

協調型知的電動車いすナビゲーションのための 人の行動履歴に基づいた効果的な目的地決定

Determination of Destination Based on Human Activity History for Semi-Autonomous Smart Electric Wheelchair

精密工学専攻 21号 瀧本敦朗
Atsuro Takimoto

1. はじめに

近年、電動車いすに移動ロボット技術を統合した知的電動車いすの研究が行われ、搭乗者の移動能力の向上に用いられている。移動ロボット技術の中でも自律移動機能を利用すると、搭乗者は手動操作を必要とせずに目的地に到達することが可能である。特に身体的に手動操作が困難で安全に移動ができない搭乗者にとって、自律移動機能は有用である。しかし、自律移動機能のみを使用する場合、搭乗者が望んだ場所に正確に到達することが困難である。そこで、人の目的地入力と移動ロボットの自律移動機能とを組み合わせ、協調型知的電動車いすである Personal mobility tool (PMT) が提案されている⁽¹⁾。電動車いすが自律的に目的地に到達するためには、以下に示す移動ロボットナビゲーションが必要となる。

- (1) 障害物配置などの周辺環境情報を表した環境地図の作成
- (2) 搭乗者からの方向指示入力に応じた目的地決定
- (3) 目的地へのロボットの自律移動

現在の PMT の移動ロボットナビゲーションは搭乗者が示した方向に目的地が決定される。このため、行きたい場所を入力するには搭乗者はその方向を正確に指示する必要がある。しかし、目的地への正確な方向指示には相応の経験や慣れを必要とするため、操作負担が大きい。より少ない操作負担によって目的地へ到達するための方策として、目的地決定方法の改良が挙げられる。具体的には、大まかな指示方向より搭乗者の意図する目的地を推定し決定することが可能な目的地決定手法を導入する。

人の目的地を推定し決定する研究として、観測された人の歩行軌跡と抽出された目的地候補点より歩行者の目的地を推定する研究⁽²⁾⁽³⁾がある。また、別の関連研究として、事前に与えられた静的目的地候補点と人の Personal Space と O-Space を考慮して算出される動的目的地候補点を用いてロボット車いす搭乗者の目的地を推定する研究⁽⁴⁾がある。これらの研究は、事前に設定された目的地候補点やその瞬間の人の動きや立ち位置の情報を用いて、人の目的地を推定している。しかし、空間の利用頻度や利用時間などの人の活動傾向に基づく人にとっての空間の重要度の違いについては議論されていない。このため、大まかな指示方向より搭乗者の意図する目的地を推定し決定することは困難であり、PMT の目的地決定に採用するには不適切であると考えられる。

そこで本研究では、日常生活において人が目的地とする場所（扉、机 etc.）には役割や意味がある点に着目する。人が目的地とする場所は、日常において人が活動の場としてよく使用する場所（人の活動領域）の中にあると考える。人の活動領域を PMT 搭乗者の目的地候補として利用することにより、大まかな方向指示入力でも適切に目的地決定を行うことができ、従来の手法と比較して操作負担をより軽減できると考えられる。このためには、人の活動領域を PMT が参照可能な情報として抽出し、搭乗者からの方向指示と組み合わせることで、より簡便に適切な目的地へ到達できるよう、搭乗者からの方向指示と人の活動領域に基づく目的地決定手法を提案する。具体的には、PMT の移動ロボットナビゲーションに使用する環境地図に人の活動領域を表す。搭乗者からの指示方向周辺に人の活動領域が

あれば、その場所をより可能性の高い目的地候補として推定することによって目的地を決定する。人の活動領域は、人による空間の利用の仕方や利用頻度に応じて環境地図に重み付けを行うことによって表される。この重み付けの値を人の活動度合とする。環境地図において活動度合の高い場所をより可能性の高い目的地候補とし、これと搭乗者からの方向指示入力とを合わせて、PMT の目的地を決定する。

