

## 〈 論 文 〉

## 気象衛星画像からの風ベクトル演算アルゴリズム\*

山 本 真 司\*\* 柏 岡 誠 治\*\* 江 尻 正 員\*\*  
高 島 勉\*\*\* 辻 倉 陽 三\*\*\* 村 山 信 彦\*\*\*

## Abstract

Intending to meet the requirements in future Global Atmospheric Research Program, a method for obtaining wind vectors from the cloud motion in satellite pictures was investigated. The acquisition of the precise wind vectors from the pictures taken by the meteorological geosynchronous satellite is based on the premise that clouds are automatically extracted from the picture data to determine the correlation areas in a floating mode so as to take the extracted clouds as their centers. The double thresholding method was developed to extract small clouds as well as the boundaries of even large clouds. A second premise is that correlation areas from the next picture are also selected in a floating mode by applying prediction.

It was found that the above method gave two to three times better accuracy than the prior fixed area matching method. Thus the usefulness of the picture processing system by this method, using three sequential pictures, was implied.

## 1. まえがき

応用技術静止衛星 ATS-I, III が 1966 年, 1967 年に打ち上げられ, 気象現象の解明や予報にも大きな役割を果たしてきたが, この経験を踏まえて 1977 年に始まる全世界的な地球大気開発計画(GARP 計画: Global Atmospheric Research Program)において静止気象衛星計画が設定されている。この計画は米, EC, 日本, ソ連の 4 国が計 5 個の静止衛星を打ち上げて地球の同時観測を行なおうとするもので, このうち日本の担当する衛星 GMS は 1976 年末に赤道東経 140° に打ち上げられる予定である。

この衛星は地球全体の像を約 15,000×15,000 絵素(可視像の場合)に分解して約 30 分に 1 枚の割合で地上に送信する設備を有し, 得られる雲の時間的変動から地球全域における風ベクトル(風向, 風速)を精密に算出することが重要課題になっている。この分解能

は ATS-I の 2,000×2,048 絵素に比べて約 50 倍という莫大なデータ量であり, その量は超大型の集団ディスクを用いても約 3 枚の画像しか入らないほどである。したがってこれらを如何に効率良く処理して短時間に風向, 風速図を作るかが一つの重要問題である。

今一つの問題は, 風ベクトルの算出精度の問題である。ATS 画像の場合は衛星直下点での距離分解能が 3.6km であったが, GMS の可視画像では約 1km である。30 分おきに得られるこの GMS 可視画像から, 仰角 45° 以上(緯度 50° 以下)の区域に対して, 最小風速差 1m/s を判別することが目標である。

本研究は主として後者の課題を重点にして, 新しい風解析アルゴリズムの開発を行なったものである。

衛星画像から風ベクトルを求めるには, 少なくとも 2 枚の画像が必要である。異なった時点で観測された 2 枚の画像において, 第 1 の画像のある領域の雲の分布状況に良く似た部分を第 2 の画像から求め, 相対的な雲の移動量を知ることが基本となる。雲の移動量が求められると, 衛星の位置と姿勢および雲移動と風速との関係などを用いて風ベクトルが算出される。なお本報告では, 近似的に 1 絵素の雲移動量を風速 1m/s と仮定している。

ATS の画像を用いた今までの風解析の手法は, 2

\* Extraction of Wind Vectors from Geostationary Meteorological Satellite Pictures, by Shinji YAMAMOTO, Seiji KASHIOKA, Masakazu EJIRI (Central Research Lab., HITACHI Ltd.), Tsutomu TAKASHIMA, Yozo TSUJIKURA and Nobuhiko MURAYAMA (Meteorological Research Institute)

\*\* (株)日立製作所中央研究所

\*\*\* 気象庁気象研究所

つに大別される。その1は NOAA\* の行なっている領域マッチング法であり、2枚の画像におけるある緯度、経度に囲まれた領域どうしの画像情報が比較される<sup>1)</sup>。この方法は、簡便法としてかなり有力な手法であるが、領域内に意味のある雲が存在するかどうかに関係なく計算が行なわれるため、風ベクトルの精度に問題があり、最終段階で人が介入して内容のチェックをする必要がある。

第2の方法は雲マッチング法である。この方法では、風解析の基準となる雲パタンが抽出され、抽出された雲の移動量が計算される。雲抽出の一例としては、雲の brightness center を自動的に抽出する SRI の方法がある<sup>2)</sup>。

