

事前情報を利用した単一画像からの道路認識

○入江 清 (千葉工業大学), 友納 正裕 (千葉工業大学)

Road Recognition From a Single Image Using Prior Information

Kiyoshi Irie (Chiba Institute of Technology), Masahiro Tomono (Chiba Institute of Technology)

Abstract— This paper presents a road recognition method that utilizes digital street maps and camera positions as prior information. Our method classifies superpixels in a single image into several object classes by combining likelihood calculated by a SVM and the prior information. We tested our method using images collected in an urban environment to find that the prior information significantly improved the recognition quality.

1. 緒言

移動ロボットの屋外ナビゲーションにおいて自己位置推定は重要な技術課題の一つである。自己位置推定には事前にロボットを走行させセンサデータを収集し、詳細な地図を作成しておく方法がしばしば用いられるが、この方法にはロボットが初めて訪れる場所でのナビゲーションには利用できないという問題がある。筆者らはそれに対し、人間のために作られた既存の電子地図を使用することでロボットが未訪問の環境でも自己位置推定を可能にする方法を提案してきた¹⁾²⁾。ここで解決しなければならなかった課題は、既存の電子地図はロボット自身のセンサデータにより構築する地図に比べ情報量が少なく、地図とセンサ観測を単純に対応付けることができないということであった。

筆者らの方法はこの課題に対し、地図中にどのような物体が存在するかの事前知識と、センサによる物体認識とを組み合わせることによって道路境界の認識と自己位置の推定を同時に行う確率的フレームワークにより解決しようとするものである¹⁾。自己位置推定の成否は認識能力に大きく依存するため、その性能向上が課題である。本稿ではそのうち単一画像からの認識に着目して、その性能向上のため Support Vector Machine (SVM) による分類と事前情報とを組み合わせる認識を行う手法を提案する。既報の研究ではステレオカメラにより三次元情報と画像特徴の両方を用いたが、今回は画像単独での認識性能を向上させることを目的とし、将来的に三次元情報と組み合わせた時の全体としての性能向上を目指す。

提案手法は SVM による観測尤度と、地図および自己位置を元に計算する事前確率とを組み合わせ、事後確率を最大にする分類結果を得るものである。屋外都市環境における評価を通し、提案手法によって画像からの特徴だけでは認識が困難な物体に対する認識性能を改善することができ、全体としての認識精度が大

幅に向上することが確認できた。

2. 関連研究

移動ロボットのナビゲーションのため、ロボットのセンサデータから詳細な地図を事前に作成しておき、その地図上で自己位置推定を行う手法が数多く提案されてきた³⁾⁴⁾⁵⁾。この種類の方法はつくばチャレンジなどで成功しているが⁶⁾、地図作成のためにロボットを事前に走行させるなどのコストが必要であり、またロボットが初めて訪れる場所におけるナビゲーションには利用できないという問題がある。筆者らの手法は人間のために作られた既存の電子地図を使用することでこれらの問題点を解決するものである。

筆者らの手法は認識と事前情報によってセンサデータと地図情報の対応付けを行うことが鍵である。認識を利用した自己位置推定手法の従来研究として、三浦らによる手法がある⁷⁾。彼らの手法では、画像を小領域に分割し、SVM により建物・植物・空などに分類して事前に収集した画像の分類結果と比較を行う。これに対し、提案手法は SVM を用いて画像領域を分類する点は類似しているが、事前にロボットを走行させることなく自己位置推定を行うことを目的としている点で異なる。また、遠景ではなくロボット付近の地面を使用し、自己位置推定と同時に道路境界の認識にも応用できるという利点がある。

地図を用いず道路境界や走行可能領域を認識する手法としては道路の形状モデルを利用して確率的枠組みで推定を行う方法⁸⁾⁹⁾ などがあるが、地図から得られる道路形状を利用すれば有限個の道路形状モデルに比べ多様な道路形状に対応できると考えられる。

