素因と誘因に着目した土砂災害発生確率モデルの構築と深層学習による被災地早期検知への応用

○田中 優也，後藤 真太郎
立正大学大学院 地球環境科学
環境管理情報学研究室

土砂災害の素因と誘因

土砂災害 ＝ 誘因 ＋ 素因

土砂災害の分類

	土石流	がけ崩れ	地すべり
土砂災害			
誘因 発生の引き金	集中豪雨や長雨 (1～10m/s)	集中豪雨や地震 (1～100m/s)	地下水や地震 (数cm~数十m/y)
素因 潜在的な要因	渓流や扇頂部 ＋ 風化残積土	急傾斜(30度以上) ＋ 真砂土・シラス土	緩傾斜(5～20度) ＋ 難透水層の上

被災箇所の把握と課題

従来の被害把握

・空中写真を用いた技術者による目視判読（時間，コスト，判読の主観性に課題）

AIを用いた被害把握に関する既往研究

・SAR画像とDEMから検出（植田ら，2018）

課題

・対象地域の限定性と速度
　広域的かつ同時多発的な土砂災害を網羅的に検出できるモデルではない
　1枚当たりの抽出速度は数秒～数十秒程度

・素因や誘因の未活用
　その土地固有の特性(地質，植生，地形等)に関する知見が生かされていない

本研究の目的

物体検出手法を用いた ①被災箇所検知モデルの構築 × 専門家の経験知を基にした ②土砂災害発生確率モデルの構築 ＝ ①と②を融合させた 被災地早期検知モデル

被災地早期検知の構築手法

① 被災箇所検知モデルの構築

データ収集 → 前処理 → モデル選択 → 学習評価 → テスト

土砂災害画像 → AIに教える → 被災箇所の色や形状を学習 → YOLO → モデルを構築

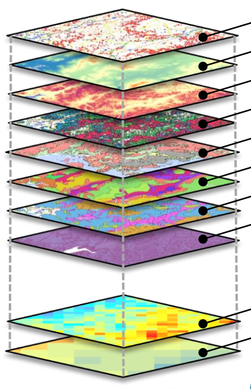
被災箇所検知モデル

入力画像 → ○ 被災箇所発見!! / × 被災箇所なし → 出力画像

物体1
種類：土石流
座標：(0,60,30,50)
信頼度スコア：0.77

YOLO　リアルタイム監視，ドローン映像解析などで活躍している**アルゴリズム**

② 土砂災害発生確率モデルの構築

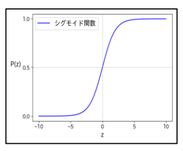


GISによる素因・誘因の抽出

素因（土地固有の特性）
崩壊・非崩壊ポイント
標高データ（10mDEM）
傾斜
植生図（20万分の1）
表層地質図（20万分の1）
地形図（20万分の1）
土壌図（20万分の1）
累積流量

誘因（災害の引き金）
降雨量（エコー強度）
土壌雨量指数

シグモイド関数
入力値を0～1の範囲に変換して出力する関数



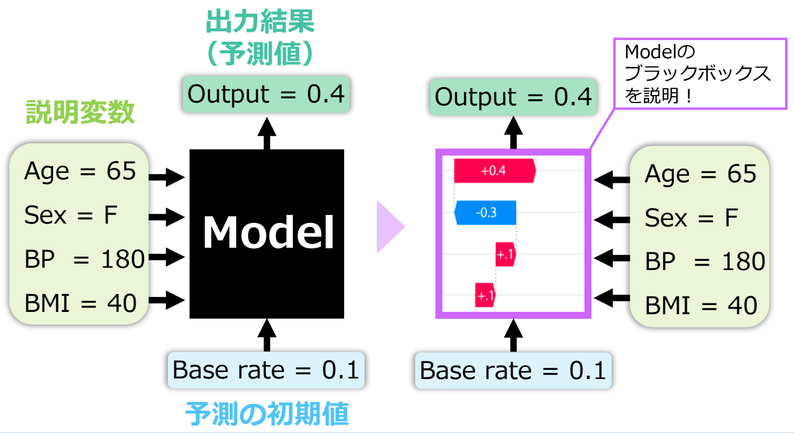
$$z = \alpha + \beta_0 x_0 + \cdots + \beta_n x_n$$

