

気象衛星「ひまわり」画像から算出した雲移動ベクトルを用いた雲の自動推定

Automatic Forecast of Cloud Using Drift Vector Calculated by GMS Images

谷口浩成*・黒川浩助*・大谷謙仁**

Hironari TANIGUCHI, Kosuke KUROKAWA and Kenji OTANI

Abstract : This study shows the methods for estimating the irradiation by using the GMS images. The brightness values of clouds were forecasted as a basis study of estimating the irradiation. In the first place, we have developed the method for deriving drift vector of clouds from the images and forecasting brightness at certain pixels. The drift vector stands for movement direction and speed of clouds are calculated with the correlation function that calculate with GMS cloud images. This time, the brightness values forecasted from one hour later to five hours later were calculated with the data from January 3 to March 10 in 1997. The root-mean-square error, RMSE was 7.37% for an hour later estimate. The RMSE was much the same as this model errors. This result may indicate that the spatial resolution of the images is not enough to detect clouds movement for an hour, statistically. Another RMSE were 12.9% for two hours later estimate, 13.6% for three hours later estimate, 13.8% for four hours later estimate and 13.9% five hours later estimate. When the weather is not changeable, estimated values were not affected by the size of area which the correlation function was calculated in. The method of estimating the brightness methods we have developed is available for forecasting irradiation for a few hour later. If the weather changes rapidly, would calculate estimated values by size to calculate correlation coefficient adapted to the weather.

1. はじめに

近年、エネルギー問題として化石燃料の枯渇、地球環境問題が広く取り上げられている。地球環境問題は、化石燃料利用により硫黄酸化物や窒素酸化物、二酸化炭素などの排出が大きく関わっている。そこで化石燃料の代替エネルギーとして、自然エネルギーの利用が活発に進められている。本研究ではその中でも太陽エネルギーに注目している。特に、太陽電池を用いて太陽エネルギーを直接電気エネルギーに変換する太陽光発電(PV)は、近年国内において、導入のための環境整備が行われ、民生への積極的導入・普及が進められている。しかしPVシステムの積極的導入・普及が進められると、電源としての責務が大きくなることから、電力需給制御、電圧制御、信頼度制御の各々の運用制御への影響が顕在化してくる¹⁾。時変動、日変動、季節変動などの日射変動による電力系統に与える影響も無視できなくな

る。もし日射変動がほぼ比例的に反映されるPVシステムの出力において日射変動が予測可能になれば、電力系統の制御運用上にメリットが生じると予測される。

そこで本研究では、日射量の変化は主に雲の動きによって引き起こされる点に着目し、気象衛星「ひまわり」(以下GMS)の雲画像を利用して日射量を予測する手法を検討した。気象衛星画像を用いた日射量推定の利点は、

日射観測の有無に関わらず広域の日射分布が推定可能。

衛星画像から推定される日射分布図の空間・時間分解能は、衛星画像の空間分解能(赤外画像は約5km×5km/ピクセル、可視画像は約1.25km×1.25km/ピクセル)と時間分解能(約1枚/時)と同程度である。

日射量推定値の校正は最低1地点で観測されたデータにより行えばよい。ほとんどメンテナンスフリーな日射観測網が構築可

能。

などがある。既に、衛星雲画像から日射量を読み出す手法については数多くの研究があり、著者等の一部によっても報告が表されている^{2) 7)}。

今回は衛星雲画像を利用した日射量予測の基礎研究として、雲画像から雲移動ベクトルを算出し、それをを用いた雲の自動推定について考察した。衛星リモートセンシングを利用した雲予測以外に、雲予測の代表的なものには数値予報がある。数値予報とは、大気を3次元的な格子に区切り、そのひとつひとつの場所において風向、風速、気圧、気温、水蒸気量などを用いると、大気の状態を定量的に表すことができることを利用し、これらの要素の時間変化を流体力学や熱力学方程式等の物理法則で計算して、大気状態の予想をする方法である。現在の天気予報では、この数値予報が基礎として用いられている。計算を行うとき、格子点の間隔が小さいと実際の大気の状態に近づき、予測精度が向上する。ところが格子点間隔が小さいほど、計算量が増えるので時間がかかり、これを早く処理するために大容量かつ高速なスーパーコンピュータが必要となる。またこれらの計算を行うためには、様々な種類で、多数のデータを用意しなければならない。このために、広範囲で細かいデータ取得網の確保が必要となる。

