

電力システムの需給運用における太陽光発電出力予測に関する研究

野見山, 史敏

<https://doi.org/10.15017/1398396>

出版情報：九州大学, 2013, 博士（工学）, 課程博士
バージョン：
権利関係：全文ファイル公表済

電力系統の需給運用における
太陽光発電出力予測に関する研究

野見山 史敏

目 次

第1章 序論	- 1-
1.1 研究背景	- 1-
1.1.1 太陽光発電設備の導入の背景	- 1-
1.1.2 太陽光発電出力予測の必要性	- 1-
1.1.3 太陽光発電出力予測の現状	- 4-
1.2 研究概要	-10-
1.3 論文の構成	-15-
第2章 1 地点における数日先の全天日射量の幅の予測手法	-17-
2.1 予測手法	-17-
2.1.1 天気別のデータセット分割	-18-
2.1.2 ベータ分布を用いた時期別のデータセット分割	-18-
2.2 全天日射量予測幅モデル	-21-
2.2.1 天気別データセットに基づく全天日射量予測幅モデル	-21-
2.2.2 時期別データセットに基づく全天日射量予測幅モデル	-25-
2.3 第2章のまとめ	-29-
第3章 1 地点における翌日の全天日射量予測手法	-32-
3.1 予測手法	-32-
3.1.1 予測対象	-33-
3.1.2 天気種別・時期別のデータセット分割	-36-
3.1.3 二進木を用いた説明変数の値でのデータセット分割	-40-
3.1.4 因子分析を用いた線形予測式作成手法	-42-
3.1.5 予測の手順	-44-
3.2 シミュレーション	-45-
3.2.1 数値シミュレーション条件	-45-
3.2.2 シミュレーション結果	-46-

3.3	第3章のまとめ	-47-
第4章	広域における全天日射量予測手法	-52-
4.1	予測手法	-52-
4.1.1	日照時間データ分析による地点のグルーピング	-53-
4.1.2	広域における全天日射量予測モデル	-56-
4.2	日照時間データ分析による地点のグルーピング	-60-
4.2.1	日照時間データの相関分析による地点のグルーピング	-60-
4.2.2	日照時間データの平均絶対偏差による地点のグルーピング	-64-
4.3	広域における全天日射量予測モデル	-70-
4.3.1	全天日射量予測モデルの統合	-70-
4.3.2	全天日射量の予測シミュレーション	-74-
4.4	第4章のまとめ	-77-
第5章	太陽光発電出力への簡易換算手法	-78-
5.1	太陽光発電出力簡易換算手法	-78-
5.2	太陽光発電出力簡易換算式	-80-
5.2.1	実測データに基づく太陽光発電出力換算の定式化	-80-
5.2.2	全天日射量から太陽光発電出力への簡易換算係数	-84-
5.3	第5章のまとめ	-88-
第6章	結論	-89-
付録		-92-
参考文献		-93-

謝辞

第1章 序論

1.1 研究背景

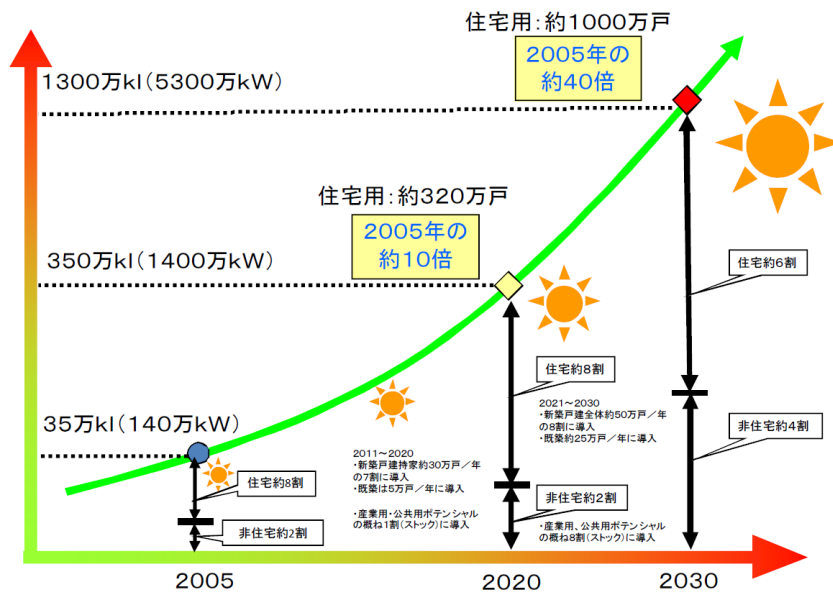
1.1.1 太陽光発電設備の導入の背景

地球温暖化の緩和を目的とした低炭素社会の構築が世界的な重要課題となっている。日本においては、経済産業省が2008年5月に策定した「長期エネルギー需給見通し」^[1]において、2020年および2030年のエネルギー需給見通しを示し、同年7月に閣議決定した「低炭素社会づくり行動計画」^[2]において、低炭素社会への道筋を示している。その中で、太陽光発電（PV：photovoltaics）の導入量については、2020年に2005年の約10倍（約1400万kW）、2030年には2005年の約40倍（約5300万kW）にすることを目標にしている。さらに、2009年4月に政府・与党会議、経済対策閣僚会議合同会議が発表した「経済危機対策」^[3]では、太陽光発電の導入量を2020年に2005年の約20倍（約2800万kW）へと目標が前倒しされた（図1.1）。

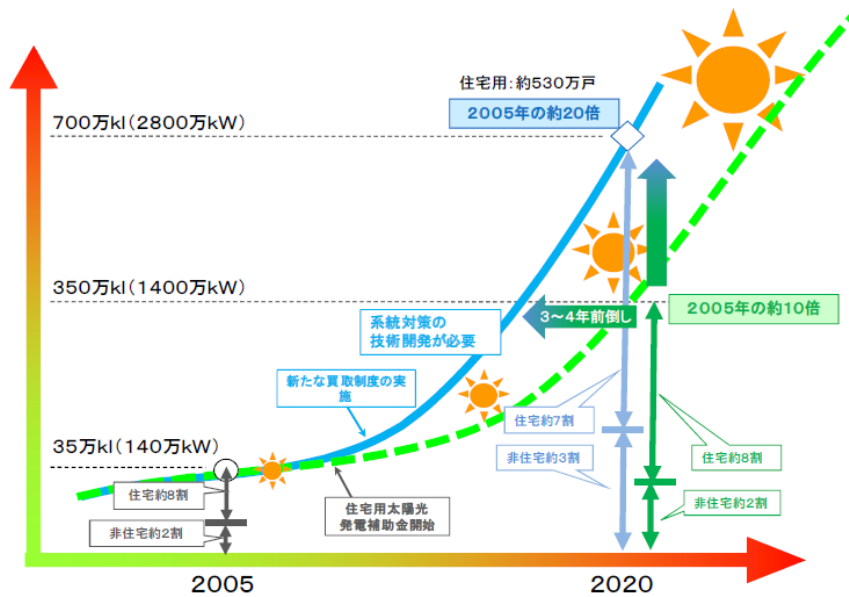
太陽光発電の普及施策として、2009年11月より「太陽光発電の余剰電力買取制度」が、2012年7月からは「再生可能エネルギーの固定価格買取制度」が施行され、太陽光発電の導入量は著しく増加してきている。平成25年2月末までに「再生可能エネルギーの固定価格買取制度」の認定を受けた太陽光発電の設備容量は1225.8万kWにもなり、そのうち125.7万kWは運転を開始している^[4]（図1.2）。今後も、同制度により、電力系統への太陽光発電の導入量の増加が予想される。

1.1.2 太陽光発電出力予測の必要性

電力系統の需給運用には、電力の供給エリアの総需要の想定が必要となる。想定した需要をもとに系統用発電機の発電計画を策定し、発電機の起動・停止、出力調整を行うからである^[5]。太陽光発電が連系していない、もしくは少量のみ連系している従来の電力系統では、電力系統の運用者が把握している需要は、負荷として使用される電力がほとんどであるため、過去の需要実績や気象の分析などにより需要の想定が可能となっている。需要実績は、リアルタイムで計測している系統用発電機の出力の総和



(a) 「低炭素社会づくり行動計画」(2008年7月)にもとづく目標^[6]



(b) 「経済危機対策」(2009年4月)にもとづく目標の前倒し^[7]

図1.1 太陽光発電設備の導入目標

- 2012年度においては、平成24年4月～平成25年2月で約166.2万kWの再生可能エネルギー発電設備が導入されました。そのうち、9割以上が太陽光発電となっています。

＜2012年度における再生可能エネルギー発電設備の導入状況（2月末時点）＞

	2011年度末時点における累積導入量	2012年4月～2013年2月までに運転開始した設備容量	(参考) 2月末までに認定を受けた設備容量
太陽光（住宅）	約440万kW	113.7万kW (4～6月 30.0万kW)	124.6万kW (前月比+28.8万kW)
太陽光（非住宅）	約90万kW	42.2万kW (4～6月 0.2万kW)	1,101.2万kW (前月比+526.3万kW)
風力	約260万kW	6.3万kW (4～6月 0万kW)	62.2万kW (前月比+5.2万kW)
中小水力 (1000kW以上)	約940万kW	0.1万kW (4～6月 0.1万kW)	2.3万kW (前月比+2.2万kW)
中小水力 (1000kW未満)	約20万kW	0.2万kW (4～6月 0.1万kW)	0.5万kW (前月比+0.1万kW)
バイオマス	約230万kW	3.6万kW ^{※2} (4～6月 0.6万kW)	14.7万kW (前月比+6.3万kW)
地熱	約50万kW	0.1万kW (4～6月 0万kW)	0.4万kW (前月比+0.2万kW)
合計	約2,000万kW	166.2万kW	1,305.9万kW



急速に
導入拡大

※ 平成24年4月～平成25年2月までに運転開始した設備容量には、上記の他、35万kWの石炭混焼発電設備を認定していますが、発電出力のすべてをバイオマス発電設備としてカウントすることは妥当でないと考え、便宜上、設備容量に含めていません。

図1.2 再生可能エネルギー発電設備の導入状況

（文献[4]をもとに作成）

により算出している。

ここで、太陽光発電設備が電力系統に大量に導入された将来の電力系統の需給運用について考える。太陽光発電の出力は、

- ・ 天候に大きく影響を受ける
- ・ 変動も大きいものと予想される
- ・ 電力系統の運用者からは制御ができない

といった特徴を持つため、太陽光発電が電力系統へ大量に導入された場合には、電力の需給バランスが維持できず、電力の安定供給が損なわれる可能性がある。さらには、住宅用太陽光発電等小規模な太陽光発電設備については、建物等の屋内配線に接続され、太陽光発電システム単体にはメータは設置されないため、太陽光発電の出力を直接計測することはできない。そのため、太陽光発電の出力は需要の一部（マイナス需要）として計測されてしまい、電力系統の運用者は、見かけの需要（実需用－太陽光発電出力）しか把握できないことになる。電力系統にこのような太陽光発電が大量連系された場合には、これら太陽光発電の出力が、電力系統の運用者が把握する需要に大きく影響を与え、従来の電力需要想定手法では実需要との間に大きな誤差が生じてしまう。このため、太陽光発電の電力系統への大量導入時には、従来の電力需要想定に加え、電力の需要と同じく電力の供給エリア全体での太陽光発電の予測や把握が必要となる（図1.3）。

1.1.3 太陽光発電出力予測の現状

太陽光発電出力の地点予測の一例を図1.4に示す。太陽光発電の出力予測は、

- ・ 水平面（全天）日射量の予測（図1.4(a)）
- ・ 水平面日射量から傾斜面日射量への変換（図1.4(b)）
- ・ 傾斜面日射量から太陽光発電出力への変換（図1.4(c)～(d)）

（太陽電池パネルやパワーコンディショナー（PCS：Power Conditioning System）
を介して太陽光発電出力となる）

に分けられ、多くの研究が行われている^{[8]-[15]}。

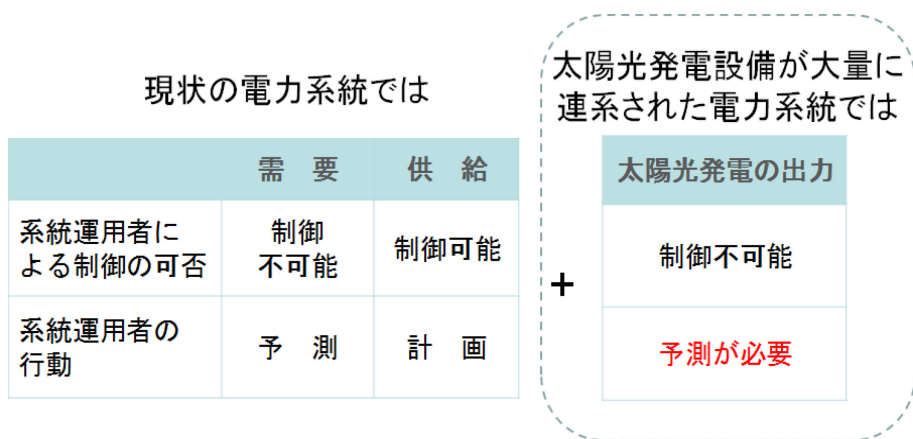
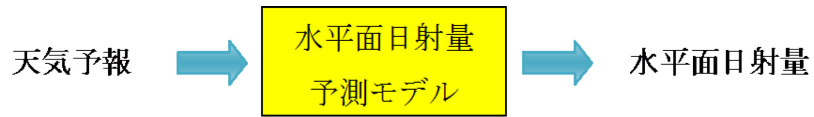
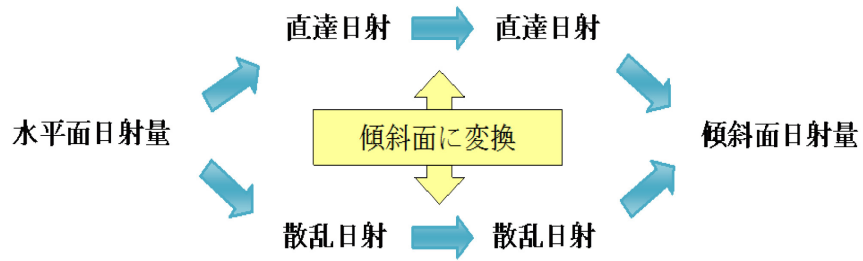


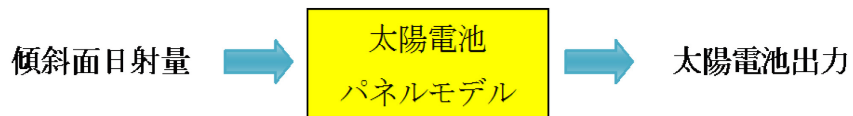
図1.3 太陽光発電出力予測の必要性



(a) 全天日射量予測



(b) 水平面日射から傾斜面日射への変換



(c) 傾斜面日射から太陽電池出力への変換



(d) 太陽電池出力から太陽光発電出力へ

図1.4 1地点における太陽光発電出力予測の例

また、電力供給エリア全体の太陽光発電総出力は、これらすべての太陽光発電設備の出力を合算することが考えられる（図1.5）。

太陽光発電出力は全天日射量（強度）に大きく関係することから、全天日射量の予測に関する研究などが多く行われている。それらは予測精度を重視しており、気象専門の事業者による予測や専門的な理論を用いた予測手法が多い。電力システムの運用者はそれら研究に基づき、

- ・ 気象予報を行う事業者等から全天日射量の予測値の提供を受ける
- ・ 従来の研究手法をもとに全天日射量を予測する（過去の気象実績データをもとにニューラルネットワークやファジーを用いて予測する）

ことは可能である。ただし、全天日射量の予測値と実績が乖離した場合のことを考慮する必要がある。全天日射量の予測値と実績が乖離した場合には、発電計画の変更等が必要となるため、電力システムの運用者自身がその要因を分析し、予測値を修正するなど、すぐに系統運用へ反映させることが必要となる。しかしながら、前者においては、気象に関する専門的な知識が必要なこと、予測値のみ提供を受けること、などから、系統運用者による要因分析ができない。後者においては、例えばニューラルネットワークを用いた予測については、多くの実績データと過去に配信された予報データをニューラルネットワークに学習させて予測ツールを作成しており^[15]、学習内容が複雑なため予測のプロセスも複雑であり、系統運用者による要因分析が困難である。よって、

- ・ シンプルかつ電力システムの運用者にとって使いやすい予測手法
- ・ 誰にでも容易に入手できる天気予報データを活用した予測手法

が必要となる。これにより、予測値と実績が乖離した場合においても、

- ・ 入力データである天気予報に要因がある
- ・ 予測モデルの一部に要因がある

など、誤差の要因分析が可能となり、その結果を系統運用に反映できることとなる。

また、既存の研究は地点予測に関するものが多く、電力の需給運用に必要な広域にわたる予測については、気象業務を行う事業者も含め検討が行われている段階^[16]であること、前述するように全ての太陽光発電出力を合算するような方法では手間を要する（図1.6）こと、などから、電力システム運用者にとっての理解のしやすさ、負担等を考慮した予測手法が必要となる。

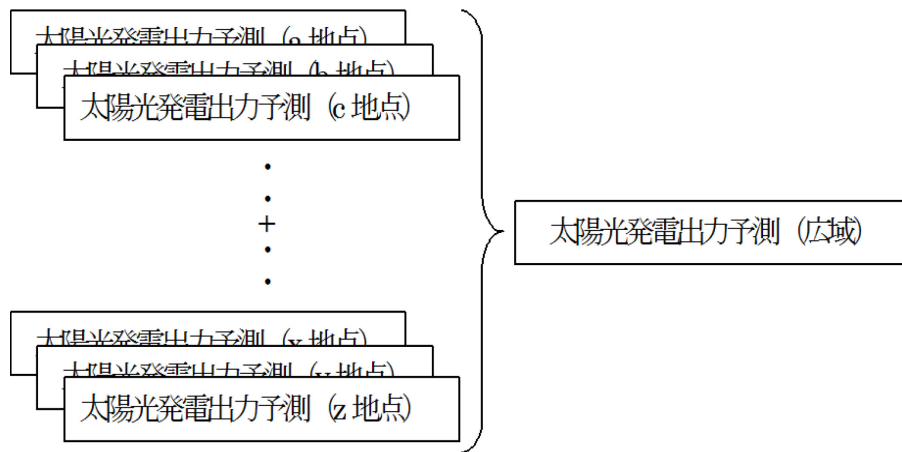
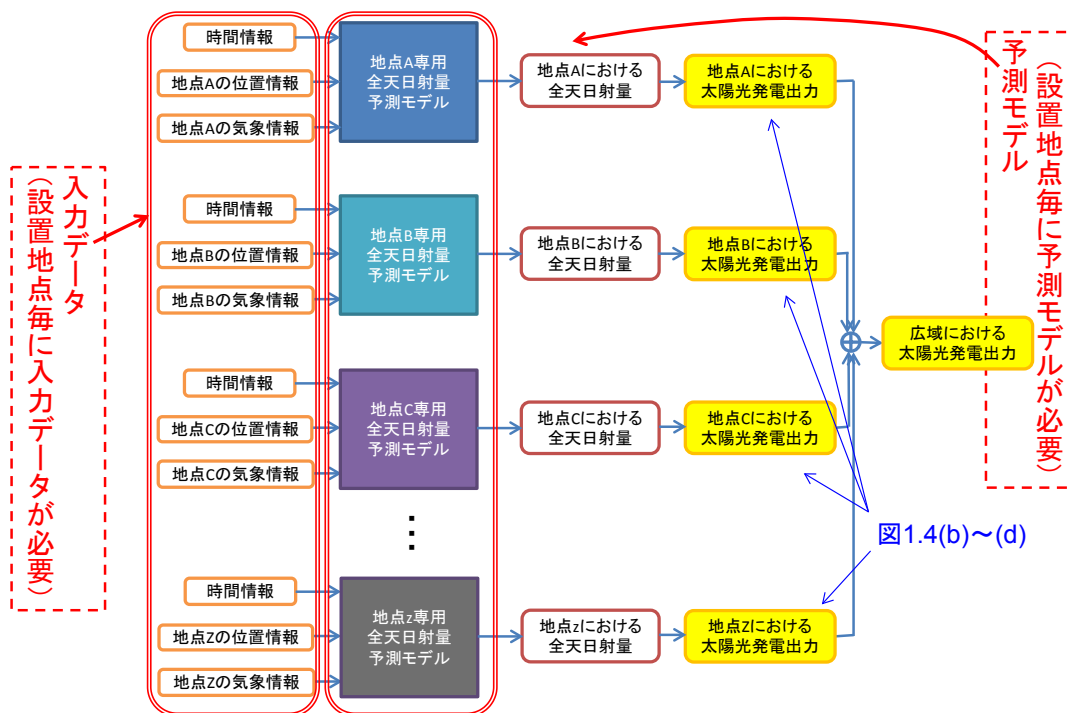


図1.5 電力供給エリア全体の太陽光発電総出力



全ての太陽光発電設備について、個別に予測値を求め、合算する

図1.6 広域における詳細な太陽光発電出力予測手法

さらに、水平面の全天日射量から太陽光発電出力に変換するには、図 1.4(b)～(d)に示すステップでは、

- ・ 太陽光発電設備の設置状況（設置方位、設置傾斜角等）
- ・ 太陽電池パネルの特性
- ・ パワーコンディショナーの特性

などが必要となる。しかしながら、電力の供給エリアに設置される膨大な量の太陽光発電設備すべてについて、これら情報を入手することは困難である。また、入手できたとしても、すべての設備について変換を行うことは、処理が膨大となり合理的ではない。よって、水平面全天日射量から、直接太陽光発電設備に換算する簡易な手法が必要となる。

1.2 研究概要

本論文では、太陽光発電が大量に導入された電力系統の需給運用を考慮した太陽光発電出力予測手法を提案する。研究の全体概要図を図1.7に示す。電力の供給エリアにおける太陽光発電の総出力予測は、供給エリア内の複数のグループ（広域）の予測値を合算したものである。各グループの太陽光発電出力予測は、“グループの代表地点の全天日射量”、“太陽光発電出力換算係数”および“契約容量”を乗じたものである。

本論文では、まずは、全天日射量予測手法について提案する。

(1) 天気予報を用いた、シンプルかつ使いやすい2つの地点予測手法

全天日射量予測は、図1.8に示すように、気象実績データから作成した“予測モデル”に“天気予報データ”を入力データとして入力することにより、求めることとする。

(1-1) 数日先の予測を目的とした全天日射量の幅の予測手法

- 数日先の予測は、火力発電機等の周辺機器の準備や運転体制を整えるためのものであり、火力発電機等の運転台数が計画できることが重要である。よって、実績値が予測値に対し、どの程度乖離する可能性があるかを考慮する必要がある。このため、予測を幅で表すことが重要であり、全天日射量の幅を予測する手法を提案する。

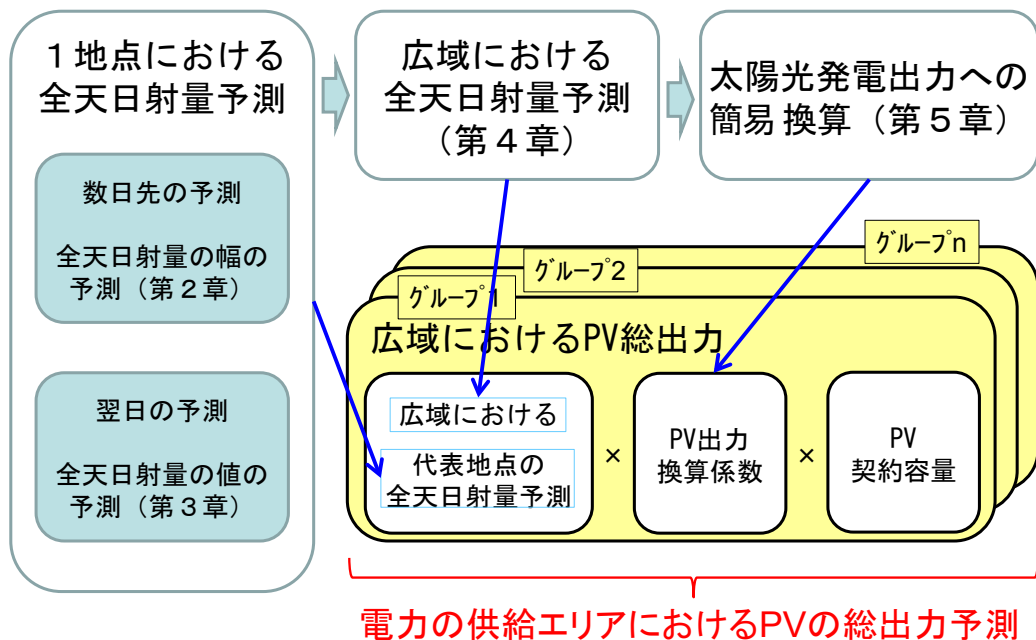


図1.7 研究の全体概要図

予測モデル		入力データ		
気象実績データ 気象データ 全天日射量データ	+	天気予報データ	⇒	全天日射量予測

図1.8 全天日射量予測手法の概要図

予測の幅については、過去の全天日射量の実績値より算出した晴天指数の記述統計により求めている。具体的には、晴天指数を天気別に分類し、さらに天気別晴天指数の分布形状から、ベータ分布の歪度と尖度を用いて時期別に分類したものをパーセンタイル法により、予測の範囲（予測幅）を得ている。（第2章）