3. 提案手法

3.1 概要

提案手法の流れを Fig. 1 に示す。入力画像を superpixel に分割し¹⁰⁾、それぞれの superpixel に対して物体

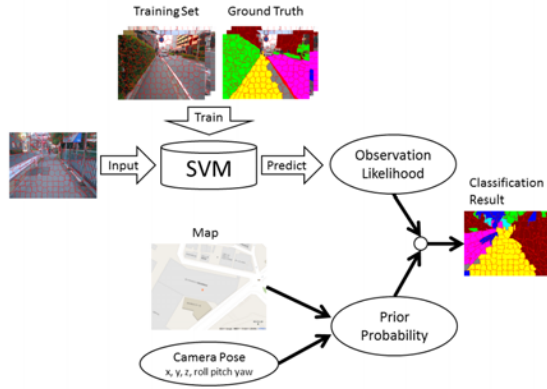


Fig.1 提案手法の流れ

Table 1 認識する物体クラスの一覧 Y
クラス (略称) 例

壁 (壁)	建物, 塀, フェンス
縁石 (縁)	縁石, 小段差
線 (線)	道路表示の白線
植物 (植)	植え込み, 街路樹
ガードレール (ガ)	ガードレール, 柵
車道 (車)	車道
歩道 (歩)	歩道
空地 (空)	駐車場, 空地

のクラス Y を割り当てる分類問題を考える。認識するクラスの一覧を Table 1 に示す。本手法は自己位置の追跡に用いることを目的としているため、ロボットのモーションモデルにより大まかなカメラの位置姿勢が与えられているものとする。また、画像中の遠景は地図と対応付けて自己位置推定に利用することが難しいため、ロボットの近傍 5m 以内に相当する画像領域のみを認識対象とする。SVM での認識に用いる特徴としては色、エッジ密度、エッジ方向を用いた。Table 2 に使用する特徴量の一覧を示す。

入力画像の superpixel を Z とおく。 Z と事前情報 K が与えられた時、 Z が属するクラス Y を事後確率最大化の枠組みで推定する。

$$\hat{Y} = \operatorname{argmax}_Y P(Y|Z, K) \quad (1)$$

これをベイズの定理を用いて、

$$P(Y|Z, K) = \frac{P(Z, Y, K)}{P(Z, K)} \quad (2)$$

$$= \frac{P(Z|Y, K)P(Y|K)P(K)}{P(Z, K)} \quad (3)$$

と変形する。ここで Z, K は与えられているため $P(Z, K)$, $P(K)$ は定数である。また $P(Z|Y, K) \approx P(Z|Y)$ の近似を

Table 2 認識に用いる特徴量

カテゴリ	特徴量
色 (HSI)	H ヒストグラム S ヒストグラム I ヒストグラム
テクスチャ・エッジ	エッジ密度 エッジ方向ヒストグラム

用いて、

$$\hat{Y} \approx \operatorname{argmax}_Y P(Z|Y)P(Y|K) \quad (4)$$

と計算できる。本手法ではこの式 (4) を用いて推定を行う。 $P(Z|Y)$ は物体クラスが与えられた時に superpixel Z の特徴が観測される尤度である。本手法ではこれを SVM を用いて計算する。 $P(Y|K)$ は事前情報 (地図、自己位置および環境に関する知識) が与えられた条件下で該当する superpixel に物体 Y が存在する確率である。以下の節で具体的な計算方法を説明する。

3.2 SVM を用いた観測尤度計算

観測尤度 $P(Z|Y)$ の計算は SVM を用いて計算する。SVM は事前に収集した訓練用画像データを superpixel に分割し、人手で正解を与えて訓練を行う。なお今回の実装では公開されている SVM ソフトウェアである libSVM を使用し¹¹⁾、SVM のカーネル関数としては RBF カーネルを用いた。