決定される目的地は、搭乗者より入力される目的地方向と重み付けされた環境地図によって変化する。このため、目的地決定の際には適切な環境地図が用いられていることが必要となる。例えば、人の活動の傾向が 1 日の時間帯（午前、午後、夜など）によって異なる場合、それぞれ異なる環境地図が構築されることが考えられる。このため、人の活動領域を表した環境地図を用いて搭乗者の目的地を推定するとき、そのときの状況に応じた適切な環境地図を選択する必要がある。目的地入力時に適切な環境地図を選択可能とするために、環境地図の活動領域の特徴を抽出し比較、特徴ごとに分類する必要がある。そこで、活動領域を現した環境地図の比較・分類することを提案する。

2 章では PMT ナビゲーションシステムの概要、現状と課題について説明する。3 章では人の活動領域を表した環境地図の構築方法について述べる。4 章では環境地図の特徴比較・分類の方法について述べる。5 章では環境地図の比較分類についての検証実験とその結果・考察について述べる。最後に、6 章に結びとして本研究のまとめと今後の展望を述べる。

2. 移動ロボットナビゲーション

2.1 PMT ナビゲーションシステム概要

PMT では、まず (a) PMT の現在位置と姿勢情報を取得する。次に、(b) 環境情報を取得する。環境情報は、自己位置や障害物位置などの情報をグリッドマップ化された環境地図に表される。続いて、(c) 入力インターフェースによって搭乗者は目的地方向を決定する。次に、(d) 決定した目的地までの経路を計画する。本稿では経路計画法に A*法を用いる。そして、(e) PMT を計画した経路に沿って移動させ目的地への到達を実現する。Fig. 1 に PMT ナビゲーションシステムの概要を示す。

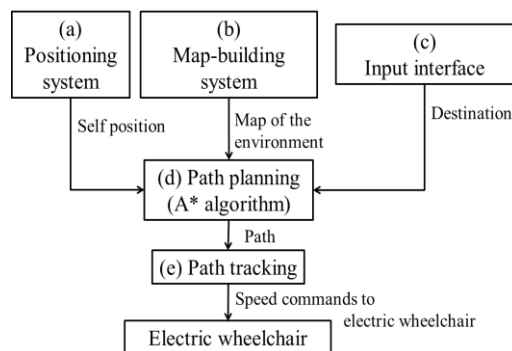


Fig. 1 System configuration of PMT navigation system

2.2 PMT ナビゲーションにおける目的地決定の現状と課題

本研究においては、PMT は搭乗者からの方向指示入力によって目的地を決定する。先行研究⁽⁴⁾における PMT ナビゲーションは、入力された目的地方向にある環境内で最も遠いグリッドを目的地に決定する。この手法は、搭乗者は正確に狙いを定めて目的地を入力する必要がある。また、入力時の指示方向のズレによって搭乗者の意図した目的地が決定されない場合がある。これらの課題を解決するため、搭乗者からの大まかな方向指示入力によって、正しい目的地を決定することを目的とする。なお、本稿における目的地入力には、手の傾きを利用した入力インターフェース⁽¹⁾を用いる。

3. 人の活動領域を表した環境地図

1 章において述べたように、搭乗者からの方向指示入力に基づいて人の活動領域を考慮した目的地決定を行う。そのため、人の活動領域を表した環境地図の作成を行う。人の活動領域を表すにはまず、センシングによって環境内の物体の位置を環境情報として取得する。本研究では、センシングにレーザ測域センサ UTM-30LX（北陽電機株式会社製）を使用する。次に、取得した環境情報から人を可動物体として計測することによって人の活動領域を表した環境地図を構築する。可動物体を計測するとき、静止物体の中から停止した可動物体を抽出する必要がある。このため、本研究における環境地図構築システムではパーティクルフィルタによる可動物体トラッキングを行う。そして、抽出された可動物体の位置と移動速度に基づき環境地図に活動度合による重み付けを行う。これらの環境情報を Occupancy Grid⁽⁵⁾によって表す。

