見えの変化に頑強な歩容による個人識別 曲線軌道への拡張

岩下 友美^{†,††} 馬場 亮輔 小川原光一^{†††} 倉爪 亮[†]

† 九州大学大学院 システム情報科学研究院 〒 819-0395 福岡市西区元岡 744 †† Jet Propulsion Laboratory 4800 Oak Grove Drive, Pasadena, CA 91109, USA ††† 和歌山大学 システム工学部 〒 640-8510 和歌山市栄谷 930

E-mail: †yumi@ait.kyushu-u.ac.jp

あらまし 本論文では、対象人物の歩行の向きとカメラから対象人物へのベクトルがなす角(以下、観測角と呼ぶ)が、データベース中の観測角と異なる場合でも、頑強な個人識別を実現する歩容による個人識別手法を提案する、歩行画像列を用いた個人識別手法では、一歩行周期中の各フレームにおいて対象人物の観測角がデータベース構築時と異なる場合、対象人物の見えが変化するため識別率が低下する.これに対して提案手法では、直進歩行を行う歩行者の時系列3次元モデルから構成される4次元歩容データベースを基に、対象人物と同じ観測角を持つ画像を合成することで、観測角の変化に頑強な個人識別を実現する.実験では、21名の歩行者から成るデータベースに対して提案手法を適用し、高い識別率で個人識別可能であることを示す.また、曲線軌道上を歩行する対象人物に対しても提案手法を適用して個人識別実験を行い、提案手法の有効性を示す.

キーワード 個人識別,歩容,曲線軌道,4次元歩容データベース,アフィンモーメント不変量

Gait identification robust to changes in observation angle

Yumi IWASHITA^{†,††}, Ryosuke BABA[†], Koichi OGAWARA^{†††}, and Ryo KURAZUME[†]

† Information Science and Electrical Engineering, Kyushu University
Motooka 744, Nishi-ku, Fukuoka, 819–0395 Japan

†† Jet Propulsion Laboratory 4800 Oak Grove Drive, Pasadena, CA 91109, USA

††† Faculty of Systems Engineering, Wakayama University

930 Sakaedani, Wakayama, 640–8510 Japan

E-mail: †yumi@ait.kyushu-u.ac.jp

Abstract In person identification using gait images, various inherent image features of individuals are extracted from a sequence of gait images taken by a camera. However, for instance, if the subject is close to the camera and the camera captures gait images from the side direction, observation angles between walking direction of the subject and directions of the camera to the subject at all frames are varied during one gait cycle. This unfavorable change induces the decrease of the identification performance. So in this paper, we propose a novel gait identification technique which is robust to changes in observation angle in one gait cycle. The proposed technique utilizes a 4D gait database consisting of multiple 3D shape models of walking subjects and adaptive virtual image synthesis. Experiments using the 4D gait database of 21 subjects show that the proposed method is robust to the changes of the observation angles in one walking cycle and achieves higher recognition performance than the case using a fixed observation angle in one gait cycle. Besides, experimental results show the feasibility of identifying people walking on curved trajectories.

Key words Person identification, gait, curved trajectories, 4D gait database, affine moment invariants

1. はじめに

カメラにより得られた対象人物の歩行画像列から,対象人物の全身形状,および歩き方や腕の振り方などの動きに基づく歩行特徴を抽出して,個人識別を行う手法が提案されている [1] \sim [6] . この手法では一般的に,まず撮影画像列から背景差分法により対象人物のシルエット領域を抽出して,次に例えば Gait Energy Image(GEI) [2],フーリエ変換 [3] [4] やアフィンモーメント不変量 [5] に基づき歩行特徴を抽出する.これらの手法は高い識別率で個人識別可能であるが,例えば対象人物のカメラに対する歩行方向がデータベース構築時と異なる場合,対象人物の見えが変化するため識別率が低下する.この問題に対して,方向変換モデルに基づき歩行方向の異なる複数画像を同じ歩行方向の画像に合成する手法 [4] や,複数の 3 次元モデルから構成される 4 次元歩容データベースから,対象人物と同じ歩行方向の画像を合成する手法 [6] が提案されている.

