

# 采用不变矩傅氏级数表示的步态识别

袁海军 文玉梅 李平 叶波 何卫华

(重庆大学光电工程学院, 重庆大学光电技术及系统教育部重点实验室, 重庆 400044)

**摘要** 步态作为唯一具备远距离识别能力的生物测量特征已经受到广泛的关注。步态序列包含人行走的静态和动态信息,综合利用这两方面信息是提高识别性能的关键。为了综合利用人行走的静态和动态信息来提高识别能力,提出了一种用步态的不变矩傅氏级数系数的幅值作为识别特征的步态识别方法。因为不变矩描述了人运动的静态信息,其在整个步态周期提取的特征则蕴含了人运动的动态信息,所以将不变矩作为识别特征用于步态识别。该方法首先计算每帧图像的不变矩;然后采用傅里叶级数来拟合整个不变矩系数序列,并用遗传算法搜索傅里叶级数系数;接着将这些系数的幅值表示为用于分类的特征向量;最后再用 $k$ 近邻分类器对特征向量进行分类。通过对CMU步态数据库中的4种步态分别进行的实验结果表明,该方法对单独的矩可取得80%以上的识别率,而对级联的矩识别率则可达到90%以上。另外,该方法对部分遮挡也具有鲁棒性。实验结果和性能分析表明,这种结合静态和动态信息的识别方法是有效的。

**关键词** 步态识别 特征提取 不变矩 遗传算法 kNN分类器

中图法分类号:TP391.41 文献标识码:A 文章编号:1006-8961(2008)12-2329-09

## Gait Recognition Using the Representation of Fourier Series of Moment Invariants

YUAN Hai-jun, WEN Yu-mei, LI Ping, YE Bo, HE Wei-hua

(College of Opto-Electronic Engineering, Chongqing University. The Key Laboratory for Opto-electronic Technology & System of Ministry of Education, Chongqing University, Chongqing 400044)

**Abstract** Gait as a biometric with the unique capability to recognize people at a distance is subject to increasing interest. A gait sequence contains static and dynamic components from the walking way. It is pivotal to integrate them to improve the performance of gait recognition. Initiated from the idea of integration, a moment invariants-based scheme for gait recognition is proposed in the paper, taking the magnitudes of the Fourier series coefficients representing moment invariants of gaits as features for identification. The moment invariants describe the static components during the walk, whereas dynamic components are contained in the coefficients extracted according to the whole gait sequence. So firstly, the moment invariants of each frame are computed. Secondly, the moment invariants of human's silhouettes are represented with Fourier series, the Fourier coefficients of which are obtained using a genetic algorithm. Thirdly, the magnitudes of the coefficients are generated as vectors to classify the subjects, which are identified by the kNN classifier. The recognition results of four kinds of gaits in the CMU gait database show that the proposed scheme has a correct recognition rate of more than 80% using a single moment and beyond 90% using jointed moments. Moreover, the scheme is also robust to partial occlusion. The experimental results and performance analysis indicate that the scheme is effective as it integrates static and dynamic components for identification.

**Keywords** gait-based recognition, feature extraction, moment invariants, genetic algorithm (GA), kNN classifier

## 1 引言

步态作为一种生物测量特征,由于其独有的远距离识别能力而受到广泛关注,而这种能力则是其他生物测量特征所不具备的<sup>[1]</sup>。步态可以在不为人知的情况下秘密获取;由于改变步态会引起行走不便,因此步态难以伪装<sup>[1]</sup>。这种非接触性、难以伪装等优点也是人们关注的重点。当人脸、指纹等生物特征识别效果不佳时,步态却具有较强的识别能力。

目前已有许多文献报道了步态识别的研究方法。其大致可分为基于模型和基于统计的方法两类。其中,基于模型的方法重点关注人的运动信息,其是预先建立模型,然后通过模型和图像序列的匹配获得模型参数,再用这些参数作为步态特征进行分类。文献[2]将人体的下半身看作是一个骨架,先通过建立骨架的运动模型,再用速度霍夫变换(VHT)提取运动参数<sup>[3]</sup>;文献[4]~[6]先建立大腿和小腿的运动模型,再用基于遗传算法的VHT(GAVHT)来提取结构参数和运动参数。而基于统计的方法则重点关注人运动的静态信息,其是先对待研究的对象提出假设,然后用图像序列中目标移动所产生的时空模式的各类统计值,从步态中提取统计参数,因此,该方法的核心是采取适当的方式描述步态的时空变化模式。文献[7]~[9]提出的基于轮廓的解卷绕步态识别方法、文献[10]的时空模板法以及文献[11]的基于时空模板提出的特征空间变换(EST)和规范空间变换(CST)法,以及文献[12]的基于关键帧幅度谱的步态识别方法都是基于统计的识别方法。

上述方法经过实验验证是成功的,但分别存在着一些不足,如正常步态具有近似周期性<sup>[2,4,6,8]</sup>,但由于统计方法大都将整个步态序列每帧单独看待,从而损失了步态周期的整体性;模型方法只关注身体局部,如大腿的运动信息,而缺乏对上半身等重要静态信息的利用。文献[13]指出,对于使用轮廓等统计方法进行识别,身体的静态信息,如头和上半身已足够用于识别,下半身的运动对识别的贡献较小;而对于使用动态信息的模型方法,增加腿部的运动则可以改善识别率。

矩是一种常用的区域描述特征。Hu最早提出不变矩的概念,并用于物体形状的识别<sup>[14]</sup>。不变

矩由于在平移、缩放和旋转操作下的不变性而被广泛应用于模式识别。由于人在行走过程中,头、手臂、大腿、小腿以及臀部的摆动,都会导致人体形状发生变化,而不变矩则具有描述步态图像序列单帧人体形状特征,如质心、对称性的能力,因此,针对步态识别的上述问题,基于步态的近似周期性,结合不变矩的形状描述能力,本文提出了一种新的算法,该算法先采用不变矩描述人身体运动的静态信息,再用傅里叶级数描述步态序列各帧不变矩的变化,并运用遗传算法搜索傅里叶级数系数,最后计算各次谐波的幅度谱值,并以此构成特征向量进行分类识别。

