

SVMとパノラマ画像を用いた屋外移動ロボットの位置と方向の推定

森田 英夫† 三浦 純† ヒルド・ミヒヤエル

†大阪大学 大学院工学研究科 機械工学専攻

‡大阪電気通信大学 総合情報学部 情報工学科

Panoramic View-Based Estimation of Location and Orientation Based on Support Vector Learning

Hideo Morita* Jun Miura* Michael Hild**

*Department of Mechanical Engineering, Osaka University

**Department of Engineering Informatics, Osaka Electro-Communication University

Abstract This paper describes a panoramic view-based localization in outdoor environments. Our localization method performs an object-based comparison to be robust to changes of weather and seasons. Our previous method applied a support vector machine (SVM) algorithm to object recognition and localization and exhibited a satisfactory performance but was sometimes sensitive to the variation of the robot's heading. This paper thus extends the method to use panoramic images. By searching the image for the region which matches the model image the most, a new method can considerably improve the localization performance and provide the robot with globally correct directions to move.

1 はじめに

屋外移動ロボットの研究が盛んに行われている．移動のためには，ロボットの位置推定が必要であり，さまざまな方法が提案されている．GPSは位置推定のためのセンサとしてよく用いられているが(例えば，[1])，高い建物の近くでは衛星の隠蔽やマルチパスなどの現象により，信頼できる位置情報が常に得られるとは限らない．また，測定した位置と環境との対応を取るための地図を与える必要がある．道路境界や歩道などの局所的な特徴を認識しロボットを誘導する方法もあるが(例えば，[2])，そのような特徴が必ずしも得られない場所を移動するためにはロボットの位置推定が必要である．

屋外環境は，屋内に比べてロボットの移動範囲が広くなるため，あらかじめ環境の地図を与えることが難しい．そこで，われわれは，ユーザが一度ロボットを誘導して経路を学習させたあと，ロボットが学習結果を利用して自律的に位置を推定する，という2段階の方法を研究している．同様の方法はこれまでにいくつか提案されており，それぞれ異なる地図の表現法や学習法を用いている．

Maeyamaら[3]らは，誘導時にオドメトリデータと経路の周囲の立ち木などのランドマークの位置を地図に記録し，自律移動時に利用した．この手法は経路の比較的近くの物体をランドマークとして用いているので，駐車車両の移動などにより周囲の物体の配置が変化すると誘導時に作成した地図が利用できない可能性がある．

位置推定に物体の見えを直接用いる方法もある．この場合，現在位置で取得した画像と学習画像との物体の見えを比較し，もっとも適合する学習画像の取得位置にいると推定するものである．Li[4]は誘導時に得た画像から経路に沿ったパノラマ画像を作成し，自律移動時の位置推定に利用している．この手法は画像の直接比較により位置推定を行うので，天候や季節の変化による画像中の物体の色の変化に対応できない．Takeuchiら[5]は，天候の変化による物体の色の変化を正規化により吸収し，同様の手法を用いて経路に沿った位置の決定に用いているが，季節の変化による物体そのものの色の変化を考慮していない．Bradleyら[6]は画像照合に基づく位置推定において，見えの変化に対応するために多様な条件下

で学習した画像データベースを用いているが，画像を取得するためのコストが高くなる．

桂ら[7]は，屋外に存在する特徴的な物体(建物，木など)に対し，見えの変化を考慮したモデルを作成し，それを用いて認識を行った．そして，画像同士を直接照合するのではなく，認識の結果同士を照合することによって，見えの変化に対応することができた．しかしながら，そのモデルは色やエッジ密度といった画像特徴の可能な範囲として定義され，その範囲は集めたデータから手作業で決定していた．また，画像同士の照合の判定も手動で設定したしきい値を用いて行っていた．このような手動のパラメータ調整は多様な環境に適用しようとする際の欠点となる．

そこで，Moritaら[8]は，サポートベクトルマシン(support vector machine)[9]を用いて，物体と位置の識別器を自動獲得する方法を提案した．ここでは，画像中の物体の認識を行い，その結果を用いて位置を推定する，という2段階の処理それぞれをSVMで行う．物体認識のためのSVMは，あらかじめ多様な条件下で得た物体の画像群から学習する．位置推定のためのSVMは，実際の経路ごとに得た認識結果列から学習する．したがって，第1段階のSVMの結果を第2段階のSVMで利用することになる．この方法は，われわれの従来手法[7]と同等の性能を，一切のパラメータ調節を行うことなく達成したが，移動時のロボットの方向のぶれに弱いという欠点があった．そこで，本論文では，パノラマ画像を用いることにより，位置推定精度を向上させるとともに，次に移動すべき方向も合わせて推定する手法を提案する．

