再生可能エネルギー電力取引のための気象予測誤差デリバティブ

山田　雄二，松本　拓史

風力や太陽光など再生可能エネルギー電力を卸電力取引所で取引する際，発電事業者は気象予測から将来の発電量を推定して入札量を求める．また，買い手側小売事業者も，将来の需要量を予測し入札を行うのであるが，電力需要は気温など気象条件に大きく依存する．このように電力市場には，気象予測誤差に起因する需給量の差（インバランス）が存在し，需給調整事業者（一般送配電事業者）には，需給一致のため予備の調整可能電源を確保するという付加的なコスト（インバランスコスト）が生じる．本稿では，このようなインバランスコストを発電事業者や小売事業者が負担すると仮定した際の損失リスクマネジメント手段として，気象予測誤差デリバティブと呼ぶ，気象予測誤差に応じて支払いが行われる保険型金融商品とヘッジ戦略について議論していく．

キーワード：電力市場，再生可能エネルギー，予測誤差デリバティブ，ヘッジ戦略

1.　はじめに

今から 10 年以上前に遡るが，オペレーションズ・リサーチ機関誌の特集「資源・エネルギーと環境問題への多面的アプローチ」において，“新エネルギー発電電力取引とリスクヘッジ [1]”という表題の原稿を寄稿させていただいた．当時は，京都議定書に定められた温暖化ガス排出量削減目標の下，再生可能エネルギーである風力発電の導入が脚光を浴び，民間気象会社がいち早く風力発電の出力予測に取り組むなど [2]，再生可能エネルギー電力取引における気象変動の不確実性マネジメントの検討が本格化しつつあるときであった．

電力は貯蓄が難しく，発電した電力は即座に消費されなければならないため，（当時の）電力会社は需要を予測し，必要消費電力を賄う発電計画を立ててきた．一方，風力発電の場合，発電出力が風況によって変動するため，需要のピーク時に合わせて発電を行うなどの計画的な発電ができない．そこで，予測を利用して発電量を通告し事前（たとえば前日まで）に売電契約を行うことで，取引の利便性を確保し売電価値を高めようとしたことが，出力予測に基づく取引の目的である．

ところが，風力発電事業主から電力を購入し需要家へ供給する電力会社は，予測が外れて事前通告通りの出力が得られなかった場合に，別電源（たとえば調整可能な火力発電）を確保して不足分の発電を行う必要がある．電力会社にとっては，別電源の確保は付加的なコストになるため，両者の間で予測を用いた取引を実行するうえでは，予測が外れた場合に発電事業主に対して予測誤差に応じたペナルティを要求することが想定される [3]．このような予測誤差に伴う損失を補填（あるいはヘッジ）するために考案されたのが，著者らが提案した気象予測誤差デリバティブである．本稿では，近年の電力市場の動向や太陽光発電導入量の増加といった事情を踏まえて，文献 [1] で風力発電事業への適用を中心に解説した気象予測誤差（風速予測誤差）デリバティブを，太陽光予測誤差を原資産とするケースに拡張したうえで，最近の分析結果について説明していく．

なお，太陽光発電に関連する気象予測技術に関しては，本特集号の大竹氏の論文で詳細に述べられているので，そちらをご参照いただきたい．本稿では，第 5 節の実証分析で用いた文献 [4] の予測手法について，付録 A で簡潔に説明する．

2.　太陽光発電の拡大と現状の取引制度

再生可能エネルギー固定価格買取制度（FIT 制度）にも後押しされ，文献 [1] 以降も風力発電の導入量は継続的に増加していったが，それにも増して特筆すべきは，太陽光発電導入量の飛躍的な増加である．最近の導入増加量は逓減傾向にあるものの，2018 年には，全国の総発電量に占める太陽光発電の発電量割合が 6.5% にまで達するなど，他の再生可能エネルギーと比べても急速な普及が進んでいる．

太陽光発電の電力は，FIT 制度の下，旧電力会社が固定価格（FIT 価格）で買い取って需要家に送電していたが，2016 年の小売電力完全自由化以降，2017 年

やまだ ゆうじ
筑波大学 ビジネスサイエンス系
http://www.u.tsukuba.ac.jp/~yamada.yuji.gn/
まつもと たくじ
筑波大学 大学院ビジネス科学研究科

3 月までは小売事業者が，4 月以降は一般送配電事業者が買い取り義務者となり，そのすべてが（原則として）日本卸電力取引所 (JEPX) を介して売電されることとなった[1]．JEPX であるが，電気事業者が 30 分単位の送電に係る卸電力を取引することができる国内唯一の取引所で，前日 10 時までに入札を行い一斉約定するスポット市場と受渡の 1 時間前まで取引が行われる時間前市場の 2 種類が存在する．2005 年 4 月の開設以降，10 年余りは総需要の 1~2%程度しか取引されてこなかったが，2016 年 4 月の小売電力完全自由化を契機に取引量が大幅に拡大し，2018 年 12 月時点では総需要の 34.2%が JEPX を介して取引されるに至った．そのような JEPX において，最近は，昼間の時間帯を中心に太陽光発電電力の取引量が著しく増加し，卸電力市場価格の価格形成にも重大な影響を与えている．

