

時系列分析を用いた

メガソーラーにおける天候デリバティブの評価

2015年3月修了予定 環境システム学専攻 47-136691 好井宏明

指導教員：吉田好邦教授

キーワード：天候デリバティブ，メガソーラー，VAR モデル，全日射量，日照時間

1. 序論

1.1 研究の背景

化石燃料の枯渇が危惧される中で起こった2011年の東日本大震災により、全ての原子力発電所が停止し、再生可能エネルギーの導入は以前にも増して求められるようになった。

その一環として、2012年6月に固定価格買取制度が開始され、非住宅において発電された再生可能エネルギーを、10～20年間、電力会社が固定価格で買い取るのが義務付けられた。また、2016年を目処に電力自由化が行われるとされており、既存の電力会社以外でも電力を市場で売ることができるようになる。

このような状況の下でメガソーラー事業への関心は高まっており、実際に、固定価格買取制度以前の非住宅における累積導入量が約470万kWであったのに対し、2012年7月～2013年3月の導入量は96.6万kW、2013年度の導入量は130.7万kWと、著しく増加している。

しかし、メガソーラー事業者にとって、太陽光の変動の激しさや、出力制御の例のように制度が改正されることがリスクである。そのため、天候デリバティブによるリスクヘッジを検討することは有用である。

1.2 天候デリバティブとその問題点

天候デリバティブは、気温や日照時間等の、天候の指標を対象とした、保険に近い金融商品である。買い手は天候による事業リスクを軽減することができ、売り手である損害保険会社は、他地域の買い手と契約を結ぶことで、リスクを分散させながら収益を上げることができる。

しかし、天候リスクの数値化が困難であることや、日本においては全てが対面取引であることから、売り手に有利な設定となっていることが指摘されている¹⁾。

そのため、事業者は、天候デリバティブの必要性やリスクヘッジ効果の可能性を自ら判断しなければならない。そこで、売電による収入を決定する全日射量と、天候デリバティブによる収支を決定する日照時間を同時に予測して、メガソーラー事業のキャッシュ・フローを計算する必要があるが、それらの2つの指標をモデル化した研究は少ない。

1.3 研究の目的

そこで、本研究の目的は1日ごとの全日射量と日照時間をできるだけ正確に予測する新たなモデルを作成することとする。特に、それらの指標の特徴である時系列的な連続性と強い相関性を重視する。また、作成したモデルを用いて、天候デリバティブによるリスクヘッジ効果の有無を評価することも本研究の目的とする。

2. 分析・モデル化

2.1 分析データ

固定価格買取制度以降に設備認定された太陽光発電の容量が2013年2月の時点で北海道において1位であったことから分析対象は札幌管区気象台において観測された1日ごとのデータ²⁾とする。分析期間は、1986～2013年の28年間とする。

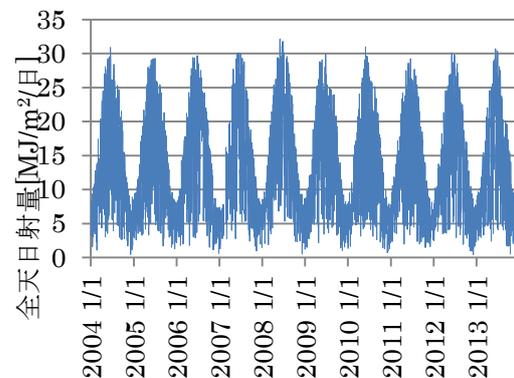


図1 2004～2013年の全日射量

2.2 大気外日射量と日照時間

全天日射量と日照時間は共に1年を単位とする周期性を持っており、地球と太陽の位置関係による。これは物理的なモデルによって確定的に表すことができ、全天日射量と日照時間の理論上の最大値である大気外日射量、日照時間にあたる。