2 SVMを用いた位置推定手法の概要

Fig. 1にわれわれの提案する，SVMを用いた位置推定手法の概要を示す．全体の処理は2段階に分けられる．第1段階では画像中の物体を認識する．そのために，画像をウィンドウと呼ばれる小領域に分割し，ウィンドウごとに色やエッジ密度などの画像特徴のベクトルを抽出し，その結果を並べた特徴画像を生成する．次に，物体ごとに学習させたSVM(物体認識SVMと呼ぶ)に特徴画像を入力し，ウィンドウごとに対応する物体があるかど

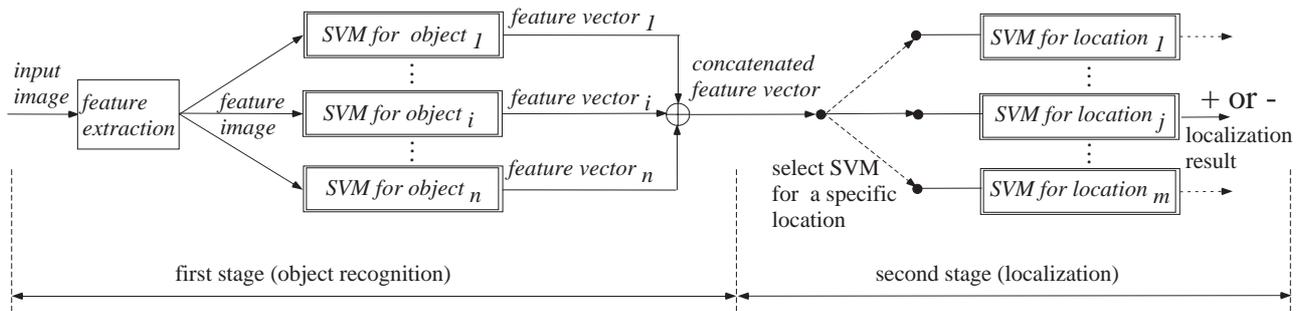


Fig. 1: Two-stage localization using SVMs.

うかを判別し、判別結果を1次元に並べたベクトルを出力する。最後に、物体ごとの出力ベクトルをすべて結合したベクトルを生成する(特徴ベクトルと呼ぶ)。季節や天候の変化による物体の見えの変化に対処するために、多様な状況下で取得した画像を学習に用いる。

第2段階では、第1段階の認識結果(特徴ベクトル)を用いた位置の推定を行う。推定を行いたい位置の集合をあらかじめ決めておき、各位置を他の位置から識別するようなSVM(位置推定SVMと呼ぶ)を、位置ごとに生成しておく。識別を画像そのものではなく認識結果に基づいて行うことにより、屋外での位置推定のロバスト性を向上させる。

ロボットがある位置にいるかどうかを判別するためには、入力画像を第1段階の処理に与えて得た出力ベクトルに、その位置に対応した位置推定SVMを適用してその出力(SVM値と呼ぶ)を調べる。SVM値が正であれば、そのSVMに対応位置にいると判断できる。もし、ロボットが学習時に走行した経路上を走行している場合には、適用する位置推定SVMを経路に沿って順に切り替えていけばよく、その場合には一度に一つ(あるいは少数)の位置推定SVMを適用すればよい。

なお、手法の詳細については文献[8]を参照されたい。

3 通常のカメラを用いる場合の問題点

われわれの従来法[8]では、通常画角50度程度のカメラを用いていた。このとき、ロボットの移動方向が一定ではないので、学習時と位置推定時の方向が大きくずれると画像に映っている物体の配置が大きく異なり、結果として位置推定の精度が下がる可能性がある。

Fig. 2に位置推定の失敗例を示す。図中のグラフは、Fig. 3に示す経路(長さは約350[m])において、(f)-(g)間のある地点で得られるモデルに対する、各画像のSVM値の変化を示している。Fig. 2の左上の画像は正解位置で取得した学習画像の一つであり、右上の画像は最もSVM値が高かった画像を示す。ロボットは同地点を2回通過しているため、2つの領域において高SVM値を出力しているが、その最大値は負となっている。そこで、広範囲の画像が取得できるパノラマカメラを用いて、この問題点を解決することを考える。

