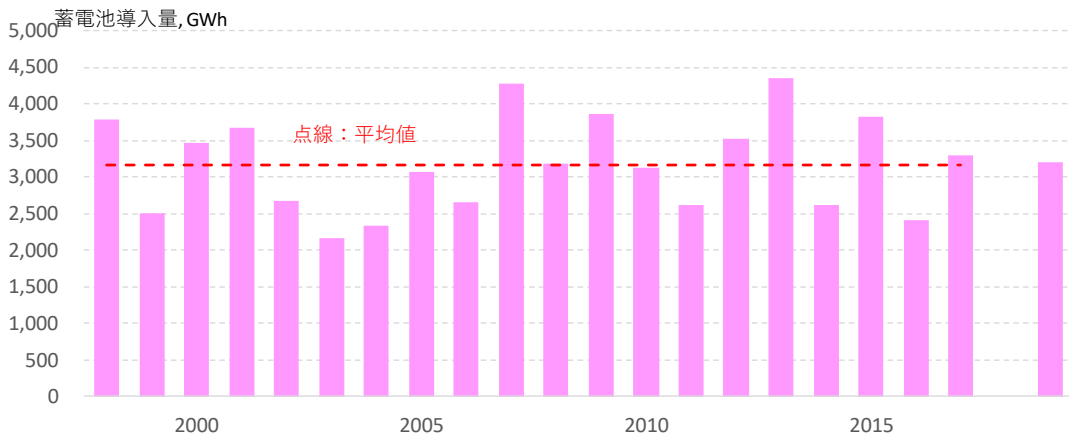


図 5-33 試算結果（蓄電池導入量）

発電設備と蓄電池の導入量は補完関係にあり、片方を大きくすることにより、他方を小さくすることができる。図 5-32 及び図 5-33 に示す結果は、単年のデータのみを用いる場合には発電設備・蓄電池何れかに極度に依存する結果を示すことがあるのに対し、複数年のデータを用いることにより、比較的バランスの取れた設備構成が得られることを示している。

今回行った計算では線形計画法によるコスト最小化問題を解いているため、無風期間の発生に向けて蓄電量を積み上げる解となっているが、実際には無風期間がいつ発生するか

は予測できないため、その最大限の放電需要量に応じた電力、もしくは水素等のエネルギーを常に蓄えておくことが必要である。そもそも本計算では完全予見性を想定しているが、実際には明日の気象条件でさえも完全に予見可能ではなく、まして無風期間の持続日数を正確に予測することは実際には不可能である。このことから、予測の誤差を明示的に考慮した手法の検討は不可欠であると言える。また、今回示した定式下での Min-max 法による線形計画問題は計算負荷が非常に大きくなることから、実務上は計算負荷を低減させるための手法の改善に関する検討も必要であるであろう。

6. まとめと政策への提言

6-1 本研究で得られた結果の概要

本研究で得られた結果をまとめると、以下の通りとなる。

(1) 電力需要の構造特性分析と電力需要予測

本研究では電力需要や気象条件に関する大規模データを利用して、日本の電力部門を対象とした詳細なモデル分析を行った。ここではまず、1次関数と指数関数を用いてLDCが正確に近似できることを示した(2-1節)。次いで、各月・曜日のLDCの形状は大きく異なるものの、基本的には平均値(μ)と標準偏差(σ)という2つの指標によって示すことができ、実際に需要データを $X = (x - \mu) / \sigma$ と正規化することで全てのLDCは概ね同一の形状となることを示した(2-2節)。 μ と σ 自体も相関しているが、その相関の仕方は季節によって異なり、 μ と σ の組は年間を通じて横V字型の特徴的な経路を移動する。

次いで、年間8,760時間のLDCをそれぞれ876時間からなる10の区分に分割し、これらの間隔の特性を調べるために構造分析を適用した(2-3節)。更に、一日の最高気温と日最大需要との相関を図示し、その年間を通じた変化がヒステリシスを伴うため、概ね2つの2次関数で近似できることを示した(2-4節)。このような電力の需要構造を把握することで、電力システムのための最適な需給構造を得るためのモデルを構築する上で有用であると考えられる。

更に、離散Fourier変換や主成分分析といった方法によりLCの特徴を十分に把握し得ることを示した。離散Fourier変換では第0成分から第3成分まで、主成分分析では第1主成分から第4主成分まででLCの変化は概ね近似可能であり、これらの各成分は電力負荷の変化についてそれぞれ特徴的な意味を有している(3-1~3-3節)。

更に、国内の電力10供給区域を対象とし、1地点の気象データのみを利用する簡易な人工ニューラルネットワークを用いて短期電力予測を試みた。ここでは需要予測のタスクを3つのステップに分割し、第2ステップにおいて主成分分析を行うとともに、各ステップにおいて選択的アンサンブル平均をとることで、より正確な予測を行うことが可能となっている。但し予測性能は季節によって異なり、電力需要の変動が大きな夏季及び冬季には誤差が大きく、春季及び秋季には比較的小さな誤差となった(3-4節)。

(2) 電力部門の経済性評価方法の検討

電力部門の経済性指標としては、まず従来の指標であるLCOEに焦点を当て、日本での既存の評価結果を参考にし、更に評価を精緻化することを試みた。ここでは、LCOEの電源別評価において特に重要となる原子力及び再生可能エネルギー(太陽光・風力)の初期費用について、日本の過去の実績値を用いて定量的に評価を行った(4-1~4-3節)。原子力については原子力発電所建設費を原子炉設置(変更)許可申請書から網羅的に収集し、それを加工した上で回帰分析を行った。欧米における類似の分析では原子力発電所の建設費が時を追うにつれ上昇する、すなわち原子力には「負の習熟効果」があると言われることがあるが、

日本では 1975 年以降行われた改良標準化の取り組みの後、福島事故に至るまで、日本の原子力発電所建設単価は有意な変化を示していない、ということ、また、これも欧米とは異なり日本の原子力発電所建設費用は有意な規模の経済性を示すことなどを示した（4-2 節）。

次いで太陽光発電及び風力発電について、過去の実績値から習熟率を推計し、将来へのコスト低減見通しを作成した。太陽光発電モジュールのコストは過去、世界的に概ね 19%の習熟率でコストが低減しており、今後も更なる低下が期待される。またモジュール以外の部分（BOS）についても、諸外国同様日本においても低下が進んでおり、習熟率は住宅用で 14%、非住宅用で 17%と、海外と比較しても遜色のない水準である。一方で風力発電の初期費用は日本では低下が進んでいないが、国際的に共通と考えられるタービン部分については世界的に 8%程度の習熟率が低下しており、今後も相応のコスト低減が期待される。一方で陸上風力発電については今後設備利用率の上昇から LCOE の低減が達成されることが期待される。これらにより、太陽光発電の LCOE は 2050 年に 7~11 円/kWh 程度まで、また陸上風力発電の LCOE は 10~11 円/kWh 程度まで低減し、従来電源と同等までは低下することが見通される（4-3 節）。

LCOE は電源間の代替に伴うコストの変化を線形で近似するものであり、VRE 大量導入時のコスト上昇を適切に表現することができない。このため、「LCOE を超える」新たな手法が複数提示されている。これに対し、本研究では相対限界 System LCOE、もしくは限界 System LCOE を計算する方法と、統合費用を分解することにより平均 System LCOE を計算する方法を提示した。前者は、あるエネルギー・ミックスにおいて、各種電源がどの程度均衡状態から離れた導入量となっているかを示しており、既往文献で提案された System LCOE_HUE の概念をより現実に即して定義し直したものと言える。また後者は例えば VRE がどの程度導入されるまで、電力部門全体の費用が現状を超えないか、といった評価に用いることができる。本研究では、日本の電力システムを対象としてこれらの指標を推計し、火力発電量が小さくなるにつれて、太陽光や風力発電の平均/限界 System LCOE がどのように上昇するかを評価した（4-4 節）。

(3) 温室効果ガス削減目標を考慮した電力部門の経済性の実証分析

日本の長期温室効果ガス削減目標を想定したモデル分析は、この目標の達成のためにはエネルギー需要の電力化を進め、かつ、その電力の供給源を可能な限り低炭素化することが必要であることを示している。このため、2050 年、もしくは仮にその後であったとしてもそこからさほど遠くない将来において、発電部門をほぼ完全にゼロ・エミッション化することは必要であると考えられる（5-1 節）。

これを踏まえ、本研究では 2050 年の日本を対象として、発電部門をゼロ・エミッション化する場合の経済性（特に、前項で述べた統合費用及び平均 System LCOE）についてモデル分析を実施した。ここでは 1990 年~2017 年の 28 年間のデータを用い、日本を対象として、再生可能エネルギー大量導入時の経済性の変化について分析した。特に再生可能エネルギー 100%を達成するケースでは、気象条件の変化による影響が大きいことから、適切な評

価をするためには単年のみではなく、複数年のデータを用いることが不可欠であると言える（5-2～5-4 節）。

また、本研究では VRE 大量導入時の経済性に大きな影響を与える電力貯蔵システムの導入量に影響を与えるのは、残余負荷持続曲線 (RLDC) ではなく、累計残余需要 (Cumulative Residual Load) であることを論じ、実際にそれを推計することによって、詳細なモデル分析の結果を精度良く再現できることを示した。本稿で示した通り、累計残余需要に基づく蓄電システムの必要量の推計により、VRE 間や VRE と Firm capacity との競合といった複雑な現象についても、相当程度そのメカニズムを把握し、定量的な評価を行うことができる。

また累計残余需要を用いた結果からは、電力貯蔵システムの必要量を決めるものが、1年のうち比較的短期の「無風期間」である、ということも理解することができる。電力貯蔵を蓄電池のみ、もしくは水素貯蔵のみで行うよりも、両者を併用した方が、一般的には総システムコストが減少する。この場合、「蓄電池が短期の需要変動に対応するのに対し、水素貯蔵は季節間変動に対応する」と言われることがあるが、これは部分的に正しく、部分的には正しくない。いずれの場合であっても電力貯蔵のあり方を決めるのは比較的短期の「無風期間」であり、蓄電池は比較的短い期間で「無風期間」に対応できるだけの電力を積み上げるのに対し、水素貯蔵はより低いサイクル効率の観点から、数ヶ月にわたってエネルギーを積み上げることになる。両者が並存する場合には主に水素貯蔵が「無風期間」に対応する役割を果たすのに対し、バッテリーは1日もしくは1週間サイクルの変動に対応することにより、必要な電力貯蔵量を低減させる役割を果たす（5-3 節）。

6-2 結論及び政策への提言

本研究では日本の温室効果ガス排出削減に係る長期目標から翌日電力需要予測に至るまで、広い領域にわたって評価を行った。これらは各々が独立した検討である一方で、気候変動問題が深刻化する中でいかに確かな方法論に基づき精密な評価を行うか、という共通した問題意識に裏打ちされている。以下、これらの検討結果から得られる政策的インプリケーションをとりまとめる。

(1) 長期の気候変動対策に向けた政策立案

今後 2050 年、もしくはその後に向けてエネルギー供給の脱炭素化が益々必要となる中で、将来のエネルギー・ミックスについてどのような姿を描くかは、政策立案上非常に重要な事項である。本研究、特に 5-2～5-3 節で行った最適電源構成モデルによる分析結果からわかることとして、第一に、VRE 大量導入時には偶発的な気象条件の変化による電力の供給途絶が大きなりリスクとなる。即ち日本のように外部との接続のない孤立したグリッドにおいては、最大限想定し得る無風状態の持続日数に対応し得るだけの蓄電システムを導入することが必要である。今回用いたモデルでは完全予見性を想定しているために、放電需要の発生日に向けて蓄電量を積み上げる結果となっているのに対し、実際には放電需要の発生日

を事前に予測することは不可能であるため、常に充電された状態を維持し続けることがエネルギー・セキュリティ維持の観点から求められるものと考えられる。勿論現実には完全に蓄電池のみに頼るのではなく、火力発電等のバックアップを備えることも検討すべきであろう。

また最適化モデルの限界は、わずかに数日間の風況及び日射量により、「最適解」での年間の電源構成が大きく変動し得る、という点にも現れている。実際に「風が吹かない日」と「日が照らない日」との発生確率がどの程度相関しているかについては現状では明確でないが、リスク管理上は両者が同時に発生し得ることを想定し、従って単に28年間ではなく、より長期にわたる気象データを推計し、最大のリスクがどの程度となるのかを評価することが今後求められるであろう。また5-3節で述べた通り、想定される無風期間の間に、どの電源についてどの程度の出力が期待し得るのか（し得ないのか）を、多年のデータに基づいて検証することが、VRE大量導入時の発電設備計画にとって大きな意義をもつことになる。

本研究による分析では、VREの大量導入時には、Firm capacityは非常に大きな価値を持ち、そのため、例えば原子力発電の建設費用が現在想定している以上に上昇したとしても、なお原子力発電の導入により総システムコストを低下させることができる、という結果を示している。近年、原子力発電の建設コストの上昇が大きな議論となっていることを考えると（Koomey et al., 2017; Gilbert et al., 2017; Lovering et al., 2017）、これは重要なインプリケーションを与えると思われる。但しここで特に注意すべき点として、VRE大量導入時にFirm電源が必要とされるのは主として「無風期間」であり、VRE発電量が大きな時点では原子力とVREとのO&M費用の差により、なるべく原子力の稼働を低下させた方が費用が安くなるということから、少なくともモデルの最適解上は、原子力の設備利用率はかなり低くなる。VREにおける「共食い効果」のみならず、VRE大量導入時には原子力への投資に対して期待される収益を考える際にも、現在とは異なった考慮が必要となる。この点についてより詳細な考察を行うことは、今後の重要な課題であると考えられる。

また重要なことは、第4章で示した通り、VRE大量導入時の経済性評価結果は文献によって大きく異なる、ということである。このため、分析手法やその前提を比較・検討した上で、より妥当な評価を行う努力を続けることが特に重要であると思われる。例えば本研究で用いた手法についても、上述の予測誤差の問題や地域内送電線の問題、更には慣性の維持といった再生可能エネルギー大量導入時に問題となり得る事項について多くの単純化を指摘することができる。このような問題を明示的に考慮し、将来における発電部門の低炭素化の現実的な可能性をより正確に評価することは今後の重要な課題であると言える。

(2) 経済性評価手法の精緻化

本研究では、電力部門の経済性を評価するために従来用いられてきた指標であるLCOEと、それを超える指標の双方について検討を行った。LCOEについては2015年の政府試算の課題をまとめた上で、最も必要な検討課題は原子力や再生可能エネルギーの初期費用の推定であることを確認し、定量分析を実施した。

4-2 節で示された通り、日本の原子力発電所の建設単価については、過去 20 年の間有意な上昇傾向も下降傾向も観測されない。またフランスの研究事例 (Escobar-Rangel and Lévêque, 2015) にも見られるように、建設単価の上昇は設計の進化等、何らかの大きな変化要因によって生じるものであり、理由なしに変動するものではないと言える。この観点から、将来仮に原子力発電所を建設する際の建設単価として直近のプラントの実績値を用い、それに福島事故後の追加的建設費用を上乗せする現行の政府試算の方法は概ね妥当であると言える。但し実際には日本の改良標準型プラントの平均値を 2014 年価格に補正すると、直近のプラントよりも若干安い 28.6 万円/kW 程度となり、これを用いることも理論上は妥当である一方で、追加的安全対策については現在でも未だ工事が進んでいることから、最新の状況を踏まえて評価し直すことは重要な課題である。

また日本の原子力発電所建設費用のデータは有意な規模の経済性を示しており、このため少なくとも日本のような規模の国においては、今後も小型炉ではなく、より大規模の軽水炉を選択することは妥当であると思われる。但し日本の電力市場は自由化が進んでおり、大きな初期投資を必要とする大規模プラントの建設はより難しくなる可能性がある。全ての国と同様、日本にとっても巨額の初期投資をどのように行うかが、今後の原子力発電開発にとって重要な問題であると言えよう。

VRE (太陽光及び風力) のコストは現在、日本は諸外国よりも高い水準にあり、それを大量導入した場合の国民負担の増加が懸念されている。今後は太陽光については導入拡大に伴う習熟により、風力については設備利用率の向上によりコストが低減することが期待され、少なくとも 2050 年までには LCOE ベースでは火力発電や原子力発電と同等まで低下する可能性が高い。但し 4-3 節に示した通り、それでも日本の太陽光・風力発電の LCOE が諸外国に比べて高いことに変わりはなく、内外価格差の要因を把握し、その低減に努めることは重要な課題である。

このように LCOE について十分な評価が行われることを想定した上で、今後更に重要となるのは、4-4 節で検討した「LCOE を超えた」指標の検討である。最も重要な事項は VRE 大量導入時の統合費用の推計であり、これについては近年の研究によりある程度は評価が進んでいるものの、現状では異なる試算による評価の幅が大きい。このため今後方法論やデータを整備することを通じて、より確実な評価を目指すことが必要である。その上で、エネルギー・ミックスの上で 1 つ与えられる統合費用のみでなく、電源別に示される指標によってそれぞれの経済性を示すことも、政策上有用であり得る。但し本研究で提示した平均/限界 System LCOE の分析から言えることは、従来考えられてきた LCOE のような、各電源に固有の一つの「発電単価」というものは抽象的な概念としてしか存在せず、現実の系においてはその状況に応じて各電源の経済性は変化する、ということである。特に、同一の電源であってもその導入量が小さいときには価値が高く、もしくはコストが安く、導入量が大きくなるにつれて価値が低く、もしくはコストが高くなる。このことは、現実的な電力システムにあっては特定の電源に頼って供給を行うのではなく、多種類の電源をミックスさせることが、経済合理性の上からは重要であることを意味している。

一方で、System LCOE といった統合的な指標でなく、「コスト」と「価値」を別途それぞれ評価し、比較することも今後のエネルギー政策にとって重要な視点を与えると考えられる。実際に VRE 導入比率が進むについて VRE 自体の価値が低下するという「共食い効果」は今後近い将来に見通される現実的な課題であり、これについて十分な検討を行うことは不可欠であると言える。

(3) 大規模データの利用及び計算手法の向上

本研究では電力需要(2章、3章及び5-2~5-3節)や気象条件(5-2~5-3節)について、数年前までは類似研究でほとんど利用されなかった大規模なデータを用いて数値解析を行っている。また平均/限界 System LCOE といった指標を正確に推計するためには、相当の計算機負荷が必要となる。エネルギー・環境をめぐる諸問題は複雑さを増し続けている一方で、計算機の性能及び解析手法の飛躍的な向上により、従来以上に正確な分析を行うことが可能となっており、数理解析の重要性は今後も益々高まるものと考えられる。但し、その前提として求められるものは大規模なデータの利用であり、これによって従来とは異なる精緻な分析を行うことが求められていると言える。

本研究では過去 28 年間の全国の気象条件データ (AMeDAS データ) と数年間にわたる全国 9 地域の電力需要データをもとに、1 年間を 10 分もしくは 1 時間刻みに分割した詳細な電源構成モデルを構築・利用するとともに、極端な気象条件が生じた場合のリスクについても定量的に評価を行った。気象条件については例えば NASA の再解析データ (Geralo et al., 2017) を用いることにより、日本のみならず全世界にわたって、より長期間にわたる推計データを取得することが可能である。また、このような気象データを用いて、全世界での風況や日射を GIS データで整備・提供する試み (Mortensen et al., 2017) や、全世界の全ての地点での風力・太陽光の出力プロファイルを作成し、ウェブ上に提供する試み (Staffell, 2015) もなされている。このような大規模データの利用可能性の向上を目指す試みは今後も継続して続けられると考えられる。一方で、研究者レベルではなく政府や電力会社等からのデータの開示が重要であることは言うまでもない。例えば欧米ではスマートメータによる電力需要のビッグデータが利用可能となりつつあり、今後日本においてもデータの開示が進むことが期待される。

本文中で述べた通り、これらの大規模データを用いた電力部門、もしくはエネルギー需給の推計はようやく世界で始まった段階であり、今後多くの研究者が参画することにより、研究が飛躍的に進展することが望まれる。今回検討を行ったものの中では機械学習による電力需要予測が最も研究が進展している分野であるが、ここでも今回用いた主成分分析と選択的アンサンブル平均を用いる方法はあくまでも多くの手法の中の一つであり、例えば再帰的ニューラルネットワークや極限学習器といった他の手法と更に接合することにより、更なる予測精度向上を図る余地は大きい。また 3-4 節で示されたように、ある特定のデータセットの上で良好な予測性能を示すモデルが、常に良い結果を示すとは限らない。これは、予測モデルの優劣を比較するためには慎重な配慮が必要であり、可能な限り大きなデータ

の上で評価を行うことが望ましい、ということを示していると思われる。また電力需給解析の分野においても、例えば 3-4 節で検討した電力需要の予測誤差を明示的にモデル化して分析を行うこと、更には VRE の出力の翌日・当日予測の誤差をも踏まえた検討を行うこと（宇田川他, 2017）も重要な課題となり得る。また、他にも極めて多数の地域分割による評価（Komiyama and Fujii, 2017）や大規模な自動車利用データをもとに、電気自動車が大量に導入された場合の電力需給の評価（Iwafune et al., 2019）などについても検討が行われつつあり、大規模データを用いた取組みの重要性は今後も増すものと考えられる。

補論 1 原子力発電所建設費評価の利用データ及び詳細結果

補論 1-1 利用データ：原子力発電所建設費用

本節では、本文 4-2 節の分析で用いたデータについて概略を示す。なお具体的なデータの値については、[Matsuo and Nei \(2019\)](#)に記載される数表を参照されたい。

(1) 原子炉設置（変更）許可申請書記載の建設費用データ

[Marshall and Navarro \(1991\)](#)は日本の原子力発電所建設費用のデータとして、通商産業省の『電源開発の概要』等を用いた、としている。これは日本政府が毎年出版する書籍であり、1950年代（当初は『電源開発の現状』と名付けられていた）から1994年までの火力・水力・原子力等を含む建設中・計画中の全てのプラントの諸元及び建設費用を記していた（[通商産業省, 1961-1999](#)）。同一のプラントであっても設計の変更や工事の進捗状況等に伴う建設費用の変化を正確に反映しているため、何年版のデータを用いるかによって幾分か異なった費用となる（時系列で異なる費用のうち、最終的な値を日本原子力産業協会が提供し、[Marshall and Navarro \(1991\)](#)はそれを用いた、との記載がある）。但し不幸なことに、同書は1995年以降も現在に至るまで引き続き出版されているものの、建設費用の値は記載されなくなった。このため、同じ出所によって、それ以降も含めた日本の原子力発電所全ての建設費用のデータを得ることは不可能である。

一方で、[Lovering et al. \(2016\)](#)は本文中に記載の通り、筆者（松尾）が彼女らに提供した電力会社への非公式なヒアリングのデータ²をもとに建設単価の推移を示している。これに対し本研究では、原子炉設置許可申請書及び原子炉設置変更許可申請書に記載されている費用データを用いた（[電気事業者各社, 1959-2003](#)）。これは発電事業者が原子力施設の新設、もしくは設置の変更を行う際に行政庁の審査を受けるために提出する文書であり、国立国会図書館や原子力規制委員会内の原子力関係資料閲覧室等において閲覧することができる。新たに設置される、もしくは設置変更される原子力施設の詳細についての記載がこれらの文書の大半を占めるが、その中に添付書類 3 として工事に要する資金の額が記載されており、本研究ではこのデータを利用した。例えば九州電力玄海原子力発電所については、添付資料 3 に表 A1-1 のような記載がある。

² マイナビニュース「電力会社に、「原子力発電所の建設費はいくらですか?」と聞いてみた」
<https://news.mynavi.jp/article/20130315-a100/>

表 A1-1 原子炉設置変更許可申請書に記載される建設費用の例（玄海 3、4 号機）

単位：百万円

項目	3号機	4号機
土地	5,391	0
建物	34,980	23,387
構築物	15,219	7,384
機械装置	276,293	244,386
諸装置	6,266	8,927
仮設備	20,276	5,073
総係費	35,555	29,119
建設中利子	17,941	11,439
分担関連費	1,579	1,085
予備費	3,200	6,200
建設工事費計	416,700	337,000

原子炉設置（変更）許可申請書の値も『電源開発の概要』と同様、数次にわたって修正される場合があることに注意が必要である。一般的に、建設を計画している原子炉の仕様に変更があった場合には、電気事業者は改めて原子炉設置変更許可申請書を政府に提出しており、その計画変更によって建設費用が大きく変化した場合には、最初の設置許可申請書とは異なる費用が改めて表 A1-1 のような形で掲載される。このため本研究では、このような形で記載された最後の値を建設費として用いることとした。

これらの3つのデータ（『電源開発の概要』、『原子炉設置（変更）許可申請書』及び電力会社のヒアリングのデータ）は基本的に同一の出典、即ち電力各社が政府に提出したデータに基づいており、上記のように時系列に沿って頻繁にデータが修正されるため、どの年次の値を取るかで値が微妙に異なっているものと考えられることができる。例えば柏崎刈羽 3 号機について言えば、本研究で用いた建設費用 3,368 億円は 1986 年に提出された原子炉設置変更許可申請書に基づいており、同年の『電源開発の概要』に記載された値と一致する。これは申請書として提出された値としては最後のものであるが、『電源開発の概要』では更に工事期間を通じて修正が続いており、最終的に運転開始年の 1993 年にはヒアリングのデータと同じ 3,253 億円となっている。これが最終的な建設費用であることは、地元自治体の資料（新潟県, 2012）からも（偶々）確かめることができる。但し、各電力会社のヒアリングへの回答が全てこの最終的な値を示しているわけではないことにも注意が必要である。例えば、ヒアリングによる北海道電力（泊 1～3 号機）の値は原子炉設置変更許可申請書に記載された値と正確に一致しており、かつ『電源開発の概要』によれば申請書提出後も建設費用は変化しているため、最終的にはやや異なった値となっている（しかも公開文献値としては存在していない）ことが推測される。

