両足独立追跡に基づく自律移動型ロボットにおける 人物追跡システム

中 野 広 樹* 下 脇 克 友* 山 中 隆* 渡 邊 睦*

Person Following System for the Autonomous Mobile Robot by Independent Tracking of Left and Right Feet

Hiroki Nakano*, Yoshitomo Shimowaki*, Takashi Yamanaka* and Mutsumi Watanabe*

Automatic person following method by independently tracking left and right feet parts is newly proposed. This method is applicable for small intelligent robot in near future, such as an automatic shopping cart. The proposed method consists of three parts. That is “Detecting and feature-learning of tracked person” part, “Searching lowest position of both feet” part, and “Robot control” part. The Condensation algorithm is utilized to robustly track both feet parts in complex environment. Hypothesis (particles) are independently prepared for both left and right feet. Experimental results in indoor environment have shown the effectiveness of the proposed method.

Key Words: Condensation, Human Tracking, Autonomous Mobile Robot, Estimate, Visual Navigation

1. は じ め に

近年、ロボットの社会進出は大変目覚しく、製造・搬送・医用・娯楽など様々な分野に活躍の場を広げている。今後は Fig. 1 (a), (b) に示すように、大型店舗における自動追従型買物カゴ、要介護者の介護用品を運搬するロボット、屋内における犬型散歩追従ロボットのような、特定の人間に自動追従することにより荷物運搬などの作業負担を軽減するロボットシステムの要求度が高まっていくと予測される。

これらのロボットを普及させていくには安価性、安全性、ユーザ・環境学習の簡便性、該当人物を安定して追跡する性能の4項目を満たすことが求められる。四つそれぞれの性能に関する

具体的な説明を下に示す。

- (1) 安価性：ユーザが社会弱者である場合があったり、大量に配置することが必要なことから、できるだけ安価であることが望ましい。したがって、複雑な移動機構や複数の外界センサを組み合わせたシステムは望ましくない。
- (2) 安全性：傍に存在するユーザの安全を確保するため、ロボットの重心は低くあるべきである。また高速に移動する必要はなく、人間の歩行速度程度で十分である。
- (3) ユーザ・環境学習の簡便性：用途によっては、ロボットのスタート位置が変化したり、ユーザが次々に切り替わる場合がある。このため、できるだけ簡便にユーザ・環境学習を行う必要がある。
- (4) 該当人物を安定して追跡する性能：随時別の人物が出現する可能性があり、また当該人物が一時的に遮蔽される場合もある。このような状況においても、当該人物を安定に追跡しないといけない。

また、特定の人物を自動追従するロボットの使用が想定される環境は下記に示す特性を有する。

- ロボットの移動経路が独立の通路として確立されておらず、随時自動設定する必要がある。
- ロボットの移動経路上に、複数の障害物が存在する可能性がある。
- 追跡する当該人物以外の人物が随時出現する。
- 屋内が主な移動場所であり、照明スペクトル分布・強度の大きな変動はないとみなせる。

そこで今回提案する自動追従ロボットシステムにおいては安

Fig. 1 Concept of auto shopping-cart

原稿受付 2006 年 3 月 31 日

*鹿児島大学大学院理工学研究科

*Graduate School of Science and Engineering, Kagoshima University

犠牲・安全性を満たすために、高さの低い移動ロボットにカメラを1台取り付け非追跡者の足元を見るようにした。また、ユーザと環境学習の簡便性を満たすために、背景差分を利用した被追跡者の検知・学習を行うようにした。そして該当人物を安定して追跡する性能を満たすために、人物の両足位置をそれぞれ検出・追跡を行うようにした。

本論文では、筆者らの提案する自動追従ロボットシステムの手法、想定される環境を模擬した実験室における評価実験の結果について述べる。

2. 従来手法と課題

移動ロボットが人物を自動追跡するためのセンサとしては、人物に無線・赤外線タグなどの発信材を持たせ、この信号を受信する方式[1]、超音波などの距離センサを用いて対象を検出・追跡する方式[2]、およびテレビカメラなどの画像センサを用いて対象を検出・追跡する方式が挙げられる。また情報の信頼性を向上させるために、異種のセンサを併用するシステムが提案されている。CCDカメラとレーザレンジファインダを用いる手法[5]、CCDカメラと聴覚システムを用いる手法[6]、焦電センサとステレオビジョンを用いる手法[7]、全方位カメラ・CCDカメラ・超音波距離センサ・焦電センサを用いる手法[8]が提案されている。

しかしながら、タグを持たせる場合、人物にタグを持たせられない状況や、想定する環境では人物検出が安定してできない状況では、有効に働かないという問題がある。また測距のみのセンサを利用する場合、距離以外の情報がないため人物の服装・体形・挙動など特定人物を追跡するために必要な情報量を得られないという限界を要する。異種のセンサを併用する場合はセンサにより独立に検出された領域の同期・対応付けの課題を解決しなければならない。これは移動障害物しか存在しない単純環境では容易であるが、人物追従システムを想定する環境においては非常に困難な課題となる。また、センサを二つ以上搭載することによる価格上昇、処理が複雑になることによる演算装置の高度化による価格上昇が考えられるため安価性を考慮した場合に望ましくない。そこで筆者らは、テレビカメラ1台のみを用いた人物追跡システムを採用した。

