

[特別講演] ロボットのための視覚環境認識

三浦 純[†]

[†] 豊橋技術科学大学 情報工学系 〒441-8580 豊橋市雲雀ヶ丘 1-1

E-mail: tjun@ics.tut.ac.jp

あらまし ロボットが自律的に行動するためには周囲の環境の状況を把握する必要がある．視覚は環境認識のための有望な手段の一つであり，これまで多くの研究が行われてきた．本稿では，ロボットのための視覚環境認識における重要な問題を取り上げ，それらに対処するために筆者らが行ってきた研究を紹介する．

キーワード ロボット，視覚環境認識，ロボットビジョン，不確かさ

Visual Environment Recognition for Robots

Jun MIURA[†]

[†] Department of Information and Computer Sciences, Toyohashi University of Technology

Toyohashi, Aichi 441-8580, Japan

E-mail: tjun@ics.tut.ac.jp

Abstract Autonomous robots have to recognize their surrounding environments. Vision is one of the suitable means for environment recognition and robot vision has thus been an active research area in robotics and computer vision. This paper points out important problems in visual environment recognition for robots and describes several researches that we have been performing to cope with the problems.

Key words Robot, Visual environment recognition, Robot vision, Uncertainty

1. はじめに

ロボットが自律的に行動するためには周囲環境を認識する必要がある．環境認識によって有用な情報を得ることができれば，ロボットは適切に行動を計画・実行できる．視覚はその取得できる情報量の多さからロボット用のセンサとして極めて重要であるため，これまで活発に研究が行われてきており，多くの実用例も見られる [1]．また，実用レベルを目指してさまざまな環境・タスクに対して有効に動く視覚システムも近年多く開発されてきている (例えば [2]) ．

ロボットによる視覚認識において考慮すべき重要な問題として次の 3 点を挙げる．

不確かさ: 視覚から得られる情報には不確かさが含まれる．これは単なる誤差だけでなく，情報の間違い，あるいは解像度や視野の限界等に起因する情報の不十分さ，処理結果の解釈のあいまいさなど，さまざまなものがある．また，ロボット自身の行動の不確かさも考慮する必要がある．

環境・状況の多様性: 実用化されているロボットビジョンの動作している環境に対して，今後ロボットの活躍が期待されている環境ははるかに多様性に富んでおり，また一般に認識のための条件を整えるなどの環境の制御はできない．人間や自動車な

どの動的物体が存在すれば多様性は増し，屋外環境であれば季節や天候の変化なども多様性を生じさせる要因となる．

時間制約: ロボットは環境認識の結果を受けて行動を計画・実行するので，環境認識にかけられる時間には制約がある．このことは変化の激しい動的環境では特に重要な問題となり，ある時間内に認識処理が終了することが求められる場合もある．

ロボットが環境認識によってどのような情報をどのような手段で得るべきかは，ロボットの行うべきタスクに依存して決まる [3] ．例えば，人間のいる環境を動き回るロボットを想定したとすれば，必要な環境認識機能としては，障害物の発見と地図生成，移動量の推定，物体の認識，人物の発見と追跡，人物の同定などが考えられる．しかし，それらのほとんどの認識処理において上記の 3 つの問題を考慮する必要がある．

これらの問題点は他の視覚認識技術の応用分野においても同様に現れるが，ロボットの場合は物理的な実体を実環境で行動することから，これらがより厳しい制約として現れると考えられる．本稿では，これらの問題に対処するための方法について，筆者のこれまでの研究を中心に述べる．なお，ロボットの安全な行動のためには視覚に加えレーザ距離センサなど他のセンサを利用することが多く，それらのセンサについても上記の問題は同様に生じるので本稿の対象として考える．

2. 不確かさを考慮した情報統合

2.1 バイズフィルタ

得られる情報が不確かな場合には、(1) どの程度の不確かさであるかを見積もることと、(2) 複数の情報を統合して不確かさを減らすこと (センサフュージョン) が重要である。たとえ不確かさが大きくてもそれが正しく見積もれば、ロボットが安全に行動することは可能である。例えば、位置推定の誤差の範囲を考慮して安全な軌道を計画することができる [4]。