$$P_{(x)} = \frac{1}{1+\exp(-z)}$$

素因・誘因の情報抽出
➡ロジスティック回帰モデル
➡シグモイド関数を用いて発生確率を算出

③ 説明可能なAI（Explainable AI）

SHAP
・機械学習モデルの不透明性を軽減！
・説明変数の寄与度を可視化！



結果と考察

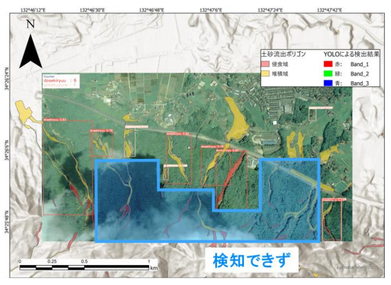
① 被災箇所検知モデルの適用結果

入力画像　　出力画像

幅　:3,536 pix
高さ:3,888 pix

検出速度 0.02秒

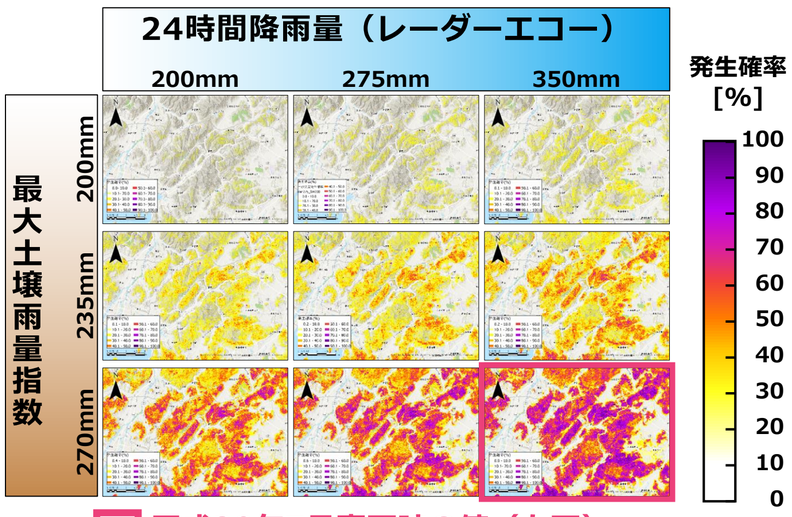
赤色：土石流
桃色：がけ崩れ



YOLOによる検出結果と斜面崩壊分布図との重ね合わせ

・検出速度は0.01～0.02/枚
・被災箇所メッシュのうち47.7 %を検出！
・雲，木々，影によって隠れていた部分は検出できず....