人物追跡に利用できる画像特徴としては両眼視差、オプティカルフロー、色相、エッジが挙げられる。例えば、移動ロボットにステレオカメラを搭載し、画像中のテクスチャ変化の大きな各所を特徴点として抽出し、各特徴点ごとにステレオ照合して視差を求めることにより距離を算出し、特徴点の距離の分布履歴や移動履歴で人物領域を検出するとともに、服の色や柄で人物領域の絞り込みを行うシステム[11]が提案されている。また、移動ロボットにカメラ、ソナーを搭載しオプティカルフロー[3]から移動量の補償を行った2枚の時系列画像の差分を行い、Particle Filterを利用して大まかな人物位置を決め、その周辺をソナーで走査することにより人物位置を決定し追跡するシステム[4]が提案されている。色相に基づく手法の例としては、移動ロボットに搭載された全方位カメラを用いて、色相より人物の顔領域を認識し、人物の存在方向へ移動するシステム[9]、CCDカメラを用いて同様な手法での認知・追跡する手法[10]や[5]~[11]

などが提案されている。

しかしながら、ステレオカメラを用いる場合は、サイズの増大、キャリブレーションの時間に加え、検出可能な領域が両カメラの共通視野に限定されるという問題がある。これは人間のよう移動方向が随時変化する可能性のある対象を追跡する場合には望ましくない。一方オプティカルフローを利用した追跡においては、追跡対象が静止した場合に、背景物体との差異がなくなり、識別できないという問題がある[12]。また複雑環境においては、フロー精度が低い点も課題である。色相を利用する場合、領域として人物領域を求められるため、安定性が高いという利点がある。一方、位置の特定精度は低い。また、単純な色相を有する場合を除き学習が必要となる。エッジを利用する場合、位置の特定精度が高い。しかし想定環境下では、他の類似エッジとの紛れが生じ検出精度が低下してしまうという課題がある。

一方、移動中の人物の追跡部位としては顔領域[5][6][9][10]、服領域[7][8][11]、人物下部領域が挙げられる。具体的には相関演算によるパターンマッチング・多重解像度・色抽出・時系列画像間の連続性を組み合わせた OLDA [16] と呼ばれる認識システムに基づいて4足歩行ロボットにカメラを取り付け、人間との歩行同期するシステム[17]が提案されている。

人物の上部を追跡する場合にはロボットのサイズが大型となるほか、人物位置を精度よく求めることが困難であるという課題がある。一方足を利用する場合、接地位置から高精度に距離計測が可能であるが、他の物体との紛れを解消する必要がある。

筆者らは、人物下端を移動モデルに基づいて追跡する手法[14][15]を提案してきた。足を追跡するために、エッジと色相を組み合わせて用いる。色相は足領域（ズボンなど）の特定に利用し、人物出現時に学習しておく。これにより靴が同色でも識別が可能となる。エッジは靴と地面の接地位置探索に利用し、接地位置から距離計測を行う。この手法では、ロボットの進行方向に対して被追跡者の移動方向が横方向に変化しない場合には問題はない。しかし、ロボットの進行方向に対して被追跡者の移動方向が横方向に変化する場合には、情報量が大変少ない状態で左右の足を分離せずに追跡を行うため、ロボットが認識する人物位置が左（右）足先から右（左）足先に変わる場合に追跡対象を見失ってしまう場合があった。

そこで本論文では、両足独立に足の部分を追跡する手法を提案する。両足独立追跡によって、移動方向の変化に対する有効性が大幅に向上することが考えられる。

さらに、追跡を効率よく行うために、予測制御を導入することが必要となる。この代表的な手法としてカルマンフィルタ[13]があり、筆者らも以前のシステム[14][15]では、これを利用した。しかしカルマンフィルタは Gauss 型の尤度分布に基づく線形予測器であり、想定環境下における人間の追跡のような非線形・非 Gauss 型尤度分布の状況では、十分な予測性能が得られない。そこで今回提案する手法では、予測器の部分に Condensation [18]を用いることとした。両足を独立して追跡するに当たり右足追跡用と左足追跡用の二つの独立した Condensation 追跡器を用意し、それぞれの仮説群を用いて両足を独立追跡し、仮説群の状態量・尤度から人物下端位置を得る。尤度として、画

面内における色空間における人物存在確率，人物領域重心に基づく人物存在確率，両足分割線からの人物存在確率を組み合わせ利用する。

この手法を自律移動ロボットに搭載した PC 上に実装し，想定した環境下において実験を行い提案手法の有効性を確認した。

以下，追跡手法，実験結果，考察について順に述べる。

3. 追 跡 手 法

提案する人物追跡手法の流れを **Fig. 2** に示す。処理全体は追跡人物決定，追跡人物特徴取得，両足分割線探索，両足下端検出，ロボット移動制御および Condensation Update の六つの要素から構成される。まずロボットを停止させ，待機しておき，背景差分により人物進入を検知し，その人物を追跡人物として決定する。そして追跡人物の特徴として RGB 色空間における追跡人物のヒストグラムを作成する。この際に，仮説群の初期化を行っておく。初期化が終わったら，仮説群の状態量・尤度を利用して両足分割線の探索を行う。その後，仮説群と両足分割線の情報および Sobel エッジ画像を利用することにより左右それぞれの両足下端を探索し決定する。その結果から人物位置を画像座標系からロボット座標系へ変換し，その方向に移動ロボットを移動させる。最後に仮説群に対して，Condensation Update（リサンプリング・移動モデルに従った状態量の移動・拡散）を行い，両足分割線探索の処理に戻る。

