大量の人移動計測データに基づく移動ロボットの人回避経路計画

野 口 博 史* 山 田 隆 基* 森 武 俊* 佐 藤 知 正*

Human Avoidance Path Planning based on Massive People Trajectories

Hiroshi Noguchi*, Takaki Yamada*, Taketoshi Mori* and Tomomasa Sato*

We propose a path planning method for mobile robots to avoid a person dynamically using movement prediction model from massive captured people trajectories. The captured trajectories are represented as a sequence of grid cells. The method learns these sequences using Variable Length Markov Model (VLMM), which predicts human location from the last human path. Based on the learnt model, the method plans mobile robot path on the XYT configuration space that includes predicted human position. In the experiment, we collected the trajectory data in the corridor space for over a month and simulated our planning method. The result showed that human trajectory model is more suitable than linear motion model for the safety robot navigation and the longer observation of trajectories improved the safety at mobile robot navigation.

Key Words: Human Avoidance, VLMM, Human Trajectory, Path Planning, Human Movement Prediction

1. 序 論

家の中で家事の手伝いや会話をするホームロボットや、オフィスなどで搬送や清掃を行うロボットなど、人の生活の場において、ロボットの活躍する舞台が増えつつある。そのなかで、人と環境を共有するロボットには、従来からのロボットと比較して、安全面や人への心理的侵襲に関する面を考慮したより綿密な行動が求められることになる。特に、移動ロボットについては、想定される住居やオフィスの空間が狭いこと、また、人の動きも複雑であることから、人に対して努めて干渉することなく移動できることが重要である。しかしながら、屋内環境でロボットに搭載したセンサにより人などの移動体を計測することは、視野距離・視野角の制限や、壁などの障害物による視野の遮蔽といった問題が生じる。このため、多くの移動ロボットは、突発的な人の移動に対して、局所的な回避アルゴリズムにより回避する、もしくは停止するなどの戦略を採用している。このような局所的な判断に基づく移動戦略は、回避の対象となる人の移動の仕方によっては、無駄な回避行動となったり、回避不能状態に陥り人に回避してもらうという結果につながり、ロボットが非効率で人に親和的でない動きをする原因となりうる。

一方、近年では、センサネットワーク技術等の発達により、環境内に配置されたセンサをロボットが利用するという考え方が進展してきている。その利用例の一つとして、ロボットのセンサ

視野の問題等をセンサネットワークによって、カバーすることが考えられる。すなわち、ロボットが単独では計測できない範囲を、センサネットワークを利用し計測することで、遠方の人の動きを考慮し、大域的経路計画の段階であらかじめ人に干渉しない経路を計画することが可能となりうる。この方法により、ロボットの移動時に人に対する局所的な回避行動を前提とすることなく、安全性の確保や心理的抵抗の低減が実現されると考えられる。センサネットワークを用いるもう一つのメリットとしては、環境内に配置したセンサにより、環境内の人の移動経路を長期間にわたり安定して計測可能であることが挙げられる。このため、人の移動経路の情報を統計的に利用するアプローチを取ることができ、単に遠方や死角内の人の位置も含めた大域的な経路計画が可能になるのみならず、対象とする環境内の人の移動の性質に沿った経路計画が可能となると考えられる。

人の移動経路の情報を移動ロボットの経路計画に利用する方法として、大きく二つの考え方が存在する。一つには、人が普段から頻繁に通過する場所を、ロボットにとっても通過が容易な領域であると考え、人の通過頻度に基づいたロボットの移動可能度合いを地図情報に反映し、経路計画を行う考え方である [1]~[5]。この考え方では、ロボットによる判断が難しい複雑な障害物配置や、人為的に仕切られている立入禁止区間などがロボット経路に反映されるため、ロボットにとって安全な経路生成が可能となる。しかしながら、環境内のセンサによる情報はあくまでも静的に利用されるに留まり、また、ロボットと人が接近しているときの回避動作等には反映されるものではない。この考え方の延長として、時間帯等により環境内の人が頻繁に通過する領域が異なることに着目し、ロボット経路計画用の地図自

原稿受付 2011 年 12 月 9 日

* 東京大学

* The University of Tokyo

■ 本論文は学術性で評価されました。

体を切り替えることで経路生成戦略を切り替える考え方 [6]、また、人の移動経路自体の発生確率を考慮し、それをロボットの経路計画情報に反映する考え方 [7] も存在する。また、さらに進んで、移動経路自体から、環境内の人の代表的な停留点や停止点を抽出し、それら代表点の間の人の移動を予測し、その情報を経路計画に反映させる手法も存在する [8] [9]。これらの方法では、ロボットの経路計画時点で観測されている人の移動の情報が反映されるため、人に対してより安全に移動させることが可能であるが、やはりロボットと人の接近時の回避戦略を含むものではない。

もう一つの考え方は、人の移動経路自体から、直接、人の移動をモデル化し、それをもとに動的に経路計画を行うものである。そのなかには、ロボットと人の相対的な位置関係から、人の移動をモデリングし、接近・回避等に役立てる考え方 [10] [11] も存在するが、ロボットと人の相対的な移動は通路幅等にも影響を受けるものであり、また、ロボットに搭載したセンサでの計測に基づく回避方法の延長で、環境センサを有効に活用するものではない。そこで、ここでは人の移動経路情報を環境中の絶対座標系で扱うものに着目する。そのなかで、環境中の人の移動経路をモデリングする方法は、大きく 2 種類のアプローチが存在する。一つめは、環境地図上の平面をグリッドで区切り、それぞれのセルにおける人の通過頻度やセル間の遷移に着目する考え方である。Tadokoro ら [12] は、観測データから獲得した遷移モデルでないが、人の移動をモデルにより予測し、その情報を利用した経路計画を提案している。強化学習と確率的モデルを組み合わせ、人の移動経路を実際の観測データに基づきモデル化し、人の移動を予測し回避経路を計算する手法も存在する [13]。回避行動ではなく接近行動であるが、ポアソン分布を利用し、締切時間までに人に遭遇しやすい経路計画を実現する手法も提案されている [14]。これらの方法では、グリッドマップ上で人の移動をモデル化することになるため、経路計画等と密な形で、人の移動を空間的にモデル化可能であるという利点がある。一方、その裏返しとして、回避戦略等を柔軟に変更しにくいという問題がある。また、基本的には人の移動経路を近傍のセル間での移動として表現するため、人の移動速度を直接モデルに反映することが難しい。

