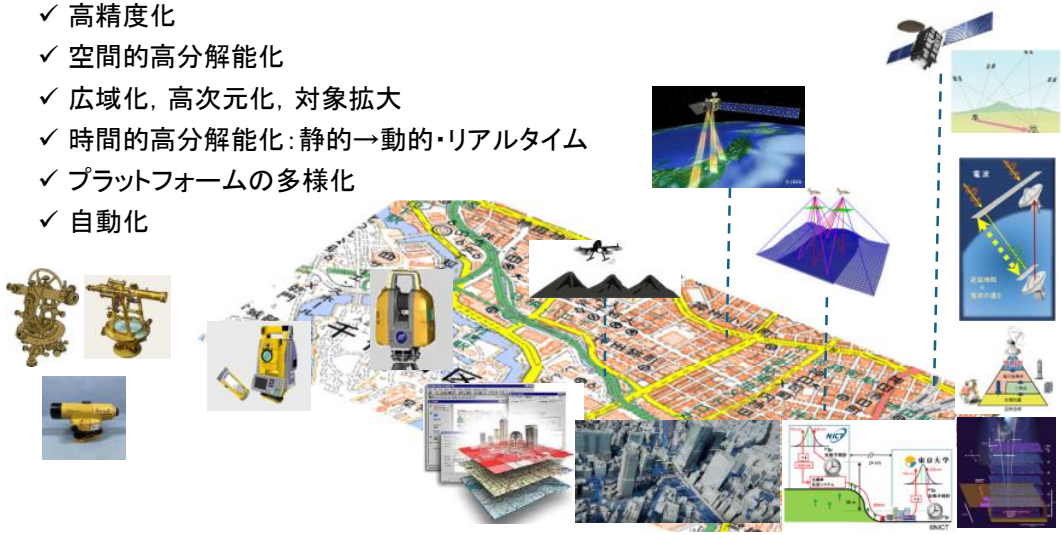
空間情報とAI

東京大学大学院 工学系研究科 社会基盤学専攻
教授　布施 孝志

空間情報（技術）：RealとVirtualをつなぐ

- ✓ 高精度化
- ✓ 空間的高分解能化
- ✓ 広域化，高次元化，対象拡大
- ✓ 時間的高分解能化：静的→動的・リアルタイム
- ✓ プラットフォームの多様化
- ✓ 自動化



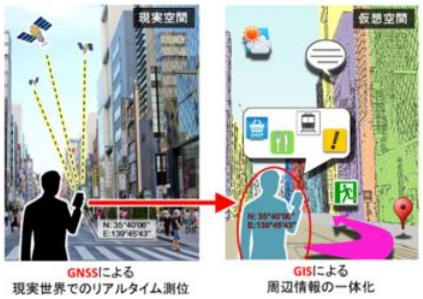
インフラ：現実と仮想のシームレス化

Cyber-Physical System，デジタルツイン(NASA)，Society 5.0，DX …

➢ミラーワールドという社会システム

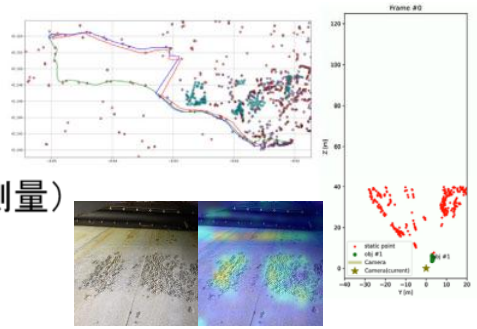
（cf. 量子論：エンタグルメント→パラレルワールド）

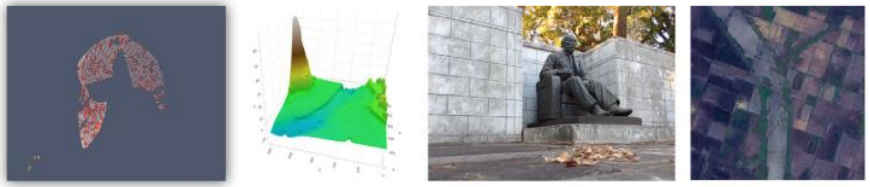
- ✓ 現実空間：時空間のシームレス化
- ✓ 仮想空間：情報間のシームレス化
- ✓ 現実と仮想のシームレス化：相互作用
- ✓ 業界のシームレス化
- ✓ 支える技術：
  計測，通信(Beyond 5G)，
  認識・予測，制御
  ⇒つなぐ技術



