

Landsat-5 TM データを用いた 松江・出雲地域の土地被覆分類

野々原伸吾¹・古津年章²・下舞豊志²・作野裕司³

Land cover classification of the Matsue and Izumo areas with Landsat-5 TM data

Shingo Nonohara¹, Toshiaki Koza², Toyoshi Shimomai², and Yuji Sakuno³

Abstract: Land cover type is mapped in the Matsue and Izumo areas using Landsat-5 Thematic Mapper (TM) data from 1985 to 2000 to study the long-term change in land cover in this region. For the classification, land cover is divided into 6 classes, i.e. urban area, forest, rice field, vegetable field, water, and "others". The digital number (DN) output of the Landsat-5 TM is used to make a maximum likelihood estimation of the class for each location. A land utilization map produced from an in-situ survey in this area is used for ground truth to obtain the probability density function of the 6 classes and to evaluate the classification accuracy. After an examination of band combination significant for the classification, either 6 bands or 5 bands (the same as the 6 bands but excluding the green band), ranging from 0.45 to 2.35 μm , are used for the classification. The accuracy of the classification is evaluated against the ground truth data in the Matsue City area. The accuracy is higher than 60% for urban, forest, rice field and water ; the accuracy for vegetable field and "others" falls below 60% . The best accuracy (higher than 90%) is obtained for the water area classification. Complicated spectral reflectance characteristics and complex spatial distribution of the vegetable field and "others" classes may be the cause of the degraded accuracy. From the long-term land cover change analysis a significant increase of urban area is clearly detected.

Key words: Land cover, classification, Landsat-5 TM

1. はじめに

衛星リモートセンシングによる陸域観測の一般的な応用として土地被覆状況の調査がある。土地被覆や土地利用の現状を把握することは地域計画や防災計画などの基本的な情報となる。これまで、現地調査や航空写真の判読によって長い時間と労力を費やして作成してきた土地利用現況図も人工衛星による地球観測データを用いることで短時間に作成し、現状を把握することができる。さらに、過去のデータを用いることによって土地被覆の時系列変化の把握

なども行える。このように、過去のデータあるいは毎年、季節ごとに作成可能な土地被覆分類図は、地域計画や地域の管理に重要な情報となる(例えば大林, 2002)。しかしながら、リモートセンシングは基本的に地表からの電磁波の反射特性に依存した間接的手法であり、土地被覆分類は、リモートセンシング応用の極めて基本的な課題でありながら、同時に限界も明らかになってきた(長谷川, 2001)。分類手法はかなり確立されたものになっているが、それぞれの応用事例について細かいチューニングや精度評価が必要と考えられる。

¹ NEC フィールドイング株式会社技術本部 Engineering Division, NEC Fielding, Ltd., Fuchu, 183-8502, Japan

² 島根大学総合理工学部 Interdisciplinary Faculty of Science and Engineering, Shimane University, Matsue, 690-8504, Japan

³ 広島大学大学院工学研究科 Graduate School of Engineering, Hiroshima University, Higashihiroshima, 739-8527, Japan

表 1. Landsat-5 TM の主要諸元
Table 1. Major engineering parameters of Landsat-5 TM.

Sensor specification	Wavelength [μm]	Band
Landsat-5/TM (Sun-synchronous, Altitude: 705km Inclination: 98° Recurrence: 16 days Spatial resolution: 30 m, 120 m (band 6) Swath width: 185km)	0.45 - 0.52 Blue	1
	0.52 - 0.60 Green	2
	0.63 - 0.69 Red	3
	0.76 - 0.90 Near IR	4
	1.55 - 1.75 SW IR	5
	10.4 - 12.5 Thermal IR	6
	2.08 - 2.35 SW IR	7

これまで我々は、衛星リモートセンシング技術を用いた宍道湖・中海の環境モニタリングの研究を行ってきた。その結果、クロロフィル a 濃度、水温、濁度などの表面分布推定の可能性が示された(古津・作野, 2007)。一方、これらの汽水域の周辺は、松江市や出雲市などが位置し、また斐伊川など大小の河川が流入する。そのため、汽水域の環境監視には、周辺地域の環境モニタリングも重要である。そこで本研究では、衛星データを用いて宍道湖・中海周辺の環境情報を得る初期解析として、松江・出雲地域の土地被覆分類を行い、経年変化解析を試みる。また、土地被覆分類図を作成するに当たって有効バンド選定や分類精度評価について検討する。

2. 使用データ

2.1 衛星データ

Landsat-5 は 1984 年に打ち上げられた米国の衛星

であり、TM (Thematic Mapper) と MSS (Multispectral scanner) が搭載されている。TM は MSS をより高度化したもので、可視・赤外合わせて 7 バンドを有し、空間分解能は 30 m (バンド 6 は 120 m) である。表 1 に Landsat-5/TM の仕様を示す (JAXA, 2007)。本研究では、分解能を考慮しバンド 6 (熱赤外) 以外の 1~5, 7 を用いて分類を行うこととする。

現在、我々が所有している Landsat-5/TM によって松江・出雲地域が観測されたデータは 46 シーンである。今回はその中から、同季節で雲が少なく良好な画像が得られている、1985 年 5 月 2 日、1992 年 4 月 28 日、1995 年 5 月 23 日、1998 年 5 月 6 日、2000 年 5 月 4 日の 5 シーンを解析に用いた。

