

# 全周距離画像を用いた屋外環境の種別推定

○大音雄輝 鄭好政 岩下友美 倉爪亮 (九州大学)

## 1. はじめに

自動走行車や移動ロボットが、人通りの多い道路や静かな住宅街、込み合う駐車場など、刻々と変化する周囲環境の様子を正確に認識できれば、状況に応じた速度制限の設定や制御システムの変更などの適応的な動作が可能になる。これまでに著者らは、主に屋内での移動ロボットに対する周囲環境の識別手法を提案し、実験により有効性を検討してきた [1][2]。

本稿では、屋外環境での周囲環境の識別に焦点を当て、例えば Velodyne HDL-32e など全周型レーザスキャナから得られる全周距離画像を用いた、リアルタイム処理の可能な環境識別手法を提案する。提案手法では、3次元形状記述子として、全周距離画像との親和性の高い Spin-Images [3] を利用する。

提案手法は、まず様々な環境を移動して全周距離画像を計測し、Spin-Images に変換してデータベースに蓄積する。その後、サポートベクターマシンに Spin-Images と環境種別の関係を学習させる。識別時には、同様して得られた全周距離画像の Spin-Images から、学習したサポートベクターマシンを用いて環境種別を推定する。

本稿では、リアルタイム種別推定の前段階として、あらかじめ用意した屋外全周距離画像データセットを用いて、提案手法の性能評価実験を行った結果を報告する。

## 2. レーザスキャナを用いた屋外環境推定

提案手法では、3次元レーザスキャナから得られる点群データを用いて、屋外での周囲環境の種別を識別する。本章では、開発した手法の詳細を述べる。

### 2.1 Spin-Images

Johnson らは、形状モデルの頂点の法線ベクトルに対し、それを軸とした円柱面に周囲の頂点を投票して得られる Spin-Images を提案し [3][4]、それを用いた曲面上の対応点の探索手法を提案した [5]。

Spin-Images は、図 1 に示すように、注目頂点の法線方向を基準として、周囲の頂点を 2次元パラメータ  $(\alpha, \beta)$  で表し、 $(\alpha, \beta)$  を添字とする 2次元配列上に投票する。3次元から 2次元への射影には式 (1) を用いる。

$$S_O : R^3 \rightarrow R^2$$

$$S_O(x) \mapsto (\alpha, \beta) = \left( \sqrt{\|x - p\|^2 - (n \cdot (x - p))^2}, n \cdot (x - p) \right) \quad (1)$$

ただし、 $p$  は基準となる頂点の位置、 $n$  は頂点  $p$  における法線ベクトル、 $x$  は周囲の頂点である。投票された頂点はバイリニア補間により離散化され、2次元濃淡画像である Spin-Images が生成される。ある物体に対し、3枚の Spin-Images を生成した場合の例を図 2 に示す。

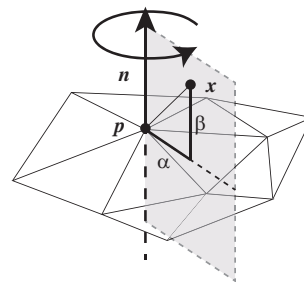


図 1: Spin-Images の生成手法

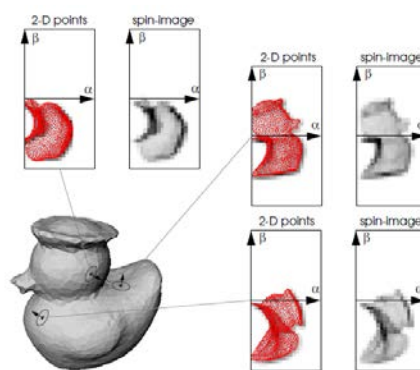


図 2: Spin-Images 生成例 ([5] より引用)

### 2.2 屋外環境の種別の識別

本手法では、予め学習データとして、様々な屋外環境で得られた点群データから Spin-Images を生成する。すなわち、レーザスキャナの設置位置を注目頂点とし、地面に鉛直な法線ベクトルを軸とする円柱面に、1データ内の点群全てを投票することで環境全体の特徴を 1枚の Spin-Images で記述する。これを異なる種別の環境で場所を変えて繰り返し行い、それぞれの種別で多数枚の Spin-Images を得る。その後、サポートベクターマシンにより空間種別と Spin-Images の関係を学習する。識別時には、同様にレーザスキャナで得られた点群から Spin-Images を作成し、サポートベクターマシンにより環境の種別を識別する。Spin-Images は単純な座標変換で求められることから、計算コストが小さく、リアルタイム処理に適していると考えられる。

