

全方位視覚センサを用いた方位不変特徴量による自己位置識別

金 時均[†] 岩井 儀雄[†] 谷内田正彦[†]

[†] 大阪大学 大学院 基礎工学研究科

あらまし コンピュータやセンサを身につけてさまざまな作業の支援を行うウェアラブルシステムには、自己位置情報の提供が有益な情報となる。本論文では、ウェアラブルな全方位視覚センサより得られる画像の記憶に基づく自己位置識別手法を提案する。提案手法では、画像上で適当な半径の円周上の画素情報を抽出し、円周方向に積分を行うことで、全方位画像から撮影時の方位に不変な特徴量を抽出する手法を提案する。さらに、抽出した特徴量から部分空間を構成し、部分空間内で最も近接した学習画像を検索することによって自己位置識別を行なう。実際に屋内および屋外環境で撮影された全方位画像を用いて実験を行い、提案手法の有効性を確認した。

Location Identification by Azimuth-Invariant Features from Omnidirectional Images

KIN TOKITADA[†], IWAI YOSIO[†], and YATIDA MASAHIKO[†]

[†] Graduate School of Engineering Science, Osaka University

Abstract Self-location is very informative for wearable systems. In this paper, we propose a method for identifying user's location from an omnidirectional image by azimuth-invariant features. Azimuth-invariant features are extracted from an omnidirectional image by integrating pixel information circumferentially, and then its location is recognized from the features projected into a sub-space made from learning data. We show the effectiveness of our method by experimental results in real images.

1. はじめに

近年、技術の発展によってコンピュータやセンサの小型化が進み、人間が身に付けることができるウェアラブルコンピュータの開発が進められている。ウェアラブルコンピュータはハンズフリーであるためにユーザの作業支援に適している。ウェアラブルなシステムを用いることでさまざまな作業の支援を行うことが可能である。医療の場では医療処置の支援や電子カルテによる処方、また教育の場では、遠隔教育などというようにウェアラブルコンピュータの活躍が期待されている。ウェアラブルシステムによるさまざまな作業の支援には、周囲の環境情報が必要である。周囲の情報を獲得するには、ウェアラブルである超音波センサ、レンジファインダ、視覚センサなどが使用されている。その中でもウェアラブル視

覚センサは一度に多くの情報を獲得でき、さまざまな作業システムにも用いられ非常に有望視されている。例えば、人間が指した対象をウェアラブルカメラを用いて推定し提示するといった指示対象認識システム [1] においても視覚センサが用いられている。視覚センサ等を用いたウェアラブルシステムが広く実用化されていくには、センサによって得られた情報から有益な情報を抽出する必要がある。最も有益な情報の一つとして、自己位置情報がある。ウェアラブルシステムにおける自己位置情報は、正確な座標平面上での位置や 3 次元モデル上での位置といった局所的で詳細な位置情報は必要なく、空間などの大局な位置情報の提供で十分な効果を期待できる。ウェアラブルシステムに大局的な自己位置情報を提供することが可能となれば、前述した指示対象認識システム [1] において、指示され得る物体の候補を予め特定しておく

ことが可能となる．そこで，本論文では，ウェアラブルシステムに適応可能な自己位置識別手法を提案する．

2. 自己位置識別の関連研究

2.1 従来の自己位置識別手法

視覚センサを用いた自己位置識別手法には様々な手法が提案されている．画像のエッジなどの情報から環境モデルを構築していき，予め構築しておいたモデルと照合することで自己位置を識別する手法 [4], [6] や，画像から周辺環境の 3次元構造を復元する手法 [2], [3] が従来ではよく用いられていた．これらの手法では，モデルの構築や周辺構造の復元の設定が困難であったり，計算量が非常に多くなってしまおうといった問題が生じる．そこで，近年注目されている手法が，記憶に基づく自己位置識別手法 [5] である．この手法では，まずあらかじめ取得しておいた学習データを記憶させておき，入力データと学習データとを照合，識別することで自己位置識別を行う．この記憶に基づく手法では，画像からモデルを構築したり，3次元構造を復元する必要がなく非常に有効な方法であるといえる．

