

# ディープラーニング事例と 高分解能衛星データへの期待

2019年5月15日

株式会社Ridge-i  
代表取締役 柳原 尚史



## 事業領域

ビジネスニーズに最適化したAI技術を提供

- コンサルティング
  - 機械学習・ディープラーニング・強化学習中心
- プロダクト開発

## 会社概要

オフィス

- 100-0004  
東京都千代田区大手町1-6-1  
大手町ビル442

従業員数

- 26名+a (2019年5月現在)
- 主に機械学習エンジニア、  
コンサルタント

## パートナーシップ





柳原 尚史 (やなぎはら たかし)

HSBC、ブラックロックなど世界最大の大手金融機関にて、  
高頻度取引、リスク分析、アルゴリズム取引の設計・開発などに10年従事  
ディープラーニングを中心としたAI技術の可能性をより広い業界・社会に適用する  
ために2016年にRidge-iを創立、現在に至る

- 複数の宇宙関連委員
  - 経済産業省  
政府衛星データO&F及びデータ利用環境整備事業ステークホルダ委員会
  - 総務省 4次元サイバーシティの活用に向けたタスクフォース構成員
- 補足情報
  - 小4からプログラマー
  - 趣味はトレイルランニング (富士山を1日3往復)



# 弊社AI事例紹介

# 事例①: カラー化 ディープラーニング

求める色合いを正確に再現



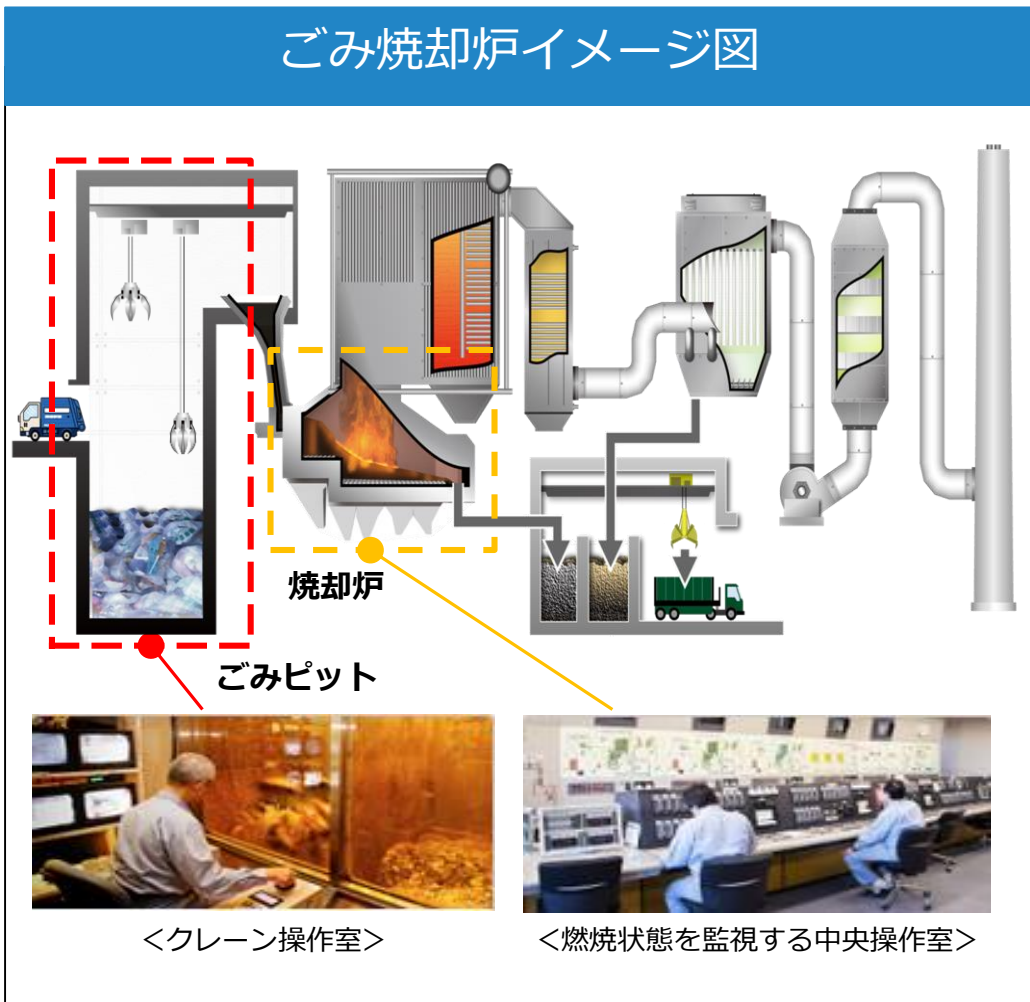
## 放送実績

- 「第50回 思い出のメロディー」 2018/8 NHKで放送
- NHKスペシャル「戦後ゼロ年東京ブラックホール 1945-1946」 2017/8 NHKで放送  
経済産業大臣賞 VFX部門を受賞
- 大相撲「カラーで蘇る名勝負」 2017/5 NHKで放送