AIによる自動化・効率化

➢情報の抽出・認識
➢情報の生成
➢情報の圧縮
➢情報の視覚化（レンダリング＋測量）
➢情報の統合（マルチモーダル）

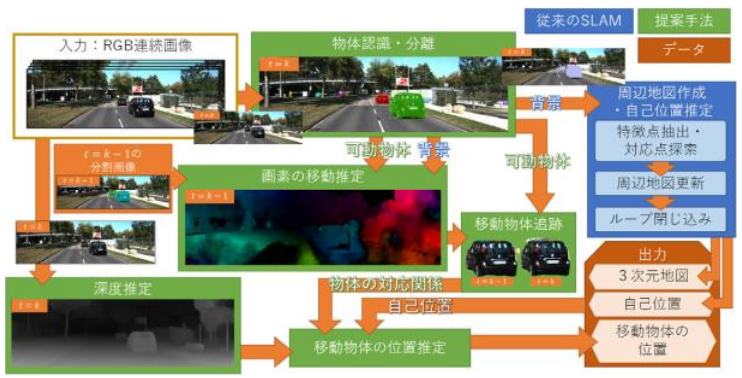


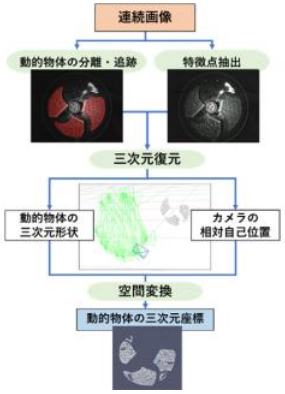


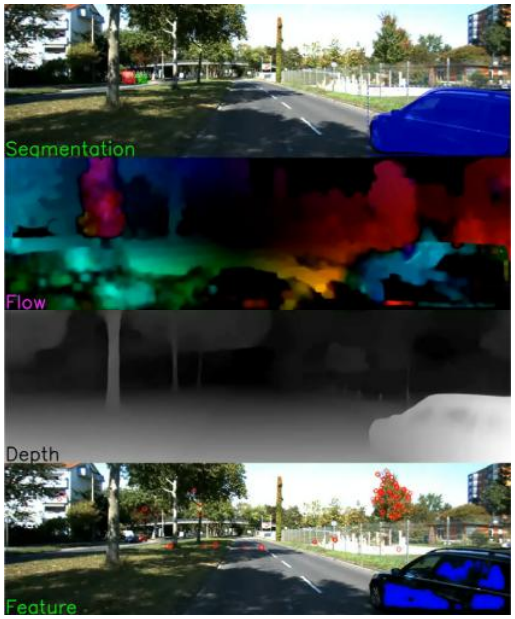
情報の抽出・認識

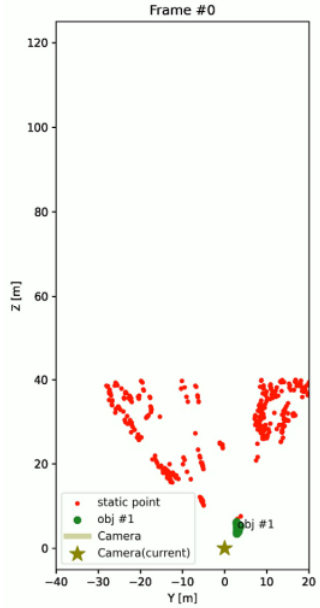
➢SLAM: Simultaneous Localization and Mapping

