

三次元データ認識による災害状況 自動計測システムの研究開発

中澤 篤志、安福健佑
大阪大学サイバーメディアセンター
{nakazawa,yasufuku}@cmc.osaka-u.ac.jp

プロジェクトの概要

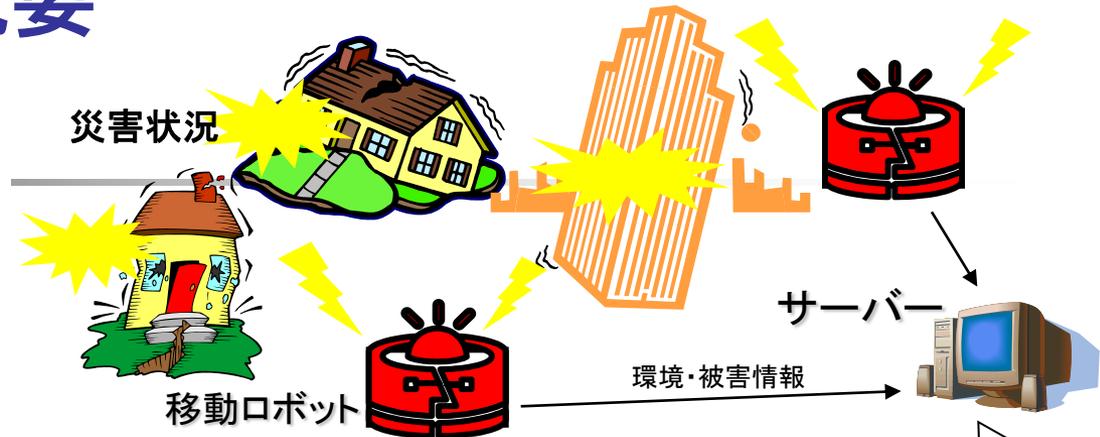
●目的

自律移動ロボットを用いて周囲の3次元状況を把握し、被災状況の把握を行うシステムを構築する。

ロボットは、レーザー距離センサが搭載されるため、環境を移動しながら被害状況を計測・把握し、被害状況マップを構築する。

●期待される研究成果及び意義

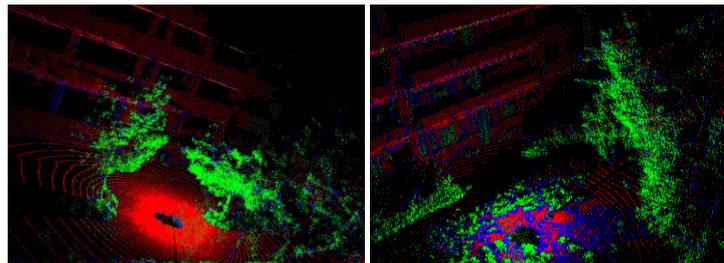
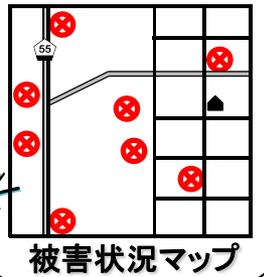
自然災害による被害の大きい我が国で提案技術が開発されることは、人道面、産業面の両面で大きな意義があり、また我が国の最新技術を同様の自然災害に苦しむ諸外国への援助・輸出等にもつなげられることに出来るという言う意味で、大きな社会的・経済的効果がある。



自己位置推定・周辺被害状況の計測・認識



距離センサと全方位センサを搭載した移動ロボット



距離画像とカラー画像によるシーンの認識・被害状況の認識
赤、青：地面、構造物
緑：樹木等



レーザー距離データとは？

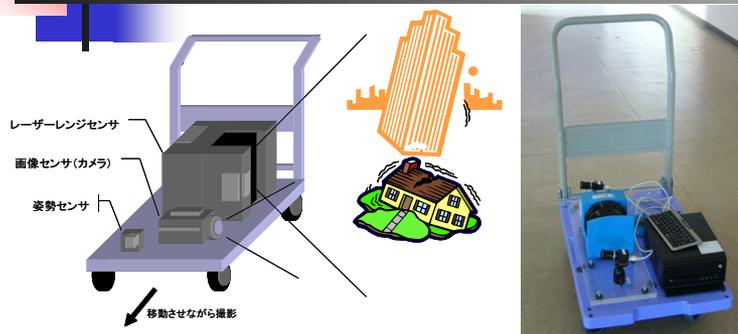
- レーザーを使って三次元形状(方向+奥行き)を獲得する
- 建築, 文化財のデジタル化等に利用



研究開発項目

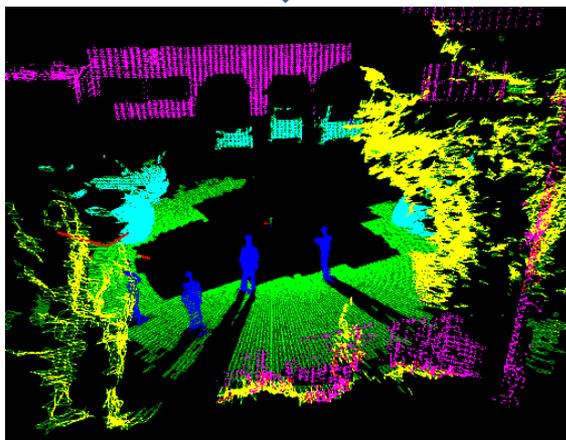
- 計測システム
 - レーザースキャンロボット、台車センサー
- 3Dデータからのシーン認識
 - 3Dデータからの物体認識
 - 被害箇所認識
- 3Dデータからの地図作成
 - インターネット地図(Google Map)との統合提示
- 災害環境への適用
 - 物体認識結果の避難シミュレーションへの応用

