SAR画像を用いた少量データ向け深層学習による建物被害の識別

于　陽[1)]，竹内　渉[2)]

1)東京大学工学系研究科社会基盤学専攻，1) 2)東京大学生産技術研究所

研究要旨

建物の被害状況をリアルタイムで把握することは,政府が災害救助のための意思決定を行う上で必要不可欠な前提条件である。高解像度合成開口レーダ(SAR)システムを用いることで,迅速かつ効果的な方法での提供が可能となる。本研究では,災害発生後の合成開口レーダ画像を用いて,少量の訓練データでも,シャム畳み込みニューラルネットワークによる地域の建物被害を迅速に認識するための手法を提案する。

研究の背景

地震などの災害が発生した場合,住家や公共施設など建築物に被害が生じる.そのような被災地にある建物の被害程度を調査することは被害対応や復旧に対して非常に重要である.迅速かつ正確な建物被害調査の手法が求められている.[1)] 被害把握の方法として航空機を用いた調査が行われている.しかし,その方法では悪天候時では調査が困難であることや,時間を要してしまうという問題がある.そこで,災害が発生した際に,広範囲な被害状況を悪天候下でも一度に観測する方法として衛星画像を用いたリモートセンシング技術が期待されている.その衛星画像には,合成開口レーダ(Synthetic Aperture Radar, SAR)によって観測されたSAR画像が用いられる.SARは夜間,悪天候時にも広域観測を可能としている.

また,近年,機械学習法の一つである深層学習（Deep Learning)と呼ばれる手法が画像認識や音声認識などの分野で注目を集めている.この手法は認識に必要な特徴量をオペレータが設計する必要がなく,コンピューターが自ら学ぶことから,設計に必要な時間と労力を削減できる.[1)]

複雑な知識や経験が必要のため,悪天候時にも広域観測を可能としているSAR画像の判読は機械的には行われていない.また,広範囲の判読を行う場合,多くの人員と時間が必要となる.光学画像と比べ,SAR画像は特徴を抽出しにくく,従来の方法は分類の精度と速度の要求を満たすことが困難だが,深層学習はSAR画像の知能分析の発展に可能性を提供した.このような背景で,深層学習を用いた建物被害の把握を試みる.

深層学習のアルゴリズムの中でも,CNN(Convolutional Neural Network:畳み込みニューラルネットワーク)は人を上回る精度で物体カテゴリー認識が可能であるという報告がなされている.このCNNとリモートセンシング画像を組み合わせた建物被害の検出精度を検討していることは多い.[1)]

ただし,SAR目標識別において,深層学習は初期の段階にあり,研究に利用できるSARデータセットは非常に少ない[2)].深層学習の教師あり学習に大量のラベル付けデータを必要としている.光学画像と異なり, SAR画像はコヒーレントノイズなどの画像形成メカニズムの影響を受け,目標,陰影と背景の間の遷移領域の分離が困難であり,人工によるラベル付けは主観性とランダム性が大きいため,大量のラベル付きSAR画像データを獲得するには高いコストがかかる.[3)]

そのため,少量のサンプルでのSAR目標識別を研究することは,必要とするデータの数量を減らすだけではなく,識別の精度を高めることができる.

研究目的

建物の被害状況をリアルタイムで把握することは,政府が災害救助のための意思決定を行う上で必要不可欠な前提条件である.高解像度合成開口レーダ(SAR)システムを用いることで,迅速かつ効果的な方法での提供が可能となる. また,研究の背景より, SAR画像による建物被害把握において,少量のサンプルでの建物被害把握についての検討は十分に行われておらず,少量のサンプルでの建物被害評価精度も,明らかにされていない.

そこで本研究では,災害発生後の合成開口レーダ画像を用いて,少量の訓練データでも,シャム畳み込みニューラルネットワークによる地域の建物被害を迅速に認識する手法について検討することを目的とする.

研究方法・研究内容

- **使用データ**

観測に使用するマイクロ波は，波長が長くなると，得られる画像の空間分解能は低下する．既往研究では，高分解能XバンドSARにより，その高い分解能を生かした建物一棟毎の被害評価手法が開発されてきた[4)].

本研究では,被災地の建物被害を把握するには，空間分解能が高い,マイクロ波の波長の短いXバンドを使用する.災害前後のSAR画像を使用する.

SAR画像と比較するグラウンドトゥルースデータには建物被害データを用いる.

- **解析手法**

本フレームワークは,データ前処理,建物領域識別及び建物被災レベル認識の二つの主要な手順から構成する.

