

画素位置取得可能な光 ID タグと フロアセンサを統合した複数人物追跡

大田 周^{†‡} 坂本 竜基[†] 小暮 潔[†] 藤波 努^{†‡}

[†]ATR メディア情報科学研究所 〒619-0288 京都府けいはんな学研都市光台 2-2-2

[‡]北陸先端科学技術大学院大学 〒923-1292 石川県能美市旭台 1-1

E-mail: [†]{s-oota,skmt,kogure}@atr.jp, [‡]{s-oota,fuji}@jaist.ac.jp

あらまし 本稿では、画素位置が取得可能な光 ID タグと低解像度のフロアセンサを統合し、複数人の人物位置を推定する一手法を提案する。これは、Condensation アルゴリズムにおける仮説生成の際にフロアセンサからの位置に対する尤度と、光 ID タグからの ID に関する尤度を個別に扱うことによって頑健な ID 付きの人物位置推定を実現するもので、実際に画素位置が取得可能な光 ID タグと低解像度のフロアセンサを用いて人物位置を推定した実験結果を示す。

キーワード 光 ID タグ, フロアセンサ, センサフュージョン, Condensation, 複数人物追跡

Multiple human tracking by integrating pixel-wise Optical ID sensors and floor sensors

Shu Ota^{†‡} Ryuuki Sakamoto[†] Kiyoshi Kogure[†] and Tutomu Fujinami^{†‡}

[†]ATR Media Information Science Laboratories

2-2-2 Hikaridai, Keihanna Science City, Kyoto, 619-0288 Japan

[‡]Japan Advanced Institute of Science and Technology 1-1 Asahidai, Nomi-City, Ishikawa, 619-0224 Japan

E-mail: [†]{s-oota,skmt,kogure}@atr.jp, [‡]{s-oota,fuji}@jaist.ac.jp

Abstract This paper proposes a system that integrates optical ID tags and floor pressure sensors to locate multiple human positions. This system consists of a single camera that track optical ID tags for obtaining targets' two-dimensional coordinate data on projected plane, and an array of floor pressure sensors that obtain unidentified objects' positions. These data are integrated by the Condensation algorithm. This system has been confirmed experimentally to track multiple persons.

Keyword Optical ID sensor, floor sensor, sensor-integration, Condensation, multiple human tracking

1. はじめに

ユビキタス・パーベイスブコンピューティングにおいてコンテキストウェアな環境の構築を目的とした研究開発がおこなわれている。この対象は、生産現場、看護・介護業務など多岐に渡っているが[1,2]、共通して重要な役割を果たす要素技術に、人間や物体位置の推定と追跡がある。物体の位置推定及びその追跡のためには、対象の個体識別と物理位置を連続的に推定する必要があり、この実現に向け様々なセンサが開発、試用されている。例えば、RFIDを利用した例[3]や、超音波センサを用いた例[4]、ビデオカメラの画像処理による例[5]等が挙げられる。しかし、これらのセンサは

その特性によって利点と欠点があり、想定される環境や状況では正しく推定できるものの、環境の特性に依存し、様々な環境において実用レベルで安定して推定し続けることは困難である。例えば、カメラで撮影された画像を入力とするとオクルージョンや環境光の影響に強く左右され、電波を用いると位置精度が悪くなる場合が多い。さらに、情報支援をおこなう適用先によっては、環境上の制約やコスト問題等により、理想的センサではなく代替となる低性能なセンサを使用せざるえない場面も考えられる。本稿では、IDを取得するセンサと位置情報を取得するセンサを Condensation アルゴリズム[6]を用いて統合し、比較的 low performance なセン

サを用いた場合においても安定して位置情報を推定する手法を提案する。本手法は、ID 取得用センサとしてフレームレートの低い光 ID タグを用い、位置情報取得用センサとして低解像度なフロアセンサを用いて Condensation アルゴリズムにおける位置尤度と ID 尤度を個別に扱うことによって頑健な ID 付きの人物追跡を実現する。