今回の研究では、迅速かつ簡易的な雲予測の手法が求められている。そのため、現在実際に行われているような数値予報の方法を用いることは、機器の大型化、計算量の増加などからこの要求に反する。一方衛星リモートセンシングでは、気象衛星に高空間分解能、高波長分解能、高頻度観測が可能な機器が搭載されているので、定量的解析をするための高精度のデータ取得が可能である。従って、ここから得られるデータを使つての雲予測法が確立できれば、短時間でかつ容易に雲予測を行うことができると考えている。

今回の処理には、赤外画像を利用した。その理由として、赤外画像は可視画像に比べ、24時間

受信可能、天頂角補正の必要がなくそのまま使用可能、などの利点があるため雲移動ベクトルの算出に適していると考えられるからである。利用した赤外画像の例を図1に示す。

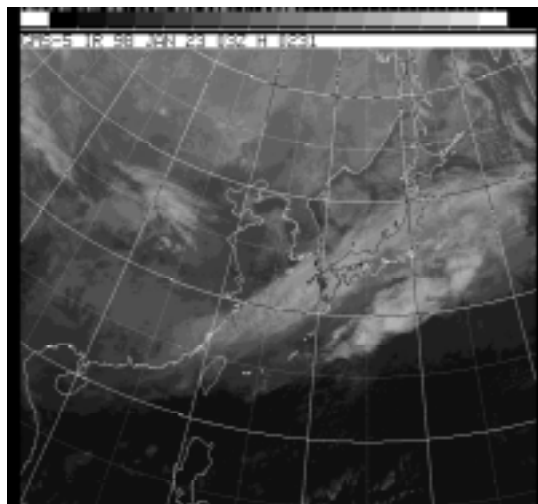


図1 1998年1月23日の赤外画像

2. 衛星雲画像の処理

2.1 雲画像の前処理

GMSで観測された画像は、経緯線および陸地線の情報を含んでいる。これらの情報を著者らはマーキング情報と呼び、解析に影響を及ぼすことから除去することを考えた。マーキング情報の除去処理としてメディアン・フィルタ処理を施した。しかし、メディアン・フィルタ処理のみでは完全にマーキング情報を除去することはできなかった。したがって、マーキング情報は固定位置に挿入され、画像ごとのずれは数ピクセルに過ぎないことに着目し、強制的にマーキング情報の座標に輝度値0を代入することでマーキング情報の除去を試みた。そしてマーキング情報の座標の輝度値は、周りの画素を参考に補完して算出した。

2.2 特徴抽出処理

雲画像から特徴を抽出することで雲画像の情報量を削減して、雲移動ベクトル算出の効率を計

ることを検討した。特徴抽出処理として

4 値化処理

エッジ抽出処理^{11),12)}

輪郭線抽出処理¹³⁾

を施した。

4 値化処理は画像を任意の 4 段階の画像レベルに変換する処理である。著者らが使用しているシステムでは赤外画像を 2 5 6 階調から 6 4 階調に減じている。したがって雲画像の輝度値は 0 から 6 4 の間の値を取ることになる。しかし、実際輝度値を調査してみると上限は 4 0、下限は 0 であった。よって、輝度値を表 1 のように 4 段階のレベルに変換することにした。

表 1 輝度値変換表

輝度値	変換値
~ 1 0	5
1 1 ~ 2 0	1 5
2 1 ~ 3 0	2 5
3 1 ~	3 5

エッジ抽出処理は画像の濃度の変化点を抽出する処理である。エッジを抽出は、4 近傍および 8 近傍ラプラシアン・フィルタ、垂直方向強調および水平方向強調ソーベルフィルタを用いることにより行った。

輪郭線抽出処理は濃淡画像を 2 値化して対象物を背景から浮かび上がらせた画像から、対象物の境界を追跡して境界線を求める処理である。

2.3 雲移動ベクトルの算出

2.3.1 雲画像分離範囲の設定

前節で処理した画像およびマーキング情報を除去した画像を用いて、雲移動ベクトルの算出を行う。雲移動ベクトルはある領域の雲の移動速度と移動方向を示すものである。これは相互相関法を用いて算出した。相互相関法は、時間的に連続している 2 枚の画像の相互相関を計算することで雲移動ベクトルを決定する手法である。しかし、

