

大阪大学

1

三次元点群データを用いた 実空間確率場表現に基づく 物体推定手法の提案と評価

大阪大学基礎工学部情報科学科
村田研究室
佐藤広章

2

研究背景

- 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. Halber, 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

3

本報告における研究目的と内容

- 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
 - 3次元点群データの欠落箇所の物体推定
 - 事前知識を考慮したセグメンテーション予測

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

5

使用した実空間情報

- ScanNet データセット^[1]**
 - 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. Halber, 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

6

取得した確率場表現

- 壁と床を除く物体カテゴリ 18 種類の隣接確率を算出**
- 隣接確率分布**
 - 同一カテゴリ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	bathub
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

確率場表現を用いた物体推定手法

7

● 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^[2] 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 $P(A)$ からベイズ推定により事前知識 $P(X|A)$ を含めた事後確率 $P(A|X)$ を算出

$$P(A|X) = \frac{P(X|A)P(A)}{P(X)} = \frac{P(X|A)P(A)}{\sum_k P(X|A)P(A)}$$

- $P(A)$: セグメンテーション予測による物体のカテゴリー A の予測確率
- $P(A|X)$: 物体の隣接物体集合とその予測ラベルを X とするとき、 X を観察下での物体の予測確率
- $P(X|A)$: カテゴリー A である物体の各隣接物体 X に対する隣接確率の重み付き平均

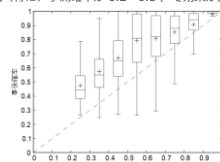
[2] B. Graham, M. Engelcke and L. v. d. Maaten, "3D Semantic Segmentation with Submanifold Sparse Convolutional Networks," 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Salt Lake City, UT, 2018, pp. 9224-9232

事前知識を用いた物体の確度修正の評価結果

8

● 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
- 全区間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 0.2~0.3) 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

事前知識を用いた物体の確度修正の評価結果

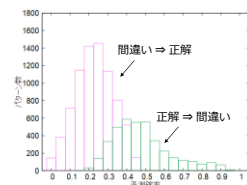
9

● 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 (0.3 以下) 時に、事前知識を用いて物体識別が可能

- 予測確率が 0.3~0.6 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
- 一部のデータでは、トイレの座面を chair と予測 → タンク部分を toilet ⇒ table と誤って修正
- シーンタイプを特定し、シーンタイプ別の確率場表現を使用



予測ラベルが変化するパターンに対する予測確率分布

まとめと今後の課題

10

● 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
 - 欠落箇所のカテゴリー推定
 - 1513 シーンに対して 1 点を欠落させたカテゴリー推定を 100 回 → 71.22% の正解率
 - 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

- 屋外の実空間情報の確率場表現の獲得
- 事前知識の更新: セグメンテーションの予測結果を用いるなど