

## 時系列情報を用いた雲分類

池田 広志<sup>†</sup> 中村 真吾<sup>†</sup> 橋本 周司<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 早稲田大学大学院理工学研究科物理学及応用物理学専攻

### 1 はじめに

衛星画像中の雲を特徴的な情報を持つ雲型に分類することは、気象状態を大域的に理解する上で大変重要である [1]。本研究では、時間的に連続した衛星画像（可視および赤外画像）を用いて、雲の時系列性を考慮した雲分類手法を提案する。従来手法では、注目している時刻における空間的特徴量と雲の速度のみを用いて分類を行うのに対し、提案手法では過去に分類した雲型情報を併用して雲型の分類を行う。実験では、本手法を実際の衛星画像に適用し、過去の雲型情報を用いることで雲型の識別率が向上することが確認できた。

### 2 提案手法

本手法では、気象衛星から異なる周波数帯で撮影された可視画像と赤外画像（図 1）を用いて、画像内の全ての雲を積乱雲 (Cb)，上層雲 (Ci)，雄大積雲 (Cg)，中層雲 (Cm)，積雲 (Cu)，霧・層雲 (St) の 6 種類のいずれかに分類することを目的とする。本手法ではまず、可視画像と赤外画像の輝度値を用いて分類する。一意に分類できなかった雲に関しては、特徴ベクトルを用いて求めた雲型情報と、過去の雲型情報と雲の動きを基に求めた雲型情報をあわせて最終的に 6 種類の雲型に分類する。以下に、雲の動きと雲分類の詳細について述べる。

#### 2.1 雲の動き

一般に、雲の動きは正規化相関法を用いて求められるが、雲の表面形状が時間変化するため正確な動きが得られない雲も存在する。そこで本手法では、時間及び空間に関する整合性を考慮して各画素での雲の動きを求める。以下、時刻  $t$  と  $t \pm 1$  から正規化相関法で求めた 1 ステップの雲の移動量を  $\vec{v}_{\pm}$  とする。短時間における雲の速度変化は比較的小さいため、 $\vec{v}_{+}$  と  $\vec{v}_{-}$  のなす角  $\Delta\theta_t$  と速度差  $\Delta v_t$  が適当な閾値  $T_{\theta}^{(t)}$ 、 $T_v^{(t)}$  より大きい場合、求めた動き  $\vec{v}_{+}$ 、 $\vec{v}_{-}$  の時間的な信頼度は低いと考えられる。また、一定領域内ではほぼ同方向、同強度の風が流れているため、近傍領域  $N_s$  内の各  $\vec{v}_{\pm}$  のなす角の平均  $\Delta\theta_s$  と速度差の平均  $\Delta v_s$  が適当な閾値  $T_{\theta}^{(s)}$ 、 $T_v^{(s)}$  より小さい場合、求めた  $\vec{v}_{+}$  の

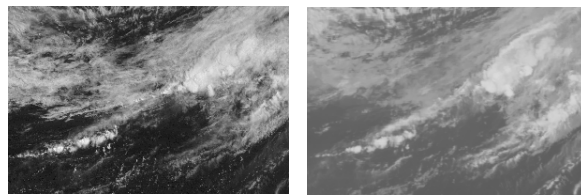


図 1: 衛星画像（左：可視画像，右：赤外画像）

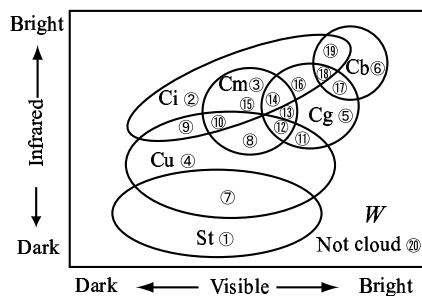


図 2: 輝度値と雲型の関係。

空間的な信頼度は高いと考えられる。ただし、小さな雲では空間的な信頼度が低くなりやすいため、空間的整合性よりも時間的整合性を優先し、時間、空間ともに整合性がない場合は、誤識別につながると考え未知とする。以上より、時間的整合性と空間的整合性を考慮した雲の移動量  $\vec{v}$  を式 (1) で求める。

$$\vec{v} = \begin{cases} \frac{\vec{v}_{+} + \vec{v}_{-}}{2}, & \Delta\theta_t < T_{\theta}^{(t)} \cap \Delta v_t < T_v^{(t)} \\ \frac{1}{N} \sum_{\vec{v}_t \in N_s} \vec{v}_t, & \left( \Delta\theta_t < T_{\theta}^{(t)} \cap \Delta v_t < T_v^{(t)} \right) \\ & \cap \left( \Delta\theta_s < T_{\theta}^{(s)} \cap \Delta v_s < T_v^{(s)} \right) \\ unknown, & otherwise \end{cases} \quad (1)$$

