

固有空間と零空間の組合せによる人物歩行予測

篠村 祐司[†] 玉木 徹[†] 天野 敏之^{††} 金田 和文[†][†] 広島大学大学院工学研究科情報工学専攻 〒739-8527 広島県東広島市鏡山 1-4-1^{††} 奈良先端科学技術大学院大学 情報科学研究科 〒630-0101 奈良県生駒市高山町 8916 番地の 5

E-mail: †{shino,tamaki,kin}@eml.hiroshima-u.ac.jp, ††amano@is.naist.jp

あらまし 本稿では、固有空間を用いて学習した人物の歩行軌跡をもとに、ある時点までの人物の歩行軌跡から、それ以降の歩行軌跡を予測する手法について述べる。この予測は軌跡の固有空間への射影と逆射影に基づいている。しかし、予測された軌跡は画像中での人物の歩行軌跡としての特性を考慮していないため滑らかでない。そこで、本研究では固有空間に直交する零空間に属するベクトル（零ベクトル）を用いて、予測された軌跡を修正する手法を提案する。固有空間への射影と逆射影によって得られた予測軌跡に零ベクトルの線形和を加えることで、滑らかな軌跡へ修正する。零ベクトルの線形和の係数は、軌跡の滑らかさを評価関数とする最急降下法によって推定する。本手法を実際の人物の歩行軌跡に適用した結果を示す。

キーワード 人物追跡, 歩行軌跡, 予測, 固有空間, BPLP, 零空間, 零ベクトル, 最急降下法

Prediction of a path of pedestrian using combination of Eigenspace and null space

Yuji SHINOMURA[†], Toru TAMAKI[†], Toshiyuki AMANO^{††}, and Kazufumi KANEDA[†][†] Department of Information Engineering, Graduate School of Engineering, Hiroshima University
1-4-1 Kagamiyama, Higashi-hiroshima, Hiroshima, 739-8527 Japan^{††} Graduate School of Information Science, Nara Institute of Science and Technology
Takayama-cho, Ikoma, Nara 630-0192 Japan

E-mail: †{shino,tamaki,kin}@eml.hiroshima-u.ac.jp, ††amano@is.naist.jp

Abstract This paper proposes a method for Eigenspace-based prediction of a person's path in future with current path. This method uses projection and backprojection of the current path onto Eigenspace. However, the prediction does not take the nature of a path of pedestrian and results in non-smooth path. The proposed method modify the prediction by using null vectors in the orthocomplement of the learned Eigenspace and adding linear combinations of the null vectors to the prediction so that the path becomes smooth. Coefficients of the linear combinations are computed by decent gradient method. Some experimental results on actual pathes are shown.

Key words Person tracking, Path of pedestrian, Prediction, Eigenspace, BPLP, null Space, null vector, decent gradient method

1. はじめに

過去から現在までに得られているデータを用いて将来を予測する手法は、気象や経済のみならず動画処理においても重要な役割を果たし、一般の時系列データにする AR モデル [1], [3] やカルマンフィルタ [2], [4] などを用いた予測が行われている。人間のジェスチャ認識 [8], [9] や人物領域の追跡 [11], [12] などにおいても予測手法が用いられているが、ジェスチャや移動軌跡はデータの振る舞いが単純なものではない。しかし、習慣とな

るような日常的な行動や動作にはそれほど多くのパターンの変化は見られず、同じジェスチャは同じような動作であり、同じ人物の軌跡は似たような場所を通ると考えられる。したがって、そのような問題に固有の情報を、事前の知識として学習し、認識などに用いることができる。

これら固有の情報を扱う認識・予測に固有空間法を用いることが出来る。手法としては、予め学習したサンプルから固有ベクトル e を求め、 e で構成される固有空間 E を求める。次に、未学習の認識対象の時系列ベクトル x を、次式により固有空間

E へ投影をすることで固有空間上での投影点 a を得ることが出来る．

$$a = E^T x, \quad E = [e_1, e_2, \dots] \quad (1)$$

そのような考え方にに基づき、山本ら [7] は、人物の移動する座標のデータを時系列として扱い、固有空間を用いて歩行軌跡を予測する手法を提案している．この予測は未観測部分を含んだ軌跡の固有空間への射影と逆射影に基づいており、天野ら [5] が提案した BPLP を応用している．しかしこの手法は、画像中での人物の歩行軌跡かどうかを考慮したものではなく単に固有空間による表現（固有ベクトルの線形和）を用いるものであり、またベクトルの次元に比べてサンプル数も少ないため、予測された軌跡は滑らかなものとはならず、人物が移動する軌跡であるとはみなせないものが多い．

