

衛星データによる流出解析用土地利用分類データの抽出手法に関する研究

中央大学大学院 学生員 ○小澤 剛 中央大学大学院 学生員 柴田直俊
日本スペースイメージング(株) 非会員 李 雲慶 中央大学理工学部 正会員 山田 正

1.はじめに：近年，都市域における集中豪雨により都市河川の氾濫が大きな問題になっている．都市域は，山地に比べ不浸透域が多く貯留および浸透能力が小さいため流出率は高く，降雨に対して流量が早く応答する特徴を持つ．このような流出特性を持ち，災害ポテンシャルの高い都市流域における流出機構の解明が急務であるといえる．しかし都市域において流出解析を行う際に把握する必要のある土地利用形態というものは変化，複雑化し，土地利用分類を困難にしている．一方，地球観測衛星を活用したリモートセンシングの開発研究や利用技術は行政分野を含む多分野で発展の一途を辿りつつある．衛星画像は高高度から撮影しているため，航空機による撮影よりも安定で歪みの少ない画像が得られ，かつ画像も広域であり，高解像度である．このようなGISデータから土地利用データを抽出し，その土地利用分類の誤差と精度を定量的に評価し，流出解析へ適用することを目的としている．

2.土地利用分類方法：本研究で土地利用分類を行うために用いた衛星画像はIKONOS 衛星画像である．この衛星画像データは1m解像度で自動車や家屋まで識別でき，11ビット（2048階調）という鮮明な画像である．センサーの波長域は表-1の通り．このIKONOS衛星画像を，解析ソフトウェアERDAS Imagineを用いて土地被覆分類を行った．まず建物の影を考慮した場合と除いた場合で土地利用分類（教師なし）を行いその精度の差を比較し影による精度の低下を検討した．次に土地利用分類（教師なし）と土地利用分類（教師付き）を用い，この二つの分類結果の比較及びその精度を算出した．本研究は対象流域として足立区の新田地区を選定している．土地利用分類の精度は，現地調査により区画内の浸透・不浸透域を把握しており，それらを真値とし，衛星画像データから解析される分類画像と比較することにより算出したものとする．

2.1 土地利用分類（教師なし）：土地利用分類（教師なし）には最小スペクトル距離に基づき各候補ピクセルにクラスターを割り当てるIterative Self-Organizing Data Analysis Technique (ISODATA) クラスタリング法を用いた．ISODATA クラスタリング法は指定された数の任意のクラスター平均もしくは既存のシグネチャ（分類項目の特徴空間を定義したトレーニングデータ）の平均を使用して，候補ピクセルと各クラスター平均の間のスペクトル距離が計算される．ピクセルはスペクトル距離が最も近くなるクラスターに割り当てられる．この土地利用分類（教師なし）を用いて建物の影を除いた場合と含んだ場合の分類精度を算出した．

2.2 土地利用分類（教師付き）：教師付き分類としては各クラスに対する画素データの尤度を求め，尤度最大のクラスにその画素を分類する最尤法を用いた．最尤法は分類手法として一般に広く利用されており，分類精度が高いことが報告されている．この手法は特徴空間における母集団の確率密度関数の関数形を正規分布と仮定し，そのトレーニングデータが抽出される確率（尤度）を最も高くするような分布密度関数の統計量（平均や分散など）をもって母集団の統計量とする方法である．ここでトレーニングデータのサイズは6×6画素を基本とし，浸透域では草地，樹林地，グラウンドから，不浸透域では道路，屋根，水面からそれぞれ16個のデータを抽出した．

表-1 IKONOS のバンドと波長域

バンド	波長域
1.青	0.45～0.52 μm
2.緑	0.52～0.60 μm
3.赤	0.63～0.69 μm
4.近赤外	0.76～0.90 μm
センサー1画素当たりの情報量	11bit(2048階調)



写真-1 足立区新田のIKONOS衛星画像

表-2 影の有無による精度の違い [%]

区画No.	1	2	3	4	5	6
浸透域の精度	90.14	96.76	32.53	79.70	89.27	71.73
不浸透域の精度	94.33	68.52	88.80	83.77	83.28	73.32
浸透域(影含む)の精度	71.25	94.44	37.37	73.27	89.99	71.73
不浸透域(影含む)の精度	69.24	64.14	87.47	72.15	69.10	70.95

7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
89.47	71.94	86.23	71.90	41.32	89.59	36.49	89.30	65.16	95.34
56.14	71.33	81.96	81.70	72.04	74.93	77.60	81.71	76.14	77.97
87.42	76.26	75.32	72.06	40.72	85.54	32.67	86.96	63.32	94.74
55.81	66.80	78.28	73.00	69.88	64.24	72.22	69.76	67.47	71.43

影を含んだ場合と除いた場合で分けた時の各区域における土地利用分類の精度

分布密度関数の統計量（平均や分散など）

キーワード：土地利用 流出解析 GIS データ

連絡先 〒112-8551 東京都文京区春日 1-13-27 中央大学理工学部 TEL03(3817)1805, FAX03(3817)1803, ozawa@kc.chuo-u.ac.jp