もう一つは、人の移動経路データを直接的にモデル化する考え方である。佐竹ら [15] は、ショッピングモールにおいて計測した人の移動経路データに対して、クラスタリングを行い代表経路を求め、観測中の人の移動経路と代表経路の類似度に基づき人の移動経路を予測し、サービスロボットを人に接近させる方法を提案している。また、Bennewitz ら [16] は、EM アルゴリズムにより移動経路データをクラスタリングを行ったあとに、抽出された代表経路について HMM により人の移動を予測し、その予測結果を経路計画に反映させることで、人に対する回避行動計画を実現している。この方法は移動経路自体をモデリングするため、予測結果をより汎用的に回避行動に利用できる特徴がある。例として、ロボットの大きさやタスクといった要因に応じ、回避行動と目標達成時間のどちらを優先するかといったことを反映した移動・回避経路を生成できる可能性がある。また、観測される移動経路自体は速度情報も含むものであるため、

Fig. 1 Overview of path planning method

より遠くの未来時刻における人の移動を反映した経路計画にも向いている。一方、グリッドマップを用いる手法において特徴的であった空間の状態に関する情報については、反映させにくい問題がある。例えば、ドアを通過する経路は、人や状況により様々なものが計測されうるが、グリッドマップ上でモデリングする手法では、ドア周辺に人経路が広がりを持って分布するため、実環境における安全性を考慮した形での経路生成戦略を採りやすい。一方で、代表経路を利用する場合には、これらの経路が一つの代表経路で表される可能性があるため、実際には衝突の可能性があるにもかかわらず、代表経路とドアの端の間を通り抜ける経路が正しい経路として生成される可能性等が残る。

そこで、本研究では、両方のモデリング方法の利点を持つといえる、人の移動軌跡を利用した新たな人回避経路計画手法について提案する。提案する手法では、Fig. 1 に示すように、大量の移動軌跡データを一定時間ごとのグリッドマップ上での位置といったシンボル系列に変換し、これを学習して人の移動モデルを獲得する。さらに、その移動モデルを利用し、観測中の人の移動経路を入力として未来時間の人の移動確率マップを計算し、このマップに基づき XYT 空間においてロボットの移動経路を計画する。我々の手法では、人の移動軌跡をグリッドマップ上の系列データとして取り扱うため、時間的な情報のみならず、空間的な情報を反映可能であり、また、予測に用いるモデルと経路計画手法が分離しているため、柔軟な経路計画が可能である。

ここでは問題を簡単にするため、環境内に人が一人いる環境を想定する。ただし、あとに述べるように、我々の手法は原理的には、人同士が互いに経路に影響を与えない範囲であれば環境内に複数人の人がいても対応可能である。また、通常では、人の視界内にロボットが入ってきた場合、人は回避行動等を取りうるが、従来研究と同様にそのようなインタラクションは考えないものとする。将来的なサービスロボットが日常的に活動するような環境では、ロボット側が人を柔軟に回避することが可能となり、人側がロボットを明示的に避けることがなくなると予想され、この仮定に無理はないと考えられる。

2. 環境センサによる人移動計測

経路計画に用いる環境中の人の移動モデルを学習するために、環境中にセンサを設置し大量の人の移動経路を計測することが必要となる。まずはその方法について述べる。環境中の人の位置計測は、分散配置したカメラもしくはレーザレンジスキャナが用いられることが多い。特に近年では、計測精度の高さ、光源環境への依存性の低さ、一台あたりに計測可能な領域の広さといった理由から、レーザレンジスキャナがよく用いられており、先に挙げた既存研究でも多く利用されている。これらの研究では人の腰回りの輪郭の計測を行っているものも多いが、ここでは足首高さにおける輪郭を計測し人の位置計測、追跡を実現することを考える。この高さでは人同士によるオクルージョンが生じる場合でも両足の双方が消失することは少なく、追跡に有利であることや、体格や身長等の差異にかかわらず足首輪郭が円形状に近似されるという性質により、個人差に依存しにくいというメリットがあるからである。実際このメリットを利用して、足首高さに配置した複数のレーザレンジスキャナから、様々な人が混在する駅構内において、多数の人追跡に成功している研究も存在する[17]。

2.1 人位置追跡手法

人位置の追跡手法として、我々は計測に用いる分散センサを切り替えながら、ロボットおよび人を追跡するための手法を開発してきており[18]、その手法を改良したものをを用いる。本手法は、パーティクルフィルタベースの追跡手法であり、発見した人ごとに追跡器を割り当て、対象の位置追跡を実現するものである。パーティクルフィルタ[19]は、ベイジアンフィルタの一種であり、追跡対象の位置を確率分布として扱い、追跡対象に応じた遷移モデルと、センサデータに基づく観測モデルから再帰的に追跡対象の状態量に関する確率密度関数を推定する。この際に、確率密度関数は状態量のほかに重みを含むパーティクルの集合で表現される。追跡手法についての詳細は割愛するが、基本的には、モデルの設計が重要であり、ここでは今回設計したモデルについて説明する。また、ここでは、1人につき、一つの追跡器を割り当てるものとしている。

屋内環境においては、人は加減速を繰り返す複雑な動きをするが、本手法においては人の二次元平面内における位置、姿勢および速さである $\mathbf{x}_t = [x_t \ y_t \ \theta_t \ v_t]^T$ を状態量とする。

また、遷移モデルをガウスノイズを含む等速直線運動と仮定し、時刻 t における状態量 $\mathbf{x}_t$ を $\mathbf{x}_{t-1}$ から式(1)に従って求める。

$$\begin{cases} x_t = x_{t-1} + v_{t-1} \Delta t \cos(\theta_{t-1}) + w_{x,y} \\ y_t = y_{t-1} + v_{t-1} \Delta t \sin(\theta_{t-1}) + w_{x,y} \\ \theta_t = \theta_{t-1} + w_\theta \\ v_t = v_{t-1} + w_v \end{cases} \quad (1)$$

$w_{x,y}$, w_θ , w_v はそれぞれ位置、姿勢、速さに対するガウスノイズであり、予備実験によりそれぞれの平均を0、標準偏差を0.10, 30, 0.02と定めた。

観測モデルとしては、背景差分後のスキャンデータについて距離の近い点群をまとめた上で、**Fig. 2** (a) のように計算され

Fig. 2 Ankle detection from scan data and observation model

る足首中心位置を用い、パーティクルごとの足の見え方に応じて以下の式により計測するものとした。

$$p_{scan}(z_t | \mathbf{x}_t) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{d^2}{2\sigma^2}\right) & \text{(両足発見時)} \\ \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{d_{stride}^2}{2\sigma^2}\right) & \text{(片足発見時)} \\ 0 & \text{(未発見時)} \end{cases} \quad (2)$$

d は、Fig. 2 (b) の発見された二つの足首位置の中心からパーティクルの位置までの距離であり、パーティクルが二つの足首中心に近いほど、高い値を取る。 d_{stride} は人の通常歩行時の歩幅に相当する定数であり、今回は 0.8 [m] としている。片足発見時の項目を加えることで、オクルージョンが生じた結果片足のみが観測されている場合においても、一定の重みを与えることになり、オクルージョンに対して頑健性を持たせることができる。