4 パノラマ画像とその利用法

パノラマ画像の取得にはPointGrey社のLadyBug2を用いる。Fig. 4(上)にパノラマ画像(サイズは1800×235

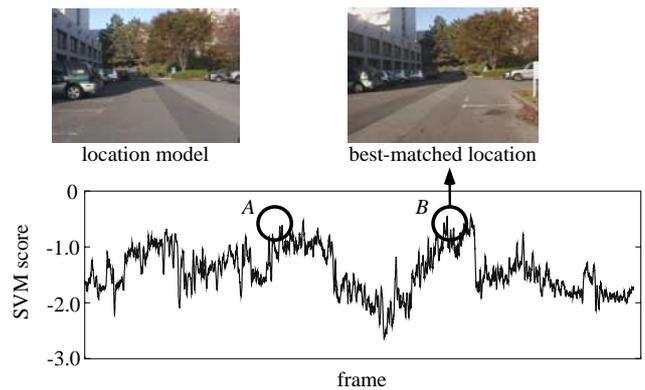


Fig. 2: Localization failure when using a conventional camera.

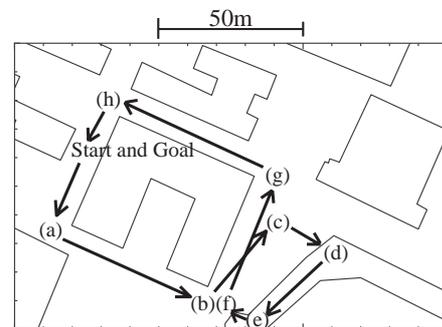


Fig. 3: An example path in our campus.

ピクセル)の例を示す。車や自転車などは時間ごとに変化するもので、画像の上半分に存在する建物、木、空という比較的大きな物体を位置推定に用いる。そのために、画像の上部1800×128ピクセルの領域のみを処理の対象とする。Fig. 4(下)に物体認識の結果を示す。

位置推定SVMに対して、パノラマ画像を以下のように利用する。学習時には上記上部領域の、水平方向にみたときの中央部の304×128ピクセルの領域を取り出し、学習画像とする。位置推定時には、方向が中央からずれている可能性を考えて、学習画像と同じ大きさの領域を、上記処理領域内を水平に移動させながら、各位置において特徴ベクトルを取り出し、位置推定SVMへ入力してその出力値を計算する。そして、最大となる出力値を現在の入力画像に対する評価値とする。

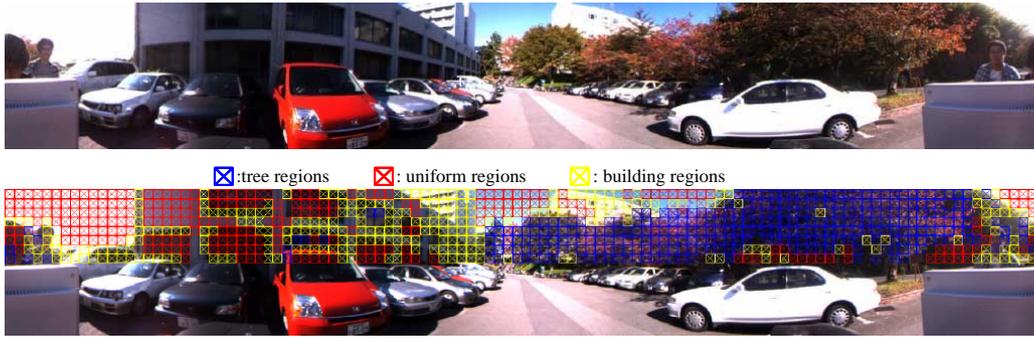


Fig. 4: An input panoramic image and the recognition result.



Fig. 5: A training and test image taken at a same location.

5 位置推定実験

5.1 画像の取得

Fig. 3 の経路の Start から Goal までロボットを移動させ、学習用とテスト用の2組の画像セットを取得した(各約 300 枚)。学習用の画像は 2005 年 11 月 12 日午前 11 時頃(天候晴)に、ロボットを手で押しながら動かして取得した。テスト用の画像は 2005 年 12 月 28 日午後 4 時頃(天候薄曇)に、ロボットをジョイスティックで動かしながら取得した。2 組の画像の違いを以下にまとめる。

1. テスト画像では多くの木で落葉していたが、学習画像ではそのような木はほとんどなかった。
2. 天候と時間が異なるため、物体の見えが異なる。
3. 学習画像取得時にはロボットを手で押したため、ロボットの方向は極めて安定していたが、テスト画像取得時にはジョイスティックを用いたためロボットの方向にある程度のばらつきが見られた。

