

# 衛星コンステレーション実現のためのソイルアイソラインに基づく相互校正手法に関する研究

谷口 健太 指導教員：吉岡 博貴

## 1 はじめに

内閣府により発表された宇宙基本計画では、複数衛星による一体的な観測網（衛星コンステレーション）の開発・整備が重要課題の1つとして示されている。気候変動予測等に利用されるこれらの観測データには高い精度が要求されるため、データ間に生じる相対誤差の補正（相互校正）は、コンステレーションを実現する上で克服すべき課題の1つである。

植生データプロダクトの1つ植生指数（VI）における相対誤差の主な要因として、センサ間におけるバンドパスフィルタ（BPF）の違い（波長依存性）[1]と地表面被覆の違い[2]が知られている。つまり、2つの異なるセンサで観測されたVI間の相互校正は、センサの組み合わせを考慮するだけでなく、ピクセルごとに異なる地表面被覆状態を考慮して行われる必要がある。これまで、実データを基にした機械学習や多項式近似といった研究が行われてきたが、その波長依存性メカニズムは十分解明されていない。

そこで本研究の目的は、異なるセンサで観測された2つのVI間の関係式を解析的に導出し、波長依存性メカニズムの解明を進めることである。具体的には、地表面被覆モデルから表現できる、反射率間の関係（ソイルアイソライン）の近似結果を解析的に応用し、VI間の関係式を導出する。最後に、提案手法の変換誤差を、各センサの設計段階で設定されたSignal-to-Noise Ratio (SNR)に起因する伝搬誤差と比較することで、提案手法の実用性について検討する。

## 2 ソイルアイソライン方程式

### 2.1 ソイルアイソライン方程式の導出

植生層と土壌層からなる地表面被覆モデルにおいて、ある波長  $\lambda[nm]$  での植生上端における反射スペクトル  $\rho_\lambda$  は、植生層の反射特性  $\rho_{v\lambda}$  及び透過特性  $T_{v\lambda}$ 、そして土壌層の土壌反射率  $R_{s\lambda}$  の3要素で表現される。

$$\rho_\lambda \approx \rho_{v\lambda} + T_{v\lambda}^2 R_{s\lambda} \quad (1)$$

次に、2つの光学特性  $\rho_{v\lambda}$  と  $T_{v\lambda}^2$  を、植生層の光学的厚さを表す葉面積指数 LAI( $L$ ) で次のように表現する。

$$\rho_{v\lambda} = \rho_{v\lambda\max}(1 - \exp(-k_{1\lambda}L)) \quad (2)$$

$$T_{v\lambda}^2 = \exp(-k_{2\lambda}L) \quad (3)$$

ここで、 $\rho_{v\lambda\max} = \lim_{L \rightarrow \infty} \rho_{v\lambda}$ 、 $k_{1\lambda}$  及び  $k_{2\lambda}$  はそれぞれ、 $\rho_{v\lambda}$ 、 $T_{v\lambda}$  における指数関数の係数である。最後に、式(2)及び(3)を  $L_t$  の周りでテイラー展開すると、LAIと土壌反射率の2変数によって植生上端の反射スペクトルが表現できる。

$$\rho_\lambda \approx \sum_{i=0}^{\infty} c_{\lambda,i}(R_{s\lambda})L^i \quad (4)$$

ここで、 $L' = (L - L_t)$  とし、 $c_{\lambda,i}$  は  $R_{s\lambda}$  の関数として次式で定義される。

$$c_{\lambda,i} = \begin{cases} R_{s\lambda} \exp(-L_t k_{2\lambda}) + \rho_{v\lambda\max}(1 - \exp(-L_t k_{1\lambda})) & (i=0) \\ \frac{(-1)^i}{i!} (R_{s\lambda} \exp(-L_t k_{2\lambda}) - \rho_{v\lambda\max} k_{1\lambda}^i \exp(-L_t k_{1\lambda})) & (i \neq 0) \end{cases} \quad (5)$$

異なる波長  $\lambda = (r, n)$  に式(4)を適応することで、その部分空間  $\rho = (\rho_r, \rho_n)$  におけるソイルアイソライン方程式が植生パラメータ  $L'$  の媒介変数表示で表される [3]。

$$\rho \approx \left( \sum_{i=0}^m c_{r,i}(R_s) L'^i, \sum_{i=0}^m c_{n,i}(R_s) L'^i \right) \quad (6)$$

ここで、 $m$  は、ソイルアイソラインを数値的にモデルする場合の次数である。

ソイルアイソライン方程式の係数に含まれる植生に関する係数ベクトル  $\mathbf{k}_v = (L, \rho_{v\lambda}, k_{1\lambda}, k_{2\lambda})$  を求めるためには、植生の状態が事前に分かっている必要がある [4]。しかし、実際の観測データの処理においては、そのような条件が揃っていることはなく、このままでは実用的でない。そこで本研究では、数理モデルによる反射スペクトルから得られる植生パラメータ  $\rho'_n$  によるソイルアイソライン方程式を導出することで、 $\mathbf{k}_v$  の利用を回避した。

$$\rho \approx \left( \sum_{i=0}^m c_{r,i}(R_s) \rho'_n{}^i, \sum_{i=0}^m c_{n,i}(R_s) \rho'_n{}^i \right) \quad (7)$$

