

一种基于静态和动态特征的步态识别新方法

刘志勇^{1,2,3} 冯国灿^{1,2} 邹小林^{1,2,4}

(中山大学数学与计算科学学院 广州 510275)¹ (广东省计算科学重点实验室 广州 510275)²
(深圳职业技术学院工业中心 深圳 518055)³ (肇庆学院数学与信息科学学院 肇庆 526061)⁴

摘要 最近,利用步态对个人身份进行识别受到越来越多生物识别技术研究者的重视。步态能量图(Gait Energy Image, GEI)是一种有效的步态表征方法。把步态能量图分解为身体相关能量图(Body-Related GEI, BGEI)、步态相关能量图(Gait-Related GEI, GGEI)、身体步态相关能量图(Body-Gait-Related GEI, BGGEI) 3 部分,利用傅立叶描绘子对身体相关能量图(BGEI)、身体步态相关能量图(BGGEI)进行描述,利用 Gabor 小波提取步态相关能量图(GGEI)的幅值特征,分别研究了它们的识别能力,并在 Rank 层和 Score 层融合步态相关能量图(GGEI)、身体步态相关能量图(BGGEI)这两部分信息用于步态识别。该算法在 CASIA 数据库上进行的试验取得了较高的正确识别率。

关键词 步态能量图,静态特征,动态特征,融合,步态识别

中图分类号 TP391.3 **文献标识码** A

New Gait Recognition Method Based on Static and Dynamic Features

LIU Zhi-yong^{1,2,3} FENG Guo-can^{1,2} ZOU Xiao-lin^{1,2,4}

(School of Mathematics and Computational Science, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275, China)¹

(Guangdong Province Key Laboratory of Computational Science, Guangzhou 510275, China)²

(Industry Center, Shenzhen Polytechnic, Shenzhen 518055, China)³

(School of Mathematics and Information Science, Zhaoqing University, Zhaoqing 526061, China)⁴

Abstract Recently, gait recognition for individual identification has received much increased attention from biometrics researchers. Gait Energy Image(GEI) is an efficient represent method. We divided GEI into three parts—Body related GEI(BGEI), Gait related GEI(GGEI), Body Gait related GEI(BGGEI). The fourier descriptor was used to describe the BGEI and BGGEI. The Gabor wavelet was used to the GGEI to get the magnitude feature, research their recognition ability respectively, fusion the two parts of Gait-Related GEI and Body-Gait-Related GEI in rank level and score level to gait recognition. The algorithm was tested in the CASIA datasets and gained high correct recognition rates.

Keywords Gait energy image, Static feature, Dynamic feature, Fusion, Gait recognition

1 介绍

生物识别技术是指基于生理或行为特征的自动识别个体的一种方法。Jain 等^[1]认为基于生物特征的个体识别具有很多优点,在大多数情况下,这些特征是不可能伪造、分享和忘记的。

人类都有一些独特的特征来区别于其他人,步态就是特征中的一个。步态是指一个人走路的方式,是一个复杂的时空生物特征,它可以用于识别。

步态识别相对于其他生物识别技术如指纹、虹膜和人脸有一个主要的优点就是能够实现远距离的识别。Murray 等^[2]在医学研究中显示,人类的步态是独一无二的,每个人的步态都不一样,伪造步态是很难的。而且,Cutting 等^[3]的研究也显示个体的步态特征是非常明显的,我们有时也通过步态来识别朋友。

用于步态识别的步态特征广义上可以分为两类,即静态和动态特征。近来的研究,如 Wang 等^[4]证明利用静态特征可以得到我们所要求的识别率。另一方面,Cutting 等^[5]也指出动态特征在步态识别中具有比静态特征更重要的作用,而且,Stevenage 等^[6]也指出,在个体识别中与步态相关的特征比与身体相关的特征更重要。然而,Lam 等^[7]提出融合静态和动态特征是有用的,融合可以得到更好的步态识别率。

2005 年 Han 等^[8]提出了步态能量图(Gait Energy Image, GEI)用于步态识别。步态能量图是一个步态周期内的平均侧影图像,它是一种有效的步态特征,由于在平均的过程中随机噪声被抑制,因此 GEI 的鲁棒性较强。

步态能量图(GEI)即包含了静态信息也包含了动态信息,如果对步态能量图直接提取特征将不能充分利用其静态和动态信息。所以本文把步态能量图分解为包含静态信息的身体相关能量图(Body-Related GEI, BGEI)、包含动态信息的