## 3. 実験

### 3.1 大規模点群データセット

Spin-Images による空間識別性能を評価するため、屋外環境の種別の識別実験を行った。使用したデータセットは、著者らが独自に作成した、3次元レーザスキャナ (Faro Focus 3D) により取得された大規模点群データセットである。レーザスキャナの最大計測距離は 150m、

表 1: カテゴリ毎のデータ数

	Scene							TOTAL
	1	2	3	4	5	6	7	
Coast	14	14	16	12	17	14	16	103
Forest	16	16	17	18	16	16	17	116
ParkingIn	16	16	13	15	17	13	15	105
ParkingOut	15	17	16	15	15	14	16	108
Residential	14	16	14	15	16	15	16	106
Urban	16	17	16	16	15	16	16	112
TOTAL	91	96	92	91	96	88	96	650

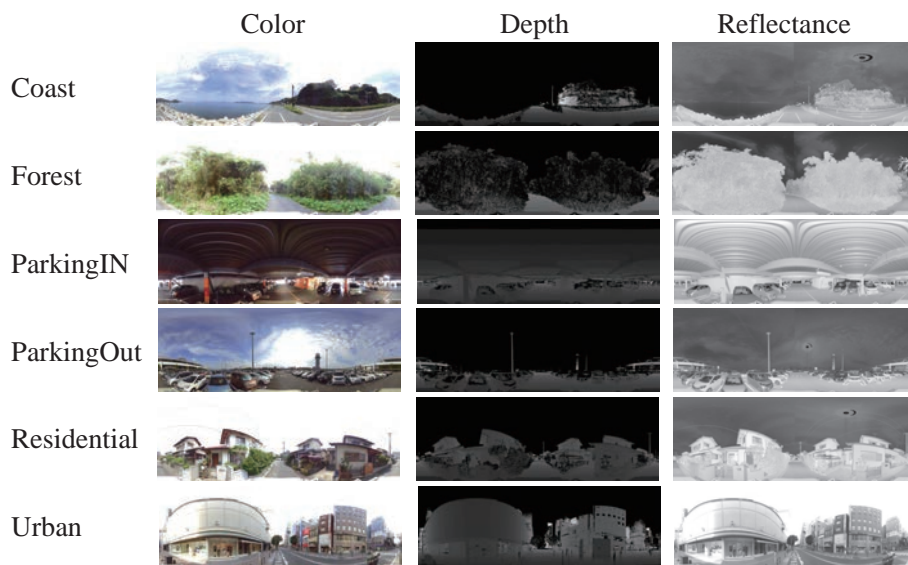


図 3: データセット内の画像の例

測定角度は水平 360 度, 垂直 300 度, 角度解像度は垂直方向, 水平方向共に 0.009 度である。

対象とする環境は Coast(沿岸), Forest(森), ParkingIn(屋内駐車場), ParkingOut(屋外駐車場), Residential(住宅街), Urban(市街地) の 6 種類であり, カテゴリ毎に 7 箇所計 100 枚以上の距離データを取得した。データ総数は 650 枚である。詳細を表 1 に, 得られた画像の一例を図 3 に示す。ただし, レーザスキャナからは, カラー, 距離, 反射率画像の 3 つが得られるが, 本実験では距離画像のみを用いた。

Spin-Images は前述の通り一つの距離データに対して 1 枚生成し, 画像サイズは  $101 \times 201$  とした。生成した Spin-Images の一例を図 4 に示す。

識別実験は, 各カテゴリから 1 箇所をランダムに選択し, その箇所撮影した全てデータをテストデータ, 残りの箇所の全てのデータを学習データとして用い, テストデータの正答率を評価した。これを学習データ, テストデータの組み合わせを変えて 10 回繰り返す, 正答率の平均値を求めた。

ただし, サポートベクトルマシンのカーネルには球面調和関数 (RBF) を用い, LIBSVM ライブラリ [7] を

用いて 1 対 1 法 [6] により多クラス分類を行った。RBF カーネルのパラメータ  $C$ ,  $\gamma$  の最適値は, 当たり法により  $C \in [2^{-5}, \dots, 2^{15}]$ , および  $\gamma \in [2^{-14}, \dots, 2^3]$  の範囲で求めた。

