

追跡ロボットにおける対象消失問題の解決に関する研究

山田純一* 外園宙* 山中隆* 鹿嶋雅之* 佐藤公則* 渡邊睦*

*鹿児島大学大学院 理工学研究科 〒890-0065 鹿児島市郡元 1-21-40

あらまし 警備ロボットにおける不審者追跡など、特定の対象を自動追跡する際には、視野からの消失や被追跡対象の隠れなどに適切に対処することが必要となる。本稿では、Condensation法を用いて自動追跡中に被追跡対象が消失した際に、予め与えた環境地図と自己位置推定結果、および消失地点の検出結果を用いて、再探索するための中間目標地点を自動的に生成する手法について述べる。

Research of solving "target vanishment problem" for tracking robots.

Junichi Yamada, Hiroshi Hokazono, Takashi Yamanaka, Masayuki Kashima, Kiminori Sato, Mutsumi Watanabe

Graduate School of Science and Engineering, Kagoshima University
1-21-40, Korimoto Kagoshima, 890-0065, Japan

When an intelligent robot automatically tracks same determined object, in such a situation as doubtful human tracking for guard robots, it is necessary to adaptively cope with the vanishment and the occlusion.

This paper shows a method to create a subgoal for re-searching the tracked object by using existing environment map, self localization result and vanished position detection result during automatic object tracking based on the condensation algorithm.

1.はじめに

自律移動ロボットの研究発展により、今後は様々な用途に利用されていくことが予想される。

- ・ 建造物内の巡回警備ロボット
- ・ 徘徊癖のある高齢者の介護ロボット
- ・ 大型スーパーにおける買い物かご運搬ロボット

我々は前記のロボットを実現させるためには、カメラによる視覚追跡システムが必要であると考え、自動追跡を行う研究を行っている。[1][2]

2.従来技術と課題

移動ロボットなどの移動視覚系を使った追跡の研究例として、オプティカルフローを用いた手法[3][4]や、追跡対象の特徴を利用した手法[1][5][6]が挙げられる。

従来の研究において追跡対象を見失った場合、追跡対象が現れるまで待つといった対処や、その場で回転して追跡対象がいらないか探索を行うといった対処を行うのが一般的である。しかし、これらの対応では追跡の円滑性が損なわれるため、例えば追跡対象が障害物等で遮蔽したために見失った場合において、追跡対象を再発見出来ず取り逃す可能性が生じる。

本研究では、追跡対象を見失った場合、なぜ見失ったか、追跡対象が現在どこにいるのかを推論し、経路計画を立て、ロボットの移動を行うことによって、円滑な追跡の継続を行う手法を提示する。

3 Condensation アルゴリズム

本研究で用いる Condensation[7]のアルゴリズムについて説明する。本研究では追跡対象を人間とし、追跡対象の抽出に Condensation 法を用いている。

3.1 時系列フィルタリング

ある時刻 t における追跡対象の状態量 \mathbf{x}_t 、画像から得られる観測結果を \mathbf{Z}_t とおく。また、時刻 t までに得られる観測結果を $\mathbf{Z}_t = (\mathbf{z}_1, \dots, \mathbf{z}_t)$ とおく。このとき、時刻 t までの観測結果が得られた状態 \mathbf{x}_t の確率密度関数 $P(\mathbf{x}_t | \mathbf{Z}_t)$ を推定する。Condensation における状態量と観測結果の関係を Fig.1 に示す。

追跡対象の時刻 $t-1$ における確率密度関数 $P(\mathbf{x}_{t-1} | \mathbf{Z}_{t-1})$ と、時刻 $t-1$ から t への移動モデル $P(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1})$ が与えられると、時刻 t における事前確

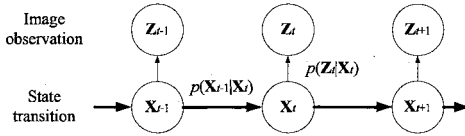


Fig.1 Condensation アルゴリズム

立 $P(\mathbf{x}_t | \mathbf{Z}_{t-1})$ はマルコフ性を想定することにより次式で表される。

$$P(\mathbf{x}_t | \mathbf{Z}_{t-1}) = \int P(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}) P(\mathbf{x}_{t-1} | \mathbf{Z}_{t-1}) d\mathbf{x}_{t-1} \quad (1)$$

