

リアルタイム降水予測のための 幾何変換場による球面上での雲の流れの推定

片岡 優衣奈^{1,a)} 船富 卓哉² 武藤 裕花³ 小槻 峻司³ 藤村 友貴¹ 向川 康博¹

概要

雲の流れを正確に把握することは、リアルタイム降水予測の精度向上に直結する重要な課題である。本研究では、全球赤外衛星画像から雲の流れを推定する手法を提案する。特徴点マッチングにより得られた信頼性の高い対応点から局所的な 3 次元回転変換を推定し、それらを球面上で補間することで全球規模での滑らかな変換場を構築する。提案手法により、雲の流れを球面幾何に基づいて一貫した流れ場として表現できることを示す。

1. はじめに

GSMaP[2] は、複数の降水観測衛星および静止気象衛星の観測データを統合して作成される全球降水マップであり、リアルタイム降水予測や洪水予測などで利用されている。GSMaP では、マイクロ波放射計による降水観測と静止気象衛星の赤外画像を組み合わせて降水分布を推定するが、放射計は同一地点を約 3 時間間隔でしか観測できないため、未観測時間の降水分布は赤外画像から推定される雲の移動に基づいて補完される。そのため、雲の流れを高精度に推定することが重要である。

現在の GSMaP では画像間の相互相関により雲の移動ベクトルを推定している [7]。しかしこの方法は主に平行移動を仮定しており、回転や大きな形状変化を伴う場合に誤ったベクトルが推定されることがある。また、推定されたベクトル場には局所的に不自然な値が含まれる場合があり (図 1)、全球規模で滑らかに変化する雲の流れ場を安定して推定することは容易ではない。

衛星画像から大気運動ベクトル (AMV) として雲の運動を推定する研究が広く行われている [3]。例えば、衛星画像間の対応から雲運動を推定する手法 [4]、対流雲オブジェクトを検出してその移動を追跡する研究 [1]、および optical flow を用いた AMV 推定手法 [8] などが報告され

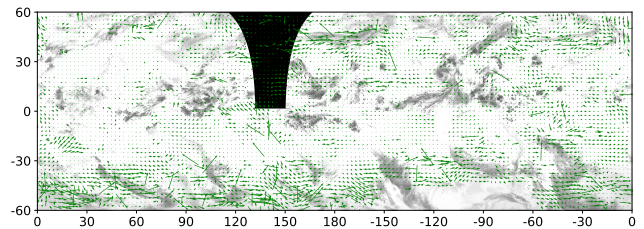


図 1: 外れ値を含む移流ベクトルの例

ている。しかし、これらの研究の多くは画像間の対応から局所的な運動ベクトルを推定することを目的としており、得られた運動情報を地球規模の球面上で滑らかに変化する流れ場として統合的にモデル化する枠組みは十分に検討されていない。

そこで本研究では、雲の流れを球面上の幾何変換場として表現することで、全球規模の雲の流れ場を推定する手法を提案する。具体的には、赤外画像から得られる特徴点对応から局所的な 3 次元回転変換を推定し、それらを球面上で補間することで時空間的に連続な幾何変換場を構築する。この枠組みにより、局所的な対応点から得られる離散的な運動情報を球面上で滑らかな流れ場として統合し、従来手法では扱いが難しい回転運動や大域の変形を含む雲の流れを一貫して推定することを可能とする。本研究の主な貢献は、雲の流れを球面上の幾何変換場としてモデル化する枠組みを提案し、局所的な特徴点对応から全球規模で滑らかな雲の流れ場を推定できることを示した点である。

2. 提案手法

本章では、雲の流れを球面上の幾何変換場として推定する手法を説明する。まず赤外画像から特徴点マッチングにより局所的な対応点を取得し、それらから局所的な 3 次元回転変換を推定する。次に、得られた回転変換を球面上で補間することで、全球規模で滑らかな幾何変換場を構築する。提案手法の処理の流れを図 2 に示す。

