

AIを活用した市街地変化箇所の効率的な抽出

電子国土基本図と現状の国土の差違を効率的に抽出する技術

キーワード：AI, 深層学習, 市街地変化抽出

地理情報技術部 **山田 秀之**・**大西 正道**
 首都圏営業部 **森田 歩**

はじめに

国土地理院では電子国土基本図と他のデータ（空中写真、衛星画像、都市計画図など）を比較することで、電子国土基本図に反映されていない国土の経年変化を自動的かつ効率的に抽出する技術の試行を行っています。そこで本報告では、AIの活用を前提とした変化抽出方法の検討と効率的な学習用データの作成方法、および地物抽出システム実装案を検討しました。

変化抽出では、宅地造成や再開発などの大規模な開発や、道路の新設や拡幅などの市街地の変化を把握することを目指しました。このため、電子国土基本図と最新の衛星画像とを比較して、大まかな地形変化の状況をつかむことを目的とし、この目的を達成するため、電子国土基本図のベクトルデータをラスターデータ化し、衛星画像のラスターデータと比較することとしました。

AIによる市街地変化箇所の抽出

画像認識分野において、AI技術の一種である深層学習を活用した技術はここ10年でめざましく発展し、物体の検出や種類の分類では今や人の目を超えつつあります。

しかし、市街地変化の判定では、例えば道路の場合、畑地が宅地になって道路が設置されたり、逆に道が消えて大型施設になったり、道路の曲率が変更されたり、拡幅されたりするなど、様々なパターンが出てくることから、単なる物体検出や分類とは違った難しさがあります。

この変化判定について、従来手法では衛星画像から図化によりベクター化し、既存のベクターデータと重ね合わせてGIS上で変化箇所を抽出するため、相当なコストが発生しました。また、GIS上での判定は変化の基準を人が設定するため、例えば道路の曲率変化・拡幅などでは誤判定が人より多い傾向がありました。

そこで今回はベクトルデータをラスターデータ化して、ラスターデータ同士の比較を行うこととしました。衛星

画像からの道路など線状地物の抽出は、AIエンジンによるセグメンテーションにより行いました。変化抽出ではラスターデータを一定の大きさのパッチに分割し、同一位置のパッチ同士の特徴量の比較を行う深層学習を活用した手法（図1）で実施しました。

また、過去の電子国土基本図と最新のベクターデータの間での変化箇所抽出も電子国土基本図の更新において重要になることから、二時期のベクトルデータをラスターデータ化し、同じ手法で変化箇所抽出と精度比較を行いました。

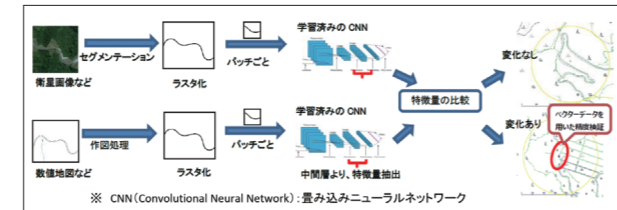


図1 深層学習による変化箇所抽出の流れ

対象とした区域

実証地区としては、大都市や山林地域を避け、主要道路の改変や宅地開発が適度に存在すると想定される地域を選定しました（表1）。最新の衛星画像は解像度50cmのPleiades（プレアデス）を利用し、最新のベクターデータおよび比較に用いる過去のベクターデータとして国土地理院の基盤地図情報を利用しました。

表1 実証地区

地区	面積 (km ²)	地区の特徴
愛知県尾張旭市	31.0	都市部、細かな道路改良
奈良県生駒市	25.1	道路改良、宅地開発
奈良県明日香村	25.1	郊外宅地開発、河川改修
大阪府堺市	24.8	都市宅地開発、駅前改良

道路の領域画像の作成と抽出精度

変化抽出を実施した道路、河川、鉄道の軌道のうち、ここでは道路について説明します。過去の堺市の道路のベクターデータと同時期の衛星画像を使用し、深層学習の手法を用いて道路領域かどうかを判定する検出器を作成しました。さらにその検出器を用いて、尾張旭市の過去（H10）と現在（R2）の衛星画像から2時期の道路を抽出した画像を作成しました（セグメンテーション - 図2）。

