

TSUBAME 共同利用 平成29年度 学術利用 成果報告書

利用課題名 高解像度画像を使った広域の家屋及び道路の深層学習による自動判別システムの開発  
英文: System development of automatic building and road network detection using high resolution imagery by deep-learning

柴崎亮介  
Ryosuke Shibasaki

東京大学, 空間情報科学研究センター  
Center for Spatial Information Science, The University of Tokyo  
shiba@csis.u-tokyo.ac.jp

深層学習手法による衛星画像からの特徴量抽出(家屋, 道路, 車両等の検出)についての研究を行った。家屋, 道路, 車両などの検出を検討したが, 今年度は, サンプルデータの準備と検証の容易さから主に車両を対象に研究を進めた。成果の一つとして, Hard Example Mining(HEM)と呼ばれる手法の研究を行った。深層学習手法のトレーニングにおいて, 対象地域内にある車両(ミニバン)中で, 誤検出されやすい画像(ロス値の大きい画像)を対象に学習することという手法である。この手法により, 精度を改善することができた。

Deep learning allows us to detect feature objects (houses, roads, vehicles, etc.) in satellite image, but there is space to improve accuracy and the sample images preparation. We advanced research mainly for vehicles from the ease of preparation and verification of sample data. As one of the accomplishments is a method called Hard Example Mining (HEM). In the training of the deep learning method, it is a method to learn an image (image with a large loss value) that is easily erroneously detected in a vehicle (minivan) in the target area. By this method, accuracy could be improved.

*Object detection, Deep Learning, House-footprint, Vehicle detection*

#### 背景と目的

社会基盤情報として人口分布, 交通ネットワークの整備は必須であるが, 途上国, 僻地の情報基盤の整備は乏しい状況にある。オープンな利用が広まりつつある高解像度衛星画像から機械学習, ディープラーニングなどの手法で家屋や道路ネットワークを自動検出し, 地図データと利用することによる広域・社会基盤情報の整備に寄与する。

宇宙技術の競争が世界的に進む中, その応用利用の社会貢献が注目されている。衛星リモートセンシングの分野では, 衛星画像の利用が容易になり, それらを活用した付加価値のある情報の生成, 社会基盤情報の整備のオープン化が進んでいる。社会基盤情報の一つである地図情報も著作権が自由な情報が整備されつつあるが, 地上情報の整備手法のオープン化はあまり進んでいない。本研究では, 高解像度衛星画像を元に家屋を自動検出し地図データ化する手法を開発することで, 社会基盤情報の整備を加速させる一方で, 画像判別・深層学習・を使った地図情報の整備・更新, 検出

手法の改良(アルゴリズム・サンプリング・対象範囲の条件など)の研究開発を行い, 地上情報の整備手法のオープン化を推進する。

本プロジェクトは少ないサンプルデータで検出精度を高めるために, どのようなサンプルデータを準備するのが最適なのか, 手法と検出精度の向上との関係を調べた。家屋検出, 道路検出を目的とするが, 手法開発においてサンプルデータの準備と検出結果の評価の容易性から今年度は, 主に車両を対象として手法の開発を行った。

#### 結果および考察

成果の一つとして, Hard Example Mining(HEM)と呼ばれる手法の研究を行った。

具体的には, 図1に示すように, 車両をターゲットとする深層学習手法のトレーニングにおいて, 間違っ て検出しやすい車両(ミニバン)の画像(ロス値の大きい画像)のみを選んで学習することという手法である。これにより, 図2のように, 精度を改善することができた。



図1 HEM のアルゴリズム

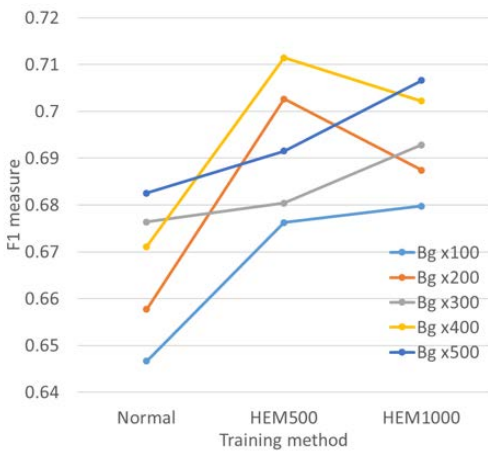


図2 HEMによる精度改善

実験にあたっては、実験結果のふらつきを考慮して定量的な検討を行うため、同じ条件での実験を複数回行ったが、TSUBAME の並列計算能力によって、これを効率的に行うことができた。

また、もう一つの成果として、ドメインアダプテーション手法の研究を行った。深層学習を含む機械学習では、異なる分布(ドメイン)のデータがある場合に、一方のドメインでトレーニングしたモデルをもう一方のドメインに適用すると一般的に精度が大きく低下する。ドメインアダプテーションとは、両ドメイン間の共通の特徴空間を見出す等により、教師無しで精度低下を改善する手法である。本研究では、CORAL Domain Adaptation(DA)及び Adversarial DA という手法を設計した(図3, 4)。これにより、精度低下幅の半分以上、大幅に精度を改善させることができた(図5)。

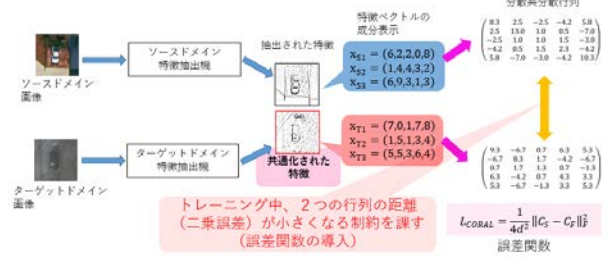


図3 CORAL DA のアルゴリズム

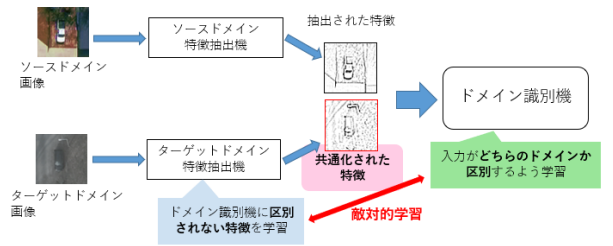
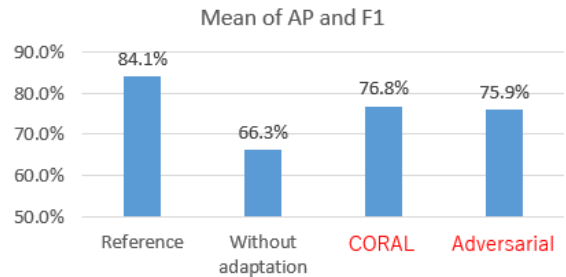


図4 Adversarial DA のアルゴリズム



(a) DAによる精度改善幅



(b) 車両検出結果の比較

図5 DAによる精度改善

まとめ、今後の課題

本実験では、ベースとなる検出手法に比較的新しい手法を用いたほか、DA 手法も計算量が大きく、必要リソースが大きかったが、tsubame3 の最新 GPU スペック

クにより比較的容易に実装することができた。また、DA 手法の設計にあたってはアルゴリズムのほか、パラメータ等も様々な検討を行う必要があったが、これも TSUBAME の並列計算能力によって効率的に検討を行うことができた。