到稿日期:2011-07-20 返修日期:2011-10-20 本文受国家自然科学基金项目(60975083,31100958,U0835005)资助。

刘志勇(1975—),男,博士生,讲师,主要研究方向为模式识别、计算机视觉,E-mail: zhiyongliu03@163.com;冯国灿(1962—),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为模式识别、计算机视觉。

步态相关能量图(Gait-Related GEI, GGEI)和包含静态与动态信息的身体步态相关能量图(Body-Gait-Related GEI, BGGEI),分别研究了它们的识别能力,并融合步态相关能量图(Gait-Related GEI, GGEI)、身体步态相关能量图(Body-Gait-Related GEI, BGGEI)两部分信息来进行步态识别。

2 特征提取

步态能量图(GEI)是一个步态周期内的平均侧影图,是一个完整步态周期内时间归一化的累积能量图。每一个像素的亮度值反映的是在一个周期内身体在该像素点出现的频率(即能量)。假设通过预处理得到的二值步态侧影图像在 t 时刻记为 $I_t(x, y)$, 灰度级的步态能量图(GEI)定义如下:

$$G(x, y) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N I_t(x, y)$$

式中, N 为一个周期中帧的数量。图 1 是 3 个不同人的步态能量图(GEI)。

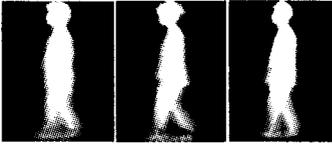


图 1 3 个不同人的步态能量图(GEI)

注意到, GEI 中亮度值最大的部分表示一个步态周期中身体变动较小的部分(例如头部、躯干), 灰度值在最大值和最小值之间的部分表示身体不断移动的部分(例如下肢和手臂)。前面主要包含身体相关的形状信息, 后面主要告诉我们在行走时身体是如何运动的, 前面的静态区域记为 Body-Related GEI(BGGEI), 后面的记为 Gait-Related GEI(GGEI)。而最外面的包络步态能量图(GEI)的外部大轮廓不仅包含了静态(如身体比例、弯腰程度、习惯抬头或低头走路等)的而且包含了一些动态(步幅大小、手臂摆动程度和脚前后抬起的程度等)的信息, 记为 Body-Gait-Related GEI(BGGEI), 如图 2 所示。

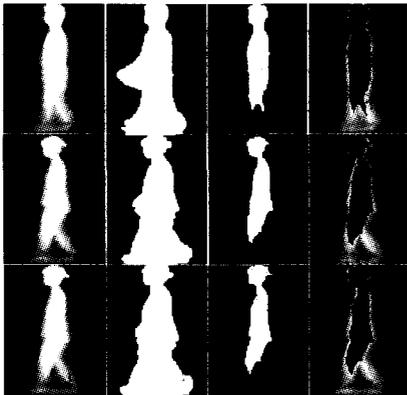


图 2 第一行与第二行为不同两人的 GEI, BGGEI, BGEI, GGEI
第二行与第三行为同一个人的 GEI, BGGEI, BGEI, GGEI

直观讲, 一个步态的 GEI 的不同区域包含有不同类型的信息, 对于一个人来讲, 动态部分看起来对个体是不变的, GEI 的静态区域同时也包含了一些对识别有用的信息。以下分别讨论这 3 部分的识别能力并利用融合策略来进行步态识别。

傅立叶描述子是一种优良的形状描述子, 具有与起始点

变化、平移、反转等无关的特性^[9]。Gabor 小波和人的视觉特性具有一致性, 可以提取图像中的细节, 增强有利于图像理解与识别的空间位置、方向选择性和角度特性。Gabor 小波提取的步态特征对于光照变化、微小行走方向和姿势差异具有鲁棒性。所以本文利用傅立叶算子来对 Body-related GEI (BGEI) 和 Body-gait-related GEI (BGGEI) 进行特征提取, 利用 Gabor 小波来提取 Gait-related GEI (GGEI) 的幅值特征。

2.1 Body-Related GEI (BGEI) 及特征提取

利用以下式子提取出 BGEI, 如图 2 第三列所示。

$$BGEI_i(x, y) = \begin{cases} GEI_i(x, y), & \text{if } GEI_i(x, y) = K \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

式中, i 为步态序列中步态周期的数目, $BGEI_i$ 是第 i 个身体相关步态能量图, K 是 $GEI_i(x, y)$ 中的最大亮度值。

轮廓质心坐标为:

$$x_c = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} x_i, y_c = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} y_i$$