また,対象人物の見えの変化を起こす他の要因として,一歩行周期中における対象人物の歩行の向きとカメラから対象人物に対するベクトルがなす角(以下,観測角と呼ぶ)の変化があげられる.赤江らは,一歩行周期における観測角の変化が個人識別の性能へ影響すること,特に対象人物とカメラまでの距離が短く,また対象人物を側面方向から撮影する場合((図 1.(a)))に,個人識別の性能が低下することを示した[7].前述した歩行方向の変化に対応する手法[4][6]では,一歩行周期中の中心位置における観測角を用いて,一歩行周期内の全てのフレームにおける仮想視点画像を合成していた.そのため,従来手法では一歩行周期における観測角の変化が大きい場合には,識別率が低下する問題がある.

さらに,従来の歩容による個人識別手法では,歩行者は図1(a) のように直進すると仮定していたが,,実際には例えば角を曲がる時など歩行者が曲線軌道を歩行する場合も考えられる(図1.(b)).この場合,一歩行周期内の観測角は大きく変化するため,従来手法では識別率が大幅に低下する.

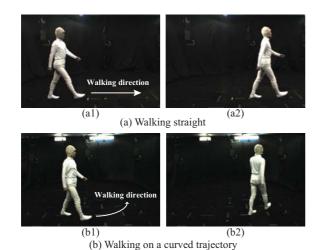


図 1 直進歩行と曲線軌道上の歩行 Fig. 1 Walking straight and on a curved trajectory.

そこで本論文では,まず一歩行周期中の各フレームにおける

対象人物の観測角を推定し、次に一歩行周期分の3次元モデルから構成される4次元歩容データベース[6]を基に、対象人物と同じ観測角を持つ画像を合成することで、観測角の変化に頑強な個人識別を実現する手法を提案する.提案手法ではまず、一歩行周期分の対象人物の各画像において、主成分分析に基づき対象人物の床面上における位置を推定する.次に、最小二乗法を用いて対象人物の歩行方向を推定し、各画像における歩行方向を推定する.推定された歩行方向に基づき、4次元歩容データベースから仮想視点画像を合成し、アフィンモーメント不変量を歩行特徴として、個人識別を行う.

本論文の構成は以下の通りである.第2章では提案する観測角の変化に頑強な個人識別手法について述べ,第3章では21名からなるデータベースに対して提案手法を適用して個人識別実験を行い,提案手法の有効性を示す.第4章はまとめと今後の予定である.

2. 観測角の変化に頑強な個人識別

本章では,まず対象人物が直進・曲線軌道上を歩行する場合における,一歩行周期内の観測角の変化について述べる.次に,提案する個人識別手法について述べる.

2.1 一歩行周期内における観測角の変化の推定

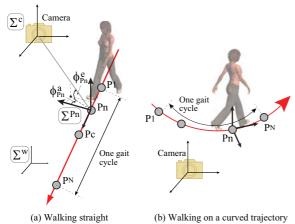
本論文では,一歩行周期内の各フレームにおける観測角は, 図 2(a) に示すように対象人物の重心を床面に垂直に投影した 位置 P_n における,対象人物の歩行の向きとカメラから位置 P_n へのベクトルがなす角 $heta_{P_n}=($ 方位角 $heta_{P_n}^a,$ 仰角 $heta_{P_n}^e)$ と定義 する.ここで, $Y_{Pn}-Z_{Pn}$ 平面は床面と平行である.例えば対 象人物の方位角がおよそ ±90 度で仰角が小さい場合 (正面もし くは真後ろからの歩行画像が撮影される場合),一歩行周期内 における観測角の変化は小さい.しかし,対象人物の方位角が 小さくまた対象人物とカメラまでの距離値が小さい場合,一歩 行周期内における観測角の変化は大きくなる. 観測角の変化が 大きい場合,個人識別の識別性能が低下することが示されてお り[7],この識別性能の低下を防ぐためには,一歩行周期内にお ける各フレームにおける観測角を基に仮想視点画像を合成する 必要がある.しかし従来手法 [4] [6] では,一歩行周期内の中心 位置 P_c における観測角 $m{ heta_{P_c}}=(heta_{P_c}^a, heta_{P_c}^e)$ のみを用いて , 一歩 行周期内における各フレームの仮想視点画像を合成していた.

