

# 深層学習を用いた航空機レーザ計測データからの古墳の検出

Detection of Ancient Burial Mounds from Airborne Laser Scanner Data Using Deep Learning.

○大原 圭太郎<sup>1</sup>・米 康充<sup>2</sup>・三代 祥司<sup>3</sup>・内田 律雄<sup>4</sup>・曳野 律夫<sup>4</sup>・松本 岩雄<sup>4</sup>

Keitaro OHARA, Yasumichi YONE, Yoshiji MISHIRO, Ritsuo UCHIDA, Ritsuo HIKINO and Iwao MATSUMOTO

<sup>1</sup>島根大学大学院自然科学研究科・<sup>2</sup>島根大学学術研究院農生命科学系・<sup>3</sup>島根大学・<sup>4</sup>本庄考古学研究室

日本リモートセンシング学会  
第76回(令和6年度春季)  
2024/06/05,06 横浜市

## はじめに

近年、考古学分野でデジタルデータの活用に注目が集まっている。航空機レーザ計測は主に森林資源管理や防災業務のために実施されることが多いが、航空写真等では見ることのできない樹木・下層植生下の地形も計測することが出来るため、森林に覆われた古墳の探索にも有効である。しかし、航空機レーザ計測によって得られるデータは膨大であり、全てを目視で確認するのは多大な労力を要する。そこで本研究では、航空レーザ計測データから古墳探索に、より適した立体図を作成し、そのデータに対して深層学習を適用して広範囲での古墳の自動検出を行うことを目的とした。

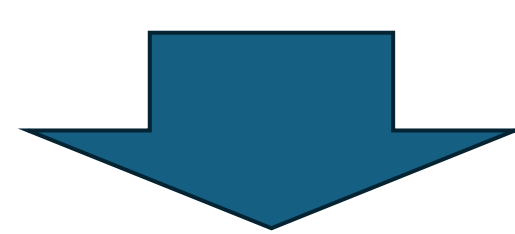
## 方法

### ○調査対象地

島根県奥出雲町全域(総面積368 km<sup>2</sup>)

### ○立体図の作成

2020年に航空レーザ計測によって作成された島根県奥出雲町全域のDTMデータを使用  
→地上解像度50 cm、フィルタリングにより植生や地物等を除いたグラウンドデータ



