2B1-5

Deep Learning での地図タイル活用の検討

Application of Tile Map for Deep Learning

岩崎　亘典[*1]
Nobusuke Iwasaki

和山　亮介[*2]
Ryosuke Wayama

[*1] 農研機構
NARO

[*2] (株)ノーザンシステムサービス
Northern system service Co.,Ltd.

Map tiles are the most common format for providing geospatial data via the Web. The aim of this study is to evaluate the effectiveness of map tiles as data for Deep Learning. First, we examined to create land use map from old map topography with ConvNet. The accuracy of the classification depends on the density of the symbol of the old topographic map. Next, we converted the various types of map tiles using Conditional GAN, from aerial photographs to road maps and from digital elevation data to the terrain map. Also, we attempted to extract the landslide area from CS topography map and geology map. Furthermore, just as it did at ConvNet, we examined converting from the old topographical map to a land use map. It was confirmed that map tile has high affinity with Deep Learning.

1. はじめに

地理空間情報とは，場所もしくは位置にヒモ付いた情報のことである。最も代表的な例は地図であるが，近年では，SNS の投稿やデジタルカメラ画像などにも位置情報が付与されている。そのため，ビックデータといわれるデータの 80%が，位置情報をもった地理空間情報であるという指摘もあり[Maria 11]，これらの情報が Deep Learning で活用して分析することが期待されている。これまでに，空中写真[Saito 16]や高解像度衛星画像[藤田 16]などの画像を分類や地物の抽出が行われている。こうした地理空間情報は，日本国内では 2007 年に制定された地理空間情報活用基本法や，近年のオープンデータの推進などにより，多くのデータが無償で入手できるようになってきているが，特に，これらの領域を専門とする者以外には，その利用が十分に進んでいるとはいえない。ここには，大きく二つの課題があると考えられる。一つは投影法，測地系，座標系といった，地理空間情報に独特な基礎知識が必要とされることである。次に，データの提供方法である。これらのデータの多くは，提供範囲や形式が提供者毎に異なる場合が多く，実際の利用を行う前のデータの整備に多大な労力が必要とされ，利活用の推進を阻んでいる。これは，地理空間情報を Deep Learning で活用する場面においても，同様の問題が生じることが危惧される。

一方で，Web における位置情報の活用は，2005 年の Google Maps の公開を契機として急激に進んでいる。これは，Web API を利用して，必要な場所の情報を，必要な分だけ入手可能となったことがあげられる。こうした Web における地理空間情報を活用する形式の一つが，地図タイルと呼ばれるデータ提供形式である。

現在最も使われている地図タイルの概念を図 1 に示す。ここでは，北緯及び南緯約 85.0511 度以上を除外した範囲を正方形と見なし，それを拡大する毎に四分割していく。全体が表示されるものがズームレベル 0，拡大する毎にズームレベル 1，2 となり，http://hoge.hoge/{z}/{x}/{y}.ext という形式でタイルが提供される。ここで z はズームレベル，x と y は，X 軸，Y 軸上の位置である。この形式は Google 社によって開発されたものだが，現在では国土地理院の地理院タイル[国土地理院 17a]のような公的機関，さらには個人や一般企業により整備されているデータも存在する。

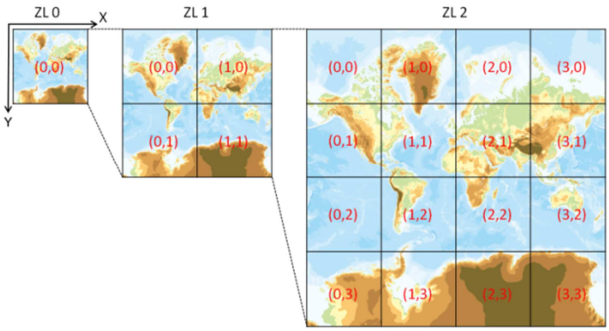


図 1：地図タイルの概念図[国土地理院 17a]