このとき、画像から推定した尤度 $P(z_t | \mathbf{x}_t)$ を用いて、時刻 t における確率密度関数 $P(\mathbf{x}_t | \mathbf{Z}_t)$ はベイズの法則に基づき、

$$P(\mathbf{x}_t | \mathbf{Z}_t) = k_t P(z_t | \mathbf{x}_t) P(\mathbf{x}_t | \mathbf{Z}_{t-1}) \quad (2)$$

と書き表せる。ただし、 k_t は正規化項である。

3.2 重み付きサンプリング

Condensation では、ある時刻 t における確率密度関数 $P(\mathbf{x}_t | \mathbf{Z}_t)$ を状態 \mathbf{x}_t の仮説群 $\{\mathbf{s}_t^{(1)}, \dots, \mathbf{s}_t^{(N)}\}$ と各仮説の重み $\{\pi_t^{(1)}, \dots, \pi_t^{(N)}\}$ の組によって離散的に表現する。ここで時刻 t における n 番目の仮説の状態量を $\mathbf{s}_t^{(n)}$ とし、重みは $\pi_t^{(n)} = P(z_t | \mathbf{x}_t = \mathbf{s}_t^{(n)})$ (3) によって与えられる。

3.3 Condensation による追跡

仮説群に適用されるプロセスは以下の三つの部分から構成される。時刻 $t-1$ において、観測 \mathbf{Z}_{t-1} が得られたときの状態量 \mathbf{x}_{t-1} の分布 $P(\mathbf{x}_{t-1} | \mathbf{Z}_{t-1})$ が、 N 個の重み付き仮説群 $\{\mathbf{s}_{t-1}^{(n)}, \pi_{t-1}^{(n)}, n=1, \dots, N\}$ で表されているとき、下記のプロセスの繰り返しによって追跡が実現される。また、これらのプロセスの模式図を Fig.2 に示す。

(i) resample

各仮説の重み $\{\pi_t^{(1)}, \dots, \pi_t^{(N)}\}$ の比に従い、仮説群 $\{\mathbf{s}_t^{(1)}, \dots, \mathbf{s}_t^{(N)}\}$ を選択する。

(ii) drift and diffuse

選択された仮説群を移動モデル $P(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1} = \mathbf{s}_{t-1}^{(n)})$ に従い伝播し、 $P(\mathbf{x}_t | \mathbf{Z}_{t-1})$ に相当する時刻 t における N 個の仮説群 $\mathbf{s}_t^{(n)}$ を作成する。

(iii) observe

重み $\pi_t^{(n)}$ を画像から推定することで、新しいサンプル $\mathbf{s}_t^{(n)}$ の重みを式 (3) に従って求める。ただし、重み $\pi_t^{(n)}$ が

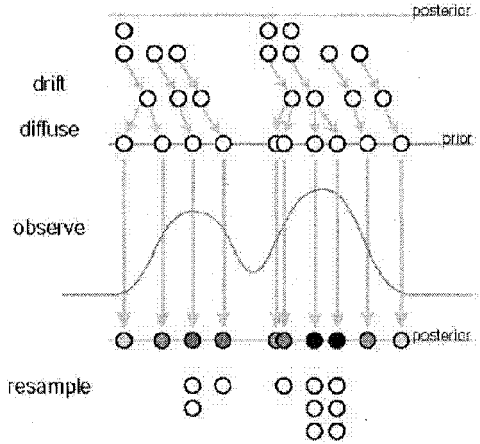


Fig.2 Condensation プロセスの模式図

$$\sum_{n=1}^N \pi_t^{(n)} = 1 \quad (4)$$

となるように正規化を行う。その結果、時刻 t における $P(\mathbf{x}_t | \mathbf{Z}_t)$ の近似表現である $\{\mathbf{s}_{t-1}^{(n)}, \pi_{t-1}^{(n)}, n=1, \dots, N\}$ を得る。