2.2 グラントゥールースデータと分類項目

今回使用したグラントゥールースデータを図 1、図 2 に示す。これらは、1996 年の基礎調査に基づき、(株)ゼンリンによって 2000 年に改定されたデータである。図 1 はトレーニングエリアの抽出を行う際に基準データとして用いた。また、図 2 (a) は 1 万分の 1 の松江市中心地域の地図を基にしたグラントゥールースデータで、ピクセル対ピクセルでの分類精度評価を行う際に使用した。

衛星画像による分類項目は以下の手順で決定した。

本研究では、松江地域の経年変化を調べるため、“市街地”、“山林”、“田”、“畑”、“水域”、“その他”の 6 種類の分類項目に分類を行うこととした。

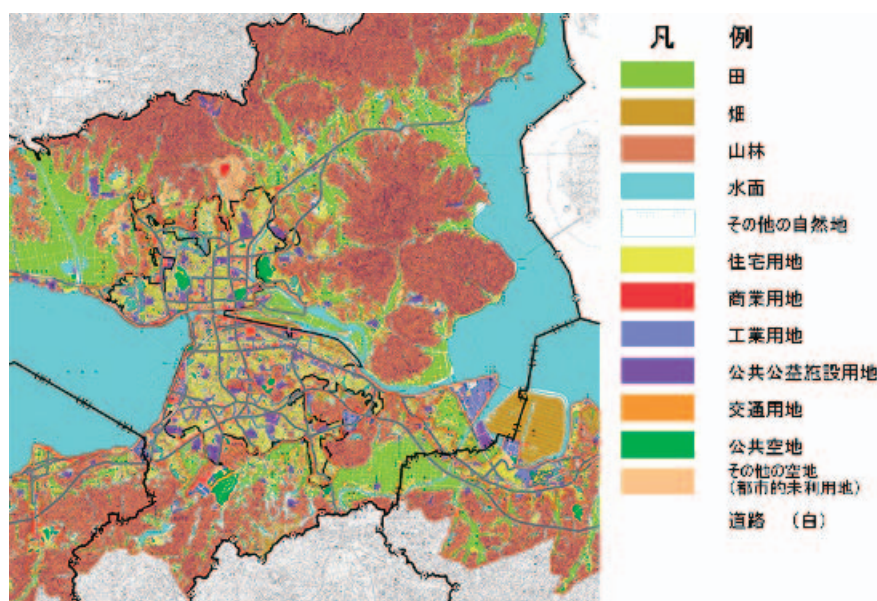


図 1. 土地被覆分類トレーニングエリア抽出に用いたグラントゥールースデータ

Fig. 1. Ground-truth data used for extracting training area for land cover classification from Landsat-5 TM data.

表2. グランドトゥルースデータと衛星による分類項目の対応.

Table 2. Correspondence between categories in ground truth data and for satellite classification.

分類項目 Category	グランドトゥルースデータの項目 Category of ground truth data
市街地 Urban	住宅用地
	商業用地
	工業用地
	道路
	交通用地
山林 Forest	山林
田 Rice field	田
畑 Vegetable field	畑
水域 Water	水面
その他 Others	その他の自然地
	公共公益施設
	公共空地
	その他の空地

分類項目を決めるにあたって、国土地理院の土地地用分類の詳細と分類コードとの対応表(国土地理院, 2007), 長谷川(2001), および鳥根県都市計画課より提供された土地利用現況図を参考にした。さらに、Landsat-5 TM の分解能(30 m)を考慮し、分類可能であると思われる6種類の項目を決定した。また、TMによって得られるデータは、傾斜の向きにより反射強度に差が出る。例えば、山岳部では、日陰斜面において日向斜面よりも反射強度が低下する。この影響を取り除かなければ分類精度が低下してしまう。よって、本研究では1つの分類項目をさらに目視で“暗い場所”, “明るい場所”に分け、トレーニングエリアの抽出を行った。これにより、分類精度低下の問題を軽減することができる。したがって、分類項目は全部で12種類(詳細カテゴリ)となるが、最終的には、2つに分けた“暗い場所”, “明るい場所”を1つに色付けし6種類の分類項目となるようにした。

グランドトゥルースデータの分類項目は表2の様にまとめ、衛星画像による分類項目と同じ項目数とした。図2(a)のグランドトゥルースデータに地上基準点(Ground control point, 以下GCP)を用いた幾

何補正を施し、さらに表2に示す土地被覆分類図と同じカテゴリに変換した結果を図2(b)に示す。この図は、衛星画像から作成した土地被覆分類図と対応させ、ピクセル対ピクセルでの評価を行うために用いられる。

3. 土地被覆分類法

3.1 土地被覆分類の概要

ここでは、Landsat-5 TM データの Digital Number (以下 DN という)を用いて地表の被覆物を市街地、山林、水域などの領域に分類する。ここで DN とは、センサが観測する放射輝度を 8bit, または 12bit, 16bit などのデジタル値に変換したものをいい、Landsat-5/TM によって得られたデータには、8bit の DN が格納されている。

分類手法は教師付き分類と教師なし分類に大別することができる。ここでは教師付き分類法のうち、予備的な試験で最も妥当な分類結果を示した最尤法分類を採用した。土地被覆分類は次のような手順で行った。

- (1) 衛星データの前処理(大気補正, 幾何補正, 分類対象地域画像の切り出し)
- (2) トレーニングエリアの抽出
- (3) 有効バンドの選定
- (4) 分類処理の実行
- (5) 分類精度評価(目視判読, グランドトゥルースデータによる精度評価)

