

# マルチスペクトルからハイパースペクトル画像への変換による緑色岩帯での 金属鉱床関連鉱物のマッピング精度向上

阿戸 豪\* · Nyora Donald Kobare\* · 岸本 将英\* · 小池 克明\*

## Improvement of mapping accuracy of metal deposit-related minerals in a greenstone belt by hyperspectral transformation from multispectral imagery

Go Ado\*, Nyora Donald Kobare\*, Masahide Kishimoto\*, Katsuaki Koike\*

\*京都大学大学院工学研究科都市社会工学専攻 Department of Urban Management,  
Graduate School of Engineering, Kyoto University, Katsura C1-2, Kyoto 615-8540, Japan.

キーワード: ASTER, 波長ダウンスケーリング, 衛星リモートセンシング

Key words: ASTER, Downscaling of Wavelength, Satellite Remote Sensing

### 1. はじめに

鉱床の存在形態は複雑であり、資源開発は地表あるいは地下の過大な掘削を伴い自然環境への負荷が大きいこともある。よって、高精度の資源探査を実現することは自然環境を保護し、持続可能な資源開発に大きく貢献する。その高精度探査に適用できるのが、情報量が多いハイパースペクトル画像(以下 HS)を用いたリモートセンシングであるが、HS には観測範囲が狭いという欠点がある。これに比べてマルチスペクトル画像(以下 MS)の観測範囲は格段に広いが、情報量は少ない。そこで、MS の HS 化によって、植生に覆われた地域での金属鉱床関連鉱物の抽出精度を向上させることを試み、既知鉱床の位置との整合性を評価した。

### 2. 解析対象地域

複数の金属鉱床が分布する地域として、アフリカ中央部に位置するビクトリア湖周辺地域を対象に選んだ。ここはタンザニア、ケニア、ウガンダにまたがる LVGF (Lake Victoria Gold Field) と呼ばれるエリアで、層状鉄鉱層 (banded iron formation: BIF) と大部分を占める酸性～塩基性の火山岩類から構成されている。ビクトリア湖東部の Musoma-Mara 緑色岩帯 (Greenstone) は、東西に伸びる褶曲軸に沿った帯状構造で、変成火成岩と変成堆積岩から構成されている。金の鉱化作用は、急傾斜か平坦な石英脈からなり、石英脈中には黄鉄鉱とベースメタルの硫化物を含有する。高カリウム安山岩を母岩とし、金の鉱化は断層沿いにほぼ 100 km 連続している。金品位は 2~20 g/t、平均 10~12 g/t である。MS (ASTER) 及び HS (Hyperion) の取得領域を第 1 図に示す。

### 3. 解析手法

#### 3.1 データの前処理

まず MS のみを用いて、バンド比演算による金属鉱床関連鉱物の抽出を試みた。その後 MS を HS に変換するために、多変量回帰とベイズアンモデル平均に基づく補完手法を適用した。これは MS と HS が重複しているエリアで 2 画像間の反射率の関係を学習し、MS から疑似的な HS を生成するのである。学習では、HS として対象地域の一部をカバーする 1 シーンの Hyperion 画像、MS として 2 シーンの ASTER 画像を用いた。得られた疑似 HS から Spectral Angle Mapper を用いて、鉱床に関連する代表的な変質鉱物の抽出とマッピングを行った。第 2 図に解析フローを示す。

バンド比演算は、2 つ以上の波長の DN 値や反射率の比をとり、スペクトルの特徴を強調することで、地球の表面に関する特定の情報を得る手法である。本研究で用いた衛星画像には、画像自体のノイズに加え、湖や植物、民家、空港等の人工物が多く含まれているため、前処理として、最尤法と NDVI を用いて、地表が表れている領域を抽出した。