上記の 2 つのことを統一的に扱うための重要な道具として確率に基づく統計的推定理論があり、これを用いれば多くの環境認識問題は統計的状態推定問題 (バイズ推定) として定式化される [5]。そして、多くの場合、状態遷移においてマルコフ性が成り立つことから、以下のような再帰的な定式化が可能である。

$$\begin{aligned} p(x_t | z_{1:t}, u_{1:t}) &= \alpha p(z_t | x_t, z_{1:t-1}, u_{1:t}) p(x_t | z_{1:t-1}, u_{1:t}) \\ &= \alpha p(z_t | x_t) \int p(x_t | x_{t-1}, u_t) \cdot \\ &\quad p(x_{t-1} | z_{1:t-1}, u_{1:t-1}) dx_{t-1} \end{aligned} \quad (1)$$

ここで、 x は状態量 (ロボットの位置・姿勢など)、 z は観測量、 u は制御量 (ロボットの行動のための入力) であり、添字は時間あるいは時間範囲を表す。これをバイズフィルタと呼ぶ。

2.2 ロボット位置と地図の同時推定

ロボットが移動しながら観測して絶対座標系における地図を作るためには、観測を行った位置を知る必要がある。一方、自己位置を知るためには観測結果と地図との対応を調べなければならない。位置推定が視覚などのセンサ以外のセンサ (例えば、GPS) で精度よく行える場合はよいが、そうでない場合には位置推定と地図生成を同時に行わなければならない。この問題は SLAM (Simultaneous Localization and Mapping) と呼ばれ、ここ 10 数年の移動ロボットの研究において多大な進展が見られている分野である。

Full SLAM [5] では次式の条件付確率を計算する。

$$p(x_{1:t}, m | z_{1:t}, u_{1:t}) \quad (2)$$

ここで $x_{1:t}$ は初期位置から現在に至るまでのロボットの位置の系列、 m は地図を示す。地図は環境中の特徴的な物体 (ランドマーク) の種類と位置を記述したり、あるいは空間を小さなセルにわけて各セルの障害物の存在確率を記述したりする (確率的障害物グリッド地図という)。

統計的推定へのパーティクルフィルタの利用は近年の大きな成果である。SLAM 問題にも適用されているが、式 (2) の推定をある程度大きな環境に対して行おうとすると必要なサンプル数が膨大になる。そこで、変数間の確率的依存関係を考慮して、以下のように推定問題を分割する方法 (Rao-Blackwellized Particle Filter (RBPF)) を適用することが提案されている (FastSLAM [5] と呼ぶ)。

$$\begin{aligned} p(x_{1:t}, m | y_{1:t}, u_{1:t}) \\ = p(m | x_{1:t}, y_{1:t}, u_{1:t}) p(x_{1:t} | y_{1:t}, u_{1:t}) \end{aligned} \quad (3)$$

各サンプルは $x_{1:t}$ およびその位置推定結果を基に計算した地

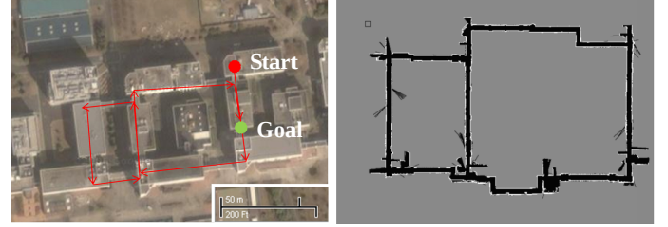


図 1 FastSLAM の適用例。(左) 実際の構造、(右) 生成された地図
Fig. 1 FastSLAM example. (left) scene, (right) generated map.

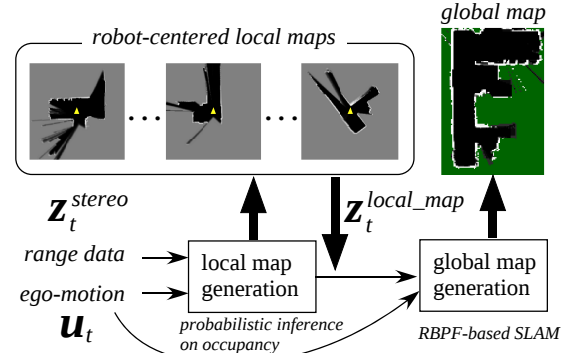


図 2 階層的 SLAM の概要

Fig. 2 Overview of the hierarchical SLAM

図 m を持ち、推定はパーティクルフィルタによる $x_{1:t}$ のサンプル集合の推定と、各サンプルごとの地図の推定から成る。後者はロボットの位置が与えられた下での地図の推定なので効率的に行える。これにより、必要なサンプル数を抑えることができる。さらに推定精度を上げてサンプル数を減らすには、よりよい移動量の見積り ($p(x_t | x_{t-1}, u_t)$) が必要である。そこで、レーザ距離センサを用いた精度の良い移動量推定法 [6] と FastSLAM を組み合わせて広域の地図を生成した例を図 1 に示す。移動距離は約 500[m] であり、廊下のループ構造が正しく復元されていることがわかる。