分類精度評価を終えた時点で、分類結果が良くない場合は、再度トレーニングエリアの抽出を行う。その理由は今回の分類作業において、分類結果に最も影響を与えるのは解析者によるトレーニングエリアの抽出だからである。さらに、再度トレーニングエリアの抽出を行っても良い結果が得られない場合は、衛星データの前処理に戻り分類作業を繰り返す行う。

3.2 衛星データの前処理

大気中を電磁波が通過するとき、エアロゾルや空気分子によって散乱が起こる。この散乱光のことをパスラジアンズといい、衛星リモートセンシングデータを用いて定量的な解析を行う際にはパスラジアンズの影響を軽減させる必要がある。その軽減させる方法を大気補正という。ここでは、衛星データのみを用いて比較的簡単にパスラジアンズの影響を軽減できる暗画素法(作野, 2000)による大気補正を

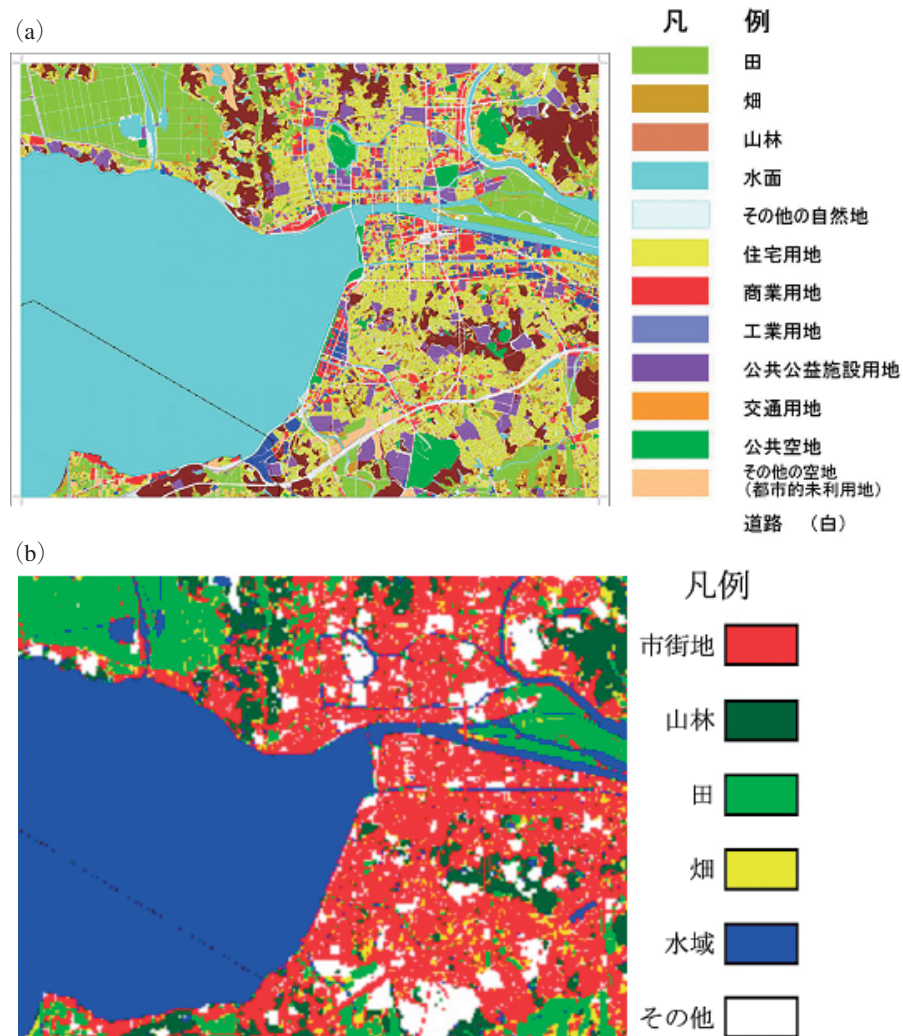


図2. 土地被覆分類精度評価に用いたグラントゥールスデータ。(a) 原図, (b) 幾何補正を施し, 衛星による分類項目にまとめたもの。

Fig. 2. Ground-truth data used for evaluation of classification accuracy. (a) Original data, (b) After geometrical correction. Categories are changed to those for satellite classification.

行った。

画像の幾何補正は, 宍道湖, 中海および島根半島の11点のGCPを用いて行い, 補正後のDNの決定には最近隣内挿法(高木・下田, 1991)を用いた。

3.3 トレーニングエリアの抽出

トレーニングエリアの抽出には, まずグラントゥールスデータから, 代表的と思われる領域を選び, それに対応する衛星フォールスカラー画像を参照して一様とみなせる領域を3×3もしくは5×5ピクセルの範囲で選んだ。この領域を, 上述の詳細カテゴリ毎に3領域程度抽出した。