また,図 2(b) に示すように対象人物が曲線軌道上を歩行する場合,観測角の変化は大きくなり,従来手法では識別率が低下する

2.2 観測角変化に頑強な個人識別

2.2.1 観測角の推定

一歩行周期の各フレームにおける観測角を推定することは,対象人物の位置 P_n における座標系 (以下,対象座標系) Σ^{P_n} からカメラ座標系 Σ^c に対する座標変換行列を推定することである.一歩行周期内における各フレームの座標変換行列を推定するために,3 次元空間内における対象人物の位置 P_n と歩行方向を推定する.ここで,カメラの内部・外部パラメータ,および世界座標系における床面の位置は既知とする.以下,処理の詳細について述べる.



waiking straight (b) waiking on a curved trajector 図 2 一歩行周期内における観測角の変化

Fig. 2 Local angle changes in one gait cycle.

まず背景差分により撮影画像から対象人物のシルエット領域を抽出し、画像内における対象人物の床面上における位置を以下の手順で推定する.まずシルエット領域に対して主成分分析を適用し、次に第一主成分とシルエットの凸包との交点2つを求め、図3に示すように第一主成分の軸上で下側に存在する交点を対象人物の位置とする.

次に,2次元画像上で推定された対象人物の位置を3次元空 間へ逆投影し,床面との交点を求めることで,3次元空間にお ける対象人物の位置 ${}^wT_{P_n}(0 \le n < N, N$ は一歩行周期内の フレーム数) を推定する.ここで, $^wT_{P_n}$ は対象座標系 Σ^{P_n} か ら世界座標系 Σ^w に対する並進ベクトルである. 直進または曲 線軌道上を歩行する対象人物の歩行方向は,以下の処理により 推定される.まず,対象人物が直進する場合,3次元空間にお いて推定された一歩行周期分の対象人物の位置に対して最小二 乗法により直線を当てはめ,歩行方向を推定する.対象人物が 曲線軌道上を歩行する場合には,一歩行周期分の位置に対して 最小二乗法により2次元多項式を当てはめ,歩行方向を推定す る.ただし,後述する実験では簡単のために,対象人物の歩行 軌道の種類は既知とする.なお,対象人物が直進しているか曲 線軌道上を歩行しているかを推定する方法として,一歩行周期 分の対象人物の位置に対して直線を当てはめた際に,推定され た直線と対象人物の位置との距離が大きくなる場合,対象人物 は曲線軌道上を歩行していると推定する方法が考えられる.次 に,各フレームにおける歩行方向は,当てはめた関数の微分に 基づき推定する.

推定された 3 次元空間における対象人物の歩行方向から,回転行列 $^wR_{P_n}$ を求める.最後に,対象人物の位置座標系 Σ^{P_n} からカメラ座標系 Σ^c に対する回転行列 $^cR_{P_n}$,および並進ベクトル $^cT_{P_n}$ を, $^cR_{P_n}=^cR_w$ $^wR_{P_n}$ と $^cT_{P_n}=^cR_w$ $^wT_{P_n}-^wT_c$ により求める.ここで, cR_w と wT_c はカメラの外部パラメータである.

2.2.2 3次元モデルから仮想視点画像の合成

次に,前節で推定された座標変換行列を用いて,3次元モデルから仮想視点画像を合成する処理について述べる.図4に4次元歩容データベースの3次元モデルの一例として,ある人



因 3 对象人物必应重必能定

Fig. 3 Detection of target position.