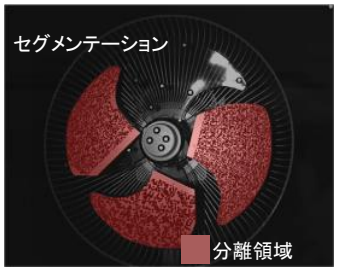
⇒ 3次元地図 + 自己位置 + 周辺動物体位置の同時推定

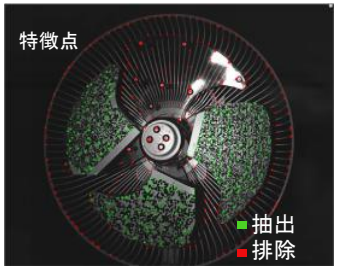




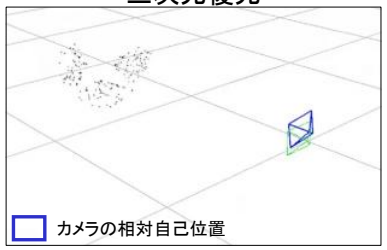


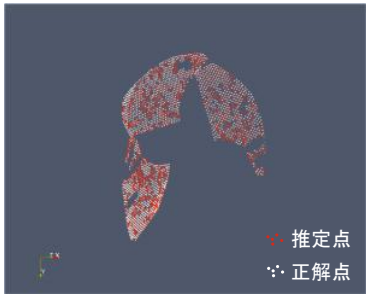






三次元復元





情報の生成

識別モデル

入力から出力へのマッピングが主目的

不確実性が大きい予測は**困難な課題**

生成モデル

入力の背後にある分布を学習

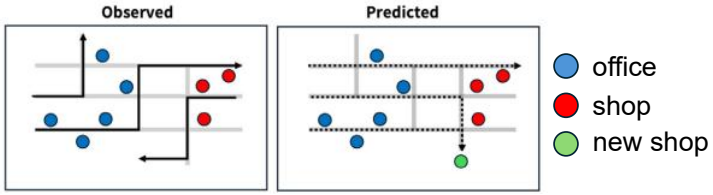
不確実性を**自然にモデリング**

➢生成モデル：GAN, VAE, **拡散モデル**

- ➢ 安定的・高品質な生成
- ➢ 柔軟な生成時の**条件付け**
- ➢ 高い汎化性能

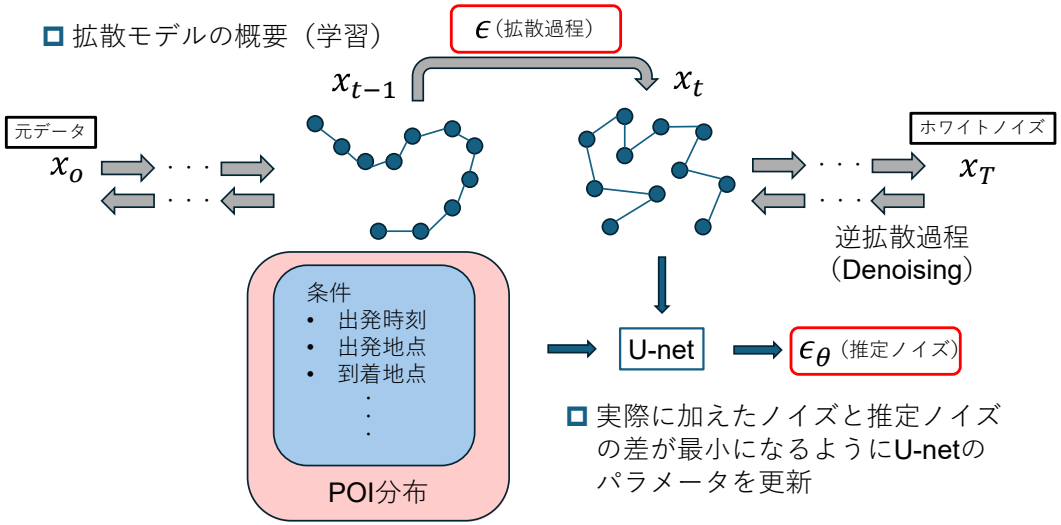
→ **将来的な状況での軌跡予測への適用可能性**

➢POI分布と軌跡の関係を捉えた拡散モデル



情報の生成

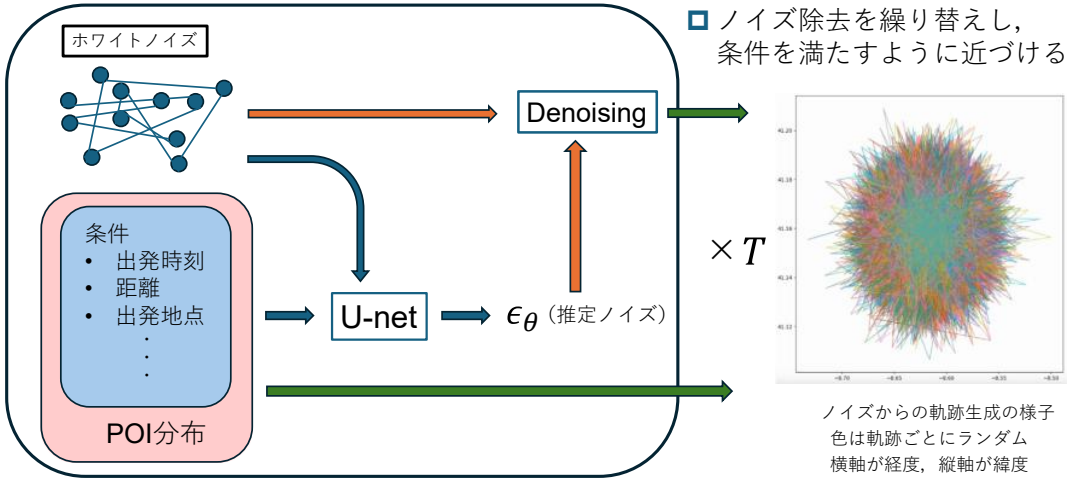