地図タイル形式で整備されているデータは，投影法，測地系，座標系が同一あるとともに，{z}/{x}/{y}を指定することにより同一範囲のデータを容易に取得できる。さらに，画像ファイルとして整備されている場合，一つのタイルは 256*256 ピクセルの画像として正規化されている。すなわち，先に挙げたような地理空間情報独特の問題点の多くが解決されているとともに，同一対象についての様々な画像データの入手が容易であることを意味している。そのため，Deep Learning の学習，教師データとして地図タイルの活用が可能であると考えられる。

この様な地図タイルを Deep Learning に供した例としては，衛星画像からの地物抽出[Levin 17]があるが，その活用が十分に進んでいるとはいえない。そこで本研究では，Deep Learning の地理空間情報への適応の可能性と，地図タイルの Deep Learning 用のデータセットとしての有効性検証するために，ConvNet を用いた旧版地形図の地図タイルからを土地利用図の作成と，Conditional GAN を用いて各種主題図間の作成を行った。

2. ConvNet を用いた旧版地形図の分類

2.1 分析対象地域およびデータセット

旧版地形図を用いた土地利用の復元は，データの入力に労力を要するためその効率化が課題である。衛星画像等からの土地利用図の作成は数多くの取組があるが，旧版地形図を利用した土地利用の分類は，記号に基づく判別のため実施が困難

連絡先：岩崎亘典，農研機構農業環境変動研究センター，
niwasaki@affrc.go.jp

であった。そこで，ConvNet を用いることにより，土地地利用図の作成が可能かどうか，検討を行った。

分析対象範囲は 1/5 万地形図　竜ヶ崎（大正 2 年測量，大正 5 年発行）とした。学習データとして旧版地形図の画像を，教師データとして旧版地形図から作成した土地利用図の画像を用いた。学習データの地図タイル作成に当たっては，gdal2tiels を用い PNG 形式の画像を生成し，教師データについては，GeoTiff2UTFGrid [Mizutani 17]を用いて TIFF 形式の画像を生成した。学習にあたっては，ズームレベル 15，一辺約 1.2km の画像をデータとして用いた。

2.2 ConvNet による画像分類器の構成

本研究では，ハイパースペクトル衛星画像から土地分類を行なうプログラム [Santara 17]を改良して使用した。また地図タイル形式のデータを取得し、ConvNet を実行するためのスクリプトを作成した。ConvNet を用いた画像分類の場合，ConvNet の構成とパラメータ，および学習手法を変更することで精度を改善することができる。学習手法については，フィルタ処理の畳み込みのように，注目タイルを中心とした 3×3 の範囲のタイル単位でタイルモデルセットを作成し学習させることで、精度が向上することが確認できた。

学習時のパラメータのうち，主なものを表 1 に示す。PATCH_SIZE は学習の際に参照する領域であるが，小さいと個別の地図記号のみに反応し，精度が悪くなった。一方で大きいと広域を見て分類するが，学習・分類にかかる時間が増加し，また精度の向上が見られなかったため，本研究では 37 とした。COUNT はデータセット作成時の学習用データの分類ごとの個数で，500 とした。MAX_STEPS は学習の回数で 100 とした。BATCH_SIZE は 1 ステップで学習するデータ数であり，128 とした。

次に CNN の構成について図 2 に示す。本研究では，オリジナルのモデルに対して畳み込み層および全結合層のレイヤー数とニューロン数を増やした。一般に，これら増やすと精度が上がる傾向があるが，学習・分類時に要す時間も増加するため，図 2 に示す構成とした。

表 1　CNN 学習時のパラメータの設定

変数名	値
PATCH_SIZE	37
COUNT	500
MAX_STEPS	100
BATCH_SIZE	128

2.3 ConvNet による画像分類結果および考察

構築した分類器を用いて分類を実行した結果を図 3 に示す。それぞれ，(a)が入力した旧版地形図の画像，(b)が対応する分類結果とその精度である。タイル毎の結果では，75～85%と比較的高い精度を示す場合もあるが，(c)のように 50%程度と低い場合もあった。土地利用毎の精度では，水田や市街地のように地図記号が一定の密度で描画されている場合は高いが，広葉樹のように地図記号の密度が低い場合に低かった。これは，空白の部分を「畑又は空地」として認識しているためである。また，入力画像 2 の右下のように，地名等の文字がある部分は精度が悪く，ノイズのように分類結果となった。