3.1 人の活動度合による重み付け手法⁽⁶⁾

人の空間の使い方は、滞在はしないがよく行く場所（扉、本棚 etc.）と活動のために滞在する場所（いす、机 etc.）の 2 種に分類できる。滞在とは、可動物体が一定時間以上停止した状態をいう。これらの場所には、その場所に近づくとき人の速度が小さくなるという共通点がある。そこで、人の歩行速度が小さい場所、人が停止及び滞在状態となる場所は、人の目的地候補として使用できると考える。特に、移動頻度や停止・滞在時間が多い場所は、人にとって重要度の高い場所として、より可能性の高い目的地候補とする。

以上より、本研究では人の行動を移動状態、停止状態、滞在状態の 3 種類に分類する。そして、それぞれの状態に応じた重み付け手法によって環境地図に活動度合による重み付けを行う。この手法は、人が移動している場合は速度が小さいほど狭い範囲に大きな重みが付与される。また、人が停止・滞在状態の場合は、人を中心とした放射線状に重みを付与する。そして、3 種類の状態においてそれぞれ算出された重みの値を足し合わせることで最終的な人の活動度合を算出し、環境地図に重み付けを行う。Fig. 2 に人の活動度合によって重み付けされた環境地図を示す。この図では、色の濃淡によって活動度合の値を表現しており、色が濃い場所は活動度合が高い場所を表している。

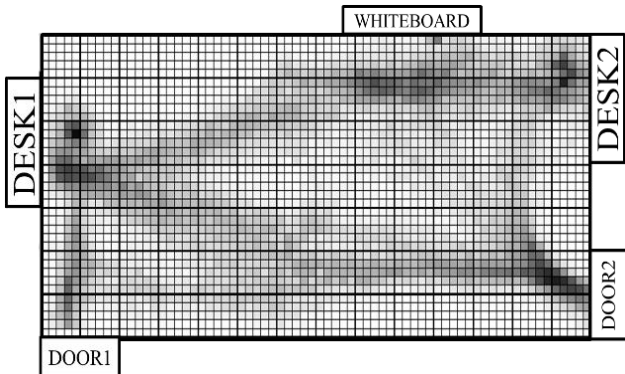


Fig. 2 Result of the map building

3.2 環境地図の更新⁽⁷⁾

3.1 節で示した活動領域は動的に変化する環境において蓄積される。すなわち、時間経過とともに活動度合の値を単純に加算する場合、上限を設けたとしても飽和するため、活動領域における空間の利用頻度の特徴を地図から抽出することが困難となる。したがって活動領域の更新には、長時間観測しても活動度合が飽和せず、活動領域としての特徴を地図から抽出できることが求められる。

これらの要件を満たすために、情報量の概念を用いた対数的増加手法を活動度合の重み付けに適用する。また、絶対的利用頻度に基づく Fussy 推論を用いた重みの減衰手法を環境地図の更新ルールとして適用する。これによって、利用頻度が低下し重要度の下がった領域の活動度合を減少させる。

3.3 方向指示入力と目的地決定

本 PMT ナビゲーションでは、搭乗者から入力された指示方向より目的地を決定する。具体的には、まず搭乗者が入力インターフェースを用いて目的地方向を指示する。従来の目的地決定手法では指示方向上の地図上で最も遠い場所を目的地とした。本稿では、人からの指示方向に加え、人の活動領域を考慮して目的地を決定する。そのため、Fig. 3 に示すように入力方向を中心とした $\pm 10^\circ$ の範囲を目的地推定範囲とする。そして、この範囲内において最も活動度合の大きなセルを目的地として決定する。

