

LOD2道路モデル自動作成ツールの開発

AI技術を活用したツール開発と品質評価

キーワード AI, 画像認識, 3D都市モデル, 自動作成ツール, OSS

社会システムコンサルタント部
先端技術研究所
首都圏営業部

于 忠策・筒井 駿吾・神馬 和歌子
小森 惇也
中島 吉典

はじめに

国土交通省都市局が推進する Project PLATEAU では、3D 都市モデルの整備・活用・オープンデータ化を通じて、まちづくりのデジタルトランスフォーメーションの実現やオープンイノベーションの創出を図っています。

アジア航測では Project PLATEAU の一環として LOD2 道路モデル自動作成ツール（以降、本ツール）の開発に取り組みました。本稿では AI 技術を活用した道路モデル作成の自動化について紹介します。

従来の道路モデル作成

3D 都市モデルの道路モデルの詳細度は、3D 都市モデル標準製品仕様書第 3.5 版の LOD (Level Of Detail) で定義されており、0 から 3 までのレベルが存在します。図 1 に示すように LOD2 道路モデルでは車道、歩道、島の表現が可能です。

道路モデル作成では、道路面から歩道部や島を分離する作業が必要ですが、市販のソフトウェアを利用して、仕様に沿った形状で道路面から歩道部や島を自動的に分離することが難しく、人手により空中写真を判読して、分離作業を行う必要があります。そのため、そのコストと時間が課題になっています。道路面から歩道部や島を分離する作業に画像認識 AI を活用することで、自動化を図ることが本ツールの開発目的です。

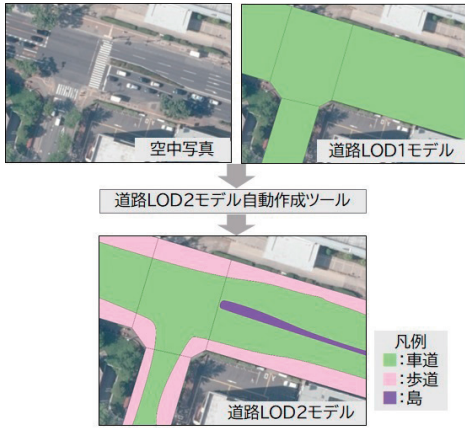


図1 本ツールの入出力 (LOD1および2道路モデル)

ツールの機能概要

図 2 の処理フローに示すように、本ツールは道路 LOD1 CityGML(またはシェーブファイル) と空中写真(オルソ画像) を入力とし、道路 LOD2 CityGML (またはシェーブファイル) を出力します。

次にモデル生成の各処理を説明します。

(1) 道路の隣接関係の判定

車道部と車道交差部を区別して出力するために、道路 LOD1 から車道交差部を判定します。

(2) 推論用データの生成

道路の図形情報とオルソ画像をもとに、次工程の道路セグメンテーションの推論時に使用する画像データ（推論用データ）を作成します。

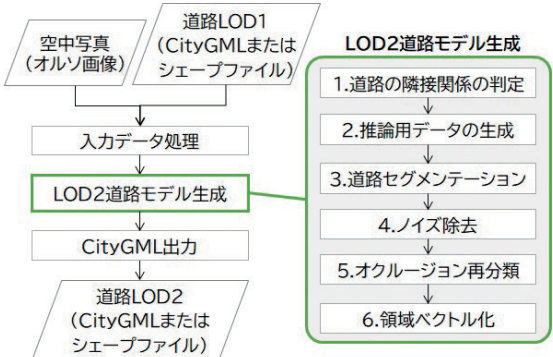


図2 処理フロー

(3) 道路セグメンテーション

道路領域を車道部（車道交差部を含む）、歩道部、島およびオクルージョン（別の地物で隠された領域）の 4 つのカテゴリに分類します。この処理において、後述の画像認識の AI 技術を活用しています。

(4) ノイズ除去

道路セグメンテーションで発生したしきい値未満の小さい領域（ノイズ）を周辺領域のカテゴリに置き換えることで除去します。

(5) オクルージョン再分類

道路セグメンテーションでオクルージョンと分類された領域を、周囲の分類結果を参考にして、車道部、歩道部、島に再分類します。

(6) 領域ベクトル化

オクルージョン再分類の結果のラスターデータとベクタデータの道路の座標を用いて、車道部、歩道部、島の領域に区分けされたベクタデータ（図 3）を作成します。



図3 作成したLOD2道路モデル

AI 技術の活用

本ツールの道路面の分離処理では、画像認識分野で広く用いられている AI 技術であるセマンティックセグメンテーションを活用しています。セマンティックセグメンテーションとは、ピクセルごとに特定のカテゴリに分類する技術です。

本ツールではセマンティックセグメンテーション手法の 1 つである Mask2Former^{*1} を使用して、車道部、歩道部、島およびオクルージョンの 4 つのカテゴリに分類します。

Mask2Former は、ResNet^{*2} を利用して画像の局所的な特徴を抽出し、複数の異なる解像度に対応した特徴を生成します。さらに、Transformer^{*3} を利用して、画像全体の大域的な特徴とその関係性を分析して分類を高精度化します。これにより、小さい領域のカテゴリにおける分類性能が向上しました。

ツールの品質評価

本ツールの品質評価として、出力した道路モデルの正確度を評価しました。評価にあたり、岐阜県岐阜市と広島県広島市の一部を対象にモデルを生成しました。

正確度は、手動作成による LOD2 道路モデルを正答とした生成した LOD2 道路モデルの領域誤差量を用いて評価しました。表 1 に示すとおり、両市とも修正不要が最も多い割合となり、高品質なモデルの生成を確認しました。

表1 正確度に関する評価

評価基準	岐阜市		広島市	
	道路数	割合	道路数	割合
修正不要	1864	85%	648	66%
誤り箇所が5割以下	136	6%	212	21%
誤り箇所が5割より多い	183	8%	126	13%

おわりに

本ツールで作成した LOD2 道路モデルの正確度を評価し、開発したツールの有効性を確認できました。一方で、影やオクルージョンの影響により正しくないモデルが生成される課題があるため、最新の AI 技術の適応や学習データの追加などによる精度向上が必要と考えます。

ツールは国土交通省都市局の PLATEAU GitHub (<https://github.com/Project-PLATEAU/Auto-Create-tran-lod1-2-tool>) で公開しています。

本ツール開発において、国土交通省都市局の関係者に多くのご助言をいただき、ここに感謝の意を表します。

^{*1} Mask2Former B. Cheng, et al.: Masked-attention Mask Transformer for Universal Image Segmentation, In: Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 1290-1299. 2022.
^{*2} ResNet K. HE, et al.: Deep Residual Learning for Image Recognition, In: Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 770-778. 2016.
^{*3} Transformer A. Vaswani, et al.: Attention is all you need, Advances in neural information processing systems, Vol. 30. 2017.