QGISを用いて解析、考古学分野で用いられている「遺跡立体図」を一部改変し、広域で古墳が視認しやすい立体図を作成した

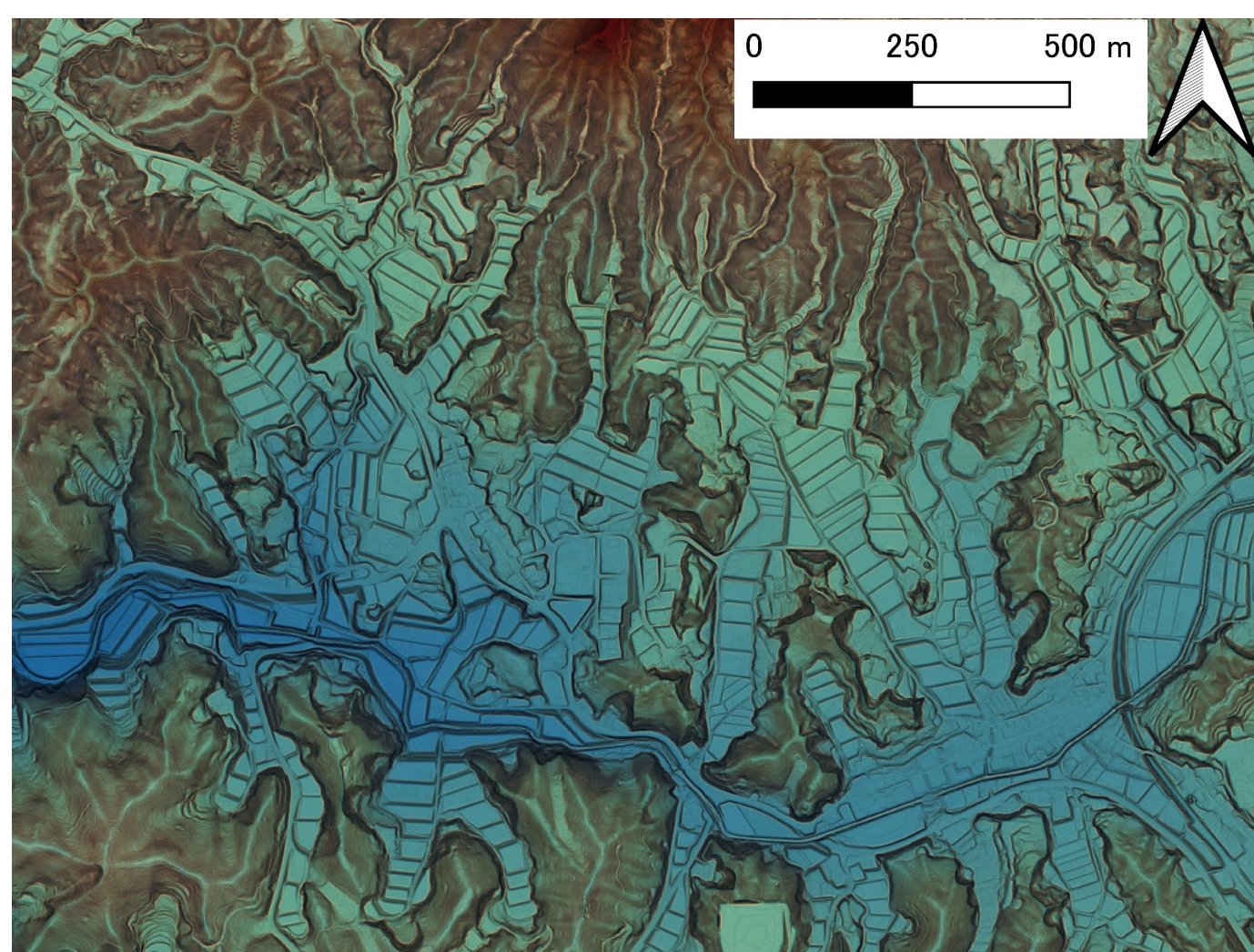


Fig.1 「遺跡立体図」

傾斜図+曲率図+起伏指標図+標高色分け図

遺跡群や遺構群の高低差を見やすくするため標高レイヤをスペクトル色で強調している点が特徴である。市町村全域など、より広域で作成した場合、小域の標高変化に対してレイヤ色の変化が生じにくい。