# 事例②: ごみ焼却炉でのセグメンテーション活用

荏原環境プラント株式会社様と共同開発

## ごみ焼却炉イメージ図



## 課題と目的

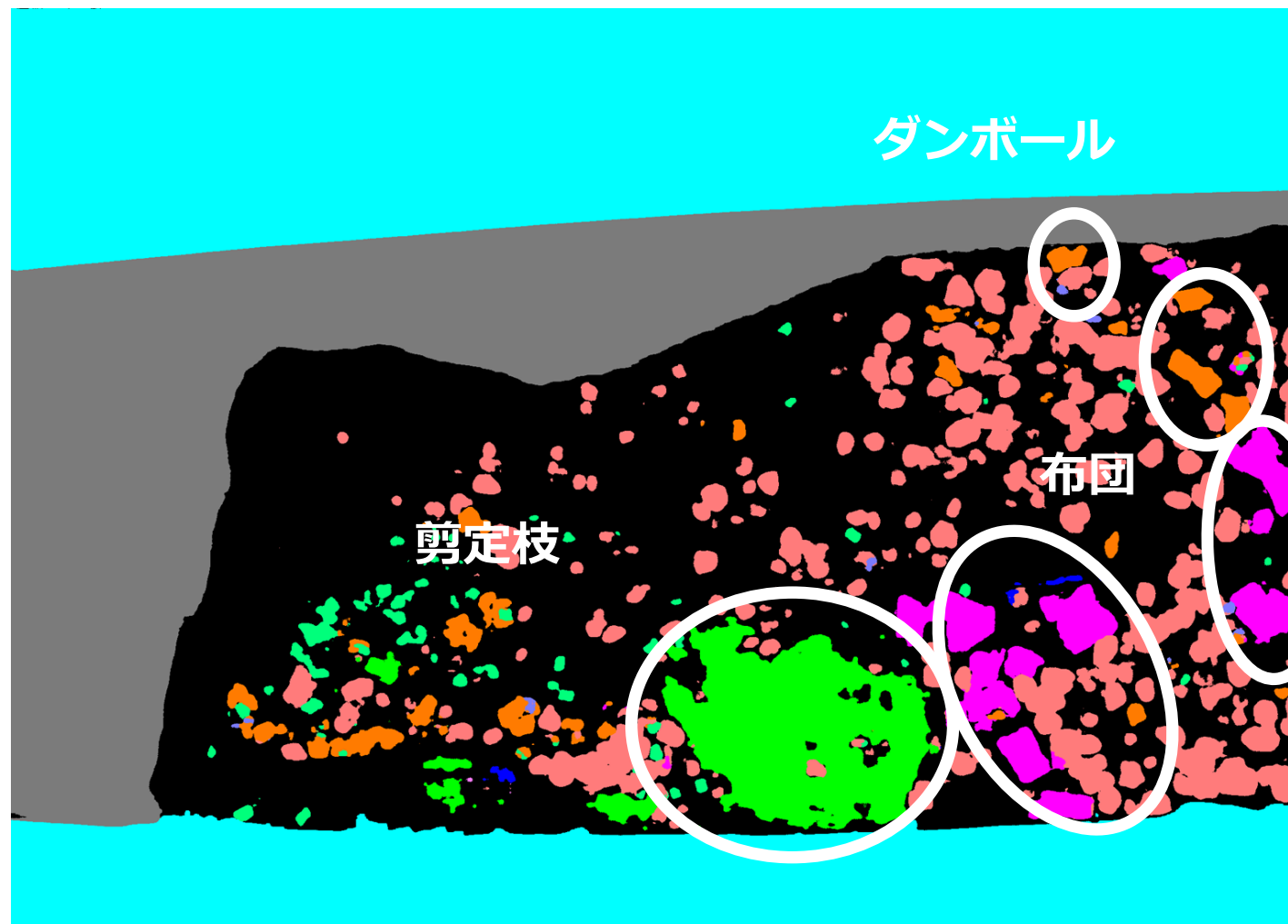
従来の自動運転では投入するごみ質の変動が大きく、安定した燃焼ができない



ごみの質をピクセル単位で認識することに成功

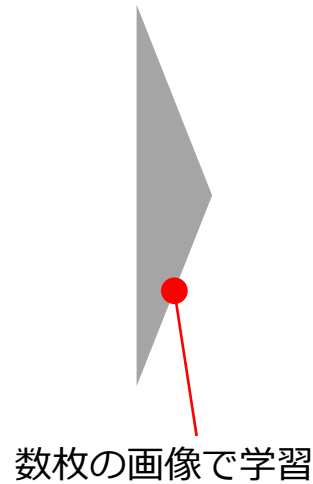
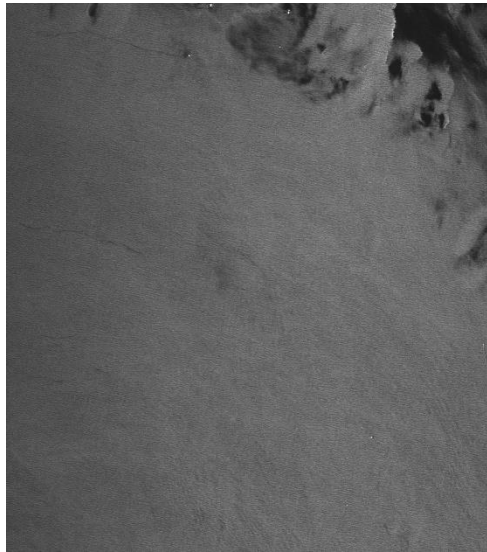
熟練オペレータのノウハウを再現、投入するごみ質の安定化が可能に