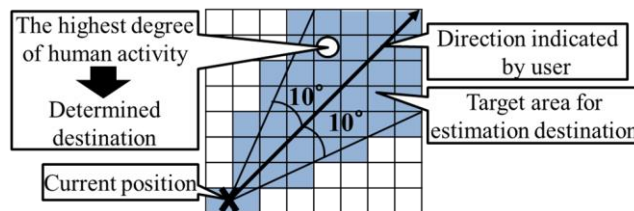


Fig. 3 Destination determination based on proposed map

4. 適切な環境地図の選択

3 章において人の活動領域を表した環境地図の構築、及び目的地決定への利用について記述した。ここで、PMT の目的地決定のための環境地図を考えた場合、状況に応じて目的地決定に適切な環境地図が異なることが考えられる。例えば、一日の時間帯によって人の行動傾向が異なり、朝昼晩で PMT 搭乗者にとって目的地になりやすい場所が変わることが考えられる。このため、PMT 使用時に目的地決定に適切な地図を PMT が選択可能とすることが必要となる。これらを実現するために、複数の環境地図の比較・分類手法を提案する。具体的には、一定時間ごとにその時点における環境地図を保存しデータとして蓄積する。蓄積されたそれぞれの環境地図の特徴を抽出し、比較、考慮する状況ごとに分類する。本研究では、一日の時間帯による行動傾向の変化に応じて環境地図を分類できると考える。また、環境地図の保存のタイミングは 3.3 節に記述した環境地図更新の直後に合わせており、本稿では 1 時間毎に更新・保存を行い環境地図のデータを蓄積する。

4.1 環境地図比較のための特徴領域抽出と相違度比較

環境地図の分類のために、時間ごとに分割されたそれぞれの環境地図の特徴を抽出し、これを元に比較し相違度を算出する。まず、活動度合の大きな領域を地図の特徴領域として抽出する。そして、比較する 2 枚の地図それぞれの抽出された特徴領域について階層的な相違度比較を行う。そして、その結果を元に比較対象の地図の相違度を算出する。このとき、相違度の低い環境地図は類似であると見なすことができる。

Fig. 4 に特徴領域の抽出とクラスタリングについて示す。まず、Fig. 4 (a) 更新ごとに保存された環境地図より、Fig. 4 (b) 活動度合の閾値 ω_T 以上の活動度合をもつセルを特徴領域として抽出する。Fig. 4 (b) において、黒く塗られた場所は特徴

領域として抽出されたセルである。そして、Fig. 4 (c) 特徴領域の各セルをセル数によるマンハッタン距離をクラスタ間距離として階層的クラスタリングを行い、領域ごとにラベリングする。Fig. 4 (c) にクラスタ番号によりラベリングされている様子を示す。クラスタリング終了条件はクラスタ間距離 l_C 以上とする。

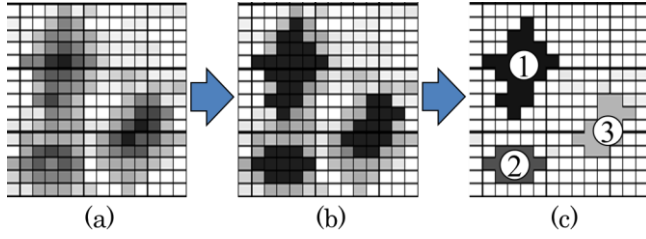


Fig. 4 Hierarchical clustering of feature area in the grid map

4.2 環境地図の相違度比較・分類

4.1 節において抽出された各特徴領域の特徴量を算出し、これを基に特徴領域間の相違度を算出する。特徴量は、領域の大きさ（構成するセル数）、位置（構成するセルの平均）、活動度合の分布（正規化ヒストグラム）の3種類により構成される。環境地図 A, B の2枚を比較する場合、それぞれの特徴領域についてセル数 $D_C(A_i, B_j)$ 、相対的な位置の近さ $D_P(A_i, B_j)$ 、活動度合のヒストグラム $D_H(A_i, B_j)$ の3種類の相違度を以下の式より求める。

$$D_C(A_i, B_j) = \frac{|C_{A_i} - C_{B_j}|}{C_{A_i}} \quad (1)$$

$$D_P(A_i, B_j) = \frac{L_{A_i, B_j}}{L_{\max}} \quad (2)$$

$$D_H(A_i, B_j) = \sqrt{\frac{1}{2} \sum_{k=0}^{N_H} (H_{A_i, k} - H_{B_j, k})^2} \quad (3)$$