本研究では上述の通り、基本的に、原子炉設置（変更）許可申請書に見られる最後の値を用いた。これは第一に、上述の通り『電源開発の概要』には 1995 年以降データがなく、また電力会社のヒアリングの値は、会社によって異なった時点の値を示していると考えられるためである。第二に、より重要な点は、原子炉設置（変更）許可申請書にのみ、表 A1-1 のような費用の内訳が掲載されていることである。特に、ここに「建設中利子」が含まれていることに注意する必要がある。Marshall and Navarro (1991) と Lovering et al. (2016) はともに、『電源開発の概要』の値もしくは電力会社のヒアリングの値を一夜費用、即ち建設中利子を含まない値であると見なしており、この点で誤りを犯していると考えられる（但し後者については、責任は誤った情報を Lovering らに伝えた筆者にあることを明記しておくたい）。

原子炉設置許可申請書に記載された費用は原子炉建設のために電力会社が実際に費やした費用を事後的に評価したのではなく、あくまでも設計段階の見積額であることに留意が必要である。多くの場合、それは最終的な値にかなり近いと想定されるものの、例外もある。具体的には、浜岡 5 号機については建設中利子を含んで 4,350 億円となっているが、2005 年の中部電力プレスリリースによればその建設コスト（総工事費）は 3,900 億円となっており（中部電力, 2005）、またヒアリングによるデータもこれと同等のものになっていることから、原子炉設置変更許可申請書提出の後、運転開始に至る建設期間中に、建設費用がかなり大きく低減したことが伺える。本研究ではこの浜岡 5 号機のみ、例外的にこの値を用いた。柏崎刈羽 1~7 号機についてはより新しいと思われる新潟県のデータを使わず、より古い原子炉設置変更許可申請書の値を使い、一方で浜岡 5 号機については最新の中部電力 HP の値を用いた理由は、第一に前者に比べて後者の方が値の変化が大きいこと、第二に柏崎刈羽については原子炉設置変更許可申請書の値を参照することにより内訳が得られるのに対し、浜岡 5 号機についてはそれが無いことである。基本的にはより新しい、また、できるだけ内訳の示された値を用いることが適切であると考えられるが、いずれにせよ、どのデータを用いるかにより分析の結果には若干の変動があり得ることに注意が必要である。

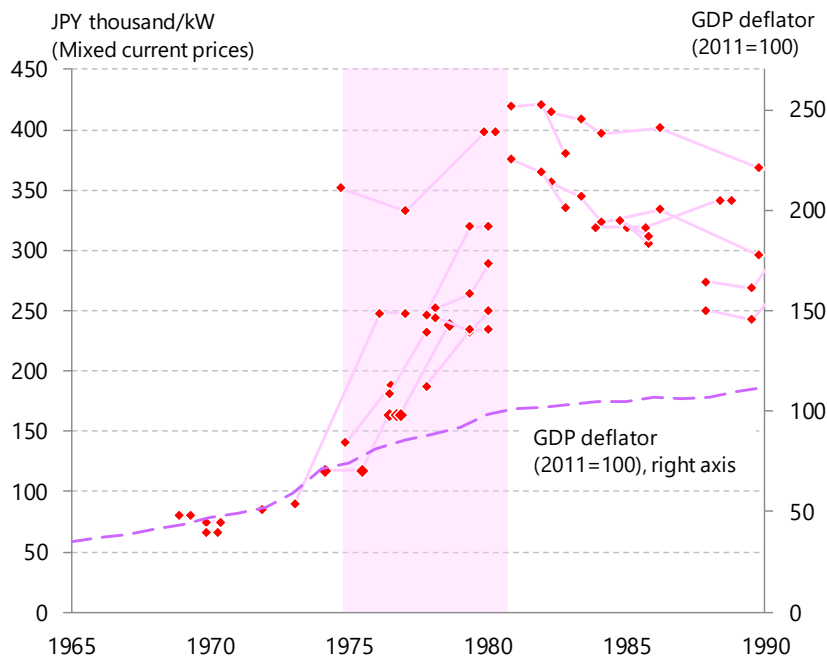
また、表 A1-1 は玄海 3 号機及び 4 号機という、いわゆるツイン・プラントの建設費用を示している。ここで、例えば「土地」「構築物」「仮設備」といった費目は 3 号機に対して大きく、4 号機に対してはゼロ、もしくは小さい値となっていることに注目する必要がある。これは 3 号機及び 4 号機に共用となる費用の一部について、3 号機にのみ費用を計上しているためである。本研究では、このようなツイン・プラントに対しては同一の費用（二つの原子炉の建設費用の平均値）を用いることとした。ここで想定したツイン・プラントは泊 1 号機及び 2 号機、福島第二 3 号機及び 4 号機、柏崎刈羽 2 号機及び 5 号機、同 3 号機及び 4 号機、同 6 号機及び 7 号機、大飯 1 号機及び 2 号機、同 3 号機及び 4 号機、高浜 3 号機及び 4 号機、玄海 3 号機及び 4 号機である。この他にも例えば女川 2 号機及び 3 号機は同じ出力（82.5 万 kW）かつ同型の東芝製 BWR であるが、建設された年次が大きく異なるため（2 号機は 1989 年着工、3 号機は 1996 年着工）ツイン・プラントとは見なさないこととした。なお、日本の商業用原子炉のうち東海原子力発電所については、他の商業用原子炉と比

べて規模が小さいこと、炉型も GCR と全く異なることなどから、本研究における計量分析の対象外とし、軽水炉 56 基のみを分析の対象とした。ここでは、この東海原子力発電所は規模の小ささに加えて、日本で最初の商用原子炉であったことから、その建設費用は混合名目値で 270 億円（2011 年価格で概ね 76 万円/kW に相当）と他のプラントと比較して非常に高価であったことを述べれば十分であろう。

(2) 「移行期」の原子炉の建設費用

本文中で述べた 4 つの「移行期」の原子炉については、最初の設置申請許可時点から最終段階までの間に、建設費用の評価が非常に大きく上昇していることが特徴的である。例えば福島第二 1 号機では、建設費用（名目）は 1972 年申請時点の 986 億円から 1976 年には 2,728 億円にまで上昇している。また玄海 2 号機では 1975 年の 658 億円から 1976 年には 915 億円、1979 年には 1,332 億円へと上昇している。同様に、伊方 2 号機では 1975 年の 795 億円から 1977 年の 1,067 億円へと上昇、またこれらに比べると上昇率は低いが、柏崎刈羽 1 号機は 1975 年の 3,867 億円から 1979 年までに 4,380 億円まで上昇をしている。

図 A1-1 はこれらの移行期に建設されたプラントを含む幾つかの原子力発電所（玄海 1～4 号機、伊方 1～3 号機、福島第二 1～4 号機、柏崎刈羽 1～7 号機、高浜 1～4 号機）について、原子炉設置（変更）許可申請書の提出年とそこに記載された建設単価を示したものである。ここで各点はある原子炉についてある年に提出された申請書のデータを示し、同一の原子炉のデータについては線で結んでいる。この図から、第一次及び第二次標準改良化の検討が行われた期間（1975 年度～1980 年度）に、一般物価の上昇以上に建設単価が上昇していることが読み取れる。即ち、一般的には標準改良型と見なされていない上記「移行期」のプラントについても、この期間に行われた標準改良化の議論を反映して設計が修正され、建設単価が上昇していた可能性がある。但し図中にも示される通り、柏崎刈羽 1 号機のみは改良標準化の検討が公式に始まる直前の 1975 年 3 月の設置許可申請時点で既に 352 千円/kW と高い水準の建設単価となっており、これを説明するためには、1975 年 3 月時点で既に改良標準化の動きを予期したプラントの設計を行っていたか、もしくは改良標準化以外の要因で単価が既に上昇していたと考える必要がある。



註：網掛け部分は第一次・第二次改良標準化の検討が行われた期間を示す。

図 A1-1 原子炉設置（変更）許可申請書の提出年と建設単価

このように、1975～1980年頃の設計（運開年 1980～1985年頃に相当）を境に日本の原子力発電所建設単価は大きく上昇しており、この時期に発生した何らかの事象が日本においては建設単価上昇の主要因であったことがわかる。そしてこの「何らかの事象」として考え得るものの少なくとも一つは、柏崎刈羽 1号機のみについて上述の疑問はあるものの、改良標準化の取り組みであると言える。即ち、改良標準化においては格納容器の大型化や信頼性・安全性向上等のための諸対策を講じたため、それに伴って有意に建設単価が上昇した可能性がある。

(3) 原子力発電所建設費データの補正方法

原子力発電所建設費用を定量的に分析する際、電力会社から報告された建設費用の数値をそのまま分析に用いることは適切ではなく、補正が必要である。米国を対象とした分析では、この点が繰り返し指摘されている（Komanoff, 1981; Zimmerman, 1982; EIA, 1986; University of Chicago, 2004）。補正が必要な理由は主に、報告された金額がある時点（例えば報告時点）を基準とした実質値とは見なし得ないことによる。米国の場合と同様、日本においても、電力会社から報告される建設費用の値は「混合名目値」（“mixed current values”）、即ち異なる時点における名目額をそのまま加算した値であると考えられる。

いま、 s 年に発電所建設を開始し、 f 年に建設が終了するとして、 t 年（ $s \leq t \leq f$ ）における建設費用（実質値）の支出比率を P_t とする。即ち、

$$\sum_{t=s}^f P_t = 1 \quad (\text{A1-1})$$

が成り立つ。 Z_0 をある年、例えば原子炉設置（変更）申請許可書の申請時点 d を基準とした実質一夜費用とする。多くの場合 d は s よりもやや小さい（早い）値であるが、プラントによっては s と f の間、もしくはむしろ f に近いこともある。各年における実質費用は $Z_0 P_t$ となる。 t 年におけるインフレ率を i_t とし、インフレ係数 I_t を

$$I_t = \frac{\prod_{T=d+1}^f (1+i_T)}{\prod_{T=t+1}^f (1+i_T)} = \begin{cases} 1 & \text{for } t = d \\ \prod_{T=d+1}^t (1+i_T) & \text{for } d < t \\ \prod_{T=t+1}^d \frac{1}{(1+i_T)} & \text{for } t < d \end{cases} \quad (\text{A1-2})$$

と定義すると、各年の名目費用は $Z_0 P_t I_t$ となり、その合計値

$$R_0 = Z_0 \sum_{t=s}^f P_t I_t \quad (\text{A1-3})$$

が混合名目値の一夜費用となる。一方で t 年における名目金利を r_t とすると、建設終了時までに支払う金額の名目値の合計、即ち混合名目値の建設総費用は

$$R_T = Z_0 \sum_{t=s}^f P_t I_t D_t \quad (\text{A1-4})$$

但し

$$D_t = \prod_{T=t+1}^f (1+r_T) \quad (\text{A1-5})$$

となる。また建設中利子は

$$R_I = R_T - R_O = Z_0 \sum_{t=s}^f P_t I_t (D_t - 1) \quad (\text{A1-6})$$

となる。

ここでは Zimmerman (1982) や EIA (1986) らに倣い、 R_T が建設総費用に相当すると仮定し、また R_O が報告された建設費用から建設中利子を除いたものに相当すると仮定する。但し日本のデータでは、この建設費用は多くの場合建設前の設計段階の見積であることに注意が必要である。即ち、仮に式(A1-3)及び(A1-2)を用いて報告された一夜費用 R_O から「正しい」一夜費用 Z_0 を算出する場合、それは電力会社内の費用算定者が、将来の建設期間中におけるインフレ率 i_t を正しく予測していたと仮定することに等しい。一方で、例えば費用算定者は、その算定時でのインフレ率が将来的に永續すると想定していた、と考えることも可能かも知れない。その場合、式(A1-2)の代りに

$$I_t = \begin{cases} (1 + i_d)^{t-d} & \text{for } d \leq t \\ \prod_{T=t+1}^d \frac{1}{(1+i_T)} & \text{for } t < d \end{cases} \quad (\text{A1-7})$$

を式(A1-3)に代入し、 Z_0 を求めることになる。

混合名目値の建設総費用 R_T は f 年における正味現在価値であり、従って建設中利子を含む総費用の f 年基準実質値に等しいことに注意する必要がある。即ち、まず d 年基準実質値の一夜費用 Z_0 に対して、建設総費用実質値は

$$Z_T = Z_0 \sum_{t=s}^f P_t D_t^* \quad (\text{A1-8})$$

となる。但し

$$D_t^* = \prod_{T=t+1}^f (1 + r_T^*) = \prod_{T=t+1}^f \frac{1 + r_T}{1 + i_T} \quad (\text{A1-9})$$

ここで r^*_i は実質金利（割引率）である。これに対し、この値の f 年基準実質値は

$$D_t^* = \prod_{T=t+1}^f (1 + r_T^*) = \prod_{T=t+1}^f \frac{1 + r_T}{1 + i_T} \quad (\text{A1-10})$$

となり、式(A1-4)の R_T に一致する（この理由により、Marshall and Navarro (1991)はこの R_T を”true cost”と呼んでいる）。一方で、報告された（混合名目値の）一夜費用 R_0 は s 年基準の一夜費用 Z_0 にも、 f 年基準の一夜費用 $Z_0 I_f$ にも一致しない。このため、一夜費用を用いて評価を行うためには、報告された混合名目値を使うのではなく、建設費用プロファイル P_t について一定の想定を置いた上で、 Z_0 を推定することが必要となる。この観点からは、 R_T が正確に報告されている場合には、一夜費用よりもむしろ総費用 R_T を用いて評価を行うことにも一定の合理性はあると言える。

但し日本のデータの場合問題となることは、仮に報告された総費用を式(A1-4)の R_T とし、ここから代表的なインフレ率及び実質利子率、例えば GDP デフレーターと長期プライムレート（日本銀行, 2019）を用いて一夜費用 Z_0 を求め、さらにそれにより混合名目値の一夜費用を求めた場合、それは多くの場合報告された値をかなり上回るということである（図 A1-2）。

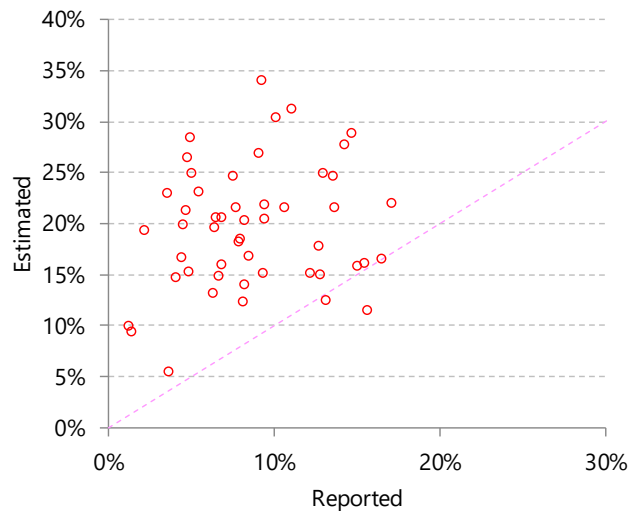


図 A1-2 建設中利子比率の報告値と評価値（一夜費用に対する比）

この乖離の理由の一つとして、日本の電力会社は設備投資の費用を社債や借入金とともに自己資金で賄っており（電気事業連合会, 2018）、このうち自己資金分については記載された建設中利子の中に含まれていない可能性があることが挙げられる。実際に各電力会社が、各原子炉の建設をする際にどの程度を借入等によって調達し、どの程度を自己資金で賄ったかについては、公開のデータとしては示されていない。このため、仮に報告された混合名目値の建設費用を式(A1-4)の R_T と見做して評価を行った場合、その評価は原子力発電所

の一夜費用を過少に評価することになる可能性が高い。これは同時に、混合名目値の建設費用 R_T のみを用いて評価を行うことの妥当性にも疑問を抱かせるものとなる。

このような観点から、本研究では報告された一夜費用 R_0 から式(A1-3)を用いて実質値の一夜費用 Z_0 を求め、評価に用いている。一度この値を求めれば、例えば上述の長期プライムレートを用いて建設総費用 Z_T を求めることも容易である。但し上述の通り、その値は報告された R_T とは異なるものとなる。本文中に示した通り、本研究では推定された Z_T の値も用いて評価を行っている。

Z_0 を求めるために必要となる建設費用プロファイル P_t については、電力各社が提出する有価証券報告書に記載のある原子力発電所の建設仮勘定の値を用いて推定することができる（電気事業者各社, 1970-2010）。即ち、式(A1-3)の右辺に示す和を最終年 f まででなく、建設中の t 年までとった値が建設仮勘定の値と一致するように、各 P_t を決定することができる。但しこの報告書にはプラントごとの値はなく、ある電力会社内での合計値のみの記載であるため、一つの会社の一つの形状を仮定して、計算された建設仮勘定の値と有価証券報告書の記載値との差を最小とするように形状を決定する、という操作が必要になる。

原子炉設置許可申請書に記載されているデータのうち、泊 3 号機、東北東通、浜岡 3 号機及び 5 号機、志賀 2 号機及び伊方 3 号機については、全体の金額中に建設中利子が含まれていると想定されるものの、その金額が明記されていない。このためこれらのプラントについては、まず上述の通り長期プライムレートを用いて建設中利子比率の推定値を算出し、更に同一電力会社の他の原子炉における建設中利子比率の報告された値と推定値との比（概ね 40%~80%に相当）を乗じることで報告ベースの建設中利子比率を推定し、それを報告された建設費総額から控除することで R_0 を推定し、その後は他の原子炉と同様に評価を行った。

なお上記以外の建設中利子 R_I が明記されているプラントについて、建設費用に占める建設中利子のシェア（ R_I / R_T ）を運転開始年に対してプロットすると図 A1-3 のようになる。この値は最大の東海第二でも 15%未満であり、しかも 1990 年以降顕著に低下している。これは多くの電力会社が融資を受ける際の利率、即ち長期プライムレートが低下したことによる。またこの図からは、1970 年から 1980 年にかけては利率が変化していないにもかかわらず、建設中利子比率が上昇していることが読み取れる。これは部分的には、この期間に原子力発電所の建設期間が長くなる傾向があったことによる（図 A1-4）。但し 1980 年以降、1990 年までの間は建設期間はより短くなっているにもかかわらず、建設中利子比率は低下しておらず、若干の疑念が残る。

いずれにせよ、このような日本の状況は、例えば平均して建設費全体の 46%を占めるとも言われる（Gilbert et al., 2017）米国等とは大きく異なることは明らかである。特に 1990 年以降については、金利が低下したために建設中利子は原子力発電の経済性に大きな影響を与えていない。

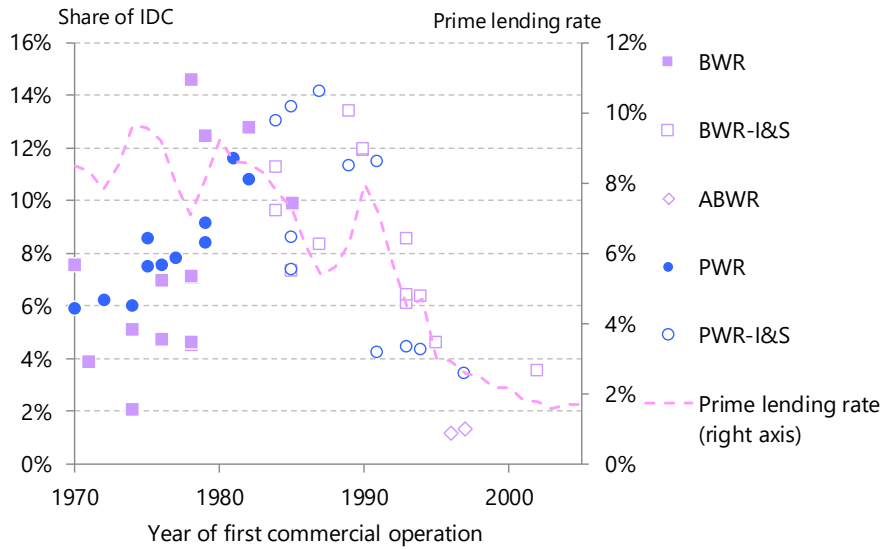


図 A1-3 建設中利子の比率と長期プライムレート

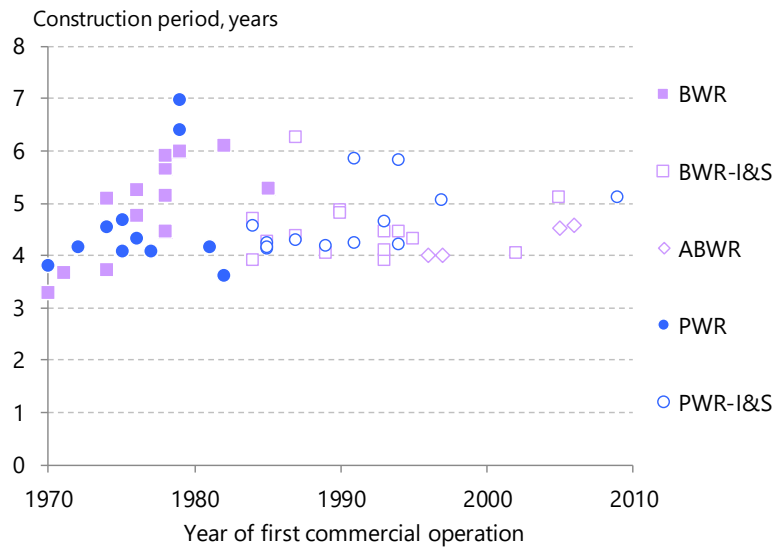


図 A1-4 原子力発電所の建設期間

補論 1-2 利用データ：その他のデータ

本研究で日本の原子力発電所の建設単価の分析を行うに当り、変数として以下のものを用いている。

(1) 人件費及び資材価格

過去の原子力発電所の建設単価上昇は、その時期における資材価格や人件費の上昇を反映したものである可能性が高い。特に人件費については、一人当たり年間賃金は 1970 年の名

目 100.4 万円/人・年から 1990 年には 478 万円/人・年と顕著な上昇を示しており（日本エネルギー経済研究所, 2019）、物価補正を行ったとしても 2 倍程度に上昇していることになる。このため、本研究では一人当たり実質賃金を説明変数として考慮することとした。既に図 4-2 に示した通り、実質賃金は概ね 1990 年頃までの間に急速に上昇し、その後は概ね一定の値となっている。

一方で鉄鋼やセメント、建設用材料等の価格は、過去 1960 年代から 1980 年代概ね物価と同等な上昇率を示している（日本銀行, 2019）。1973 年の第一次石油危機や 1979 年の第二次石油危機時にはこれらの資材価格が上昇したが、一般物価自体が概ねこれと同等の上昇を示していることから、その影響は実質値で示した建設単価には既に織り込まれているものと考え、本研究では説明変数としては扱わないこととした。

(2) 発電設備容量

研究では各原子炉の発電設備容量を説明変数の一つとして扱った。一般的な大規模設備においては「規模の経済」が働き、設備容量が拡大するにつれてその単価は低減するのが普通であるが、原子力発電所におけるその効果については本文中に述べた通り、議論が多い。

日本の原子炉について、発電設備容量と建設単価との関係をグラフにすると図 A1-5 の通りとなる。改良標準型、もしくは改良標準化以前で大きく二つのグループに分かれるが、それぞれのグループ内で見ると規模の拡大に伴い緩やかに単価が低下するように見え、実際に本文中で分析した通り、この単価の低下は少なくとも 5%水準で有意である。改良標準化前の 1,100MW の BWR で 2 基、単価が高いものが見られるが、これは上述の「移行期」に属する福島第二 1 号機及び柏崎刈羽 1 号機である。

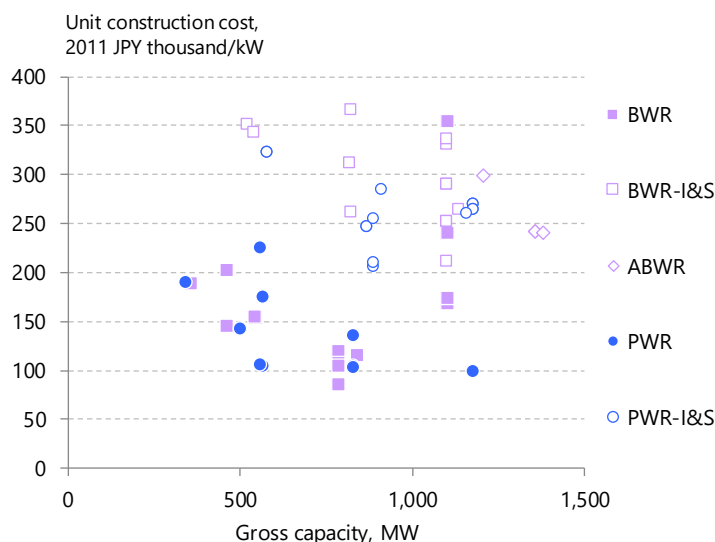


図 A1-5 発電設備容量と建設単価との関係

(3) 過去の原子炉建設経験

過去の原子力発電所の建設経験は建設単価の動向に有意な影響を与え得る要因であると考えられている。一般的な設備、例えば太陽光発電設備は製造経験が増加するにつれ、習熟効果によって製造コストが低下することは明確であり、原子力発電所建設についても、そのような習熟効果によるコスト低減が存在する、との研究例もある（University of Chicago, 2004; Jungler et al., 2008）。一方で上述の通り、特に欧米を対象とした原子力発電所建設単価の研究事例では、建設経験が増加すると、逆にコストが上昇するとの結果が示されることもあることから、ここでは日本国内での原子炉建設経験（当該プラントが国内で建設された同型プラントの何基目に当るか）を説明変数として用い、分析を行った。なお建設経験としては、軽水炉全体での既建設基数、BWR もしくは PWR のみの中での既建設基数、メーカー別の既建設基数などを考えることができる。

