

第Ⅱ部門 空間分解能の異なるリモートセンシングデータを用いた
 土地被覆分類精度の定量的評価

京都大学大学院 ○児島利治 京都大学防災研究所 宝 馨
京都大学防災研究所 岡 太郎 京都大学防災研究所 近森秀高

1. 序論

リモートセンシングデータから得られる分類画像の精度はその後の解析結果を大きく左右するため、分類精度を定量的・客観的に把握しておくことは非常に重要である。また近年、高空間分解能センサーによるリモートセンシングデータが利用可能となってきたが、全く同時期に複数のセンサーで観測されたデータを取得するのは容易ではないので、実際の解析に用いる分類画像等の精度に、空間分解能の向上がどの程度影響するかという点についての定量的評価はほとんど行われていなかった。本研究では、空間分解能の異なる4種の同時期に観測されたりモートセンシングデータを用い、空間分解能が分類精度に与える影響を水文解析を念頭において定量的に比較・評価する。

2. 使用データと対象地域

本研究では以下のような画像データを用いた。
[1] LANDSAT-5 TM (地上分解能30m)
[2] SPOT-2 HRV (地上分解能20m)
[3] JERS-1 OPS (地上分解能18m)
[4] 航空機MSS (地上分解能6.25m)
[5] 空中写真
対象地域は、愛知県瀬戸市郊外の約3km四方の領域とした。[4]と[5]は、1992年10月に実施された矢田川航空機実験¹⁾において取得されたもので、[1]～[3]はそれとほぼ同時期に取得された衛星データである。それぞれの画像データは、2段階リサンプリング法²⁾を用いて重ね合わせを行った。また、[5]の空中写真に基づき、現地踏査と細密数値情報の土地利用マップを参考にして、土地被覆の真値(グランドトゥルースマップ)を作成した。

分類には、それぞれ以下の波長帯を用いた。

- [1]: band 2, band 3, band 4
[2]: band 1, band 2, band 3

[3]: band 1, band 2, band 3

[4]: band 6, band 8, band 11

3. 分類手法

特徴量の推定には教師付き分類法を用い、判別法には、最尤法とマハラノビス最短距離法、ユークリッド最短距離法を用いる。分類クラスには、水文学的に有意と思われる以下のようなクラスを設定した:<F>森林、<P>水田、<G>草地(畑、果樹園、牧草地等)、裸地、<U>都市域(住宅地、工業地域、道路等)、<W>水域(湖沼等)。

4. 精度評価手法

通常、分類精度は誤差行列を用いて評価される。誤差行列は、分類の結果得られた分類クラスと、グランドトゥルースを示す参照クラスを行と列にとった正方の表で、各成分は分類された画素数である。行列の対角成分が正しく分類された画素数で、それ以外は誤分類された画素数を表現する³⁾。Table 1 は最尤法を用いた航空機MSSの分類結果の誤差行列である。この誤差行列からはグランドトゥルースが森林で、森林に分類された画素数は676個、グランドトゥルースが森林で水田に分類された画素数は0個であることが判る。

Table 1 Confusion Matrix of Maximum Likelihood Classifier for Airborne MSS (Test Area-2)

		Reference Data						Total	UA
		F	P	G	B	U	W		
Classified Data	F	676	8	44	0	0	12	740	91.4
	P	0	420	65	2	127	4	618	68.0
	G	0	178	787	3	7	24	999	78.8
	B	0	1	5	261	48	0	315	82.9
	U	0	48	4	33	172	0	257	66.9
	W	2	9	6	0	3	248	268	92.5
Total		678	664	911	299	357	288	3197	
PA		99.7	63.3	86.4	87.3	48.2	86.1		

