



人工衛星データを活用した 災害被害把握技術の確立 —洪水・土砂災害シミュレーションの 深層学習への適用—

研究・開発機関 : [理化学研究所 計算科学研究センター 総合防災・減災研究チーム](#)
 利用施設 : スーパーコンピュータ「京」
 計算規模 : 288ノード×60ケース=約17000ノード時間
 利用ソフトウェア : DRSRIS (洪水・土砂災害シミュレーションプログラミング)

Before

- 洪水や土石流の災害が発生したとき、空撮データから専門家が目視でその被害状況を把握し、救援活動計画の立案などを行っていました。
- しかし、これだけでは災害地域へ派遣する先遣隊の適切な経路決定、救援人員と救援物資の搬送路と物資の種類や量の決定、復旧計画の立案などを迅速に行うことが困難でした。

After

- 洪水・土砂災害シミュレーションの結果を知識として活用することにより、人工衛星からのデータを用いて自動で遠隔地から被災地域の状況を把握できる技術を確認し、その結果、迅速な被災地域への救援などの対応を可能としました。
- 2017年の九州北部豪雨レベルであれば、本研究のアプローチで自動で精度の高い被害状況把握が可能であることが判りました。

背景と目的

従来は図1のような災害発生時前後の人工衛星データと標高データを用いて画像処理を行い、図2のような地形変化の有無情報(茶色は変化あり、白色は変化なし)を作成していました。

これをもとに専門家が目視で被害の状況把握を行い、救援活動計画や復旧計画の立案などを実施していました。しかし、これらの作業が迅速かつ十分に実施できていないのが現状でした。

広域複合的災害時には自助、公助のためにもその被害状況が即座に公開されるとともに、遠隔地からでも被災状況の把握や迅速な対応を可能とする仕組みが不可欠となります。これを実現するためには数多くの過去の災害発生データの必要となりますが、発生頻度の面からそれを準備することが困難でした。

洪水・土砂災害シミュレーションの結果を人工知能技術における学習用データとして活用する方法も考えられますが、学習には膨大な教師データが必要となります。そこで本研究では事前に京コンピュータを使って、膨大な数の教師データを作成しこの問題を克服することにしました。



図1 空撮データ(左:災害前 人工衛星より、右:災害後 航空写真より)



図3 対象領域の標高データ

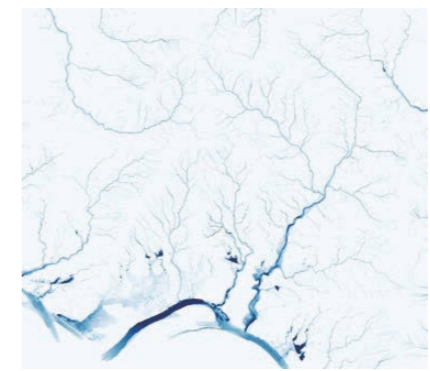


図5 対象領域の最高水位分布(どれだけ水位が上がったか)

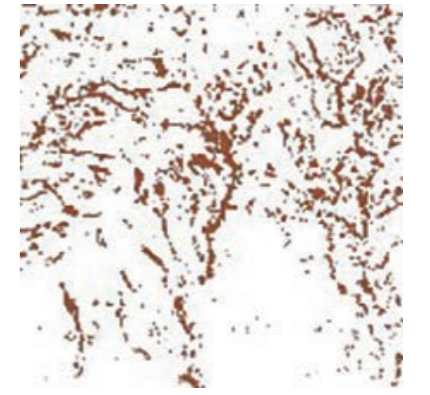


図2 従来手法による地形変化情報(茶色:変化あり、白色:変化なし)

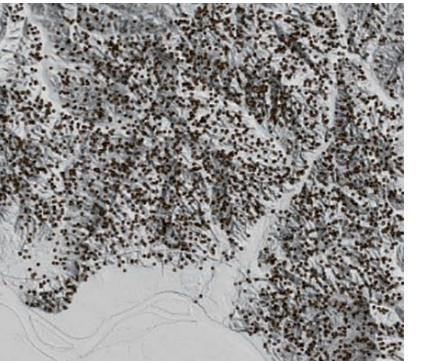


図4 変動着目点の選択(図中の「・」が変動着目点)

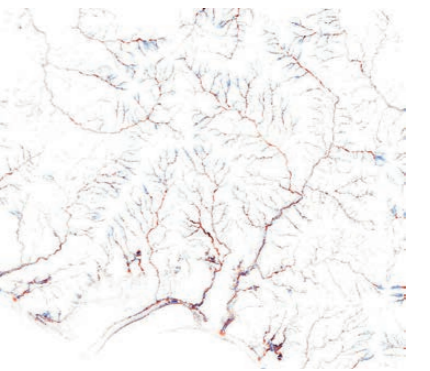


図6 対象領域の地形変化分布(どれだけ隆起あるいは陥没したか)

■ 利用成果

図3に示す対象領域の標高データと図4に示す変動に着目するポイントを入力し、その他の諸条件を用いてシミュレーションを行い、最大水位の分布(図5)と地形の変化(図6)を求めました。

この手法を用いて膨大なケースのシミュレーションを実施し、被害状況把握システム向けの教師データを創り出しました。学習方法としては、画像認識でよく用いられるAttention U-Net、LinkNetおよびその融合手法を用いています。

表1は九州北部豪雨(2017)を想定して行った膨大な数のシミュレーション結果を学習用と評価用に分け、学習用シミュレーション結果を用いて学習させたシステムに対して評価用シミュレーション結果を当てはめてみて、その精度評価を行った結果です。評価方法としては画像の類似度を比較するのに用いられるRMSE (root mean-square error:0に近いほど精度が良い)とLSHI (the log-scaled histogram intersection:1に近いほど精度が良い)を選択しました。

今回の提案手法(Att. U-Net、LinkNet、その混合(Fusion))は、数値シミュレーション結果を平均した場合よりも良い結果が出ています。

さらに実際の人工衛星データを使って評価した結果(地形変化はレーザー測量)でもその有効性が確認できました。

これより九州北部豪雨程度の局豪雨による洪水・土砂災害であれば、地形・地質の一様性から本研究のアプローチで深層学習を用いた自動的な被災地域の把握が可能であることが判明しました。

今後は西日本豪雨(2018)のように局所ではなく、かなりの広域にわたる災害への対応も検討していきたいと思えます。

手法	九州北部豪雨 2017			
	水位		地形変化	
	RMSAE	LSHI	RMSAE	LSHI
計算結果の平均	0.1567	0.9602	0.1499	0.8746
Att.U-Net	0.1322	0.9674	0.1302	0.9222
LinkNet	0.1293	0.9552	0.1319	0.9183
融合手法	0.1246	0.9652	0.1246	0.9191

表1 九州北部豪雨におけるモデルの精度

出典: [IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing](#)