画像の各 superpixel に対し多クラス分類 SVM を用い、それぞれのクラスに分類される確率 $P(Y|Z)$ を計算する。ベイズの定理を適用し、 Z は与えられており $P(Z)$ が定数であることを考慮すると、

$$P(Z|Y) \propto \frac{P(Y|Z)}{P(Y)} \quad (5)$$

という関係で表される。そのため式 (4) の計算においては、この $P(Y|Z)/P(Y)$ を $P(Z|Y)$ の代わりに用いる。ここで $P(Y)$ は各クラスの出現確率を訓練データセットに基づいて与える。

3.3 地図とカメラ姿勢による事前確率

本手法では事前情報 K は地図と地図上でのカメラの大まかな位置姿勢および環境に関する知識であり、これらに基づいて事前確率 $P(Y|K)$ を計算する。地図としては領域の種類を示すアノテーションを含む電子地図を使用する¹²⁾。地図はグリッドマップの形で表され、その各セルには「車道」「歩道」「建物など」の 3 種類の領域と各領域間の境界線 3 種類のうちいずれかのラベルが与えられる。

これらの領域や境界には一様な頻度で物体が存在するのではなく、種類により物体が存在する頻度は異なる。例えば建物領域には建物の壁が存在することが多く、車道と歩道の境界には縁石があることが多い。このように地図の領域や境界に対応して環境にどのクラスの物体が存在するかの知識を確率として与え、認識に利用する。本稿の実験では人手で与えた確率表 (Table 3) を使用した。これは市街環境における物体の出現頻度により作成した。

この地図上での物体の存在確率を、与えられているカメラ位置姿勢を用いて画像に投影する。カメラ姿勢 X を用いて地図 M を画像平面に投影した際、画素 i に対応する地図のセルを $M_{i,X}$ とする。このとき画素 i に物体 Y が存在する確率を、

$$P(Y|M_{i,X}) \quad (6)$$

によって、すなわち前述の確率表によって与える。

この事前情報は認識を強力に助ける反面、誤った事前情報は認識に悪影響を及ぼす。例えばアスファルトの地面があった場合、それが歩道と認識されるか車道と認識されるかは地図上でのカメラ位置に大きく依存する。本手法では自己位置推定を目的としているため、カメラ姿勢に誤差が含まれていることを想定する必要がある。そこで、カメラ位置姿勢を確率分布として扱うことで画像中の画素と地図とを確率的に対応付け、

$$P(Y|i, M, X) = \int_X P(Y|M_{i,X}) dX \quad (7)$$

を画素 i に物体 Y が存在する確率とする。本稿の実験ではカメラ姿勢の誤差は平均 0 の正規分布に従うと仮定して上式はモンテカルロ法 (サンプル数:100) により計算した。

最終的に、superpixel Z に物体 Y が存在する事前確率は、superpixel の各画素についての事前確率の平均により

$$P(Y|Z) = \frac{1}{|Z|} \sum_{i \in Z} P(Y|i, M, X) \quad (8)$$

として計算する。ここで $|Z|$ は superpixel Z に含まれる画素数である。事前確率の計算例を Fig. 2 に示す。

3.4 Superpixel の分類

入力画像の認識対象となる superpixel に対し、式 (4) によって推定を行う。全クラス Y について、式 (4) の引数を評価し、最大となるクラス Y を当該 superpixel の属するクラスと分類する。

4. 実験

千葉県習志野市内の道路 50 箇所において、携帯電話のカメラを用いて画像データを収集した。カメラは手

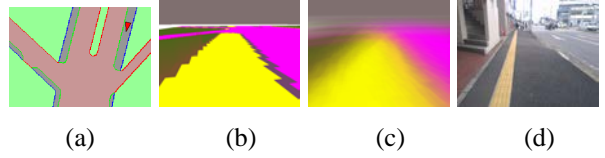


Fig.2 事前確率の例. (a) 与えた地図とロボット位置 (赤三角形). (b) 地図における物体存在確率を画像に投影. (c) カメラ位置姿勢誤差を考慮. (d) その場所における実際の画像. 色の凡例は Fig. 4 を参照のこと.