Fig. 5 に、ほぼ同じ位置で取得した学習用とテスト用の画像の例を示す。

5.2 位置推定 SVM の適用結果

経路上に 50 地点を選び、各地点について学習画像データから 6 枚の正例画像、50 枚の負例画像を取り出し、位置推定 SVM を学習させた。次に約 300 枚のテスト用画像をそれら 50 の位置推定 SVM に入力として与えた。

Fig. 2 とほぼ同じ位置で同様の実験を行った結果を Fig. 6 に示す。グラフは各テスト画像に対する SVM 値の変化を表し、その値が最大となる位置で取得した画像、およびその最大値を得た画像中でのウインドウの位置を図の上部に示す。グラフは 2 か所で明確な正の値を出力

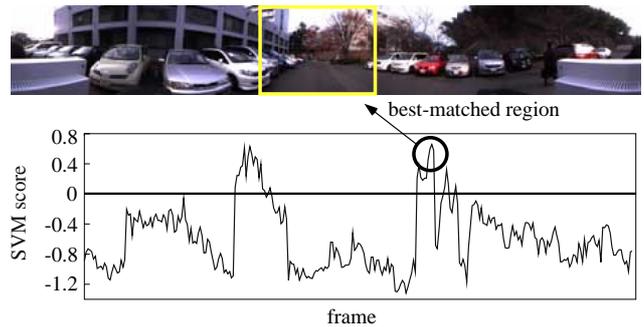


Fig. 6: A localization result using the panoramic image.

する領域を持っていることから、通常のカメラを用いる場合に比べて、この位置を正しく推定できている。

5.3 位置推定能力の評価

以下の 2 つの統計量を SVM による位置推定手法の評価に用いる [8]:

1. 正解率 (*Success ratio*): 正しく位置推定が行えた位置の数とすべての位置の数の比。位置の予測がある程度行える場合の性能評価に対応する。
2. 最高得点率 (*Highest-score ratio*): 正しく推定が行え、かつ最大の SVM 値を得た位置の数とすべての位置の数の比。位置の予測ができない場合の性能評価に対応する。

これら 2 つの評価基準について、提案手法、2 段階の SVM を用いた位置推定法を通常のカメラに対して用いたもの [8]、手動でのパラメータ調整を伴う物体モデルを用いた方法 [7] の 3 つの手法を比較した。比較の結果を Table 1 に示す。この結果から、本論文で提案する手法は他の方法に比べ極めて高い性能を示していることが分かる。3 つ目の方法 [7] では、認識結果同士を照合する際に、対応する物体の領域がどの程度一致しているかを計算し、その一致の程度があるしきい値を越えるたら照合が成功したと判断していた。その際、比較的緩いしきい値を用いることで高い成功率を達成していたが、その影響で最高得点率が下がる結果になっていた。それに対し、本論文で提案する手法では、手動のパラメータ調整を行うことなく高い成功率と最高得点率を両立している。

Table 1: Comparison of localization methods.

	Success ratio	Highest-score ratio
SVM (panoramic)	96%	96%
SVM (conventional)[8]	88%	78%
Hand-crafted models [7]	95%	57%

6 方向の推定

6.1 もっともよく照合した領域の位置の利用

位置推定 SVM において、パノラマ画像上でウィンドウを水平に走査することによって得られた、もっともよく適合する領域の位置は、ロボットから見た学習画像の方向、すなわち次に進むべき方向を示す。

この方向推定は直進時だけでなく角を曲がる時にも利用できる。通常のカメラを用いる場合には、曲がった先の風景を見るためにはカメラを回転させる必要があったが [7]、パノラマ画像ではそのような風景を含んでいるので、カメラを回転させることなく曲がるべき方向を見つけることができる。Fig. 7 に方向推定の結果を示す。SVM 値の急峻なピークが推定された方向を示す。

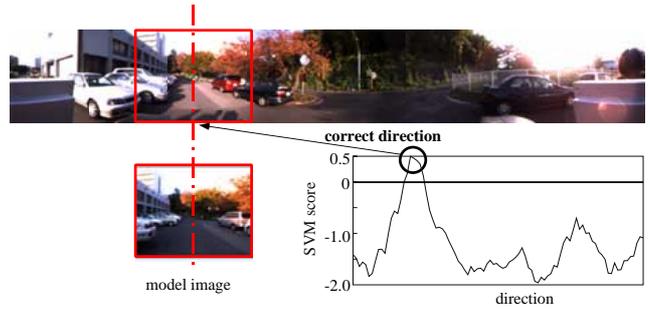


Fig. 7: Determining the target direction.