また、複数人追跡時には、各追跡器間の調停などは行っていないため、追跡器間において、足首輪郭の混同が起き、追跡を正確に行うことが難しくなる。すなわち、異なる人の足首を追跡中の人の足首と勘違いする可能性がある。その対策として、複数の人が同時に同じ領域を占めることはなく、互いに一定の距離を保つという知識を利用し、下記のモデルを導入した。

$$p_{repulsive}(z_t | \mathbf{x}_t) = 1 - \exp\left(\frac{-d_{min}^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3)$$

d_{min} は、まず始めに、計算中以外の各追跡器ごとに、時刻 $t-1$ における状態量 $\mathbf{x}_{t-1}$ と等速直線運動モデルから時刻 t における推定位置を計算しておき、次に、現在計算中の追跡器における各パーティクルの位置と先ほど計算した追跡器ごとの推定位置との距離を計算したあとに、最小のものを選ぶことで計算される。このモデルにより、他の追跡対象と極端に近いパーティクルの重みは小さく評価される。最終的なパーティクル評価には、

$$p = p_{scan} \cdot p_{repulsive} \quad (4)$$

を用いた。

追跡開始・終了時に必要な人の発見・消失処理には、背景差分により推定した足首位置を用いた。具体的には、観測領域中の追跡器が存在しない領域に足首位置が発見された場合、その足首位置が人の歩幅に相当する距離内に2ヶ所存在する場合はそれらの中心位置に、1ヶ所のみ存在する場合にはその位置に人が発見されたと考え、追跡器を割り当てた。また、ある追跡器の周囲に足首位置が観測されない状態が続いた場合、観測領域中から追跡対象の人が消失したと判定し、追跡器を破棄することとした。こうして得られる発見から消失までの追跡結果を一つの人移動経路データとして抽出する。

Fig. 3 Experiment environment and scanner layout

2.2 実験環境とデータ取得結果

実際に大量の人移動経路データを収集するための環境を構築した。構築した実験環境を Fig. 3 に示す。実験環境は、校内の一角で、2[m] × 13[m] の広さの廊下に六つの部屋が隣接しており、それぞれの部屋はドアによって廊下と繋がっている。どのドアについても人の出入りが観測される場所である。オフィス等では、セキュリティやネットワーク管理の容易性、また、物理的な LAN の配線の都合等から、フロアにおけるブロックごとにネットワークを分割し、管理することが多い。分散センサについてもそのネットワーク単位で管理されないと考えると、現実的な領域サイズだと考えられる。レーザレンジスキャナとしては、北陽電機社製 URG-04LX を用い、専用のマイクロプロセッサボードを用いて LAN によりデータを収集可能とした。センサデータの取得と人位置追跡は 10 [Hz] で行った。また、スキャナの設置高さは人の足首が観測可能な 0.2 [m] とし、すべての領域を少なくとも 1 台のスキャナから観測可能な配置とした。

まず予備実験として、廊下中央床面にマークした既知のライン上を様々な歩き方で移動し、経路を抽出した結果、平均誤差 0.1 [m] で人の移動経路を計測可能であることを確認した。その後、およそ 1.5 ヶ月にわたり、連続して人移動経路を計測した。具体的には、2010 年 11 月 6 日より、46 日間に渡り計測を行った。

この間、計 17,597 本の軌跡データを取得することができた (Fig. 4)。また、日付ごとに計測された移動経路の数を見ると分かるように、人の少ない休日には、移動経路数が減っていることが分かる。計測されたデータの中で、観測領域内に複数人が存在する場合のものは、人同士の相互関係を含んでおり、人移動の予測モデルとして利用が難しいと考え、計測範囲内に単独で人が存在するデータ 10,649 本を以下の実験における対象

Fig. 4 Captured trajectories in a day and statistics of measurement

とした。

3. VLMM を用いた人移動のモデリング

3.1 人移動経路の離散化

本手法では初めに述べたように、人の移動を空間的に表現するために、人移動経路をグリッドマップ上のセルの系列として表現する。人の移動経路を離散化するには、移動中に通過したすべてのセルを順に並べる方法と、一定時間ごとの位置に対応するセルを並べる方法がある。前者の方法では、立ち止まっている状況などで同じセルが連続する系列が生じないため、効率よく離散化できるが、時間に関する情報が失われる問題がある。本手法では未来時間ごとにおける人の位置を予測することで、人を回避するロボット経路計画を行うことを目標とするため、後者の時間ごとに一定時間ごとに離散化する方法を取る。また、セルの大きさや時間方向の離散量もモデルの精度に関係するが、ロボット経路計画時の利用しやすさを考慮し、グリッド幅は人の大きさをもとに $w_{grid} = 0.3$ [m] と決めた。さらに、離散化の結果であるセルの系列中において、連続するセルは空間的に隣接していることが望ましいと考え、移動経路の離散化の周期をグリッド幅と人の平均的な移動速度を考慮し $\Delta T = 0.2$ [s] とした。想定よりも速い速度で人が移動する場合は、セルの系列中において連続するセルが必ずしも空間的に隣接しているとは限らないが、このことはむしろ移動速度が速い状態を表現できることとなり問題とはならず、むしろ我々の提案する手法の利点であると言える。また、セルの系列の最初と最後にそれぞれ移動経路の始点と終点にあたるシンボルを挿入することで、これらの情報をシンボル系列に反映することができる。

3.2 VLMM によるグリッド系列のモデリング

離散化したセルの系列を用いて人の移動を予測するということは、観測中の人の過去の移動経路に当たる N 個のセルの系列から、特定時間後に人が存在するセルを推定するという事となる。予測を開始する時間までに観測してきた N 個のシンボル系列を入力として予測を行うことになり、それまでの全シンボルがその先のシンボルに影響を与えると考えると、統計的なモデルとしては N 階のマルコフモデルを用いることが素直な手段であると考えられる。そのモデリング手法として、自然言語