相互相関法による雲移動ベクトルの算出結果は相関をとる領域の大きさに左右される。ここでこの相関をとる領域を、雲画像分離範囲と定義する。雲画像分離範囲の設定には

雲の形状にあわせて設定

いくつかパターン分離範囲を設定し、各処理ごと適している分離範囲を設定

の 2 通りの手法を検討した。図 2 に雲画像分離範囲の設定例を示す。

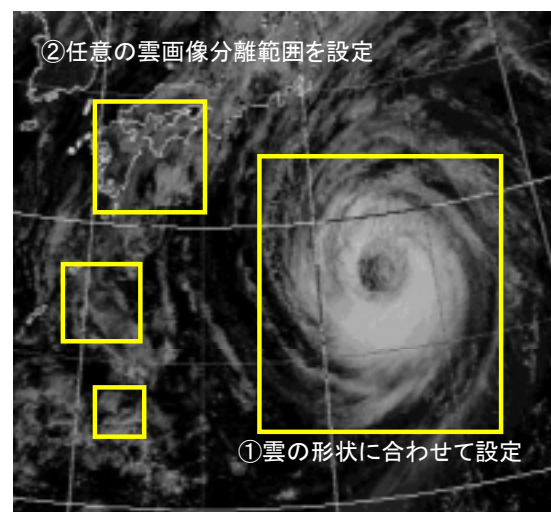


図 2 雲画像分離範囲の設定例

の手法は、雲画像中の雲塊を見つけ、その雲塊の形状に合わせて分離範囲を決定する手法である。この手法は特徴のある雲塊（台風や前線の雲など）を処理する場合は適しているが、一般的な雲塊には適していない。また の手法は任意に分離範囲のパターンとして 5 種類設定した。1 0 × 1 0 ピクセル、2 0 × 2 0 ピクセル、3 0 × 3 0 ピクセル、4 0 × 4 0 ピクセル、そして 5 0 × 5 0 ピクセルである。これらの分離範囲パターンを各画像ごとに適応することでもっとも雲移動ベクトルを適切に算出した分離範囲パターンをその画像の分離範囲と決定するものである。今回は の手法を用いて雲移動ベクトルを算出することにした。

2.3.2 相互相関法による雲移動ベクトルの算出手法

ここで、雲移動ベクトルを算出は、予測地点を中心に適用した雲画像分離範囲の中に雲画素が含まれていることが前提である。この中に雲画像が含まれていない場合の雲移動ベクトルの算出は今後の検討課題である。

相互相関法による雲移動ベクトルの算出手法について説明する。時間的に連続している雲画像を観測画像 $h_t(x,y)$ と過去画像 $h_{t-n}(x,y)$ とし、過去画像 $h_{t-n}(x,y)$ は観測画像 $h_t(x,y)$ より n 時間前の画像であると定義する。また雲画像の座標軸は、X 軸は右方向にプラス、Y 軸は下方向にプラスをとる。

過去画像 $h_{t-n}(x,y)$ 上の任意の座標 (x_p, y_p) を中心に、雲画像分離範囲を $XMAX \times YMAX$ とした場合の雲移動ベクトルを算出する対象画像を $h_p(x,y)$ とする。このとき観測画像 $h_t(x,y)$ の参照パターン $h_t(x+a, y+b)$ は中心座標を (x_p+a, y_p+b) とし、雲画像分離範囲は対象画像 $h_p(x,y)$ と同じとする(図3)。ここで a, b は参照パターンが移動する範囲を示す。XMOVE、YMOVE は X 軸および Y 軸方向に移動する上限である。したがって、はじめの参照パターン $h_t(x-XMOVE, y-YMOVE)$ は中心座標が $(x_p-XMOVE, y_p-YMOVE)$ となり、次の参照パターン $h_t(x-XMOVE+1, y-YMOVE)$ は中心座標を X 軸方向に +1 ピクセル動かした $(x_p-XMOVE+1, y_p-YMOVE)$ になる。このように X 軸方向に順に 1 ピクセルずつ中心座標を移動させ、XMOVE \times 2 移動したら、Y 軸方向を +1 移動させる。そしてまた X 軸方向に順に 1 ピクセルずつ移動させ、以下同様の手順で参照パターンの中心座標は移動していく。図4の灰色の部分が参照パターンの移動する範囲である。