式中, N 为轮廓上像素点的个数。

在轮廓线上等角度 $\theta = 2\pi/n$ (本文 $n = 360$) 均匀取点, 记为 $Q(x_i, y_i)$ ($i = 0, 1, \dots, n-1$), 这些点到重心的距离为:

$$r_i = \sqrt{(x_c - x_i)^2 + (y_c - y_i)^2} \quad (i = 0, 1, \dots, n-1)$$

组成一个特征向量 $R = (r_0, r_1, \dots, r_{n-1})$, 其傅立叶变换为:

$$\hat{r}_k = \sum_{i=0}^{n-1} r_i \exp(-j2\pi ik/n) \quad (k = 0, 1, \dots, n-1)$$

则步态特征的傅立叶描述子为:

$$F_{BGEI} = \left(\frac{|\hat{r}_1|}{|\hat{r}_0|}, \frac{|\hat{r}_2|}{|\hat{r}_0|}, \dots, \frac{|\hat{r}_{n-1}|}{|\hat{r}_0|} \right)$$

由傅立叶变换的性质知道, 最能够反映步态特征的数据集中在傅立叶描述子的低频部分, 本文利用傅立叶描述子的 30 个低频分量作为 BGEI 的特征。

2.2 Body-Gait-Related GEI (BGGEI) 及特征提取

利用以下式子提取出 BGGEI, 如图 2 第二列所示。

$$BGGEI_i(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{if } GEI_i(x, y) > 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

式中, $BGGEI_i(x, y)$ 是第 i 个身体步态相关的步态能量图。由于 BGGEI 轮廓主要是由于人的体型、身体前后倾斜、手臂的前后摆动、脚步运动的幅度形成的, 因此我们取左右轮廓上的点 $P(x_i, y_i)$ 与质心 $C(x_c, y_c)$ 的水平距离组成一个一维向量 $D = (d_0, d_1, \dots, d_{2H-1})$, 其中 H 为图像的高度, $d_i = |x_i - x_c|$ ($i = 0, 1, \dots, 2H-1$), 同样对向量 $D = (d_0, d_1, \dots, d_{2H-1})$ 做傅立叶变换得:

$$F_{BGGEI} = \left(\frac{|\hat{d}_1|}{|\hat{d}_0|}, \frac{|\hat{d}_2|}{|\hat{d}_0|}, \dots, \frac{|\hat{d}_{2H-1}|}{|\hat{d}_0|} \right)$$

同样取前 30 个低频分量作为 BGGEI 特征。

2.3 Gait-Related GEI (GGEI)

利用以下式子提取出 GGEI, 如图 2 第四列所示。

$$GGEI_i(x, y) = \begin{cases} 0, & \text{if } GEI_i(x, y) = K \\ GEI_i(x, y), & \text{otherwise} \end{cases}$$

式中, $GGEI_i(x, y)$ 是第 i 个步态相关的步态能量图, 由于步态运动主要集中在手部和脚步的运动, 因此去除上面部分, 保留下部分并归一化到 64×64 , 仍记为 $GGEI_i(x, y)$, 如图 3 所示。

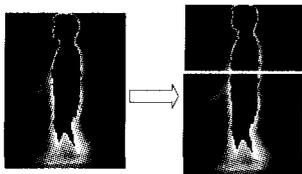


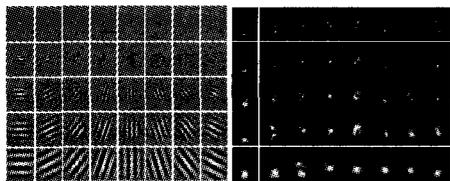
图3 GGEI及其分割图像

Gabor 小波核是一个椭圆高斯包络和复平面波的乘积,定义如下^[10-12]:

$$\psi_{u,v}(z) = \frac{\|k_{u,v}\|^2}{\sigma^2} e^{-\frac{\|k_{u,v}\|^2 \|z\|^2}{2\sigma^2}} [e^{ik_{u,v}z} - e^{-\frac{z^2}{2}}]$$

式中, u 和 v 定义了 Gabor 核的方向和尺度, $z=(x,y)$, $\|\cdot\|$ 表示求模,小波向量 $k_{u,v}=k_v e^{ik_u}$,这里的 $k_v=k_{\max}/f^\nu$, $\phi_u=\pi u/8$, k_{\max} 为最大频率, f 为核函数在频域中的分布系数。本文把 Gabor 小波设为 5 个不同尺度和 8 个不同方向,即取 $v \in \{0, \dots, 4\}$, $u \in \{0, \dots, 7\}$,其他各个参数值设定为: $\sigma=2\pi$, $k_{\max}=\frac{\pi}{2}$, $f=\sqrt{2}$,图 4(a)所示为这 40 个核函数实部归一化后的图像。