针对步态生物测量特征,本文在如下两方面做出了新的尝试:

- (1)使用含有丰富图像信息的不变矩来描述人身体运动的静态信息;
- (2)利用步态的近似周期性及有机整体性,并使用傅里叶级数来拟合步态序列的不变矩系数,以反映步态序列蕴含的动态信息。

## 2 步态特征提取

### 2.1 轮廓提取

#### 2.1.1 差分及二值化

图像中的人体部分可由当前图像和背景图像进行差分得到,即通过设定一个阈值来对图像进行二值化即可得到人体部分。由于光照和图像数字化等原因,致使当前图像的背景和背景图像并不完全一致,二值化后会留下噪声和空洞。

#### 2.1.2 图像后处理和目标轮廓提取

提取目标时,可先使用形态学膨胀和腐蚀算子进一步滤除噪声和填充小的空洞,然后通过执行连通分量分析来提取呈单连通的运动目标。图1为包含有运动目标的场景、背景以及提取的二值人体轮廓图像。

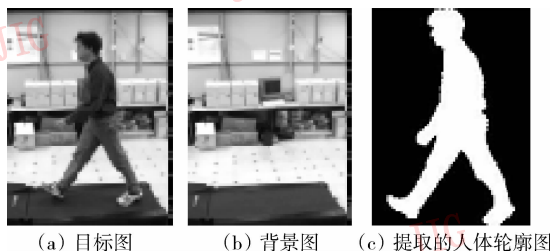


图1 目标、背景和提取的轮廓示例

Fig. 1 Example of silhouette extraction

2.1.3 图像尺寸规整

一般提取的轮廓图像尺寸是变化的,为便于后期识别需要,以人体高度为基准,将轮廓图像尺寸统一映射为  $188 \times 138$  pixels,水平方向同比例变化。

2.2 步态特征信号提取

2.2.1 不变矩计算

矩特征是利用力学中矩的概念,将区域内的像素作为质点,而将像素的坐标作为力臂,并以各阶矩的形式来表示区域形状特征的一种矩描绘算子。

设  $I(x, y)$  是连续图像函数,它的  $p + q$  阶几何矩定义为

$$m_{p,q} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x^p y^q I(x, y) dx dy \quad (1)$$

几何矩可提供图像的丰富信息,是模式识别中常用的特征。由于矩提供了图像的不同表示,图像能从它的所有阶矩中重构,因此每个矩系数传递了一定数量的图像信息<sup>[15]</sup>。

中心矩定义为

$$\mu_{p,q} = \iint I(x, y) (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q dx dy \quad (2)$$

式中,  $\bar{x} = \frac{m_{1,0}}{m_{0,0}}, \bar{y} = \frac{m_{0,1}}{m_{0,0}}$ 。

归一化中心矩定义为

$$\eta_{p,q} = \frac{\mu_{p,q}}{\mu_{0,0}^\gamma}, \gamma = \frac{p + q + 2}{2} \quad (3)$$

这种归一化中心矩是平移和缩放不变的。Hu 定义了 7 种在平移、缩放和旋转操作下不变的矩,这些不变矩是归一化中心矩的组合。式(3)中,取  $p, q = 0, 1, 2, 3$  时,这 7 种不变矩定义如下:

$$p + q = 2$$

$$m_1 = \eta_{2,0} + \eta_{0,2}$$

$$m_2 = (\eta_{2,0} - \eta_{0,2})^2 + 4\eta_{1,1}^2$$

$$p + q = 3$$

$$m_3 = (\eta_{3,0} - 3\eta_{1,2})^2 + (\eta_{0,3} - 3\eta_{2,1})^2$$

$$m_4 = (\eta_{3,0} + \eta_{1,2})^2 + (\eta_{0,3} + \eta_{2,1})^2$$

$$m_5 = (\eta_{3,0} - 3\eta_{1,2})(\eta_{3,0} + \eta_{1,2}) [(\eta_{3,0} + \eta_{1,2})^2 - 3(\eta_{2,1} + \eta_{0,3})^2] + (\eta_{0,3} - 3\eta_{2,1})(\eta_{0,3} + \eta_{2,1}) [(\eta_{0,3} + \eta_{2,1})^2 - 3(\eta_{1,2} + \eta_{3,0})^2]$$

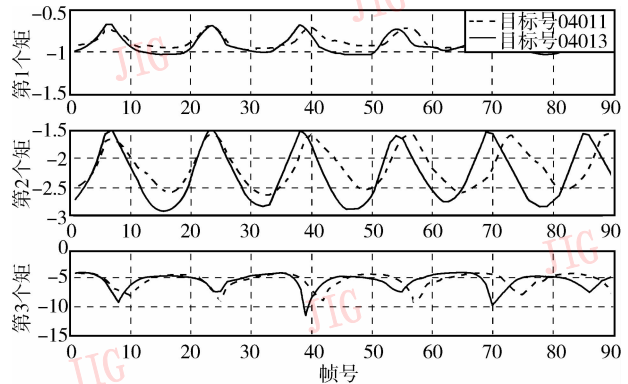
$$m_6 = (\eta_{2,0} - \eta_{0,2}) [(\eta_{3,0} + \eta_{1,2})^2 - (\eta_{2,1} + \eta_{0,3})^2] + 4\eta_{1,1}(\eta_{3,0} + \eta_{1,2})(\eta_{0,3} + \eta_{2,1})$$

$$m_7 = (3\eta_{2,1} - \eta_{0,3})(\eta_{3,0} + \eta_{1,2}) [(\eta_{3,0} + \eta_{1,2})^2 - 3(\eta_{2,1} + \eta_{0,3})^2] + (\eta_{3,0} - 3\eta_{1,2})(\eta_{2,1} + \eta_{0,3}) [(\eta_{0,3} + \eta_{2,1})^2 - 3(\eta_{3,0} + \eta_{1,2})^2]$$