#### 2.2 雲分類

図 2 に、可視画像と赤外画像の輝度値と雲型の一般的な関係を示す。複数の雲型が重なった領域  $V_j$  ( $j = 1, \dots, 13$ ) が存在し、輝度値のみでは目的のクラス  $U_i$  ( $i = 1, \dots, 6$ ) に分類することは出来ない。そこで本手法ではまず、実際の可視画像と赤外画像の輝度値と専門家の分類結果を基に輝度値と雲型の対応表を作り、その対応表を基に各画素を  $U_i$ 、 $V_j$ 、 $W$  の 20 のクラスに分類する。ただし  $W$  は雲でないクラスを表し、 $V_j$  に属する雲に関しては、特徴量から求めた雲型  $C_f$  と、過去の雲型情報から求めた雲型  $C_e$  をあわせて再度分類を行なう。詳細は以下に述べる。

##### 2.2.1 特徴による分類

特徴による分類では、 $V_j$  に属する全ての画素を特徴ベクトル  $\vec{F} = (f_1, f_2, f_3, f_4, f_5)$  を用いて分類する。

Cloud classification utilizing temporal context

<sup>†</sup> Hiroshi IKEDA(hiro@shalab.phys.waseda.ac.jp)

<sup>†</sup> Shingo NAKAMURA(shingo@shalab.phys.waseda.ac.jp)

<sup>†</sup> Shuji HASHIMOTO(shuji@waseda.jp)

Major in Pure and Applied Physics, Graduate school of Science and Engineering, Waseda University (†)

$f_1, f_2$  は可視画像と赤外画像の輝度値,  $f_3, f_4$  は可視画像と赤外画像の近傍領域内の輝度値の偏差,  $f_5$  は雲の速さとした。ただし, 雲の動きが未知の雲に対しては  $f_5$  を除いた 4 つの特徴量で分類する。雲分類にはベイズ決定方式を用い, 位置  $\vec{r}$  での雲型  $C_f(\vec{r})$  は  $U_i$  の中で最大の事後確率を与える雲型となる [2]。

$$C_f(\vec{r}) = \arg \max_{U_i} P(U_i | \vec{F}, V_j) \quad (2)$$

### 2.2.2 予測による分類

連続する衛星画像間には強い相関があることに着目し, 雲型の遷移と雲の移動に関して二つの仮定をする。第一は, 時間が経過しても各雲の雲型は変化しないこと。第二は, 時刻  $t$  の各雲は, 時刻  $t-1$  のいずれかの雲が移動することとした。ただし, 雲の移動には 2.1 で求めた  $\vec{v}$  を用い,  $C_t$  を時刻  $t$  での雲型とすると, 位置  $\vec{r}$  での予測による雲型  $C_e(\vec{r})$  は式 (3) となる。

$$C_e(\vec{r}) = C_{t-1}(\vec{r} - \vec{v}_c) \quad (3)$$

ただし,  $\vec{v}$  が未知の雲の雲型  $C_e$  は未知とする。

### 2.2.3 総合的な分類

過去の雲型情報から求めた雲型  $C_e$  に比べ, 注目時刻での特徴量から求めた雲型  $C_f$  の方が, より正確な情報を持つと考えられる。しかし, 事後確率  $P(U_i = C_f(\vec{r}) | \vec{F}, V_j)$  が低い場合は  $C_f$  の信頼度は低いと考えられるため, 事後確率が適当な閾値  $T_p$  以下の場合は  $C_e$  を用い, 閾値  $T_p$  以上の場合は  $C_f$  を用いる。ただし,  $C_e$  が未知の画素に対しては  $C_f$  を用い, 位置  $\vec{r}$  での雲型  $C_c$  は次式より求まる。

$$C_c(\vec{r}) = \begin{cases} C_e(\vec{r}), & P(U_i = C_f(\vec{r}) | \vec{F}, V_j) < T_p \\ C_f(\vec{r}), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

