

CS-176 広域衛星画像を利用した多段階土地被覆分類方法についての検討

豊橋技術科学大学 正員 河邑 眞
 豊橋技術科学大学 正員 辻子 裕二
 豊橋技術科学大学大学院 学生員 ○深堀 賢

1. 研究概要

近年、開発に伴う地球規模での環境破壊が大きな社会問題となっている。このため人々の環境に対する関心は確実に高まっており、監視体制の強化が必要とされる。その結果として様々な地理情報システム（GIS: Geographic Information System）が開発されている。本研究では、GISにおいて重要な要素である衛星リモートセンシングデータ（以降 RS データと略す）を用いた高精度の広域土地被覆分類手法について検討するものである。特に従来の手法やデータの組み合わせに着目して検討を行う。

2. 解析手法

本研究で用いた RS データは 1994 年 6 月 1 日に撮影された path=109、row=36 における Landsat TM データである。この中から愛知県を中心として約 74.1km*85.5km の範囲で解析対象画像の切り出しを行った。

本研究における解析の手順を Fig.1 に示す。Step.1 では、統計的安定性の確保のために、RS データを用いて得られる正規化植生指標(NVI)および都市化指標(UI)による画像を作成する。Step.2 では、RS データ原画像の特徴空間における重心よりクラス分けを行う ISODATA クラスタリング画像（Fig.2）を作成する。Step.3 では、ISODATA クラスタリング画像と Fig.3 に示す地図を取り込んだ画像を用いてトレーニングデータを取得する。Step.4 では、RS データと NVI および UI を初期データとして与え、更にカテゴリー決定のためのトレーニングデータを与えて分類を行う。最後に Step.5 で分類結果画像の精度検定を行う。なお分類カテゴリーは、水域(Wat.)、森林域(For.)、田畑域(Far.)、居住域(Res.)、開発域(Dev.)の5種類としている。分類手法は Fuzzy 推論と Neural Network¹⁾の2手法を用いている。また精度検定については地図データの1割のデータをトレーニングデータとして与えており、残り9割のデータを分類結果画像と比較を行うことで精度検定とした。

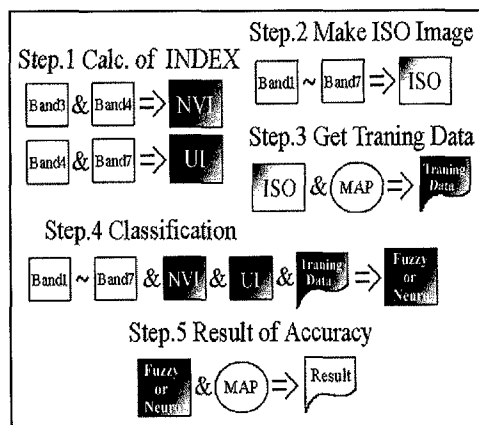


Fig.1 Classification FLOW

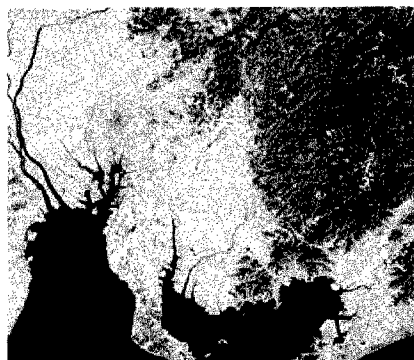


Fig.2 ISO DATA clustering

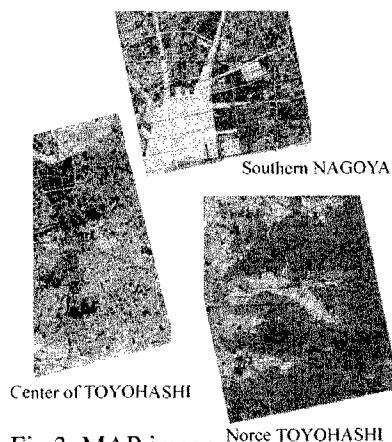


Fig.3 MAP image

3.解析結果および考察

Fig.1 で示した処理手順で解析した結果について、Fuzzy 推論による分類結果画像および精度検定結果をそれぞれ Fig.4 および Table1 に、Neural Network についてはそれぞれ Fig.5 および Table2 に示す。Fig.1 の処理手順の有効性を比較するために、NVI および UI を初期データとして与えずに解析した場合の精度検定結果を、Fuzzy 推論および Neural Network についてそれぞれ Table3 および Table4 に示す。上述の誤差マトリクスで表される精度検定結果は、縦軸が地図データのカテゴリ、横軸が分類結果のカテゴリを示している。