- 拡散モデルの概要（学習）



- 実際に加えたノイズと推定ノイズの差が最小になるようにU-netのパラメータを更新

情報の生成

- 拡散モデルの概要（生成）

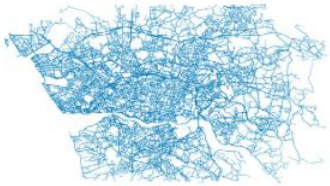


- ノイズ除去を繰り替えし，条件を満たすように近づける

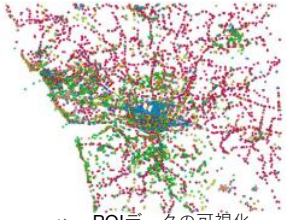
ノイズからの軌跡生成の様子
色は軌跡ごとにランダム
横軸が経度，縦軸が緯度

情報の生成

- 軌跡データ
  - ポルトガルのPorto（ポルト）で収集された軌跡データ
    - 442台のタクシー
    - 取得期間 2013/7/1 ~ 2014/6/30
    - 1710671軌跡
  - 前処理
    - 20ポイント未満，201ポイント以上の軌跡を削除
    - 長さ10km以上の軌跡を除外
    - Fast Map Matchingによる軌跡のマップマッチング
- POIデータ
  - ohsome APIからOpen Street MapにあるPOIを収集
  - 20のカテゴリに分類（Administrative，Healthcare, Commercial など）