次に旧版地形図全体について分類を行った結果を図 4 に，主要な土地利用の分類結果を表 2 に示した。特に畑又は空き地で正答率が 43.9%，広葉樹で 23.5%と低い結果となった。これは個別タイル画像の分類結果と同様に，凡例がない，もしくは凡例密度が低い場合に分類精度が低くなったと考えられる。しかし，全体の正答率は 73.6%であり，一定の精度で土地利用図を作成することができたといえる。

以上のように，ConvNet により旧版地形図から一定の精度で土地利用図を作成することが確認できた。ただし，凡例密度の低い場合や，凡例のない畑又は空き地での精度が低いことが明らかとなった。地形図の場合，異なる図幅であっても同じ記号が使われているため，他の図幅への活用が期待できる。一方で，今回対象とした図幅は等高線が少ない平地・台地部を対象としたが，等高線が密な丘陵地・山地では，異なる結果となることも考えられる。今後，これらの点についても検証を行うことが必要である。

3. Conditional GAN を用いたタイル画像変換

3.1 pix2pix を用いた画像変換

画像系の DNN として発表された pix2pix[Isola 17]は，Conditional GAN の一種であり，学習時に Discriminator に損失関数そのものを学習させることで，従来の GAN にはない様々な画像変換を可能とする高い汎化性を実現しており，高い注目を集めている。また，学習データは変換前の画像と変換後の対の画像を用意すれば良いため学習が容易である点も注目を集める要因となっている。この対となる画像を準備する際に，地図タイル形式であれば，{z}/{x}/{y}のを指定することで容易に作成できる。そこで本項では，pix2pix を用いた画像変換について地図タイルを活用した 4 つの事例について，検証した。