Fig. 5 Trajectory modeling by PST

や人の運動のモデル化などに利用されている Variable Length Markov Model (VLMM) [20] を用いることとした。VLMMでは、モデルとして予測接尾木 Prediction Suffix Tree (PST) と呼ばれる木構造を構築する。考えられるすべてのシンボル系列の組み合わせに対してモデル化のための計算を行う必要のない、メモリの節約が可能な効率的な PST 構築のための実装が知られている。本手法ではセルの一つひとつをシンボルと見なすため、探索空間が広大になることが予想されるが、実際には距離の離れたセル間の移動はまず観測されないため、十分適用可能な方法である。人移動のモデリングのイメージを Fig. 5 に示す。これは予測を開始する直前までの経路から次の移動場所が予想される場合を表している。人の現在位置のセルに対応するノードに過去の経路のセルを付け加えたシンボル系列に対応する部分を探索し、葉ノードが保持している次のシンボルの出力確率から、前方には、確率 0.7 で、右前には、0.2 で移動すると予想される。本手法の場合、木の深さの一段階が、 ΔT 時間前に人が存在していたセルを予測の際に考慮に入れるということに対応する。

3.3 VLMM の学習

まず、PST の構築方法について説明する。説明に当たり、一般的な説明のため、単一のシンボル、すなわち、一つのセルに相当するものを σ 、また、シンボル列、すなわち、移動軌跡に対応するセルのシーケンスを s と表現し、説明する。PST は、学習データから反復的に構築することが可能である。具体的には、空のシンボル e に対応するノードを、構築する PST のルートとし、現在の木の中のノードに対して予測に有用な役割を果たすノードを反復的に付け足していくことにより、PST を構築する。シンボル σ をシンボル列 s に加えた σs に対応するノードは、そのノードに対応する出力確率が親ノードである s に対応する出力確率と異なる場合に PST に付け足される。この出力確率の差異の指標として、カルバック・ライブラー情報量 (Kullback-Leibler divergence, KLD) [21] を用いる。確率空間 X における離散確率変数 x に対する確率分布を P_1, P_2 とした場合、この二つの確率分布間の KLD は $D_{KL}(P_1||P_2) = \sum_{x \in X} P_1(x) \log(P_1(x)/P_2(x))$ と定義され、これは二つの確率分布 P_1, P_2 の差の尺度を表す。 σs と s に対応する出力確率間の KLD、すなわち $D_{KL}(P(\cdot|\sigma s)||P(\cdot|s))$ が大きい場合、PST にシンボル列 σs に対応するノードを付加することは、予測精度を高めるために有用であると言える。以上の議論より、 σs に対応するノードと s に対応するノードに付加する場合に生じる出力確率の誤差を、 σs と s に対応する

- Initialize the tree T and the sequence list S :
 T consists of a single root node, and $S \leftarrow \{\sigma | \sigma \in \Sigma \wedge P(\sigma) \geq \epsilon_1\}$
- While $S \neq \emptyset$, do the following
  - (1) Pick any $s \in S$ and remove it from S
  - (2) If $Err(s, Suffix(s)) \geq \epsilon_2$ then add to T the node corresponding to s and all the nodes on the path from the deepest node in T (the deepest ancestor of s) until s .
  - (3) If $|s| < L$ then for every $\sigma \in \Sigma$ if $P(\sigma s) \geq \epsilon_1$ add σs to S .

Fig. 6 Pseudo-code for building PST

出力確率間の $KLD_{KL}(P(\cdot|\sigma s)||P(\cdot|s))$ を σs を観測する確率 $P(\sigma s)$ で重み付けした以下の式で定義する。

$$Err(\sigma s, s) = P(\sigma s) D_{KL}(P(\cdot|\sigma s)||P(\cdot|s)) \quad (5)$$

$$= P(\sigma s) \sum_{\sigma' \in \Sigma} P(\sigma'|\sigma s) \log \frac{P(\sigma'|\sigma s)}{P(\sigma'|s)} \quad (6)$$

$$= \sum_{\sigma' \in \Sigma} P(\sigma s \sigma') \log \frac{P(\sigma s \sigma')}{P(\sigma'|s)P(\sigma s)} \quad (7)$$

これは、 s を用いる場合に変わって σs を用いて予測を行うと、どの程度付加的な情報を得ることが可能であるかという指標を示した量となる。この $Err(\sigma s, s)$ がある閾値 ϵ 以上になった場合、 σs に対応するノードを、構築中の PST 中に存在する s に対応するノードを親として PST に付加する。ただし、そもそも、 σ を観測する確率が非常に低い場合は、無視してしまうことが適切である。また、PST を構築する際は、PST の最大深さ L に達するまで、現在 PST に含まれている葉ノードのすべての子ノードについて式 (7) の誤差を計算し、ノードを付加する妥当性を検証する必要があるが、これにより計算量が膨大なものになってしまう。そのため、シンボル系列 σs に対して誤差計算を行う前に、そもそもその系列自体がどのくらい発生しうるかを表す確率 $P(\sigma s)$ を考慮し、これが小さいものに関しては式 (7) の誤差の計算を行わないことで、構築に必要な計算量を抑える。

以上に述べた、予測接尾辞木 T の構築アルゴリズムの擬似コードを Fig. 6 に示す。ここで、シンボルの現れる頻度 $P(\cdot)$ を評価するパラメータを ϵ_1 、枝を付けるかどうかを利用する $Err(s, Suffix(s))$ を評価するパラメータを ϵ_2 とする。また、 L は学習する PST の最大深さである。実装の際は、この擬似コードにおける while ループ内の処理 1. 2. 3. の部分を複数のスレッドで並列して行うことが可能であり、学習時間の短縮が期待できる。このアルゴリズムに基づき生成された PST の各ノードは、深いノードで表現される系列ほど予測が難しく、浅いノードで表現される系列は予測が容易、またはあまり観測されないという特性を持つ。

学習に必要な $P(s)$ と $P(\sigma|s)$ は、以下の式により学習データから近似的に求める。本来は、シンボル系列中に同一の系列が複数回現れることもありうるため、それを考慮する必要があ

るが、対象である人の移動したセルの系列に関してはそのようなことは少ないと考え、この式を採用している。

$$P(s) = \frac{(\text{部分系列}sを含むシンボル系列数)}{(\text{系列長が}sより長い系列数)} \quad (8)$$

$$P(\sigma|s) = \frac{(\text{部分系列}\sigma sを含む系列数)}{(\text{部分系列}sを含む系列数)} \quad (9)$$