物の一歩行周期分の3次元モデルとその内の一つを示す.ここ で,4次元歩容データベースは直進する複数の歩行者の時系列 3次元モデルから構成されている.仮想視点画像を合成するた めにまず,データベース中の歩行者の一歩行周期内における各 3次元モデルにおいて、3次元モデルから重心位置を求め、そ の床面への投影点を対象人物の位置 ${}^wT_{P_m}(0 \le m < M, M)$ は 一歩行周期分のモデルの数) として推定する.次に,推定され た一歩行周期分の対象人物の位置に対して最小二乗法により直 線を当てはめ,各位置における回転行列 $^wR_{P_m}$ を求める.最 後に,仮想視点における仮想カメラの外部パラメータを $^wR_{P_m}$ と $^wT_{P_m}$,及び前節で対象人物の歩行画像列から推定された ${}^cR_{P_n}$ と ${}^cT_{P_n}$ に基づき求め,図5に示すように3次元モデル $Model_m$ から仮想視点画像を合成する.ここで,一歩行周期の 最初のフレームにおける対象人物の歩行の位相は,データベー ス中の人物の一歩行周期の最初のモデルの位相と一致するとす る.しかし,一歩行周期中における対象人物のフレーム数は, データベース中の人物のフレーム数と異なる場合があるため, 対象人物のフレーム番号に対応するデータベース中のモデル番 号を, $m=rac{n}{N} imes M$ により推定する.



X

(a) Exmaples of 3D models

(b) One of (a)

図 4 3 次元モデルの例 Fig. 4 Examples of 3D models.

2.2.3 歩行特徴の抽出と個人識別

歩行特徴を抽出するために,まずシルエット領域の高さがある一定の高さ(実験では $128[\mathrm{pixel}]$)になるように,アスペクト比を保ったままシルエット領域の大きさを変更する.次に,一歩行周期分のシルエット画像列から,2 次元平均画像 $I^{average}$ を $I^{average}(x,y)=\frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}I(x,y,n)$ により合成する.図 6 は平均画像の一例を示す.

次に,歩行特徴としてアフィンモーメント不変量を平均画像から抽出する[5].アフィンモーメント不変量はモーメントベースの記述子であり,一般的なアフィン変換に対して不変である.

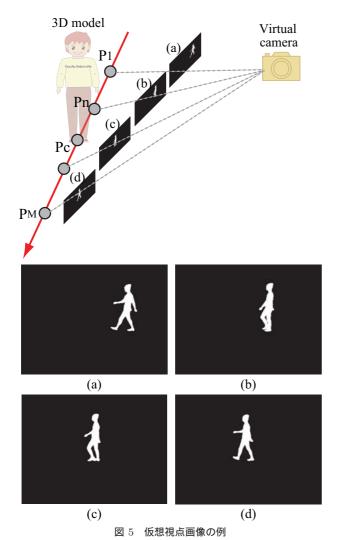


Fig. 5 Examples of synthesized virtual images.

二次元平面上における (p+q) 次の重心回りのモーメントは次の式で表される .

$$\mu_{pq} = \sum \sum_{(x,y)\in O} (x - x_g)^p (y - y_g)^q I(x,y)$$
 (1)

ここで , x_g , y_g は重心座標を表している . 以下に本論文で用いる 40 個の 2 次元アフィンモーメント不变量 $\textbf{\textit{I}}=\{I_1,I_2,\ldots,I_{40}\}$ のうちの 2 つを示す [8] [9] .

$$I_{1} = \frac{1}{\mu_{00}^{4}} (\mu_{20}\mu_{02} - \mu_{11}^{2})$$

$$I_{2} = \frac{1}{\mu_{00}^{10}} (\mu_{30}^{2}\mu_{03}^{2} - 6\mu_{30}\mu_{21}\mu_{12}\mu_{03} + 4\mu_{30}\mu_{12}^{3} + 4\mu_{03}\mu_{21}^{3} - 3\mu_{21}^{2}\mu_{12}^{2})$$
(2)