(1-2) 翌日の予測を目的とした全天日射量予測手法

- 翌日の予測は、火力機の起動指令のタイミングを調整するためのものであり、予測精度が要求される。このため、数日先予測手法のように幅で表すのではなく、全天日射量の値を精度よく予測する手法を提案する。

予測については、天気別・時期別に分割された実績データを、二進木を用いてさらに分割することで入出力間の関係を線形に近づけ、それぞれのデータセットに対し、因子分析により、線形近似予測モデルを作成している。なお、晴天指数では太陽高度に起因する日射の大気層を通過する距離の影響を除去できないため、予測精度を高める目的で補正日射到達率をあらたに提案し、晴天指数に代わり、予測対象として用いている。（第3章）

(2) 入力データ数の低減やモデルの統合により予測の手間を省いた広域における全天日射量予測手法

- 電力システムの需給運用は、電力の供給エリア全体での需要と供給のバランスを保つものである。よって、電力の供給エリア全体に亘る太陽光発電の出力予測が必要となるが、太陽光発電設備の設置地点毎に出力を予測することは繁雑である。このため、電力の供給エリアを複数のグループで表し（図1.9）、グループの代表地点の全天日射量を予測することにより、広域の全天日射量を求めることで予測の手間を省いた、広域における全天日射量予測手法（図1.10）を提案する。

入力データについては、日照時間データの相関分析や平均絶対偏差分析により、天気が類似の地点同士をグルーピングすることで低減した。また予測モデルについても、全天日射量と他の気象項目との関係が類

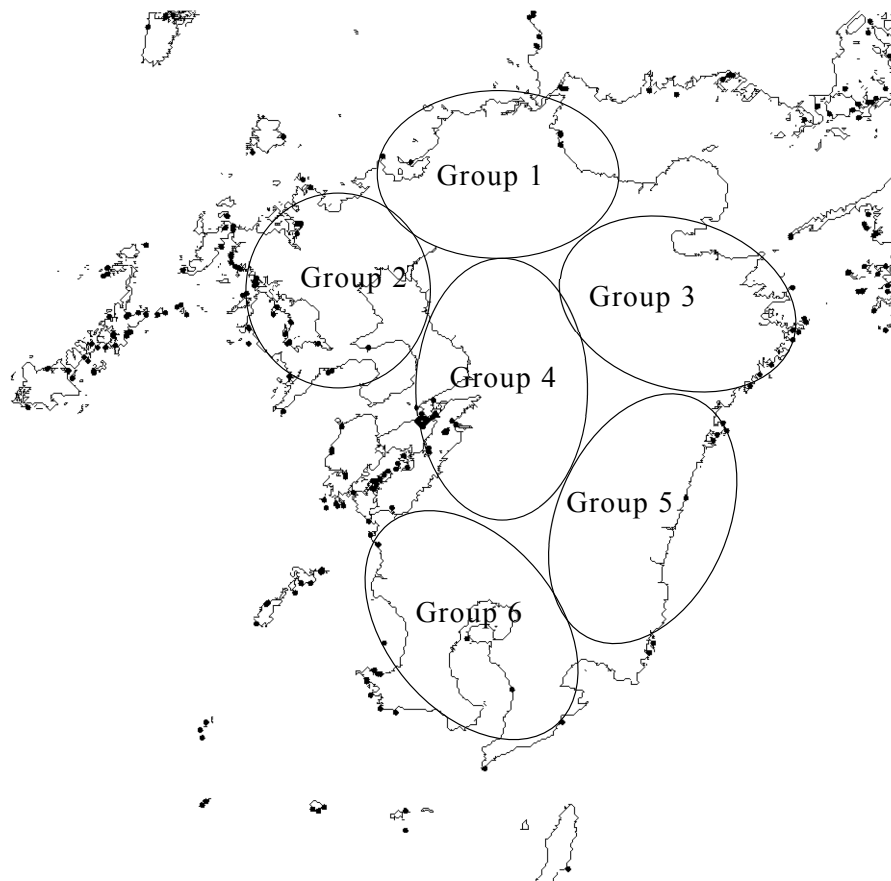


図1.9 電力供給エリアにおけるグループのイメージ

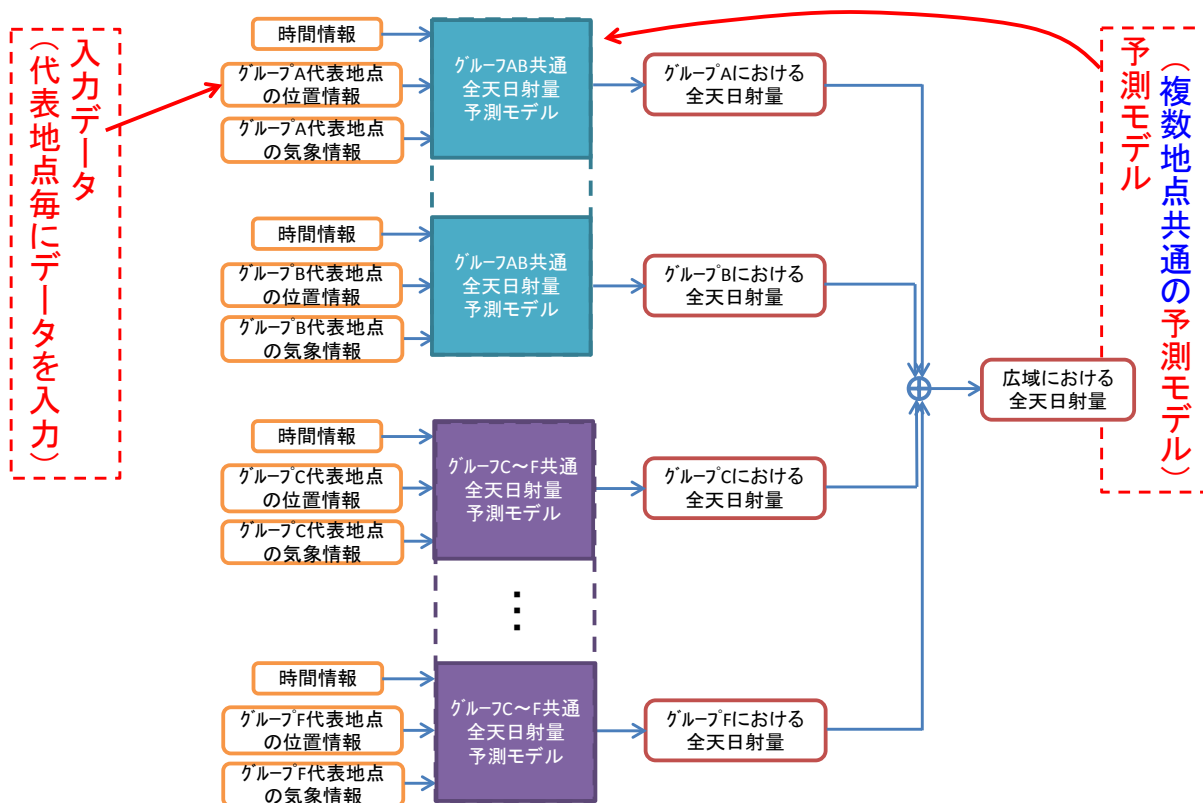


図1.10 広域における全天日射量予測の提案手法の概要
(複数地点共通モデルのイメージ図)

似のモデルを統合し、予測精度を損なうことなく、モデル数の低減を図っている。これにより、予測の負担を軽減している。(第4章)

さらに、得られた全天日射量から太陽光発電出力を直接推定する「太陽光発電出力の簡易換算手法」を提案する。

- 全天日射量は水平面での値であるが、太陽光発電設備は傾斜して設置されており、この影響を考慮する必要がある。また、全天日射量が太陽光発電出力となるためには、太陽電池パネルやパワーコンディショナーの特性を考慮する必要がある。しかしながら、電力の供給エリア内すべての太陽光発電設備について、これらを反映することは困難である。このため、全天日射量から太陽光発電出力を直接推定する太陽光発電出力の簡易換算手法を提案する。

換算手法については、全天日射強度と既設の太陽光発電設備の出力実績データの相関分析から、換算の定式化ならびに換算係数を求めている。(第5章)

1.3 論文の構成

本論文「電力システムの需給運用における太陽光発電出力予測に関する研究」の構成は以下のとおり。

第1章では、研究の背景および概要について述べる。

第2章～4章では、太陽光発電の出力のもととなる水平面の全天日射量の予測手法について述べる。

このうち第2章では、数日先の予測を目的とした1地点における全天日射量の幅の予測手法について述べる。

第3章では、翌日の予測を目的とした1地点における全天日射量予測手法について述べる。

第4章では、入力データ数の低減やモデルの統合により予測の手間を省いた広域における全天日射量予測手法について述べる。

第5章では、得られた全天日射量から太陽光発電出力を直接推定する太陽光発電出力の簡易換算手法について述べる。

第6章では、本論文の結論を記述している。

第2章 1 地点における数日先の全天日射量の幅の予測手法

本章では、全天日射量の地点予測のうち数日先の予測を目的とした全天日射量の幅の予測手法について述べる。数日先の予測は、火力発電機等の周辺機器の準備や運転体制を整えるためのものであり、火力発電機等の運転台数が計画できることが重要である。よって、実績値が予測値に対し、どの程度乖離する可能性があるかを考慮する必要がある。このため、予測を幅で表すことが重要であり、全天日射量の幅を予測する手法を提案する。

2.1 予測手法

全天日射量の予測の幅については、過去の全天日射量の実績値より算出した晴天指数（CI：Clearness Index）の記述統計により求める。記述統計を用いることにより、予測に含まれるばらつきを考慮した予測値（幅）を得ることができる。同じ天気のもとでは、予測のばらつきは、晴天指数の分布によって記述することができる。分布状況さえ判れば、天気に基づき、予測幅を得ることが可能となる。ここで晴天指数とは、全天日射量を大気外全天日射量^[17]で除したものであり、時刻と位置（緯度・経度）によって決まる太陽高度の影響を除外したものである。これにより、気象の影響のみを考慮した予測モデルを作成することが可能となる。

予測のステップは、実績データの分析（予測モデルの作成）と日射量の算出の大きく2つに分けられる。予測モデルの作成は、気象実績データをもとに、天気と日射量の関係を導くことにある。

1. 実績データの抽出（気象庁提供の天気の実績は3時間毎に記録されている^{[18],[19]}ため、検討には9、12、15、18時の天気（晴、薄曇、曇など）および全天日射量の実績データを抽出）
2. 1.で抽出した全天日射量実績データを、(2.1)式により晴天指数に変換

$$CI = \frac{I_{\theta}}{I_{o\theta}} \dots\dots\dots (2.1)$$

ただし、 I_{θ} は太陽高度 θ での全天日射量

$I_{o\theta}$ は太陽高度 θ での大気外全天日射量

3. 晴天指数を天気種別ごとに分類し、天気種別ごとに分類した晴天指数について、各月の上・中・下旬での度数分布を作成
4. 3.の度数分布をベータ分布で表現し、その分布形状（歪度および尖度）から、1年を4つ程度の時期にまとめる
5. それぞれについてパーセンタイル法を用い、中央値（予測値）および任意の上下限值（予測幅）を算出し作成。なお本論文では、晴天指数の分布の形状等を考慮し、上下限値を97.7および2.3パーセンタイル値とした（図2.1）

により、天気別時期別の全天日射量予測幅モデルを作成することができる。このモデルに、予測対象日時の天気予報（天気種別）と時刻と位置（緯度・経度）によって決まる大気外全天日射量を入力することで、全天日射量予測幅を得ることができる。

$$I_{\theta} = CI \times I_{o\theta} \quad \dots\dots\dots (2.2)$$

2.1.1 天気別のデータセット分割

全天日射量を予測するにあたり、晴のときは全天日射量が多く、雨のときは全天日射量が少ないなど、経験的に天気が全天日射量と関係が深いことは分かっている。しかし、天気の種別（晴、曇、雨など）は客観的に数値化することが困難であり、予測式に組み込みにくい。そこで、天気別にデータセットを分割し、簡略化を行う。

天気の実績の多くは、“快晴”、“晴”、“薄曇”、“曇”、“雨”である。そこで、本章ではそれぞれで別の予測モデルを作成する。

2.1.2 ベータ分布を用いた時期別のデータセット分割

全天日射量を予測するにあたり、時期の違いにより全天日射量の分布に違いがあることも考慮する必要がある。しかし、時期は天気と同様に数値化することが困難であり、予測式に組み込みにくい。そこで、天気別に加え、時期別にデータセットを分割し、モデルを作成することで簡略化を行う。

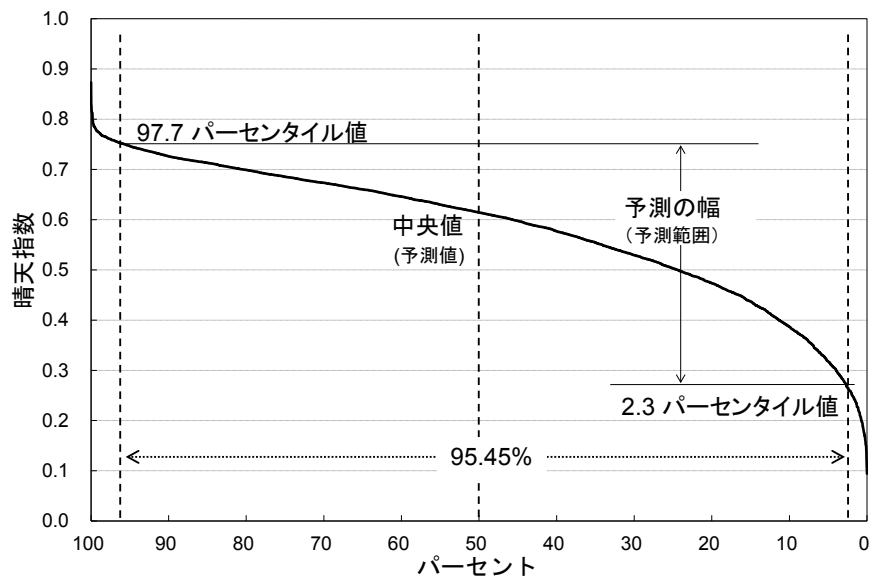


図2.1 晴天指数の累積度数分布

(文献[20]をもとに作成)

時期別の分類では、1年をいくつかの時期に分割して、それぞれの時期に対して予測モデルを作成することとする。分割することで、ひとつひとつの予測モデルの精度が向上すると期待できるためである。しかし、分割数が多すぎると、予測モデルが多くなり繁雑となってしまいうため、実際の運用において予測する際の負担となる。このようにならないためには、適切な分割点を決定し、分割数を増やしすぎないようにする必要があるのである。そこで、各月を上旬、中旬、下旬に分けることで1年を36のグループに分け、これらに属するデータセットの特徴をもとに分割点を決め、1年を数個にまとめることとする。

分割点を決定するにあたって、36個のそれぞれのグループに含まれるデータセットに対する予測対象 y と説明変数 x_i との間の関係式が必要となる。この関係式が似た形状をしているグループでは、同一の予測モデルを使用できると考えることができるためである。

分割点は、予測対象 y の頻度分布をもとに決めることとする。頻度分布の形状は、ベータ分布で表すことができる。ベータ分布は、以下の(2.3)式で表される確率分布である^[21]。

$$f(x) = \begin{cases} \frac{1}{B(\alpha, \beta)} x^{\alpha-1} (1-x)^{\beta-1} & (a \leq x \leq b) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases} \dots\dots\dots (2.3)$$

ただし、 $B(\alpha, \beta)$ はベータ関数と呼ばれ

$$B(\alpha, \beta) = \int_0^1 l^{\alpha-1} (1-l)^{\beta-1} dl \dots\dots\dots (2.4)$$

と表される。ベータ分布はさまざまな形状を取り得るので、特性が不明の分布について、有限区間でのデータ解析に適している。

ベータ分布はパラメータを変化させることによって、様々な形状をとることができるため、このパラメータをもとにデータセットを分割することを考える。ここでパラメータ α と β は、データから求めた平均 μ と分散 σ^2 を用いて

$$\alpha = \mu \left[\frac{\mu(1-\mu)}{\sigma^2} - 1 \right] \dots\dots\dots (2.5)$$

$$\beta = (1 - \mu) \left[\frac{\mu(1-\mu)}{\sigma^2} - 1 \right] \dots\dots\dots (2.6)$$

と求めることができる。しかし、パラメータ α と β は分布の形状に対する直接的な意味が分かりにくい。そこで、以下の(2.7)式、(2.8)式で表されるベータ分布の歪度と尖度を分割の基準とする。

$$\text{歪度} = \frac{2(\beta-\alpha)(\alpha+\beta+1)^{\frac{1}{2}}}{(\alpha+\beta+2)(\alpha\beta)^{\frac{1}{2}}} \dots\dots\dots (2.7)$$

$$\text{尖度} = \frac{3(\alpha+\beta)(\alpha+\beta+1)(\alpha+1)(2\beta-\alpha)}{\alpha\beta(\alpha+\beta+2)(\alpha+\beta+3)} + \frac{\alpha(\alpha-\beta)}{\alpha+\beta} \dots\dots\dots (2.8)$$

歪度と尖度は確率分布の形状特性を表す指標であり、歪度は確率分布の形状が平均に対してどの程度偏りがあるか、尖度は確率分布がどの程度なだらかな形状をしているかを表している。

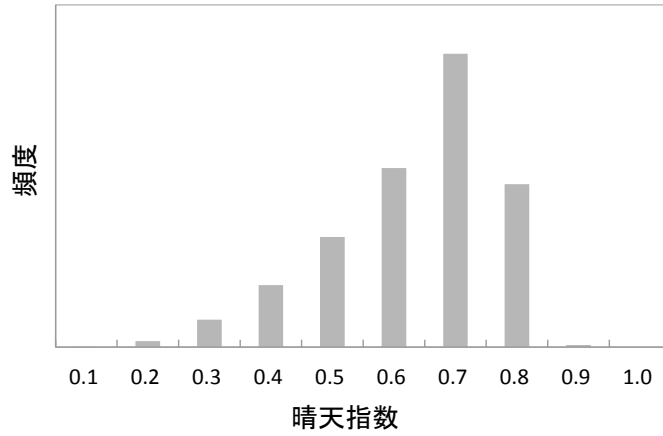
2.2 全天日射量予測幅モデル

九州地方を例に全天日射量予測幅モデルの作成を行った。モデル作成には、気象庁提供の気象実績データをもとに、九州の7県庁所在地について、全天日射量を記録している1991～2008年の実績データ^{[18],[19]}を用いた。

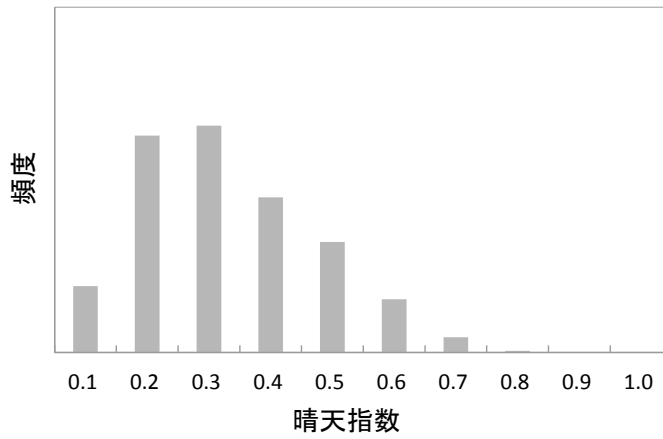
2.2.1 天気別データセットに基づく全天日射量予測幅モデル

図2.2に福岡市における天気別晴天指数の分布を、図2.3に九州7県庁所在地全都市における天気別晴天指数の例を示す。図2.2および2.3とも同様の傾向を示している。“晴”のケースにおいては、晴天指数が高い方にデータが偏る傾向があり、“曇”→“雨”になるにつれ、晴天指数の低い方に偏る傾向がある。何れのケースにおいても、正規分布を形成しておらず、予測モデルの作成には標準偏差ではなく、パーセンタイル値を適用することが好ましいことがわかる。

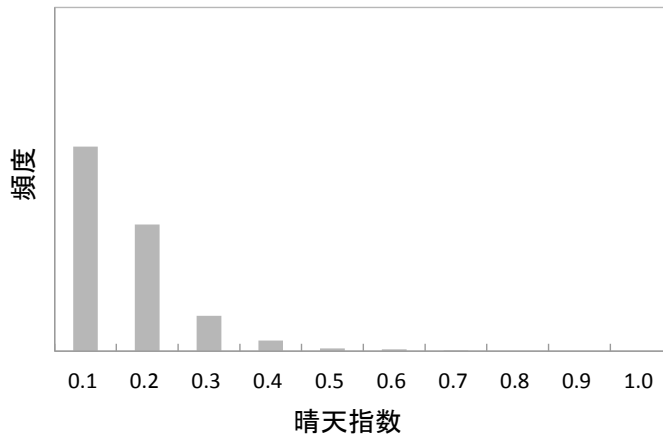
表 2.1 に福岡市での、表 2.2 に九州 7 県庁所在地全都市の天気種別の晴天指数のパーセンタイル値を示す。先に述べたように“晴”のケースにおいては晴天指数が高い方に、“曇”および“雨”のケースにおいては晴天指数が低い方にデータが偏る傾向が、表 2.1、2.2 の結果に反映されている。



(a) 晴のケース

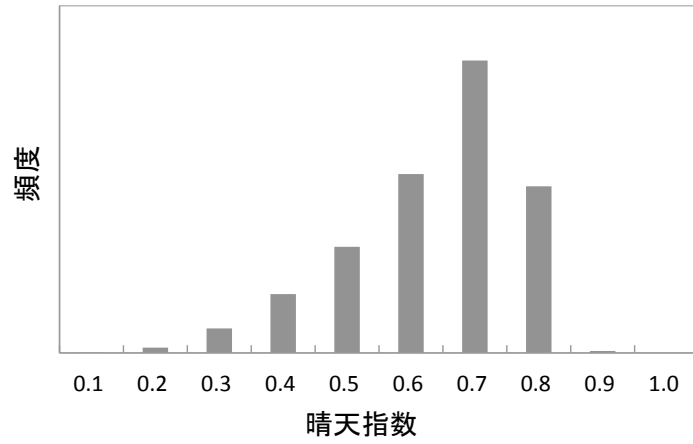


(b) 曇のケース

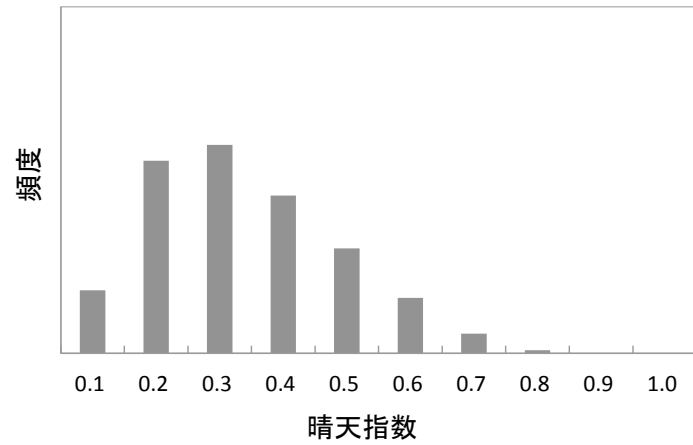


(c) 雨のケース

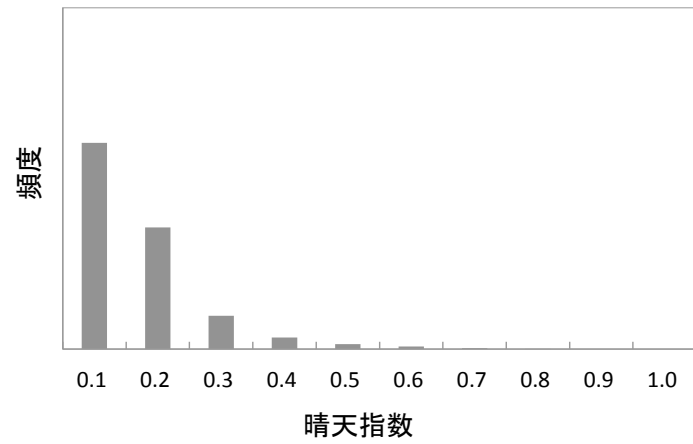
図 2.2 天気別晴天指数の分布（福岡市：1991～2008 年）
（文献[22]をもとに作成）



(a) 晴のケース



(b) 曇のケース



(c) 雨のケース

図 2.3 天気別晴天指数の分布 (九州 7 県庁所在地：1991～2008 年)
(文献[22]をもとに作成)

表 2.1 晴天指数のパーセンタイル値（福岡市）

天気	50% (予測値)	97.72% (上限値)	(最大)	2.28% (下限値)	(最小)
晴	0.61	0.76	(0.87)	0.26	(0.09)
曇	0.26	0.59	(0.79)	0.06	(0.01)
雨	0.09	0.36	(0.68)	0.03	(0.00)