### 3.2 実験結果

表 2 と表 3 に識別結果の混合行列と全体の正答率を示す。カテゴリ毎の正答率を見ると, ParkingIn~Urban が 92~100% であるのに対し, Coast と Forest が 74~76% 程度と低いことが分かる。これは, レーザスキャナの性質上, 海の点群データが取得できないことと, 沿岸に木が生えていたために, 極めて似た Spin-Images が生成されたためと考えられる。一例として, Coast と Forest で得られた Spin-Images を図 5 に示す。これより, 両者は酷似していることがわかる。

一方で, ParkingIn~Urban は識別が容易であり, 全体の正答率も 89% 程である。これより, 対象によっては Spin-Images により屋外環境の形状特徴が正しく記述されていることがわかる。

表 2: 実験結果

	Coast	Forest	ParkingIn	ParkingOut	Residential	Urban
Coast	74.15%	19.73%	0%	5.44%	0.68%	0%
Forest	17.37%	76.05%	0%	2.40%	4.19%	0%
ParkingIn	0%	0%	100%	0%	0%	0%
ParkingOut	7.14%	0%	0%	92.86%	0%	0%
Residential	0%	1.32%	0%	0%	98.68%	0%
Urban	1.25%	3.13%	0%	0%	0%	95.63%

表 3: 実験結果

CCR	Variance
89.43%	2.65%

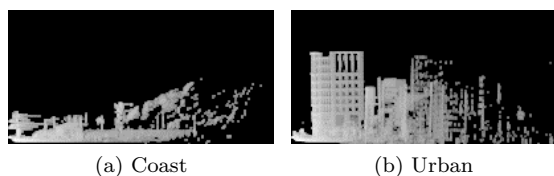


図 4: Spin-Images の例

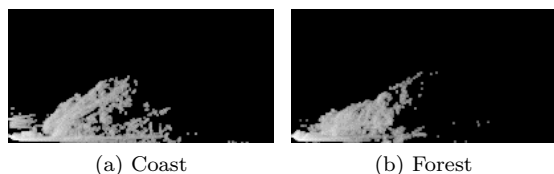


図 5: Spin-Images の例

#### 4. まとめ

本稿では、3次元レーザスキャナにより取得した屋外環境の点群データを用いて、Spin-Imagesによる空間認識実験を行った。Spin-Imagesは見えの情報を持たないため、点群分布が似ている環境の識別は困難であるが、環境によっては高い識別結果が得られることを確認した。

今後は、屋外環境の種別のリアルタイム識別の実現を目指し、リアルタイム全方向レーザスキャナ (Velodyne HDL-32E) を用い、新たなデータセットの取得を行う。Velodyne HDL-32E で取得したデータセットは、今回使用した FARO Focus 3D と比較して点群の点数が少ないため、処理速度の向上が見込める。一方、点数が少ないために識別性能は低下すると考えられる。そこで、新たなデータセットに対しても評価実験を行うとともに、実際にレーザスキャナを車載して走行中のリアルタイム種別識別実験を行っていく予定である。

本研究は文部科学省科学研究費補助金基盤研究 (A) (課題番号 26249029) の支援を受けた。

#### 参考文献

- [1] Oscar Martinez Mozos, Hitoshi Mizutani, Hojung Jung, Ryo Kurazume, Tsutomu Hasegawa, Categorization of Indoor Places by Combining Local Binary Pattern Histograms of Range and Reflectance Data from Laser Range Finders, *Advanced Robotics*, Vol.27, No.18, pp.1455-1464, 2013.
- [2] Oscar Martinez Mozos, Hitoshi Mizutani, Ryo Kurazume, Tsutomu Hasegawa, Categorization of Indoor Places Using the Kinect Sensor, *Sensors*, Vol.12, No.5, pp.6695-6711, 2012.
- [3] A. Johnson, Spin-Images: A Representation for 3-D Surface Matching, Ph.D. Dissertation, The Robotics Institute, Carnegie Mellon University, 1997.
- [4] A. Johnson and M. Hebert, Object recognition by matching oriented points, *Proc. Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR '97)*, pp.684-689, 1997.
- [5] A. Johnson and M. Hebert, Surface Matching for Object Recognition in Complex 3-D Scenes, *Image and Vision Computing*, Vol.16, pp.635-651, 1998.
- [6] S. Knerr, L. Personnaz, and G. Dreyfus, Single-layer learning revisited: a stepwise procedure for building and training a neural network, in *Neurocomputing: Algorithms, Architectures and Applications*, J. Fogelman, Ed. Springer-Verlag, 1990.
- [7] C.-C. Chang and C.-J. Lin, LIBSVM: A library for support vector machines, *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, vol. 2, pp. 27:1-27:27, 2011, software available at <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>.