

単一標本教師データによる多重分光画像のカテゴリ分類

小林 幸夫[†] 稲村 實^{††}

本論文では代表性を満たしていると思われる教師データをカテゴリあたり一標本のみ選定するだけで、教師データを多数選定した場合と同等の分類精度を得ることができるカテゴリ分類法を提案する。本手法は選定した一標本の教師データを用いて対象領域全体から複数の疑似教師データを推定し、ミクセルデータを考慮したEMアルゴリズムを適用することにより疑似教師データの代表性を改善し分類を行うものである。

Category Classification of Multi Spectral Image Using Single Training Sample

YUKIO KOBAYASHI[†] and MINORU INAMURA^{††}

In this paper, we propose a simple classification method using single training sample to obtain classification accuracy as same as conventional method. This method consists of two steps. First step is estimation of pseudo training samples from selected single training sample. Second step is improvement of representativeness of pseud training samples using EM algorithm with consideration of mixel data.

1. はじめに

リモートセンシング多重分光画像の教師付き分類法は、分類カテゴリの統計的性質を代表する教師データを使用することが前提条件である。しかし教師データの抽出は通常対象領域全体ではなく、各カテゴリに対応すると思われる領域を選択的に利用するため、教師データの統計量に偏りが生じる¹⁾ことが避けられない。この結果教師データの分類精度に比べて検証用のテストデータの分類精度が低下する²⁾。また画像中に多数存在しているミクセルデータ（リモートセンサの瞬時視野内に複数のカテゴリが存在する画素）を教師データとして選定した場合、教師データの代表性が損なわれる。しかし代表性を満たした教師データを選定する作業は、リモートセンシング画像以外の情報（地図情報等）を用いて1点1点選定するため、専門家が行って困難であり非効率的である。

そこで本論文では代表性を満たしていると思われる教師データを一標本のみ選定するだけで、教師データ

を多数選定した場合と同等の分類精度を得ることができる手法を提案する。この手法は選定した単一標本教師データを基準に疑似教師データを推定し、ミクセルデータを考慮した代表性改善アルゴリズム³⁾により疑似教師データの代表性を改善し分類する手法である。

2. 単一教師データによるカテゴリ分類手法

2.1 原理および処理方法

教師データを単一標本とした場合、母集団の分散を推定することができないため、最尤判別関数のような分散を必要とする判別法を用いることは不可能である。このため何らかの方法により、単一標本教師データから疑似教師データを推定する必要がある。しかし疑似教師データは単一標本教師データとの分光特性の類似性で推定されるため、ミクセルデータの混入等により本来のカテゴリの代表性を満たすとは限らない。すなわち疑似教師データの統計量は各カテゴリの母集団の統計量とは必ずしも一致しない。そこで疑似教師データの統計量の代表性を改善する。

実際の手順は、まず分類するカテゴリを最も代表していると思われる標本を一標本のみ選定し、初期教師データとする。次に選定した初期教師データの分光特性を基準に疑似教師データを全画像データから推定

[†] 群馬職業能力開発短期大学校
Gunma Polytechnic College

^{††} 群馬大学工学部
Faculty of Engineering, University of Gunma

する。このとき、画像中に多数含まれているであろうミクセルデータの存在を考慮する。画像のエッジ領域は分光特性が変化する領域であり、その領域はカテゴリとカテゴリの境界領域と考えられミクセルデータが存在する可能性が大きい。そこで画像のエッジ領域を疑似教師データの推定から除外する。次に推定した疑似教師データの代表性を改善するため、ミクセルデータを考慮したEMアルゴリズムを適用する。最後に代表性の改善された教師データを用いて分類を行う。