1991～2008 年の 9、12、15 時の全天日射量データ（気象庁提供）より算出
（文献[22]をもとに作成）

表 2.2 晴天指数のパーセンタイル値（九州 7 県庁所在地）

天気	50% (予測値)	97.72% (上限値)	(最大)	2.28% (下限値)	(最小)
晴	0.62	0.76	(0.90)	0.27	(0.06)
曇	0.27	0.61	(0.85)	0.06	(0.00)
雨	0.09	0.40	(0.76)	0.02	(0.00)

1991～2008 年の 9、12、15 時の全天日射量データ（気象庁提供）より算出
（文献[22]をもとに作成）

この値に、太陽高度（時刻、緯度・経度により算出）によって決まる大気外全天日射量を乗じること、天気種別に応じた全天日射量予測幅モデルを作成することができる。図 2.4 に全天日射量予測幅モデルの例として、2009 年 5 月 1 日の福岡市を対象としたケースを示す。天気をそれぞれ(a)晴、(b)曇、(c)雨としたケースの予測中心と幅（上下限）を表している。

作成した予測幅モデルをもとに 2 ケースの全天日射量幅の予測を行った。対象は 2009 年 5 月 1 日の福岡市（図 2.5）と 2009 年 8 月 1 日の鹿児島市（図 2.6）である。入力データには予報値の代わりとして当日の天気実績を使用した。当日の福岡市の天気は、6、9 時が晴、12、15、18 時が快晴となっており、鹿児島市の天気は、6 時が曇、9 時が薄曇、12 時以降（15、18 時）は曇である。（同図では、天気実績の記録の無い時刻の天気は、前に記録された天気を用いている）。

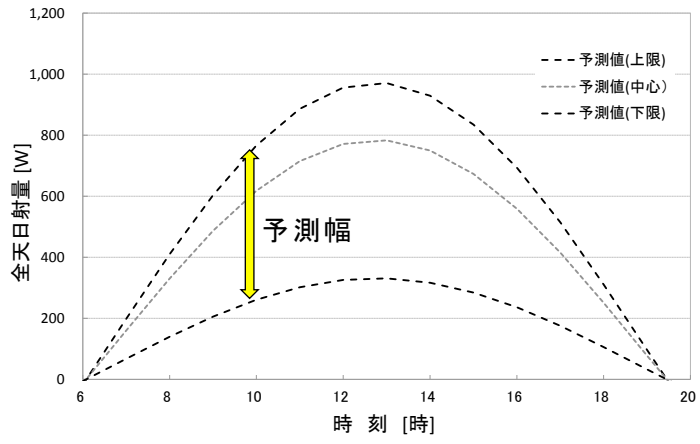
シミュレーション結果より、両ケースとも全天日射量の実績値が予測値の上下限内に納まっており、天気が良いケースおよび悪いケースとも、全天日射量の予測ができていることを表している。また、天気実績の記録がある 9、12、15、18 時においては、全天日射量の実績値が予測値の中心に近接しており、50%値が予測値として用いることができることも表している。

なお、予測の上下限をさらに狭くする、すなわち予測の精度を高めることができれば、誤差範囲を狭くすることが可能となり、発電機の予備力を低減することが可能となる。天気は季節等の時期の影響を受けることも考えられるため、2.2.2 項にて時期別の全天日射量予測幅モデルの作成し、予測精度の評価を実施する。

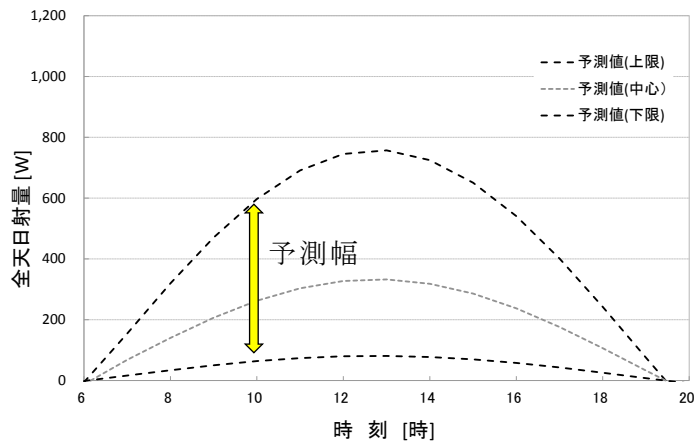
2.2.2 時期別データセットに基づく全天日射量予測幅モデル

2.2.1 項では、天気別のデータセットに基づく全天日射量の予測幅モデルを作成した。天気は季節等時期の影響を受けることも考えられるため、本項では天気別に加え、時期別の全天日射量予測幅モデルの作成し、予測精度の評価を実施する。

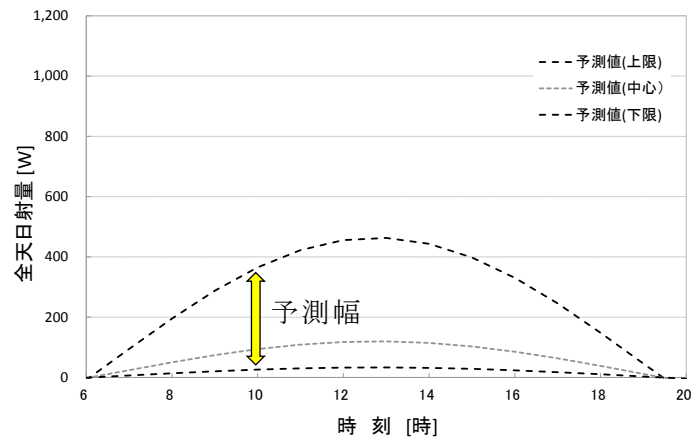
図 2.7 は、福岡市での”晴“の場合における、1月上旬、5月下旬、11月上旬の晴天指数の分布をベータ分布の形状で表したものである。同図より、時期により分布の幅や中心が大きく異なっていることがわかる。よって、全天日射量の予測幅モデルも、時期別に分類することにより予測幅の低減を図ることができる。このことから、九州の 7 県庁所在地の晴天指数について、地点毎にベータ分布の歪度および尖度の年間の中央



(a) 晴のケース



(b) 曇のケース



(c) 雨のケース

図 2.4 全天日射量予測幅モデル (福岡市 : 2009 年 5 月 1 日)
(文献[22]をもとに作成)

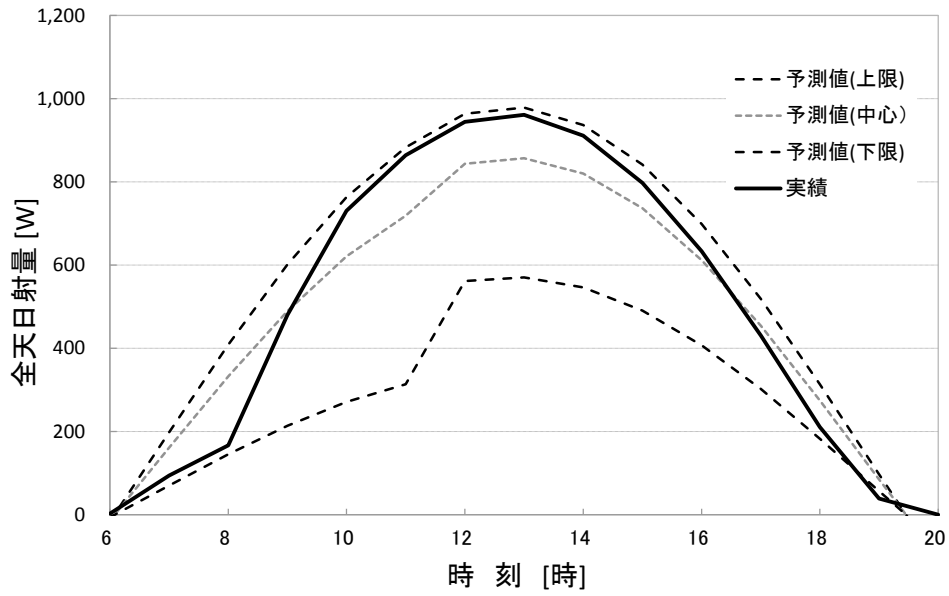


図 2.5 全天日射量の予測と実績（福岡市：2009年5月1日）
 （文献[22]をもとに作成）

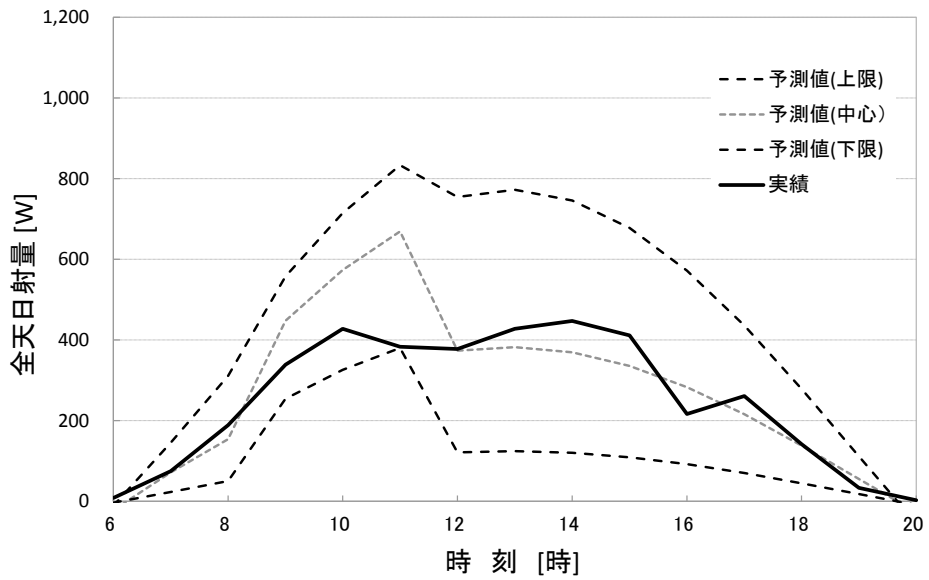


図 2.6 全天日射量の予測と実績（鹿児島市：2009年8月1日）
 （文献[22]をもとに作成）

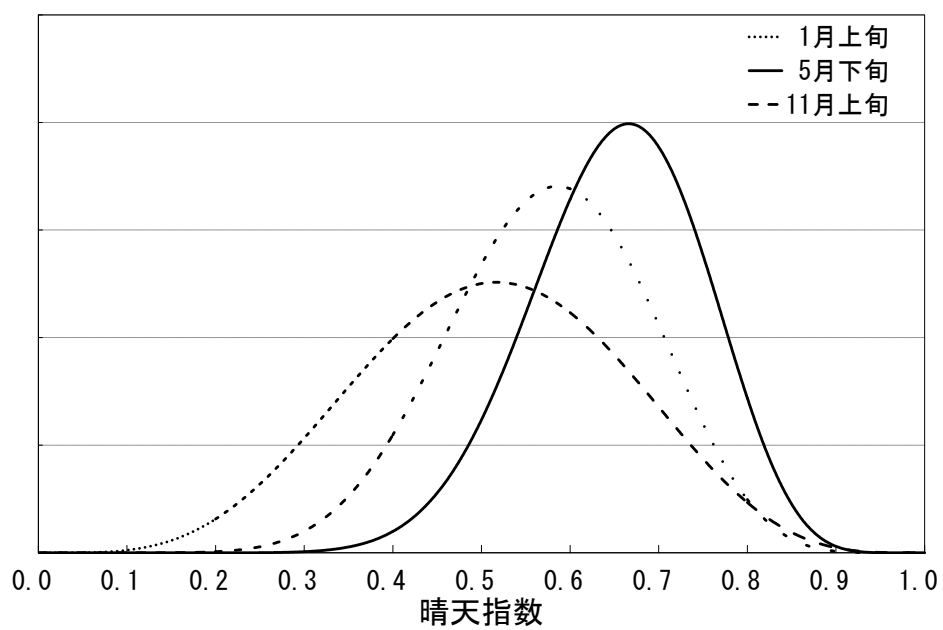


図2.7 晴天指数の分布形状(福岡市：晴のケース、1991～2008年)
 (文献[20]をもとに作成)

値で時期を区分すると、おおよそ

- ① 1月上旬～2月中旬、10月下旬～12月下旬
- ② 2月下旬～3月下旬
- ③ 4月上旬～5月中旬
- ④ 5月下旬～10月中旬

となる。天気種別の中で頻度の高い“晴れ”と“曇り”のケースについて、参考として、図 2.8 に“晴れ”のケースにおける尖度の月別推移を、図 2.9 に“曇り”のケースにおける歪度の月別推移を参考に示す。

天気別に加え、時期別に作成した予測モデルをもとに予測した結果と実績値の例を図 2.10 に示す。同図は 2009 年 5 月 1 日の福岡市での例であり、破線が通年で予測モデルを作成したケース、実線(太線)が③(4月上旬～5月中旬)でモデルを作成したケース、実線(細線)が実績値である。通年の予測幅モデルを用いた場合(図 2.5)と比較し、時期別の予測モデルを用いた場合は、予測幅が約 15～23%低減されている。また、実績値がほぼ予測幅内に入っており、予測モデルとして使用できることがわかる。

2.3 第 2 章のまとめ

本章では、全天日射量の地点予測のうち数日先の予測を目的とした全天日射量の幅の予測手法を提案した。全天日射量の予測の幅については、過去の全天日射量の実績値より算出した晴天指数の記述統計により求めている。まず、晴天指数を天気別に分類し、さらに天気別晴天指数の分布形状から、ベータ分布の歪度と尖度を用いて時期別に分類したものをパーセンタイル法により、予測の範囲(予測幅)を得ている。これにより、実績値が予測値に対し、どの程度乖離する可能性があるかを考慮することができる。よって、数日先の電力需要に対し、火力発電機等の運転台数を計画し、周辺機器の準備や運転体制を整えることが可能となる。

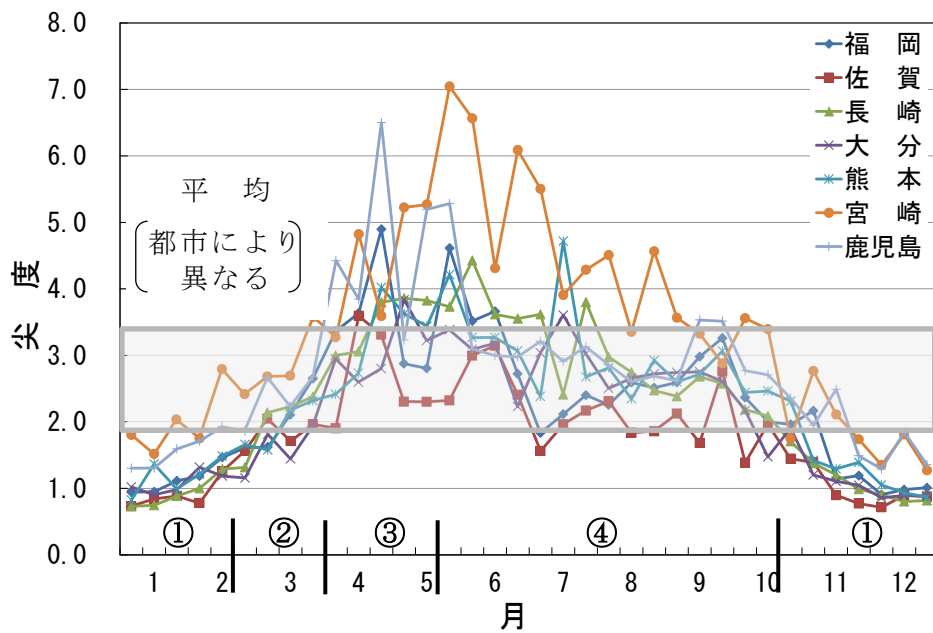


図2.8 尖度の月別推移（晴のケース、1991～2008年）
（文献[23]をもとに作成）

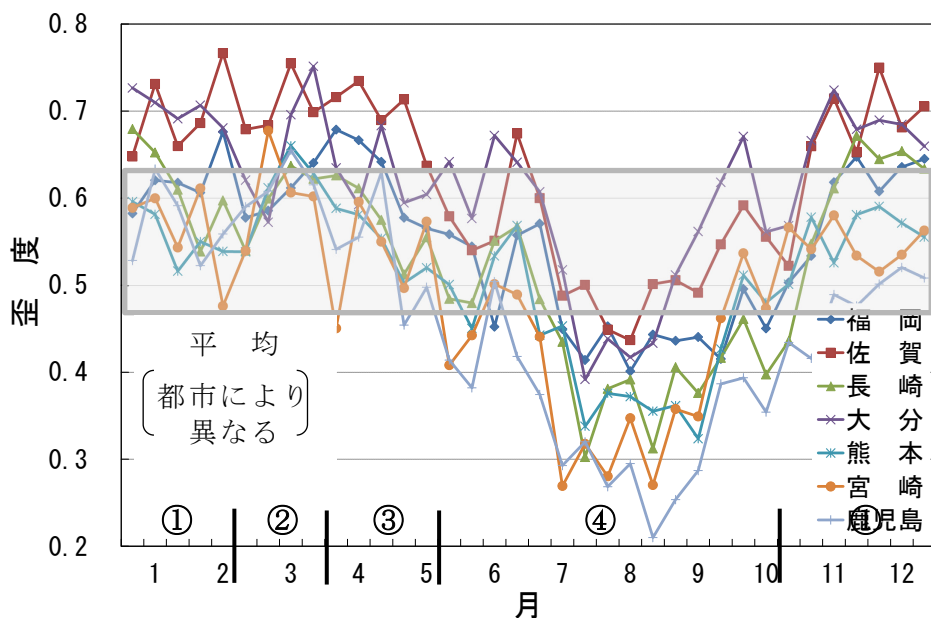


図2.9 歪度の月別推移（曇のケース、1991～2008年）
（文献[23]をもとに作成）

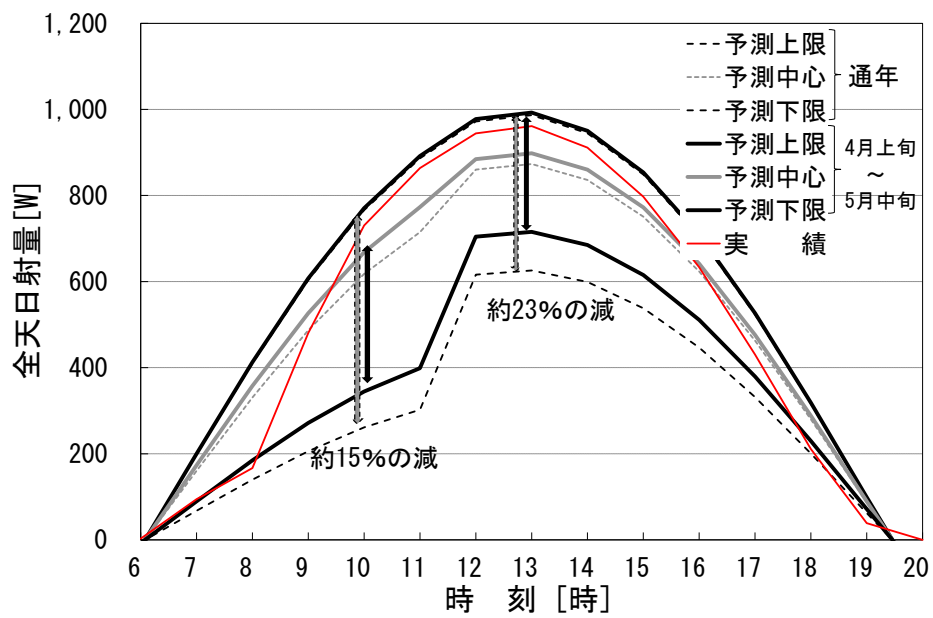


図2.10 予測結果と実績値の例（福岡市：2009年5月1日）

（文献[20]をもとに作成）

第3章 1 地点における翌日の全天日射量予測手法

本章では、全天日射量の地点予測のうち翌日の予測を目的とした全天日射量予測手法について述べる。翌日の予測は、火力機の起動指令のタイミングを調整するためのものであり、予測精度が要求される。このため、数日先予測手法のように幅で表すのではなく、全天日射量の値を精度よく予測する手法を提案する。

3.1 予測手法

予測については、全天日射量を予測するための入力情報として、予測対象日の1日前に容易に得られる気象予報データを用いる。これらから求めた説明変数 x_i ($i=1, \dots, n$) と予測対象 y の間の関係式は非線形となるため、全てのデータセットに同一の予測モデルを用いると、複雑な予測モデルが必要になる。そこで、データセットを線形近似できるグループに分割し、それぞれのデータセットに対して線形予測モデルを作成する。このように予測モデルを作成することで非線形性に対応し、入出力間の関係が分かりやすいモデルとなる。本手法では以下の操作を行うことで予測モデルを構築する。本手法では、

1. 客観的に予測式に組み込むことが困難な天気種別・時期別にデータセットを分割する
2. 二進木 (BT : Binary Trees) を用いて、1.で分割されたそれぞれのデータセットをさらに説明変数 x_i の値で分割し、入出力間の関係を線形に近づける
3. 2.で分割されたそれぞれのデータセットに対して、因子分析 (FA : Factor Analysis) を用いて線形近似モデルを作成する

という3つの操作を行うことで予測モデルを構築する

なお、数日先の全天日射量の幅の予測では、一般的に用いられる晴天指数を予測対象として用いている。翌日の全天日射量はさらに予測精度を高める必要があるが、晴天指数では太陽高度に起因する日射の大気層を通過する距離の影響までは除去しきれないことがわかっている。そこで、新たに補正日射到達率 (CIAF : Corrected Insolation Arrival Factor) を提案し、晴天指数に代わり、予測対象として用いることとする。

3.1.1 予測対象

数日先の全天日射量の幅の予測では、予測対象として、晴天指数を用いた。晴天指数は、(2.1)式に示すとおり、全天日射量のうち太陽高度によって変化する成分を除外したものとして、一般的に用いられている。しかしながら、図3.1に示すように、太陽高度が低いときには晴天指数が大きな値を取りにくい。特に太陽高度の正弦 ($\sin\theta$) の値が0.25以下の場合には、晴天指数が小さい方に偏在している。これは、日射の大気層を通過する距離が一因と考えられる。太陽高度の違いにより日射の大気層を通過する距離が変わってくる (図3.2)。つまり、同じ大気の状態だったとしても太陽高度が低いときは大気層を通過する距離が長いから、晴天指数は小さくなると考えられる。

翌日の全天日射量の予測は精度が要求される。そこで、日射の大気層を通過する距離の影響を除外するため、全天日射量 I_θ を(3.1)式のように表すことを考える。

$$I_\theta = I_{o\theta} \times \left(\frac{I_{\frac{\pi}{2}}}{I_{o\frac{\pi}{2}}} \right)^n \quad \dots\dots\dots (3.1)$$

ただし、 $I_{\frac{\pi}{2}}$ は太陽高度90°での全天日射量、 $I_{o\frac{\pi}{2}}$ は太陽高度90°での大気外全天日射量である。また、 n は距離に合わせて変化する減衰割合を表し、太陽高度が90°のときには $n=1$ となり、大気の通過距離が増加すると n は増加する。

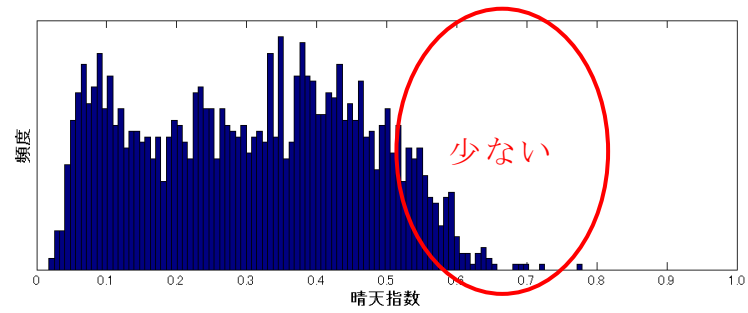
このように全天日射量を表すことで、日射の大気層を通過する距離を考慮した予測対象とすることができる。本章では、 $I_{\frac{\pi}{2}}/I_{o\frac{\pi}{2}}$ を予測対象とし、これらを補正日射到達率として(3.2)式で定義する。

$$CIAF = \frac{I_{\frac{\pi}{2}}}{I_{o\frac{\pi}{2}}} = \sqrt[n]{\frac{I_\theta}{I_{o\theta}}} \quad \dots\dots\dots (3.2)$$