ただし、 i, j は地図 A, B 内の特徴領域のラベル番号、 C は該当する特徴領域のセル数、 L_{A_i, B_j} は特徴領域 A_i と特徴領域 B_j との距離、 L_{\max} は特徴領域 A_i から環境内において最も遠い点との距離、 H は該当する特徴領域のヒストグラムの度数、 k ($k = 0, 1, 2, \dots, N_H$) は活動度合の階級とする。次に、3種類の相違度を相加平均によって統合し、比較対象である二つの特徴領域の相違度 $D(A_i, B_j)$ を算出する。

$$D(A_i, B_j) = \frac{D_C(A_i, B_j) + D_P(A_i, B_j) + D_H(A_i, B_j)}{3} \quad (4)$$

算出された相違度が閾値 τ 以内であれば同種の特徴領域と見なす。この比較を2枚の環境地図それぞれの特徴領域について行い、最終的な環境地図の相違度 $D_{A, B}$ を求める。

$$D_{A, B} = \frac{m + n}{v} \quad (5)$$

ただし、 v は地図 A, B の特徴領域の合計数、 m は特徴領域間比較のときに類似の領域があった領域の相違度の合計、 n は特徴領域間比較のときに類似の領域がなかった領域の数とする。相違度が閾値 D_T 以下の場合、その二つの領域を同種の領域として分類する。分類された地図は、活動度合を平均化して1枚の環境地図に統合する。このように分割された環境地図を種類ごとに分けられた複数の環境地図へと変換する。

5. 環境地図の比較・分類の検証実験

ここでは、4章に示した環境地図の比較・分類手法におけ

る各設計パラメータを変化させることによる分類結果について検証する。具体的には、環境地図の特徴領域抽出の閾値、特徴領域比較の相違度の閾値を変化させ、環境地図の分類結果の変化や作成された環境地図から、各閾値の設計について考察する。

5.1 実験環境・手順

まず、事前に Fig. 5 に示す環境配置において環境地図構築を行う。まず、1日目に8時間（午前10～12時、午後1～4時、夕方4～7時）、2日目に4時間（午前10～12時、午後1～3時）それぞれ3名の被験者が活動する。この観測データを基に、3章の環境地図構築手法（サンプリングタイム：0.2 s）を用いて、計12枚の環境地図を作成する。次に、設定したパラメータに応じて環境地図の比較・分類を行う。環境地図の比較分類結果は、環境地図の特徴領域抽出の閾値 ω_T と特徴領域の相違度比較の閾値 τ 大きく左右されることが考えられる。そこで、本実験では各閾値を $\omega_T = 150, 250, 350$ 、 $\tau = 0.2, 0.3, 0.5$ のそれぞれの条件において環境地図を比較・分類する。そして、得られた分類結果から各閾値の設計指針について考察する。また、分類した環境地図を種類ごとに1枚の環境地図として統合する。なお、本実験において環境地図の相違度比較の閾値は $D_T = 0.3$ とする。

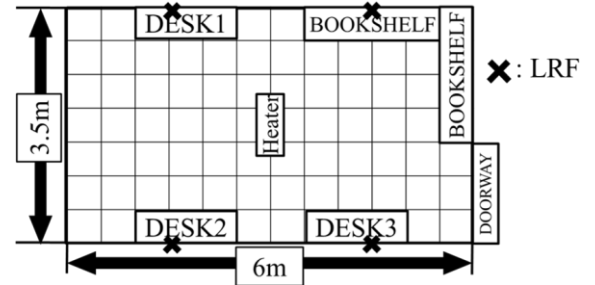


Fig. 5 Experimental environment

5.2 実験結果

比較分類の結果を Table 1 に示す。Table 1 における値は、設定した各閾値における分類数であり、分類数の値の環境地図が分類・作成されたことを表している。

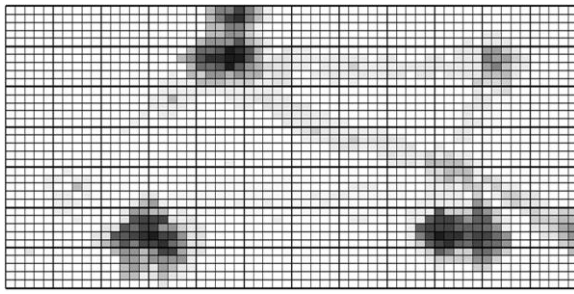
Table 1 を見ると、特徴領域抽出の閾値 ω_T を変更することにより、環境地図の分類数が比較的大きく変化していることがわかる。これは、閾値 ω_T を変化させることにより、抽出された特徴領域の数や大きさが変わったためと考えられる。例として ω_T を高くする場合には、高い活動度合をもつセルのみが抽出されるため、特徴領域は比較的少数のセルによって構成される。このため、特徴領域の相違度比較において、比較対象となる領域間の各特徴量の違いによる影響が大きくなる。この結果、環境地図間の相違度比較において類似と判断されることが難しくなる。