本報告に述べる方法は、雲を自動的に抽出する雲マッチング法の一つであるが、これに予測手法を用いて風ベクトル精度を大幅に向上させた。即ち時間的に連続した3枚以上の画像を用い、第1と第2の画像から求めた風ベクトルを予測値として用い、第2と第3の画像から精密な風ベクトルを算出する方式である。

## 2. 実験用入力画像の性質

実験に用いた衛星画像を図1に示す。図は ATS-I からの画像であり、1972年9月2日のものである。実験では、このうち北緯 25°~30°、西経 145°~150° 近傍の 2.5°×2.5° の範囲のみを用い、フライングスポットスキャナにて 256×256 絵素 (1絵素は8ピッ

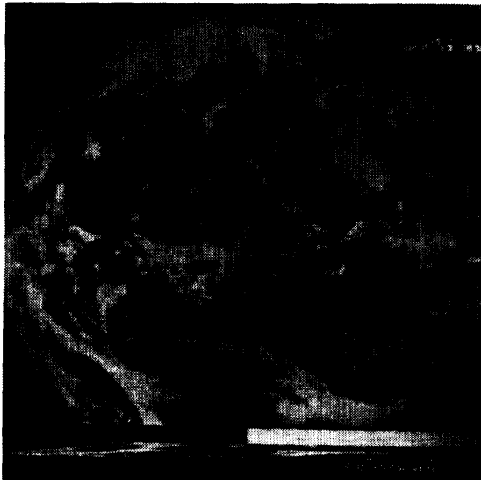


Fig. 1 An original pattern from ATS-I

\* National Oceanic and Atmospheric Administration, 米国海洋気象庁

ト濃度)に量子化した。図2(a)にその X-Y プロット出力図を示す。これを第1の画像  $P_1$  として用い、第2 ( $P_2$ )、第3 ( $P_3$ )、第4 ( $P_4$ ) の画像については、衛星画像そのものを用いず、擬似パタンを作成した。これは、72年9月における当該個所の真の風向、風速値が知られていないため、衛星画像そのものを用いることは定量評価に不向きであることに依る。

擬似パタン  $P_{i+1}$  ( $i=1\sim3$ ) は、パタン  $P_i$  に対し図の最上部で風速0、最下部で 32 m/s、両者の間は線形に風速変化をし、全体に西の風となるような変換を行なった。すなわち、 $P_{i+1}$  の画像の一点を  $f_{i+1}(x, y)$ 、 $P_i$  のそれを  $f_i(x, y)$  とすると、

$$f_{i+1}(x, y) = f_i(x', y') \quad (1)$$

$$x' = x - (255 - y) \times \frac{31}{255} + 256 \times \delta$$

( $\delta=1$  or  $0$  で、 $255=x' \geq 0$  となるように選ぶ。)

$$y' = y$$

$$\left( \begin{array}{l} 0 \leq x \leq 255, 0 \leq y \leq 255 \\ x, y \text{ とも整数} \end{array} \right)$$

である。

以上の変換を行なった理由は、一枚の画像で何種類かの風速値を実現すること、および雲に skew を起させて単なる平行移動よりは雲に変化を持たせたことに依る。式(1)から明らかのように、画像の右端から出ていく雲は左端から、再度入ってくる構造にしたので、画像の右下部では雲の流失、左下部では雲の湧き出しが模擬されている。図2(b)~(d)に、得られた画像の X-Y プロット出力図を示す。

## 3. 雲自動抽出法

雲移動量を求める方法として各種の方法が提案されているが<sup>1)~3)</sup>、われわれとしては精度的に最も信頼の置ける相関法を用いた。

いま第1の画像を  $P_1(x, y)$ 、第2の画像を  $P_2(x, y)$  とすると2つの画像  $P_1$ 、 $P_2$  間の相関値  $h(\xi, \eta)$  は、

$$h(\xi, \eta) = \frac{\iint_{-\infty}^{\infty} P_1(x, y) \cdot P_2(x+\xi, y+\eta) dx dy}{\left\{ \iint_{-\infty}^{\infty} P_1^2(x, y) dx dy \cdot \iint_{-\infty}^{\infty} P_2^2(x, y) dx dy \right\}^{1/2}} \quad (2)$$