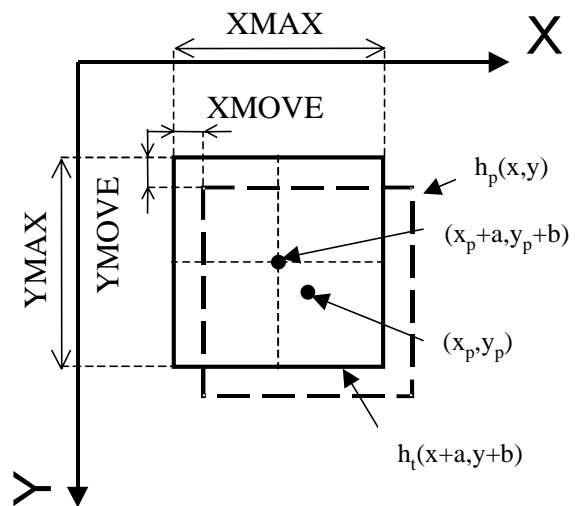
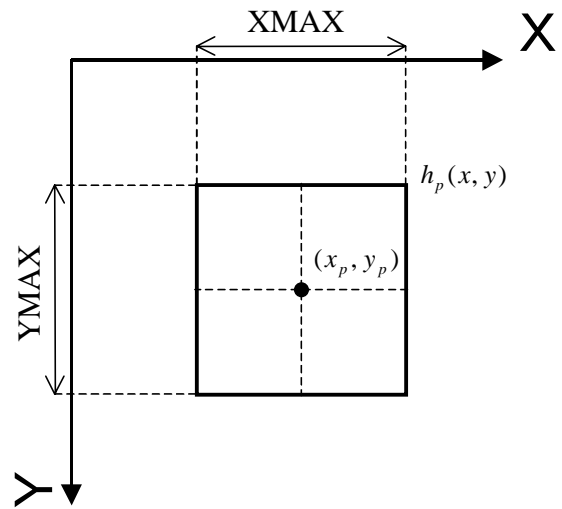


図3 対象画像と参照パターンの範囲
(上:対象画像 $h_p(x,y)$ 、下:参照パターン $h_t(x,y)$)

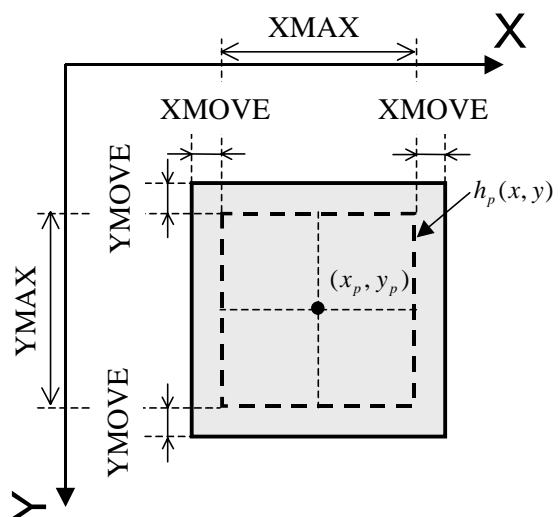


図4 参照パターンの移動範囲

次に対象画像 $h_p(x,y)$ と参照パターン $h_t(x+a,y+b)$ から雲移動ベクトルを算出するための評価関数として相関関数 $g(a,b)$ を求める。

$$g(a,b) = \sum_{x=0}^{XMAX} \sum_{y=0}^{YMAX} h_p(x,y) \cdot h_t(x+a,y+b) \quad (i=1,\dots,M) \quad (1)$$

ただし、 $h_p(x,y)$ 、 $h_t(x+a,y+b)$ はあらかじめ各画素における値の2乗和

$$\sum_{x=0}^{XMAX} \sum_{y=0}^{YMAX} h_p(x,y) = \sum_{x=0}^{XMAX} \sum_{y=0}^{YMAX} h_t(x+a,y+b) = 1 \quad (i=1,\dots,M) \quad (2)$$

と規格化しておく。

相関関数 $g(a,b)$ が最大となるとき、 n 時間後の雲移動ベクトルは

$$\vec{C} = a\vec{x} + b\vec{y} \quad \vec{x}, \vec{y}; \text{単位ベクトル} \quad (3)$$

で決定する。単位ベクトル \vec{x}, \vec{y} はX軸およびY軸上で正の向きをもつ、大きさ1のベクトルである。以上の手順を処理することで雲移動ベクトルの算出ができる。

3 . 輝度値の予測手法

3 . 1 衛星雲画像を用いた雲予測

衛星雲画像を用いて雲予測を考えた場合、カルマンフィルタやオプティカルフローを用いた予測手法も考えられる。カルマンフィルタは、時系列の予測を可能にするために、予測式の係数を予測誤差に基づき逐次最適化するアルゴリズムのことである。ここでは計算のために、過去の時系列データから対象時系列の動的特性を抽出することが必要である。主な抽出方法として、逐次型最小2乗法が用いられているが、これは予測式が線形である場合に限られる。しかしカルマンフィルタでは、予測式の係数が適度な値でないと予測精度が低くなり、正確な予測がされないという欠点を持つ。一方、オプティカルフローとは画像上の画素の流れをベクトルで表現したものであり、