一般送配電事業者は，JEPX スポット市場を介して FIT 電力を小売事業者に売電するのであるが，通常は，受渡の 2 日前までに小売事業者，あるいは一般送配電事業者のいずれかが，受渡時点におけるエリア内（バランシンググループと呼ばれる特定の小売事業者の送電系統を含むエリア）に対して送電可能な太陽光発電量を予測し，小売事業者に事前に配分量を割り当ててから入札を行う．仮に予測通りに発電が行われず不足が生じた場合は，一般送配電事業者が不足分を発電（あるいは他から調達）し，余剰が生じた場合は，一般送配電事業者が発電事業者から FIT 価格で買い取り，送電可能な系統内に供給する（また，そのために他の電源を調整する）ことになる．このような取引体系においては，予測誤差に対する調整義務と関連コストについては，現在のところ，そのほとんどすべてを一般送配電事業者が負担しているものとみなすことができる[2]．

3. 太陽光発電予測誤差による損失

前節の最後に，現状の FIT 制度の下では，太陽光発電量予測誤差に対する損失は，すべて一般送配電事業者が負うことを述べたが，需給調整に係る費用を含めた予測誤差の損失負担を誰がどの程度行うかについての議論は，現在でも継続的に行われている [5][3]．本節では，風力発電で想定したケースと同様に，発電事業主が予測誤差に伴う損失を負うことを仮定して，損失ヘッジのための予測誤差デリバティブを導入する．

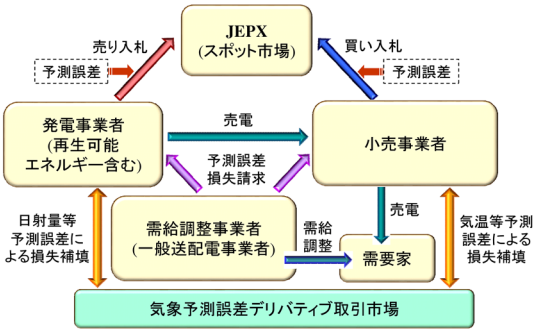

図 1　取引市場の概念図

簡単のため，すべての卸電力取引は JEPX スポット市場を介して行われるものと仮定し，図 1 に示す電力取引を考える．図 1 において，小売事業者は需要家の翌日の消費電力量を予測し，スポット市場に買い入札を行う一方，太陽光発電事業者は，翌日の日射量予測値から発電量を予測し，同じくスポット市場に売り入札を行うものとする．一般送配電事業者は，スポット電力市場で約定した電力を，翌日の決められた時刻から 30 分間，指定された場所へ送電するのであるが，当日の太陽光発電量実績値が予測値を下回る場合は，一般送配電事業者は，需給調整事業者の調整用電源から不足分の電力を供給する．また，需要も予測値と実績値は乖離する．そのため，実際は消費電力と発電電力の差分が，不足あるいは余剰として，需給調整事業者により調整される．ただし，ここでは太陽光発電の予測誤差に焦点を絞るため，需要予測誤差は考慮に入れない（すなわち 0 である）ものとして議論を進める．

調整用電源は通常，決められた時間帯に，専用のオンライン指令に基づいて出力の調整（発電量と負荷量，および周波数の調整）を行い，系統に流れる電力の不足，あるいは余剰（および周波数のずれ）を解消するもので，不足による出力増，余剰による出力減，および電源の起動・停止が，予測誤差に起因する直接的な

[1] 2016 年 4 月の小売電力完全自由化以降，小売事業者が需要家と契約を結んだうえで発電事業者から卸電力を調達し，一般送配電事業者を介して発電所から需要家へ送電するという，国内電力市場における役割分担が明確化されるようになった．その中で，FIT 制度の買い取り義務者も，旧電力会社から小売り事業者，一般送配電事業者へと移行していった．

[2] FIT 制度においては，インバランス価格と呼ばれる最終的な需給調整に適用される受渡価格を介して，小売事業者が予測誤差に伴う損失を負担するケースもある．

[3] 文献 [5] では，「一般送配電事業者による再エネ予測誤差の削減が効果的に行われているかについて，広域機関が適正に監視・確認する仕組みとしたうえで，なお生じざるを得ない相応の予測誤差が残る場合には，これに対応するための調整力の確保に係る費用について，その負担の在り方を検討する必要がある」としたうえで，「予測誤差を削減し確保すべき調整力を減らすインセンティブが働く仕組みにする必要があるのではないか」と述べられている．