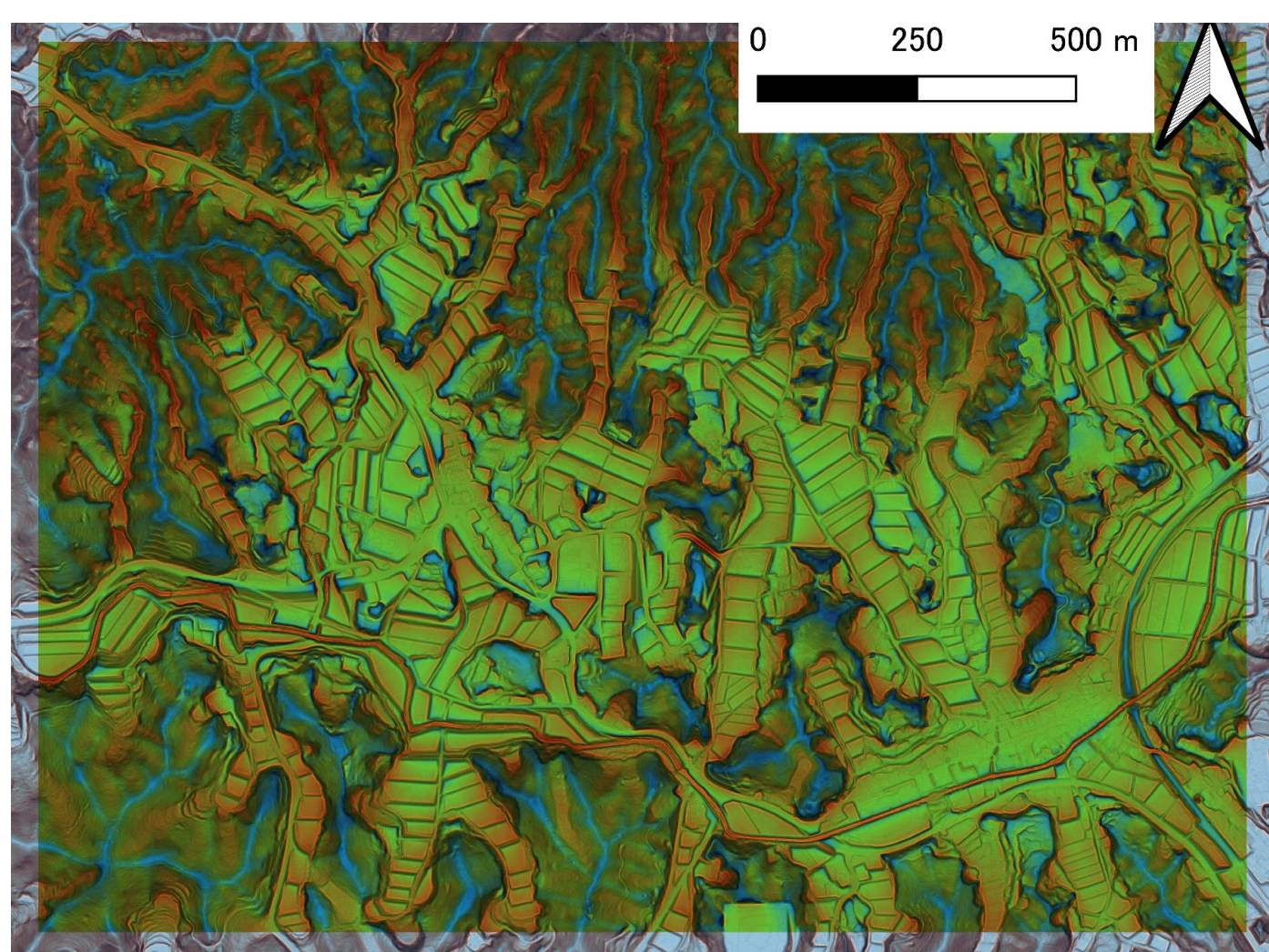


Fig.2 作成した立体図

傾斜図+曲率図+起伏指標図+尾根谷度図