3.4 人位置予測マップの構築

構築した PST に基づき人の位置を予測するには、まず、観測した系列に相当する部分系列を根ノードから探索し、対応する葉ノードを求める。この葉ノードには次の時刻 $\Delta T[s]$ 後における各セルへの遷移確率が保持されている。さらに先の時刻の位置を予測するためには、前の時刻における予測結果として出力されたセルを、入力として用いたセル系列の最後に付加し、この系列を用いて同様の処理を繰り返せばよい。人が最もいる可能性が高い位置を出力することのみを目的とするのであれば、遷移確率が最大となるセルに対応するノードを順次探索するのみでよいが、人を回避する経路計画のためには、人が移動するセルをすべて計算することが求められる。このためには出力確率が0でないすべての子ノードに対して探索を行う必要があり、予測する時刻が先になるにつれ、膨大な計算時間が必要となる。この問題を解決するため、モンテカルロ法に基づくアプローチを取ることとした。すなわち、 n_{sample} 個のサンプルを、PST を参照しながら、得られる出力確率に基づいて予測すべき時間分だけ遷移させ、最終的なグリッド位置を集計することで予測位置を推定する方法である。今回用いたデータについては、目視ではあるが、比較的少ない 100 サンプル程度でも、より多くのサンプルを用いた場合と類似する領域を確保する分布が得られることを予備実験から確認しているため、 $n_{\text{sample}} = 100$ とした。このパラメータは、領域の大きさやグリッドサイズ等に依存すると考えられるため、サンプルに関する最適化等は、将来課題である。特に、確率が高い領域に関しては、予測位置分布の近似に失敗することは少ないため、回避経路計画時に安全用の領域を広く取ることで、近似誤差は吸収できるものと考えられる。このように予測先時間ごとに人位置の予測位置確率を求め、これをグリッドマップ上に投影したものを人位置予測マップと呼ぶことにする。

また、現状は環境内の人数は、一人だけであることを想定しているが、複数人の動きがそれぞれ独立である場合は、それぞれの軌跡データからモデルに従ってマップを作成し合成することで、複数人についても対応が可能であると考えている。

3.5 予測マップに関する実験

VLMM を学習し PST を構築するには、先に挙げたとおりのいくつかのパラメータが存在するため、そのパラメータの選定と、実際の人移動経路データへの適用可能性を検証するための実験を行った。パラメータおよび学習に利用する軌跡データの量を変えてモデルの学習を行ったときの、モデルの計算機上でのサイズおよび計算時間を **Table 1** に示す。

基本的には、モデル A-F では、PST に関するパラメータを固定し、学習に利用するデータ量を、1 日分利用する場合、3 日分利用する場合...4 週間利用する場合と変化させている。こ

Table 1 Parameters for learning models

Model	Duration	L	ϵ_1	ϵ_2	size (MB)	time (hour)
A	1 day	40	1.0×10^{-4}	1.0×10^{-9}	247.4	1.06
B	3 days	40	1.0×10^{-4}	1.0×10^{-9}	50.9	0.69
C	1 week	40	1.0×10^{-4}	1.0×10^{-9}	41.8	1.18
D	2 weeks	40	1.0×10^{-4}	1.0×10^{-9}	39.7	2.38
E	3 weeks	40	1.0×10^{-4}	1.0×10^{-9}	40.2	3.64
F	4 weeks	40	1.0×10^{-4}	1.0×10^{-9}	41.0	4.79
G	4 weeks	40	5.0×10^{-5}	5.0×10^{-10}	84.1	9.77
H	4 weeks	60	5.0×10^{-5}	5.0×10^{-10}	93.3	10.00

Fig. 7 Prediction example from 1 [s] to 5 [s] ahead

の結果から、数時間程度で計算時間も抑えられており、また計算機上でのサイズも計算機上で十分扱える範囲に収まっていることが分かり、オフラインでモデル学習を行うのであれば、問題はないと考えている。モデル C, D, E, F と比較してモデル A, B のメモリの大きさが大きくなっている。これは、学習データが少ないため、PST を構築する際の特徴の一つであった、観測される確率の低い系列データはノードとして付加されないという効果が働かなかったことが原因であると考えられる。また、モデル C, D, E, F を比較すると、学習データ量と計算時間はほぼ比例関係にあることが分かる。これは、学習データが十分多い場合には、全計算時間に対して各シンボル列の生起確率を観測回数から求めるのに要する計算時間の影響が支配的になるからであると考えられる。モデル F と G の違いからも分かっており、閾値の設定が木のサイズや構築時間に大きくかわっていることが分かる。一方で、モデル G と H では、木の深さ L を変えているが、計算時間にはあまり変わりがないことから、予測に必要な十分なグリッド列の長さを表現できれば、計算量が頭打ちになるのではないかと予測される。以上のことから、対象の空間が多少広がったとしても、木の深さを固定し、閾値を調整することにより、適応可能ではないかと考えられる。

モデル H によって、学習データに含まれない経路データを入力とし、出力した位置予測分布例を **Fig. 7** に示す。これは、1 [s] 置きに予測した 1, 2, ..., 5 [s] 後の人位置予測マップである。丸印が観測中の人の現在位置であり、実線がその人の経由してきた経路を表している。また、人位置予測マップにおいては、濃色のセルほどその場所での未来時刻における人の存在確率が高い。この場合では、3 [s] 後までは直進すると予測され、それ以降、扉に入る場合とそのまま直進する場合の大きく 2 とおりの分布が予想されていることが分かる。

また、**Fig. 8** は、それぞれ異なる 3 とおりの人移動経路に対

Fig. 8 Prediction result at the similar trajectories (3[s] ahead)

して、3[s]後の人位置を予測した場合である。図中の下側から上側に向かって移動中であるという点で、類似する経路であるが、左右方向の位置の違いに応じて、扉に入るかどうか適切に予測できていることが分かる。図中、右側のケースでは、Door3に向かう分布のみが予測されている。また、中央のケースでは、直進するようにもみえるが、Door3に入ることやそのまま直進する可能性も示されている。さらに、左側のケースでは、一見するとDoor2に向かって移動している人の移動経路に見えるが、Door1付近から入室するか直進することも有りうる事が予測されている。

4. XYT空間における人回避経路計画

4.1 経路計画手法

移動ロボットの人の回避経路計画手法としては、XYT空間、すなわち平面を表すX-Y座標に、時間軸方向の座標T(時間軸方向)を加えた空間を考慮する方法[22]と類似するアプローチを採用。本手法では、XYT空間において、T軸方向に人位置予測マップとして計算されるX-Y平面のグリッドマップを積み重ねて用いる。経路計画は、ロボット経路 $P = \{x_{t_1}, x_{t_2}, x_{t_3}, \dots\}$ を求める問題である。ここでは移動ロボットは二次元平面内の移動を考えるので、 $x_{t_i} = [x_{t_i}, y_{t_i}]^T$ となる。また、経路 P を与えることによって、移動ロボットは時刻 t_i において位置 x_{t_i} に移動するよう制御されるものとする。 P は、式(10)で表されるコスト関数を最小化することで求める。

$$F(P) = \sum_{t_i} A(x_{t_i}, x_{t_{i+1}}) + \alpha \sum_{t_i} I(x_{t_i}) \quad (10)$$

