〈一般研究課題〉 地球観測衛星による植生データプロダクト 統融合理論における実用性の検証

助 成 研 究 者 愛知県立大学 小畑 建太



地球観測衛星による植生データプロダクト 統融合理論における実用性の検証

小畑 建太 (愛知県立大学)

Verification of Feasibility on Framework for Fusing Vegetation Products from Earth Observation Satellites

Kenta Obata (Aichi Prefectural University)

Abstract:

Synergistic use of multiple sensors onboard earth observation satellites provides opportunities for monitoring terrestrial vegetation with high spatial and temporal resolutions. However, differences between sensor characteristics such as spectral response function and spatial resolution introduce systematic differences (biases) between reflectances observed by the sensors and downstream products including the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), which are often used for monitoring terrestrial vegetation. We had developed a framework for biases caused by different sensor specifications, i.e., spatial resolution and spectral responses in previous studies, but the framework is not fully evaluated by actual data. The objective of this study is to evaluate/verify our theoretical framework for effects of spatial resolution on the NDVI using actual data. In addition, combined effects of scaling (spatial) and spectral effects on the NDVI are investigated using numerical simulations with spaceborne hyperspectral sensor. Results indicate that the theoretical framework agreed with results from actual data to some extent. Findings in this study would be beneficial to develop strategy for reducing biases of NDVI in fusing multiple sensor data and understanding sensor-pair specific biases of NDVI from a practical point of view.

1. はじめに

市街地等における植生は日陰効果や二酸化炭素の吸収など重要な環境調整機能を持っており、緑化政策等のためには植生の時空間変動量の正確な定量が必要である。その有効な手段の一つに大型の地球観測衛星や数百機~数千機の小型衛星群で取得された植生データプロダクトの統合利用による詳細な緑被観測がある。しかし衛星センサ間では空間解像度や波長応答特性などの設計仕様に違いがあるためセンサ間の植生プロダクトに系統的な差(系統誤差)が生じ、一貫した植生観測が困難となる。空間解像度の違いによる系統誤差を解像度依存性と呼び、波長応答特性の違いによる系統誤差を解像度依存性と呼び、って上が一タにより得られた経験的な関係式を利用した手法や機械学習モデルを利用した手法が数多く報告されている[1,2]。これら手法は、テストデータと地表面の特徴の近い地点に対しては適用できるものの、特徴の異なる地点では適用できず、また、原因と結果のメカニズムが明確でないといった課題が残る。そこで物理モデルを用いた手法により系統誤差を分析した研究[3]、および、そのモデルにもとづいた系統誤差を低減するための手法に関する研究[4]が報告されている。これら手法の利点は、物理量等の推定ができる場合に依存性の物理的解釈ができることである。筆者らはこれまで線形混合モデルや放射伝達モデルを用いた空間解像度や波長応答特性の違いによる植生プロダクト(正規化植生指数(NDVI))の系統誤差メカニズム解明を行い、地表面に関するパラメータと系統誤差の関係を明らかにしてきた[5.6]。

複数センサの統融合に向けた各依存性に関する理論の実データへの適用例(系統誤差解消の試み)はいくらかあるものの、実データを用いた各依存性に関する理論の評価や分析は十分に行われていない。そこで本研究では、まず解像度依存性に焦点を当て、実データによる解像度依存性の分析および結果の解像度依存性理論との比較を行う。さらに、解像度依存性と波長依存性の相互作用(解像度依が波長依存性に与える影響)の分析を、実データを用いた数値実験により明らかにする。実データによる理論の妥当性や相互作用の特徴が確認できれば、仕様の異なるセンサから得られる大量の衛星データプロダクトの統融合手法開発において重要な知見となる。