自己位置識別にはより多く情報を獲得する必要がある．全方位視覚センサ [7] は周囲 360 度の情報を得ることができ，多くの情報を獲得できる．ウェアラブルな全方位視覚センサの場合，撮影時のセンサの方位が変化するので，同位置の撮影でも見かけ上異なる画像が得られる．そのため，自己位置識別には撮影時の方位に依存しない特徴量が有効である．記憶に基づく自己位置識別において，画像から特徴量を抽出することで画像全体を記憶するコストを削減できる．方位に依存しない特徴量を抽出する手法として，一枚の全方位画像全体を少しずつ回転させて相関値を計算し，その相関値を特徴量として記憶する手法 [8] が提案されている．この手法では情報量を多く含んだ全方位画像を記憶するのではなく，特徴量を記憶させることで情報量を削減できる．しかし相関値を求める計算コストが非常に高くなり，実時間での処理が困難となってしまうため，ウェアラブルシステムへの適応できなくなるという問題点がある．ウェアラブルシステムにおいての自己位置識別を行うためには，方位に依存せず，計算コストを抑えた特徴量の抽出手法が必要である．

2.2 本研究の自己位置識別手法

本論文では，全方位画像から撮影時の向きに依存しない特徴量の抽出手法と抽出された特徴量から自己位置を識別する手法を提案する．前節で述べたように，ウェアラブルシステムでは方位に依存しない特徴量を抽出する必要がある．本研究では，全方位画像の円周上の画素

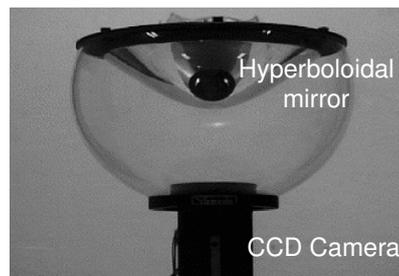


図 1 HyperOmni Vision の外観

の情報を円周方向に積分し，その積分値を画像の特徴量とする手法を提案する．また記憶に基づく自己位置識別手法では，各位置での特徴量を記憶する記憶コストがかかる，各特徴量を識別するために計算コストがかかるといった問題が生じる．提案手法では得られた特徴量を次元圧縮することで記憶コストを削減し，圧縮された情報によって識別を行うことで，この問題を解決する．識別においては記憶した学習データによって構成された部分空間内で入力データと近接する学習データを識別することで，自己位置を識別する手法を用いる．

3. 方位不変特徴量を用いた自己位置識別

3.1 提案システムの概要

本節では，全方位視覚センサを用いた方位に依存しない特徴量による自己位置識別システムの概要を述べる．従来の視覚センサを用いた記憶に基づく自己位置推定システムには

(1) 撮影の方位に依存しない特徴量が必要である

(2) 画像から特徴量を抽出する計算コストが高い

といった問題点があった．以下ではこれらの問題点を解決するシステムの本研究の提案手法について概要を述べる．

本研究では，周囲 360 度の情報を獲得できるといった特徴がある全方位視覚センサ HyperOmni Vision [7] を用いる．全方位視覚センサ HyperOmni Vision は鉛直下向きの双曲面ミラーと鉛直上向きのカメラで構成される．全方位視覚センサの外観を図 1 に示す．

全方位画像を用いることにより，自己位置推定に必要な周囲の大局的な情報を得ることが可能となる．ただし，周囲 360 度の情報を含む全方位画像では，撮影時の向きによって，見かけ上異なる画像になってしまう．本研究では全方位画像から撮影時の方位に依存しない特徴量を抽出する手法を提案する．

記憶に基づく自己位置識別の手法では莫大な記憶コストがかかる．本研究では画像の冗長な情報を削減するために，情報圧縮の一般的な手法である部分空間法を用いる．部分空間法は各位置での画像情報を多次元空間の一

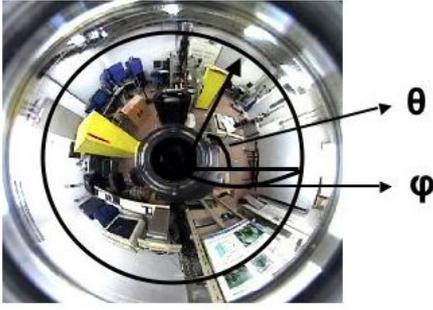


図 2 円周の半径 r と角度 θ

点とみなし，画像集合において個々の画像を識別するための特徴軸を Kahunen-Loeve 展開に基づいて求めるものである．これにより認識の精度を下げることなく記憶する画像の情報を大幅に削減することが可能となる．

