

オプティカルフロー法を用いた大気追跡風プロダクトの開発

Development of atmospheric motion vectors based on the optical flow method

下地 和希¹

SHIMOJI Kazuki

Abstract

Some meteorological satellite organizations around the world produce atmospheric motion vectors (AMVs) for numerical weather prediction centers. AMVs are obtained from time continuous satellite images by estimating the motion of each cloud or water vapor pattern in the satellite images, where the estimated motion per unit of time can be regarded as data on the atmosphere's wind velocity. The AMV product is one of the most important pieces of data in deriving numerical weather prediction products. The present AMV calculation method is basically based on the pattern matching method (cross correlation method), which is a method of tracking moving objects in images or animation. The pattern matching method utilizes correlation coefficients to calculate the correspondence of patterns in satellite images at different times. The optical flow method, however, utilizes differences in the brightness values of pixels in images to track moving objects. In this paper, the author reports on the application of the optical flow method instead of the pattern matching method in estimating AMVs, the calculation techniques used, and the preprocessing of satellite images for optical flow AMVs. In addition to describing what aspects of the optical flow method are superior to those of the pattern matching method and what aspects are inferior, the author also reports on the calculated monthly statistical results for optical flow AMVs with respect to sonde wind data and routine AMVs.

要旨

現在、各国の気象衛星運用機関は連続した衛星画像から雲や水蒸気パターンの移動量を計算しそれを風速度に変換し、プロダクトとして関連機関へ配信している。これは大気追跡風と呼ばれており、数値予報への入力データとして使用されている。その手法は主に相互相関法（パターンマッチング法）が使用されている(大河原、今井、隈部、2004[1])。相互相関法とは、異なる時刻のそれぞれの画像上の画像パターンの相関係数を計算することによって対応する画像パターンを特定し、その画像パターンの移動量を推定する方法である。一方、相互相関法とは別にオプティカルフロー法という手法が存在する。この手法では異なる時刻のそれぞれの画像上の画素値の差を利用して、対応する画素を推定する。本報告では、相互相関法に代わる追跡手法として、オプティカルフロー法を用いて大気追跡風を計算した。計算に使用したオプティカルフロー法のアルゴリズムの説明と具体的な計算方法・計算前処理に加え、得られた結果についてそのゾンデ風に対する月統計値をルーチン風の月統計値と比較した。これらの結果及び今後の改良点と問題点について報告する。

¹気象衛星センターデータ処理部システム管理課
(2008年9月30日受領、2009年3月31日受理)

1 はじめに

各国の気象衛星運用機関は連続した衛星画像から画像パターンの移動量を計算しそれを風速場に変換して、プロダクトとして関連機関へ配信している。これは衛星風（大気追跡風）と呼ばれており、数値予報への入力データとして大変重要である。風速場を求める為の手法には、主に相互相関法が使用されている。

移動物体を追跡する手法は相互相関法だけでなく、オプティカルフロー法(B.K.P. Horn and B.G. Schunck,1981[8])という別の手法も存在する。これは、異なる時刻の画像上の2つの画素の輝度値の差分値を利用し、それらの2個の画素が、同じ画像パターンに属する(同一の)画素であるのかどうかを判定し、同一視した2点間の距離から画素の属する画像パターンの移動量を推定する方法である。このオプティカルフロー法では、点(画素)の対応関係を軸にしてアルゴリズムを構築している。

一方、相互相関法では面(マッチングテンプレート)の対応関係を軸にしてアルゴリズムを構築している。異なる時刻のそれぞれの画像上の画像パターンを、広さを持つ面として切り出し、それぞれの画像パターンの類似度(相関係数)を計算しているため、オプティカルフロー法及び相互相関法のアルゴリズムは、異なる性質・出力を持つことが期待される。

しかし、オプティカルフロー法を現実的な問題に応用する場合、その基本方程式はあまりにも単純すぎるため、解の決定性・一意性は保障されない。そのため、現時点においてもこの問題を解決するために様々な工夫や提案がなされている。本報告においては、オプティカルフロー法の基本方程式を基礎にして、異なる時刻の画像上の画素の対応の度合いをコスト関数を用いて数量化し、さらにそのコスト関数を用いて確率分布関数を定義することで、確率・統計的な観点から画像上の移動物体の移動量推定を試みる。また、この手法を用いて衛星風を計算するための処理と手法について紹介し、それによって算出された衛星風を、ラジオゾンデによる風速の実測値、および相互相関法によって計算された衛星風と比較し、その特徴に関する検証を行う。

2 オプティカルフローのアルゴリズム

2.1 基本方程式

位置 \vec{r} の画像上の対象が δt 時間後に最初の位置から \vec{m} だけ動いて位置 $\vec{m} + \vec{r}$ に移動したと仮定する。画像 I は位置と時間が与えられたときに輝度値を返す関数であるとする。このとき δt (観測間隔)が十分短ければ、輝度値 $I(\vec{r}, t)$ と $I(\vec{r} + \vec{m}, t + \delta t)$ が等しくなると考えられる。よって、次の式を満たす \vec{m} を求めることができれば、位置 \vec{m} の画像上の移動量を推定することができる。

$$I(\vec{r}, t) = I(\vec{r} + \vec{m}, t + \delta t) \quad (1)$$

しかし、上の式を満たす \vec{m} を見つけることは簡単ではない。なぜならば次の時刻の画像上に同じ輝度値を示す画素が存在しているとは限らない(解が存在しない)。逆に、同じ輝度値を持つ画素が複数ある(解が複数存在する)可能性もある。

2.2 コスト関数を定義して確率分布に帰着させる

これらの問題を解決するため、以下のようにコスト関数を導入し、統計的に移動量を算出することを考える。以下のようなコスト関数を採用する。

$$E(\vec{r}, \vec{m}, t) \equiv |I(\vec{r}, t) - I(\vec{r} + \vec{m}, t + \delta t)|^2 \quad (2)$$