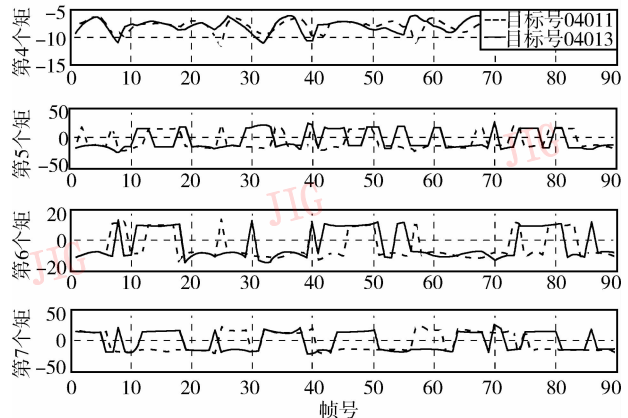
为避免精度降低问题,计算时可用它们的绝对值的对数作为特征。

2.2.2 步态序列的近似周期性

由于步态的近似周期性已得到广泛验证,因此由步态序列计算得到的不变矩系数序列也呈近似周期性。图 2(a) 和图 2(b) 分别为样本 04011 和 04013 在快步走步态(FastWalk)的  $m_1, m_2$  和  $m_3$  等 3 个不变矩系数序列和  $m_4, m_5, m_6$  和  $m_7$  等 4 个不变矩系数序列示意图。从图 2 可见:①由步态序列计算得到的特征量呈现近似周期性;②7 个不变矩系数序列的周期规律性不一样,越靠后周期规律性越差。 $m_1, m_2$  和  $m_3$  等 3 个不变矩系数序列的周期规律性好于  $m_4, m_5, m_6$  和  $m_7$  等 4 个不变矩系数序列。在 3.2.1 节,快步走步态(FastWalk)选用  $m_1, m_2, m_3, m_4$  和  $m_5$  等 5 个不变矩来验证各个矩的识别能力,实验证明,周期规律性好的矩的识别能力好于周期规律性差的矩的识别能力。因此,在本文的其他实验中,选用周期规律性较好的  $m_1, m_2$  和  $m_3$  等 3 个不变矩来进行特征提取和识别能力的评估。



(a)  $m_1, m_2$  和  $m_3$  3 个不变矩系数序列



(b)  $m_4, m_5, m_6$  和  $m_7$  4 个不变矩系数序列

图 2  $m_1, m_2$  和  $m_3$  3 个不变矩系数序列及  $m_4, m_5, m_6$  和  $m_7$  4 个不变矩系数序列

Fig. 2 Moment invariants coefficients series

### 2.2.3 傅里叶级数拟合原理

步态的周期性特征为步态序列不变矩系数的傅里叶级数拟合奠定了基础。可根据下式来拟合步态序列不变矩系数:

$$x(t) = a_0 + \sum_{k=1}^M \left( b_k \cos \frac{2\pi}{T} kt - c_k \sin \frac{2\pi}{T} kt \right) \quad (4)$$

式中,  $x(t)$  是每帧的矩系数, 是实信号,  $t$  为帧序号,  $k$  为谐波次数,  $M$  为最大谐波次数,  $T$  是步态周期。

由前面的分析可知, 由 3 组矩系数可以得到 3 组傅里叶系数。由这些系数, 可以按下式分别计算每组的幅度向量, 即

$$|a_k| = \sqrt{b_k^2 + c_k^2} \quad k = 1, \dots, M \quad (5)$$

再由此构成一个  $M + 1$  维的特征向量  $\{a_0, a_1, \dots, a_M\}$ 。

用傅里叶级数表达矩系数序列, 需先要确定谐波次数。如果谐波次数选得过少, 则不能反映序列的特点; 若选得过大, 则给遗传算法的参数搜索带来过大的计算量, 从而影响实用效果。Angeloni 等人的研究表明, 由于正常步态的最大频率成分不超过  $5\text{Hz}^{[16]}$ , 而正常步态单个周期的持续时间大约为  $1\text{s}$  左右, 即正常步态的基波频率为  $1\text{Hz}$ , 因此, 考虑计算量, 式(4)中取最大谐波次数  $M = 5$ , 加上直流量构成 6 维特征向量。

### 2.2.4 用基本型遗传算法搜索傅里叶系数

遗传算法(GA)是一种借鉴生物界自然选择和自然遗传机制的随机搜索算法。它首先通过生成一个解空间(参数空间)的初始群体来对将群体中所有个体进行编码; 然后按照一定的选择概率挑选出部分个体, 再按照一定的概率通过对挑选出来的个体进行重组和变异来得到下一代个体。这样逐代寻优, 直至得到满意的解。

遗传算法是一种随机定向搜索算法, 其搜索方向由目标函数确定。当用傅里叶级数来拟合矩系数序列时, 若按照最小均方误差准则, 则可以将目标函数构造为

$$f_{\text{object}} = \sum_{t=1}^N \left| \frac{\hat{x}(t)}{x(t)} - 1 \right|^2 \quad (6)$$

式中,  $x(t)$  是每帧的矩系数,  $\hat{x}(t)$  是由式(4)计算的矩系数的估计值,  $t$  为时间,  $N$  为矩系数序列的帧数, 也就是序列的长度。