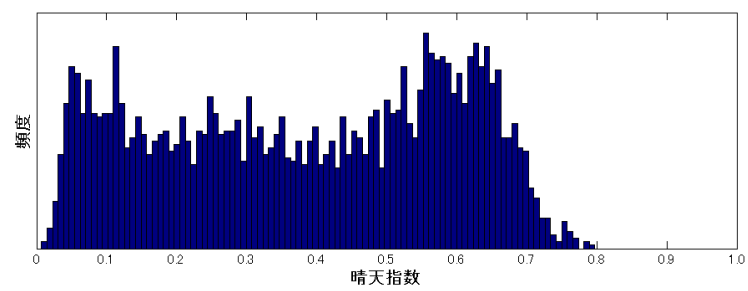
ここで、 $I_\theta/I_{o\theta}$ は晴天指数である

(3.2)式において、日射の大気層を通過する距離に合わせて変化する n については、以下のとおり導出を行った。

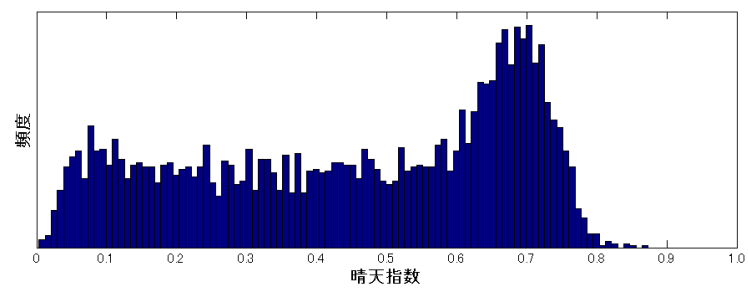
1. すべてのデータセットを天気別に分類する
2. 天気別のデータセットをさらに太陽高度の正弦 ($\sin\theta$) の値をもとに 0.05 刻みで分類し、 $\sin\theta$ が小さい方からデータセット 1,..., データセット 20 とする



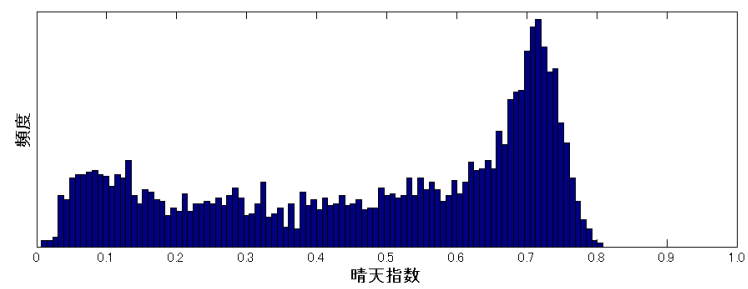
(a) $0 < \sin\theta \leq 0.25$



(b) $0.25 < \sin\theta \leq 0.50$



(c) $0.50 < \sin\theta \leq 0.75$



(d) $0.75 < \sin\theta \leq 1.00$

図3.1 太陽高度別晴天指数の分布

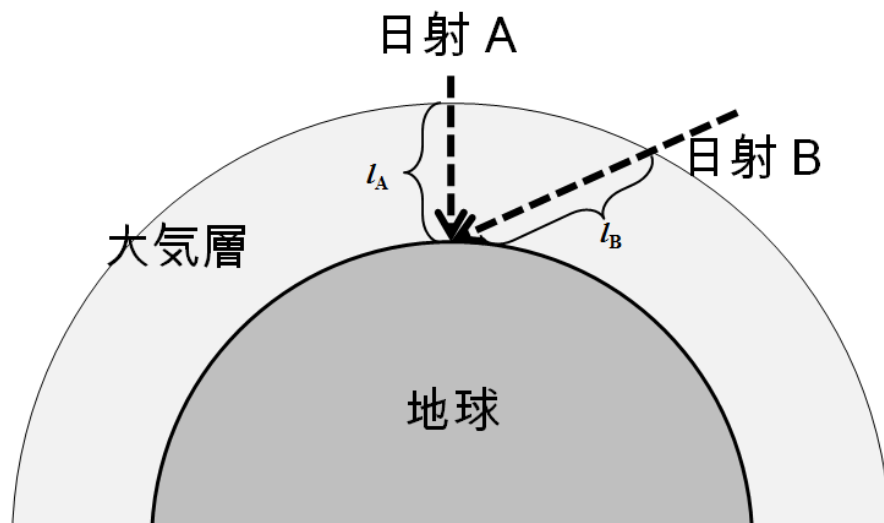


図3.2 日射の大気層を通過する距離のイメージ

3. すべてのデータセットを天気別に分類する
4. 天気別のデータセットをさらに太陽高度の正弦 ($\sin\theta$) の値をもとに 0.05 刻みで分類し、 $\sin\theta$ が小さい方からデータセット 1,..., データセット 20 とする
5. 天頂に最も近いデータセット 20 ($0.95 < \sin\theta \leq 1$) に含まれるサンプルを用いて、データセット 20 における $I_\theta/I_{o\theta}$ の平均値 μ_z を求める

$$\mu_z = E\left[\frac{I_\theta}{I_{o\theta}}\right] \dots\dots\dots (3.3)$$

6. データセット j ($j=1, \dots, 19$) のそれぞれで、十分小さい ε に対して以下の式を満たす n_j を求める (図 3.3)

$$E\left[\sqrt{n_j \frac{I_\theta}{I_{o\theta}}}\right] - \mu_z < \varepsilon \dots\dots\dots (3.4)$$

7. n_j をもとに、天気別に、太陽高度の正弦 $\sin\theta$ を独立変数とする 2 次の近似関数 n を求める

これにより求められた天気別の n は以下のとおり。

- 晴の場合 : $n = 1.90 \sin^2\theta - 3.23 \sin\theta + 2.35$
- 曇の場合 : $n = 0.48 \sin^2\theta - 1.04 \sin\theta + 1.55$
- 雨の場合 : $n = 0.37 \sin^2\theta - 0.66 \sin\theta + 1.30$

補正日射到達率を用いることで、図3.4に示すように、特に太陽高度の正弦が小さい部分での分布の状況が改善され、日射の大気層を通過する距離の影響を低減する事ができていることがわかる。

3.1.2 天気種別・時期別のデータセット分割

予測モデル作成に際し、2章と同様に、天気種別・時期別のデータセット分割を行った。気象庁提供の九州7県庁所在地の1991年から2008年の全天日射量実績データ^{[18],[19]}をもとに算出を行った補正日射到達率について、天気種別に分類し、さらに時期別に分割を実施している。図3.5と3.6に補正日射到達率の時期別歪度、尖度推移を示す。歪度・尖度の大きさの違いから1年を4つの時期に分類すると以下のようなになる。

- ① 1月上旬～3月中旬、10月中旬～12月下旬

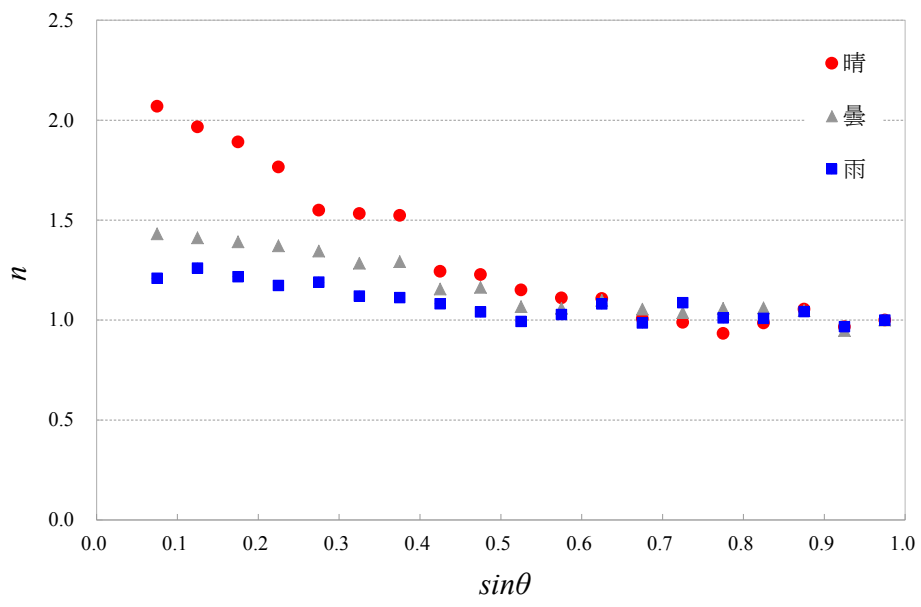
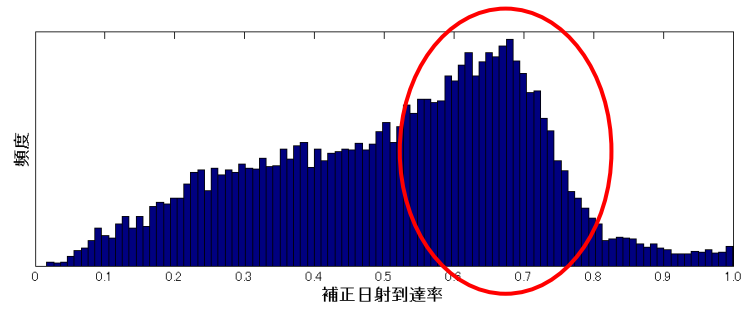
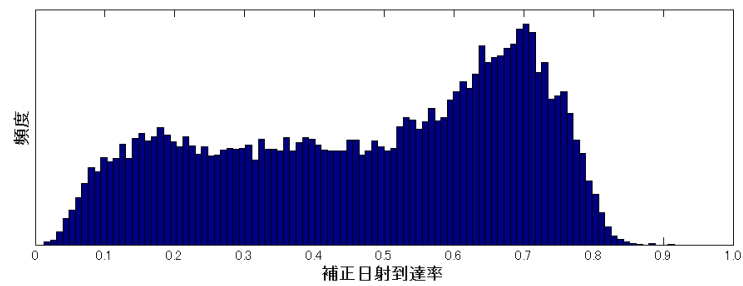


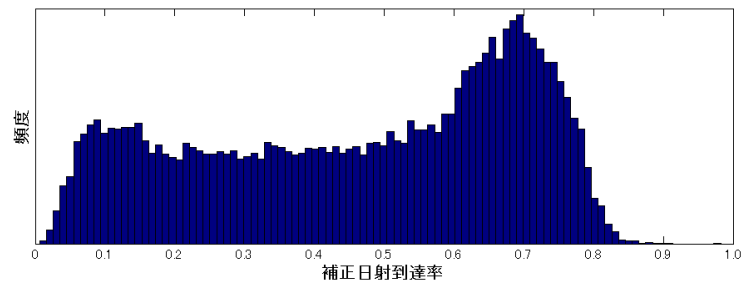
図3.3 “ n ”の値



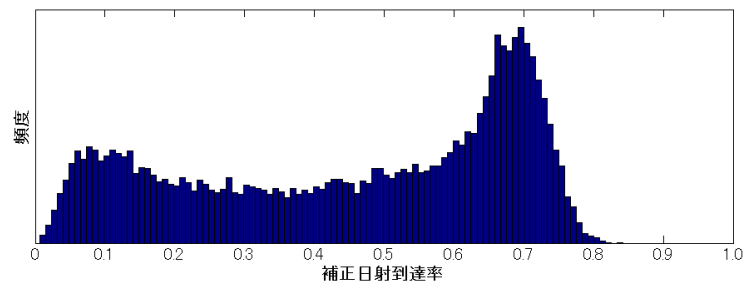
(a) $0 < \sin\theta \leq 0.25$



(b) $0.25 < \sin\theta \leq 0.50$



(c) $0.50 < \sin\theta \leq 0.75$



(d) $0.75 < \sin\theta \leq 1.00$

図3.4 太陽高度別補正日射到達率の分布

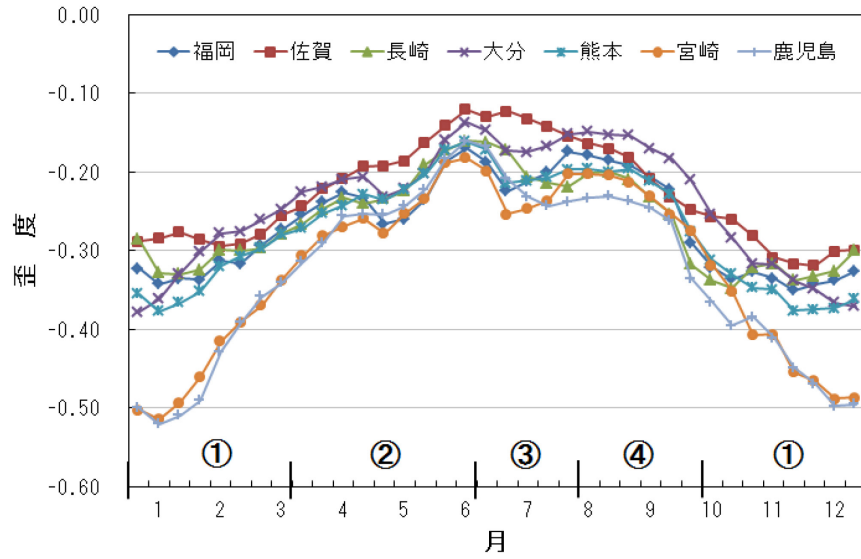


図3.5 補正日射到達率の歪度の月別推移
(晴のケース、1991～2008年)

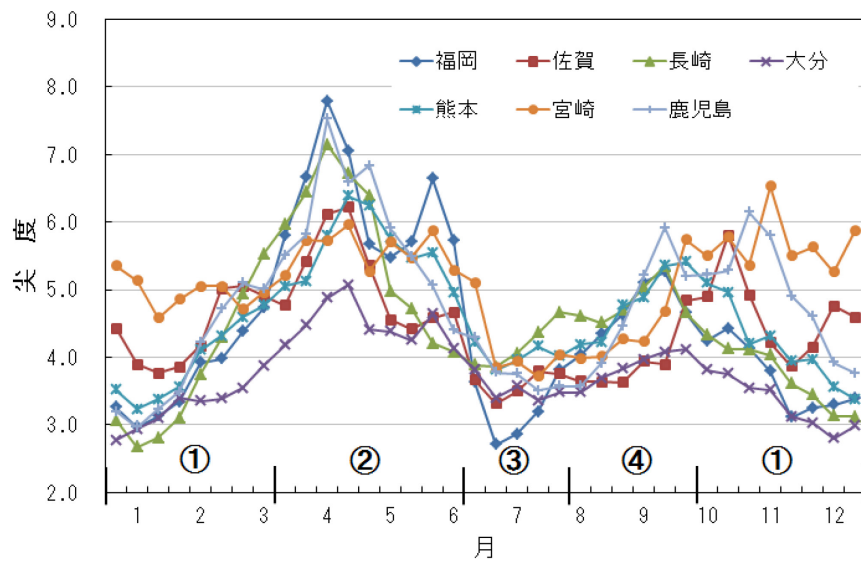


図3.6 補正日射到達率の尖度の月別推移
(晴のケース、1991～2008年)

- ② 3月下旬～6月中旬
- ③ 6月下旬～8月上旬
- ④ 8月中旬～10月上旬

3.1.3 二進木を用いた説明変数の値でのデータセット分割

予測対象である補正日射到達率と説明変数である各種気象情報の関係は、非線形と考えられる。これらすべてのデータセットに対して、同一の予測モデルを作成すると、予測モデルが複雑（予測のプロセスが複雑）となることから、電力システムの運用者が取り扱うことが困難となってしまう。このため、二進木を用いてデータセットを説明変数の値で分割し、入出力間の関係を線形近似できるようにした。

データセットの分割は、説明変数 x_i ($i = 1, \dots, n$) と予測対象 y からなるサンプル群をすべて並べたものを \mathbf{x} および \mathbf{y} とし、二進木を用いて小さい誤差で線形近似できるグループに分割していく。図3.7は二進木^[24]による分割の概念図である。まず、根にモデル作成用の全サンプルを割り当てる。ここでは便宜上、 x_i のみを示す。次に、サンプルを $x_i \leq \theta_i$ と $x_i > \theta_i$ の2つのグループに分け、左右のノードに振り分ける。適切な分割点 θ_i が見つからなくなるか、ノードに含まれるサンプル数があらかじめ設定した最低個数を下回るまで同様の分割を繰り返し、木を構築する。そして構築された木の葉（図3.7のノード4からノード7）毎に線形予測式を作成する。分割点 θ_i の決定手順を以下に示す。

1. 分割前のノードに含まれる全サンプルにおいて、説明変数 x_i ($i = 1, \dots, n$) により予測対象 y を予測する線形式を作成する
2. 手順1.で求めた線形式にノードに含まれる全サンプルを入力し、予測対象の予測値 \hat{y} を求める
3. $E_c = (y - \hat{y})'(y - \hat{y})$ を求める。ただし、 \mathbf{y} は実際の予測対象の値である。ここで、 E_c は分割前のノード線形近似予測を行った場合の二乗誤差の総和を表す
4. 説明変数1つずつに対し、分割候補点を細かく等間隔に定める。なお、このときに作られる分割候補点は、分割に用いる説明変数の番号とその説明変数の分割基準値の2つの情報を持つ。分割候補点は N 個作られたとし、手順5.および手順6.にて、 N 個のうちから実際の分割点を決定する

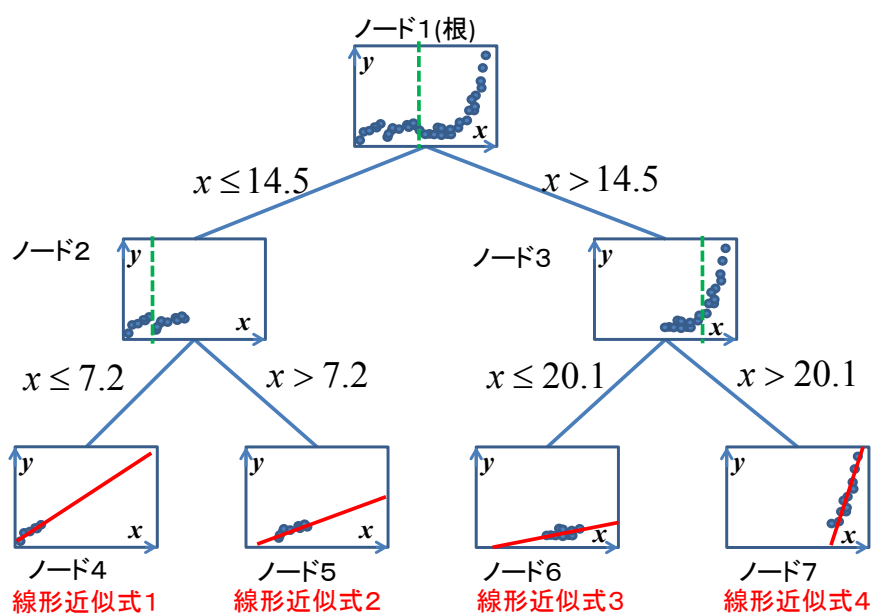


図3.7 二進木の概念図

(文献[25]をもとに作成)

5. k 個目($k = 1, \dots, N$)の分割候補点について、次の操作を行う。
 - (a) 分割候補点の指定する説明変数が、分割候補点の指定する値以下であるサンプルをグループLに、分割候補点の指定する値を超えるサンプルをグループRに振り分ける
 - (b) 各グループに含まれるサンプルを用いて、それぞれのグループで線形予測式を作成する
 - (c) (b)で求めた線形予測式に各グループに含まれるサンプルを入力し、予測対象の予測値 \hat{y}_L および \hat{y}_R を求める
 - (d) $E_L = (y_L - \hat{y}_L)(y_L - \hat{y}_L)$ および $E_R = (y_R - \hat{y}_R)(y_R - \hat{y}_R)$ を求める。ただし、 y_L 、 y_R はそれぞれグループL、Rに含まれるサンプルに対応する予測対象の実際の値である。 E_L 、 E_R は分割後の各ノードで線形近似予測を行った場合の二乗誤差の総和を表す。
 - (e) 分割候補点の得点 $G_k = E_C - (E_L + E_R)$ を求める。この得点 G_k は分割したことにより二乗誤差の総和がどれだけ減少したかを表す
6. 全ての説明変数の全ての分割候補点の中で得点 G_k が最大となるものを分割点とし、その得点を G とする。 $G > 0$ を満たすなら、分割点の指定する説明変数の番号 i の値を θ_i とする。 $G \leq 0$ ならば、分割を行わない。

このように分割点を決定することで、分割前のノードで線形近似予測を行った場合の二乗誤差の総和より、分割後の各ノードで線形近似予測を行った場合の二乗誤差の総和が小さくなる。すなわち、この分割方法により、分割前よりも線形近似に適したデータセットにすることが出来る。

3.1.4 因子分析を用いた線形予測式作成手法

天気別・時期別および二進木により分割されたそれぞれのデータセットに適した線形近似式を因子分析により作成する。予測対象である補正日射到達率や説明変数である各種気象情報は、因子との間に線形の関係があると考えられる。このため、因子分析により共通因子を取り出すことで、真に必要な情報のみで予測が可能となり、予測精度を高めることができる。因子分析では、実績値（補正日射到達率 y および各種気象情報 x_1, \dots, x_n ）から予測対象である補正日射到達率 y を計算するために必要な因子（共通因子）を求めることができる。

因子分析^[26]とは多変量解析の一つであり、様々な変数からそれらの総合関係により新しい概念のファクターを導き出す。平均が 0 で分散が 1 に標準化された観測変数を z_1, \dots, z_p とする。多因子モデルのもとでは z_i は(3.5)式で仮定される。

$$z_i = \lambda_{i1}f_1 + \dots + \lambda_{im}f_m + e_i \quad \dots\dots\dots (3.5)$$

$$(i = 1, \dots, p)$$

ここで f_i は共通因子、 λ_{ik} は因子負荷量、 e_i は独自因子と呼ばれ、(3.6)式と(3.7)式を満たす。

$$E(f_k) = 0, \quad E(f_k^2) = 1 \quad \dots\dots\dots (3.6)$$

$$(k = 1, \dots, m)$$

$$E(f_k e_i) = 0, \quad E(e_i e_j) = 0 \quad \dots\dots\dots (3.7)$$

$$(k = 1, \dots, m; i, j = 1, \dots, p; i \neq j)$$

このように、共通因子 f_i に各変数を分解する因子負荷量 λ_{ik} を求めることが因子分析の目的である。

予測対象 y および説明変数 x_i ($i = 1, \dots, n$) を標準化し、それぞれ $z[y]$ 、 $z[x_i]$ とすると、(3.5)式から(3.8)式に分解できる。

$$\begin{bmatrix} z[y] \\ z[x_1] \\ \vdots \\ z[x_n] \end{bmatrix} = \mathbf{A}\mathbf{f} + \mathbf{e} \quad \dots\dots\dots (3.8)$$

ただし、

$$\text{因子負荷行列} \quad : \quad \mathbf{A} = \begin{bmatrix} \lambda_{y1} & \dots & \lambda_{ym} \\ \lambda_{11} & \dots & \lambda_{1m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \lambda_{n1} & \dots & \lambda_{nm} \end{bmatrix}$$

$$\text{共通因子ベクトル} \quad : \quad \mathbf{f} = [f_1 \dots f_m]$$

$$\text{独自因子ベクトル} \quad : \quad \mathbf{e} = [e_y \ e_1 \ \dots \ e_n]。$$

独自因子 e_y, e_i ($i=1, \dots, n$) が無視できるほど小さくなるように因子負荷行列 \mathbf{A} と共通因子ベクトル \mathbf{f} を求めることができれば、(3.9)式で予測対象を表すことができる。

$$z[y] = \lambda_{y1}f_1 + \dots + \lambda_{ym}f_m \quad \dots\dots\dots (3.9)$$

そこで、本論文では実績値（補正日射到達率 y および各種気象情報 x_1, \dots, x_n ）から因子負荷行列 Λ を求め、予測対象日時の気象予報値から共通因子の値（因子得点） f を求めることで予測対象である補正日射到達率を予測する。

3.1.5 予測の手順

ここで全天日射量の予測の手順を整理する。手順1～3が予測モデルの作成、手順4が予測である。

1. 天気種別・時期別のデータセット分割（3.1.2 項）
 - (a) 晴・曇・雨の天気種別にデータセットを分割する
 - (b) 各月の上旬・中旬・下旬ごとにデータセットを分け、それぞれのデータセットに含まれる予測対象 y の頻度分布の形状を表す指標（尖度、歪度）をもとに、1 年を数個のグループに分割する。
2. 説明変数の値でのデータセット分割（3.1.3 項）

手順 1. で分割されたそれぞれのデータセットをさらに二進木を使って分割する。その際、予測対象 y と説明変数 x_i の関係を小さい誤差で線形近似できるように、二進木を作る
3. 線形近似式作成（3.1.4 項）

手順 2. で分割されたそれぞれのデータセットに適した線形近似式を因子分析により作成する。ここでは観測変数の実績値を標準化して用い、因子負荷行列 Λ を求める。また、各観測変数の平均 μ と標準偏差 σ を求めておく
4. 全天日射量予測
 - (a) 予測対象日の天気（予報値）と時期をもとに、使用する二進木を決める
 - (b) 二進木を用いて、各説明変数の予報値の値によって、使用する線形予測式を決める
 - (c) 予測対象日の予報値を事前に求めた平均 μ と標準偏差 σ を用いて、 $z[x_i] = (x_i - \mu_{x_i}) / \sigma_{x_i}$ により標準化し、因子得点 \hat{f} を求める
 - (d) 予測対象 y に関する因子負荷量から(3.9)式により標準化された予測対象 $z[y]$ を予測する
 - (e) 実績値から予測対象 y の平均 μ_y と標準偏差 σ_y を求めておき、 $y = z[y] \times \sigma_y + \mu_y$ により予