式(10)における $A(x_{t_i}, x_{t_{i+1}})$ は移動ロボットが2点 $(x_{t_i}, x_{t_{i+1}})$ 間を移動する際に要するコストのうち、静的環境に起因するものを表している。また、 $I(x_{t_i})$ は経路点 x_{t_i} の時刻 t_i における人との干渉度由来のコストであり、その地点において人と接触する確率が高くなるほど大きくなるものとする。 α は正規化のための係数である。このコスト関数 $F(P)$ を最小化することにより、経路中において人との低干渉性を確保しつつ、最小限の移動で目的地に到達する経路計画が可能となる。問題の簡単化のため、移動ロボットはその現在位置から任意方向に最大速度を超えない任意の速さで移動できるものとする。つまり、移動ロボットの運動モデルを考慮せず、生成したロボット経路が実際に追従可能であるかどうかに関しては本研

究内では考慮しない。このため、式(10)におけるロボットの移動コスト $A(x_{t_i}, x_{t_{i+1}})$ は単純に2点 $(x_{t_i}, x_{t_{i+1}})$ のユークリッド距離 $d(x_{t_i}, x_{t_{i+1}})$ とした。ロボットの最大速さを v_{max} とし、時刻 t_i と時刻 t_{i+1} の間の時間幅を Δt とすると、移動コスト $A(x_{t_i}, x_{t_{i+1}})$ とその制約条件は式(11)で表すことができる。

$$A(x_{t_i}, x_{t_{i+1}}) = d(x_{t_i}, x_{t_{i+1}}) \leq v_{max} \cdot \Delta t \quad (11)$$

ここで、効率的な経路計画を行うためには目的地までの到達時間も重要な要因となるが、今回は問題を単純化するために考慮しない。ただし、ロボットが移動できる場所がなく、速度を落とすまたは停止する移動を行わない限り、今回の仮定では経路長と到達時間は比例する。また、人との干渉度を表す式(10)における $I(x_{t_i})$ は時刻 t_i において位置 x_{t_i} にロボットが存在したとき、人と接触が起こる確率 $p_{collision}(x_{t_i}, t_i)$ を考慮し、式(12)により決定する。

$$I(x_{t_i}, t_i) = \begin{cases} 1 & (\text{for } p_{collision}(x_{t_i}, t_i) \geq \beta) \\ 0 & (\text{for } p_{collision}(x_{t_i}, t_i) < \beta) \end{cases} \quad (12)$$

$p_{collision}(x_{t_i}, t_i)$ は時刻 t_i における人位置予測マップと、人とロボットの大きさを考慮し求めることができる。 $p_{collision}(x_{t_i}, t_i)$ に対する閾値 β は $[0, 1]$ の値である。

以上のように計算されたXYT空間において式(10)を最小化する経路をグローバルに探索する。具体的には、以下の手順で計算する。人の存在位置が分かっている場合のXY配置空間は、人の存在位置を中心とし、人の占有する半径 r_{human} にロボット半径 r_{robot} を加えた値を半径とする円内を人とロボットの接触が起こる領域とすることで求める。提案手法ではXYT配置空間グリッドマップの時間方向のグリッド幅を Δt_{grid} とし、時刻 $t = 1 \cdot \Delta t_{grid}, 2 \cdot \Delta t_{grid}, \dots, n \cdot \Delta t_{grid}$ のレイヤ上の各セルに対して、その時刻における人位置予測マップを用いてそのセルにおける人とロボットの接触確率を計算する。具体的には、各未来時刻において、人位置予測マップの各セルに対して、そのセルの保持する人存在確率をそのグリッドから $r_{human} + r_{robot}$ 以内の距離にある配置空間セルに加算していく。この処理を、考慮するすべての未来時刻に対して行い、人との接触確率 $p_{collision}$ を保持するXYT配置空間グリッドマップを生成する。このXYT配置空間グリッドマップの各セルに対して、式(12)に応じて各空間における人との干渉度に対応するコストを与えることで、式(10)における人との干渉度由来のコスト $I(x_{t_i})$ を表現する配置空間グリッドマップを生成する。以上の処理によって、時刻 $t = 1 \cdot \Delta t_{grid}, 2 \cdot \Delta t_{grid}, \dots, n \cdot \Delta t_{grid}$ の各時刻において、各グリッドに人との干渉コストを付加したXYT配置空間グリッドマップが生成される。このようにして生成されたグリッドマップに対し、距離コストと人との干渉コストを考慮した経路探索を行うことで経路を計画する。以上の手順をまとめた擬似コードをFig. 9に載せる。

XYT配置空間の例と、経路が計画される様子をFig. 10に示す。図上段では、観測した人の未来位置予測に基づいて計画されたロボット経路を1[s]おきに示したものである。図中左側に存在するドアに入ろうとしている人を、あらかじめ回避する

Fig. 9 Pseudo-code for path planning under XYT configuration space using human movement prediction model

経路が計画されている。図下段では、図上段の $t = 2$ における人位置に基づいて予測された人位置予測マップ群が表示されており、経路計画の際はこれらが T 軸方向に積み重なって配置されるイメージとなる。濃色のグリッドはその位置において、人とロボットが接触する確率が高いことを示している。破線で囲まれた部分は、計画された経路のうちその時刻において通過すべき部分であり、それぞれの未来時刻において人の存在確率の高い空間を回避する経路が計画されていることが分かる。

4.2 シミュレーションによる経路計画実験

構築した経路計画手法を、実際に計測した人移動経路のデータを利用して検証した。現状、計画された経路に対するロボットの追従可能性を考慮しないため、生成された経路に従ってロボットを擬似的に移動させ、そのときの実際の人位置との関係から、人との干渉度を評価することとした。

入力として用いた人移動経路と、その移動に応じて予測結果が変わるに伴い、ロボット経路計画結果が更新されていく様子を **Fig. 11** に示す。これらの図は、**Fig. 10** と同様に、環境内で計測中の人の 1 [s] ごとの移動経路と、それぞれの時点において生成された 1, 2, ..., 5 [s] 後の人との干渉度を反映した XY 配置空間および計画された移動ロボット経路である。CaseA と B では、それぞれ人が向かう部屋が異なっている。CaseA では、人を計測し始めてから早い段階で、その人が直進して奥の扉に