### 2.2.5 步态周期尺度修正

由图 2 可以看出, 不同实验样本的步态周期是不同的, 且参数未知, 但可以通过遗传算法搜索得

到。表 1 是部分实验样本的周期。

表 1 步态周期统计 (FastWalk 步态)

Tab. 1 Gait period

| 实验样本  | 步态周期 $T$ (帧) |
|-------|--------------|
| 04002 | 29           |
| 04006 | 30           |
| 04011 | 33           |
| 04013 | 31           |
| 04022 | 35           |
| 04037 | 30           |
| 04080 | 32           |

由于步态周期不同, 因此不同实验样本的幅度谱需要统一到相同频率点才能进行分类比较。根据傅里叶变换理论, 可以按下式进行尺度统一:

$$x(at) \leftrightarrow \frac{1}{a} X\left(\frac{j\omega}{a}\right) \quad (7)$$

式中,  $X(j\omega)$  是  $x(t)$  的傅里叶变换,  $a$  是尺度常数。

由统一后的傅里叶系数幅度谱构成的特征向量集如下:

- (1) 对第 1 个矩系数序列进行拟合, 即得到行向量  $X_1$  (维数为  $1 \times 6$ );
- (2) 对第 2 个矩系数序列进行拟合, 即得到行向量  $X_2$  (维数为  $1 \times 6$ );
- (3) 对第 3 个矩系数序列进行拟合, 即得到行向量  $X_3$  (维数为  $1 \times 6$ );
- (4) 将  $X_1$ 、 $X_2$  和  $X_3$  顺序级联, 合并后即构成行向量  $X_3$  (维数为  $1 \times 18$ )。

## 3 分类与实验

### 3.1 步态数据库

本文算法在 CMU (Carnegie Mellon University) 步态数据库上进行了验证。CMU 库是多步态、多视角数据库, 共 25 个人, 4 种步态, 6 个方向。4 种步态包括快步走 (fast)、慢步走 (slow)、倾斜走 (incline) 及抱球走 (ball)。本文随机选取了 9 个人 (其中 fast 步态 24 人), 通过只计算摄像机与人行走方向垂直的步态, 首先构成封闭的测试子集, 以初步验证算法的有效性。在后续的工作中, 一方面要扩充到 CMU 全库, 另一方面要采用室外步态的数据库来进一步验证本文算法的实用性。

### 3.2 算法识别率

本文设计和实现了  $k$ NN 分类器。 $k$ NN 分类器又称为  $k$  近邻密度估计 ( $k$  nearest neighbor ( $k$ NN) density estimate)。当  $k = 1$  时,就是最近邻分类器。本文采用基于欧氏距离度量的神经网络分类器 NN 和 3NN 来识别样本,用以评估第 2 节提出的特征向量的分类能力。

考虑到样本数量较少,本文采用留一法计算识别率。设有  $N$  个样本,将其中一个样本作为测试样本,其余  $N - 1$  个样本作为训练样本,用  $k$ NN 分类器进行分类。这样  $N$  个样本依次作为测试样本进行分类,最后统计  $N$  次分类中错误分类的概率,就可得到正确的分类率 (CCR)。

#### 3.2.1 不变矩识别率比较

表 2 是采用 NN 和 3NN 分类器计算得到的前 5 个不变矩的识别率。从表 2 可看出,不管是 NN,还是 3NN 分类器,第 4 个矩和第 5 个矩的识别率明显低于前 3 个矩,这个结果与前面的预测是一致的。理论上说,如果由步态图像序列计算得到的归一化中心矩  $\eta_{2,0}$ 、 $\eta_{0,2}$ 、 $\eta_{1,1}$ 、 $\eta_{3,0}$ 、 $\eta_{0,3}$ 、 $\eta_{1,2}$  和  $\eta_{2,1}$  不含噪声,则这些中心矩组合得到的 7 个不变矩应该具有相同的周期规律性,但实际情况并非如此,其原因可能是:由于成像过程中的各种干扰,如成像误差、微小变形、摄像机非线性,以及图像二值化过程中的分割误差等,这些因素都会导致归一化中心矩系数序列含噪声,再由这些中心矩经过加减、平方等运算组合得到 7 个不变矩也会含有不同程度的噪声。一般情况下,加运算有平滑信号、消除噪声的作用,而减运算则能放大信号中的噪声,因此,7 个不变矩系数序列含有噪声的程度是不一样的,它们的周期规律性也不一样,有的周期规律性较好,有的则较差。正是由于不变矩系数序列周期规律性不一样,因而导致各不变矩的识别能力有差异。从实验结果还可以看到,  $m_4$  和  $m_5$  的识别能力远低于前 3 个矩。而且,由于  $m_6$  和  $m_7$  不变矩系数序列的周期规律性更差,因此  $m_6$  和  $m_7$  的识别能力会更低。这样,  $m_1$ 、 $m_2$ 、 $m_3$  和  $m_3$ 、 $m_4$ 、 $m_5$ 、 $m_6$ 、 $m_7$  级联时,级联特征向量的识别能力不但不会提高,反而会降低。因此,出于对不变矩系数序列周期规律性及计算量考虑,本文后面实验中,对于不同步态识别率的比较和算法性能的评估都只对  $m_1$ 、 $m_2$  和  $m_3$  3 个不变矩进行。

表 2 不同分类器不变矩识别率比较 (FastWalk 步态)

Tab.2 Recognition rates of the top fifth moment invariants on cmu database

| 分类器 | 不同不变矩识别率 (%) |      |      |      |      |
|-----|--------------|------|------|------|------|
|     | 矩 1          | 矩 2  | 矩 3  | 矩 4  | 矩 5  |
| NN  | 92.5         | 93.8 | 94.5 | 79.4 | 67.6 |
| 3NN | 93.8         | 95.2 | 95.9 | 82.3 | 70.6 |