モデル化の方法には大きく分けて2つ存在するが、日照時間を実際の値と比較したところ、大気外太陽放射の瞬間値を積分して大気外日射量とし、 $h = -51'9''$

となる真の日の出時刻と真の日の入り時刻の差を日照時間とするモデルの方が、当てはまりが良いことが明らかになった。

全天日射量と日照時間のデータを、上で求めた大気外日射量と日照時間でそれぞれ割ることによって、周期性の除かれた値である透過率と日照率を得る。

2.3 AR モデル

AR (Autoregressive) モデルは、ある時点での値がそれ自身の過去の値により決定するという時系列モデルである。透過率と日照率の間に強い相関 (擬似相関) が存在することを考慮し、AR モデルにより透過率を時系列的にモデル化した上で、日照率は透過率の値によって定まる構造とした。

(1)透過率のモデル化

透過率にロジット変換

$$y = \log \frac{x}{1-x}$$

(式1)

を施して範囲を全実数に拡大したロジット透過率に対して時系列分析を行う。単位根を持たないことを検定した上で、1次トレンド項と定数項を確定的な項として取り除いた。定常な時系列である残差に対してさらに自己相関分析を行ったところ、1次のARモデルが推定された。

To_t は日付 t におけるロジット透過率であり、 u'_{t-1} はロジット透過率の残差における自己相関項を表す。 u_t は誤差項であり、その確率分布はカーネル密度推定により求めた。

$$To_t = -0.376 + 1.46 \times 10^{-5}t + 0.192u'_{t-1} + u_t \quad (\text{式2})$$

(2)日照率のモデル化

透過率を説明変数、日照率を被説明変数とし、最近傍法を用いることで6次の近似式を得た。誤差項 v_t は同様にカーネル密度推定で確率分布を求めた。

$$y_t = 21x_t^6 - 42x_t^5 + 21x_t^4 + 3.4x_t^3 - 1.9x_t^2 + 0.50x_t - 0.037 + v_t$$

(式3)

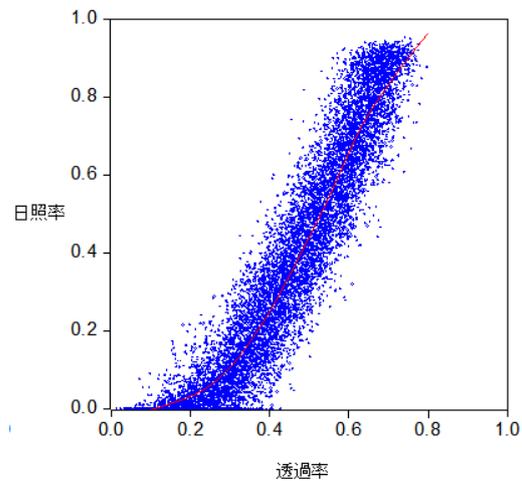


図2 透過率と日照率の散布図と近似関数

(3)シミュレーション結果

(1), (2)で作成したモデルを用いて2004~2013年の10年間のシミュレーションを1000回行い、透過率と日照率のヒストグラムを実際のものと比較した結果を図3、図4に示す。

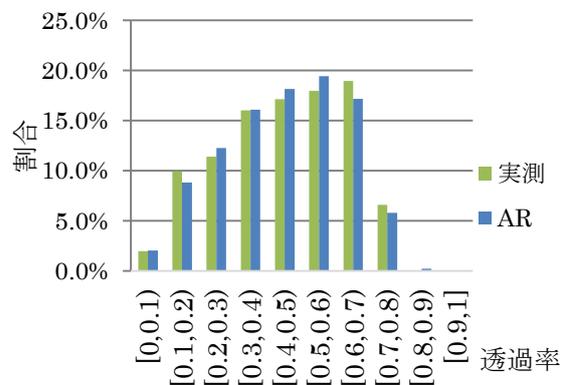


図3 透過率のヒストグラム(AR)