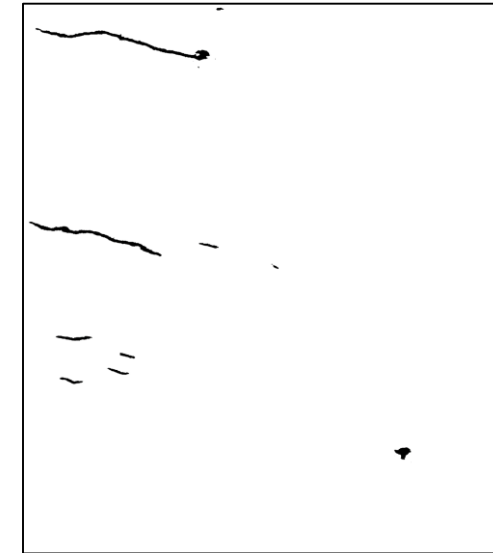


## レーダー画像



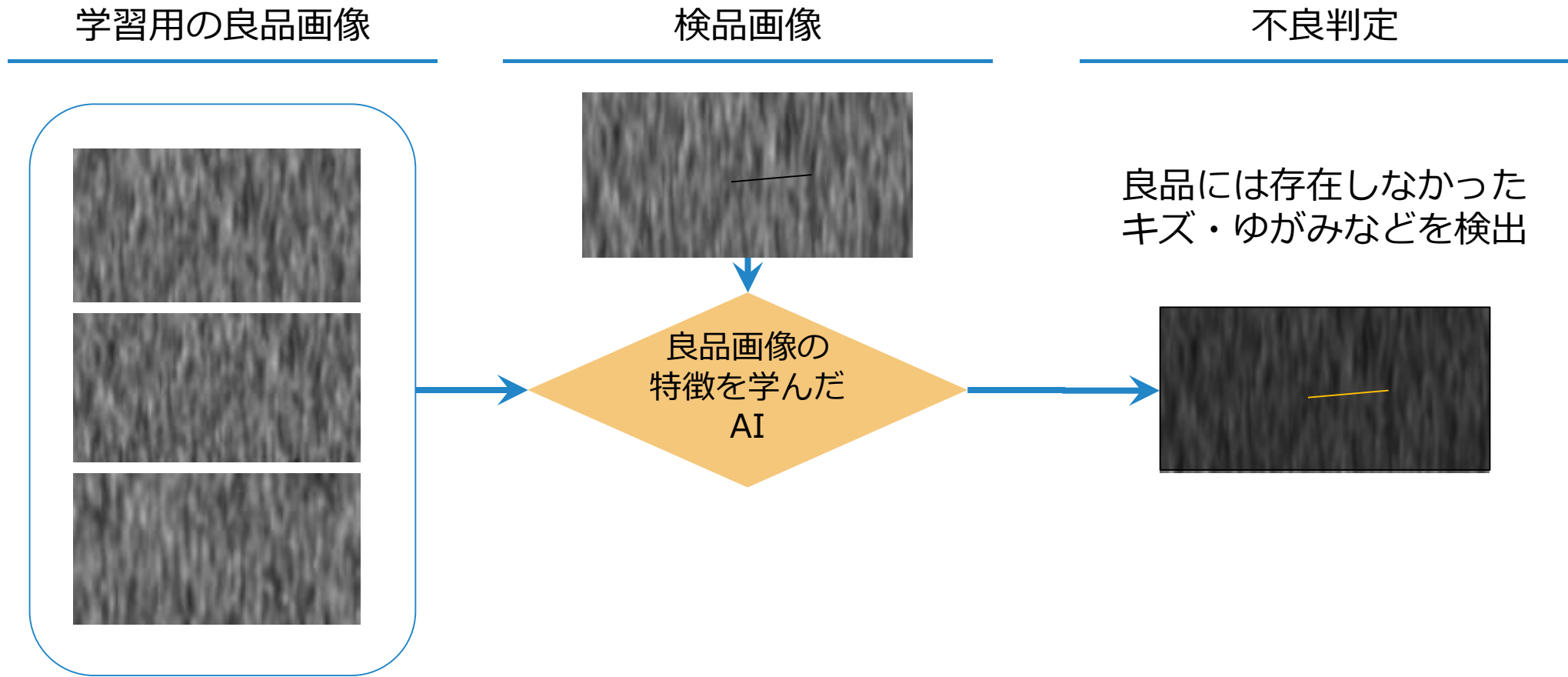
- ルールでは波とオイルは分類困難
- 読み解けるのは一部のエキスパートのみ

## AIによる解析



- AIの活用により、オイルスリック（油膜）があるエリアを100%の精度で特定

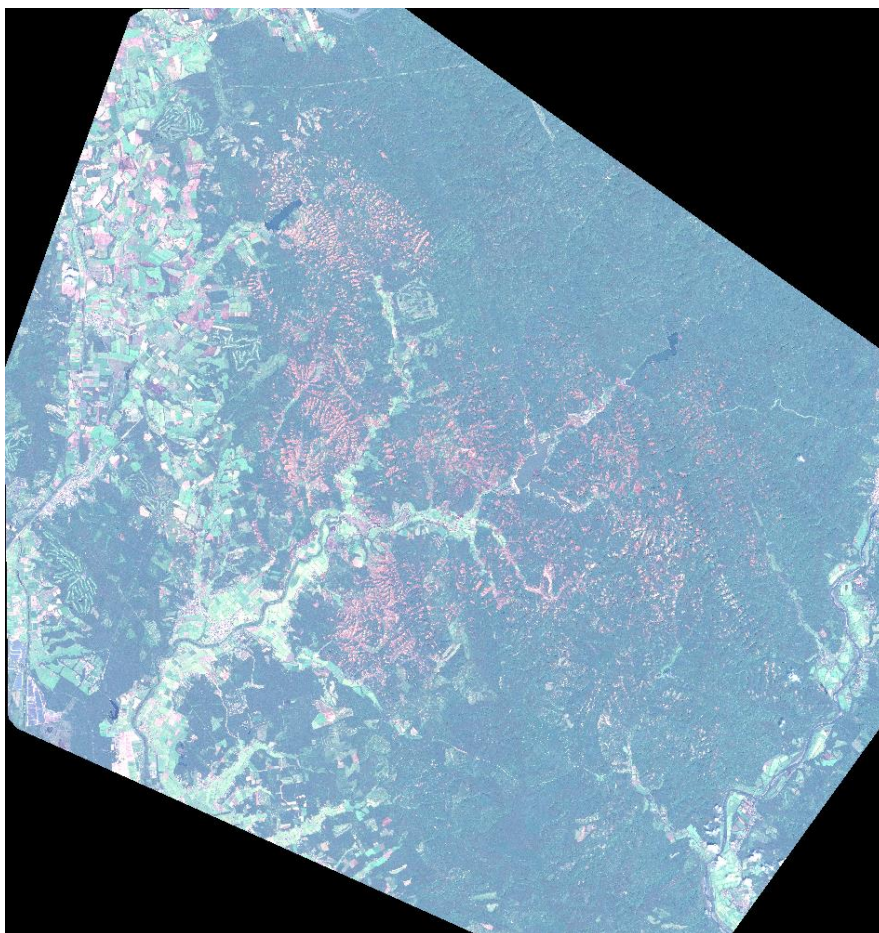
衛星画像に対するディープラーニングによる解析の普及活動に参画



異常検知技術を災害検出に使えるのではないか？

# 北海道胆振東部地震 土砂崩れ検出AI

## 北海道胆振東部地震により土砂災害が発生した地域を、 ディープラーニングで効率的に検出したい



### ■衛星の種類

SPOT 6

地上分解能（直下視）パンクロ : **1.5m**

観測波長帯域 パンクロ : 0.455 - 0.745  $\mu\text{m}$

マルチ :

