人物追従による移動ロボットの環境地図生成

○中本 秀一, 西山 学, 十倉 征司, 園浦 隆史, 大賀 淳一郎,
香月 理絵, 尾崎 文夫 (東芝 研究開発センター)

Development of Mobile Robot that Builds Map by Following Person

*Hideichi NAKAMOTO, Manabu NISHIYAMA, Seiji TOKURA, Takafumi SONOURA,
Junichiro OOGA, Rie KATSUKI and Fumio OZAKI
Toshiba Corporate R&D Center, hideichi.nakamoto@toshiba.co.jp

Abstract: This paper describes the easy and efficient environmental map building method of gaining a destination and a picture landmark position, by following person. The technique of Augmented Reality in which the processing time in a recognition phase was quick was used for picture landmark detection from the scene. The map building experiment was conducted using mobile robot ApriAttenda™ in Toshiba Science Museum.

Key Words: mobile robot, map building, person following, localization

1. はじめに

これまで、周囲形状や画像を基に構成される環境地図を用いたロボットの移動機能について多くの研究がされているが、環境地図の入力を人間が手動で行わなければならないという問題があった。そこで、我々は、ロボットが自動で壁沿いあるいはフリースペースを見つけて移動して地図を生成する機能が開発してきた[1]。しかし、施設などの広い場所では、ロボットが自律移動を行っても必要な箇所の環境地図を必ず獲得できるとは限らず、時間もかかっていた。さらに、広い場所では画像データも膨大になり、処理コストがかかるという問題があった。そこで、より簡単で、効率の良い環境地図生成方法として、Fig.1に示すように人が誘導することにより、巡回箇所及び目的地の画像ランドマーク位置を教える機能を提案する。ロボットは人物追従を行うと同時に、必要な箇所の周囲形状を獲得し、人に示された目的地の画像ランドマークを登録する。この時、ロボットが自ら画像中からランドマークを決めるのが望ましいが、今回は、その前段階として、環境特徴点を利用した平面実物体の画像認識を用い、あらかじめ登録された画像ランドマークを検出し、その画像ランドマークが環境地図でどの位置にあるかを登録する機能について述べる。いったん地図上に画像ランドマークの位置が登録されれば、次回からは同様の処理により、この画像ランドマークを検出して自己位置同定を行える。なお、実験はNEDO「次世代ロボット実用化プロジェクト」で開発したお供ロボットApriAttenda™[2]を用いて行った。

2. 環境特徴点を利用した平面実物体の画像認識

近年、拡張現実感技術の分野において、特に照明変化に対するロバスト性、リアルタイム性を追求した、画像中からの物体位置認識の研究がさかんに行われている[3]。これを参考にして、学習によって作成した識別木を用いてランドマーク検出を行った。本研究での検出方法の特徴は、学習段階での前処理に時間を割くことで、特徴点抽出とマッチングの時間を短縮し、高速に平面実物体の位置姿勢を推定することにある。

これをもとに、シーン中の学習した平面実物体ランドマークの位置姿勢を推定するシステムを構築した。平面実物体ランドマークとしたのは、科学館の展示品パネルや美術館の絵画などをランドマークとして利用でき、平面という拘束のもとに様々な方向からランドマークを見たときの認識処理が簡単になり、ロボットの相対位置姿勢を推定しやすいからである。

学習段階ではまず、与えられた学習画像から、特徴点を抽出する。そして、その特徴点を中心とする画像小領域のアフィン変換画像をもとに識別木を構築する。

認識段階では、入力画像から特徴点を抽出し、その特徴点を中心とする画像小領域を識別木に入れ、入力画像と学習画像中の特徴点のマッチングを行う。マッチング結果には、対応が失敗したものも含まれており、この影響を抑えて、正しいランドマーク平面とカメラ画像座標系間のホモグラフィ行列を求めなければならない。このため、RANSAC[4]を用いて、ランダムに取り出した6つの対応をもとにホモグラフィ行列を最小二乗法を用いて求め、他の対応に対してもこの行列を適用し、誤差が一定範囲以内なら正しいと判別する。

