

局所的特徴分布の多重構造に基づく領域的構造認識へのアプローチ

1 J-3

畠山 康博 嘉数 侑昇
北海道大学 工学部

1. はじめに

画像認識・理解へのアプローチとして部分的特徴の全体的位置・接続関係に基づく認識機構は基本的である。一方、自然・医用画像に見られる領域的特徴からなる全体的な領域的構造の認識はセグメンテーションなどの手法に基づいて行なわれている。

本研究では、領域的構造をもつ画像を対象とし、局所の特徴の分布パターンに基づいた認識機構の構築を試みる。ひとつの領域はその特徴量と形状によって表されるがここでは、特徴量ごとに分解された画素集合をその分布構造を表現する空間に写像することで特徴分布を得て、それらの多重構造によって領域的構造を認識する。また、本手法の頭部X線CT画像の認識への適用を試みる。

2. 局所の特徴と領域

ここで対象としている画像は、複数の領域から構成される画像である。領域は領域的特徴としてひとつのかたまりを画像上でなすものであり、多くの場合にはその境界は不明瞭なものであったり、非常に複雑なものであったりする。このような領域をとりだすために、局所の特徴に基づいた画素の分類を行なうところから本手法はじまる。さまざまな特徴による画素の属性付けから画像を認識する方法の有効性は高い[SAONO90]。

2.1. 領域的特徴

以下では、領域的構造認識機構の適用を行なう頭部X線CT画像に基づいて議論を進めていく。頭部CT画像は領域的構造を有する典型的なものである。基本的にはCT値の局所的な特徴により領域分割できるが、その境界は明らかなものではなく、解剖学的領域の個々の切り出しを行なう過程の中に多くの問題を含んできてしまう。むしろ問題は大局的な領域的構造を明らかにすることにある[HATA92]。

2.2. 局所の特徴の抽出

いま、画像上のCT値を $I(x)$, $x \in X \subset R^2$ とする。このとき画像全体は $I(X)$ で表すことができる。 X 上のある局所領域 ϵ に関する処理を f_ϵ とすると、 $x \in X$ における局所的な特徴量は $f_\epsilon(x)$ によって得られる。すなわち、

$$f_\epsilon: I(X) \rightarrow f_\epsilon(X), \quad \dots (1)$$

となり、 f_ϵ をフィルタとした変換画像 $f_\epsilon(X)$ が得られる。さらに、局所処理の集まりは以下のように表すことができる。

$$f_\epsilon = (f_\epsilon^1, f_\epsilon^2, \dots, f_\epsilon^n). \quad \dots (2)$$

ここで n は自然数である。

2.3. 分割

領域的特徴の構造とは局所の特徴の分布パターンである。そこでまず、同じような局所の特徴を有する画素についてその分布の状態を表現することを考える。2つの画素 $x, y \in X$ の距離を(3)式で定義する。

$$\delta(x, y) = \left\{ \sum_{k=1}^n (f_\epsilon^k(x) - f_\epsilon^k(y))^2 \right\}^{1/2} \quad \dots (3)$$

この距離に基づいた $x \in X$ に関する分類の方法はクラスタリング手法としてさまざま考えられるがここでは簡単に以下の式で画像分割を行なうものとする。

$$V(x) = \{y; y \in X, \delta(x, y) > \theta\}, x \in X \quad \dots (4)$$

ここで θ はしきい値である。

本手法では、この $V(x)$ のパターンの特徴に着目し、 $V(x)$ から得られる情報を領域的構造として画像認識へ結び付けていく。つまり、この段階ではまだ個々の領域をとらえて識別してはならず、類似する局所の特徴からなる領域をとりだしていることになる。

3. 領域的構造

頭部X線CT画像の読影では各領域の大きさと位置関係がポイントとなる。画像では頭部の位置、頭部形状の個人差を吸収する方法として、 $V(x)$ の画素座標を脳実質部の重心座標を中心とした距離と角度の r - ϕ 空間へ写像する[WECH88]。すなわち、重心からの $x \in V(x)$ のベクトルはその大きさと方向で表現されることになる。このときベクトルの大きさは重心から $x \in V(x)$ を通って頭蓋部分にいたる距離を x に対する単位距離とし r をの大きさを表す。また方向は垂直下向きへのベクトルを基準として反時計まわりの角度で表すものとする。これを図1に示す。