#### 3.2.2 不同步态类型识别率比较

本文对 CMU 步态数据库中的 4 种步态类型分别进行了训练和测试。表 3 和表 4 分别是采用 NN 和 3NN 分类器计算得到的识别率。

表 3 算法不同步态识别率统计 (NN)

Tab.3 Recognition rates of the method on cmu database

| 训练步态 vs 测试步态       | 不同不变矩识别率 (%) |      |      |      |
|--------------------|--------------|------|------|------|
|                    | 矩 1          | 矩 2  | 矩 3  | 级联   |
| fast vs fast       | 92.5         | 93.8 | 94.5 | 97.3 |
| slow vs slow       | 77.8         | 85.2 | 96.3 | 96.3 |
| ball vs ball       | 83.3         | 91.7 | 91.7 | 91.7 |
| incline vs incline | 75.0         | 91.7 | 83.3 | 91.7 |

表 4 本文算法不同步态识别率统计 (3NN)

Tab.4 Recognition rates of the method on cmu database

| 训练步态 vs 测试步态       | 不同不变矩识别率 (%) |      |      |      |
|--------------------|--------------|------|------|------|
|                    | 矩 1          | 矩 2  | 矩 3  | 级联   |
| fast vs fast       | 93.8         | 95.2 | 95.9 | 98.6 |
| slow vs slow       | 81.5         | 88.9 | 96.3 | 96.3 |
| ball vs ball       | 83.3         | 95.8 | 91.7 | 95.8 |
| incline vs incline | 83.3         | 91.7 | 83.3 | 91.7 |

从表 3 和表 4 可以得到如下结论:①在正常步态,即在 fast 和 slow 步态下,不变矩的识别率从第 1 个矩到第 3 个矩由低到高,而在非正常步态,即携带物体的 ball 步态和倾斜步态 incline 下,第 2 个矩的识别率高于第 3 个矩的识别率,这可能是因为在不同的矩从不同的角度描述了人体形状的缘故,由此可见,第 2 个矩较第 3 个矩更适合于描述 ball 和 incline 步态;②与正常步态相比较,非正常步态的识别率都略低,这可能是因为在正常步态下,人走路的姿势容易保持,而在非正常步态,如 ball 步态,由于手持物体可能有时略高,有时略低,因而易造成识别误差,又如 incline 步态,因为道路的倾斜,使人的腿部运动会发生形变;③采用特征向量级联的融合方

式得到的分类结果高于单独矩的识别结果,级联这种简单的数据融合方式,其原理与举手表决相同,这在一定程度上避免了单一矩由于特征数据误差而带来的误判;④有的矩用 3NN 较 NN 分类器的识别率并未提高,这是因为样本数量有限的缘故,3 近邻估算结果和近邻估算结果的错误率相同。

### 3.2.3 算法对遮挡的鲁棒性验证

目前步态识别方法完全集中于静止背景中单人运动这一较为理想的研究假设,可是在现实环境中会频繁出现因运动而导致的自身相互遮挡、人和障碍物相互遮挡以及人体相互遮挡的现象<sup>[17]</sup>,这都会造成识别困难。由此可见,遮挡是步态识别的一个基本问题,也是步态识别应用于实际的一个难题。本文提出从整个步态图像序列提取特征的思路,这在一定程度上为解决遮挡问题提供了一个方法。

用遗传算法搜索傅里叶级数系数,其原理是将原数据空间(矩系数)映射到参数空间(傅里叶系数),由于函数变量(矩系数)的共同表决作用,一定会在参数空间的某个点形成峰值,因此这个点就是要寻找的参数点。表决过程中,由于会造成原数据空间某个或某几个函数变量缺失,但这不会影响到参数空间参数的求取,因此,如果人在行走时被障碍物遮挡,则计算时可以将被遮挡的一帧或几帧略去,以解决遮挡问题。需要说明的是,由于遮挡问题相当复杂,本文算法只能解决人自身的遮挡或被障碍物短暂的遮挡,而不能解决长时间的全部或部分遮挡。

CMU 步态数据库是在室内拍摄的,没有上面所述的遮挡问题。本文在假设的基础上进行该实验,取长度为 50 帧的序列,并将 6~10 帧、21~23 帧和 36~40 帧间共 13 帧去掉,然后用遗传算法搜索得到傅里叶系数。图 3 是样本 04072 和样本 04085 在上述假设下得到的拟合曲线和原数据点的比较。从图 3 可见,样本 04085 的拟合曲线较样本 04072 要好一些,但对于有些离群度比较大的点,两者都不能将这些点拟合在曲线上,这是因为拟合函数是周期函数,而拟合公式中,周期  $T$  这一参量又是未知的所致,这个特点决定了被拟合的点序列中必须有重复出现的点,这样才能确定周期  $T$  的值。当由于某种原因而导致一些帧缺失时,重复出现的点就少些,这样必然会影响到周期  $T$  的确定,也会影响到傅里叶系数的计算。当缺失的帧更多时,则会引起参数搜索完全与无遮挡时不一致,最终必然影响识别的准

确度,表 5 所示的结果也说明了这一点。表 5 是对于 FastWalk 步态,在上述假设下的步态识别率与无遮挡时的识别率的比较。从表中可以看到,有遮挡较无遮挡的识别率均偏低,特别是 3NN 分类器,识别率下降更多一些,尽管如此,有遮挡时的识别率还是可接受的,可见本文算法对遮挡有一定的鲁棒性。

