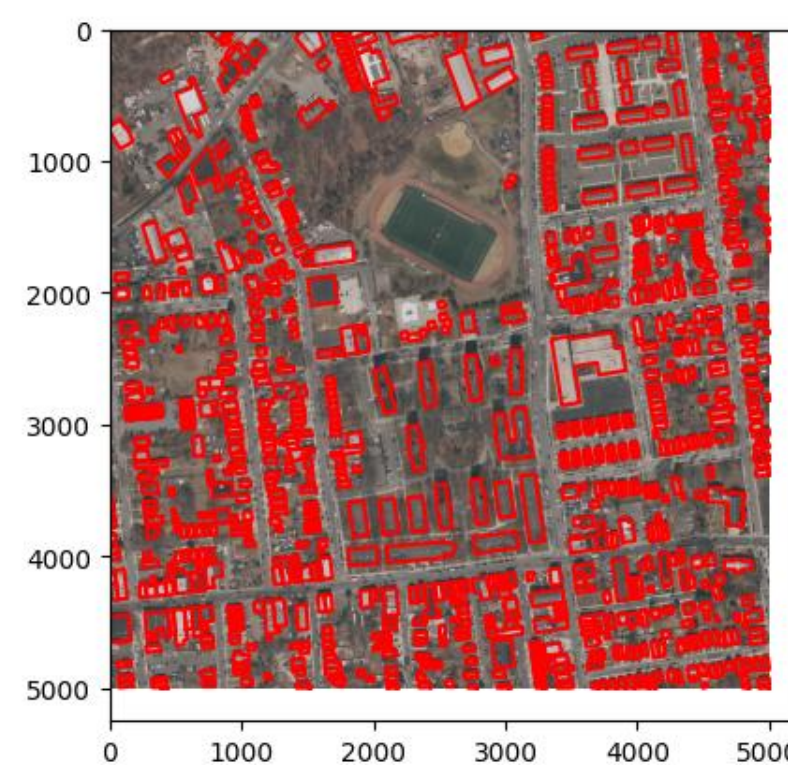


深層学習を用いて衛星画像から建築・道路データを同時抽出する手法の開発

伊藤 真地、趙 琛渤、関本 義秀
データセット

研究背景と目的

近年、都市のスマート化や防災対策において、都市空間の状況をリアルタイムに把握する必要性が高まっている。従来は建物と道路を別々に抽出する手法が主流であったが、それぞれを独立して処理することで、抽出精度や処理効率に限界があった。本研究では、両者の空間的な関連性を活用しながら同時に抽出を行う深層学習モデルを開発することで、精度向上と推論時間の短縮を図る。



建物アノテーション
(画像左)
道路アノテーション
(画像右)

本研究では、学習用にニューヨーク市内の衛星画像100枚（解像度500×500ピクセル）と、対応する建物および道路のアノテーションデータ（総計961棟の建物、172本の道路）を使用している。検証用およびテスト用には、別地域（東京都練馬区）の衛星画像100枚を用いて、汎化性能の評価を行っている。

ワークフロー



学習データ収集・処理

-衛星画像の前処理

TIFF形式の画像を500×500ピクセルに分割し、アノテーションデータと座標系（CRS）を統一。各ピクセル値は0～1に正規化し、学習の安定性を確保する。

-データ拡張

学習時には、左右反転（確率50%）、スケーリング（±50%）、平行移動（±10%）、および色調補正（色相±1.5%、彩度±70%、明度±40%）といったデータ拡張がデフォルトで自動的に適用される。

各モデルでの学習推論

-モデルのファインチューニング

YOLO11の事前学習済みモデル（COCOデータセット）を初期重みとして使用。学習率スケジューリング（CosineAnnealing）を導入し、optimizerにはSGD（momentum: 0.937, weight decay: 0.0005）のデフォルト設定で学習を行った。

-損失関数の設計

分類損失（Binary Cross Entropy）、位置損失（CIoU）、およびセグメンテーション損失（Binary Cross Entropy）を組み合わせた総合損失関数を用いて学習を行った。デフォルト設定ではクラスごとの損失関数の重み付けは行っていないため、手動で重み付けを行う。

各モデルの推論時間と精度の比較・評価

建物に対してはインスタンスセグメンテーション、道路に対してはセマンティックセグメンテーションを用いて推論を行い、各手法ごとに精度（IoU、mAP）および処理時間を比較評価する。

結果

現在は建物抽出モデルと道路抽出モデルによる推論まで完了している。



建物抽出モデルによる推論



道路抽出モデルによる推論

建物抽出モデルの学習結果

Instances	Precision	Recall	mAP0.5	mAP0.5:0.95
216	0.819	0.732	0.778	0.469

道路抽出モデルの学習結果

instances	Precision	Recall	mAP0.5	mAP0.5:0.95
38	0.731	0.368	0.459	0.224

今後の展望

それぞれの抽出モデルの結果を踏まえ、今後は多クラス分類による同時抽出モデルの開発を行う。また二つの分類手法（インスタンスセグメンテーション、セマンティックセグメンテーション）それぞれで推論を行い、抽出精度や抽出時間の違いを検証する。加えて、現在のモデルは学習データに偏りがあり、抽出精度に改善の余地があるため、他の学習データを追加しさらなる実験を行う予定である。