2. 実験方法

解像度依存性理論の検証を行うため、はじめにエンドメンバースペクトルの推定手法を提案する。エンドメンバースペクトルは解像度依存性の理論において重要なパラメータであり、実データによる結果との比較を行うために実データから推定する必要がある。解像度依存性の分析では、単一の高空間分解能センサを用いて複数の解像度データをシミュレーションし、そのデータにもとづき数値実験を行う。各依存性の相互作用の分析には、空間解像度や波長応答特性の異なるセンサ同士の比較が候補の一つに挙げられる。しかしその場合、センサ間における放射量校正の不確かさによる影響があり、確認される誤差が解像度依存性・波長依存性によるものか、校正不確かさの影響によるものか区別することが難しい。そこで単一のハイパースペクトルセンサによる実データ(衛星による分光画像データ)を用いて複数のマルチスペクトルセンサ・解像度データをシミュレーションする。

2.1 エンドメンバースペクトル計算手法

シーン内の各画素が植生と非植生の2種類で構成されていること(2エンドメンバー線形混合モデルの適用)を前提とし、植生および非植生の代表的なスペクトル(エンドメンバースペクトル)を

疑似的に計算できれば、空間解像度依存性と地表面被覆の関係に関する特徴を分析することが可能となる。本研究では、シーン内の代表的なエンドメンバースペクトルを自動的に計算する手法を開発する。当手法は以下3つのステップで構成される:1) 植生エンドメンバースペクトルの計算,2) ソイルラインの計算,3) 非植生エンドメンバースペクトルの計算

植生エンドメンバースペクトルの計算には土壌調整植生指数 (SAVI) を用いる。SAVIが90%分位 点から±1%以内を示すスペクトル群の中から赤の反射率が下位20%となるものを抽出し各バンド で平均した値を用いて植生エンドメンバースペクトル ($\rho_v = [\rho_v, \rho_v]$) を構成する。 ρ_v は可視光赤バン ドの植生エンドメンバー反射率、 ρ_v は近赤外バンドの植生エンドメンバー反射率である。

ソイルラインの計算には分位点回帰[7]を応用する。分位点回帰はノイズの影響に頑健であることから、反射率空間での植生量をゼロと仮定する境界線(ソイルライン)を近似するのに有用である。ソイルラインの傾き (β_1) と切片 (β_0) を要素とする $\beta=[\beta_0,\beta_1]$ を算出する。

$$\boldsymbol{\beta}(\tau) = \min_{\boldsymbol{\beta}} \sum_{i=1}^{N} (\tau - \delta_i) (y_i - \boldsymbol{v}_i^{\mathsf{T}} \boldsymbol{\beta})$$
 (1)

ただし、 $\mathbf{v}_i = [1, x_i], \boldsymbol{\beta} = [\beta_0, \beta_1], \tau = 0.04$ とし、 δ_i は以下で表される。

$$\delta_i = \begin{cases} 1 & (y_i - \boldsymbol{v}_i^{\mathsf{T}} \boldsymbol{\beta} < 0) \\ 0 & (y_i - \boldsymbol{v}_i^{\mathsf{T}} \boldsymbol{\beta} \ge 0) \end{cases}$$
 (2)

非植生エンドメンバースペクトル (ρ_s =[ρ_{sr} , ρ_{sn}]) は植生エンドメンバースペクトルと反射率の平均値スペクトルが通る直線とソイルラインの交点(式(3)) によって決定される。

$$\rho_{s} = [\rho_{sr}, \rho_{sn}] = \left[\frac{\gamma_{0} - \beta_{0}}{\beta_{1} - \gamma_{1}}, \frac{\gamma_{1}(\gamma_{0} - \beta_{0})}{\beta_{1} - \gamma_{1}} + \gamma_{0} \right]$$
(3)

$$\gamma_0 = \overline{\rho}_n - \gamma_1 \overline{\rho}_r \tag{4}$$

$$\gamma_1 = \frac{\rho_{vn} - \overline{\rho}_n}{\rho_{vr} - \overline{\rho}_r} \tag{5}$$