(4) プラント建設年数

プラントの建設年数は建設費に影響する大きな要因の一つであると考えられている。建設期間が建設中利子に影響を与えるのは当然であるが、それは同様に一夜費用自体にも影響を与える（Harris et al., 2013）。ここでは、IAEA-PRIS における Construction Start Date（概ねコンクリート打設日に対応するものと考えられる）から運転開始日までの年数を建設年数とした。図 A1-6 に見られる通り、日本の原子力発電所の建設年数は概ね 5 年前後であり、概ね安定的に推移している。またその建設単価への影響も、明らかではない。

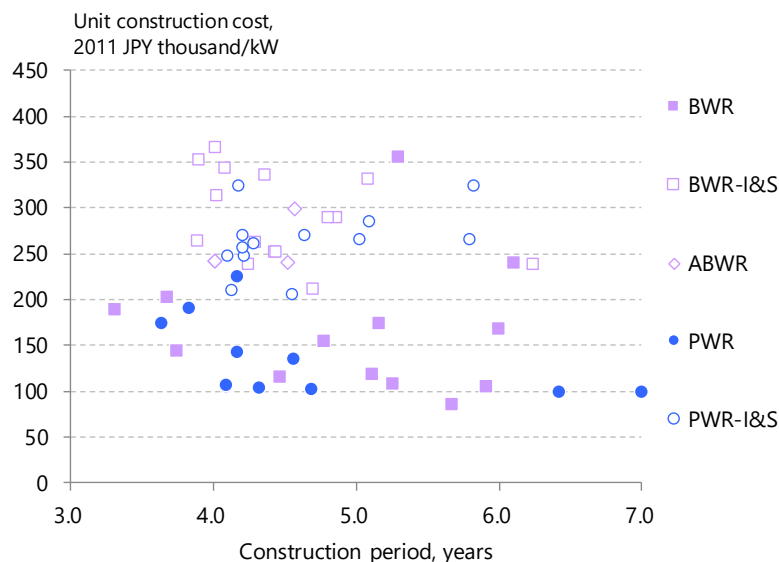


図 A1-6 原子力発電プラントの建設年数

(5) 建設までのリードタイム

原子力発電所の建設費用は発電所が建設される頻度に依存する可能性がある。つまり同

型の炉が頻繁に建設されれば短期的な習熟が働いて費用が低下し、逆に建設される間隔が長くなれば費用が比較的高くなる可能性がある。この影響を評価するため、ここでは当該原子炉と1つ前に着工された原子炉との着工時期の差を年数で表し、「建設までのリードタイム」とした。ただしBWRとPWRとでは技術もメーカーも異なることから、ここではBWR、PWRごとにリードタイムを計算した。横軸にリードタイム、縦軸に建設単価をプロットすると図A1-7の通りとなる。図でリードタイムが12年を超えているのは2004年着工の泊3号機（PWR、912MW）であり、この前のPWR着工は1992年の玄海4号機である。

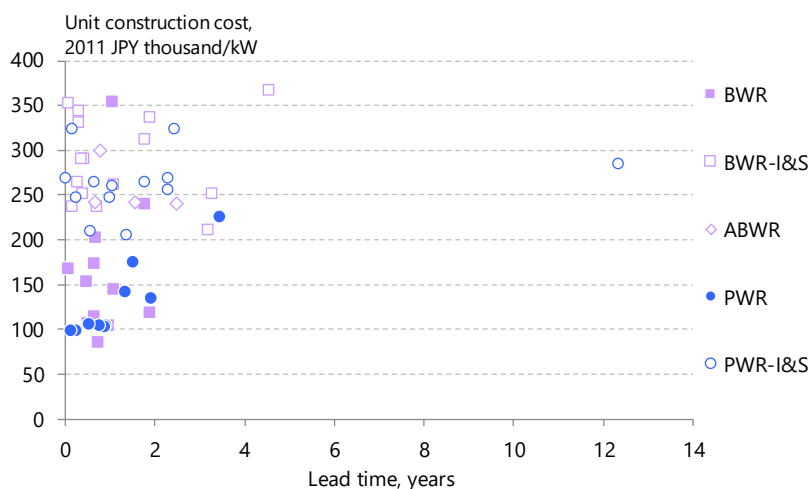


図 A1-7 原子力発電所建設までのリードタイム

(6) 基準地震動 (S_1 及び S_2)

日本は世界有数の地震国であり、原子力開発の初期から耐震設計には多くの注意が払われていた。1978年に原子力委員会は「発電用原子炉施設に関する耐震設計審査指針」を策定し、「設計用最強地震」及び「設計用限界地震」に対応する基準地震動 S_1 及び S_2 が設定された。その後2006年には耐震設計審査指針が改定され、 S_1 と S_2 は一つの基準地震動 S_s （「施設の供用期間中に極めてまれではあるが発生する可能性があり、施設に大きな影響を与えるおそれがあると想定することが適切な地震動」）に統合される一方で、新たに弾性設計用地震動 S_d が設定された。

本研究では過去、原子力発電所の設計に遡り S_1 及び S_2 が重要な役割を果たしたと考えられることから、これらを説明変数として考慮した。

(7) 事故・故障等の報告件数

日本における改良標準化のみならず、原子炉の改良に際して常に意識されることは安全

性の向上である。多くの人々が懸念する大事故の発生は頻度が少ないため、そのリスクを定量的に評価することは必ずしも容易ではないが、それにもかかわらず、より小規模なトラブルの発生頻度として、ある程度の確からしさをもって安全性を定量的に評価することができる。

ここでは原子力安全基盤機構(2013)に記載された事故故障等の発生回数を参照し、プラントごとの安全性を評価した。プラント運開年と、当該プラントの2010年度までの平均事故故障等報告件数をグラフにすると図A1-8の通りとなる。より新しいプラントほど報告件数が少なく、特に改良標準型のはそれ以前のものに比べて報告件数が少ない。2005年運開以降の値が大きくばらついているのは、運転開始後2010年度までの運転年数が少ないためと考えられる。

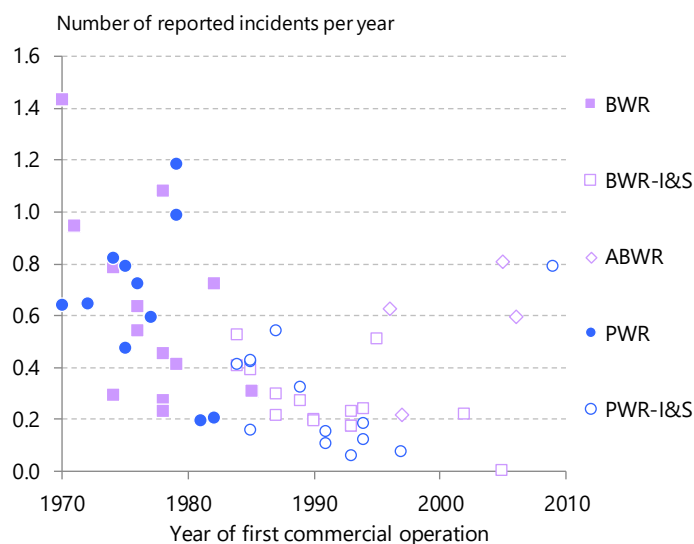


図 A1-8 事故故障等の報告件数

(8) 設備利用率

上記の通り、改良標準化の目標の一つは設備利用率の上昇であった。各原子炉について、運転開始から福島事故までの平均設備利用率を運転開始年に対してプロットすると図A1-9のようになる。改良標準化前の原子炉の平均68%に対して改良標準化後では平均75%と、設備利用率は向上している。

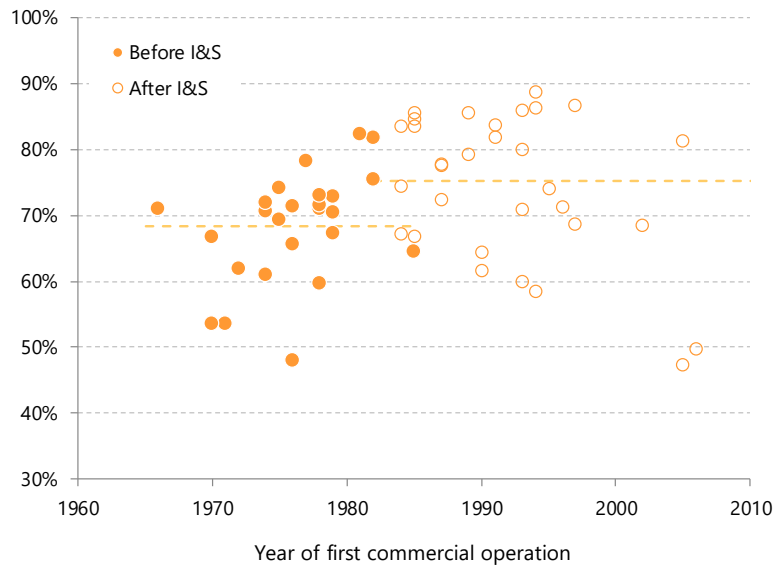


図 A1-9 原子炉の運転開始年と設備利用率

補論 2 統合費用の概念と分解方法

本補論では、4-4 節で述べた「LCOE を超える」指標につき、これまでに提案されているものを概説した上で、統合費用を電源別に分解するための方法について記述する。

これまでに LCOE を越えるものとして、以下のような指標が提示されている。

- ・統合費用 (Integration cost)
- ・システム価値 (System value)
- ・平準化回避費用 (Levelized avoided cost of electricity: LACE)
- ・価値調整済み LCOE (Value adjusted LCOE: VALCOE)
- ・システム LCOE (System LCOE)

以下、まず統合費用について改めてその区分や評価上の課題などを述べた上で、他の指標について記載する。

補論 2-1 統合費用の区分と評価上の課題

(1) 統合費用の区分と評価例

統合費用とは 4-4 節で述べた通り、発電部門の総費用から LCOE 分を除いたもの (図 4-9 に示す C_{INT}) のことである。これは多くの場合、統合費用は以下のように区分される (Hirth, 2015; OECD/NEA, 2018; OECD/NEA, 2019)。

バランスコスト (Balancing cost)

短期の予測誤差等に伴うインバランスのコストであり、VRE の導入初期に当ってはこの費用上昇が大きな課題として認識される。概念的には VRE 導入比率に応じて上昇すると考えられるが、実際にはシステム運用の改善等に伴い、逆に減少することもある (Joos and Staffell, 2018)。

グリッドコスト (Grid cost)

電力グリッドの強化もしくは拡大に係るコストであるが、より一般的には、発電設備と電力需要との「空間的」な乖離に起因して生じるコストと定義される。

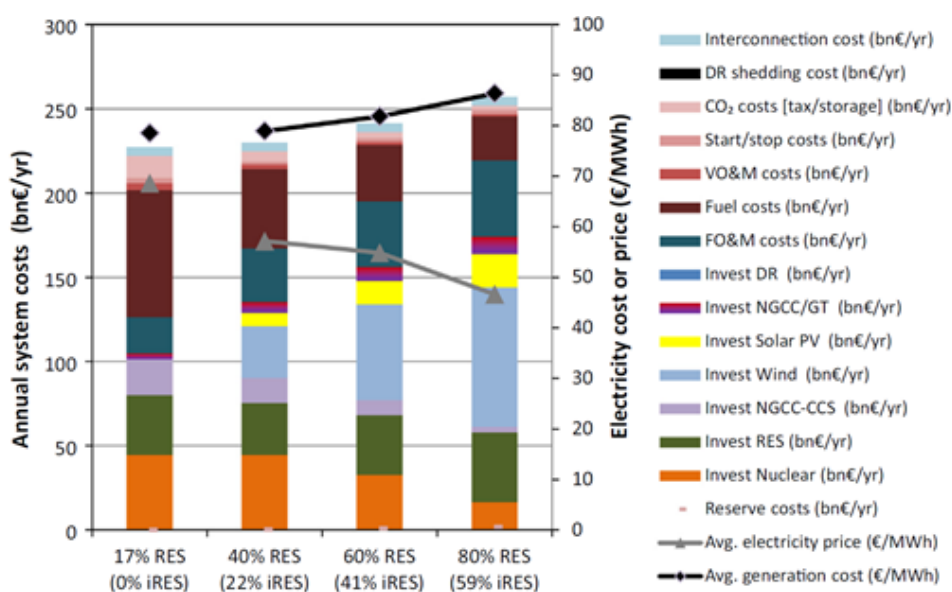
プロフィールコスト (Profile cost)

発電と電力需要の「時間的」な乖離に起因する追加コストであり、利用コスト (Utilization cost) とも呼ばれる。ここには VRE の出力抑制や蓄電池の導入、従来電源の設備利用率低下、火力発電の部分負荷運転、起動停止回数の増加などに伴う費用が全て含まれる。①のバランスコストと異なり、仮に VRE 発電や需要の変動が完全に予測可能であったとしてもプロフィールコストは減少せず、依然として必要になる。VRE 導入比率が一定程度を超えて

上昇した場合には、このプロフィールコストの影響が大きくなるとされている (Hirth, 2015)。

2010年代に入って統合費用を定量的に評価する試みは数多く公表されており、それらをレビューした文献も存在する。例えば Hirth (2015)は文献出版当時までの研究例をとりまとめ、VRE 比率 30~40%程度において、統合費用は 2.5~3.5 ユーロセント/kWh 程度であるとした。また Heptonstall (2017)も同様に既往研究例をとりまとめ、VRE 比率 30%程度では統合費用は 0.5~2 ペンス/kWh 程度であるが、VRE 比率が 50%程度まで上昇すると 4 ペンス/kWh 程度まで上昇する、とした。同様に OECD/NEA (2018) では VRE 比率 30%で 4 セント/kWh 程度まで上昇し得るとした。

これらの文献は主に 2015~16 年頃までの研究例を多く収集しているが、2017 年頃以降はより高い導入比率について評価を行う例が増えている。典型的には図 A2-1 に示す欧州の例 (Brouwer et al., 2016) のように、将来にわたって VRE の LCOE が急速に低下することを想定したとしても、最適 (コスト最小) 状態での VRE 発電シェアは比較的低いところにあり、VRE シェアが拡大するにつれて総コストは緩やかに上昇する。



註：RES は再生可能エネルギー比率、iRES は VRE 比率を示す。

図 A2-1 統合費用の評価例 (欧州) (Brouwer et al., 2016)

但し統合費用は地域の特性に応じて大きく変化するものとされ (Becker et al., 2015)、従って個々の地域を対象とした評価が多数行われている。従来多かったのは米国 (Jacobson et al., 2015; Frew et al., 2016; Noel et al., 2017) や欧州 (Rodriguez et al., 2015; Boie et al., 2016; Gils et al., 2017a; Schlachtberger et al., 2017; Scholz et al., 2017; Van Zuijlen et al., 2019; Szabó et al., 2019) を対象とした評価であるが、その後カナダ (McPherson and Kerney, 2017;

Dolter and Rivers, 2018)、オーストラリア (Lu et al., 2017)、トルコ (Kilickaplan et al., 2017)、中国 (Liu et al., 2018; Liu et al., 2019)、南アジア (Jain et al., 2018; Sadiqa et al., 2018)、ブラジル (Gils et al., 2017b)、チリ (Gaete-Morales et al., 2019)、中東・アフリカ (Caldera and Breyer, 2018; Barasa et al., 2018) などの地域での研究例が存在している。更に、Jacobson らのグループ (Jacobson et al., 2017; Jacobson et al., 2018) らや Lappeenranta 大学らのグループ (Ram et al., 2017) は世界のほぼ全ての地域について再生可能エネルギー100%導入の評価を行い、結果を提示している人々もいる。日本を対象とした評価も複数ある (5章参照)。これらの評価の大半は上述の通り LP もしくは MILP を用いて電力部門の需給をシミュレートするものであるが、中には一般均衡モデル (Computable General Equilibrium; CGE) を用いるものもある (Bachner, 2019)。

(2) 蓄電システムの役割

高い VRE 比率を達成した場合の経済性の評価をより確実なものとするために必要な方策は複数考えられるが、その一つとして、自然変動性に伴う経済性に大きな影響を与える電力貯蔵システムの必要量についての評価が重要である。一般的に、VRE 比率が比較的穏やかな時には単純に出力抑制するのが効果的であり、VRE 比率がある程度上昇した場合であっても送電線による電力融通の方が大きな効果を持ち得る (Jorgenson et al., 2018)。50%を超えるような高い VRE 比率を達成する場合には電力貯蔵が必要となり得るが (Johnson et al., 2017; McPherson and Tahseen, 2018)、非常に高い比率に達する場合以外は、その貯蔵期間は長期ではなく、比較的短期のものとなる。例えば Denholm and Mai (2019) は米国を対象とした分析を行い、VRE 比率 55%程度の場合には季節間貯蔵を行うことによる便益は小さい、としている。電力貯蔵設備には様々なものが考えられているが (Yao et al., 2016; Acar, 2018; Haas et al., 2017)、このような比較的短期の貯蔵ではリチウムイオン電池や NaS 電池などのバッテリーが大きな役割を果し得るものと考えられる。一方でより高い VRE 比率に対しては、電力を気体に変換して貯蔵する方法 (Power to Gas: PtG と呼ばれる) が有用になり得るとされており (Limpens and Jeanmart, 2018; Samsatli and Samsatli, 2019)、ここでは水素 (Leonard et al., 2018) のみでなく、メタン (Uebbing et al., 2019) による貯蔵なども考えられている。

Cebulla et al. (2018) は過去、欧州及び米国において行われた研究例をレビューし、バッテリーの必要量は太陽光・風力のどちらが多く導入されているかによって変化するとした。その結果によれば、欧州や米国において、太陽光を主として VRE 比率 80%を超える場合にはバッテリーの必要量は 1.0~3.0 TWh であるのに対し、風力を主とした場合では 0.2~1.0 TWh であるとされている。但しバッテリーではなく PtG を用いたときには状況が異なり、一般的にはより低いサイクル効率に伴い、必要な貯蔵容量が大きくなる。

Haas et al. (2018) はチリを対象とした分析を行い、水素貯蔵を用いた場合にはチリのみにおいて最低で 3 TWh の貯蔵容量が最適になるとしている。更に、この著者らは "dark doldrums" と呼ばれる、「太陽光・風力発電量が極度に小さくなる日々」に対応する必要を

考慮すると、必要な貯蔵量は3倍以上になり得るとしている。

(3) 統合費用評価の課題と展望

前述のように高い VRE 比率における電源部門の経済性を評価した論文は数多くあるが、これらの試算例の全てが信頼のおけるものとは限らないことに注意が必要である。Heard et al. (2017)は再生可能エネルギー100%の検討をした24の文献を対象とし、以下の4つの観点から「採点」を行った。

- ① 電力需要の予測が過小でないか
- ② 最低でも1時間以下の時間刻みをモデル化し、また、例外的な気象条件が起きる可能性も考慮しているか
- ③ 送電・配電網の強化を評価しているか
- ④ アンシラリー・サービス、例えば電力システム全体での回転慣性の維持の必要性などを考慮しているか

Heard らの7点満点の評価によれば、24の文献のうち4件が0点、19件が2点以下であり、最高の得点は4点であった。この採点に対して評価された著者らからの反論も提示されており (Brown et al., 2018; Esteban et al., 2018)、議論は依然として続いている。

注意すべき点として、図4-9は従来電源とVREの2つの発電技術のみからなる系を示しているが、統合費用 C_{INT} は電力部門の総費用と LCOE 分の差として、より一般的な系に対しても同様に定義することが可能である。但し式(4-8)に示す System LCOE は、3種以上の発電技術からなる系に対して同様に定義することはできない。このため、統合費用を従来電源及びVREに割り振る方法については、より複雑な議論が必要となる。

VREの高い導入比率達成時の経済性評価に係る課題はHeardらが指摘した4点の他にも多数ある。例えば多くの場合決定論的な評価が行われており、予測誤差の影響等が十分に織り込まれていないこと、多くのモデルで地域分割は数地域程度に止まり必要な送配電コストを十分に評価できていないことなどが挙げられる。またデマンドレスポンスや電気自動車等の普及拡大、電力貯蔵よりも安価とされる熱貯蔵の大規模な利用可能性など、考慮すべき点は多岐にわたる。

但し、これらの多くの点について、現在更に活発に評価が続けられていることは注目に値する。例えばHeardらが挙げた「極端な気象条件が生じる可能性を評価できていること」については、主に単年の気象データに基づいて評価が行われていた従来の研究例に対し、数年間のデータを用いて分析をした結果は欧州を対象として多数存在し (Rasmussen et al., 2012; Eriksen et al., 2017; Schlachtberger et al., 2018; Victoria M. and Gallego-Castillo, 2018; Tranberg et al., 2018)、また中国を対象として8年間のデータを用いて分析した例もある (Liu et al., 2018)。更に、幾つかの研究例では欧州や米国を対象として数十年のデータについて検討を行っており (Bloomfield et al., 2016; Pfenninger, 2017; Grams et al., 2017;

Shaner et al., 2018; Collins et al., 2018)、そこでは数十年にわたる長期のデータを用いて再生可能エネルギーの出力変動の特性の評価が行われている。このように、統合費用の評価に関して種々の課題はありながらも、世界全体で検討は徐々に進みつつあると言える。

補論 2-2 システム価値 (System value) と平準化回避費用 (LACE)

(1) システム価値の評価

VRE 大量導入下の文脈では、上記の統合「費用」の概念に加えて、「価値」について語られることが多くなっている。例えば IEA は VRE の「システム価値」を、「VRE を追加することによって生じる正味の便益」、即ち全ての便益から全ての費用を控除した値としている (IEA, 2016)。便益としては VRE の導入に伴う火力燃料費や CO₂ 等の汚染物質の排出、他電源に係る費用等の低減が考えられ、一方で費用としては設備の導入や運用に係る費用の他に、既存の電力システムへの悪影響 (費用の増分) や必要となる送配電網等への追加投資、VRE 自体の出力制御の必要性、などが挙げられている。

前節で述べた電力システムの総費用が仮に完全に評価可能であれば、この意味での「価値」とは「総システム費用の差」を意味することになる。つまり「費用」のみを十分に評価できれば同時に「価値」をも評価できることになる。

具体的に、例えば揚水発電の「価値」は、それを電力システムの中に入れる場合と入れない場合との総費用の差を計算することにより明確に評価することができる (荻本他, 2017)。但し同様に、例えば石炭火力や太陽光といった発電技術の「価値」を評価しようとした場合、事態は必ずしも単純でないように思われる。即ち、ある与えられた電力システムの中にこれらの電源を導入した場合、一般的にはそれに応じて他の何かの電源による発電量を減らす必要があり、そこで何を減らすかによって総費用の変化の仕方が異なる。但し実際には、「コスト最適」となるシステムの応答を想定して総費用の変化を計算し、価値を推計することで、「価値」を一義的に定めることも可能である。この意味での「価値」は、次に述べる「市場価値」とほぼ同じものとなる。

(2) 「市場価値」の評価と共食い (カニバリズム) 効果

ここでいう「市場価値」とは、電力部門に付随する多種類の市場の中で、当該電源が幾らの貨幣価値に換算されるか、ということである。特に従来、卸電力市場を想定して市場価値を測定する試みがなされてきた。即ち、1kW の太陽光発電設備の市場価値は、与えられた需給構造のもとで時間とともに変化する卸電力価格をその設備の発電量で加重平均した値である。これは数理モデル上は、需給制約式のシャドウプライスの加重平均値として表現することができる。ここで注意すべきことは、少なくとも数理モデル上の最適化計算において、ある電源の発電量が他電源の発電量と均衡状態にあるときには、このシャドウプライスの加重平均値 (= 市場価値) はその電源の平均費用と一致する、ということである。何らかの制約により発電量が均衡状態よりも低く抑えられている場合には市場価値は平均費用より

も大きくなり、均衡状態よりも多量に導入されている場合には逆に小さくなる。

これは特に出力の変動が大きく、制御不能な VRE において顕著に見ることができる。即ち太陽光発電設備が大量に導入された場合には、晴れた日の日中の電力価格が小さく、もしくはゼロになり、追加的に太陽光発電設備を導入することの価値が極めて小さくなる。同様の現象はやや緩やかな(しかし顕著な)レベルにおいて、風力発電にも生じる。このように、VRE の大量導入に伴い VRE 自体の価値が急速に低下する現象は「カニバリズム」(共食い)効果と呼ばれる (Hirth, 2013)。Green and Léautier (2015) は英国の風力発電を対象にこの効果を総費用から分析し、将来コストが急速に低下したとしても、カニバリズム効果によって VRE への補助はいつまでも必要であり続ける可能性がある、とした。これは現在、VRE を大量に導入させるための大きな障害の一つとして認識されている。