コストの対象になる[4]．この他にも，発電の有無にかかわらず調整用に予備の容量を確保する必要があるというコストも，予測誤差の損失として考えられる．

本稿では，太陽光発電量予測誤差に起因するコストの一部を，スポット市場に売り入札を行う太陽光発電事業者が負担するものとする．すなわち，発電量予測誤差によって発生する損失の一部を補償するために，一般送配電事業者が太陽光発電事業者に対して，予測誤差のペナルティを請求するものと仮定する．

4. 気象予測誤差デリバティブとヘッジ

前節で述べたように，太陽光発電事業者が JEPX でスポット電力を取引する場合，発電量予測誤差に起因する損失が発生するが，発電量予測誤差に対しては，日射量予測値の実績値からの乖離，すなわち日射量予測誤差（気象予測誤差）が大きく影響を与える．以降では，このような損失に対し，支払額（ペイオフ）が気象予測誤差に依存するデリバティブ（すなわち気象予測誤差デリバティブ）を導入したうえで，太陽光発電事業主が利用することを想定した損失リスクマネジメント手法（あるいはヘッジ手法）について考察する．

4.1 日射量予測誤差デリバティブによるヘッジ手法

まず，発電量予測誤差，日射量予測誤差，および発電量予測誤差に伴う損失額を以下のように導入する．太陽光事業者が第 t 日 n 時からの受渡に係る JEPX スポット電力の，太陽光発電事業者 A の受渡可能な発電量実績値と前日入札量（予測値）の差を予測誤差 $\epsilon_{P,t,n}$ とする．$\epsilon_{P,t,n} < 0$ であれば不足，$\epsilon_{P,t,n} > 0$ であれば余剰である．また，後に予測誤差デリバティブの原資産となる第 t 日 n 時における日射量実績値と予測値の差（すなわち日射量予測誤差）を $\epsilon_{R,t,n}$ と表記する．なお，JEPX におけるスポット電力取引を想定した場合，30 分単位の送電にかかる 1 日につき 48 商品が取引されているため，時間変数 n の単位も 0.5 時間刻みになるが，ここでは簡単のため，1 時間単位の送電を考え，$n = 0, 1, \ldots, 23$ とする．

このとき，A が予測誤差に応じて一般送配電事業者に対して支払う補償額 $L_{t,n}$ を以下のように定義する．

$$L_{t,n} = \begin{cases} a_1 \epsilon_{P,t,n} & (\epsilon_{P,t,n} \geq 0) \\ -a_2 \epsilon_{P,t,n} & (\epsilon_{P,t,n} < 0) \end{cases} \tag{1}$$

ただし，$a_1, a_2 > 0$ は定数である．なお，本稿では太陽光発電量予測誤差にのみ焦点を当てるが，小売事業者の需要量予測誤差に対しても，同様の損失補填額を定義することができる[5]．簡単のため，(1) 式において a_1 と a_2 が等しいと仮定し，$L_{t,n}$ は次式で与えられるものとする．

$$L_{t,n} = |\epsilon_{P,t,n}| \tag{2}$$

太陽光発電事業者 A にとって，$L_{t,n}$ は一般送配電事業者に支払うペナルティ，すなわち損失である．この値が変動すれば，A の収益は変動するため，A にとっては損失の変動範囲を一定の値以下に抑制することが望ましい．そのためには，太陽光発電量予測の高度化が必要であるが，一方で以下に導入する気象予測誤差デリバティブの利用も，有効な手段として挙げられる．

デリバティブとは，支払額（ペイオフ）が，満期と呼ばれるあらかじめ決められた将来時点の原資産の値に依存する契約であり，デリバティブの買い手側は満期時点にペイオフを受け取る代わりに契約時点でオプションプレミアムと呼ばれる契約料を支払う．デリバティブのペイオフは，ペイオフ関数と呼ばれる原資産の関数によって定義されるのだが，本稿においては，このペイオフ関数が任意に設定可能であるものとする．そのうえで，太陽光発電事業者にとって最適な予測誤差のデリバティブを導出していく．

本稿では，日射量予測誤差デリバティブのペイオフ $\psi(\epsilon_{R,t,n})$ を用いて，太陽光発電事業者にとっての損失の変動を最小分散の意味で抑制する問題（以下最小分散ヘッジ問題）を，次式の通り設定する[6]．

$$\min_{\psi(\cdot)} \mathrm{Var}\left[L_{t,n} - \psi(\epsilon_{R,t,n})\right] \ \text{s.t.}\ \mathrm{Mean}\left[\psi(\epsilon_{R,t,n})\right] = 0 \tag{3}$$

