

3 値輪郭特徴を用いた画像のクラス分け手法

3L-8

鷲見 和彦, 橋本 学, 泉井 良夫
三菱電機 産業システム研究所

1 はじめに

画像による点検・検査・分類などに応用できるクラス分け手法を開発した。このクラス分け手法は多重解像度ラプラシアン・ガウシアンで処理した入力画像を正負に対称な閾値で処理して得られる3値画像を中間表現として用い、3値画像の局所的な特徴を自己相関に基づくテンプレートで抽出し、その発生頻度をGRBFクラスタリングへの入力ベクトルとしたものである。3値輪郭の表現が多階調のシーンを表現する能力が高いことと、従来の2値画像処理で用いられてきた認識手法を拡張して応用できることは文献[1][2]で紹介した。この時点でのアルゴリズムは、文献[3]に記載された2値画像に対する局所自己相関に基づくマスク型特徴抽出および特徴のヒストグラムを入力とする重回帰分析による線形判別を3値画像に適用できるように拡張したものであった。そのため局所特徴ヒストグラムの特徴空間が線形分離可能な事例にしか適用できなかつた。我々は特徴空間を非線形にクラス分けする手法としてGRBF(Generalized Radial Basis Function)を応用したクラスタリングを導入し、認識能力の向上を計った。GRBFの画像の認識への応用に関しては文献[4]ですでに紹介されているが、我々は最近傍のGRBFのみを考慮することで簡略化を計っている。

2 アルゴリズムの概要

この画像のクラス分けアルゴリズムは、3値輪郭中間表現を生成する前処理部、中間表現画像に対して局所的な特徴パターンとの照合を行ない、ある部分領域内での特徴パターンの出現回数を要素とする特徴空間で画像の特徴を記述する特徴抽出部、および個々の例題について教師つき学習を行なって特徴空間を複数のクラスタに分割し、新しい入力に対してその特徴ベクトルがどのクラスタに属するかを判定するパターン認識部とで構成される。この様子を図1に示す。前処理部では式1の様に、入力画像 I に Laplacian-Gaussian ($\nabla^2 G$) などの空間的バンドパスフィルタを作用させた後に出力のヒストグラムから $\pm\delta$ なる閾値を決定し、それに基づいて3値化をおこ

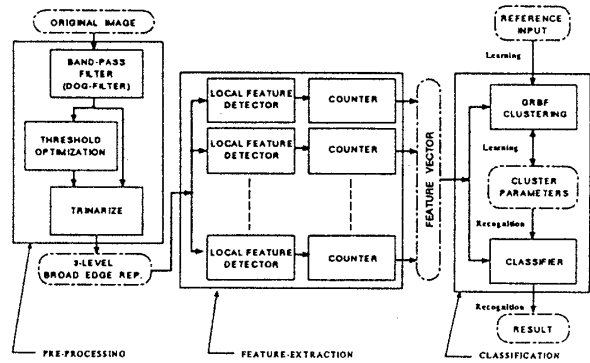


図1: 3値輪郭表現とGRBFクラスタリングによる画像認識システムの構成

なう。

$$f(I) = \begin{cases} 1 & \text{if } \nabla^2 G * I > \delta \\ -1 & \text{if } \nabla^2 G * I < -\delta \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (1)$$

特徴抽出部では自己相関に基づいた3値局所テンプレート ([1][2]に記載) を作用させ、その出力をカウントして N -次元の特徴ベクトル $\vec{f}(i)$ を得る (i は画像の番号)。パターン認識部では $\vec{f}(i)$ から次のような手順で N 個の学習データについてクラスタ ($C(g) = (c(g, 0), c(g, 1), \dots)$) の生成を行なう。 g はクラスタ番号で教師として入力されるクラス番号と同じである。 h はクラスタを構成する超球の番号である。

1. 入力ベクトル $\vec{f}(i)$ を特徴空間内にプロットする。
2. いくつかの初期点群をもとに1個の超球で構成される初期クラスタを生成し、表現パラメータとして、中心位置 $\vec{r}(g, h_0)$ と標準偏差 $\sigma(g, h_0)$ を記憶する。
3. 新しい特徴ベクトルと教師入力が入力されたら、該当クラスタに既に登録されている全ての超球の中心との距離を調べ最小値を求めると、もし、 $\min(\|\vec{f}(i) - \vec{r}(g, h)\|) < T_{learn} \cdot \sigma(g, h)$ ならば、 $\vec{f}(i)$ を超球 $c(g, h)_{min}$ に含めて $\vec{r}(g, h)_{min}$ と $\sigma(g, h)_{min}$ を更新し、そうでなければ、ベクトル $\vec{f}(i)$ を中心とした超球を新規生成する。
4. 以上の操作を、全ての入力画像 $i (i = 1, 2, \dots, M)$ に対しておこなう。(図2参照)
5. 全クラスタの表現パラメータを学習データとする。

⁰Image classification using three-level edge representation
Kazuhiko SUMI, Manabu HASHIMOTO, and Yoshio IZUI
Industrial Electronics and Systems Laboratory, Mitsubishi Electric,
8-1-1 Tsukaguchi-Honmachi, 661 JAPAN

