

水害被災地 SAR 観測データの複素ニューラルネットワークによる地物検出についての検討

白水 元¹⁾・梅澤 優平²⁾・朝位 孝二³⁾

¹⁾ 東海大学建築都市学部土木工学科, ²⁾ 東海大学工学部土木工学科, ³⁾ 山口大学大学院創成科学研究科

1. はじめに

近年、気候変動の影響下で巨大台風や梅雨・秋雨の時期の線状降水帯の発生により、日本各地で大規模な水害が発生している。「令和2年7月豪雨」では、西日本から東日本、東北地方の広範囲で大雨となり、浸水、土砂災害が発生、死者84名、行方不明者2名、住家浸水6971棟の未曾有の被害をもたらした¹⁾。熊本県内の犠牲者65名のうち50名が球磨川流域の氾濫による犠牲者と推測され、そのうち人吉市内の犠牲者は20名にのぼった¹⁾。これまで、一連の災害対応において重要な広域の被災状況把握には、防災ヘリによる観測が用いられたが、荒天時や夜間は観測ができないという課題があった。一方で、合成開口レーダー (SAR) 衛星によるリモートセンシングの災害観測への応用が研究されており^{2), 3)}、夜間・荒天時の広域にわたる浸水域の検出に一定の成果を挙げている。より実用的な利用のために、属人性の排除や省力化、および高精度化が望まれる。そこで、本研究では、衛星 SAR 観測データの自動浸水域検出技術開発の前段階として、水域と非水域の判別を複素ニューラルネットワークによって行う地物検出プロセスの適用性を検討した。

表-1 使用した PALSAR-2 SLC プロダクトの観測条件

シーン センタ時刻	シーン ID	進行方向	観測方向	オフナディア角	偏波
UTC 2020/7/4 15:04:40.323	ALOS2330240640- 200704	アセンディング	右側	18°	HH

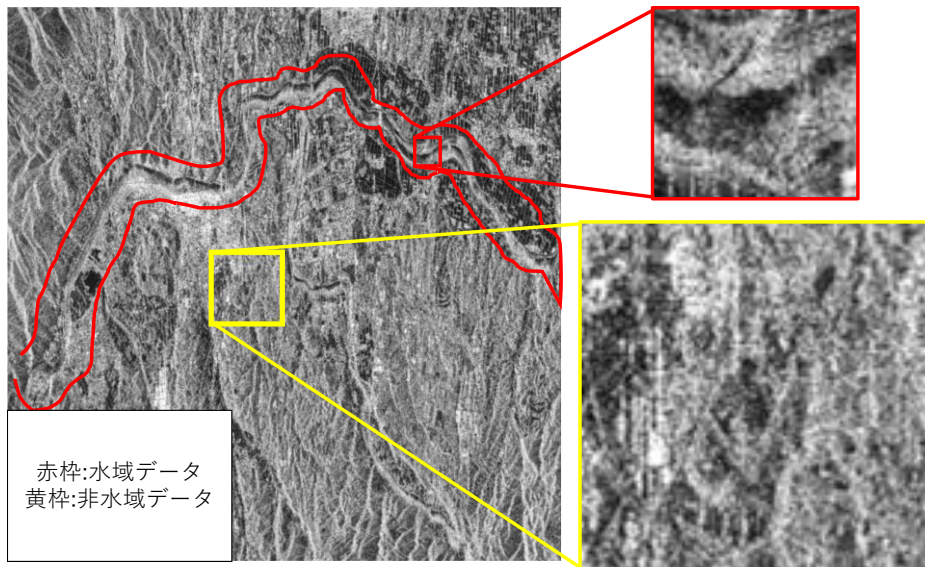


図-1 SLC 画像プロダクトと学習データおよびテストデータ範囲の指定

2. SAR 観測データによる複素ニューラルネットワーク

本研究では令和2年7月豪雨での球磨川の氾濫による人吉市の被災を対象に、2020年7月4日、15:04に撮影された陸域観測衛星ALOS-2(だいち2号)のPALSAR-2 SLCプロダクト(処理レベル1.1)を使用する。観測条件を表-1に示す。PALSAR-2は、観測対象の地表にマイクロ波を照射し、地表面におけるマイクロ波の後方散乱強度と位相を計測する。また、能動的にマイクロ波を照射するため、太陽光等の他の光源に依存せず夜間の観測も可能となる。加えて、PALSAR-2に搭載されるLバンド帯は長波長で透過性が高く、雲や雨を透過するため、悪天候時でも観測が可能である³⁾。

SAR衛星のSLCプロダクトは振幅と位相の情報をもつ複素データである。そのため、波動等の周期的な運動の推定力が増すことが利点である複素ニューラルネットワーク(CxNN:Complex-valued Neural Network)を用いて、単に振幅のみの情報を用いるより、物体の検出精度を向上させる可能性があり、これまでSLCプロダクトの河川に架かる橋を分類する例⁴⁾などが示されている。本研究では、Conda仮想マシン内にGoogle社のKeras/Tensorflow環境で複素ニューラルネットワークを構成し、水域と非水域の検出への適用を試みた。