3.4 有効バンドの選定

有効バンドの選定に当たって, 2種類の検討を行っ

た。まずバンド間のDNの相関を, 分類項目毎に作成した。その例を図3に示す。図3(a)は, 水域(明)とその他(明)の相関であり, 両者のDNが全てのバンドで大きく異なることから, 高い分類精度が期待される。一方図3(b)は, 山林(明)と畑(明)の相関であり, 両者のDNが類似していることから分類が困難と考えられる。次に, 各分類項目のDNが多次元正規分布すると仮定し, クラス間距離のひとつであるジェフリー-松下(JM)距離を用いて各分類項目間のクラス間距離を求めた。JM距離は, 以下で定義される(資源観測解析センター, 1990)。

$$d^2 = \int_{-\infty}^{\infty} \{f(x)^{1/2} - g(x)^{1/2}\}^2 dx \quad (1)$$

ここで, $f(x)$, $g(x)$ は2つのクラスの分布関数である。また, d^2 は0~2の値をとり, 2つのクラスが完

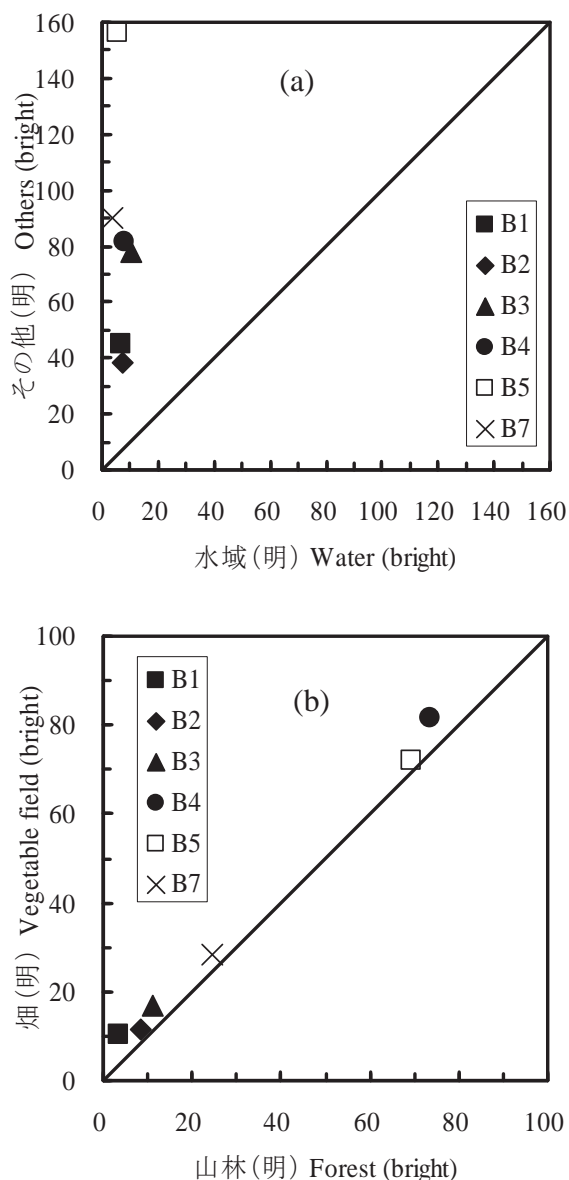


図3. バンド間 DN 相関の例。(a) 水域 (明) とその他 (明), (b) 山林 (明) と畑 (明)。

Fig. 3. Examples of DN correlation for different bands. (a) Water (bright) and Others (bright). (b) Forest (bright) and vegetable field (bright).

全に独立している場合は $d^2=2$ となる。さらに, $f(\mathbf{x})$, $g(\mathbf{x})$ が正規分布に従うとき JM 距離は次のようになる。

$$d^2 = 2\{1 - \exp(-a)\} \quad (2)$$

ここで,

$$a = \frac{1}{8}(m_1 - m_2)^t \left(\frac{\Sigma_1 + \Sigma_2}{2} \right)^{-1} (m_1 - m_2) + \frac{1}{2} \ln \left\{ \frac{|\Sigma_1 + \Sigma_2|/2}{(|\Sigma_1| |\Sigma_2|)^{1/2}} \right\} \quad (3)$$

であり, m_1 , m_2 , Σ_1 , Σ_2 はクラス 1, 2 における平均値ベクトルと共分散行列である。

JM 距離を使用するバンドを変えて求めることにより, クラスの分離に寄与しているバンドを推定することにも利用できる。JM 距離では最大値が $d^2=2$ と決まっており, 分離度評価が行いやすいことから, クラス間距離としてしばしば用いられる (加治佐ほか, 2006)。

バンド間相関図より推定した有効バンドを表3にまとめる。有効バンドを推定するにあたり, 誤分類があってもよい関係 (“市街地 (暗)” と “市街地 (明)” など) については有効バンド “なし” とした。表3より以下のことが言える。

- (1) “山林 (暗)” と “田 (暗)”, “田 (明)” 以外にはバンド4 またはバンド5 が含まれ, バンド4 及びバンド5 は今回の項目の分類において必要である。
- (2) “山林 (暗)” と “田 (暗)”, “田 (明)” の分類にはバンド1 及びバンド3 が必要である。
- (3) バンド7 は “市街地 (暗)” と “田 (暗)”, “田 (明)” や “田 (明)” と “その他 (暗)”, “その他 (明)” などの分類に有効であると考えられる。よってバンド7 も必要である。
- (4) バンド2 が含まれる場合, 有効バンド数が最低でも5 バンドある。さらに, バンド2 以外は全て他のクラスの分類に必要とされるバンドであり, バンド2 は必ずしも必要ではないと考えられる。

更に, JM 距離を用いたクラス間の分離度評価を行い, 次の結果が得られた。

全6 バンド及びバンド1, 3, 4, 5, 7 を用いた場合の JM 距離は, 誤分類があってもよい関係 (市街地 (明) と市街地 (暗) のような組み合わせ) 以外すべてにおいて 1.92 以上と高い値を示した。よって, バンド2 を用いない場合でも各項目の分離度は高く, 良い結果が得られると考えられる。また, バンド4, 5 を除いたバンド1, 2, 3, 7 を用いた場合の JM 距離では, “山林 (明)” と “畑 (暗)” で 1.74, “山林 (明)” と “畑 (明)” で 1.68 と, バンド4, 5 が含まれる場合に比べて低い値となった。

上述のように, バンド間相関および JM 距離, いずれの評価でも有効バンドの選定において同一の結論が得られた。以上のことから今回の分類には, 基本的にバンド1, 3, 4, 5, 7 を用いれば良い結果が得られると考えられる。

4. 分類結果とその精度評価

4.1 バンドの組み合わせを変えた場合の分類結果

JM 距離を用いた有効バンド選定を行った結果,

表 3. バンド間相関から求めた分類に有効バンド.