1.データ前処理

訓練及びテスト用の適切なラベル付き画像データを生成するためには,データの前処理(表１)を行う必要がある.[5)]

2.建物領域識別・建物被災レベル認識

手動で訓練サンプル数を増やすことは,機械学習アルゴリズムの性能を向上させるための一般的な手法である.深層学習では一般的に既存の学習データを加工する方式を採用してデータの拡張を行ったが,しかし伝統的な画像のミラーリング,ズームなどの拡張方式はネットワークが十分にデータの深層情報を発掘するのに不利である.[3)]

次にSAR画像では,識別される目標の画像特徴とコヒーレンスノイズが複雑に結合し,一つの畳み込みニューラルネットワーク(CNN)を用いて特徴抽出を行うだけでは,目標特徴とノイズの分離が困難である.現在,転移学習(Transfer Learning)は少量サンプルでのターゲット識別問題に優れた成果を得ており[6)],大型汎用データセットでの予備訓練で得られたモデルを他の小規模データセットに移転することで,少量サンプルでのCNNの訓練サンプル不足問題を効果的に解決した.

しかし, 転移学習の理論基礎はターゲットドメイン(Target Domain)とソースドメイン(Source Domain)が似たような基礎特徴を持つことであるが,SAR画像と光学画像は画像形成の方式,ノイズなどの面では大きな差があり,そのため,遷移学習はSARデータ集のロバストネス(Robustness）が低い.また,SARターゲットの角度は画像特性に大きな影響を与えるため,データ前処理のステップで,元のデータセットを白色化してから,データの拡張には反転やミラーリングを行わず,回転だけを行う.

データの拡張として画像を回転しても,学習に訓練データとしては少量であり,SAR目標識別の訓練サンプル不足の問題が存在する.この問題に対して以下の方法をとる.

建物領域および建物被災レベルを迅速に識別・認識するため,ネットワークとしてシャム畳み込みニューラルネットワークを基づくShuffle Net採用する.シャム畳み込みニューラルネットワーク（Siamese Convolutional Neural Network）を用いたSARターゲット識別方法は,サンプル数が少ない場合でも優れた性能を用いる.[3)]

具体的なステップとしては,

(1)プラス,マイナスのサンプルペアを構築する方式でサンプルの拡張を実現する.（図1）

(2)その上で,距離学習と深層学習を結合し,サンプルの情報を十分に発掘し,深く勉強できる深層距離ネットワーク――シャム畳み込みニューラルネットワークを使う.

(3) 最後にマルチタスク学習（Multi-task learning; MTL）の方式でモデルを訓練することを通じて, 過剰適合（Overfitting）のリスクを減らす.（図2）

このように,建物領域識別および建物被災レベル認識を行い,最後に精度を評価し,向上させる.

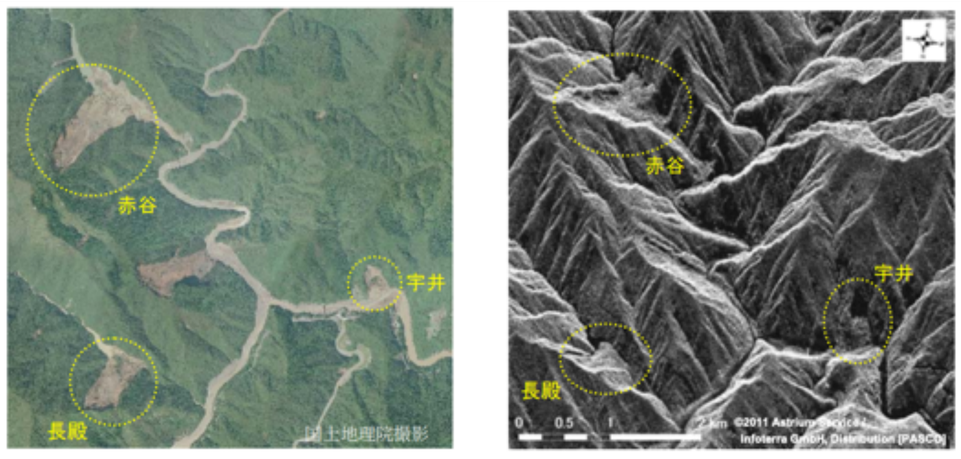

図１光学画像（左）と単偏波 SAR 画像（右）の見え方の違い

表１　データの前処理

SAR画像の処理	フィルタ処理でSAR画像ノイズを低減する。各画像を指定したサイズで0～255の範囲で画素値を正規化する。
画像分割	64×64ピクセルのタイルサイズのサブサンプルに分割する。
白色化	SAR画像の隣り合う画素間の相関が強いため,元の画像で学習すると冗長性がある。白色化(Whitening) は生データの要素間の相関をなくし,さらに分散の正規化を前処理として実行することで学習の効率化を狙える。
画像データのラベル生成	建物被災地域については,建物被害データを用いて,異なる被害レベルのサンプルデータベースを生成する。
データの拡張	画像の中心を回転点として,元のトレーニングセットのすべてのサンプルに対して,それぞれを時計回り±10°回転させる。
訓練とテストのデータ分割	データをトレーニングセットとテスト（バリデーション）セットとして分割する。