ここで、 T_{learn} は学習のためのしきい値で、例えば 3.0 である。また、超球の半径に相当する標準偏差 $\sigma(g, h)$ は、 N_f 次元特徴空間における分散共分散行列の要素の中から、対角成分の最大値を取り出して使用した。認識時に

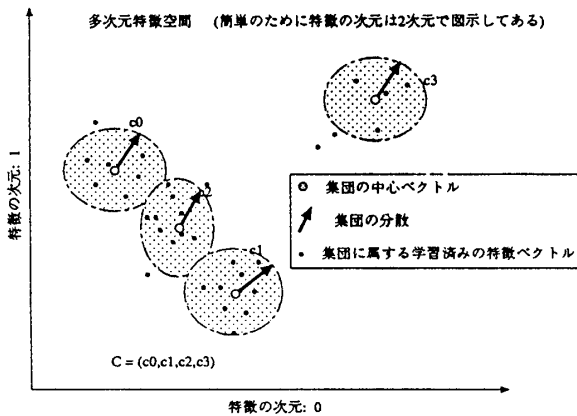


図 2: GRBF クラスタリングの特徴空間

は、新しい入力画像に関して、前処理/特徴抽出ともに学習時と同一の処理を行ない、クラスの番号 g に無関係に距離を評価し、最も近接した超球 $c(g, h)$ が含まれるクラスターの番号 g を認識結果として出力する。

3 適用例

この方式により従来解決できなかった問題が解決されるような事例について説明する。図 3 に示された情景は屋外の情景であり、画像左下に普段は存在しない飛来物が写っている。この例に上記のアルゴリズムを適用し学習を行なうと、特徴空間に複数のクラスターが形成され、線形の判別関数では正常画像とそれ以外とをクラス分けすることが出来ない。このアルゴリズムを適用すれば図?? の様に異常部分だけを取り出すことが出来る。実際の実験に当たっては、画像を 64×64 画素の部分領域にブロック分割し、ブロック毎に特徴を学習/認識させている。また認識するクラスは 2 種類で正常な情景とそれ以外 (異常) として、複数の天候条件の元で撮影された画像を学習させた。現在のところ正当率は画像単位で 80%、ブロック単位で 96% である。

4 まとめ

3 値輪郭表現と GRBF クラスタリングの組合せにより、従来の 2 値画像の自己相関に基づいた画像認識システムより扱える画像の濃淡レベルおよび形状の複雑さの 2 点において改善が見られることを報告した。今後はより多くの事例に即した実験を通じて、この手法の能力を評価/改良して実用化につなげたい。

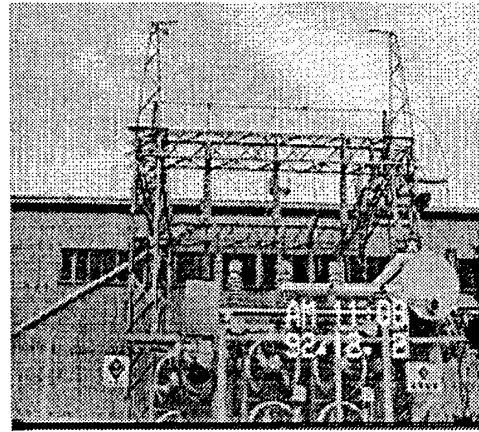


図 3: 適用例の原画像 - 屋外の情景 (512×480 画素) - 画像左下に飛来物が見える

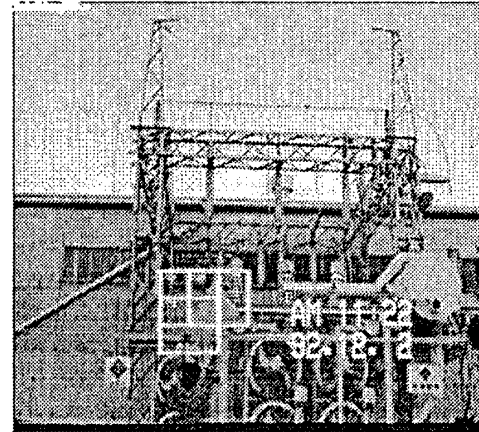


図 4: 実験例の認識結果
白枠で囲まれた領域が異常と判断された

参考文献

- [1] 鷺見, 橋本, “3 値化 BLOB をベースにした工業用シーン認識アルゴリズム”, 情報処理学会画像認識と理解シンポジウム, MIRU-'92, 1992
- [2] 鷺見, 橋本, “3 値化 BLOB をベースにした工業用シーン認識アルゴリズム”, 情報処理学会論文誌, vol.34, no.10, 1993 (掲載予定)
- [3] 大津, “適応学習型汎用画像計測認識システム”, 映像情報, vol.21, 1989
- [4] S.Edelman and T.Possio, “Bringing the grandmother back into the picture: a memory-based view of object recognition”, MIT AI Lab. Memo, No.1181, 1990