また本手法では図6に示すように,局所領域からの特徴を抽出するために,平均画像をK個の複数の領域に分割して,各領域からの歩行特徴を抽出する,

2.2.4 個人識別

提案手法では、nearest neighbor 法を識別器として用いて個人識別を行う.具体的には、まず対象人物の歩行画像列から一歩行周期中の各フレームにおける観測角を推定して、次に4次元歩容データベース中の全ての歩行者の3次元モデルから仮想視点画像を合成する、次にデータベース中の歩行者毎に、合成

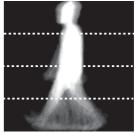


図 6 平均画像の例 (K=4)

Fig. 6 An example of average images (K=4).

された仮想視点画像列からアフィンモーメント不変量に基づき 歩行特徴を抽出し,学習データを構築する.最後に個人識別時 には,対象人物の歩行画像列から抽出された歩行特徴を用いて, 識別機により個人識別を行う.

3. 実 験

本章では、4次元歩容データベースを用いた個人識別実験について述べる。このデータベースは21名を対象とした、それぞれ4つのシーケンスの3次元モデル列から構成されている。ここで、3次元モデルは図7に示すように16台のカメラを用いたスタジオにおいて、視体積交差法により復元された。本手法では、学習データとして全ての人物の一歩行周期分の3次元モデルを用い、テストデータとして16台中のあるカメラによる撮影画像を用いた。

テストデータは次の 2 つの場合,対象人物が直進する場合と曲線軌道上を歩行する場合の画像を用いた.まず対象人物が直進する場合のテストデータとして,図 7 におけるカメラ A, B による撮影画像をそれぞれ用いている.ここで,これらのカメラは 4 次元歩容データベースの構築時に用いたカメラである.また,対象人物は図 7 の点線(1)に示すように直進しており,カメラ A, B からは,それぞれ対象人物の側面からの歩行画像と正面からの歩行画像が撮影されている.また,カメラの高さはそれぞれ約 1.2 [m] であり,カメラからスタジオ中心までの距離は約 3.5 [m] である.さらに,テストデータは 21 名を対象とした,それぞれ 4 つの歩行画像列からなるが,テストデータとして用いる対象人物のシーケンスと同一のシーケンスにおけるデータベース中の 3 次元モデルは,学習データから除外した.

次に対象人物が曲線軌道上を歩行する場合のテストデータでは,対象人物は図 7 上の点線 (2) で示される曲線軌道上を歩行しており,また撮影用のカメラとしてカメラ B を用いた.ここで,曲線軌道は半径約 1.5~m の円周上であり,テストデータは 21 名を対象とした,それぞれ 1 つの歩行画像列からなる.

3.1 直進する対象人物の個人識別

最初の実験では,直進する対象人物の撮影画像に対して提案手法を適用し,個人識別を行った.図 8(a) はカメラ A から撮影された画像を示している.また,図 8(a1) と図 8(a2) はそれぞれ一歩行周期の最初のフレームと最後のフレームを示しており,図 8(b) はそれらに対応するフレームの仮想視点画像の一例を示す.ただし,図 8(b) では提案手法による仮想視点画像の合成結果の定性的な評価を目的として,図 8(a) のシーケン

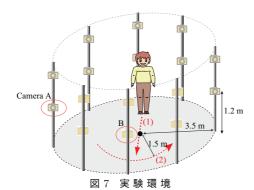


Fig. 7 Experimental setting.

スと同じシーケンスで復元された 3 次元モデルを用いて,仮想視点画像を合成した.これらの仮想視点画像の合成結果から,例えば図 $8(\mathrm{b1})$ では腕が体から離れており,これは実際の画像とほぼ同じであることがわかる.