ただし，Mean(·),Var(·) は，それぞれ，与えられた学習期間のデータ（日射量実績値・予測値，発電量実績値・予測値のヒストリカルデータ）に基づいて算出される標本平均，標本分散を表す．また，最適ペイオフ関数は，太陽光事業者の損失と日射量デリバティブからなるポートフォリオの分散を最小にする ψ によって与えられる．なお，$\mathrm{Mean}\left[\psi(\epsilon_{R,t,n})\right] = 0$ の条件は，ペイオフの期待値が 0 であることを意味し，リスク中立確率が実確率によって与えられる場合に，初期価格が 0 のデリバティブを設計することに対応する．

[4] 例えば，下記 HP 参照．
http://www.tepco.co.jp/pg/consignment/reserve/

[5] 現在の取引システムでも，インバランス清算料金を小売事業者が支払うことになっているが，インバランス清算料金は，必ずしも個別の予測誤差を反映したものではない．

[6] 本問題設定においては，ψ は日次変数 t や時間変数 n によらず共通のものを用いるものとする．

このような最小分散ヘッジ問題であるが，以下のスプライン回帰式に帰着され，一般化加法モデル (GAM [6]) として解くことができる [7].

$$L_{t,n} = \psi\left(\epsilon_{R,t,n}\right) + c + \eta_{t,n} \tag{4}$$

ただし，$\eta_{t,n}$ は平均 0 の残差項，c は定数項である．また，一般性を失うことなく $\mathrm{Mean}\left[\psi\left(\epsilon_{R,t,n}\right)\right] = 0$ とできることに注意する．なお，GAM においては，一般化クロスバリデーション基準によって規定される平滑化パラメータの下，罰則付き残差平方和を最小化することにより最適スプライン関数が計算される [8].

4.2 絶対気温予測誤差に基づく契約の導入

太陽光発電における発電量は，日射量にほぼ比例するのであるが，日射量から発電出力への変換効率を表すシステム損失係数は，ソーラーパネルの表面温度の上昇とともに減少し，結果として，発電量は気温の上昇とともに低下する．また，システム損失係数における温度の影響は，季節によっても異なり，夏場のほうが気温上昇によって発電量はより大きく低下する．このように，日射量予測誤差のみならず気温予測誤差も発電量予測誤差の要因となり，さらにその影響の大きさは季節により異なる．また，本稿においては，発電量予測誤差の絶対値に損失が比例すると仮定しているため，気温予測誤差についてもその絶対値が損失に影響を与える．このような気温予測誤差の絶対値（あるいは絶対気温予測誤差）に起因する損失変動を抑制するため，以降では，絶対気温予測誤差を原資産とする契約を，新たに導入することを考える．

まず，第 t 日 n 時における気温実績値と予測値の差（すなわち気温予測誤差）を $\epsilon_{T,t,n}$ と表記する．このとき，(4) 式に絶対気温予測誤差 $|\epsilon_{T,t,n}|$ の項を加えた回帰モデルを，以下のように設定する．

$$L_{t,n} = \Delta\left(Seasonal_t, n\right)|\epsilon_{T,t,n}| + \psi\left(\epsilon_{R,t,n}\right) + c + \eta_{t,n} \tag{5}$$

ただし，$Seasonal_t$ は，$\Delta\left(Seasonal_t, n\right)$ における周期性を考慮するために導入した変数であり [9]，$\Delta\left(Seasonal_t, n\right)$ は 2 変量のスプライン関数である．仮に，各時刻 n について，$\Delta\left(Seasonal_t, n\right)$ が定数であれば，(5) 式は (4) 式に線形項を加えただけであり，通常の GAM に帰着される．一方，$\Delta\left(Seasonal_t, n\right)$ が 2 変量のスプライン関数である場合も，文献 [8] に示されるように，テンソル積スプライン関数と交差変数を用いた GAM に帰着され，罰則付き残差平方和を最小にする $\Delta\left(Seasonal_t, n\right)$ を求めることが可能である．なお，テンソル積スプライン関数を用いることで，日付・時刻の両軸方向で滑らかに繋がる関数が得られることになるが，さらに $Seasonal_t$ を文献 [9] と同様に設定し推定することで，年次の周期性（季節性）を考慮した $\Delta\left(Seasonal_t, n\right)$ が構築される[7].