そこで本論文では、山本らの手法によって予測された軌跡を補正する新たな手法を提案する．本手法では、固有空間への射影と逆射影によって得られた予測軌跡に、固有空間に直交している零空間に属する零ベクトルの線形和を加えることで、より滑らかな軌跡への修正を行う．零ベクトルの線形和の係数は、軌跡の滑らかさを評価関数とする勾配法により推定する．

以下 2 節において山本らの予測手法とその問題点について述べ、3 節において零ベクトルを用いた予測軌跡の修正方法と勾配法による実装の詳細、どのように零ベクトルを取得するかについて議論する．4 節において実際の人物の歩行軌跡に本手法を適用した結果を示す．

2. 学習歩行軌跡と固有空間

この節では、まず山本ら [7] が提案した、軌跡の固有空間への射影と逆射影に基づく予測手法について述べる．

2.1 人物歩行軌跡の取得と正規化

ある人物の各時刻における位置を観測し、時系列にしたものを人物の歩行軌跡と呼ぶ．人物の検出には、背景差分により輝度変化領域を検出し、ラベリング・領域の大きさで人物かどうかを判別する．検出した人物領域の重心位置を、人物の位置とする．

次に、学習のために映像から取得した N 本の歩行軌跡を正規化する．まず、 N 本中の歩行軌跡のプロット点を間引きする．これは、歩行軌跡の小さな刻みを取り除き、歩行軌跡同士のプロット点の対応する誤差を減らすためである．小さな刻みの原因として次のことが挙げられる．走ったり、急に折れ曲がったりせず、ゆっくり歩いていることを条件としている．この条件において、歩行軌跡は、各時刻間での人物の移動距離が小さく、観測されるプロット点の間隔が狭くなる．更に、重心位置では毎時刻必ず人物上の同じ位置を示すことが出来ないため、歩行軌跡自体が小さな刻みを持ち、学習する歩行軌跡同士での同時刻でのプロット点に差を生じる．

次に、長さの最小値に切り揃える．これは、歩行軌跡間での長さの差を無くすためである．ここで軌跡の長さとは、一つの歩行軌跡上の、隣り合うプロット点のユークリッド距離の総和である．次に、歩行軌跡を構成する座標の数を同数に揃えるた

めに正規化（再プロット）する．4 章の実験では、時刻間隔で、5frame ずつ間引し、長さを切り揃えたあと、250 点に正規化する．こうして得られたプロット数 M の i 本目の正規化された歩行軌跡 y_i を以下の $2M$ 次元ベクトルで表す．

$$y_i = (p_1^T, p_2^T, \dots, p_M^T)^T \in \mathbf{R}^{2M} \quad (2)$$

ただし

$$p_t = (p_{x_t}, p_{y_t})^T \in \mathbf{R}^2 \quad (3)$$

は t 番目のプロット点を表す 2 次元座標ベクトルであり、混乱が生じない限り i は省略する．

2.2 固有空間による学習

正規化された N 本の歩行軌跡を学習サンプルとして、学習を行う．すなわち、各 y_i から平均ベクトル $m = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i$ を引き、共分散行列の対角化により N 本の固有ベクトル e_i を求め、それらが張る固有空間 E_N を得る．

$$E_N = [e_1, \dots, e_N] \quad (4)$$

ここで e_i は $2M$ 次元であり、歩行軌跡の各プロット点に対応する M 個の部分から構成される．

$$e_i = (e_{i1}^T, e_{i2}^T, \dots, e_{iM}^T)^T \in \mathbf{R}^{2M} \quad (5)$$

2.3 固有空間法に基づいた歩行軌跡予測

学習サンプルにはない、新たな人物の歩行軌跡を予測する．まず、追跡開始時刻を $t = 1$ とする．次に、時刻 t まで人物を追跡する．このとき、人物を観測した歩行軌跡は t 点の観測点まで存在する．ここで、学習サンプルと同じ間引きフレーム間隔、同じプロット間隔での正規化を行って再プロットし直す． s 点に再プロットした追跡中の歩行軌跡を y' とする．