2.3 信頼性の低い距離情報を用いた SLAM

多くの SLAM 研究ではレーザ距離センサ (LRF) を用いて周囲物体までの距離を測定している。LRF は精度のよい距離情報を高信頼で得ることができるため地図生成に適しているが、通常の LRF は 2 次元平面を走査してその平面上の距離データを取得するので、物体によっては適切な距離情報が得られないという問題がある。それに対してステレオ視は 3 次元の距離情報が得られ、また距離だけでなく視覚的特徴も同時に得ることができるという利点があるが、通常のカメラを用いると視野が狭く、また誤対応によって偽の物体がしばしば観測される。そこで、そのような信頼性の低い距離情報を用いて SLAM を行うための手法を提案している [7]。

提案手法では 2 段階で階層的に処理を行う (図 2 参照)。第 1 段階では、ステレオから得られる距離データを統合して、ロボット中心の局所領域の確率的障害物グリッド地図 (局所地図) を生成する。その際、オドメトリ (車輪エンコーダ) やスキャンマッチング法などを用いて推定したロボットの移動量を用いる。この段階で、誤対応による偽の物体をできるだけ排除する。第

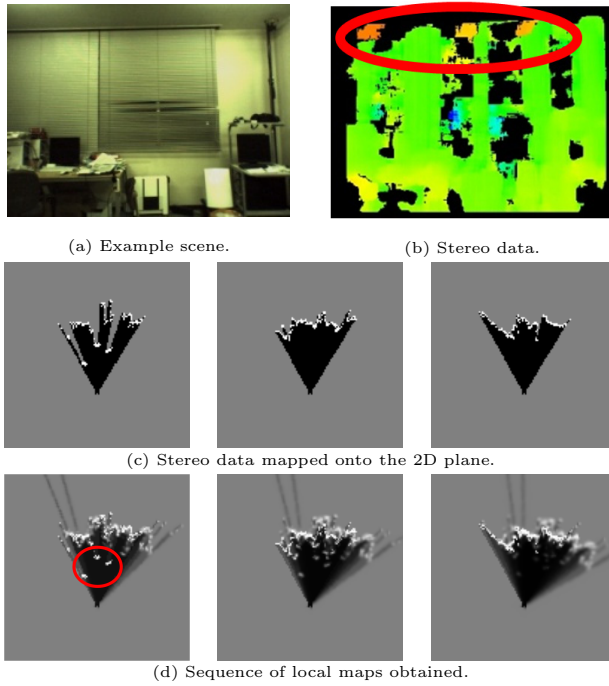


図 3 偽の物体を含む距離データからの局所地図の生成例

Fig. 3 Local maps from range data with spurious objects

2 段階では、局所地図を入力とみなして SLAM を行い、世界座標系で記述された環境全体の確率的障害物グリッド地図 (大域地図) を生成する。

局所地図はある決められた長さのフレームの情報を蓄積することにより行う。具体的には以下の手順を繰り返す [8]。(1) ロボットの移動量の推定値を用いて前回までの局所地図を現在のロボット座標系へ変換する。(2) 今回得られたステレオ距離情報から各セルを分類し、障害物が観測されたセル、障害物がないと観測されたセルそれぞれについてベイズ則を用いて確率を更新する。図 3 に局所地図の生成過程を示す。図 3(b) の上部の誤対応のため距離データに偽の物体が存在するが ((c) の左端)、引き続いて得られた距離情報を統合することにより局所地図からはほぼ消えている ((d) の右端)。

大域地図は、局所地図を入力とみなし FastSLAM を適用する。尤度は局所地図と大域地図の共通部分の一致度を用いて評価し、大域地図の更新は局所地図の更新と同様に行う。図 4 は提案手法とステレオ距離データから得た各方向の距離データを直接 FastSLAM へ入力する方法との比較結果である。図に示された経路を 2 周して地図を生成した。提案手法ではあらかじめ偽の距離情報を排除することにより整合性のある地図が生成されており、2 周目の終了時にも安定して地図が得られていることがわかる。