標高レイヤの代わりに尾根谷度図をスペクトル色で表現することで小域の高低差を表現した。山の尾根と谷を明確にすることで古墳が多く存在する尾根を強調させた。

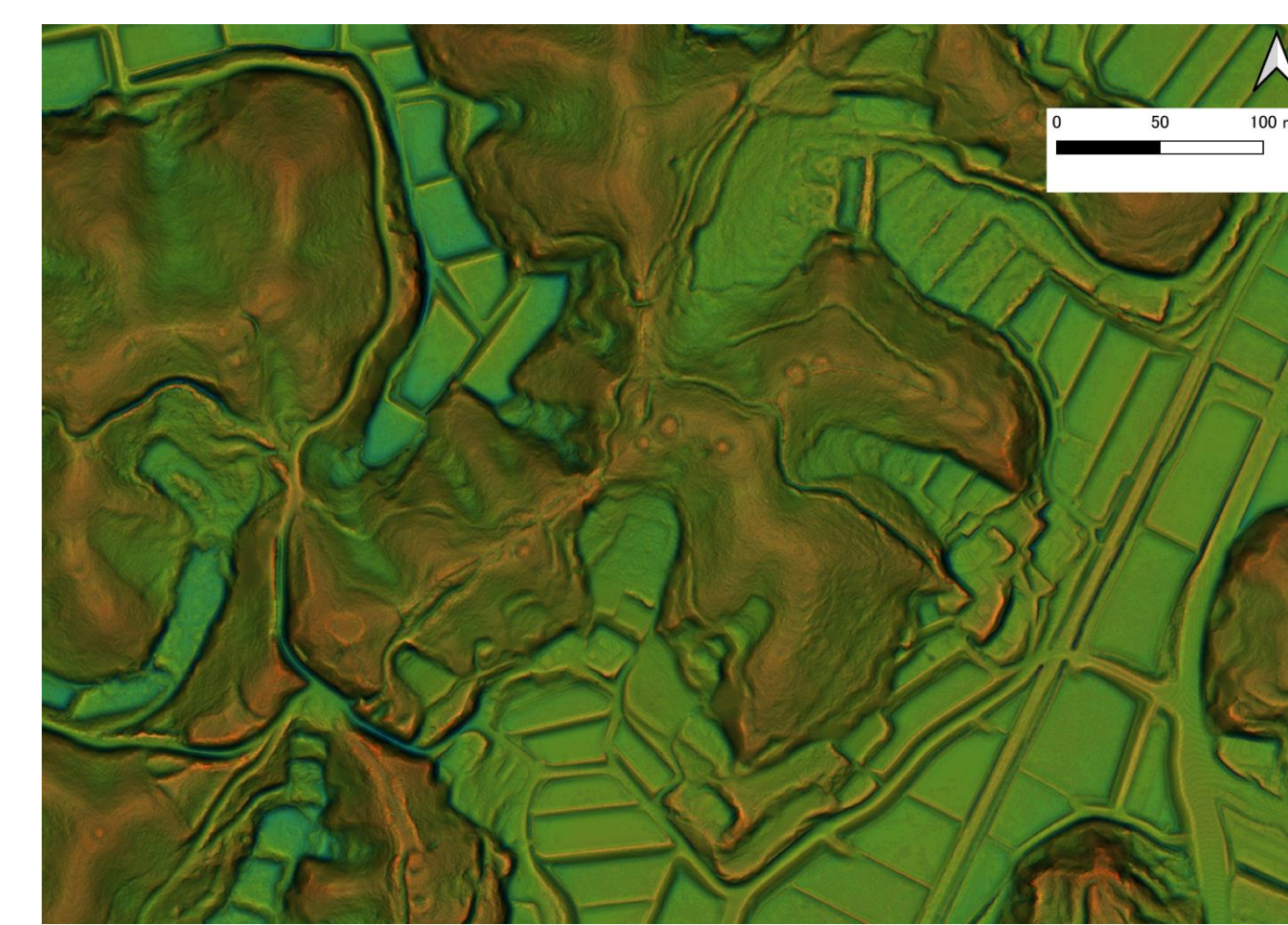
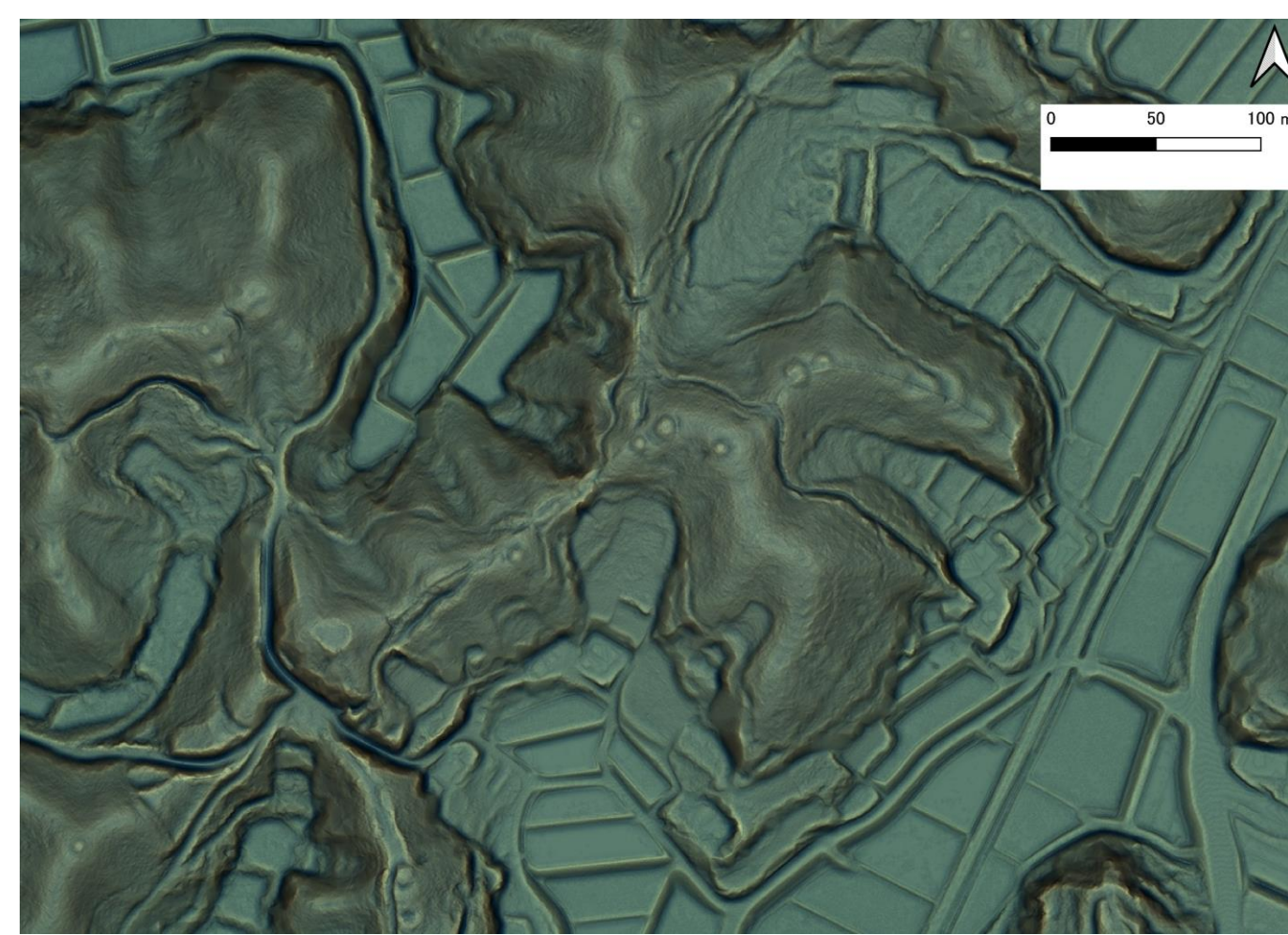