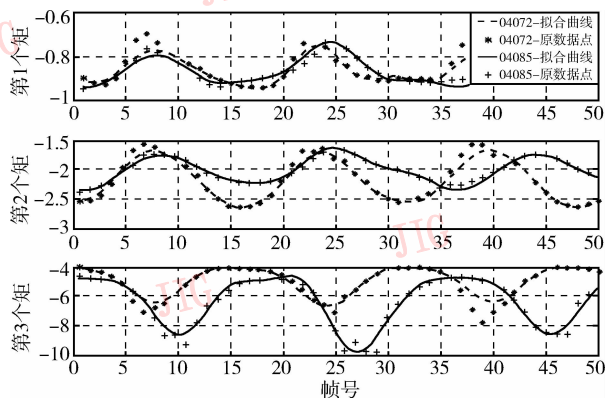


图 3 拟合曲线

Fig. 3 Fitting curve

表 5 遮挡与无遮挡的识别率比较

Tab. 5 Recognition rates of the method on cmu database

| 分类器 | 遮挡 | 不同不变矩识别率(%) |      |      |      |
|-----|----|-------------|------|------|------|
|     |    | 矩 1         | 矩 2  | 矩 3  | 级联   |
| NN  | 无  | 92.5        | 93.8 | 94.5 | 97.3 |
|     | 有  | 81.5        | 85.2 | 88.9 | 88.9 |
| 3NN | 无  | 93.8        | 95.2 | 95.9 | 98.6 |
|     | 有  | 81.5        | 86.2 | 88.9 | 88.9 |

## 3.3 算法性能评估

### 3.3.1 累计匹配概率度量

累计匹配概率 CMS(cumulative match score)性能评估指标首先在进行 FERET 人脸识别算法的评估中提出<sup>[18]</sup>。该指标是取实际类别的最前  $k$  个匹配值的累积概率  $p(k)$  来定义 CMS 度量。图 4 中的横轴表示阶次  $k$ ,垂直轴是正确匹配的累计百分比。

根据文献[18]提出的计算 CMS 的 3 个原则之一,要求训练样本库中每类只有一个样本,本文选择每类训练样本的类中心作为该类的代表,因为类中心较其他样本更具有代表性。训练时,首先确定一个训练样本库,样本库中每类只有一个样本(类中心);然后确定一个测试样本库,库中每类可以有多个样本。对于测试样本库,可先计算每个测试样本和训练样本库中所有样本间的相似度,并按相似程

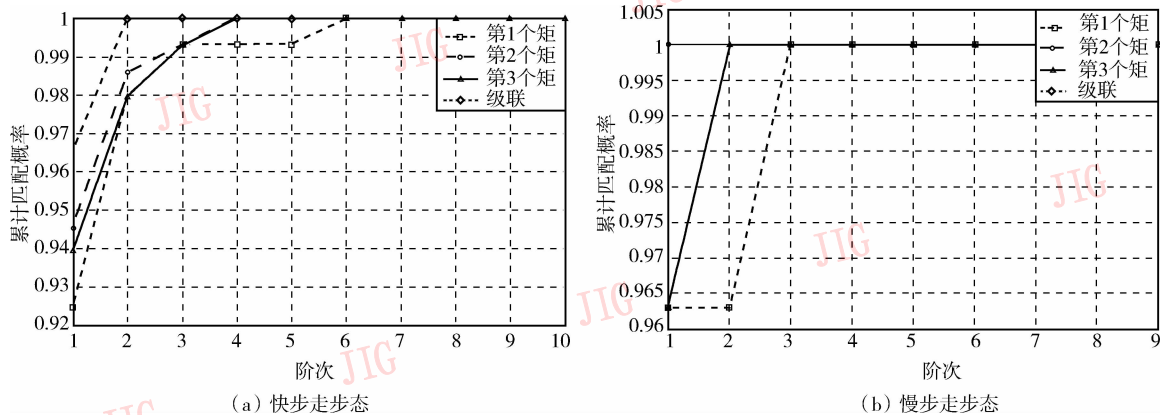


图 4 CMS 曲线

Fig. 4 Identification performance for three moments and fixed moments

度由大到小排序;然后搜索测试样本的类别和训练样本的类别一致的位置,并在该位置加 1。计算完所有训练样本,即得到一组匹配值,同时通过将每个位置的值得替换为前面所有位置的值和当前位置的值的累加来得到累积匹配值,再将所有值除以总的测试样本数,即得到累积匹配概率。

图 4(a)和图 4(b)分别是在 FastWalk 步态和 SlowWalk 步态下 3 个矩及级联特征向量的 CMS 度量图。图 4 中 rank = 1 时的累积匹配概率值与表 3 或表 4 的识别率大小并不严格对应,这是因为计算 CMS 时,训练样本取的是类中心,而计算识别率时训练样本取的是单个样本。从图中也可看到,识别率高的矩,其 CMS 收敛性能也相应好,特别是级联后迅速收敛。通过比较图 4(a)和图 4(b)可见,虽

然 SlowWalk 步态的识别率没有 FastWalk 步态的识别率高,但 CMS 性能反而好,这可能是由于 SlowWalk 步态训练样本的类中心比 FastWalk 步态的类中心更具有代表性的缘故。

### 3.3.2 ROC 度量

本文采用文献 [19] 提出的 ROC (receiver operating characteristic) 度量算法中的验证性能指标。该验证性能指标由错误拒绝率 (false rejection rate, FRR) 与错误接受率 (false alarm rate, FAR) 的关系曲线来表征(如图 5 所示)。FRR 和 FAR 的等错误率点 (equal error rate, EER) 代表了平均错误率最小的点,是衡量算法验证性能的重要指标。图 5 中, EER 直线和 ROC 曲线的交叉点即为等错误率点,理论上说,该值越小越好。