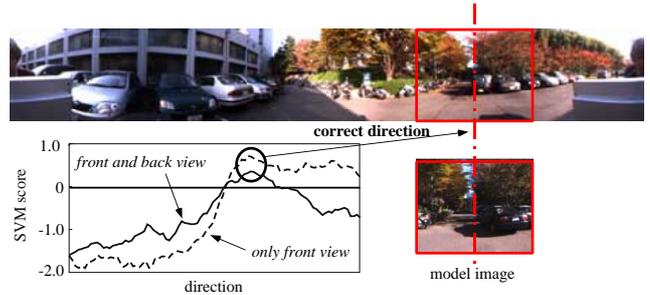


Fig. 8: Resolving ambiguity in determining the target direction.

6.2 前後両方の見えの利用

方向推定の精度は画像内の物体の配置に依存する。同じ物体が画像のほとんどを占めている場合には、多くの方向で高い SVM 値を示す。Fig. 8 の破線はそのような場合を示している。この問題に対処するために前後両方の見えを用いる。Fig. 9 に示すように、180 度ずらした 1 組のウィンドウをパノラマ画像上で移動させ、最も高い SVM 値を出力する位置を探す。一つのウィンドウは 456 次元の 0-1 ベクトルを出力するので、2 つ合わせて 912 次元のベクトルとなり、これを用いて位置推定を行う。Fig. 8 の実線は前後両方の見えを用いた場合の SVM 値の変化を示す。ピークがより急峻になり、位置推定の精度が向上していることが分かる。

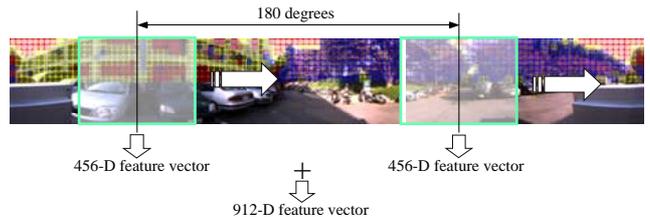


Fig. 9: Use of a pair of windows for front and back directions.

7 おわりに

本論文では、パノラマ画像と SVM を用いた位置と方向の推定手法を提案した。物体認識 SVM と位置・方向推定 SVM の 2 段階で処理を行うことにより、天候や季節の変化にロバストな処理が実現できる。また、パノラマ画像を用いることによりロボットの方向のずれに対処し、従来法に比べてはるかに推定能力が向上するとともに、進行方向を決定できることが示された。

本論文で提案する方法ではロボットの大域的な位置や方向の推定は行えるが、実際にナビゲーションを行うためにはロボット付近を観測して移動可能領域を認識する必要がある。今後の課題はそれら局所認識と組み合わせ、安定したナビゲーションを実現することである。

参考文献

[1] 大野ら. DGPS とオドメトリを用いた建物付近の歩道環境での自己位置推定とナビゲーション. 第 8 回ロボットクスシンポジウム予稿集, 2003.

[2] H. Ishiguro et al. Mobile Robot Navigation by Visual Sign Patterns Existing in Outdoor Environments. In *IROS-92*, pp. 636–641, 1992.

[3] S. Maeyama et al. Autonomous Mobile Robot System for Long Distance Outdoor Navigation in University Campus. *J. of Robotics and Mechatronics*, Vol. 9, No. 5, pp. 348–353, 1997.

[4] S. Li. Localization along Routes Based upon Iconic and Global Positioning System Information in Large-Scale Outdoor Environments. *Advanced Robotics*, Vol. 15, No. 7, pp. 749–762, 2001.

[5] Y. Takeuchi and M. Hebert. Evaluation of Image-Based Landmark Recognition Techniques. Technical Report CMU-CS-95-116, The Robotics Institute, Carnegie Mellon University, July 1998.

[6] D.M. Bradley et al. Real-Time Image-Based Topological Localization in Large Outdoor Environments. In *IROS-05*, pp. 3062–3069, 2005.

[7] 桂ら. 季節や天候の変化にロバストな視覚認識に基づく移動ロボットの屋外ナビゲーション. 日本ロボット学会誌, Vol. 23, No. 1, pp. 75–83, 2005.

[8] H. Morita et al. View-Based Localization in Outdoor Environments Based on Support Vector Learning. In *IROS-05*, pp. 3083–3088, 2005.

[9] 栗田多喜夫, 西田健次. カーネル学習法とその画像認識への応用. 情報処理学会研究報告, No. CVIM 2004-145-25, pp. 187–194, 2004.