

床圧力センサを用いた人物位置追跡のための追跡対象数推定

Estimating the Number of Tracking Targets for Human Location Tracking Using Floor Pressure Sensors

佐藤 哲[†]Tetsu Satoh[†]和田俊和^{†,††}Toshikazu Wada^{†,††}中村恭之^{††}Takayuki Nakamura^{††}

1 はじめに

人間の位置を計測する場合、2 値型床圧力センサは他のセンサに比べ、カメラを用いるより高速に、人間に機器を装着する必要なく確実に位置を計測できることが期待される。しかし床圧力センサを屋内で使用する場合、人間以外の物体も床圧力センサに反応するために誤検出が有り得る、センサの構造上、未検出の可能性がある、などの問題がある。そのため、床圧力センサを用いて人物位置追跡を行う場合は、マルコフ連鎖モンテカルロ法（以下、MCMC）などの入力信号の欠落や入力信号に対するノイズに対しロバストに信号の値を追跡できる手法が用いられている。しかし、従来手法では人物の数が増減する場合に対応することが難しい問題があった。そこで本論文では、MCMC と EM アルゴリズムの推定結果を組み合わせる動的に追跡対象数を変化させる手法について述べる。

2 床圧力センサを用いた人物位置追跡

MCMC を用いた床圧力情報からの人物位置追跡のために、複数の人物が生み出す圧力を信号の情報源とみなし、それぞれの情報源から発される信号の推移を複数の MCMC により追跡する手法が提案されている。しかし、人間の移動により追跡対象となる人物数の増減が有り得るにも関わらず、基本的な MCMC では情報源の消滅や増加が考慮されていない。つまり、MCMC は情報源の消滅と信号の欠落を区別することができず、また情報源の増加とノイズの発生を区別することもできない。

筆者らが提案する MCMC と EM アルゴリズムの組み合わせでは、EM アルゴリズムにより床圧力センサ情報を分類することで追跡対象数の推定が可能である [1]。本論文では文献 [1] の手法を拡張し、推定追跡対象数を用いて追跡対象に割り当てる ID の数を動的に制御する手法を提案する。時間的な推移を追跡可能な MCMC と、複数対象間の関係を認識可能な EM アルゴリズムは対照的であり、組み合わせることで時間的な追跡と追跡対象の識別の両方が可能になる。

3 追跡対象数の推定と対象 ID 管理機構

提案手法では、図 1 のような流れで人物位置を追跡する。まず、 $t = t_n$ の時点で入力された圧力セン

サ情報に対し MCMC を実行する。すなわち、圧力センサがオンになった位置に対しシステムモデルの確率分布に従って一定数の粒子を発生させ、粒子群に対し観測モデルの確率分布に従って粒子を再サンプリングする。その結果、再サンプリング後の粒子の位置の平均を計算することで、MCMC による人物位置推定結果が得られる。ここで、 $t = t_{n-1}$ の時点で追跡していた対象数を M とする。この M を制御することが本研究の目的である。

次に、MCMC が発生した粒子群に対し EM アルゴリズムを適用する。ここで、EM アルゴリズムを実行する場合には確率分布の数を指定する必要があるため、分布の数として $M-1$, M , $M+1$ を与えて EM アルゴリズムを実行し、それぞれの結果を得る。これは追跡対象数の変化を検出するため、数が同時に 2 以上変化する場合は本論文では考察対象外とする。この 3 種類の EM アルゴリズム結果に対し、MDL (Minimum Description Length) [2] の値を計算し、どれが最も確からしいかを判定する。本研究では、MDL 値は次式で計算する。

$$MDL(m) = 3m \log_2 n - \sum_{i=1}^n \log_2 \left\{ \sum_{j=1}^m \xi_j p_j(x_i) \right\}.$$

ここで、 m は確率分布数、 n は入力粒子数、 ξ は各分布に対する重み、 p は各分布の確率密度関数、 x は入力粒子の位置座標である。この MDL 値が最小となる EM アルゴリズムの結果を、 $t = t_n$ の時点での EM アルゴリズムの計算結果とする。その結果、EM アルゴリズムの計算結果の分布の平均値により、EM アルゴリズムによる人物位置推定結果が得られる。

ここまでで、MCMC による複数人物位置の推定結果と EM アルゴリズムによる推定結果が得られるが、二つの結果が同一ではないために対応付けを計算する必要がある。本研究では、MCMC が粒子によって近似している確率分布と EM アルゴリズムがパラメータを推定した確率分布の間で、以下のように定義される Bhattacharyya 係数 [3] を計算することで類似性を判定し、対応付けを計算する。

$$\rho = \sum_{i=1}^n \sqrt{p_M(x_i) p_E(x_i)}.$$

ここで、 n は MCMC の粒子数で、 p_M は粒子より推定した確率密度関数の正規化されたヒストグラム値、 p_E は EM アルゴリズムにより推定されたパラメータを持つ確率密度関数のヒストグラム値である。