Blue : 0.455 - 0.525  $\mu\text{m}$

Green : 0.530 - 0.590  $\mu\text{m}$

Red : 0.625 - 0.695  $\mu\text{m}$

NIR : 0.760 - 0.890  $\mu\text{m}$

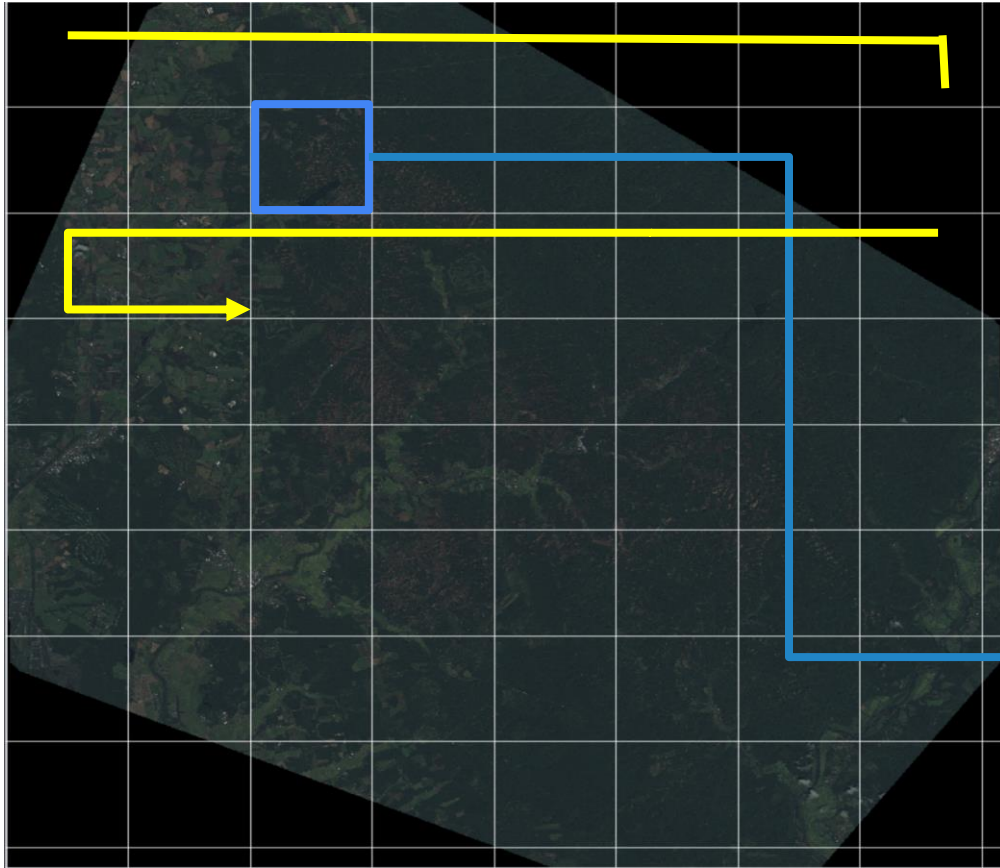
観測幅（直下視） 60km

JAXAより4/23に依頼受領

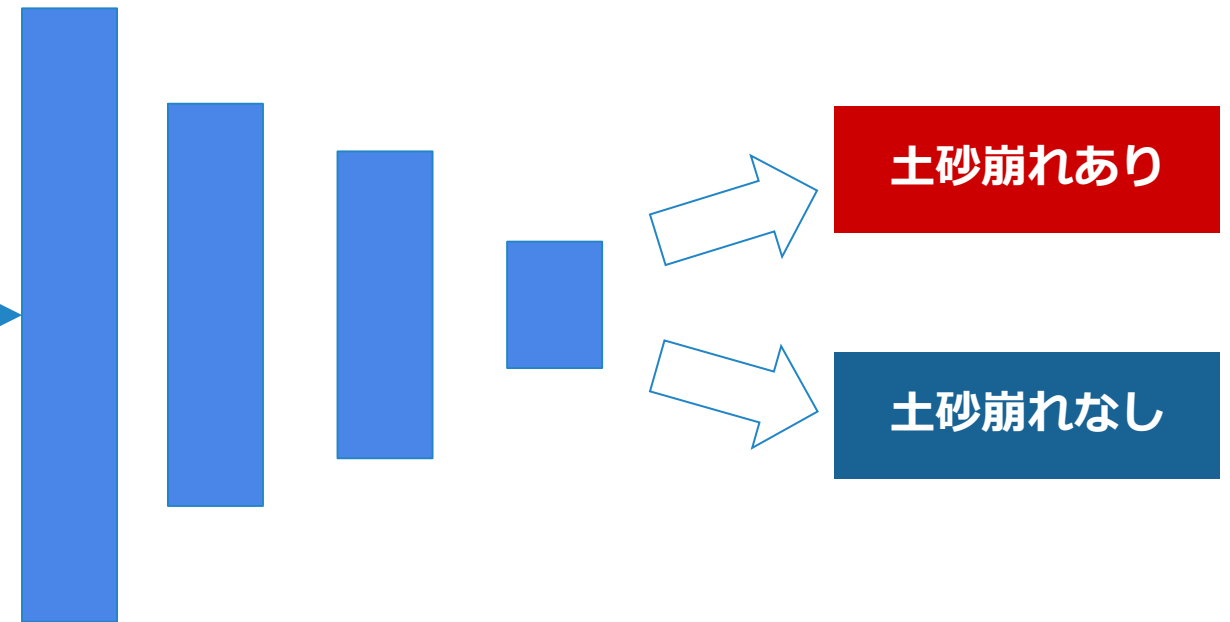
初期検証中

# ディープラーニング

## ①グリッド型分類



- 各グリッドに対して、ニューラルネットワークによる2値分類を行っていく
- 実際はより小さなグリッドに分割した上で推論



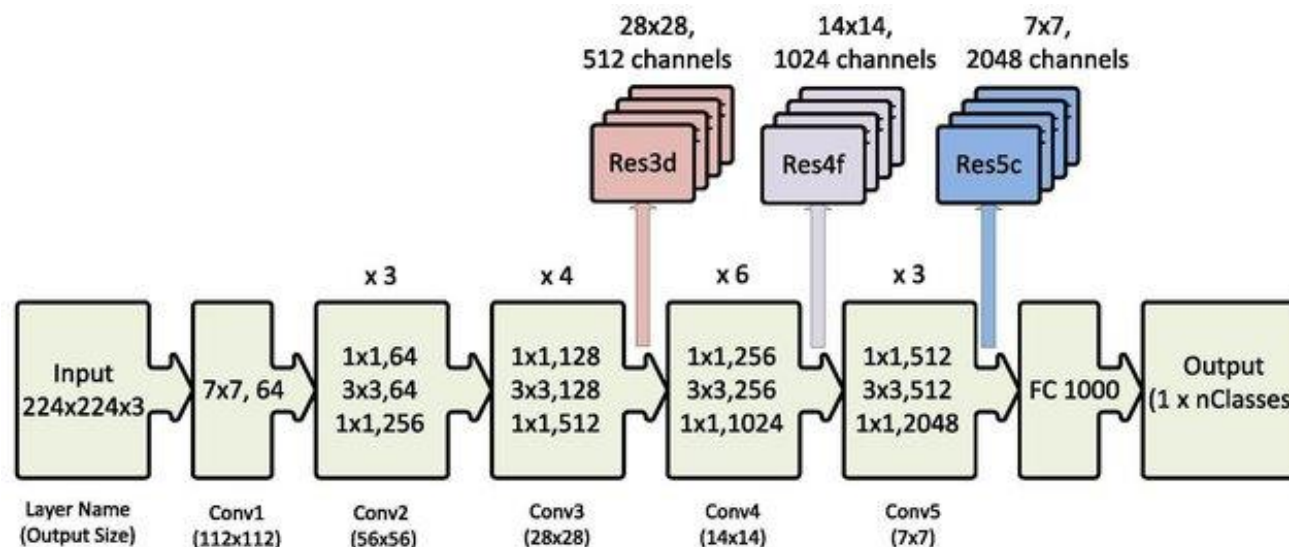
## データセット

- 20000x18957の元画像を64x64のグリッドに分割
- 各グリッドに対して土砂崩れの有無をアノテーション

Dataset	Number of Samples
Train	11,914
Validation	723
Test	79,715