3. 多様な環境・状況への対応

ロボットの動作する環境が固定されているか、あるいはその変動が限定的であれば、環境に依存した認識処理を設計・利用することができる。環境の状況 (例えば、照明条件) を制御できる場合も同様である。しかし、認識対象の環境や状況が多様になるとさまざまな状況を考慮する必要がある。ここでは、以下

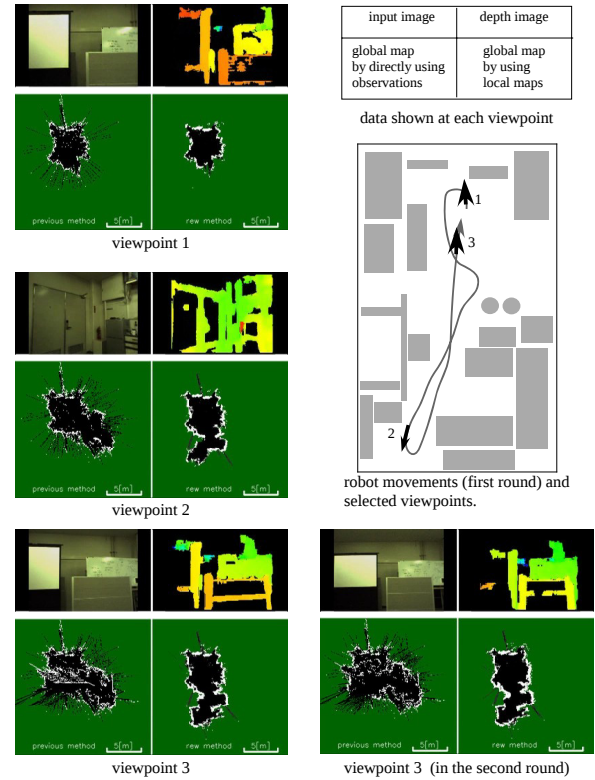


図 4 大域地図生成における従来手法との比較

Fig. 4 Comparison with a previous method in global mapping.

の 2 つのアプローチを考える。

(1) 環境の状況のうち、変動する部分とそうでない部分とをわけ、変動する部分についてはその変動を考慮した認識処理を行い、変動しない部分については固定化した処理を行う。

(2) 処理を柔軟に設計し、起こり得る状況をできるだけ同じ処理でカバーできるように認識処理を設計する。

以下に、移動ロボットの屋外ナビゲーションに関連して、それぞれのアプローチの例を示す。

3.1 季節や天候の変化にロバストな物体認識に基づく屋外位置推定

屋外ナビゲーションでは自己位置の推定が必要である。GPS による位置推定は有力ではあるが、高い建物の近くなどでは信頼できる位置情報が得られない場合があり、また精度のよい地図を必要とする。それに対して見えに基づく位置推定が提案されている。そこでは、まずロボットを決められた経路に沿って誘導し、その間に画像の系列を獲得する。次に、別の機会に同じ経路上を移動しながら得られる画像と誘導時に獲得した画像とを比較し、経路上のどの位置にいるかを決定する。このとき、季節や天候の変化による物体の見えの変化にどのように対処するかが重要な問題となる。そこで、画像の単純比較ではなく物体の認識結果の比較に基づく手法を提案した [9]。そこでは、物体の認識と位置の認識の 2 段階で構成し、それぞれでサポートベクトルマシン (SVM) を用いることにより、パラメータ調整やしきい値の設定などがほとんど不要となっている。

物体認識では画像の上半分を小ウィンドウに分割し、ウィンドウごとに抽出した各種の特徴量を用いて、認識したい物体ご

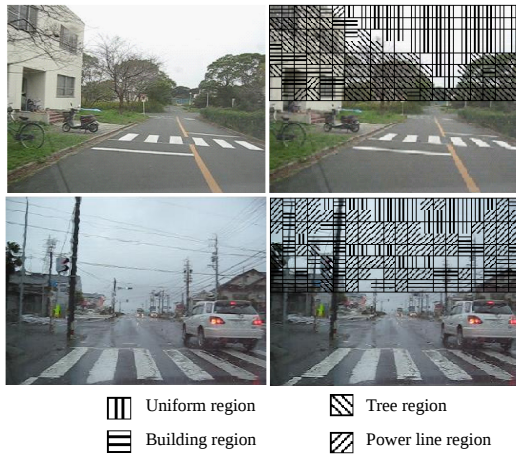


図 5 SVM を用いた物体認識結果

Fig. 5 Object recognition results using SVMs.

