

京都大学防災研究所 正会員 宝 馨
京都大学工学研究科 正会員 田中 賢治

京都大学防災研究所 正会員 立川 康人
京都大学大学院 学生員 ○野ツ俣 克彦

1. 目的

アジアモンスーン地域エネルギー・水循環研究の対象地域である中国淮河流域における研究では、陸面水文モデル (SiBUC モデル)¹⁾ が用いられている。SiBUC モデルは、数キロメートルのグリッドサイズでの土地被覆情報を必要とする。広範囲の土地被覆情報を入手するには人工衛星リモートセンシング画像データの利用が有効であるが、リモートセンシング画像データは数十メートルのグリッドサイズのデータである。リモートセンシングデータを SiBUC モデルで用いるには、データのスケールアップが必要であるが、様々に異なる土地被覆が混在する淮河流域においてリモートセンシング画像データのスケールアップを行うことにより、実際の土地被覆状況とは異なるデータとなってしまう可能性がある。本研究では、SiBUC モデルに導入される土地被覆情報の、空間スケールによる影響を明らかにする。

2. 方法

2.1 利用データ

実際の土地被覆状況をできるだけ正確にとらえるためには、高分解能の人工衛星リモートセンシング画像データを利用することが望ましい。本研究では地球観測プラットフォーム技術衛星 (ADEOS) に搭載されている高性能可視近赤外放射計 (AVNIR) の画像データを用いる。空間分解能は 16m、4 バンドのマルチスペクトルバンドデータである。

利用するデータの取得は 1997 年 3 月 31 日、範囲は淮南市の南西、北緯 32.25° 東経 116.64° を中心とする約 60km 四方の地域である。この地域には、貯水池、河川、耕地、裸地、居住地などが混在している。

2.2 低分解能化アルゴリズム

中国淮河流域における SiBUC モデルの研究では、2000m のグリッドサイズでのモデルを考えている。そこで、分解能 2000m のデータを分解能 16m の ADEOS-AVNIR 画像データから作成する。作成方法は、児島ら²⁾ による MTF 補正を用いた低分解能化アルゴリズムを用いる。このアルゴリズムは、様々な分解能のリモートセンシング画像から、任意の分解能にスケールアップすることができる。

2.3 分類手法

ADEOS-AVNIR 画像データの解析には、画像処理ソフト DIMPLE (Process Software Solutions Pty Ltd) を用いる。DIMPLE には教師無し分類 (unsupervised classification) の一つとして Automatic 分類法があり、分類クラス数と cut-off 値 (各ピクセルの輝度のベクトル値が、最も似通った class のベクトル値からこの cut-off 値以上離れていると別の class となる) を入力することにより分類ができる。これを用いて 4 バンド全ての画像を利用し分類画像を作成する。分解能 16m の画像においてはクラス数 13、cut-off 値 10、2000m の画像ではクラス数 10、cut-off 値 7 とした。

土地被覆の推定は、ADEOS-AVNIR 元画像、Automatic 分類画像、クラスクロスプロット図を参考に行う。クラスクロスプロット図は、各バンドの輝度値の最大値、最小値、平均値、分散が各分類クラスごとにプロットされているもので、各クラスの輝度値の特徴を見て取ることができる。分類クラスは、植生 1 (主に耕地)、植生 2 (主に耕地)、植生 3 (主に森林)、植生 4 (主に草地)、混合域 (居住地、耕地、裸地等；分解能 16m 画像において、1 は主に居住域、2 は主に裸地耕地等)、裸地 1 (耕地)、裸地 2、水域とする。分解能 2000m での分類クラスには右肩に*を付ける。現段階では、ADEOS-AVNIR 画像データ以外の土地被覆判別の手がかりとなるデータが入手できておらず、実際の土地被覆を確認することができないので、上のような画像から判別できる程度でのクラス名称とする。

3. 分類結果

各クラスのヒストグラムを図 3 および 4 に示す。これらの図から読みとれる分解能 2000m の分類データについて以下に述べる。

植生 1*、植生 2*、裸地 1*、裸地 2*、水域*に関しては、分解能 16m での分類におけるそれぞれのクラスが卓越しており、良く対応していると思われる。

植生 3* に分類されたピクセルに関しては 2 種類に分けることができる。一つは植生 3 が卓越している部分、もう一つは植生 1 と植生 2 が混在して広がっている部分であり、より詳しく分類する必要がある。また、植生 3* の相対頻度が植生 3 と比較して高く、