動画における特徴点の移動ベクトルを求めることが必要な動画解析では、移動ベクトルとして一般に用いられているオプティカルフローを推定して移動方向を検出する。主に、画像中のある点における時刻 t の輝度値が、時刻 $t + \Delta t$ の輝度値と等しいと期待できることを利用して作られた拘束方程式を用いた時空間拘束法が一般的である。ところが、現在用いられているオプティカルフロー推定方法は処理に大変時間がかかる。

上記2手法では何枚もの画像を用い、繰り返し計算を行って予測値を導き出している。しかし、本論文では2時刻間の2枚の雲画像から雲移動ベクトルを検出し、これを未来へ外挿することによって雲画像の輝度値を予測する手法では、多画像を扱うことや計算を何度も行う必要がないため、簡易的な方法の確立を目指す本研究の趣旨に適していると考えられる。

3 . 2 輝度値の予測手法

輝度値の予測は、予測地点 (x_t, y_t) へ向かう雲移動ベクトル \vec{c} を算出すれば予測できる。たとえば、図5(a)に示すように過去画像上で (x'_1, y'_1) を中心とする雲領域1と (x'_2, y'_2) を中心とする雲領域2において、観測画像上で相互相関をとり雲移動ベクトルが図のように算出される場合、この雲移動ベクトル \vec{c} が予測地点へ向かう雲移動ベクトル \vec{c} ならば、観測画像での地点 (x''_1, y''_1) 上の雲と地点 (x''_2, y''_2) 上の雲が予測地点に移動すると仮定できる(図5(b))。このように予測地点へ向かう雲移動ベクトル \vec{c} が複数存在する場合は、雲移動ベクトルを算出するときに評価関数として用いた相関関数 g のもっとも高いそれを適用することで解決できる。しかし、予測地点 (x_t, y_t) へ向かう雲移動ベクトル \vec{c} が存在しない場合も考えられる。この場合は予測地点 (x_t, y_t) の輝度値は予測できないという問題点が残る。またこの手法では雲移動ベクトル \vec{c} を算出するための計算に非常に時間がかかることが考えられる。この問題点を

解消するために新たに輝度値を予測する手法を次節で説明する。

3.3 輝度値予測の簡易手法

簡易予測手法は、予め過去画像と観測画像から雲移動ベクトルを算出し、その雲移動ベクトルを観測画像上で方向を逆にして適用することにより予測値を算出し、未来画像上の雲アルベドを予測するものである。以下にその手法を説明する。

図6において、未来画像 $h_{t+n}(x,y)$ 上の予測地点 (x_f, y_f) の輝度値を予測する場合を考える。過去画像 $h_{t-n}(x,y)$ は観測画像 $h_t(x,y)$ より n 時間前の画像、また未来画像 $h_{t+n}(x,y)$ は観測画像 $h_t(x,y)$ より n 時間後の画像と定義する。過去画像 $h_{t-n}(x,y)$ 上の地点を (x_p, y_p) 、観測画像 $h_t(x,y)$ 上の地点を (x_o, y_o) とすると

$$\begin{aligned} x_f &= x_p = x_o \\ y_f &= y_p = y_o \end{aligned} \quad (4)$$

であるとする。次に過去画像 $h_{t-n}(x,y)$ 上の地点 (x_p, y_p) を中心として、雲画像分離範囲を適用する。そして過去画像 $h_{t-n}(x,y)$ と同様に観測画像 $h_t(x,y)$ 上で雲画像分離範囲を位置をずらしながら適用し、過去画像上の雲画像分離範囲と相互相関を求める。そして、観測画像 $h_t(x,y)$ 上でもっとも相関係数の高い雲画像分離範囲を、過去画像から移動した雲画像分離範囲と仮定することにより雲移動ベクトル $\vec{C}_p = (C_{px}, C_{py})$ を算出する。これを観測画像 $h_t(x,y)$ 上の地点 (x_o, y_o) を始点に方向を正反対にして当てはめる。そして、観測画像 $h_t(x,y)$ 上の地点 (x'_o, y'_o) を求める。ここで地点 (x'_o, y'_o) は

$$\begin{aligned} x'_o &= x_o - C_{px} \\ y'_o &= y_o - C_{py} \end{aligned} \quad (5)$$

で決定する。そして、観測画像 $h_t(x,y)$ 上の地点 (x'_o, y'_o) の雲が未来画像 $h_{t+n}(x,y)$ 上の地点 (x_f, y_f) へ移動すると仮定して、観測画像 $h_t(x,y)$ 上の地点 (x'_o, y'_o) の輝度値 B'_o が、未来画像 $h_{t+n}(x,y)$ 上の地点 (x_f, y_f) の輝度値 B_f であると予測できる。

