

衛星画像のニューラルネットを利用した階層的分類

2L-7

信岡義弘^{*}, 岡崎耕三^{*}, 副井 裕^{*}, 光本浩士^{**}, 田村進一^{**}, 星 仰^{*}, 鳥井清司^{**}, 馬庭淳悦^{***}
^{*}鳥取大学, ^{**}大阪大学, ^{*}筑波大学, ^{**}京都大学, ^{***}米子高専

1. はじめに

我々は、既にニューラルネットワークを利用した形状パターンからのLANDSAT画像の分類法を報告している[1]。しかし、認識サイズが荒く、またスキャンを細かくすると実行時間がかかりすぎるといった問題点があった。本稿では、先の報告における認識単位サイズ10×10に、5×5のサイズを加えた階層的な認識・分類について検討を行った。

い例である。

2. システム構成

本研究に用いたニューラルネットワークは3層構造 {入力層(可変), 中間層(10), 出力層(4)} である。また、各層間の重みの初期値はランダムに設定し、学習アルゴリズムとして一般的なバックプロパゲーションネットワーク(BP)を用いた。

実験システムは、パソコン(PC9801-RA), NEC製ImPPボードおよびNECインフォメーションテクノロジー(株)製Neuro-07ソフトウェア『道真』, イメージフレームメモリとしてデジタルアーツ(株)製Hyper-Frameで構成した。

3. ネットワークによる分類と結果

3.1 形状パターン(10×10)による分類

データはLANDSAT3号で撮影された石垣島の画像を用いた。学習時の入力パターンは、マウスによってカテゴリー(海, 雲, 海岸, 平野)の矩形小領域を切り出し、ImPP上で学習させ、画像内の分類を行うためのウエイトデータを得た。

出力層のユニットはカテゴリーに対応させ、分類は出力層の活性値の一番大きいカテゴリーを分類結果とした。結果は海を青, 雲を赤, 海岸を紫, 平野を緑に対応させ濃淡(8bit表現, Hyper Frame上)で表示した。濃淡表示において、色はカテゴリーを示し、その明るさは活性度(AD)に比例させた。

図1に、LANDSATデータに対する認識サイズ10×10の出力の濃淡表示を示す。分類結果として、認識サイズを10×10で行った場合、境界領域において、2つのカテゴリーが混在するため、活性値が小さくなり、このままでは、正確な分類結果を得られない。

表1に、出力ユニットの活性状態の例を示す。case 1, 2はADが高く、2番目に高いADとの差も大きく、原画と対応させても正しく分類されている例である。case 3, 4はADは低いが、2番目のADとの差が小さい。case 5, 6はADは比較的高いが、第2のADとの差が小さい。case 7, 8はADも低く、第2のADとの差も大き

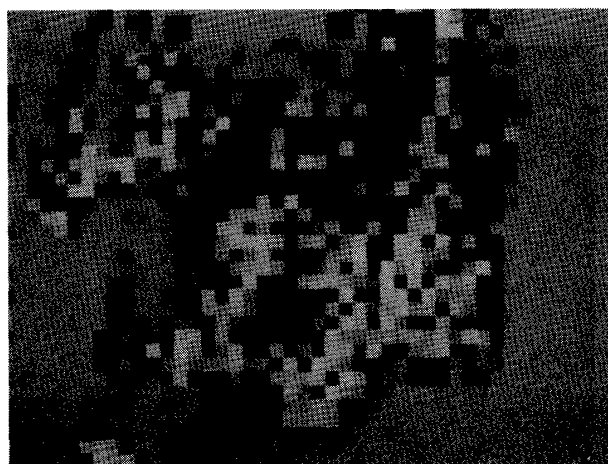


図1 分類結果の濃淡表示(認識サイズ10×10)

表1 出力ユニットの活性状態例

Case	Sea	Cloud	Coast	Plain
1	0.8937	0.0154	0.2000	0.0196
2	0.0058	0.0476	0.0682	0.9444
3	0.0603	0.1972	0.0780	0.1783
4	0.1006	0.1957	0.0745	0.1381
5	0.4451	0.0479	0.4551	0.0262
6	0.0117	0.4306	0.4564	0.0887
7	0.0045	0.2810	0.2420	0.4779
8	0.0385	0.4108	0.1694	0.0604

3.2 分類の階層化

実験に用いたLANDSAT画像データは1画素の分解能が80mであるため、分類精度を高めるために学習・認識サイズを画素の単位まで縮小する実験を行った。しかしこの場合、学習が収束しなかった。画素単位のBP処理では近傍の3×3のウィンドウにおける分散を利用する手法が考えられ、これについては検討中である。さらに、学習が収束した認識サイズ10×10のウエイトを