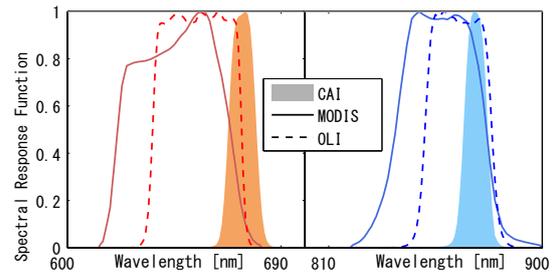


図1 3つの異なるセンサにおける  $\rho_r$  と  $\rho_n$  の BPF

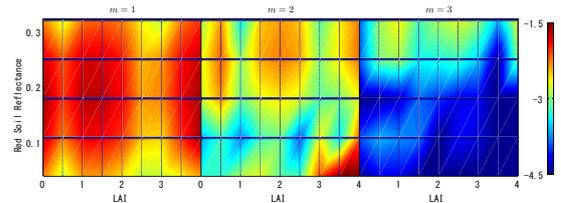


図2 近似次数  $m$  で得られるソイルアイソラインの誤差

### 2.2 数理モデルによる導出結果の妥当性検証

放射伝達モデル PROSAIL[5]を用い、植生層上端における分光反射スペクトルにセンサ固有のBPF(図1)を適応し、 $\rho = (\rho_r, \rho_n)$  をシミュレーションした。

解析的に導出されたソイルアイソライン方程式の近似次数  $m$  を様々な次数によって打ち切ることで、精度の異なるソイルアイソライン方程式を導出した [6]。誤差の評価指標として、次数に応じてモデルされるソイルアイソラインと、PROSAILで得られた反射スペクトルとの距離を用いた。図2は、その誤差を LAI と土壌反射率の関数としてプロットしたものである。この結果から、打ち切る次数が高くなるにしたがって導出結果の誤差も減少していることが伺える。

### 3 植生指数間の解析的關係性

#### 3.1 植生指数間関係式の導出

2つの異なるセンサで観測された反射スペクトルを  $\rho_a, \rho_b$ , これらスペクトルから計算される正規化植生指数 NDVI ( $= \frac{\rho_n - \rho_r}{\rho_n + \rho_r}$ ) をそれぞれ  $v_a, v_b$  とし, VI 間の関係式の導出を試みた (図 3).

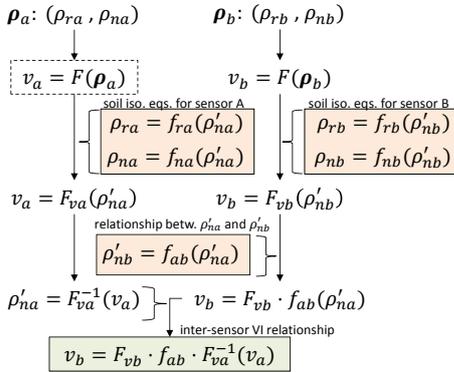


図 3 植生指数間関係式導出のフローチャート

導出に際してはその前提として,  $\rho'_{na}$  と  $\rho'_{nb}$  間の関係式を 1 次で近似できるものと仮定した. その結果, VI 間関係式は 1 次の分数関数で表現できることが明らかとなった [7].

$$\hat{v}_b^{mth} = \frac{\Theta(P_b^-, P_a^-, \rho'_{na}) + \Theta(P_b^+, P_a^+, \rho'_{na})v_a}{\Theta(P_b^+, P_a^+, \rho'_{na}) + \Theta(P_b^-, P_a^-, \rho'_{na})v_a} \quad (8)$$

ここで,

$$P_s^\pm = (P_{0,s}^\pm, P_{1,s}^\pm, \dots, P_{m,s}^\pm) \quad (9)$$

$$P_{i,s}^\pm = \pm c_{i,s,r} + c_{i,s,n} \quad (10)$$

$$\Theta(\gamma, \omega, \rho'_{na}) = \eta(\gamma, \omega) + \eta'(\gamma, \omega, \rho'_{na}) \quad (11)$$

$$\eta(\gamma, \omega) = \omega_1(\gamma_0 + u_0\gamma_1) - u_1\omega_1\gamma_1 \quad (12)$$

$$\eta'(\gamma, \omega, \rho'_{na}) = \sum_{i=2}^m [u_1^i \omega_1 (\sum_{k=i}^m k C_i u_0^{k-i} \gamma_k) - u_1 \omega_1 \gamma_1] \rho_{na}^i \quad (13)$$

また,  $u_0, u_1$  は, それぞれ  $\rho'_n$  間関係式のオフセットと傾きを表す. 式 (13) から,  $m = 1$  のとき  $\eta' = 0$  であるため, このときの変換式の係数は土壤反射率だけに依存することになる [8].

