

## 人工的トレーニングエリアも用いた土地被覆推定のためのニューロモデル

信州大学工学部 正会員 奥谷 巍  
 信州大学工学部 正会員 高瀬 達夫  
 信州大学工学部 ○ 染谷 純生

### 1. はじめに

リモートセンシングは広く、空間電磁波を伸立ちにし物を調べる技術としての意味を持つが、近年の宇宙技術の進歩に伴い、その中心は人工衛星を用いた地表面の観測へと移行してきた。

また、地表被覆状態の情報抽出において、リモートセンシングのはたす役割は、近年の人工衛星、航空機の進歩に伴い幅広い分野で注目されている。

本研究では、人工的トレーニングエリアを用いて、学習させた3層ニューラルネットワークを提案する。

また、この学習及び推定の結果を、人工的トレーニングエリアを使用しない3層ニューラルネットワーク、最尤推定法及び、判別分析法の結果と比較し、検討する。

### 2. 対象地域

本研究では神奈川県小田原市周辺の $4\text{ km} \times 8\text{ km}$ の矩形エリアを研究の対象地とした。また、この対象地域を2分割して、北側をトレーニングエリア、南側をテストエリアとする。(図1)

トレーニングエリアは、推定に用いる3層ニューラルネットワークのパラメーター同定を行う地域である。テストエリアでは土地被覆状態の推定、つまり、面積割合の推定を行う。

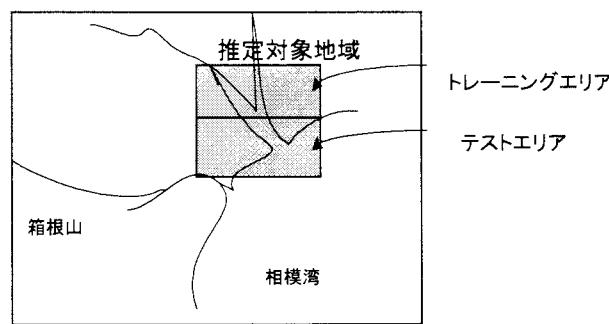


図1 対象地域図

対象区域は、 $200\text{m} \times 200\text{m}$ の基本メッシュに区切り、その基本メッシュに対応して土地被覆カテゴリの面積割合の真値を、国土地理院発行の1/25,000 土地利用図及び同時期の1/10,000 航空写真を用いて求

めた。

土地被覆カテゴリは、5種類（水域、農地、果樹園、森林、密集地）のカテゴリを考えた。

### 3. 使用する推定方法

本研究で、提案する人工的トレーニングエリアを用いた3層ニューラルネットワークは、入力層(N1)が6、中間層(N2)が30、出力層(N3)が1のものである。

対象として比較する推定方法は以下の通りである。

- 1): 図1のトレーニングエリアを使用した3層ニューラルネットワーク。
- 2): ピュアピクセルデータを用いた、通常の最尤法による推定方法及び、図1のトレーニングエリアを使用し、カルマンフィルタの副産物を用いた最尤法による推定方法。
- 3): ピュアピクセルデータを用いた、通常の判別分析法による推定方法及び、図1のトレーニングエリアを使用し、カルマンフィルタの副産物を用いた判別分析法による推定方法。

### 4. 人工的トレーニングエリア・データの作成

#### (1) 特定のカテゴリ割合が大きいトレーニングエリ

##### ア・データの作成方法

###### ・1つのカテゴリから成るメッシュデータ

$$\text{nt}(i,i) : \text{カテゴリ } i \text{ のみから成るメッシュ数} \\ (i=1 \sim M)$$

$npx$  : メッシュ内のピクセル数

<作成方法>: カテゴリ  $i$  のピュアピクセルデータからランダムに  $npx$  個抽出することにより、1つのメッシュ  $k$  のデータが出来上がる。この場合のメッシュ  $k$  の面積割合  $r(i,k)=1.0$ 、その他のカテゴリは0となる。

###### ・2つのカテゴリ割合が大きいメッシュデータ

$\text{nt}(i1,i2)$  : カテゴリ  $i1$  の割合が平均的に  $cr1$ 、カテゴリ  $i2$  の割合が平均的に  $cr2$ 、他のカテゴリは

平均的に均等に存在するメッシュ数

<作成方法> : [0,1] の一様乱数 ran を用い、

$$\text{ran} \leq 0.5 \text{ なら } \text{crr1} = \text{cr1} - \text{ran} / 10 \quad (1)$$

$$\text{ran} > 0.5 \text{ なら } \text{crr1} = \text{cr1} + (\text{ran} - 0.5) / 10 \quad (2)$$

とする。この操作により、cr1=0.6 の場合  $0.6 \pm 0.05$  の範囲の任意の数値が決定される。

同様にして、crr2 も決定する。そして、 $(\text{crr1} + \text{crr2} \geq 1)$  なら、1 になるように調整し、 $(\text{crr1} + \text{crr2} < 1)$  なら、 $(1 - \text{crr1} - \text{crr2})$  の割合を残りのカテゴリに平均的に均等に分配する。