3.2 方位不変特徴量

本節では，周囲 360 度の情報を含んだ全方位画像から，撮影時の向きに依存しない方位不変特徴量を抽出する方法について述べる．全方位画像の中央の点を中心とした半径 r の円周上の各画素の RGB 値を抽出し，各画素の自己相関値を求め，自己相関値を円周上の各画素の情報とする．全方位画像の中央点を中心とした円の半径 r ，円周方向への角度 θ を図 (2) に示す．得られた各画素の情報を式 (1) のように，円周方向成分の角度 θ で積分を行うことで，角度 θ に不変な特徴量を得ることができる．式 (1) では，円周上の画素数を k と置き，積分値を和の値に近似している．

$$\begin{aligned}
 X &= \int_0^{2\pi} \begin{pmatrix} R(r, \theta) \\ G(r, \theta) \\ B(r, \theta) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R(r, \theta) & G(r, \theta) & B(r, \theta) \end{pmatrix} d\theta \\
 &\simeq \sum_{i=0}^k \begin{pmatrix} R(r, \frac{2\pi i}{k}) \\ G(r, \frac{2\pi i}{k}) \\ B(r, \frac{2\pi i}{k}) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R(r, \frac{2\pi i}{k}) & G(r, \frac{2\pi i}{k}) & B(r, \frac{2\pi i}{k}) \end{pmatrix} \\
 &= \begin{pmatrix} X_{R_i R_i}(r) & X_{R_i G_i}(r) & X_{R_i B_i}(r) \\ X_{G_i R_i}(r) & X_{G_i G_i}(r) & X_{G_i B_i}(r) \\ X_{B_i R_i}(r) & X_{B_i G_i}(r) & X_{B_i B_i}(r) \end{pmatrix} \quad (1)
 \end{aligned}$$

式 (1) で求めた行列の要素のうち，対角成分は等しいため， $X_{R_i R_i}(r)$ ， $X_{R_i G_i}(r)$ ， $X_{R_i B_i}(r)$ ， $X_{G_i G_i}(r)$ ， $X_{G_i B_i}(r)$ ， $X_{B_i B_i}(r)$ の六つの値だけを抽出し，

$$\phi = \begin{pmatrix} X_{R_i R_i}(r) \\ X_{R_i G_i}(r) \\ X_{R_i B_i}(r) \\ X_{G_i G_i}(r) \\ X_{G_i B_i}(r) \\ X_{B_i B_i}(r) \end{pmatrix} \quad (2)$$

のようにベクトルで表現し，円周一周分の方位不変特徴量 ϕ とする．また，一つの全方位画像から半径の異なる n 周分の方位不変特徴量ベクトルをまとめて方位不変特

徴量ベクトル Φ とする．

$$\Phi = (\phi_1^T, \phi_2^T, \dots, \phi_n^T)^T \quad (3)$$

3.3 識別方法

本節では，撮影された全方位画像の方位不変特徴量を記憶し，入力画像の位置を識別する手法について述べる．

3.3.1 画像データの記憶

本節では識別に用いる複数の方位不変特徴量から固有空間を構成することによって各特徴量の固有空間への射影点を取得し記憶する手法について述べる．

L 枚の各画像の方位不変特徴量ベクトル Φ から，パターン行列 A

$$A = (\Phi_1^T, \Phi_2^T, \dots, \Phi_L^T)^T \quad (4)$$

が得られる．方位不変特徴量をそのまま記憶すると，記憶コストと識別のための計算コストが膨大になってしまう．それゆえ，方位不変特徴量ベクトルを識別に有効で簡潔なパラメータに変換してしまふことが望ましい．本研究で用いた部分空間の構築方法を以下に示す．各画像の方位不変特徴量ベクトル Φ_k ($k = 1, 2, \dots, L-1, L$) を格納した行列 A を用いることで，以下のようにして画像集合の分散行列 C を求める．

$$C = AA^T \quad (5)$$

次に，以下の固有方程式を解くことによって，固有値 λ_k および固有ベクトル u_k を求める．

$$Cu_k = \lambda_k u_k \quad (6)$$

値の大きな固有値に対応する固有ベクトルほど，与えられた特徴量ベクトル集合を表現するために有効なベクトルである．値が小さな固有値に対応する固有ベクトルについては考慮する必要はない．上位 I 個の大きな固有値に対応する固有ベクトルを基底とした空間へ Φ_k を射影することで，特徴量を近似し，圧縮することができる．

3.3.2 識別手法

本節では，部分空間へ射影された特徴量から自己位置識別を行なう手法について述べる．前節で述べた画像データを射影した部分空間上で射影された点が近接しているならば，撮影された全方位画像が類似していると考えられる．そして，全方位画像が類似しているならば，実環境中での位置が近接していると判断でき，自己位置が決定できる．本研究では，部分空間内での各方位不変特徴量の距離を求めることによって最近傍の点を類似する方位不変特徴量と判断し，自己位置識別を行うという手法を用いる．