(3) 平準化回避費用 (LACE)

米国エネルギー省 (U.S. DOE/EIA) は、この「市場価値」を電源の導入に伴って回避される費用と見做し、平準化回避費用 (Levelized avoided cost of electricity: LACE) として数年来用いている (U.S. EIA, 2019)。上述の考察から明らかなように、LACE が LCOE を上回る時にはその電源を追加的に導入することが経済合理性をもち得る。

(4) 価値調整済み LCOE (VALCOE) と System LCOE_HUE

米国エネルギー省の提唱する LACE に対し、IEA が “World Energy Outlook 2018”(WEO2018)において提唱した概念が「価値調整済み LCOE (Value-adjusted LCOE: VALCOE)」である (IEA, 2018b)。これは上述の「価値」の評価によって従来の LCOE を補正する考え方である。具体的には、まず与えられた(将来の)エネルギー・ミックスの中でそれぞれの電源の設備利用率を測定し、それによって LCOE を評価する。次いで、LACE と同様の電力量(卸売市場)及び容量の価値の他に、柔軟性について市場価値を評価し、それによって LCOE を補正する。ここで「価値が高い」ことを「コストが低い」と見做すために、これら3種の価値の値を LCOE から「引く」操作をして VALCOE を算出する。またその際、価値の値をそのまま引くと VALCOE の値が小さく、もしくは負になってしまうために、システム内の全ての電源の価値の加重平均値を3種それぞれについて算出し、それを加算することにより、結果として VALCOE の全電源の加重平均値が LCOE の加重平均値と等しくなるようにする。WEO2018 ではこの手法を欧米及び中国・インドに適用し、「将来太陽光発電の LCOE が低下した場合でも、VALCOE は依然として他電源と同等以上であり得る」、といった評価が行われた。

VALCOE では卸電力市場価格はモデル計算から得た値を使うことが想定されているものの、容量価値及び柔軟性価値については現実の市場から単価を設定し、価値を算出することが想定されており、それらの単価の関係は明確でない。また VALCOE には上記3種の

市場価値以外のもの、例えばグリッドの増強費用や部分負荷運転の影響などは含まれず、そもそもこの概念の中で蓄電池やグリッドの価値がどのような位置づけを持ち得るのかについては全く不明である。これに対し、VALCOE と類似ではあるが、より正確に規定された概念として System LCOE_HUE (Hirth, Ueckerdt and Edenhofer, 2016) が挙げられる。これについて 4-4 節で詳細に検討した。

補論3 試算モデルの概要と試算の前提条件

本補論では、4章及び5章における日本の温室効果ガス削減目標及び最適電源構成の評価において、使用したモデルの概要とその試算の前提条件について記す。

補論3-1 簡易2技術系モデルの概要と前提条件

4章で示した結果を計算するための簡易2技術系の電源構成モデルの概要を示す。これは従来電源（石炭火力を想定）、VRE（風力を想定）、コストレス電源と蓄電池のみからなる簡易な系であり、従来電源とVREの代替の経済性の変化を把握するために、意図的に多くの制約を捨象し、本質的なもののみを残すよう簡略化したものとなっている。

まず変数は表A3-1に示す通りである。ここで $t \in [1, 8760]$ は時刻を示す添字である。

表 A3-1 内生変数の一覧

記号	説明
$x = \sum_t x_t, y = \sum_t y_t, z = \sum_t z_t$	従来電源、VRE、コストレス電源の時刻 t における発電量及び年間発電量
u_t	時刻 t における VRE の抑制量
c_t, d_t, s_t	時刻 t における充電量、放電量及び貯電量
K_x, K_y, K_s	従来電源、VRE の kW 容量及び蓄電池の kWh 容量

また、外生変数及び定数は表 A3-2 の通りである。

表 A3-2 外生変数及び定数の一覧

記号	説明
d_t	時刻 t における電力需要
w_t	時刻 t における VRE の発電比率
$lf=0.8$	従来電源の設備利用率上限
$ef=0.85$ or 1	蓄電池のサイクル効率
$cr=0.3$	VRE の容量クレジット
$sr=0.5$	蓄電池の kW/kWh 比
$r=0.08$	供給予備率

ここで d_t は東京地域の電力需要データを定数倍して、年間合計値が 10,000GWh となるように設定している。また w_t は日本の風力発電プロファイルをもとに設定しており、その年間平均値はおおよそ 22% である。

コストの想定は以下の通りとする。

表 A3-3 コスト想定の一覧

記号	説明
$V_x=0.03$	従来電源の可変費(USD/kWh)
$F_x=171.01$	従来電源の固定費(USD/kW/yr)
$F_y=86.74$	VRE の固定費(USD/kW/yr)
$F_s=9.17$	蓄電池の固定費(USD/kW/yr)

それぞれの固定費は、従来電源について初期費用 2,000 ドル/kW 及び固定 O&M 費 60 ドル/kW/yr、VRE について初期費用 1,400 ドル/kW、蓄電池について初期費用 100 ドル/kWh を想定し、耐用年数をそれぞれ 40 年、30 年及び 15 年として割引率 5%のもとで単年の費用に換算したものである。従来電源及び VRE の LCOE は、それぞれ 80%及び 22%の設備利用率想定のもとで 5.44 セント/kWh 及び 4.50 セント/kWh 程度となる。

これらの条件のもとで、以下に示す総コスト C を最小化する。

$$C = \sum_t V_x x_t + F_x K_x + F_y K_y + F_s K_s \quad (\text{A3-1})$$

制約式を以下に示す。

(1) 電力需給バランス制約

全ての t に対し、

$$x_t + (y_t - u_t) + z_t + ef d_t - c_t = l_t \quad (\text{A3-2})$$

$$y_t \geq u_t \quad (\text{A3-3})$$

(2) 電力貯蔵バランス制約

全ての t に対し、

$$s_{t+1} = s_t + c_t - d_t \quad (\text{A3-4})$$

(3) 設備容量制約

全ての t に対し、

$$x_t \leq K_x \quad (\text{A3-5})$$

$$y_t = K_y w_t \quad (\text{A3-6})$$

$$s_t \leq K_s \quad (\text{A3-7})$$

(4) 設備利用率制約

$$\sum_t x_t \leq lf K_x \quad (\text{A3-8})$$

(5) 容量クレジット制約

$$K_x + cr K_y + sr K_s \geq (1+r) \max_t (l_t - z_t) \quad (\text{A3-9})$$

これらの制約式のもとで総費用 C を最小化する問題を解いた場合、当然ながら、 $x_t = y_t = 0$ 、 $z_t = l_t$ が $C=0$ の最適解となる。これに対し、従来電源やコストレス電源の年間総発電量を固定した条件のもとで解を求めることにより、異なるエネルギー・ミックスのもとでの C を計算することができる。

補論 3-2 統合型エネルギー経済モデルの概要と前提条件

本節では、5-1 節で用いた統合型エネルギー経済モデルの概要と、試算の前提条件について概要を述べる。より詳細については松尾他(2014)を参照されたい。

(1) モデルの構造

5-1 節で述べた通り、本研究では用いたトップダウン型の計量経済モデルと、ボトムアップ型のコスト最適化技術評価モデルとを組合せた統合型エネルギー経済モデルを用いて日本の温室効果ガス削減目標の評価を行った。トップダウン型の計量経済モデルとしては日本エネルギー経済研究所等が開発・改良を重ねてきたモデル（日本エネルギー経済研究所, 2018）をベースとして作成した。またコスト最適化技術評価モデルとしては日本原子力研究所（現・日本原子力研究開発機構）らが開発した日本版 MARKAL モデル（後藤他, 1999）をベースに、技術データの合理化や更新を行ったものを用いている。MARKAL モデルはエネルギー供給側・需要側の各技術について、与えられた技術データ（各技術の容量上限、技術効率、稼働率、投資コスト等）と制約条件（再生可能エネルギーの導入ポテンシャル、CO₂ 排出量の上限制約等）のもとでコスト最適化に基づいて技術の導入見通しを作成し、その結果からエネルギー需給構造や CO₂ 排出量、総システムコスト等を推計する。但しその際、前提条件として、エネルギーサービス需要（有効エネルギー需要）を与える必要がある。こ

のため本研究で用いる統合型モデルでは、計量経済モデルを用い、経済成長等の諸前提を説明変数とした推計式によりエネルギーサービス需要を内生的に決定する。統合型エネルギー経済モデルの概要を図 A3-1 に示す。

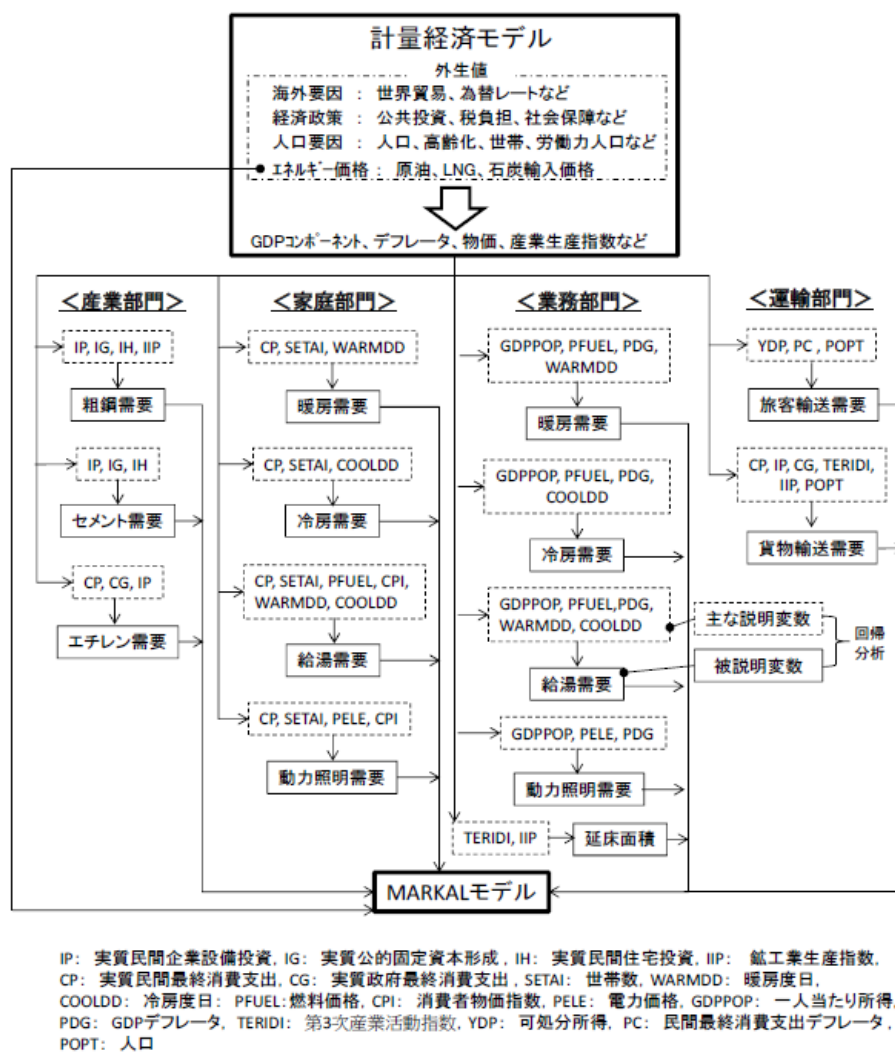


図 A3-1 統合型エネルギー経済モデルの概要

MARKAL モデルの構造を図 A3-2 に示す。これは所与の経済・技術シナリオおよび制約条件の下で、最小費用での構築・運営が可能な将来のエネルギー・システムを推計する線形計画モデルである。経済シナリオは、人口、実質 GDP、エネルギー需要、化石燃料価格等により構成される。技術シナリオは、エネルギー技術（需要・供給の両技術を含む）の特性データ（容量上限、技術効率、稼働率、投資コスト等）により構成される。制約条件は、再生可能エネルギーの導入ポテンシャル、CO₂ 排出量の上限制約等の、エネルギー需給に関わる技術的、社会的、政治的制約を表す。

MARKAL モデルは実際のエネルギー・システムを模した構造を持っており、エネルギー供給技術およびエネルギー需要技術より構成される。エネルギー供給技術は、一次エネルギーの採掘および最終エネルギーへの転換を行うことで、エネルギー需要技術に対して最終エネルギーを提供する。エネルギー需要技術は、最終エネルギーを消費することで、エネルギーサービスを提供する。

MARKAL モデルにおける最適化対象である目的関数は総システムコストであり、各技術の設備コスト、燃料コストおよび運用管理コスト等の総和として定義される。各エネルギー技術の導入量および稼働量は、総システムコストを最小化する最適化計算の結果として求まる。その結果を積み上げることで、分析期間のエネルギー需給構造、CO₂排出量、総システムコストおよび水素導入量が推計される。なお従来のモデルに追加して、新たに輸入水素利用のプロセスを追加することにより、水素導入シナリオの定量的な分析を可能とした。

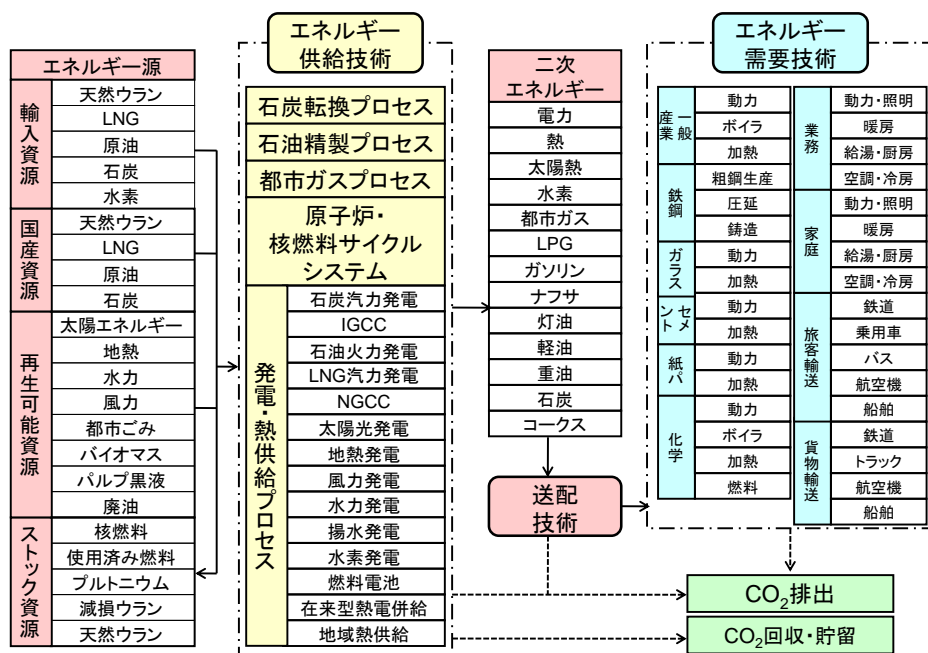


図 A3-2 MARKAL モデルの概要

(2) マクロ経済、燃料価格及び発電部門の想定

人口および実質 GDP 等のマクロ経済指標及び化石燃料価格（2011 年実質 CIF 価格）については、表 A3-4 及び表 A3-5 に示す通り想定した。ここで水素については海外からの「CO₂フリー水素」（ここでは化石燃料から水素を製造し、発生した CO₂は CCS 技術により地中に貯蔵した上で、液体水素化して日本に運ぶもの）までのコストを想定し、輸入 CIF 価格を 30 円/Nm³ (0.33 ドル/Nm³) と設定している。

表 A3-4 マクロ経済指標の想定

実数	実績			予測値			
	1990	2000	2010	2020	2030	2040	2050
実質GDP(2000年連鎖10億円)	453,604	505,622	538,458	581,644	623,232	664,922	697,554
人口(千人)	123,611	126,926	128,057	124,101	116,618	107,277	97,076
一人あたりGDP(万円/人)	367	398	420	469	534	620	719
自動車保有台数(千台)	57,758	72,504	75,151	73,873	69,109	63,379	57,072
業務用床面積(千m ²)	1,285,151	1,655,770	1,833,829	1,963,963	1,966,212	1,937,666	1,881,143

伸び率(%)	実績				予測値		
	00/90	10/00	20/10	30/20	40/30	50/40	50/10
実質GDP	1.09	0.63	0.77	0.69	0.65	0.48	0.65
人口	0.26	0.09	-0.31	-0.62	-0.83	-0.99	-0.69
一人あたりGDP	0.82	0.54	1.09	1.32	1.49	1.49	1.35
自動車保有台数	2.30	0.36	-0.17	-0.66	-0.86	-1.04	-0.69
業務用床面積	2.57	1.03	0.69	0.01	-0.15	-0.30	0.06

表 A3-5 化石燃料価格の想定 (2011年実質、輸入 CIF 価格)

	2011年	2030年	2050年
原油 (\$/bbl)	109	122	130
LNG (\$/t)	762	739	721
一般炭 (\$/t)	138	139	148
水素 (\$/Nm ³)	—	0.33	0.33

CCS のコストについては、地球環境産業技術研究機構(RITE)による試算例(RITE, 2006)をもとに設定した(図 A3-3)。この試算では石炭火力発電を対象として、設備投資や運転維持に係る費用の他、CO₂回収に伴うエネルギー消費なども想定されており、それらに準じて CCS のモデル化を行った。LNG 火力発電については、炭素捕集量あたりのコストや消費電力量が上記の報告書と同等になるように想定した。

また原子力発電については、既存の原子炉が次第に廃炉に向かい、2050年に概ね25基となるように想定した。また再生可能エネルギー発電による発電量は本来、5章で述べたような詳細な電源構成モデルによって評価することが必要であるが、ここで用いている統合型エネルギー経済モデルでは詳細な太陽光・風力などの出力変動を模擬しないことから、前提条件として設定することが望ましい。ここでは政府の見通し等を参考に、表 A3-6 の通り設定した。また水素発電については、導入開始可能年を2030年とし、その建設コストはLNG火力発電と同等(12万円/kW)、発電効率は57%(HHV、2030年のLNG火力想定と同等)とした。

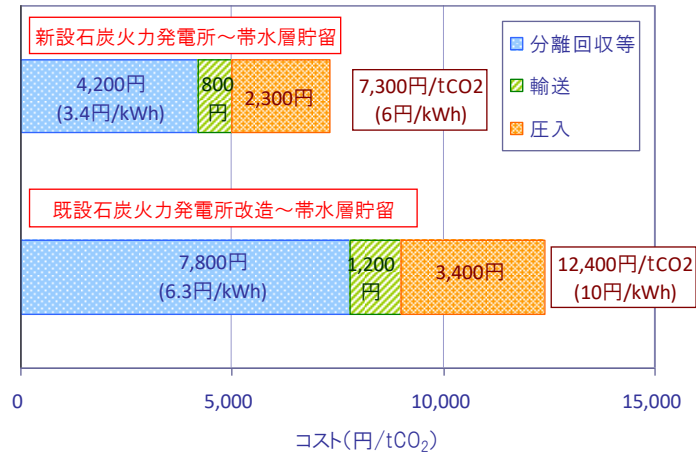


図 A3-3 CCS のコスト試算例 (RITE)

表 A3-6 再生可能エネルギーの導入想定

	単位: 億kWh		
	2010年	2030年	2050年
水力発電	894	1,175	1,175
太陽光発電	38	561	1,055
風力発電	43	334	504
地熱発電	26	168	310
バイオマス発電等	144	343	516
合計	1,145	2,581	3,560

(3) 自動車のコスト想定

自動車のコスト等は、末広他(2009)に準じて設定した(表 A3-7)。また、定置用燃料電池は今後普及の拡大に伴い、価格が大幅に低下することが見込まれる。このため、家庭用について現在の 280 万円/台から、2050 年には 50 万円/台となると想定し、産業・業務用についても同等の価格低下を想定した。なお現在市販されている定置用燃料電池は改質装置を含むものであるため、直接水素の供給を受ける場合には改質装置分のコストを控除して価格を設定した。

表 A3-7 自動車のコスト想定

車種	2005年の車両価格	2050年ごろのコスト推計
ガソリン車[GICEV]	\$13,600	\$14,000～\$15,600
ガソリンハイブリッド車[GICEHEV]	\$17,600	\$15,000～\$16,500
ディーゼル車[DICEV]	\$16,600	\$17,000～\$18,400
ディーゼルハイブリッド車[DICEHEV]	\$19,600	\$18,600～\$20,000
LPガス車[LPGV]	\$16,400	\$16,800～\$18,400
天然ガス車[CNGV] 注1	\$15,600～\$16,900	\$16,000～\$18,600
電気自動車[EV]	\$44,000 注2	\$24,900～\$25,500
燃料電池自動車[HFCV]	\$136,200	\$32,400～\$33,900
プラグインハイブリッド車[GICEPHEV]	\$37,000	\$17,400～\$18,900
プラグイン燃料電池車[HFCPHEV]	\$154,300	\$41,700～\$43,200

(4) 水素輸送インフラの想定

先に述べた通り、水素の導入は新しいエネルギー・システムを必要とする。これは、コスト面からは、水素の供給・輸送・分配等にかかるインフラのコストとして表される。

水素を日本に輸入する際には、まず荷揚げのコストがかかる。また、燃料電池車で用いるためには、水素ステーションを建設し、液体水素をローリーで送配するためのコストがかかる。これらについては、[新エネルギー・産業技術総合開発機構\(2012\)](#)などを元に設定した。更に、定置用燃料電池で利用するためには、需要地（家庭等）までのパイプライン建設のコストがかかる。これについては、大手ガス会社の有価証券報告書等をもとに、パイプライン建設費及び維持管理費等を設定した。

補論 3-3 水素供給を考慮した多地域最適電源構成モデルの概要

(1) エネルギー供給における水素の役割

水素は単体では天然にほとんど存在しない二次エネルギー源であるが、様々な一次エネルギー源から製造でき、貯蔵も比較的容易であること、利用段階でCO₂を排出しないこと、燃料電池を利用すれば高効率でのエネルギー利用が可能となることなどから、次世代のエネルギー源として利用技術の研究開発が進められてきた。民生部門や運輸部門においては燃料電池を用い、コージェネレーションシステムや自動車等として利用することが検討されているが、発電部門においては、燃料電池の他に直接燃焼による火力発電の燃料として利用することも検討されている。

水素の製造方法としては、水の電気分解や化石燃料の水蒸気改質、原子力（高温ガス炉）による熱化学分解などが存在する。水素を利用する段階では温室効果ガスは発生しないが、製造段階においては、電気分解の場合には発電時の化石燃料使用に応じて、また水蒸気改質では用いる化石燃料の種類に応じてCO₂が排出されることになる。但しその場合でも、発電時、もしくは水蒸気改質時にCCS技術を併用すれば、ほぼ「ゼロ・エミッション」で水

素を製造・利用できることになる。

日本では水素供給方法のオプションの一つとして、海外で化石燃料の水蒸気改質により水素を製造し、それを日本まで運搬することが検討されている。この場合、原料となるのは褐炭等の安価な石炭や天然ガスであり、それらの資源を有する国で採掘・水素製造を行い、発生した CO₂ は CCS 技術を用いて貯留した上で、日本国内まで運搬することが想定されている。世界全体の CO₂ 排出削減の観点からは、これは世界に遍在する CCS の導入ポテンシャルを有効利用するというに他ならない。即ち、少なくとも CCS に対する適性が高いとされる廃油ガス田を評価した場合、北米や豪州、中東等には極めて大きなポテンシャルが存在する一方で、日本や中国といった国々では利用可能性が限られている (Global CCS Institute, 2016)。仮に日本国内で CCS 導入の適地が限られている場合に、海外で CCS を行い、世界全体での CO₂ 排出量を削減するための方策として、輸入水素の利用が検討されている、ということになる。

この方法による「CO₂フリー」水素の製造コストの評価の試みもなされており (Ozawa et al., 2017)、日本への輸入価格はおよそ 30 円/Nm³ と見積られている (Yoshino et al., 2012; Kamiya et al., 2015)。このうち最も大きな比率を占めるのは水素製造及び水素輸送のための液化 (それぞれ総コストの 30%) であり、その他に燃料調達、CCS、輸送等のコストが含まれている。但しこの輸入水素による発電のコストはおよそ 16 円/kWh と、既存の火力発電や原子力発電よりは割高である。一方で、将来の最も野心的なコスト低減目標としては 20 円/Nm³ が提示されている (水野他, 2017)。水素の供給源としては、日本では現状で豪州の褐炭及び CCS 技術を用いた CO₂ フリー水素の製造・輸送が最も有望視されているが、一度輸送チェーンを構築すれば、例えば再生可能エネルギーの発電コスト低減に応じて、水素製造手段を再生可能エネルギーへとシフトすることも考えられる (Chapman et al., 2017)。

また、水素はタンクに直接貯蔵することが可能であるため、原理的には蓄電池としての役割も果し得る。即ち、仮に再生可能エネルギー発電に余剰が出た場合、その余剰分の電力を利用して水素を製造・貯蔵し、必要時に燃焼させて発電を行うことができる。また仮に将来的に燃料電池車や定置式燃料電池等、運輸部門や民生部門において水素の需要が拡大した場合には、この余剰電力由来の水素をその需要に充てることにより、全体として効率的なエネルギー利用を行い得る可能性がある。このように、供給面 (海外からの輸入や余剰電力からの製造)・需要面 (発電用や輸送用・民生用の利用) 双方において柔軟である点が水素システムの特徴であり、その利点を最大限に活用することにより、将来の CO₂ 排出大量削減下のエネルギー需給において大きな位置を占め得ることが期待されている。

将来の大幅な低炭素化に向けた取組は日本のほか、欧米でも進められており (IEA, 2019b)、エネルギー・システムの中でのモデル化の試みもなされている (Safaei and Keith, 2015; Almansoori and Betancourt-Torcat, 2016; PcPherson et al., 2018)。但し海外の研究事例には、日本で想定されているような輸入水素の利用をモデル化した試みは見られない。日本を対象とした水素のモデル化例としては山下他 (2014) や Pambudi et al. (2017) などがあるが、これらはエネルギー・システム全体の技術選択モデルである MARKAL モデルないし

TIMES モデル (Loulou et al., 2004; Loulou et al., 2016) を用いて検討が行われており、発電部門については詳細なモデル化がなされていない。一方で Komiyama et al. (2015) は日本における水素の利用について、余剰電力からの水素製造を想定して詳細な電源構成モデルを作成し、評価を行っているが、ここでのモデル化は日本の中での一地域のみに残り、また輸入水素については検討がなされていない。このようなことから、本研究は輸入水素・余剰電力からの水素双方を考慮した上で、発電部門での水素の利用可能性を詳細な電源構成モデルを用いて検討した初の試みであると言える。

(2) 内生変数

モデルの内生変数は表 A3-8 の通りである。

表 A3-8 内生変数

TC : Total annual cost, JPY/year
$X_{i,d,t}$: Power output, GW
$X_{Hi,d,t}$: Power output by hydrogen from tank, GW, $i \in \{0, \dots, 8\}$
K_i : Power generating capacity, GW
$Ap_{i,d}$: Available capacity, GW
$Mk_{m,i}$: Unavailable capacity due maintenance, GW
$Cha_{j,d,t}$: Charge to battery, GW
$Dis_{j,d,t}$: Discharge from battery, GW
$TP_{b,d,t}$: Electricity flows, GW
$Tn_{b,d,t}$: Electricity flows (reverse) , GW
$SS_{j,d,t}$: Electricity storage, GWh
KSl_j : Storage capacity in terms of GW
$KS2_j$: Storage capacity in terms of GWh
$VC_{n,d,t}$: Hydrogen usage in transport sector, etc., kWh-eq.