つぎに，(5) 式における絶対気温予測誤差をペイオフとする契約を考えよう．$\Delta\left(Seasonal_t, n\right)$ をこのような契約の枚数とし，時点 t において，太陽光発電事業者は，$\Delta\left(Seasonal_t, n\right)|\epsilon_{T,t,n}|$ を受け取る代わりに $-c$ に相当する額を（絶対気温予測誤差契約の取引相手に対して）支払うものとする[8]．また，$\psi\left(\epsilon_{R,t,n}\right)$ は日射量予測誤差デリバティブのペイオフであり，この額も太陽光発電事業者は受け取る（符号が負であれば支払う）．一方，$L_{t,n}$ は時点 t における太陽光発電事業者の損失であり，(5) 式において，

$$\Delta\left(Seasonal_t, n\right)|\epsilon_{T,t,n}| + \psi\left(\epsilon_{R,t,n}\right) + c - L_{t,n} \tag{6}$$

は，受取額と損失額の差額によって定義されるキャッシュフローを表している．この値は $-\eta_{t,n}$ に等しく，(5) 式を GAM として解く際の罰則付き残差平方和の最小化は，受取額から損失を引いたキャッシュフローの標本分散を，スプライン関数の平滑化条件の下で最小化する問題，すなわち最小分散ヘッジ問題として解釈することができる．

5. 実証分析結果

本節では，実データに基づくスプライン関数の推定結果とヘッジ効果の算定結果を示す．使用するデータは，2016 年 6 月 1 日から 2017 年 5 月 31 日までの期間における，太陽光発電出力，日射量，気温の予測誤差である．ただし，太陽光発電量は，所有者から利用許可が得られた広島市内の家庭用太陽光発電設備の計測値を用いるため，予測誤差デリバティブの構築に必要となる気象データも同市のものを扱う．日射量・気温の実測値は，気象庁の公表値[9]を利用し，日射量・太陽光発電量の予測値は文献 [4] の予測手法を，時刻別の気温の予測値は文献 [10]（第 3.2 節）の予測手法を

[7] 本稿では，$Seasonal_t$ の起点を 1 月 1 日とし，1 月 1 日と 12 月 31 日が滑らかに接続するように，$\Delta\left(Seasonal_t, n\right)$ の周期性が設定されている．

[8] 厳密には，絶対気温予測誤差契約の価格に取引枚数である $\Delta\left(Seasonal_t, n\right)$ を掛けた値によって支払額は定義される．一方，$-c$ は，契約相手に対して支払う契約料総額の期間平均に相当する．

[9] http://www.data.jma.go.jp/gmd/risk/obsdl/ よりダウンロード．

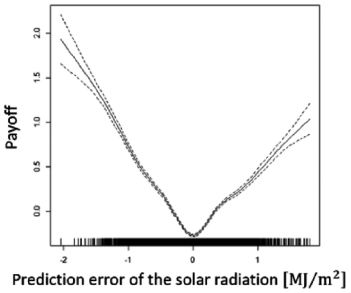

図 2　ヘッジモデル (5) で推定された日射量予測誤差デリバティブの最適ペイオフ関数 $\psi^*\left(\epsilon_{R,t,n}\right)$

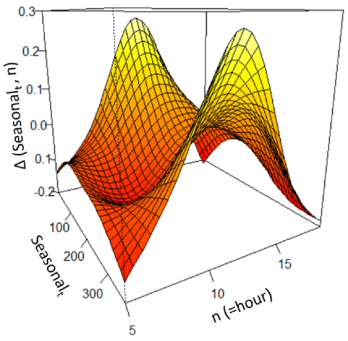

図 3　ヘッジモデル (5) で推定された絶対気温予測誤差契約の最適枚数 $\Delta^*\left(Seasonal_t, n\right)$

用いて算定された値（それぞれアウトオブサンプル期間の値）を採用する．なお，各種予測値の算定に必要となる天気概況および最高・最低気温の予報値は，気象庁の過去の週間天気予報の値[10]を用いている[11]．

以上のデータを用いて推定された日射量デリバティブの最適ペイオフ関数と気温デリバティブの最適契約量をそれぞれ図 2 および図 3 に示す．ただし，図 2 の実線はスプライン回帰関数，点線は 5%の信頼区間を示す．また，図 3 の $Seasonal_t$ 軸の表示区間は，始点が 1 月 1 日，終点が 12 月 31 日にそれぞれ対応する．まず，日射量デリバティブのペイオフ関数をみると，原資産である日射量予測誤差が正のときの傾きの絶対値が，負のときのそれよりも小さくなっていることが確認できる．これは，正のときは温度上昇による発電効率の低下が起きることにより，発電量予測誤差の日射量予測誤差に対する感応度が小さくなるためと考えられる．

また，絶対気温予測誤差契約の最適枚数は，テンソル積スプライン関数を用いていることにより，時刻方向・日付方向ともに滑らかに繋がったものとなっていることが確認できる．注目したいのは，正午付近のトレンドの山が夏季（Seasonal180 程度）に低くなっているところである．夏の昼間は高温による発電効率の低下が顕著となるため，発電量対気温感応度が小さくなることからも解釈できる．

最後に，ヘッジ効果の測定結果について述べる．ここでは，もともとの損失関数の分散に対するヘッジ後のポートフォリオの分散の比率を分散低減化率 (Variance Reduction Rate; VRR) として次式で定義し，

$$\mathrm{VRR} := \frac{\mathrm{Var}[\text{ヘッジ後のポートフォリオ}]}{\mathrm{Var}[\text{予測誤差損失}]} = \frac{\mathrm{Var}\left(\eta_{t,n}\right)}{\mathrm{Var}\left(L_{t,n}\right)} \tag{7}$$