Fig.3 「遺跡立体図」と本研究で作成した立体図の比較

### ○教師データの作成

現地調査の結果を参考に作成した立体図から目視で古墳を判読し、ArcGISのDeep Learning Toolsetを使用して立体図上で古墳とその周辺にラベル付け

円墳、前方後円墳にみられる円形の盛り上がりとその周囲を円形に囲い教師データとした

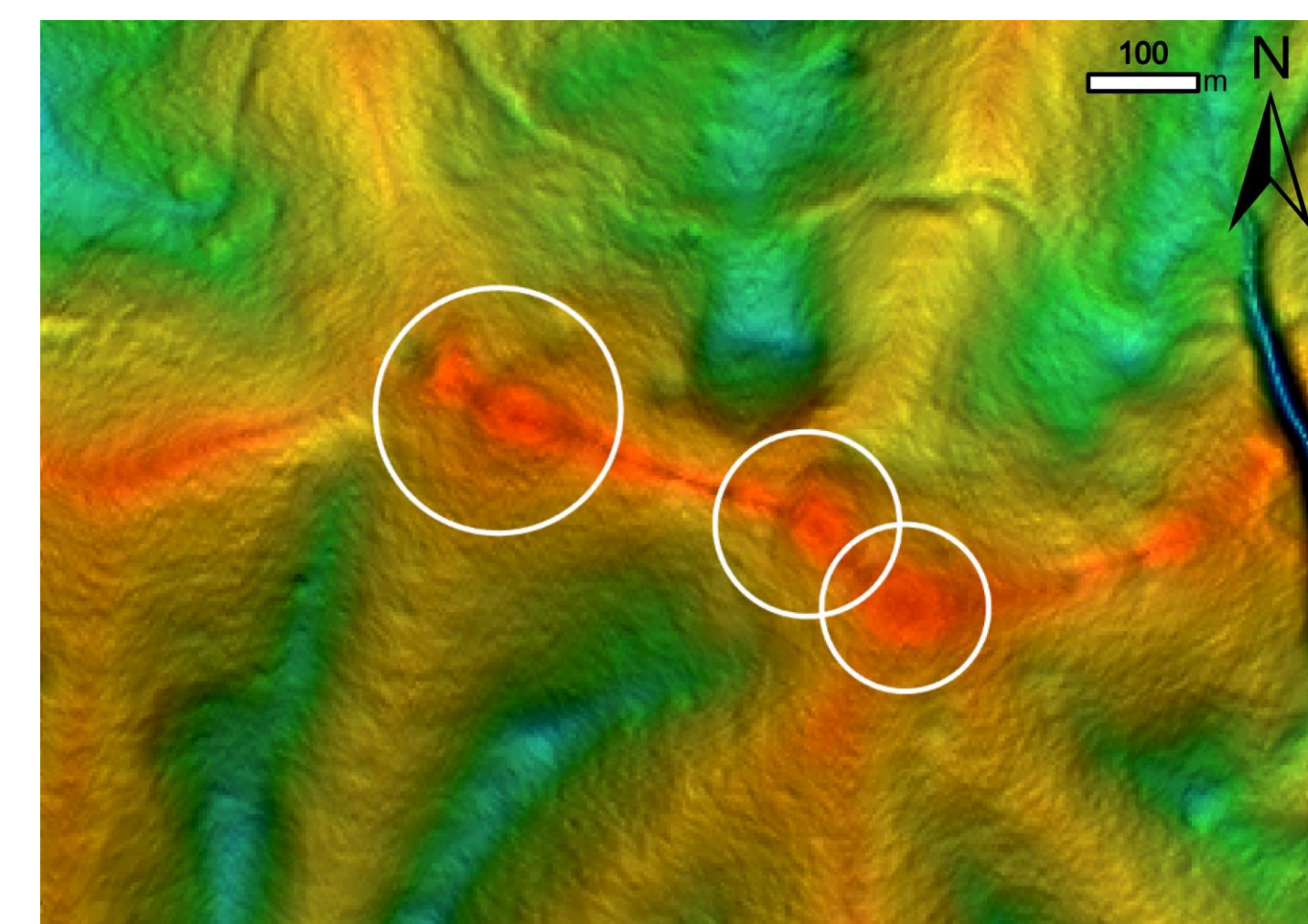


Fig.4 教師データの例

### ○古墳の検出

深層学習

Mask R-CNNとYOLOv8を使用して転移学習

Mask R-CNN

Backbone=ResNet-50, Epochs=27, Batch size=4, image size=224pix, Image Rotation Angle=90°

YOLOv8

Model=YOLOv8m, Epochs=200, Batch size=16, image size=640pix, Image Rotation Angle=90°