2.2 疑似教師データ推定条件

単一標本教師データの分光特性を基準に疑似教師データを推定する条件として、特徴空間距離および画像座標距離を尺度とする以下の2種類を設定した。

- (1) k 次元特徴空間における単一標本教師データの分光ベクトル t と各画素ベクトル p とのユークリッド距離 d がある閾値以下でかつエッジ領域以外の画素を疑似教師データと推定する。
- (2) まず単一標本教師データを用いてユークリッド最短距離法により画像全体を分類する。各単一標本教師データを選定した位置座標を中心とした小領域の中で当該カテゴリに分類された画素でかつエッジ領域以外の画素を疑似教師データと推定する。

(1) は本来各カテゴリは分光特性の類似した標本の集まりであることから、特徴空間上での距離を尺度として設定した。(2) は各カテゴリは空間的に独立に存在するのではなく、ある領域として存在する(ある画素があるカテゴリである場合、その近傍にもそのカテゴリが存在する可能性が高い) 場合が多いことから設定した。

3. 適用例

使用した多重分光画像の諸元を表1に示す。分類カテゴリとして、1 = 川(明) = river-l, 2 = 川(暗) = river-d, 3 = 緑(明) = green-l, 4 = 緑(中) = green-m, 5 = 緑(暗) = green-d, 6 = 裸地 = ground, 7 = 市街地 = city, 8 = 郊外 = town, 9 = 高速道路 = road, 10 = 新幹線 = yamabiko, 11 = 雲 = cloud, 12 = 雲の影 = shadow を設定した。

まず各カテゴリを代表していると思われる画素を単一標本選定し初期教師データとした。次にミクセルデータを排除するため、エッジ画像を作成した。各バンドごとに 3×3 画素のソーベルフィルタを施しエッジ強度を求め、次に 11×11 画素の小領域における移動平均法による2値化(小領域の平均エッジ強度以上のエッジ強度を持つ画素をエッジ画素とし、この処理

表1 分類対象多重分光画像の仕様

Table 1 Specification of multi spectral image.

Observation satellite	LANDSAT No.5
Observation sensor	TM (6 bands excluding the heat band)
Observation date	August 6, 1986
Observation area	Kanuma, Utsunomiya city
Number of pixels	1024 × 400

を画像全体に施す)を行った。さらに2値化された各バンドの画像を用いて多数決フィルタ(同一座標で各バンドについてエッジと判定されている数の多数決)によりエッジ画像を作成した。エッジと判定された画素数は189311であり、全画素に対して46.2%である。

これらの準備のもと2章で述べた2種類の条件に以下の閾値を設定し疑似教師データを推定した。

- (1) 特徴空間内のユークリッド距離 d が 10, 20, 30 以下でエッジ領域以外の画素 (FPD10, FPD20, FPD30)
- (2) 空間小領域の大きさ $31 \times 31, 51 \times 51$ 画素でエッジ領域以外の画素 (SP31, SP51)

またミクセルデータを排除した効果を調べるため、エッジ領域を除外しない場合についても疑似教師データを推定した。次に各カテゴリの疑似教師データの特徴量(平均ベクトル, 分散共分散行列)を算出し、ミクセルデータを考慮したEMアルゴリズムを適用し、疑似教師データの代表性を改善した。最後に推定された教師データを用いて最尤判別関数によりカテゴリ分類を行った。教師データを複数標本選定する従来の方法と比較するため、初期教師データとして各カテゴリ30標本選定し、ミクセルデータを考慮したEMアルゴリズムにより代表性を改善し最尤判別関数により分類した(TD30)。

分類結果を定量的に評価するため、TD30と各分類結果との一致率を算出した。また画像全体の分類精度を推定するため、教師データとは別にテストデータを各カテゴリ30標本選定し分類正答率(各カテゴリのテストデータ中で当該カテゴリに分類されたデータ数の割合)を算出した。結果を表2に示す。分類結果の一致率については、同一教師データを用いて分類手法が異なる場合の結果についての報告⁴⁾がなされているが、その場合の一致率は50~70%と低い。これはミクセルデータの取扱いや、手法による判別境界の差によると考えられる。これに対し単一標本教師データによる分類結果とTD30との一致率は82~93%であり、本手法の有効性を示していると考えられる。エッジ領域を除外しなかった場合一致率は72~79%と低