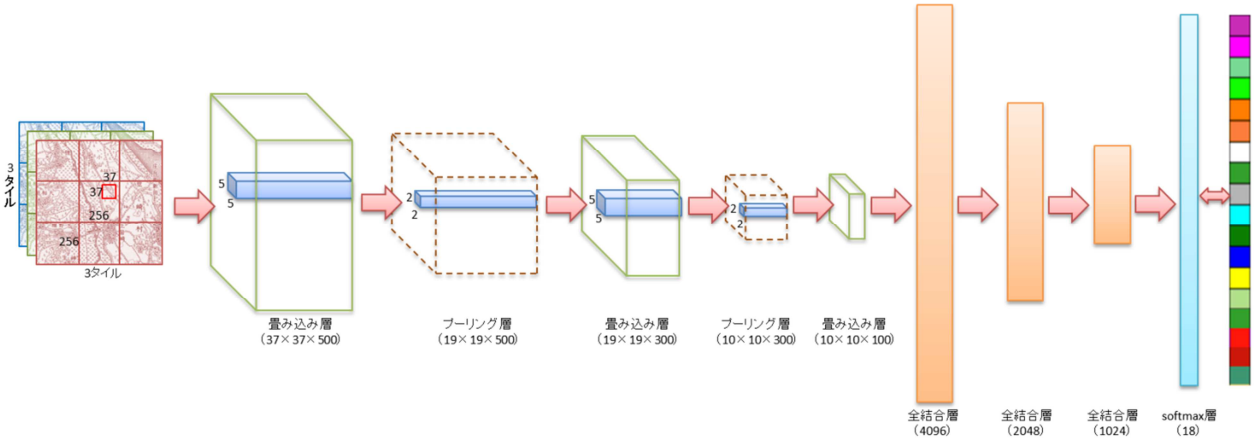


図 2：本研究で使用した CNN の構成

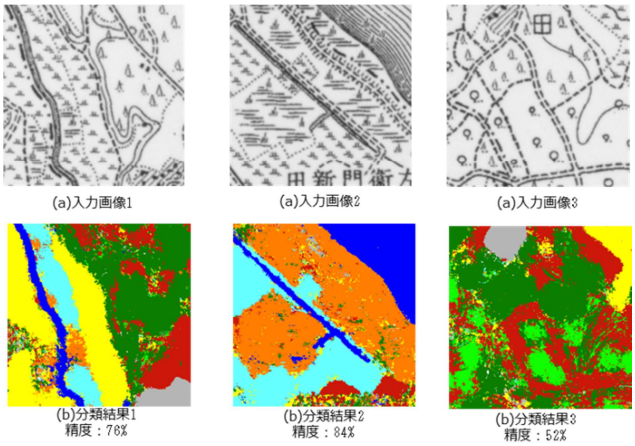
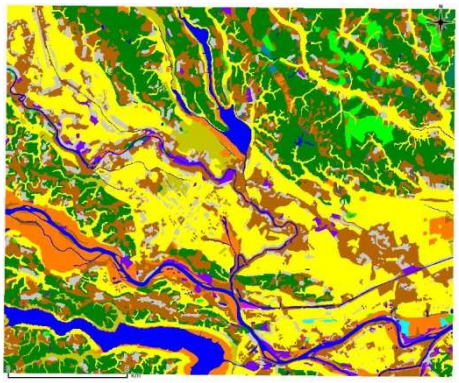
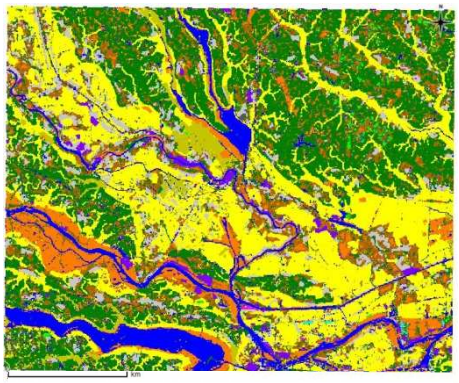


図 3：分類に用いた旧版地形図と分類結果の比較



正解データ



分類データ

図 4：教師画像と分類画像の全体の比較

表 2：ConvNet による土地利用図分類結果(%)

		土地利用図								
		畑又は空地	桑畑	広葉樹林	針葉樹林	荒地	市街地	水	水田	沼畑
分類結果	畑又は空地	43.9	2.1	25.4	5.2	3.7	2.9	0.2	1.2	0.5
	桑畑	2.4	78.1	4.4	0.6	0.9	0.8	0.5	0.4	0.2
	広葉樹林	0.2	0.0	23.5	0.1	0.1	0.1	0.0	0.1	0.1
	針葉樹林	28.3	5.8	35.0	82.1	4.6	4.1	0.7	5.1	5.0
	荒地	8.7	3.2	3.8	3.1	78.9	1.0	2.6	1.9	2.6
	市街地	2.6	1.7	0.5	0.6	0.4	78.4	0.2	1.2	0.7
	水	4.0	4.1	1.3	1.7	4.4	6.5	90.4	1.8	3.4
	水田	7.1	2.0	3.8	3.7	2.5	4.3	0.7	86.2	4.9
	沼畑	0.8	0.2	0.2	0.6	0.8	0.8	0.3	1.3	81.6

3.2 空中写真から地図画像への変換

空中写真を基にした地図の生成は，土地利用図の作成と同様に労力を要するため，自動化が求められている。そこで，空中写真から地図画像への変換について検証した。変換元として国土地理院の空中写真タイル[国土地理院 17b]を，変換先として OpenStreetMap（以下，OSM）[OpenStreetMap 17]の地図タイル画像を学習データとした。学習後，画像変換を行なったところ，道路や建物のおおよその形状は取れており，大きい道路を認識して色分けをしている箇所も見られるなど，良好な結果が得られた（図 5）。しかし，OSM は有志によって地図情報が作成されていることもあり，場所によって地物の入力密度が異なる。そのため，空中写真には建物が存在するが OSM 画像には対応する地物がないといったデータの齟齬が発生してしまう場合があった。このようなデータで学習すると結果が不安定になりやすいため，留意が必要である。