Table 3. Band combination significant for satellite classification obtained from correlation analysis between DNs of different bands.

2000/05/04	Urban (Dark)	Urban (Bright)	Forest (Dark)	Forest (Bright)	Rice F. (Dark)	Rice F. (Bright)	Veg. F. (Dark)	Veg. F. (Bright)	Water (Dark)	Water (Bright)	Others (Dark)	Others (Bright)
Urban (Dark)	-	-	1,3,5 7	1,4,7	5,7	5,7	4	4	1,2,3 4,5,7	1,3,4 5,7	5	5
Urban (Bright)	-	-	1,3,5 7	1,3,4 7	1,5,7	5,7	4	4	1,2,3 4,5,7	1,2,3 4,5,7	5	5
Forest (Dark)	-	-	-	-	1,3	1,3	4	4,5	4,5	4,5	1,2,3 5,7	1,2,3 5,7
Forest (Bright)	-	-	-	-	4,5	3,4,5	4	1,4	4,5	4,5	1,2,3 5,7	1,2,3 5,7
Rice F. (Dark)	-	-	-	-	-	-	4,5	4,5	3,4,5	4,5	3,4,5 7	3,4,5 7
Rice F. (Bright)	-	-	-	-	-	-	4,5	4,5	3,4,5	3,4,5	5,7	5,7
Veg. F. (Dark)	-	-	-	-	-	-	-	-	4,5	4,5	1,2,3 5,7	1,2,3 5,7
Veg. F. (Bright)	-	-	-	-	-	-	-	-	5,7	4,5	3,5,7	3,5,7
Water (Dark)	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	1,2,3 4,5,7	1,2,3 4,5,7
Water (Bright)	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	1,2,3 4,5,7	1,2,3 4,5,7
Others (Dark)	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Others (Bright)	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-

全6バンドまたはバンド2を除く5バンドを用いて分類を行えば良い結果が得られることがわかった。また、バンド1, 2, 3, 7を用いた場合、“山林(明)”と“畑(暗)”, “畑(明)”の分離度が下がり誤分類が増えるという結果が得られた。全6バンド及びバンド2を除く5バンドでは、JM距離にほとんど差がなかったが、分類結果に違いが出るか確認を行うため、両者の分類結果を示し比較を行った。さらに、バンド4,5を除いた場合、どの程度の誤分類が増えるか確認を行うため、バンド1, 2, 3, 7を用いた分類結果を行い比較した。すなわち比較するバンド組み合わせは、(1) 1, 2, 3, 4, 5, 7, (2) 1, 3, 4, 5, 7, (3) 1, 2, 3, 7の3通りである。それぞれの場合の分類精度評価(判別効率表)を表4に示す。

表4(a)(b)では“畑”と“その他”以外では良好な結果が得られた。“畑”や“その他”の分類精度が低い原因としては次のことが考えられる。“その他”では、グランドトゥールースデータにおいて、校庭や野球場のように、覆土の色(反射率)が異なる様々なグラウンド、さらに植生が含まれる総合運動公園などが公共空地として1つの項目にまとめられている。このような様々な土地被覆をひとつのカテゴリにまとめることが問題と思われる。“畑”では、時期

によって作物が植えられていたり、植えられていなかったりするため、分光反射特性が場所により異なり、誤分類に繋がったことが考えられる。

ここで、“畑”については精度評価のために選んだ均質なテストエリアを用いて分類精度評価を行ってみる。表5にその結果を示す。表5の結果から、精度評価用に選んだ均質なテストエリアを用いると畑の分類精度は良いことがわかる。したがって、TMでの観測時に、畑に作物が植わっていなかったこと、市街地中心のグランドトゥールースデータを用いたため、ミクセルの影響により多くが“市街地”に分類されたことなどが“畑”の分類精度を下げたのではないかと考えられる。

また、表4(c)より、バンド4, 5を加えなかった場合、バンド4, 5を用いた場合に比べて“山林”の分類精度が約24%低下したことがわかった。これによりバンド4, 5の必要性が確認できた。

以上より、全6バンドまたは、バンド2を除いた5バンドを用いて分類を行えば良いことがわかった。どちらの組み合わせを用いるか決めるため、平均精度及び総合精度を求め検討した。平均精度は判別効率表の対角項の平均値であり、総合精度は画素数の重みを付けた平均値である。平均精度と総合精度は

表 4. 松江付近のグランドトゥルースデータとのピクセル毎の比較から求めた判別効率表. (a) バンド 1, 2, 3, 4, 5, 7, (b) バンド 1, 3, 4, 5, 7, (c) バンド 1, 2, 3, 7.

Table 4. Misclassification matrices from pixel-by-pixel comparison with ground truth data around Matsue City. (a) Bands 1, 2, 3, 4, 5, 7. (b) Bands 1, 3, 4, 5, 7. (c) Bands 1, 2, 3, 7.