2.1 問題設定と幾何変換場

幾何変換場 [9] は、並進、回転、スケーリングなどを意味する幾何変換を各座標が持つ場のことであり、非剛体変形

¹ 奈良先端科学技術大学院大学

² 京都大学

³ 千葉大学

^{a)} kataoka.yuina.ku5@is.naist.jp

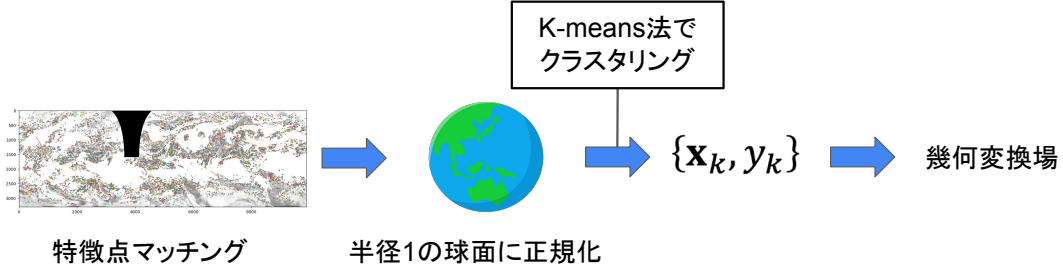


図 2: 雲の流れを推定する処理の流れ

を伴う画像位置合わせのために提案されている。少数の局所的な剛体変換を画像全体で補間することで、大局的で滑らかな変形を表現することができる。[9] では生体組織画像を対象として 2 次元剛体変換の場をモデル化するカーネル回帰を提案した。

$$y(x) = \arg \min_{q \in \mathcal{G}} \left\| \sum_i \frac{w_i^2 \Phi_i(\mathbf{x})}{\sum_j w_j^2 \Phi_j(\mathbf{x})} \text{Log}_q(c_i) \right\| \quad (1)$$

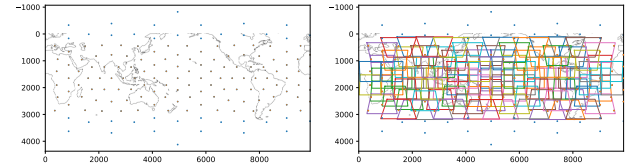
ここで、 $\mathbf{x}$ は 2 次元画像座標、 $\Phi_i(\mathbf{x})$ は RBF カーネル、 c_i は幾何変換 ([9] では 2 次元剛体変換)、 w_i は重み、 $\mathcal{G}$ は幾何変換が成す多様体、 Log_q は q における対数写像である。

本研究ではこの考え方を雲の流れのモデル化に応用する。雲の流れは地球全体にわたって滑らかに変化すると考えられる。そのため、本研究では雲の流れを 3 次元球面上の幾何変換場として表現する。3 次元球面上で捉えることにより、雲の流れを幾何変換の回転として表すことができる。本研究では、幾何変換として地球の中心を原点とする 3 次元回転変換を用い、座標 $\mathbf{x}$ は 3 次元空間座標 $\mathbf{x}_s$ と時刻 x_t を合わせた 4 次元座標へ拡張する。

2.2 特徴点マッチングのための前処理

赤外画像には、未観測領域や雲表面での太陽光の反射などによる欠損領域が存在する。特に小領域での欠損には $-9999[\text{K}]$ が格納されており、特徴点抽出やマッチングに影響を及ぼすため、前処理として膨張収縮処理によって欠損小領域を抽出し、inpainting 手法で補完する。本研究では OpenCV に実装されている手法 [6] を用いた。

また、赤外画像は正距円筒図法で提供されているため、特に極付近では投影歪みにより雲形状が大きく変形し、特徴点マッチングを阻害する。そこで赤外画像から局所領域を切り出し、球の接平面へ再投影することで歪みを抑制したうえで特徴点マッチングを行う。具体的には正二十面体を細分割した多面体 (ICO 球) の頂点 (図 3a) を中心に局所領域 (図 3b) を抽出し、接平面への再投影処理を行う。その後、異なる時刻の局所領域との間で SuperGlue[5] を用いて対応付けを行い、対応する雲パターンの特徴点対を取得する。