とに SVM を学習させる．さまざまな季節・天候下で収集した画像を用いることで，季節・天候の変化による見えの変化を吸収する．図 5 の右列に，左列の入力画像に対する物体認識結果（ラベルづけ結果）を示す．各ウインドウ上の模様はラベル（uniform, tree, building, power line）を示す．模様のないウインドウはいかなるラベルもつけられなかったことを示す．複数のラベルがつけられたウインドウでは，SVM の出力値がもっとも大きいラベルに対応する模様を描いている．天気や季節の変化による見えの大きな変化に対しても良好な物体認識が行えている．

第 2 段階では，物体認識結果を用いて位置推定を行う．第 1 段階の物体認識ではウインドウごとに決められた物体があるかないかを判定するので，その結果をまとめた 0-1 ベクトルを入力として SVM の学習・認識を行う．経路上に適当な基準で位置推定を行う地点を設定し，すべての地点に対しそこにいるかどうかを判断する SVM を学習する．記憶するのはサポートベクトルの集合だけなので，画像をそのまま保持する場合に比べ記憶コストは安い．

位置推定の一つの方法は入力画像の物体認識結果をすべての位置に対する SVM に入力して正の値を出力した位置にしているとすることである．しかし，このような単純な方法では複数の地点で正の出力が得られたり，どの地点でも得られなかったりして位置推定がうまく行えない．さらに，常にすべての SVM を用いるのは計算コストが高い．そこで，マルコフ位置推定の考え方を導入する [10]．マルコフ位置推定は 2.1 節で述べたベイズフィルタを位置推定に適用したものであり，特定の位置にいるかどうかではなく，存在可能性のある位置の確率分布を推定する．これにより，よりロバストな推定が可能になると同時に，可能性のある SVM だけを処理すればよい，という利点も生じる．図 6 は位置に関する事前情報がなく初期分布として一様分布を与えた状態から，移動しながら観測を繰り返すことにより徐々に推定位置候補を絞っていく様子を示している．左列が入力画像，中央列が推定された位置分布，右列がもっとも確率が高い位置の学習画像を示す．

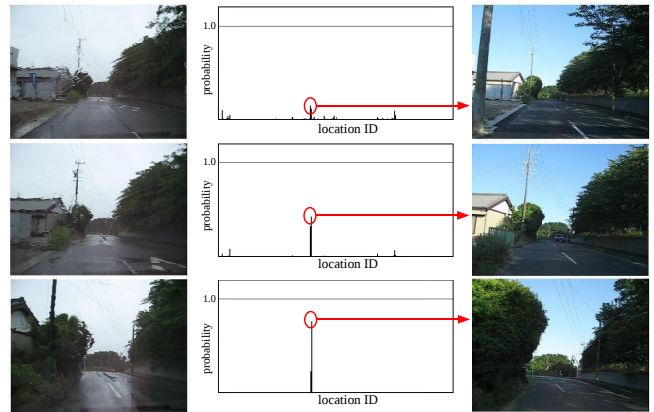


図 6 大域的位置推定の例

Fig. 6 Example of global localization.

画像を直接利用する場合には，すべての場所でさまざまな状況下で画像データを取得し学習する必要があるが，ここで紹介した手法では，季節や天候の変化の影響がある物体の見えと影響のない各場所での画像中の物体の配置とに切り分けることで，学習のコストを下げる事が可能になっている．

3.2 複数センサ情報統合によるロバスト道路境界線追跡

ロボットの自律走行のためには移動可能領域の認識が不可欠である．領域の境界を示す明確な白線があったり縁石があれば，画像データや距離データからそれらを検出することは可能である．しかし，一般にはある決まった特徴が常に得られるとは限らず，さまざまな特徴を利用して通行可能領域の境界の存在を示す証拠を検出し，それらを統合して判断することが必要である．さらに，道路形状の多様性にも対処する必要がある．ここでは，パーティクルフィルタを用いて複数センサ情報の統合と道路形状の変化への対応を実現する方法 [11] について述べる．

推定のための状態ベクトルは，前フレームのロボット座標系で記述された現在のロボット位置と道路境界線パラメータを含む．パーティクルフィルタの予測ステップでは，オドメトリから得た自己移動量を基に各パーティクルを移動させ，次に座標変換を行う．さらに，道路モデルの更新を以下のように行う．ロボットが進むにつれて道路の新たな部分が視野に入るが，道路形状についての事前の知識がない場合にはその部分がどのような形状をしているかを事前に知ることはできない．そこで，さまざまな形状をもったパーティクルを新たに生成することで多様な道路形状変化に対応する．道路モデルは図 7 に示す折れ線モデルを用い，図の右に示すように一つのセグメントを通り過ぎたら新たなセグメントを追加する．その際，追加するセグメントの形状は確率的に選択する．

