

# 2次元Local Ternary Patternを用いた レーザスキャナによる屋外種別推定

鄭 好政 (九大) 岩下 友美 (九大) Oscar M. Mozos (Univ. of Lincoln) 倉爪 亮 (九大)

## 1. はじめに

移動ロボットにとって周囲空間の種別の識別は、安全な移動の実現や人間とのコミュニケーション能力の向上 [1, 2]、文脈に基づく高次タスクの実行 [3] など多くの利点がある。本稿では、特にレーザスキャナを用いて得られた距離とテクスチャ情報を基に、屋外環境の種別を識別するための新たな特徴量 2次元 Local Ternary Pattern (2D-LTP) を提案する。本特徴量は、レーザスキャナから時空間的に同期して得られる距離画像とテクスチャ画像（リフレクタンス画像）に対し、それぞれの局所特徴の相関パターンを 3 値で表現するものである。実験の結果、従来テクスチャ解析などで提案されている Local Binary Pattern (LBP) に比べて、より少ない次元数で高い識別性能を有することを確認した。

## 2. レーザスキャナを用いた空間識別

本稿では、一般的なレーザスキャナから得られる 2 種類の情報（距離情報をリフレクタンス（反射強度）情報）を用いて、屋外環境の種別を識別する。両者は、同一のレーザパルスから得られることから、時空間的に完全に同期した情報である。図 1 に例を示す。距離画像は対象の幾何形状を表し、リフレクタンス画像は表面のテクスチャによる反射率の差を表したものである。

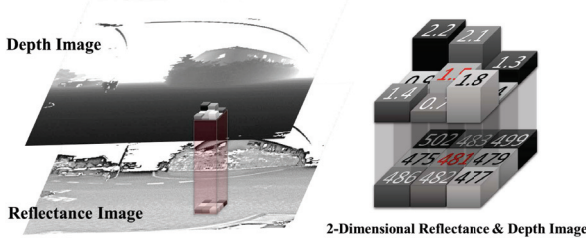


図 1 距離画像とリフレクタンス画像

### 2.1 2次元 Local Ternary Pattern (2D-LTP)

提案する 2 次元 Local Ternary Pattern (2D-LTP) は、距離、リフレクタンス画像それぞれの局所特徴を、両者の共起性に基づき 3 値に分類したものである。

$I_{Ref}(i), I_{Dep}(i)$  をそれぞれリフレクタンス画像  $I_{Ref}$ 、距離画像  $I_{Dep}$  中のピクセル  $i = (x, y)$  の画素値、 $N_{P,Ref}(i), N_{P,Dep}(i)$  をその  $P$  近傍のピクセルの集合とする。また  $P$  近傍の画素値の平均値を  $m_{Ref}, m_{Dep}$ 、中心画素（つまり  $i$ ）の画素値を  $c_{Ref}, c_{Dep}(= I_{Ref}(i), I_{Dep}(i))$  とする。

2D-LTP では、図 2 に示すように、中心画素値もしくは平均値を、 $P$  近傍の画素値  $I_{Ref}(j), I_{Dep}(j)$ （ただし  $j \in N_{P,Ref}(i), N_{P,Dep}(i)$ ）と比較する。ここで、もし

$m_{Ref}$  (あるいは  $c_{Ref}$ )  $> I_{Ref}(j)$  かつ  $m_{Dep}$  (あるいは  $c_{Dep}$ )  $> I_{Dep}(j)$  ならば 2 を、 $m_{Ref}$  (あるいは  $c_{Ref}$ )  $< I_{Ref}(j)$  かつ  $m_{Dep}$  (あるいは  $c_{Dep}$ )  $< I_{Dep}(j)$  ならば 1 を、それ以外なら 0 を画素  $j$  に与える。これを  $P$  近傍の周囲画素の全てに対して行い、得られた値を順に 3 進数で統合し、画素  $i$  に格納する。すなわち、

$$I_{LTP,NI}(i) = \sum_{j=0}^{P-1} s(I(j) - m)3^j, \forall j \in N_P(i), \quad (1)$$

$$I_{LTP,CI}(i) = \sum_{j=0}^{P-1} s(I(j) - c)3^j, \forall j \in N_P(i), \quad (2)$$

ただし、

$$s(x) = \begin{cases} 2 & \text{if } x_{Ref} \geq 0 \text{ and } x_{Dep} \geq 0 \\ 1 & \text{if } x_{Ref} < 0 \text{ and } x_{Dep} < 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

であり、 $I_{LTP,NI}(i)$  は周辺画素の平均値を用いた場合、 $I_{LTP,CI}(i)$  は中心画素値を用いた場合である。この計算をすべての画素に対して行い、距離画像とリフレクタンス画像の局所特徴を、共起性に基づき 3 値でラベル付けした 2D-LTP 画像を得る。

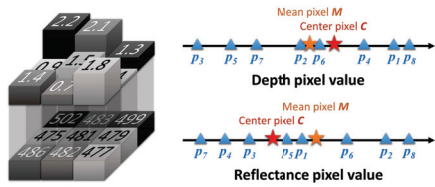
次に、得られた 2D-LTP 画像の特徴量として、画像内の 2D-LTP のヒストグラム ( $H_{2D-LTP}$ ) を求める。 $P = 8$  (8 近傍) の場合、ヒストグラムのビン数 (次元数) は  $3^8 = 6561$  個となる。さらに、レーザスキャナから得られる情報には、測定範囲外、あるいは鏡面反射や吸収のためデータが欠落した部分が存在し、それらを NAN としてヒストグラムのビンに加える、これにより、距離とリフレクタンス画像の組から計算される 1 枚の 2D-LTP 画像から、6562 次元の特徴ベクトル  $H_{global}$  が得られる。

$$H_{global} = \{H_{2D-LTP}, NAN\} \quad (4)$$

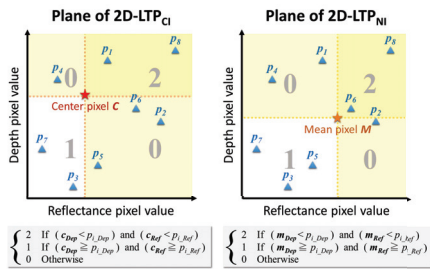
最後に、 $H_{global}$  の次元を削減するために、多くの画像に対して得られた  $H_{global}$  をまとめて特異値分解を適用し、より少ない次元数の特徴ベクトル  $H_{svd}$  を得る。後述する実験では、次元削減により得られるベクトルは 25 次元とした。

### 2.2 空間の種別の識別

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距離画像、リフレクタンス画像に対して特徴ベクトル  $H_{svd}$  を求める。実際の識別時には、得られた学習データを基に、サポートベクターマシンにより環境の種別を識別する。

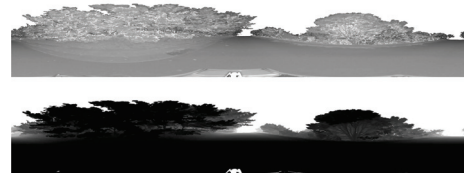


(a) 局所領域の画素値

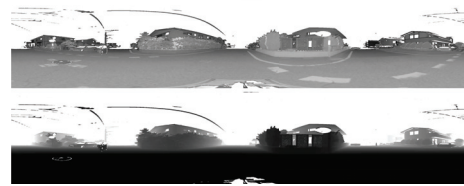


(b) 3 値による共起性の分類

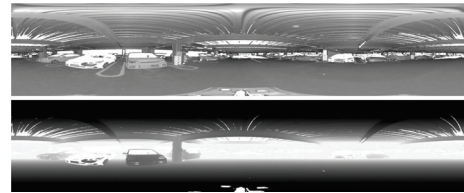
図 2 2次元 Local Ternary Pattern, 2D-LTP



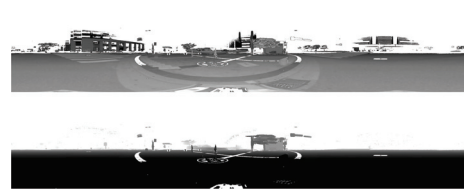
Forest



Residential area



Parking



Urban

図 4 対象とした環境 (Forest, Residential area, Parking, Urban)

### 3. 屋外環境の種別の識別実験

#### 3.1 実験手順

提案した新たな特徴量 (2D-LTP) の性能を評価するため、屋外環境での空間種別の識別実験を行った。実験では、屋外環境の適当な位置に 2 次元レーザスキャナ (SICK LMS151) を設置し、垂直軸周りに回転させて周囲 360 度の距離、リフレクタンス画像を取得した (図 3)。レーザスキャナの最大計測距離は 50m, 角度解像度は上下方向に 0.25 度, 回転方向に 0.01 度である。

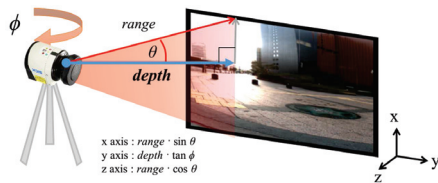


図 3 レーザスキャナによる環境計測

対象とした環境は Forest (森), Residential area (住宅街), Parking (駐車場), Urban (市街地) の 4 種類であり、それぞれのカテゴリで場所を変えて計測を繰り返し、合計で 143 組の距離、リフレクタンス画像を取得した。表 1 にカテゴリごとの枚数を、図 4, 5 にそれぞれの環境での距離、リフレクタンス画像の例と、住宅街での LBP, 2D-LTP の計算例を示す。

#### 3.2 実験結果

表 2 に、従来手法である LBP と提案手法である 2D-LTP の識別性能を示す。LBP<sub>U4</sub> は、ノイズの影響を低減するために提案された Uniformity criteria[4] を適用した場合である。これより、本稿で提案した 2D-LTP は、従来手法である LBP に比べて、より少ない次元数で、同等あるいは高い識別性能が得られることがわかる。

表 1 カテゴリごとのデータ数

Category	Total
Forest	36
Residential	31
Parking	32
Urban	44
Total	143

### 4. まとめ

本稿では、レーザスキャナを用いた環境識別に対して、距離画像とリフレクタンス画像の局所特徴の共起性を利用した新たな特徴量 2D-LTP を提案した。また屋外環境でレーザ計測した距離、リフレクタンス画像を用いて、4 カテゴリの識別実験を行い、提案手法の優位性を確認した。

#### 謝辞

本研究の一部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

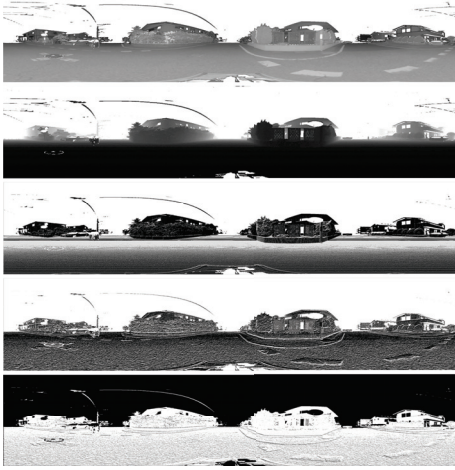


図5 住宅街の例 (上からリフレクタンس画像, 距離画像,  $LBP_{Ref}$ ,  $LBP_{Dep}$ ,  $2D-LTP_{NI}$ )

表2 識別結果 (CCR)

Feature	Pattern	Dimension	CCR [%]
$LBP[4]$	Binary	514	79.42
$LBP_{U4}[4]$	Binary	514	84.09
$2D-LTP_{CI}$	Ternary	25	81.93
$2D-LTP_{NI}$	Ternary	25	93.49

#### 参考文献

- [1] Hendrik Zender, O Martínez Mozos, Patric Jensfelt, G-JM Kruijff, and Wolfram Burgard. Conceptual spatial representations for indoor mobile robots. *Robotics and Autonomous Systems*, 56(6):493–502, 2008.
- [2] Andrzej Pronobis and Patric Jensfelt. Large-scale semantic mapping and reasoning with heterogeneous modalities. In *Robotics and Automation (ICRA), 2012 IEEE International Conference on*, pages 3515–3522. IEEE, 2012.
- [3] Cyrill Stachniss, Óscar Martínez Mozos, and Wolfram Burgard. Efficient exploration of unknown indoor environments using a team of mobile robots. *Annals of Mathematics and Artificial Intelligence*, 52(2-4):205–227, 2008.
- [4] Oscar Martinez Mozos, Hitoshi Mizutani, Hojung Jung, Ryo Kurazume, and Tsutomu Hasegawa. Categorization of indoor places by combining local binary pattern histograms of range and reflectance data from laser range finders. *Advanced Robotics*, 27(18), 2013.