研究項目の関連性

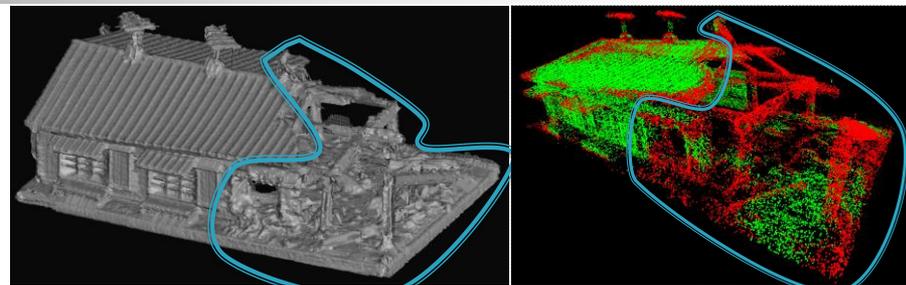


台車型レーザーレンジセンサで災害地計測

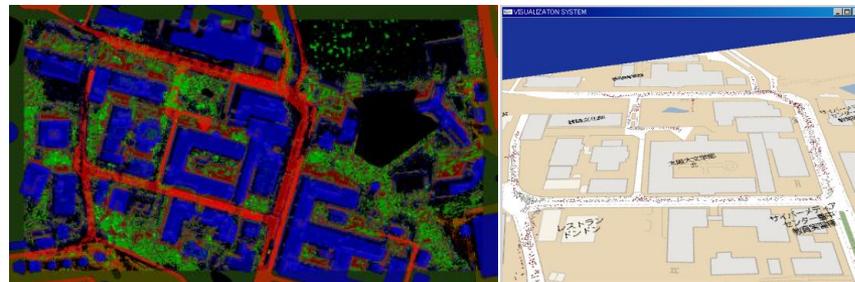
三次元幾何データ



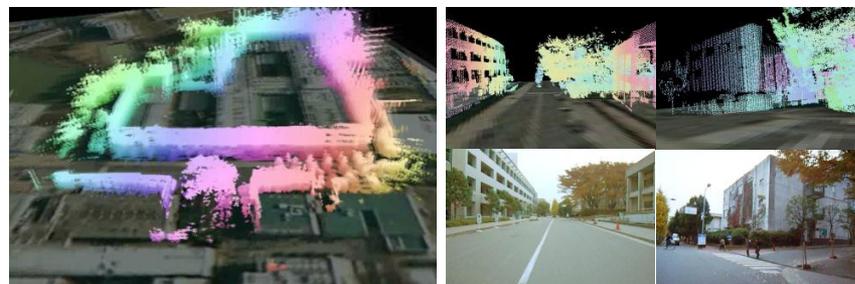
領域を認識(建物・樹木・人・車両など)



災害(崩壊)建物の自動認識(緑:非崩壊, 赤:崩壊)

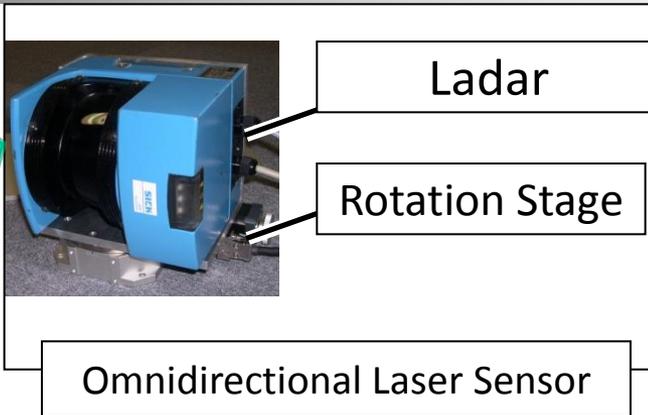
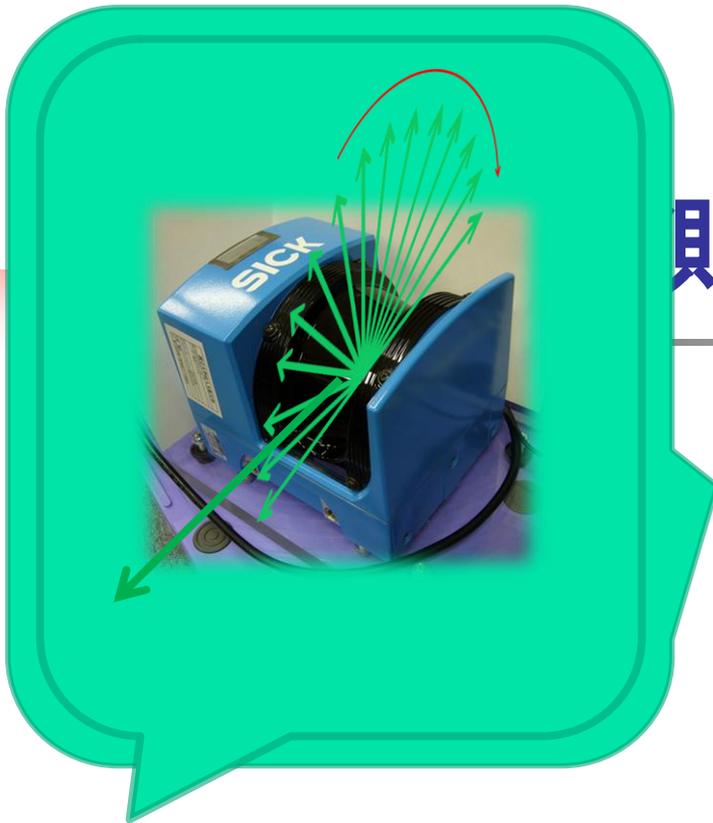


災害状況下での避難シミュレーション

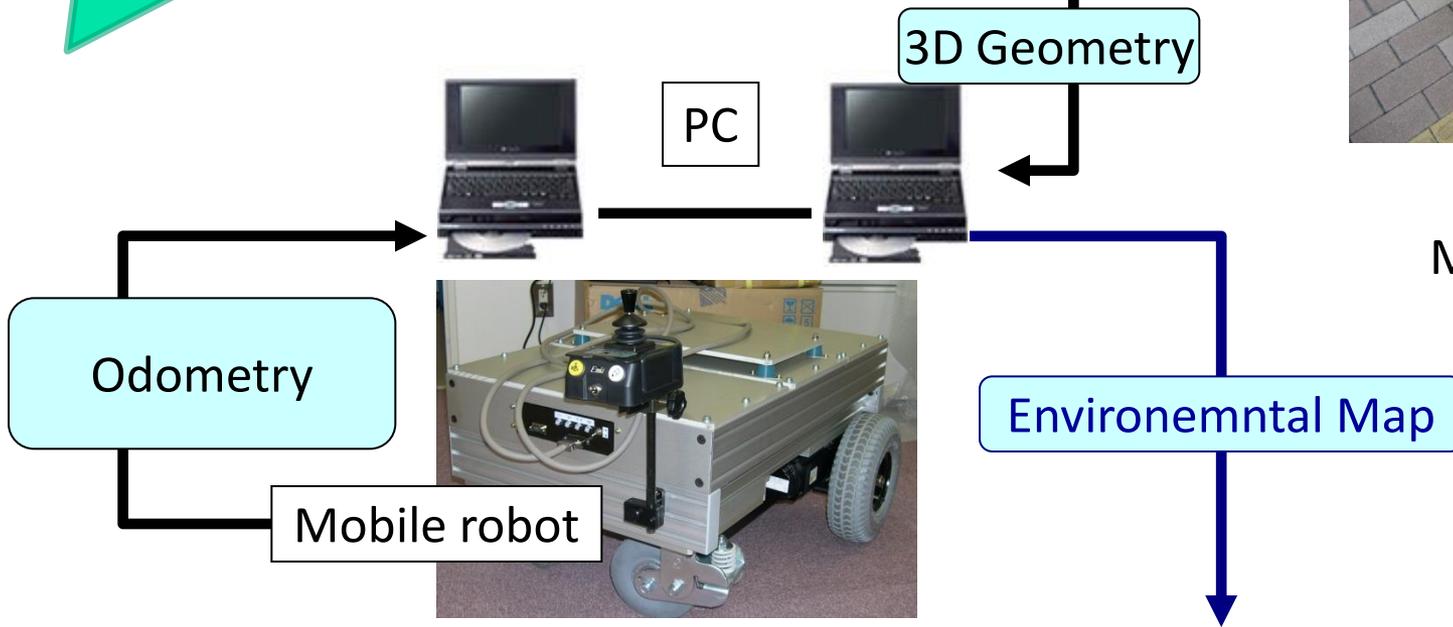


三次元デジタルマップ(3Dグーグルマップ)