3.土地利用分類結果：影の有無による土地利用分類精度の違いを表-2 に示す。浸透域は影に隠れた植生も近赤外特性により植生も影の下であってもうまく分類できているため精度も落ちていない(平均値:73.56%→(影を含む)71.89%)。一方、不浸透域は影に隠れてしまうとその精度は落ちてしまうことがわかる(平均値:78.18%→(影を含む)70.88%)。影を含まない場合、90%以上の精度を示すケースが多々あるが、浸透域の精度においてグラウンドを含む画像の精度が極端に低いため、全体の精度を下げている(表-2 の青印)。図-1 に土地利用分類(教師なし) による浸透・不浸透域土地利用分類図を示す。浸透域(図中: 緑) であるはずのグラウンドの大部分が不浸透域(図中: 青) として認識されてしまっている。(浸透域の精度:32.53%(影を含まない)) この分類を改善するために最尤法による教師付きの土地利用分類を試みた。その結果を図-2 に示す。浸透域(影を含まない) の精度は71.96%に上がった。土地利用分類(教師付き) は教師なしの分類に比べ高精度の分類ができるといえる。次に、教師付きの分類に必要なトレーニングデータ数を増やし、さらに精度を上げる事を試みた。その結果を図-3 に示す。浸透域であるグラウンドのトレーニングデータ数を1 個~16 個まで増加させた時のグラウンドを含む区画No.3,11,13の分類精度を算出した。精度は3 区画とも向上していき60%~77%で収束した。



写真-2 分類対象区画 No.3
グラウンドを含む画像

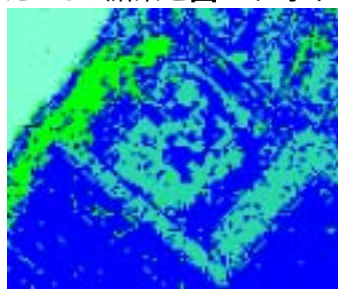


図-1 土地利用分類結果
(教師なし)
浸透域のはずのグラウンド
の大部分が不浸透として認
識されてしまった浸透・不
浸透域分類図

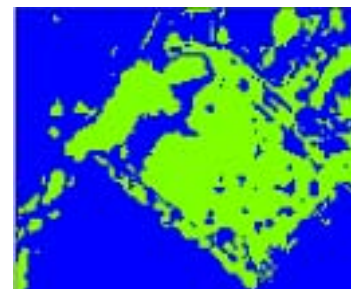


図-2 土地利用分類結果
(教師付き)
浸透域であるグラウンドの
大部分を浸透域として認識で
きている浸透・不浸透域分類図

4.まとめ：本研究では都市域の流出機構の解明をするために、GIS データから土地利用データを抽出し、その土地利用分類の精度を評価し、さらに教師付きの分類と比較検討を行い教師付きの分類におけるさらなる精度の向上を試みた。それらにより得られた知見を以下に示す。1) 教師なしの分類で土地利用分類を行うと、浸透域、不浸透域ともにほぼ70%以上の精度を持つ。植生は近赤外バンドによりうまく捉えられるため、影の下でも精度を落とすことなく認識され分類できる。一方不浸透域は影に隠れればその精度は78%程から71%程度へ低下してしまう。流出解析に適用するためには影の扱いに注意するべきである。2) 教

師なしの分類では精度が低かった土地被覆領域(グラウンド) に教師付きの分類を適用することによりその精度を20%~40%上げることができ、それにより全体の精度平均も約10%上げることができた。流出解析に適用するためにはグラウンドへの分類は教師付き分類法を用いるべきである。3) . 教師付きの分類においてシグネチャを増やしていきその精度の反応を調べたが、60~77%で収束することがわかった。

謝辞：本研究は IKONOS 衛星画像を用いている。この衛星画像を無償で提供していただいた日本スペースイメージング社に対して、ここに深甚なる謝意を示す。

参考文献：(1) 近森秀高：都市流域における流出モデル構築への GIS の応用 京都大学防災研究所年報 第40号 B-2 平成9年4月、(2)岡村 穰：IKONOS 衛星画像を用いた名古屋の都市計画公園・緑地の評価法及び配置計画 2000年 日本 ESRI・ERDAS ユーザー会 2000 ユーザー事例発表予稿集、(3) URL:<http://www.spaceimaging.co.jp>、日本スペースイメージング(株)

表-3 分類(教師付き) による精度の向上 [%]

区画No.	1	2	3	4	5	6
浸透域(影を除く)	86.22	97.08	71.96	75.06	92.78	87.68
不浸透域(影を除く)	75.79	46.57	81.34	75.31	72.97	57.99
浸透域(影を含む)	51.59	88.10	67.25	62.06	91.90	87.68
不浸透域(影を含む)	82.49	52.34	79.58	81.53	78.59	61.13

7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
94.07	83.96	82.92	79.58	57.38	86.23	73.73	75.99	72.90	93.40
39.25	65.24	79.55	71.81	62.03	82.32	76.18	84.19	81.57	81.11
92.73	82.67	50.39	75.71	56.38	79.59	73.96	74.29	76.26	86.27
40.79	71.08	76.88	73.80	74.77	70.19	76.41	78.14	77.90	76.90

分類(教師付き)により分類精度の低かった区画においても精度の向上が見られた

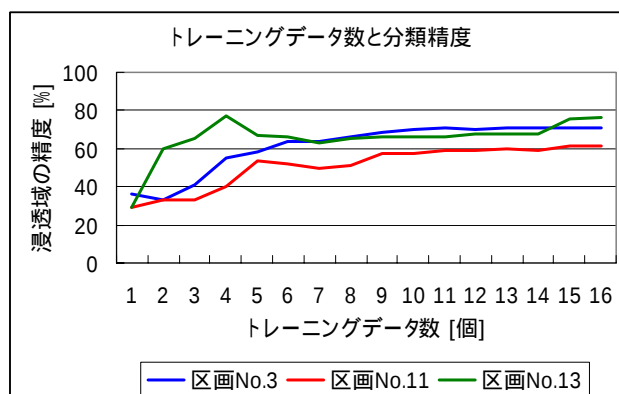


図-3 シグネチャの数と浸透域の精度
分類項目を定義したトレーニングデータの増加につれてその分類精度は収束している