CNN を用いた広域空撮画像からの高密度 DSM 推定

國武 千人[†] 岩切 宗利[†] 榊原 庸貴[‡] 望月 貫一郎[‡] [†] 防衛大学校情報工学科 [‡] 株式会社パスコ パスコ総合研究所

1 まえがき

航空レーザ測量データの活用分野は広い [1] と考えられるが、その測量に必要な機材や設備、気象、コストなど実現には制約が多く、その更新間隔は長くなりがちである。一方、空撮は航空レーザ測量に比べて機材や設備の制約が少なく、利用価値も高いことから撮影頻度が高い。そこで本研究では、空撮画像のみを用いて航空レーザ測量データ同様の高密度な深度情報生成する技術について検討した。コンピュータビジョンの分野では、ロボットの周辺環境認識を目的として畳み込みニューラルネットワーク(CNN)などを用いた深度情報推定 [2, 3] も検討されており、研究目的への応用は可能と考えられる。

本報告では、その基礎的な試みとして CNN を用いて地表面に存在する建物などの高さを空撮画像から推定する手法を提案し、その性能を評価した結果について示す。

2 提案手法

提案手法では、まず空撮画像とその撮影範囲と同様の数値表層モデル(DSM)と数値標高モデル(DEM)の差分から数値表層差分モデル DSDM(Digital Surface Differential Model)を抽出する。次に空撮画像を入力し、DSDM を出力するように CNN モデルに学習させ、空撮画像のみから高密度の DSDM を生成させるものである。

提案手法により, 航空レーザ測量データがない場合で も空撮画像から地表面建造物の情報を推定可能になる.

3 実験

CNN による DSDM 推定の能力を確認するため,提 案手法とレーザ測量データの比較を行った.

本実験では、画像処理用に提案された 3 種類の CNN モデルに工夫を加えて使用した。SegNet[5] は、Badri-

A High Density DSM Estimation from The Large-scale Aerial Image with CNN.

Yukihito KUNITAKE†, Munetoshi IWAKIRI†, Tsuneki SAKAKIBARA‡, Kan-ichiro MOCHIZUKI‡





(a) 空撮画像

(b) DSDM 画像

図 1: 学習範囲

narayanan らが提案したセグメンテーション用のモデルである.この CNN モデルは、畳み込み層とデコンボリューション層を組み合わせた比較的層の浅い構造である.この CNN モデルでは、セグメンテーションを行う出力バンド数を変更し、深度情報推定を行うよう変更した.これを S-Net と呼ぶ.

FCRN[6] は、Laiana らが深度情報推定に使用した CNN モデルである。画像分類用の CNN モデルを用いて抽出した特徴値からデコンボリューション処理により画像の深度を推定するものである。本実験では、入力する画像に合わせて第 1 層目の畳み込み層のカーネルサイズを変更した。これを F-Net と呼ぶ。

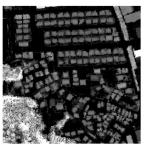
NYUDepthNet[7] は、Eigen らが深度推定に用いた CNN モデルである.畳み込み層とアップサンプリング 層に加え、畳み込みの中間層の結果を別の畳み込み層 に加え、元画像の影響を強く残す特徴がある.本研究 では、このモデルのアップサンプリングに用いられて いた層をデコンボリューション層と Ioffe らが提案した Batch Normalization[8] を組み合わせた構造に変更した.これを D-Net と呼ぶ.

本実験では、平成 21 年に国土地理院が撮影した神奈川県内の空撮画像及び航空レーザ測量データ [4] を用いた。図1の500×500[m]の範囲を学習区域とし、その空撮画像を入力情報、同範囲の航空レーザ測量データから作成した DSDM を正解情報として学習を実施した。航空レーザ測量データから DSM を生成する際の補間には最近傍法を用いた。学習区域の画像を 31.5×31.5 [m] に分割し、その画像群(データセット)に上下左右反転と転置を加えた合計 66.248 枚のデータセットを学

[†]Department of Computer Science, National Defense Academy of Japan

[‡]PASCO Research Institue, PASCO CORPORATION





(a) 空撮画像

(b) DSDM

図 2: 試験範囲







(a) S-Net

(b) F-Net

(c) D-Net

図 3: 推定結果

習に用いた. 学習回数は, 100[epoch] とし, 損失関数には二乗誤差を用いた. 本実験では, Python (ver2.7), Chainer (ver2.14) による実験環境 (Intel Corei7-3770,メモリ 32GB, GeForceGTX690, ubuntu16.04) を使用した.