これにより、時刻 t までの追跡における、正規化された歩行軌跡 y' 上の s 番目 ($s \leq M$) の点まで追跡しているとする．

$$y' = (p_1^T, \dots, p_s^T)^T \in \mathbf{R}^{2s}, s \leq M \quad (6)$$

ここで、 $s + 1 \leq s' \leq M$ における座標 $p_{s'}^T$ は未観測の軌跡部分である．そこで、座標 $p_{s'}^T$ を 0 とおく．つまり $p_{s'}^T = \mathbf{0} = (0, 0)^T$ とし、未観測部分を含んだ $2M$ 次元の正規化歩行軌跡を y'' とする．

$$\begin{aligned} y'' &= (p_1^T, \dots, p_s^T, \underbrace{\mathbf{0}^T, \dots, \mathbf{0}^T}_{(M-s) \text{ 点}})^T \\ &= (\underbrace{y'^T, 0, \dots, 0}_{2(M-s)})^T \in \mathbf{R}^{2M} \end{aligned} \quad (7)$$

ここで、 y'' の固有空間上への投影点 a は E' を用いて以下のように表される．

$$a = E'^T y'', \quad E' = \text{diag}(\underbrace{1, \dots, 1}_{2s}, \underbrace{0, \dots, 0}_{2(M-s)}) E \quad (8)$$

さらに、式 (8) において、固有空間 E' の性質より

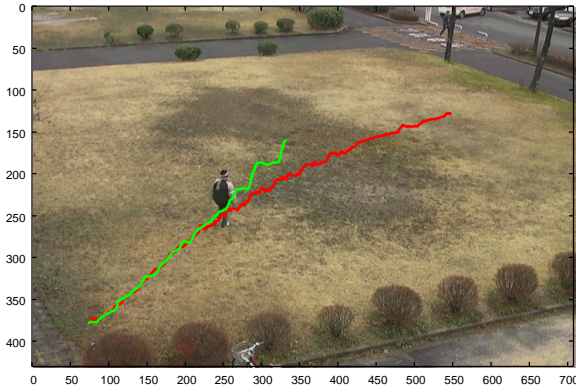


図1 予測された歩行軌跡．緑線は予測された軌跡 y^* を，赤線は実際に歩行した軌跡 y を示している．

$$E'^T E' \mathbf{a} = E'^T \mathbf{y}'' \quad (9)$$

ここで，未観測部分を予測した歩行軌跡を y^* とすると，固有空間 E 上の投影点からの逆射影によって y^* が求まる．

$$\mathbf{y}^* = E \mathbf{a} = E(E'^T E')^{-1} E'^T \mathbf{y}'' \quad (10)$$

ここで $\text{rank}(T) = \min(2s, N)$ である．逆行列の存在条件 $\det(T) \neq 0$ を満たすには， $\text{rank}(T) = N$ である必要がある．したがって， \mathbf{y}'' を構成する座標 p'_i の数 s が $N/2$ よりも多ければよい．つまり，追跡の初期においては条件を満たさないが，ある程度観測を続けると予測が可能になる．実際に予測された歩行軌跡を図1に示す．

2.4 従来法による予測軌跡の問題点

前節で述べた移動軌跡の予測 y^* は，式(10)を展開すると分かるように，以下のように固有ベクトル e_i の線形和で表現されている．

$$\mathbf{y}^* = a_1 e_1 + a_2 e_2 + \dots + a_N e_N = \sum_{i=1}^N a_i e_i \quad (11)$$

つまり \mathbf{y}'' の E_N への投影である [6], [10]．

この式(11)において予測された歩行軌跡 y^* を図1で示す．図1における予測の歩行軌跡は，図2の学習歩行軌跡に基づいた固有空間を用いて予測しており，学習の歩行軌跡及び追跡中の歩行軌跡は図中の左下から右上に向けて歩行したものである．すなわち，歩行軌跡は「左下から右上への歩行方向」という条件で予測されている．すなわち，目的の歩行方向に歩行する時，人物の歩行は蛇行などすることなく滑らかな歩行軌跡を描くと仮定していることになる．しかし，図1の予測歩行軌跡は振幅のある軌跡でぎざぎざとしたものである．これは，少ない学習歩行軌跡からなる固有空間上の固有ベクトルの線形和では，予測の歩行軌跡の表現に限界があることが原因の一つと考えられるため，学習する歩行軌跡のサンプル数を増やすことで解決できるように思われる．しかし，実際には多数の学習サンプルを取得することが困難な場合が多く，また1つの軌跡を表す座標の数(プロット点数 M)が増え，それに伴って必要なサンプル数も増大してしまう．そのため，サンプル数を