表2 テストデータ正答率およびTD30との一致率

Table 2 Classification correct answer ratio of test data and agreement ratio with TD30.

method		FPD10	FPD20	FPD30	SP31	SP51	TD30
correct answer ratio of test data (%)	(without edge)	98.6	98.9	97.8	97.8	95.3	99.2
	(with edge)	97.2	96.4	94.4	93.9	91.4	—
agreement ratio with TD30 (%)	(without edge)	93.4	91.1	87.9	83.0	81.9	—
	(with edge)	78.8	77.1	72.4	75.2	75.2	—

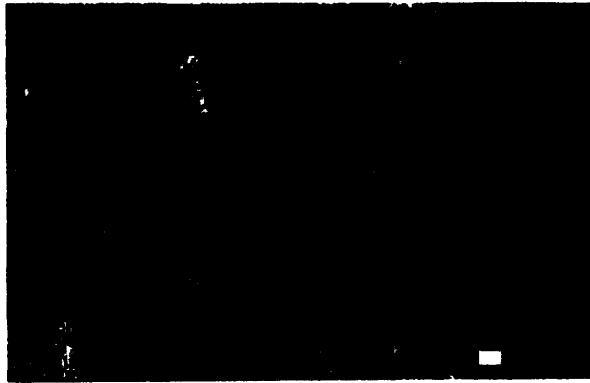


図1 分類結果 (特徴空間距離 10 以下, FPD10)
Fig. 1 Classification image of euclidian distance of feature plane ≤ 10 .

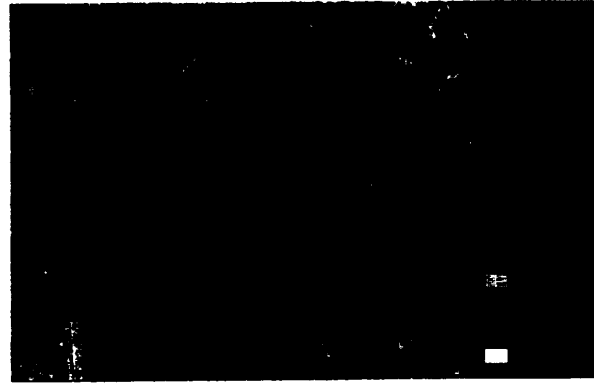


図2 分類結果 (初期教師データ 30 標本, TD30)
Fig. 2 Classification image using 30 initial training samples.

くなり、本手法においてミクセルデータを排除することは分類精度向上のため有効であるといえる。またテストデータ正答率においても TD30 のテストデータ正答率が 99.2% であるのに対し、単一標本教師データによる分類でも 95% 以上と高い値を示しており、多数の標本を選定した場合と同程度の分類精度を有しているといえる。

表 2 より疑似教師データの推定条件として特徴空間距離を尺度とする方法は、空間的な位置を尺度とする方法より分類精度および TD30 との一致率が良いことが分かる。これは空間的な位置関係においては局地的に疑似教師データを推定しているため、対象領域全体から推定した特徴空間距離を尺度とした方法に比べて疑似教師データの特徴量が偏ったためと考えられる。

図 1 に FPD10 の条件で分類した結果を、図 2 に TD30 の分類結果を示す (対象画像 1024×400 のうち 512×400 を示す)。これより定性的には TD30 とよく似た分類結果となっていることが分かる。図 3 に FPD10 の条件でエッジ領域を除外しなかった場合の結果を示す。これより画像中央部を流れる川の境界部分で明らかな誤分類が生じていることが分かる。これはエッジ領域を除外しなかったことにより疑似教師データにミクセルデータが混入し、分類能力が低下したためと考えられる。