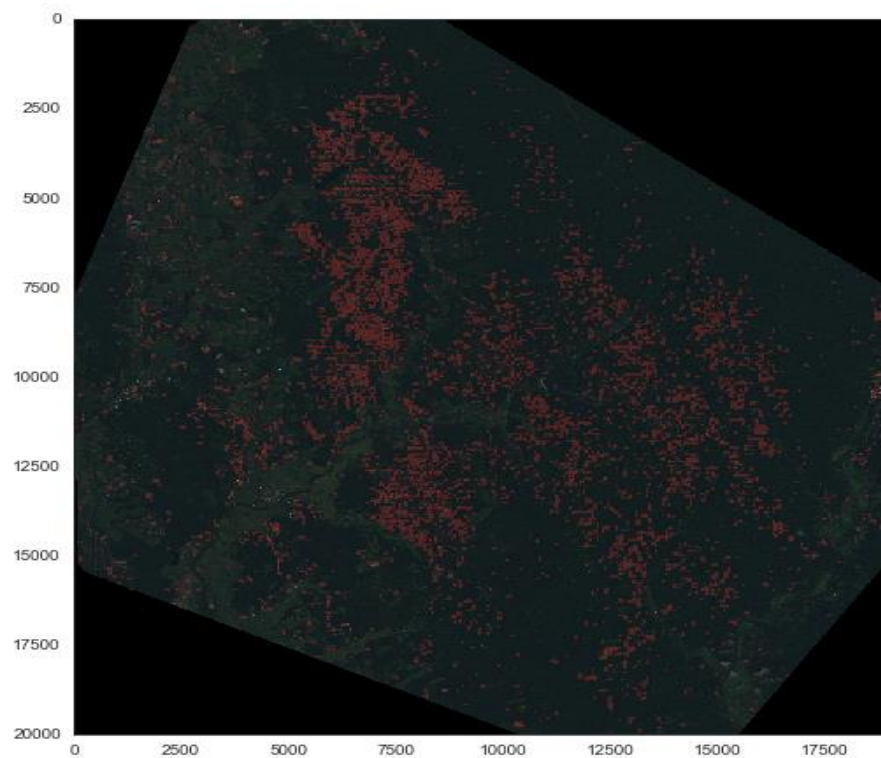
## ネットワーク

- Convolutional Neural Networks (CNNs)による2値分類
- アーキテクチャはResNet50
- 損失関数はBinary Cross Entropy

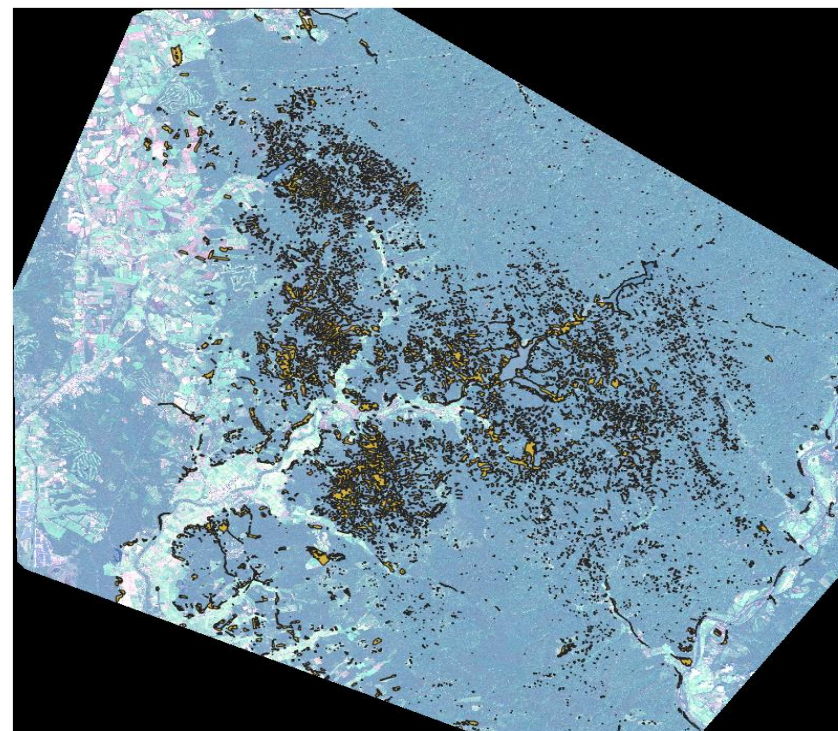


- 概ね良好に検出できている

## Prediction



## Ground truth





DataSet	Accuracy	F1	Precision	Recall
訓練データ	93.5 %	0.663	0.572	0.788
評価データ	89.0 %	0.660	0.542	0.846

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN}$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$F1 = \frac{2\text{Recall} \cdot \text{Precision}}{\text{Recall} + \text{Precision}}$$