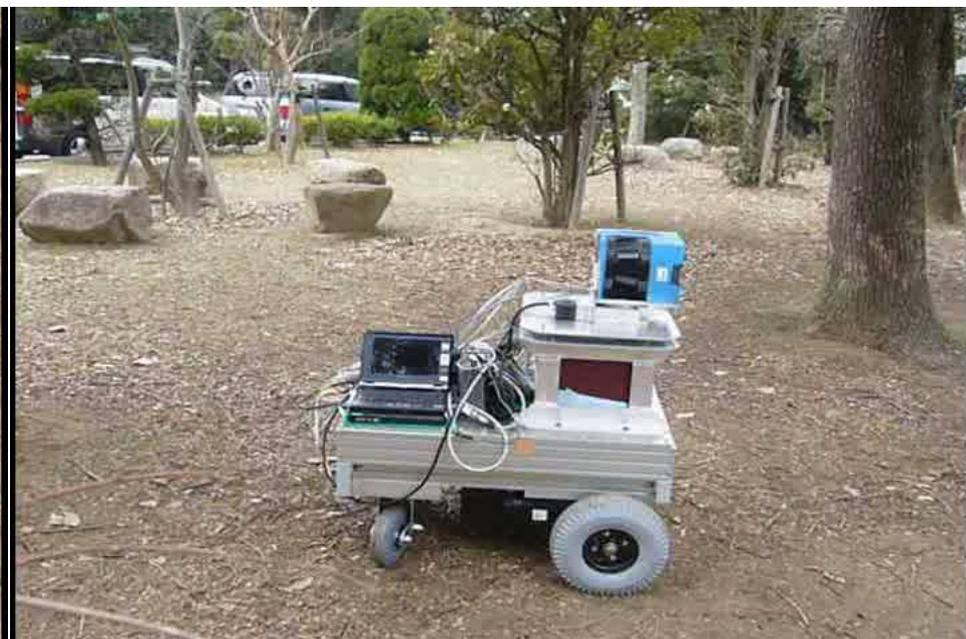
自律ロボットシステム



Laser scan
Mobile robot

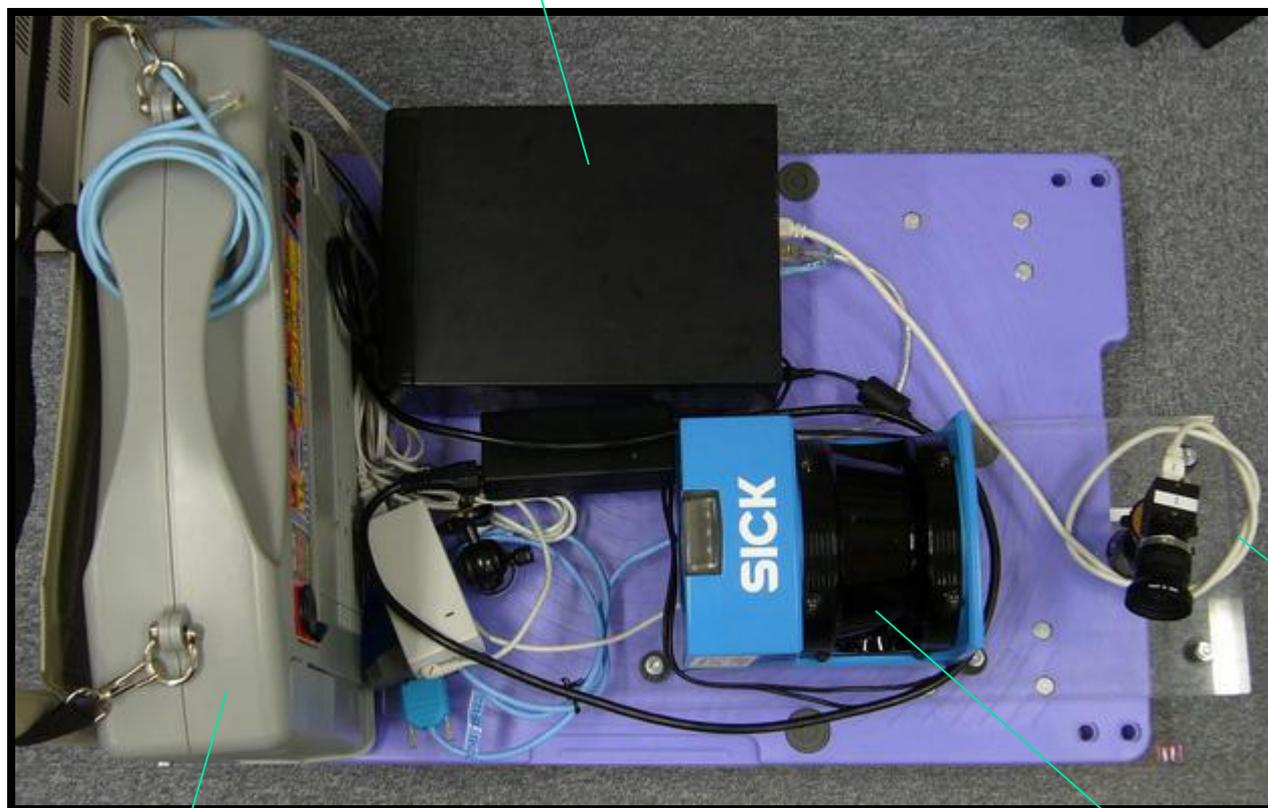


計測の様子(ロボット)



機器の構成 (台車型レーザーセンサ)

制御用PC



カメラ
(自己位置推定)

バッテリー

レーザーレンジセンサ(形状計測)

計測の様子(台車型センサ)

30.3FPS 25.5ms 136/1131 15.7sec [0] Map: 1309P, 3KF Camera Pos: -0.04151 -0.07832 0.1532