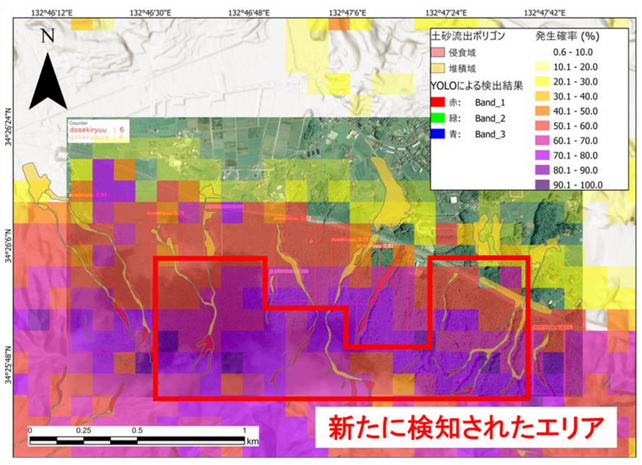
② 土砂災害発生確率モデルの適用結果



平成30年7月豪雨時の値（右下）

・100mメッシュ単位での発生確率分布図
・災害当時の土砂キキクル（気象庁）よりも空間解像度が高く定量的な点で有用

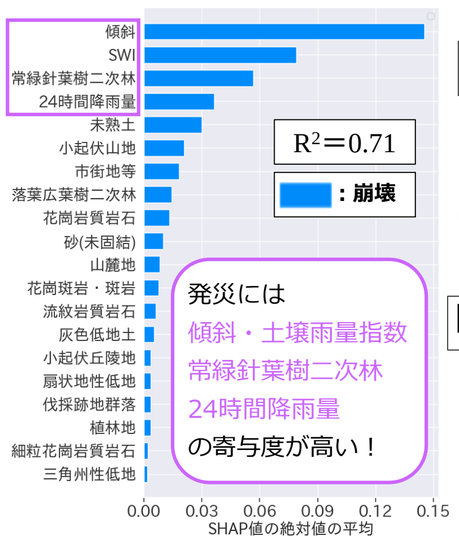
①と②を融合させた被災地早期検知



AI技術と専門家の経験知を融合させた被災地早期検知モデル

検出できなかった被災メッシュ（56個）のうち，発生確率が70 %以上のメッシュが38個あることを確認
➡ 画像判読だけでは困難な箇所の潜在的リスクを検知！

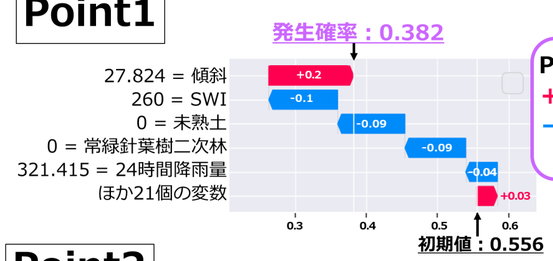
③ 説明可能なAI「SHAP」の適用



発災には傾斜・土壌雨量指数常緑針葉樹二次林24時間降雨量の寄与度が高い！

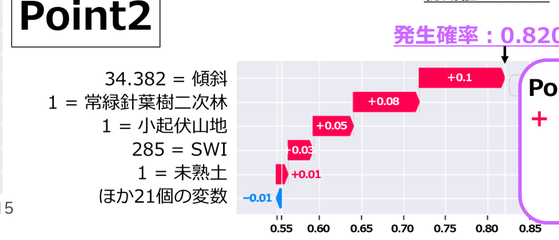
プラス（＋）：発生確率を上げる要因
マイナス（－）：発生確率を下げる要因

Point1



Point1(38.2%)
＋：傾斜
－：土壌雨量指数
24時間降雨量

Point2



Point2(82.0%)
＋：傾斜
常緑針葉樹二次林
小起伏山地
土壌雨量指数

まとめ・今後の展望

まとめ

① **被災箇所検知モデル**
物体検出を用いた被災箇所検知モデルを構築
1枚当たりの抽出速度は0.02秒前後

② **土砂災害発生確率モデル**
素因と誘因から発生確率を予測するモデルを構築
定量的かつ詳細な発生確率分布の推定が可能

被災地早期検知モデル
AI技術に専門家の経験知を融合させた新たなアプローチ
画像判読だけでは困難な箇所の潜在的リスクを検知

今後の展望

・検出モデルで検出時の正解率は低かった
➡ 多様な訓練データの収集，パラメータの最適化

・花崗岩地帯の影響が回帰分析で大きく出ている可能性
➡ 対象範囲を広げてより汎用性の高いモデルの開発

・土壌・地質別の透水性の違いを考慮し
他地域・他時期における豪雨災害に適用

参考文献

国土地理院，2018．平成30年7月豪雨に関する情報．https://www.gsi.go.jp/BOUSAI/H30.taihuu7gou.html．（2023年11月14日確認）
広島大学平成30年7月豪雨災害調査団（地理学グループ），2018．平成30年7月豪雨による広島県の斜面崩壊分布図．https://ajg-disaster.blogspot.com/2018/07/3077.html．（2023年11月14日確認）
NPO法人土砂災害防止広報センター，土砂災害とは．
日本応用地質学会，応用地質Q&A中国四国版，2019年5月．
植田大介，間倉真悟，呉本亮：災害前後SAR画像とDEMデータを用いたCNNによる土砂災害検出，人工知能学会全国大会論文集，2018，第32回．
Scott, Lundberg., and Su-In, Lee., 2017. A Unified Approach to Interpreting Model Predictions. Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems, 4768-4777.