ただし、 \bar{p}_r および \bar{p}_n は対象領域における可視光赤と近赤外バンド反射率の平均値である。

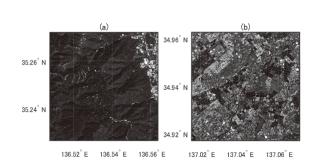


図1. GeoEye-1による画像(赤バンド) (a) サイトG1, (b) サイトG2

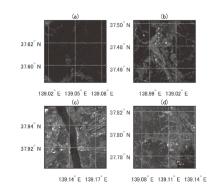


図2. Hyperionによる画像(赤バンド) (a) サイトH1, (b) サイトH2, (c)サイトH3, (d) サイトH4

2.2 高空間分解能衛星データによる解像度依存性理論の評価

高空間分解能衛星データにはGeoEye-1によって観測されたデータを採用する。GeoEye-1は可 視・近赤外波長域において2メートル未満の空間分解能を有するセンサである。対象データとして GeoEye-1が2014年10月18日に三重県の山間部を観測した約5キロメートル四方のデータ(2500× 2500画素),および,2012年10月10日に愛知県の農地を観測した約5キロメートル四方のデータを利用する。各領域をサイトG1およびG2と呼ぶ (図1aおよびb)。ディジタル値を大気上端反射率に変換し植生指数NDVIを計算する。格子 (画素) サイズN(メートル) を要素とする集合Aを定義する。

$$A = \{2, 4, 10, 20, 50, 100, 200, 500, 1000, 2000, 1500, 2500\}$$
 (6)

集合Aの要素が1画素での1辺のサイズとなるよう、領域平均を用いて12種類の解像度データを作成する。各解像度のデータから植生指数NDVI(v)を計算する。

$$v = \frac{\rho_n - \rho_r}{\rho_n + \rho_r} \tag{7}$$

ただし、 ρ_r および ρ_r はそれぞれ可視光赤と近赤外バンドの反射率である。空間解像度の差異により生じるNDVI領域平均値の系統的な誤差、解像度依存性(式(8))を評価する。

$$\epsilon_{scaling,\{k,j\}} = \overline{v}_k - \overline{v}_j \tag{8}$$

ただし、kは格子サイズが最大の解像度 (2500 m) に対応する要素番号12、jは集合Aの要素番号である。NDVIの領域平均値は解像度クラス (画素の連続的な分割で構成される解像度の集合) において単調に変化する性質がある (ただし 2 エンドメンバーの場合)。

$$\Delta \overline{v} \begin{cases} \geq 0 & (\eta > 1), \\ = 0 & (\eta = 1), \\ \leq 0 & (\eta < 1) \end{cases} \tag{9}$$

$$\eta = (\rho_{vr} + \rho_{vn})/(\rho_{sr} + \rho_{sn}) \tag{10}$$

 $\Delta \overline{v}$ は解像度が低いデータ (例えば対象領域を 1 画素で観測) のNDVI領域平均値から解像度の相対的に高いデータ (例えば対象領域を 2 画素以上の画素で観測) のNDVI領域平均値を引いた値である。つまり、異なる解像度間におけるNDVI領域平均値の差が、どのような植生および非植生カテゴリの空間分布の仕方であろうと、エンドメンバースペクトルのみの関数 η によって決まることを示している。本研究では実データから求められる $\Delta \overline{v}$ と η の関係について検証する。

2.3 高波長分解能データによる解像度および波長依存性の相互作用評価

2000年から2017年まで運用されたEO-1 Hyperion (ハイパースペクトルセンサ) によるハイパースペクトルデータ (空間解像度30m、波長サンプリング間隔10 μ m) を用いて様々な地球観測センサのバンド観測値をシミュレーションし、波長依存性を空間解像度ごとに評価する。Hyperionが2004年6月3日に新潟県の一部を観測したデータを取得し、そのデータから山間部、山間部・人工物、水域・農地および農地を含む約6キロメートル四方の領域を抽出する。これらをサイトH1-H4と呼ぶ (図2a, b, cおよびd)。シミュレーション対象のセンサはLandsat 8-OLI、Sentinel-2 MSI、Terra ASTER (AST)、Terra MODIS (MOD) およびSuomi NPP-VIIRS (VII) とする。図3は各センサの波長応答特性を示す。それら応答特性のデータを利用して任意のセンサの大気上端反射率 ($\rho_{multi,band}$) を次式で求める。

$$\rho_{multi,band} = \frac{\sum \rho_{hyp,band}(\lambda_{hyp}) \cdot F_{multi,band}(\lambda_{hyp})}{\sum F_{multi,band}(\lambda_{hyp})}$$
(11)

