

領域の分割・併合に関する一手法

1K-10

ニューラルネットワークによる領域併合判定

安東孝信 賀川経夫 大城英裕 遠藤勉

大分大学工学部

1 はじめに

領域分割はシステムに取り込んだ画像に対する最初の処理となるため、後の認識・理解過程において利用されるような領域特有の知識を用いることは難しいと考えられる。そのため屋外の自然画像のような雑音の多い画像を対象とした場合、通常の分割アルゴリズムを用いると、実際には一つとみなしてもらいたい領域が多数の小領域に分割されてしまう。これらの小領域はその後の処理にとって障害となる。

領域分割に伴うこのような問題を解決する一手法としてニューラルネットワークの有効性が知られている。本論文では、ニューラルネットワークを用いた小領域を残さない領域分割法を提案する。また、自然画像を用いた実験によってその効果を確認する。なお実験には赤(R)、緑(G)、青(B)と双六角錐モデルにもとづいた明度(I)、色相(H)、彩度(S)の各画像を用いている。

2 ニューラルネットワーク

2.1 ネットワークの働き・構成

本手法では、誤差逆伝播学習を行う三層階層型ニューラルネットワークを用いる。ネットワークは隣接する2領域間の特徴量の差など(後述)を入力とし、その出力を併合判定に使用する。

ネットワークは次のような構成にした。入力層は入力される特徴の数、中間層は実験的に10個、出力層は併合の判定値を表すため1個とした。

2.2 ネットワークの学習実験方法

ここでは一巡目用ネットワークの学習方法を例にあげて説明する。

1. スキャナによりカラーの自然画像(256×256)を取り込み(図1)、その画像から学習用画像(64×64)を取り出す。(図2)



図1. 実験用画像



図2. 学習用画像

Region Spritting and Merging using Neural Network
Takanobu ANDO, Tsuneo KAGAWA,
Hidehiro OHKI and Tsutomu ENDO
Oita University
Dannoharu 700, Oita 870-11, Japan

2. 学習用画像に対し、平滑化を行った後、隣接画素間の濃度差が閾値以下であれば併合をする領域併合型の領域分割を施す。ここでは濃度差としてR,G,Bを基にした次式のようなユークリッド距離を用いた。

$$euclid\ dist. = \sqrt{(r_1 - r_2)^2 + (g_1 - g_2)^2 + (b_1 - b_2)^2}$$

3. 隣接領域対ごとに目標出力(併合するか否かを示す)を用意する。
4. 以下の特徴量を用いて学習用パターンを作成する。なお、ニューラルネットワークの制約から、各入力値は[0,1]に正規化される。

- 隣接領域間の各平均濃度の差 d
R, G, B, Iの濃度差

$$d = |\bar{a}_i - \bar{a}_j| / T_1$$

ここで、平均濃度 $\bar{a} = \sum x / S$, x は各画素の濃度値, S は面積値, i, j はラベルを表す添え字, T_1 は正規化のための定数を表す。

H-Sの濃度差

$$d = \sqrt{s_1^2 + s_2^2 + 2s_1s_2 \cos \theta} / T_2$$

$$\theta = |h_1 - h_2| \times \pi / T_3$$

ここで、 s_i, h_i はそれぞれラベル i の彩度と色相値, π は円周率, T_1, T_2 は正規化のための定数を表す。

- 隣接数 r
 $r = n / l$
ここで、 n は2領域間で隣接している画素の組の数, l は小さい方の領域の周囲長を表す。

- 隣接領域間のテクスチャ量の差 d_{tzt}
(併合・分割の二巡目以降に使用)

$$d_{tzt} = |t_i - t_j| / T_4$$

ここで、テクスチャ量(分散) $t = \sum (x - \bar{a})^2 / S$, x は各濃度値, \bar{a} はその領域の平均濃度。ただし、H-Sは上記の濃度差の式を用いて計算する。なお、本実験では、 $T_1 = T_2 = 100$, $T_3 = 127$, $T_4 = 1000$ とした。

5. 誤差逆伝播学習則にしたがってネットワークの学習を行う。

2.3 学習の結果

一巡目のネットワークの学習成功率は97%、二巡目のネットワークの学習成功率は100%であった。

3 処理の流れ

ニューラルネットワークの性質としてある程度の補間ができるが、その補間に失敗することもまた多いことが知られている。そのため、自然画像等の雑音の多い画像では1度の併合ステップでは必ずしもうまく行くとは限らない[1]。そこでこの弱点を補うため、本手法では特に次の2点に工夫を凝らした。第一は処理を併合ステップと分割ステップに分け、それらを交互に行うことである。ただし、ネットワークの学習の手間を省くため、両

方のステップの組で同一のネットワークを用いるようにしてある。第二は対象となる領域の面積に応じてネットワークの出力に重みを負することである。これにより一巡目の併合・分割処理で大部分の小領域がなくなってしまうため、二巡目以降の処理の特徴量としてテクスチャ性も用いることができる。なお、対象とするのは図1に対してネットワークの学習の2.の領域分割を行った後の画像(256×256)である(図3)。以下に各ステップの流れを説明する。