このコスト関数を用いて、画像 I が、仮想温度 T 、位置 \vec{r} 、時刻 t において移動量ベクトル候補 \vec{m} を持つ確率を以下のように定義する。本報告では特に注釈が無ければ、 $\mu : M \rightarrow N; A \rightarrow \|A\|$ を測度として積分計算を行うものとする。ただし、 M は取りうる二次元ベクトル全体の集合、 N は自然数全体のなす集合、 $\|A\|$ は集合 A の元の個数である。

$$P(\vec{r}, \vec{m}, T, \sigma, t) \equiv \frac{\exp\left(\frac{-E(\vec{r}, \vec{m}, t)}{2\sigma^2 T}\right)}{\int \exp\left(\frac{-E(\vec{r}, \vec{m}, t)}{2\sigma^2 T}\right) d\mu(\vec{m})} \quad (3)$$

σ は E の規格化のための定数である。仮想温度 T は確率分布の幅を調節するためのパラメータである。 T が非常に小さければ上記の確率分布が

ら得られる平均値は、確率分布の最大値を与える \vec{m} にきわめて近くなる。これを仮想温度と呼ぶのは、シミュレーテッド・アニーリング法²において状態の遷移確率を規定する、温度パラメータと同じ役割を持つからである。

さらに、移動量ベクトル場 \vec{m} の統計的平均 \vec{M} を以下のように定義する。

$$\vec{M} = \frac{\int \vec{m} P(\vec{r}, \vec{m}, T, \sigma, t) d\mu(\vec{m})}{\int P(\vec{r}, \vec{m}, T, \sigma, t) d\mu(\vec{m})} \quad (4)$$

気象衛星による画像取得のような現実的な観測においては、画像取得のための観測の時間間隔は無小ではなく有限であり、ある程度の間隔が存在するため、同一視できるはずの画素の輝度値ですら、次の観測の時点ですでに変化している。統計的に移動量ベクトルを算出しなかった場合、「観測の間に輝度値が変化してしまった」画素が偶然最小コストを与え、対応点として不適切な画素が移動後の対応点として判定されてしまう可能性が生じる。このような問題に対処するために、 \vec{m} を引数とする確率分布関数を定義した。このとき一意的に \vec{m} の期待値が定まるので、これを移動量ベクトル候補の代表値として扱う。さらに、このような統計的な手法を導入することによって、最終的に算出される、移動量ベクトルの期待値だけでなく、その分散も同時に定義可能になる。その分散は算出結果に対する信頼性に関する判断材料として利用することができる。

2.3 アルゴリズムの拡張

確率分布関数 P に仮想温度を導入し、統計的平均を定義することによって、使用する画像の観測時間間隔が有限であることに起因する、異なる時刻の観測画像の輝度値の変化の影響を軽減することができる。ここでさらに、輝度値だけでは移動量候補を特定できない場合（コスト関数を最小にする候補が複数ある場合）においても、その画像特徴量を計算に組み入れることで移動量ベクトル候補を絞り込むことを考える。そのため

²大域的最適化問題への汎用の確率的アルゴリズムで、広大な探索空間内の与えられた関数の大域的最適解を求める目的で使用されることが多い：参考文献[4]

に、元画像 I_0 にフィルタ演算（画像特徴量抽出）を行って作成される N 枚の画像 $\{I_1, I_2, \dots, I_N\}$ を利用する。ここでは、フィルタ処理された各画像 $\{I_1, I_2, \dots, I_N\}$ も、原画像 I_0 と同じ移動量ベクトル場を持つべきであると仮定する。なぜならば、画像パターンは形状を持つものであり、フィルタ処理は画像特徴量（輪郭・輝度値のばらつき具合などの形状を数値化したもの）を計算する処理であり、追跡対象のパターンの画像特徴量も、その輝度値のパターンと同様に移動すると考えられるからである。コスト関数を元画像 I_0 とフィルタ処理された画像 $\{I_1, I_2, \dots, I_N\}$ のそれぞれのコスト関数の和として拡張し、元画像 I_0 が、仮想温度 T 、位置 \vec{r} 、時刻 t において移動量ベクトル \vec{m} を持つ確率 P_{image} を次のように定義する。

$$P_{image}(\vec{r}, \vec{m}, T, \sigma_0, \dots, \sigma_N, t) \equiv \frac{\exp\left(-\sum_{n=0}^N \frac{|I_n(\vec{r}, t) - I_n(\vec{r} + \vec{m}, t + \delta t)|^2}{2\sigma_n^2 T}\right)}{\int \exp\left(-\sum_{n=0}^N \frac{|I_n(\vec{r}, t) - I_n(\vec{r} + \vec{z}, t + \delta t)|^2}{2\sigma_n^2 T}\right) d\mu(\vec{z})} \quad (5)$$

P_{image} をこのように定義することによって、追跡処理において輝度値と画像特徴量を同じように扱うことができ、輝度値だけでは移動先が明確に決定不可能な場合においても、画像特徴量（フィルタ処理された画像の輝度値）まで考慮することでより適切な移動量ベクトルの候補を絞り込むことができる。たとえば、元画像に加えて、元画像に移動平均平滑化フィルタを演算した画像も取り入れて移動量ベクトルの計算を行った場合を考える。移動平均平滑化フィルタは画像の空間分解能を低くする（粗くする）ため、最小画素単位だけをみても画素の対応度が高く、“かつ”粗く見ても画素の対応度が高い対応点を推定することができる。以上の議論は（入力データとして与えられる）画像に関する情報から移動量の候補を絞り込むためのものである。これに加えて（出力データとして算出される）移動量ベクトル場に関する条件を導入して、移動量の候補をさらに絞り込む。ここでは、ある場所の移動量ベクトルはその近傍領域内における（多数の）移動量ベクトルの平均との間には大きな差異が出にくいように、制限を課す。