4. 追跡処理

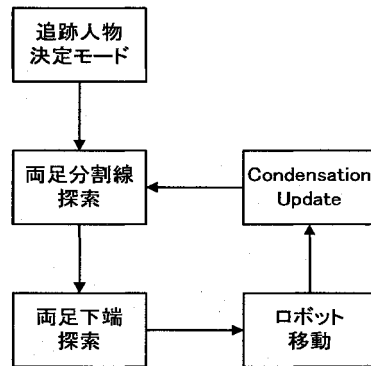


Fig.3 追跡モード処理の流れ

本システムにおける追跡動作の処理の流れを Fig.3 に示す。本研究では、人物の両足それぞれを Condensation を用いてトラッキングし、左右の足を分割した位置と、足の下端位置をワールド座標へ変換し、その位置へロボットを移動させることにより追跡を行う。

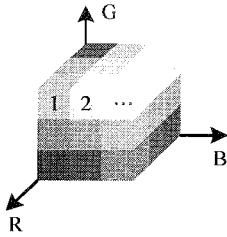


Fig.4 RGB 色空間及び色番号

4.1 追跡人物決定モード

初期状態においてロボットは停止・待機している。一定時間、原画像を蓄積することにより、まず背景画像を作成し、この画像からエッジ抽出を行って、背景エッジ画像を作成する。人物の出現検知は、入力画像からエッジ抽出したものと、このエッジ背景画像との差

分絶対値を求め、しきい値と比較することによって行う。出現を検出した場合は、その人物を被追跡者として決定する。

4.2 人物特徴取得

背景画像と入力画像の差分絶対値を求め、しきい値と比較することにより、人物領域である変化領域を決定する。変化領域のヒストグラムの蓄積・正規化を行うことにより追跡人物の特徴である色空間確率分布を作成する。本手法では、RGB 色空間におけるヒストグラムを正規化して得られた色空間確率分布を用いる。RGB それぞれ独立したヒストグラムを作成した場合には、各色素における相互の関係が失われてしまうため好ましくない。そこで、画素における RGB 各値から色番号を決め、画素における RGB 値の関係を保つ。番号の構成を Fig.4 に示す。

次に、人物領域内の各画素における RGB 値から色番号を求め、量子化された各画素の色番号の頻度数であるヒストグラムを作成する。一定時間かけて蓄積された画像群における色番号 i に頻度値の総和を $H(i)$ 、蓄積画像枚数を K とすると、人物特徴として利用する色空間確率分布 $P_{color}(i)$ は、

$$P_{color}(i) = \frac{H(i)}{K} \quad (5)$$

で与えることにした。

入力画像の色空間確率分布に基づいた人物存在確立の一例として、Fig.5 の入力画像における人物存在確



Fig.5 原画像

Fig.6 色空間から見た確立分布

率を 256 倍して明度値に変換した結果を Fig.6 に示す。人物存在確立値が高いほど高い明度で示されている。この場合、変化領域に対するズボンの面積が大きいためズボンの部分が大きい確立となっている。この例ではズボンと靴が異なる色を有するため、面積の小さい靴の領域はズボンの領域よりは相対的に低いものの、床などの背景領域よりは高い確率となっている。また、靴の先端でズボンの色と類似の色を有する部分は、ズボン同様高い確率値として示されている。

また、ズボンが単色でない場合、変化領域全体を学習するため対処可能である。ただしズボン中の各同色領域の占める面積が相対的に小さくなるため、背景との分離が若干不安定となる可能性が生じる。

4.3 両足分割線探索

左右の足追跡のための Condensation による両方の仮設群に対して人物特徴の色空間確率分布から尤度を与え、そこから仮設群から予測される人物存在位置を求める。次に仮設群から予測される人物存在位置に基づく画面上での人物存在確率と色空間から見た人物存在確率を独立とみなし、その積を尤度として仮設群に与える。そして、横軸に仮設群の状態量に基づいて仮設群の尤度を投射・累積し、その結果から両足分割線を求める。