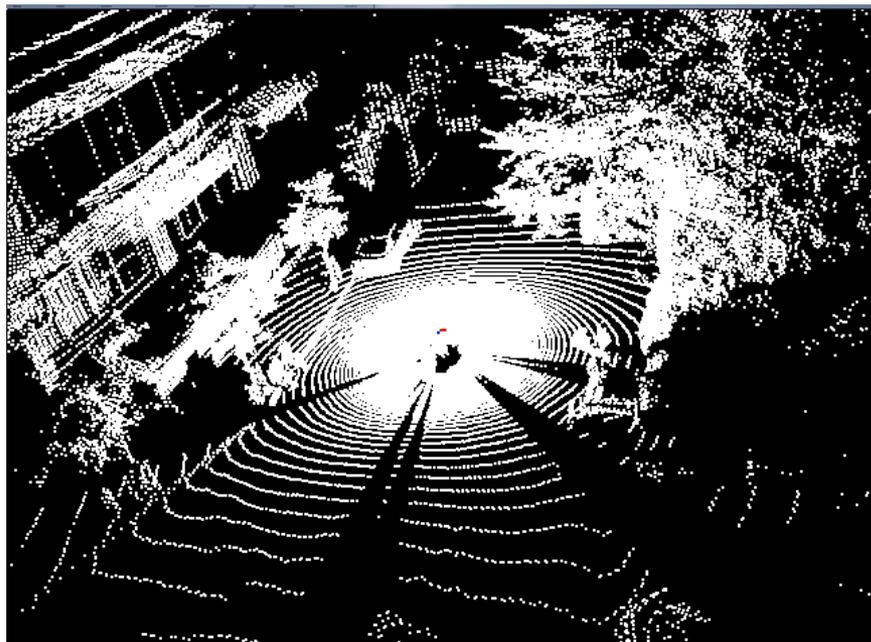
64.8FPS 15.4ms 206/1131 13.7sec [0] Tracking Map, quality good Found: 156/138 0/0 37/34 154/171 Map: 547P, 3KF



距離データの認識

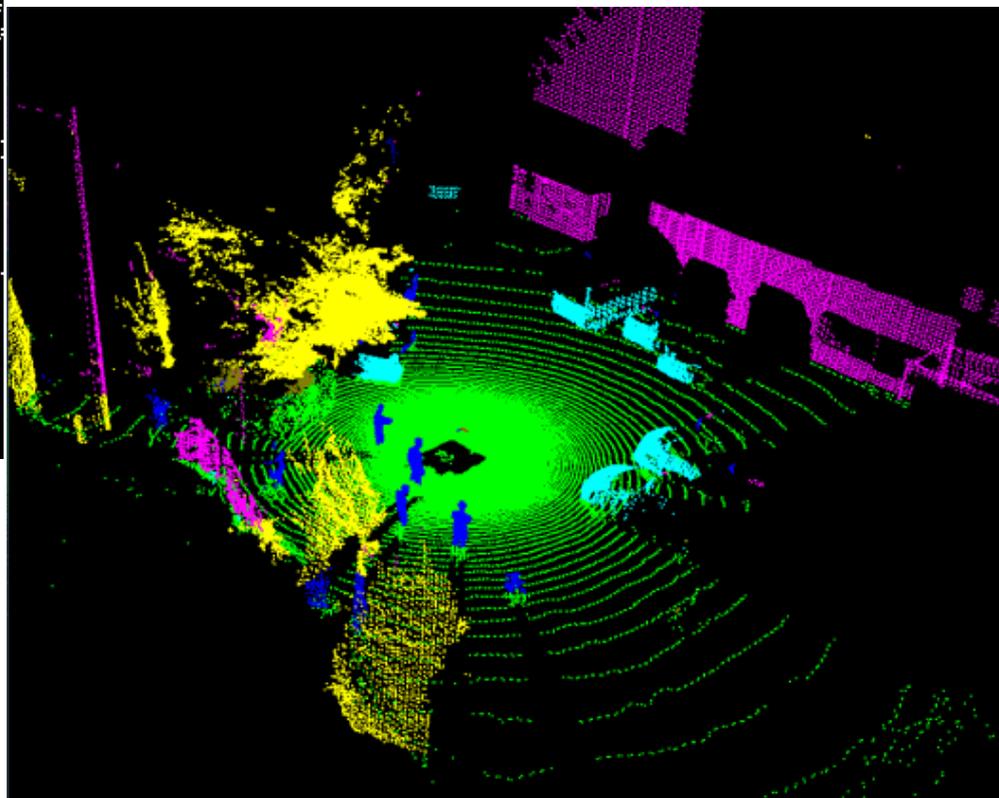
- 距離データだけでは何も分からない
 - **距離データの認識**が重要
- 応用例
 - ITS, 被災状況認識
 - シーン中の物体: 建物、人、車両、etc
 - どこが被害を受けているか?
 - デジタル文化財データ
 - 3D遺跡データの認識
 - ダメージを受けた箇所を見つける

距離画像認識の例



Range data (source)

Result





MMM-Classification法による 距離画像認識[ICRA2009]

- **MMM-Classification**
 - **Micro(小領域)、Meso(中領域)、Macro(大領域) 情報を使った認識法**
- Micro-classification
 - 距離データ各点での局所特徴
- Meso-classification
 - 物体サイズの情報
- Macro-classification
 - シーン全体に対するエネルギー最適化問題

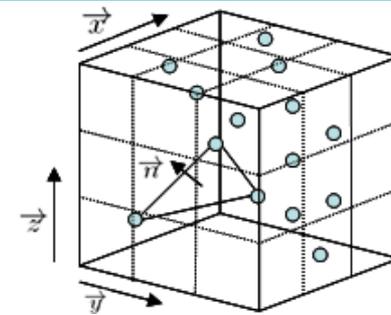
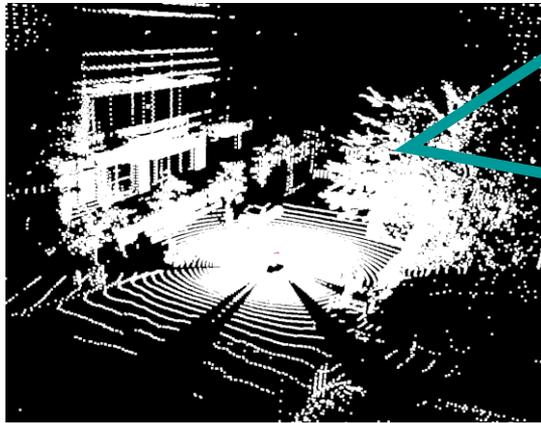


手法の流れ

- 正解データを準備しデータベースに保存
 - k-means++法でデータセットを量子化
- 地面領域を削除
- 入力データから特徴ベクトルを取得する
- 入力データと正解データとの相関をk-NNにより評価し、クラス所属確率を得る
- 全体エネルギーをMarkov Random Fieldsにより最適化する