仮想温度 T 、位置 \vec{r} 、時刻 t 、その近傍領域内におけ

る移動量ベクトルの平均が $\vec{\Theta}(\vec{r}, t, T)$ である場合に移動量ベクトル \vec{m} を持つ確率 P_{motion} を次のように定義する。

$$P_{motion}(\vec{r}, \vec{m}, T, t) \equiv \frac{\exp(-\frac{|\vec{m} - \vec{\Theta}(\vec{r}, t, T)|^2}{2\sigma_{motion}^2 T})}{\int \exp(-\frac{|\vec{z} - \vec{\Theta}(\vec{r}, t, T)|^2}{2\sigma_{motion}^2 T}) d\mu(\vec{z})} \quad (6)$$

$\vec{\Theta}$ は、ある移動量ベクトル場 \vec{V} が存在するとき、着目点 \vec{r} の周りで移動量ベクトル場 \vec{V} の重み付き移動平均を行った量であり、

$$\vec{\Theta}(\vec{r}, t, T) \equiv \frac{\int \exp(-\frac{|\vec{a}|^2}{2\alpha^2}) \cdot \vec{V}(\vec{r} + \vec{a}, t, T) d\mu(\vec{a})}{\int \exp(-\frac{|\vec{a}|^2}{2\alpha^2}) \cdot d\mu(\vec{a})} \quad (7)$$

と定義する。 α は近傍領域の大きさを指定するための量で、大きなスケールの画像パターンを追跡する場合は大きく、小さいスケールの画像パターンを追跡する場合は小さく設定する。 $\vec{\Theta}$ の物理的な意味は、着目している地点の周辺領域の移動量ベクトルの $\exp(-\frac{|\vec{a}|^2}{2\alpha^2})$ による平均値(平均場)である。移動量ベクトル候補と、この平均場の差が小さいならば、その移動量ベクトル候補は周辺の移動量ベクトルとほぼ等しく、空間的整合性が良いものとする。仮に移動量ベクトル候補と、平均場の差が大きい場合、 P_{motion} が小さくなるので、空間的整合性が低い(周辺の移動量ベクトルの平均値から大きくずれている)移動量ベクトル候補には低い重みしか与えられなくなり、統計結果への寄与が小さくなるため推定精度の向上をもたらす。 $\vec{\Theta}$ と P_{motion} を導入することは、最終結果として算出される移動量ベクトル場に対して平滑化操作を行うこととは異なる。むしろ逆に、空間的整合性が低い移動量ベクトル候補の統計的寄与を低減させることによって、妥当な移動量ベクトルが算出される。 P_{motion} の導入は「移動量ベクトル場が導出される前」にすでに設定されている、「移動量ベクトル場に対する条件」を計算に組み入れるためのものであり、それ故、「移動量ベクトル場が導出された後」に行われる「算出結果の加工」とは異なる。また、 σ_{motion}^2 は、移動量ベクトル候補の平均場からの差異をどの程度許容するかを決定するパラメタである。

ここで P_{image} 、 P_{motion} を用いて原画像 I_0 の位置 \vec{r} 、時刻 t での移動量ベクトルの期待値 $\vec{L}(\vec{r}, t, T)$ を以下のように定義する。

$$\vec{L}(\vec{r}, t, T) \equiv \frac{\int \vec{m} \cdot P_{image}(\vec{r}, \vec{m}, T, \sigma_0, \dots, \sigma_N, t) P_{motion}(\vec{r}, \vec{m}, T, t) d\mu(\vec{m})}{\int P_{image}(\vec{r}, \vec{m}, T, \sigma_0, \dots, \sigma_N, t) P_{motion}(\vec{r}, \vec{m}, T, t) d\mu(\vec{m})} \quad (8)$$

P_{motion} は $\vec{L}(\vec{r}, t, T)$ が決まらなければ決定できず、 $\vec{L}(\vec{r}, t, T)$ は P_{motion} が決まらなければ決定できない。この式を満たすような $\vec{L}(\vec{r}, t, T)$ を求めることができれば、その $\vec{L}(\vec{r}, t, T)$ は P_{image} 、 P_{motion} を共に大きくする移動量ベクトル場であるということになる。 P_{image} 、 P_{motion} を代入して書き下すと以下のとおりである。

$$\vec{L}(\vec{r}, t, T) = \frac{\int \vec{m} \cdot \exp(-\sum_{n=0}^N \frac{|I_n(\vec{r}, t) - I_n(\vec{r} + \vec{m}, t + \delta t)|^2}{2\sigma_n^2 T}) \cdot \exp(-\frac{|\vec{m} - \vec{\Theta}(\vec{r}, t, T)|^2}{2\sigma_{motion}^2 T}) d\mu(\vec{m})}{\int \exp(-\sum_{n=0}^N \frac{|I_n(\vec{r}, t) - I_n(\vec{r} + \vec{m}, t + \delta t)|^2}{2\sigma_n^2 T}) \cdot \exp(-\frac{|\vec{m} - \vec{\Theta}(\vec{r}, t, T)|^2}{2\sigma_{motion}^2 T}) d\mu(\vec{m})} \quad (9)$$

本報告では、 σ_n^2 を以下のように定義した。

$$\sigma_n^2(\vec{r}, t) \equiv \frac{\int \exp(-\frac{|\vec{a}|^2}{2\alpha^2}) \cdot |I_n(\vec{r}, t) - I_n(\vec{r} + \vec{a}, t + \delta t)|^2 d\mu(\vec{a})}{\int \exp(-\frac{|\vec{a}|^2}{2\alpha^2}) d\mu(\vec{a})} \quad (10)$$

σ_n^2 は定義のとおり、着目点周辺の各輝度に対するそれぞれのコストを元に、空間的に重み付けして計算した分散を意味する。 σ_n^2 は画像の輝度値を無次元化し、着目している地点の周辺領域の輝度値の変化の激しさに応じて、画像上のすべての地点で同じように輝度値を取り扱うことを目的に導入している。これは画像処理においてヒストグラム伸張化を行い、鮮明な画像を