図 5：空中写真からの地図画像変換

3.3 数値標高データから地形表現図への変換および地形判別

数値標高データは，地表標高が数値として格納されたデジタルデータである。このデータから地形判読を容易にするために用いられるのが各種の地形表現図である。これらは地理情報システム(GIS)と呼ばれるソフトウェアを作成することができるが，pix2pix による画像変換で同様のデータが作成可能か検証した。ここでは，地形に影を付けて強調させる陰影図と，傾斜と曲率をあわせて表現する CS 立体図[戸田 14]を対象とした。画像化された数値標高データと陰影図は，産総研シームレス標高サービス[産業技術総合研究所 17]のデータを，CS 立体図については，国土地理院の標高タイル[国土地理院 17c]から作成したものを使用した。結果を図 6 に示す。陰影図については，結果は影の向きが異なるもののそれらしい画像が生成された（図 6(a)）。CS 立体図については，ほぼ正解データと同様の画像が生成された（図 3(b)）。このことから，CS 立体図のようにアルゴリズムによって計算された画像についても，再現可能であると考えられる。

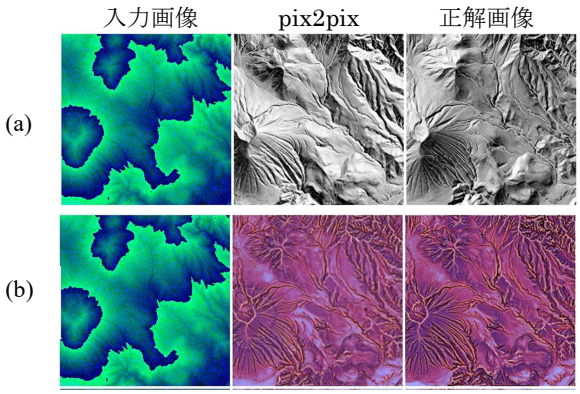


図 6：標高データ画像からの陰影図および CS 立体図への変換

さて，これらの地形表現図は，数値標高データからでは困難な地形判読を補助するために作成されたものである。そこで，CS 立体図から判読対象の一つである地すべり地形の検出を試みた。地滑り地形の教師データとしては，地震ハザードステーションで公開されている地すべり地形分布図[地震ハザードステーション 17]を用いた。まず，CS 立体図を学習データとしたところ，出力結果と正解画像の位置が異なる結果となった（図 7(a)）。そこで，CS 立体図のみでは特徴が不十分であると考え，チャンネル数を増やし，産総研が公開している地質図[産業技術総合研究所 17]を入力に加えて学習を行なった。その結果、正解に近い領域が検出されるようになった（図 7(b)）。これは、地すべりの形状が地形のみではなく、地質によっても影響されていることを反映していると考えられる。すなわち，チャンネル数を増やして適切な情報を加えることで，画像変換の精度が向上することが確認できた。

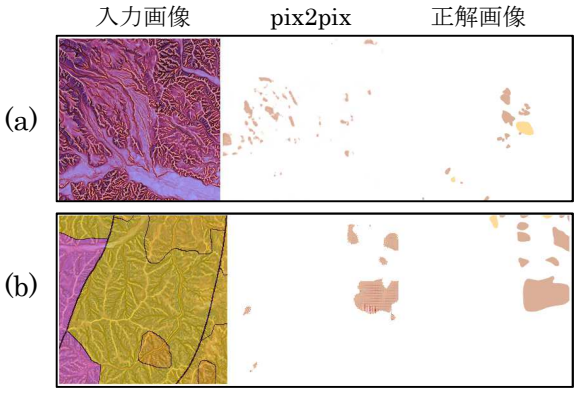


図 7：CS 立体図からの地すべり検出結果

3.4 旧版地形図から土地利用図への変換

最後に，ConvNet で行なったものと同様に旧版地図からの土地利図作成を行った。その結果，図 8 に示すとおりほぼ正解に近い画像が出力され，実行時間も ConvNet での分類に比べ非常に速くなった。ただし，元データはカテゴリ値に基づくインデックスカラーのデータであったのに対して，生成データは RGB のデータであり，値は異なる。そのため，精度や面積などを定量的に評価する場合，これらの画像を再変換する必要がある。