(a)

2000/05/04		Classification result						
Bands 1,2,3,4,5,7	Urban	Forest	Rice F.	Veg. F.	Water	Others	Total	
Ground Truth Data	Urban	81.6	1.9	4.6	1.6	0.1	10.2	100
	Forest	12.4	63.2	5.8	3.2	0.5	15	100
	Rice F.	18	1.6	66.6	4	0.4	9.4	100
	Veg. F.	41	9.3	11.2	9.8	0.1	28.6	100
	Water	3.6	0.5	3.2	0.1	91.9	0.6	100
	Others	52.9	9.2	4.5	5	0	28.4	100

Unit: %

(b)

2000/05/04		Classification result						
Bands 1,3,4,5,7	Urban	Forest	Rice F.	Veg. F.	Water	Others	Total	
Ground Truth Data	Urban	82.2	2	4.5	1.6	0.1	9.6	100
	Forest	13.6	64	5.4	3.2	0.5	13.4	100
	Rice F.	17.8	1.7	67	3.9	0.4	9.2	100
	Veg. F.	42.2	9.5	10.4	10.2	0.1	27.6	100
	Water	3.9	0.6	2.9	0.2	91.9	0.6	100
	Others	53	9.2	4.5	5.1	0	28.1	100

Unit: %

(c)

2000/05/04		Classification result						
Bands 1,2,3,7	Urban	Forest	Rice F.	Veg. F.	Water	Others	Total	
Ground Truth Data	Urban	80.6	2.1	4.8	8.4	0.2	3.9	100
	Forest	13.1	39.2	3.8	39.9	0.7	3.3	100
	Rice F.	19.2	1.2	65.7	9	1.6	3.4	100
	Veg. F.	50.5	6.8	15	19.1	0.1	8.4	100
	Water	2.5	0.5	2.3	2	92.5	0.2	100
	Others	56.8	4.4	4.4	15.2	0.1	19.2	100

Unit: %

以下の式によって求められる。

$$\text{平均精度} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m c_{ii} \quad (4)$$

$$\text{総合精度} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^m n(i) c_{ii},$$

$$\text{ただし, } N = \sum_{i=1}^m n(i) \quad (5)$$

ここで, m は分類項目数, c_{ii} は判別効率表の対角項(確率), $n(i)$ は i 番目の分類項目の画素数である。

表 6 に平均精度及び総合精度を示す。表 6 より平均精度及び総合精度が最も良かったのはバンド 2 を除いた 5 バンドの組み合わせであった。よって, バンド 1, 3, 4, 5, 7 を用いて分類図を作成し経年変化を調べた。

5. 経年変化解析

1985 年 5 月 2 日, 1992 年 4 月 28 日, 1995 年 5 月 23 日, 1998 年 5 月 6 日, 2000 年 5 月 4 日の TM デー

表 5. 精度評価用に選んだテストエリアにおける畑の分類精度

Table 5. Classification accuracy at test areas selected for evaluating classification accuracy of vegetable field.

2000/05/04		Classification accuracy						
		Urban	Forest	Rice F.	Veg. F.	Water	Others	Total
Test area of veg. Field	Bands 1,2,3,4,5,7	0.0	5.2	0.0	93.5	0.0	1.3	100.0
	Bands 1,3,4,5,7	0.0	3.9	0.0	94.8	0.0	1.3	100.0
	Bands 1,2,3,7	3.9	1.3	1.3	93.5	0.0	0.0	100.0

Unit: %

表 6. 3つのバンド組み合わせにおける平均精度及び総合精度

Table 6. Average and overall accuracies for three types of band combinations.

Band combination	Average accuracy	Overall accuracy
Bands 1,2,3,4,5,7	56.9%	74.6%
Bands 1,3,4,5,7	57.2%	74.9%
Bands 1,2,3,7	52.7%	72.0%

タについてバンド2を除く5バンドを用いた最尤法分類を行い、松江地域の経年変化を調べた。分類結果の代表例として、図4(a), (b)に1985年5月2日および2000年5月4日の分類結果をそれぞれ示す。この図から、15年の間に市街地が顕著に郊外に広がっている様子がみてとれる。

1985年から2000年までの間の3シーンについても同様の分類処理を行ったが、1995年5月23日だけは、畑と市街地が多い特異な結果となった。ここで、観測日直前の降水量を調べたところ、1995年は、5月21日に37.0mm、5月22日には5.5mmの降水量が観測されているのに対し、他の年は2日前から降雨はなかった。したがって、1995年5月23日は土壌水分の影響によって他の年とは異なった結果が得られたのではないかと考えられる。実際には、降雨後の分光反射特性を調べ、評価を行う必要がある。

上記の結果から1995年の分類結果を除いて経年変化を調べた。各年のカテゴリの割合を図5に示す。1985年から2000年にかけて“市街地”が6.5%増加している。逆に、“その他”が10.7%減少しており、“空き地”が“市街地”に変化してきたことが考えられる。“山林”と“水域”には大きな変化は見られなかった。“田”や“畑”には年毎に増減があり、一定の経年変化はみられない。