(a) ICO 球 (level=2) の頂点 (b) 接平面上での正方形に対応する局所領域

図 3: 球の接平面への再投影

2.3 正距円筒図法と球面座標の相互変換

全球の衛星画像から得られた特徴点に対し、本研究では画像座標 (UV 座標) を半径 1 の球面上 (XYZ 座標) へ投影する。方位角を ϕ 、天頂角を θ 、解像度を r としたとき、UV 座標から球面座標への変換は次式で与えられる。

$$\phi = \frac{2\pi}{r_u} u, \quad \theta = \frac{\pi}{r_v} v \quad (2)$$

得られた角度から XYZ 座標への変換は以下の通りである。

$$x = \sin \theta \cos \phi, \quad y = \sin \theta \sin \phi, \quad z = \cos \theta \quad (3)$$

また、画像空間へ戻すための逆変換は次式で与えられる。

$$\phi = \text{atan2}(y, x), \quad \theta = \text{atan2}\left(\sqrt{x^2 + y^2}, z\right) \quad (4)$$

$$u = \frac{r_u}{2\pi} \phi, \quad v = \frac{r_v}{\pi} \theta \quad (5)$$

2.4 幾何変換場のモデル化に用いるサンプルの収集

特徴点对応から局所的な雲運動を推定するため、特定の時刻間で得られた対応点に対して k-means 法を適用し、各クラスごとに特徴点群を位置合わせする 3 次元回転変換を推定する。これにより K 組の 3 次元回転変換 y_k と座標 $\mathbf{x}_k = (\mathbf{x}_{ks}, x_{kt})$ を収集する。なお、 $\mathbf{x}_{ks}$ は特徴点群の中心を球面へ再投影した位置であり、時間座標は $x_t = t + \frac{n}{2}$ とする。

2.5 球面座標に対応したカーネル関数の導入と時間方向への拡張

従来の RBF カーネルをそのまま球面座標に適用すると、対極に位置する点でも距離が直径 2 に制限され、関数値が

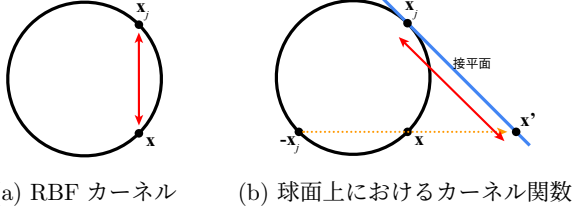


図 4: カーネル関数の模式図

十分小さくならない問題がある．そこで本研究では，対極を中心とした接平面投影を利用し，距離に応じて適切に 0 に収束する球面カーネル関数を導入する．図 4 にそれぞれのカーネル関数の模式図を示す．

時間方向には通常の RBF カーネルを用い，空間および時間カーネルを空間ハイパーパラメータ γ_s および時間ハイパーパラメータ γ_t を用いて合成する．

$$\Phi_i(\mathbf{x}_k) = \exp \left(-e^{\gamma_s} \frac{16(1 - \mathbf{x}_{ks}^\top \mathbf{x}_{is})^2}{(1 + \mathbf{x}_{ks}^\top \mathbf{x}_{is})^2} - e^{\gamma_t} \|\mathbf{x}_{kt} - \mathbf{x}_{it}\|_2^2 \right) \quad (6)$$

このカーネルにより球面上の距離に基づいた滑らかな補間が可能となり，全球規模で一貫した幾何変換場を推定できる．

2.6 幾何変換場のモデル化

収集されたサンプルと上記カーネル関数を用いて，幾何変換場をモデル化する．モデル化には式 (1) における重み w_i と幾何変換 c_i (3 次元回転変換) を，以下で定義されるコスト関数の最適化により求める．

$$c_i, w_i = \underset{c_i \in \text{SO}(3), w_i \in \mathbb{R}}{\text{argmin}} \mathcal{L}(c_i, w_i) \quad (7)$$

$$\mathcal{L}(c_i, w_i) = \frac{1}{K} \sum_k \left\| \sum_i \frac{w_i^2 \Phi_i(\mathbf{x}_k)}{\sum_j w_j^2 \Phi_j(\mathbf{x}_k)} \text{Log}_{y_k} c_i \right\| + \alpha \sum_i |w_i|. \quad (8)$$