◎ 例えば、残りのカテゴリ数が 3 の場合

乱数を rand(1)、rand(2)、rand(3) とすると、

$$\text{カテゴリ i3 の割合} = \frac{\text{rand}(1) \times (1 - \text{crr1} - \text{crr2})}{\text{rand}(1) + \text{rand}(2) + \text{rand}(3)} \dots (3) \text{ となる}$$

る。

上記の操作により 1 つのピクセルのカテゴリ割合が決定される。カテゴリ i1 の割合 = cr(i1) = crr1、カテゴリ i2 の割合 = cr(i2) = crr2、カテゴリ i3 の割合 = cr(i3) = (10) 式、カテゴリ i4 の割合 = (10) 式で分子の rand(1) を rand(2) に換えたもの、カテゴリ i5 の割合 = (10) 式で分子の rand(1) を rand(3) に換えたものとなる。

各ピクセルの面積割合をメッシュ内の npx 個のピクセルで集計して r(i,k) を決定する。

(2) カテゴリ割合がランダムであるトレーニングエリア・データの作成方法

まず [0,1] の一様乱数を M 個発生させる。5 分類の場合

$$\text{cr}(1) = \text{ran}(1) / \{ \text{ran}(1) + \text{ran}(2) + \dots + \text{ran}(5) \} \quad (4)$$

$$\text{cr}(2) = \text{ran}(2) / \{ \text{ran}(1) + \text{ran}(2) + \dots + \text{ran}(5) \} \quad (5)$$

⋮

$$\text{cr}(5) = \text{ran}(5) / \{ \text{ran}(1) + \text{ran}(2) + \dots + \text{ran}(5) \} \quad (6)$$

として、cr(i) を 1 つのピクセルのカテゴリ i の割合として与える。メッシュ k 面積割合 r(i,k) は、各ピクセルの cr(i) を全ピクセル npx で集計することにより求められる。

## 5. 結果と比較

下の表 1 は、人工的トレーニングエリアを用いた 3 層ニューラルネットワークの推定結果と、他の推定結果の誤差指標を示している。

他の推定方法と比較すると、通常のトレーニング

エリアのデータを用いている 3 層ニューラルネットワークとの比較においては大きく差が出てしまった。最尤法及び判別分析法との比較においては、一部より優れた推定結果を出すことが出来たが、カルマンフィルタの副産物を使用したものとの比較においては、遅れを取っている。

学習の段階で、1 つのカテゴリのみのメッシュ数の存在割合を大きくして学習させたほうがより優れた結果が出ることが分かった。

表 1 : 推定結果の比較

	RMSE	$\rho$	MAE	WRE	$\eta$
JNN①	0.210	0.577	0.160	1.712	0.646
JNN②	0.234	0.440	0.185	2.033	0.600
JNN③	0.222	0.507	0.175	1.891	0.620
JNN④	0.226	0.486	0.177	1.946	0.614
NN	0.112	0.897	0.075	0.720	0.820
最尤法①	0.244	0.686	0.154	1.942	0.657
最尤法②	0.182	0.845	0.114	1.050	0.745
判別法①	0.224	0.735	0.147	1.845	0.683
判別法②	0.165	0.814	0.104	1.133	0.753

注 1) JNN : 人工的トレーニングエリアを用いた 3 層ニューラルネットワークの推定結果

注 2) JNN①~④ : HRII: 1 つのカテゴリのみのメッシュ数の存在割合、 HRIJ: 2 大カテゴリのメッシュ数の存在割合、 HRO: カテゴリ割合がランダムなメッシュ数の数値が、それぞれ、 ①0.7, 0.1, 0.2 ②0.1, 0.2, 0.7 ③0.2, 0.1, 0.7 ④0.33, 0.34, 0.33 の推定結果

注 3) 最尤法①、判別法① : ピュアピクセルデータを用いた通常の最尤法及び、判別分析法の推定結果。

注 4) 最尤法②、判別法② : 図 1 のトレーニングエリアを使用し、カルマンフィルタの副産物を用いた最尤法及び、判別分析法の推定結果。

注 5) RMSE: 平方根平均二乗誤差  $\rho$ : 相関係数 MAE: 平均絶対誤差 WRE: 加重平均相対誤差  $\eta$ : 一致係数

また、同じピュアピクセルデータを用いた通常の最尤法①及び、判別分析法①においての推定結果の比較においては、一部より優れた結果を出すことが出来た。

## 6. 最後に

今回の結果だけでは不十分であり、今後さらに精度を上げる必要があるとともに、より実用的な見地から推定方法を発展させる必要がある。

### 【参考文献】

- 奥谷巖 大井圭二:『ファジィ推論の前件部構成方法と土地被覆分類の精度』
- 奥谷巖 小林慶昭:『可能性線形システムによる衛星データの土地被覆分類法とその有効性の検証』 計測自動制御学会研究発表論文