で定義される。この式で最大の類似性  $h_{\max}$  を示す  $\xi, \eta$  の値を  $(\xi_0, \eta_0)$  とすると、第1の画像  $P_1(x, y)$  と、第2の画像を  $(-\xi_0, -\eta_0)$  だけ平行移動して作られる画像  $P_2(x+\xi_0, y+\eta_0)$  とは、近似的に一致した

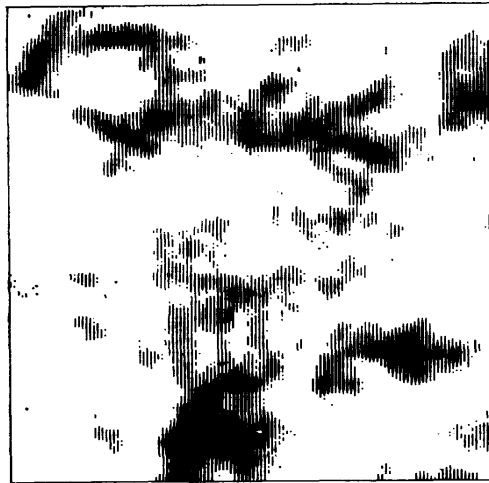
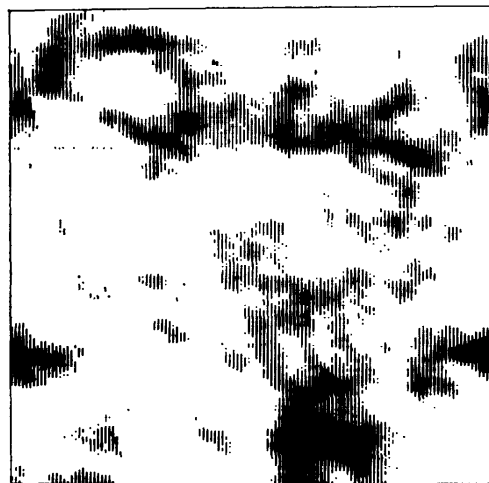
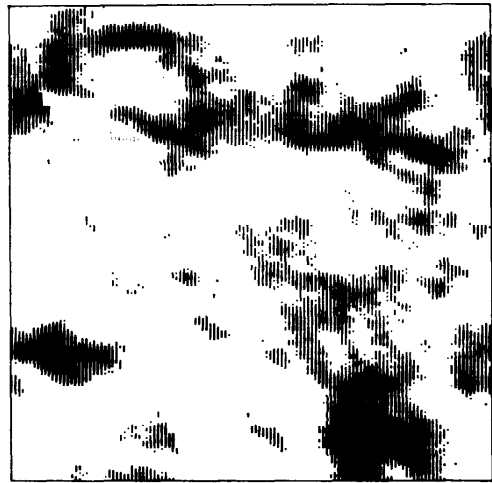
(a)  $P_1$  (Original)(b)  $P_2$  (Pseudo-I)(c)  $P_3$  (Pseudo-II)(d)  $P_4$  (Pseudo-III)

Fig. 2 Pseudo-patterns used for experiments

と考えることができ、第1の画像から見て雲は  $(\xi_0, \eta_0)$  だけ移動したと結論される。

ところで、実際の雲移動量計算にあたっては式(2)の積分範囲を有限値  $-N/2 \sim N/2$  に限定し、しかも積分を総和形式に書き改める必要がある。すなわち式(2)は、

$$h(\xi, \eta) = \frac{h'}{\left\{ \sum_{i=-N/2}^{N/2} \sum_{j=-N/2}^{N/2} P_1^2(i, j) \cdot \sum_{i=-N/2}^{N/2} \sum_{j=-N/2}^{N/2} P_2^2(i, j) \right\}^{1/2}} \quad (3)$$

$$h'(\xi, \eta) = \sum_{i=-N/2}^{N/2} \sum_{j=-N/2}^{N/2} P_1(i, j) \cdot P_2(i+\xi, j+\eta) \quad (4)$$

の形に書き改められる。上式における総和をとる範囲を相関領域と呼ぶことにする。(以下の実験では  $N=32$  である。)式(3)において、分母は  $\xi, \eta$  に無関係な量であるので分子の  $h'$  のみに注目することにする。