## 結果

### ○Mask R-CNN

Table1 Mask R-CNNの学習結果

Epochs	Training loss	validation loss	Average precision
27	0.53	0.50	0.69

- ・円墳及び前方後円墳の後円部を中心として広域で古墳を網羅的に検出できた
- ・教師データで扱っていない未知の古墳に対しても概ね検出できていた

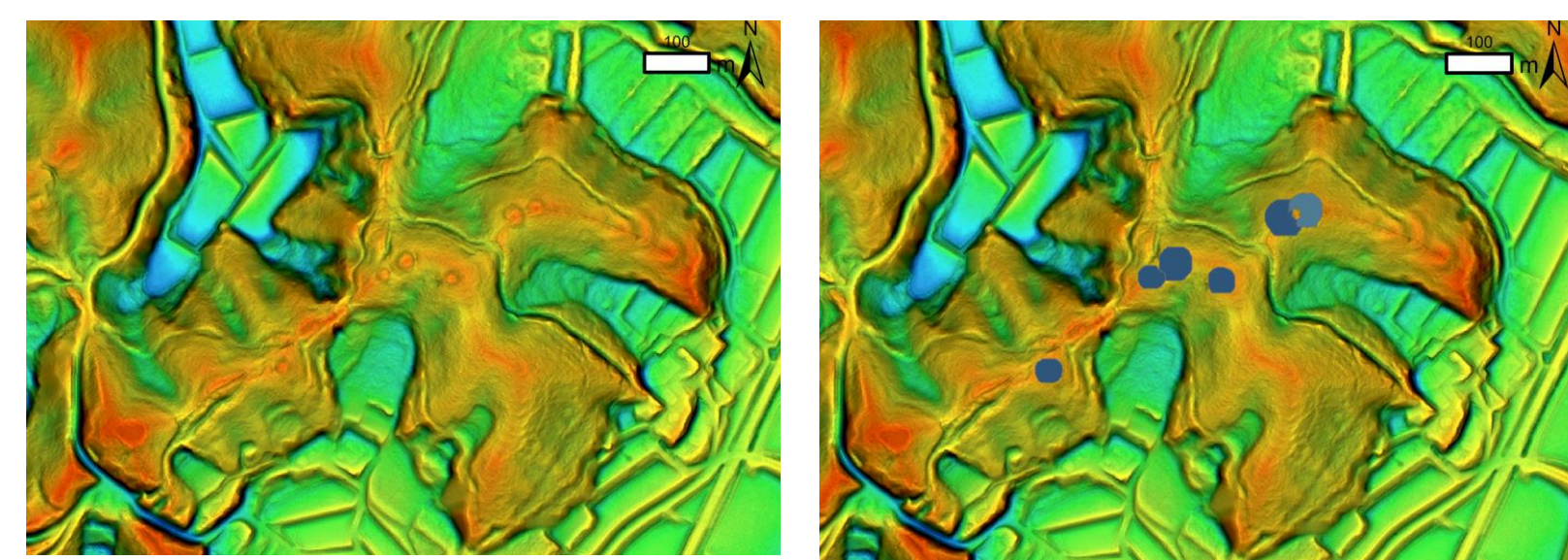


Fig.5 Mask R-CNNによる検出結果例

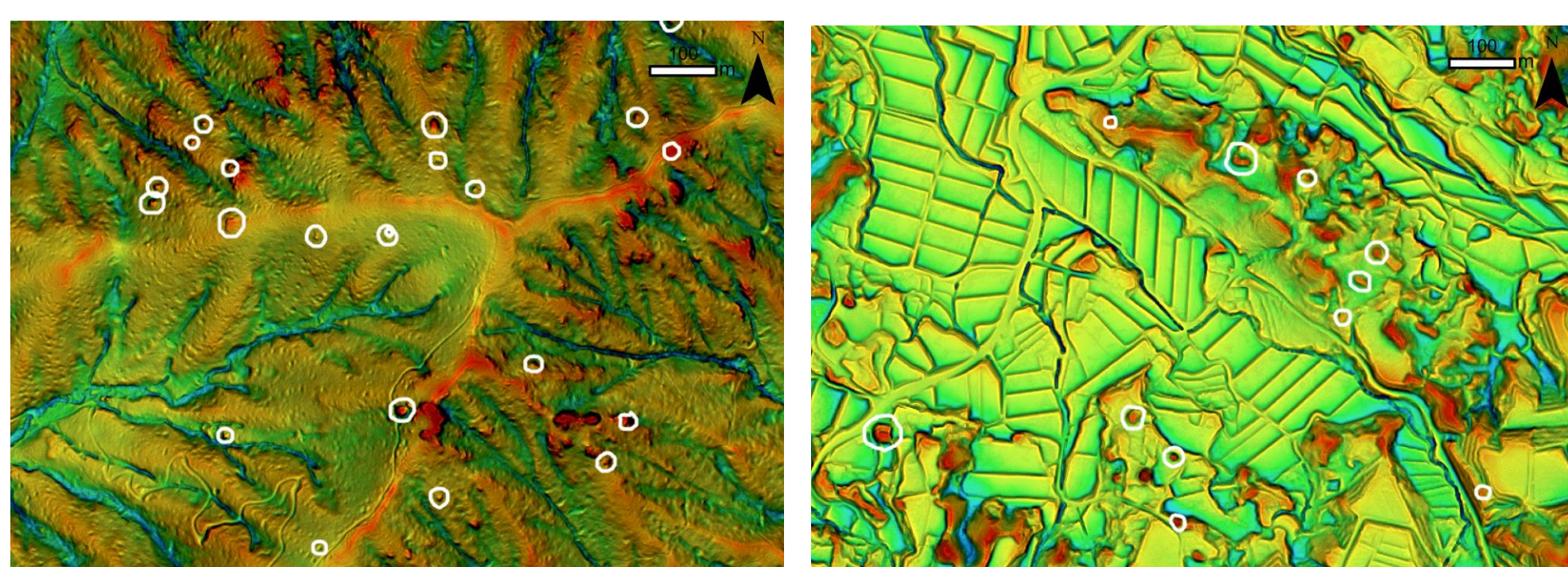


Fig.6 Mask R-CNNによる誤検出例

- ・山間部の地表に露出した岩や対象地特有の平野に点在する小山(鉄穴残丘)を誤判定する例が多くみられた
- ・実際より多く検出する傾向

### ○YOLOv8

Table2 YOLOv8の学習結果

Train/box_loss	Val/box_loss	Precision	Recall	mAP50
0.30	0.43	0.96	0.90	0.93

- ・岩や平野部の小山の誤検出は無かった
- ・教師データで扱った古墳と比べて大きさや形状が異なるものは検出しにくかった
- ・判定結果は正確だが実際より少なく検出する傾向