道路の抽出精度の検証として、尾張旭市の過去のベクターデータから正解となる道路の画像を作成し、深層学習により過去の画像から得られた道路の抽出結果と重ね合わせてピクセル単位で正誤を評価することで、精度評価を行いました（表2）。

その結果、道かそうでないかの分類精度は85%程度、道と推定したうち、実際に道であった割合は54%でした。正解率を引き上げる要因には、建物や樹木の影響で道路と判断できない場合や、白線のない駐車場やグラウンドが道路と判定される場合などがありました。

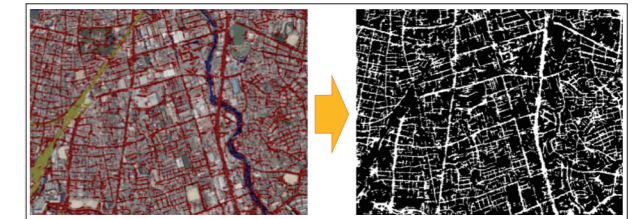


図2 深層学習による道路抽出（セグメンテーション）の例

表2 道路の抽出精度

		正解	
		実際に道であったピクセル	実際に道以外であったピクセル
予測	システムが道と予想したピクセル	10,314,907 (A)	8,743,539 (B)
	システムが道ではないと予想したピクセル	9,505,480 (C)	95,789,512 (D)
ピクセル総数 (A+B+C+D)		124,353,438	
正解率 Accuracy ((A+D)/(A+B+C+D))		0.85	
適合率 Precision (A/(A+B))		0.54	
再現率 Recall (A/(A+C))		0.52	
抽出漏れ率 1-Recall (C/(A+C))		0.48	
特異率 Specificity (D/(B+D))		0.92	

道路の変化箇所抽出と抽出精度の比較

尾張旭市の現在の衛星画像から深層学習により道路を抽出した画像と、過去のベクターデータから作成した道路の画像を深層学習による手法で比較して、過去から現在までに変化した箇所を抽出しました。

深層学習による変化箇所抽出は、2時期の画像をタイル状に切り出し、一般的な画像を学習させた高速な物体検出器（darknet19）に入力して、その際の各層の特徴量の傾向を比較することで、変化を判定しました。その結果、深い層（18層目）の特徴量が検出に有効であることがわかりました。

このようにして抽出した変化箇所について、人の目で判定した変化箇所と比較して検証したところ、前項のセグメンテーションの精度の低さの影響のため、抽出した

変化箇所の正解率は3割程度、実際の変化箇所を見逃した抽出漏れ率は7割程度となり、衛星画像とベクターの比較での変化抽出については人の目の判読には及ばず、事業への活用には課題が残る結果となりました。

一方、電子国土基本図とほかのベクターデータとの比較については、正答率が8割と高く、また、抽出漏れ率は1割弱と実利用が可能なレベルでした。

表3 道路の変化箇所抽出精度（尾張旭市）

実施区分	判定基準	正解率	抽出漏れ率
(1) 電子国土基本図と最新画像を比較	主要層の特徴量（コサイン類似度）0.78以下を変化ありと判定	34.40%	70.20%
(2) 電子国土基本図とほかのベクトル地図データとで比較	主要層の特徴量（コサイン類似度）0.97以下を変化ありと判定	81.30%	8.60%

おわりに

電子国土基本図と衛星画像との比較に際し、AIによる変化抽出を試行しました。ラスター化して変化判定することで、大まかな改変の傾向をつかむという目的を達成できましたが、深層学習による地物抽出（セグメンテーション）の精度向上に取り組む必要があるという課題が残りました。

本報告は、国土地理院が実施している「測量の生産性

を向上するための革新的技術の導入・活用に関するプロジェクトの一環として、国土地理院からの委託研究業務「電子国土基本図と現状の国土の差異を効率的に抽出する技術の試行業務」を株式会社システム計画研究所とのJVで受託し、その成果の一部を紹介したものです。多大なご支援をいただいた関係者の皆様に感謝申し上げます。