ただし、 $\rho_{hyp,band}$ はHyperionにおける任意のバンドの反射率、 $F_{multi,band}$ は任意のマルチスペクトルセンサにおける任意のバンドの波長応答関数である。 λ_{hyp} は任意のHyperionの中心波長である。地表物による波長応答特性の影響を正確にとらえるため、本実験では大気放射伝達コード6S code

(http://6s.ltdri.org/) による大気補正を行う。式印によって得られた大気上端反射率から6S code を用いて地表面反射率を逆推定する。以下の画素サイズN(メートル) を要素とする集合Bを定義する。

$$B = \{30,240,390,510,750,990,2010,3000\}$$

(12)

集合Bの要素が1画素での1辺のサイズとなるよう、領域平均を用いて8種類の解像度データを作成する。センサ間のNDVI領域平均値の差 $(\epsilon_{spectral,j,\{s_1,s_2\}})$ は次式で計算する。

$$\epsilon_{spectral,j,\{s_1,s_2\}} = \overline{\nu}_{j,s_1} - \overline{\nu}_{j,s_2} \tag{13}$$

s1およびs2はセンサ名を表す。 この差(式(13)) は波長応答特性の違いによる影響を示している。

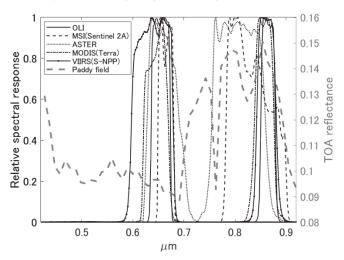


図3. OLI, MSI, ASTER, MODISおよびVIIRSの波長応答特性

3. 実験結果および考察

3.1 空間解像度依存性理論の評価

GeoEye-1が観測した各サイトのディジタル値から反射率を求め、可視光赤と近赤外バンドの反射率空間に表示した結果(密度分布)を図4に示す。図4aと図4bはそれぞれサイトG1およびG2に対応する。図4aより可視光赤の反射率は0に極めて近いところに集中していることがわかる。これは山間部における森林によるものである。一方で大気の影響を除去(大気補正)していないにもかかわらず反射率が極めて0に近いことは、環境的な要因以外のものがその反射率の低さに寄与している可能性があることに留意すべきである。図4bでは赤バンドが0.2以下、近赤外バンドが0.1-0.4である領域に反射率が集中していることがわかる。また近赤外バンドでは反射率の飽和する画素が比較的多い。エンドメンバースペクトルの代表値を推定するとサイトG1では ρ_r =[0.021,0.360]、 ρ_s =[0.035,0.042]、サイトG2では ρ_r =[0.055,0.377]、 ρ_s =[0.168,0.177]であり、 η はサイトG1およびG2において4.93および1.23であった。

図5は各サイトにおけるNDVI領域平均値の空間解像度依存性をプロットしている。格子サイズが小さいほど空間解像度は高いことになる。結果より、空間解像度が低くなるにつれてNDVI領域平均値は高くなることが分かる。つまり、サイトG1の場合、空間解像度が2mと100mの間でNDVI領域平均値が約0.04異なることを示している。サイトG2の場合、その差は0.01程度である。画素サイズが100mを超えるとNDVI領域平均値の変化は相対的に小さい。NDVI領域平均値の変化の傾向は η が示す値による傾向と一致しており、理論と一致した知見が得られていることがわかる。