作成することと同じである[10]。画像上の各領域の状態に合わせ、計算に用いるパラメタ (σ_n^2) を自動的に決定することは、移動量を計算する上でメリットが大きい。たとえば、衛星画像を扱う場合には、巻雲のように鉛直流の影響が小さく、空間的・時間的に輝度値が大きく変動しない画像パターンを追跡する場合には、そのわずかな輝度差を利用して追跡処理を行う必要があり、輝度値に関する感受性をあげる (σ_n^2 を小さくする) 必要がある。一方で、鉛直流の影響が大きい対流性の雲を扱う場合は、次の観測時刻には雲頂の高度が大きく変化し、温度が激しく変動するため、輝度値は大きく変動する。この場合には、輝度値に関する感受性を下げて (σ_n^2 を大きくして) 激しい雲頂高度の変化に翻弄されないように計算することが求められる。どの時刻の、どの画像上の、どの地点においても、この基準で追跡処理を行うために、このように σ_n^2 を定義して、画像パターンのヒストグラム伸張化を行う。確率を導入して移動量ベクトル場の期待値を定義したが、移動量ベクトル場の分散 $D(\vec{r}, t, T)$ も同時に定義できる。式は以下のとおりである。

$$D(\vec{r}, t, T) = \frac{\int |\vec{m} - \vec{L}(\vec{r}, t, T)|^2 \cdot P_{image}(\vec{r}, \vec{m}, T, \sigma_0, \dots, \sigma_N, t) \cdot P_{motion}(\vec{r}, \vec{m}, T, t) d\mu(\vec{m})}{\int P_{image}(\vec{r}, \vec{m}, T, \sigma_0, \dots, \sigma_N, t) \cdot P_{motion}(\vec{r}, \vec{m}, T, t) d\mu(\vec{m})} \quad (11)$$

2.4 繰り返し計算を用いた解法

$\vec{L}(\vec{r}, t, T)$ を解析的に導出した、計算機を用いて手当たり次第に求めることは、解析的・計算量的に不可能であるため、繰り返し計算を用いて式を満たす $\vec{L}(\vec{r}, t, T)$ を近似的に求める。計算に用いる移動量ベクトル場の初期値 \vec{L}_0 と $k+1$ 回目に計算する移動量ベクトル場 \vec{L}_{k+1} を以下のように設定し、移動量ベクトル場が十分に収束するまで計算を行う。式のとおり、移動量ベクトル場の初期値 \vec{L}_0 は移動量ベクトル場に関する拘束条件

が存在しない場合に算出される移動量ベクトル場である。

$$\vec{L}_0(\vec{r}, t, T) = \frac{\int \vec{m} \cdot \exp\left(-\sum_{n=0}^N \frac{|I_n(\vec{r}, t) - I_n(\vec{r} + \vec{m}, t + \delta t)|^2}{2\sigma_n^2(\vec{r}, t)T}\right) d\mu(\vec{m})}{\int \exp\left(-\sum_{n=0}^N \frac{|I_n(\vec{r}, t) - I_n(\vec{r} + \vec{m}, t + \delta t)|^2}{2\sigma_n^2(\vec{r}, t)T}\right) d\mu(\vec{m})} \quad (12)$$

$$\vec{L}_{k+1}(\vec{r}, t, T) = \frac{\int \vec{m} \cdot \exp\left(-\sum_{n=0}^N \frac{|I_n(\vec{r}, t) - I_n(\vec{r} + \vec{m}, t + \delta t)|^2}{2\sigma_n^2(\vec{r}, t)T}\right) \cdot \exp\left(-\frac{|\vec{m} - \vec{\Theta}_k(\vec{r}, t, T)|^2}{2\sigma_{motion}^2 T}\right) d\mu(\vec{m})}{\int \exp\left(-\sum_{n=0}^N \frac{|I_n(\vec{r}, t) - I_n(\vec{r} + \vec{m}, t + \delta t)|^2}{2\sigma_n^2(\vec{r}, t)T}\right) \cdot \exp\left(-\frac{|\vec{m} - \vec{\Theta}_k(\vec{r}, t, T)|^2}{2\sigma_{motion}^2 T}\right) d\mu(\vec{m})} \quad (13)$$

$$\vec{\Theta}_k(\vec{r}, t, T) \equiv \frac{\int \exp\left(-\frac{|\vec{a}|^2}{2\alpha^2}\right) \cdot \vec{L}_k(\vec{r} + \vec{a}, t, T) d\mu(\vec{a})}{\int \exp\left(-\frac{|\vec{a}|^2}{2\alpha^2}\right) \cdot d\mu(\vec{a})} \quad (14)$$

3 衛星画像に適用するにあたってのアルゴリズムの調整・諸処理

3.1 処理全体の流れ(図1)

上で述べた各処理を衛星画像を用いた衛星風算出に応用する。最初に、入力衛星画像の雲や水蒸気パターンの分布から計算する領域を選択する。続いて衛星画像をフィルタ処理し、それらを用いて風速場の初期値を算出する。初期値として、もしくは計算の途中で得られた風速場はモーションフィルタを通す(平均場を計算し、 P_{motion} を計算に組み入れる)ことによって空間整合性の高い風速場に近づく。繰り返し処理を行い、得られた結果をフィードバック(赤矢印)し続けることで、画像上の対応が良く、かつ空間整合性の高