植生 1*, 植生 2*の相対頻度が低くなっているのは、植生 1 と植生 2 が混在する地域が植生 3*に分類されてしまったことを良く示していると思われる。

植生 4*は、ほぼ植生 4 が卓越するところにあるが、植生と裸地が混在するところでも植生 4*と分類されてしまうことがあるため、植生 4 に比べ植生 4*の頻度が高くなっていると思われる。

混合域*が極端に多くなっている原因は、本研究の対象地域は全体に、異なる土地被覆が小規模に点在しているために、2000m×2000m のセルでは特徴が捉えられずに、混合域として分類されてしまうためである。

植生 3*, 植生 4*, 混合域*に関しては、さらに細かく分類できるのか検討する余地がある。また、Automatic 分類を行うに際して設定する、分類クラス数、cut-off 値の違いが分類結果に与える影響は大きい。パラメータ値を様々に変えて分類を行い、より実際の土地被覆に対応する最適値を探る必要があると思われる。

4. 今後の課題

SiBUC モデルにおける土地被覆状態の分類は、緑地 (キャノピーおよびカバー)、裸地、都市域 (キャノピーおよびカバー)、水域であり、各セルにそれぞれの土地被覆の面積率を与えることになる。よって分解能 2000m で求められた分類クラスそれぞれに、実際にはどの土地被覆がどのような割合で含まれているのか明らかにしなくてはならない。

参考文献

- 1) 田中賢治, 池淵周一: 都市域・水体をも考慮した蒸発散モデルの構築とその琵琶湖流域への適用, 京大防災研究所年報, 第 37 号, B-1, pp 299-313, 1994
- 2) 児島利治, 宝馨: リモートセンシング画像の空間分解能と土地被覆分類精度の関係 -4 種の画像と低分解能化アルゴリズムを用いて-, 日本リモートセンシング学会誌, 第 16 巻, 第 5 号, pp 23-37, 1996

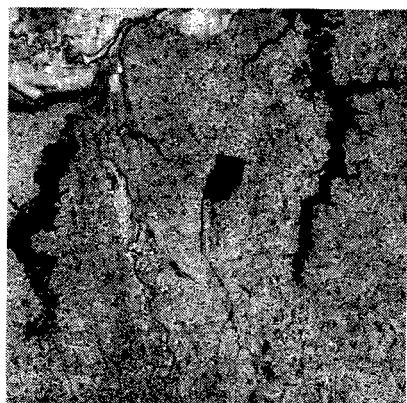


図 1 分解能 16m, バンド 4 の画像

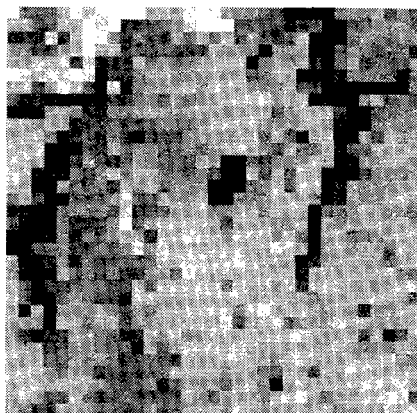


図 2 分解能 2000m, バンド 4 の画像

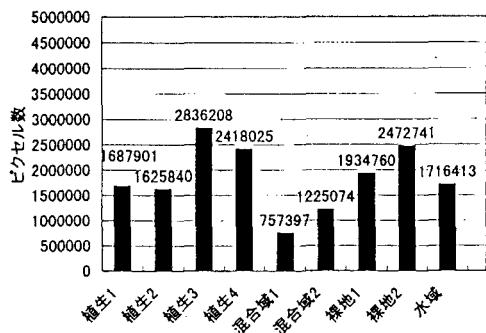


図 3 分類クラスの頻度分布 (分解能 16m)

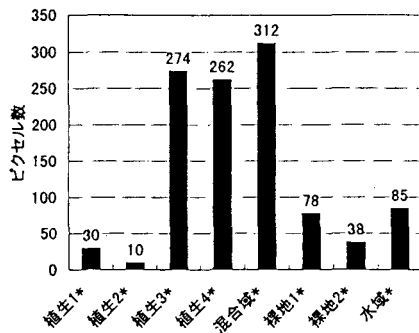


図 4 分類クラスの頻度分布 (分解能 2000m)