測対象 y を予測する

(f) (3.1)式を用いて全天日射量を予測する

3.2 シミュレーション

3.2.1 数値シミュレーション条件

提案手法の有用性について検証するために、シミュレーションを実施する。このシミュレーションには以下の気象情報を用いた。

y : 予測対象 (補正日射到達率)

x_1 : 太陽高度の正弦

x_2 : 降水量

x_3 : 気温

x_4 : 太陽方位角

x_5 : 風 南北成分

x_6 : 風 東西成分

x_7 : 相対湿度

x_8 : 降水確率

x_9 : 天気 (予測対象日時の6 時間前)

x_{10} : 天気 (予測対象日時の3 時間前)

x_{11} : 天気 (予測対象日時の3 時間後)

x_{12} : 天気 (予測対象日時の6 時間後)

予測モデル作成にあたり、過去の気象実績値をもとに作成する方法の他に、過去の気象予報値をもとに作成する方法が考えられる。モデル作成に過去の気象予報値を用いるのは、気象予報に偏りがあった場合に、実績値をもとにモデルを作成するとその偏りを予測結果に反映できないためである。そこで、気象実績値をもとに作成したモデルと、気象予報値をもとに作成したモデルのそれぞれについてシミュレーションを行う。ただし、予報値を用いたのは天気 (晴、曇、雨) と降水確率であり、その他のデータには実績値を予報値として用いる。予測の評価には、(3.10)式に示す平均絶対誤差率 (MAPE : Mean Absolute Percentage Error)、(3.11)式に示す二乗平均平方根誤差

(RMSE : Root Mean Square Error) を用いた。

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|I_{ai} - I_{fi}|}{I_{ai}} \dots\dots\dots (3.10)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (I_{ai} - I_{fi})^2} \dots\dots\dots (3.11)$$

ただし、 N はデータ数、 I_{ai} は全天日射量の実測値、 I_{fi} は予測値を示している。

3.2.2 シミュレーション結果

提案手法（二進木と因子分析を併用したモデル：BT+FA）に加え、比較対象として、二進木を使用せず、因子分析のみで作成したモデル（FA）についてシミュレーションを実施した。また予測対象には、提案する補正日射到達率のみでなく、晴天指数についても比較対象として用いた。表3.1～3.3にそれぞれ、2006年、2007年、2008年の福岡市の全天日射量を予測したシミュレーション結果を示す。なお、シミュレーションには気象庁提供の2005年10月から2008年12月のデータを用い、予測対象年以外のデータで予測モデルを作成している。表中では各項目を以下のように簡略化して表現している。

- 予測モデル（予測モデル作成に使用した手法）
 - BT+FA：二進木と因子分析を併用したモデル（提案手法）
 - FA：二進木を使用せず、因子分析のみにより線形近似式を作成したモデル（比較対象）
- 予測対象（予測対象とする変数）
 - CIAF：補正日射到達率を予測対象としたもの（提案手法）
 - CI：晴天指数を予測対象としたもの（比較対象）
- モデル作成（モデル作成に用いたデータの種類）
 - 予報値：天気予報値を使用し、モデル作成を行ったもの
 - 実績値：すべての変数で実績値を使用し、モデル作成を行ったもの

まず、予測対象を CIAF（補正日射到達率）とした場合と CI（晴天指数）とした場合の精度を

比較する（表 3.4）。実績値と提案手法である BT+FA（二進木+因子分析）により作成した予測モデルを用いた場合で評価する。表 3.4 より、MAPE では提案手法である CIAF（補正日射到達率）を予測対象とした方が予測精度は高い。RMSE では精度はほとんど変わらない。

次に、BT+FA（二進木+因子分析）で作成した予測モデルと FA（因子分析のみ）で作成した予測モデルの精度を比較する（表 3.5）。予測対象は CIAF（補正日射到達率）とする。表 3.5 より、MAPE では提案手法である BT+FA（二進木+因子分析）で予測モデルを作成した方が予測精度は高い。RMSE では精度はほとんど変わらない。

続いて、提案手法（予測対象：CIAF、予測モデルの作成：BT+FA）の実運用への適用の可能性を評価する。日本における夏の正午の全天日射量（おおよそ 1kWh/m^2 ）に対し、表 3.1～3.3 より、提案手法によるシミュレーション結果は、RMSE で 0.12kWh/m^2 程度であり、十分実運用に適用可能であることがわかる。

以上の結果から、提案手法が有用であると判断できる。

また、参考として、モデル作成に気象予報値を用いた場合と実績値を用いた場合を比較する。表 3.1～3.3 より、気象予報値を用いて予測モデルを作成しても、精度が良い結果が得られている。

3.3 第 3 章のまとめ

本章では、全天日射量の地点予測のうち翌日の予測を目的とした全天日射量予測手法を提案した。晴天指数では太陽高度に起因する日射の大気層を通過する距離の影響を除去できないため、予測精度を高める目的で補正日射到達率をあらたに提案し、晴天指数に代わり予測対象として用いている。

手法については、2章と同様に、過去の気象実績データを天気別・時期別に分割し、さらに、二進木を用いて分割することで入出力間の関係を線形に近づけた。作成したそれぞれのデータセットに対し、因子分析により、真に必要なデータのみで線形近似予測モデルを作成し、シミュレーションの結果、実運用において十分適用可能であることを示した。これにより、翌日の電力需要に対し、火力機等の起動指令のタイミングを調整することが可能となる。

表3.1 全天日射量の予測精度 (予測対象年：2006年)

予測モデル	予測対象	モデル作成に用いたデータ	MAPE [%]	RMSE [kWh/m ²]
BT+FA	CIAF	予報値	42.839	0.1089
		実績値	42.620	0.1148
	CI	予報値	45.864	0.1142
		実績値	43.583	0.1173
FA	CIAF	予報値	42.045	0.1056
		実績値	42.795	0.1148
	CI	予報値	44.748	0.1089
		実績値	44.587	0.1167

太字：提案手法

表3.2 全天日射量の予測精度 (予測対象年：2007年)

予測モデル	予測対象	モデル作成に 用いたデータ	MAPE [%]	RMSE [kWh/m ²]
BT+FA	CIAF	予報値	42.803	0.1075
		実績値	41.863	0.1179
	CI	予報値	43.339	0.1079
		実績値	42.299	0.1174
FA	CIAF	予報値	44.249	0.1066
		実績値	43.555	0.1187
	CI	予報値	43.804	0.1072
		実績値	43.569	0.1186

太字：提案手法

表3.3 全天日射量の予測精度 (予測対象年：2008年)

予測 モデル	予測対象	モデル作成に 用いたデータ	MAPE [%]	RMSE [kWh/m ²]
BT+FA	CIAF	予報値	46.837	0.1125
		実績値	48.842	0.1289
	CI	予報値	50.711	0.1160
		実績値	52.842	0.1269
FA	CIAF	予報値	50.317	0.1143
		実績値	50.029	0.1276
	CI	予報値	50.354	0.1156
		実績値	52.775	0.1290

太字：提案手法

表3.4 予測対象（CIAFとCI）の精度比較

（表3.1～3.3より該当箇所を抜粋）

予測対象年	予測対象	MAPE [%]	RMSE [kWh/m ²]
2006年	CIAF	42.620	0.1148
	CI	43.583	0.1173
2007年	CIAF	41.863	0.1179
	CI	42.299	0.1174
2008年	CIAF	48.842	0.1289
	CI	52.842	0.1269

モデル作成：BT+FA

モデル作成に用いたデータ：実績データ

表3.5 予測モデル（BT+FAとFA）の精度比較

（表3.1～3.3より該当箇所を抜粋）

予測対象年	予測モデル	MAPE [%]	RMSE [kWh/m ²]
2006年	BT+FA	42.620	0.1148
	FA	42.795	0.1148
2007年	BT+FA	41.863	0.1179
	FA	43.555	0.1187
2008年	BT+FA	48.842	0.1289
	FA	50.029	0.1276

予測対象：CIAF

モデル作成に用いたデータ：実績データ

第4章 広域における全天日射量予測手法

本章では、入力データ数の低減やモデルの統合により予測の手間を省いた広域における全天日射量予測手法について述べる。電力系統の需給運用は、電力の供給エリア全体での需要と供給のバランスを保つものである。よって、電力の供給エリア全体に亘る太陽光発電の出力予測が必要となるが、太陽光発電設備の設置地点毎に出力を予測することは繁雑である。このため、電力の供給エリアを複数のグループで表し、グループの代表地点の全天日射量を予測することにより、広域の全天日射量を求めることで予測の手間を省いた、広域における全天日射量予測手法を提案する。

4.1 予測手法

電力の供給エリアの太陽光発電の総出力を予測するにあたり、エリア内すべての太陽光発電設備について、個々にその地点の全天日射量を予測し、太陽光発電出力に変換、それらすべてを合算して総出力を求める（図1.4および1.5）ことは、電力系統の運用者にとって手間を要し、合理的ではない。電力系統の運用面からは、精度の高い予測が望まれるものの、全天日射量の予測値と実績値が乖離した場合には、電力系統の運用者自身はその要因を分析し、運用へ反映する必要がある。そのため、予測手法の要件としては、

- ・ 予測に必要な情報が容易に得られること
- ・ 予測手法が複雑ではないものであること

もあげられる。すなわち、個々の太陽光発電出力を詳細に予測し、エリア全体の太陽光発電出力予測に展開するのではなく、簡易な方法によりエリア全体の太陽光発電出力を予測する必要がある。よって、入力データ数の低減やモデルの統合により予測の手間を省いた広域における全天日射量予測手法について提案するものである。

全天日射量の予測値は、天気予報等からなる入力データと過去の気象実績データから作成される全天日射量予測モデルにより得られる。天気は同一時刻でも地点によって異なるため、天気の異なる地点毎に予測を行う必要があるが、同一時刻で天気が同

じであれば、まとめて予測を行うことができる。よって、同一時刻において天気が類似の地点同士をグループ化することで予測を簡素化できる。

また予測モデルは、全天日射量と他の気象項目との関係を表したものであるため、全天日射量と他の気象項目との関係が類似の地域のモデルを統合することにより、予測モデル数を低減することができる。

入力データについては、日照時間データの相関分析や平均絶対偏差分析により、天気が類似の地点同士をグルーピングする（図4.1）ことで低減する。また予測モデルについても、全天日射量と他の気象項目との関係が類似のモデルを統合し（図4.2）、予測精度を損なうことなくモデル数の低減を図る。これにより、予測の負担を軽減できる。

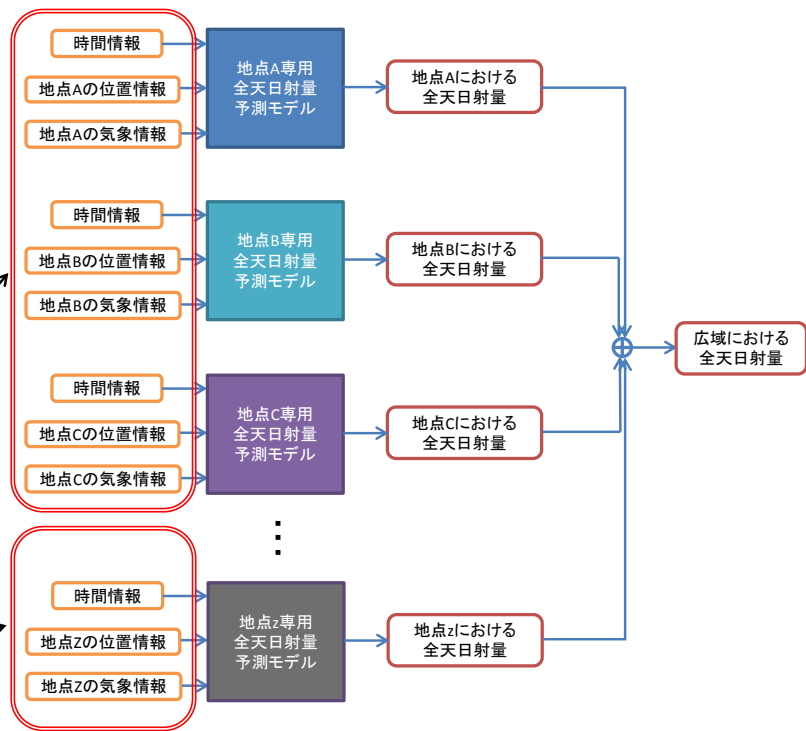
すなわち、電力の供給エリアを天気が類似の地点を同一のグループとした複数のグループで表し、グループ毎に日射量や太陽光発電出力を求め、各グループの太陽光発電出力の和を、電力の供給エリアの全体の値とする。各グループの全天日射量は、そのグループの代表となる1地点の全天日射量を用いることで簡素化を図る。なお、グループ内の太陽光発電出力は、“太陽光発電出力換算係数”や“グループ内太陽光発電設備契約容量”を用いて、次のとおり求めることができる。

$$\begin{aligned} & \text{グループ内太陽光発電の総出力} \\ & = \quad \text{“グループの代表地点の全天日射量”} \\ & \quad \times \text{“太陽光発電出力換算係数”} \\ & \quad \times \text{“グループ内太陽光発電設備契約容量”} \quad \dots\dots\dots (4.1) \end{aligned}$$

なお本章では、気象庁提供による九州地方の気象実績データ^[27]を分析に用いた。

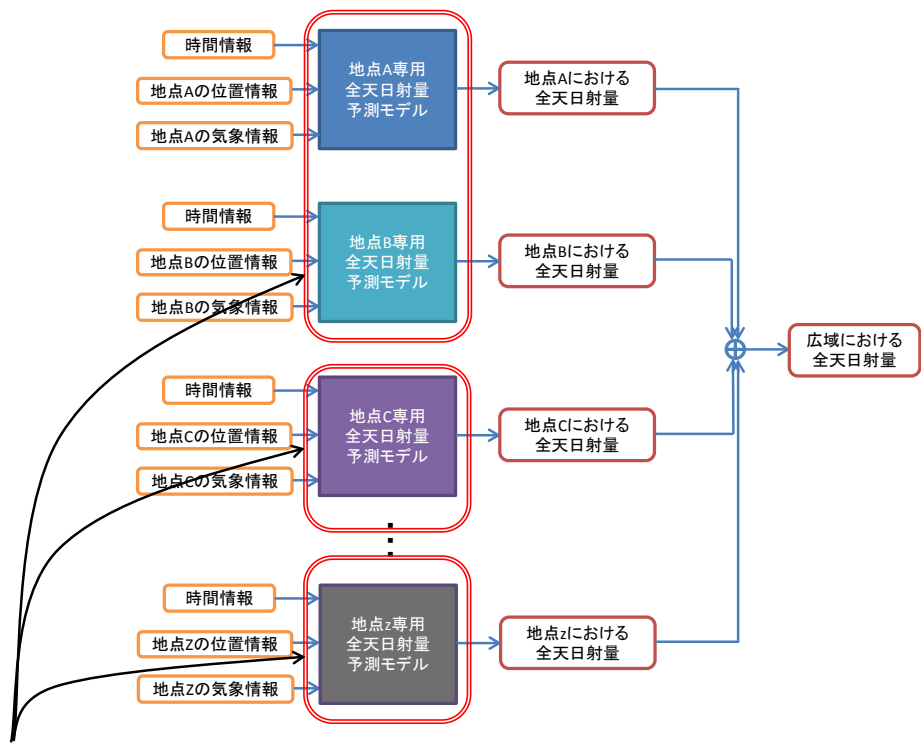
4.1.1 日照時間データ分析による地点のグルーピング

日照時間データを用いたグルーピングの方法について説明する。太陽光発電出力は全天日射量に大きく依存するが、電力の供給エリアを数個のグループで表すには、供給エリア内の全天日射量の観測地点数は少ない。しかしながら、アメダスの観測地点は九州本土でも90地点ほどある^[27]ため、アメダスで記録している“降水量”、“風向・



日照時間データの分析により、天気が類似の地点をグルーピング

図4.1 地点のグルーピングのイメージ



全天日射量と他の気象項目との関係が類似のモデルを統合

図4.2 予測モデルの統合のイメージ

風速”、“気温”、“日照時間”のうち、全天日射量との経験的な関係がある“日照時間”を用いてグルーピングを行うことができる。

日照時間を用いたグルーピングの方法として、2地点間の日照時間の相関分析による方法と平均絶対偏差分析による方法の2通りを適用する。相関分析によるグルーピングは天気の変化のタイミングが近い地点を、平均絶対偏差分析によるグルーピングは日照時間そのものの値が近い地点を表すことができ、いずれの手法も、天気が類似の地点を同一のグループとしてまとめることができる。

(参考) 気象庁「気象観測の手引き」(平成10年9月) [28]より

$$Q/Q_0 = a + b \cdot N/N_0 \quad \dots\dots\dots (4.2)$$

Q : 全天日射量の日量、Q₀ : 大気外での日量
N : 日照時間、N₀ : 加照時間
a、b : 定数
日照時間から、毎日の全天日射量を推定しようとするのは無理だが、月のおおよその値は推定できる

4.1.2 広域における全天日射量予測モデル

日照時間データ分析で得られたグルーピング結果をもとに、各々のグループの全天日射量予測モデルについて、全天日射量と他の気象項目との関係の類似性の分析により、モデルの統合を行った。

広域における全天日射量の予測手法としては、

- ・ 予測対象グループに対応した予測モデルで代表地点の全天日射量を予測し、その和を広域における予測値とする (各地点専用モデル : 図4.3)
- ・ 全グループに共通する予測モデルで各代表地点の全天日射量を予測し、その和を広域における予測値とする (全地点共通モデル : 図4.4)

方法がある。しかし、予測モデル数を増やすことは系統運用上の実用性 (予測モデルの作成・管理が容易であること) を損なってしまう。また、予測モデル数を単純に減

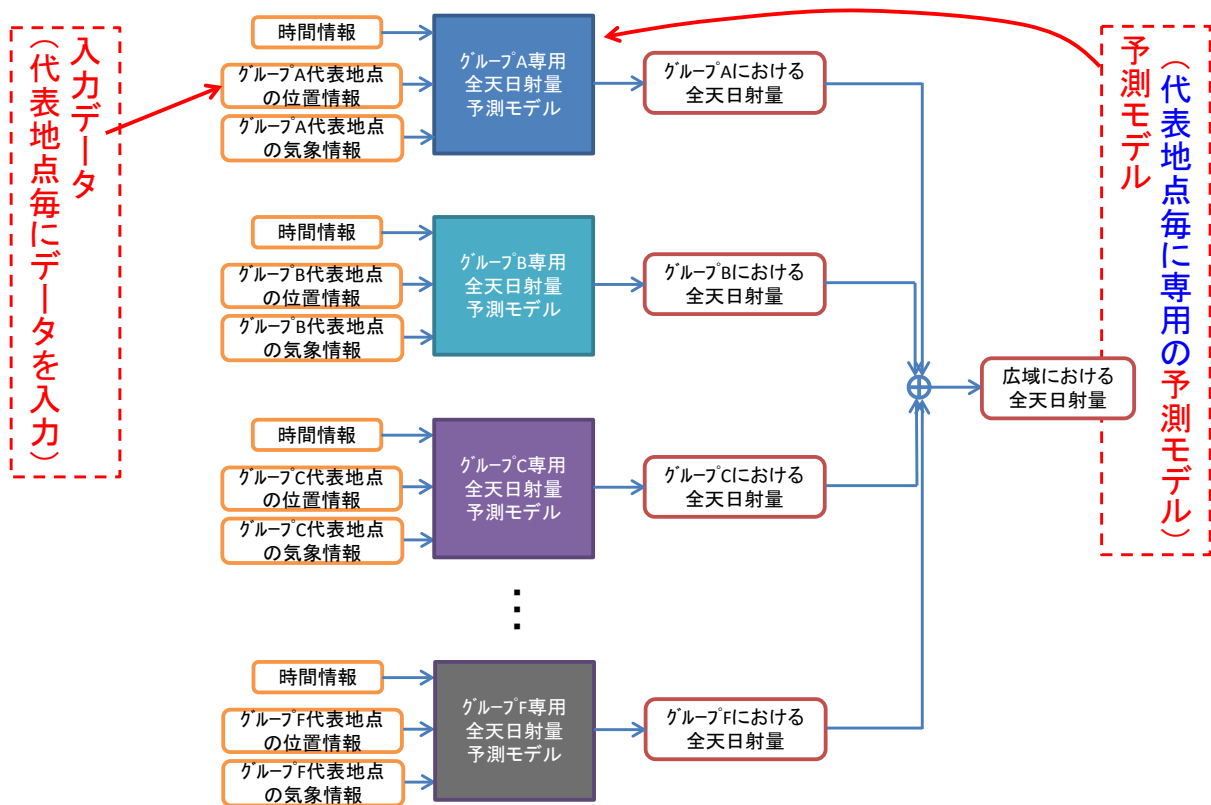


図4.3 各地点専用モデルのイメージ図

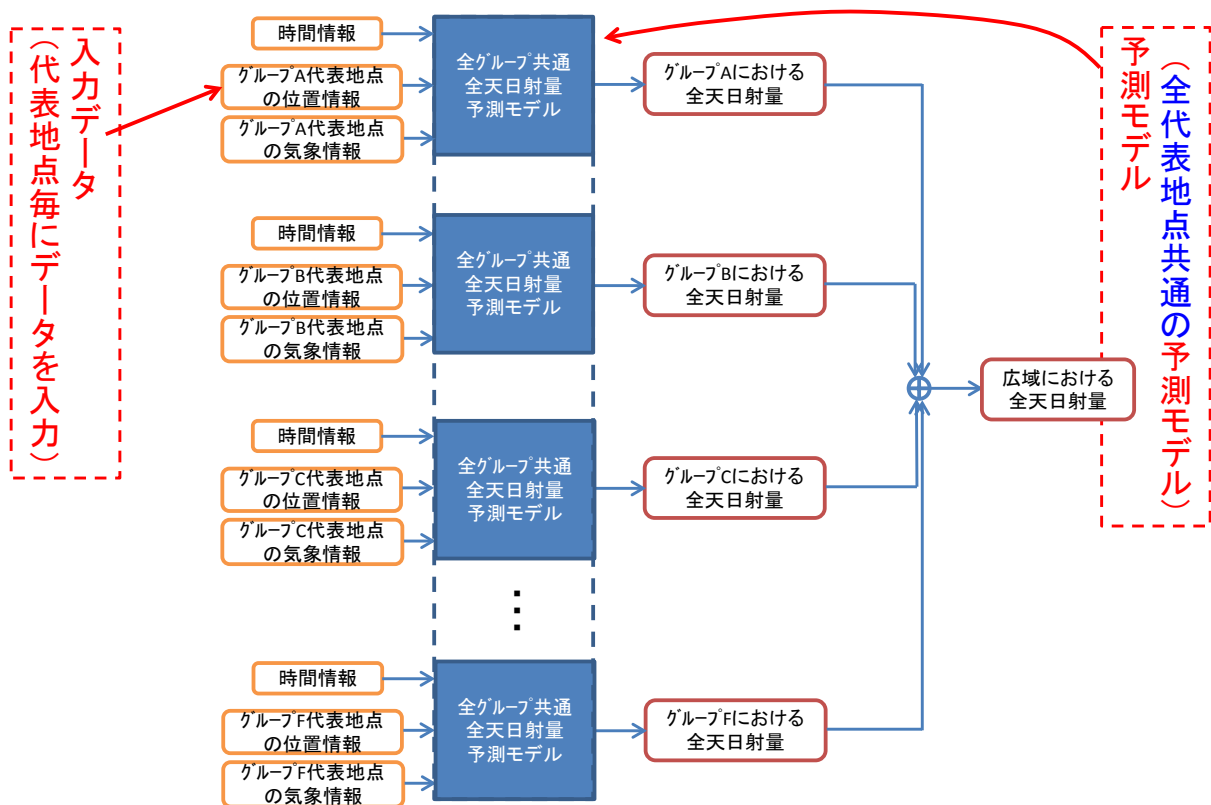


図4.4 全地点共通モデルのイメージ図

らすだけでは予測精度が大きく下がってしまう。

そこで、予測精度をあまり下げることなく、予測モデル数を減らすことを目的に、モデル数を減らす予測手法として、全天日射量の“複数地点共通モデル”を提案する（図 1.10）。

複数地点共通モデルの作成

複数地点共通モデルは、各地点専用モデルの統合により作成する。予測モデルの統合を行うときに、気象の特徴が似ているグループの予測モデルを統合することで、予測モデルの適合度を高め、予測誤差を小さくすることを考える。なお、気象の特徴が似ているかは、予測対象である補正日射到達率（CIAF）のふるまいが似ているかで判断する。

予測モデル統合の具体的な手順は、以下の通りである。

1. 全てのグループの代表地点について、他のグループの代表地点の予測対象（補正日射到達率）の相関係数を求める。
2. 求めた相関係数のうち、最大であったグループ同士を1つのグループとして扱う。なお統合後の補正日射到達率は、グループに含まれる予測地点の補正日射到達率の平均値を用いる。
3. 1.および2.の手順を、グループ数が閾値（運用に支障のない程度の任意のグループ数）以下になるまで繰り返す。