2. Condensation アルゴリズム

Condensation アルゴリズムは、パーティクルによって確率分布を近似し、パーティクルの移動・拡散・観測を逐次繰り返すことによって、追跡対象の確率密度を推定していく手法である。研究分野によってモンテカルロフィルタ [7]、ブートストラップフィルタ [8] などと呼ばれ、人物追跡、画像でのトラッキング [6]、ロボットの位置推定 [9] 等様々な分野で応用が試されている。

Condensation アルゴリズムは、位置推定対象の状態遷移についてマルコフ性を仮定したベイズ推論の一種である。まず、追跡対象を x 、観測結果を z とした場合の、時刻 $t-1$ における位置推定対象の確率分布 $p(x_{n-1} | z_{n-1})$ と、 $t-1$ から t への状態推移確率 $p(x_n | x_{n-1})$ により、 t における事前確率 $p(x_n | z_{n-1})$ を求める。次に、この事前確率に基づき、実際の観測結果から尤度 $p(z_n | x_n)$ を算出し、 t における確率分布 $p(x_n | z_n)$ を求める。 $t+1$ においても同様に t における確率密度に従い、計算を繰り返す。この状態推移確率を求めるモデルをシステムモデル、尤度を求めるモデルを観測モデルと呼ぶ。

本稿で提案する手法では、この Condensation アルゴリズムにおける仮説生成に際して、位置に関する尤度と識別に関する尤度を分離し、位置推定に関するモデルとは別に、個別認識のためのシステムモデルと観測モデルを組み込み個別に計算をおこなう。この利点は、

(1) 元来複数対象の個別追跡が考慮されていない Condensation アルゴリズムを ID 付きのマルチトラッキング対応へと単純に拡張できること (2) 入力欠損による一時的な誤り状態からの復帰が容易であること、(3) 複数人物追跡にとって理想的な ID 付き位置情報を精度よく取得可能なセンサを用いることができない場合においても、各センサがもつ位置精度や ID 認識の有無といった特性を織り込むことが可能なことである。

3. 位置推定と ID 推定の分離による ID 付き複数人物追跡

提案手法のフローチャートを図 1 に示す。本手法は、入力特性に合わせ処理を二分化し、位置推定と ID 推定のためのシステムモデル適用と尤度計算を分離す

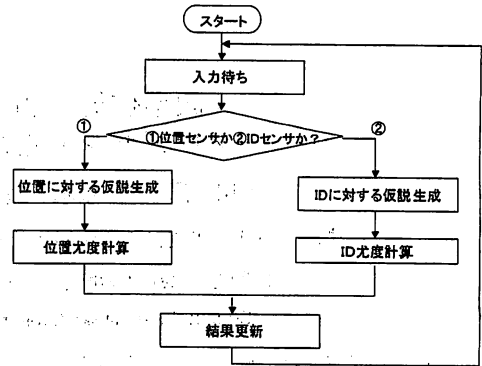


図 1 処理の流れ

ることで Condensation アルゴリズムによる ID 付き位置推定を実現する。

時刻 t における追跡対象を x_t 、位置センサからの観測結果を z_t 、ID センサからの観測結果を y_t 、サンプル数を N 個とする。このとき、 $t-1$ における仮説 s と位置尤度 π と ID 尤度 $\pi(u)_{t-1}^{(n)}$ から成る仮説群 $\{s_{t-1}^{(n)}, \pi_{t-1}^{(n)}, \pi(u)_{t-1}^{(n)}\} (n=1, \dots, N)$ により表現された確率分布が存在するとする。ここで、センサ入力が図 1 の①に示された分岐に相当する位置センサの場合、位置尤度 $\pi_{t-1}^{(n)}$ に従い仮説 $s_{t-1}^{(n)}$ の選択をする。あらかじめ定義されたパーティクルの移動特性を表すシステムモデル $p(x_t | x_{t-1} = s_{t-1}^{(n)})$ によって、位置に対する仮説群を生成する。そして、センサから得られた実際の観測量から、観測モデル $p_{pos}(z_t | x_t)$ により各仮説の尤度 π_t を計算し、 t における仮説群 $\{s_t^{(n)}, \pi_t^{(n)}\}$ を決定する。