活動領域の相違度比較の閾値 τ を変更し、類似判定を行う条件を変えることによっても分類数が変化する。例えば、閾値 τ の値を低くすることによって、類似の領域と判定されることが難しくなるため、環境地図の分類数が多くなる。

分類後は、分類ごとに各セルにおける活動度合の平均を算出し、1枚の地図に統合する。例として、Fig. 6 に $\omega_T = 250$ 、 $\tau = 0.3$ の条件にて分類・統合された4枚の環境地図を示す。分類統合の結果、人の活動領域がより強調されて表されることができると考えることができる。

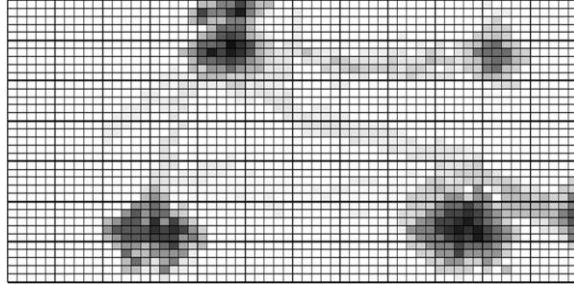
Table 1 Result of environmental maps clustering

ω_T	150	250	350
τ			
0.2	4	7	9
0.3	3	4	6
0.4	2	3	5



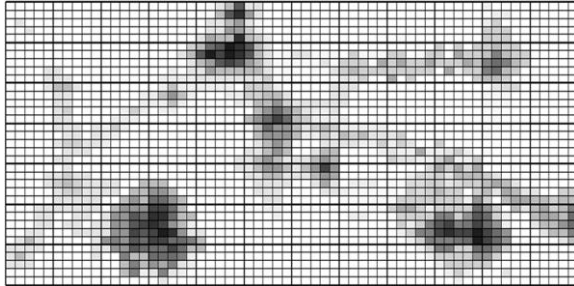
(a) Map 1

(1st day: 10-11, 11-12, 13-14, 2st day: 10-11, 11-12)



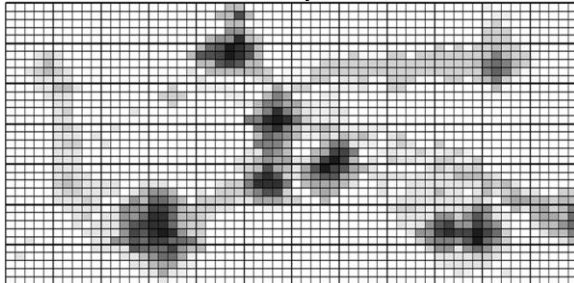
(b) Map 2

(1st day: 14-15, 15-16, 2st day: 13-14, 14-15)



(c) Map 3

(1st day: 16-17)



(d) Map 4

(1st day: 17-18, 18-19)

Fig. 6 Result of Combined maps ($\omega_T = 250$, $\tau = 0.3$)

5.3 考察

5.1 節において示した実験結果から、環境地図の比較分類に用いられる閾値 ω_T と τ の設計指針について考察する。

実験結果より、閾値 ω_T を高く設定した場合、活動度合が高く大きさの小さい特徴領域が設定される。このため、環境地図の特徴比較を局所的に行うことができる。これは、取得した環境地図の蓄積量が少ない状態において環境地図を分類したい場合などに有効と考えることができる。一方、閾値 ω_T を低く設定した場合は、より大きな範囲で環境地図の特徴を抽出することが可能である。このため、多数の蓄積された環境地図を大まかに分類したい場合に有効な閾値の設定であると考えられる。もう一つのパラメータである閾値 τ については、 τ を低く設定した場合、相違度比較による類似判定の条件が厳密なものになる。このため、抽出された特徴領域の比較を高精度に行うことができる。また、実験結果か