1−VRR をヘッジ効果と呼ぶこととする．日射量デリバティブ単独で用いた場合におけるヘッジ効果は 0.536 と計算されたが，これはすなわち日射量デリバティブによって，元の損失の分散を約 54%程度，低減化できたことを意味する．また，絶対気温予測誤差契約を併用した場合は 0.619 まで改善し，時刻・季節別に変化する気温の影響が効果的にモデル化できていることがわかる．また，絶対気温予測誤差契約単独で用いた場合でも 0.310 と計算され，十分高いクロスヘッジの効果を確認することができる．

平滑化スプライン関数による最適ペイオフ関数のモデル化，あるいは最適契約枚数の推定手法は，本研究のように，ヘッジ対象となる目的変数が説明変数（気象値や日付・時刻など）に対して強い非線形の相関関係をもつ場合に，特に有効な手法であると考えられる．また，テンソル積スプライン関数は，異なる複数軸方向の平滑化条件を同時に加味できる点において，小さいサンプルサイズでも頑健なモデル推定ができるという利点がある．さらに，本研究で扱った絶対気温予測誤差契約は，気象庁の公表値から設計できる点で透明性が高く，応用範囲が広いことなどを踏まえると，実用化に向けたさらなる展開が期待されるであろう．

6.　おわりに

家庭用太陽光パネルや蓄電池，およびスマートメータの普及により，現在，各家庭の余剰電力を，小規模な系統内で融通しあう試みが検討され始めている．その試みの一つに，家庭用太陽光パネルなどの余剰電力を系統内の別の需要家（一般家庭等）に売却する仕組みを，Peer to Peer (P2P) と呼ばれるネットワーク環境上で構築することで，個別性の高い取引を取引コストを抑えつつ実現しようとするものがある．このよう

[10] http://weather-transition.gger.jp/ よりダウンロード．
[11] 利用期間や出所に関する詳細は文献 [4] 及び [10] を参照．

な取引形態は，地域あるいは小規模系統ごとに自律的な管理を行う分散型電力システムの概念をベースにしており，FIT 後の再生可能エネルギーの市場価値を高める利用方法として注目を浴びている．

P2P を利用した個別電力取引においても，売電契約は事前に行う必要があるため，売り手側（太陽光パネル保有者）は発電量予測を行ったうえで入札を行う．さらに，太陽光パネルを保有する一般家庭の場合，売り手側も消費者であるので，売却可能な余剰電力算出のためには需要予測も必要となる．一方，予測が外れ予定発電出力が得られない場合，これまでの議論と同様にペナルティが課せられることが想定され，売り手側に損失が発生する．このような個別電力取引に係る損失に対しても，本稿で導入した気象予測誤差のデリバティブは有効な損失ヘッジ手段と考えられ，個別利用のためカスタマイズされた汎用性の高い気象予測誤差デリバティブに対し，P2P を利用した取引環境および取引戦略の構築が，今後の課題として挙げられる．

謝辞　本研究は JSPS 科研費基盤研究 (A) 16H01833，挑戦的研究（萌芽）19K22024 の助成を受けたものです．

参考文献

[1] 山田雄二，“新エネルギー発電電力取引とリスクヘッジ（特集：資源・エネルギーと環境問題への多面的アプローチ），” オペレーションズ・リサーチ，**53**(4), pp. 217–223, 2008.
[2] 谷川亮一，“［特集］複雑地形状の風況予測法　LOCAL-STM による風況シミュレーションモデルの開発と風況評価，” ながれ **22**，pp. 405–415, 2000.
[3] 高野富裕，“自然エネルギー発電と電力貯蔵技術，” 電気学会論文誌 (B), **126**(9)，pp. 857–860, 2006.
[4] 松本拓史，山田雄二，“天気概況予報と天気別周期性トレンドに基づく太陽光発電事業者のための予測手法，” 日本オペレーションズ・リサーチ学会和文論文誌，**62**, pp. 1–22, 2019.
[5] 調整力及び需給バランス評価等に関する委員会事務局，「第 38 回調整力及び需給バランス評価等に関する委員会資料 3-2　再エネ予測精度向上に向けた取り組みについて（2019 年 4 月 19 日）」，https://www.occto.or.jp/iinkai/chouseiryoku/2019/files/chousei_38_03_02.pdf（2019 年 8 月 5 日閲覧）
[6] T. Hastie and R. Tibshirani, *Generalized Additive Models*, Chapman & Hall, 1990.
[7] 山田雄二，“風速予測誤差に基づく風力デリバティブの最適化設計，” JAFEE ジャーナル，**7**，pp. 152–181, 2008.
[8] S. N. Wood, *Generalized Additive Models: An Introduction with R (2nd Edition)*, Chapman & Hall, 2017.
[9] 山田雄二，牧本直樹，高嶋隆太，“一般化加法モデルを用いた JEPX 時間帯価格予測と入札量—価格関数の推定，” JAFEE ジャーナル, **14**, pp. 8–39, 2015.
[10] T. Matsumoto and Y. Yamada, “Cross hedging using prediction error weather derivatives for loss of solar output prediction errors in electricity market,” *Asia-Pacific Financial Markets*, **26**(2), pp. 211–227, 2019.
[11] J. Antonanzas, N. Osorio, R. Escobar, R. Urraca, F. Martinez-de-Pison and F. Antonanzas-Torres, “Review of photovoltaic power forecasting,” *Solar Energy*, **136**, pp. 78–111, 2016.

