

DP と NN によるハイブリッド型認識機構による ベクトル図形の理解*

3R-4

青山典幸 青村茂 見崎大悟†
東京都立大学工学研究科‡

1. はじめに

ベクトルデータは形状表現の一手段として広く用いられており、現在までに多くのデータが蓄積されてきた。これらの蓄積されたデータを有効活用するためには、所望のデータを迅速かつ確実に検索する手法が必要であり、ベクトルデータから図形の類似の計算やクラスタリングのための特徴抽出の手法が研究されている。これらの多くの研究では、あらかじめ大局的な類似性に基づいて分類された比較的類似度の高い形状データ群から対象のデータを見出す手法に着目している。しかし昨今、データベースは巨大化および多様化しており、データベースに登録されているすべての情報から、階層的に大局的な類似性に基づいた分類と局所的な類似性に基づいた分類を一貫して扱うシステムが望まれている。

本研究では、多角形状を基にして、大局的な特徴による分類(大分類)と局所的な特徴による分類(小分類)を行うために、動的計画法(Dynamic Programming, DP)によるマッチングとニューラルネットワーク(Neural Network, NN)を用いたハイブリッド型の認識機構の提案と検証をおこなう。

2. ハイブリッド型認識機構

2.1. 入力データ

初めに、前処理として入力画像 $I(x, y)$ の輪郭線を抽出し、今(2.1)式で示される多角形 P にてこれを近似する。この時、統一的な処理を行うために一定の数(50点)に頂点数を減少させる。ただし、形状の特徴は保持されなければならない。また、各線分は、方向 θ_i と長さ l_i の属性を持つ。

$$P = \{(\theta_i, l_i), i = 1, 2, \dots, 50\} \quad (2.1)$$

2.2. システム構造

本研究で提案するベクトル図形理解のためのシステムの概要は、図1に示されるように1つのセクタと N 個のフィードフォワード型 NN のサブシステムで構成される。

NN で構成する各サブシステムは、大局的な類似性に基づいて分類される一つのクラスを表している。各サブシステムにはそのクラスの代表形状の情報 Q_i が登録されている。セクタは入力 P と代表形状 $Q_i (i = 1, 2, \dots, N)$ の類似度を計算し、類似度の最も高い代表形状 Q_s の

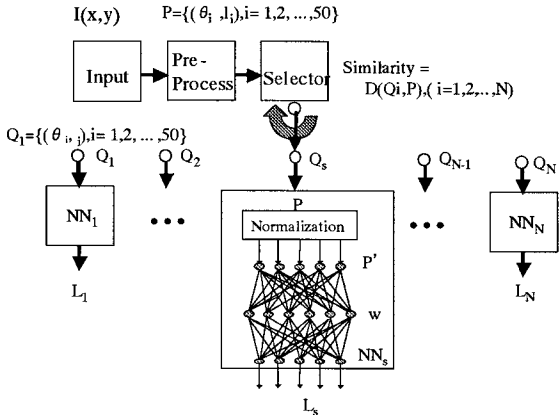


図1 ハイブリッド型認識機構

所属するサブシステム NN_s を選択する。大局的な類似性に基づいて入力 P の大分類を行うために、セクタは動的計画法を用いて実装される。

一方、 N 個の NN の各サブシステムでは、各クラスに属する形状を学習しており、局所的な類似性に基づいた小分類をおこなう。

2.3. DP マッチングを用いた大分類の決定

本研究で用いる DP は入力された図形を、(2.1)式に示されるように各線分の長さと角度を用いて、比較するベクトル図形間の対応関係を見出す[1]。この際、ベクトルの合成操作を用いることによって、ある程度柔軟なマッチングが可能である。そして、対応関係に基づいて、(2.2)式でベクトル図形間の類似度[2]を計算する。

$$D_{sim}^2(P, Q) = 1 - \frac{\|QP^T\|^2 + 2\det(QP^T)}{\|P\|^2\|Q\|^2} \quad (2.2)$$

ただし、 P, Q は形状を表す $2 \times n$ 行列である。

$$P = \begin{bmatrix} x_1 & \dots & x_i & \dots & x_n \\ y_1 & \dots & y_i & \dots & y_n \end{bmatrix} \quad Q = \begin{bmatrix} x'_1 & \dots & x'_i & \dots & x'_n \\ y'_1 & \dots & y'_i & \dots & y'_n \end{bmatrix}$$

2.4. NN 用いた小分類の決定

NN は(2.3)式で表されるバックプロパゲーション法を用いて学習する。ネットワークは入力層 32、中間層 20、出力層 10 個の 3 層のフィードフォワードニューラルネットワークから成る。

$$q_{li} = f \left(\sum_{j=1}^{m_{l-1}} w_{lij} q_{(l-1)j} + w_{li0} \right) \quad (2.3)$$

但し $f(X) = \frac{1}{1 + \exp(-X)}$

* The hybrid recognition architecture based on dynamic programming and neural network for understanding vectorial shape.