3.1 併合ステップ

大きな領域から順に注目していく。併合判定はすべてニューラルネットワークを用いて行う。ここではその出力値のことを併合性と呼ぶ。

1. 注目する領域とそれが隣接する領域に対してその併合性を得る。
2. 小さな領域を併合しやすくするため、併合性に次のような重み w を掛けて併合判定を行う。

$$w = \frac{1}{1 + \exp \frac{a-x}{b}}$$

ここで、 x は小さい方の領域の面積、 a, b は任意の定数である。本実験では $a = 20, b = 1$ とした。

3. 競合(一つの領域を他の二つの領域で取り合うこと)判定を行う。

判定方法: 領域 a と b が c を取り合ったと仮定すると、

- $C_{a+c,b} > C_{b+c,a} \rightarrow a$ と c を併合
- $C_{b+c,a} > C_{a+c,b} \rightarrow b$ と c を併合
- $C_{a+c,b} = C_{b+c,a} < T_5 \rightarrow a, b, c$ すべてを併合
- 上記以外 \rightarrow 隣接数の多い方と併合
- さらに隣接数が等しい場合 \rightarrow 面積の大きい方と併合
- それ以外 \rightarrow すべての領域を分離

ただし、 $C_{x,y}$ は領域 x と y の併合性、 $x+y$ は領域 x と y をあわせた領域を表す。 T_5 は定数で 0.5 とした。

4. 上記 1. ~ 3. を領域の変化がなくなるまで繰り返す。図3に対する一回目の併合結果を図4に示す。

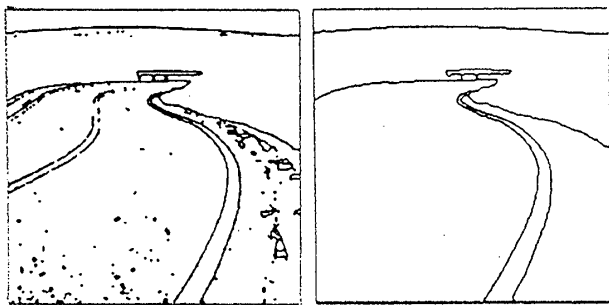


図2. 通常の領域分割

図4. 最初の併合ステップ後

3.2 分割ステップ

この処理は併合ステップ後の各領域毎に個別に行われる。一例として図4の道路の部分に対する領域の処理を示しながら説明する。

1. 注目する領域の明度に関するヒストグラム(図5)を作成し、その平均値 \bar{x} と標準偏差 σ を用いて、

$$i < \bar{x} - \sigma \text{ or } \bar{x} + \sigma < i$$

となる明度 i をもつ領域を異常領域として抽出する。

2. 抽出された異常領域に対し領域分割を行う。
3. この異常領域を注目した領域と重ね合わせ(図6)、この領域に対して、併合ステップと同様の処理を行う。その結果は図7のようになる。

3.3 二巡目以降の処理

基本的には 3.1, 3.2 の処理を繰り返す。唯一異なる点として、ネットワークの入力にテクスチャ性を加えることである。図3に対する最終結果を図8に示す。



図3. 道のヒストグラム

図6. 異常領域

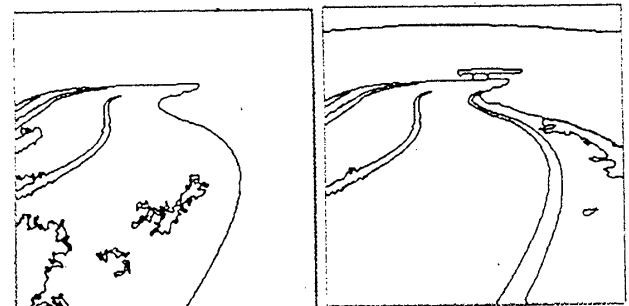


図4. 併合ステップ後

図8. 最終結果

4 検討・考察・今後の課題

図5. に示される結果は併合 - 分割 - 併合の計3ステップ後の結果である。その一部をネットワークの学習に用いているものの、ネットワークが完全に学習には成功しなかったことも考慮にいと、かなり良好な結果が得られたと考えられる。また全く異なった画像(例えば、屋内画像など)に対しても、良好な結果が得られているが、完全に理想的な結果を得るには至っていない。しかし、この点についてはニューラルネットワークに理想的な結果を追加学習する事によってある程度克服できるものと考えている。

残された課題は、まず分割ステップを適用する領域の選定と全処理の最終終了判定である。この作業を現在では手作業で行っているが、最終的にはその領域やそれに含まれる異常領域の面積などから自動的に選定できるようにしたい。次に、競合処理についても現在の逐次的手法ではなく、焼き鈍しなどを使った並列的手法の使用も考えたい。また二巡目以降のネットワークについては学習データが少ないため、その補間能力が弱い。領域分割の精度を上げるためには特に二巡目以降のネットワークの追加学習を行う必要がある。

参考文献

- [1] 安東, 賀川, 大城, 遠藤: ニューラルネットワークにより併合判定を行う領域分割法, 第45回情報処理学会全国大会講演論文集, 1J-2(1992)