4. 結果と考察

4.1 特徴抽出画像を用いた雲移動ベクトルの算出結果

利用した画像は、1997年1月3日から3月10日の約2ヶ月分である。雲移動ベクトルの算出領域は、隣接する領域の雲移動ベクトルを算出することで、画像全体の雲の流れを知り、視覚的にも評価できるように、本州を中心とする 200×200 ピクセルをメッシュ状に25等分して局所領域を設定した。次に雲移動ベクトルを算出するために雲画像分離範囲を動かす対象となる画像範囲を設定する。本研究では処理画像に赤外画像を使用している。したがって赤外画像の分解能は赤道直下で 5 [km / pixel] であり、日本付近においてはさらに悪くなることも考慮して、そして雲の移動速度を時速 50 [km/h] 以下であると仮定して、1時間あたりの移動範囲は $-10 \leq x \leq 10, -10 \leq y \leq 10$ に設定した。また相関サイズは 10×10 ピクセル、 20×20 ピクセル、 30×30 ピクセル、 40×40 ピクセルそして 50×50 ピクセルの5種類を用いた。図7に雲移動ベクトルを算出する範囲と局所領域を示す。



図7 雲移動ベクトル算出領域

表2に各特徴抽出処理画像の相関係数を示す。マーキング情報除去処理画像と4値化処理画像

の相関係数は平均が0.97以上と高いが、エッジ抽出処理画像と輪郭線抽出画像においては最低値が0.293と低い。また相関サイズ10×10の輪郭線抽出処理画像の相関係数は算出できなかった。この原因については明らかでない。相関係数の結果から、マーキング情報除去処理画像と4値化処理画像を用いて雲移動ベクトルを算出することが妥当であると思われる。

表2 各特徴抽出画像の相関係数

Corr size	Correlation coefficient						
	Marking	Class	Laplacian 4	Laplacian 8	Xsobel	Ysobel	Border
10×10	0.997	0.99	0.33	0.344	0.656	0.749	-
20×20	0.993	0.98	0.185	0.206	0.547	0.563	0.414
30×30	0.989	0.974	0.231	0.257	0.521	0.48	0.253
40×40	0.986	0.969	0.31	0.323	0.529	0.465	0.241
50×50	0.985	0.971	0.419	0.425	0.585	0.496	0.263
Average	0.99	0.977	0.295	0.311	0.568	0.551	0.293

ここで corr size : 相関サイズ、marking : マーキング情報除去処理画像、class : 4 値化処理画像、laplacian4 : 4 近傍ラプラシアン・フィルタ処理画像、laplacian8 : 8 近傍ラプラシアン・フィルタ処理画像、xsobel : 水平方向強調ソーベル・フィルタ処理画像、ysobel : 垂直方向強調ソーベル・フィルタ処理画像、border : 輪郭線抽出処理画像を示す。

4.2 目視による雲移動ベクトルの判断結果

雲移動ベクトルの算出例を図8に示し、雲移動ベクトルが適切に行われているのが目視により判断した。

図8は任意に算出した4地点において雲移動ベクトルを算出した結果である。それぞれの地点において、雲移動ベクトルが算出されていることがわかる。この画像範囲では、雲移動ベクトルは算出できているが、それが雲の形状を捉えて算出したものなのか、目視により判断することは難しい。このように、予測地点の周りが