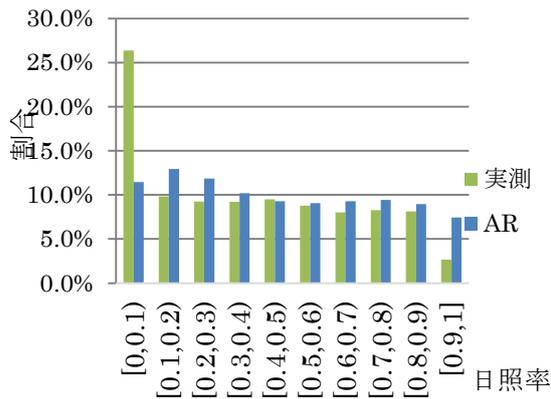


図4 日照率のヒストグラム(AR)

透過率については分布を良く再現できている一方、日照率については、特に0や1付近の度数に大きく差が生じている。

このような結果となった原因は、モデルの構造上、日照率の時系列の連続性が表せなかったことや、日照率の誤差項 v_t の特殊な分布を再現できなかったことであると考えられる。

2.4 VAR モデル

AR モデルにおける問題点を踏まえ、新たにVAR (Vector Autoregressive) モデルを構築した。VAR モデルは主に計量経済学の分野で用いられるモデルであり、多変数を同時に扱うことができる。

(1)透過率と日照率のモデル化

日照率が0の場合は(式1)のロジット変換を用いることができないため、経験ロジット変換を調整して適用した(式4)。

$$y = \log \frac{0.00001+x}{1+0.00001-x}$$

(式4)

変換後の値を経験ロジット透過率、経験ロジット日照率とし、それぞれ単位根を持たないことを検定した上で、1次トレンド項と定数項を確定的な項として取り除いた。残差のベクトルに対してラグ次数及び係数の推定を行ったところ、(式5)に示す1次のVARモデルが得られた。 To_t 及び Ni_t は日付tにおける経験ロジット透過率及び経験ロジット日照率を表し、 u'_{t-1} 及び v'_{t-1} はそれらの残差における自己相関を表

す。 u_t 及び v_t は誤差項であり、過去に実際に観測されたベクトル $(u_t, v_t)^T$ からランダムで取り出されるものとした。

$$\begin{cases} To_t = -0.376 + 1.46 \times 10^{-5}t \\ \quad + 0.150u'_{t-1} + 0.0106v'_{t-1} + u_t \\ Ni_t = -1.60 - 3.46 \times 10^{-5}t + v'_t \\ \quad + 0.257u'_{t-1} + 0.118v'_{t-1} + v_t \end{cases}$$

(式5)

(2)シミュレーション結果

2.3(3)と同様のシミュレーションを行い、実測、ARモデル、VARモデルのそれぞれによるヒストグラムは図5、図6となった。

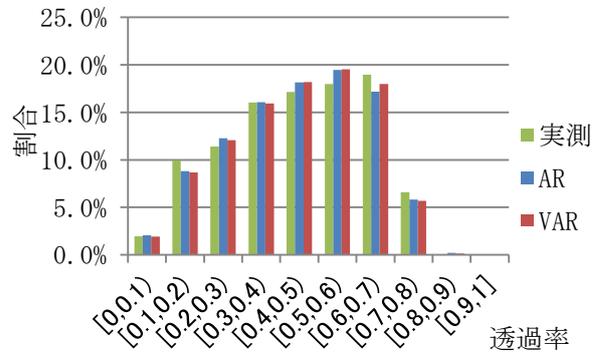


図5 透過率のヒストグラム(VAR)