下面利用这 40 个不同方向尺度的 Gabor 核函数与 GGEI 做卷积 $G_{u,v}(z)=I_{GGEI}(z) * \psi_{u,v}(z)$,提取幅值谱 $\|G_{u,v}(z)\|$ 作为特征,其归一化图像如图 4(b)所示。对这 40 个幅值谱矩阵进行 4 倍下采样并规格化为零均值单位方差,然后按列展开,最后把这些列向量首尾链接成一个向量作为该 GGEI 的特征向量。由于得到的特征向量维数较高,我们利用 PCA 对其进行维数约减,保留 95%的能量信息。



(a)8 方向 5 尺度 Gabor 核实部 (b)卷积后的 40 个 Gabor 幅值谱

图 4

3 分类和融合

使用最简单的最近邻分类器(Nearest Neighbor, NN)来验证算法的有效性,一段来自测试集(Probe)的视频序列 P 根据周期估计为 n 个 GEI,分解为 n 个 BGEI, n 个 GGEI, n 个 BGGEI,并利用以上算法提取特征,分别记为:

$$P^{(1)} = \{y_1^{(1)}, y_2^{(1)}, \dots, y_n^{(1)}\}$$

$$P^{(2)} = \{y_1^{(2)}, y_2^{(2)}, \dots, y_n^{(2)}\}$$

$$P^{(3)} = \{y_1^{(3)}, y_2^{(3)}, \dots, y_n^{(3)}\}$$

与训练库中样本 $y_i^{(j)}$ ($i=1, \dots, N$)的距离,定义如下:

$$Dist(P^{(j)}, y_i^{(j)}) = \text{mean}_{k=1}^n \|y_k^{(j)} - y_i^{(j)}\|$$

式中, $i=1, \dots, N$; $j=1, 2, 3$ 。

3.1 单一特征识别

基于 BGEI 的步态识别:

若 $Dist1(P^{(1)}, y_i^{(0)}) = \min_{i=1, \dots, N} Dist(P^{(1)}, y_i^{(0)})$,则把测试序列 P 代表的个体判为 $y_i^{(0)}$ 所属的类别。

基于 GGEI 的步态识别:

若 $Dist2(P^{(2)}, y_i^{(0)}) = \min_{i=1, \dots, N} Dist(P^{(2)}, y_i^{(0)})$,则把测试序列 P 代表的个体判为 $y_i^{(0)}$ 所属的类别。

基于 BGGEI 的步态识别:

若 $Dist3(P^{(3)}, y_i^{(0)}) = \min_{i=1, \dots, N} Dist(P^{(3)}, y_i^{(0)})$,则把测试序列 P 代表的个体判为 $y_i^{(0)}$ 所属的类别。

3.2 特征融合

3.2.1 基于 Rank 求和的融合

基于 Rank 求和的融合策略是一种一般但是简单的投票方法,计算每一类的 Rank 和,Rank 和最小的类将被第一选择,由于 BGEI 识别率较低,以下我们只融合 BGGEI 和 GGEI 两部分特征。Rank 和定义如下:

$$R = \text{sum}(R_{GGEI}, R_{BGGEI})$$

3.2.2 基于数据层的融合

对距离分别进行归一化为 $\hat{Dist}2, \hat{Dist}3$,利用加法融合如下:

$$S = \text{sum}(\alpha \hat{Dist}2, \beta \hat{Dist}3) (\alpha + \beta = 1)$$

其中,

$$\alpha = \frac{GGEI \text{ 一阶错误识别率}}{GGEI \text{ 一阶错误识别率} + BGGEI \text{ 一阶错误识别率}}$$

$$\beta = \frac{BGGEI \text{ 一阶错误识别率}}{GGEI \text{ 一阶错误识别率} + BGGEI \text{ 一阶错误识别率}}$$

4 实验与结果分析

4.1 实验数据库

1) CASIA(中国科学院自动化研究所) Dataset A 数据库
Dataset A 即以前的 NLPR 步态数据库,里面包含 20 个人的数据,每个人有 12 个图像序列,3 个行走方向(与图像平面分别成 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$),每个方向有 4 个图像序列(每个序列包含 2 个步态周期)。本文选择其中行走方向为 0° 的序列进行实验,对提取出来的侧影图归一化为 $128 * 88$ 像素大小。

2) CASIA(中国科学院自动化研究所) Dataset B 数据库
Dataset B 是一个大规模的、多视角的步态库。共有 124 个人,每个人有 11 个视角($0^\circ, 18^\circ, 36^\circ, \dots, 180^\circ$),在 3 种行走条件下(普通条件、穿大衣、携带包裹条件)采集。本文选择其中的 60 个人并利用 90° 视角以及普通条件下的序列(每人一共有 6 个序列,每个序列包含 2 个步态周期)进行实验,对提取出来的侧影图归一化为 $128 * 88$ 像素大小。