持ちで、地面からの高さ約 1.3m, 斜め下向き約 15 度に保持して撮影した。地図は Google Map のスクリーンキャプチャから生成した¹²⁾。使用した地図を Fig. 3 に示す。

撮影した 50 枚の画像を superpixel に分割して人手で正解クラスを与え、半数の画像を SVM の学習に用い、残り半数を評価に用いた。今回の分類クラスに該当しない物体 (歩行者など) を含む superpixel は評価から除外した。事前情報として用いるカメラ位置および方位は写真に付加された GPS 情報を参考にして人手で与えた。

認識結果の例を Fig. 4 に示す。図中 a, b, c の例では、事前情報なしでは区別が難しい歩道と車道や、灰色のブロック塀と車道などが事前情報によって推定が改善されたことが確認できる。また、d の例では歩道と壁の誤認識が事前情報の導入によって改善されているが、歩道領域が実際よりも広く車道の一部にまで推定されている。これは、この場所の地図上での歩道の幅が実際よりも広く、事前確率において歩道の方が存在する確率が高いためである。これに対処するためには、道路の境界を検出し道幅の誤差を推定する必要があると考えられる。

推定結果を人手で与えた真値と比較した正解率は SVM 単体による結果が 49.0%であったのに対し、事前情報を利用した提案手法では 80.6%と大幅な向上が確認できた。認識結果の混同行列を Table 4 に示す。認識精度の低いものに駐車場があるが、色やテクスチャの情報だけでは道路との識別は難しい。これを改善するためにも、道路との境界線を認識する必要があると考えている。

5. 結言

本稿では、移動ロボットのナビゲーションへの応用を目的とし、1 枚のカメラ画像から道路領域を認識する手法を提案した。提案手法は地図とロボットの大まかな自己位置および環境に関する知識を事前情報とし

Table 3 地図に対応する物体の存在確率表

地図↓	物体の種類→							
	歩	車	空	線	縁	壁	ガ	植
歩道	0.87931	0.017241	0.017241	0.017241	0.017241	0.017241	0.017241	0.017241
車道	0.017241	0.87931	0.017241	0.017241	0.017241	0.017241	0.017241	0.017241
建物など	0.019231	0.019231	0.115385	0.019231	0.019231	0.480769	0.019231	0.307692
歩道/車道境界	0.016667	0.016667	0.016667	0.183333	0.433333	0.033333	0.216667	0.083333
建物/歩道境界	0.023256	0.023256	0.023256	0.046512	0.046512	0.511628	0.023256	0.302326
車道/建物境界	0.028571	0.028571	0.028571	0.114286	0.085714	0.514286	0.057143	0.142857