試験は、図 2 の 250×250 [m] の範囲から学習と同様に切り出した入力画像を用いて行った。各 CNN モデルの推定結果(画像)は図 3 のようになった。学習時、試験時の二乗誤差は表 1 の通りであった。

各 CNN モデルとも空撮画像の建物、樹木等の特徴から表層差分情報を推定できることが分かった. 各推定結果を比較したところ、建物とそれ以外の区域の境界位置が異なっていた. これは、畳み込み層で用いたカーネルサイズの違いによる影響と考えられる.

学習時には S-Net の二乗誤差値が最も低かったものの,試験時には D-Net の二乗誤差値が最も低くなってた.これは,過学習が原因の可能性がある.全般に入力画像に対して縦横のずれがない建物の推定は比較的正確に推定できたが,斜めに傾いた建物の推定精度が低かった.これは、学習画像の方向が区画整備で,揃っていたため,斜めの建物に関する学習が不十分だったと考えられる.今後は,これらを考慮して教師データの再構築に取り組む予定である.

4 むすび

本報告では、CNN を用いた空撮画像からの数値表層 情報の高密度推定法を提案し、その性能を評価した結 果について示した、国土地理院から提供を受けた空撮

表 1: 学習時及び試験時の二乗誤差

CNN モデル名	学習時	試験時
S-Net	0.001963	0.007560
F-Net	0.002191	0.011134
D-Net	0.002946	0.006877

画像と航空レーザ測量データを用いて実験を行った結果,建物の外形,地形の特徴を捉えられる程度まで推定できることが分かった.

謝辞

本研究では、国土交通省国土地理院より航空レーザ 測量データ及び基盤地図情報の提供を受けました.こ の場を借りて深く御礼申し上げます.

参考文献

- [1] 國武 千人, 溝田 平, 岩切 宗利, 榊原 庸貴, 望月 貫一郎:熊本地震による被害家屋検出のための空撮 画像処理手法, 第 16 回情報科学フォーラム講演論 文集, 第 4 部冊, pp.333-334(2017).
- [2] Miaomiao Liu, Mathieu Salzmann, Xuming He:Discrete-Continuous Depth Estimation from a Single Image, CVPR, pp.716-723 (2014).
- [3] Fayao Liu, Chunhua Shen, Guosheng Lin:Deep Convolutional Neural Fields for Depth Estimation form a Single Image, arXiv preprint arXiv:1411.6387 (2014).
- [4] 国土交通省国土地理院: 航空レーザ測量データ, 国土地理院技術資料(2017).
- [5] Vijay Badrinarayanan, Alex Kendall, Roberto Cipolla:SegNet:A Deep Convolutional Encoder-Decoder Architecture for Image Segmentation, arXiv preprint arXiv:1511.00561 (2015).
- [6] Iro Laina, Christian Rupprecht, Vasileios Belagiannis, Federico Tombari, Nassir Navab:Deeper Depth Prediction with Fully Convolutional Residual Networks, arXiv preprint arXiv:1606.00373 (2016).
- [7] David Eigen, Rob Fergus:Predicting Depth, Surface Normals and Semantic Labels with a Common Multi-Scale Covolution Architecture, arXiv preprint arXiv:1411.4734 (2014).
- [8] Sergey Ioffe, Christian Szegedy:Batch Normalization:Accelerationg Deep Network Training by Reducing Internal Convariate Shift, arXiv preprint arXiv:1502.03167 (2015).