

カルマンフィルタによる土地被覆分類方法の諸パラメーターについて

信州大学工学部 正会員 奥谷 巖
 信州大学工学部 呉 豪翔
 信州大学工学部 ○伊藤 敦子

1. はじめに

衛星データを用いて、土地被覆状態を解析するリモートセンシングを行う際、衛星データの解析方法として、カルマンフィルタ理論に基づく手法がある。

カルマンフィルタ理論には新たに得られた観測値を逐次的に利用することにより予測値を改良し、誤差を次第に減らすことができるという優れた面があるが、初期値等の与え方によって精度が異なるという弱点もある。

解析精度を上げるためには分光特性の同定、土地被覆分類の推定ともに、分散・共分散及び推定値の初期値を換え最適な値を用いることが必要である。

本研究では、精度をあげるための最適な初期パラメータの指標を求めることを目的としている。

2. カルマンフィルタ理論

2.1 土地被覆カテゴリの分光特性同定法

カルマンフィルタを導入する基本システムとして観測方程式は、

$$y_j(k) = r_1(k) \cdot x_{j1}(k) + \cdots + r_M(k) \cdot x_{jM}(k) + e_j(k) \\ j = 1, \dots, N$$

ここに

$y_j(k)$: 単位正方形 k におけるバンド j の平均値

$r_i(k)$: 単位正方形 k における土地被覆カテゴリ i の面積割合 ($i=1, 2, \dots, M$)

$x_{ji}(k)$: 土地被覆カテゴリ i におけるバンド j の分光特性値

上式を行列表示すると、

$$y(k) = \Lambda(k)x(k) + e(k)$$

また、相隣る単位正方形の分光特性にはわずかな変化しかないことより、次の状態方程式が示される。

$$x(k+1) = x(k) + v(k)$$

$e_j(k), v(k)$ は、雑音による誤差項である。

ここで初期値を次のように設定する。

$R_0(i, j)$: 同定誤差分散共分散行列 S の初期値

$R_1(i, j)$: 状態方程式の誤差項の分散共分散行列

$R_2(i, j)$: 観測方程式の誤差項の分散共分散行列

x_0 : 推定値の初期値

尚、本論文で言及する初期値とは、上記の4種類の初期値である。

以上より次のアルゴリズムが得られる。

$$\hat{x}(k|k) = \hat{x}(k-1|k-1) + K(k)[y(k) - \Lambda(k)\hat{x}(k-1|k-1)] \\ K(k) = S(k)\Lambda^T(k)[\Lambda(k)S(k)\Lambda^T(k) + R_2]^{-1} \\ S(k) = P(k-1) + R_1 \\ P(k) = S(k) - K(k)\Lambda(k)S(k)$$

ここで、 $K(k)$ はカルマンゲインと呼ばれる行で、 $S(k)$ と $P(k)$ は、 $y(k)$ が得られる前と後の、 $x(k)$ の推定値 x の推定誤差分散共分散行列を表している。

2.2 土地被覆状態の推定法

同定過程において求められた $x(k)$ の分光特性値の収束値を $H = (h_1, h_2, \dots, h_M)^T$ と置き、バンドデータ $y_j(k)$ を用いて、土地被覆状態 $z(k)$ の推定を行う。その過程は同定法と似ており、 H を Λ 、 x を z と置き換え同定法と同じアルゴリズムを用いる。

3. 対象区域

対象地域は神奈川県小田原市周辺 (4Km×8Km) で、ランドサット5号による TM データ (1993年8月23日) の全7バンドのうち、熱バンドを除く6バンドのデータを使用した。

また、土地被覆分類は5分類 (水域、農地、樹園、森林、密集地) と13分類 (水域、水田、畑、果樹園、森林、草地、裸地、砂地、舗装、軌道、工場、コンクリート、瓦) を設定した。

対象区域を2分割して北半分をトレーニングエリア

ア、南半分をテストエリアとし、200m四方の単位正方形に区切り、それぞれカテゴリー分光特性の同定及び土地被覆状態の推定に供することとした。

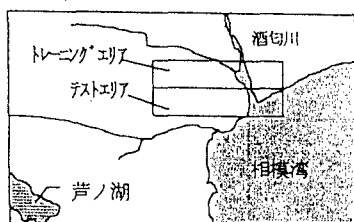


図. 1
対象区域

4. 適用

4.1 同定過程

トレーニングエリアにおいて、単位正方形、及びそれを幾つか合わせて $(200\text{m})^2$, $(400\text{m})^2$, $(600\text{m})^2$, $(800\text{m})^2$, $(1000\text{m})^2$ の面積とした 5 種類の小区域各々において、初期値 $(R_0(i, i), R_1(i, i), R_2(i, i), x_0)$ を $10^{-3} \sim 10^3$ の範囲で与え (各分散・共分散行列の対角要素以外は 0 と仮定), カルマンフィルタを通し、逐次に改良され推定された x_{ji} の収束値をもって分光特性値とし、その真値と同定値との誤差を求めた。本論文で用いた誤差指標を付表 1 に示すが、主に RMSE を誤差指標として用いている。