以上より、 $V(x)$ の中で各画素は以下のような空間中の特徴を持つこととなる。

$$x = (r, \phi) \quad \dots (5)$$

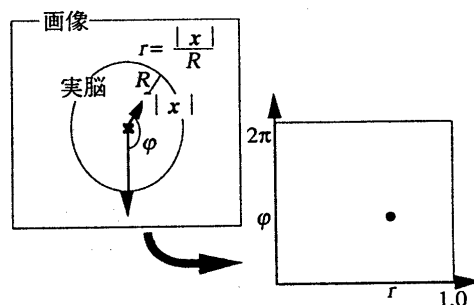


図1. r - ϕ 空間への変換。

4. 連想記憶による認識

頭部X線CT画像において $V(x)$ の分布は解剖学的知識の下で領域が切り出される。本手法ではまず第一に、 r, ϕ のパラメータ空間において画素と解剖学的領域と対応づけを行なう。そして、分割された画像の各々の領域的構造の統合を行なうことでその多重構造を求めて画像全体の領域的構造を明らかにしていく。個々の領域的構造 $V(x)$ に対する認識機構として自己組織化能力を有するニューラルネットワークの適用を試みる。この過程では、テンプレートの獲得、疾患・異常特徴の学習、領域の対応付け、病巣部の特徴検出が課題となる。

図3は頭部X線CT画像の分割で低輝度を示す部分の $r-\phi$ 空間への変換を示している。ここでは、これを学習によって得られたテンプレートと仮定し部分画像における領域的構造の認識について述べる。

対象画像を図4に示すものとし、テンプレートとの領域対応の過程における差分領域を図5に示す。ここではテンプレートの画素特徴に対して特徴上の距離がしきい値内で反応する対象画像の画素を求めている。この対象画像では脳の萎縮とそれによる脳溝の広がりが見られる。図5において白い部分はテンプレートに対して照合の取れた領域であり、黒い部分は照合の取れなかった領域である。上記の二つの症状と一致する状態を示している。また、画像中頭部の位置ずれ、頭部形状のによらずにテンプレートによる画像の照合ができていく。

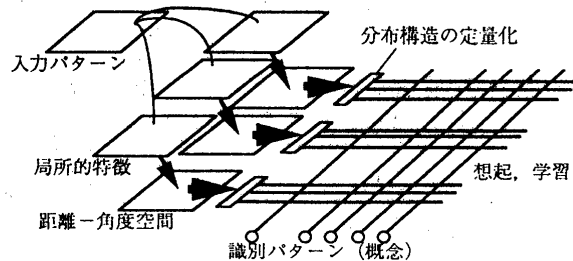


図2. 認識機構の概要。

5. おわりに

本研究では、自然・医用画像に見られる領域的構造をもつ画像を対象とし、局所的特徴の分布パターンに基づいた認識機構の構築を試みた。ひとつの領域はその特徴量と形状によって表されるがここでは、特徴量ごとに分割された画素集合の分布の特徴に着目している。この領域的構造は画素の極座標上での分布パターンで表現され、この認識のために自己組織化ニューラルネットワークの適用を行なっている。さらに、画像全体に対する認識では、各分割画像から得られる領域的構造を統合を行なっている。さらに、本手法の頭部X線CT画像の認識への適用を試みた。脳を構成する各組織は濃淡画像として領域的特徴を示し、脳全体の特徴はこれら複数の領域的特徴の分布によって特徴付けられることになる。ここでは、この大局的特徴である領域的構造をとらえる

ことで疾患についての情報を抽出することを試みた。

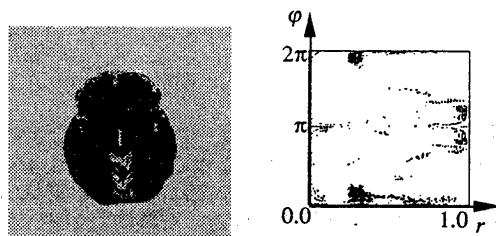


図3. $V(x)$ とその $r-\phi$ 空間への変換結果。

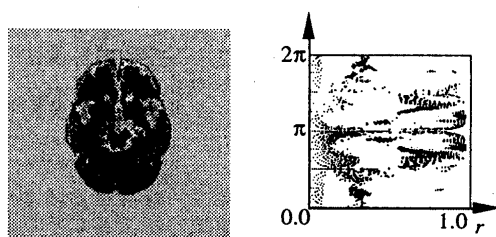


図4. 対象画像。

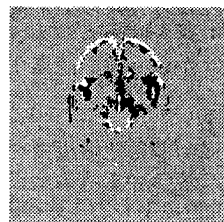


図5. テンプレートとの照合結果。

参考文献

- [HATA92] 島山, 嘉数: "ビジョンにおける領域認識問題へのアプローチ (局所的特徴の関係構造に基づいた認識)," ロボティクス・メカトロニクス講演会'92予稿集, Vol.B, pp.21-26 (1992).
- [SANO90] 佐野, 目黒, 石井: "多元セル特徴による濃淡画像認識," 信学論, Vol.J73-D-II, No.7, pp.961-972 (1990).
- [WECH88] WECHSLER, H., ZIMMERMAN, G. L.: "2-D Invariant Object Recognition Using Distributed Associative Memory," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.10, No.6, pp.811-821 (1988).