

論文の内容の要旨

氏名：五十嵐 貴大

博士の専攻分野の名称：博士（工学）

論文題名：テクスチャ情報と機械学習を組み合わせた土地被覆分類精度向上に関する応用研究

リモートセンシングの基本的な解析手法の一つとして土地被覆分類と呼ばれる解析手法がある。これは人工衛星や航空機等で取得された地表面の画像データから、地表面の特徴（森林域、水域、都市域、植生分布等）を分類、抽出する手法の一つである。土地被覆分類は土地被覆分布図や土地利用図の作成のほか、植生や水域等の抽出手法として利用されている。したがって、土地被覆分類精度の向上は解析結果の信頼に関わる重要な研究要素である。特にピクセルベースの土地被覆分類では、一点の情報として単一画素のみを扱う土地被覆分類のため、誤分類が発生しやすい傾向にある。そこで面的な情報として、テクスチャ情報を加えることで土地被覆分類精度の向上を図る研究が行われている。

テクスチャ情報の一つに Gray-Level Co-occurrence Matrix (GLCM) がある。GLCM は隣接画素における画素値の出現頻度確率を行列として表したものであり、GLCM を利用して様々なテクスチャ特徴量（以降「GLCM 特徴量」）を算出できる。GLCM 特徴量を使用することで、従来の土地被覆分類と比較して精度向上を行った例がいくつか存在する。

土地被覆分類を行うためのアルゴリズムとして、画像データの統計量を使用する手法（例えば、最尤法や最短距離法等）が用いられてきた。しかし近年は機械学習手法による土地被覆分類の研究も増加している。その中で、Support Vector Machine (SVM) は少ない学習データ量でも高い識別性能を発揮する特徴があり、これは大量の学習データを用意することが困難なリモートセンシング分野において非常に適している。

これまでの研究例について、リモートセンシング分野でよく使用されるマルチスペクトル画像と合成開口レーダー (SAR: Synthetic Aperture Radar) 画像の2つに分けて述べる。マルチスペクトル画像では、テクスチャ情報として GLCM 特徴量と最尤法を組み合わせた例や、高分解能画像に GLCM 特徴量を用いて Random Forest (RF) によって分類精度向上を図った例などがある。SAR 画像では GLCM 特徴量を用いた RF による土地被覆分類や浸水域検出を行った例がある。しかし、いずれにおいても有効な GLCM 特徴量について検討を行った例は少なく、試行的に選択されているのが現状である。また、SAR 画像に関しては、GLCM 特徴量と SVM を組み合わせた、変化検出手法による土地被覆分類の研究例が少ない。

そこで本研究では、SVM の学習データとして、GLCM 特徴量を入力するのではなく、GLCM の行列要素（以降「GLCM 要素」）を直接学習データに組み込む手法を提案した。GLCM 要素を直接使用することで、有効な GLCM 特徴量を事前に検討することなく、テクスチャ情報を用いた高精度な土地被覆分類を行うことができると期待される。

本研究の目的は大きく分けて次の2つである。

- (1) GLCM 特徴量の定量的評価を行う
- (2) 提案手法の定量的評価を行い、提案手法の有用性を示す。

本論文では第3章にて、無人航空機(UAV)で取得した高分解能マルチスペクトル画像の土地被覆分類精度の評価を行った。また第4章では、2時期の Sentinel-1 C-Band SAR の局所入射角補正を行った後方散乱係数(ガンマノート: γ^0)画像を用いた浸水域抽出精度の評価を行った。2種類のデータに対して、テクスチャ情報を用いた機械学習手法による土地被覆分類を行うことで、提案手法およびテクスチャ情報の有用性を示した。以下は各章の要約である。

第1章は序論として、上に述べた背景、既往研究、課題、提案手法および目的について述べた。

第2章では、本研究で使用した UAV 取得高分解能マルチスペクトル画像と SAR の γ^0 画像について、その特徴と土地被覆分類における課題を説明した。

UAV では、空間分解能が数 cm 程度の分解能を持った非常に高分解能な画像を取得できる。この程度の空間分解能を持った画像の土地被覆分類では、分類対象となる地物よりも、空間分解能の方が小さくなるため、均質化されていない複数の画素から対象地物を分類する必要があり、単一画素による土地被覆分類では精度が向上しにくい課題がある。また、SAR の γ^0 画像では、スペckルノイズと呼ばれるごま塩上のノ

イズが画像に現れるため、このノイズが単一画素による分類では誤分類されやすい。加えて、マルチスペクトル画像では観測する波長帯を変えることで多バンドの画像による土地被覆分類ができるのに対し、SAR データでは偏波の違いによる土地被覆分類しかできず、入力可能な画像枚数が比較的少ない。これらの要因により、SAR データの土地被覆分類では精度向上が難しいとされる。

第3章では、UAV で取得された空間分解能約7cm の高分解能マルチスペクトル画像に対して、テクスチャ情報と SVM を組み合わせた土地被覆分類の精度評価を行った結果について報告した。

使用した画像は Blue, Green, Red, Rededge, Nir の5バンドである。この5バンドのデータに主成分分析を行い、第1主成分に投影した画像をテクスチャ情報算出元の画像 (PCA 画像) として使用した。第3章の解析では、これら5バンドと PCA 画像から算出されたテクスチャ情報を使用した土地被覆分類の精度を次の3パターンに分けて評価した。分類カテゴリは、森林、草地、裸地、アスファルトの4カテゴリとした。

- (A) : 5バンドのみ (テクスチャ情報なし)
- (B) : 5バンド+GLCM 特徴量 (8種類+8種全ての計9種)
- (C) : 5バンド+GLCM 要素 (提案手法)

(B) で使用した GLCM 特徴量は、Entropy, Energy, Contrast, Mean, Variance, Correlation, Homogeneity, Dissimilarity の8種類とこれら全てを同時に入力した場合 (all とする) の計9種類を評価した。(C) は対称行列化された GLCM の行列成分について、上三角成分を行ごとに付け加えたものを SVM の入力特徴ベクトルとしたものである。なお、土地被覆分類精度の算出にはトレーニングエリアの交差検定の精度を用いた。

その結果、(C)、(B)all、(B)entropy、(A)の順に高い土地被覆分類精度となったことから、テクスチャ情報が土地被覆分類精度向上に有効であり、提案手法を用いた場合に最も土地被覆分類精度が向上したことを示した。提案手法によって、有効な GLCM 特徴量を検討せずに、GLCM 特徴量を使用した場合と同等以上の精度向上があることを示した。また、GLCM 特徴量の中では Entropy が最も精度向上が見られたことから、マルチスペクトル画像においては Entropy が最も有効な GLCM 特徴量であると結論づけた。

次に、影が土地被覆分類精度に与える影響を考察するため、影が含まれるトレーニングエリアを除去し、再度土地被覆分類精度を評価した。その結果、提案手法を用いたパターンでは他のパターンと比較して、影を含む場合の精度低下が緩和されたことを示した。

また、Kappa 有意差検定により、各パターンの土地被覆分類精度の差が5%水準で有意な差があるか検証した。その結果、影の有無に関わらず、(C)と(B)all 以外では有意な差が見られたが、この組み合わせでは有意な差が見られない結果となった。ただし、(C)と(B)all の土地被覆分類精度は影を含まない場合には飽和しており、影を含む場合でも99%以上の精度であったことから、より精度向上が難しいデータでは有意な差が見られる可能性があることを結論づけた。

第4章では、Sentinel-1 で取得された2時期の γ^0 画像を用いて、2019年台風19号により発生した、福島県郡山市の豪雨災害の浸水被害域抽出の結果について報告した。

本章で行った解析では、提案手法と SVM を組み合わせて時系列変化検出を行った点に新規性がある。なお、本章では機械学習手法を用いた土地被覆分類を行っているが、便宜上これを浸水域抽出と呼んでいる。第2章で説明したように、SAR データは土地被覆分類精度が向上しにくい傾向があるため、第3章では顕著でなかった Kappa 係数の有意差が得られる可能性がある。

使用したデータは、2019年10月7日と同年10月13日に Sentinel-1 で取得された γ^0 画像である。撮影時刻は両者とも午前5時42分頃である。使用した偏波は VV および VH 偏波の2種類であり、計4枚の画像を使用した。なお、空間分解能は10mである。また、国土地理院が UAV や現地調査で得られた画像等から作成した浸水推定図を公開しており、これを真値として利用した。

浸水域抽出は第3章と同様に、次の3パターンで行った。分類カテゴリは、浸水水田域、非浸水水田域、浸水市街地域、および非浸水市街地域の4カテゴリとした。

- (A) : 浸水発生前後の両偏波 (テクスチャ情報なし)
- (B) : 浸水発生前後の両偏波+GLCM 特徴量 (8種類+8種全ての計9種)
- (C) : 浸水発生前後の両偏波+GLCM 要素 (提案手法)

結果は(C)、(B)all、(B)mean、(A)の順に浸水域抽出精度が向上したことから、 γ^0 画像でもテクスチャ情報は有効であり、最も有効な GLCM 特徴量が mean であることを示した。また提案手法が最も分類精度向上に有効であったことを示した上で、Kappa 有意差検定により GLCM 特徴量との差が顕著であることも示し

た。

次に、精度向上が見られた(C), (B)all, (B)mean について, VV 偏波, VH 偏波の単偏波のみで浸水域抽出を行い, 2 つの偏波が水田域および市街地域の浸水域抽出にどのような影響を与えているか評価した。その結果, VV 偏波は市街地域, VH 偏波は水田域の浸水域抽出精度向上に有効であることを示した。また, 単偏波のみの場合に, 提案手法で分類精度向上が見られなかったことについて, 提案手法の課題点について提示した。

第 5 章は結論として, 提案手法およびテクスチャ情報がリモートセンシング分野でよく使われるデータに対して有効であると結論づけた。また提案手法の課題点として, 入力するデータセットのグレイレベル値の分布が異なっていると正しく分類されない問題や, 計算時間の短縮が必要であることを挙げ, 他の手法との比較も行う必要があると述べた。

以上, 本研究では, SVM を用いた土地被覆分類において, GLCM 要素を直接入力データとして加える新規手法を提案した。高分解能マルチスペクトル画像および 2 時期の γ^0 画像の土地被覆分類を通して, 提案手法とテクスチャ情報が両データに対して有効であることを示した。また提案手法によって, 有効な GLCM 特徴量を事前に検討することなく, 土地被覆分類精度向上が可能であることを示した。