図. 2 のグラフに示す様に、誤差 RMSE が最小になる初期パラメータの組み合わせは、5 分類の場合、 $(600\text{m})^2$ の小区域、 $R_0(i, i)=1.0$ $R_1(i, i)=1.0$ $R_2(i, i)=1.0$ $x_0=0.0$ であった。この初期パラメータの組み合わせによって、導かれる分光特性値を用いて推定を行う。

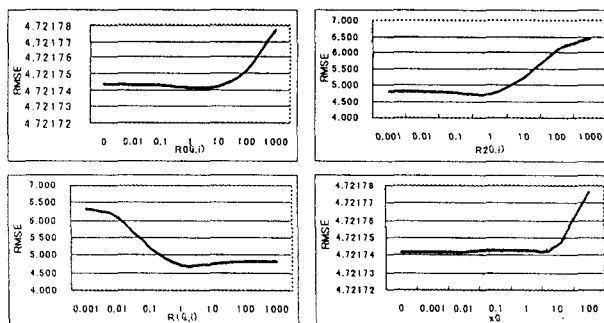


図. 2 諸パラメータによる RMSE の変化

4.2 推定過程

テストエリアにおいて、同定で求められた分光特性値を係数行列 H と置き換え、再び初期値 $(R_0(i, i), R_1(i, i), R_2(i, i), x_0)$ を $10^{-3} \sim 10^3$ の範囲で与え、カルマンフィルタを通し、土地被覆状態の面積割合及び、その真値と推定値との誤差を求めた。

その結果 $R_0(i, i)=1.0$, $R_1(i, i)=0.001$, $R_2(i, i)=1.0$, $x_0=0.0$ の時、RMSE が最小になった。このときの土地被覆分類項目別の誤差指標を表 1 に示す。

表 1. 土地被覆分類項目別誤差指標

	M1	M2	M3	M4	M5	平均
EPS	3.106	2.225	1.535	1.304	0.854	1.735
DEL	0.890	1.431	1.296	1.037	0.666	0.961
SAI	110.231	221.786	29.658	40.885	62.620	221.786
MAE	0.128	0.096	0.073	0.142	0.102	0.108
MSE	0.280	0.016	0.015	0.035	0.022	0.023
RMSE	0.169	0.127	0.122	0.186	0.149	0.153
TEIL	0.825	0.643	0.509	0.722	0.825	0.775
RO	0.942	0.502	0.419	0.722	0.901	0.860

5. 結論

初期値 $R_0(i, i)$ はどのような値でもあまり精度に影響せず、 x_0 及び z_0 は 0.0 を与えたとき誤差が最小になる。 $R_1(i, i)$ 及び $R_2(i, i)$ は誤差の値が大きく変化し、一定した最適な初期値を断定しにくく、与えるのに配慮が必要である。

尚、13 分類及び従来法との比較については、講演時に発表するつもりである。

文献

- (1) Iwao Okutani and Haoxiang Wu; Land-Cover Classification of Remotely sensed data using Kalman filtering J. Infrastructure Plan and Man, JSCE, No.576/IV-37, 123-131

付表 1. 誤差指標の定義

平均絶対誤差 (RMSE)	$\frac{1}{N} \sum_j \hat{Z}(j) - Z(j) / Z(j)$
加重平均絶対誤差 (WRE)	$\sqrt{\frac{1}{N} \sum_j Z(j) \sum_j [\hat{Z}(j) - Z(j)]^2 / Z(j)}$
最大絶対誤差 (MRE)	$\max_j \hat{Z}(j) - Z(j) / Z(j)$
平均絶対誤差 (MAE)	$\frac{1}{N} \sum_j \hat{Z}(j) - Z(j) $
平方根平均二乗誤差 (RMSE)	$\sqrt{\frac{1}{N} \sum_j [\hat{Z}(j) - Z(j)]^2}$
一致係数 (r)	$1 - \text{RMSE} / \sqrt{\frac{1}{N} \sum_j \hat{Z}(j) / N + \frac{1}{N} \sum_j Z(j) / N}$
相関係数 (r)	$\frac{\sum_j Z(j) - \bar{Z} \bar{Z}}{\sqrt{\sum_j Z(j) - \bar{Z} \bar{Z}} \sqrt{\sum_j \hat{Z}(j) - \bar{Z} \bar{Z}}}$