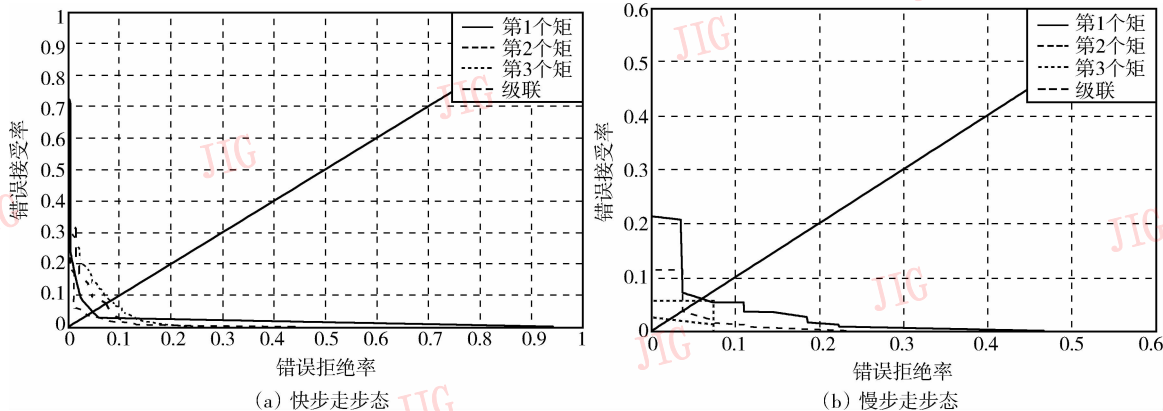


图 5 ROC 曲线

Fig. 5 Verification performance for three moments and fixed moments

ROC 性能度量方法对训练样本库的要求和 CMS 性能度量方法是一样的,即每类只有一个训练样本,本文取类中心作为训练样本。两者的区别在

于,ROC 是以测试样本为“中心”作为度量对象,而 CMS 则是以训练样本为“中心”。

图 5(a)和图 5(b)分别是在 FastWalk 步态和

SlowWalk 步态下 3 个矩及级联特征向量的 ROC 度量图。FastWalk 步态的验证性能由好到差依次为第 2 个矩、第 1 个矩、级联、第 3 个矩,其等错误概率依次约为 4%,6%,8%,9%;SlowWalk 步态的验证性能由好到差依次为级联、第 2 个矩、第 3 个矩、第 1 个矩,其等错误概率依次约为 3%,5%,6%,8%。该验证性能度量指标表明,SlowWalk 步态的验证性能较 FastWalk 步态的验证性能好。

### 3.4 算法定性比较

本文算法是针对目前大多数步态识别方法将步态的静态信息孤立利用,没有有效提取步态的动态信息而提出的,也就是为了综合利用步态的静态和动态信息。在这一点上,文献[20]算法与本文算法类似,但在静态信息的组织方法上则有明显的不同。

文献[20]算法用速度矩(velocity moments, VMs)来刻画图像序列的属性。速度矩的计算公式如下:

$$m_{p,q,\mu,\gamma}^{\text{velocity}} = \sum_{i=2}^{l_{\text{images}}} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N V \cdot C \cdot P_{i,x,y} \quad (8)$$

式中, $C$  源于中心矩,即

$$C = (x - \bar{x}_i)^p (y - \bar{y}_i)^q \quad (9)$$

$V$  为引入的速度属性,即

$$V = (\bar{x}_i - \bar{x}_{i-1})^\mu (\bar{y}_i - \bar{y}_{i-1})^\gamma \quad (10)$$

$l_{\text{images}}$  指图像序列的长度, $m_{p,q,\mu,\gamma}^{\text{velocity}}$  即速度矩, $M$  和  $N$  分别指每帧图像的行和列数, $i$  指第  $i$  帧, $x$  和  $y$  分别指像素点的横纵坐标, $p_{i,x,y}$  指第  $i$  帧点  $(x,y)$  的灰度值, $\bar{x}_i$  和  $\bar{y}_i$  分别指第  $i$  帧的质心坐标, $p,q,\mu,\gamma$  指速度矩的阶数。

从式(8)可见:①速度可由序列中相邻两帧质心的位置差来刻画;② $V$  与具体的坐标  $(x,y)$  无关,因此可将式(8)改为如下形式:

$$\begin{aligned} m_{p,q,\mu,\gamma}^{\text{velocity}} &= \sum_{i=2}^{l_{\text{images}}} V \cdot \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N C \cdot P_{i,x,y} \\ &= \sum_{i=2}^{l_{\text{images}}} V \cdot \mu_{p,q} \end{aligned} \quad (11)$$

式(11)中, $\mu_{p,q}$  为中心矩。更改后式子的物理意义很明显,即图像序列速度矩为中心矩的加权和,加权系数即为相邻两帧的速度;③速度矩是用于刻画整个序列的,取定  $p,q,\mu,\gamma$  即可得到一个  $m_{p,q,\mu,\gamma}^{\text{velocity}}$ 。文献[20]用向量  $[vm_{2,2,0,0}, vm_{0,2,0,0}, vm_{4,1,0,0}]$  作为步态图像序列的特征向量  $vm$  代表速度矩。

从对文献[20]算法进行的简单分析可以看出,

与本文算法的区别在于:①不变矩是平移、缩放和旋转不变的,而中心矩只是平移不变。在实验室获取步态图像的摄像机是固定不动的,但在室外,摄像机可能是固定的,也可能是移动的,由于人和摄像机之间的相对运动,致使人体目标在图像中的位置、尺寸和方向都可能发生变化,不变矩对于这些变化具有不变性,而中心矩只是平移不变;②本文算法与文献[20]方法的根本不同是对图像序列所有帧的静态信息的组织方法。本文算法是通过采用傅里叶级数通过拟合不变矩系数序列来获取步态序列的动态信息。从文章分析可知,这种方法在一定程度上适合于行走中目标被遮挡的情况。文献[20]算法是采用对中心矩进行加权求和的方式来组织静态信息,因此这种算法不能解决遮挡问题。