3.1 本手法での座標系

本手法においては，ロボット座標系 XYZ ・画像座標系 xy がある。画像座標系の x 軸とロボット座標系の X 軸は平行に設定する。この幾何学的関係を **Fig. 3** に示す。ここで C はカメラの位置， c はカメラ光軸と Image Plane との交点， α はロボット中心 O から Z 軸方向への距離， β はロボット中心 O から

ら Y 軸方向への距離を表す。

3.2 Condensation アルゴリズム

本手法で用いる Condensation のアルゴリズムについて説明する。なお Condensation は，particle filter，および MCMC (Markov Chain Monte Carlo Algorithms) と同義である。

3.2.1 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 $\mathbf{Z}_t = (\mathbf{z}_1, \dots, \mathbf{z}_t)$ とする。このとき時刻 t までの観測結果が得られたときの状態 $\mathbf{x}_t$ の確率密度関数 $P(\mathbf{x}_t | \mathbf{Z}_t)$ を推定する。

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 における事前確率 $P(\mathbf{x}_t | \mathbf{Z}_{t-1})$ はマルコフ性を想定することにより次の式で表される：

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

このとき，画像から推定した尤度 $P(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t)$ 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，

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

と書き表せる。ただし k_t は正規化項である。

3.2.2 重みつきサンプリング

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

$$\pi_t^{(n)} = P(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t = \mathbf{s}_t^{(n)}) \quad (3)$$

により与えられる。

Fig. 2 Block diagram of proposed method

Fig. 3 Relation between robot coordinate and image coordinate

3.2.3 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 個の重みつき仮説群 $\{(\mathbf{s}_{t-1}^{(n)}, \pi_{t-1}^{(n)}), n = 1, \dots, N\}$ 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．

- (1) 各仮説の重み $\{\pi_{t-1}^{(1)}, \dots, \pi_{t-1}^{(N)}\}$ の比に従い，仮説群 $\{\mathbf{s}_{t-1}^{(1)}, \dots, \mathbf{s}_{t-1}^{(N)}\}$ を選択する．
- (2) 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 $\mathbf{s}_t^{(n)}$ を生成する．
- (3) 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

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

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 $\{(\mathbf{s}_t^{(n)}, \pi_t^{(n)}), n = 1, \dots, N\}$ を得る．

3.2.4 両足追跡への適用

両足分離追跡に当たり，二つの独立した Condensation を用意し，一つは左足追跡に，もう一つは右足追跡に利用する．

足位置の状態量 $\mathbf{s}$ は，画像上での足位置の x 座標である x と y 座標である y を利用して， $\mathbf{s} = (x, y)^T$ で表す．なお，時刻 t における左足追跡のための n 番目の仮説の状態量は $\mathbf{s}_{l,t}^{(n)} = (x_{l,t}^{(n)}, y_{l,t}^{(n)})^T$ と表すこととする．同様に，時刻 t における右足追跡のための n 番目の仮説の状態量は $\mathbf{s}_{r,t}^{(n)} = (x_{r,t}^{(n)}, y_{r,t}^{(n)})^T$ と表すこととする．

足の存在する確率を尤度 π を利用して表す．時刻 t における左足追跡のための n 番目の仮説の状態量 $\mathbf{s}_{l,t}^{(n)}$ における尤度（左足の存在確率）は $\pi_{l,t}^{(n)}$ と表す．同様に時刻 t における右足追跡のための n 番目の仮説の状態量 $\mathbf{s}_{r,t}^{(n)}$ における尤度（右足の存在確率）は $\pi_{r,t}^{(n)}$ と表す．

3.3 追跡人物決定

初期状態においてはロボットは停止・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り行う．出現を検知した場合は，その人物を被追跡者として決定する．

3.4 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った場合，画素における各 RGB 値の関係が失われてしまうので好ましくない．そこで画素における RGB 各値から色番号を求め，画素における RGB 値の関係を保つ．色

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 値から色番号をもとめ，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率の一例として，Fig. 5 (a) の入力画像における人物存在確率を 256 倍して明度値に変換した結果を Fig. 5 (b) に示す．人物存在確率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ので，ズボンの部分が大きい確率となっている．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，床など背景領域よりは高い確率値となっている．また靴の先端でズボン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．

またズボン以外の他の服装においても，式 (5) で与える色空間確率分布を用いて特徴表現が可能である．ロングスカートのような変化領域に対して大きい面積を持ちうるものならばズボンの場合と同様に色空間確率分布が大きくなる．ショートスカートや半ズボンの場合にも色空間確率分布を用いた表現は十分可能である．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は生じる．

3.5 両足分割線探索

左右の足追跡のための Condensation 両方の仮説群に対して人物特徴の色空間確率分布から尤度を与え，そこから仮説群から予測される人物存在位置を求める．次に仮説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説群