部分空間へ射影された方位不変特徴量を Ψ_i, Ψ_j ($i, j =$

1, 2, ..., L) とする．部分空間内での画像の類似性の尺度として，部分空間へ射影された点の間の距離を

$$d_{i,j} = \|\Psi_i - \Psi_j\| \quad (i, j = 1, 2, \dots, L) \quad (7)$$

として求め，部分空間内での距離 $d_{i,j}$ が最小となる学習画像を識別する．すなわち，部分空間内での Ψ_i と Ψ_j の距離が近いならば，それらの画像が撮影された位置は近接していると判断できる．そこで，本研究は kNN 法 (k-nearest-neighbor 法) [9] により，識別を行なう．部分空間内の最近傍の特徴量を k 個抽出し， k の特徴量の中で最も多かったカテゴリを抽出することで，自己位置を識別する．

4. 実験

提案手法である方位不変特徴量の有効性を検証する実験，方位不変特徴量のカメラの傾きに対するロバスト性を検証する実験を行なった．また，前章で提案した画像から方位不変特徴量の抽出手法および方位不変特徴量の記憶手法を用いて，自己位置識別実験を行った．以上の実験結果についての考察を述べ，提案手法の有効性を検証する．

4.1 実験環境

実験は，ビデオカメラ (Sony Handycam DCR-VX2000) のレンズ部に TOM-02-0013 HyperOmni Vision を取り付けた視覚センサを用いて撮影を行なった．ビデオカメラで取り込んだ画像を静止画の電子ファイルへと変換した．本実験では，本研究の提案手法の汎用性を確かめるために，屋内環境および屋外環境においてそれぞれ自己位置推定実験を行った．実験画像は全方位視覚カメラを自らが手に持ち，快晴の日の午後 13 時から午後 14 時の間に本大学の屋内環境と屋外環境において撮影した．画像を撮影したエリアは，

- (1) 基礎工棟南出入口
- (2) 基礎工棟南側通路
- (3) 基礎工棟南角交差点
- (4) 基礎工棟玄関
- (5) 基礎工棟西側通路
- (6) 基礎工棟北側通路
- (7) サイバーメディアセンター前
- (8) 図書館北側通路
- (9) 共通教育棟南側
- (10) 共通教育棟ピロティ
- (11) 共通教育棟西広場
- (12) グラウンド
- (13) 基礎工棟内廊下
- (14) 基礎工棟内谷内田研究室内

の 14 か所である．人物や自動車などの移動物体が多く存在した上記の 1, 2, 8 のエリアの 3 か所では 30 枚ずつ全方位画像を撮影し，残りの 11 か所では 20 枚ずつ撮影を行った．一つのエリアにおいて，画像撮影は半径

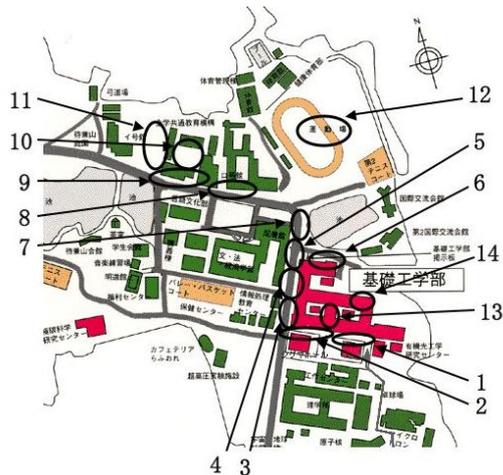


図 3 実験エリア

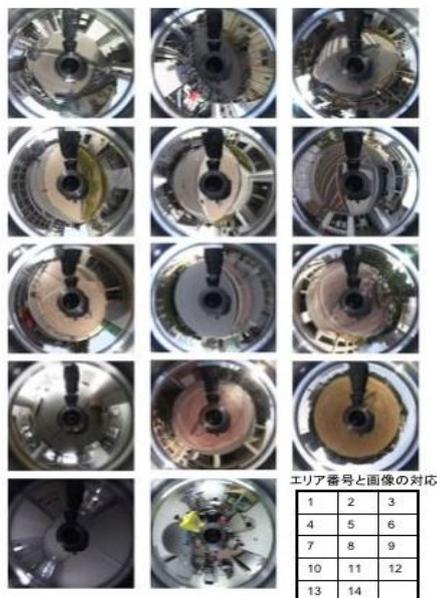


図 4 実験に用いた全方位画像の例

3m 以内において行った．これらの 310 枚の全方位画像を識別のための学習データとした．実際に画像を撮影したエリアをエリア番号と共に図 3 に示す．エリアごとに撮影した画像を図 4 に示す．