変えずに「より人間の軌跡らしい」すなわち滑らかな歩行軌跡の予測を行う必要がある．

本研究では，固有空間上での軌跡の表現である式(11)で扱うことができない，固有空間に直交する空間を用いて，予測された軌跡の修正を行う．歩行軌跡 y を全空間 R^{2M} で表現すると，

$$\mathbf{y} = a_1 e_1 + a_2 e_2 + \dots + a_N e_N + a_{N+1} e_{N+1} + \dots + a_{2M} e_{2M} \quad (12)$$

$$= \sum_{i=1}^N a_i e_i + \sum_{k=N+1}^{2M} a_k e_k \quad (13)$$

となる．前節で述べた移動軌跡の予測 y^* は，式(13)の第2項の和の部分での係数 a_k を全て0とおいたものに等しい．この第2項を表す空間(固有空間に対する直交補空間 E^\perp)を固有空間に対す零空間，それに属するベクトルを零ベクトルと呼ぶことにする．

3. 零ベクトルを用いた予測の修正

本節では，予測軌跡に零ベクトルを加えることで「より人間の軌跡らしい」軌跡へと予測を修正する手法について述べる．本研究では，人間はある目的の方向に歩行して移動するとき，その軌跡は滑らかであり，急激に折れ曲がったりしないものと仮定し，軌跡の滑らかさを表す評価関数を用いる．通常の固有空間への投影という手順ではこのような評価は行われず，零ベクトルはすべて0とされる．しかし，画像上での軌跡の表現に滑らかさの制約を導入することで，予測軌跡を滑らかにするためにどの程度零ベクトルを加えればよいかということが評価できるようになる．

3.1 勾配法による評価関数の最大化

ここでは，固有空間 E の固有ベクトル e_i に加えて，零空間 E^\perp に属する零ベクトル l_k が与えられているとする．すると，それらの線形和により，修正された予測歩行軌跡 \tilde{y} は以下のように表せる．

$$\tilde{\mathbf{y}} = \mathbf{y}^* + \sum_{k=1}^K b_k l_k, \quad K < 2M - N \quad (14)$$

この軌跡は，2次元平面上の M 点で以下のように構成されている．

$$\tilde{\mathbf{y}} = (\tilde{p}_1^T, \tilde{p}_2^T, \dots, \tilde{p}_M^T)^T \in R^{2M} \quad (15)$$

ここで

$$\tilde{p}_t = \sum_{i=1}^N a_i e_{it} + \sum_{k=1}^K b_k l_{kt} \in R^2 \quad (16)$$

$$l_k = (l_{k1}^T, l_{k2}^T, \dots, l_{kM}^T)^T \in E^\perp \quad (17)$$

この軌跡の滑らかさを評価する目的関数を以下のように定義する．軌跡の t 番目の隣り合う2点 \tilde{p}_t と \tilde{p}_{t+1} がなすベクトルを

$$\mathbf{u}_t = (u_{xt}, u_{yt})^T = \tilde{p}_{t+1} - \tilde{p}_t, \quad 1 \leq t \leq M - 1 \quad (18)$$

とし， \mathbf{u}_t と \mathbf{u}_{t+1} がなす角度を θ_t とすると，

$$\cos \theta_t = \frac{\mathbf{u}_t^T \mathbf{u}_{t+1}}{|\mathbf{u}_t| |\mathbf{u}_{t+1}|}, \quad 1 \leq t \leq M-2 \quad (19)$$

である．ここで，ある軌跡は，このベクトルのなす角が小さければ小さいほど（ $\cos \theta_t$ が大きいほど）滑らかであるという以下の評価関数 J を導入する．

$$J = \sum_{t=1}^{M-2} \cos^\alpha \theta_t, \quad \alpha = 1, 3, 5, \dots \quad (20)$$

この評価関数 J の値を最大にするように，勾配法を用いて零ベクトルの係数 b_k ($k = 1, \dots, K$) を同時に更新する．

$$b_k \leftarrow b_k + \frac{\partial J}{\partial b_k} \quad (21)$$

最終的に収束した b_k を式 (14) に代入し，修正した予測軌跡 $\tilde{\mathbf{y}}$ が得られる．初期条件はすべて $b_k = 0$ とし，修正した軌跡 $\tilde{\mathbf{y}}$ が元の予測軌跡 \mathbf{y}^* と一致するところから反復を開始する．反復は，以下のように勾配が小さい値以下になったら終了する．

$$\max_k \left| \frac{\partial J}{\partial b_k} \right| < 10^{-5} \quad (22)$$

また，式 (21) 内での偏微分計算は最終的にはすべて \mathbf{u} と ℓ による計算となる．

3.2 直交化による零ベクトルの計算

前節では零ベクトルが与えられていることを前提とした．しかし，零ベクトルは固有ベクトルのように系統的な計算方法があるわけではなく，またとりうるバリエーションが非常に多い．例えば（後述する実験の節の例では） $N = 13$ 人分の $M = 250$ 点の軌跡が学習サンプルとして与えられたとすると，固有空間 E_N は 13 次元だが，それに直交する零空間は $500 - 13 = 487$ 次元もあり，この中から適切な予測の修正を行う零ベクトルを選択することは困難である．