Fig.2に処理結果を示す。この実験では学習対象としてポスターを用いた。左がその学習画像、右が認識対象となるカメラからの入力画像である。ここでは床に置いたポスターが写っているシーンを入力画像とした。緑色線は学習画像の特徴点と入力画像中の特徴点との間で得られた対応を示す。紫色線は、変換行列を計算した後、学習画像の4隅の座標値を入力画像座標系に変換し、それらを結んだ線である。このようにシーンから対象物を切り出すことができています。

Fig.1 Experimental Scene by ApriAttenda™

Fig.2 Image Processing Result

3. 地図生成, ランドマーク認識実験

実験では, Fig.3 に示す科学館の中を, ロボットが人を追従して館内を一周し, レーザレンジファインダで周囲環境をスキャンして地図の生成を行った. 地図生成結果を Fig.4 に示す. 生成したグリッドマップは, 1 グリッドの大きさ $20\text{cm} \times 20\text{cm}$ であり, 白い部分ほどフリースペースである可能性が高い. この結果をみると, 人に追従して館内を一周するのみで, $18\text{m} \times 14\text{m}$ の空間のスケール, 形状を地図上ではほぼ再現できている. ロボットはこの地図をもとに, 次回から経路を生成して巡回することができる.

また, あらかじめ覚えておいた展示パネル画像の認識の様子を, Fig.5, Fig.6 に示す. これはロボットを展示パネルの前まで連れて行き, パネルを認識させたものである. それぞれの図の黄色い枠で囲まれた左が学習画像, 右が認識対象となる入力画像で, 紫色の枠がパネルを検出した範囲を示している. このようにシーンからパネルを切り出すことができ, 識別木を切り替えることで, 各ランドマークを区別しての認識が可能である.

ランドマークとカメラの位置関係による認識率の評価実験を行うと, 距離については正面で最大 3.5m まで認識可能であった. この科学館のような広い施設での使用を考えると, 巡回中に次の目的地にあるランドマークを画像中に捕らえて移動するには, 検出距離が短く, 3.5m まで近づかなければならない. よって, 今のアルゴリズムではスケール変化, 特に遠距離からの検出が課題である. また, 角度については, パネル正面方向から最大 $\pm 50\text{deg}$ まで認識可能であり, アフィン変換を用いる学習原理から言っても, 本アルゴリズムは角度に対してはロボストにランドマークを検出できている.

4. まとめ

本稿では, 広い複雑な場所でも, 効率良く環境地図を生成する方法として, ロボットを人が誘導することにより, 巡回箇所及び画像ランドマーク位置を覚える機能について述べた. シーンからのランドマーク抽出には, 照明変化に対するロボスト性や実時間性から, ロボットビジョンとの親和性が高いと考えられる拡張現実感分野から, 学習段階に処理時間を割くことで, 認識フェーズでの処理速度が高い, 自己位置推定法を取り入れた. 今後この方法を利用して, ロボットが自律的にランドマークを決める機能を開発し, 人が目的地まで誘導すれば, ロボットが自律的にシーンからランドマークを決めて学習できるようにする予定である. 例えば, 距離センサなどで平面を検出し, その平面の画像特徴点の数が多く, 全特徴点の座標値の平均が画像中心に近い時, その画像をランドマーク候補とする処理が考えられる. さらに, ランドマークを3次元に拡張し, 平面だけではなく, 物体形状計測と組合せて, 立体へも認識対象範囲を拡大することも考えられる.

参考文献

- [1] Sildomar T. Monteiro, Hideichi Nakamoto, Hideki Ogawa and Nobuto Matsuhira, "Robust mobile robot map building using sonar and vision Evolving the navigation abilities of the ApriAlpha. home robot" ROBOMECH'05, 2P1-N-52,2005
- [2] 吉見, 中本, 園浦, 西山, 十倉, 尾崎, 松日楽, 溝口; "お供ロボット AprilAttenda™ の全体システム構成". RSJ2005, 3B35, 2005
- [3] <http://www.hitl.washington.edu/artoolkit/>
- [4] M. A. Fischler, R. C. Bolles. Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography. Comm. of the ACM, Vol 24, pp 381-395, June 1981.

Fig.3 Toshiba Science Museum 1st Floor

Fig.4 Grid Map of Toshiba Science Museum 1st Floor

Fig.5 Landmark (Panel 1) Detection

Fig.6 Landmark (Panel 2) Detection