4.3.1 人物存在位置の期待値算出

仮設群の尤度 $\pi_{l,t}^{(n)}$ 、 $\pi_{r,t}^{(n)}$ に色空間に基づく人物存在確率を用い、仮設群から予測される人物存在位置を求める。時刻 t の入力画像 i_t の画素 $\mathbf{x} = (x, y)^T$ における RGB 値からの色番号を $i_t(\mathbf{x})$ とし、時刻 t の画素 \mathbf{x} における人物存在確立が $P_{color}(i_t(\mathbf{x}))$ と表さえるとき、仮説の尤度 $\pi_{l,t}^{(n)}$ 、 $\pi_{r,t}^{(n)}$ は

$$\pi_{l,t}^{(n)} = P_{color}(i_t(s_{l,t}^{(n)})) \quad (6)$$

$$\pi_{r,t}^{(n)} = P_{color}(i_t(s_{r,t}^{(n)})) \quad (7)$$

と与えられる。ここから、仮設群から予測される時刻

tにおける人物存在位置 $\mathbf{x}_{\text{exp},t} = (x_{\text{exp},t}, y_{\text{exp},t})^T$ は

$$\mathbf{x}_{\text{exp},t} = \sum_{n=1}^N (\pi_{r,t}^{(n)} \mathbf{s}_{r,t}^{(n)} + \pi_{l,t}^{(n)} \mathbf{s}_{l,t}^{(n)}) \quad (8)$$

で求められる。このとき、

$$\sum_{n=1}^N (\pi_{r,t}^{(n)} + \pi_{l,t}^{(n)}) = 1 \quad (9)$$

と正規化しておく。

4.3.2 両足分割線の探索

仮説群から予測される人物存在位置に基づいた人物存在確立は、平均を仮説群から予測される人物存在位置の \mathbf{x} 座標 $\mathbf{x}_{\text{exp},t}$ 、分散を σ^2 とするガウス分布に基づいて与える。画素 $\mathbf{x} = (x, y)^T$ における仮説群から予測される人物存在位置に基づく人物存在確立 $P_{\text{pre},t}(\mathbf{x})$ は

$$\pi_{l,t}^{(n)} = P_{\text{pre},t}(\mathbf{s}_{l,t}^{(n)}) P_{\text{color},t}(i_t(\mathbf{s}_{l,t}^{(n)})) \quad (10)$$

$$\pi_{r,t}^{(n)} = P_{\text{pre},t}(\mathbf{s}_{r,t}^{(n)}) P_{\text{color},t}(i_t(\mathbf{s}_{r,t}^{(n)})) \quad (11)$$

となる。

次に仮説群に尤度を与える。本手法では仮説群から予測される人物存在位置に基づいた人物存在確立と色空間から見た人物存在確立を独立とみなし、その積を仮説群の尤度として与える。そこで仮説群の尤度 $\pi_{l,t}^{(n)}, \pi_{r,t}^{(n)}$ は

$$\pi_{l,t}^{(n)} = P_{\text{pre},t}(\mathbf{s}_{l,t}^{(n)}) P_{\text{color},t}(i_t(\mathbf{s}_{l,t}^{(n)})) \quad (12)$$

$$\pi_{r,t}^{(n)} = P_{\text{pre},t}(\mathbf{s}_{r,t}^{(n)}) P_{\text{color},t}(i_t(\mathbf{s}_{r,t}^{(n)})) \quad (13)$$

として与えられる。仮説群の尤度が与えられたら、仮説群の状態量 $\mathbf{s}_i^{(n)} = (x_i^{(n)}, y_i^{(n)})^T$ に基づいて、仮説群の尤度 $\pi_{l,t}^{(n)}$ を投影・累積させ、その結果から両足分割線を求める。

Condensation ではある時刻 t における確立密度関数 $P(\mathbf{x}_i | \mathbf{Z}_i)$ を状態 \mathbf{x}_i の仮説群と各仮説の重みの組によって離散的に表現している。広い領域の確率密度関数を得るために仮説群の拡散を行っており、それぞれの仮説群の状態量が不連続となる。

そこで、投影・累積に当たって本手法では隣接する仮説群の間隔の標準偏差を σ' としておき、尤度 $\pi_i^{(n)}$ を平均 $\alpha = x_i^{(n)}$ 、分散 σ'^2 のガウス分布に基づいて y 軸方向に累積投影させることとする。各仮説群の状態量の不連続性を考慮した投影・累積結果 $\text{Acc}(\mathbf{x})$ は

$$\text{Acc}(x) = \sum_{n=1}^N \pi_{l,t}^{(n)} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma'}} \exp\left(-\frac{(x-x_{l,t}^{(n)})^2}{2\sigma'^2}\right) \quad (14)$$

$$+ \sum_{n=1}^N \pi_{r,t}^{(n)} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma'}} \exp\left(-\frac{(x-x_{r,t}^{(n)})^2}{2\sigma'^2}\right)$$