なお，評価関数は α によって重みづけられたスパース正則化項を有する．また，3 次元回転変換のノルムは相対変換の回転角度で評価し， K はサンプル数である．

3. 実験

全球赤外衛星画像 (globally-merged IR) を使用して評価実験を行った．この画像は北緯 60 度から南緯 60 度までの正距円筒図法で提供され，約 30 分間隔で全球の雲分布を観測できる．この画像から雲パターンの特徴点を抽出し，球面上の幾何変換場を推定する．

3.1 特徴点マッチング前処理の効果

特徴点マッチングの前処理として導入した (1) 欠損領域

表 1: 特徴点マッチング数の比較

時間差 [h]	前処理なし	前処理あり
0.5	1,495	13,131
1.0	333	7,552
1.5	52	5,238
2.0	26	3,118

前処理なし

前処理あり

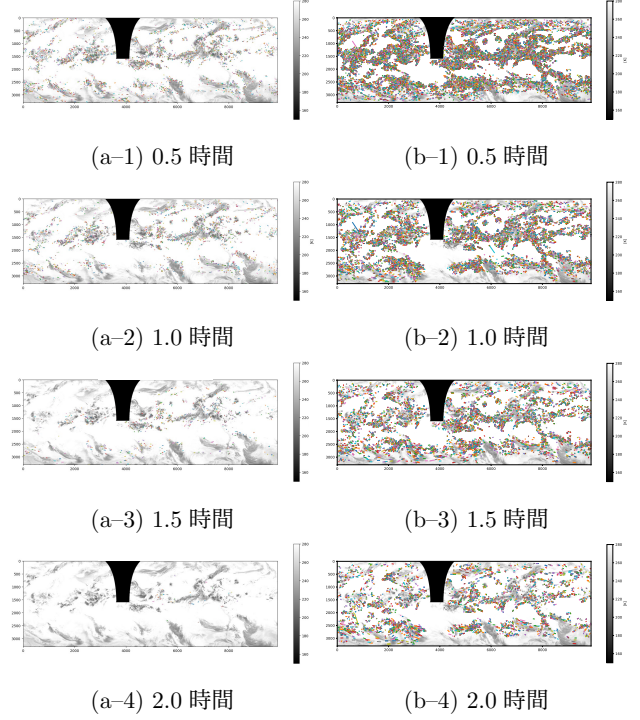


図 5: 特徴点マッチングの結果比較

表 2: マッチング手法ごとの誤差統計 [km]

前処理	平均	標準偏差	中央値	四分位範囲
なし	75.39	72.89	52.60	83.65
あり	9.98	6.02	9.06	7.57

補完 (inpainting) および (2) 接平面再投影の効果を評価した．表 1 と図 5 に，各前処理の有無による特徴点マッチング数の比較を示す．いずれの時間差においても前処理を導入することでマッチング数が大きく増加しており，特に再投影処理による改善が顕著である．これは局所領域を球面接平面へ再投影することで投影歪みが抑制され，雲形状がより安定して対応付けられるためと考えられる．

次に，前処理の有無による推定精度を比較した．時刻 $t, t+1$ の画像を用いて雲流れ推定モデルを構築し，推定位置と対応点の距離誤差を評価した．結果を表 2 に示す．前処理を導入した場合，平均誤差は大きく低減しており，広範囲から良質な対応点を多く取得できたことが推定精度の向上につながったと考えられる．

表 3: カーネル関数ごとの誤差統計 [km]

カーネル関数	平均	標準偏差	中央値	四分位範囲
RBF カーネル	9.98	6.02	9.06	7.57
球面座標に対応した カーネル関数	9.95	5.96	9.01	7.38

表 4: γ_s ごとの誤差統計 [km]

γ_s	平均誤差	標準偏差	中央値	四分位範囲
0.5	17.17	10.43	15.34	13.48
1.0	11.33	6.64	10.40	8.50
4.0	10.15	6.11	9.22	7.93
5.7	10.02	6.07	9.07	7.67
8.0	11.11	9.97	9.29	8.44