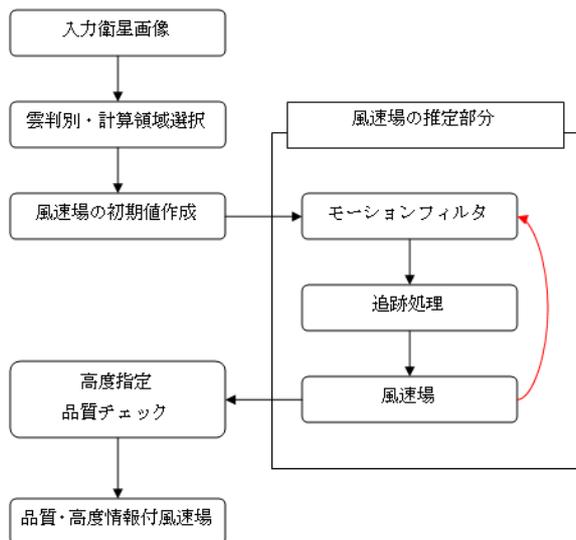


図 1: 処理の流れ図:繰り返し計算を赤矢印のように行う

い風速場に近づいていく。本報告では16回の繰り返し計算を行っている。収束判定を行わずに定数回に設定している理由は、ルーチン化を視野に入れた場合に決まった時間内に終了する必要があるためである。16回目の計算では風速場の変化は15回目に計算された結果に比べて、全領域での風速平均は、経験上約0.1%以下しか変化しないため、このように繰り返し回数を定めておいても実用上問題は無い。続いて、出力された計算結果に対して雲水蒸気パターンの存在する高度を推定し、高度情報を付加する。さらに品質管理指標を計算付加し、最終的な出力とする。

3.2 雲判別と高度指定・品質管理

この報告では、上層の雲や水蒸気パターンのみをターゲットにする。上層の雲であるか否かどうかを判断するため、次のように着目地点の近傍の領域での輝度値データを使用して以下のような赤外(波長: $10.3\mu m - 11.3\mu m$)画像と水蒸気(波長: $6.5\mu m - 7.0\mu m$)画像の相関係数を計算する。



図 2: 計算地点選択:色つきの画素だけで算出を行う

$$C_{ir-wv} =$$

$$\frac{\sum_y \sum_x (I_{ir}(x, y) - \overline{I_{ir}})(I_{wv}(x, y) - \overline{I_{wv}})}{\sqrt{\sum_y \sum_x (I_{ir}(x, y) - \overline{I_{ir}})^2} \sqrt{\sum_y \sum_x (I_{wv}(x, y) - \overline{I_{wv}})^2}} \quad (15)$$

I_{ir}, I_{wv} はそれぞれ赤外画像、水蒸気画像であり、 $\overline{I_{ir}}, \overline{I_{wv}}$ は着目地点の近傍の領域内の赤外画像・水蒸気画像の輝度値平均である。この相関係数が高ければ赤外画像と水蒸気画像に同じ上層雲・水蒸気パターンが写っていると解釈する。水蒸気画像には下層雲や陸地は写らないため、両方の画像に共通して存在するものは上層の雲だけであると仮定した。この操作により、層雲や層積雲のような下層雲域を除去する。

3.3 計算地点選択

基本的に3.2で示した手法によって、上層雲があると判定された地点に関してのみ移動量を推定する。ただし、あまりにも輝度変化が小さいところに関しては、精度良く追跡できない可能性があるため算出を行わない。また、計算時間の短縮のため粗視化を行う。具体的には図2の青の画素の地点だけを用いて移動量を算出するようにする。探索操作(期待値計算のための積分)は色に関係なく、探索領域内すべてについて行う。

3.4 フィルタ処理された画像の準備

フィルタ処理された衛星画像を複数用意することで解の一意性が保障されやすくなるため、以下の式の α を変えて複数の画像を導出し、追跡処理に利用する。どのような空間スケールで見ても同じような動きをしている画像パターンのみを追跡することが可能になる。この報告では、 α は8ピクセルを最高値（面積換算ではおよそ16ピクセル×16ピクセル=64km×64km）とした。下で紹介する各フィルタ処理を $\alpha = 8, 4$ でそれぞれ計算し、追跡処理に取り入れた。 α を8ピクセル以下にした理由は、ルーチンの衛星風が同じ程度（32ピクセル×32ピクセル）の面積でパターンマッチング処理を行って衛星風を算出しており、このルーチンの結果と比較するためである。なお、本報告で用いた衛星画像は日本の静止気象衛星MTSAT-1Rによるもので、赤外画像（波長：10.3 μm - 11.3 μm ）・水蒸気画像（波長：6.5 μm - 7.0 μm ）を利用した。MTSAT-1Rの空間分解能は赤道直下で1ピクセル約4km・使用した画像の観測時間の間隔は約15分である。

$$I_{Gauss}(\vec{r}, \alpha) = \int J(\vec{q}, \alpha) I_0(\vec{r} + \vec{q}) d\mu(\vec{q}) \quad (16)$$

$$I_{Gabor}(\vec{r}, \alpha) = \int K(\vec{q}, \alpha) I_0(\vec{r} + \vec{q}) d\mu(\vec{q}) \quad (17)$$

$$J(\vec{r}, \alpha) = \exp\left(-\frac{r^2}{2\alpha^2}\right) \quad (18)$$

$$K(\vec{r}, \alpha) = (1 - 2r^2) \exp\left(-\frac{r^2}{2\alpha^2}\right) \quad (19)$$

I_{Gauss} は平滑化フィルタで、着目領域内の輝度値の重みつき平均値（総和）を意味する。 I_{Gabor} は着目している領域からその周辺の画素値を差し引いたもので、輪郭強調の効果がある。また、これらのほかに、メディアンフィルタをかけた画像も追跡処理に組み込んでいる。これらのフィルタ[9]を組み込むことで、輝度値そのものだけでなく、輝度値の空間的な広がりや輪郭情報も考慮して追跡処理を行うことができる。移動量ベクトルの期待値の計算の際には、可能なすべての場合を考慮して計算することは計算機資源的に無理なため、算出される風速が100m/sを超えることはありえないと考えて積分区間を制限している。

3.5 平均場の計算方法

異常値が結果に大きな影響を与えないようにするため、着目領域内の着目点の移動量ベクトルを除く全移動量ベクトルを抽出し、各移動量成分をソートして中間値の周りの25%から75%のベクトルだけを用いて平均を算出している。この処理を行うことで繰り返し計算における収束が早くなり、衛星画像上のノイズやノイズとみなせるような非常に小さい雲の影響を低減させることが可能になる。