と表される。

投影された $\text{Acc}(x)$ の $x=0$ から累積量が全体の累積量の $50 \pm e\%$ となる x の値 x_a, x_b を探索しておき、 x_a, x_b 間で $\text{Acc}(x)$ の値が最小となる x の値を両足分割線 x_{cut} とする。片足の場合にも同様の処理を行う。

4.4 両足下端探索

縦軸 (y 軸) に仮説群の状態量に基づいて、仮説群の尤度を投影・累積させた結果に基づき下端の概略位置を定めておき、その結果とエッジ画像を利用して下端位置を決定する。以下、左足を例に挙げて説明する。

4.3.2 で述べたようにそれぞれの仮説群が不連続となるため、隣接する仮説群の間隔の標準偏差を σ' と仮定し、尤度 $\pi_i^{(n)}$ を平均 $\alpha = x_i^{(n)}$ 、分散 σ'^2 のガウス分布に基づいて y 軸に累積投影させることにする。このとき、累積投影

$$\text{Acc}_l(y) = \sum_{n=1}^N \pi_{l,t}^{(n)} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma'}} \exp\left(-\frac{(y-y_{l,t}^{(n)})^2}{2\sigma'^2}\right) \quad (15)$$

と表される。

次にその累積投影結果 $\text{Acc}_l(y)$ から、左足の概略位置を検出する。 $\text{Acc}_l(y)$ を $y=0$ から走査し、最後にしきい値 th 以下となる位置を左足下端の概略位置 $x_{\text{con-}l,t}$ の y 座標とする。本手法では高速処理のために、左足重心の y 座標

$$y_{l,t} = \sum_{n=1}^N \pi_{l,t}^{(n)} y_{l,t}^{(n)} \quad (16)$$

$$\left(\sum_{n=1}^N \pi_{l,t}^{(n)} = 1\right) \quad (17)$$

から走査を開始する。 $x_{\text{con-}l,t}$ の x 座標には左足重心の x 座標

$$x_{l,t} = \sum_{n=1}^N \pi_{l,t}^{(n)} x_{l,t}^{(n)} \quad (18)$$

$$\left(\sum_{n=1}^N \pi_{l,t}^{(n)} = 1\right) \quad (19)$$

を使用する。

仮説群を利用した下端の概略位置探索が終わったら、 $x_{\text{con-}l,t}$ とエッジ画像を利用した下端検出を行う。重心を $x_{\text{con-}l,t}$ 、横 **width**、縦 **height** の長方形を画像内に作



Fig.7 累積・投射結果

りその中から実験的に定めた下端に対して特徴的なエッジ(今回は Sobel エッジの平均強度 140 以上)を長方形の下から探索し、人物の下端 $x_{l,t}$ を決める。同様の処理を右足に対しても行い、右足の下端 $x_{r,t}$ を決める。Fig.7 に仮説群の状態量に基づき仮説群の尤度を累積・投射した結果の画像を示す。

4.5 Condensation Update

両足下端探索で与えられた仮説群の尤度によって両足それぞれの Condensation のリサンプリングを行う。次に仮説群を、移動モデルである線形移動モデルに基づいて移動させるとともに拡散させる。ここでは、仮説群の移動モデルと拡散について述べる。

画像上での左足移動量 $\mathbf{v}_{l,t-1}$ は人物の下端の座標 $\mathbf{x}_{l,t}$ を使って

$$\mathbf{v}_{l,t-1} = \mathbf{x}_{l,t-1} - \mathbf{x}_{l,t-2} + \boldsymbol{\omega}_v \quad (20)$$

と定義する。同様に右足移動量 $\mathbf{v}_{r,t-1}$ は

$$\mathbf{v}_{r,t-1} = \mathbf{x}_{r,t-1} - \mathbf{x}_{r,t-2} + \boldsymbol{\omega}_v \quad (21)$$

と定義する。ここで $\boldsymbol{\omega}_v$ は一様分布の乱数を表している。

左右両足それぞれの移動・拡散モデルは

$$\mathbf{s}_{l,t}^{(n)} = \mathbf{s}_{l,t-1}^{(n)} + \mathbf{v}_{l,t-1} + \boldsymbol{\omega}_x \quad (22)$$

$$\mathbf{s}_{r,t}^{(n)} = \mathbf{s}_{r,t-1}^{(n)} + \mathbf{v}_{r,t-1} + \boldsymbol{\omega}_x \quad (23)$$