局所特徴: Local Shape Histogram

- Separate space around point into blocks
- Each block corresponds to bin of a histogram
- Count number of points in each bin



Local Coordinates

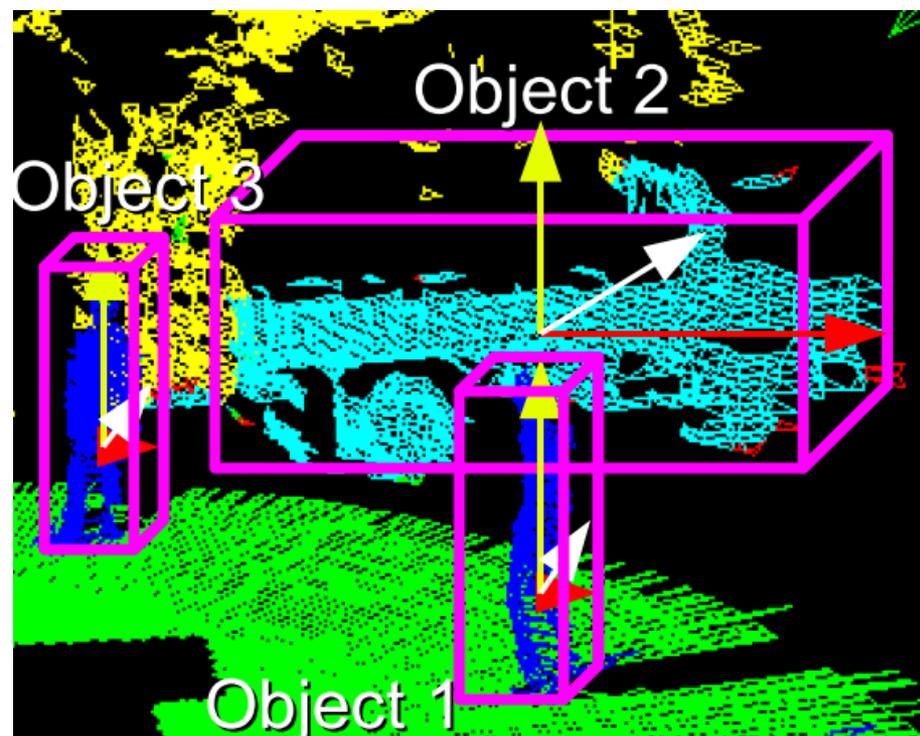
Point Distribution



Local Shape Histogram

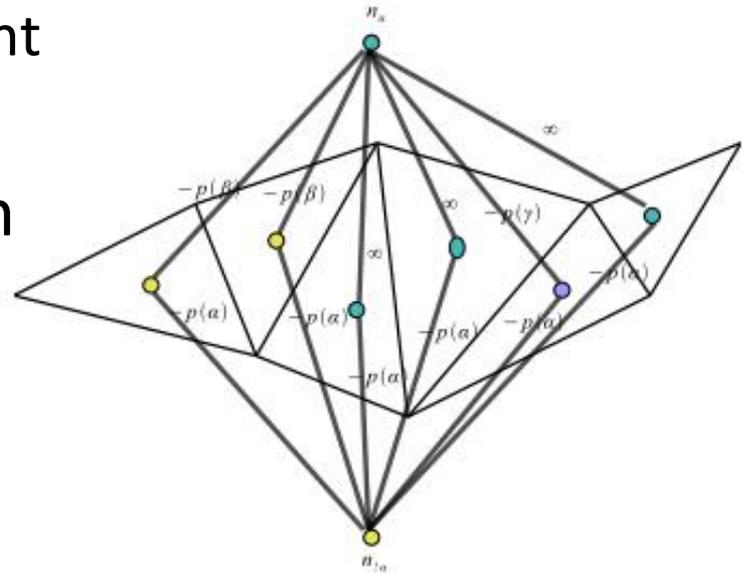
Meso: オブジェクトサイズ

- 分離されたオブジェクトの大きさを共分散行列で表現する
- 入力データに対して最も近い大きさの物に尤度を与える



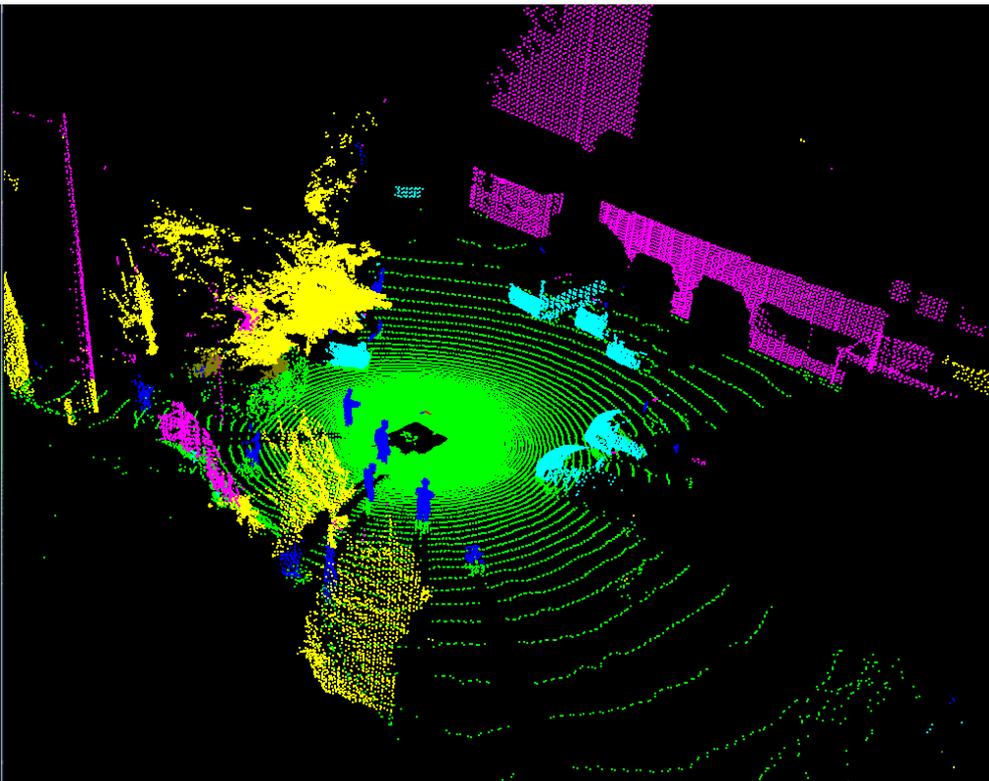
Macro: マルコフランダム場

- マルコフランダム場
 - Node potential: $P(l)$
 - Edge potential: large constant if nodes have same label, small constant if nodes have different label
- Find pseudo-optimal solution using alpha expansion (Graph-Cut).