3.6 パラメタ設定

パラメータ σ_{motion} は、(6)式の確率分布関数の定義式より、「着目領域内でどの程度の移動量ベクトルのばらつきがあってもよいか」を示す指標だと解釈できる。衛星風にアルゴリズムを適用するためには、どの程度風速のばらつきがあってもよいかを設定する必要がある。本報告では、着目領域内で約5m/sの風速のばらつき（ピクセル換算で約1ピクセル）を許容して σ_{motion} をこの値に設定し、計算を行った。また、 $\sigma_0, \dots, \sigma_N$ の計算の際には、 σ_0 が衛星画像の最小輝度分解能よりも小さくなった場合に、最小輝度分解能に置き換える。画素のカウント値（輝度値）が整数しかとりえないならば、 σ_0 が1よりも小さくなることを禁止する。 σ_0 が0.25と計算された場合は、1.0と置き換える。また、仮想温度は T は1とする。

3.7 高度指定方法

基本的に衛星画像の輝度温度を雲の雲頂温度とみなして、数値予報鉛直プロファイルデータを参照することで雲の高度を求める。ただし、現実的には半透明の雲が存在しており、地表面からの放射の影響を受け、正確な高度が推定できない。この問題を解決するため、H2O-IRWインターセプト法（今井、小山、2008[3]）を利用して雲頂温度を推定した。

3.8 品質管理に関して

最終的な品質管理は現在のところ最も広く用いられているQI（Holmlund, K., 1998 [7]）を用いて評価する。QIは大気追跡風の品質を管理する

ために世界的に用いられており、1観測に対して3枚の衛星画像を使用して2つの大気追跡風を計算し、その一致度や、時間・空間的な整合性ならびに数値予報データとの差異から、算出された風速度ベクトルの品質を数値化したものである。算出された風速度ベクトルの時間・空間的な整合性や数値予報データとの差異など、算出された衛星風の品質をそれぞれの項目ごとに、部分QIで表現できる。その数値(部分QI)が大きいほど、それぞれの項目の基準からみた整合性(品質)が高くなる。複数の項目に部分QIが定義されており、現在、最終的に各国機関の衛星風算出や数値予報への入力のために用いられているQIはそれらの加重平均値である。本報告の計算においては、計算過程において独自に品質評価を行い、著しく品質が低いベクトルは除外する。そのため、各項目ごとの部分QIの相乗平均を内部品質指標とした。先述したように、各国機関の衛星風算出や数値予報への入力のために使用される最終的なQIは、各項目ごとの部分QIの加重平均である。この加重平均を利用して定義された量を最終的な品質指標とした場合、各項目の部分QIの「どれか」が大きい場合、その他の項目の部分QIが著しく低くても、最終的なQIの値は大きくなる。しかし、各項目の部分QIが「すべて」大きい風ベクトルをより高く評価するためには、論理積を用いることが望ましい。そのため、各項目の部分QIを重みつき相乗平均し、最終的な内部品質指標とした。

4 統計値の検証

ゾンデによる観測を真値として統計を行った。計算結果をルーチン衛星風(相互相関法)の月統計値と比較する。対象時期は2008年の2月である。赤外・水蒸気の上層風に関して計算を行った。ルーチンの衛星風では、1年のうち、2月は北半球できわめて大きい速度の負バイアスが生じる傾向がある。特徴を際立たせるためにこの月を選んだ。後に見るように、ルーチン衛星風とは大きくカバレッジと数が異なるため、ルーチン衛星風とコロケーションできた地点のみで比較を行った。このコロケーションではルーチンの衛星風から一度以上離れた風ベクトルはコロケーション対象から除外し、最も近くにある風ベクトルを選

表 1: 赤外風上層 (QI0.85以上)

	北半球	熱帯域	南半球
RMSVD(RTN)	8.89	6.27	7.55
RMSVD(OPT)	9.31	5.89	6.91
BIAS(RTN)	-2.83	-0.97	-0.62
BIAS(OPT)	-4.7	-3.19	-3.04
MEAN(RTN)	38.33	16.05	26.01
MEAN(OPT)	39.27	14.68	24.81

表 2: 水蒸気上層

	北半球	熱帯域	南半球
RMSVD(RTN)	9.67	6.04	7.18
RMSVD(OPT)	8.76	5.82	7.2
BIAS(RTN)	-1.54	0.33	1.09
BIAS(OPT)	-1.6	-0.79	-0.64
MEAN(RTN)	43.71	17.78	28.01
MEAN(OPT)	45.75	17.01	26.52

択した。

表1は赤外画像を用いて算出された上層風で、表2は水蒸気のものである。RMSVDは平均二乗ベクトル誤差、BIASは風速のバイアス、MEANは平均風速で、単位は(m/s)である。衛星風算出値からゾンデによる観測値を引いたものをBIASと定義している。RTNはルーチンの衛星風でOPTはオプティカルフローである。各統計要素を比較していくと、RSMVDは北半球では改悪、熱帯域と南半球では改善している。一方、BIASはルーチンと比較してすべての領域で負に傾いており、改悪されている。平均風速は、北半球で若干減少しているものの、熱帯域と南半球では1m/s程度早く算出されている。

水蒸気風に関しては、RMSVDは南半球ではほとんど変化がないものの、北半球・熱帯域では改善が見られる。BIASはルーチンと比較してほぼ同程度である。ただし、ルーチンでは南半球で正のBIASが生じているのに対して、オプティカルフローでは全領域で負のBIASが生じている。平均風速は北半球でルーチンより大きく算出されている。南半球ではその逆の傾向が見られる。

4.1 カバレッジ

図3に、水蒸気風のQIが0.85以上の衛星風算出確率の空間分布と、平均風速の空間分布も示す。

この図はゾンデとのコロケーションを取れた場合のみを描画したのではなく、QIが0.85以上の衛星風全てについてのものである。風速の空間分布を見ると、ほぼ同じような傾向であるが、ルーチンでは図中央（北緯30度東経140度）あたりに見られる風速60m/s以上の水色の領域がオプティカルフローでは見られない。一方、QI0.85以上が算出される確率の空間分布を見てみると、オプティカルフローではほとんどの領域でルーチンよりも向上していることがわかる。