ここで、

d : day (1-365), t : time (1-144), n : node number (1-9), b : branch number (1-10), i : power generation plant (0-8:Hydrogen thermal, 9-17:Nuclear, 18-26:Hydro, 27-32: Geothermal, 33-41: Biomass, 42-50: Onshore wind, 51-59: Offshore wind, 60-68: Solar PV), j : storage facility (0-7: Pumped hydro, 8-16: NaS battery, 17-25: Li-ion battery, 26-34: Hydrogen storage), m : outage pattern (1-4)

(3) 目的関数

式 (A3-10) に示す年間の総システムコスト (各技術の固定費、可変費の総和) を目的関数

とする。発電所建設に必要な初期投資に関しては、日本政府による評価（[発電コスト検証ワーキンググループ, 2015](#)）を参考に実質割引率を3%として考慮し、ライフタイムを通じて平均した値を固定費として計上する。また本モデルでは、電力部門を運営する事業者の観点から、運輸用等の水素利用については、一定の価格 p_H で売却することが可能とした。この価格は輸入水素価格と同一と想定している。

$$\min TC = \sum_i \left(g_i p f_i K_i + \sum_{d,t} p v_i X_{i,d,t} \right) + \sum_j CS_j - p_H \sum_{n,d,t} VC_{n,d,t} \quad (\text{A3-10})$$

$$CS_j = g s 1_j p f s 1_j K S 1_j + g s 2_j p f s 2_j K S 2_j + p f s 3_j \frac{TCha_j}{cycle_j} \quad (\text{A3-11})$$

$$TCha_j = \sum_{d,t} Cha_{j,d,t} \quad (\text{A3-12})$$

ここで g_i : 年間固定費率、 pf_i : 初期投資単価(JPY/GW)、 pv_i : 可変費(燃料費)単価(JPY/GWh)、 $gs1_j$: 蓄電システムのGW容量固定費率、 $gs2_j$: 蓄電システムのGWh容量固定費率、 $pfs1_j$: 蓄電システムのGW容量単価(JPY/GW)、 $pfs2_j$: 蓄電システムのGWh容量単価(JPY/GWh)、 $pfs3_j$: 蓄電システムの可変費(JPY/GWh)、 $cycle_j$: 最大充放電回数、 p_H : 水素価格である。

(4) 制約条件

i. 需給バランス制約

各地域 (node) において、発電量に蓄電池から/への放電・蓄電量を差し引きし、系統間の連系線による融通量を加えた上で、送電ロス等を控除したものが電力需要に一致するものとする。即ち、全ての n 、 d 及び t に対し、

$$\sum_{i \in I_n} X_{i,d,t} + \sum_{i \in I_{Hn}} X_{H_{i,d,t}} + \sum_{j \in J'_n} Dis_{j,d,t} - \sum_{j \in J_n} Cha_{j,d,t} + \sum_b cc_{n,b} (Tp_{b,d,t} - Tn_{b,d,t}) - loss_{n,d,t} = load_{n,d,t} \quad (\text{A3-13})$$

ここで I_n : 節 n における発電設備(水素発電以外)の集合、 I_{Hn} : 節 n における水素発電設備の集合、 J_n : 節 n における電力貯蔵設備の集合、 J'_n : 節 n における電力貯蔵設備(水素タンク以外)の集合、 $cc_{n,b}$: 節 n とブランチ b を関連付ける行列、 $loss_{n,d,t}$: 送電ロス、 $load_{n,d,t}$: 電力需要(+配電ロス等)である。

ii. 設備容量制約

発電設備等のエネルギー供給機器の設備容量については、定期検査を考慮し、点検中には available な設備容量 $Ap_{i,d}$ が低下するものとする。ここでは需要の4季節間の変動を踏ま

え、図 A3-4 に示す 4 つの定期検査スケジュールを想定する。

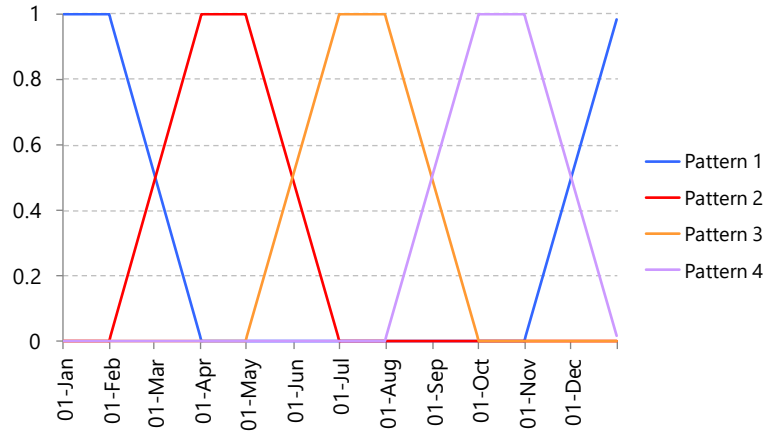


図 A3-4 定期検査によるプラント稼働停止の想定

全ての i に対し、

$$\sum_m urs_m Mk_{m,i} = (1 - upa_i) K_i \quad (A3-14)$$

$$urs_m = \frac{1}{365} \sum_d ur_{m,d} \quad (A3-15)$$

ここで $ur_{m,d}$: 補修に伴う停止比率、 upa_i : 年間設備利用率である。
また全ての i 及び d に対し、

$$\sum_m ur_{m,d} Mk_{m,i} \geq (1 - upp_i) K_i \quad (A3-16)$$

$$Ap_{i,d} + \sum_m ur_{m,d} Mk_{m,i} = K_i \quad (A3-17)$$

ここで upp_i : 最大日設備利用率である。

また水力及び地熱発電について、全ての i 及び d に対し

$$X_{i,d,t} \leq u_{i,d,t} K_i \quad (A3-18)$$

ここで u_i : 水力及び地熱発電の想定設備利用率である。

また水力・地熱発電以外については、全ての i 及び d に対し、

$$X_{i,d,t} \leq Ap_{i,d} \quad (\text{A3-19})$$

更に、全ての j 、 d 及び t に対し、

$$Cha_{j,d,t} + Dis_{j,d,t} \leq us1_{j,d}KS1_j \quad (\text{A3-20})$$

$$SS_{j,d,t} \leq us2_{j,d}KS2_j \quad (\text{A3-21})$$

ここで $us1_i$: 電力貯蔵システムの GW 設備利用率、 $us2_i$: 電力貯蔵システムの GWh 設備利用率である。

iii. 設備容量上下限制約

各設備については、上限・下限の制約を設定する。即ち、全ての i に対し、

$$K_{low,i} \leq K_i \leq K_{up,i} \quad (\text{A3-22})$$

また全ての j に対し、

$$KS1_{low,j} \leq KS1_j \leq KS1_{up,j} \quad (\text{A3-23})$$

$$KS2_{low,j} \leq KS2_j \leq KS2_{up,j} \quad (\text{A3-24})$$

ここで $K_{low,i}$, $KS1_{low,j}$, $KS2_{low,j}$: 設備利用率下限、 $K_{up,i}$, $KS1_{up,j}$, $KS2_{up,j}$: 設備利用率上限である。

iv. 供給予備率制約

本研究では、風力及び太陽光発電については出力変動に大きな不確実性があるため、供給予備率として考慮しないこととしている。即ち、火力、原子力もしくは蓄電池によって供給予備率制約を達成することになる。

全ての n 及び d に対し、

$$\sum_{i \in I_n} Ap_{i,d} + \sum_{j \in J_n} us1_{j,d}KS1_j \leq (1 + \delta) \max(load_{n,d,t}) \quad (\text{A3-25})$$

ここで δ : 供給予備率 (8%) である。

v. 負荷追従制約

各電源はそれぞれの発電方式の相違により、単位時間当りの出力の最大増加・減少率が異なる。この効果により、状況に応じて、応答の早い火力がより応答の遅い原子力等に比べて好まれることとなる。

$$X_{i,d,t+1} \leq X_{i,d,t} + inc_i A p_{i,d} \quad (A3-26)$$

$$X_{i,d,t+1} \geq X_{i,d,t} - dec_i A p_{i,d} \quad (A3-27)$$

ここで inc_i : 10 分間の最大上昇率、 dec_i : 10 分間の最大下降率である。

vi. 充放電制約

充放電の効率や自己放電率は蓄電池の種類によって異なるため、各蓄電池ごとに設定する。また充放電の速度については C-rate によって設定する。

$$SS_{j,d,t+1} = (1 - sd_j) SS_{j,d,t} + \sqrt{eff_j} Cha_{j,d,t} - \frac{1}{\sqrt{eff_j}} Dis_{j,d,t} \quad (A3-28)$$

$$SS_{j,d,t} \leq m_j u_{j,d} SK1_j \quad (A3-29)$$

ここで sd_j : 自己放電率、 eff_j : サイクル効率、 m : 蓄電システムの GWh/GW 比である。また

$$Cha_{j,d,t} \leq crate_j SK2_j \quad (A3-30)$$

$$Dis_{j,d,t} \leq crate_j SK2_j \quad (A3-31)$$

ここで $crate_j$: 蓄電池の C レートである。

vii. 水素バランス制約

本モデルでは、水素タンクについては他の貯蔵方式と同様に扱っている。但しタンクから放出された水素は水素発電、もしくは運輸用・民生用等において利用されるものとする (上述の通り、後者については一定の価格 p_H で販売されるものと想定しており、販売量に制約は設けない)。水素のバランス式は以下の通りである。

全ての n 、 d 及び t に対し、

$$\sum_{i \in J_{Hn}} Dis_{j,d,t} = \frac{1}{eff_H} \sum_{i \in I_{Hn}} X_{Hi,d,t} + VC_{n,d,t} \quad (A3-32)$$

ここで J_{Hn} : 節 n における水素貯蔵タンクの集合 eff_H : 水素火力発電効率である。

補論 3-4 発電コストの想定

本研究では、発電コストについては、4章の検討に従い、基本的に発電コスト検証ワーキンググループ(2015)に準じるとともに、太陽光及び風力については将来にわたるコストの低減を考慮して高位・中位・低位の3ケースを設定した。発電コストの想定を表 A3-9～表 A3-11 に示す

表 A3-9 発電コストの想定 (原子力及び水素火力)

	Nuclear	Hydrogen thermal		
		High	Medium	Low
Unit construction cost (thousand JPY/kW)	420	120		
Lifetime (year)	40	40		
Annual O&M cost rate	0.057	0.024		
Efficiency	1.00	0.57		
Own consumption rate	0.04	0.02		
Fuel cost (JPY/specific unit)	2	126	84	42
Heat content (kcal/specific unit)	860	13,141		
Maximum Increase rate of output	0.02	0.44		
Maximum Decrease rate of output	0.02	0.31		
Seasonal peak availability	0.90	0.95		
Annuual average availability	0.80	0.80		
Share of daily start and stop (dss)	0.00	0.50		
Minimum output level (mol)	0.30	0.30		
Specific unit	kWh	kg		

表 A3-10 発電コストの想定 (水力、地熱及びバイオマス)

	Hydro	Geothermal	Biomass
Unit construction cost (thousand JPY/kW)	640	790	398
Lifetime (year)	40	40	40
Annual O&M cost rate	0.011	0.044	0.081
Maximum increase rate of output	0.05	0.05	0.3
Maximum decrease rate of output	0.05	0.05	0.5

表 A3-11 発電コストの想定（風力・太陽光）

	Solar PV			Onshore wind			Offshore wind		
	High	Medi-um	Low	High	Medi-um	Low	High	Medi-um	Low
Unit construction cost (thousand JPY/kW)	188	169	143	284	212	181	446	360	308
Lifetime (year)	30	30	30	20	20	20	20	20	20
Annual O&M cost rate	0.008	0.008	0.009	0.017	0.017	0.017	0.040	0.040	0.040

(d) その他のコスト

その他のコストについては各種文献を参考に、表 A3-12 の通り設定した。ここでは、高位ケースとして一般的に将来低減するとされる値、中位ケースとして諸文献に見られる最も野心的なコスト低減目標を想定した。まず輸入水素については、日本における既往の評価結果 (Yoshino et al., 2012; Kamiya et al., 2015) 及び将来の最も野心的なコスト削減目標 (水野他, 2017) を、NaS 電池及び Li-ion 電池については IRENA (2017b) を、水電解装置については FCH JU(2014a) を、水素タンクについては FCH JU(2014b) を参考に高位ケース及び中位ケースの想定を置いた。

また参考のため、低位ケースとして、コストが中位ケースの半分になるケースを想定した。

表 A3-12 その他のコスト想定

	Unit	Current costs	2050 assumptions		
			High	Medium	Low
Imported hydrogen	JPY/Nm ³	—	30	20	10
NAS battery	USD/kWh	435	200	100	50
Li-ion battery	USD/kWh	1,739	739	100	50
Electrolysis	USD/kW	2,181	793	462	231
Hydrogen tank	Euro/kg	3,000	600	500	250

蓄電設備に関する諸想定は表 A3-13 の通りである。水素タンクについては Komiyama et al. (2015) と同様、地上に設置することを想定している。タンクに貯蔵する際の圧縮に係るエネルギー損失が存在するため、ここに記される「効率」は 1 よりも小さな値となっている。

表 A3-13 蓄電池の諸特性に関する想定

	Pumped Hydro	NaS	Li-ion
Unit kW construction cost (thousand JPY/kW)	200	-	-
Annual O&M cost rate for kW capacity	0.01	-	-
Unit kWh construction cost (thousand JPY/kWh)	1	Shown in Table 5	
Annual O&M cost rate for kWh capacity	0.01	0.01	0.01
Lifetime	60	15	15
Unit non durable material cost (thousand JPY/kWh)	0	16	80
Lifecycle (times)	-	4500	3500
Cycle efficiency	0.7	0.85	0.85
Self discharge loss (1/hour)	0.0001	0.001	0.001
Maximum kWh ratio to kW	6	∞	∞
C-rate	-	0.14	2.00

また地域間連系線の建設費用については、電力広域的運営推進機関による計画（[電力広域的運営推進機関, 2016](#); [電力広域的運営推進機関, 2017](#)）を参考に、AC について 3.4 万円/kW、DC について 25.3 万円/kW と想定した。

補論 4 累計残余需要による電源間の代替の推計

5章で示した通り、蓄電設備の必要量は「無風期間」の長さによって決定され、それは累計残余需要を用いた推計によって正確に推計することができる。本補論では、この蓄電設備の必要量の変化が、どのように各電源及び蓄電システム間の代替を決定しているかについて述べる。

補論 4-1 VRE 間の選択

最適解における太陽光発電設備と風力発電設備の導入量は、それぞれの設備が 1GW 増加した場合に、どの程度電力貯蔵システムの導入量を低減できるかによって推測される。この状況を概念的に図示すると図 A4-1 のようになる。この図では縦軸に PV 導入量、横軸に洋上風力導入量として、蓄電池導入量（水素貯蔵ない場合）の等高線を示している。

陸上風力発電と太陽光発電の年間費用（初期費用を割引率と稼働年数を考慮の上で単年の費用に換算し、運転維持費等を加えたもの：ただし本研究では簡単のため、運転維持費等はなく、単年換算の初期費用のみ考慮している）の比を R_1 とする。本研究での想定では $R_1=3.5$ となる。ここで、仮に蓄電池導入量が決定されている場合には、図 A4-1 左に示すように、傾きが $-R_1$ の直線と等高線が接する点が最適な PV・陸上風力の導入量になる。

また、仮に PV 導入設備容量が例えば 239GW で固定されている場合には、図 A4-1 右に示すように、洋上風力発電の導入量が大きくなるにつれてバッテリーの導入量が小さくなる。この曲線の傾きが洋上風力発電とバッテリーの年間費用の比 $-R_2$ に一致する点が、最適な洋上風力及びバッテリーの導入点であると考えられる。

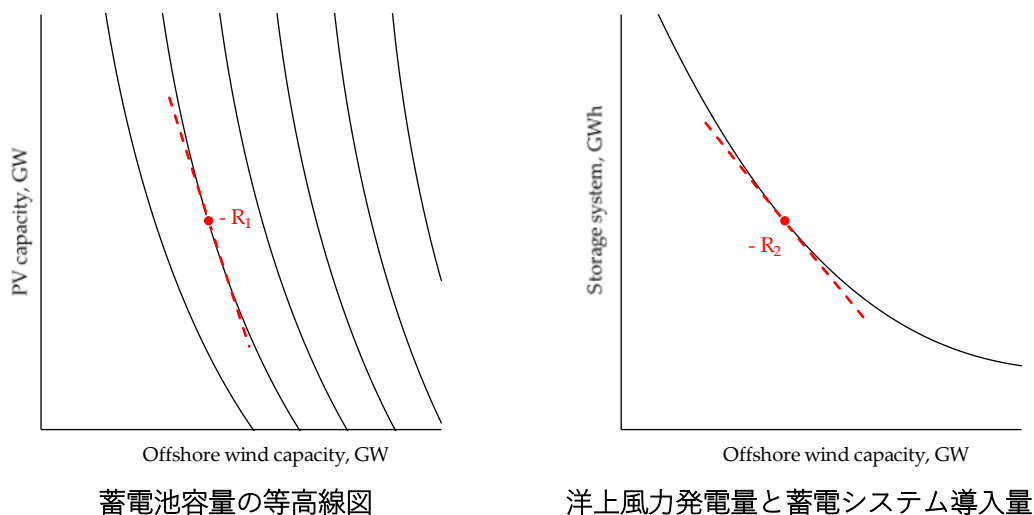


図 A4-1 設備導入量決定メカニズムの概念図

具体的に、5章で示した累計残余需要によるバッテリー導入推計量を用いて、Case A について等高線を描くと図 A4-2 のようになる。ここでは費用最小となる点を赤い点で示し、参考のためその点を中心とした傾き $-R_1$ を赤い破線で示している。多くの年では傾きの絶対値はほぼ全ての点で R_1 よりも小さく、従って太陽光の導入量は上限の239GWとなり、その上で図 A4-1 右に示すように、洋上風力と蓄電池の兼ね合いで最適導入量が決定される。しかし稀に2007年データのように、等高線の傾きが R_1 と等しくなる点がPV導入量<239GWで存在する場合があります、その際には太陽光が上限まで導入されない。

図 A4-2 における等高線の傾きは、「無風期間」における発電量の比に対応している。即ち、もしその数日間の間にもたまたま太陽光発電量が(比較的)大きいならば、太陽光発電設備を増加することによって蓄電池の必要量を大きく低減できるため、等高線の傾きは小さくなる。洋上風力発電の発電量が大きいならば、その逆となる。

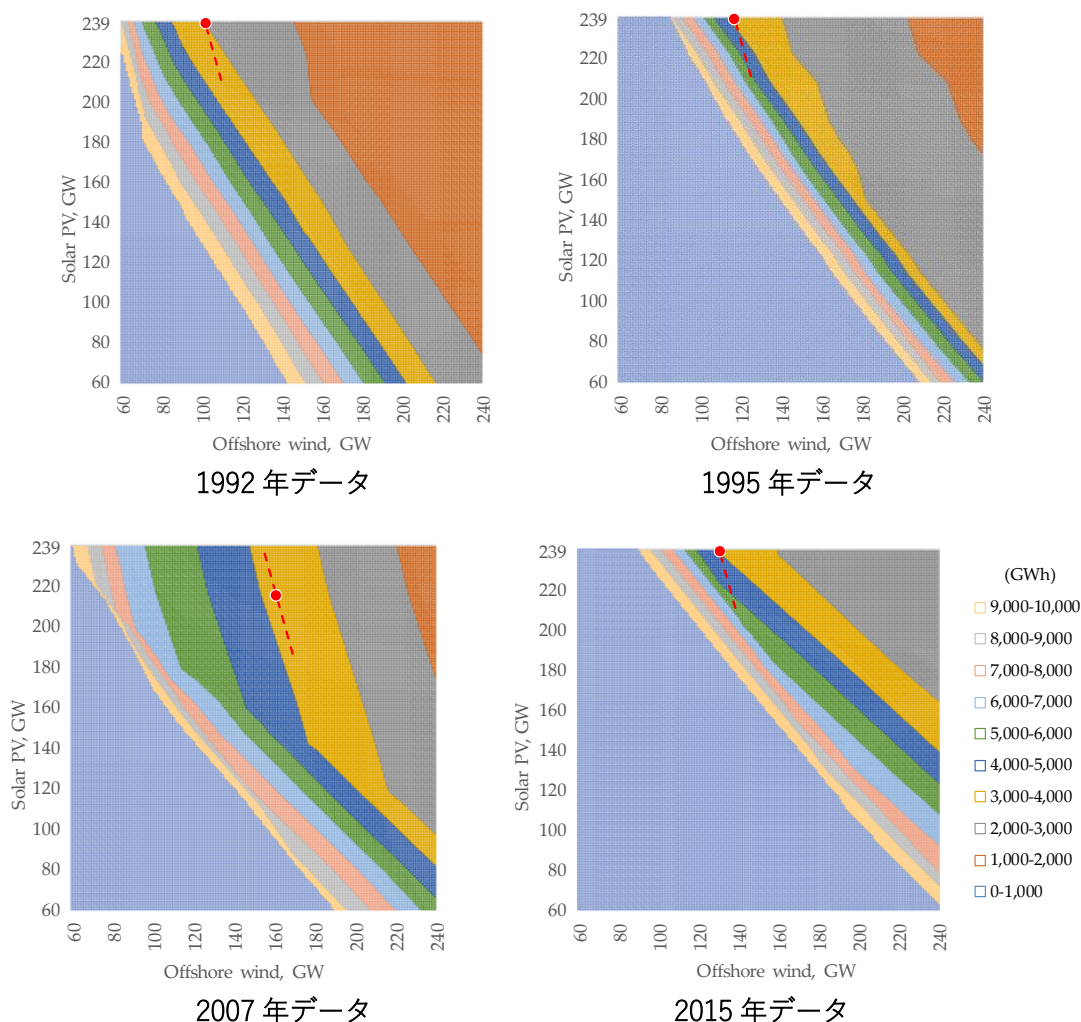


図 A4-2 蓄電池容量の等高線図の例 (洋上風力と太陽光の代替)

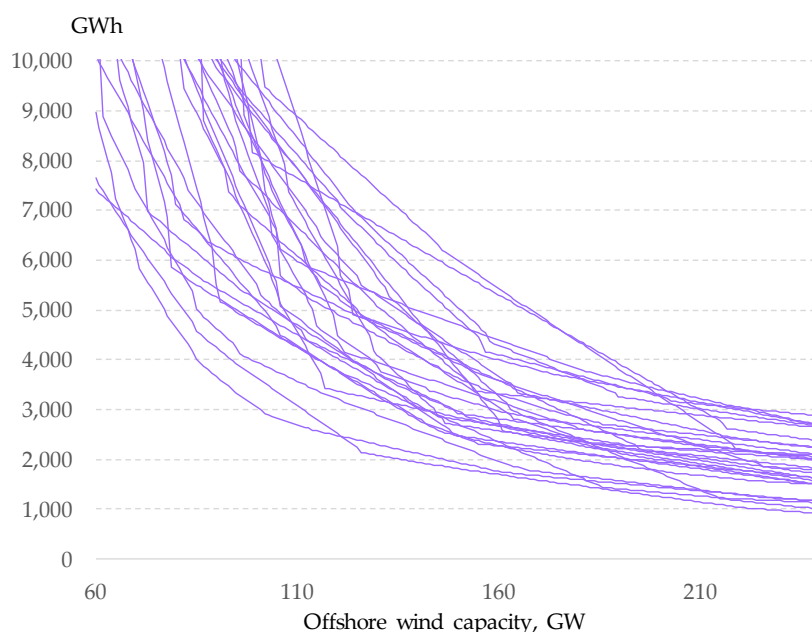


図 A4-3 洋上風力発電と蓄電システム導入量の例 (PV 導入量 = 239GW)