4.2 实验结果

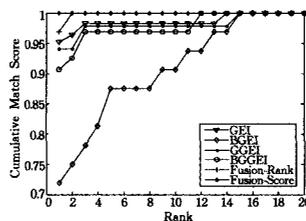


图 5 CASIA Dataset A 累积匹配值

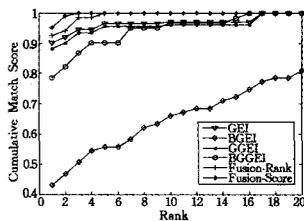


图 6 CASIA Dataset B 累积匹配值

由于样本数量较少,为了得到对正确识别率的无偏估计,我们选择留一交叉验证法来进行实验。CMS(Cumulative Match Score)是一种有用的性能评估方法,文献[13]首先利用它来对 FERET 人脸识别算法进行评估。取实际类别最前 k 个匹配值的累积概率 $P(k)$ 来定义 CMS 度量,横轴表示阶次 k ,纵轴是正确匹配的累计百分比, $k=1$ 时 $P(1)$ 就是正确识别率。本文利用 CMS 对结果进行评估。我们计算了 BGEI, GGEI, BGGEI 各自的识别率,并计算了融合 GGEI 和 BGGEI 两部分信息后的识别率,为了比较,还计算了 GEI+

Gabor 小波幅值谱的识别率,结果如图 5、图 6 和表 1、表 2 所示。

表 1 CASIA Dataset A 一阶和五阶识别率

	Rank1(%)	Rank5(%)
GEI	95.26	98.33
BGEI	71.88	87.50
GGEI	94.06	97.81
BGGEI	90.63	96.87
Fusion-Rank	96.88	100
Fusion-Score	100	100

表 2 CASIA Dataset B 一阶和五阶识别率

	Rank1(%)	Rank5(%)
GEI	90.10	96.56
BGEI	43.04	55.70
GGEI	88.10	95.56
BGGEI	78.85	90.01
Fusion-Rank	92.58	100
Fusion-Score	95.23	100

4.3 结果分析

(1)BGEI 在小样本的时候具有较高的识别率,它反映了个人的一些身体信息,如果有更好的一些表征方法,这部分的识别率将能提高。

(2)GGEI 反映的是步态的运动信息,与 GEI 相比,维数减少,但是运动信息并没有减少,利用 Gabor 小波提取特征进行识别取得了较高的识别率。

(3)BGGEI 既包含了丰富的静态(如个人的身高比例、胖瘦、耸肩等)信息,也包含了丰富的动态(如手臂晃动幅度、头部摆动幅度、步幅和脚尖脚跟摆动幅度等)信息,利用 BGGEI 进行识别在小数据库上能取得较高的识别率。

(4)基于 Rank 层和 Score 层的融合策略都能取得较高的识别率,特别是基于 Score 层的融合,在小样本数据库上取得了 100% 的识别率,所以本方法在小样本数据库上具有一定的实用性。

结束语 作为可远距离感知的生物特征识别技术之一,步态识别受到越来越多的关注^[14-16]。有效的步态表征方法是步态识别的关键,信息融合是提高步态识别性能的重要手段^[17,18]。本文充分挖掘了步态能量图中的静态和动态信息,把步态能量图分解为包含静态信息的身体相关能量图、包含动态信息的步态相关能量图、包含静态与动态信息的身体步态相关能量图,用傅立叶变换和 Gabor 小波分别提取特征,分别研究了它们的识别能力;最后通过静态和动态信息的融合来进行步态识别,取得了较高的识别率,具有一定的实用性。以后的工作将继续集中在如何更好地对 BGGEI 和 BGEI 这两部分包含的信息进行挖掘及表征。

参 考 文 献

[1] Anil K, Ross A, Prabhakar S. An Introduction to Biometric Rec-

ognition[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2004, 14(1): 4-20

[2] Murray M, Drought A, Kory R. Walking Patterns of Normal Men[J]. Journal of Bone Joint Surgery, 1964, 46-A: 335-360

[3] Cutting J, Kozlowski L. Recognizing friends by their walk; Gait perception without familiarity cues[J]. Bulletin of the Psychonomic Society, 1977, 9(5): 353-356

[4] Wang Liang, Tan Tie-niu, Ning Hua-zhong, et al. Fusion of static and dynamic body biometrics for gait recognition[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2004, 14(2): 149-158

[5] Cutting J E, Proffitt D. Gait perception as an example of how we may perceive events[J]. