

Robust Autoencoding Adversarial Networksを用いたハイパースペクトル画像の異常検知

柄本 敦哉 松岡 諒
北九州市立大学

1 まえがき

本稿では、異常値を含む学習データからオートエンコーダ (AE) モデルを学習するロバスト深層オートエンコーダ (RDAE) を用いたハイパースペクトル画像 (HSI) の新たな異常検知手法を提案する。

2 提案手法

観測 HSI から背景成分を再構成するために、深層オートエンコーディング敵対ネットワーク (AEAN) モデル [1] を採用する。提案手法は、(1) AEAN モデルの事前学習、(2) RDAE [2] に基づくロバスト AEAN モデルの最適化、(3) 異常マップの算出の3ステップからなる。
< AEAN モデルの事前学習 >

まず、AEAN モデルの学習について簡潔に述べる。ただし、AEAN モデルは、入力データの次元サイズに併せて 1D, 2D, 3D の3つのモデルがあるが、ここでは 3D モデルについてのみ述べる。異常領域を含む観測 HSI から背景成分を再構成するエンコーダ・デコーダを学習するために、Reed-Xiaoli (RX) ベースの既存手法を用いて観測 HSI から異常ピクセルを簡易的に取り除いた背景領域を学習用のデータとして用いる。

HSI を $\mathcal{X} \in \mathbb{R}^{H \times W \times B}$ と定義する。このとき、 $H \times W$ は画像サイズ、 B はバンド数である。さらに、HSI の背景領域から $m \times m$ のサブテンソル $\mathcal{X}_n \in \mathbb{R}^{m \times m \times B}$ を半重複で $n = 1, \dots, N$ 個抽出し、3D-AEAN モデルの学習に用いる。後述する RDAE アルゴリズムではこの 3D-AEAN モデルを採用し、上述した方法で事前学習を行ったモデルをアルゴリズムの初期値として用いる。

< RDAE に基づくロバスト AEAN の最適化 >

ロバスト主成分分析に基づく HSI の異常検知では、HSI の大部分は少数のマテリアルから構成される背景領域が占めており、異常領域は疎に含まれていると仮定し、HSI を低ランクテンソルとスパーステンソルに分離する。提案手法では、背景領域をオートエンコーダによる低次元モデル (低次元テンソル) \mathcal{L}_D で表現することで異常領域を表すスパーステンソル \mathcal{S} の推定精度向上を図る。

RDAE [2] に基づくロバスト AEAN モデルの最適化問題を以下のように定式化する。

$$\begin{aligned} \min_{\theta, \mathcal{S}} \|\mathcal{L}_D - D_{\theta}(E_{\theta}(\mathcal{L}_D))\|_2 + \lambda \sum_{h,w} \|\mathcal{S}(h, w, :)\|_2 \\ \text{s.t. } \mathcal{X} = \mathcal{L}_D + \mathcal{S} \end{aligned} \quad (1)$$

ここで、 $E_{\theta}(\cdot)$ 、 $D_{\theta}(\cdot)$ はそれぞれパラメータ θ のエンコーダとデコーダモデルである。第2項は、バンド方向のグループスパース性を促進するグループノルムであり、

表1 各手法における AUC の平均値

	LRX	WLRX	従来手法 [1]	提案手法
Average	0.96015	0.96558	0.97588	0.98384

$\lambda > 0$ を用いてスパース性を調整することができる。

提案する最適化問題は、3D-AEAN モデルのパラメータの学習とスパーステンソルの推定を交互に行うことで解くことができる。ただし、3D-AEAN モデルの学習では、 $\mathcal{L}_D = \mathcal{X} - \mathcal{S}$ より、オーバーラップなしのサブテンソル分割を行ったデータを基に行う。交互最適化により、異常領域のピクセルは \mathcal{S} に分離され、AEAN モデルの学習は背景領域からなる \mathcal{L}_D を用いて行われる。

< 異常マップの算出 >

背景ピクセルが多変量ガウス分布に従うと仮定した WLRX ベースの検出器において推定した \mathcal{S} を重みとして用いることで最終的な異常マップを算出する。

3 実験結果

提案手法による異常検出の性能は、受信者動作特性 (ROC) 曲線下の面積 (AUC) により定量的に評価した。ABU (Airport Beach Urban) dataset を用いて実験を行った。ただし、ノイズなバンドを取り除いた後、80 バンドにリサイズした。サブテンソルのサイズは $m = 16$ に設定した。実験結果より、従来手法と比べて提案手法は、全 13 シーンのうち 11 シーンで AUC のスコアが従来手法を上回る結果となった。また、表1に各手法の AUC の平均値を示す。最も高い値をボールド体、2 番目に高い値をアンダーラインで表している。

4 まとめ

本研究では、HSI の異常検知のための RDAE に基づくロバスト AEAN モデルを提案した。実験より、従来の異常検知手法と比較して提案手法の有効性を示した。

謝辞

本研究の一部は、FAIS 研究開発プロジェクト支援事業衛星データ活用実証事業および JSPS KAKENHI Grant Number 21K17767 の支援を受けた。

参考文献

- [1] S. Arisoy et al., "Unsupervised pixel-wise hyperspectral anomaly detection via autoencoding adversarial networks," IEEE Geosci. Remote Sens. Lett., 19, 1-5, 2021.
- [2] C. Zhou, and P. C. Randy, "Anomaly detection with robust deep autoencoders." in Proc. ACM SIGKDD Int. Conf. on Knowl. Discov. and Data Min. 2017.