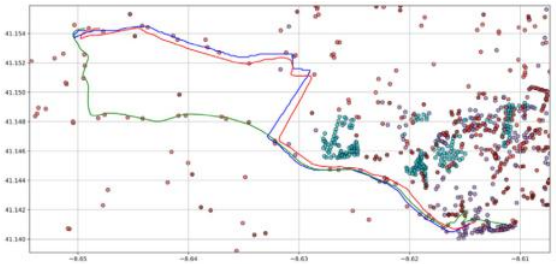
軌跡データの可視化



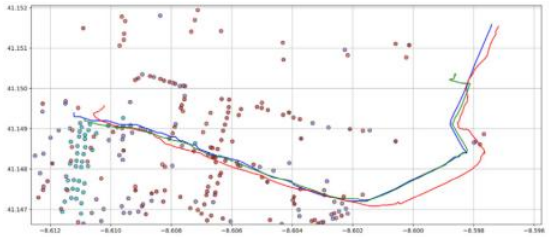
POIデータの可視化

情報の生成

- 軌跡の生成
  - 元データの軌跡
  - With POI
  - Without POI
  - 点がPOI

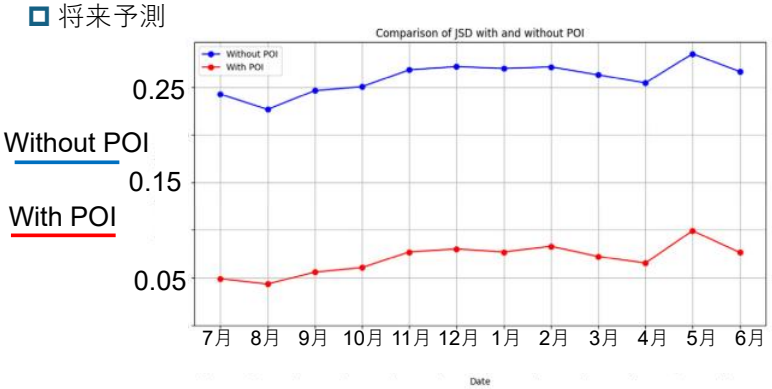


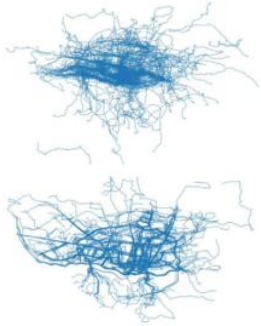
Model	Train		Test	
	MAE	RMSE	MAE	RMSE
Latitude				
Without POI	3.817	4.607	3.843	4.689
With POI	**2.186**	**2.775**	**2.458**	**3.093**
Longitude				
Without POI	2.410	2.975	2.543	3.114
With POI	**1.415**	**1.849**	**1.509**	**1.947**



情報の生成

- 将来予測





- POIを考慮することでJSDが0.2（80%）程度改善
- より現実に近い軌跡が生成される
- POIの出現，消滅に対して対応可能に

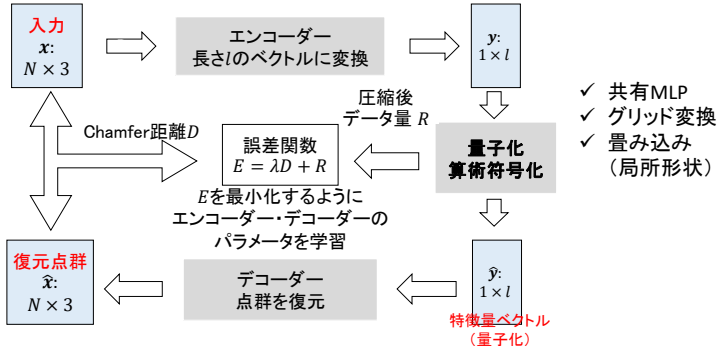
$$\mathrm{JSD}(P\|Q) = \frac{1}{2}D_{\mathrm{KL}}(P\|M) + \frac{1}{2}D_{\mathrm{KL}}(Q\|M)$$