ら蓄積された環境地図が多くの種類に分類されると考えられる。一方、閾値 τ を高く設定した場合は、類似度判定の条件が緩和される。このため、ある程度異なる特徴を持つ環境地図であっても、類似の環境地図として分類することが可能となる。以上より、閾値 τ の値は環境地図の相違度比較を行うときに求められる精度に応じて設定する必要がある。

分類後に統合された環境地図を見ると、クラスタを構成する地図の枚数が多い場合には、人が活動する場所とそれ以外の場所がより明確化されているのがわかる。これは、一時的に利用した場所の活動度合が環境地図の統合における平均化によって、活動度合が大きく減少したためと考えられる。このため、類似と分類された環境地図の数が多の場合、人の気まぐれや間違いの行動などが原因となる活動度合による影響を軽減されると考えることができる。

6. おわりに

本研究では、知能化された電動車いすである PMT のための搭乗者からの方向指示入力に基づいた人の活動領域を考慮した目的地決定手法を提案した。人の活動領域の情報を PMT が利用可能とするために、人の活動度合によって重み付けされた環境地図を用いている。ここで、搭乗者からの方向指示入力があった場合、PMT が適切な環境地図を参照可能とする必要がある。このため、本研究では蓄積された環境地図の比較・分類手法を提案した。今回、人の活動が1日の時間帯によって変化すると仮定して環境地図の蓄積や設計パラメータの設定を行った。実験では、実際の観測データから環境地図を構築し蓄積したものを利用して、設計パラメータを変更しながら比較・分類を行った。実験の結果、パラメータとなる閾値の設定に応じて分類の傾向が変化することを確認した。そして、閾値の設計のための指針を示した。

今後の課題としては、分類した環境地図の妥当性の検証が挙げられる。今回は蓄積された環境地図の分類までを行っている。このため、分類された環境地図を実際の PMT の目的地決定に利用した場合の決定される目的地の変化を検証する必要がある。また、分類せず更新し続けて作成した環境地図と分類した環境地図とで目的地決定について比較する必要があると考えられる。さらに、時間的要因による人の活動の変化は、曜日、週、月、季節などが考えられる。これらの要因について検証する必要があると考える。

参考文献

- (1) S. Sakamaki and M. Niitsuma, Evaluation of Smart Electric Wheelchair Operation Based on Directional Input from User and Mobile Robot Navigation, IEEE/ASME Int. Conf. on Advanced Intelligent Mechatronics, (2013), pp. 471-476.
- (2) S. Morishita and A. Nishimura, H. Asama, A Method to Estimate Destination of a Walking Person with Hidden Markov Model For Safety of Human Friendly Robot, IEEE International Workshop on Safety, Security and Rescue Robotics, (2008), pp.115-120.
- (3) Y. Terada and S. Morishita, H. Asama, Extraction of Candidate Points for a Destination Estimation Method Based on Behavior Dynamics, IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, (2010), pp. 3875 - 3880.
- (4) A. Escobedo and A. Spalanzani, C. Laugier, Using social cues to estimate possible destinations when driving a robotic wheelchair, IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, (2014), pp. 3299-3304.
- (5) S. Thrun and W. Burgard, and D. Fox, Probabilistic Robotics, Massachusetts Institute of Technology, London(2006), pp. 281-308.
- (6) A. Takimoto and H. Hashimoto, M. Niitsuma, Effective Destination Determination for Semi-Autonomous Smart Electric Wheelchair Based on History of Human Activity, IEEE International Conference on Industrial Informatics, (2014), pp. 763-769.
- (7) Syo Hiroi and Mihoko Niitsuma Building a Map including Moving Objects for Mobile Robot Navigation in Living Environments, Proc. of the Ninth International Conference on Networked Sensing Systems, (2012), pp.1-4.