しかし，このようにサンプル数が次元数に比べて極端に小さい場合，適当な軌跡を持ってきたときに，それが固有空間上に存在する可能性はきわめて低い．そこで本研究では，学習サンプル軌跡以外の適当な軌跡を用いることで零ベクトルを生成することにする．

零空間に属する零ベクトル ℓ_k は，固有空間に属さないベクトル \mathbf{v}_k が与えられたとき，グラム・シュミットの直交化により求めることができる．つまり，固有空間と他の零ベクトルで表現される部分を引き，ノルムを正規化する．

$$\ell'_k = \mathbf{v}_k - \sum_{i=1}^N (\mathbf{v}_k^T \mathbf{e}_i) \mathbf{e}_i - \sum_{j=1}^{k-1} (\mathbf{v}_k^T \ell_j) \ell_j \quad (23)$$

$$\ell_k = \frac{\ell'_k}{|\ell'_k|} \quad (24)$$

4. 実験結果

前節までに述べた本手法を計算機上に実装し，実画像に対して実験を行った．ビデオカメラ（Panasonic SDR-S100，画像サイズ 714×480 ）を三脚で固定して実験用映像を撮影し MPEG ファイルとして保存した後，オフラインで動画処理を行い，人物の歩行軌跡を 17 人分取得した．このうち 13 人分の軌跡

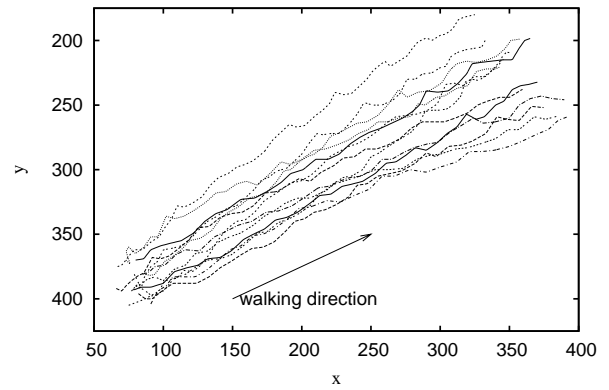


図 2 13 人分の学習歩行軌跡 $\mathbf{y}_1 \sim \mathbf{y}_{13}$.

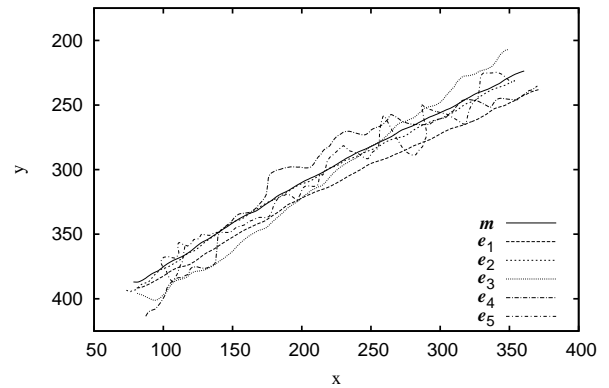


図 3 第 1 から第 5 までの固有ベクトル $\mathbf{e}_1 \sim \mathbf{e}_5$ と平均ベクトル \mathbf{m} . 表示のため，適当な係数をかけてある．

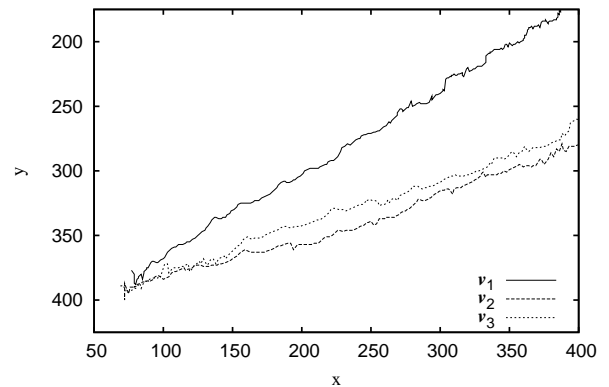


図 4 3 人分の零ベクトル用歩行軌跡 $\mathbf{v}_1 \sim \mathbf{v}_3$.