$h'$  のフーリエ変換を  $H'(u, v)$ 、 $P_1$  および  $P_2$  のフーリエ変換を  $P_1(u, v)$ 、 $P_2(u, v)$  とすると、

$$H'(u, v) = P_1(u, v) \times P_2^*(u, v) \quad (5)$$

である。ただし  $P_2^*$  は  $P_2$  の共役である。従って、

$$h'(\xi, \eta) = F^{-1}[H'(u, v)], \quad (6)$$

$$h'_{\max} \equiv h'(\xi_0, \eta_0) = \max\{h'(\xi, \eta)\} \quad (7)$$

により第1画像と第2画像が一致する点  $(\xi_0, \eta_0)$  が求まる。なお式(6)の  $F^{-1}$  はフーリエ逆変換である。

領域マッチング法は、相関領域の選び方が地球上の緯度、経度に沿って固定的に設定される方法である。したがってこの相関領域の中央部に雲が無く辺縁部にある場合とか、領域内に雲がほとんど存在しない場合には、著しい誤認識を発生する。したがって精度を向上させるためには、第1の画像  $P_1$  から雲を自動抽出し、抽出した雲を相関領域の中央部に持ってくるように、相関領域を適切に切り出すことが重要となる。これが雲マッチング法の骨子である。雲の自動抽出ができる、相関領域を比較的小領域(たとえば  $64 \times 64$  絵素)に限定し、領域内に他の巨大雲の影響、他の雲の湧き出し・消滅の影響などを減少させることが可能となる。また、雲の自動抽出により、雲が存在しない場所で無為な相関演算を繰返す手間が省け、全体での処理速度の向上が期待できる。

ここで行なった雲の自動抽出は、気象学的にはある一定高度の風ベクトル算出という意味があり、またパターン認識技術的にも特徴のつかまえやすいつぎの3部分を雲抽出の候補点とした。

- 1) 微小な雲。
- 2) 巨大雲の辺縁。
- 3) 巨大雲内部の明暗変化部分。

これらを独立に抽出するのは非効率であるので、これらを同時に満足させる方法として、二重しきい値法による簡易な方式を採用した。この方法は、画像  $P_1(x, y)$  の濃度分布から定まる二つのしきい値  $\theta_1, \theta_2$  ( $\theta_1 < \theta_2$ ) を用いて、

$$\theta_1 < P_1(x, y) < \theta_2 \text{ ならば } g(x, y) = 1,$$

$$P_1(x, y) \leq \theta_1 \text{ または } P_1(x, y) \geq \theta_2 \text{ ならば } g(x, y) = 0$$

なる変換を行ない、2値パターン  $g(x, y)$  を作る。  $g(x, y) = 1$  なる部分は、上記1)~3)を満足する部分の集合に近似できる。これにより、図3に一次元的かつ模式的に示したように、雲の存在しない領域と明暗変化の少ない巨大な雲の内部を排除することができる。なお  $\theta_1, \theta_2$  の具体的な数値は、画像  $P_1(x, y)$  の濃度に関する累積頻度分布を求めて、その相対累積値が一定値  $k_1, k_2$  (あらかじめ固定)を示す濃度値として選んだ。

このように2値パターン  $g(x, y)$  は雲抽出のための候

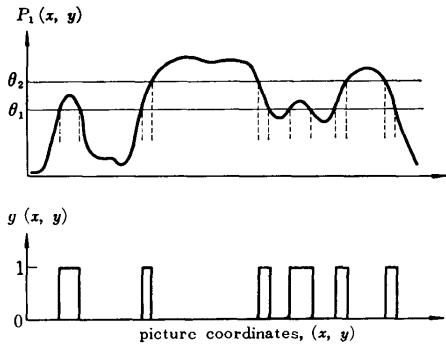


Fig. 3 Automatic cloud extraction by Double Threshold Method

補点の集合である。この中から候補点を絞るにはつぎのようにする。

- 1) 2値パターン  $g(x, y)$  をいくつかの小領域に分割する。
- 2) 各小領域内から一点  $r$  をランダムに抽出する。
- 3)  $r$  を中心とした  $3 \times 3$  の2次元領域内で、論理的に1となる絵素の和  $S$  を求める。
- 4)  $S \geq \theta_3$  ならば、その点  $r$  を雲自動抽出点とみなす。
- 5)  $S < \theta_3$  ならば再度2)からやり直し、別の候補点を探す。
- 6) 2)~5)のプロセスを  $n$  回繰り返しても満足すべき候補点が見つからないときは、この小領域に適切な雲が無いとみなして他の領域へ移る。