3.2 球面座標に対応したカーネル関数の評価

球面座標に対応したカーネル関数の有効性を検証するため、通常の RBF カーネルとの比較を行った。時刻 $t, t+1$ の赤外画像を用いて、それぞれのカーネル関数を用いたモデルを構築する。前節と同様に、時刻 $t+1$ の空間座標に対応する時刻 t の推定位置と対応点の座標との距離誤差を評価した。その結果を表 3 に示す。球面座標に対応したカーネル関数を用いた場合、通常の RBF カーネルを用いた場合よりも僅かに誤差が小さくなり、提案するカーネル関数の有効性が示唆された。今回は十分なサンプル数でモデル化したため影響が小さかったと考えられるが、モデルサイズの圧縮など、サンプル数を抑えた場合には有効性が顕著になることが期待される。

3.3 ハイパーパラメータの調整

空間ハイパーパラメータ γ_s

γ_s の適切な値を決定するため、0.5 から 8.0 の範囲で精度検証を行った。表 4 に示すように、 γ_s が 4.0 から 5.7 の範囲で平均誤差および中央値が最小となった。さらに、変形後画像と対応する時刻の赤外画像との比較により平均二乗誤差 (MSE) を評価したところ、 $\gamma_s = 4.0$ の MSE は 25.56、 $\gamma_s = 5.7$ の MSE は 26.54 と、 $\gamma_s = 4.0$ の方がより低い値を示した。以上の結果から、本研究では $\gamma_s = 4.0$ を採用した。

時間ハイパーパラメータ γ_t

γ_t の適切な値を決定するため、複数時刻の幾何変換を学習に用い、未来時刻の予測精度を評価した。図 6 に示すように、単一時刻のみを学習したモデルでは当該時刻以外で誤差が大きくなるが、複数時刻を学習することで時間的変化をモデル化でき、広い時間範囲で予測精度が向上することが確認された。実験の結果、 $\gamma_t = -21.0$ のとき誤差が最小となった。図 7 に近傍の値を用いた場合との相対誤差を示す。

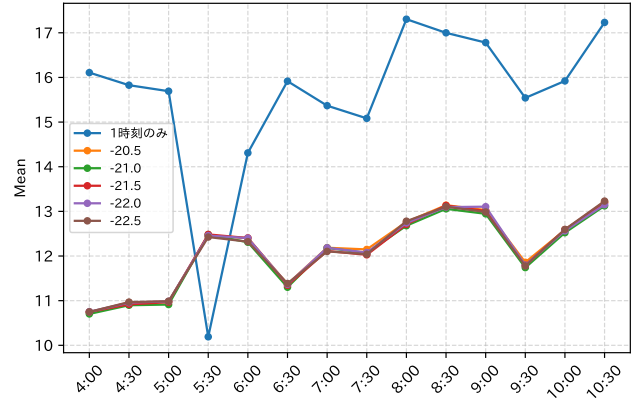


図 6: 単一時刻のみを学習したモデルと複数時刻を学習したモデルの平均誤差

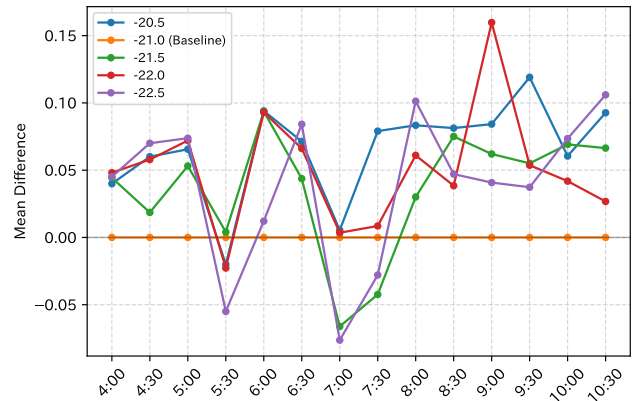


図 7: $\gamma_t = -21.0$ のときとの差分

4. おわりに

本研究では、GSMaP の精度向上を目的として、幾何変換場を用いて地球上の雲の流れをモデル化する手法を提案した。赤外画像に対して適切な前処理を施した後に特徴点マッチングを行うことで、特に極付近を含めた広範囲で、良質な対応点を多数取得できることを確認した。さらに、幾何変換場を時空間に拡張することで、局所的な対応点から全球規模で滑らかに変化する雲の流れ場を推定できることを示した。今後は、本手法により推定した雲の流れを用いてマイクロ波放射計観測を補完し、GSMaP との定量的な比較を行う予定である。