Fig. 4 RGB color space and color number

(a) Input image (b) Probability distribution

Fig. 5 Probability distribution from color space

に与える。そして横軸に仮説群の状態量に基づいて仮説群の尤度を投射・累積し、その結果から両足分割線を求める。

3.5.1 人物存在位置の期待値算出

仮説群の尤度 $\pi_{l,t}^{(n)}$, $\pi_{r,t}^{(n)}$ に色空間に基づく人物存在確率を用い、仮説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率が $P_{color}(i_t(\mathbf{x}))$ と表されるとき、仮説群の尤度 $\pi_{l,t}^{(n)}$, $\pi_{r,t}^{(n)}$ は

$$\pi_{l,t}^{(n)} = P_{color}\left(i_t(\mathbf{s}_{l,t}^{(n)})\right) \quad (6)$$

$$\pi_{r,t}^{(n)} = P_{color}\left(i_t(\mathbf{s}_{r,t}^{(n)})\right) \quad (7)$$

と与えられる。ここから、仮説群から予測される時刻 t における人物存在位置 $\mathbf{x}_{exp,t} = (x_{exp,t} \ y_{exp,t})^T$ は

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

で求められる。このとき

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

と正規化しておく。

3.5.2 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率は、平均を仮説群から予測される人物存在位置の x 座標 $x_{exp,t}$, 分散を σ^2 とするガウス分布に基づいて与える。画素 $\mathbf{x} = (x, y)$ 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率 $P_{pre,t}(\mathbf{x})$ は

$$P_{pre,t}(\mathbf{x}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(x - x_{exp,t})^2}{2\sigma^2}\right) \quad (10)$$

となる。 $x_{exp,t} = 250$, $\sigma^2 = 10,000$ ($\sigma = 100$) とした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率 $P_{pre,t}(\mathbf{x})$ をグラフ化した例を **Fig. 6** に示す。

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

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

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

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 $\mathbf{s}_t^{(n)} = (x_t^{(n)} \ y_t^{(n)})^T$ に基づいて、仮説群の尤度 $\pi_t^{(n)}$ を投射・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 における確率密度関数 $P(\mathbf{x}_t | \mathbf{Z}_t)$ を状態 $\mathbf{x}_t$ 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

Fig. 6 Graph of person existence probability based on person existence position forecast by hypothesis group ($x_{exp,t} = 250$, $\sigma^2 = 10,000$ ($\sigma = 100$))

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。

そこで投射・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 $\pi_t^{(n)}$ を平均 $\mu = x_t^{(n)}$, 分散 σ'^2 のガウス分布に基づいて y 軸方向に累積投射させることとする。各仮説群の状態量の不連続性を考慮した投射・累積結果 $Acc(x)$ は

$$Acc(x) = \sum_{n=1}^N \pi_{l,t}^{(n)} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma'} \exp\left(-\frac{(x - x_{l,t}^{(n)})^2}{2\sigma'^2}\right) + \sum_{n=1}^N \pi_{r,t}^{(n)} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma'} \exp\left(-\frac{(x - x_{r,t}^{(n)})^2}{2\sigma'^2}\right) \quad (13)$$

と表される。

投射された $Acc(x)$ 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 $Acc(x)$ 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。

3.6 両足下端探索

両足それぞれの Condensation の仮説群を用いて概略の人物下端を想定し、その結果とエッジ画像から人物下端位置を決定する。その際の両足おのの両足分割線に基づく存在確率と色空間における人物存在確率から仮説群の尤度を求める。

3.6.1 仮説群への尤度付与

まず両足それぞれの両足分割線に基づく存在確率を計算する。両足分割線に基づく画素 $\mathbf{x} = (x \ y)^T$ における左足の存在確率は

$$P_{l,t}(\mathbf{x}) = \begin{cases} 0 & (x > x_{cut}) \\ \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(x - x_{cut})^2}{2\sigma^2}\right) & (x \leq x_{cut}) \end{cases} \quad (14)$$

と表される。同様に、両足分割線に基づく画素 $\mathbf{x} = (x \ y)$ における右足の存在確率は

$$P_{r,t}(\mathbf{x}) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(x - x_{cut})^2}{2\sigma^2}\right) & (x \geq x_{cut}) \\ 0 & (x < x_{cut}) \end{cases} \quad (15)$$

Fig. 7 Distribution of existence probability of left leg based on both feet division line $P_{l,t}(\mathbf{x})$ ($x_{cut} = 250$, $\sigma^2 = 10,000$ ($\sigma = 100$))

Fig. 8 Distribution of existence probability of right leg based on both feet division line $P_{r,t}(\mathbf{x})$ ($x_{cut} = 250$, $\sigma^2 = 10,000$ ($\sigma = 100$))

となる。 $x_{cut} = 250$, $\sigma^2 = 10,000$ ($\sigma = 100$) とした両足分割線に基づく左足の存在確率 $P_{l,t}(\mathbf{x})$ のグラフ化した例を **Fig. 7** に、右足の存在確率 $P_{r,t}(\mathbf{x})$ をグラフ化した例を **Fig. 8** に示す。

本手法では仮説群に尤度を与える際、両足それぞれの両足分割線に基づく画面上での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、その積を仮説群の尤度として与える。右足・左足それぞれの仮説群に与える尤度 $\pi_{r,t}^{(n)}$, $\pi_{l,t}^{(n)}$ は

$$\pi_{l,t}^{(n)} = P_{l,t}(\mathbf{s}_{l,t}^{(n)}) P_{color}(\mathbf{i}_t(\mathbf{s}_{l,t}^{(n)})) \quad (16)$$

$$\pi_{r,t}^{(n)} = P_{r,t}(\mathbf{s}_{r,t}^{(n)}) P_{color}(\mathbf{i}_t(\mathbf{s}_{r,t}^{(n)})) \quad (17)$$

として与えられる。

3.6.2 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。

3.5.2 で述べたように、それぞれの仮説群の間に隙間が発生するため、隣接する仮説群の間隔の標準偏差を σ' と仮定し、尤度 $\pi_l^{(n)}$ を平均 $\mu = \mathbf{s}_{ly}^{(n)}$, 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とする。累積投影 $Acc_l(y)$ の結果は

$$Acc_l(y) = \sum_{n=1}^N \pi_{l,t}^{(n)} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma'} \exp\left(-\frac{(y - y_{l,t}^{(n)})^2}{2\sigma'^2}\right) \quad (18)$$

と表される。

次にその累積投影結果 $Acc_l(y)$ から、左足の概略位置を検出する。 $Acc_l(y)$ を $y = 0$ から走査し、最後に閾値 th 以下となる位置を左足下端の概略位置 $\mathbf{x}_{con-l,t}$ の y 座標とする。本手法では処理高速化のために、左足重心の y 座標

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

Fig. 9 Relation between a robot position and a person position

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

$$x_{l,t} = \sum_{n=1}^N \pi_{l,t}^{(n)} x_{l,t}^{(n)} \quad \left(\sum_{n=1}^N \pi_{l,t}^{(n)} = 1 \right) \quad (20)$$

を利用することにする。

仮説群を利用した下端の概略位置探索が終わったら、 $\mathbf{x}_{con-l,t}$ とエッジ画像を利用した下端検出を行う。重心を $\mathbf{x}_{con-l,t}$, 横 $width$, 縦 $height$ の長方形を画像内に作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 (Sobel edge 強度 140 以上の画素) を長方形の下から探索し、人物の下端 $\mathbf{x}_{l,t}$ を決める。

同様の処理を右足に対しても行い、右足の下端 $\mathbf{x}_{r,t}$ を求める。

3.7 ロボット制御

処理によって得られた両足それぞれの下端からロボット座標系における人物位置に変換し、それに基づいてロボットを移動させる。

3.7.1 実空間における人物位置

画像平面とロボット座標系が Fig. 3 に示す関係にあるため、カメラが射影投影モデルに従う場合、ロボット座標系 $\mathbf{X} = [X \ Y \ Z]^T$ と画像座標系 $\mathbf{x} = [x \ y \ 1]^T$ には

$$s\mathbf{x} = \mathbf{F}\mathbf{R}_c(\mathbf{X} + \mathbf{d}) \quad (21)$$

の関係がある。ここで s は 0 でない定数、 $\mathbf{F}$ は 3×3 の透視投影行列、 $\mathbf{R}_c$ は 3×3 のカメラに関する回転行列、 $\mathbf{d}$ はロボット座標系における地面上のロボット中心位置を表す。これを $\mathbf{X}$ について整理すると

$$\mathbf{X} = s\mathbf{R}_c^{-1}\mathbf{F}^{-1}\mathbf{x} - \mathbf{d} \quad (22)$$

となり、 $Z = 0$ を拘束条件として与え、ロボット座標系における人物位置に変換する。

3.7.2 ロボット移動量の決定

ロボットの移動速度の決定には、移動目標地点を与えることにより速度を決定するフィードバック制御を用いる。人物とロボットとの距離 L_T , 人物とロボット進行方向のなす角 θ_T , フィードバックゲイン K_V , K_t , K_{tD} を用いることにより、右車輪の速度 V_R , 左車輪の速度 V_L は式 (23) のように書き表せる [19]:

$$\begin{cases} V_R = V + \Delta V \\ V_L = V - \Delta V \\ V = K_V L_t \\ \Delta V = K_t \theta_T + K_{tD} \dot{\theta}_T \end{cases} \quad (23)$$

本手法では、人物とロボットとの距離 L_t は画像内における左足の下端 $\mathbf{x}_{l,t}$ と右足の下端 $\mathbf{x}_{r,t}$ からそれぞれの足下端まで

の距離 $\mathbf{X}_{l,t}$, $\mathbf{X}_{r,t}$ を式 (22) に基づいて求め,

$$L_t = \min(\mathbf{X}_{l,t}, \mathbf{X}_{r,t}) \quad (24)$$

とする. また人物とロボット進行方向のなす角 θ_T は両足分割線 x_{cut} から求める.

3.8 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

$$\mathbf{v}_{l,t-1} = \mathbf{x}_{l,t-1} - \mathbf{x}_{l,t-2} + \boldsymbol{\omega}_v \quad (25)$$

と定義する. 同様に左足移動量 $\mathbf{v}_{r,t-1}$ は

$$\mathbf{v}_{r,t-1} = \mathbf{x}_{r,t-1} - \mathbf{x}_{r,t-2} + \boldsymbol{\omega}_v \quad (26)$$

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

$$\mathbf{s}_{l,t}^{(n)} = \mathbf{s}_{l,t-1}^{(n)} + \mathbf{v}_{l,t-1} + \boldsymbol{\omega}_x \quad (27)$$

$$\mathbf{s}_{r,t}^{(n)} = \mathbf{s}_{r,t-1}^{(n)} + \mathbf{v}_{r,t-1} + \boldsymbol{\omega}_x \quad (28)$$

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 $\boldsymbol{\omega}_x$ 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.

4. 実験

4.1 実験環境

実験に用いる移動ロボットとして, RS-232C ポートを介したシリアル通信により制御可能な Pioneer3 DX-8 (ActivMedia 社製, Fig. 10) を, カメラとして, IEEE1394 Camera (Point Grey 社製 Flea, 640×480 [pixel]) を用いた. カメラはロボット中心に対して前方に 130 [mm], 地面から 300 [mm] のところに設置しカメラの水平面に対する角度を 15.4° に固定した. 画像処理・ロボット制御用 PC には CPU: Intel Pentium4 3.6 GHz, Memory: 2.0 GByte, OS: Windows XP Pro のノート PC を利用した.

本手法の実装には Microsoft Visual C++.ET 2003 を利用し, 処理の一部にはコンピュータビジョンライブラリ OpenCV 0.9.6 を利用した. ロボット動作のためには ActivMedia Robotics 社のロボット制御用ライブラリ “ARIA 2.4.0” を利用した.

処理速度と予測能力とのトレードオフを考慮し, Condensation の仮説群の数 N は両足それぞれ 2000 とした. この条件下で予備実験を行い, $\mathbf{s}_t^{(n)}$ の拡散量 $\boldsymbol{\omega}_x$ は x 軸方向は範囲 $(-100, 100)$ 一様分布の乱数, y 軸方向は範囲 $(-60, 90)$ 一様分布の乱数, 移動モデルの速度 $\mathbf{v}_t$ の $\boldsymbol{\omega}_x$ は x 軸方向・ y 軸方向ともに範囲 $(-5, 5)$ の一様分布の乱数に従って与えた. 両足分割線探索・両足下端探索の際に両足の存在確率として与える正規分布の標準偏差 σ は, ロボットが人物に最も接近する距離

Fig. 10 Pioneer3 DX-8 (Made by ActivMedia Robotics) with IEEE1394 Camera

Fig. 11 Experimental location (From the ceiling camera)

である 60 [cm] から観測できる足の割合から考慮して 100 とした. また, 仮説群の累積投射の際に用いた正規分布の標準偏差 σ' は, 実験的に 2 とした. 両足下端探索の際に仮説群の下端を見つける際に用いた閾値 th はしきい値と人物の下端の関係を予備実験で求め, 0.03 とした. 人物特徴取得のフレーム数は 90 とした. 移動目標地点は人物とロボットの間隔が 1 [m] 以上の時には人物の足元とし, 1 [m] 以内の時には移動目標地点を人物の 60 [cm] 手前と設定した. これにより接近した場合にロボットと人間が衝突する危険を回避するとともに, 視覚領域から人物の足元が外れることを防止する制御が実現できる.

画像認識部における人物追跡性能を評価するために, 屋内実験室において人物追跡実験を行い各処理フレームにおける足認識の成功率・処理速度を求めた. 屋内実験室内は, 第 1 章で述べた想定環境を模擬するためにシャッター, 会議机, 椅子, PC, モニタをランダムに配置した. 部屋の全景を Fig. 11 に示す. 天井に設置した全方位カメラを利用して人物・ロボット両方の経路を記録し, システム全体としての性能を評価するために, 想定した環境下において人物が直進した場合・カーブした場合についての追跡成功率を求めた. さらにシステムの安定性を評価するために, 提案手法と以前筆者らが提案した手法, それぞれにおける, 2.5 [m] 直進して左に徐々にカーブするシーケンスにおいて追跡に失敗する可能性のシーンの数を求めた.

4.2 実験結果

(1) 処理速度

処理速度は追跡人物決定時で 30FPS (Frame Per Second),

実際に追跡シーンで 15FPS となり、実時間で人物追跡が行われた。

(2) 人物追跡実験

実空間内における実験の際、机の周りを半周した場合の追跡例を **Fig. 12** に示す。それぞれの写真の間隔は 2[sec] である。

人物の移動方向が変化した場合や、背景にシャッター、机、椅子などが存在した場合でも追跡が可能であった。

カーブするシーンにおける処理画面を **Fig. 13** に示す。Fig. 5 同様、仮説群の尤度を投射、累積した結果を各画像の下部に表示している。また、両足分割線を縦方向の直線で、奥行き方向

Fig. 12 Scene of tracking

Fig. 13 Scene of tracking

Fig. 14 Trajectory example of tracking robot and tracked person (Bold line : Robot, Thin line : Tracked Person)

Table 1 Edge detection rate of each leg

	Number of all frames[frame]	Number of success frames[frame]	Rate of success [%]
right	291	255	87.6
left	291	276	94.8
both	291	287	98.6

Table 2 Tracking success rate of “Straight forward walking situation”

Trial number	Success number	Tracking success rate[%]
19	19	100

の下端推定値を横の直線で示した。これらの結果より、両足が分離している Fig. 13 (1)~(5) のみならず、両足が重なっている Fig. 13 (6)~(12) についても正しく下端位置が検出できていることが確認できる。

室内を一周する被追跡者、人物追跡におけるロボットの経路例を Fig. 14 に示す。ロボットは太線、被追跡者は細線で示してある。ロボットは被追跡者の経路の内側を通る傾向があるが、すべて 40 [cm] 以内の経路の幅で追跡できていることが確認できる。