と書き表される。ここで、拡散の大きさは一様分布となる乱数 $\boldsymbol{\omega}_v$ とし、 $\mathbf{s}_{l,t-1}^{(n)}, \mathbf{s}_{r,t-1}^{(n)}$ はそれぞれ右足・左足のリサンプリング後の仮説の状態量を示す。

5.探索処理

5.1 処理の流れ

追跡中に追跡対象を見失った場合は、追跡対象探索処理へと移行する。この探索処理の流れを Fig.8 に示す。

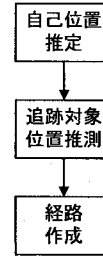


Fig.8 探索モード処理の流れ

5.2 自己位置同定

予め保有している環境地図から移動経路を作成するに当たり、環境地図上での自己位置を同定する必要がある。この自己位置同定問題を解くために、ステレオカメラを用いた逆計算手法もあるが、今回は、天井に取り付けた全方位カメラを用いる簡易な手法を使用した。Fig.9 に示す二色に塗り分けたマーカーを、全方位カメラ画像から探索し、各色の重心の midpoint を環境地図における絶対座標とし、各重心を結ぶベクトルの向きをロボットの向きとする。

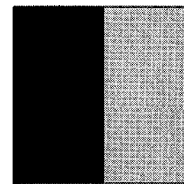


Fig.9 ロボットマーカー

5.3 追跡対象位置推測

追跡対象を見失った後にどこにいるかを推測するために、追跡中に得られる追跡対象との相対座標を使用して、Kalman Filter を用いて位置予測を画像的に実行する。

人物の移動は以下の式によって線形離散時間確率システムで表わされる。

$$\mathbf{X}_{t+1} = \mathbf{F}\mathbf{X}_t + \mathbf{w}_t \quad (24)$$

$$\mathbf{Z}_t = \mathbf{H}\mathbf{X}_t + \mathbf{v}_t \quad (25)$$

\mathbf{X}_t はワールド座標における人物の位置と速度の状態ベクトル $\mathbf{X}_t = [x_t, y_t, \dot{x}_t, \dot{y}_t]$ である。

\mathbf{Z}_t は状態ベクトル、 \mathbf{w}_t は平均値 $\mathbf{0}$ 共分散 \mathbf{Q}_t の 4 次

元外乱ベクトル, v_t は平均値 0 共分散 R_t の 4 次元観測雑音, H は 4×4 観測行列, F は 4×4 状態遷移行列である.

本システムでは H は 4×4 単位行列, F は次の行列とする.

$$F = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (26)$$

上記より, 本システムにおけるカルマンフィルタは, (24)式によって最適な推定値が出された人物位置は (25)式によって一期先予測へと変換される.

(iv) フィルタ方程式

$$\hat{X}_t = \bar{X}_t + K_t(Z_t - H\bar{X}_t) \quad (27)$$

$$\bar{X}_{t+1} = F\hat{X}_t \quad (28)$$

(v) カルマンゲイン

$$K_t = \bar{P}_t H^T [H \bar{P}_t H^T + R_t]^{-1} = \hat{P}_t H R_t^{-1} \quad (29)$$

(vi) 推定誤差共分散行列

$$\bar{P}_{t+1} = F \hat{P}_t F^T + Q_t \quad (30)$$

$$\hat{P}_t = \bar{P}_t - K_t H \bar{P}_t \quad (31)$$

(vii) 初期条件

$$\hat{X}_0 = X_0 \quad (32)$$

$$\hat{P}_0 = P_0 \quad (33)$$

5.4 経路作成

5.2 で述べた手法で得た自己位置を使用して, 追跡対象の予測位置を環境地図上の絶対座標に変換し, 自己位置をスタート地点として, 追跡対象の予測位置までの経路を作成する. この処理の流れを Fig.10 に示す.

ロボットを安全に動作させるために, 環境中の静止物体との接近は望ましくない. そのため, 静止物体の輪郭を膨張し障害物に接近する経路の作成を避けている. 環境地図上の障害物の輪郭線である任意の座標に対して距離が一定の範囲内を走行不可能領域とすることで, 静止物体の膨張を行う.