謝辞

本論文で使用したデータは、JAXA により提供を受けました。本研究の一部は JSPS 科研費 JP26H02533, JST さきがけ JPMJPR2025, JST ムーンショット型研究開発事業 JPMJMS2389, JAXA 第 4 回地球観測研究公募 (ER4GPF019) の支援を受けました。モデルの学習・評価には、産総研及び AIST Solutions が提供する ABCI 3.0 を利用し、「ABCI 3.0 開発加速利用」の支援を受けました。

参考文献

- [1] Jones, W. K., Christensen, M. W. and Stier, P.: A semi-Lagrangian method for detecting and tracking deep convective clouds in geostationary satellite observations, *Atmospheric Measurement Techniques*, Vol. 16, No. 4, pp. 1043–1059 (2023).
- [2] Kubota, T., Aonashi, K., Ushio, T., Shige, S., Takayabu, Y. N., Kachi, M., Arai, Y., Tashima, T., Masaki, T., Kawamoto, N., Mega, T., Yamamoto, M. K., Hamada, A., Yamaji, M., Liu, G. and Oki, R.: *Global Satellite Mapping of Precipitation (GSMaP) Products in the GPM Era*, pp. 355–373, Springer International Publishing (2020).
- [3] Li, J., Santek, D., Li, Z., Lim, A., Di, D., Min, M., Velden, C. and Menzel, W. P.: Tracking Atmospheric Motions for Obtaining Wind Estimates Using Satellite Observations—From 2D to 3D, *Bulletin of the American Meteorological Society*, Vol. 106, No. 2, pp. E344 – E363 (2025).
- [4] Raut, B. A., Muradyan, P., Sankaran, R., Jackson, R. C., Park, S., Shahkarami, S. A., Dematties, D., Kim, Y., Swantek, J., Conrad, N., Gerlach, W., Shemyakin, S., Beckman, P., Ferrier, N. J. and Collis, S. M.: Optimizing cloud motion estimation on the edge with phase correlation and optical flow, *Atmospheric Measurement Techniques*, Vol. 16, No. 5, pp. 1195–1209 (2023).
- [5] Sarlin, P.-E., DeTone, D., Malisiewicz, T. and Rabinovich, A.: SuperGlue: Learning Feature Matching With Graph Neural Networks, *2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 4937–4946 (2020).
- [6] Telea, A.: An Image Inpainting Technique Based on the Fast Marching Method, *Journal of Graphics Tools*, Vol. 9, No. 1, pp. 23–34 (2004).
- [7] USHIO, T., SASASHIGE, K., KUBOTA, T., SHIGE, S., OKAMOTO, K., AONASHI, K., INOUE, T., TAKAHASHI, N., IGUCHI, T., KACHI, M., OKI, R., MORIMOTO, T. and KAWASAKI, Z.-I.: A Kalman Filter Approach to the Global Satellite Mapping of Precipitation (GSMaP) from Combined Passive Microwave and Infrared Radiometric Data, *Journal of the Meteorological Society of Japan. Ser. II*, Vol. 87A, pp. 137–151 (2009).
- [8] Yang, Z., Bai, X., Ma, G., Zhang, P., Yan, Y. and Zhou, C.: Microwave water vapor atmospheric motion vectors retrieval from polar-orbiting satellites, *Remote Sensing of Environment*, Vol. 330, p. 114983 (2025).
- [9] 船富卓哉, 山田重人, 藤村友貴, 櫛田貴弘, 向川康博: 幾何変換のスパース回帰による変形場の表現, 研究報告コンピュータグラフィックスとビジュアル情報学 (CG) 2021-CG-184(21), 情報処理学会 (2021).