#### 3.2 放射伝達モデルによる数値実験

GOSAT-CAI センサの BPF による反射スペクトル及び VI を  $\rho_a, v_a$  とし,  $\rho_b, v_b$  を Terra-MODIS または, Landsat8-OLI センサによるシミュレーション結果とする. つまり,  $v_a$  を  $v_b$  へ変換する数値実験を考える. 誤差の評価指標として, 変換前の誤差 ( $v_b - v_a$ ),  $m = 1$  及び  $m = 3$  における変換誤差 ( $v_b - \hat{v}_b^{1st}$  及び  $v_b - \hat{v}_b^{3rd}$ ) の Mean Absolute Difference (MAD) を計算し, 図 4(a) に示す. 図 4(a) から, 導出した関係式を利用して相互校正することにより, 変換前の系統誤差と比較して, MAD が 25% 程度まで減少していることが伺える. また, ソイルアイソラインの次数は, この数値実験における条件の範囲に限って考えると, 1 次で十分であることがわかる [9].

#### 3.3 Signal-to-Noise Ratio による伝搬誤差との比較

最後に, 1 次の MAD の値と, 各センサの設計段階で設定される SNR の伝搬誤差  $\sigma_v$  との比較を行った.  $\sigma_v$  は,  $\rho_r$  と  $\rho_n$  の SNR の平均値 ( $\rho/\sigma$ ) を用いて次式で表現できることが示されている.

$$\sigma_v = \frac{1-v^2}{\sqrt{2}} \left( \frac{\rho}{\sigma} \right)^{-1} \quad (14)$$

MODIS 及び, OLI の平均 SNR ( $\rho/\sigma$ ) をそれぞれ, 165, 400 とし比較を行ったところ, NDVI が非常に高い場合を除き, 1 次

の変換精度は, SNR による伝搬誤差と同程度であることが確認できた (図 4(b)). この結果は, 本研究で導出した関係式を相互校正に利用することで, BPF の固有性に起因するセンサ間の相対誤差を SNR の伝搬誤差レベルまで低減できる可能性を示唆している.

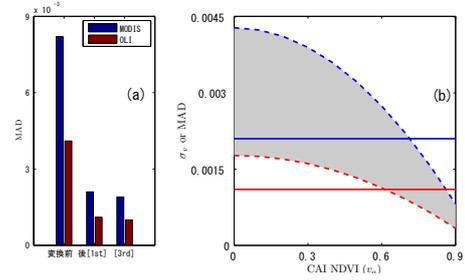


図 4 (a)CAI と MODIS(青色) または OLI(赤色) の相対誤差及び, 1 次または 3 次のソイルアイソラインに基づく変換誤差の MAD. (b)1 次の変換による MAD(実線) 及び, SNR の伝搬誤差  $\sigma_v$ (点線).

### 4 まとめ

本研究では, まず地表面被覆モデルに基づくソイルアイソライン方程式を, 数値モデルを用いることで近似的に導出した. 数値実験を実施することで, 近似次数の増加にもなって, 導出したソイルアイソラインの精度が向上することを確認した. 次に, その方程式を解析的に応用することで植生指数間関係式を導出した. 導出結果から土壤反射特性がわかっている場合, 植生指数間関係式は 1 次の分数関数で表現できることが明らかとなった. 最後に, 数値実験により変換精度の検証を行った. その結果, 本研究で導出した関係式に基づく植生指数間の相互校正手法は, 相互校正前の系統誤差を, SNR による伝搬誤差と同程度のレベルまで低減できることを確認した. 今後は, 実データへの応用を検討している.

### 参考文献

- [1] A. P. Trishchenko et al., Effects of spectral response function on surface reflectance and NDVI measured with moderate resolution satellite sensors. *Remote Sensing of Environment*, **81**(1), 1-18, 2002.
- [2] T. Miura et al., An empirical investigation of cross-sensor relationships of NDVI and red/near-infrared reflectance using EO-1 Hyperion data. *Remote Sensing of Environment*, **100**(2), 223-236, 2006.
- [3] K. Taniguchi et al., Validity of soil isoline equation for a system of canopy and soil layers. *IGARSS*, 2613-2616, Melbourne, Australia, July, 2013.
- [4] H. Yoshioka et al., Derivation of vegetation isoline equations in red-NIR reflectance space. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **38**(2), 838-848, 2000.
- [5] S. Jacquemoud et al., PROSPECT+ SAIL models: A review of use for vegetation characterization. *Remote Sensing of Environment*, **113**, S56-S66, 2009.
- [6] K. Taniguchi et al., Derivation and approximation of soil isoline equations in the red-near-infrared reflectance subspace. *Journal of Applied Remote Sensing*, **8**(1), 83621, 2014.
- [7] K. Taniguchi et al., Translation accuracy based on inter-sensor VI relationship with higher-order soil isoline equation. *ISRS*, 4 pages, Chiba, Japan, May, 2013.
- [8] K. Taniguchi et al., Investigation of inter-sensor NDVI relationships based on analytical representation of soil isolines. *IGARSS*, 4891-4894, Munich, Germany, July, 2012.
- [9] K. Taniguchi et al., Inter-sensor relationship of two-band spectral vegetation index based on soil isoline equation: Derivation and numerical validation. *SPIE*, 6 pages, San Diego, USA, August, 2013.