このアルゴリズムにより求めた雲自動抽出点を図4に示す(パターン  $P_1$  の例)。この図は  $64 \times 64$  から成る16個の小領域に対し、 $\theta_3 = 1, n = 10$  で雲自動抽出を行なった例である。図2(a)と比較すると、微小雲、巨大雲の辺縁など比較的良好な場所が抽出されていることがわかる。

各小領域ごとの雲の自動抽出点があったので、これらの点を中心とし、そのまわり  $64 \times 64$  絵素を画像  $P_i$  及び画像  $P_{i+1}$  から切り出し、これらを式(3)(4)における相関領域とみなして ( $N=32$ ) 雲移動量を計算した。(  $P_i$  の自動抽出点に対応する  $P_{i+1}$  上の点はあらかじめ不明のため相関領域は  $P_i$  と同じにとる。) 結果を図5に示す。風速変化が大きく、かつ雲の流失、湧き出しの多い箇所(画像の下部)で風速値に大きな誤差が見られる。併し同じデータについて、各小領域ごとの領域マッチング法を適用した場合(図6参照)と比較するとかなり改善されていることが分る。

4. 予測手法の適用

前章の雲の自動抽出によって、着目する雲を第1画面の中央に切出すことが可能になった。しかし図7に示すように、雲の移動速度が早い場所では、第2画像  $P_{t+1}$  の相関領域には新しい雲の侵入、古い雲の流出が激しく、第1画像  $P_t$  の相関領域との類似性を失なうケースが多くなる。従って何らかの予測値を用いて第2画像の相関領域の切出しを図7(b)の実線の位置に持っていくことが、精度上がり極めて有効になる。

用いる予測材料としては、流体力学演算によって得られる数値予報のデータを利用することが将来考えられる。しかし、このような外部データからの予測材料に対し、現在のデータだけを用いた内部予測の方法がより簡便と思われる。

内部予測法では、時間的に連続した3枚の画像を用いる。第1と第2の画像ではたとえば前述の雲自動抽出による予測なし手法によって雲移動量を求め、この値を予測値として第2、第3の画像間で精密な雲移動量を求める。すなわち、第2画像の切り出し位置の中心は、第1画像の雲抽出点から第1、第2画像間の雲移動量分だけ移動させた位置にとり、第3画像のそれ

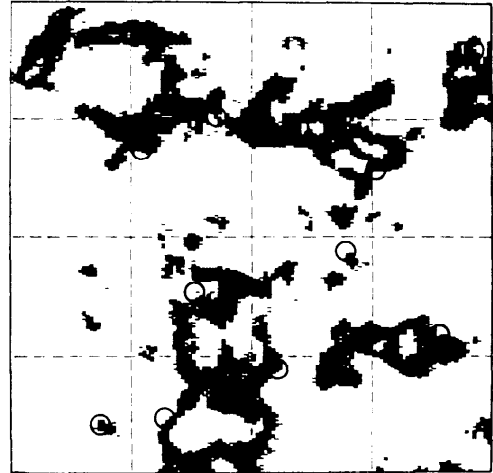


Fig. 4 An example of extracted cloud points (circle points)

はさらに雲移動量分だけ移動させた位置にとる。これら第2、第3画像間の相関をとることにより、予測値からのずれ量が求まり、これを補正して精度の良い風ベクトル値を決定する。

図8(a),(b)は内部予測法の結果を示している。

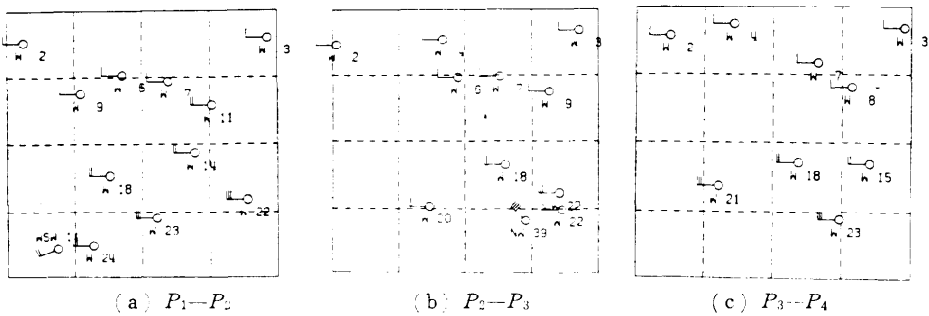


Fig. 5 Wind vector distributions extracted by the Automatic Cloud Extraction Method