約90%の精度で土砂崩れの地域を正しく検出

手法2

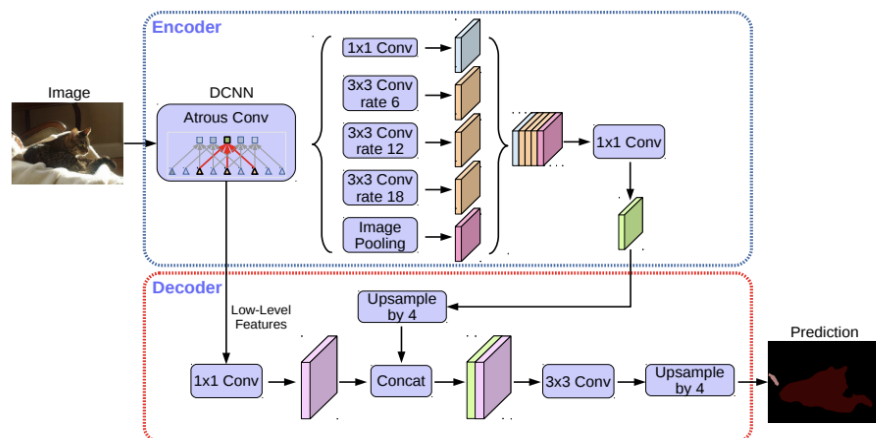
セグメンテーション

### データセット

- 20000x18957の元画像に対して, 土砂崩れ部分をアノテーション
- 256x256のグリッドに分割して学習および推論を行う

### ネットワーク

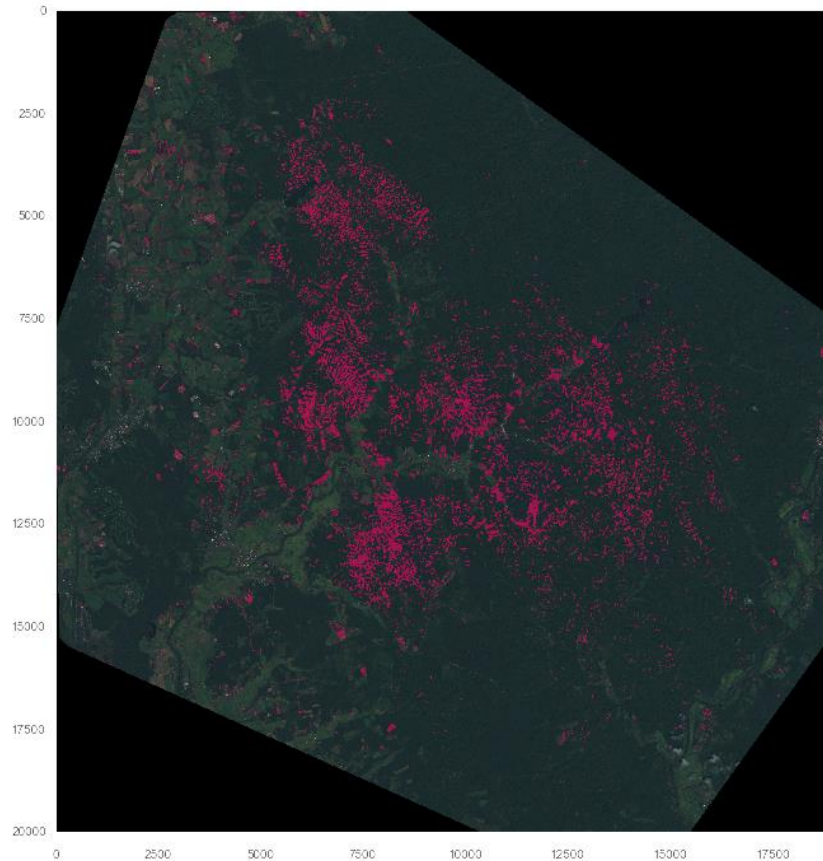
- DeepLab v3+によるセマンティックセグメンテーション



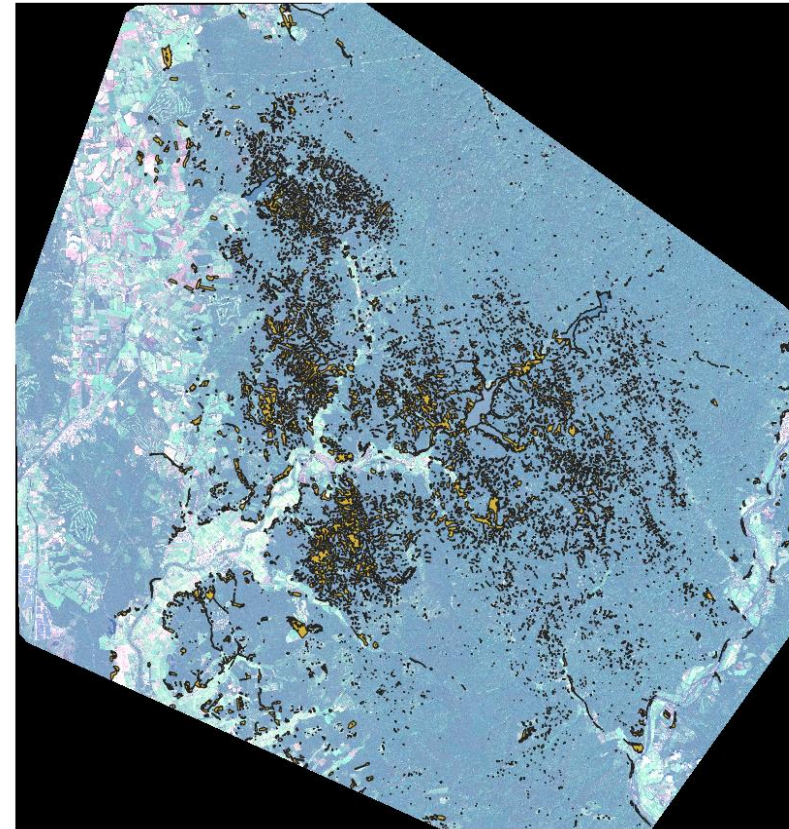
Dataset	Samples
Train	3,000
Validation	500
Test	2,050

[https://eccv2018.org/openaccess/content\\_ECCV\\_2018/papers/Liang-Chieh\\_Chen\\_Encoder-Decoder\\_with\\_Atrous\\_ECCV\\_2018\\_paper.pdf](https://eccv2018.org/openaccess/content_ECCV_2018/papers/Liang-Chieh_Chen_Encoder-Decoder_with_Atrous_ECCV_2018_paper.pdf)