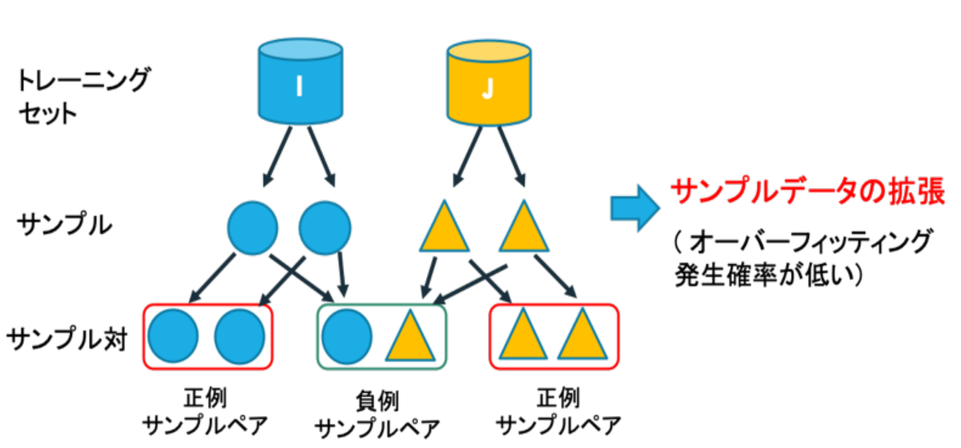

図２　正例、負例のサンプルペアを構築する方式でサンプルの拡張

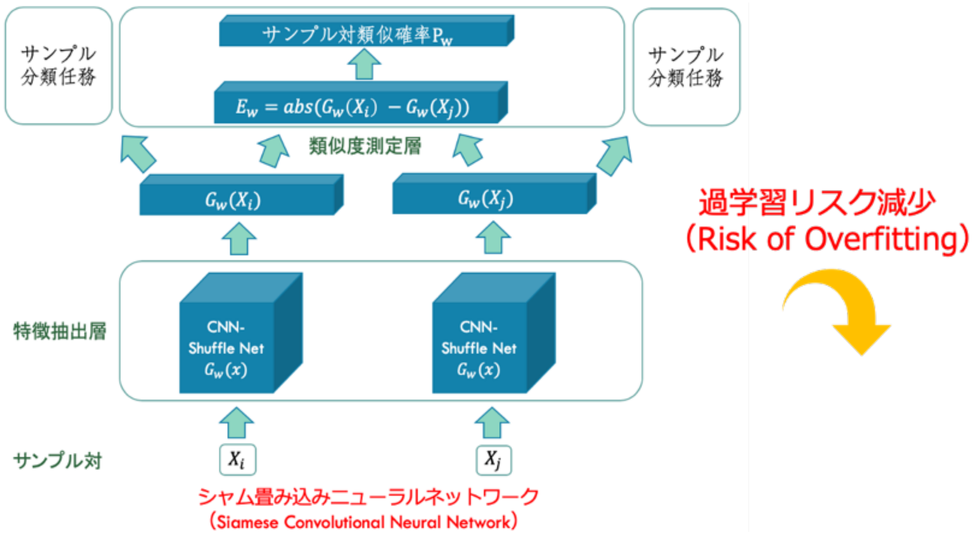

図３　マルチタスク学習の方式を用いてシャム畳み込みニューラルネットワークを訓練することで, 過学習リスクを減らす

参考文献

1) 石井, 他: 兵庫県南部地震後に撮影された航空写真と現地写真を用いた深層学習による建物被災度判別の試み, 日本建築学会構造系論文集　第83巻　第751号, pp.1391-1400, 2018

2) XU Feng, et al. Deep Learning as Applied in SAR Target Recognition and Terrain Classification[J]. Journal of Radars, 2017(2): 1-13.

3) WANG Bowei, et al. SAR Target Recognition Based on Siamese CNN with Small Scale Dataset[J]. Radar Science and Technology, 2019, 17(6): 603-609.

4) リュウ ウェン, 山崎文雄, 郷右近英臣, 越村俊一：高解像度SAR 画像を用いた東北地方太平洋沖地震における津波湛水域と建物被害の抽出, 日本地震工学会論文集, 第12 巻, 第6 号（特集号）, 2012

5) Y. Bai et al., "A Framework of Rapid Regional Tsunami Damage Recognition From Post-event TerraSAR-X Imagery Using Deep Neural Networks," in IEEE Geoscience and RemoteSensingLetters, vol. 15, no. 1, pp. 43-47, Jan. 2018, doi:10.1109/LGRS.2017.2772349.

6) ZHANG Ye, ZHU Weigang. Target Detection in SAR Images Based on Transfer Learning[J]. Radar Science and Technology , 2018, 16(5):533-538. (in Chinese)

For further details, contact: Name, Ce-506, 6-1, Komaba 4-chome, Meguro, Tokyo 153-8505 JAPAN (URL: http://wtlab.iis.u-tokyo.ac.jp/ E-mail: xxxxxx@iis.u-tokyo.ac.jp)