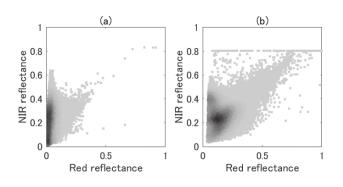


図4. 可視光赤と近赤外反射率の密度分布 (a) サイトG1, (b)サイトG2

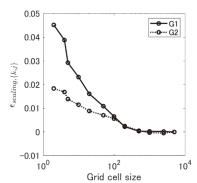


図5. サイトG1とG2におけるNDVI領域 平均値の空間解像度依存性

3.2 空間解像度依存性および波長依存性の相互作用

Hyperionによってシミュレーションした複数センサによるNDVI領域平均値の波長依存性を空間解像度ごとに表示する(図6)。図中に比較対象となる(波長応答特性の異なる)センサ対の名称を示している。波長依存性の影響はOLI、MSI、MODISまたはVIIRS間でおよそは0.02程度である。しかしながら、比較対象センサにASTERが含まれるとその値は0.02-0.05程度となる。その理由は、ASTERの波長応答関数は他のセンサの波長応答関数と比べ、波長方向に範囲が広く、地表面反射スペクトルの不均一性の影響を大きく受けているためと思われる。空間解像度が30-6000 mの間では空間解像度の違いが波長依存性に与える影響は大きくないことが分かる。

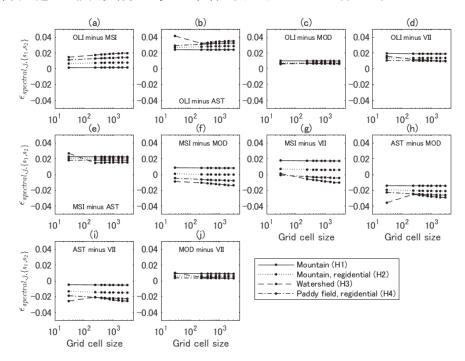


図6. サイトH1-H4におけるNDVI領域平均値の空間解像度依存性(OLI, MSI, ASTER, MODIS およびVIIRSによるセンサペアのすべての組み合わせに対する結果)

4. まとめ

本研究では、実データを用いたNDVI領域平均値における解像度依存性の評価と理論との比較、解像度依存性と波長依存性の相互作用に関する評価を行った。それらの評価を行うため、エンドメンバースペクトル代表値の自動計算手法を提案した。解像度依存性の評価においては、解像度依存

性に関する理論と結果を照らし合わせ、理論から推測可能な結果を得ていることを確認した。この結果は構築した理論が解像度依存性の解消にとって重要な意味を持つことを示している。また 2-2500 mの空間分解能では、空間解像度依存性が0.05程度になることもあり、2 mよりも高くなるとさらにNDVI領域平均値は変化する可能性を示唆した。

空間解像度依存性と波長依存性の相互作用に関する実験では、空間分解能が30-1000 m 程度の地球観測センサでは波長依存性に対する解像度依存性の影響は大きくなく、また、波長依存性はおおよそ0.02-0.05であるが明らかとなった。これらの結果より、センサの組み合わせや対象領域によって解像度依存性や波長依存性の大小関係は大きく異なることも確認できた。この知見は、複数衛星による植生プロダクトの作成および地球環境モニタリングにおいて、衛星間における系統誤差の理解やその誤差を低減させるための重要な情報となる。

参考文献

- Trishchenko, A.P.; Cihlar, J.; Li, Z. Effects of spectral response function on surface reflectance and NDVI measured with moderate resolution satellite sensors. *Remote Sens. Environ.* 2002, 81, 1-18.
- Houborg, R.; McCabe, M.F. A Cubesat enabled Spatio-Temporal Enhancement Method (CESTEM) utilizing Planet, Landsat and MODIS data. Remote Sens. Environ. 2018, 209, 211– 226.
- 3. Raffy, M. Heterogeneity and change of scale in models of remote sensing. *Int. J. Remote Sens.* 1994, 15, 2359-2380.
- 4. Hu, Z.; Islam, S. A framework for analyzing and designing scale invariant remote sensing algorithms. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 1997, 35, 747-755.
- Obata, K.; Wada, T.; Miura, T.; Yoshioka, H. Scaling Effect of Area-Averaged NDVI: Monotonicity along the Spatial Resolution. Remote Sens. 2012, 4, 160-179.
- Obata, K.; Miura, T.; Yoshioka, H.; Huete, A.R. Derivation of a MODIS-compatible enhanced vegetation index from visible infrared imaging radiometer suite spectral reflectances using vegetation isoline equations. J. Appl. Remote Sens. 2013, 7, 073467.
- 7. Koenker, R.; Hallock, K.F. Quantile regression. J. Econ. Perspect. 2001, 15, 143-156.