また、広域における予測では、特有の「ならし効果」という現象があることが分かっている。なお、ここで扱う「ならし効果」とは、同時刻における各地点の補正日射到達率および全天日射量の予測誤差について、各地点の和のRMSEは、各々のRMSEの単純和よりも小さくなる、というものである。

ならし効果は、各地点の晴天指数および全天日射量の予測誤差が、互いに相関が弱いために生じる現象だと考えられる。広域における予測では、予測精度を高めるために、このならし効果をできるだけ利用する方が望ましい。

4.2 日照時間データ分析による地点のグルーピング

4.2.1 日照時間データの相関分析による地点のグルーピング

日照時間の相関分析では、2地点間の全天日射量の大きさの関係は把握できないものの、2地点間の天気の変化のタイミングを把握できる。2地点間の日照時間の相関と距離との間に関係を見出すことができれば、最寄りの（距離が近い）全天日射量観測地点を代表地点とすることが考えられる。

図4.5に、九州地方のアメダス観測地点2地点間の距離と日照時間の相関を示す。電力システムの需給運用では30～1時間値を用いるため、アメダス日照時間10分データの連続する6点を合算した1時間データで相関係数を求めている。ただし、日照時間が記録されない夜間等のデータは除外した。図4.5より、距離が離れるにつれ相関が低くなる傾向にあり、概ね50kmを超えると相関係数は0.8を下回ることがわかる。ただし、同じ距離でも相関係数にばらつきがあることもわかる。

ばらつきの原因を考える。図4.6に、全天日射量観測地点の一つである宮崎市と付近のアメダス観測地点との日照時間の相関を一例として示す。相関の傾向が円ではなく、九州山地に沿った形となっており、天気は、距離だけでなく地形の影響も相関に表れていることがわかる。

以上を踏まえ、全天日射量を観測している地点（九州7県庁所在地）を中心とした相関係数が約0.8となる範囲を図4.7に示す。これら地点には、予測モデル作成に必要な全天日射量実績データがある。なお、山間部など一部の地域はどのグループにも入っていないが、太陽光発電が普及しないと想定される地域でもあることから、九州エリアでは、ほぼこのグルーピングで良いことがわかる。

因みに、図4.7において、“佐賀市”を中心とするグループについては、“福岡市”と“長崎市”の2地点を中心とするグループでカバーできるため、除外しても影響は小さいと想定される。

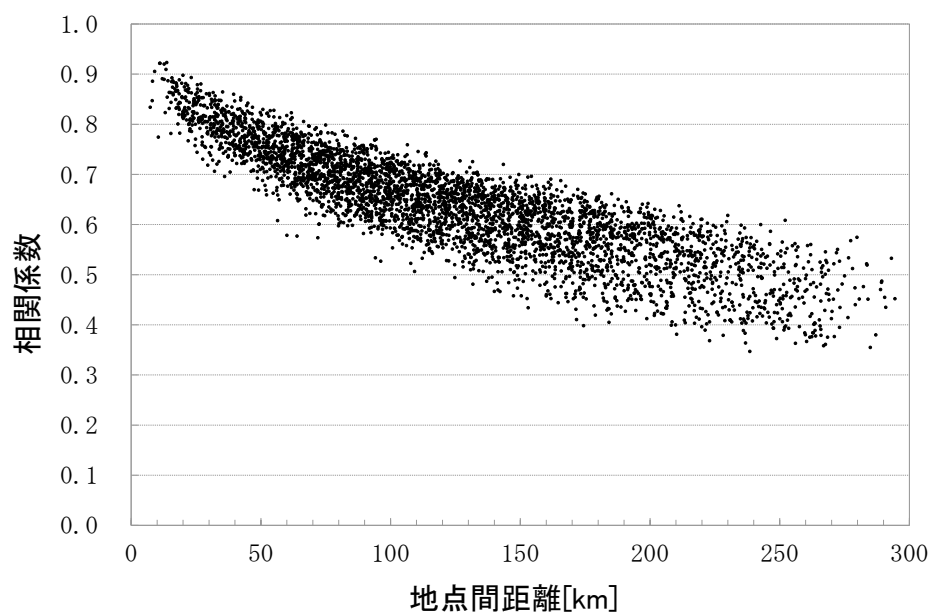


図4.5 2地点間の距離と日照時間の相関

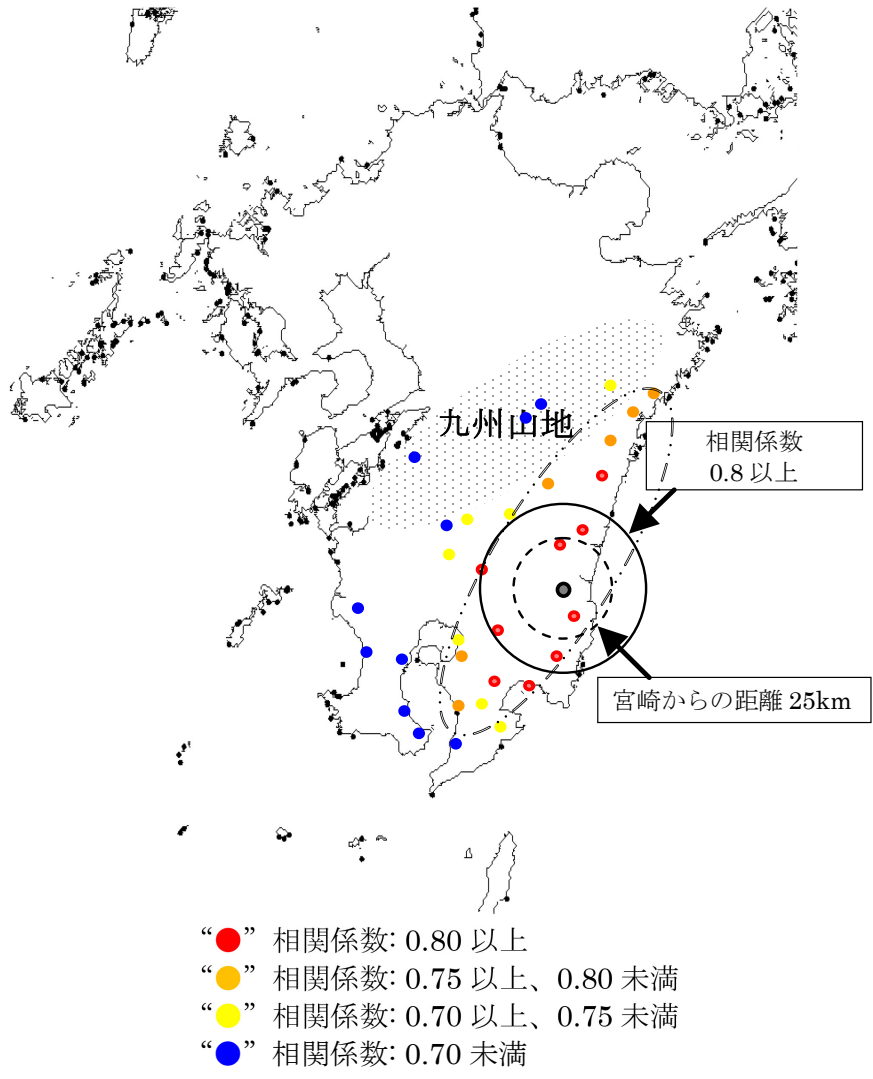


図4.6 各地の日照時間と宮崎の日照時間との相関

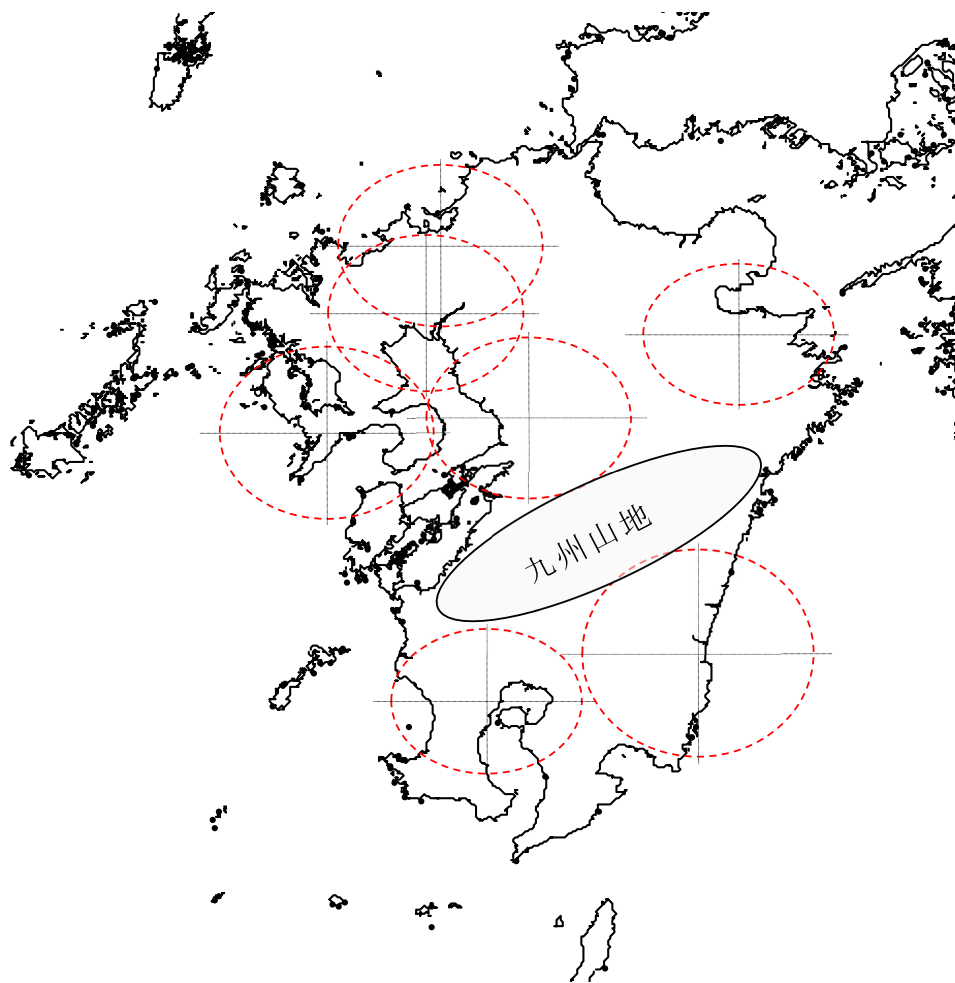


図4.7 県庁所在地を代表地点とした相関係数が0.8以上の地域

4.2.2 日照時間データの平均絶対偏差による地点のグルーピング

本項では、日照時間そのものの値に着目し、平均絶対偏差の小さい地点同士を同一グルーピングとして扱うこととする。平均絶対偏差とは、2地点間の日照時間の差の絶対値を平均したものであり、この値が“0”に近いほど、2地点の気象が類似しているとみなすことができる。

本項では、4.2.1項で用いたアメダス観測地点のうち、図4.8に示す21地点の日照時間データを用いた。これら21地点の日照時間実績データについて、平成23年1月から平成24年12月の8時から16時のアメダス日照時間10分データの連続する6点を合算した1時間データを用いて、図4.9に示すように各地点間の平均絶対偏差を計算した。これら組合せ結果を用いて、九州地方を代表1地点で表した場合の平均絶対偏差、代表2地点で表した場合の偏差、というように地点数を増やしていき、それら平均絶対偏差の最小となる組合せを抽出したものを「組み合わせ平均絶対偏差」と定義し、21地点について、組合せ平均絶対偏差を全て計算した。結果を図4.10に示す。

代表する地点数を増やしていくと、組合せ平均絶対偏差の値は小さくなり、ばらつきも小さくなる。よって、九州地方を可能な限り多くのグループで表した方が、精度の良い値が得られることがわかる。しかしながら、地点数が増えると、予測業務が複雑となる。よって、4.2.1項の結果と同じ地点数である7地点の組み合わせについて考察を行う。

図4.11は組合せの最も良い（平均絶対偏差が最も小さい）ケースを、図4.12は7県庁所在地を代表地点とした場合のケースを表している。図4.12のケースによるグループの代表地点は、4.2.1項と同じ地点である。

図4.11および図4.12とも、それぞれ同じ色が同一のグループを表し、四角で表している地点がそのグループの代表地点を表している。なお、7地点組合せ最良ケースの場合の平均絶対偏差は6.2分、県庁所在地7地点を代表地点とした場合の偏差は6.4分（図4.10に赤点で示す）である。

図4.12は県庁所在地を代表地点としており、“福岡”や“長崎”と近接した“佐賀”も代表地点としているため、図4.11に比べ、九州北部地域のグループの範囲が狭く、南

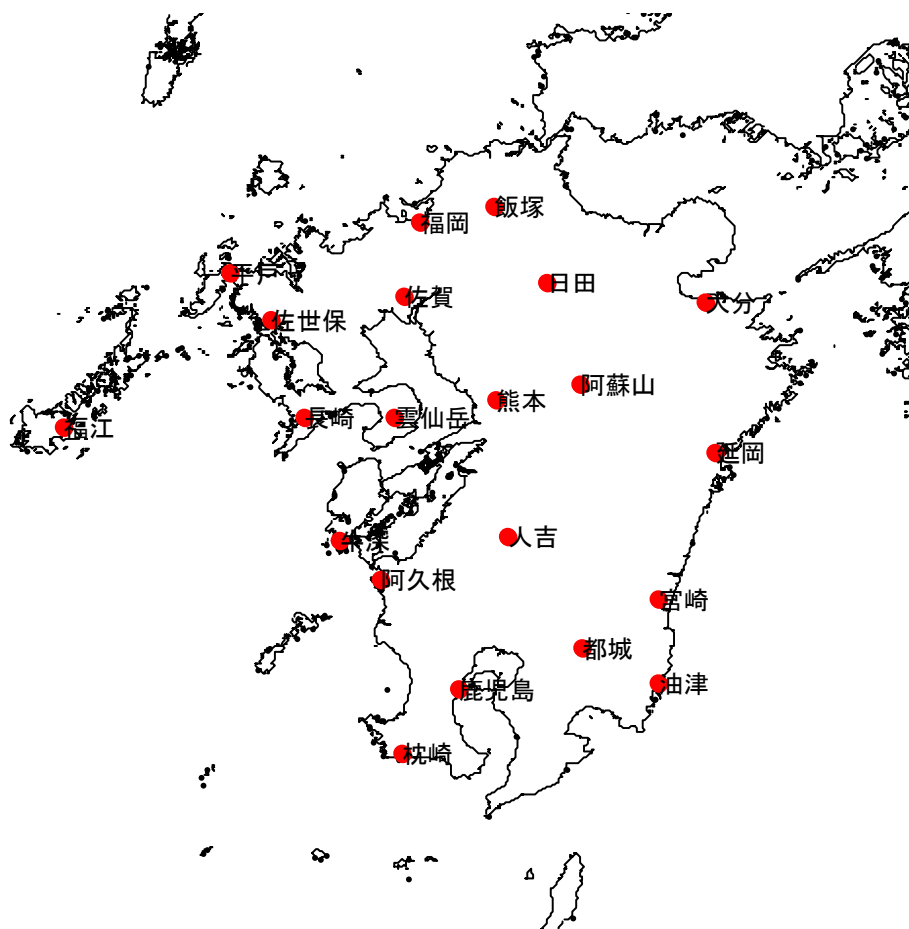


図4.8 分析に用いたアメダス観測地点

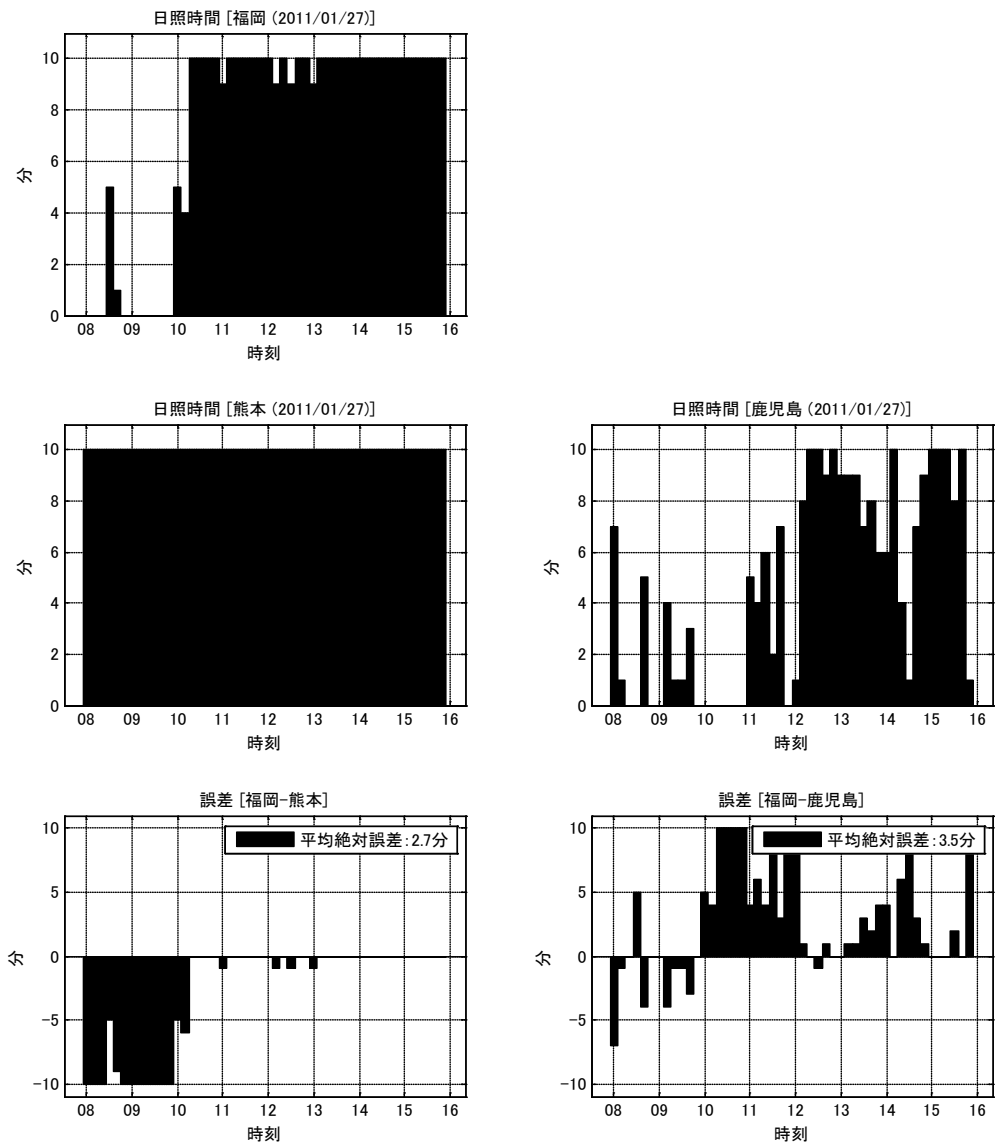


図4.9 日照時間実績（福岡・熊本・鹿児島）
 および福岡を基準とした場合の平均絶対偏差の例

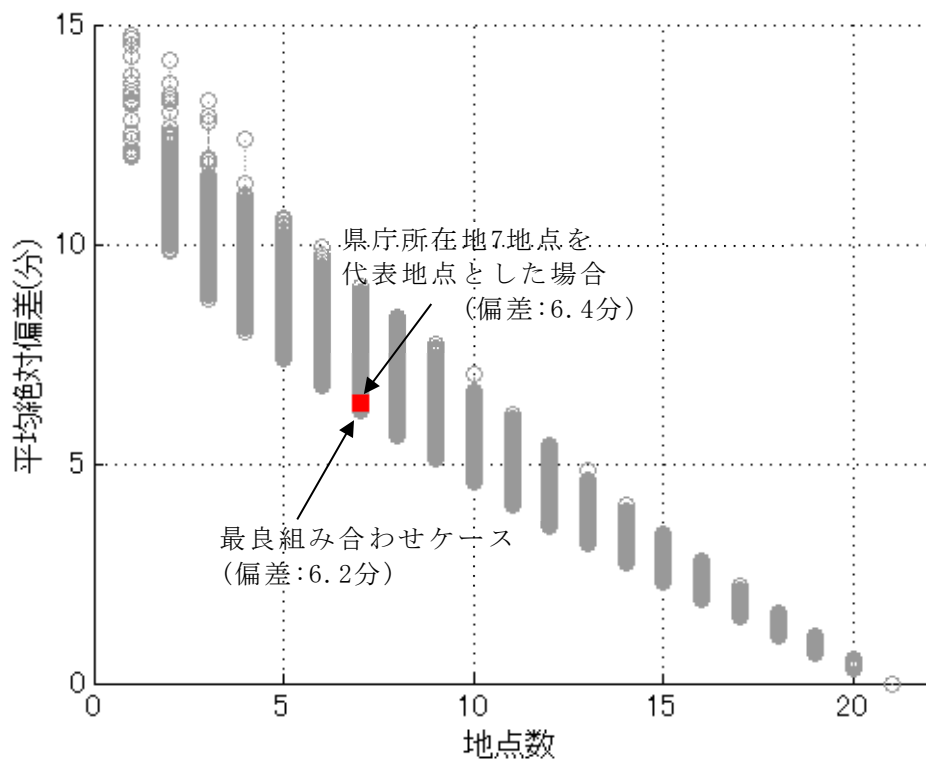


図4.10 日照時間の組み合わせ平均絶対偏差

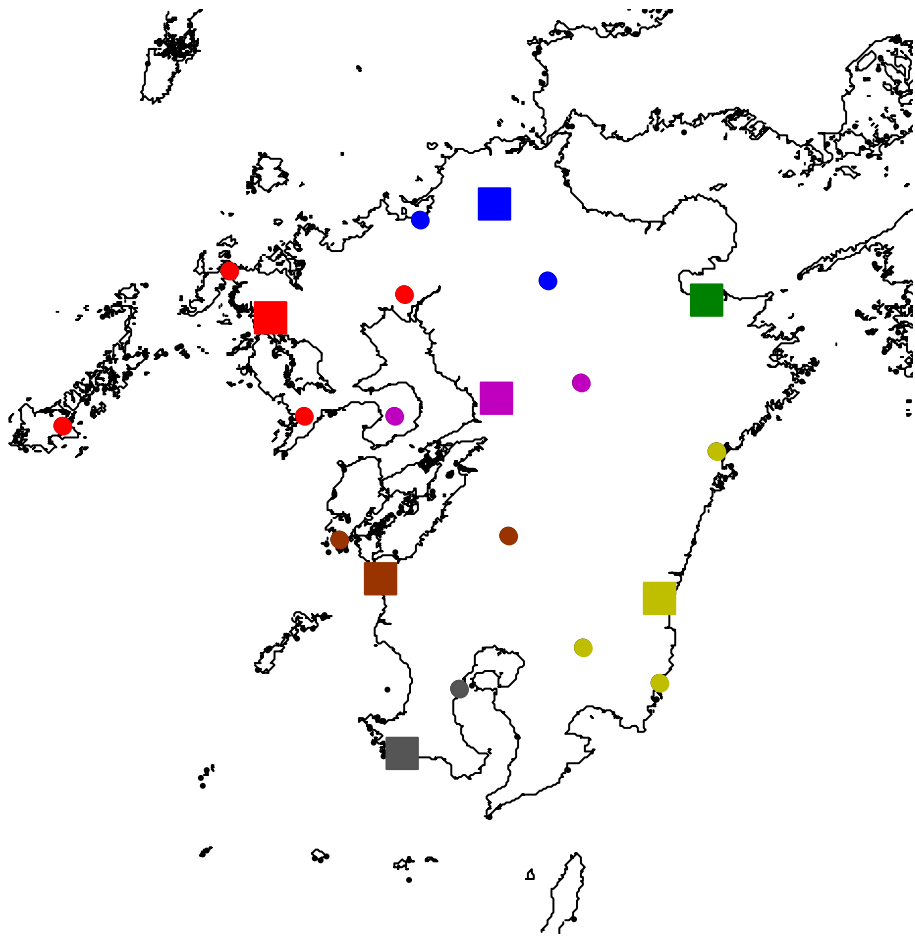


図4.11 7地点最良組み合わせケース

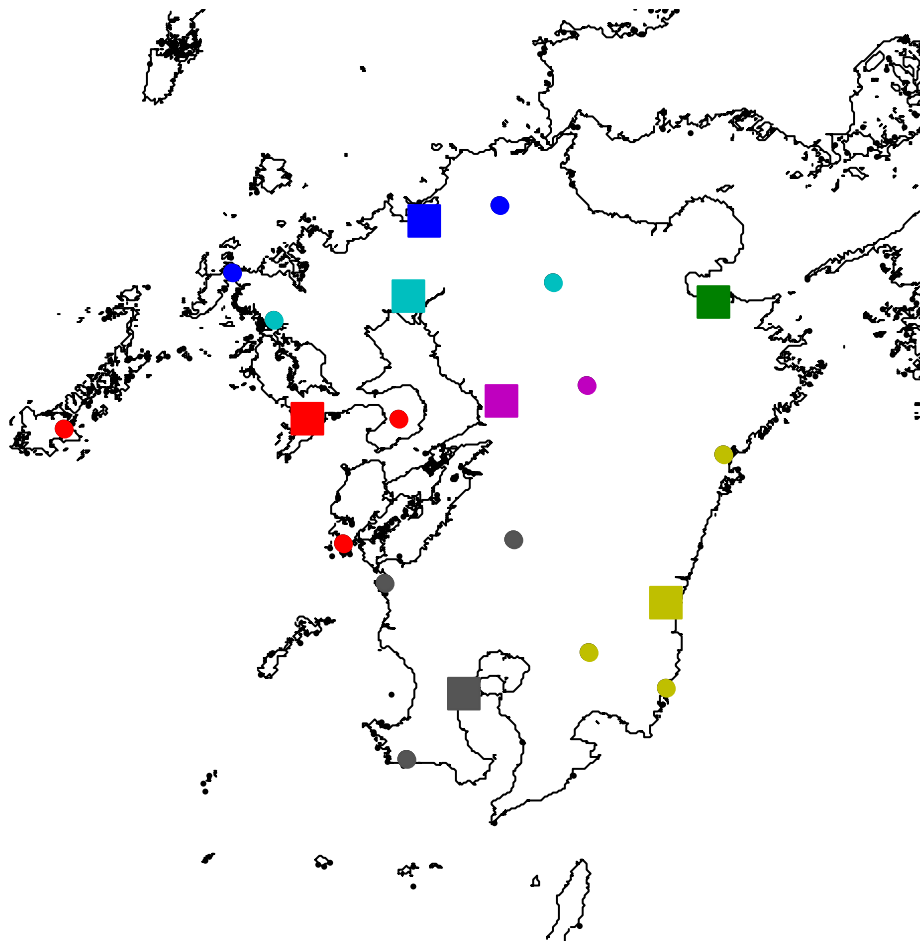


図4.12 県庁所在地7地点を代表地点としたケース

部地域のグループの範囲が広い。しかしながら、組合せ最良ケースと県庁所在地を代表地点としたケースの組み合わせ平均絶対偏差の差はわずか0.2分であるため差はないと考えられる。よって、予測に必要な情報が得やすい県庁所在地7地点を代表地点としたグループで九州地方を表すこととする。