Fig. 10 Example of path planning in XYT C-Space

入ることを予測できている。この場合、人との干渉が起こりうると出力された領域が大きくは広がらず、その横を通り抜けるような軌道が生成されている。一方で、CaseB では、計測中の人の移動先として複数のドアが予測されている。このため、安全を考慮し、人の移動先が確定するまで安全な領域で待ったあと、ロボットが移動するという計画が行われている。最初の段階では人が上方のドアまで移動する可能性も予測されていたため、このドア付近で人が通り過ぎるまで待機するというロボット経路が出力されている。この場合をより細かく見ると、1 [s] 経過した時点では、右側の 2ヶ所のドアのどちらかに移動することを予測していたが、2 [s] 近辺ではさらに人が直進してきたことから、奥のドアに入ることが予測されている。さらにその後、人が方向を変え始めたことから、左側のドアに移動するという予測に変わり、これに伴いロボットも下方の目標地点に向かって動き始める。ただし、実際には、このドアの場合にはドアが閉まっているなどの理由から引き返す人の動きも計測されていたことから、その場合も予測し、目標地点に直進するのではなく迂回するロボット経路が生成されていることが分かる。このように、人の移動経路やその予測先に応じて、人の脇をすり抜けて回避するものだけではなく、通り過ぎるまで待機するようなロボット経路計画も実現されていることが分かる。

また、人の移動を予測するのに等速直線運動モデルを用いた場合との相違例を **Fig. 12** に示す。これは、人位置予測マップを、人が等速直線運動をすると仮定して作成した場合と、提案するモデルから作成した場合を、他の条件を同一にして比較したものである。廊下から部屋に入ってくるような動きは、急な方向転換を含むため、等速直線運動モデルでは直前まで移動先を予測することが難しく、うまく回避することができていない。しかし、提案手法によるモデルでは、人が入ってくると予測されたドアの手前で待機するような動きをすることで人との衝突を回避できていることが分かる。

等速直線運動モデルと人位置予測マップを利用する場合で、経

Case A

Case B

Fig. 11 Planned path examples

Fig. 12 Plan example at linear prediction model and VLMM case

Fig. 13 Success rate between different models

路計画中の回避に関する性能を比較する実験を行った。また、同時に、学習に利用するデータ量と性能の関係も調べた。テストデータには、学習データに含まれないある1日に観測されたすべての人移動経路のうち、廊下レイアウト下側から現れるデータすべてを用いた。また、ロボットの開始位置と目的位置は先の例で挙げた Fig. 11 の CaseA, B と同様とし、環境内において人が観測されると同時に、ロボットも移動を開始するとした。

このような条件で経路計画を行った場合において、その経路に従い人とロボットが衝突せずにロボットナビゲーションが成功する割合を比較した。学習に利用するデータ区間としては、先の予測モデルの構築実験におけるモデル A~F と同様である。すなわち、それぞれ1日、3日、1週間、2週間、3週間、4週間分の人移動データに基づき学習したものを用いた。ロボットの最大移動速度 $v_{max} = 1.0$ [ms] とし、経路計画の更新は 1 [Hz] で行い、人の安全半径 $r_{human} = 0.5$ [m]、ロボット半径 $r_{robot} = 0.3$ [m] とし、人とロボットの間の距離が $r_{human} + r_{robot}$ を下回った場合、干渉が起りナビゲーションが失敗したものとした。そ

れぞれのモデルに対するナビゲーション成功率を Fig. 13 に示す。人の位置予測に等速直線運動モデルを用いる場合と比較し、提案する人移動経路モデルを用いる場合は成功率が向上していることが分かる。また、学習に用いた人移動経路が多い、すなわち人移動経路の観測期間が長いほど成功率が高いことが分かる。さらに、おおむね今回の領域程度であれば、1週間程度の期間で観測した人移動経路データを利用することで、十分な性能の予測モデルが獲得できることが分かる。

また、成功率がおよそ8割に留まっているのは、廊下の広さに対して衝突条件を厳しめに設定していることや、学習データに含まれないような動きを人がしていたこと、および PST を構築する際に、木が大きくなりすぎないように、発生確率が低いノードは生成しないようにしているため、頻度の低い人移動経路に対して予測を行うことが難しくなっていることが考えられる。このような人の動きに対しては、大域的な経路計画のみで対処することはそもそも難しいため、局所的な回避手法で補うことが必要だと考えられる。

Fig. 14 Distance between human and robot and moving time related to parameter β

また、我々の経路計画手法では、式 (12) における β のパラメータを変化させることによって、ナビゲーション完遂の早さを優先するか、安全性を優先するかを変えることができる。その際のロボットの移動経路の変化について検証した。先と同様の実験条件において、 β を変化させながら、ナビゲーション中との人の最小距離、および位置までの移動時間の平均を求めた。この結果を Fig. 14 に示す。図に示すように、 β を大きく設定することにより、移動時間を短縮することが可能であるが、ナビゲーション中における人とロボットのとの距離が小さくなり、安全性が下がっていることが分かる。このことから、ロボットのタスクに合わせてこのパラメータを調整することで、人回避経路計画を柔軟に行えることが分かる。このようなことが可能であるのは、本手法においては人位置予測部分と経路計画部分が分離できているからであると言える。

また、人位置予測マップ生成および経路計画を含めたすべての処理時間は、通常の計算機において、100 [ms] 以内に収まっていることを確認している。学習時には、大きな計算時間を要するが、経路計画自体はオンラインで大域的に実行するのに十分な速度であると考えられる。今回は、XYT 空間における探索には、大域的な手法を用いているが、対象領域が広がった場合には、通常経路探索で用いられるような局所探索の手法などを用いることで、性能は落ちるものの計算時間的に対処可能だと考えられる。

5. 結 論

本論文では、環境内に配置したスキャナ群から計測した大量の人の移動経路データを利用することで、人の移動モデルを獲得し、その情報に基づき、移動ロボットの人回避経路計画を行う手法を提案した。提案手法は、人移動経路をグリッドごとに離散化したシンボル系列にした上で、VLMM を用いることで

確率的にモデリングし、そのモデルを用いて、任意時刻先における人の存在する領域を予測するものである。さらに、その結果を XYT 空間の考えと組み合わせて、経路計画を行うことで、屋内における複雑な人の動きに対応して、人に対し安全な経路計画を行っている。我々の手法では、人の移動の空間的な広がりおよび時系列的な情報を反映した形で、人回避のための経路計画が柔軟に行うことが可能である。実際に計測した人移動経路データを用いる実験では、学習したモデルから人位置を予測し回避する経路が計画できることを確認した。また、人位置の予測に等速直線運動モデルを用いる場合と比較し、人回避性能が向上していることを確認した。

現状では、ロボットの移動速度や回転などの制約などが考慮されていないため、実ロボットで稼働させることが難しいという問題が残っている。また、学習モデル自体をいつ獲得するのか、あるいはどのように更新していくかという問題も依然残されている。さらには、現在はロボットが存在しない状況下での人の移動経路を用いているが、実際には、人がロボットを見た場合、人側も回避行動を取るなど、ロボットの動きを見たときの人の回避行動も考慮する必要がある。これらの問題について、将来課題として取り組むことを考えている。