Table1 と Table2 より手法別の精度を比較すると、Neural Network による分類結果の方が全カテゴリに対してよい結果が得られていることがわかる。同様に、Table3 および Table4 より初期データの違いによる精度を比較すると、Neural Network では NVI と UI を初期データに加えて分類解析を行うことで全カテゴリの分類精度が向上し、Fuzzy 推論では3つのカテゴリの精度が向上した。両手法共に NVI と UI の代入により精度が向上し、またこれらの情報により極端な精度悪化も抑えられていることから、これらが統計的安定性を確保する上でも効果があると考えられる。

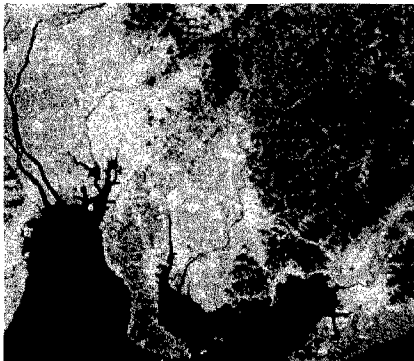


Fig.4 Fuzzy inference Output

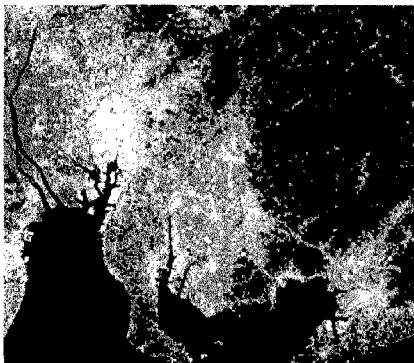


Fig.5 Neural Network Output

4.結論

本研究では、多段階の処理を有する広域衛星画像の土地被覆分類処理手法を提示し、精度の向上と統計的安定性の確保をケーススタディーより確認した。特に、後者の利点は Neural Network のような局所最適解(ローカルミニマ)へのスタックの危険性がある手法に対しては有効であると考えられる。しかしながら、Fuzzy 推論および Neural Network の両手法共に全カテゴリが 80%以上の正答率を達成することができず、今後更に精度向上のための分類手法の検討が必要と考えられる。

【参考文献】

- 1)画像解析ハンドブック：高木幹雄、下田陽久監修、東京大学出版会、1991.

Table1 Accuracy of Fuzzy Output

%	Wat.	For.	Far.	Res.	Dev.
Wat.	89.7	0.6	2.2	4.3	3.2
For.	7.8	89.0	2.0	1.0	0.1
Far.	2.1	5.3	81.6	10.5	0.5
Res.	0.6	0.7	5.2	93.0	0.5
Dev.	11.1	3.0	6.2	37.2	42.6

Table2 Accuracy of NeuralNetwork Output

%	Wat.	For.	Far.	Res.	Dev.
Wat.	88.4	0.3	3.8	4.8	2.7
For.	1.0	95.9	2.4	0.3	0.4
Far.	0.4	8.8	87.0	2.0	1.7
Res.	0.4	6.8	21.5	64.3	7.0
Dev.	9.8	1.7	3.3	15.3	69.6

Table3 Accuracy of Fuzzy Output
(conventional input)

%	Wat.	For.	Far.	Res.	Dev.
Wat.	93.2	0.4	3.2	3.0	0.2
For.	45.4	2.4	7.7	44.4	0.0
Far.	13.9	0.7	82.9	2.6	0.0
Res.	1.0	1.2	7.4	90.5	0.0
Dev.	15.6	0.9	7.9	36.5	39.1

Table4 Accuracy of NeuralNetwork Output
(conventional input)

%	Wat.	For.	Far.	Res.	Dev.
Wat.	89.6	0.7	4.3	0.4	5.0
For.	17.0	81.1	1.6	0.1	0.2
Far.	3.4	21.7	72.6	0.6	1.7
Res.	0.5	11.0	29.3	42.5	16.7
Dev.	10.7	4.3	15.8	8.3	60.8