次に, 本研究では, ロボットの走行性能を考慮し, 「直進」と「回転」の動作のみで経路移動を行う. そのため, 地図上に等間隔に通過候補となる格子点を

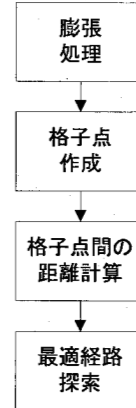


Fig.10 経路探索処理の流れ

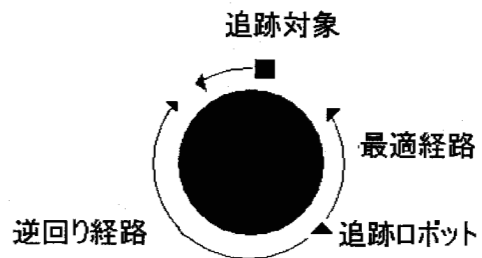


Fig.11 最短経路と逆回り経路

作成し, 各格子点間の距離を計算する. ロボットはその格子点を通過するように経路作成を行うことによって, 直進と回転のみの動作で任意の地点に移動を行うことができる.

最後に, 先に作成した格子点のどこを通過すれば最適経路となるかをグラフにおける最短経路解が保証されている Dijkstra 法を用いて最適経路を作成する.

5.5 対面経路作成

見失った追跡対象を探索する上で, 先に求めた最適経路以外に, 追跡対象の直行向きと逆回りの経路も追跡対象を再発見するのに有効であると考えられる. また, 追跡ロボットが複数存在する場合は, それぞれ別の経路を走行することによって探索の成功率が向上すると考えられる. 最適経路と, 逆回り経路の模式図を Fig.11 に示す.

逆回り経路作成の処理の流れを Fig.12 に示す. 追跡対象を遮蔽している静止物体の重心座標 (x_c, y_c) から, 最短経路において最初に通過する格子点 (x_i, y_i) を通過し, 地図端に至る直線を環境地図に描画し,

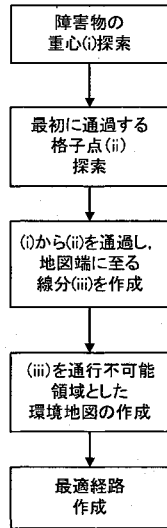


Fig.12 逆回り経路作成処理の流れ

それを疑似的な障害物とする。先に生成した、最適経路方向を塞ぐことによって、逆回り経路の作成が可能となる。

6.実験

本手法をカメラ(Point Gray Research Flea)及び移動ロボット(MobileRobots Pioneer3 DX-8)とロボットに搭載したノートパソコン上のプログラムとして実装し実験を行った。全方位カメラ(Vstone製自由曲面ミラーカメラ VS-ND200)を外部のPCに接続し、外部PCでロボットのマーカを検出し、環境地図上における座標、および向きに変換し、無線LAN通信によってロボットに搭載したノートPCにそれらを送信した。

6.1 実験結果

天井カメラの画像を Fig.13 に示す。これを元に作成した環境地図を Fig.14 に示す。Fig.15 に出発地点及び目標地点を示す。この環境地図における、出発地点から目標地点までの最適経路と、逆回り経路を作成した。膨張処理結果を Fig.16 に示す。Fig.17 に生成した最適経路を示す。Fig.18 に示すように障害物の重心から最初に通過する格子点を通過する線分を作成し、新しい環境地図 Fig.19 を作成した。また、この環境地図を用いて逆回り経路を作成した結果を Fig.20 に示す。