表 1 評価関数 J の α を変えたときの収束の変化

α	1	3	5	7	9
J の初期値	234.56	215.23	201.26	177.23	169.61
J の収束値	235.20	217.95	206.06	196.84	189.18
b_1	-15.14	-27.36	-34.18	-36.96	-38.33

（図 2）を用いて固有空間を学習し（図 3），他の 1 人分を予測用とした．残りの 3 人分（図 4）は零ベクトル取得用とした．学習において，軌跡はすべて最小の軌跡の長さ 350 に切りそろ

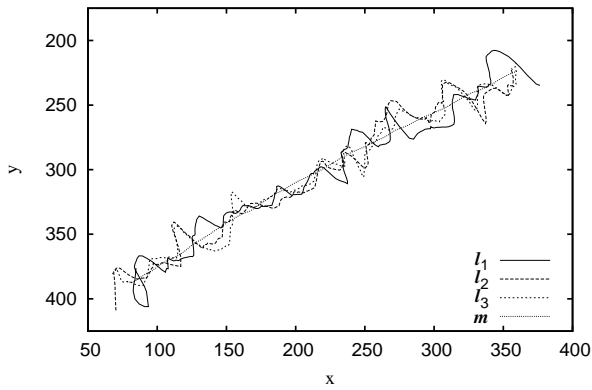


図 5 3 人分の歩行軌跡から作成した零ベクトル $l_1 \sim l_3$. 表示のため、適当な係数をかけてある.

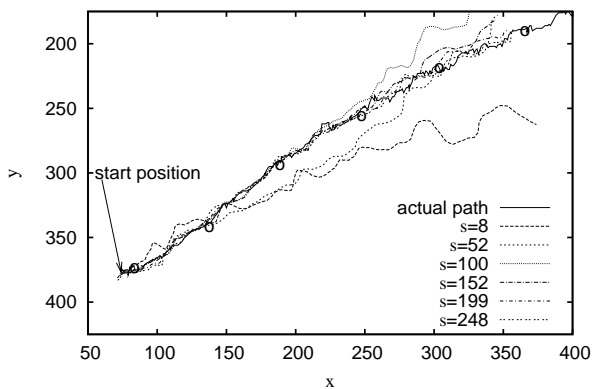


図 6 $s = 8, 52, 100, 152, 199, 248$ における予測軌跡 y^* . 印は、各 s における画面上での座標位置 p'_s を示す. 実際に人物が歩行した軌跡を実線で示す.

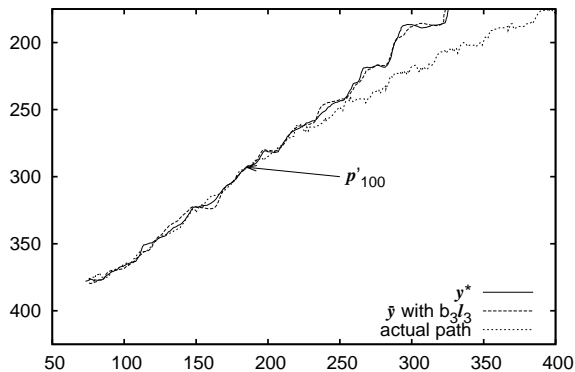


図 7 予測軌跡 y^* (実線) と、歩行軌跡から零ベクトルを 1 本取得した場合の修正軌跡 \tilde{y} (点線). 実際に人物が歩行した軌跡を点細線で示す. $s = 100, b_3 = -34.54$

えてから 50 点に間引いた後、再プロットして $M = 250$ 点に正規化した.

学習固有空間に基づいた山本らの手法による予測歩行軌跡を図 6 に示す. 固有ベクトルはすべて用いた ($N = 13$). 人物はグラフの左下からスタートし、右下へと向かって歩いて

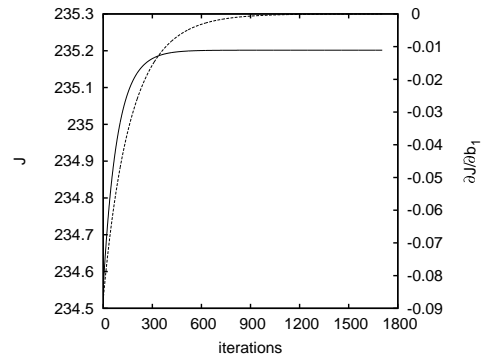


図 8 勾配法の収束の様子. 横軸は反復回数, 縦軸は評価関数 $J(\alpha = 1)$ (実線) と勾配 $\frac{\partial J}{\partial b_1}$ (点線) を表す.