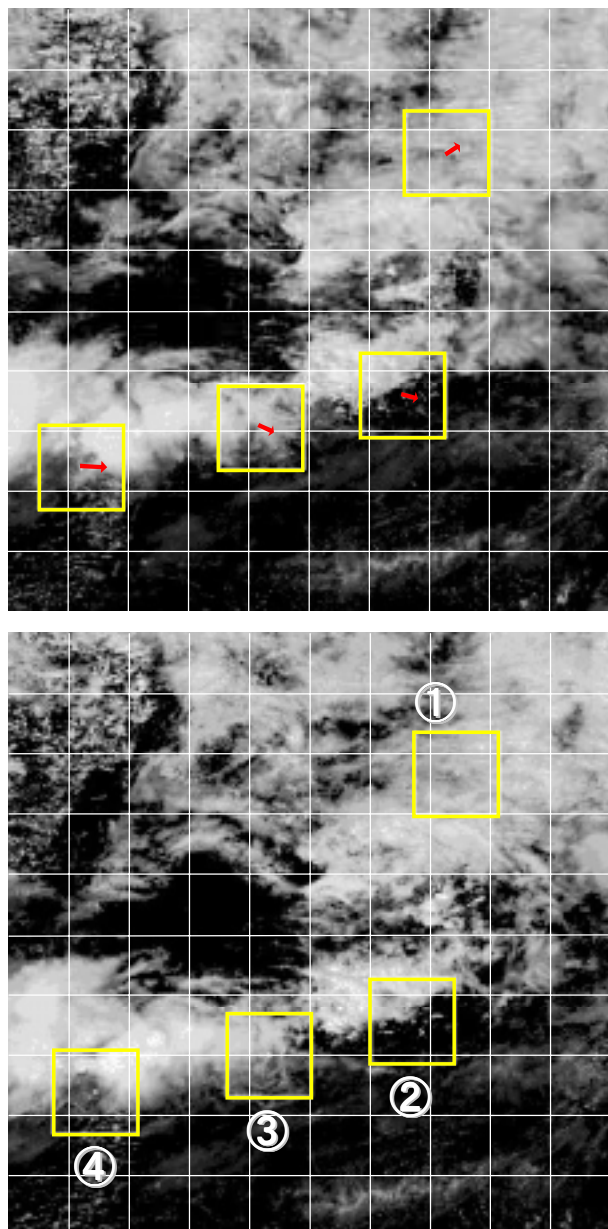


図8 雲移動ベクトルの算出結果
(1998年8月13日の画像, 上: 正午の画像, 下: 午後1時の画像)

雲で覆われている場合は雲移動ベクトルを適切に算出することは難しいと思われる。しかし、雲で覆われている場合の予測は、天気の変化も少ないと考えられ、予測する価値が低いと思われる。

この画像範囲においては、雲の形状を捉え、適切に雲移動ベクトルを算出していることが判断できる。

4.2 モデル誤差の算出

本研究で算出した予測の誤差は以下の式で表わされる。

予測誤差 = モデル誤差 + 雲移動予測誤差

ここでモデル誤差とは、予測手法(モデル)による誤差のことであり、すなわち、輝度値の簡易手法による誤差である。したがって、雲移動誤差を求めるには予測誤差からモデル誤差を引かなければならない。モデル誤差は、過去画像 $h_{t-n}(x,y)$ 上の地点 (x'_p, y'_p) の輝度値と観測画像 $h_t(x,y)$ 上の地点 (x_o, y_o) の輝度値を比較すること(図9)により算出する。

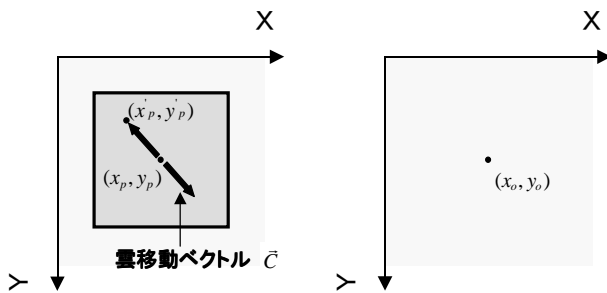


図9 モデル誤差の算出手法

(左: 過去画像 $h_{t-n}(x,y)$ 、右: 観測画像 $h_t(x,y)$)

モデル誤差による評価は RMSE (Root Mean Square Error) を用いた。RMSE は誤差の散らばりを測定するもので、次の式により算出されるものである。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (B_i - B_{mi})^2} \quad (6)$$

ただし、 B_i : i 番目の推定輝度値、 B_{mi} : i 番目の実測輝度値、 n : データ総数である。また RMSE の単位は輝度値を 64 階調であらわしているため無次元である。