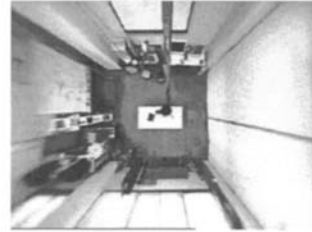


Fig.13 全方位カメラ画像



Fig.14 環境地図

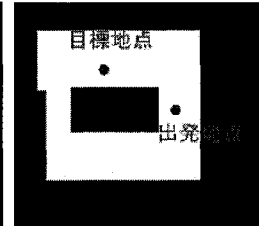


Fig.15 出発地点及び目標地点

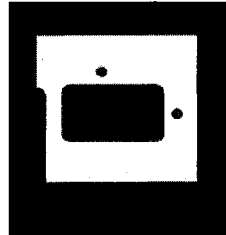


Fig.16 膨張処理後の環境地図

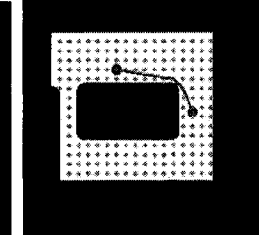


Fig.17 最適経路

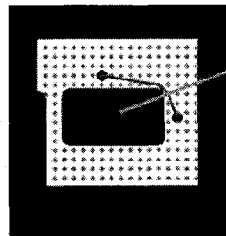


Fig.18 最適経路を塞ぐ線分

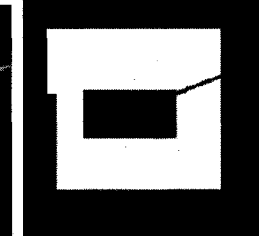


Fig.19 新しく作成した疑似障害物を含む環境地図

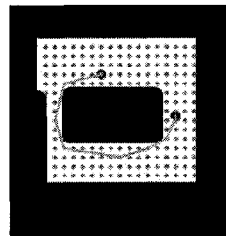


Fig.20 逆回り経路

7.まとめ

Condensationを用いた追跡中に対象を見失った際に、環境地図、自己位置推定結果、消失位置推定結果を用いて対象を再発見するための最適経路、逆回り経路を自動生成する手法について述べた。今後は、ステレオカメラを用いた自己位置推定方法、及び複数のロボットを同時に直行させることによる性能評価実験を行っていく。

謝辞 本研究の遂行にあたり、文部科学省科学研究費補助金基盤研究(C)(2)「居住空間内物体・人物統合認識に基づく親和的情報空間の高度化」(課題番号:18500137)の助成を受けて行った。ここに深く感謝します。

参考文献

- [1]中野広樹, 下脇克友,山中隆, 渡邊睦:“両足独立追跡に基づく自立移動ロボットにおける人物追跡システム”,日本ロボット学会誌 Vol.25,No.5,pp.707-716
- [2] 山田純一,外園宙,山中隆,古賀由紀夫,渡邊睦:“複数移動ロボットにおける相互追跡の研究”,情報処理学会研究報告,2007-CVIM-159,pp.161-166
- [3] 古賀由紀夫, 片山明伯, 渡邊睦, 山本美子, 渡部悠紀,岩田穆:“移動観測系における移動物体検出・提示システムの検討”, 情報処理学会研究報告 2003-CVIM-136, pp.91-98, 2003
- [4] 子安大士, 三浦純, 白井良明:“実時間全方位ステレオを用いたロボットナビゲーションのための移動物体認識”,日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会'01, 2001
- [5] 中北学, 青木義満, 橋本周司:“自律移動ロボット搭載を念頭に置いた実時間人物追跡システム”, 第55回パターン計測部会研究会, pp.9-14, 2001
- [6] 岡部公輔, 溝口博, 丸山大樹, 平岡和幸, 重原孝臣, 三島健稔, 吉澤修治:“人とロボットの歩行同期のための視覚による踵追跡・歩行ピッチ抽出”,日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会'03,2P2-3F-B6(1)-(2), 2003.
- [7] M.Isard, A.Blake: “CONDENSATION - Conditional Density Propagation for Visual Tracking”,International Journal on Computer Vision, vol.29, no.1, pp.5-28, 1998.
- [8]吉見卓,中本秀一,山本大介:“ホームロボットの移動制御システム”,東芝レビュー,vol.59,No.9,pp.25-28
- [9] 松日楽信人,小川秀樹,吉見卓:“人と共存する生活支援ロボット”,東芝レビュー,Vol.60,No.7,pp.112-115
- [10] 下笹洋一,若林 潔,有木孝夫,大町利夫,末富 大剛,

杉浦 正則,小谷 健太郎:“警備ロボット”ガードロボ”による警備サービス”,日本ロボット学会誌,vol.24,No.3,pp.32-35

[11] 下笹洋一,若林潔,森口拓雄,杉浦正則,藤瀬弘樹,小谷健太郎:“屋外警備ロボットALSOKガードロボi(アイ)の開発と安全方針”,日本ロボット学会誌,vol.24,No.2,pp.10-12