入力②に相当する ID センサが観測された場合、ID センサに対するシステムモデルの適用と尤度計算（以下では ID 尤度と呼ぶ）を行う。先に述べたパーティクルの移動特性を示すシステムモデルとは異なり、ID センサのシステムモデルは ID 尤度の減衰を制御する。ID 尤度は、各パーティクルにおいて観測された ID の数だけ存在するものとする。ID センサの観測結果 y_t から、ID センサの観測モデル $p(y_t | x_t)$ により各仮説の尤度 $\pi(u)$ を計算し、現時刻 t における ID に対する仮説群 $\{s_t^{(1)}, \dots, s_t^{(N)}\}$ の ID 尤度を更新する。最後に更新されたパーティクルによって、 t における ID、 u をもった人物の位置を次式から推定する。

$$\varepsilon_u[f(x_t)] = \sum \pi_t^{(n)} \pi(u)_t^{(n)} f(s_t^{(n)}) \quad (1)$$

4. 光タグとフロアセンサの統合

4.1. システムモデルと観測モデル

3 章で述べた推定手法を、フロアセンサと光タグに

適用するための具体的なシステムモデルと観測モデルを示す。本稿では、位置推定のためのセンサとしてフロアセンサが、ID 推定のためのセンサとして光 ID タグが想定されているが、原理的には、例えば超音波センサや RFID 等に代替可能である。また、例えば、3 次元位置が取得可能な超音波 ID センサ等の位置と ID の双方を取得可能なセンサが入力とした場合、①と②の両モデルの計算をおこなっても本手法を適用できる。

まず、位置センサに対する仮説生成のシステムモデルとして、対象の移動速度に対応したモデルを考える。

$$x_{n+1} = x_n + v_n \Delta t + w_n \quad (2)$$

ここで、 x_n は n ステップ目の追跡対象物体の位置で、 v_n は過去の位置から推定した速度、 Δt は時間定数、 w_n はホワイトノイズである。

次に、位置センサに対する仮説生成の観測モデルを示す。

$$p(x_n | z_n) = \frac{1}{2\pi|\Sigma|} \exp \left[-\frac{1}{2} (x_n - z_n)' \Sigma^{-1} (x_n - z_n) \right] \quad (3)$$

z_n は観測結果として得られる追跡対象物体の位置、 Σ は共分散である。

一方、ID センサに対するシステムモデルは位置変化に対して独立であり、時間経過に対する尤度変化に対応させる。

$$\pi_{n+1} = \pi_n k \quad (4)$$

π はパーティクルの更新 n ステップ目における ID 尤度、 k ($0 < k \leq 1$) は定数である。ID センサに対する観測モデルは、位置センサの観測モデルと同一であるが、このモデルにより影響を受ける尤度は各 ID に対する ID 尤度のみである。

これらのシステムモデルを用いて運用されたパーティクル群の確率分布により、対象の位置推定をおこなう。通常の Condensation では尤度の平均値を用いる方法が最も単純な位置推定となるが、本手法では位置

尤度と ID 尤度の双方の平均をとる方法が単純な位置推定方法となる。

5. 実験

5.1. システム構成

実際にフロアセンサと光 ID タグを用いて提案手法の動作検証をおこなった。以下に図 2 に示された使用したセンサのスペックを示す。光 ID タグは、点滅パターンを繰り返す LED をビデオカメラによって撮影し、その点滅パターンを画像処理によってデコードすることで ID を認識するセンサシステムである。受光部分に対して ID が存在するか否かしか判断できない IrDA とは異なり、ID の画面位置が取得可能であることが特徴である。このようなセンサはいくつか提案されているが、本実験で用いたセンサシステムは高速撮影が可能な特殊 CCD を持つものに比べ安価な USB カメラをトラッカとしたものを採用した。この ID システムでは、タグは 30Hz で点滅し、新たな ID の発見には最速でも 0.5 秒かかり、連続して ID を認識する場合でも約 0.1 秒の間隔を必要とする。

