

大阪大学 1

## 実空間確率場表現に基づく 三次元点群物体の推定手法の提案と評価

大阪大学 大学院情報科学研究科  
情報ネットワーク学専攻 村田研究室  
佐藤 広章

1

2

### 研究背景

- 実空間理解を伴うネットワークサービス
- 画像や動画に対する物体識別技術
  - 物体の位置やカテゴリを識別
  - 実世界情報に対して高い識別精度での取得が必要
    - 自動車の自動運転や自動走行型ロボットの自律制御など
- ディープラーニングなど機械学習を用いた研究が活発
  - どのようなルールにより物体識別結果を導いているかを人間が理解するのは困難
  - 我々人間が備えている実空間の知識情報が考慮されていない
    - 台所とソファが隣接する可能性は低いなど

深層学習

カテゴリによって色分け  
茶色：ソファ、黄緑：床、など

A. Dai, A. X. Chang, M. Sava, M. Haber, T. Funkhouser and M. Nießner, "ScanNet: Richly-Annotated 3D Reconstructions of Indoor Scenes," 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Honolulu, HI, 2017, pp. 2432-2443

2

3

### 研究目的と内容

- 研究目的
  - 実空間を確率的な場として表現することに取り組む
  - 物体カテゴリの確率的な重ね合わせによって表現される場
  - 確率場表現に基づいた物体推定手法を提案
- 研究内容
  - 多数のデータから物体の位置関係をともに隣接情報を取得
  - 物体隣接に対する相関関係を統計的に算出
  - 確率場表現に基づいた物体推定手法として応用例を提示
  - 事前知識を考慮したセグメンテーション予測

3

4

### 実空間情報の確率場表現

- 実空間情報
  - 実空間に存在する物体の位置やカテゴリの情報に着目
  - 3次元点群データを使用
    - 頂点ごとの空間座標 (X, Y, Z) と色 (R, G, B) の情報をまとめたデータ
- 確率場表現
  - 物体の存在確率分布
    - 各カテゴリの物体数から存在確率を算出
  - 物体の隣接確率分布
    - 各カテゴリの物体に対してどのカテゴリの物体が隣接しているかの確率を算出
- 物体抽出手法
  - 物体カテゴリごとの点群データから、密度ベースクラスタリングによって物体位置を取得
  - 隣接は物体の重心点間距離を使用して判定

密度ベースクラスタリング  
&  
重心点計算

4

5

### 使用した実空間情報

- ScanNet データセット<sup>[1]</sup>
  - 屋内 3次元点群データのデータセット
  - 1613 部屋分のシーンに対して、座標情報と色情報を持つデータの集合
  - 21 種類のシーンタイプ、20 種類の物体カテゴリから構成
    - シーンタイプ：規模の小さいもの（浴室、押入、倉庫など）から大きなもの（アパート、教室、図書館など）まで
    - 物体カテゴリ：右表の 20 種類

wall	picture
floor	counter
cabinet	desk
bed	curtain
chair	refrigerator
sofa	shower curtain
table	toilet
door	sink
window	bathub
bookshelf	other furniture

屋内3次元点群データ

[1] A. Dai, A. X. Chang, M. Sava, M. Haber, T. Funkhouser and M. Nießner, "ScanNet: Richly-Annotated 3D Reconstructions of Indoor Scenes," 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Honolulu, HI, 2017, pp. 2432-2443

5

6

### 取得した確率場表現

- 壁と床を除く物体カテゴリ 18 種類の存在確率を算出
  - 各カテゴリのみの点で構成された点群に対して密度ベースクラスタリング
  - 点群データの取得時に生じるノイズや鮮明度の違いを反映
- 存在確率分布
  - table, chair, door など、一般的な部屋に置かれる家具の存在確率が高い
  - other furniture は、piano, display, trash can などが分類され、様々な家具が含まれたため存在確率が高い
  - cabinet や desk は 使用したデータセットで多く含まれるシーンタイプ (bed room / hotel, living room / lounge, office など) によく表れる家具であるため高い

Category	Prob	Category	Prob
cabinet	7.54	counter	2.11
bed	4.98	desk	6.26
chair	19.61	curtain	1.27
sofa	3.44	refrigerator	1.28
table	22.52	shower curtain	0.41
door	8.56	toilet	0.81
window	5.55	sink	1.45
bookshelf	3.55	bathub	0.57
picture	2.35	other furniture	7.76

6

### 取得した確率場表現 7

- 壁と床を除く物体カテゴリー 18 種類の隣接確率を算出
  - 物体の重心点の距離関係から隣接を取得
- 隣接確率分布
  - 同一カテゴリーの隣接確率が総じて高い
    - bookshelf は 92% → 本棚の隣に本棚が置かれる性質が反映
  - 取得した隣接情報
    - shower curtain, toilet, bathtub は相互的に隣接確率が高い
    - chair の隣接は、table: 38%, desk: 8% (chair: 48%)
    - toilet の隣に refrigerator は存在しない
  - 例外的な隣接情報
    - bed の隣に toilet が 1 件 (0.005%) 発生
      - シーンの中で壁を挟んだ物体の隣接が反映されているもの
      - 壁を挟むなどに対して、現実空間と取得情報の差異をなくす

	bookshelf	chair	door
bookshelf	92.6	1.6	1.6

	shower curtain	toilet	bathtub
shower curtain	23.0	19.0	25.0
toilet	8.3	25.1	11.0
bathtub	17.6	17.8	45.9