これらの推察が概ね妥当であることは、簡単な数値計算により確かめることができる。即ち、PV・洋上風力導入量を変化させてバッテリーの導入量を簡易推計し、それをを用いて、 $R_1=3.5$ 、 $R_2=34.3$ GWh/GW の条件化での最適解を求めることができる。これは、PV の導入量を C_{PV} 、陸上風力の導入量を C_{WO} 、洋上風力の導入量を C_{WF} とし、累計残余需要によるバッテリーの導入推定量を $f(C_{PV}, C_{WO}, C_{WF})$ としたときに、 C_{WO} は上限値の $C_{WO_{max}}=271$ GW で一定と仮定して、

$$C = C_{PV} + R_1 C_{WF} + \frac{R_1}{R_2} f(C_{PV}, C_{WO_{max}}, C_{WF}) \quad (\text{A4-1})$$

を最小にする C_{PV} 及び C_{WF} を求めることに相当する。

このようにして求められた PV・洋上風力導入量をモデル解と比較すると図 A4-4 左のようになり、実際に上記のメカニズムによって概ね太陽光・洋上風力の導入量が決定していることを確認することができる。更に、バッテリーではなく水素貯蔵を行う場合 (Case B) についても同様に簡易推計値を用いて最適の PV・洋上風力導入量を求めることができ、(この場合 R_1 は同じだが、 $R_2=477$ GWh/GW になる)、これによってモデル試算結果を概ね再現できることがわかる (図 A4-4 右)。

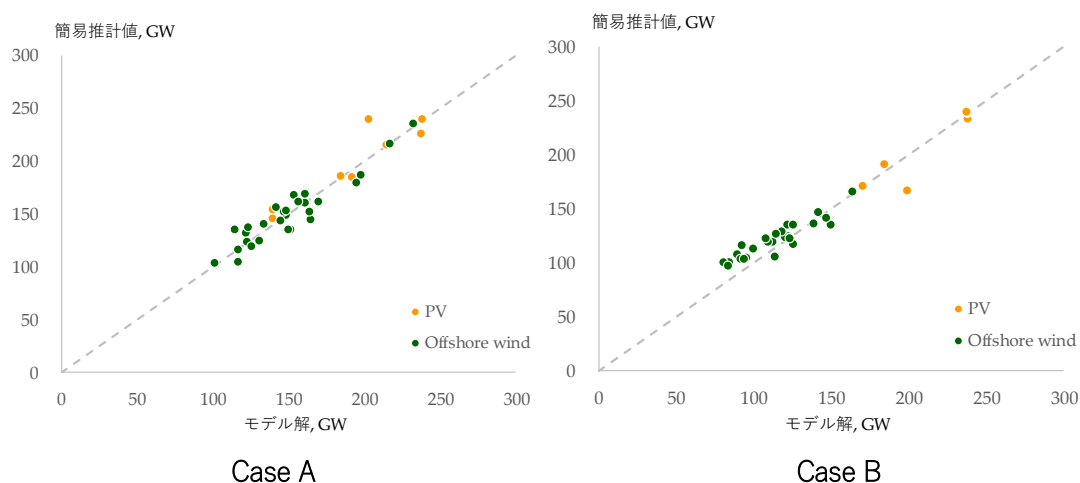


図 A4-4 気象条件を用いた簡易試算による PV・洋上風力導入量とモデル解との比較

補論 4-2 電力貯蔵システム間の競争

5-3 節で示した Case C-0 ではバッテリーと水素貯蔵の双方を想定しており、双方を最適に利用することにより、どちらかのみを用いる場合に比べて電力システムコストを低減することができる。この両者の貯蔵システム間の競争はより複雑である。

バッテリーと水素貯蔵システムの両者が最適に存在している場合、前者は短期の需給変動に対応して運用されるものと考えられる。いま容量 C_B のバッテリーが存在し、これが 1 度充電され、放電された場合、それに伴う電力ロス量は

$$\Delta E_B = l_B C_B (1 - e_B) \quad (\text{A4-2})$$

で与えられる。ここで l_B はバッテリーの設備利用率、 e_B はバッテリーのサイクル効率である。これに対し、同じ容量 C_B に相当する一度の充放電を水素貯蔵システムによって行った場合、その電力ロス量は

$$\Delta E_H = l_B C_B (1 - e_H e_G) \quad (\text{A4-3})$$

となる。ここで e_H 、 e_B は水電解の効率及び水素発電効率である。これらの差

$$\Delta E = \Delta E_H - \Delta E_B = l_B C_B (e_B - e_H e_G) \quad (\text{A4-4})$$

が、水素貯蔵をバッテリーで代替することによるエネルギーロスの削減量である。仮に毎日1度、容量 C_B のバッテリーを運用した場合には、1時間当りの電力貯蔵ロス削減分は $\Delta E/24$ となる。

但し実際のモデル解では、 C_B のバッテリーが導入された場合でも毎日フルに運用されるわけではない。上述の通り、実際のモデル解では、昼夜の変動とともに1週間の中の変動もバッテリーによって対応する運用となる。実際にどの程度バッテリーが稼働するかは具体的な運用条件に依存する。ここではバッテリーの運用率として定数 α ($0 < \alpha < 1$) を考え、1時間当り $\alpha \Delta E/24$ の電力貯蔵ロスが可能になると想定する。この場合、本文中の式(5-6)に示す累計補正残余需要 Q_t の代りに、

$$Q'_t = \sum_{T=1}^t \left(R'_t + \frac{\alpha \Delta E}{24} \right) \quad (\text{A4-5})$$

を用いることで、同様に水素貯蔵システムの必要量を簡易推計することができる。

ここでは Cases C-0 及び C-N0 を対象とし、 $\alpha=0.75$ と仮定して、更に C_B としてはこれらのケースにおけるバッテリーの導入量を想定して水素貯蔵システムを推計すると、図 A4-5 左の通り概ねモデル解と同程度の値が得られることを確認することができる。但し実際には α は定数ではなく、条件に従って変化すると考えられ、 C_B が小さいときには α は 1 に近く、大きくなるほど小さくなることが予想される。

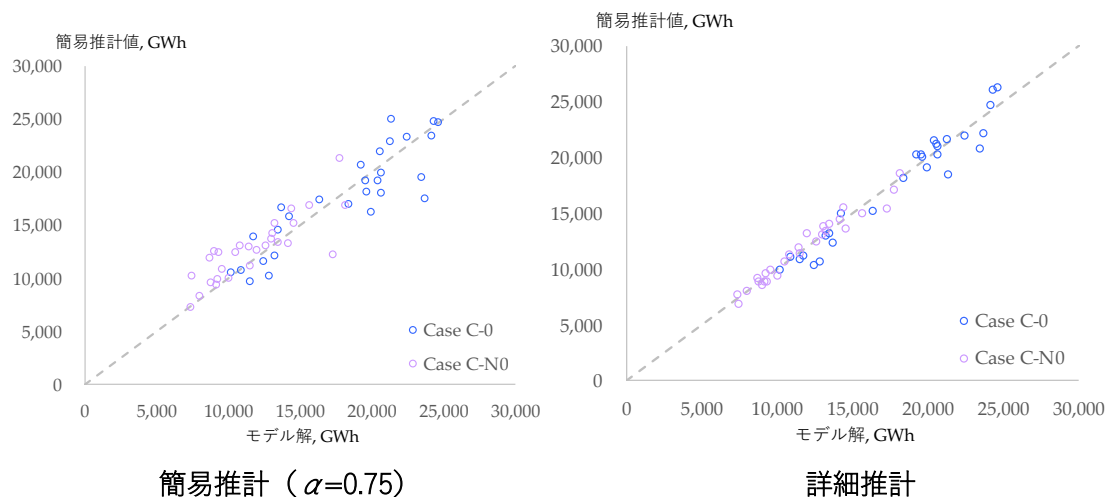


図 A4-5 Case C-0 の水素貯蔵システム必要量推計結果

一方で、バッテリーの空き容量が存在する限りはそれを使用し、それを上回る貯蔵が必要となった場合には水素貯蔵を用いる、という簡易シミュレーションを行うことは容易であ

り、仮にそれをした場合には図 A4-5 右に示す通り、単に $\alpha=0.75$ とした場合よりも良い一致を示すことになる。ここで重要なことは、気象条件及びバッテリーの容量を想定すると水素貯蔵システムの必要量が一意に定められるということである。

α が実際にどのような値になるかについては、図 A4-5 左に示す試算で α を変化させ、右に示すより詳細な試算結果と一致するような α を求めることで評価することができる。これを行うと図 A4-6 のようになる。気象条件によって α の値は異なるものの、実際に C_B が増加するにつれ α が減少する傾向を見ることができる。図中赤い点で示した 28 年間の気象データの平均値を、以下の Logistic 曲線

$$\alpha = 1 - \frac{K}{1 + a \exp(-bC_B)} \quad (\text{A4-6})$$

で近似するよう、最小自乗法によってパラメータを求めると、 $K=0.543$ 、 $a=43.8$ 、 $b=0.00477$ となる（図 A4-6 の赤い実線）。

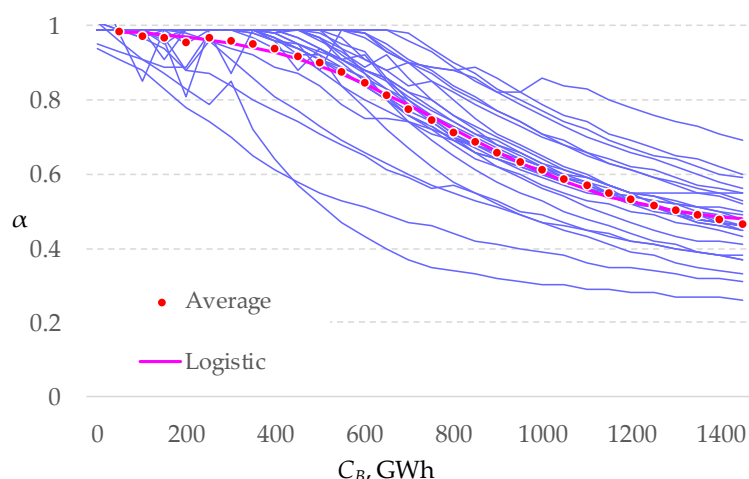


図 A4-6 α の変化

式(A4-6)を想定するならば、気象条件とバッテリーの容量から水素貯蔵設備の導入量を一意に定めることができるため、この関係性を用いて費用最適なバッテリーと水素貯蔵設備の導入量を推定することが可能である。具体的には、ある気象条件において、横軸にバッテリー導入量、縦軸に水素貯蔵システムの導入量を示すグラフに対して、傾き（多くの場合負の値となる）の絶対値が、バッテリーと水素貯蔵システムとの年間費用の比（今の場合 7.8 程度）と一致する点が最適導入量になる。これを求めると図 A4-7 のようになる。バッテリー導入量については気象条件の変化による影響を十分に模擬できているとは言えないが、平均的な導入量の規模は概ね合っていると見ることができる。一方で水素貯蔵システムの

導入量は簡易推計値とモデル解との相関がより強くなっている。これは、導入量の規模の違いから、バッテリー導入量の変化が水素貯蔵システム導入量に与える変化は水素貯蔵システム導入量の規模自体からみるとさほど大きくないことと関係していると思われる。いずれにせよ、 α の値の不確かさに応じてばらつきは見られるものの、バッテリーと水素貯蔵の間の競合は概ね本節で述べたメカニズムによって生じていると推定される。

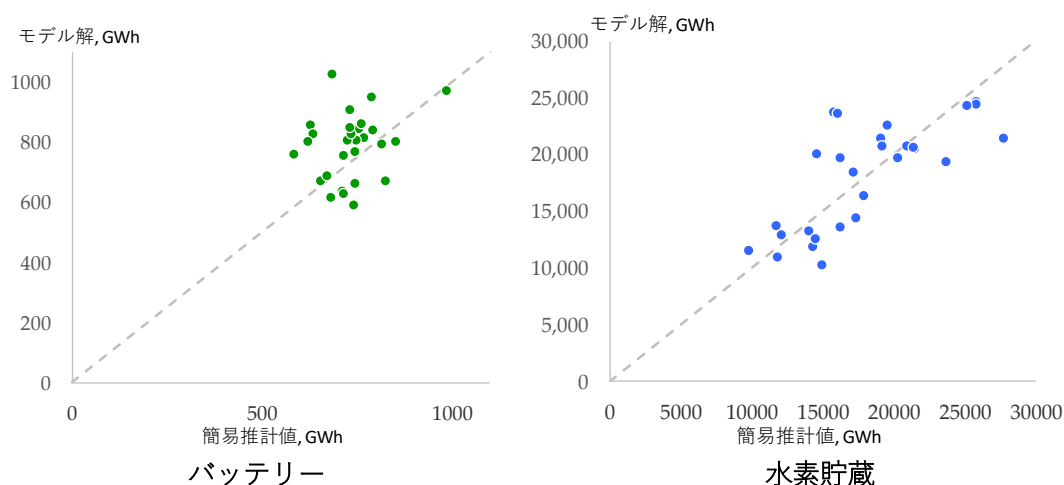


図 A4-7 Case C-0 の水素貯蔵システム必要量推計結果

補論 4-3 Firm 電源と蓄電池の代替

今回の試算結果では全ての気象条件において、原子力発電設備容量をゼロとせず、一定の上限制約を置く場合には、上限まで原子力が導入される。水素火力発電も同様であり、多くの場合最大限に設備が利用される。本節では、VRE に対して、原子力等、安定的に稼働することが期待される設備（ここでは Firm 電源と呼ぶ）がどのような条件で導入されるかについて検討する。

VRE の導入量が仮に固定されていた場合、上述の「無風期間」に対応するために、蓄電システムによって対応するか、Firm capacity によって対応するかのいずれかの選択になる。ここで、Firm capacity の導入による蓄電システムの必要量削減効果は一定ではなく、気象条件に応じて変化するものとなる。具体的には、蓄電システム必要量の減少分は式(5-10)で与えられる補正距離 ΔT_c に比例し、無風期間が長いほど、その効果が大きくなる。 ΔT_c は図 5-28 に示す累計補正残余需要の極小点から極大点までの水平距離を補正した値であるため、概ね一定の値を示すが、Firm capacity の値が増加するにつれ図 5-28 の $\max X_t$ の値が減少し、ある点を越えると年間の別の、一般的にはより短い無風期間へと $\max X_t$ が発生する時期が移行する。このため、Firm capacity C_F の増加に従い、 ΔT_c は例として図 A4-8 (Case A, 2000 年データ) に示すような階段状の形状により減少する。 ΔT_c がある一定の値よりも小さくなると Firm capacity の効果が小さくなるため、その導入による便益が費用を下回ること

になる。このメカニズムによって、最適な Firm 電源の導入量が決定されることになる。

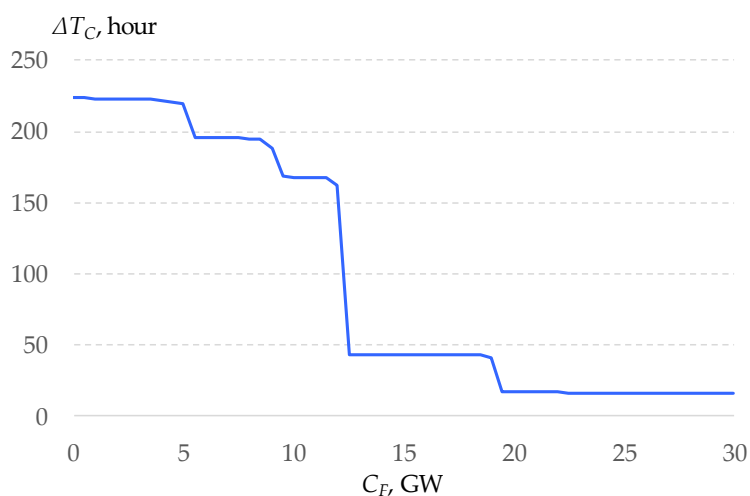


図 A4-8 Firm capacity C_F による ΔT_c の変化 (Case A、2000 年データ)

但し、この関係を簡易試算によって正しく再現することは、必ずしも容易ではない。いま Firm 電源の設備利用率を l_F とすると、Firm 電源を ΔC_F 増加させた場合、蓄電システムの必要量は $\Delta C_S = l_F \Delta T_c \Delta C_F$ だけ減少する。従って、Firm capacity とバッテリーとの年間コストをそれぞれ K_F 及び K_S とすると、

$$l_F \Delta T_c = \frac{K_S}{K_F} \quad (\text{A4-7})$$

となる点が最適点となる。ここで注意すべきことは、本研究で扱っている日本の場合、Firm 電源は概ね需要地と同じグリッドの中に配置することができるのに対し、VRE、特に風力発電ポテンシャルは北海道などの遠隔地に多く存在するため、Firm 電源を導入することによって送電設備の増強を抑制できる、ということである。具体的にどの程度の送電設備増強を抑制できるかは詳細な前提条件に依存し、このために K_F を簡易試算から正確に推定することはできない。但し第一次的な近似としては、1GW の firm capacity によって概ねそれと同等の 1GW 分の連系線が節約できると考えられ、この場合には Firm 電源 1GW の費用から、連系線 1GW の費用（それぞれ単年費用に換算）を差し引いた値が式(A4-7)の K_F を与えることになる。

Case A 及び Case B では再エネ 100%を想定し、Firm capacity をゼロとし全て電力貯蔵システムによって対応していたが、一定程度までの Firm capacity が存在する場合には、全体のコストがより小さくなる。これらのケースで VRE の発電設備容量を固定し、一方で原子力発電設備容量を自由にすると、図 A4-9 に示す通り、気象条件によって変化するものの、

平均でそれぞれ 38GW (Case A) 及び 32GW (Case B) の原子力導入が行われる。上述の簡易推計によってこれを模擬した場合、上に述べたような不確実性に伴い正確に再現することはできないが、図 A4-9 の点線に示す通り、概ねオーダーとしては同程度の値になる。

これらのケースでは Case A 及び Case B での再エネ導入量を固定しているため、この最適原子力導入量は、再エネのコストが変化しても変わらない。また、再エネ導入量が増える条件で最適解を計算すると、一般的には原子力の導入量は図 A4-9 の結果よりも大きくなる、とも言える。即ち、再エネのコストが非常に低下したとしても、電力の安定供給のためには一定程度の安定電源が必要となることを、これらの結果は示している。但し同じ安定電源の中でも、もしコストが同一であるならば原子力のような比較的硬直的な電源よりも、より柔軟性に優れた火力発電の方が望ましいことは言うまでもなく、実際にどのタイプの安定電源を導入することが最適解であるかはそれらのコスト次第であるとも言える。

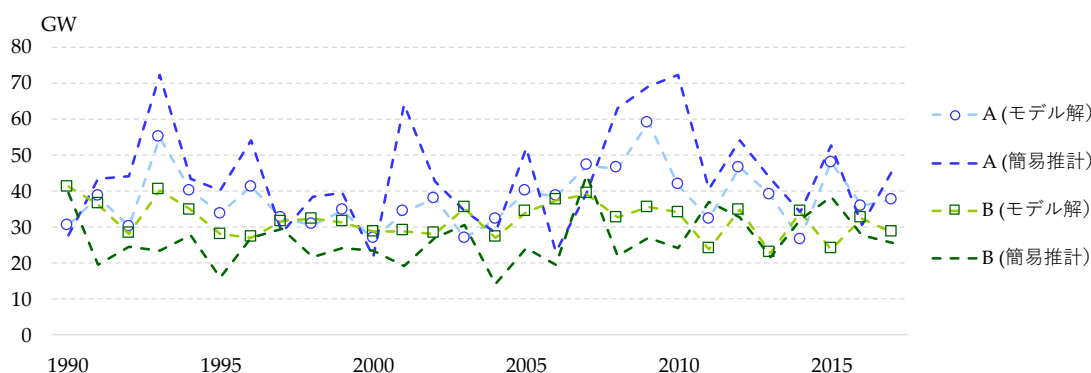


図 A4-9 Firm 電源の最適導入量 (Cases A and B)

補論 4-4 Firm 電源と VRE の競合

日本を対象とした本研究での計算では、多くのケースで陸上風力・太陽光が最大値の合計 510GW まで導入され、それ以上は洋上風力が導入される。ここで、510GW から更に VRE を増やすか、Firm 電源容量を増やすかどちらがコスト最小になるかは、補論 4-1 節で示した VRE 間の競合と同様に、蓄電池の導入量によって推計することができる。即ち、図 A4-1 の左と同様の図において、横軸に Firm 電源容量、縦軸に VRE 導入量（ここでは 510GW 以上は洋上風力と想定）をとったとき、ある蓄電池の導入量を仮定した場合の Firm capacity と VRE の導入量は、5-3 節に示した簡易推計によって描かれる蓄電池導入量の等高線と、年間費用の比を傾きとする直線との接点として求めることができる。例として 1993 年、2006 年、2010 年及び 2014 年のデータを図 A4-10 に示す。本研究の前提条件では原子力の単年費用と洋上風力の単年費用の比は 1.4 程度であり、参考のためこの傾きを赤い点線で図中に示している。このように、多くの場合で等高線の傾きはかなり大きく、従って最適解は接点ではなく、VRE 導入量が最小となる 510GW が最適解となる。

VRE 導入量を 510GW (陸上風力と太陽光のみ) で固定した場合の等高線の傾きを、気象

条件ごとに示すと図 A4-11 のようになり、Case A で平均 8 程度、Case B で平均 9 程度である。従って仮に原子力/洋上風力の年間コスト比 (1.4) が数倍程度に上昇したとしても、依然として原子力が競争力をもつことになる。図 A4-9 と同様に図 A4-11 は、VRE の導入量が極めて大きい状況下では、原子力発電のコストが現在の想定よりもかなり上昇したとしても、依然としてその導入が総システム費用を削減し得ることを示している。このような状況は、5-3 節で述べたように、原子力発電の限界容量価値 (容量制約のシャドウプライス) が非常に高いという結果と整合的である。

VRE 大量導入時の Firm capacity の限界容量価値は、無風期間内における VRE の発電量によって定められる。即ち、無風期間内であっても比較的 VRE 出力が高めである場合には、VRE 発電設備を追加的に導入すれば蓄電池の必要量を低減させ得るため、Firm capacity の限界容量価値は比較的小さくなる。逆に、仮に無風期間内のある時点で VRE 発電量が真にゼロであるような場合には、Firm capacity の限界容量価値は非常に大きなものとなり得る。

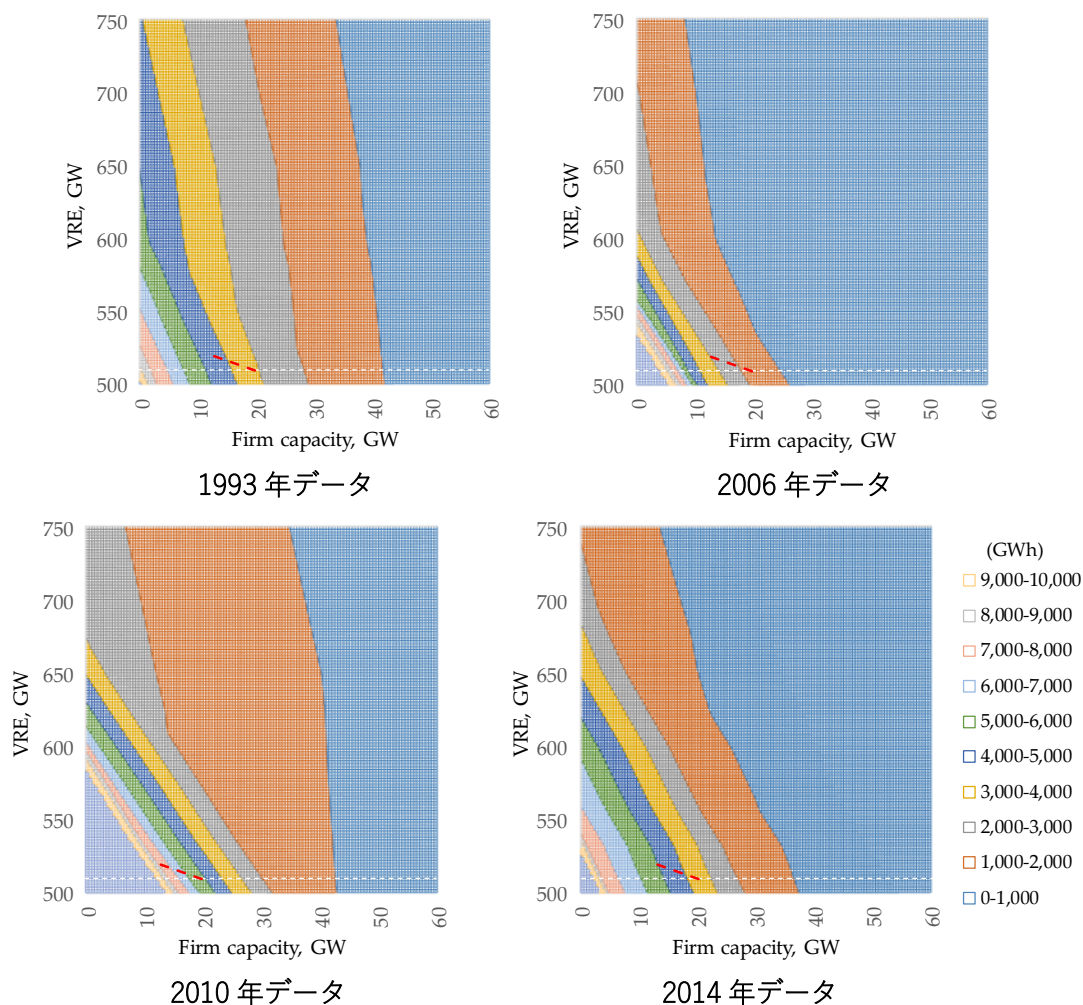


図 A4-10 蓄電池容量の等高線図の例 (Firm capacity vs. offshore wind)

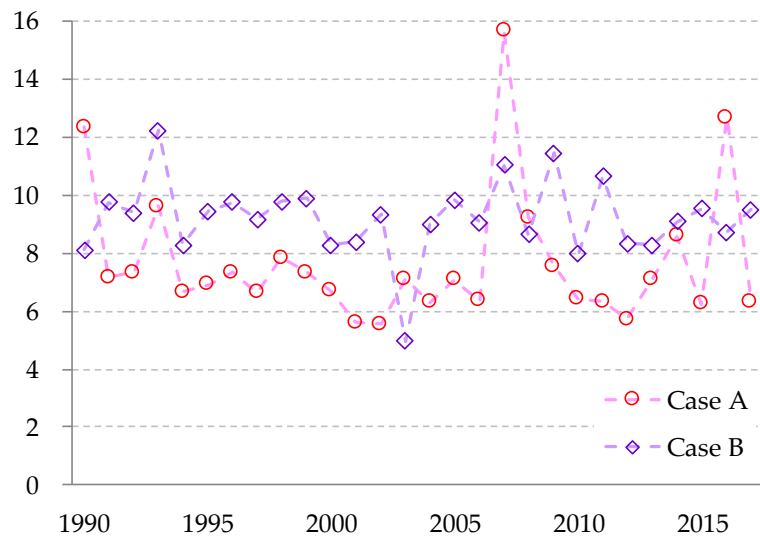


図 A4-11 VRE 導入量 510GW での等高線の傾き (Case A 及び B)

参考文献

[和文文献]

- 秋元圭吾, 佐野 史典, 2017. パリ協定 2°C目標から見た我が国の 2050 年排出削減目標に関する分析, 『エネルギー・資源学会論文誌』, 38(1), 1-9.
- 新田目倭造, 2018. 太陽光、風力発電の安定供給コスト, 『電気学会論文誌 B』, 138(6), 451-459.
- 宇田川佑介, 西辻裕紀, 荻本和彦, 大竹秀明, Joao Gari da Silva Fonseca Junior, 大関崇, 池上貴志, 福留潔, 2017. 出力予測を考慮したユニットコミットメントによる太陽光発電出力制御必要量の分析, 『電気学会論文誌 B』, 137(7), 520-529.
- 大島堅一, 2010. 『再生可能エネルギーの政治経済学』, 東洋経済新報社.
- 荻本和彦, 片岡和人, 占部千由, 斉藤哲夫, 2017. 日本における揚水発電所の System Value (II), 『平成 29 年電気学会 B 部門大会講演論文集』, 149.
- 荻本和彦, 占部千由, 斉藤哲夫, 2018. 2050 年に向けた日本のエネルギー需給検討: 将来の再生可能エネルギー100%の可能性と課題, 『第 34 回エネルギーシステム・経済・環境コンファレンス講演論文集』, 31-5.
- 温室効果ガスインベントリオフィス, 2019. 日本国温室効果ガスインベントリ報告書.
Available at: <http://www-gio.nies.go.jp/aboutghg/nir/nir-j.html>
- 環境省, 2014. 平成 26 年度 2050 年再生可能エネルギー等分散型エネルギー普及可能性検証検討委託業務報告書.
Available at: https://www.env.go.jp/earth/report/h27-01/H26_RE_4.pdf
- 環境省, 2017. 再生可能エネルギーに関するゾーニング基礎情報.
Available at: <https://www.env.go.jp/earth/zoning/index.html>
- 気象庁, 2019. アメダス. Available at: <https://www.jma.go.jp/jp/amedas/>
- 経済産業省, 2009. 長期エネルギー需給見通し (再計算) .
Available at: <http://search.e-gov.go.jp/servlet/PcmFileDownload?seqNo=0000055601>
- 経済産業省, 2015. 長期エネルギー需給見通し関連資料.
Available at:
https://www.enecho.meti.go.jp/committee/council/basic_policy_subcommittee/mitoshi/011/pdf/011_07.pdf
- 経済産業省, 2017. 第 25 回制度設計専門家会合事務局提出資料.
Available at: http://www.emsc.meti.go.jp/activity/emsc_system/pdf/025_05_00.pdf
- 経済産業省, 2018. エネルギー基本計画について.
Available at: https://www.enecho.meti.go.jp/category/others/basic_plan/

- 原子力安全基盤機構, 2006. 原子力発電施設耐震信頼性実証試験の概要, JNES-SS report, 617.
- 原子力安全基盤機構, 2013. 原子力施設運転管理年報 平成 25 年版 (平成 24 年度実績) .
Available at: http://www.inaco.co.jp/isaac/shiryo/pdf/genpatu/jnes_25.pdf
- 国立社会保障・人口問題研究所, 2017. 日本の将来推計人口 (平成 29 年推計) .
Available at: http://www.ipss.go.jp/pp-zenkoku/j/zenkoku2017/pp_zenkoku2017.asp
- 後藤純孝, 佐藤治, 田所啓弘, 1999. 我が国の長期エネルギーシステムのモデル化, JAERI-Research 99-046, 日本原子力研究所.
- 資源エネルギー庁, 2019a. 総合エネルギー統計.
Available at: https://www.enecho.meti.go.jp/statistics/total_energy
- 資源エネルギー庁, 2019b. 電力調査統計.
Available at: http://www.enecho.meti.go.jp/statistics/electric_power/ep002/
- 自然エネルギー財団, 2019. 日本の太陽光発電の発電コスト：現状と将来推計.
Available at: <https://www.renewable-ei.org/activities/reports/20190723.php>
- 新エネルギー・産業技術総合開発機構(NEDO), 2012. 国際連携クリーンコール技術開発プロジェクト クリーンコール技術に関する基盤的国際共同研究 低品位炭起源の炭素フリー燃料による将来エネルギーシステム (水素チェーンモデル) の実現可能性に関する調査研究 平成 22~23 年度成果報告書.
- 水素・燃料電池戦略協議会, 2019. 水素・燃料電池戦略ロードマップー水素社会実現に向けた産学官のアクションプランー.
Available at: <https://www.meti.go.jp/press/2018/03/20190312001/20190312001-1.pdf>
- 末広茂, 小宮山涼一, 松尾雄司, 永富悠, 森田裕二, 沈中元, 2009. 自動車部門における CO₂ 排出削減効果, 『エネルギー経済』, 35(6), 24-47.
- 地球環境産業技術研究機構(RITE), 2006. 平成 17 年度二酸化炭素固定化・有効利用技術等対策事業 二酸化炭素地中貯留技術研究開発成果報告書.
Available at: http://www.rite.or.jp/results/result_reports/index_6.html
- 中部電力株式会社プレスリリース, 2005. 浜岡原子力発電所 5 号機の営業運転開始について.
Available at: https://www.chuden.co.jp/corpo/publicity/press2005/0118_1.html
- 調達価格等算定委員会, 2019. 平成 31 年度以降の調達価格等に関する意見.
Available at: https://www.meti.go.jp/shingikai/santeii/pdf/20190109001_01.pdf
- 通商産業省, 1961-1999. 『電源開発の概要 その計画と基礎資料』, 奥村印刷株式会社出版部.
- 電気事業者各社 (北海道電力, 東北電力, 東京電力, 中部電力, 北陸電力, 関西電力, 中国電

力, 四国電力, 九州電力, 日本原子力発電), 1959-2003. 原子炉設置(変更)許可申請書.
電気事業者各社, 1970-2010. 『有価証券報告書総覧』, 大蔵省(財務省)印刷局.
電気事業連合会, 2018. FEPC INFOBASE 2018.
Available at: <https://www.fepc.or.jp/library/data/infobase/pdf/infobase2018.pdf>
電力広域的運営推進機関, 2016. 東京中部間連系設備に係る広域系統整備計画.
Available at: <https://www.occto.or.jp/pressrelease/2016/2016-0629-pressrelease-fc.html>
電力広域的運営推進機関, 2017. 東北東京間連系線に係る広域系統整備計画.
Available at:
https://www.occto.or.jp/pressrelease/2016/170203_tohokutokyo_sakutei.html
東京電力ホールディングス株式会社, 2017. 電力需要予測値の正確さを競う「第1回電力需要予測コンテスト」の開催について.
Available at: http://www.tepco.co.jp/press/news/2017/1440911_8963.html
新潟県, 2012. 柏崎刈羽原子力発電所の設備概要.
Available at: <http://www.pref.niigata.lg.jp/genshiryoku/kk-plant.html>
日本エネルギー経済研究所, 2018. IEEJ アウトルック 2019-エネルギー変革と3E達成への茨の道-.
Available at: https://eneken.ieej.or.jp/whatsnew_op/181015teireiken.html
日本エネルギー経済研究所(編), 2019. 『エネルギー・経済統計要覧』, 省エネルギーセンター.
日本銀行ウェブサイト, 2019. Available at: <http://www.boj.or.jp/statistics/index.htm>
日本原子力産業協会, 2019. 『世界の原子力発電開発の動向 2019年版』.
発電コスト検証ワーキンググループ, 2015. 長期エネルギー需給見通し小委員会に対する発電コスト等の検証に関する報告.
Available at:
https://www.enecho.meti.go.jp/committee/council/basic_policy_subcommittee/mitoshi/cost_wg/pdf/cost_wg_01.pdf
松尾雄司, 川上恭章, 柴田善朗, 末広茂, 柳澤明, 2014. 統合型エネルギー経済モデルによる2050年までの日本の長期エネルギー需給見通しと輸入水素導入シナリオの分析, 『エネルギー・資源学会論文誌』, 35(2), 23-32.
松尾雄司, 2015a. 発電コスト検証ワーキンググループによる評価の概要, 『エネルギー経済』, 41(3), 21-34.
松尾雄司, 2015b. 原子力発電に伴う事故リスク対応コストの評価方法に関する検討, 『エネルギー経済』, 41(4), 12-38.

- 松原雄樹, 2018. 供給エリア内の電力需要の予測システムと太陽光発電の出力予測, 『エネルギー・資源』, 39(1), 50-54.
- 水野有智, 石本祐樹, 酒井奨, 坂田興, 2017. 国際水素エネルギーキャリアチェーンの経済性分析, 『エネルギー・資源学会論文誌』, 38(3), 11-17.
- 山下誠二, 吉野 泰, 吉村 健二, 新道 憲二郎, 原田 英一, 2014. 低炭素社会に向けた水素チェーンの実現可能性検討, 『エネルギー・資源学会論文誌』, 35(2), 33-38.
- 山地憲治, 2016. エネルギーミックスと地球温暖化対策, 『エネルギー総合工学』, 38(4), 5-16.
- WWF ジャパン, 2017. 脱炭素社会に向けた長期シナリオ 2017.
Available at: <https://www.wwf.or.jp/press/475.html>

[英文文献]

- Acar C, 2018. A comprehensive evaluation of energy storage options for better sustainability, *Int. J. Energy Res.*, 42(12), 3732-3746.
- Almansoori A. and Betancourt-Torcat A., 2016. Design of optimization model for a hydrogen supply chain under emission constraints – A case study of Germany, *Energy*, 111, 414-29.
- Ashina S., Fujino J., Masui T., Ehara T. and Hibino G., 2012. A roadmap towards a lowcarbon society in Japan using backcasting methodology: feasible pathways for achieving an 80% reduction in CO₂ emissions by 2050, *Energy Policy*, 41, 584-598.
- Bachner G., Steininger K.W., Williges K. and Tuerk A., 2019. The economy-wide effects of large-scale renewable electricity expansion in Europe: The role of integration costs, *Renew. Energy*, 134, 1369-1380.
- Barasa M., Bogdanov D., Oyewo A.S. and Breyer C., 2018. A cost optimal resolution for Sub-Saharan Africa powered by 100% renewables in 2030, *Renew. Sustain. Energy Rev.*, 92, 440-457.
- Becker S., Frew B.A., Andresen G.B., Jacobson M.Z., Schramm S. and Greiner M., 2015. Renewable build-up pathways for the US: generation costs are not system costs, *Energy*, 81, 437-445.
- Bianchi F.M., Maiorino E., Kampffmeyer M.C., Rizzi A. and Jenssen R., 2017. *Recurrent Neural Networks for Short-Term Load Forecasting: An Overview and Comparative Analysis*, Springer, Berlin.
- Bloomfield H.C., Brayshaw D.J., Shaffrey L.C., Coker P.J. and Thornton H.E., 2016. Quantifying the increasing sensitivity of power systems to climate variability, *Environ. Res.*

- Lett.*, 11, 124025.
- Boccard N., 2014. The cost of nuclear electricity: France after Fukushima, *Energy Policy*, 66, 450-461.
- Boie I., Kost C., Bohn S., Agsten M., Bretschneider P., Snigovyi O., Pudlik M., Ragwitz M., Schlegl T. and Westermann D., 2016. Opportunities and challenges of high renewable energy deployment and electricity exchange for North Africa and Europe – Scenarios for power sector and transmission infrastructure in 2030 and 2050, *Renew. Energy*, 87(1), 130-144.
- Breyer C., Bogdanov D., Komoto K., Ehara T., Song J. and Namjil E., 2015. North-East Asian Super Grid: Renewable energy mix and economics, *Jpn. J. Appl. Phys.*, 54, 08KJ01-18.
- Brouwer A.S., van den Broek M., Zappa W., Turkenburg W.C. and Faaij A., 2016. Least-cost options for integrating intermittent renewables in low-carbon power systems, *Appl. Energy*, 161, 48-74.
- Brown T.W., Bischof-Niemz T., Blok K., Breyer C., Lund H. and Mathiesen B.V., 2018. Response to ‘Burden of proof: A comprehensive review of the feasibility of 100% renewable-electricity systems’, *Renew. Sustain. Energy Rev.*, 92, 834-847.
- Caldera U and Breyer C., 2018. The role that battery and water storage play in Saudi Arabia's transition to an integrated 100% renewable energy power system, *J. Energy Stor.*, 17, 299-310.
- Cantor R. and Hewlett J., 1988. The economics of nuclear power further evidence on learning, economics of scale, and regulatory effects, *Resour. Energy*, 10, 315-335.
- Cebulla F., Haas J., Eichman J.D. and Nowak W., 2018. How much electrical energy storage do we need? A synthesis for the U.S., Europe, and Germany, *J. Clean. Prod.*, 181, 449-459.
- Ceperic E., Ceperic V. and Baric A., 2013. A strategy for short-term load forecasting by support vector regression machines, *IEEE Trans. Power Syst.*, 28(4), 4356-4364.
- Cehapman A.J., Fraser T. and Itaoka K., 2017. Hydrogen import pathway comparison framework incorporating cost and social preference: Case studies from Australia to Japan, *Int. J. Energy Res.*, 41(14), 2374-2391.
- Cehen J.-F., Do Q.H., Nguyen T.V.A. and Doan T.T.H., 2018. Forecasting monthly electricity demands by wavelet neuro-fuzzy system optimized by heuristic algorithms, *Information*, 9(3), 51.
- China National Renewable Energy Centre (CNREC), 2017. China Renewable Energy Outlook 2018. Available at: <http://boostre.cnrec.org.cn/wp-content/uploads/2018/11/CREO-2018->

Summary-EN.pdf

Collins S., Deane P., Ó Gallachóir B., Pfenninger S. and Staffell I., 2018. Impacts of inter-annual wind and solar variations on the European power system, *Joule*, 2(10), 2076-2090.

Cooper M., 2010. Policy challenges of nuclear reactor construction, cost escalation and crowding out alternatives lessons from the U. S. and France for the effort to revive the U. S. industry with loan guarantees and tax subsidies.

Available at:

<http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.175.2423&rep=rep1&type=pdf>

Cour des comptes, 2012. The costs of the nuclear power sector thematic public report.

Available at:

https://www.ccomptes.fr/sites/default/files/EzPublish/thematic_public_report_costs_nuclear_%20power_sector_012012.pdf

Dedinec A., Filiposka S., Dedinec A. and Kocarev L., 2016. Deep belief network based electricity load forecasting: An analysis of Macedonian case, *Energy*, 115(3), 1688-1700.

Denholm P. and Mai T., 2019. Timescales of energy storage needed for reducing renewable energy curtailment, *Renew. Energy*, 130, 388-399.

Department for Business, Energy & Industrial Strategy (BEIS), 2016. BEIS Electricity Generation Costs (November 2016).

Available at: <https://www.gov.uk/government/publications/beis-electricity-generation-costs-november-2016>

Dolter B. and Rivers N., 2018. The cost of decarbonizing the Canadian electricity system, *Energy Policy*, 113, 135-148.

Dong Y., Ma X., Ma C. and Wang J., 2016. Research and application of a hybrid forecasting model based on data decomposition for electrical load forecasting, *Energies*, 9(12), 1050.

Du Y. and Parsons J.E., 2009. Update on the cost of nuclear power, Center for Energy and Environmental Policy Research.

Available at: <http://hdl.handle.net/1721.1/45666>

Ekonomou L., Christodoulou C.A. and Mladenov V., 2016. A short-term load forecasting method using artificial neural networks and wavelet analysis, *Int. J. Power Syst.*, 1, 64-68.

El-Khattam W., Bhattacharya K., Hegazy Y. and Salama M.A., 2004. Optimal investment planning for distributed generation in a competitive electricity market, *IEEE Trans. Power Syst.*, 19(3), 1674-1683.

Eriksen E.H., Schwenk-Nebbe L.J., Tranberg B., Brown T. and Greiner M., 2017. Optimal heterogeneity in a simplified highly renewable European electricity system, *Energy*, 133,

913-928.

- Erişen E., Iyigun C. and Tanrisever F., 2017. Short-term electricity load forecasting with special days: an analysis on parametric and non-parametric methods, *Ann. Oper. Res.*, 1-34. Available at: <https://doi.org/10.1007/s10479-017-2726-6>
- Ertugrul Ö.F., 2016. Forecasting electricity load by a novel recurrent extreme learning machines approach, *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, 78, 429-435.
- Escobar-Rangel L. and Lévêque F., 2015. Revisiting the cost escalation curse of nuclear power: new lessons from the French Experience, *Econ. Energy Environ. Policy*, 4(2). 103-125.
- Esteban M., Zhang Q. and Utama A., 2012. Estimation of the energy storage requirement of a future 100% renewable energy system in Japan, *Energy Policy*, 47, 22-31.
- Esteban M., Portugal-Pereira J., Mcllellan B.C., Bricker J., Farzaneh H., Djalilova N., Ishihara K.N., Takagi H. and Roeber V., 2018. 100% renewable energy system in Japan: Smoothing and ancillary services. *Appl. Energy*, 224, 698-707.
- European Commission (EC), 2012. 2050 Energy strategy.
Available at: https://ec.europa.eu/energy/sites/ener/files/documents/2012_energy_roadmap_2050_en_0.pdf
- Fawcett A.A., Clarke L.C., Rausch S., and Weyant J.P., 2014. Overview of EMF 24 Policy Scenarios, *Energy J.*, 35(S1), 33-60.
- Frew B.A., Becker S., Dvorak M., Andresen G.B. and Jacobson M.Z., 2016. Flexibility mechanisms and pathways to a highly renewable US electricity future, *Energy*, 101, 65-78.
- Fu R., Feldman D. and Margolis R., 2018. U.S. Solar Photovoltaic System Cost Benchmark: Q1 2018, Technical Report NREL/TP-6A20-72399.
Available at: <https://www.nrel.gov/docs/fy19osti/72399.pdf>
- Fuel Cells and Hydrogen Joint Undertaking (FCH JU), 2014a. Development of Water Electrolysis in the European Union Final Report.
Available at: <http://www.fch.europa.eu/node/783>
- Fuel Cells and Hydrogen Joint Undertaking (FCH JU), 2014b. Multi-annual work plan 2014 – 2020.
Available at:
http://www.fch.europa.eu/sites/default/files/documents/FCH2%20JU%20-%20Multi%20Annual%20Work%20Plan%20-%20MAWP_en_0.pdf
- Fuss S., Lamb W.F., Callaghan M.W., Hilaire J., Creutzig F., Amann T., Beringer T., de Oliveira Garcia W., Hartmann J., Khanna T., Luderer G., Nemet G.F., Rogelj J., Smith P.,

- Vicente J.L.V., Wilcox J., del Mar Zamora Dominguez M. and Minx J.C., 2018. Negative emissions - part 2: Costs, potentials and side effects, *Environ. Res. Lett.*, 13, 063002.
- Gaete-Morales C., Gallego-Schmid A., Stamford L. and Azapagic A., 2019. A novel framework for development and optimisation of future electricity scenarios with high penetration of renewables and storage, *Appl. Energy*, 250, 1657-1672.
- Geralo R. et al., 2017. The Modern-Era Retrospective Analysis for Research and Applications, Version 2 (MERRA-2), *J. Clim.*, doi: 10.1175/JCLI-D-16-0758.1
- Gilbert A., Sovacool B.K., Johnstone P. and Stirling A., 2017. Cost overruns and financial risk in the construction of nuclear power reactors: a critical appraisal, *Energy Policy*, 102, 644-649.
- Gils H.C., Scholz Y., Pregger T., de Tena D.L. and Heide D., 2017a. Integrated modelling of variable renewable energy-based power supply in Europe, *Energy*, 123, 173-188.
- Gils H.C., Simon S. and Soria R., 2017b. 100% renewable energy supply for Brazil – the role of sector coupling and regional development, *Energies*, 10, 1859-1880.
- Global CCS Institute, 2016. *Global Storage Portfolio*, Global CCS Institute, Melbourne.
- Gollier C., 2012. *Pricing the planet's future: The economics of discounting in an uncertain world*, Princeton University Press, Princeton.
- Grams C.M., Beerli R., Pfenninger S., Staffell I. and Wernli H., 2017. Balancing Europe's wind-power output through spatial deployment informed by weather regimes, *Nat. Clim. Change*, 7, 557-562.
- Green R.J. and Léautier T-O., 2015. Do costs fall faster than revenues? Dynamics of renewables entry into electricity markets, TSE Working Papers 2015, 15-591.
- Grubler A., 2010. The costs of the French nuclear scale-up: A case of negative learning by doing, *Energy Policy*, 38, 5174-5188.
- Grubler A., 2014. The French pressurized water reactor programme. In: *Energy technology innovation learning from historical success and failures* [Grubler A. and Wilson C. (eds.)], Cambridge University Press, Cambridge, 146-161.
- Haas J., Cebulla F., Cao K. and Nowak W., Palma-Behnke R., Rahmann C. and Mancarella P., 2017. Challenges and trends of energy storage expansion planning for flexibility provision in low-carbon power systems – a review. *Renew. Sustain. Energy Rev.*, 80, 603-619.
- Haas J., Cebulla F., Nowak W., Rahmann C. and Palma-Behnke R., 2018. A multi-service approach for planning the optimal mix of energy storage technologies in a fully-renewable power supply, *Energy Convers. Manag.*, 178, 355-368.

- Harris G., Heptonstall P., Gross R. and Handley D., 2013. Cost estimates for nuclear power in the UK, *Energy Policy*, 62, 431-442.
- Heard B.P., Brook B.W., Wigley T.M.L. and Bradshaw C.J.A., 2017. Burden of proof: a comprehensive review of the feasibility of 100% renewable-electricity systems, *Renew. Sustain. Energy Rev.*, 76, 1122-33.
- Heptonstall P., Gross R. and Steiner F., 2017. *The costs and impacts of intermittency – 2016 update*, UK Energy Research Centre, London.
Available at: <http://www.ukerc.ac.uk/programmes/technology-and-policy-assessment/the-costs-and-impacts-of-intermittency-ii.html>
- Hirth L., 2013. The market value of variable renewables: The effect of solar and wind power variability on their relative price, *Energy Econ.*, 38, 218-236.
- Hirth L., Ueckerdt F. and Edenhofer O., 2015. Integration costs revisited – an economic framework for wind and solar variability, *Renew. Energy*, 74, 925-939.
- Hirth L., Ueckerdt F. and Edenhofer O., 2016. Why wind is not coal: On the economics of electricity generation, *Energy J.*, 37(3), 1-27.
- Hong T., Pinson P. and Fan S., 2014. Global energy forecasting competition 2012, *Int. J. Forecasting*, 30(2), 357-363.
- Hong T., Pinson P., Fan S., Zareipour H., Troccoli A. and Hyndman R.J., 2016 Probabilistic energy forecasting: Global Energy Forecasting Competition 2014 and beyond, *Int. J. Forecasting*, 32(3), 896-913.
- Hultman N. and Koomey J., 2013. Three Mile Island: the driver of US nuclear power's decline? *Bull. At. Sci.*, 69(3), 63-70.
- Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC), 2014. Climate Change 2014: Synthesis report. Contribution of Working Groups I, II and III to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Core Writing Team, R.K. Pachauri and L.A. Meyer (eds.)], IPCC, Geneva, Switzerland.
- Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC), 2018. Summary for Policymakers. In: *Global Warming of 1.5°C. An IPCC Special Report on the impacts of global warming of 1.5 °C above pre-industrial levels and related global greenhouse gas emission pathways, in the context of strengthening the global response to the threat of climate change, sustainable development, and efforts to eradicate poverty* [Masson-Delmotte, V., P. Zhai, H.-O. Pörtner, D. Roberts, J. Skea, P.R. Shukla, A. Pirani, W. Moufouma-Okia, C. Péan, R. Pidcock, S. Connors, J.B.R. Matthews, Y. Chen, X. Zhou, M.I. Gomis, E. Lonnoy, T. Maycock, M. Tignor, and T. Waterfield (eds.)], World Meteorological Organization, Geneva, Switzerland.