光 ID タグによって検出される位置情報は画像上の画面位置であるため、この出力結果をそのままフロアセンサと対応付けることはできない。よって、この ID の画面位置を射影変換行列によってフロアセンサ上に投影する。この射影変換行列はカメラを強校正することで獲得する。

フロアセンサは、ヴィストン社製フロアセンサを採用した。人物が踏んだ箇所の圧力荷重を感知し、ON/OFF の 2 値で出力する。ただし解像度は低く、取得される位置情報の最小単位は一辺 8cm の正方形をしたパネル番号である。よって、細かな足形を取得してトラッキングや人物認識等をおこなうことは非常に困難である。このフロアセンサの情報を 9Hz で定期的に取得して位置センサとした。

5.2. 実験と結果

実験は、光 ID タグに対する条件を変えたものを 3 種類おこなった。まず、実験 1 として光 ID タグに対してオクルージョンがおこらないよう、カメラ視線に対して平行に 2 人の被験者が並んで前後に約 1 分間歩行した場合の結果を図 3 に示す。光 ID タグシステムは、理論値として 9.09Hz で ID を取得可能であったが、この実験時では取りこぼしが若干あったため平均して 8.615Hz で ID を取得していた。

図 4 は、追跡した軌跡を示しており、2 本の線がほぼ直線的に平行して移動している様子が判る。図の左側を歩行した被験者の歩行方向に対して横方向の座標軸に計測された値 (mm) の分散は 1764 であり、右の