まず、「水域」クラス(クラス0)と「非水域」クラス(クラス1)併せて240枚の教師データを揃え、学習データに被らない水域と非水域のテストデータをそれぞれ4枚ずつ用意した。水域のクラスについては、画像化したSLCプロダクトを参照して水域の中心座標を26地点選び、周辺40×40ピクセルの矩形領域を教師データおよびテストデータとして生成した。一方で、非水域のクラスは、非水域の領域を指定し、その範囲からノイズデータとしてランダムに選出した点の周辺40×40ピクセルの矩形領域および、それらのアフィン変換後のデータによる水増しにより教師データおよびテストデータを生成した。次に、複素ニューラルネットワークは4層構造で、1層目はノード数409856個、2層目と3層目は33024個、4層目は258個のモデルを用意した。この複素ニューラルネット



図-2 入力画像(クラス0)



図-3 入力画像(クラス1)



図-4 入力画像(クラス1)

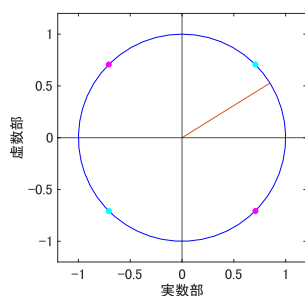


図-5 クラス0の正解判定例

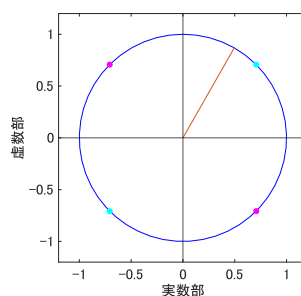


図-6 誤判定例(水田)

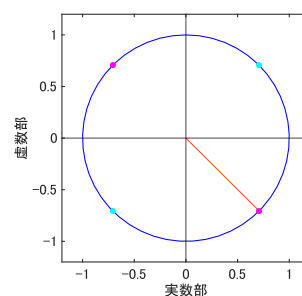


図-7 クラス1の正解判定例

ワークは、振幅由来の実数部と位相由来の虚数部の複素平面上で表すならば、出力された実数虚数の組み合わせをプロットしたとき単位円の周上のどの象限に位置するかでクラス分類を行うことができる。教師データを用いて 1000 回のネットワーク最適化学習を行い、最後にテストデータを判定した。入力データの例を図-2, 3, 4 に示し、判定結果を図-5, 6, 7 の単位円上に示す。その際、単位円に描かれた直線が第 1 象限と第 3 象限にある場合、クラス 0、第 2 象限と第 4 象限にある場合クラス 1 と判定されたことを意味する。

3. 検出結果のレビューと考察

クラス 0(水域)の推論結果を単位円上に示した図を図-5、クラス 1(非水域)の推論結果を単位円上に示した図を図-7 に示す。また、入力画像は SLC を画像化し、クラス 0 を図-2、クラス 1 を図-3 とした。まず、図-5 よりクラス 0 の推論結果は第 1 象限に位置し、入力画像を水域として検出している。図-5 より象限の真ん中に位置し、高い確率で水域は検出されることが考えられる。一方で、図-6 よりクラス 1 の推論結果は第 1 象限に位置し入力画像を水域として検出している。図-6 から非水域を水域と誤検出しているのは、非水域の領域を切り取る際に水田がある領域を使用しており、水田に水が張られている時期であったことが一因であり、水田部分の振幅・位相のパターンが水域と非常に近いものであったことが考えられる。前述の結果より、複素ニューラルネットワークで地物を検出する場合においても、水田の水は河川や池と同様に水域として検出されてしまいやすいため、災害による新たな浸水箇所を検出したい場合は、同時期の災害前観測プロダクトとの照合を行うようにする必要がある。

4. おわりに

本研究では、SAR 観測データを用いた自動浸水域検出技術開発の前段階として、振幅と位相の情報を持つ PALSAR-2SLC プロダクトを利用して、水域と非水域の判別を行う複素ニューラルネットワークを構成した。このネットワークは水域の特徴的な振幅・位相のパターンを学習し、テストでは妥当な判定を行えた。しかし、この複素ニューラルネットワークでは、水田を含む領域はそこに存在する水の影響からか、水域として検出されてしまうことがあったが、被災前の同じ観測条件の観測データを利用すれば、被災していない水田やプール、池等の地物を検出した結果と対照させることで正味の浸水範囲などが特定できる可能性がある。今後は、このネットワークを用いて SLC プロダクト内のスライドスキャンを行い水域・非水域のセグメンテーションの処理を行えるように処理の実装を進める。

参考文献

- 1) 国土交通省九州地方整備局八代河川国道事務所."球磨川水害伝承記".国土交通省ホームページ. 12/12/2023, <https://kumariverr0207archive.jp/overview/detail/chapter2-1.html>,(参照 2024/1/20)
- 2) 白水 元, 金城 海輝, 山本 晴彦, 朝位 孝二, 合成開口レーダーを用いた浸水域および浸水深の推定法に関する研究, 土木学会論文集 B1(水工学), Vol.75, No.2, I_1471-I_1476, 2019.
- 3) 朝位 孝二, 白水 元, SAR 画像を用いた千曲川氾濫抽出と浸水深推定, 自然災害科学総合シンポジウム講演論文集, Vol. 57, p46-52, 2020.
- 4) 宙畑編集部."成功!!複素ニューラルネットワーク(CxNN)を実装して衛星データから物体検出をしてみる". 宙畑 SORABATAKE.2023/11/1. <https://sorabatake.jp/18837/>,(参照 2024/1/22)

謝辞：衛星観測データは JAXA 西日本衛星防災利用研究センターから提供して頂いた。ここに記し感謝を表す。