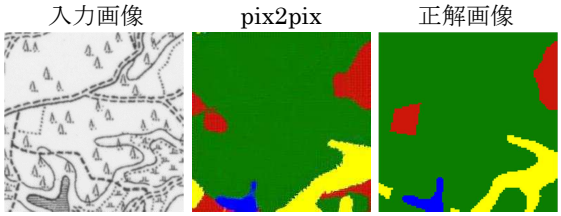


図 8：旧版地形図から土地利用図への変換

4. まとめ

本研究では地図タイル形式のデータを用いて，ConvNet による旧版地形図の分類と，Conditional GAN による各種画像変換を行った。旧版地形図の分類では，一部精度が低い場合もあったが，概ね良好な結果が得られた。各種画像変換では，地図タイル画像の変換が可能であることが確認できた。

これまで，地理空間情報の利用はデータの事前処理に労力が要するため，限定的にしか行われていなかった。本研究において，地図タイル形式のデータを活用することにより，Deep Learning における地理空間情報の活用が効率的に行えることともに，様々な情報の処理が可能なことが確認できた。地図タイル形式では多様なデータが公開されている。Deep Learning のデータとして活用されるとともに，地理空間情報利用の高度な利用が進むことを期待したい。

謝辞：

本研究は JSPS 科研費 16K08136 の助成を受けたものです。

参考文献

[Brovelli 11] Brovelli, M. A.: The role of geospatial information in a hyper connected society, International Conference on Geospatial Information Science 2011, <https://es.slideshare.net/mariabrovelli/the-role-of-geospatial-information-in-a-hyper-connected-society >

[Saito 16] SAITO, S. and AOKI, Y.: Building and road detection from large aerial imagery: Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering, 9405(2016).

[藤田 16] 藤田藍斗，今泉友之，彦坂修平：CNN を用いた高空間解像度衛星画像からの地物抽出，人工知能学会第 30 回大会，1A3-OS-27a-2（2016）.

[国土地理院 17a]国土地理院：地理院タイル仕様，アクセス日時 2017 年 3 月 7 日<https://maps.gsi.go.jp/development/siyou.html>

[Levin 17] Levin, G., Newbury, D., Donald. K., Alvarado, I., Tiwari, A. and Zaheer, M.: Terrapattern, Accessed on 7 Mar. 2017 <https://github.com/CreativeInquiry/terrapattern>

[Mizutani 17]Mizutani, T.：GeoTiff2UTFGrid, Accessed on 7 Mar. 2017 <https://github.com/tmizu23/geotiff2utfgrid>

[Santara 17]Santara, A., Singh, A., Hatwar, P. and Mani M.: Deep Learning for Land-cover Classification in Hyperspectral Images, Accessed on 7 Mar. 2017 <https://github.com/KGPML/Hyperspectral>

[Isola 16] Isola, P., Zhu, J,. Zhou, T. and Efros, A. A.: Image-to-Image Translation Using Conditional Adversarial Networks, arXiv:1611.07004 (2016).

[地理院地図 17b]国土地理院：地理院タイル一覧，アクセス日時 2017 年 3 月 7 日 <http://maps.gsi.go.jp/development/ichiran.html>

[OpenStreetMap Foundation 17] OpenStreetMap Foundation, OpenStreetMap Accessed on 7 Mar. 2017 <https://openstreetmap.jp/>

[戸田 14]戸田堅一郎: 曲率と傾斜による立体図法（CS 立体図）を用いた地形判読，森林立地，Vol.56, No2, 75-79 (2014).

[産業技術総合研究所 17] 産業技術総合研究所: シームレス標高サービス，アクセス日時 2017 年 3 月 7 日 <https://gsj-seamless.jp/labs/elev/>

[地理院地図 17c]国土地理院：標高タイルの詳細仕様，アクセス日時 2017 年 3 月 7 日<https://maps.gsi.go.jp/development/demtile.html >

[地震ハザードステーション 17] 地震ハザードステーション: 地すべり地形分布図 WMS サービ，スアクセス日時 2017 年 3 月 7 日<http://www.j-shis.bosai.go.jp/wms-landslide>

[産業技術総合研究所 17] 産業技術総合研究所: 地質図 Navi，スアクセス日時 2017 年 3 月 7 日 <https://gbank.gsj.jp/geonavi/>