(3) 両足検出性能

画像上における追跡性能を測るため、各フレームにおける真値を目視で定め、この下端位置にシステムが抽出した下端エッジが存在するフレーム数を全フレーム数で割った値を下端検出率として求めた。また両方の足をシステムによって両方とも見失った回数から片方でも追跡が成功している割合も求めた。結果を Table 1 に示す。

(4) 実空間上における追跡性能

直進、カーブの2経路の状況で実空間での追跡性能の評価を実施した。この二つの実空間における移動ロボットによる人物追跡実験の成功率について、直進状況の場合を Table 2 に、カーブ状況の場合を Table 3 に示す。今回は成功の定義を「人間が移動を開始してから停止するまでのシーケンスにおいて、ロボットが人間を見失うことなく継続的に追従した」ものとし、目視により確認を行った。

(5) 追跡の安定性

2.5 [m] 直進して左に徐々にカーブする場合に追跡失敗が生じたシーン数を求めた。筆者らが当初作成した人物下端を左右の

Table 3 Tracking success rate of “Curving walking situation”

Trial number	Success number	Tracking success rate[%]
19	16	84.2

Table 4 Number of failing situations

method	Number of scenes with possibility of failing
method1	17
method2	0

足を分離せず追跡する手法 (method1) [14] [15] で追跡失敗が生じたシーンを「ロボットが認識する人物位置が左足先から右足先に変わる、または逆のシーン」と定義し、今回提案する手法 (method2) での追跡失敗が生じたシーンを「両足ともに見失ったシーン」と定義した。結果を Table 4 に示す。

5. 考 察

両足検出性能・両足分離追跡の必要性・実空間でのロボットの追跡性能の面から考察を行う。

(1) 両足検出性能

画像上での人物下端の発見率は両足それぞれ 94.8%, 87.6% であり人物の下端を特定するのが困難な想定した環境下においても両足分割線と色空間を組み合わせた存在確率に基づく Condensation による予測の有効性が確認できたと考える。一方、ロボットからの視点で両足が重なってしまった場合に片方の足を検出できない場合や片足だけ誤認識する場合が存在したほか、両足とも追跡に失敗した場合が 1.3% 存在した。しかし誤認識はすべて散発的に発生しており、誤認識した次のフレームでは両足ともに認識する状態に復帰したため、検出が正しく行われなかった場合にもロボットの追跡は問題なく行われたことを確認した。

(2) 両足独立追跡の有効性

人物下端を左右の足を分離せず追跡する手法 (method1) を用いた場合には、Table 4 に示すように、直進後左にカーブする状況において、片足のみの追跡となり、不安定となるため 17 例の失敗が生じたが、提案手法である両足独立追跡では失敗は生じなかった。この結果から両足独立追跡の有効性が示されたと考える。

(3) 実空間での追跡性能

追跡成功率は、直進の状況の場合 100%, カーブする状況の場合 84.2% であった。

追跡に失敗した 3 例のうち一方カーブ経路の途中で人物の持つ色と同じ色を持つ物体方向へ移動した場合に、人物と背景との分離がうまくいかず、仮説群が人物・背景の両方に拡散したことにより、人物ではなく背景に向かってロボットが進行し追跡が不能となった事例が 2 例存在した。

また、画像処理段階では人物を追跡できているが、ロボットの移動が間に合わず見失ってしまう場合が 1 例存在した。

人物色と背景色の類似性による失敗については、オプティカルフローなど他の画像処理との組み合わせが有効と考えられる。また、ロボットの追従速度が不十分で人物を見失うことへの対

処としては、人物の歩行速度を補正し安定性を失わない範囲で加速するなどの対処が必要となる。これらの改良が今後の課題である。

一方、直進、カーブ、周回の状況を含む場合についてはすべて、ロボットによる人物追跡が実現できた。この結果より、提案手法の有効性が実証できたと考える。

6. お わ り に

追跡中の人物の失認、背景物体の誤り追跡などに対処するため、人物の両足を独立に追跡する手法を考案し、室内環境における移動実験を行って、有効性を示した。本手法は、特定の人物を自動追従することにより荷物運搬などの作業負担を軽減するロボットシステムの重要・不可欠な要素になると考える。

謝 辞 本研究の一部は日本学術振興会・基盤研究 (C) (2) 「分散視覚認識エージェントの統合に基づく親和的情報空間の展開」(平成 15~17 年度, 課題番号 15500115) の援助による。ここに深謝します。