最後に、各追跡対象に対し割り当てる ID 番号を

[†] 株式会社国際電気通信基礎技術研究所

^{††} 国立大学法人 和歌山大学

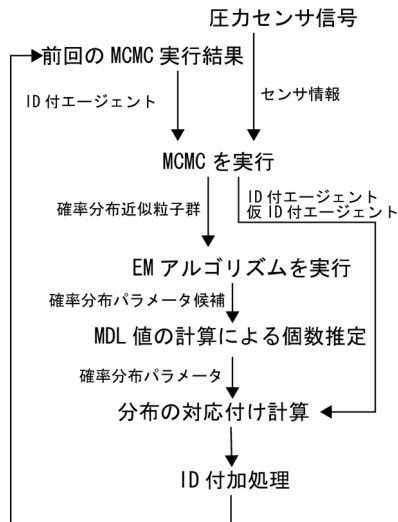


図 1: 処理の流れ

決定し、割り当てた ID の数を $t = t_n$ での追跡対象数 M とする。この処理には以下の場合がある。

- (1) 分布間対応付け処理で対応が付いた確率分布は、継続的に追跡されていてかつ推定位置に対するセンサ反応が検出できたので、それまで割り当てていた ID 番号を引き続き割り当てる。
- (2) (1) と同様に対応は付いたが、ID 番号が割り当てられていなかった場合、新たな反応が検出された可能性があるため、MCMC の追跡対象リストに追加する。つまり追跡対象数が増加したと判定する。この場合、消滅テーブルに対応する要素が存在すれば、その要素を消滅テーブルから削除し要素の ID を割り当てる。対応する要素が存在しなければ、新しい ID を割り当てる。
- (3) MCMC が推定した確率分布に対応する EM アルゴリズムの推定した確率分布が存在しなかった場合は、センサ情報が欠落したか MCMC が追跡失敗した可能性があるため、位置情報を消滅テーブルに保存して MCMC の追跡対象リストからは削除する。つまり追跡対象数が減少したと判定する。

ここで導入した消滅テーブルとは、人物がイスに座るなど長時間の圧力センサ無反応状態に対処するために、反応が無くなった座標を記憶するためのテーブルである。

4 実装と追跡実験

簡単な例として、3 人までの人間が床圧力センサが設置されている部屋に出入りする状況を設定し、MCMC が推定した追跡対象数と EM アルゴリズムが MDL 原理を用いて推定した追跡対象数を記録した結果を図 2 に示す。MCMC の観測モデルは正規分布を仮定し、システムモデルは移動速度推定を考慮した正規分布を仮定した。EM アルゴリズムの確率分布は混合正規分布を仮定した。床圧力センサデータは、NICT ユビキタスホームに設置されている $18\text{cm} \times 18\text{cm}$ の解像度を持つヴイストン社のセン

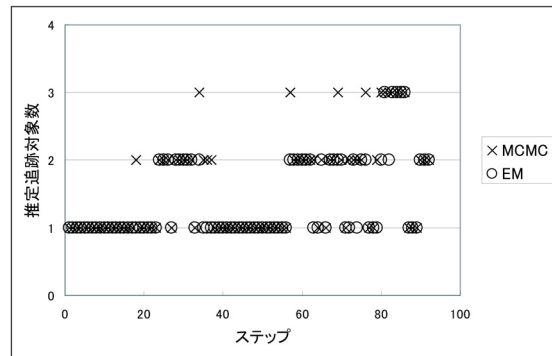


図 2: MCMC と EM アルゴリズムが推定した追跡対象数

サフロアシシステム VS-SS-SF55 を使用して取得した [1]。図 2 では、横軸は図 1 の MCMC を実行してから ID を付加するまでの一連の処理を 1 ステップと定義した場合のステップ数で、1 ステップに要する時間は Pentium4(3.06GHz) の FreeBSD マシンで gcc 3.4.2 を用いて実行ファイルを作成した場合で約 120msec である。縦軸は推定した追跡対象数で、バツで示されているものが MCMC による推定結果、丸で示されているものが EM アルゴリズムによる推定結果である。実験中の実際に存在する人物の数は、0 ステップ～約 20 ステップが 1 人、約 20 ステップ～約 40 ステップが 2 人、～約 60 ステップが 1 人、～約 80 ステップが 2 人、～約 90 ステップは 3 人から 2 人と変化している状態である。結果より、人物の移動により複数のセンサが反応し、MCMC が実際の人数よりも多く追跡対象数を推定した場合でも、EM アルゴリズムの結果を用いて増えすぎた数を減らすよう制御できていることが分かる。ただし 60 ステップより後では、人物同士が近寄っているために推定の失敗が増えている。このような場合は、モデルの確率分布パラメータを最適化することで改良可能だと考えている。

5 おわりに

床圧力センサを用いて人物位置を追跡する場合に、MCMC によりセンサ欠落やセンサ情報の離散性に対しロバストに追跡し、さらに EM アルゴリズムと MDL 原理により追跡対象数の変化に対応させる手法を提案した。また、追跡対象の ID の管理機構について考察した。

参考文献

- [1] 佐藤哲, 和田俊和: マルコフ連鎖モンテカルロ法と EM アルゴリズムを用いた床圧力センサ情報による 人物位置追跡, 第 67 回情処全大, Vol. 2, No. 3J-7, pp. 101-102 (2005).
- [2] Rissanen, J.: Universal Coding, Information, Prediction, and Estimation, *IEEE Trans. Information Theory*, Vol. 30, No. 4, pp. 629-636 (1984).
- [3] Djouadi, A., Snorrason, Ö. and Garber, F. D.: The Quality of Training-Sample Estimates of the Bhattacharyya Coefficient, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 12, No. 1, pp. 92-97 (1990).