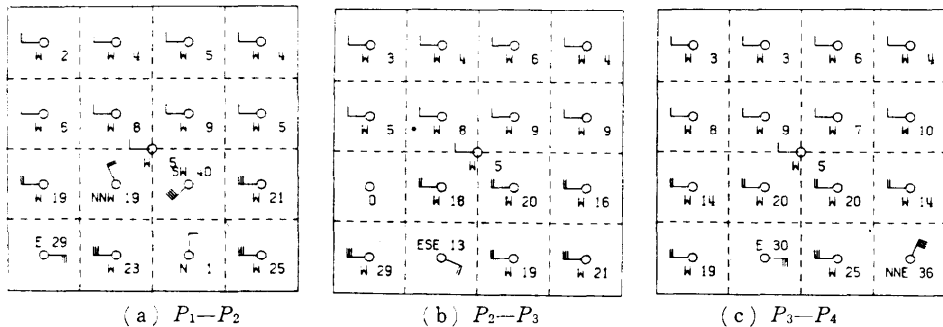


Fig. 6 Wind vector distributions extracted by the Area Matching Method

同図 (a) は  $P_1$  と  $P_2$  間における風ベクトル (図5 (a)) を予測値として  $P_2$  と  $P_3$  間の風ベクトルを計算した結果であり, (b) はさらにその結果を用いて  $P_3, P_4$  間の風ベクトルを求めた結果である。またこの実験に用いた擬似パターンでは真の風速がわかっているので, これを予測値として用いた外部予測による結果を求めて見た。図8 (c) にその結果を示す。この図からわかるように, 外部から与えられる予測値が適切であれば, 風ベクトル精度は著しく改善される。内部予測法においては, 図8 (a) 左下のように予測値に大きな誤差が存在したところはやはり誤差が大きいが, 図8 (b) の  $P_3, P_4$  間の4行1列の小領域での例のごとく, 予測値の風向があまり大きく違っていなければ, かなり良い方向へ収束していくこともある。

内部予測法においては, 以上のごとく  $P_1, P_2$  間の風ベクトル演算の際に大きな誤差の出なかった部分については良い結果が得られており, 図8 (c) の外部予測に匹敵する結果が得られている。

5. 比較評価

以上, 各方式間の比較を顕著に目につく点に限ってやや定性的に述べたが, これを定量的に把握するため下記二つの評価尺度を用いた。

- 1) 二乗誤差率:  $\epsilon$ , 1計算点あたりの平均的な誤差率。

$$\epsilon = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left( \frac{|\omega_i - \hat{\omega}_i|}{|\hat{\omega}_i|} \right)^2 \quad (8)$$

$N$ : 全計算点の数,

ただし,  $|\omega_i|$ : 風向, 風速, 風ベクトルの計算値,

$|\hat{\omega}_i|$ : 同上の真の値

( $\omega_i, \hat{\omega}_i$  は風向のみ, 風速のみ, 風ベクトルの3通りについて計算)

- 2) 的中率:  $\rho$ , あらかじめ定めた許容誤差  $\delta$  に対

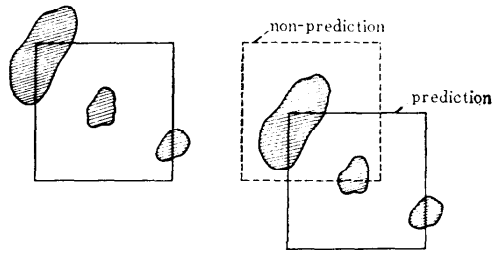


Fig. 7 Explanation of the Prediction Method

し, 次式を満足する風ベクトル計算点の個数の, 全計算点数に占める割合。

$$\max \left( \left| \frac{|\omega_i| - |\hat{\omega}_i|}{|\hat{\omega}_i|} \right|, \left| \frac{\angle \omega_i - \angle \hat{\omega}_i}{\angle \hat{\omega}_i} \right| \right) < \delta. \quad (9)$$