Pyramidal Classification of LANDSAT Image Using Neural Network

Y. NOBUOKA K. OKAZAKI Y. FUKUI: TOTTORI Univ. H. MITUMOTO S. TAMURA: OSAKA Univ.

T. HOSHI: Univ. of TUKUBA K. TORII: KYOTO Univ. J. MANIWA: YONAGO Technical College

1画素ずつずらせ、各中心画素における分類結果を得る事も考えられるのでそれを行った。処理時間(約3時間30分)がかかるという問題点があったが、原画と対応させると視察的な判断ともかなりよく一致した。BPではパターンの形状から分類しているため、サイズを5×5に小さくした場合の実験(約1時間)では、境界領域や複合領域での分類精度が向上している。全体としても良好な結果が得られた。分類結果を図2に示す。

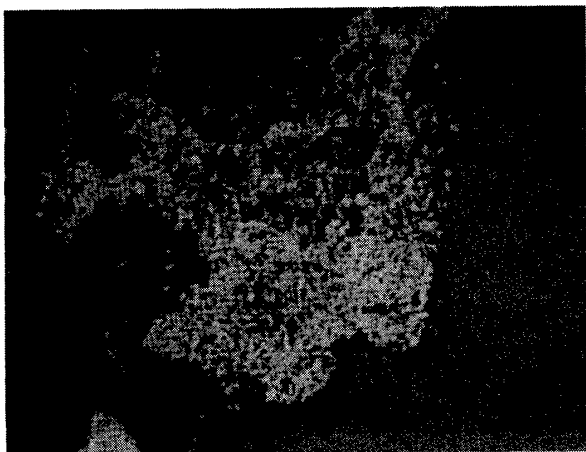


図2 分類結果(5×5), 1 dotずらし

そこで、単純に認識サイズを縮小するのではなく、均一的な広領域(高い活性状態)では認識サイズを大きく取り、複雑な境界領域、複合領域など(低い活性状態)では、認識サイズを5×5とし、それを1画素ずつずらすことにより、各中心点のカテゴリーを1画素ごとに決定する。このようにして、1画面に対し多重サイズによる階層的な分類を行った。図3に、処理手法を示す。

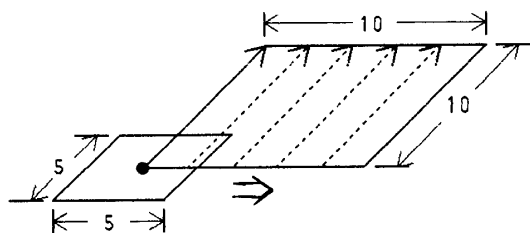


図3 画素ごとの認識の説明図

図4に、認識サイズを10×10で分類を行った後、活性値が0.6以下の領域に対して、5×5の認識サイズを使って画素ごとに再分類した結果の濃淡表示を示す。分類結果として、1種類の認識サイズで実験を行ったものよりは境界領域、複合領域の活性値が高くなり、分類精度が向上し、さらに処理時間(約35分)の短縮が可能となった。



図4 階層的分類結果

4. むすび

本稿では、ニューラルネットワークを利用し、LANDSAT画像に対し、階層的分類を行った。大きな矩形領域では境界付近に分類の不自然さが残ったが、階層化により処理の高速化が実現できた。しかし、雲の影などについては処理を行っていない。これ等を含めて、従来の方法との比較評価を検討中である。

LANDSAT画像のようなノイズを含んだデータがあるカテゴリーに分類する場合、そのデータにばらつきがあり、特に認識サイズ1×1のときBPでは、最適な分類が難しい。この対処法として、エネルギー最小化アプローチ[2]が考えられる。エネルギーとして、BPの結果に対する適合度の項、近傍間との差の項、1画素は必ず1つのカテゴリーに分類する項、などが考えられる。また、ラインプロセス[3]等の導入も考えられる。このようなニューラルモデルについて検討を加えたい。また、これらの手法が衛星画像からの広域蒸発散量の算定に利用できないかと検討している。また、パターンの位置ずれ補正、正規化[4]を加味したネットワークを構成することによる、適応性の高い分類法の実現は今後の課題である。

本研究の一部は平成2年度重点領域研究[02228106]によるものである。また、実験に関し日本電気技術情報システム開発(株)の援助を得た。

参考文献

- [1]竹谷, 岡崎他, "リモートセンシングマルチスペクトル画像のニューラルネットを利用した分類", 情報処理学会第39回全国大会(平成元年前期), 2E-6, p.495, 1989.
- [2]光本, 他: エネルギー関数とオフディカルローを用いた口唇輪郭の抽出・補完と追跡, 情報処理学会論文誌, Vol. 31, No. 3, pp. 444-452, 1990.
- [3]S.Geman, et al.: "Stochastic Relaxation, Gibbs Distribution, and the Bayesian Restoration of Images", IEEE Trans. PAMI-6, pp. 721-741, 1984.
- [4]K.Okazaki, et al.: "Detection and Normalization of Pattern Location by Neural Network", 環太平洋人工知能国際会議, 投稿中.