各パーティクルの重みを計算するために，使用する特徴ごとに尤度関数を定義して利用する（図 8 参照）．これにより，直線などの特徴を明示的に抽出する必要がなく，また利用するセンサ特徴の増減に柔軟に対応できるという利点がある．以下の 3 つの特徴を用いている．

（1）距離データ中の段差形状．レーザ距離センサを前方や下向きに設置し道路と歩道などとの境界部分の特徴を用いる．

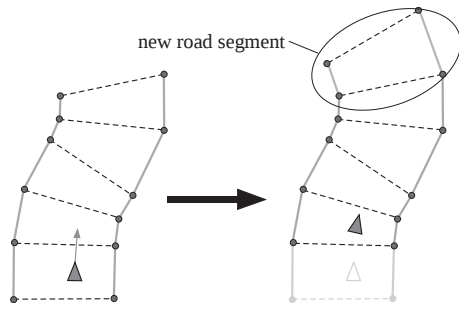
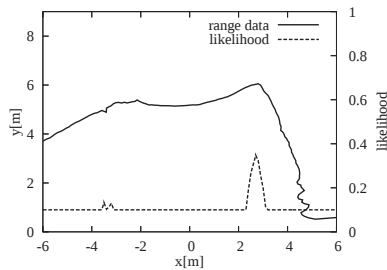


図 7 折れ線道路モデルとその更新

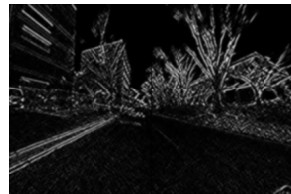
Fig. 7 Piecewise-linear road model and its update.



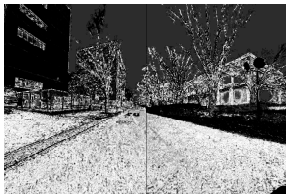
(a) Laser data and likelihood function.



(b) Input image.



(c) Intensity gradient image.



(d) Road likelihood image.



(e) Color gradient image.

図 8 距離データと画像データを用いた尤度計算

Fig. 8 Likelihood calculation for range and image data.

レーザ距離データ中のデータ列の角度変化に応じた尤度を計算する (図 8(a) 参照)。

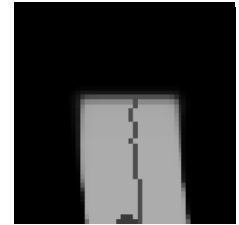
(2) 濃淡の境界線: 明るさの変化強度画像を生成し (図 8(c) 参照), 各パーティクルが表す道路境界モデルを画像上に射影し, 境界上の平均強度を計算した上でシグモイド関数を利用して (0, 1) の値に変換して尤度とする。

(3) 道路色領域の境界: 道路の表面色を直近のデータからオンライン推定して道路色らしさの画像を生成し (図 8(d) 参照), そこから濃淡の場合と同様な処理により尤度を計算する (図 8(e) 参照)。

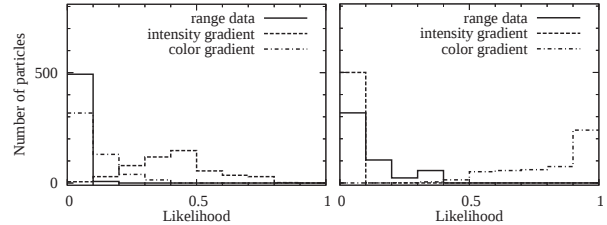
重みは 3 つの特徴 × 道路の両側の 2 か所の計 6 つの尤度の積として与える。しかし, ある尤度関数について対応する特徴が道路のある側に存在しないときには, すべてのパーティクルの重みが非常に小さくなり, 有望なパーティクルが消滅する可能性がある。そこで, ある特徴と位置 (左右のどちらか) の組合せについて尤度の最大値がしきい値以下のときには, その組合せが効果的でないと判断して重み計算には用いない。



(a) Estimated road boundaries.



(b) Road certainty distribution.



(c) Likelihood histogram for the left and the right boundary.

図 9 図 8(b) の状況での道路境界線抽出

Fig. 9 Road boundary extraction for the data shown in Fig. 8(b).