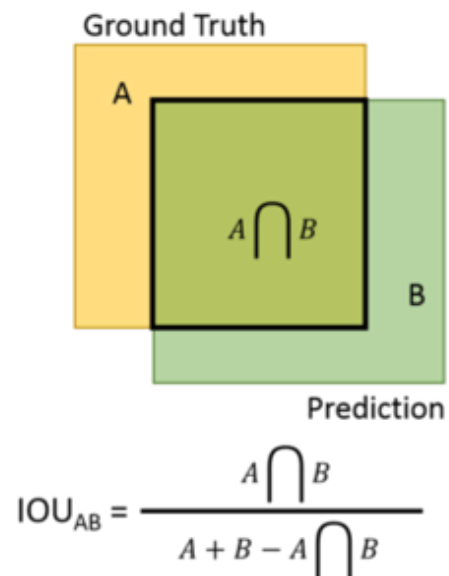
## Prediction



## Ground truth



- Mean IOUによって評価



Dataset	Mean IOU
訓練データ	83.90%
評価データ	81.05%

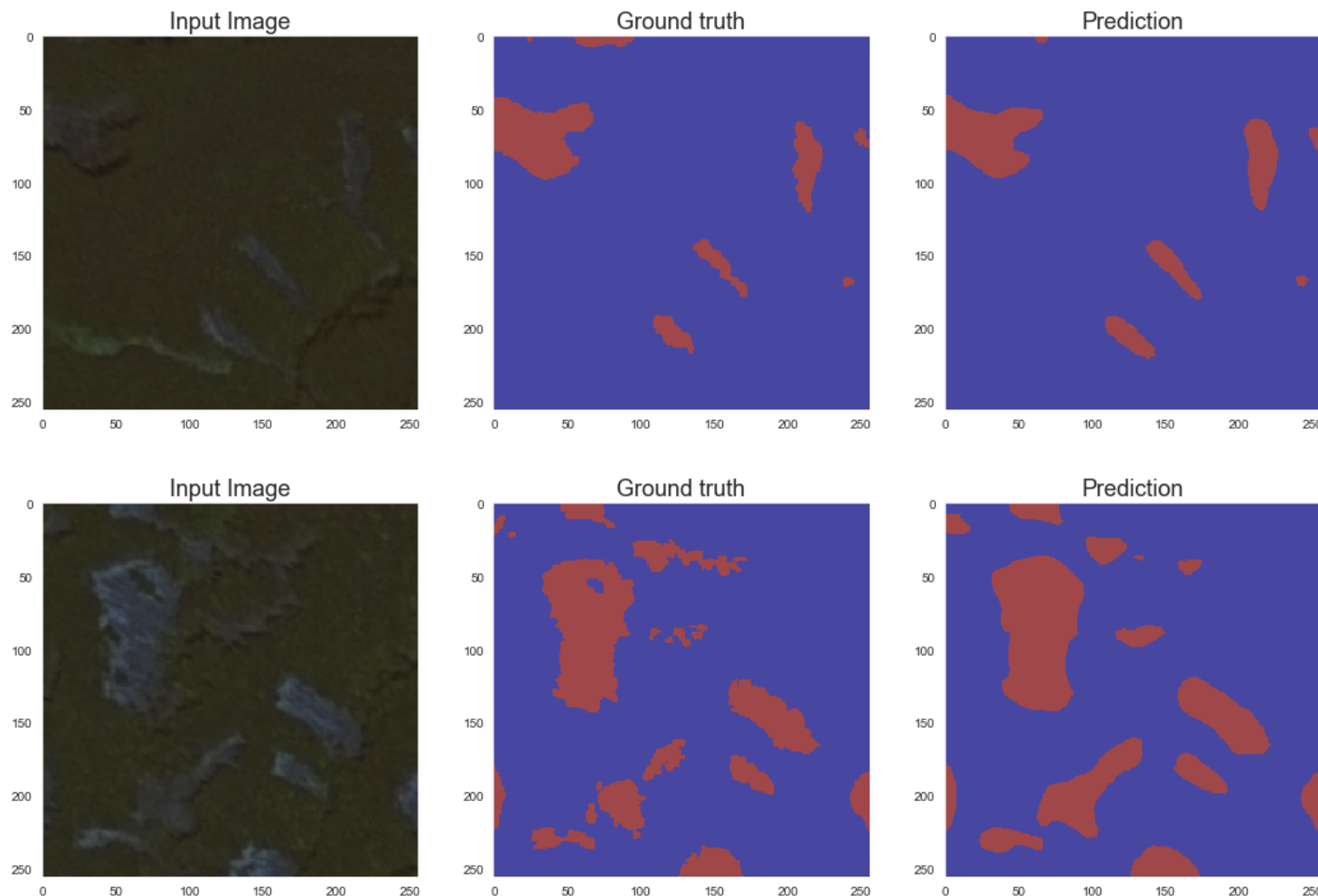
約80%の精度で正しく認識

## 定性評価

- 概ね良好に検出できている
- ピクセル毎に判断できるのでより微細な測定が可能

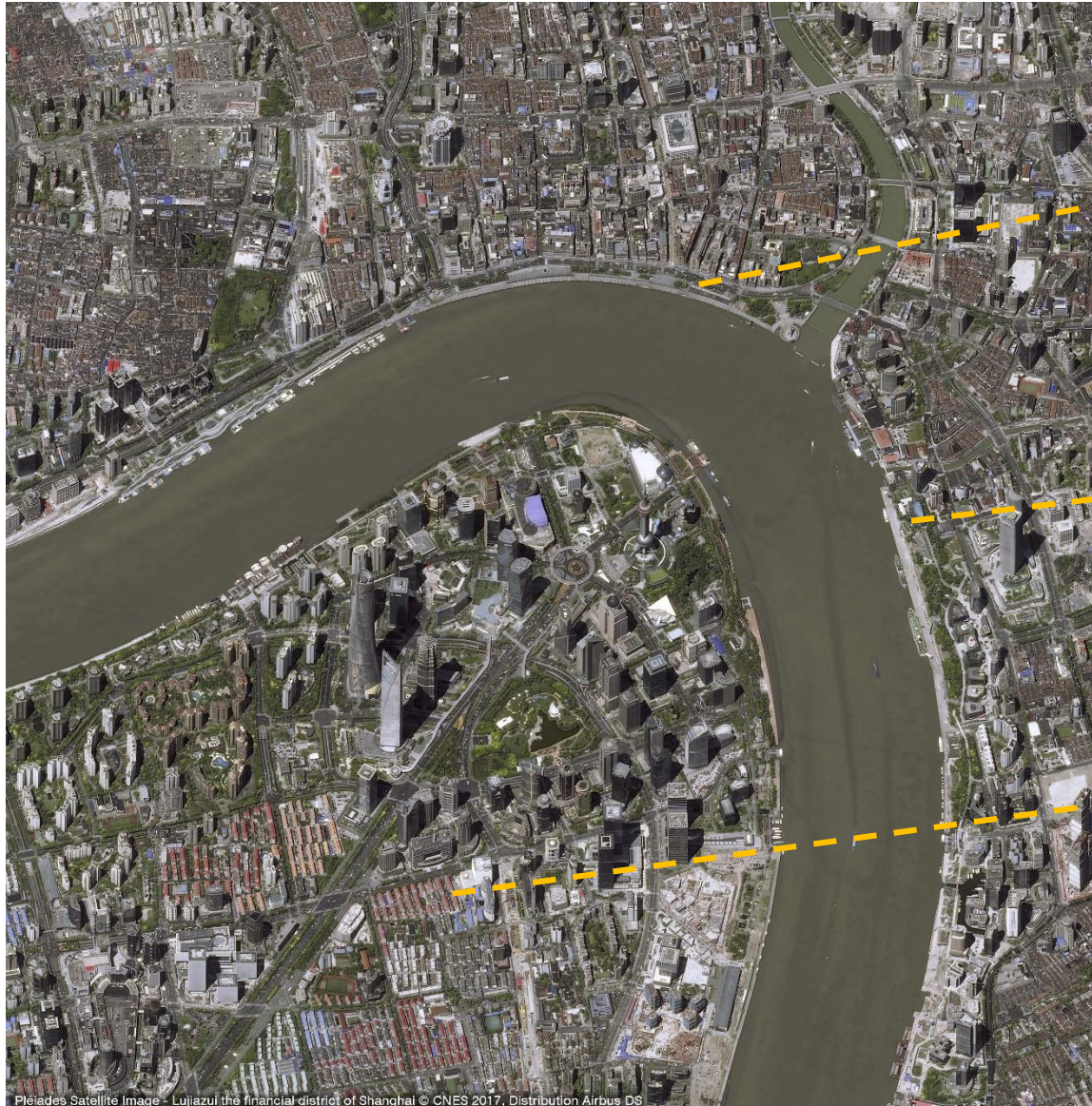
## 今後の予定

- 北海道田振東部地震の土砂崩れは大規模かつ視覚的にわかりやすく、技術的には難易度が低い事例
- 他地域の土砂災害の解析を通して、ディープラーニングの汎用性を検証中
- SARデータも用いた精度の向上