4.2 検証実験

ここでは，本研究の提案手法である方位不変特徴量が方位に依存しない特徴量であるか検証する実験について述べる．また，ウェアラブルシステムに適応できるかどうか検証するために，カメラを傾けた状態で得られた画像を用いた実験についても述べる．本実験では方位不変特徴量の方位不変性と傾きに対するロバスト性を検証するために，人物や自動車などの移動物体がない室内において撮影した．



図 5 回転盤を設置したカメラ



図 6 傾き盤を設置したカメラ

4.2.1 実験方法

本節の実験では学習データ以外に図 5 のようにカメラの下に回転盤を設置し、10 度ずつ回転させて 360 度分の 36 枚の画像を撮影し、それらの画像の方位不変特徴量から方位不変性を検証する。また、方位不変特徴量の傾きに対するロバスト性を検証するために、図 6 のようにカメラの下に傾ける装置を設置し撮影を行なった。カメラ軸が中心を通るように水平な状態から左右へ等間隔に傾けて 30 枚の画像を撮影した。

これらの各画像から半径 $r = 60$ から $r = 230$ までの 10pixel ずつずらして 18 周分の方位不変特徴量を抽出した。屋内外で撮影を行なった学習画像を用いて、回転させた画像と傾けた画像のそれぞれにおいて部分空間内の近傍の点数 k を 8 とし、識別実験を行なった。

4.2.2 実験の結果と考察

カメラを回転させて撮影を行った画像を学習画像によって構成された部分空間へ射影すると、図 7 の × 印のように示された。学習画像に対する 36 枚のカメラを

表 1 円周数 n と抽出データ数 k を変更した識別率

		抽出数 k				
		6	8	10	12	14
円周数 n	35	66.7742	65.4839	64.5161	62.9032	31.2903
	18	66.7742	67.7419	65.4839	63.5484	63.5484
	12	65.1613	64.1935	61.6129	62.9032	62.2581

回転させて得られる画像が、同位置だと判断した確率は 83.3 % となった。これにより、カメラを回転させて撮影した画像において高い認識率を得られたことから、本研究の提案手法である方位不変特徴量は方位の変化に有効であるといえる。

また、上と同様にカメラを傾けて撮影を行った画像を部分空間へ射影すると、図 8 の × 印のように示された。30 枚のカメラを傾けた画像が学習画像に対して、同位置だと判断した確率は 76.7 % となった。カメラを傾けて撮影した画像において高い認識率を得られたことから、本研究の提案手法である方位不変特徴量は傾きの変化にも有効であるといえる。これにより、提案手法が傾きに有効な手法であることから、本研究の提案手法はウェアラブルシステムに適応できると検証できた。

4.3 自己位置識別実験

4.3.1 実験手法

本節では、全方位画像から方位不変特徴量によって識別を行えるかどうかを検証する自己位置識別実験について述べる。この実験では 310 枚の学習画像からそれぞれ一枚を入力画像とした。各学習画像から半径 $r (r = 60, \dots, 230)$ を等間隔にずらして、 n 周分の円周の方位不変特徴量を抽出し部分空間を構成した。本実験では部分空間の次元数 I を 2 とする。本実験では、 $I = 2$ で寄与率が 97.3 % を占めた。部分空間内で入力データとユークリッド距離が近い学習データを k 個抽出し、その k 個のデータでヒストグラムを作成することでヒストグラムの最多なデータの位置を入力データの位置と識別する手法を用いた。この手法を実験画像全てに適応し、全体での自己位置識別率を求めた。

4.3.2 実験の結果と考察

ここでは、自己位置識別実験の結果と考察について述べる。各画像を射影した部分空間を図 9 に示す。方位不変特徴量を抽出する円周数 n と識別で抽出する近傍のデータ数 k の両方をそれぞれ変化させた自己位置識別率を表 1 に示す。また、画像から抽出する円の半径を 10pixel ずつずらして 18 周分の円周の方位不変特徴量を抽出し、近傍のデータの抽出数を 8 とした場合の各エリア別の識別率を表 2 に示す。