#### 3.2 PHITA

Pseudo-Hyperspectral Image Transformation Algorithm (PHITA: Hoang and Koike, 2017; 2018) では、HS のバンド  $i$ 、ピクセル  $j$  における反射率  $\rho_{ij}^H(\lambda)$ 、MS のバンド  $b$ 、ピクセル  $j$  における反射率  $\rho_{bj}^M(\lambda)$ 、バンド  $i$  における切片  $\beta_{0i}$ 、バンド  $k$  と  $i$  のペアに対する係数  $\beta_{ki}$ 、残差  $\varepsilon_{ij}$  として、以下の線形結合で表す。

$$\rho_{ij}^H(\lambda) = \beta_{0i} + \sum_{b=1}^n \beta_{bi} \cdot \rho_{bj}^M(\lambda) + \sum_{c=j}^m \beta_{ci} \cdot INDEX_{cj} + \varepsilon_{ij} \quad (1)$$

ここで  $INDEX_{cj}$  は反射率データの補助情報を意味し、Ninomiya (2003) によって開発された以下の 4 つ鉱物指数を選んだ。

$$OHI = \left( \frac{Band7}{Band6} \right) * \left( \frac{Band4}{Band6} \right) \quad (2)$$

$$KLI = \left( \frac{Band4}{Band5} \right) * \left( \frac{Band8}{Band6} \right) \quad (3)$$

$$ALI = \left( \frac{Band7}{Band5} \right) * \left( \frac{Band7}{Band8} \right) \quad (4)$$

$$CLI = \left( \frac{Band6}{Band8} \right) * \left( \frac{Band9}{Band8} \right) \quad (5)$$

OHI(OH bearing altered minerals index)はOHを含む変質鉱物指数, ALI (Alunite Index)は明礬石指数, KLI (Kaolinite Index)はカオリナイト指数, CLI (Calcite Index)は方解石指数である。この鉱物指数が高いとき, その鉱物がある可能性が高いと考えられる。回帰係数は標準的な最小二乗法によって決定されるが, オーバーフィッティングを引き起こす可能性があることが知られている。正確な回帰モデルを得るためには, 従属変数に関連する予測変数を使用することが重要である。したがって想定しうるモデルの中で最も適切なモデルを生成するために, PHITA ではベイズ情報量基準 (Bayesian information criterion : BIC)を用いる。

### 3.3 SAM

ハイパースペクトル画像の鉱物マッピングの1手法として Spectral Angle Mapper (SAM: Kruse et al., 1993)がある。ターゲットとなる鉱物のスペクトルと画像スペクトルを $n$ 次元スペクトル空間内のベクトルとして処理し, 2つのベクトル間 $\vec{i}, \vec{r}$ のスペクトル角 $\alpha$ の大小で類似性を評価する。

$$\alpha = \cos^{-1} \left( \frac{\vec{i} \cdot \vec{r}}{\|\vec{i}\| \cdot \|\vec{r}\|} \right) \quad (6)$$

## 4. 結果と考察

バンド比演算で得られた各鉱物指数を断層の分布と重ね合わせた結果, いずれの指数についても断層付近で明瞭に高い値となっている地点は見つからなかった。本地域は田畑などの人工物が多く, バンド数が少ないASTERではそのような鉱物以外の物質を識別できないために, 地表鉱物の特徴を抽出できなかつたと考えられる。一方で波長ダウンスケーリングを行い, 疑似HSにSAMを適用したところ, 緑色岩帯内に緑簾石, 赤鉄鉱, 白雲母, 石英の分布をマッピングできた。赤鉄鉱のマッピング結果を第3図に示すが, 既知のBIF分布と整合するところが多い。赤鉄鉱は元のASTER画像からは抽出できなかったため, HS化のメリットは大きい。ただし, トレーニングに用いなかったASTER画像シーンの波長ダウンスケーリングでは, 緑色岩分布とは無関係に緑簾石がマッピングされた場所もある。その理由として, 2シーン間の画像撮影日が異なることによる地表条件の相違が考えられる。

## 5. まとめ

PHITAを用いたMSの波長ダウンスケーリングを行った。Musoma-Mara地区に適用した結果, 本手法が鉄を含む鉱物を検出するために有用であることがわかった。一方で, 鉄脈鉱床である本金鉱床の推定に重要な酸性熱水による変質鉱物の推定はできず, 本手法を用いて金鉱床の存在を断定することはできない。今後の課題としては, MSとHSの関係をニューラルネットワークでモデル化し, 推定精度を高められるようにアルゴリズムを改善することがあげられる。

## 文 献

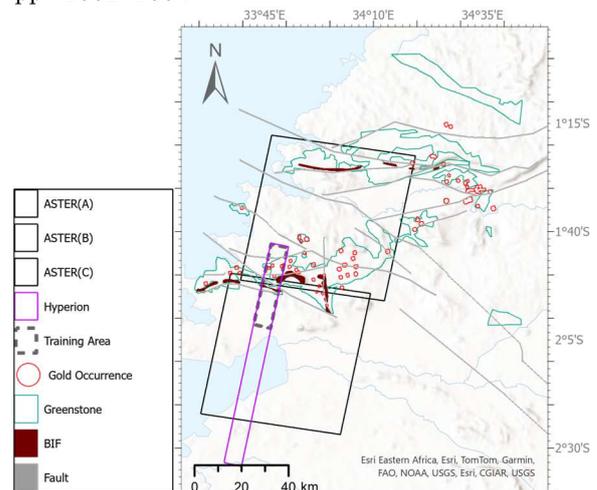
Hoang, N. T. and Koike, K. (2017) Transformation

of Landsat imagery into pseudo-hyperspectral imagery by a multiple regression-based model with application to metal deposit-related minerals mapping. *ISPRS J. Photogram. Rem. Sens.*, vol. 133, pp. 157–173.

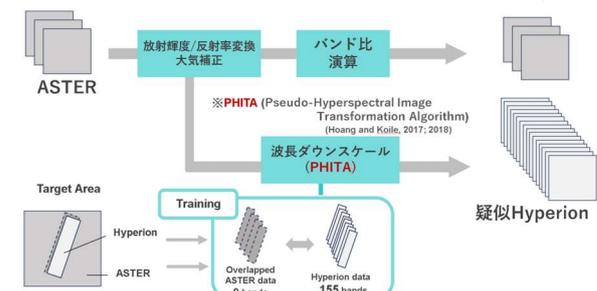
Hoang, N. T. and Koike, K. (2018) Comparison of hyperspectral transformation accuracies of multispectral Landsat TM, ETM+, OLI and EO-1 ALI images for detecting minerals in a geothermal prospect area. *ISPRS J. Photogram. Rem. Sens.*, vol. 137, pp. 15–28.

Kabete, J. M., Groves, D. I., McNaughton, N. J., and Mruma, A. H. (2012) A new tectonic and temporal framework for the Tanzanian Shield: Implications for gold metallogeny and undiscovered endowment. *Ore Geology Reviews*, vol. 48, pp. 88–124.

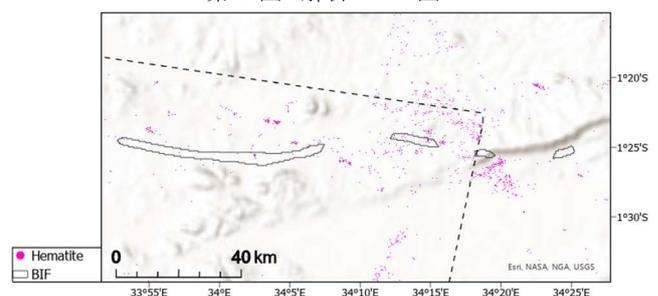
Ninomiya, Y. (2003). A stabilized vegetation index and several mineralogic indices defined for ASTER VNIR and SWIR data. *2003 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. vol. 3, pp. 1552–1554.



第1図 対象地域(ビクトリア湖東岸)と衛星画像の範囲。



第2図 解析フロー図。



第3図 SAMによる赤鉄鉱のマッピング結果。