4.3 輝度値の予測結果

輝度値の予測地点は領域をメッシュ状に 4 等分して設定した。図 10 に輝度値予測地点を示す。

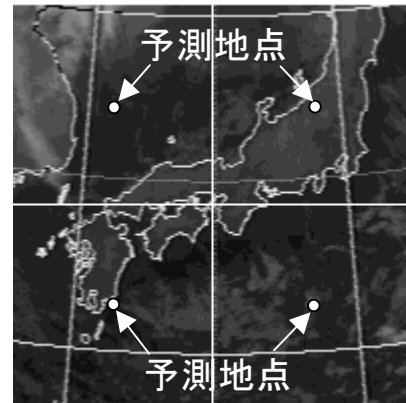


図10 輝度値予測地点

例として図 11 に北緯 37 度、東経 131 度地点(図 10 の左上のサイトに示す地点)で雲画像分離範囲 30×30 の予測精度の結果を示す。

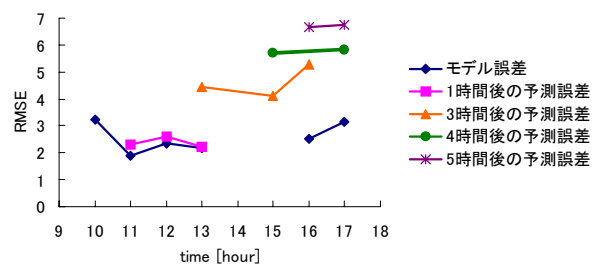


図11 北緯 37 度、東経 131 度地点、雲画像分離範囲 30×30 での予測精度の結果

1 時間後の予測誤差は、モデル誤差と予測誤差がほとんど変わらないことがわかる。これは平均的に見て、雲は 1 時間ではそれほど移動しないこと、もしくは移動速度が小さいために GMS 雲画像の空間分解能ではとらえられないということを表わしている。3 時間後、4 時間後および 5 時間後の予測誤差の結果は、予測時間が未来になるほど、予測精度は低下している事が分かる。また、相関サイズによる予測誤差の散らばりはないことがわかった。しかしこの結果は、前節でも説明したように、RMSE が平均的なものであるからと考える。天候が急変する場合などの輝度値の予測は相関サイズに左右される可能性がある。

次に 1 時間後から 5 時間後まで各時間毎の予測

誤差を RMSE により評価し、それらを平均した値を用いて結果をまとめる。モデル誤差の平均値は 7.37% に対し 1 時間後の予測誤差の平均値は 7.7% であった。これは解析期間中の天候が安定していて雲移動が小さかったため、1 時間後の予測誤差とモデル誤差がほぼ等しくなったと考えられる。したがって雲が移動しない安定した天候の場合には 1 時間後の日射を予測する価値は薄い。しかし、1 時間で天候が激変する場合の予測は、気象衛星画像を使って予測する価値が高いと思われる。2 時間後から 5 時間後の予測誤差の平均値は順に 12.9%、13.6%、13.8%、13.9% であった。また、天候の変化が無い日、もしくは変化が穏やかな日は、雲画像分離範囲に関係なく輝度値の予測が可能であることがわかった。重要なことは、地上観測データからは予測できないと思われる「雲によって日射強度が激変する場合」の予測である。これは雲の移動速度と雲の大きさを考慮して雲画像分離範囲を天候に応じて設定することで可能であると思われる。

5. まとめと今後の課題

本研究では、日射量予測の基礎研究として衛星雲画像から雲移動ベクトルを算出し、雲の自動推定を行う手法を提案した。1 時間後から 時間後までの予測を行い、数時間後の予測にも適応可能であることを表した。

今後は気象衛星雲画像の輝度値予測から、本研究で得た予測手法により日射量予測の実用化を図ると共に、また 1 時間単位での画像から 1 分値の日射量を予測する手法の検討も考えている。また農業分野における日射量問題への適応など、太陽光発電のみならず様々な分野においても有用性があるものと考えている。

参考文献

1) 「大型エネルギー供給システムの調査研究、

第 3 章 電力系統から見た課題等」、太陽光発電技術研究組合、(1997)

- 2) 飯泉浩、大谷謙仁、黒川浩助他：「気象衛星を使用した日射量推定」、平成 4 年度日本太陽エネルギー学会・風力エネルギー協会合同研究発表会、(1992)
- 3) M. Noia, C.F. Ratto, and R. Festa, Solar irradiance estimation from geostationary satellite data , , Solar Energy 51, (1993) 449-465
- 4) K. Kurokawa and K. Otani, Statistical formation of solar energy map by cloud images received from GMS, Pacific Ocean Remote Sensing Conf., PORSEC'94, (1994)
- 5) 大谷謙仁、黒川浩助、堀米孝他：「GMS 画像による全天日射量分布図の作成」、平成 5 年日本太陽エネルギー学会・日本風力エネルギー協会合同研究発表会、(1993)
- 6) 黒川浩助：「衛星リモートセンシングによる太陽エネルギーマップの作成」、総合電気雑誌 OHM10 月号、(1994)
- 7) K. Otani, T. Saitoh, I. Tsuda, and K. Kurokawa, Solar energy mapping by using cloud images received from GMS, First World Conference on Photovoltaic Energy Conversion, WCPEC, (1994)
- 8) 村上伸一著：「画像処理工学」、東京電気大学出版社、(1996)
- 9) 森俊二、板倉柁子共著：「画像認識の基礎[1] - 前処理と形の特徴抽出 - 」、オーム社、(1986)
- 10) 長谷川純一、輿水大和他共著：「画像処理の基礎技法」、技術評論社、(1986)