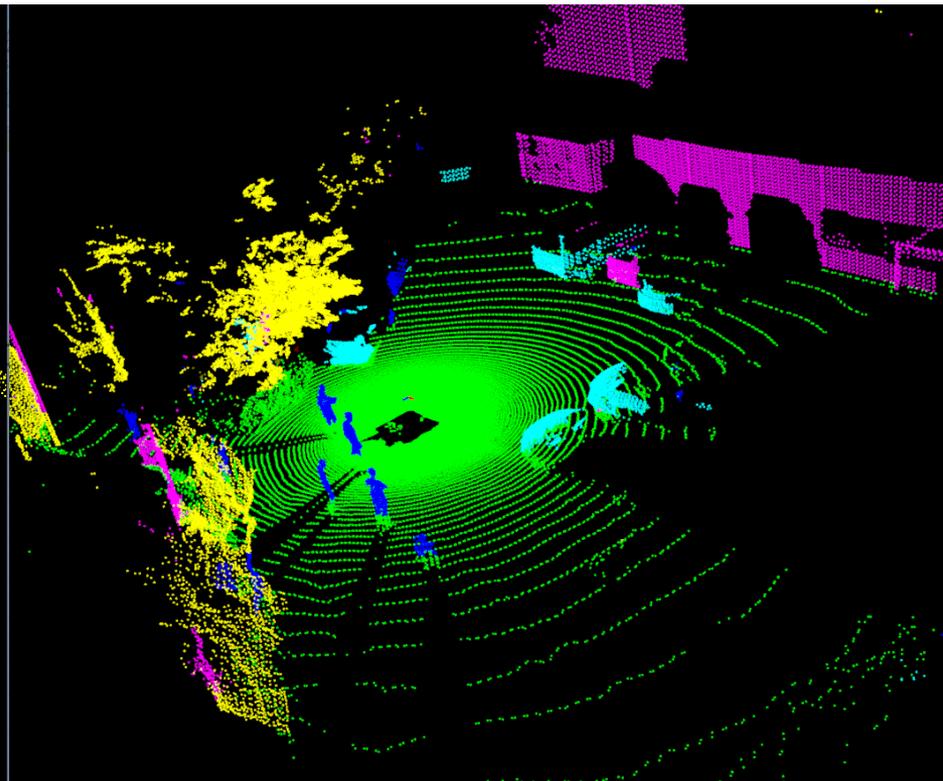


認識結果

Ground Truth



Result



認識結果

TABLE I: Total recognition rate for MMM-classification

		Detected						Recall
		Ground	Tree	Building	Step	Car	Person	
Actual	Ground	284971	144	104	10	1	36	99.90%
	Tree	147	137121	2607	5	105	384	97.69%
	Building	299	10010	72185	0	88	269	87.12%
	Step	5	59	2	203	133	0	50.50%
	Car	50	32	1398	0	14628	241	89.47%
	Person	15	249	0	0	0	26684	99.00%
Precision		99.80%	92.88%	94.61%	91.44%	97.81%	94.30%	

TABLE II: Total recognition rate for only local shape histograms with alpha expansion

		Detected						Recall
		Ground	Tree	Building	Step	Car	Person	
Actual	Ground	284971	144	104	10	1	36	99.90%
	Tree	148	132492	6913	5	356	455	94.39%
	Building	299	9835	72288	0	79	299	87.33%
	Step	5	59	2	203	129	4	50.50%
	Car	50	478	2466	1	13070	284	79.95%
	Person	15	249	0	0	0	26684	99.02%
Precision		99.80%	92.46%	88.40%	91.03%	95.86%	93.97%	

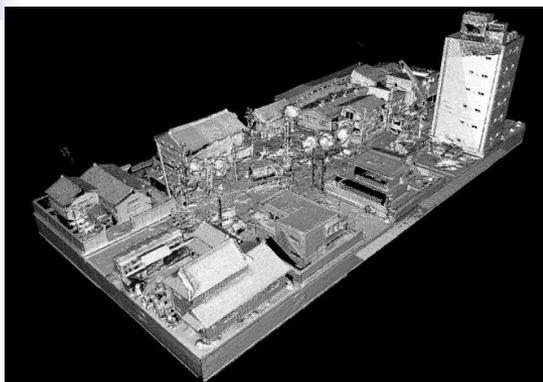
三次元データからの被害領域の認識

- 取得した街の3Dデータからどこが被災しているか?を知りたい
- 一方で…
 - 被災した街(建物)のデータを取ることは難しい



- (機械学習により)正常なデータのみから被災(異常)が生じた領域を見つける

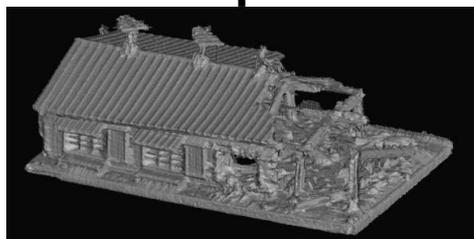
災害(異常)領域の認識手法



教師データ(正常な建物)