以上のことから本論文で提案した手法は有効であり、

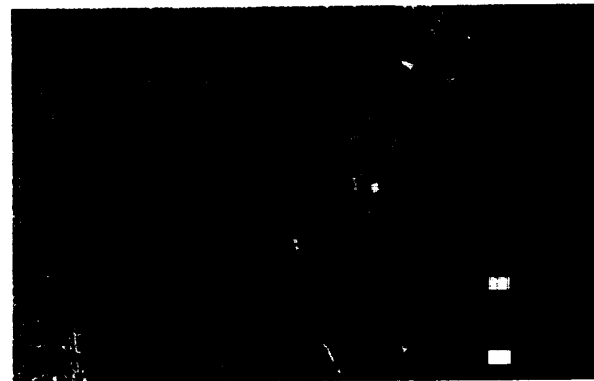


図3 分類結果 (特徴空間距離 10 以下, 含エッジ領域)
Fig. 3 Classification image of euclidian distance of feature plane ≤ 10 (with edge data).

教師データの選定に対して作業が容易になるとともに必要な時間も短縮されることが考えられる。

4. む す び

単一標本教師データを用いてリモートセンシング多重分光画像をカテゴリ分類する方法を提案し、実際の画像に適用することによりその有効性を示した。

この方法により、教師データの選定に要する時間を短縮するとともに、代表性を有する教師データを推定することが可能になると考えられる。

今後、疑似教師データの推定方法についての他の尺

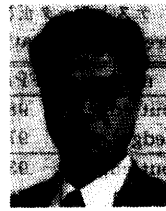
度の適用を検討することが必要であると考えている。

参考文献

- 1) 藤村貞夫, 椿 広計: リモートセンシングにおける多次元画像の分類, 計測制御, Vol.24, pp.1013-1018 (1985).
- 2) 藤村貞夫, 豊田弘道, 愛甲 敬, 鈴木康志: マルチスペクトル画像を用いた自動識別手法の比較, 計測自動制御学会論文集, Vol.14, No.3, pp.269-276 (1978).
- 3) 小林幸夫, 稲村 實: EM アルゴリズムによるリモートセンシング画像のカテゴリ分類におけるミクセルアータの影響と改善, 情報処理学会論文集, Vol.37, No.1, pp.39-48 (1996).
- 4) 稲村 實, 山崎秀春, 小林幸夫: リモートセンシング画像のカテゴリ分類性能とその信頼性評価に関する問題, 第21回リモートセンシングシンポジウム講演論文集, pp.47-48 (1995).

(平成8年7月11日受付)

(平成8年10月1日採録)



小林 幸夫 (正会員)

1957年生。1980年長岡技術科学大学工学部電子機器工学課程卒業。1982年同大学大学院修士課程修了。同年松下電器産業(株)入社。1988年小山職業訓練短期大学校講師。1991年群馬職業能力開発短期大学校講師, 現在に至る。リモートセンシング多重分光画像の解析に関する研究に従事。電子情報通信学会, 日本音響学会, 計測自動制御学会, 日本リモートセンシング学会各会員。



稲村 實 (正会員)

1945年生。1967年工学院大学工学部電気工学科卒業。1968年同大学専攻科, 1970年同大学大学院修士課程修了。1973年同大学大学院博士課程を単位修得のうえ退学。同年東京大学工学部計数工学科助手, 1981年同講師。1982年佐賀大学工学部助教授, 1987年同教授。1989年群馬大学工学部電気電子工学科教授, 現在に至る。1978年度計測自動制御学会論文賞, 1985年度同学会技術賞を受賞。1980年工学博士(東京大学)。現在, 代数的手法に基づく多次元画像処理, リモートセンシングによる定量的遠隔計測などの研究に従事。日本リモートセンシング学会評議員・編集委員。IEEE, 電子情報通信学会, 日本リモートセンシング学会, 計測自動制御学会各会員。