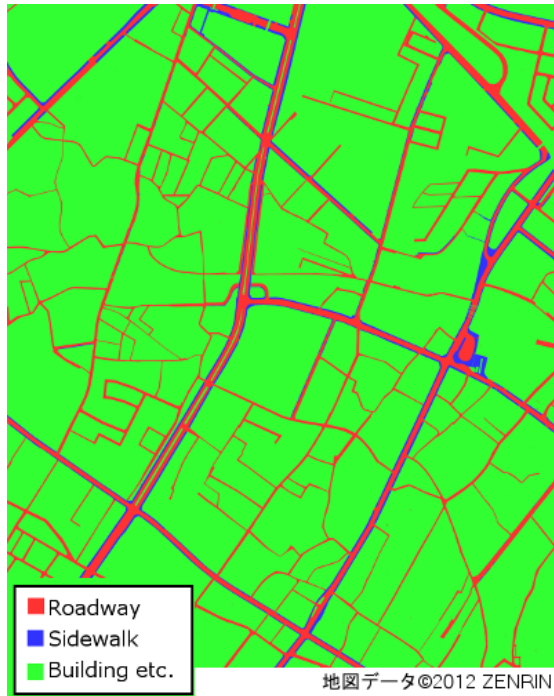


Fig.3 実験に使用した地図

しているがその段階での誤りがあると正しい推定ができないため、分割方法の改善も今後の検討課題である。

参考文献

- 1) K. Irie and M. Tomono. Localization and road boundary recognition in urban environments using digital street maps. In *Proc. of the IEEE Int. Conf. on Robotics & Automation (ICRA)*, pp. 4493–4499, 2012.
- 2) 入江清, 友納正裕. 電子市街地図と 3D スキャナを用いた自己位置と道路境界の同時推定. 日本機械学会 ロボティクス・メカトロニクス講演会 2012 講演論文集 2A2-H07, 2012.
- 3) J. Levinson and S. Thrun. Robust vehicle localization in urban environments using probabilistic maps. In *Proc. of the IEEE Int. Conf. on Robotics & Automation (ICRA)*, pp. 4372–4378, 2010.
- 4) Y. Morales, E. Takeuchi, A. Carballo, W. Tokunaga, H. Kuniyoshi, A. Aburadani, A. Hirose, Y. Nagasaka, Y. Suzuki, and T. Tsubouchi. 1km autonomous robot navigation on outdoor pedestrian paths "running the Tsukuba challenge 2007". In *Proc. of the IEEE Int. Conf. on Intelligent Robots & Systems (IROS)*, pp. 219–225, 2008.
- 5) Y. Matsumoto, K. Sakai, M. Inaba, and H. Inoue. View-based approach to robot navigation. In *Proc. of the IEEE Int. Conf. on Intelligent Robots & Systems (IROS)*, pp. 1702–1708, 2000.
- 6) 財団法人ニューテクノロジー振興財団. つくばチャレンジ 2010 参加レポート. <http://www.ntf.or.jp/challenge/challenge10/report/>, 2011.
- 7) J. Miura and K. Yamamoto. Robust view matching-based markov localization in outdoor environments. In *Proc. of the IEEE Int. Conf. on Intelligent Robots & Systems (IROS)*, pp. 2970–2976, 2008.
- 8) R. Danescu and S. Nedevschi. Probabilistic lane tracking in difficult road scenarios using stereovision.

Table 4 提案手法による認識結果の混同行列
推定結果→

真値↓	歩	車	平	線	縁	壁	ガ	植
歩	631	68	0	0	4	37	0	3
車	42	766	2	2	1	30	2	1
平	7	3	9	0	0	19	0	0
線	3	7	0	12	1	0	4	0
縁	33	17	3	0	21	16	0	2
壁	15	20	15	3	0	167	0	0
ガ	0	39	0	6	0	0	2	0
植	1	0	0	0	0	9	0	112

て利用し、画像による物体認識の難しさを緩和するものである。

都市環境において収集した画像データを用いて実験を行い、事前情報の導入によって SVM 単体に比べ認識性能が大幅に向上することを確認した。さらに性能を向上させるためには道路幅の誤差への対処が必要である。また、本手法では superpixel への分割を前提と