表 1 より、半径を 10pixel ずつずらした $n = 35$ の場

図 7 カメラを回転した画像を射影した部分空間

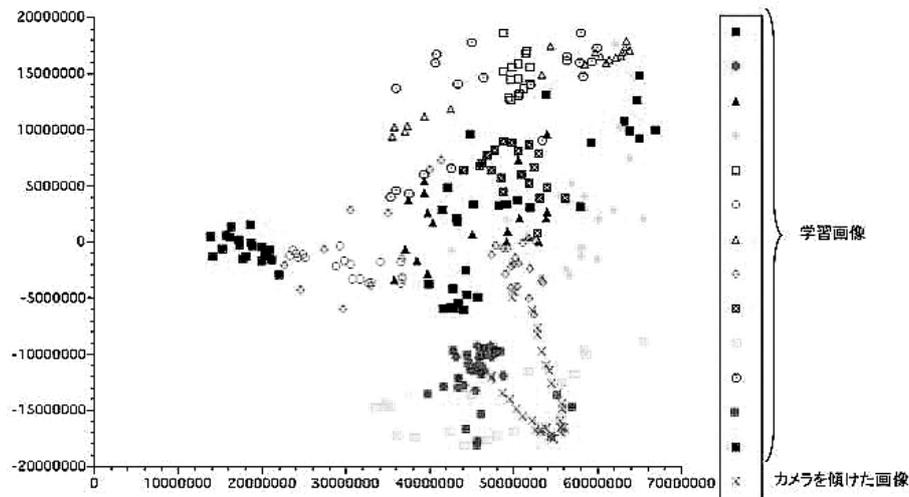
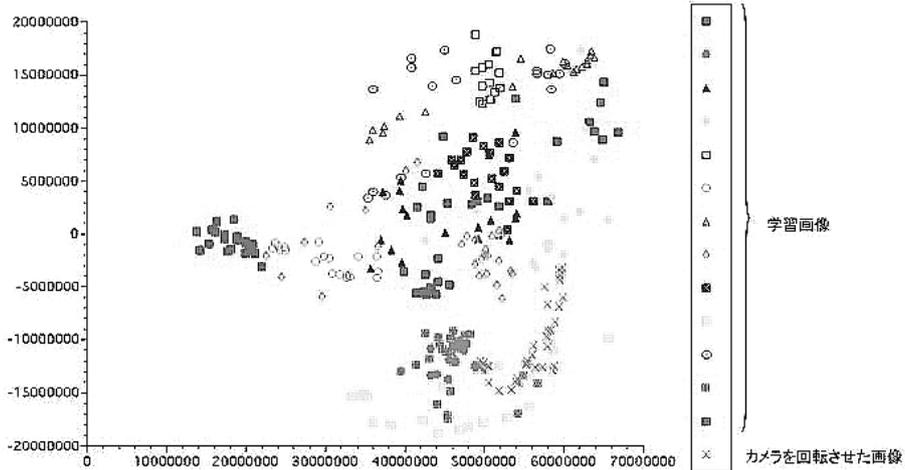


図 8 カメラを傾けた画像を射影した部分空間

表 2 エリアごとの識別率と全体の識別率

	エリア番号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	識別率
基礎工棟南側通路	1	76.7	3.3	3.3	6.7	0	3.3	0	3.3	0	0	0	0	0	0	76.7
基礎工棟南角交差点	2	0	93.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6.7	0	0	93.3
基礎工棟玄関	3	0	0	35.0	5.0	0	20.0	0	25.0	15.0	0	0	0	0	0	35.0
基礎工棟西側通路	4	0	0	0	85.0	5.0	0	5.0	5.0	0	0	0	0	0	0	85.0
基礎工棟北側通路	5	0	0	0	0	95.0	5.0	0	0	0	0	0	0	0	0	95.0
サイバーセンター前	6	0	0	0	0	0	95.0	5.0	0	0	0	0	0	0	0	95.0
図書館北側通路	7	0	0	0	0	10.0	0	70.0	5.0	0	0	15.0	0	0	0	70.0
共通教育棟南側	8	3.3	0	13.3	0	0	23.3	0	53.3	3.3	0	3.3	0	0	0	53.3
共通教育棟広場前	9	0	0	0	5.0	0	0	0	5.0	85.0	5.0	0	0	0	0	85.0
共通教育棟広場	10	5.0	0	0	0	0	0	0	0	0	70.0	5.0	5.0	0	15.0	70.0
共通教育棟西広場	11	5.0	0	0	0	10.0	0	15.0	0	5.0	5.0	60.0	0	0	0	60.0
グラウンド	12	0	55.0	0	0	0	0	0	0	0	25.0	0	15.0	5.0	0	15.0
基礎工棟内廊下	13	0	0	0	0	0	0	5.0	0	0	0	0	0	95.0	0	95.0
谷内田研究室	14	10.0	5.0	0	10.0	0	0	0	10.0	0	15.0	0	0	0	50.0	50.0