いる. 各時刻において人物の位置を検出し、プロット点を正規化している位置 s まで追跡すると、それまでの人物位置座標 $p'_t (1 \leq t \leq s)$ が得られ、それ以後の軌跡が予測される. 図 6 では、 s で示したいくつかの予測開始位置 s において予測した軌跡 y^* を重ねてプロットしている. 予測を開始位置 s がスタート地点に近い場合には、予測軌跡が大きく湾曲し、実際の歩行軌跡を大きく逸脱している. しかし s が大きくなるにしたがって実際の歩行軌跡と同じ歩行方向に予測軌跡が近づいている. しかし、予測軌跡自体が細かな刻みを持っているので、目的方向への滑らかな歩行という点で歩行として予測できていない.

次に、零ベクトル 1 本による補正した予測軌跡を図 7 に示す. 補正に用いた零ベクトル l_3 (図 5) は、学習に使用しなかった人物の歩行軌跡 (図 4) のうちの 1 つ v_3 を用いて生成したものである. 補正結果から、画面上での予測軌跡から補正軌跡における軌跡の変化はある. しかし、変化量が小さいため、画面上における実際の歩行軌跡へは近付いていない.

図 8 に、勾配法による反復における目的関数 J と勾配 $\frac{\partial J}{\partial b_1}$ の収束過程を示す. 100 回程度の反復で収束しているが、式 (21) において更新のステップ幅を 1 に設定しているために、このような遅い収束となっている. 今後適切なステップ幅の設定を検討する.

表 1 に評価関数 J における \cos のべき乗の変数 α を変化させたときの、パラメータ収束の結果を示す. 係数 b_1 の値は 1 割程度変わっているが、実際の修正量は b_1 に 500 次元の正規化された零ベクトル l_1 をかけたものであり、画面上ではその差は 1 画素未満である. したがって、 α の値は修正結果にそれほど影響を与えないと思われる. そのため、他の実験結果はすべて評価関数は $\alpha = 1$ としている.

学習に使用しない歩行軌跡から零ベクトルを作成して修正を行った結果を表 2 に示す. ここでは、零ベクトル l_1, l_2, l_3 について単独での補正結果と 3 つの零ベクトルによる補正について示している. 表 2 より、単独の零ベクトルの補正では l_3 のみの時が係数 b_3 が最も大きな値となっているが、図 7 から、補正による軌跡の変化が小さい. また、3 つの零ベクトルでの補正結果を図 9 に示す. 表 2 から、係数は -42.62 と与えられているが、加える零ベクトルの線形和の影響が小さいため、図 9

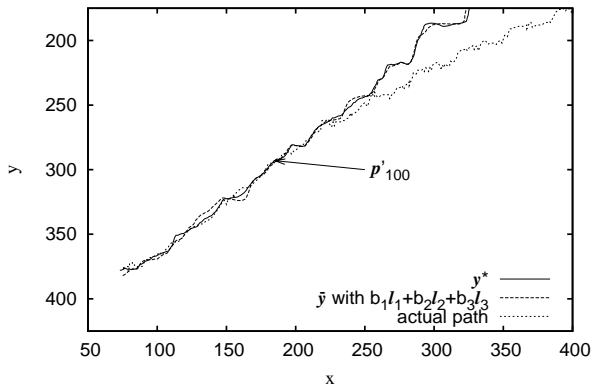


図9 予測軌跡 y^* (実線) と, 3つの異なる歩行軌跡をそれぞれ1つの零ベクトルとした3種類の修正軌跡 \tilde{y} と, 3つの零ベクトルとして修正した予測軌跡 \tilde{y} (点線) を示す. $s = 100$.

表2 零ベクトルを取り替えた場合の収束の変化

	l_1 のみ	l_2 のみ	l_3 のみ	$\sum b_k l_k$
K	1	1	1	3
J の収束値	235.20	234.67	239.88	240.72
b_1	-15.14	0	0	-4.80
b_2	0	5.90	0	14.07
b_3	0	0	-34.54	-42.62

での補正結果では, 補正後の軌跡に大きな変化は見られなかった. そのため, 予測の歩行軌跡に加える零ベクトルの本数や種類の変化による補正の影響を検証する必要がある.