ランダムに選択した注目点まわりの
特徴ベクトルを取得し
データベース化

注目点をランダムに選択
注目点まわりの特徴ベクトルを得る



認識対象

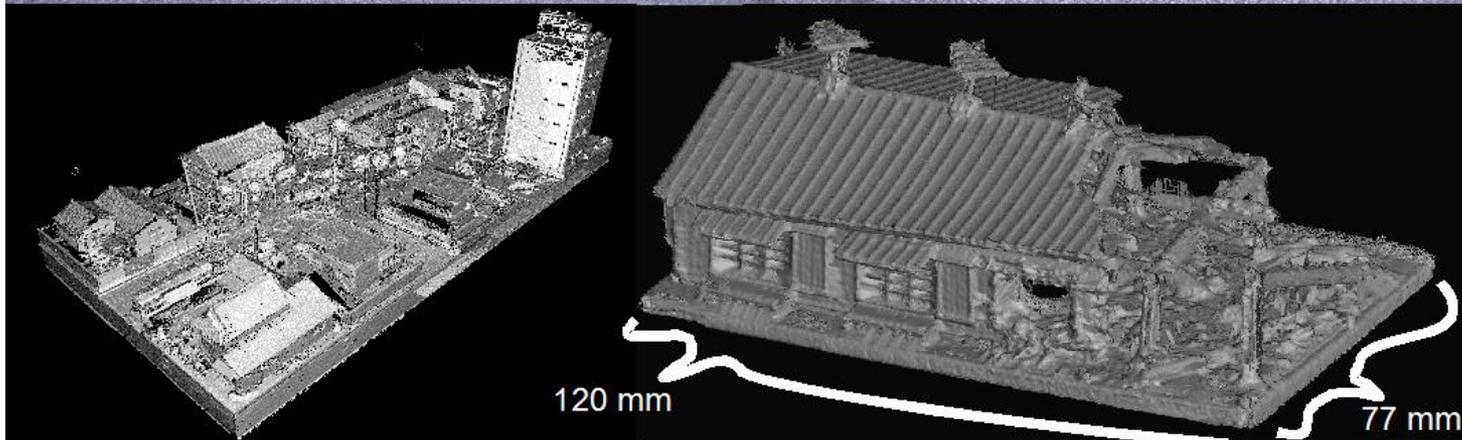
認識対象の
注目点の
最近傍ベクトルを
DBから探索

ベクトル間の距離が
閾値を越えた点を
倒壊点とする

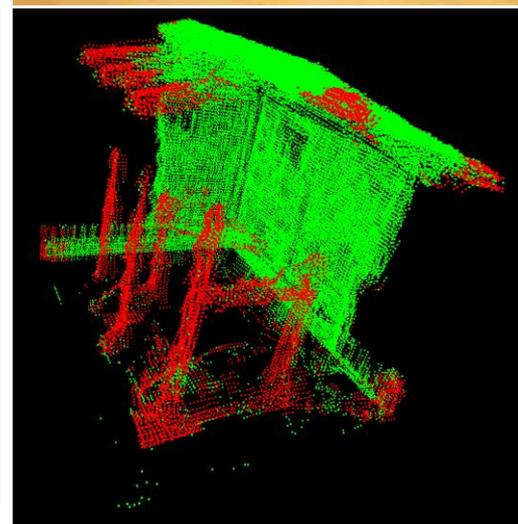
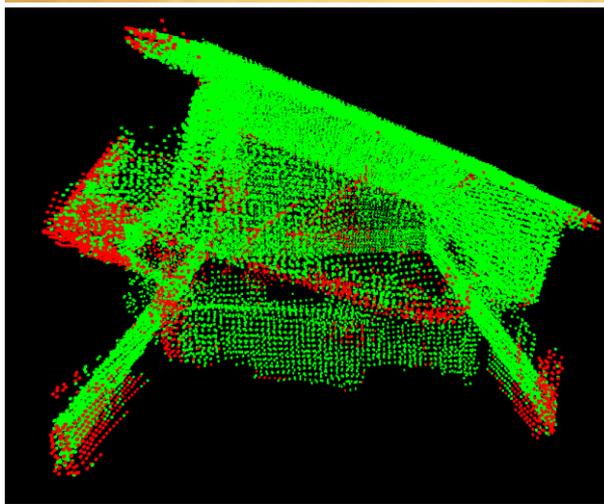
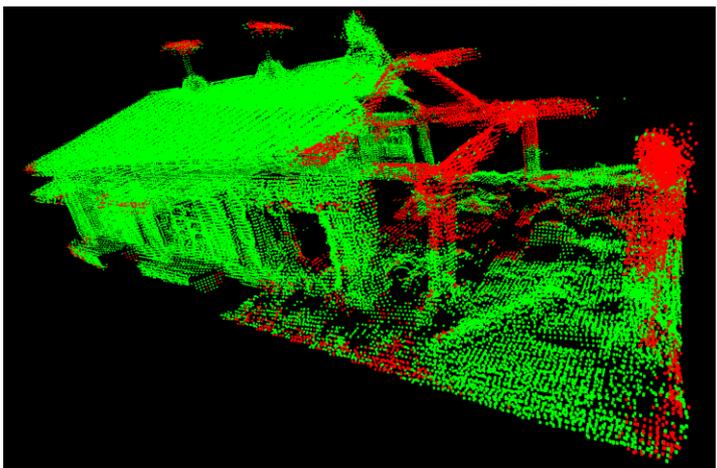
倒壊部分を認識

災害状況の認識

- ミニチュアモデルを用いた実験



認識結果



認識率

		全点数	正常と認識された点数	異常と認識された点数	異常率
建物1	正常	170612	171516	4496	2.6 %
	異常	147486	129563	17923	12.2 %
建物2	正常	109173	107321	1852	1.7 %
	異常	64172	57567	6605	10.3 %
建物3	正常	105554	103475	2079	2.0 %
	異常	68040	58376	9664	14.2 %

デジタル3D地図

■ デジタル3Dマップ

■ 既存システム(e.g. Google earth)

- 地図 + 衛星(航空)画像 + 建物CADモデル
- CADモデル: 単純な幾何形状、手動作成

➡ 3D距離データとこのようなデジタル3Dマップを統合



Google Map (Earth)



Google Map + Range Image

提案手法

- Google Map を用いる(Map and Satellite)
 - Easy to obtain world-wide map data
- 本手法で取得した距離データ



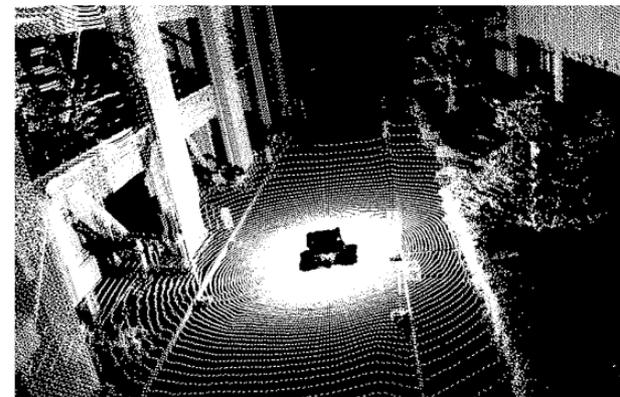
- ユーザーはGoogle Mapの領域から距離画像が得られたおおよその場所を指定すると、システムが自動的に場所を判定

問題

- 視点が全く異なる
 - Google Map = from upward, Range image = from ground



- 両画像を**共通のクラス表現** (e.g. building, tree, roads and etc.) に変換しマッチングを行う。



提案手法

Google Map Images



Range Images



1

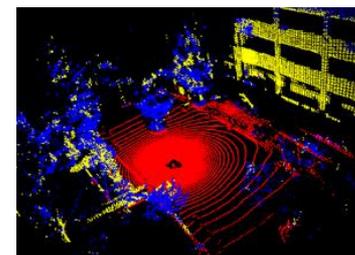
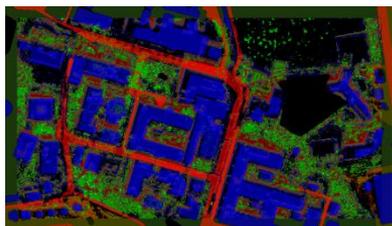
認識