# 高分解能衛星×AI 今後の期待

# ALOS-3 なら災害の詳細把握が可能



車1台が見分けられる



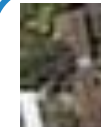
津波による車両・船の散乱状況がわかる



木々の中の歩道が見える



裏山の崩落、道路の損害を観測可能



建物が1件ずつ見分けられる

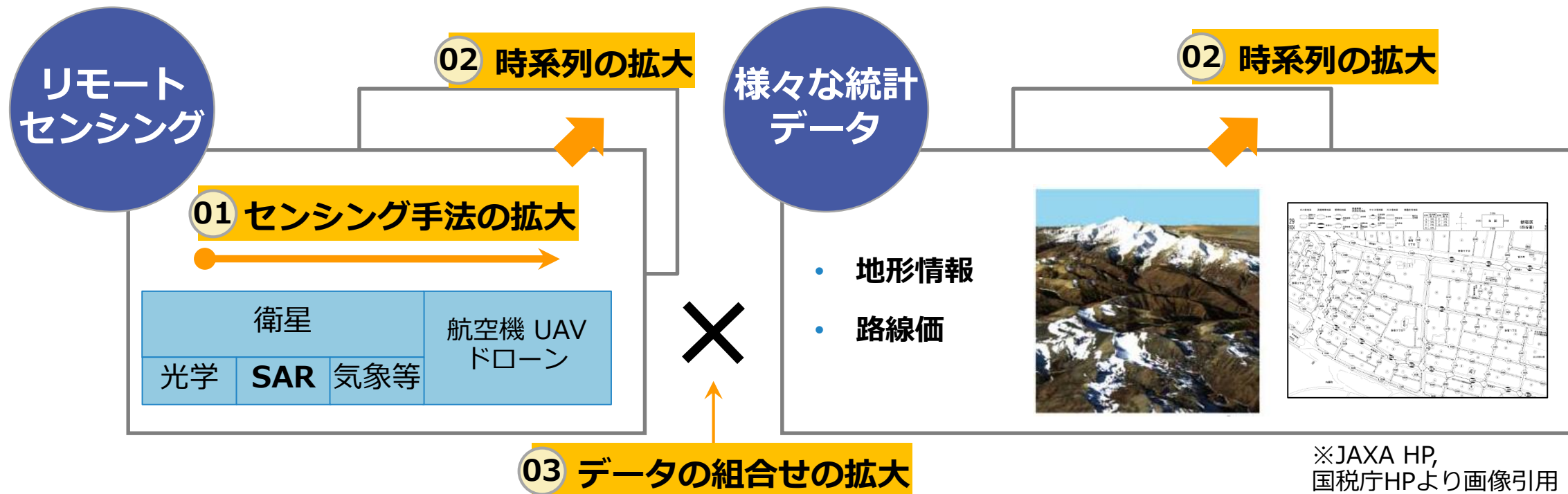


被災区域のいち早い判定が可能

(参考) Pleiades 0.5m分解能

※RETEC HPより





- ✓ 定点でできること： 土砂災害の発生地域の迅速な解析
- ✓ 組合せでできること： 災害地域の被害額の測定、土砂災害発生確率と地形の因果関係
- ✓ 時系列でできること： 災害発生地域・変化地域を異常検知による自動検出

時系列・組合せから新しい知見を取り出すのに AIは有効

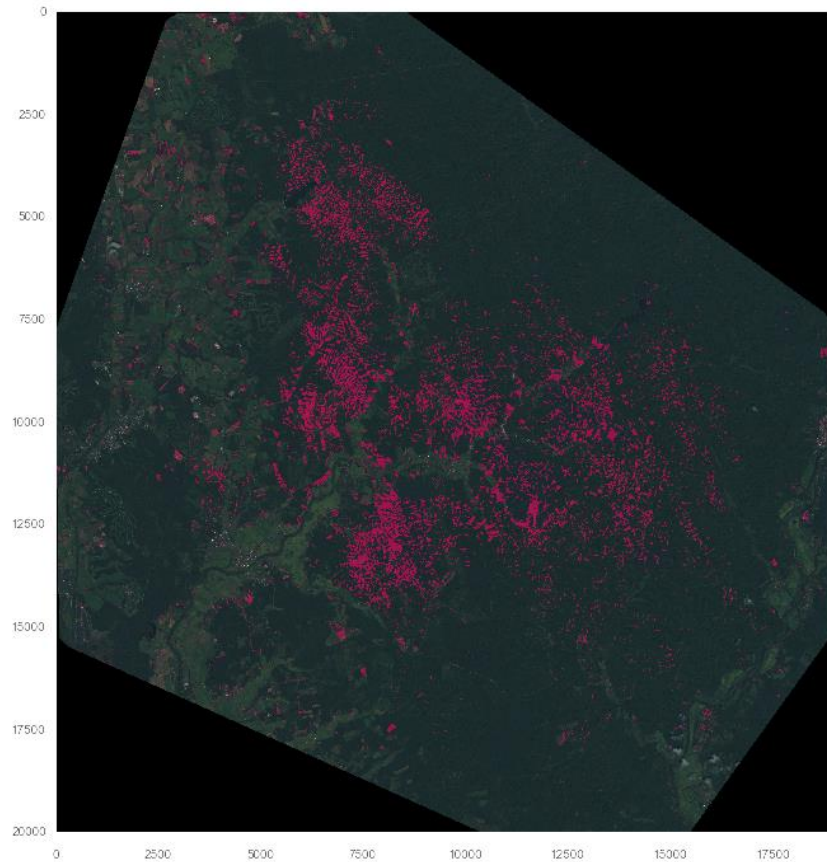
## AI・ディープラーニングを活用する事のメリット

- 高分解能衛星データに対して迅速・広範囲・精緻な災害検出が可能に
- SARのような、人目での解析が難しい対象により有効
- 時系列および衛星以外のデータとの組み合わせで威力を発揮

## 今後の予定

- 他地域、他の災害への検証によるディープラーニングの汎用性検証
- SARを活用した検証の継続
  - 複数チャネルを統合する前処理、光学データとの位置合わせの効率化
  - 細部の精度改善の検証、SARデータでのみ観測できるデータへの適用  
(例：地盤沈下、水分量、曇天への対応)
- 事前学習した検出モデルによる、災害時に迅速な検出

など、やるべきこと多数



**AI・ディープラーニングによるインパクトを  
衛星データ解析で実感できるまで追求します**