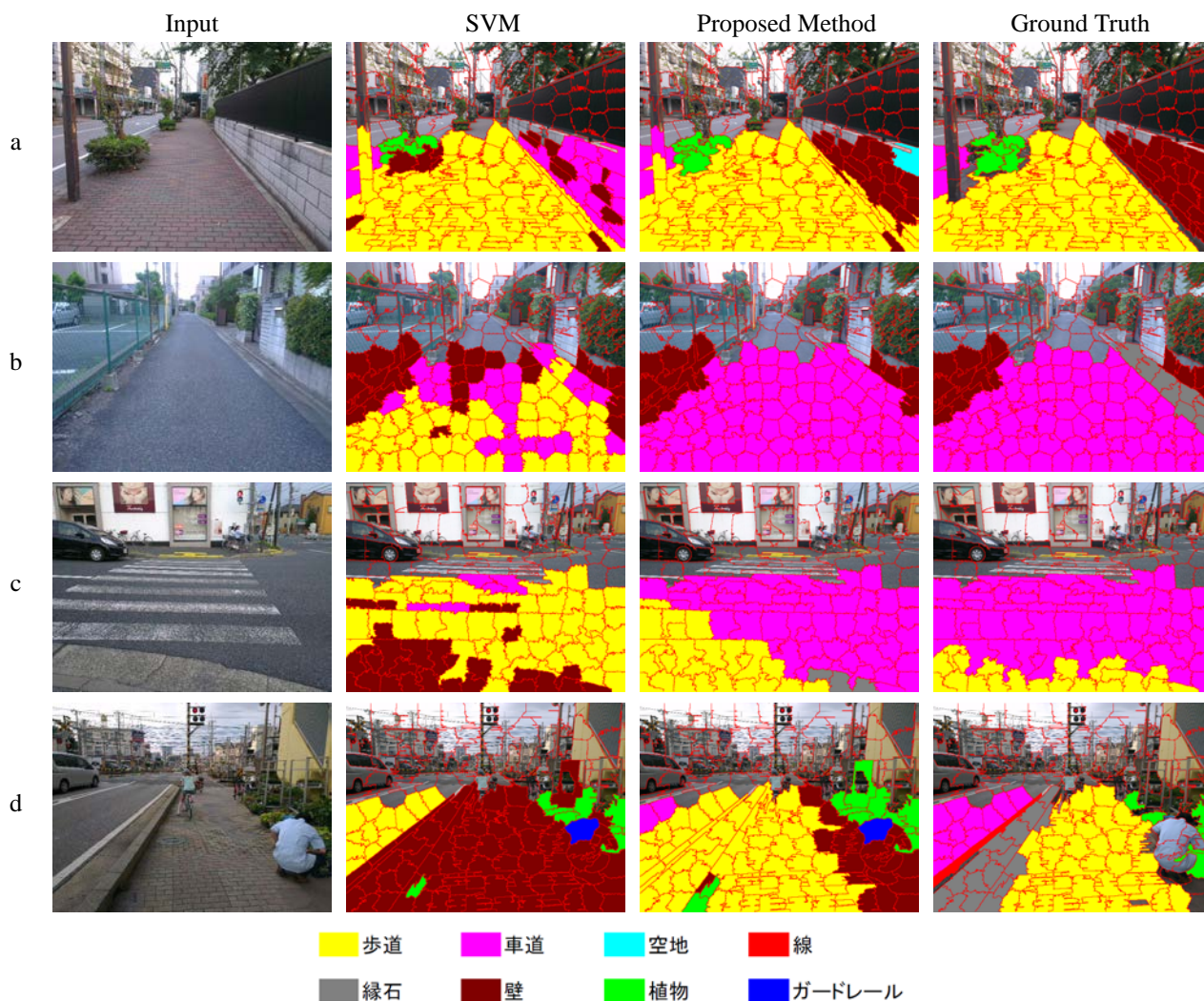


Fig.4 認識結果の例

IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems, Vol. 10, No. 2, pp. 272–282, 2009.

- 9) 松下純輝, 三浦純. 複数センサ特徴と柔軟な道路モデルを用いたオンライン道路境界追跡. 日本ロボット学会誌, Vol. 28, No. 5, pp. 631–638, 2010.
- 10) A. Radhakrishna, S. Appu, S. Kevin, L. Aurelien, F. Pascal, and S. Sabine. SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 34, No. 11, pp. 2274–2282, 2012.
- 11) Chih-Chung Chang and Chih-Jen 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>.
- 12) 入江清, 友納正裕. 市街地図と事前知識を利用した

道路境界認識と自己位置推定. 第 29 回 日本ロボット学会学術講演会 3I2-8, 2011.