4.2 相互相関法との差異

次に、ワンシーンでの結果を、視覚的にルーチンのものと比較する。図4と図5はワンシーンでのルーチン・オプティカルフローの水蒸気風ベクトル分布である。図4は北半球・図5は南半球で、2008年2月14日00UTCの衛星画像から計算された。赤い矢がオプティカルフロー・水色の矢がルーチンである。矢の長さは風速に比例する。北半球では、特に循環の周りで特にわかるように、算出数が大幅に増加していることが見て取れる（赤の矢の上に水色の矢を重ねてある）。全体的にも、ルーチン（水色）と比較してカバレッジが大きく広がっている。また、オプティカルフロー（赤色）と風向が異なっている領域が見られる。（図6）このことは、追跡しているものがオプティカルフローとルーチンでは異なっている可能性があることを示唆している。この差異に関して、今後の調査が必要である。

4.3 負バイアスの原因の考察

ルーチンでは図中央（北緯30度東経140度）あたりに見られる風速60m/s以上の水色の領域がオプティカルフローでは見られない。この領域で高風速が算出されないことが、負バイアスの原因になっている可能性がある。赤外風において風速に負バイアスが生じる理由として、赤外画像上の雲の輝度値の空間的・時間的な変化が水蒸気画像の空間的・時間的な変化に比べて激しいことが考えられる。空間的变化が激しければ P_{image} の空間的な広がりは大きくなるため、着目領域の中心の周りで期待値の計算を行った場合に、移動量ベクトルの期待値は着目領域の中心にひきつけら

れる。着目領域の中心からの移動量を最終的な移動量として計算しているため、結果的に風速が小さく算出されるものと考えられる。その他にも赤外画像だと下層の雲も写りこんでしまうため、高度や移動速度が異なる雲水蒸気パターンが混在する領域において、上述のように P_{image} の空間的な広がりが生じること、および P_{motion} の計算の際に着目領域内の移動量ベクトルがいくつかのクラスターを形成している場合（着目領域内の移動量ベクトル値の統計的分布に複数のピークが存在する場合などのように、平均値のデータに対する代表性が弱い場合）は、 P_{motion} の値自体が不安定になること、が負バイアスを生じさせる原因となっていると考えられる。

5 結論と今後の課題

オプティカルフローを用いて算出された衛星風は、ルーチンと比較すると、赤外風において系統的な負バイアスが地域を問わず顕著に出ている。その一方で、水蒸気風においてはわずかな負バイアスが見られるものの、統計的な品質はほぼすべての領域においてほぼ同等であり、算出結果のカバレッジはルーチンよりも良く、ルーチン（相互相関法）では算出できなかった領域でも算出できている。今後の課題として、赤外風のバイアス改善と、追跡結果が異なる領域についての調査が挙げられる。バイアス改善については上中下層の雲が入り乱れて写っている赤外画像から、着目している層の雲以外を完全に除去する処理が必要になると思われる。また、追跡結果が異なる理由を明確にするために、算出された移動量を用いて、後の時刻の画像から先の時刻の画像を逆構成してその差異を検証し、結果によってはその差異をコストとしてコスト関数に組み込むような処理によって改善することを計画している。カバレッジの広さをより有効なものとするためにも、バイアスを減少させることは特に重要で優先すべき課題である。