2

認識

3

認識結果に基づく
マッチング

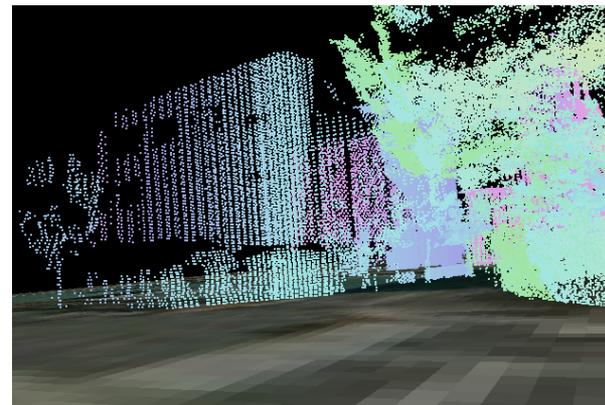
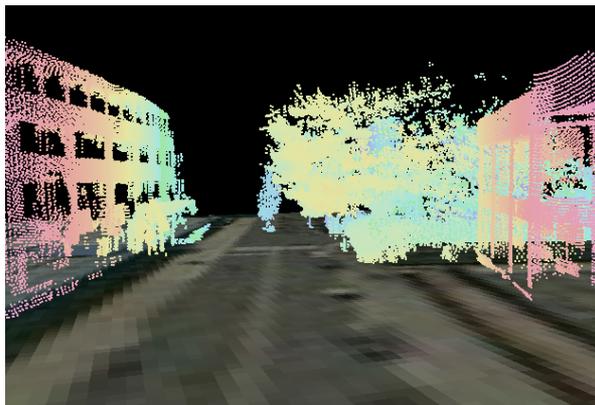
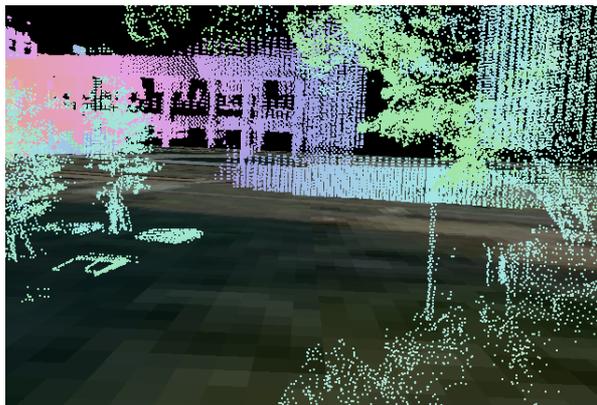


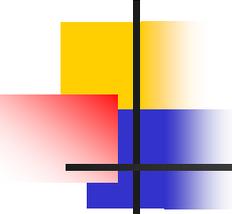
結果

デジタル3D地図作成結果 (レーザー距離データ+GoogleMap)



実シーンとの比較



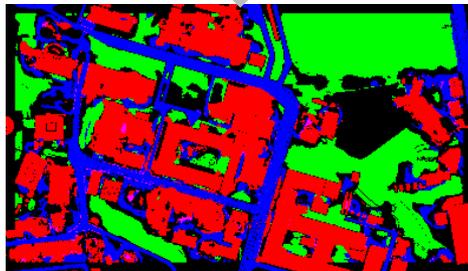
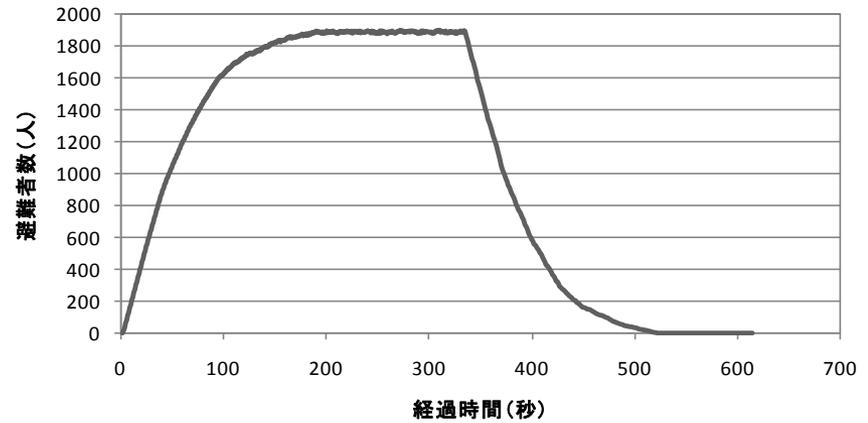


認識結果を用いた 災害状況避難シミュレーション

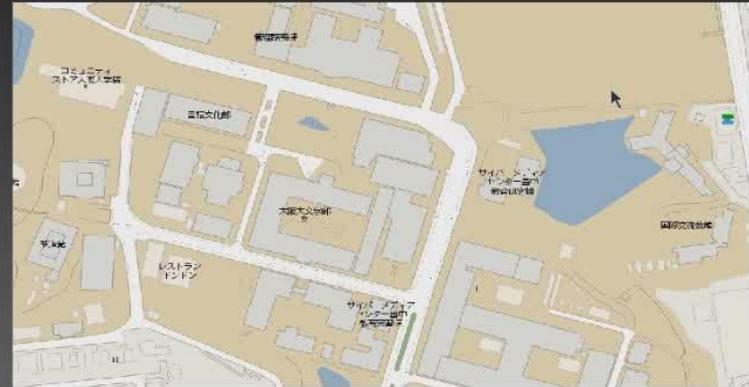
- 建築物内における避難行動予測の重要性
 - 災害事例の数には限りがある
 - 実物大実験は安全上やコスト上問題がある
- マルチエージェント型避難シミュレーション
 - 個々の人間をエージェントとしてモデル化
 - 各分野で人間の行動モデルが提案されている
- 大規模災害発生時の広域避難
 - 屋外空間では、災害によって避難経路が通行不能になることで避難や救助が遅れ、人的被害をさらに増大させることが危惧されることから、より迅速な被害状況を把握することが重要である。

Social Force型避難行動モデルの開発と
地図データベースを利用した広域避難シミュレーション

地図データベースを利用した広域避難シミュレーション



航空画像・地図画像による
経路情報データ生成



8000人で避難シミュレーション
フレームレート20fps ※動画は早送り



まとめ

- 本プロジェクトでは、屋外シーンの距離データを用いて災害状況の認識を行うための手法を確立した。
- 具体的には、以下の技術の開発を行った。
 - ロボット型距離センサ、台車型距離センサ
 - 距離画像の認識法
 - 災害状況の認識法
 - 距離画像への地図データへのマッピング法
 - 認識距離画像データからの災害避難シミュレーション法
- 一連の技術開発により、距離画像データの災害状況への適用する可能性が示されたと考えている。
- 実災害シーン(類似環境含む)での実験を行う必要