ただし,  $|\omega_i|, |\hat{\omega}_i|$ : 風ベクトルの風速値,  
 $\angle \omega_i, \angle \hat{\omega}_i$ : 同上の風向値。

結果を表1に示す。なお表1の (a) は領域マッチング法の誤差率を1とした相対値で示した。この表から明らかなように雲を自動抽出し, 予測値を適用する手法が, 領域マッチング法に比較して2~3倍の精度向上がはかれることがわかる。また雲自動抽出のみを

Table 1 Accuracy Comparison of wind vector extraction

		(a) $\epsilon$			
方式		風速	風向	風ベクトル	
領域マッチ		1	1	1	
雲自動抽出		0.53	0.15	0.50	
内部予測		0.47	0.08	0.27	

		(b) $\rho$			
方式	許容量	5%	10%	20%	50%
領域マッチ		58.7	22.9	34.3	75.0
雲自動抽出		28.1	34.3	68.7	81.2
内部予測		31.4	40.0	85.7	97.2

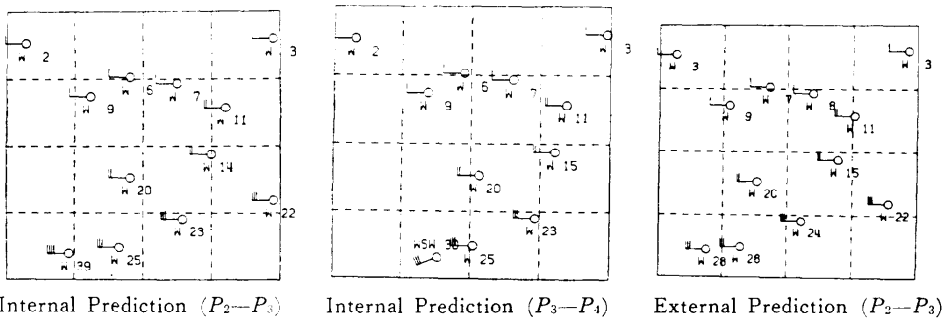


Fig. 8 Wind vector distributions extracted by the Prediction Method

行なった場合に比しても、2倍弱の改善がなされている。また表1(b)から、たとえば許容誤差率 $\delta$ を20%とすると、内部予測による雲マッチング法では、計算されたベクトルのうちの86%が的中していることになり、他の方法よりの中率が高いことが明らかである。

## 6. 気象画像処理システムにおける処理速度の向上

以上の検討結果から、画像を3枚用いて雲自動抽出と内部予測を適用する方法が、従来の方式より精度的に優れていることが明らかになった。一方今後のGARP計画は、ATS-Iに比して絵素数が約50倍であり、したがって単純な比例計算が成立するとして50倍の計算時間を要する。ATS-Iを使ってNOAAが行なった領域マッチング法では、地球上約 $75^\circ \times 85^\circ$ の範囲を $5^\circ \times 5^\circ$ 間隔で(相関領域も $5^\circ \times 5^\circ$ 単位にとる)風ベクトルを求めるのに、CDC 6,600クラスで30分を要している。これを今回の計画にあてはめると約25時間を要することになり、何らかの時間短縮法を考えないといけない。特に本アルゴリズムでは3枚の画像を用いるため、それによる処理時間の増加もカバーする必要がある。

その一つの解決策として、処理系をマクロ-ミクロの多段構成にすることが考えられる。すなわち第1段では画像を粗くサンプリングして概略の風ベクトルを求め、その結果を利用しながら、第2段では細かいサンプリングによる精密な風ベクトル計算を行なう。たとえば、粗いサンプリングの方は、そのピッチを原画像の8絵素ごとにとるとすれば、 $5^\circ \times 5^\circ$ の範囲(相関領域)は $64 \times 64$ 絵素になり、原画像の $512 \times 512$ に比して相関演算の時間は $1/64$ に短縮される。しかるのち、 $P_1$ 原画像の中心 $64 \times 64$ 絵素と、 $P_2$ 原画像の風ベクトル計算値分だけ移動させた位置を中心とする $64 \times 64$ 絵素を切り出し、再度精密な風ベクトルを計算し直す。粗いサンプリング時の計算誤差が仮に $\pm 2$ 絵素以内とすれば、これは第2段の絵素にして $\pm 16$ の範囲内に相当するので、第2段の切り出しエリアは $64 \times 64$ で十分である。このようにすれば、いきなり $512 \times 512$ の相関演算を行なう場合に比して処理時間は約 $1/32$ に短縮され、ATS-Iにおける処理時間の2倍弱になる。