図 9 に道路境界線抽出結果を示す。図 9(a) はパーティクルの組から得られる道路境界線を画像に描画したものである。また, 図 9(b) は各パーティクルの道路領域を重ね描きすることによって得られる, ロボット座標系での道路領域の確からしさを表し, 明るい画素ほど道路領域らしさが大きい。中央下の半円がロボットを表しており, 道路領域の中心線はロボットの走行制御の際のガイドとなる。図 9(c) は左右境界線それぞれについて, 3 種の尤度それぞれのヒストグラムを表したものであり, 高い尤度を持つパーティクルが多いほどその特徴量が道路境界検出に, より寄与していることを示す。図より, 左境界線は明るさ変化が寄与し, 右境界線は色の变化が主に, 距離データがある程度推定に寄与していることが分かる。

4. アルゴリズムの効率化とオンライン処理

動的環境ではロボットは短い時間で状況を認識し, 適切な行動をとることが求められる。一方, 短い時間間隔で処理を繰り返す場合には, 状況変化の予測が比較的単純で済むという利点もある。ここでは, ロボットによる特定人物の追従行動を実現するために, ステレオ視を用い, 比較的単純な処理の組合せで複数の人物を発見・追跡する手法 [12] について述べる。

ステレオカメラを用い, 人物の発見には図 10 に示す 3 種の距離画像テンプレートをを用い, もっともよく照合するテンプレートの評価値が十分よければ人物が存在すると考える。追跡中の人物についてはその予測位置とその誤差を用いて, テンプレートの大きさ, 前景の画素値 (距離), 探索範囲を設定する。背景の画素値は各フレームの画像から推定する。また, 新たな人物の発見においては, テンプレートの大きさと前景の画素値を各点の距離値を用いて設定し, 全画面を探索する。その際, (1) テンプレートの基準点 (頭を中心) の距離に比べて, その上, 右, 左の 3 点の距離が十分遠ければテンプレート全体を評価する, (2) すでに人物が発見されている場所の近くではそれよりも十分近い距離が得られた場合のみ照合を行う, といった工夫



図 10 距離画像テンプレート

Fig. 10 Depth templates.

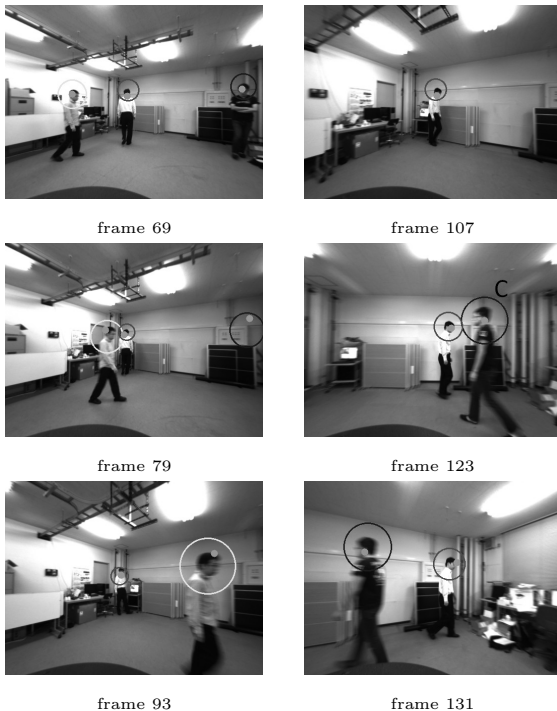


図 11 人物追跡実験

Fig. 11 Person following experiment.

を加えて処理時間を大幅に短縮する。しかし、このような単純な処理では人物でない領域を人物とすることが多いので、SVMを利用した高速な人物検定器を利用してそれらを排除する。

比較的短い時間 (90 [ms] 程度) で処理を繰り返すので、人物の動きを等速直線運動でモデル化し、拡張カルマンフィルタで追跡する。人物の位置を常にロボット座標系で表すことにより、移動による誤差の蓄積を避ける。図 11 は人物追跡の例である。

上記の実験では障害物の回避は考えていないが、実際には他の人物や机などの障害物を回避する必要がある。そのためには、環境地図の生成や経路計画を含めて短い時間内で処理を終える必要があり、そのためにはすべての処理の高速化とそれらを適切に統合するシステム設計が重要になる [13]。