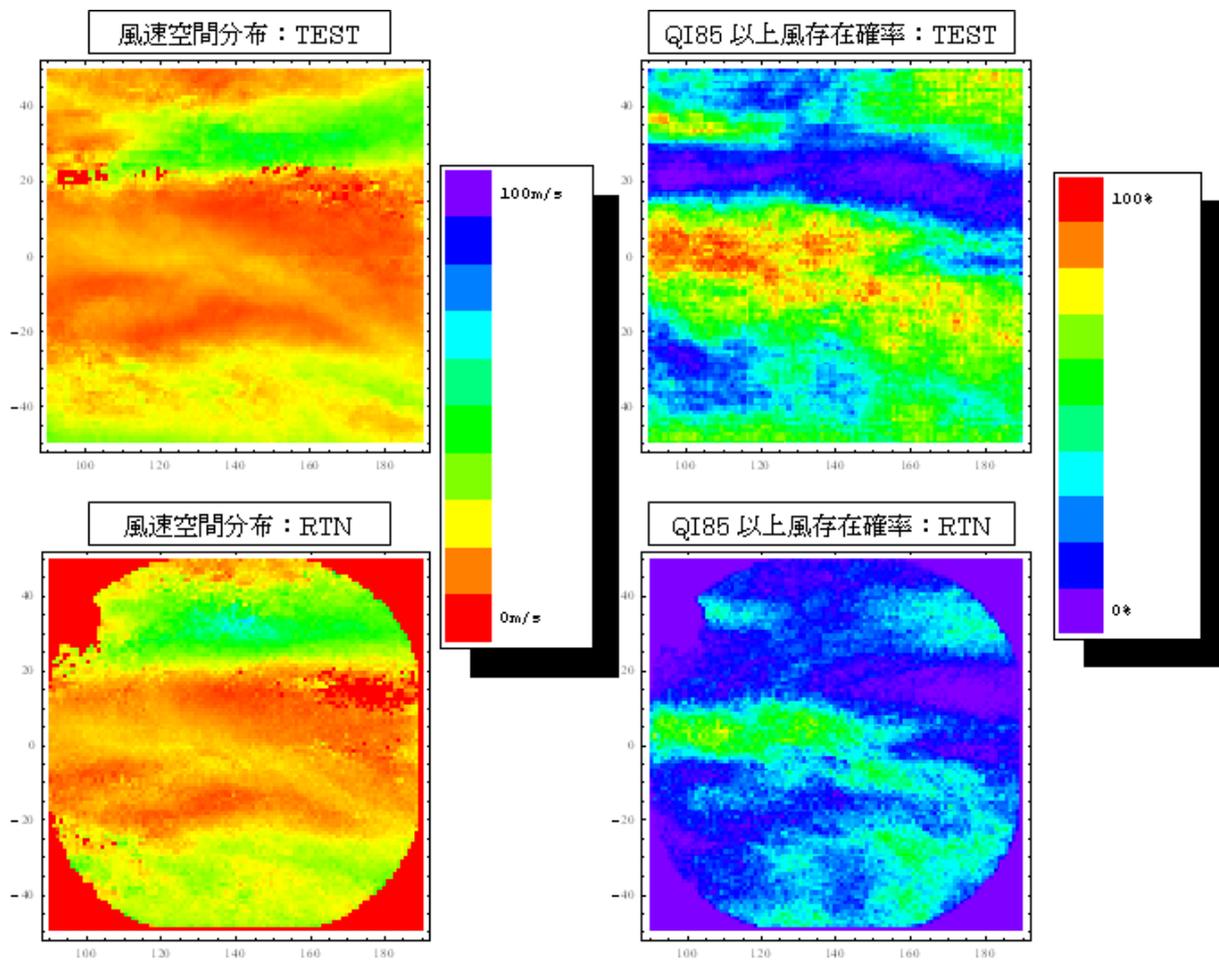


図 3: 2008年2月のルーチン (RTN) とオプティカルフロー (TEST) の風速空間分布及びQI0.85以上の風が算出される確率の空間分布：風速空間分布 (右) 高品質風存在確率空間分布 (左) スケーラーの色は10m/s刻み

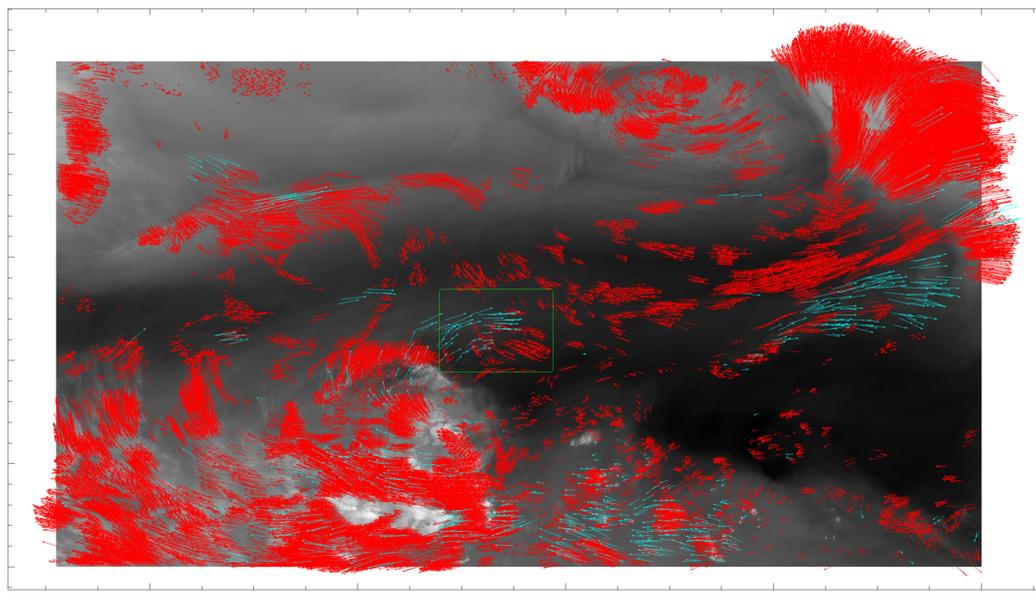


図 4: 2008年2月14日00UTC 北半球における水蒸気風の分布(ルーチン:水色、オプティカルフロー:赤色)ルーチン(水色)と比較してカバレッジが大きく広がっているが、オプティカルフロー(赤色)と風向が異なっている領域が見られる(緑色の枠内)

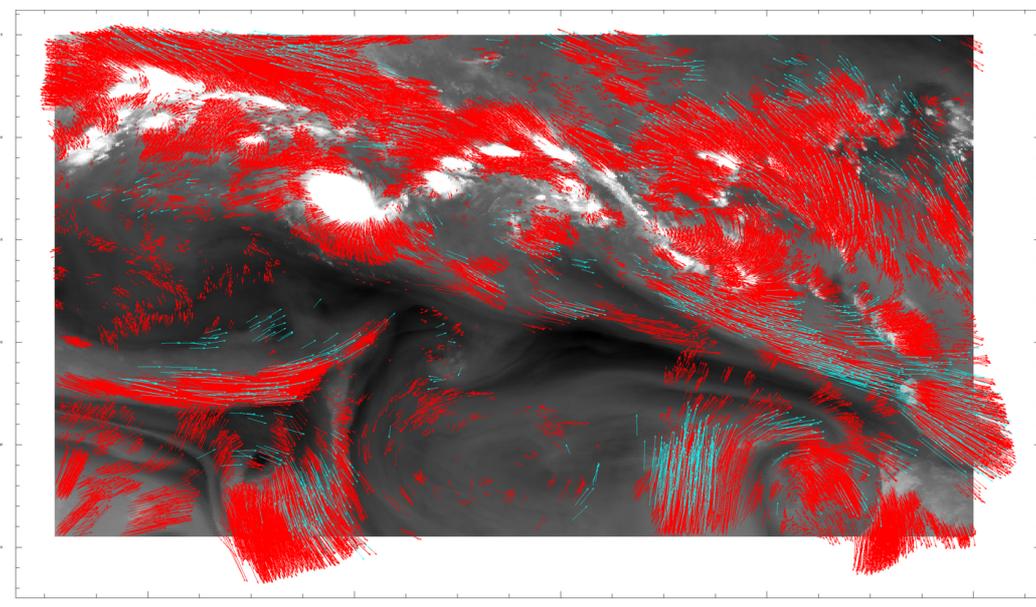


図 5: 2008年2月14日00UTC 南半球における水蒸気風の分布:カバレッジの広がり北半球と同様である。