$$D_{\mathrm{KL}}(P\|Q) = \sum_{i=1}^{n} p_i \log \frac{p_i}{q_i}$$

情報の圧縮

➢モバイルマッピングシステム（MMS）データ圧縮

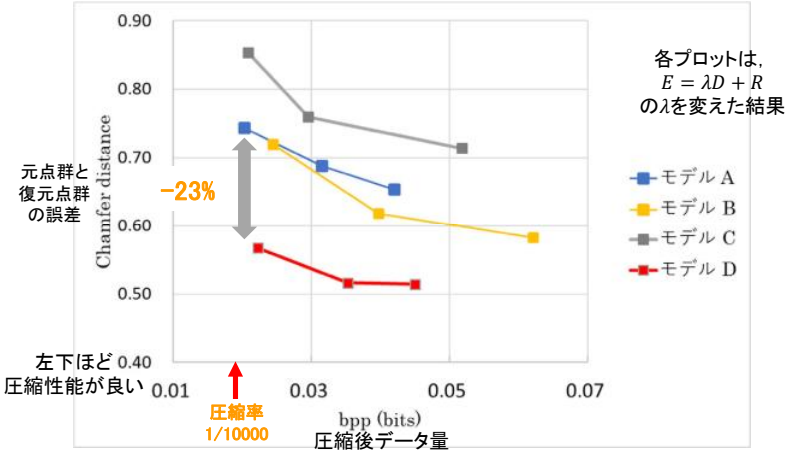
－膨大なデータ通信・ストレージ➡高圧縮率・非可逆
－多様な入力形状➡入力形状に対する汎用性
－微細な形状の表現➡局所形状の表現
－大量の入力点数➡入力点数に依存しない復元精度