5. 観測行動の計画

最初に述べた 3 つの問題点のうち、不確かさと時間制約の 2 つは密接に関連している。不確かさを減らすためにはセンサ情報の統合が不可欠であるが、そのために認識処理が増加すると時間制約を満たさなくなる。そのため、ロボットがタスクの遂行に必要な情報を見極め、必要十分な情報だけを効率的に取得するための観測計画が重要な課題となる [14], [15]。移動ロボットの場合には、速度を制御し単位移動距離あたりの観測回数を確保することにより認識の信頼性を上げることができるが、必

要以上に低速で移動することは効率の低下につながる。そこで、効率と安全性のトレードオフを考え、どの程度の情報が必要かを計算しながら適応的に速度 (= 観測間隔) を選択する方法も提案している [16]。

6. おわりに

本稿ではロボットののための視覚環境認識において重要となる 3 つの問題 (不確かさ、環境・状況の多様性、時間制約) を挙げ、それらを解決する試みをいくつか紹介した。視覚認識の応用分野としてのロボティクスは広範かつチャレンジングな課題を数多く提供できる。本稿がロボティクスに興味を持つ画像認識研究者の一助になれば幸いである。

謝 辞

本稿で紹介した研究・実験を行ってくれた豊橋技術科学大学行動知能システム学研究室 (三浦研究室) のメンバに感謝する。

文 献

- [1] 三浦純, 白井良明. 実世界ロボットビジョンの最新動向. 機械の研究, Vol. 53, No. 2, pp. 325–330, 2001.
- [2] S. Thrun and et al. Stanley: The Robot that Won the DARPA Grand Challenge. *J. of Field Robotics*, Vol. 23, No. 9, pp. 661–692, 2006.
- [3] 三浦純. センサ情報に基づく行動決定のための環境モデリング. 日本ロボット学会誌, Vol. 18, No. 3, pp. 325–330, 2000.
- [4] 文仁赫, 三浦純, 白井良明. 不確かさを考慮した観測位置と移動のオンライン計画手法. 日本ロボット学会誌, Vol. 17, No. 8, pp. 1107–1113, 1999.
- [5] S. Thrun, W. Burgard, and D. Fox. *Probabilistic Robotics*. The MIT Press, 2005.
- [6] 子安大士, 三浦純, 白井良明. 不確かさを考慮した複数のスキャンマッチング結果の統合による移動ロボットの移動量推定. 日本ロボット学会誌, Vol. 23, No. 2, pp. 263–271, 2005.
- [7] 北島健太, 増沢広朗, 三浦純, 佐竹純二. 局所地図の時系列統合による大域地図の生成. 2009 年ロボティクスメカトロニクス講演会, 2009.
- [8] 根岸善朗, 三浦純, 白井良明. 全方位ステレオとレーザレンジファインダの統合による移動ロボットの地図生成. 日本ロボット学会誌, Vol. 21, No. 6, pp. 690–696, 2003.
- [9] 三浦純, 森田英夫, ヒルド・ミハエル, 白井良明. SVM による物体と位置の視覚学習に基づく屋外移動ロボットの位置推定. 日本ロボット学会誌, Vol. 25, No. 5, pp. 792–798, 2007.
- [10] J. Miura and K. Yamamoto. Robust View Matching-Based Markov Localization in Outdoor Environments. In *Proceedings of 2008 IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp. 2970–2976, 2008.
- [11] 松下純輝, 三浦純. 複数センサ情報の時系列統合によるロバストな道路境界追跡. 第 14 回ロボティクスシンポジウム予稿集, pp. 247–253, 2009.
- [12] J. Satake and J. Miura. Robust Stereo-Based Person Detection and Tracking for a Person Following Robot. In *Proceedings of ICRA-2009 Workshop on Person Detection and Tracking*, 2009.
- [13] 増沢広朗, 石川裕基, 北島健太, 佐竹純二, 三浦純. RT ミドルウェアを用いた人物追従ロボットの開発. 2009 年ロボティクスメカトロニクス講演会, 2009.
- [14] 三浦純, 池内克史. 作業の目的を考慮した視覚認識戦略の生成. 日本ロボット学会誌, Vol. 14, No. 4, pp. 574–585, 1996.
- [15] 三浦純. 移動ロボットの環境認識と行動生成. 日本ロボット学会誌, Vol. 26, No. 4, pp. 322–325, 2008.
- [16] 三浦純, 根岸善朗, 白井良明. 地図と移動の不確かさを考慮した未知環境における適応的速度制御. 日本ロボット学会誌, Vol. 24, No. 1, pp. 47–55, 2006.