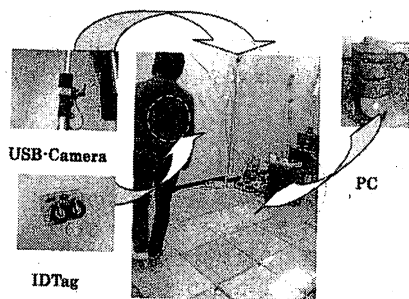


図 2 システム構成

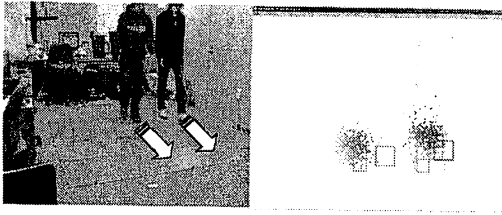


図 3 実験 1

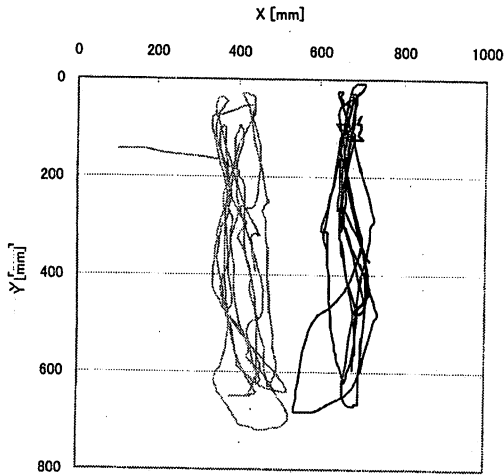


図 4 実験 1 の推定結果



図 5 実験 2

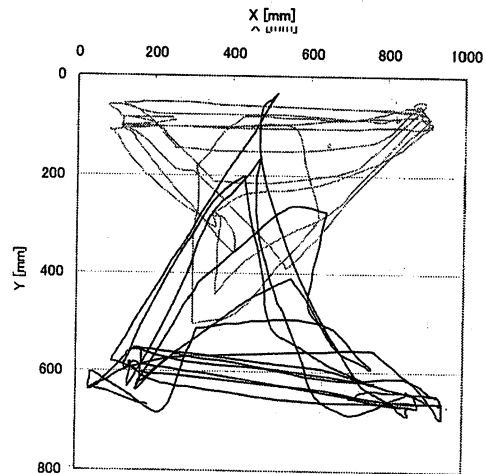


図 6 実験 2 の推定結果

被験者は 1369 であった。

次に、カメラ視線方向に対して 2 人が前後して並び、カメラに対して横方向に往復移動した実験 2 の実験風景を図 5 に示す。先の実験と異なり、カメラから見て二人の人物が重なる瞬間にオクルージョンが発生する。この実験では、被験者は重なりが往復運動の中央付近で常に発生するよう同期的に動いた。このオクルージョンが発生する前後は ID が取れ難くなるため、光 ID タグの平均認識頻度は 7.82Hz となり先の実験より低下した。この実験の推定結果は、2 本の直線となる形状が正解であるのに対して、図 6 に示した通り三角形のような形状となって推定されている。この結果における上部の被験者の縦方向の分散は 10594、下部の被験者のそれは 17424 であり、先の実験に比べて推定の誤りが多くなっている。これは、オクルージョンが発生して ID 尤度の更新がされなくなった場合に、正解となる ID の ID 尤度が全体的に減少し、広く散らばっている本来は無関係なパーティクルの ID 尤度の影響が強くなることに起因すると考えられる。しかし、一方で往復運動の端では正しく推定されている。これは、

往復運動の方向転換の位置で正しく推定されていることを示している。よって、提案手法はオクルージョンによる混乱が発生した場合でもオクルージョンが解消されれば正しい推定に復帰可能な頑健な手法であるといえる。

最後に、部屋の中を被験者二人が点対称を維持したままフロアセンサの縁に沿って歩いた実験 3 の様子を図 7 に示す。被験者の間隔はおおよそ 0.8m であり、カメラの視線に対して 2 人が直線状に並ぶ瞬間にオクルージョンが発生する。しかし、図 8 に示された推定結果を見ると多少の誤認識はあるものの、安定して方形の軌跡を描いている。

6. 関連研究

複数のセンサを Condensation アルゴリズムの入力として ID 付きのマルチトラッキングを実現する研究がある[10]。しかし、尤度の分離がおこなわれていないため、例えば本実験で採用した光 ID タグのように ID は取得可能であるが位置精度が悪いセンサの入力によって状態推定を大きく誤る可能性がある。

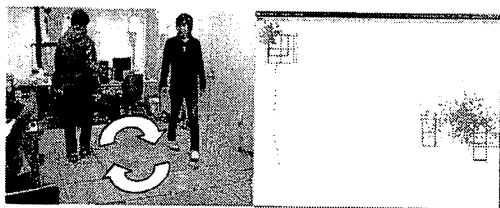


図 7 実験 3

Condensation アルゴリズムの状態モデルの工夫やクラスタリングをおこなうことによってフロアセンサのみを用いて複数人物の追跡をおこなう研究がなされている[11-14]，しかし，歩行パターンや足型からの ID の獲得は困難であり，仮に識別できたとしても入力が一であるため推定を誤った場合，正しい推定に復帰することは困難であろうと考えられる。

7. まとめ

本稿では，Condensation アルゴリズムを応用して，ID 取得用センサと位置取得センサを統合し，ロバストな ID 付き人物位置推定をおこなう手法を提案した。また，これを実証するため，画面位置が取得可能な光 ID タグと低解像度のフロアセンサを統合し，複数の人物位置を推定した結果を示した。ここで，複数人物の並び歩行や円歩行，交差歩行などの条件において実験をおこなった結果，光 ID タグに対してオクルージョンが発生するケースにおいても一時的に誤推定状態はあるものの，その状態から復帰可能であることを確認した。今後は，光 ID タグとフロアセンサ以外を組み合わせた場合に本稿で提案した手法を適用していきたい。