✓ 共有MLP
✓ グリッド変換
✓ 畳み込み
（局所形状）

情報の圧縮

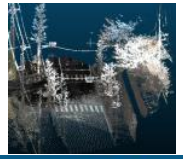
✓ 深層学習によるデータ圧縮

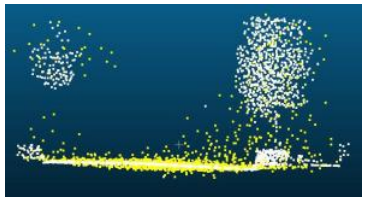


圧縮性能はD（提案手法）＞B＞A（既存手法）＞C

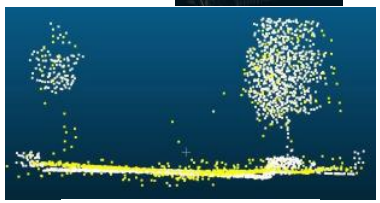
情報の圧縮

✓ 元点群（白）に復元点群を重ねた結果



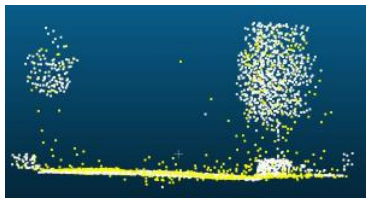


モデルAの復元結果



モデルBの復元結果

モデルCの復元結果



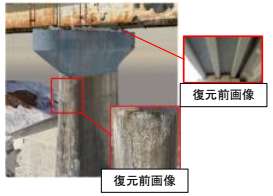
モデルDの復元結果

情報の視覚化（レンダリング＋測量）

➢3D Gaussian Splatting

✓ 現実に近いレンダリング画像

✓ 視線方向による見え方の違いに対応可能



橋脚の3Dモデル化の例

－インフラ構造物の施工から維持管理での大量の撮影画像

－3次元空間再現による大量の画像データの集約

・画像と撮影ーの対応の明確化

・新視点の画像取得

－フォトリアルな3Dモデルの重要性

－ 一般的な3Dモデル作成（SfM+MVS）

情報の視覚化（レンダリング＋測量）

➢3D Gaussian Splatting

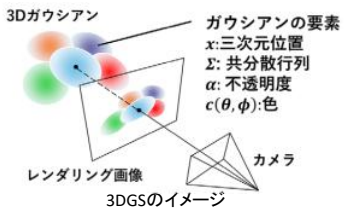
✓ 課題

－不鮮明な入力画像

－特にピンボケ画像

・幾何学的条件に合わないピンボケ表現

・カメラ標定要素の修正手法が存在しない

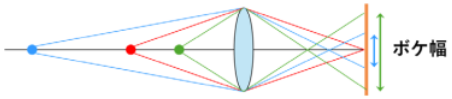


✓ピンボケ画像群に対する頑健性

－カメラ原理に基づくピンボケ表現の導入

－不正確なカメラ標定要素

（位置・姿勢）の修正を伴う最適化



情報の視覚化（レンダリング＋測量）

➢3D Gaussian Splatting

✓ピンボケ画像群に対して頑健な手法の構築

画像類似度の全シーンでの平均値

Model	PSNR ↑	SSIM ↑	L1 ↓
ベースライン	25.345	0.785	0.0416
$\lambda_{reg} = 0.0001$	25.329	0.783	0.0410
$\lambda_{reg} = 0.001$	25.355	0.788	0.0411
$\lambda_{reg} = 0.01$	25.434	0.789	0.0416
$\lambda_{reg} = 0.1$	**25.483**	**0.794**	**0.0407**