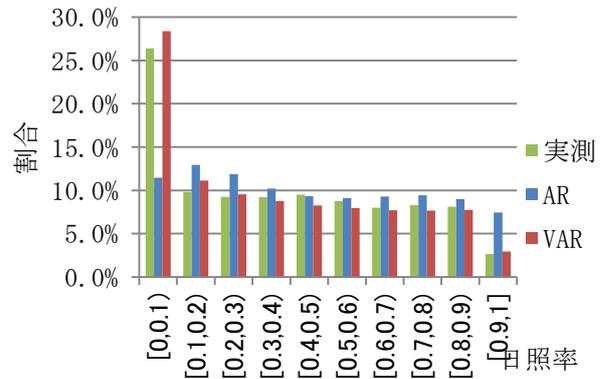


図6 日照率のヒストグラム(VAR)

透過率の分布の当てはまりについてはARモデルとほぼ変わることなく、日照率の分布の当てはまりを高めることができた。特に、ARモデルにおいて問題であつて0や1に近い部分の分布が再現できている。

また、10年間のシミュレーションを1000回繰り返し、透過率と日照率の平均、分散、相関

係数について平均値を計算したところ表1となった。ARモデルとVARモデルのうち、実測値に近い方に色を付してある。平均に関しては透過率、日照率のどちらもVARモデルの方が実測に近い。分散に関しては、日照率はVARモデルの方が近いものの、透過率はARモデルのほうが近かった。しかし、VARモデルの日照率は平均のずれが小さいことから、分散が多少大きくなることはむしろ予測結果に幅を与えるため問題はない。相関係数に関してはARモデルのほうが近いが、VARモデルでも約0.91と高い相関を表せている。

表1 平均、分散、相関係数の比較

	実測	AR	VAR
透過平均	0.4493	0.4471	0.4494
日照平均	0.3760	0.4599	0.3597
透過分散	0.0328	0.0312	0.0309
日照分散	0.0873	0.0830	0.0883
相関係数	0.9372	0.9364	0.9086

以上の、ヒストグラムの再現性、及び各統計値の比較を総合して、全天日射量と日照時間を同時に予測するためにはVARモデルの方がARモデルよりも適していると結論付ける。

3. 天候デリバティブのシミュレーション

3.1 パターンの想定

メガソーラー事業者に対して、土地の所有の有無、借入金の返済期間が10年か20年、売電価格が22円か26円か30円の、計12パターンを想定する。それぞれに対して、メガソーラー事業者にとって理想となる設定を仮定した場合の、天候デリバティブの支払単価と基準日照時間を計算する。

それらのうち、基準日照時間が1800時間を超える9パターンについては、契約の成立が現実的でないとして除外した。残ったパターンは「土地賃借料あり、返済期間20年、売電価格30円」、「土地賃借料なし、返済期間20年、売電価格30円」、「土地賃借料なし、返済期間20年、売電価格26円」であり、それらを順にパターンA、B、Cとする。

3.2 リスクヘッジ効果の検証

2015～2034年の20年間のシミュレーションを1000回ずつ行い、天候デリバティブを用いない場合と用いた場合の収支の正負を年単位でカウントしたところ、表2、表3、表4に示す結果となった。ただし、年間プレミアムは250万円とした。

表2 パターンA

		なし収支	
		黒字	赤字
あり 収支	黒字	11131	6194
	赤字	2294	381

表3 パターンB

		なし収支	
		黒字	赤字
あり 収支	黒字	19404	584
	赤字	12	0

表4 パターンC

		なし収支	
		黒字	赤字
あり 収支	黒字	637	2420
	赤字	9620	7333

4. 結論

先行研究におけるモデル構造と本質的には同一であるARモデルと、本研究で新たに作成したVARモデルの結果を比較し、全天日射量と日照時間の予測を行うという目的においてVARモデルの方が適していることを示した。

またこのVARモデルを用いてシミュレーションを行うことで、天候デリバティブを用いる場合、用いない場合のそれぞれにおける収支を予測でき、各事業者の状況や想定に基づいて、天候デリバティブを購入するか否かを検討することが可能になることを実証した。

参考文献

[1]赤堀勝彦, 天候デリバティブの現状と今後の展開について, ファイナンシャル・プランニング研究, 2003, vol.3, p.47-52