† Noriyuki Aoyama, Shigeru Aonura and Daigo Misaki

‡ Graduate School of Engineering, Tokyo Metropolitan University

NN への入力は (2. 1)式で示した線分と接続角度のデータである。局所的な形状の差異に対応できるように、[3]で提案された手法を修正した方法で入力データ P を正規化し P' とする。

$$P'(\theta', l') = \begin{cases} L_i' = l_i / \sum_{i=1}^n l_i \\ \theta_i' = 1/179 (180 - \theta_i) \end{cases} \quad (2.4)$$

3. ケーススタディ

3.1. 昆虫図鑑の検索

昆虫図鑑には様々な形状をした多数の標本が登録されており、近年は電子化がすすんでいる。形状情報はデータベースを検索するためのキーとして用いられる。ケーススタディとして、昆虫図鑑[4]から、あらかじめ十数種類約 200 題の昆虫の画像データを取り出し、DBに登録し、そのDBに対して、図1のシステムを用いて入力に対応する昆虫を、昆虫の外形状のみをキーとして検索が可能であるか、検証をおこなった。

3.2. 大分類

図2にセレクタを用いた昆虫の大分類の検索結果を示す。昆虫図鑑に登録される多くの画像は、昆虫を左右対称になるような方向から取られた2次元の形状である。このような場合は、図に示すように安定的に、入力に対する昆虫の種の選択が可能であった。一方、バッタのように対象となる画像が、胴体と足が重なりあって表示されるような場合は、輪郭形状だけでは、対象となる画像の情報を十分に表すことができないために、分類が困難であった。しかしながら、この点に関しては、バッタの代表形状をどのようにするのかの議論が必要である。

3.3. 小分類

表 1 に NN を用いた、昆虫図鑑の小分類(蝶の小分類)の結果を示す。学習は、あらかじめ前処理と輪郭線抽出した各昆虫の画像をサブシステム毎に、教師あり学習をおこなった。サブシステムの分類は、図鑑上の分類に準拠する。

本研究では、(2. 4)式を用いて特に局所的な形状の変動に対して反応を大きくするように特徴を設定しているために、サブシステムであらかじめ分類することによって、表 1 に示すように、昆虫図鑑のあるクラス内の対象(例えば、蝶であったら、モンシロ蝶、あげは蝶、etc.)の分類が可能であった。また入力にノイズがあった場合も、認識率は安定的であった。

4. まとめ

DP マッチングと NN による分類から構成されるハイブリット型認識機構を用いたベクトル図形の理解において、以下のような結論を得た。

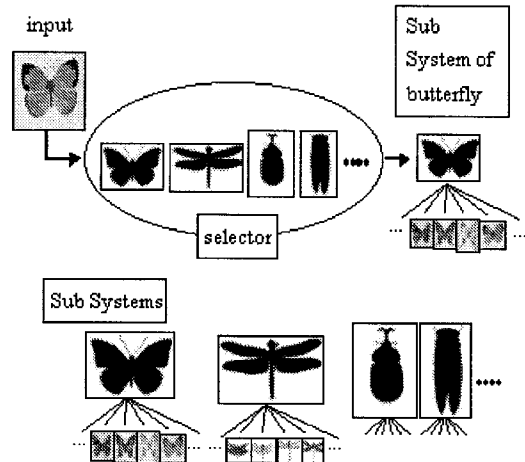


図2 電子昆虫図鑑の検索

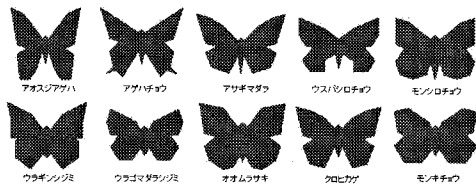


図3 様々の蝶の形状

表 1 実験結果 (蝶の認識)

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
アオスジアゲハ	982	11	0	0	0	3	19	2	0	0
アゲハ	0	980	0	0	0	0	0	24	11	13
アサギマダラ	0	0	904	0	19	0	6	85	1	0
ウスシロチョウ	0	0	14	970	0	0	14	0	16	0
ウラギンシジミ	0	0	30	13	971	26	2	0	0	0
ウラギンダラシジミ	6	0	0	0	24	983	0	0	2	31
オオムラサキ	17	4	16	8	13	0	973	0	2	6
クロヒカゲ	1	12	69	3	0	0	0	931	1	26
モンシロチョウ	0	12	1	16	0	0	5	0	390	0
モンキチョウ	3	0	0	0	0	22	0	21	6	988

- (1) ハイブリット型の認識構造により、NNあるいはDPを単独で用いたベクトル形状認識機構の問題点を改善した。
- (2) ベクトルで表現される形状を扱う際の正規化の重要性を示し、本研究で提案した正規化手法を用いることで要素数に依存しない柔軟な表現を可能にした。
- (3) 昆虫図鑑の分類問題を用いて手法の有効性を確認した。

参考文献

[1] Yoram, G. et al. *Flexible Syntactic Matching of Curves and Its Application to Automatic Hierarchical Classification of Silhouettes*, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence Vol.21 No. 12, 1999

[2] Michael, et al. *Similarity and Affine Invariant Distances Between 2D Point Sets*, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.17, No.8, pp.810-814, 1995

[3] Jose, A. et al. *A Structural model for shape recognition using neural nets*, Journal of Intelligent Manufacturing No.7,111, 1996

[4] 学研の図鑑 昆虫, 学習研究社, 1994