Overall Accuracy = 80 %
Kappa Coefficient = 75 %

Toshiharu KOJIMA, Kaoru TAKARA, Taro OKA, Hidetaka CHIKAMORI

この誤差行列から、様々な精度評価指標が導き出される。総合精度（Overall accuracy；OA）は、誤差行列内の総画素数をN、誤差行列の(i,j)成分を x_{ij} 、分類クラス数をmとすると以下の式で表される4)。

$$OA = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^m x_{ii} \quad (1)$$

x_{ii} は誤差行列の対角成分である。また、グランドトゥールスの何割が正しく分類されているかの精度尺度を作成者精度（Producer's accuracy；PA）、分類結果の何割が正しいかの精度尺度を使用者精度（User's accuracy；UA）と呼びそれぞれ以下の式で表現される。

$$PA_i = \frac{1}{x_{i+}} x_{ii} \quad (2), \quad UA_i = \frac{1}{x_{+i}} x_{ii} \quad (3)$$

ここで、 x_{i+} はi列の要素の合計、 x_{+i} はi行の要素の合計である。またkappa係数（KC）は、 x_{i+} と x_{+i} を用いることによって、間接的に非対角成分の情報を表現することができる指標で、以下のような式で表現される。

$$KC = \frac{N \sum_{i=1}^m x_{ii} - \sum_{i=1}^m (x_{i+} \times x_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^m (x_{i+} \times x_{+i})} \quad (4)$$

また、水文学的観点からは水田を草地に誤分類する場合と、水田を都市域に誤分類する場合とでは、誤分類の程度が大きく異なる。こうした観点から本研究では、分類クラス間の水文学的類似度に基づいて誤分類の程度を考慮できる水文学的精度評価指標を新たに提案する。具体的には、次のような方法を用いる。例えばTable 1において、水田のPAを求めるとき水田と草地の類似度が0.5とされていたら、的中画素数を

420（正しく分類された画素数）+178（誤判別が許される画素数）×0.5（類似度）= 509

として水田の総画素数664で割ることにより、水文学的類似度を考慮したPAは77%となる。このとき、元のPAは63%である。

5. 適用と考察

Table 1 ではOAは80%、KCは75%である。この値は、Congaltonの論文4)におけるチェックングサンプルを用いた時の妥当な精度と同じぐらいであり、この分類結果は精度よく分類できていると言える。次に、画像全体で誤差行列を作成し精度を評価してみた。OA

は54%、KCは41%であり、チェックングサンプルでの結果（Table 1）に比べてOA、KCとも約30ポイントずつ精度が落ちていた。

最尤法を用いた分類結果では、OAとKCの値はTMが56%と44%、HRVが53%と40%、OPSが56%と43%、航空機MSSが54%と41%とほとんど変わらず、空間分解能の向上による精度の向上は見受けられなかった。また他の2つの分類手法を用いた結果についても検討を行ったが、どちらの手法についてもあまり変化はなかった。次に、各分類画像に多数決フィルタを用いた空間的平滑化を施した。その結果OAやKCが上昇していくことが確認された。これは、平滑化によって位置誤差やノイズの影響が排除されたためと思われる。

6. 結論

本研究では、空間分解能の向上と、分類精度の向上が必ずしも対応しないことが明らかになった。

その原因の一つは位置誤差にあると考えられる。位置誤差の影響は、画像の空間的平滑化によってある程度排除できる。二つ目の原因は設定した分類クラスが、高分解能に合っていないことが挙げられる。高分解能のセンサーなら建物の影などの狭い領域の土地被覆も判別が可能で、それぞれ別のクラスと設定した方が分類の精度は向上するであろう。しかし、そのようなクラスは流出解析には向かないので、分類画像の空間分布パターンを用いて再分類を行う、2段階分類法を用いると高分解能センサーの優位性が確認できるのではないだろうか。

参考文献

- 1) 宝ほか：矢田川航空機実験および同期地上観測実験について、水文・水資源学会誌，Vol. 6，No.1，pp. 71-75，1993.
- 2) 向井幸夫：衛星リモートセンシングデータの重ね合わせとその応用に関する研究，京都大学学位論文，1988.
- 3) 高木幹雄・下田陽久 監修：画像解析ハンドブック，東京大学出版会，1991.
- 4) Russell G. Congalton：A Review of Assessing the Accuracy of Classifications of Remotely Sensed Data, Remote Sensing of Environment, Vol. 37, pp. 35-46, 1991