International Atomic Energy Agency (IAEA), 2019. Power Reactor Information System (PRIS).

Available at: <https://www.iaea.org/pris/>

International Energy Agency (IEA), 2016. Next generation wind and solar power.

Available at:

https://www.iaea.org/publications/freepublications/publication/Next_Generation_Windand_Solar_PowerFrom_Cost_to_ValueFull_Report.pdf

International Energy Agency (IEA), 2017. *Energy technology perspectives 2017* (ETP2017), IEA Publications, Paris.

International Energy Agency (IEA), 2018a. *World energy outlook 2018* (WEO2018), IEA Publications, Paris.

International Energy Agency (IEA), 2018b. World energy model documentation 2018 version.

Available at: <https://www.iaea.org/media/weowebiste/energymodel/WEM2018.pdf>

International Energy Agency (IEA), 2019a. *World energy statistics and balances*, IEA Publications, Paris.

International Energy Agency (IEA), 2019b. *The future of hydrogen seizing today's opportunities*, IEA Publications, Paris.

International Energy Agency Photovoltaic Power Systems Programme (IEA-PVPS), 2018. Trends 2018 in photovoltaic applications. Available at: <http://www.iaea-pvps.org/?id=256>

International Energy Agency Wind Technology Collaboration Programme (IEA Wind TCP), 2017. Annual report. Available at: <https://community.ieawind.org/home>

International Renewable Energy Agency (IRENA), 2017a. Planning for the renewable future: Long-term modelling and tools to expand variable renewable power in emerging economies. Available at: <https://www.irena.org/publications/2017/Jan/Planning-for-the-renewable-future-Long-term-modelling-and-tools-to-expand-variable-renewable-power>

International Renewable Energy Agency (IRENA), 2017b. Electricity storage and renewables: Costs and markets to 2030.

Available at:

<https://www.irena.org/publications/2017/Oct/Electricity-storage-and-renewables-costs-and-markets>

Iwafune Y., Ogimoto K. and Azuma H., 2019. Integration of electric vehicles into the electric power system based on results of road traffic census, *Energies*, 12(10), 1849.

Jacobson M.Z., Delucchi M.A., Bazouin G., Bauer Z.A.F., Heavey C.C., Fisher E., Morris S.B., Piekutowski D.J.Y., Vencill T.A. and Yeskoo T.W., 2015. 100% clean and renewable wind,

- water, and sunlight (WWS) all-sector energy roadmaps for the 50 United States, *Energy Environ. Sci.*, 8, 2093-2117.
- Jacobson M.Z., et al., 2017. 100% clean and renewable wind, water, and sunlight all sector energy roadmaps for 139 countries of the world, *Joule*, 1, 108-121.
- Jacobson M.Z., Delucchi M.A., Cameron M.A. and Mathiesen B.V., 2018. Matching demand with supply at low cost in 139 countries among 20 world regions with 100% intermittent wind, water, and sunlight (WWS) for all purposes, *Renew. Energy*, 123, 236-248.
- Jain S., Jain N.K. and Vaughn W.J., 2018. Challenges in meeting all of India's electricity from solar: An energetic approach, *Renew. Sustain. Energy Rev.*, 82, 1006-1013.
- Johnson N., Strubegger M., McPherson M., Parkinson S.C., Krey V. and Sullivan P., 2017. A reduced form approach for representing the impacts of wind and solar PV deployment on the structure and operation of the electricity system, *Energy Econ.*, 64, 651-64.
- Joos M. and Staffell I., 2018. Short-term integration costs of variable renewable energy: Wind curtailment and balancing in Britain and Germany, *Renew. Sustain. Energy Rev.*, 86, 45-65.
- Jorgenson J., Denholm P. and Mai T., 2018. Analyzing storage for wind integration in a transmission-constrained power system, *Appl. Energy*, 228, 122-129.
- Jungler M., Lako P., Lensink S., Sark W. and Weiss M., 2008. Climate change scientific assessment and policy analysis technological learning in the energy sector, Report 500102017, NWS-E-2008-14, ECN-E--08-034.
Available at: <http://www.ecn.nl/docs/library/report/2008/e08034.pdf>
- Jurado S., Nebot A., Mugica F. and Avellana N., 2015. Hybrid methodologies for electricity load forecasting: Entropy-based feature selection with machine learning and soft computing techniques, *Energy*, 86, 276-291.
- Kamiya S., Nishimura M. and Harada E., 2015. Study on introduction of CO₂ free energy to Japan with liquid hydrogen, *Phys. Proc.*, 67, 11-19.
- Keng C.W.K., 1985. Forecasting Canadian nuclear power station construction costs, *Energy Econ.*, 7(4), 241-258.
- Kilickaplan A., Bogdanov D., Peker O., Caldera U., Aghahosseini A. and Breyer C., 2017. An energy transition pathway for Turkey to achieve 100% renewable energy powered electricity, desalination and non-energetic industrial gas demand sectors by 2050, *Sol. Energy*, 158, 218-235.
- Kingma D.P. and J. Ba., 2014. Adam: A method for stochastic optimization.
Available: <https://arxiv.org/abs/1412.6980>

- Knopf B., Bakken B., Carrara S., Kanudia A., Keppo I., Koljonen T., Mima S., Schmid E. and Van Vuuren D.P., 2013. Transforming the European energy system: Member states' prospects within the EU framework, *Clim. Change Econ.*, 4(S1), 1-26.
- Komanoff C., 1981. *Power plant cost escalation nuclear and coal capital costs, regulation, and economics*, Van Nostrand Reinhold Company, New York.
- Komiyama R., Otsuki T. and Fujii Y., 2015. Energy modeling and analysis for optimal grid integration of large-scale variable renewables using hydrogen storage in Japan, *Energy*, 81, 537-555.
- Komiyama R. and Fujii Y., 2017. Assessment of post-Fukushima renewable energy policy in Japan's nation-wide power grid, *Energy Policy*, 101, 594-611.
- Koomey J. and Hultman N.E., 2007. A reactor-level analysis of busbar costs for US nuclear plants, 1970-2005, *Energy Policy*, 35, 5630-5642.
- Koomey J., Hultman N.E. and Grubler A., 2017. A reply to "Historical construction costs of global nuclear power reactors", *Energy Policy*, 102, 640-643.
- Kuster C., Rezgui Y. and Mourshed M., 2017. Electrical load forecasting models: A critical systematic review, *Sustainable Cities Soc.*, 35, 257-270.
- Li W., Yang X., Li H. and Su L., 2017. Hybrid forecasting approach based on GRNN neural network and SVR machine for electricity demand forecasting, *Energies*, 10(1), 44.
- Limpens G. and Jeanmart H., 2018. Electricity storage needs for the energy transition: An EROI based analysis illustrated by the case of Belgium, *Energy*, 152, 960-973.
- Liu H., Andresen G.B. and Greiner M., 2018. Cost-optimal design of a simplified highly renewable Chinese electricity network, *Energy*, 147, 534-546.
- Liu H., Brown T., Andresen G.B., Schlachtberger D.P. and Greiner M., 2019. The role of hydro power, storage and transmission in the decarbonization of the Chinese power system, *Appl. Energy*, 239, 1308-1321.
- Liu Y., Wang W. and Ghadimi N., 2017. Electricity load forecasting by an improved forecast engine for building level consumers, *Energy*, 139, 18-30.
- Leonard L.D., Michaelides E.E. and Michaelides D.N., 2018. Substitution of coal power plants with renewable energy sources – Shift of the power demand and energy storage, *Energy Convers. Manag.*, 164, 27-35.
- Loulou R., Goldstein G. and Noble K., 2004. Documentation for the MARKAL family of models. Energy Technology Systems Analysis Program (ETSAP). Available at: https://iea-etsap.org/MrklDoc-I_StdMARKAL.pdf

- Loulou R., Goldstein G., Kanudia A., Lehtila A. and Remme U., 2016. Documentation for the TIMES model part I. Energy Technology Systems Analysis Program (ETSAP). Available at: <http://iea-etsap.org/index.php/documentation>
- Lovering J. R., Yip A. and Nordhaus T., 2016. Historical construction costs of global nuclear power reactors, *Energy Policy*, 91, 371-382.
- Lovering J. R., Nordhaus T. and Yip A., 2017. Apples and oranges: Comparing nuclear construction costs across nations, time periods, and technologies, *Energy Policy*, 102, 650-654.
- Lu B., Blakers A. and Stocks M., 2017. 90-100% renewable electricity for the south west interconnected system of Western Australia, *Energy*, 122, 663-674.
- Luderer G., Vrontisi Z., Bertram C., Edelenbosch O.Y., Pietzcker R.C., Rogelj J., De Boer H.S., Drouet L., Emmerling J., Fricko O., Fujimori S., Havlik P., Iyer G., Keramidas K., Kitous A., Pehl M., Krey V., Riahi K., Saveyn B., Tavoni M., Van Vuuren D.P., and Kriegler E., 2018. Residual fossil CO₂ emissions in 1.5–2°C pathways, *Nat. Clim. Change*, 8, 626-633.
- Lusis P., Khalilpour K.R., Andrew L. and Liebman A., 2017. Short-term residential load forecasting: Impact of calendar effects and forecast granularity, *Appl. Energy*, 205, 654-669.
- Manera M. and Marzullo A., 2005. Modelling the load curve of aggregate electricity consumption using principal components, *Environ. Modell. Softw.*, 20(11), 1389-1400.
- Marshall J.M. and Navarro P., 1991. Costs of nuclear power plant construction: theory and new evidence, *RAND J. Econ.*, 22(1), 148.
- Massachusetts Institute of Technology (MIT), 2003. The future of nuclear power an interdisciplinary MIT study. Available at: <http://web.mit.edu/nuclearpower/>
- Masui T., Oshiro K. and Kainuma M., 2016. Eighty percent reduction scenario in Japan. In: Nishioka S, editor. Enabling Asia to stabilise the climate, Springer, Singapore.
- Matsuo Y. and Nei H., 2019. An analysis of the historical trends in nuclear power plant construction costs: The Japanese experience, *Energy Pol.*, 124, 180-198.
- Matsuo Y., Endo S., Nagatomi Y., Shibata Y., Komiyama R. and Fujii Y., 2018. A quantitative analysis of Japan's optimal power generation mix in 2050 and the role of CO₂-free hydrogen, *Energy*, 165, 1200-1219.
- Matsuo Y., Endo S., Nagatomi Y., Shibata Y., Komiyama R. and Fujii Y., 2019. Investigating the economics of the power sector under high penetration of variable renewable energies. *Appl. Energy*, (forthcoming).

- McCabe M.J., 1996. Principals, agents and the learning curve: the case of steam-electric power plant design and construction, *J. Ind. Econ.*, 44(4), 357-375.
- McPherson M. and Karney B., 2017. A scenario based approach to designing electricity grids with high variable renewable energy penetrations in Ontario, Canada: Development and application of the SILVER model, *Energy*, 138, 185-196.
- McPherson M., Johnson N. and Strubegger M., 2018. The role of electricity storage and hydrogen technologies in enabling global low-carbon energy transitions, *Appl. Energy*, 216, 649-661.
- McPherson M. and Tahseen S., 2018. Deploying storage assets to facilitate variable renewable energy integration: The impacts of grid flexibility, renewable penetration, and market structure, *Energy*, 145, 856-870.
- Metaxiotis K., Kagiannas A., Askounis D. and Psarras J., 2003. Artificial intelligence in short term electric load forecasting: a state-of-the-art survey for the researcher, *Energy Convers. Manag.*, 44(9), 1525-1534.
- Montgomery W.D. and Quirk J.P., 1978. Cost escalation in nuclear power, EQL Memorandum, 21, California Institute of Technology, California.
Available at: https://authors.library.caltech.edu/25744/1/EQLmemo_21.pdf
- Mooz W.E., 1979. *A second cost analysis of light water reactor power plants*, R-2504-RC, the RAND Corporation, Santa Monica.
- Mortensen N.G., Davis N., Badger J. and Hahmann A.N., 2017. Global Wind Atlas – validation and uncertainty.
Available at: https://orbit.dtu.dk/files/132511681/Global_Wind_Atlas_validation_DTU_Wind_Energy.pdf
- Muralitharan K., Sakthivel R. and Vishnuvarthan R., 2018. Neural network based optimization approach for energy demand prediction in smart grid, *Neurocomputing*, 273, 199-208.
- National Renewable Energy Laboratory (NREL), 2018. Annual technology baseline: Electricity. Available at: <https://atb.nrel.gov/>
- Noel L., Brodie J.F., Kempton W., Archer C.L. and Budischak C., 2017. Cost minimization of generation, storage, and new loads, comparing costs with and without externalities, *Appl. Energy*, 189, 110-121.
- Nordhaus W., 2017. Revisiting the social cost of carbon, *PNAS*, 114 (7), 1518-1523.
- Organisation for Economic Co-operation and Development (OECD)/Nuclear Energy

- Agency (NEA) and International Energy Agency (IEA), 2012. *Nuclear energy and renewables – system effects in low-carbon electricity systems*, OECD Publications, Paris.
- Organisation for Economic Co-operation and Development (OECD)/Nuclear Energy Agency (NEA) and International Energy Agency (IEA), 2015. *Projected costs of generating electricity 2015 Edition*, OECD Publications, Paris.
- Organisation for economic co-operation and development (OECD)/Nuclear energy agency (NEA), 2018. *Full costs of energy provision*, OECD publications, Paris.
- Organisation for economic co-operation and development (OECD)/Nuclear energy agency (NEA), 2019. *The costs of decarbonisation: System costs with high shares of nuclear and renewables*. OECD publications, Paris.
- Oyama, T., 1983. Applying mathematical programming to measure electricity marginal costs, *IEEE Trans. Power App. Syst.*, PAS-102(5), 1324-1330.
- Ozawa A., Inoue M., Kitagawa N., Muramatsu R., Anzai Y., Genchi Y. and Kudoh Y., 2017. Assessing uncertainties of well-to-tank greenhouse gas emissions from hydrogen supply chains, *Sustainability*, 9(7), 1101-1124.
- Paik, S and Schriver W.R., 1980. The effect of increased regulation on capital costs and manual labor requirements of nuclear power plants, *Eng. Economist*, 26(3), 223-244.
- Pambudi N.A., Itaoka K., Kurosawa A. and Yamakawa N., 2017. Impact of hydrogen fuel for CO₂ emission reduction in power generation sector in Japan, *Energy Proc.*, 105, 3075-3082.
- Pfenninger S. and Staffell I., 2016. Long-term patterns of European PV output using 30 years of validated hourly reanalysis and satellite data, *Energy*, 114, 1251-1265.
- Pfenninger S., 2017. Dealing with multiple decades of hourly wind and PV time series in energy models: A comparison of methods to reduce time resolution and the planning implications of inter-annual variability, *Appl. Energy*, 197, 1-13.
- Qiu X., Ren Y., Suganthan P.N. and Amaratunga G.A.J., 2017. Empirical mode decomposition based ensemble deep learning for load demand time series forecasting, *Appl. Soft Comput.*, 54, 246-255.
- Rafiei M., Niknam T., Aghaei J., Shafie-khah M. and Catalão J.P.S., 2018. Probabilistic load forecasting using an improved wavelet neural network trained by generalized extreme learning machine, *IEEE Trans. Smart Grid.*, 9(6), 6961 – 6971.
- Rahman A., Srikumar V. and Smith A.D., 2018. Predicting electricity consumption for commercial and residential buildings using deep recurrent neural networks, *Appl. Energy*, 212, 372-385.

- Ram M, et al., 2017. Global energy system based on 100% renewable energy – power sector. Available at: <http://energywatchgroup.org/wp-content/uploads/2017/11/Full-Study-100-Renewable-Energy-Worldwide-Power-Sector.pdf>
- Rasmussen M.G., Andresen G.B. and Greiner M., 2012. Storage and balancing synergies in a fully or highly renewable pan-European power system, *Energy Policy*, 51, 642-651.
- Reichenberg L., Hedenus F., Odenberger M. and Johnsson F., 2018. The marginal system LCOE of variable renewables – Evaluating high penetration levels of wind and solar in Europe. *Energy*, 152, 914-924.
- Réseau de transport d'électricité (RTE), 2018. Prévision déterministe de la consommation électrique hivernale (volet 1). Available at: <https://www.datascience.net/fr/challenge/33/details>
- Rodriguez R.A., Becker S. and Greiner M., 2015. Cost-optimal design of a simplified, highly renewable pan-European electricity system, *Energy*, 83, 658-668.
- Rodriguez-Poo J., 2000. Constrained nonparametric regression analysis of load curves, *Emp. Econ.*, 25, 229-246.
- Romero, R. and Monticelli, A., 1994a. A hierarchical decomposition approach for transmission network expansion planning, *IEEE Trans. Power Syst.*, 9(1), 373-380.
- Romero, R. and Monticelli, A., 1994b. A zero-one implicit enumeration method for optimizing investments in transmission expansion planning, *IEEE Trans. Power Syst.*, 9(3), 1385-1391.
- Samsatli S. and Samsatli N.J., 2019. The role of renewable hydrogen and inter-seasonal storage in decarbonizing heat – Comprehensive optimisation of future renewable energy value chains, *Appl. Energy*, 233-234, 854-893.
- Sadiqa A., Gulagi A and Breyer C., 2018. Energy transition roadmap towards 100% renewable energy and role of storage technologies for Pakistan by 2050, *Energy*, 147, 518-533.
- Safaei H., Keith D.W., 2015. How much bulk energy storage is needed to decarbonize electricity? *Energy Environ. Sci.*, 5, 3409-3417.
- Salkuti S.R., 2018. Short-term electrical load forecasting using radial basis function neural networks considering weather factors, *Electr. Eng.*, 1-11. Available: <https://doi.org/10.1007/s00202-018-0678-8>
- Schlachtberger D.P., Brown T., Schramm S. and Greiner M., 2017. The benefits of cooperation in a highly renewable European electricity network, *Energy*, 134, 469-481.
- Schlachtberger D.P., Brown T., Schäfer M., Schramm S. and Greiner M., 2018. Cost optimal

- scenarios of a future highly renewable European electricity system: Exploring the influence of weather data, cost parameters and policy constraints, *Energy*, 163, 110-114.
- Scholz Y., Gils H.C. and Pietzcker R.C., 2017. Application of a high-detail energy system model to drive power sector characteristics at high wind and solar shares, *Energy Econ.*, 64, 568-582.
- Shaner M.R., Davis S.J., Lewis N.S. and Caldeira K., 2018. Geophysical constraints on the reliability of solar and wind power in the United States, *Energy Environ. Sci.*, 11, 914-925.
- Shibata Y., 2012. Analysis on the cost effectiveness of the residential distributed energy system composed of fuel cell, photovoltaics and battery, *IEEJ Energy J.*, 7, 68-88.
- Shibata Y., 2013. Optimum locational allocation of wind turbine capacity based on smoothing effect, *IEEJ Energy J.*, 8, 20-29.
- Sovacool B.K., Gilbert A. and Nugent D., 2014. Risk, innovation, electricity infrastructure and construction cost overruns: testing six hypotheses, *Energy*, 74, 906-917.
- Staffell I. and Pfenninger S., 2016. Using bias-corrected reanalysis to simulate current and future wind power output, *Energy*, 114, 1224-1239.
- Sugiyama M., Fujimori S., Wada K., Endo S., Fujii Y., Komiyama R., Kato E., Kurosawa A., Matsuo Y., Oshiro K., Sano F. and Shiraki H., 2019. Japan's long-term climate mitigation policy: Multi-model assessment and sectoral challenges, *Energy*, 167, 1120-1131.
- Szabó L., Kelemen Á., Mezősi A., Pató Z., Kácsor E., Resch G. and Liebmann L., 2019. South East Europe electricity roadmap – modelling energy transition in the electricity sectors, *Clim Pol.*, 19(4), 495-510.
- Tellez A.P., 2017. Modelling aggregate loads in power systems, KTH Royal Institute of Technology.
Available at: <https://www.diva-portal.org/smash/get/diva2:1085518/FULLTEXT01.pdf>
- Tranberg B., Schwenk-Nebbe L.J., Schäfer M., Hörsch J. and Greiner M., 2018. Flow-based nodal cost allocation in a heterogeneous highly renewable European electricity network, *Energy*, 150, 122-133.
- Tucci M., Crisostomi E., Giunta G. and Raugi M., 2016. A multi-objective method for short-term load forecasting in European countries, *IEEE Trans. Power Syst.*, 31(5), pp. 3537-3547, 2016.
- Turconi R., Boldrin A. and Astrup T.F., 2013. Life cycle assessment (LCA) of electricity generation technologies: overview, comparability and limitations, *Renew. Sustain. Energy Rev.*, 28, 555-565.

- Uebbing J., Rihko-Struckmannann L.K. and Sundmacher K., 2019. Exergetic assessment of CO₂ methanation processes for the chemical storage of renewable energies, *Appl. Energy*, 233-234, 271-282.
- Ueckerdt F., Hirth L., Luderer G. and Edenhofer O., 2013. System LCOE: What are the costs of variable renewables? *Energy*, 63, 61-75.
- Ueckerdt F., Brecha R., Luderer G., Sullivan P., Schmid E., Bauer N., Böttger D. and Pietzcker R., 2015. Representing power sector variability and the integration of variable renewables in long-term energy-economy models using residual load duration curves, *Energy*, 90, 1799-814.
- Ueckerdt F., Pietzcker R., Scholz Y., Stetter D., Giannousakis A. and Luderer G., 2017. Decarbonizing global power supply under region-specific consideration of challenges and options of integrating variable renewables in the REMIND model, *Energy Econ.*, 64, 665-684.
- University of Chicago, 2004. The economic future of nuclear power a study conducted at the University of Chicago.
Available at:
https://www.eusustel.be/public/documents_publ/links_to_docs/cost/uoc-study.pdf
- U.S. Department of Energy (U.S.DOE), 2018. 2017 Wind technologies market report.
Available at: <https://www.energy.gov/eere/wind/downloads/2017-wind-technologies-market-report>
- U.S. Energy Information Administration (EIA), 1986. An analysis of nuclear power plant construction costs, DOE/EIA-0485.
Available at: <https://www.osti.gov/scitech/servlets/purl/6071600>
- U.S. Energy Information Administration (EIA), 2019. Levelized cost and levelized avoided cost of new generation resources in the Annual Energy Outlook 2019.
Available at: https://www.eia.gov/outlooks/aeo/pdf/electricity_generation.pdf
- Van den Bergh K., Bruninx K., Delarue E. and D'haeseleer W., 2014. A mixed-integer linear formulation of the unit commitment problem, WP EN2014-07, KULeuven Energy Institute.
- Van Zuijlen B., Zappa W., Turkenburg W., van der Schrier G., and van den Broek M., 2019. Cost-optimal reliable power generation in a deep decarbonisation future, *Appl. Energy*, 253, 113587.
- Victoria M. and Gallego-Castillo C., 2018. Hourly-resolution analysis of electricity decarbonization in Spain (2017-2030), *Appl. Energy*, 228, 122-129.
- White H., 1980. A heteroskedasticity-consistent covariance matrix estimator and a direct test

- for heteroskedasticity, *Econometrica*, 48, 817-838.
- Yang Y., Chen Y., Wang Y., Li C. and Li L., 2016. Modelling a combined method based on ANFIS and neural network improved by DE algorithm: A case study for short-term electricity demand forecasting, *Appl. Soft Comput.*, 49, 663-675.
- Yao L., Yang B., Cui H., Zhuang J., Ye J. and Xue J., 2016. Challenges and progresses of energy storage technology and its application in power systems, *J. Mod. Power Syst. Clean. Energy*, 4, 519-528.
- Yoshino Y., Harada E., Inoue K., Yoshimura K., Yamashita S. and Hakamada K., 2012. Feasibility study of “CO₂ free hydrogen chain” utilizing Australian brown coal linked with CCS, *Energy Proc.*, 29, 701-709.
- Zhang B., Wu J.-L. and Chang P.-C., 2017. A multiple time series-based recurrent neural network for short-term load forecasting, *Soft Comput.*, 22(12), 4099–4112.
- Zhou Z.-H., Wu J. and Tang W., 2002. Ensembling neural networks: Many could be better than all, *Artif. Intell.*, 137, 239-263.
- Zimmerman M.B., 1982. Learning effects and the commercialization of new energy technologies: the case of nuclear power, *Bell J. Econ.*, 13, 297-310.