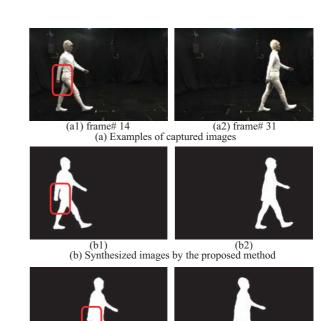
提案手法の有効性を示すために,一歩行周期中の中心位置の 観測角により仮想視点画像を合成する従来手法 [6] を,同じ撮 影画像に対して適用した.図 8(c) に仮想視点画像の合成結果 を示す.これから,図 8(c1) では対象人物の腕が体と重なって いることがわかる.この結果より,実際の撮影画像により近い 仮想視点画像が,提案手法により合成できていることがわかる.

次に,図 9(a), (b), 及び (c) に,カメラ B による撮影画像,提案手法により合成された仮想視点画像,及び従来手法 [6] により合成された仮想視点画像を,それぞれ示す.この結果から,従来手法と比較して,提案手法により実際の画像に若干近い画像が合成されていることがわかる.

図 10 に , カメラ A における提案手法 , および従来手法 [6] による識別率を示す . ここで , 平均画像は 1 , 2 , 4 個の領域 (K=1,2,4) に分割されており , それぞれの領域から抽出されたアフィンモーメント不変量を組み合わせて歩行特徴とした . 最も高い識別率は , 提案手法では 85.7% であり , 従来手法では 79.8% であった . また , 図 11 に , カメラ B における提案手法 , および従来手法による識別率を示す . 最も高い識別率は , 提案手法では 90.5% であり , 従来手法では 86.9% であった .

3.2 曲線軌道上を歩行する対象人物の個人識別

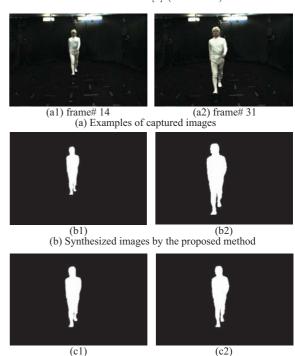
次に,曲線軌道上を歩行する対象人物の個人識別実験を行った.図 12(a)に対象人物の実際の撮影画像の一例を,図 12(b)にそれに対応する仮想視点画像の一例を示す.前節の実験で最も高い識別率を示したアフィンモーメント不変量を用いた場合,提案手法による個人識別率は 71.4% であった.直進する場合と比較して,曲線軌道上を歩行する場合に識別率が低下した理由の一つとして,歩幅の変化が変化げられる,すなわち,本実験では対象人物は小さな円周上を歩行しており,円周上に沿って歩くために,直進歩行と比較して対象人物の歩幅が小さくなったためと考えられる.図 13(a)に対象人物の撮影画像の一例を,図 13(b)にデータベース中の同一人物の画像を,また図 13(c)に図 13(b)の 3次元モデルから合成された仮想視点画像を示す.図 13(a)と図 13(b)は同じ位相における画像であるが,図 13(a)における歩幅は図 13(b)における歩幅と比較して小さい



(c) Synthesized images by the conventional method

図 8 提案手法と従来手法[6] によりそれぞれ合成された仮想視点画像 の比較 (camera A)

Fig. 8 Comparison of virtual images by the proposed method and the conventional method [6] (camera A).



(c) Synthesized images by the conventional method

図 9 提案手法と従来手法[6]によりそれぞれ合成された仮想視点画像 の比較 (camera B)

Fig. 9 Comparison of virtual images by the proposed method and the conventional method [6] (camera B).

ことがわかる.21 名のテストデータのうち,3 名の歩幅がデータベースと比較して大きく変化しており,これら3 名のデータを除いて個人識別実験を行った結果,識別率は83.3% へと向上した.

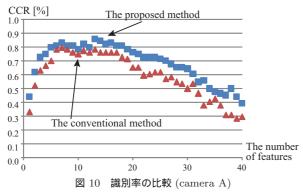


Fig. 10 Correct classification rates (camera A).