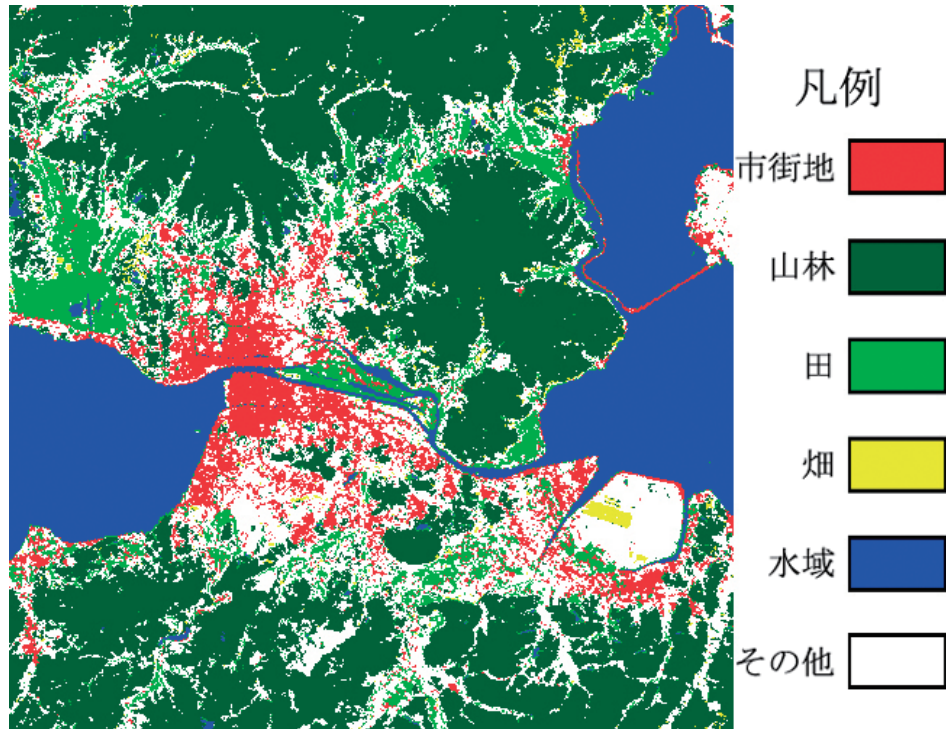
この結果を、表4に示した分類精度から考察する。まず水域は基本的に経年変化はほとんどないはずであり、分類結果の年次変化の標準偏差約0.35%は、水域検出の精度を表していると考えられる。森林については、他の分類項目からの誤分類は比較的少なく、また山林を他の分類項目に誤る確率が35%程度あることから、恐らく森林面積割合を過小評価していると思われる。ただしその誤り率に経年変化がないとすると、森林面積に顕著な経年変化はないものと考えられる。市街地については、他の分類項目から市街地への誤分類が比較的大きく、市街地を他の分類項目と誤る確率は比較的小さい。そのため、ある程度市街地面積は過大評価になっているものと考えられる。特に面積割合の大きな水域からの混入と、誤分類率の大きな“その他”からの混入は無視できないと考えられる。しかし、年を追って市街地の割合が増加し、“その他”の割合が減少していることは、単なる分類誤差ではなく、継続的な市街地拡大を表しているものと考えられる。

6. まとめ

Landsat-5 TM データを用いて松江地域の土地被覆分類を行い、経年変化を調べた。分類項目は“市街地”、“山林”、“田”、“畑”、“水域”、“その他”の6種類とし、さらに傾斜部の影響を軽減させるため1つの分類項目を“暗い場所”と“明るい場所”の2種類にわけ分類を行った。また、土地被覆分類を行う際、バンド間相関及びJM距離により有効バンド選定を行った。可視から中間赤外にかけての6バンドについて有効性を調べた結果、全6バンドあるいはバンド2(緑)を除く5バンドが分類に有効であると判断された。

さらに、上記のバンドの組み合わせを用いて最尤法分類を行った。グランドトゥールースデータとのピクセル対ピクセルでの精度評価を行ったところ、全

(a) May 2, 1985



(b) May 4, 2000

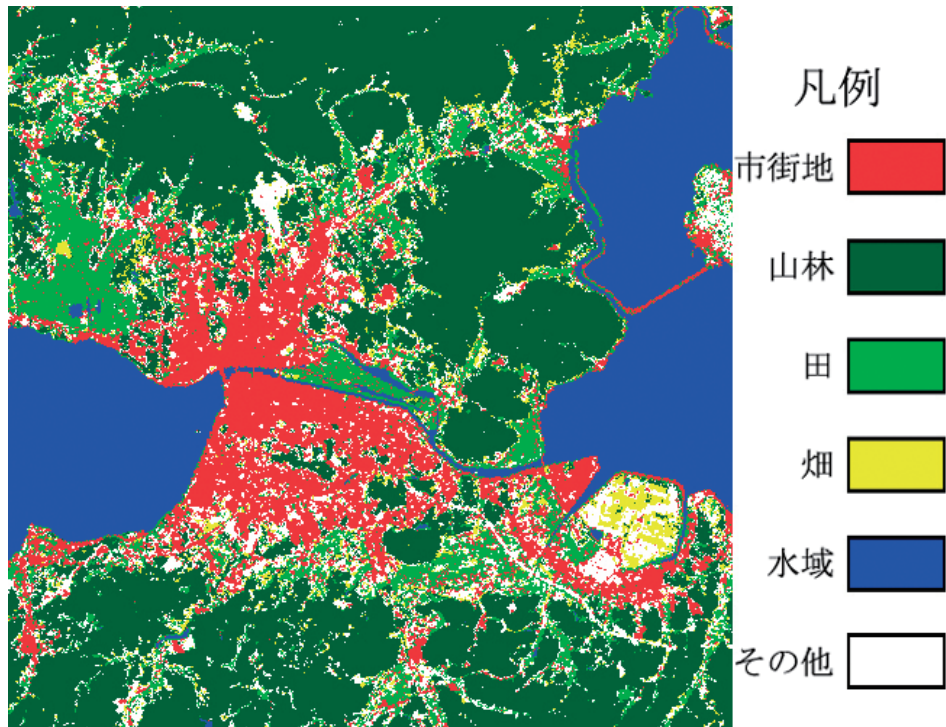


図4. 土地被覆分類結果の例. (a) 1985年5月2日. (b) 2000年5月4日.