合の識別率が高かった。また、近傍のデータの抽出数は 8 の場合が識別率が比較的高かった。半径を 5pixel ずつ

ずらした $n = 12$ の場合の識別率よりも高くなった。抽出する画素数を増やすことで識別率が高くなると考えられたが、半径を 10pixel ずつずらした $n = 18$ の場合の

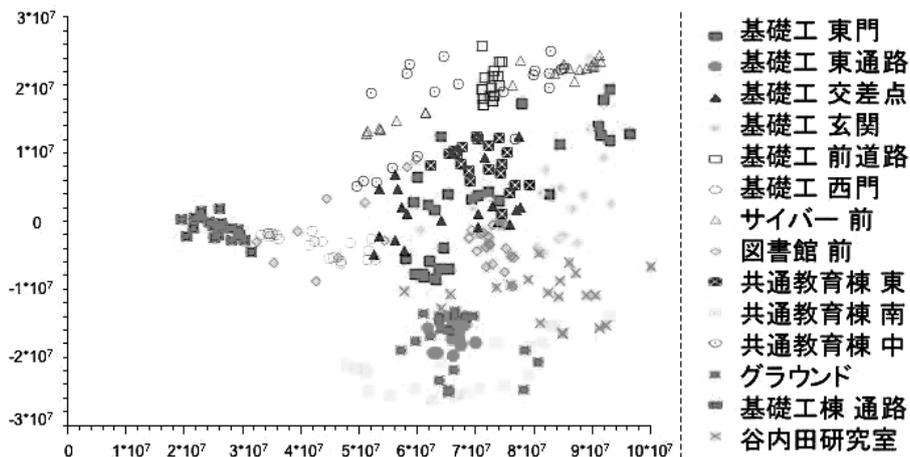


図 9 画像データを射影した部分空間

表 3 三次元部分空間によるエリアごとの識別率

	エリア番号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	識別率
基礎工棟南側通路	1	79.7	0	3.3	6.7	0	0	3.3	0	3.3	0	3.3	0	0	0	79.7
基礎工棟南角交差点	2	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100
基礎工棟玄関	3	15.0	0	75.0	0	10.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	75.0
基礎工棟西側通路	4	15.0	0	5.0	65.0	0	0	5.0	10.0	0	0	0	0	0	0	65.0
基礎工棟北側通路	5	0	0	0	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100
サイバーセンター前	6	0	0	0	0	0	100	10.0	0	0	0	0	0	0	0	100
図書館北側通路	7	0	0	0	0	0	0	90.0	0	0	0	10.0	0	0	0	90.0
共通教育棟南側	8	0	0	10.0	0	0	15.0	0	60.0	5.0	0	10.0	0	0	0	60.0
共通教育棟広場前	9	0	0	0	0	15.0	0	0	5.0	80.0	0	0	0	0	0	80.0
共通教育棟広場	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	85.0	0	0	0	15.0	85.0
共通教育棟西広場	11	0	0	0	0	15.0	0	10.0	5.0	10.0	0	60.0	0	0	0	60.0
グラウンド	12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0	0	100
基礎工棟内廊下	13	0	0	0	0	0	0	5.0	0	0	0	0	0	95.0	0	95.0
谷内田研究室	14	0	15.0	0	0	0	5.0	0	0	0	15.0	0	0	0	65.0	65.0

識別率が三つの半径の場合の中で最もよく、本研究の提案手法においては抽出する画素数が識別率に依存しないことを示している。表 2 により、識別率が高いエリアもあれば、識別率が低いエリアもあるといったように識別率がエリアによって大きく変化していた。識別率の低い画像では、太陽光によって生じた日影部分と日向部分の両方を含んだ画像が多かったために、太陽光によって識別率が変化したと判断できる。以上の判断を確かめるために、影を多く含んだエリア 2,8,11 の画像を実験データから省き、半径を 10pixel ずつずらして $n = 18$ とし、抽出する近傍データ数 k を 8 個にした場合の影の少ない画像で識別率を確かめると、74.6 % となり、識別率は大幅に改善された。このことは日影部分と日向部分の画像上での面積の違いが識別に影響をもたらしていることを示している。またグラウンドにおける識別率が低かった。グラウンドでの全方位画像は障害物もなく、地面部分が画像の大半を占めており、識別が容易であると考えられるが、実際の識別率は表 2 より 15 % であった。原