## 3 実験

実験には, 気象衛星 GMS-5 より撮影された可視画像と赤外画像\* (日本を中心に  $500 \times 500$  [pixels], 空間解像度  $5\text{km/pixel}$ ) から, 雲型の分布が異なる 1999 年 6, 7 月の 21:00UTC-1:00UTC の連続画像を用いた。閾値は経験的に定め ( $T_\theta^{(t)}$ :  $40[\text{deg}]$ ,  $T_v^{(t)}$ : 3 pixel,  $T_\theta^{(s)}$ :  $25[\text{deg}]$ ,  $T_v^{(s)}$ : 2 pixel,  $N_s$ :  $5 \times 5$  pixels) とした。また, 正解とする分類結果は, 専門家の分類結果を基に作成した。

図 3 に典型的な分類結果を示す。提案手法により, 画像中左にある  $C_m$  領域が改善されたことが見て取れる。図 4 に閾値  $T_p$  を変化させた時の, 異なる時刻か

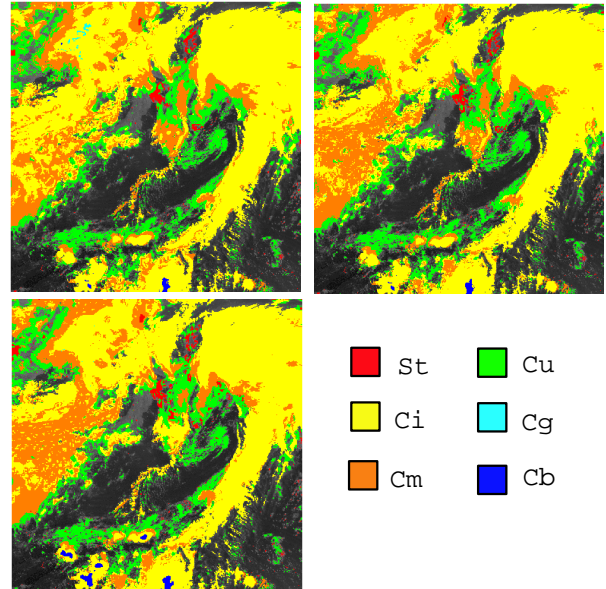


図 3: 実験結果. (左上:  $T_p = 0$ , 右上:  $T_p = 0.9$ , 左下: 専門家.)

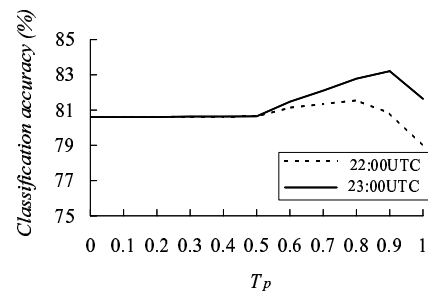


図 4: 0:00UTC での平均識別率.

ら開始した平均識別率を示す。23:00UTC から分類した時は,  $T_p = 0.9$  で平均識別率が 80.6% から 83.2% になり, 22:00UTC から分類した時は,  $T_p = 0.8$  で平均識別率が 80.6% から 81.6% 上がった。

## 4 結論

本論文で, 雲の時系列性を考慮した雲分類を提案し, 衛星画像に対して適応しその有効性を確かめた。実験により, 過去の雲型情報を用いることで分類精度が上がることを示した。今後は, 雲型の変化や発散・消滅を考慮した分類を行いたい。また, 水蒸気画像の利用についても検討している。

## 参考文献

- [1] B. Tian, et al, Temporal updating scheme for probabilistic neural network with application to satellite cloud classification, IEEE Trans. Neural Networks, vol. 11, pp. 903-920, July 2000.
- [2] H. Ikeda, M. Matsumoto, S. Hashimoto, Cloud classification of satellite image performed in two stages, In Proc. of Electronic Imaging 2007, Jan. 28 - Feb. 1, 2007. (Accepted for publication)

\* 画像は高知大学気象情報頁 (<http://weather.is.kochi-u.ac.jp/>) による。