5. おわりに

本論文では, 固有空間の学習に基づいた人物の歩行軌跡の予測を零ベクトルを用いて滑らかな軌跡に修正する手法を提案した. 実際の人物の軌跡を用いた実験において本手法を適用し, 零ベクトルの取得の仕方やその数が修正された軌跡の滑らかさに影響を与えることを示した. しかし, サンプル数, 軌跡の正規化, 零ベクトルの本数の実験が少なかったため, その影響度について種類や数を変えて検討をする必要がある. また, 今後の課題として歩行軌跡のプロット点の対応と人物検出方法の2点がある.

学習の歩行軌跡は画像上では同じプロット間隔, プロット数で正規化されているが, 歩行軌跡間で同じ s 番目のプロット点であったとしても画像上ではその位置が異なってしまう. そのため, 学習歩行軌跡間でのプロット点の対応を考慮していない固有空間を構成している. そこで, プロット点同士の対応を考慮した場合の固有空間を用いての予測をする必要がある. この時, プロット点同士の対応を取る方法として, DP マッチング [13], [8], [9] を用いることが考えられる. また, 追跡中の歩行軌跡についても, 学習歩行軌跡間での対応を取った上での投影, 逆射影を行うことが考えられる.

人物位置について現在は, 背景差分法によって得たラベリング領域の重心位置を用いており, 各時刻で検出結果に大きな誤差を含んでいる. そこで, パーティクルフィルタ [14], [15] によ

る人物検出を用いて誤差が少ない人物検出を用いることを検討している.

謝 辞

本研究について有益なコメントを頂きました, 九州大学大学院システム情報工学研究院内田誠一博士に感謝致します.

文 献

- [1] 北川源四郎: 時系列解析入門, 岩波書店 (2005).
- [2] 有本卓: カルマンフィルタ, 産業図書 (1977).
- [3] 宮野尚哉: 時系列解析入門, 臨時別冊・数理科学 SGC ライブラリ 19, サイエンス社 (2002).
- [4] 谷萩隆嗣: カルマンフィルタと適応信号処理, デジタル信号処理ライブラリー 5, コロナ社 (2005).
- [5] 天野敏之, 佐藤幸男: 「固有空間法を用いた BPLP による画像補間」, 電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol.J85-D-II, No.3, pp.457-465 (2002).
- [6] 天野敏之, 玉木徹: 「Estimation-by-Completion: 3次元物体の線形姿勢推定手法」, MIRU2006 画像の認識・理解シンポジウム論文集, pp.460-465 (2006).
- [7] 山本遼, 玉木徹, 山本正信: 「人物歩行経路の学習と固有空間を用いた予測」, ViEW2004 ビジョン技術の実利用ワークショップ, pp.146-152 (2004).
- [8] 中島正登, 森明慧, 内田誠一, 倉爪亮, 谷口倫一郎, 長谷川勉, 迫江博昭: 「固有ジェスチャを用いた動作予測」, MIRU2006 画像の認識・理解シンポジウム論文集, IS2-26 (2006).
- [9] Akihiro Mori, Seiichi Uchida, Ryo Kurazume, Rin-ichiro Taniguchi, Tsutomu Hasegawa and iroaki Sakoe: "Early recognition and prediction of gestures," Proc. of ICPR2006, vol.3, pp.560-563 (2006).
- [10] 玉木徹, 天野敏之: 「マルチポート固有空間法」, 部分空間法研究会 2006, pp.7-15 (2006).
- [11] 加藤丈和, 深尾隆則, 羽下哲司: 「対象追跡-フレーム間の類似度に着目した手法から動きのあるモデルに着目した手法まで-」, 情報処理学会 研究報告 CVIM-150-88, pp.185-198(2005)
- [12] 鷺見和彦, 関真規人, 波部育: 「物体検出-背景と検出対象のモデリング-」, 情報処理学会 研究報告 CVIM-150-88, pp.79-98(2005)
- [13] 内田誠一: 「DP マッチング概説 ~基本と様々な拡張~」, 電子情報通信学会 信学技報 PRMU 2006-166, pp.31-36(2006)
- [14] 樋口知之: 「粒子フィルタ」, 電子情報通信学会誌 Vol.88, No.12, pp.989-994(2005)
- [15] Nummiaro K., Koller-Meier E. B. and Van Gool L. "An Adaptive Color-based Particle Filter", Image and Vision Computing, Vol. 21, pp. 99-110, 2002.