

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

2E-6

竹谷尚*, 岡崎耕三*, 光本浩士**, 田村進一**, 星 仰*, 鳥井清司**, 岩崎正美*, 副井裕*
 *鳥取大学, **大阪大学, +筑波大学, **京都大学

1. はじめに

最近, 特徴抽出・分類の技術に関してニューラルネットワークを用いた研究が盛んになってきた. 中でもバックプロパゲーションは, トレーニングが容易なことから広く利用されようとしている.

リモートセンシングマルチチャンネル画像の分類は, 従来, 多変量解析に基づいていた. この手法では各画素ごとにその統計的性質を見ているため, 画像は過度に細分化される傾向にあり, 土地利用状況等を見るときはクラスタの再統合が必要である.

本稿ではウインドによって矩形小領域を切り出し, それに対しニューラルネットワークによる教育と分類を行う方式の検討を行った.

2. クラスタ特徴抽出

ニューラルネットワークへの入力となる画像特徴としては今のところ何がよいのかの検討が不十分であるが, ウインド内での3Chの濃淡画像直接, および微分値画像を用いた.

3. ニューラルネットモデル

本稿で用いたバックプロパゲーションネットワーク(BP)は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ソフトウェアである. 実行はNECパソコンPC-9801RA上で行った. ニューラルネットワークは3層構成である重みの初期値はランダムに設定する.

データはランドサット3号(4Ch)で撮影の石垣島を用いた. 学習時の入力パターンは, マウスによって画像内のカテゴリー(海, 雲, 海岸, 山)の領域を切り出し, 出力層のニューロンはそのカテゴリーに対応させる. 画像は, 日本アビオニクス製画像フレームメモリEXEL TVIP-4100で512×400の画像として処理した. 濃淡画像と微分(Sobel)画像のそれぞれのウインドは10×10とした.

入力層: (10×10)×3Ch

中間層: 10

出力層: 4

表示: 海-青, 雲-赤, 海岸-紫, 山-水色とした.

4. 実験結果

実験は, まずCh1のみの画像に, 原画像, 強調画像, 微分画像について行い, 次にCh1-3に拡張したものに對し同様にを行った.

図1はCh1-3をR, G, Bで対応させ, Hyper frame(ディスプレイアダプタ社製)上に表示した原画像である. 図2はCh1-3のデータを入力とした時の, 分類結果である. 図3はImPPボード上で学習時の画面である.

5. むすび

本報告ではニューラルネットワークを用いたりモートセンシングマルチスペクトル画像の濃淡画像, および微分値画像

を用いてその画像の分類を行った. ウインド領域は大きいほど領域の特徴を得やすく人間には識別しやすいが, ニューロンで処理するためには学習には時間がかかるなどの問題が残る. ウインドを小さくすると複雑な形状の領域の識別ができるが, 形状の構造的な特徴を考慮しにくくなる. そのため, 分類の階層化などが考えられる. 適切なウインドの大きさと特徴の選定は今後の課題である.

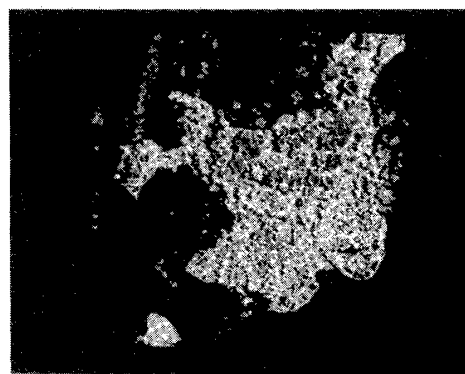


図1 原画像

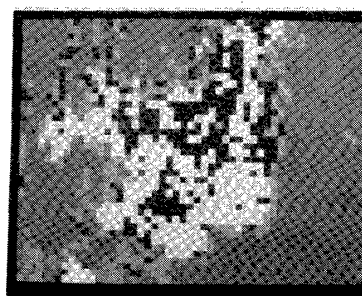


図2 分類結果

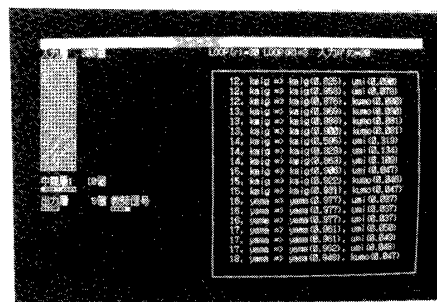


図3 学習時の画面

参考文献

(1)田村他: 口形画像と音声特徴を併用する統合ニューロ
 口音声認識, 信学技報PRU89-19, pp. 1-8(1989)

Classification of Multi-Spectral Remoto-Sensing Image using Neural Network
 Hisashi TAKETANI*, Kozo OKAZAKI*, Hiroshi MITSUMOTO**, Shinichi TAMURA**, Takashi HOSHI***,
 Kiyoshi TORII****, Masami IWASAKI*, Yutaka FUKUI*
 *Tottori Univ., **Osaka Univ., ***Tsukuba Univ., ****Kyoto Univ.