付録

A.　概況予報と周期性トレンドに基づく予測

日射量や太陽光発電量の予測手法には，ニューラルネットワークなどのパターン認識手法やカルマンフィルタなどの時系列予測など，さまざまな手法が提案されてきた [11]．しかし，これらの手法の多くは，GPV (Grid Point Value) と呼ばれる時空間メッシュの細かい大規模データや複雑なアルゴリズムを利用するため，実務で利用する際には多大な開発コストを要する．それに対して，本付録で紹介する文献 [4] の手法は，モデルの構造理解や実装が比較的容易であるという特徴をもつ．そのため，FIT 制度の施行以降急増した，小規模な太陽光発電事業者にとって利便性が高いことが期待される．

文献 [4] の手法は，予測対象となる日射量の時系列を時刻別，天気別に分けた場合に存在する滑らかな周期性トレンドを推定し，気象庁が日々公表する晴，曇，雨といった天気概況予報を用いて重みづけを行うことで予測値を導出するものである．前者の周期性トレンドは，第 t 日 n 時の日射量実測値 $R_t^{(n)}, n = 5, ..., 19$ に対し，以下の GAM を構築することで推定される．

$$R_t^{(n)} = \sum_{j=1}^{4} f_j^{(n)}\left(Seasonal_t\right) I_{j,t}^{(n)} + \varepsilon_{R,t}^{(n)} \qquad (8)$$

ただし，j は天気概況を表す変数 {1：晴，2：曇，3：雨，4：雪 }，$f_j^{(n)}$ は GAM で推定する平滑化スプライン関数（時刻別天気別の周期性トレンド），$I_{j,t}^{(n)}$ は，第 t 日 n 時の天気概況実測値が j のときに 1，それ以外で 0 となるダミー変数，$\varepsilon_{R,t}^{(n)}$ は平均 0 の残差項を表す．

実際に，気象庁公表の日射量および天気概況の実測値（2006 年 1 月 1 日から 2017 年 5 月 31 日まで）を用いて推定された，天気概況シナリオ j 別の日射量の季節性トレンド $f_j{}^{(n)}$（広島市，12 時の例）を図 4 に示す．ただし，図 4 が 3 周期に見えるのは，文献 [9] における提案手法に従い以下の推定をしたためである．まず，同一のデータサンプルを 3 セット用意し，各セットに 1 年ずつスライドさせた周期性ダミー変数を割り当てる．つぎに，周期性ダミー変数を含むすべてのデー

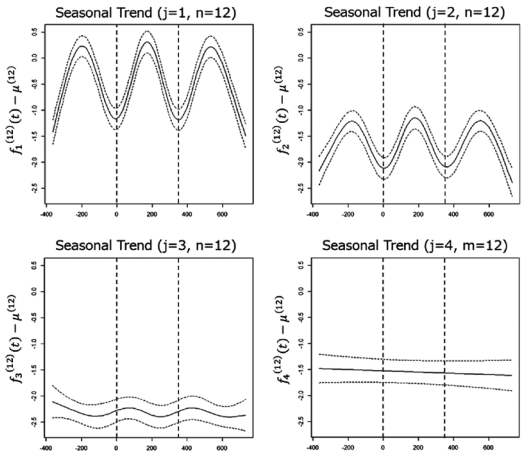

図 4　天気概況別の日射量の季節性トレンド [4]

タセットに GAM を適用し，トレンドの推定を行う．さらに推定トレンドから中央のものを採用することで，始点（1 月 1 日）と終点（12 月 31 日）が近似的に結合するような周期性トレンドを得ることができる．推定周期性トレンドより，晴，曇，雨の順に日射量が高くなっており，夏至付近にピークがあることがわかる．

