

文字／濃淡／網点画像の領域分割について

中村 和明 江 浩 山本 真司

4D-8

豊橋技術科学大学

1 目的

イメージ・スキャナから読み込まれるデータには、文字画像だけでなく写真のような濃淡画像や網点画像が混在しているものがある。しかし、このような混在画像に処理を施す場合、各々の画像の特性が異なるため、領域を事前に分割して適応的に切り替える必要がある。そこで我々は、このような文字／濃淡／網点混在画像の領域分割にニューラルネットワーク(N.N.)を用いることを考えた。

本研究では、5層砂時計型N.N.による特徴量の抽出と、3層N.N.による領域分割を組み合わせた方式を開発し、実験を行なったので報告する。

2 処理概要

画像を各種領域に分割する場合、それらを区別できるような特徴量を求め、その特徴量からN.N.などを用いた分割を行なうことが考えられている¹⁾。また、砂時計型N.N.を構成し、恒等写像の学習が終了した場合に、中間層のニューロンには、入力されたデータに関するある特徴量を取得することが報告されている²⁾。

そこで、我々は、この砂時計型N.N.の特徴量抽出能力に着目し、これを特徴量抽出に用いた。さらに、取得された特徴量を別のN.N.に入力し文字／濃淡／網点混在画像の領域分割を行なった。図1に、今回開発したシステムの処理フローを示す。図は縦系列に、それぞれ特徴量学習系、領域分割学習系、最終システム形態を示しており、点線は同一N.N.を転用することを意味する。

2.1 特徴抽出用N.N.

図2に本方式におけるN.N.の配置を示す。まず、ネットワークA,Bを持つ5層砂時計型N.N.を構成し、これに文字／濃淡(平坦部、エッジ部)／網点画像のデータをそれぞれ別のN.N.に与え、恒等写像を学習させる。この時、第3層にはそれぞれの画像らしさ(文字画像らしさ、濃淡画像らしさ、網点画像らしさ)を示す特徴量が取得される。この第1～3層(ネットワークA)を特徴抽出用N.N.として転用する。

2.2 領域分割用N.N.

次に、特徴抽出用N.N.により得られた特徴量をもとに、別の3層N.N.(ネットワークC)へ入力し、文字／濃淡(平坦、エッジ)／網点の判別を行なう。このネットワークCを、領域分割用N.N.とする。

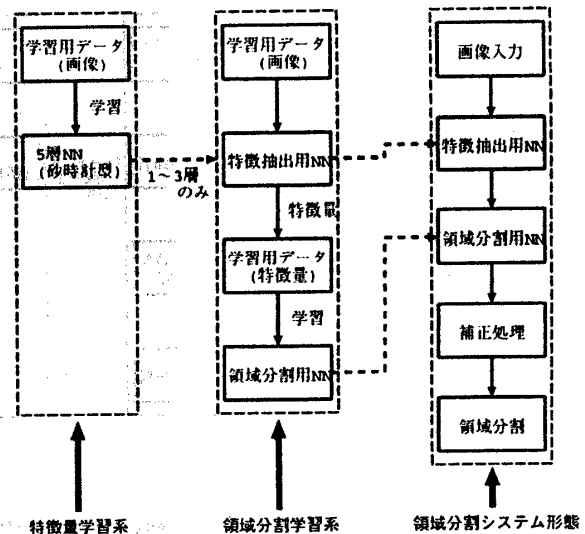


図1: 処理フロー

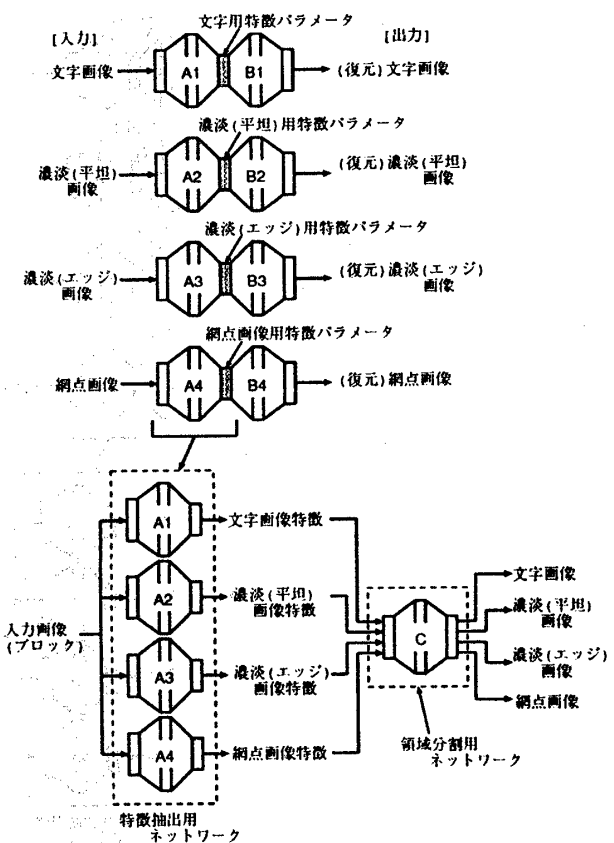


図2: 特徴量の抽出と領域分割

2.3 領域分割システム

入力画像の任意の1点において、その周辺の $n \times n$ 画素(実験では 8×8)をN.N.に入力し、中心の1

画素の領域判別を行なわせる。これを入力画像の全ての画素に対し、順次行なわせる方式とした。この結果、領域分割用 N.N. の出力だけでは細かな誤分割が存在してしまう。そこで、周辺の分割結果をもとに平滑化 (mathematical morphology における opening, closing 処理) を行ない、各領域での分割結果を補正することで、各々の領域を大きくし、誤分割の低減を行なう。

3 実験結果

実験に用いた N.N. の構成、および学習状況は以下の通り。

● 特徴抽出用 N.N.