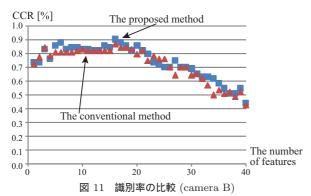
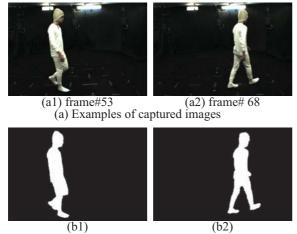


Fig. 11 Correct classification rates (camera B).



(b) Synthesized images by the proposed method

図 12 曲線軌道上を歩行する人物の画像の一例と提案手法により合成 された仮想視点画像

Fig. 12 Examples of actual images of a subject walking on a curved trajectory and synthesized virtual images of the subject by the proposed method.

4. ま と め

本論文では,まず一歩行周期中の各フレームにおける対象人物の観測角を推定し,次に一歩行周期分の3次元モデルから構成される4次元歩容データベースを基に,対象人物と同じ観測角を持つ画像を合成することで,観測角の変化に頑強な個人識別を実現する手法を提案した.対象人物が直進する歩行画像に対して提案手法を適用して,従来手法と比較して高い識別率で個人識別可能であることを確認した.また,対象人物が曲線軌道上を歩行する歩行画像に対して提案手法を適用して個人識別





(a) An example of captured images

(b) An example of images from camera A



(c) Synthesized image by the proposed method

- 図 13 (a) 曲線軌道上を歩行する人物の実際の撮影画像の一例, (b) (a) と同一人物のデータベース中の撮影画像, (c) (a) における 仮想視点画像
- Fig. 13 (a) An example of actual images of a subject walking on a curved trajectory, (b) an example of captured images of the same person walking straight with (a), and (c) synthesized image of (a).

実験を行った結果,直進に歩行する場合と比較して,識別率が低下した.これは曲線軌道上を歩行する際に,歩幅が変わるなど歩き方が変わったためであると考えられる.しかし,一歩行周期内の各フレームにおいて,脚が交差する時など歩き方の影響が小さいと考えられる.そこで今後は,歩き方の影響が小さい位相における画像を用いた,個人識別手法を検討する.

文 南

- M. Nixon, T. Tan, R. Chellappa, "Human Identification Based on Gait," Springer, 2006.
- [2] J. Han, and B. Bhanu, "Individual Recognition Using Gait Energy Image," IEEE Trans. PAMI, vol. 28, no. 2, pp. 316– 322, 2006.
- [3] J. Acquah, M. Nixon, and J. Carter, "Automatic gait recognition by symmetry analysis," Pattern Recognition Letters, 24, pp.2175–2183, 2003.
- [4] K. Sugiura, Y. Makihara, and Y. Yagi, "Gait Identification based on Multi-view Observations using Omnidirectional Camera," Asian Conf. on Computer Vision, vol. 1, pp. 452–461, 2007.
- [5] Y. Iwashita, and R. Kurazume, "Person identification from human walking sequences using affine moment invariants," IEEE Int. Conf. Robotics and Automation, pp. 436–441, 2009.
- [6] Y. Iwashita, R. Baba, K. Ogawara, and R. Kurazume, "Person identification from spatio-temporal 3D gait," Int. Conf. on Emerging Security Technologies, pp. 30–35, 2010.
- [7] N. Akae, Y. Makihara, and Y. Yagi, "The Optimal Camera Arrangement by a Performance Model for Gait Recognition," the 9th IEEE Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition, pp. 292–297, 2011.
- [8] J. Flusser, and T. Suk, "Pattern recognition by affine moment invariants," Pattern Recognition, vol. 26, no. 1, pp. 167–174, 1993.
- [9] J. Flusser, T. Suk, and B. Zitova, "Moments and Moment Invariants in Pattern Recognition," Wiley & Sons Ltd., 2009.