4.3 広域における全天日射量予測モデル

4.3.1 全天日射量予測モデルの統合

全天日射量予測モデルについて、各地点専用モデルは、各地点に特化した予測モデルを作成するため、予測精度は高くなる傾向にあるが、予測地点数と同数の予測モデルが必要となり、予測を実施する際に電力系統の運用者の負担が大きくなる。一方、全地点共通モデルは、全地点に適合する予測モデルを1つだけ用いるため、系統運用者の手間は省けるが、予測精度は低くなる傾向にある。実際の運用では、負担が小さく（予測モデル数が少なく）、予測精度が高い手法が適している。そこで、各地点専用モデルと全地点共通モデルのそれぞれの良さを併せ持つ予測手法として「複数地点共通モデル」を考える。

複数地点共通モデルは、各地点専用の全天日射量予測モデルを統合することにより作成する。九州地方を例として、4.1.2項に示す予測モデルの統合手順により予測モデルの統合を行い、九州地方における複数地点共通モデルを作成した。福岡市、大分市、熊本市、長崎市、宮崎市、鹿児島市の6都市をそれぞれのグループの代表地点とし、各々の全天日射量から広域における全天日射量を求める。なお、ここでは簡単のため太陽光発電設備の普及率を考慮せず、各地点の全天日射量の単純和を広域における全天日射量として検証を行う。

データは、気象庁提供の1991～2008年の1時間毎の全天日射量実績値^{[18],[19]}から算出した補正日射到達率のデータを用いる。モデル作成には1991～2007年のデータを、予測精度検証には2008年のデータを使う。ただし、県庁所在地のうちデータ数が少ない佐賀市は除外している。

グルーピング過程を以下に示す。なお、グループ数閾値は2とした。各グループの代

表地点は以下のとおりとする。

グループA：“福岡市”

グループB：“大分市”

グループC：“熊本市”

グループD：“長崎市”

グループE：“宮崎市”

グループF：“鹿児島市”

1. 補正日射到達率（CIAF）に関する相関係数表を作成する（表4.1）
2. 表4.1より、相関係数が最も高いグループCとグループDを結合し、あらためて補正日射到達率に関する相関係数表を作成する（表4.2）
3. 表4.2より、グループAとグループCDを結合し、あらためて補正日射到達率に関する相関係数表を作成する（表4.3）
4. 表4.3より、グループEとグループFを結合し、あらためて補正日射到達率に関する相関係数表を作成する（表4.4）
5. 表4.4より、グループACDとグループBを結合する。グループ数が閾値である2となったので、ここで予測モデルの統合を終える

提案手法によるモデルの統合結果は次の通りである。

モデル1：グループABCD “福岡市、大分市、熊本市、長崎市”

モデル2：グループEF “宮崎市、鹿児島市”

表4.1 補正日射到達率の相関（1回目）

	A	B	C	D	E	F
グループ A	1.00	0.68	0.72	0.75	0.51	0.58
グループ B	-	1.00	0.74	0.65	0.69	0.64
グループ C	-	-	1.00	<u>0.79</u>	0.65	0.71
グループ D	-	-	-	1.00	0.56	0.66
グループ E	-	-	-	-	1.00	0.76
グループ F	-	-	-	-	-	1.00

表4.2 補正日射到達率の相関（2回目）

	A	B	CD	E	F
グループ A	1.00	0.69	<u>0.78</u>	0.51	0.58
グループ B	-	1.00	0.73	0.69	0.64
グループ CD	-	-	1.00	0.64	0.72
グループ E	-	-	-	1.00	0.76
グループ F	-	-	-	-	1.00

表4.3 補正日射到達率の相関（3回目）

	ACD	B	E	F
グループ ACD	1.00	0.75	0.63	0.71
グループ B	-	1.00	0.70	0.64
グループ E	-	-	1.00	<u>0.76</u>
グループ F	-	-	-	1.00

表4.4 補正日射到達率の相関（4回目）

	ACD	B	EF
グループ ACD	1.00	<u>0.75</u>	0.71
グループ B	-	1.00	0.71
グループ EF	-	-	1.00

4.3.2 全天日射量の予測シミュレーション

4.3.1項のグルーピング結果をもとに、全天日射量予測の複数地点共通モデルのシミュレーションを実施した。比較対象として、各地点専用モデルと全地点共通モデルによるシミュレーションを合わせて実施した。

複数地点共通モデル（提案するモデル）：図4.13(a)

モデル1：“福岡市、大分市、熊本市、長崎市”

モデル2：“宮崎市、鹿児島市”

各地点専用モデル：図4.13(b)

モデル1：“福岡市”

モデル2：“大分市”

モデル3：“熊本市”

モデル4：“長崎市”

モデル5：“宮崎市”

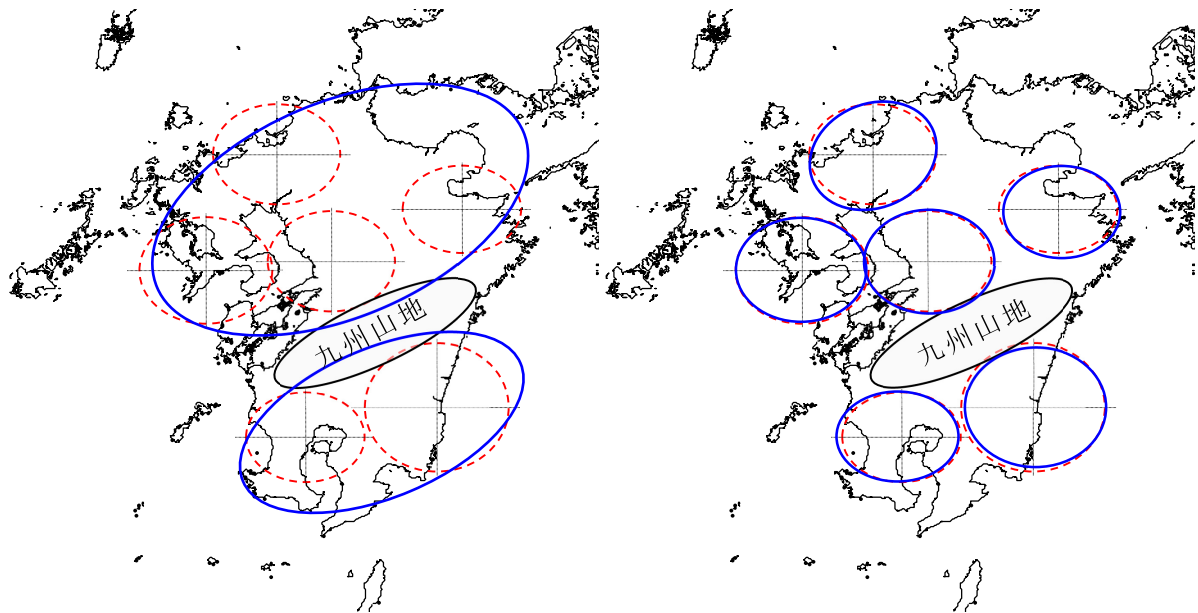
モデル6：“鹿児島市”

全地点共通モデル：図4.13(c)

モデル1：“福岡市、大分市、熊本市、長崎市、宮崎市、鹿児島市”

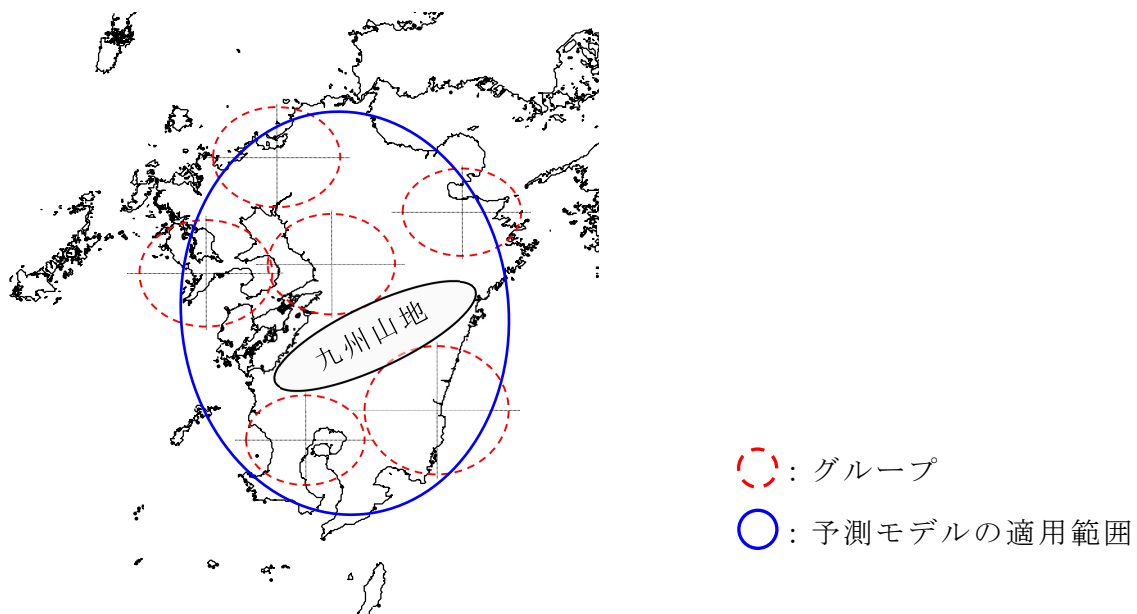
表4.5に全天日射量予測結果を示す。表4.5の“福岡市”、“大分市”、“熊本市”、“長崎市”、“宮崎市”、“鹿児島市”の欄はそれぞれの地点における予測精度を示している。また、“6都市”は6地点合計の全天日射量に関する予測精度を示している。

広域における全天日射量の予測精度を比較するために、表4.5の“6都市”の全天日射量の二乗平均平方根誤差（RMSE）を見てみると、提案手法である複数地点共通モデルが最も良く、次に全地点共通モデル、各地点専用モデルとなっている。各地点専用モデルと全地点共通モデルの誤差を比較すると、“6都市”および各都市において、全地点共通モデルの予測精度が高いものが多い。これは、各地点専用モデルでは、モデル作成に用いる気象実績データ数が全地点共通モデルの約1/6になり、モデル作成には不十分であると考えられる。複数地点共通モデルの予測精度が全地点共通モデルより高くなった要因は、複数地点共通モデルでは2つの地域に分けて、それぞれに特化した予測モデルを作成していることで、各地点におけるモデルの適合性が高まったことが



(a) 複数地点共通モデル (提案手法)

(b) 各地点専用モデル



(c) 全地点共通モデル

図4.13 各モデルの概要図

表4.5 全天日射量予測精度

	複数地点 共通モデル (提案手法)		各地点 専用モデル		全地点 共通モデル	
	RMSE	MAPE	RMSE	MAPE	RMSE	MAPE
	[kWh/m ²]	[%]	[kWh/m ²]	[%]	[kWh/m ²]	[%]
福岡市	0.090	28.73	0.095	30.59	0.091	30.72
大分市	0.091	36.31	0.093	35.22	0.094	37.80
熊本市	0.088	25.73	0.093	27.92	0.087	26.32
長崎市	0.090	29.56	0.119	33.02	0.096	28.75
宮崎市	0.084	29.41	0.084	29.34	0.087	29.29
鹿児島市	0.088	28.94	0.089	30.05	0.094	28.71
6都市	0.045	11.74	0.049	12.81	0.047	12.15

考えられる。なお、各地点専用モデルはモデル数が6であるのに対し、複数地点共通モデルはモデル数が2であることは、電力系統の運用の観点からすると、負担がかなり小さくなることを意味している。また、いずれのグルーピングを用いても十分なならし効果があることも確認できた。例えば、表4.5の複数地点共通モデルの全天日射量のRMSEでは、各地点のRMSEの平均0.089に対して“6都市”のRMSEは0.045であり、約1/2になっている。

以上より、提案する複数地点共通モデルが精度も良く、実用性があることがわかる。

4.4 第4章のまとめ

本章では、入力データ数の低減やモデルの統合により予測の手間を省いた広域における全天日射量予測手法を提案した。電力の供給エリアを複数のグループで表し、グループの代表地点の全天日射量を予測することにより、広域の全天日射量を求めることで予測の手間を省いている。入力データについては、日照時間データの相関分析や平均絶対偏差分析により、同一時刻で天気が類似の地点同士をグルーピングすることで低減している。また予測モデルについても、全天日射量と他の気象項目との関係が類似のモデルを統合し、予測精度を損なうことなくモデル数の低減を図っている。

なお、九州地方においては、各県庁所在地を代表地点とする6~7つのグループにて電力の供給エリアを表し、2つの予測モデルにて全天日射量を予測することを可能としている。これにより、太陽光発電設備の設置地点毎に出力を予測することなく、電力の供給エリア全体に亘る太陽光発電の出力予測が可能となり、電力系統運用者の負担の軽減が可能となる。

第5章 太陽光発電出力への簡易換算手法

本章では、全天日射量から太陽光発電出力を直接推定する「太陽光発電出力の簡易換算手法」について述べる。

全天日射量は水平面での値であるが、太陽光発電設備は傾斜して設置されており、この影響を考慮する必要がある。また、全天日射量が太陽光発電出力となるためには、太陽電池パネルやパワーコンディショナーの特性を考慮する必要がある。しかしながら、電力の供給エリア内すべての太陽光発電設備について、これらを反映することは困難である。このため、全天日射量から太陽光発電出力を直接推定する太陽光発電出力の簡易換算手法を提案する。

5.1 太陽光発電出力簡易換算手法

図1.4の(b)～(d)は、水平面全天日射から傾斜に設置された太陽光発電の出力を詳細に求めるための方法である。この方法では、水平面全天日射から傾斜に設置された太陽光発電の出力を詳細に求めるためには、まず、水平面日射を傾斜面日射に変換する必要がある。傾斜面日射量は、Erbsらの提案する分離モデル^[29]等により水平面日射量を直達日射と散乱日射に分離し、それらを各々傾斜面に変換後、Perezらの提案する合成モデル^[30]等により求めることができる。しかしながら、この手法では、太陽光パネルの設置位置だけでなく、設置方位や傾斜角の情報が必要となる。

次に、得られた傾斜面日射から、太陽光パネルやパワーコンディショナー、その他損失を考慮し、太陽光発電の出力を求める。この際には、太陽光パネルの温度特性やパワーコンディショナーの効率（システム効率）などの情報が必要となる。

表5.1に、電力の供給エリア内の太陽光発電設備について、設備情報の入手の可否を、以下のとおりに分類して示す。

- ・ すべての太陽光発電設備
- ・ 電力会社が設置の太陽光発電設備
- ・ 大規模な太陽光発電設備（将来）

表5.1に示すように、電力システムの運用者が広域に普及しているすべての太陽光発電に

表5.1 電力の供給エリア内の太陽光発電設備情報の入手の可否

	設置方位・ 設置傾斜角	太陽電池 パネルの特性	PCSの特性	実績値	
				(水平面) 全天日射量	太陽光 発電出力
すべての 太陽光発電設備	困難	困難	困難	近隣の測定地点の データで代用	不可
<u>電力会社が設置</u> の 太陽光発電設備	可	可	可	可	可
(参考：将来) <u>大規模</u> な 太陽光発電設備	比較的容易	比較的容易	比較的容易	近隣の測定地点の データで代用	可(※)

(※)大規模太陽光発電の出力は、電力会社へ、都度、送信することとなっている（九州の例）

ついて、設備の設置状況や設備に関する情報を入手することは困難であり、仮に入手できたとしても、膨大な量となるため、処理することは困難である。このため、実運用に適用できる換算手法が必要となる。

よって、すべての太陽光発電設備の情報をを用いるのではなく、情報が入手できる電力会社が設置の太陽光発電設備でもって、換算することを提案する。換算手法としては、電力会社が設置の太陽光発電設備については、設備の設置状況や設備に関する情報が入手できるため、これら情報を使用し、図1.4の(b)~(d)のステップでもって、換算する方法も考えられる。しかしながら、この方法では、水平面日射量を傾斜面日射量に変換するステップ（図1.4の(b)）において、晴天指数を計算し、その大きさによって異なる変換式を使用するなど、処理が繁雑となる。

これらを踏まえ、水平面日射から太陽光発電を推定する簡易換算手法については、図1.4の(b)~(d)のステップを経ることなく、直接推定することを提案する。水平面全天日射から太陽光発電出力への換算については、入手可能である電力会社にて観測している全天日射量と既設の太陽光発電設備の出力実績データの相関分析から、換算の定式化ならびに換算係数を求めることとする。

なお、現状では太陽光発電設備の導入量が多くないため、電力会社が設置の太陽光発電設備での実測データにより、換算式の作成等を実施している。将来、大規模な太陽光発電設備が導入されてきた場合には、表5.1に示すように、それらの設備の情報や出力データは入手可能であるため、換算式等の妥当性を評価することが可能である。

5.2 太陽光発電出力簡易換算式

5.2.1 実測データに基づく太陽光発電出力換算の定式化

水平面の日射強度および太陽光発電出力を観測している箇所を図5.1に、太陽光パネルの設置方位および傾斜角を参考に表5.2に示す。観測地点については、九州地方各県1箇所を選定している。設置傾斜角や方位角についても様々である。これら太陽光発電設備での実測データをもとに太陽光発電出力への換算の定式化を行う。定式化にあた

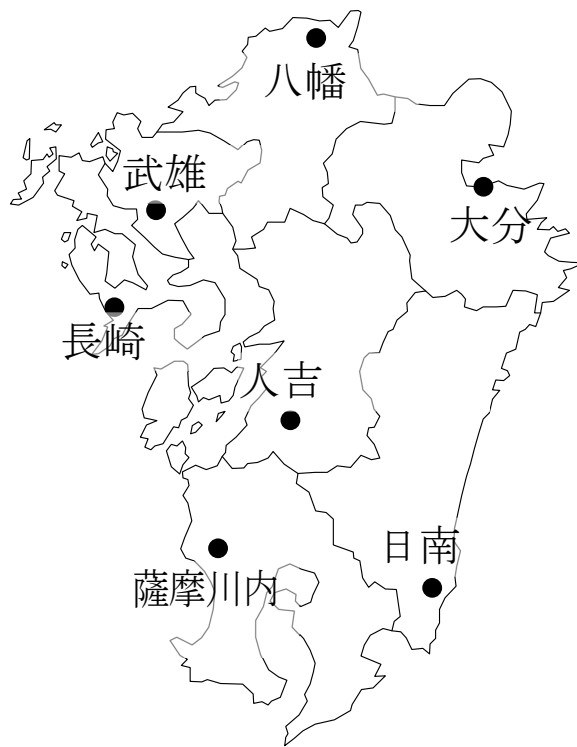


図5.1 太陽光発電出力観測地点
(文献[31]をもとに作成)

表5.2 太陽光パネルの設置傾斜角と方位角

	設置傾斜角 (度)	設置方位角 (度)
八 幡	5	S20E
武 雄	10	S35E
長 崎	15	S 7E
大 分	20	S 8E
人 吉	20	S23E
日 南	20	S40E, S50W
薩摩川内	5 , -5	S11W

(文献[31]をもとに作成)

っては、以下の点を考慮し、実績データの分析を行っている。

- ・ シンプルな式で表すことが可能か
- ・ 図1.4の(b)では、地軸の傾きの影響も考えられるが、時期別に定式化する必要があるか
- ・ 図1.4の(c)では、太陽電池パネルの特性としてパネル温度の影響を考慮する必要があるが、簡易換算においても、考慮する必要があるか
- ・ 図1.4の(d)では、パワーコンディショナーの特性を考慮する必要があるが、簡易換算においても、考慮する必要があるか

図5.2に、観測した7箇所のうち、八幡（北九州市）と人吉市に設置の太陽光発電設備について、2012年1月、4月、7月および10月のそれぞれ1ヶ月間の実測データをもとに水平面全天日射と太陽光発電出力の関係を示す。図5.2より、八幡に設置の太陽光発電設備については、

- ・ 水平面全天日射と太陽光発電出力はほぼ比例関係にある
- ・ 月の違いによる差はあまりない

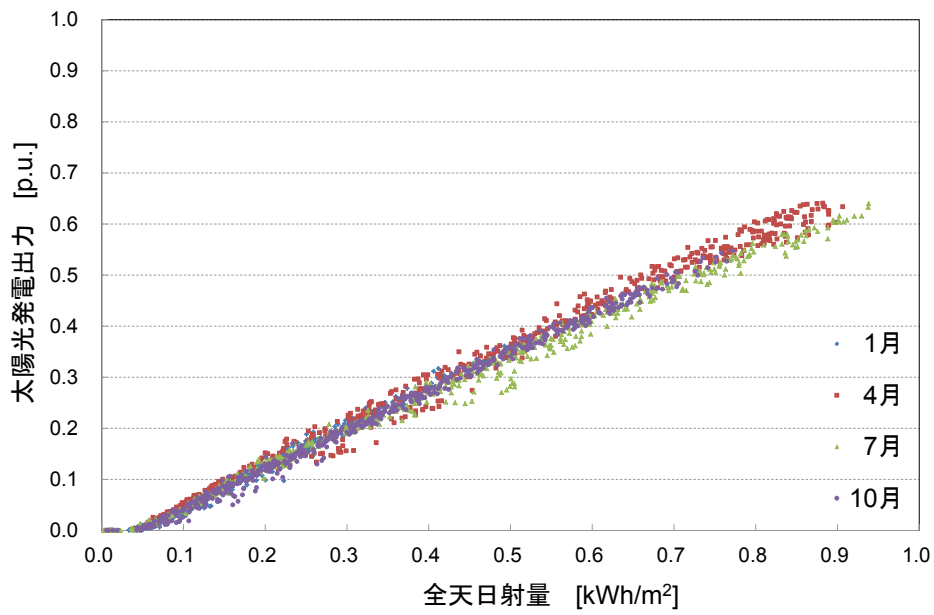
人吉に設置の太陽光発電設備については、

- ・ 水平面全天日射と太陽光発電出力は比例関係に近い状態ある
 (高気温月で全天日射が強い場合は、
 (太陽光発電出力が僅かに小さくなる傾向にある))
- ・ 月の違いによる差がある
- ・ 4月より、気温が高い10月の方が太陽光発電出力は大きい