以上の方式下で予測手法を適用する場合、まず画像 $P_1$ と $P_2$ 間で上記操作に雲自動抽出操作を追加して

行なったのち、 $P_2$ と $P_3$ 間については予測値分だけずらした位置から相関領域を切り出す。このときの切り出しエリアの大きさは、予測値からのずれ量をどの程度まで考えるかにあるが、30分間での風速変化は $15 \text{ m/s}$ を越えないと考えられるから(15メッシュ変動に相当)、 $64 \times 64$ 絵素あれば十分である。したがってATS-Iを用いた領域マッチング法に比して、3倍前後の処理時間でGARP用の画像処理が可能となる。

以上のようにマクロ-ミクロの処理系を採用する中では、予測手法に基づく処理量の増大は致命的ではなく、精度向上面における貢献度を考慮すれば、非常に優れた方式であることがわかる。

## 7. むすび

新しく計画されている気象衛星システムでは、従来のATS-Iに比べて50倍以上の莫大な画像情報が入力されてくる。この画像を効率的かつ精度良く処理して風ベクトル地図を作る処理は、この計画の最大の課題の一つである。従来の最も実用段階に近い方式である領域マッチング法は、処理が簡便である反面精度と結果に対する信頼度に難点がある。もちろん複雑な処理はいろいろと考えられるが、処理時間が過大になっては意味がない。

本論文では、複雑な処理は必要最小限に押え、気象予報の日常業務に利用できるような比較的簡易な新方式を提案した。この方法は

- 1) 雲の完全自動抽出、
- 2) 予測手法の導入

に大きな特徴を有し、処理時間を大幅に増加させることなしに、風ベクトル計算精度を従来方式より2~3倍向上させることができた。

なおGARP計画では、可視像の他に赤外像の撮像も計画されており、この赤外像から雲を低層、中層、高層の3段に分離し、風ベクトルを3層構造で算出することも計画されている。このような赤外像と可視像の併用方式においても、本方式の雲自動抽出法、すなわち二重しきい値法はそのまま有効に利用できるものと考ええる。

本論文では、3枚の画像の緯度、経度は正しく設定されているものとみなして実験を行なったが、実際の衛星画像においては衛星の姿勢が微妙に変化しているため種々の補正を行なう必要がある。補正の方法としては、現在2つのアプローチ法が考えられている<sup>11-3)</sup>。第1の方法は、衛星の軌道および地球に対する視角の

変化をあらかじめ調べておき、それを用いて補正計算を行なう方法であり、第2の方法は、地球上の顕著な特徴物、例えば小さな島、海岸線、岬などをいくつか画像中から検出し、これを用いて一画像内の歪補正や3枚の画像相互間の位置補正を行なう方法である。補正の精度を高くするためには、上記2種の方法を併用するのが最も良いとされているが、この問題はまた完全には解決されていない。この点については筆者らも研究を進めており、別途報告の予定である。

#### 謝辞

本研究の遂行にあたり、気象研究所の今井所長、小平部長、井沢主任研究官から有益なる御助言、御指導をいただいたことに対し深甚の謝意を表します。また日立中央研究所の渡辺所長、上妻副所長、沼倉部長、土井部長の御指導、御べんたつに対して、ならびに筆者らと共同して研究に携わった福島、原部、宗像、岡西、綿引の各氏に対して感謝の意を表します。

#### 参考文献

- 1) J. A. Leese, et al.: An Automated Technique for Obtaining Cloud Motion from Geosynchronous Satellite Data using Cross Correlation, J. Appl. Meteorol., 10, 118-132 ('71. 2).
- 2) R. M. Endlich, et al.: Use of Pattern Recognition Technique for Determining Cloud Motions from Sequence of Satellite Photograph, J. Appl. Meteorol., 10, 105-117 ('71. 2).
- 3) E. A. Smith, D.R. Phillips: Automated Cloud Tracking using Precisely Aligned Digital ATS Pictures, IEEE, C-21, 7, 175-729 ('72. 9).
- 4) 日本気象学会: 気象研究ノート——気象衛星特集号, No. 111 ('72. 3).

(昭和48年8月22日受付)

(昭和48年10月4日再受付)