因としてグラウンドの画像情報が二次元の部分空間上にないと考えられる。そこで、上記の学習画像を用いて半径を 10pixel ずつずらし $n = 18$ とし、上記の実験とは次元が異なる三次元部分空間を構築して近傍のデータ数 k を 8 個抽出することで、三次元部分空間によるエリア別での識別実験を行った。三次元部分空間でのエリア別の識別率を表 3 に示す。三次元部分空間上での全体の識別率は 83.5 % となり、二次元上での識別率より 15.8 % 向上した。三次元部分空間を構築することで、全体の識別率はかなり改善された。また、グラウンドの識別率は 100 % となり、グラウンドの画像情報が部分空間の三次元上に存在したことを示している。二つの固有値による寄与率が 97.3 % となっていたが、三つの固有値による寄与率は 99.5 % となった。よって、グラウンドの画像情報は二次元の寄与率 97.3 % に含まれてなく、残りの 2.2 % に含まれていたといえる。

5. おわりに

本論文では、全方位画像から撮影時の向きに依存しない特徴量（方位不変特徴量）を抽出し、その特徴量の類似性を固有空間内で判定することによって自己位置の識別を行う手法を提案した。提案手法は、全方位画像から円周上の画素における画像情報を円周方向に積分することで、同位置であるならばどの方向においても近似的な特徴量を抽出することができ、またカメラの傾きの影響を低減できることにより、センサを身につけたウェアラブルシステムに適応できると言える。実際に行った実験によって、屋内・屋外の両方の環境においても提案手法による自己位置識別が可能であると確認された。

本研究の提案手法では、屋内環境においては明度変化は生じにくい全方位画像から抽出した特徴量が屋外環境においては太陽光による明度変化の影響を受けてしまう。また、屋外環境においては太陽光によって日陰と日向が変化してしまうので、同じ位置で撮影された画像であっても画像上での見た目が変わってしまうという問題が生じる。この問題点の解決方法として、本研究で用いている記憶に基づく位置推定方法によって、複数の時間帯で同位置の画像を学習データとして記憶させておくことで解決できると思われる。今後の課題としては、クラス分類処理法 [8] を用いるなどの識別方法の検討や、人物など出現に影響されにくい位置推定法の検討が挙げられる。

謝 辞

本研究の一部は栢森情報科学振興財団の平成16年度研究助成を受けた。

文 献

- [1] 間下以大, 岩井儀雄, 谷内田正彦. 人物の指示動作による指示方向のモデル化と推定 ヒューマンインタフェース学会, 論文誌, Vol. 6, No. 1, pp. 41-48, Feb. 2004.
- [2] 榎本雅幸, 三橋涉. 全方位画像からの自己運動と3次元構造の復元 信学技報, PRU91-126, pp.1-8, 1991.
- [3] 茶園篤, 山澤一誠, 横谷直和, 竹村治雄. 全方位ステレオ視による3次元情報の獲得 映像情報メディア学会誌, vol.51, no.10, pp.1745-1753, 1997.
- [4] K.T.Simasarian, T.J.Olson and N. Nandhakumar. View-Invariant Regions and Mobile Robot Self-Localization *IEEE Trans.on Robotics and Automation*, vol.12, no.5, pp.810-816, 1996.
- [5] 辻健太郎, 八木康史, 谷内田正彦. 全方位画像列の記憶に基づくロボット誘導情報処理学会誌, IPSJ-CVIM138-21.
- [6] R.talluri and J.K.Aggarwal. Mobile Robot Self-Localization Using Model-Image Feature Correspondence *IEEE Trans.on Robotics and Automation*, vol.12, no.1, pp.63-77, 1996.
- [7] 八木康史. 全方位画像の取得とその応用 信学技報, PRMU96-140, pp.89-96, 1997.
- [8] N. Aihara, H. Iwasa, N. Yokoya, and H. Take-mura. Memory-based self-localization using omni-

directional images *Proc. 14th IAPR Int. Conf. on Pattern Recognition (ICPR'98)*, vol. II, pp. 1799-1803, Aug. 1998.

- [9] Richardo .Duda Ptere.Hart Davidg.Stork *Pattern Classification(2001)*,pp172-175.