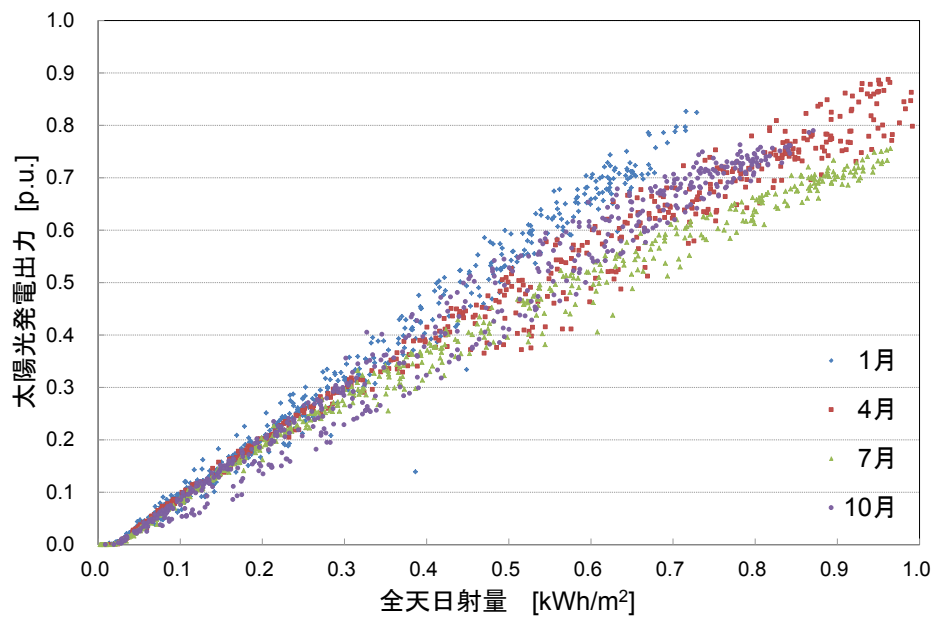
ことがわかる。

これら結果より、以下のことがわかる。

- ・ 水平面全天日射と太陽光発電出力は比例関係に近いことから、シンプルな1次式で近似することが可能
- ・ 傾斜角が水平面との差があると、月による違いがみられるため、月ごとの関係式を作ることが必要
- ・ 月により気温も異なるが、八幡に設置の設備では月による差がないこと、人吉に設置の設備では気温の高低の順と傾きが一致しないこと、などから気温の影響は考慮しない



(a) 八幡



(b) 人吉

図 5.2 全天日射量に対する太陽光発電出力の関係
(文献[31]をもとに作成)

- ・ パワーコンディショナーは、低出力において効率が低くなるが、その領域は太陽光発電出力も小さく、電力系統への影響も少ないので無視できる

以上より、水平面日射から太陽光発電出力を推定する場合、両者の関係を、(5.1)式に示すように1次式で近似することができる。1次式とすることで、電力系統の運用者にも理解しやすくなる。

$$y=ax \quad \dots\dots\dots (5.1)$$

$$\left(\begin{array}{l} y: \text{太陽光発電出力 [p.u.]} \\ x: \text{全天日射量 [kWh/m}^2\text{]} \\ a: \text{出力換算係数} \\ \quad \text{(月ごとに設定)} \end{array} \right)$$

5.2.2 全天日射量から太陽光発電出力への簡易換算係数

(5.1)式に示す近似式の出力換算係数“*a*”を求める。月の違いによる差は、太陽光発電設備の設置傾斜角が影響していると考えられ、その影響は係数に反映されるため、月毎に係数“*a*”を設定することで対応する。

人吉に設置の太陽光発電設備について月毎に係数“*a*”を算出した例を図 5.3 に示す。また、図 5.4 に太陽光発電設備のシステム効率の例を示す。同図は横軸が傾斜面日射量、縦軸がシステム効率である。傾斜面日射量の値が低い領域では、太陽光発電システムの効率が著しく低下していることがわかる。このため、係数“*a*”は、システム効率が低い領域、すなわち、太陽光発電出力が小さい領域については、誤差は無視できるものとして、データを除外して算出を行った。

傾斜角の違いにより係数“*a*”の値が異なるが、広域における電力系統の需給運用においては、すべての太陽光発電設備について、その設置傾斜角情報を入手することはできない。そこで今回、九州電力にて実測している7地点の係数の平均値を広域で使用する出力換算係数“*a*”とした。その結果を、表5.3および図5.5に示す。

現状では、電力会社が設置の太陽光発電設備のデータでのみ換算式等を作成しているが、前述したように、将来、大規模な太陽光発電設備が導入されてきた場合には、それらの設備の情報や出力データで、換算式等の妥当性を評価することが可能で

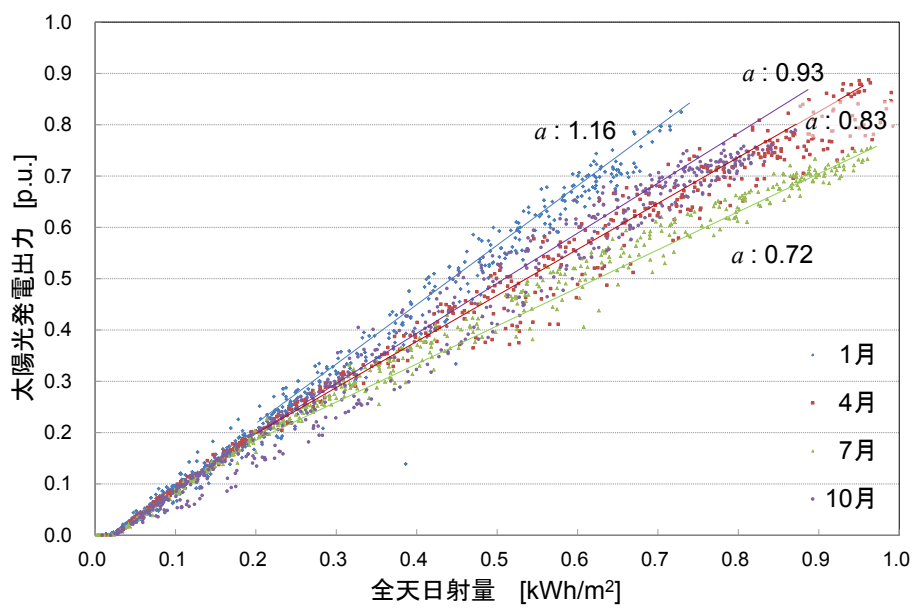


図 5.3 出力換算係数“ a ”の値（人吉の例）
（文献[31]をもとに作成）

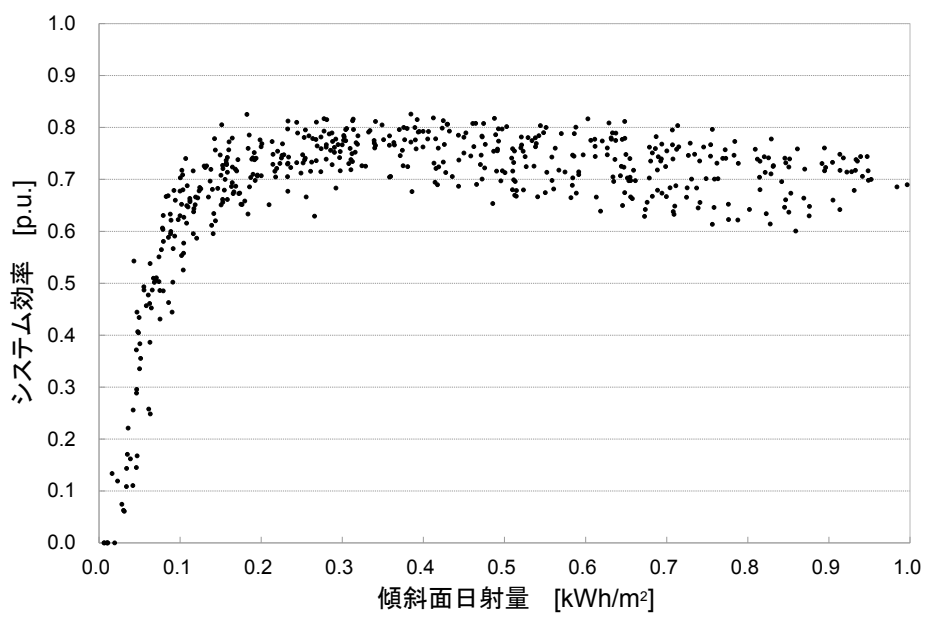


図 5.4 傾斜面日射量とシステム効率の関係

(文献[31]をもとに作成)

表5.3 出力換算係数“ a ”の値

	1月	4月	7月	10月
八幡	0.777	0.745	0.694	0.756
武雄	1.190	0.925	0.838	1.023
長崎	0.976	0.727	0.674	0.790
大分	1.104	0.801	0.698	0.870
人吉	1.161	0.834	0.723	0.934
日南	1.008	0.757	0.686	0.803
薩摩川内	0.879	0.822	0.751	0.851
平均	1.014	0.801	0.723	0.861

※四捨五入の関係で、平均が合わない場合がある

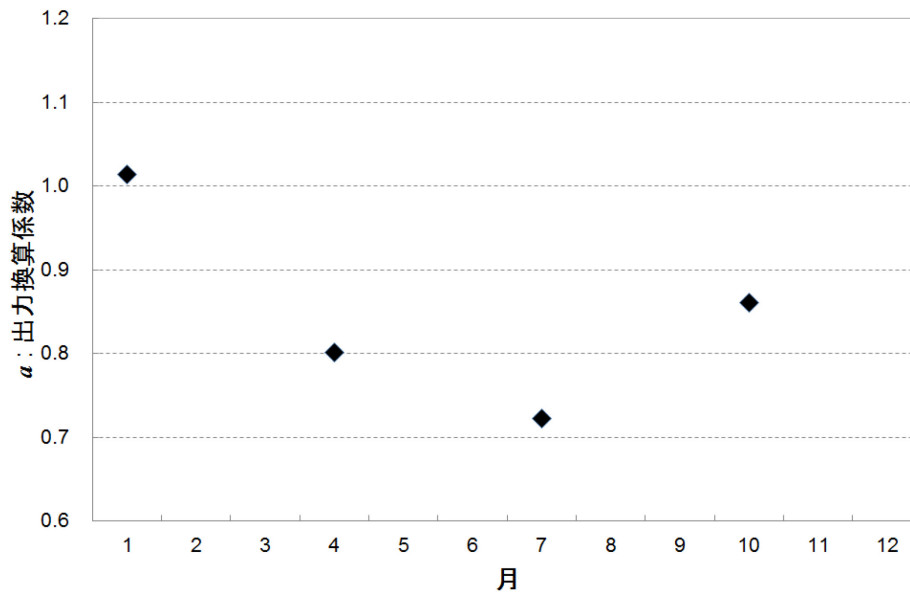


図 5.5 出力換算係数” a ”の値

(文献[31]をもとに作成)

ある。また、今回の分析により、全天日射量と太陽光発電出力の関係は、月単位ではほぼ比例するとみなせることがわかった。そのため、月間の積算量がわかれば、出力換算係数“ a ”の妥当性の確認も可能である。よって、全量買取り対象の太陽光発電設備でも、月間の積算量データで、出力換算係数“ a ”の妥当性を確認することが可能となる。

電力の供給エリア全体での太陽光発電設備の総出力を求めるには、4章にて求めた複数のグループにおいて、それぞれ、代表地点の水平面日射、太陽光発電設備の契約値、ここで求めた出力換算係数“ a ”を乗じる。それらすべてのグループの太陽光発電出力を合算することで、供給エリア全体での太陽光発電総出力を推定することが可能となる。なお、“ a ”の値については、将来設置される大規模太陽光発電設備の実績データの分析を行うことにより、妥当性の確認を行っていくことが可能である。

5.3 第5章のまとめ

本章では、全天日射量から太陽光発電出力を直接推定する太陽光発電出力の簡易換算手法を提案した。全天日射強度と既設の太陽光発電設備の出力実績データの相関分析から、

- ・ 水平面全天日射と太陽光発電出力は比例関係に近い
- ・ 傾斜角が水平面との差があると、月による違いがみられる
- ・ 気温の高低と太陽光発電出力の関係はほとんど見られない
- ・ パワーコンディショナーは低出力において効率が低くなるが、その領域は太陽光発電出力も小さく、電力系統への影響も少ないので無視できる

ことが明らかとなり、全天日射量を太陽光発電設備出力へ換算するシンプルな1次式の作成ならびに換算係数を求めることができた。これにより、太陽光発電設備の設置状況（設置方位・設置傾斜角）、太陽電池パネルやパワーコンディショナーの特性を考慮することなく、得られた全天日射量から太陽光発電の出力に換算することが可能となり、電力系統の運用者にも理解しやすくなる。

第6章 結論

本論文では、太陽光発電が大量に導入された電力系統の需給運用を考慮した太陽光発電出力予測手法の提案を行った。電力系統の実運用に適用するため、

- ・ 電力系統の運用者にとって理解しやすい手法
- ・ 誰にでも容易に入手できる天気予報データを活用した手法
- ・ 実運用において、予測が繁雑とならない手法

を目的に、予測手法を開発した。

まずは、全天日射量予測手法について提案している。提案した手法を以下に示す。

- ・ 天気予報を用いた、シンプルかつ使いやすい2つの地点予測手法
 - 数日先の予測を目的とした全天日射量の幅の予測手法
 - 翌日の予測を目的とした全天日射量予測手法
- ・ 入力データ数の低減やモデルの統合により予測の手間を省いた広域における全天日射量予測手法

さらに、得られた全天日射量から太陽光発電出力を直接推定する「太陽光発電出力の簡易換算手法」を提案した。

本論文で提案を行った太陽光発電出力予測に関する手法は、具体的には以下のとおりである。

第2章では、数日先の予測を目的とした全天日射量の幅の予測手法を提案した。全天日射量の地点予測のうち数日先の予測を目的とした全天日射量の幅の予測手法を提案した。全天日射量の予測の幅については、過去の全天日射量の実績値より算出した晴天指数の記述統計により求めている。まず、晴天指数を天気別に分類し、さらに天気別晴天指数の分布形状から、ベータ分布の歪度と尖度を用いて時期別に分類したものをパーセンタイル法により、予測の範囲（予測幅）を得ている。これにより、実績値が予測値に対し、どの程度乖離する可能性があるかを考慮することができる。よって、数日先の電力需要に対し、火力発電機等の運転台数を計画し、周辺機器の準備や運転体制を整えることが可能となる。

第3章では、全天日射量の地点予測のうち翌日の予測を目的とした全天日射量

予測手法を提案した。手法については、2章と同様に、過去の気象実績データを天気別・時期別に分割し、さらに、二進木を用いて分割することで入出力間の関係を線形に近づけた。作成したそれぞれのデータセットに対し、因子分析により、線形近似予測モデルを作成している。なお、晴天指数では太陽高度に起因する日射の大気層を通過する距離の影響を除去できないため、予測精度を高める目的で補正日射到達率をあらたに提案し、晴天指数に代わり、予測対象として用いている。これにより、翌日の電力需要に対し、火力機等の起動指令のタイミングを調整することが可能となる。

第4章では、入力データ数の低減やモデルの統合により予測の手間を省いた広域における全天日射量予測手法を提案した。電力の供給エリアを複数のグループで表し、グループの代表地点の全天日射量を予測することにより、広域の全天日射量を求めることで予測の手間を省いている。入力データについては、日照時間データの相関分析や平均絶対偏差分析により、天気が類似の地点同士をグルーピングすることで低減している。また予測モデルについても、全天日射量と他の気象項目との関係が類似のモデルを統合し、予測精度を損なうことなくモデル数の低減を図っている。

なお、九州地方においては、各県庁所在地を代表地点とする6~7つのグループにて電力の供給エリアを表し、2つの予測モデルにて全天日射量を予測することを可能としている。これにより、太陽光発電設備の設置地点毎に出力を予測することなく、電力の供給エリア全体に亘る太陽光発電の出力予測が可能となり、電力系統運用者の負担の軽減が可能となる。

第5章では、全天日射量から太陽光発電出力を直接推定する太陽光発電出力の簡易換算手法を提案した。全天日射強度と既設の太陽光発電設備の出力実績データの相関分析から、全天日射量を太陽光発電設備出力への換算の定式化ならびに換算係数を求めている。これにより、太陽光発電設備の設置状況（設置方位・設置傾斜角）、太陽電池パネルやパワーコンディショナーの特性を考慮することなく、得られた全天日射量から太陽光発電の出力に換算することが可能となる。

本論文では、全天日射量および日射量幅の地点予測、地点予測から広域予測へ

の展開、全天日射量から太陽光発電の出力への換算について、それぞれ手法の提案を行い、電力系統の実運用に適用できる太陽光発電出力予測手法とした。これにより、太陽光発電が大量に導入された将来の電力系統においても、電力の需給バランスを保ち、電力の安定供給の維持が可能となる。

付 録

本論文中に使用した太陽光発電に関する用語

全天日射	散乱によって天空のすべての方向から入射する日射、雲から反射した日射および直達日射を合わせたもの ^[28] 。 一般には、全天日射計を水平面に設置して測定する。
水平面日射	水平面における全天日射のこと。
傾斜面日射	傾斜面が受ける日射のこと。 太陽電池パネルの設置傾斜角に合わせて測定することがある。
大気外 全天日射量	地球の大気圏外で受け取る太陽からの輻射エネルギー（太陽定数： 1.367kW/m^2 ）のうち水平面に対する鉛直方向から受ける成分のこと。
晴天指数	地表で観測する全天日射量を大気外全天日射量で除したもの。
日照時間	直達日光が地表を照射した時間であり、直達日射量が 0.12kW/m^2 以上の時間のこと ^[28] 。
可照時間	太陽の中心が、東の地平線または水平線に現れてから西の地平線または水平線に没するまでの時間の長さのこと。緯度と季節によって決まり、地形による補正はしない ^[28] 。
直達日射	大気中で散乱、反射されることなく太陽面から直接地上に到達する日射のこと ^[28] 。
散乱日射	大気中で、空気分子や雲などにより散乱された日射のこと ^[28] 。

参考文献

- [1] 経済産業省資源エネルギー庁 HP:「長期エネルギー需給の見通し」のとりまとめ」、2008年5月、<http://www.enecho.meti.go.jp/>
- [2] 環境省 HP:「第21回地球温暖化対策推進本部の開催結果と低炭素社会づくり行動計画の閣議決定について」、2008年7月、<http://www.env.go.jp/>
- [3] 首相官邸 HP:「経済危機対策」に関する政府・与党会議、経済対策閣僚会議合同会議」、2009年4月、<http://www.kantei.go.jp/>
- [4] 経済産業省 HP:「再生可能エネルギー発電設備の導入状況を公表します」、2013年5月、<http://www.meti.go.jp/>
- [5] 電気事業講座編集委員会:「電気事業講座 第7巻 電力系統」、エネルギーフォーラム、2007年
- [6] 経済産業省資源エネルギー庁 HP:「低炭素電力供給システムに関する研究会新エネルギー大量導入に伴う系統安定化対策・コスト負担検討小委員会（第1回配布資料）」、2008年9月、<http://www.enecho.meti.go.jp/>
- [7] 経済産業省資源エネルギー庁 HP:「低炭素電力供給システムに関する研究会報告書」、2009年7月、<http://www.enecho.meti.go.jp/>
- [8] 曾我、赤坂、二宮:「全天日射量から斜面日射量を推定する各種モデルの比較」、日本建築学会計画系論文集 第519号 P.31-38、1999年
- [9] A. Mellit, M. Benganem, and M. Bendekhis, "Artificial Neural Network Model for Prediction Solar Radiation Data: Application for Sizing Stand-alone Photovoltaic Power System," IEEE Power Engineering Society General Meeting, Vol. 1, pp. 40-44, June 2005.
- [10] 村田、山口、大谷:「広域的に多数導入された太陽光発電に関する出力幅の推定法」、電気学会論文誌 B -127 巻 5 号 P. 645-652、2007年

- [11] 工藤、竹内、野崎、遠藤、角田：「エネルギーネットワークにおける太陽光発電予測技術」、電気学会論文誌 B -127 巻 7 号 P. 847-853、2007 年
- [12] T. Krishnaiah, S. Srinivasa Rao, K. Madhumurthy, and K. S. Reddy, "Neural Network Approach for Modelling Global Solar Radiation," Journal of Applied Sciences Research, Vol. 3, No. 10, pp. 1105-1111, 2007.
- [13] 滝谷：「太陽光発電出力予測技術開発実証事業」太陽光発電出力予測・推定技術の開発」、平成 25 年電気学会全国大会、1-H5-9、2013 年
- [14] 日本気象株式会社 HP：「独自数値予報モデルシステム SACRA」、<http://www.n-kishou.com/>
- [15] 與那、千住、舟橋、関根：「ニューラルネットワークを用いた太陽光発電設備の 24 時間先発電電力予測」、電気学会論文誌 B- 128 巻 1 号 P. 33-39、2008 年
- [16] 電気事業連合会 HP：「会長定例記者会見資料」、2012 年 4 月、<http://www.fepec.or.jp/>
- [17] 長沢：「日の出・日の入りの計算」、地人書館、1993 年
- [18] 気象庁：「地上気象観測統計値」、気象業務支援センター
- [19] 気象庁：「気象庁年報（2005 年）」ほか、気象業務支援センター
- [20] F. Nomiya, J. Asai, T. Murakami, H. Takano and J. Murata, "A Study on Global Solar Radiation Forecasting Models Using Meteorological Data and their Application to Wide Area Forecast," 2012 IEEE International Conference on Power System Technology (POWERCON 2012), November 2012.
- [21] 蓑谷：「統計分布ハンドブック」、朝倉書店、2007 年
- [22] 野見山、浅井、村上、高野、村田：「気象実績データに基づく全天日射量予測に関する一考察」、平成 23 年電気学会電力技術・電力系統技術合同研究会、PE-11-086, PSE-11-103、2011 年
- [23] 野見山、浅井、村上、高野、村田：「ベータ分布の特性を用いた時期別の全天日射量予測モデルに関する一検討」、平成 24 年電気学会全国大会、6-025、2012 年

- [24] 元田、津本、山口、沼尾：「データマイニングの基礎」、オーム社、2006年
- [25] 浅井、村上、野見山、村田：「二進木を用いた全天日射量の3時間先予測」、平成23年電気学会電力・エネルギー部門大会、105、2011年
- [26] 市川：「シリーズ<行動計量の科学>7 因子分析」、朝倉書店、2010年
- [27] 気象庁HP：「気象統計情報」、<http://www.jma.go.jp/>
- [28] 気象庁：「気象観測の手引き」、1998年9月
- [29] D. G. Erbs, S. A. Klein, J. A. Duffie "ESTIMATION OF THE DIFFUSE RADIATION FRACTION FOR HOURLY,DAILY AND MONTHLY-AVERAGE GLOBAL RADIATION," Solar Energy Vol. 28 No. 4 P. 293-302, 1982
- [30] R. Perez, P. Ineichen, R. Seals, J. Michalsky, R. Stewart "MODELING DAYLIGHT AVAILABILITY AND IRRADIANCE COMPONENTS FROM DIRECT AND GLOBAL IRRADIANCE,"Solar Energy Vol. 44 No. 5 P. 271-289, 1990
- [31] 野見山、高野、村田：「電力系統運用を考慮した全天日射強度から太陽光発電出力への簡易換算方法に関する一検討」、平成25年電気学会電力・エネルギー部門大会（採択済）

謝 辞

本論文の作成に当たり、3年間の九州大学大学院システム情報科学研究院博士後期課程におきまして、終始暖かいご指導とご教示をいただきました九州大学大学院システム情報科学研究院の村田純一教授に心より感謝致します。

また、本論文をご精読いただき有用なコメントをいただきました本学システム情報科学研究院の末廣純也教授、庄山正仁教授に深謝いたします。

本学システム情報科学研究院の助教である高野浩貴博士には、研究をすすめるにあたりまして、貴重なご意見をいただきました。心より感謝いたします。また、長きにわたり、研究にご協力いただきました当時修士課程に在籍の浅井丈二さま、村上琢磨さまにもお礼申し上げます。

アドバイザー委員会におきまして、貴重なご意見をいただきました本学システム情報科学研究院の川邊武俊教授、システムデザイン研究室での研究環境を整えていただきました助教向井正和博士にお礼申し上げます。

この機会を与えて下さったのは、九州電力株式会社顧問原雅則博士であり、当時から現在に至るまで、ご指導とご教示を頂きました。ここに記して心より感謝いたします。

平成22年に原顧問より社会人博士課程のお話を頂いたときに、社内にて相談したところ、快く博士課程への国内留学を承認していただいた九州電力株式会社常務執行役員野口俊郎東京支社長（当時総合研究所長）、執行役員藤井一郎鹿児島支社長（当時人事労務部長）にお礼申し上げます。社会人博士課程進学に際しまして、ご配慮いただきました平野敏彦氏（当時電力輸送本部長）、上席執行役員山崎尚電力輸送本部長（当時系統運用部長）、経営企画本部能見和司部長（当時系統運用部副部長）に心より感謝いたします。また、現在の多忙な業務の中、業務時間の一部を裂いて論文を執筆することを許して頂いた執行役員前田敬治技術本部副本部長兼総合研究所長、茂田省吾氏（元理事技術本部総合研究所長）に心より感謝いたします。

本研究に関連して、太陽光発電大量導入時における電力系統への諸課題に関しまし

て、貴重なご意見をいただきました東京大学大学院横山明彦教授、博士後期課程相原良太氏、同志社大学合田忠弘客員教授、横浜国立大学辻隆男准教授、九州産業大学橋口卓平准教授に感謝いたします。

最後になりましたが、九州電力株式会社総合研究所の皆さまには、多くのご配慮とご支援を頂きました。この場をお借りして心よりお礼申し上げます。

平成25年 8月