## 4 结论

人的运动既包含静态信息,如头部和上半身信息,也包含动态信息,如腿部的运动信息。而充分利用静态和动态的信息则是提高识别性能的关键。不变矩是一种常用而有效的区域描述特征,其虽含有丰富的图像信息,但这种信息本质上是静态的。本文先利用不变矩来描述人行走过程中身体姿态的瞬间形状,再综合利用整个图像序列的不变矩信息,同时使用类似于速度霍夫变换(VHT)的特征提取方法来提取特征;然后用傅里叶级数拟合不变矩系数,再用遗传算法搜索傅里叶级数的系数;最后基于整个步态周期提取出人运动的动态信息。在 CMU 数据库上进行的大量实验验证和分析表明,这种结合静态和动态信息的特征提取方法是有效的。

为提高算法的鲁棒性和实时性,还需要进一步改进算法,例如提高遗传算法的收敛精度和速度,这对促进算法的实用性是非常必要的,同时还需要在更大规模的数据库上检验算法的效能。

**致谢** 本文实验涉及的步态数据资料来源于 Carnegie Mellon 大学 CMU 步态数据库,于此表示感谢。

### 参考文献 (References)

- 1 Nixon M S, Carter J N, Nash J M, et al. Automatic gait recognition [A]. In: Proceedings of IEEE Conference on Colloquium: Motion Analysis and Tracking[C], London, UK, 1999, 3:1~6.

- 2 Nash Jason M, Carter Jhon N, Nixon Mark S. Extraction of moving articulated-objects by evidence-gathering [A]. In: Proceedings of the Ninth British Machine Vision Conference [C], Southampton, UK, 1998, **2**:609 ~ 618.
- 3 Nash Jason M, Carter Jhon N, Nixon Mark S. Dynamic feature extraction via the velocity hough transform [J]. Pattern Recognition Letters, 1997, **18**(10): 1035 ~ 1047.
- 4 Cunado David, Nash Jason M, Nixon Mark S, *et al.* Gait Extraction and Description by Evidence-Gathering [A]. In: Proceedings of the Second International Conference on Audio-and Video-Based Biometric Person Authentication [C], Washington, DC, USA, 1999:43 ~ 48.
- 5 Nash Jason M, Carter Jhon N, Nixon Mark S. Using gait as a biometric, via phase-weighted magnitude spectra [A]. In: Proceedings of 1st International Conference on Audio-and Video-Based Biometric Person Authentication [C], Crans Montana, Switzerland, 1997:95 ~ 102.
- 6 Nash Jason M, Nixon Mark S, Carter Jhon N. Automatic extraction and description of human gait models for recognition Purposes [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2003, **90** (1):1 ~ 41.
- 7 Wang Liang, Tan Tie-niu, Hu Wei-ming, *et al* Automatic gait recognition based on statistical shape analysis [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2003, **12**(9):1120 ~ 1131.
- 8 Wang Liang, Tan Tie-niu, Ning Hua-zhong, *et al.* Silhouette analysis-based gait recognition for human recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, **25**(12):1505 ~ 1518.
- 9 Wang Liang, Hu Wei-ming, Tan Tie-niu. A new attempt to gait-based human identification [A]. In: Proceedings of the 16th International Conference on Pattern Recognition [C], Quebec, Canada, 2002, **1**: 115 ~ 118.
- 10 Niyogi Sourabh A, Adelson Edward H. Analyzing and recognizing walking figures in XYT [A]. In: Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C], Seattle, WA, USA, 1994:469 ~ 474.
- 11 Huang Ping S, Harris Chris J, Nixon Mark S. A statistical approach for recognizing humans by gait using spatial-temporal templates [A]. In: Proceedings of International Conference on Systems, Man, and Cybernetics [C], San Diego, CA, USA, 1998: 4556 ~ 4561.
- 12 Zhao Guo-ying, Chen Rui, Liu Guo-yi, *et al.* Amplitude spectrum-based gait recognition [A]. In: Proceedings of the sixth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition [C], Seoul, Korea, 2004: 23 ~ 28.
- 13 Veres G V, Gordon L, Carter J N, *et al.* What image information is important in silhouette-based gait recognition [A]. In: Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C], Washington, DC, USA, 2004: 776 ~ 782.
- 14 Hu Ming-kuei. Visual pattern recognition by moment invariants [J]. IRE Transactions on Information Techonogy, 1962, **8**:179 ~ 187.
- 15 Papoulis A. Probability, Random Variables, and Stochastic Processes [M]. 3rd ed., New York, USA: McGraw-Hill, 1991, 115.
- 16 Angeloni C, Riley P O, Krebs D E. Frequency content of whole body gait kinematic data [J]. IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering. 1994, **2** (1): 40 ~ 46.
- 17 Ye Bo, Wen Yu-mei. Survey of gait-based human identity recognition techniques [J]. Computer Applications, 2005, **25**(11): 2577 ~ 2580, 2584. [叶波,文玉梅. 基于人身份识别的步态识别技术综述 [J]. 计算机应用, 2005, **25**(11):2577 ~ 2580, 2584.]
- 18 Phillips P Jonathon, Moon Hyeonjoon, Rizvi Syed A, *et al.* The FERET evaluation methodology for face-recognition algorithms [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, **22**(10):1090 ~ 1104.
- 19 Rizvi Syed A, Phillips P Jonathon, Moon Hyeonjoon. The FERET verification testing protocol for face recognition algorithms [EB/OL]. <http://www.nist.gov/itl/div894/894.03/pubs.htm/#face>. 1998.
- 20 Shutler Jamie D, Nixon Mark S, Harris Chris J. Statistical gait description via temporal moments [A]. In: Proceedings of 4<sup>th</sup> IEEE Southwest Symposium on Image Analysis and Interpretation [C], Austin, Texas, USA, 2000:291 ~ 295.