謝辞

本研究は情報通信研究機構(NICT)の研究委託により実施したものである。

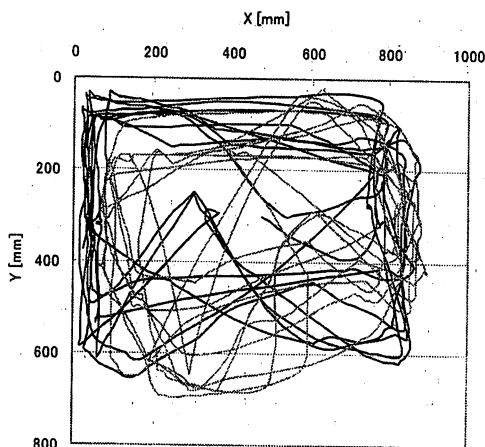


図 8 実験 3 の推定結果

文 献

- [1] 桑原教彰, 野間春生, 鉄谷信二, 萩田紀博, 小暮潔, 伊関 洋, “ウェアラブルセンサによる看護業務の自動行動計測手法”, 情報処理学会論文誌, Vol.44, No.11, pp.2638-2548, 2003.
- [2] Fujinami, T., “Creating Knowledge for Dementia Care.”, Workshop on Knowledge Sharing for Everyday Life(KSEL2006), 2006.
- [3] Mori, T., Suemasu, Y. Noguchi, H. Sato, T., “Multiple people tracking by integrating distributed floor pressure sensors and RFID system”, Systems, Man and Cybernetics, 2004 IEEE International Conference, vol.6, pp.5271-5278, 2004.
- [4] 西田佳史, 相澤洋志, 堀俊夫, 柿倉正義, “超音波センサを用いた対象物のセンサ化に基づく人の日常活動の認識”, 日本機械学会, ロボティクス・メカトロニクス講演会’02 講演会論文集, 1A1-J07, 2002.
- [5] Tanaka, H., Kitahara, I., Saito, H. Murase, H., Kogure, K. and Hagita, N. “Dynamically Visual Learning for People Identification with Sparsely Distributed Cameras”, SCIA2005, 2005.
- [6] Isar, M. and Blake, A., “Condensation-Conditional Density Propagation for Visual Tracking”, Int. J. Computer Vision, Vol. 29, No.1, pp.5-28, 1997.
- [7] 北川源四郎, モンテカルロ・フィルタおよび平滑化について, 統計数理, Vol.44, No.1, pp.31-48, 1996.
- [8] Gordon, N.J., Salmond, D.J. and Smith, A.F.M. “Novel Approach to Nonlinear/NonGaussian Bayesian State Estimation”, IEE Proc.F Rader and Signal Processing, Vol.140, No.2, pp.107-113, 1993.
- [9] Thrun, S. Fox, D., Burgard, W. and Dellaert, F. “Robust Monte Carlo localization for mobile robots”, Artificial Intelligence, Volume 128, 99-141, 2001.
- [10] Schlz, D., Fox, D., Hightower, J., “People Tracking with Anonymous and ID-Sensors Using

Rao-Brackwellised Particle Filters", In Proc. the International Joint Conference on Artificial Intelligence(IJCAI). 2003.

- [11] 森武敏, 星名昌幸, 森下広, 原田達也, "センシングフロアによる人の識別・追跡", 日本機械学会, [No. 03-4]ロボティクス・メカトロニクス講演会'03 講演論文集, 2003.
- [12] Robert J. Orr and Gregory D. Abowd, "The Smart Floor: A Mechanism for Natural User Identification and Tracking", GVU Technical Report GIT-GVU-00-02, 2000.
- [13] 佐藤哲, 和田俊和, 加藤丈和, "MCMC/EM アルゴリズム/MDL を用いた床圧力センサからの複数人物位置追跡", 情報処理学会 CVIM 研究会研究報告, pp.153-160, 2005.
- [14] Murakita, T., Ikeda, T. and Ishiguro, H. "Human Tracking using Floor Sensors based on the Markov Chain Monte Carlo Method", Proc. Int. Conf. Pattern Recognition, pp.917-920, 2004.