Deblur-Nerf Dataset

正解

ベースライン

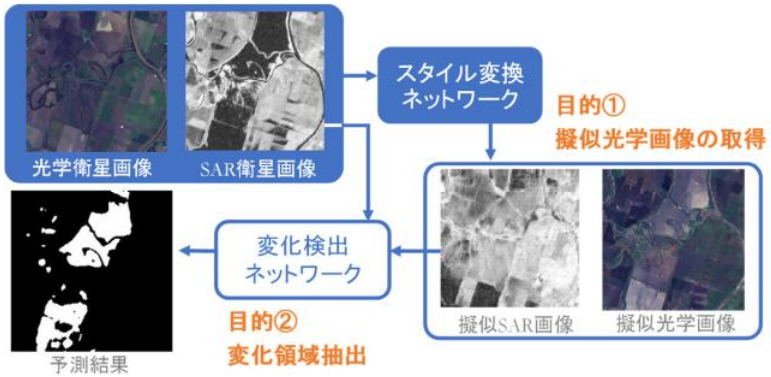
提案手法

情報の統合（マルチモーダル）

➢衛星画像（光学／SAR）

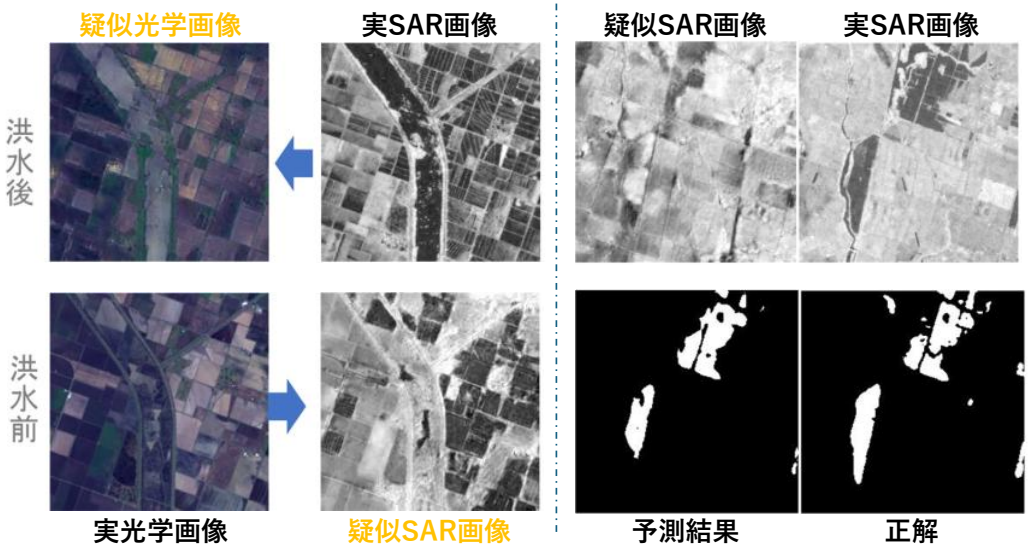
✓SARの視認性向上

✓マルチモーダル衛星画像間の変化領域抽出



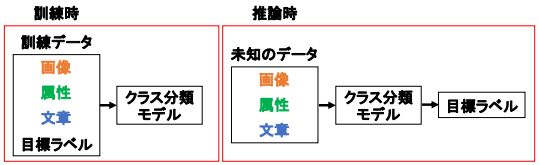
衛星画像（光学／SAR）

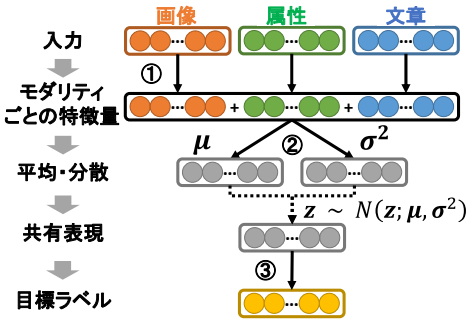
Accuracy: 96.39%



情報の統合（マルチモーダル）

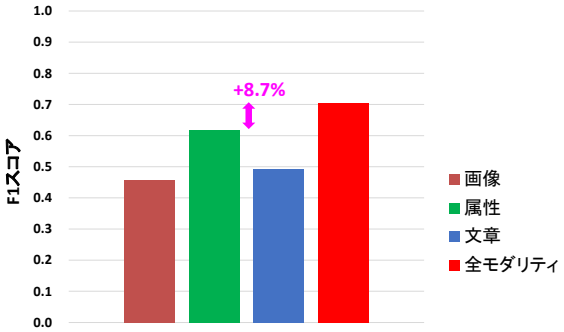
- ➢コンクリート橋の損傷原因推定
  - ✓ 診断員：損傷の外観や環境条件を総合的に考慮
    - ⇒ 判断根拠に関する所見を文章で記録
  - ✓ 画像・属性・文章：損傷の異なる形式（モダリティ）としての表現
    - ⇒ それぞれから固有の情報

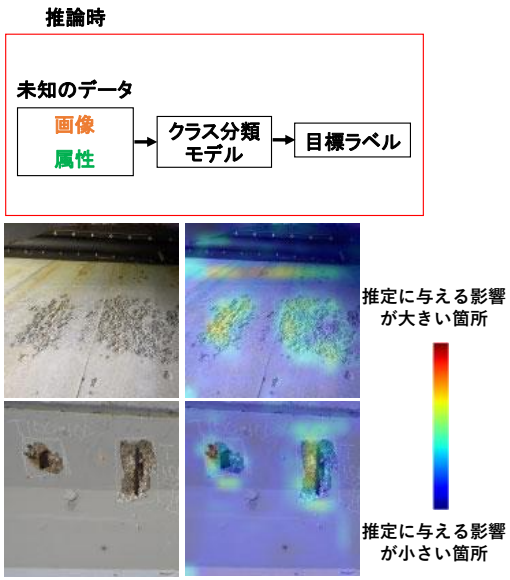




情報の統合（マルチモーダル）

入力	Precision	Recall	F1スコア
画像	0.474	0.496	0.458
属性	0.638	0.650	0.618
文章	0.511	0.538	0.492
全モダリティ	**0.719**	**0.721**	**0.705**





空間情報（技術）：RealとVirtualをつなぐ

1. サービスにおける多様化

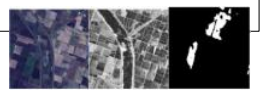
- ・様々なデータの組み合わせ利用が必須
- ・多分野において共通となるデータ・技術が必要
- ・網羅性，リアルタイム・継続性
- ・入手の容易さ：無償提供への強い需要

4. 新たなサービスの創出

- ・多様なデータと技術との統合利用
- ・現状把握＋将来予測の重要性
- ・オープンデータの潮流
- ・現実と仮想のシームレス化

2. 網羅性の確保

- ・インフラ基盤としての地理空間情報
- ・広域情報の同時取得：任意地点のサービス
- ・基盤情報の作成，シミュレーション開発

3. リアルタイム・継続性の確保

- ・差分情報・モニタリングの重要性
- ・時系列データ：任意時点のサービス
- ・データ蓄積：モデル構築/検証/学習
  実サービスへ