さて，このトレンドを用いて日射量などの予測を行うのであるが，明日の天気予報が晴だからといって晴の場合の日射量トレンドをそのまま予測値とする方法（以下，「予測値代入法」という）には，バイアスが含まれ得ることに留意されたい．これは，天気予報が晴であっても実際の天気が曇や雨となる確率は必ずしも 0 でないにもかかわらず，予測値代入法ではこのような天気予報が外れる確率が考慮されないことによる．こうした課題に対応するため，天気予報を所与とした天気概況シナリオの実現確率を別途推定することを考える．

文献 [4] では，多項ロジットモデルを用いた条件付き確率分布の推定方法を提案している．多項ロジットモデルとは，目的変数がカテゴリー変数として与えられる場合に，その確率分布を推定するための統計手法である．もともとは複数の離散的な選択肢に対して意思決定者が効用を最大化するような選択を行うという効用最大化の理論に立脚したものであるが，現在では，消費者の選択行動の予測のみならず，企業の信用リスクや自然現象の予測などにも応用されている．多項ロジットモデルを用いることにより，第 t 日 n 時の天気に対する前日予測値 $\boldsymbol{F}_t^{(n)}$ を所与としたときの，同時刻の実現天気シナリオ $W_t^{(n)}$ が j となる場合の確率は次のように定式化される[12]．

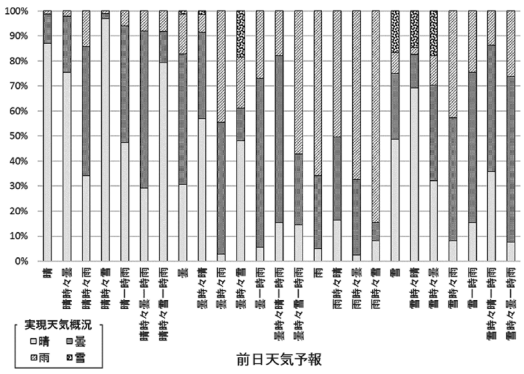

図 5　多項ロジットモデルによる条件付確率分布の推定結果 [4]

$$\mathrm{Prob}\left(W_t^{(n)}=j\right)=\frac{\exp\left(\boldsymbol{\theta}_j^T\boldsymbol{F}_t^{(n)}\right)}{\sum_{j=1}^{4}\exp\left(\boldsymbol{\theta}_j^T\boldsymbol{F}_t^{(n)}\right)} \tag{9}$$

ただし，$\boldsymbol{\theta}_j$ は推定パラメータのベクトルである．

気象庁の実際の公表データ（2015 年 10 月 1 日から 2016 年 9 月 30 日まで）を用いて，前日天気予報を所与とした実現天気シナリオの条件付き確率分布を推定した結果を図 5 に示す．天気概況の実現確率は，天気予報どおりとなる確率が支配的であるものの，天気が外れる確率も相当程度あることが読み取れる．

このようにして推定される天気概況の確率分布は，次のような式によって日射量予測に組み入れられる．すなわち，求めるべき第 t 日 n 時の日射量の予測値（期待値）$\hat{R}_{t,n}$ は，GAM で推定された時刻別・天気概況シナリオ j 別の日射量 $f_j^{(n)}(Seasonal_t)$ に対し，多項ロジットモデルで推定された天気概況シナリオ別の発生確率 $\mathrm{Prob}\left(W_t^{(n)}=j\right)$ を掛け合わせた加重平均値として次式で算定される．

$$\hat{R}_{t,\mathrm{n}}=\sum_{j=1}^{4}f_j^{(n)}(Seasonal_t)\frac{\exp\left(\boldsymbol{\theta}_j^T\boldsymbol{F}_t^{(\mathrm{n})}\right)}{\sum_{j=1}^{4}\exp\left(\boldsymbol{\theta}_j^T\boldsymbol{F}_t^{(\mathrm{n})}\right)} \tag{10}$$

文献 [4] では，このような手法（予測確率加重平均法）によって求めた日射量などの予測値と，予測値代入法で求めた予測値との比較を行い，日本全国 9 地点の翌日から 7 日先までのそれぞれの予測ホライズンにおいて，予測確率加重平均法のほうが，予測誤差（平均二乗誤差率）が小さくなっていることを検証しているまた，気象庁の天気予報自体に，実際の天気よりも

[12]天気の前日予測値 $\boldsymbol{F}_t^{(n)}$ は「曇時々晴」のような文字列として与えられる天気概況予報を，0 と 1 からなるダミー変数ベクトルに変換して定義する（詳細は文献 [4] 参照）．

悪い方向の予報を出す傾向があるために，予測値代入法で求められる日射量などの予測値は，下方バイアスを含むことがある．すなわち，実測値から構築したモデルの説明変数に予測値を代入して予測を行うことは，推定値のバイアスにつながる可能性がある．

なお，文献 [4] では，天気概況予報を用いた類似の先行研究における予測手法との比較を行い，提案手法のほうが，予測誤差が同等か小さくなっていることを検証している．