- N.N. の構造: 64(8x8)-50-10-50-64
- 学習データ: 各種画像データからランダムに 2800 データをサンプリング
- 学習: 10000 回学習時で終了。その時の 1 パターン当たりの平均 2 乗誤差は、
 - * 濃淡 (平坦) 用 : 0.0094
 - * 濃淡 (エッジ) 用 : 0.0504
 - * 文字用 : 0.1392
 - * 網点用 : 0.1324

● 領域分割用 N.N.

- N.N. の構造: 40(10x4)-40-4
- 学習データ: 各種画像データからランダムに 1400 データ (計 5600 データ) をサンプリング
- 学習: 10000 回学習で終了。その時の 1 パターン当たりの平均 2 乗誤差 = 0.0363

図 3 に示す混在画像を入力した場合の、本方式の領域分割結果を図 4 に示す。なお、入力される混在画像中には、文字は 14, 10.5, 8 ポイントの 3 種類、網点は 65, 100, 133, 175 線の 4 種類が存在し、スキャナより解像度 400dpi で読み込んだものである。また出力画像の図 4 における分割結果は、つぎの 4 種類の領域に分けられている。

- 白 → 濃淡 (平坦) 領域
- 灰 (明) → 濃淡 (エッジ) 領域
- 灰 (暗) → 文字領域
- 黒 → 網点領域

領域分割結果画像から、本方式では、濃淡画像中において文字画像や網点画像と誤分割している部分が少し残っているが、多くの部分で正しく領域分割がされていることが確認できる。

4 まとめ

5 層砂時計型ネットワークによる、各種画像に対する特徴量の取得、ならびに、それら特徴量からの混在画像の領域分割手法を開発した。本方式では、領域を分割するための特徴量をニューラルネットワー

クにより取得する方法を提案し、実験結果からその有効性を確認した。

今後は、入力画像のブロックサイズと中間層ニューロン数との関係、およびそれらの分割結果への影響を調査し、さらに高精度な画像領域分割手法の開発を行なう予定である。

参考文献

1. 井上義夫, 永田良浩, 佐藤恒夫: "ニューラルネットワークを利用した画像領域の分離方式", シミュレーション・テクノロジー・コンファレンス発表論文集 Vol.13 pp.243-246 (1994,6)
2. 入江文平, 川入光男: "多層パーセプトロンによる内部表現の獲得", 信学論 D-II Vol.J73-D-II No.8 pp.1173-1178 (1990,8)

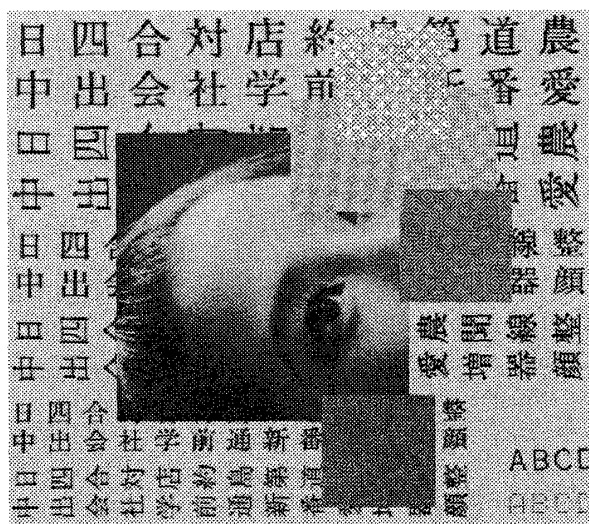


図 3: 入力画像

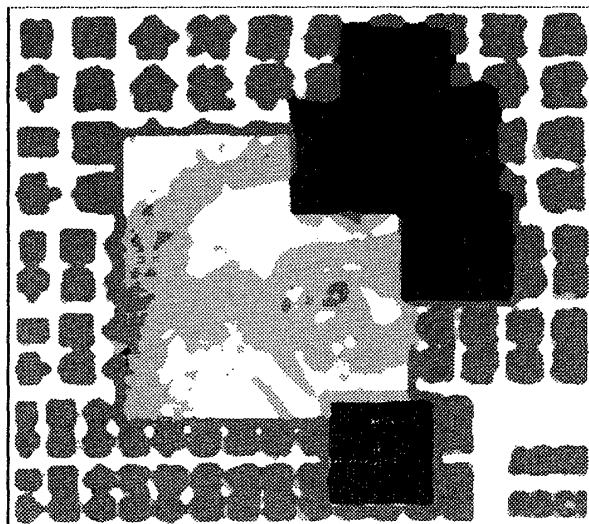


図 4: 領域分割結果画像