	chair	table	desk
chair	48.1	38.9	8.0
table	17.7	79.8	0.2
desk	23.2	1.2	64.6

7

### 取得した確率場表現 8

- シーンタイプ別 (隣接確率分布)
  - Bathroom
    - 全データと同様に、同一カテゴリーの隣接確率が総じて高い
    - shower curtain, toilet, sink, bathtub に関連する隣接関係が強く出現
      - shower curtain, toilet, sink, bathtub の存在確率も他のシーンタイプに比べて高いため
    - 物体と cabinet, door との隣接が多く検出
      - 部屋の規模が小さい、物体数が多いため
  - Bedroom / hotel
    - 全データと同様に、同一カテゴリーの隣接確率が総じて高い
    - chair と table, desk の隣接、shower curtain, toilet, bathtub の隣接が多く検出
    - 全データと比べて、window と curtain の隣接、desk と bookshelf の隣接が多く検出

8

### 確率場表現を用いた物体推定手法 9

#### 確率場表現を事前知識として利用したベイズ推定

- セグメンテーション予測 (SparseConvNet<sup>[2]</sup> 手法)
  - 予測確率: 機械学習を用いて、物体が各カテゴリーであると予測した確率
  - 予測ラベル: 機械学習で取得した予測確率に対して、確率が最も高いカテゴリー
- 事前知識を用いた物体の確度修正
  - セグメンテーション予測の予測確率  $P(x)$  からベイズ推定により事前知識  $g(z_k|x)$  を含めた事後確率  $P(x|z_{1:k})$  を算出

$$P(x|z_{1:k}) = \frac{G(z_k|x) \times P(x|z_{1:k-1})}{\sum_{x' \in X} G(z_k|x') \times P(x'|z_{1:k-1})}$$

$$G(z_k|x) = p_{z_k}(z_k) \times g(z_k|x) + (1 - p_{z_k}(z_k)) \times (1 - g(z_k|x))$$

$$P(x|z_{1:k}) = pA(x)$$

$p_A(x)$ : セグメンテーション予測による物体 A のカテゴリー x の予測確率  
 $P(x|z_{1:k})$ : 物体の k 個の隣接物体  $z_{1:k}$  とその予測ラベルを  $z_{1:k}$  とするとき、 $z_{1:k}$  を観察下での物体の予測確率  
 $g(z_k|x)$ : カテゴリー x である物体の隣接物体  $z_k$  に対する隣接確率

[2] B. Graham, M. Engelcke and L. v. d. Maaten, "3D Semantic Segmentation with Submanifold Sparse Convolutional Networks," 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Salt Lake City, UT, 2018, pp. 9224-9232

9

### 確率場表現を事前知識として利用したベイズ推定の評価結果 10

- 多クラス分類の性能指標数値による評価
  - Accuracy (正解率): すべてのデータのうち正解であった割合
  - Precision (適合率): クラス  $L_i$  と予測したものの中の正解の割合
  - Recall (再現率): クラス  $L_i$  データのうち正しく予測された割合
  - F1-Score (F-尺度): Precision と Recall の調和平均

	Accuracy (正解率)	Precision (適合率)	Recall (再現率)	F1-score (F-尺度)
ベイズ推定適用前	65.3%	60.1%	59.9%	60.0%
ベイズ推定適用後	67.5%	70.8%	62.4%	66.3%

適合率は 10% 上昇、再現率は 3% 上昇したが依然として低いクラスが多い  
 ⇒ ・ベイズ推定を適用することで一定の物体予測の補正を達成  
 ・ベイズ推定では補正できなかった物体予測も多数存在

10

### 確率場表現を事前知識として利用したベイズ推定の評価結果 11

- 確率場表現により物体オブジェクトの確度が最大 75% 向上
  - 予測ラベルと事後ラベルが正解ラベルである場合のみを抽出
  - 全区分で事後確率が予測確率を上回り、物体オブジェクトの確度を強化している
    - 予測確率が高い領域では、予測確率自体が高いため効果は薄れる
    - 予測確率が低い領域 (特に、予測確率が 0.3~0.5) で効果が顕著に

正解ラベルデータに対する予測確率と事後確率の相関

11

### 確率場表現を事前知識として利用したベイズ推定の評価結果 12

- 物体識別の正解率への影響
  - 予測ラベルが間違い ⇒ 事後ラベルが正解 のパターン (ピンク色)
  - 予測ラベルが正解 ⇒ 事後ラベルが誤り のパターン (緑色)
- 予測確率が低い (0.5 ~ 0.6) 時に、事前知識を用いて物体識別が可能
  - 予測確率が 0.8 以上では、予測ラベルが間違いラベルに変化したパターンが出現
  - 予測確率によっては、ベイズ推定を適用せずセグメンテーション予測を保持

予測ラベルが変化するパターンに対する予測確率分布

12

- **まとめ**
  - 実空間情報を確率的な場として表現
  - 取得した確率場を用いた事前知識にもとづく物体推定手法への応用例を提示
    - 事前知識を用いた物体の確度修正として、予測確率の変化を確認
- **今後の課題**
  - 複数の実空間情報を合わせた確率場表現の獲得
  - 時系列を含めた実空間情報の確率場表現の獲得
  - セグメンテーション予測の結果によるアップデートなど