Fig. 4. Example of land cover classification. (a) May 2, 1985. (b) May 4, 2000.

6バンド及びバンド2を除く5バンドによる分類では“畑”と“その他”以外で良好な結果が得られた。

分類精度評価検討の結果をもとに、バンド2を除く5バンドを用いて経年変化解析を行った。その結

果、1985年から2000年にかけて松江市を中心とする市街地が顕著に増加していることがわかった。

以上の結果から、衛星画像を用いることで広域の変化を同一の条件で調べることができ、汽水域の流

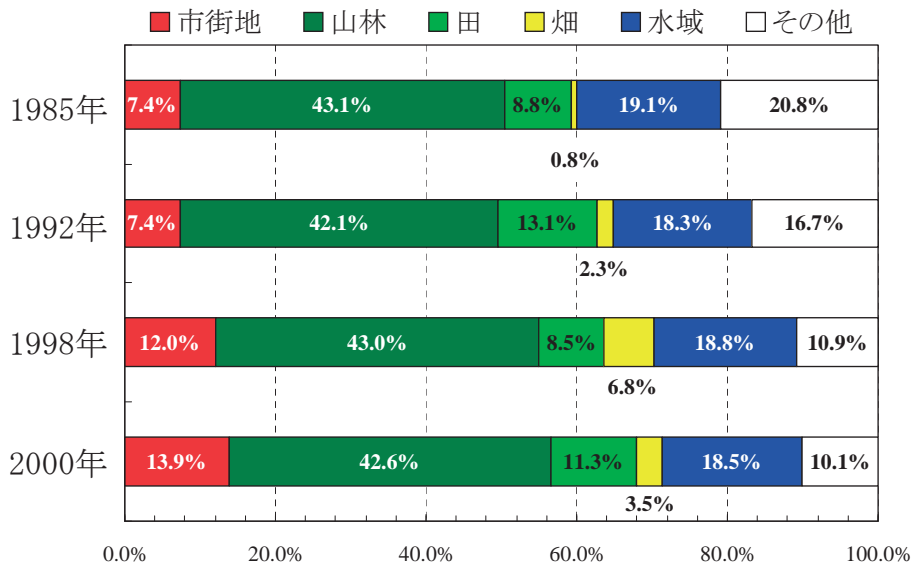


図5. 1985年から2000年にかけての各分類項目割合の変化。

Fig. 5. Trend of land cover percentage of 6 categories from 1985 to 2000.

域環境情報を定期的に得られる可能性が示された。このような手法は、基本的に衛星画像の取得頻度毎に土地被覆状況をモニターできるため、急激な流域開発や災害状況把握などにも役立つと考えられる。

ただし、分類精度解析で示したように、定量性にはまだ問題がある。その原因としては、分光反射特性のみに依存するリモートセンシング手法固有の問題の他に、グラントゥールースデータと衛星による分類項目の対応づけの妥当性、衛星データの空間分解能の不足、更に1995年のデータ解析で示唆された土壤水分による分光反射特性の変化などが考えられる。これらの問題を改善するには、リモートセンシングによる分類に適した分類項目の決定、高空間分解能衛星データの使用、更にマイクロ波合成開口レーダの併用などが考えられる。

謝 辞

島根県都市計画課計画グループ主幹西村成人氏、計画グループ主任飯塚拓英氏には、土地利用現況図の提供並びに適切な助言を頂いた。Landsat-5は米国政府所有で、TMデータはSpace Imaging/JAXAより提供された。

参 考 文 献

- 長谷川 均 (2001) リモートセンシングデータ解析の基礎, 古今書院, 東京, 140 pp.
- JAXA (2007) セマティック・マップの概要と主要諸元, http://www.eorc.jaxa.jp/hatoyama/satellite/sendata/tm_j.html
- 加治佐剛・村上拓彦・溝上展也・吉田茂二郎 (2006) 樹種を考慮した衛星データと林分材積の関係, 日本写真測量学会秋季学術講演会, 11月23-24日.
- 国土地理院 (2007) 土地利用分類の詳細と分類コードとの対応表, http://www.gsi.go.jp/MAP/CD-ROM/lu5000/data_files/code.htm
- 古津年章・作野裕司 (2007) 衛星リモートセンシングによる宍道湖・中海の環境観測, 汽水域国際シンポジウム2007, 予稿集, 87-95.
- 大林成行 (編著) (2002) 人工衛星から得られる地球観測データの使い方, 大成出版社, 東京, 234 pp.
- 作野裕司 (2000) 衛星リモートセンシングによる宍道湖のクロロフィル a 濃度及び一次生産量のモニタリングに関する研究, 博士 (工) 論文, 東京大学, 190 pp.
- 財資源観測解析センター (1990) 画像データの処理と解析 (2), (財資源観測解析センター, 294 pp.
- 高木幹雄・下田陽久 (監修) (1991) 画像解析ハンドブック, 東京大学出版会, 東京, 775 pp.