参 考 文 献

- [1] 土田貴裕, 長尾確: “個人用知的移動体におけるヒューマントレースの実装と評価”, 5Z-6 第 67 回情報処理学会全国大会予稿集, 2005.
- [2] M. Montemerlo, S. Thrun and W. Whittaker: “Conditional Particle Filters for Simultaneous Mobile Robot Localization and People-Tracking,” Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics & Automation (ICRA), 2002.
- [3] J. Weber and J. Malik: “Robust computation of optical flow in a multi-scale differential framework,” International Journal of Computer Vision, vol.14, no.10, pp.5-19, 1995.
- [4] B. Jung and G.S. Sukhatme: “Real-time Motion Tracking from a Mobile Robot,” Center for Robotics and Embedded Systems, CRES-05-008, Technical Reports of University of Southern California, 2005.
- [5] S. Lang, M. Kleinhagenbrok, S. Hohenner, J. Fritsch, G.A. Fink and G. Sagerer: “Providing the Basis for Human-Robot-Interaction: A Multi-Modal Attention System for a Mobile Robot,” Proceedings of the International Conference on Multimodal Interfaces, pp.28-35, 2003.
- [6] 中臺一博, 日台健一, 溝口博, 奥乃博, 北野宏明: “ヒューマノイドを対象にした視聴覚統合による実時間人物追跡: アクティブオーディションと顔認識の統合”, 日本ロボット学会誌, vol.21, no.5, pp.517-525, 2003.
- [7] 本間稔規, 吉川毅, 橋場参生, 鈴木慎一, 澤山一博: “自律移動ロボット搭載用ステレオビジョンシステムの開発”, 北海道立工業試験場報告, no.299, pp.81-87, 1997.
- [8] 塩見昌裕, 宮下敬宏, 石黒浩: “ロボットの能動的コミュニケーションのための MCMC に基づいた異種センサ統合による人間追跡”, 日本ロボット学会誌, vol.23, no.2, pp.220-228, 2005.
- [9] M. Doi, K. Suzuki and S. Hashimoto: “An Integrated Communicative robot - BUGNOD,” International Journal of Humanoid Robotics, vol.1, no.1, pp.127-142, 2004.
- [10] H. Sidenbladh, D. Kragić and H.I. Christensen: “A Person Following Behaviour for a Mobile Robot,” International Conference on Robotics & Automation, pp.670-675, 1999.
- [11] 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, 2005.
- [12] M. Watanabe, N. Takeda and K. Onoguchi: “Moving Obstacle Detection and Recognition by Optical Flow Pattern Analysis for Mobile Robots,” Advanced Robotics, vol.12, no.8, pp.791-816, 1999.
- [13] R.E. Kalman: “A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems,” Transactions of the ASME-Journal of Basic Engineering, vol.82, Series D, pp.35-45, 1960.
- [14] 中野広樹, 下脇克友, 片山明伯, 渡邊睦: “カルマンフィルタを用いた人物位置予測に基づく自律移動ロボットの人物追跡システム”, 第 22 回日本ロボット学会学術講演会予稿集 CD-ROM, 3F15, 2004.
- [15] 中野広樹, 下脇克友, 片山明伯, 渡邊睦: “カルマンフィルタを用いた足位置予測に基づく人物追跡自律移動ロボットの研究”, 情報処理学会研究報告, 2004-CVIM-146, pp.9-16, 2004.
- [16] 岡部公輔, 日台健一, 平本真事, 溝口博, 平岡和幸, 重原孝臣, 三島健稔, 吉澤修治: “認識対象パターンの対話的教示が可能な OLDA ベース任意画像パターン認識システム”, 計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会 (SI2002) 講演論文集 (II), pp.159-160, 2002.
- [17] 丸山大樹, 岡部公輔, 溝口博, 丸山大樹, 平岡和幸, 重原孝臣, 田中勝, 三島健稔, 吉澤修治: “人とロボットの歩行同期に向けた神経振動子の視覚刺激への引き込みシミュレーション”, 第 21 回日本ロボット学会学術講演会予稿集 CD-ROM, 3H26, 2003.
- [18] M. Isard and A. Blake: “CONDENSATION—Conditional Density Propagation for Visual Tracking,” International Journal on Computer Vision, vol.29, no.1, pp.5-28, 1998.
- [19] 熊谷正朗: 車輪移動ロボット, <http://www.mech.tohoku-gakuin.ac.jp/rde/contents/course/robotics/wheelrobot.html>
- [20] 出口光一郎: ロボットビジョンの基礎, コロナ社, 2000.

中野広樹 (Hiroki Nakano)

1982 年 1 月 30 日生。2004 年鹿児島大学工学部情報工学科卒業。同年同大学理工学研究科情報工学専攻博士前期課程入学。2006 年 3 月同課程修了。現在株式会社デンソーに勤務。在学中はロボットビジョン・画像認識に関する研究に従事。

(日本ロボット学会正会員)

山中 隆 (Takashi Yamanaka)

1983 年 10 月 20 日生。2006 年鹿児島大学工学部情報工学科卒業。同年同大学理工学研究科情報工学専攻博士前期課程入学。現在に至る。画像認識に関する研究に従事中。

下脇克友 (Yoshitomo Shimowaki)

1981 年 5 月 26 日生。2004 年鹿児島大学工学部情報工学科卒業。同年同大学理工学研究科情報工学専攻博士前期課程入学。2006 年 3 月同課程修了。現在株式会社ソフト流通センターに勤務。在学中はロボットビジョン・画像認識に関する研究に従事。

渡邊 睦 (Mutsumi Watanabe)

1956 年 6 月 20 日生。1981 年東京大学大学院工学系研究科計数工学専攻修士課程修了。同年 (株) 東芝総合研究所情報システム研究所入所。1991 年 10 月より, 同社関西研究所勤務。2000 年 2 月鹿児島大学工学部助教授。現在, 情報工学科教授。大阪大学工学博士。ロボットビジョン, 医用画像処理などの三次元画像認識・動画認識の研究に従事。1999 年 9 月第一回自動認識システム大賞特別賞受賞。電子情報通信学会, 情報処理学会, 映像情報メディア学会, 電気学会, システム制御情報学会, AVIRG, 各会員。

(日本ロボット学会正会員)