参 考 文 献

- [1] G. Appenzeller, J.-H. Lee and H. Hashimoto: "Building Topological Maps by Looking at People: An Example of Cooperation between Intelligent Spaces and Robots," IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp.1326-1333, 1997.
- [2] K. Tanaka, N. Okada and E. Kondo: "Building a floor map by combining stereo vision and visual tracking of persons," IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation, vol.2, pp.641-646, 2003.
- [3] R. Fukui, H. Morishita and T. Sato: "Expression Method of Human Locomotion Records for Path Planning and Control of Human-symbiotic Robot System Based on Spatial Existence Probability Model of Humans," IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp.4178-4184, 2003.
- [4] 濱田, 加賀美: "人軌跡の測定に基づく移動ロボットのための環境情報コストマップの作成", 第 28 回日本ロボット学会学術講演会予稿集 DVD-ROM, 3Q2-1, 2010.
- [5] S.T. O'Callaghan, S.P.N. Singh, A. Alempijevic and F.T. Ramos: "Learning Navigational Maps by Observing Human Motion Patterns," IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp.4333-4340, 2011.
- [6] 本仲, 前山, 渡辺: "人頻度地図を用いた人の存在を考慮した移動ロボットのナビゲーション", 第 11 回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予稿集, pp.119-122, 2010.
- [7] E. Kruse and F.M. Wahl: "Camera-based Observation of Obstacle Motion to Derive Statistical Data for Mobile Robot Motion Planning," IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp.662-667, 1998.
- [8] S. Thompson, T. Horiuchi and S. Kagami: "A probabilistic model of human motion and navigation intent for mobile robot path planning," International Conference on Autonomous Robots and Agents, pp.663-668, 2009.
- [9] T. Sasaki, D. Brscic and H. Hashimoto: "Human-Observation-Based Extraction of Path Patterns for Mobile Robot Navigation," IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol.57, no.4, pp.1401-1410, 2010.
- [10] S.T. Hansen, M. Svenstrup, H.J. Andersen and T. Bak: "Adaptive Human aware Navigation based on Motion Pattern Anal-

- ysis," IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN), pp.927-932, 2009.
- [11] A. Castro-Gonzalez, M. Shiomi, T. Kanda, M.A. Salichs, H. Ishiguro and N. Hagita: "Position Prediction in Crossing Behaviors," IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), pp.5430-5437, 2010.
- [12] S. Tadokoro, M. Hayashi, Y. Manabe, Y. Nakami and T. Takamori: "Motion Planner of Motion Robots which Avoid Moving Human Obstacles on the Basis of Stochastic Prediction," IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetic, pp.3286-3291, 1995.
- [13] B.D. Ziebart, N. Ratliff, G. Gallagher, C. Mertz, K. Peterson, J.A. Bagnell, M. Hebert, A.K. Dey and S. Srinivasa: "Planning-based Prediction for Pedestrians," The 2009 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp.3931-3936, 2009.
- [14] G.D. Tipaldi and K.O. Arras: "I want my coffee hot! Learning to find people under spatio-temporal constraints," IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp.1217-1222, 2011.
- [15] 佐竹, 神田, D.F. Glas, 今井, 石黒, 萩田: "対話ロボットの人間へのアプローチ方法—対話ロボットの対話開始に対する戦略—", 日本ロボット学会誌, vol.28, no.3, pp.327-337, 2010.
- [16] M. Bennewitz, W. Burgard, G. Cielniak and S. Thrun: "Learning Motion Patterns of People for Compliant Robot Motion," The International Journal of Robotics Research, vol.24, no.1, pp.31-48, 2005.
- [17] H. Zhao and R. Shibasaki: "A Novel System for Tracking Pedestrians Using Multiple Single-row Laser-Range Scanners," IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics Part A: Systems and Humans, vol.35, no.2, pp.283-291, 2005.
- [18] 山田, 野口, 森, 佐藤: "ネットワーク管理された分散センサ群を用いたロボット・人間追跡", 第28回日本ロボット学会学術講演会予稿集 DVD-ROM, 3Q2-3, 2010.
- [19] 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.
- [20] D. Ron: "The power of amnesia," Advances in Neural Information Processing Systems, vol.3, pp.176-183, 1994.
- [21] S. Kullback and R.A. Leibler: "On Information and Sufficiency," The Annals of Mathematical Statistics, vol.22, no.1, pp.79-86, 1951.
- [22] T. Ohki, K. Nagatani and K. Yoshida: "Collision Avoidance Method for Mobile Robot Considering Motion and Personal Spaces of Evacuees," IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), pp.1819-1824, 2010.

野口博史 (Hiroshi Noguchi)

2001年東京大学工学部機械情報工学科卒業。2006年同大学情報理工学系研究科知能機械情報学専攻博士課程修了。同年CREST「安心・安全のための移動体センシング技術」研究員（東京大学情報理工学系研究科知能機械情報学専攻特任助教）。現在東京大学大学院医学系研究科ライフサポート技術開発学（モルテン）寄附講座特任助教。センサネットワーク・ミドルウェアおよび、人間計測・理解、それらに基づいた人間支援システム構築に興味を持つ。博士（情報理工学）。IEEE、日本機械学会などの会員。（日本ロボット学会正会員）

森 武俊 (Taketoshi Mori)

1990年東京大学工学部機械工学科卒業。1995年同大学大学院工学系研究科博士課程修了（情報工学専攻）。同年東京大学先端科学技術研究センター助手。1998年同講師。2001年米国MIT客員研究員。東京大学大学院情報理工学系研究科准教授を経て、現在東京大学大学院医学系研究科ライフサポート技術開発学（モルテン）寄附講座特任准教授。動作認識、行動理解、パーベイシブコンピューティング、ヒューマンコンテンツ、みまもり工学、看護工学。人間行動計測を中心とした科学・技術の研究を行っている。博士（工学）。IEEE、ACM、電子情報通信学会、人工知能学会、生体医工学会などの会員。（日本ロボット学会正会員）

山田隆基 (Takaki Yamada)

2009年東京大学工学部機械情報工学科卒業。2011年同大学大学院情報理工学系研究科知能機械情報学専攻修士課程修了。在学中はセンサネットワークを利用した移動ロボットナビゲーションに関する研究に従事。同年防衛省入省。技術研究本部先進技術推進センターに所属。（日本ロボット学会正会員）

佐藤知正 (Tomomasa Sato)

1971年東京大学産業機械工学科卒業。1976年同大学大学院博士課程修了後、電子技術総合研究所入所。1991年東京大学先端科学技術研究センター教授に移籍。1998年東京大学工学系研究科機械情報学専攻に移籍。2000年同大学情報理工学系研究科知能機械情報学専攻に改組。人間共棲ロボットの研究に従事。日本機械学会、IEEEなどの会員。（日本ロボット学会正会員）