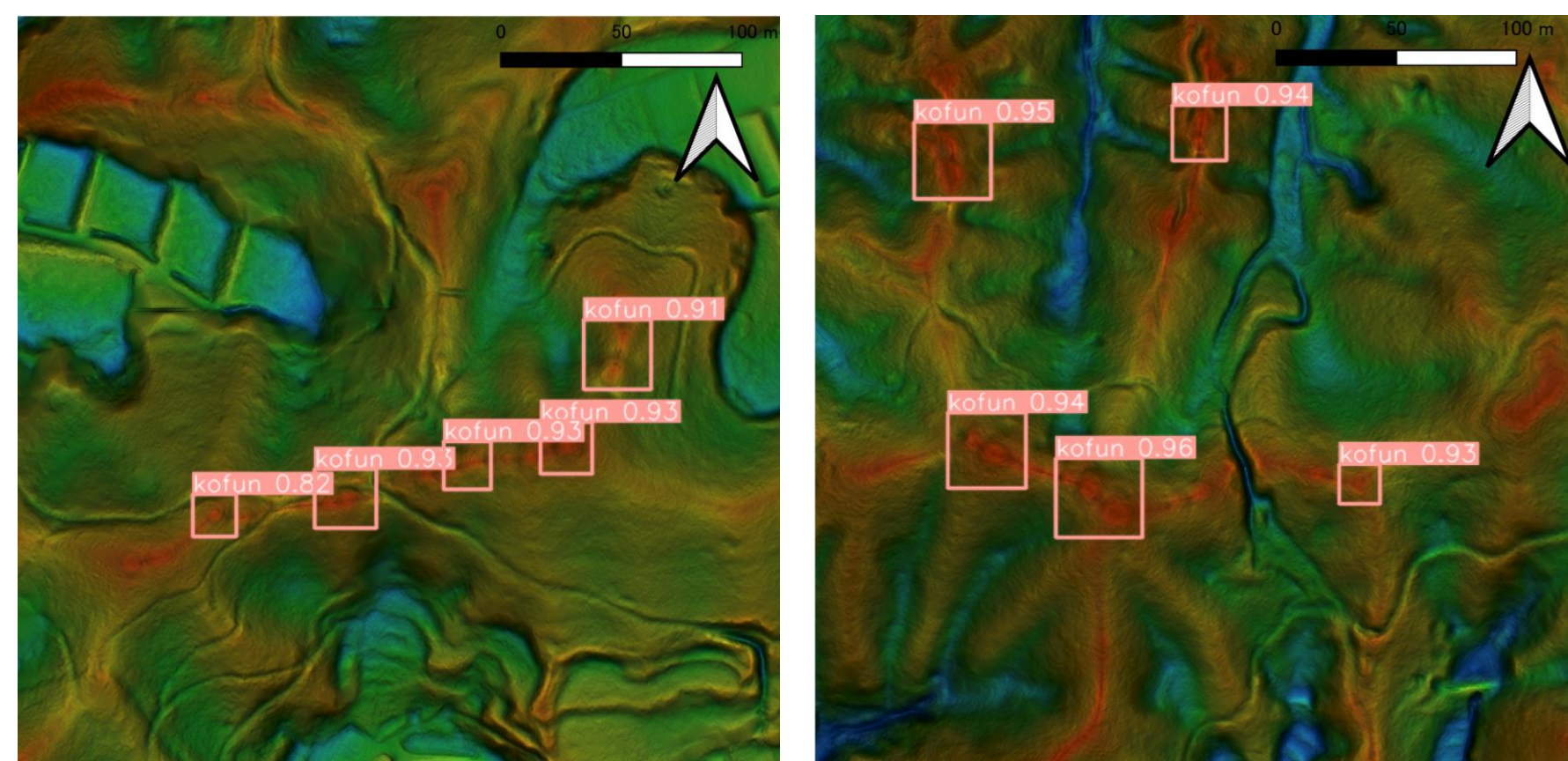


Fig.7 YOLOv8による検出結果例

## 考察

- ・山間部の岩や平野部の小山を古墳と誤検出(Mask R-CNN)  
→古墳と形状や大きさが近いため区別が困難  
→教師データに「古墳でない」ラベルを追加する  
→古墳のみを強調させる新たな指標を検討する
- ・教師データで扱っていない未知の古墳に対して検出率が低い(YOLOv8)  
→汎化性能が低い、教師データが少ない  
→様々な形状、大きさの古墳を学習させる必要がある
- ・検出率の高いMask R-CNNはスクリーニング目的では使えるが、誤検出も多いので、厳密な抽出が可能なYOLOv8の教師データを増やして検出率の向上を行う必要がある。

## おわりに

- ・本研究では航空レーザ計測データから立体図を作成し、そこに深層学習を適用して広範囲で古墳を自動検出する手法を検討した  
→深層学習を用いて古墳を効率よく探索することが可能であることが示唆された
- ・その他の立体図との比較  
→遺跡立体図やCS立体図、赤色立体地図等と比較して古墳の検出に優れているか検証する
- ・円墳と前方後円墳、方墳等の区別  
→教師データ作成時のラベルをより細かく区分する
- ・他の地域でも同様に検出可能か?  
→様々な地域からデータを集め、より多くの教師データを作成する
- ・深層学習モデルで検出した結果の活用  
→扱いやすい形でデータをまとめることが必要
- ・現地調査を行い、検出結果を検証する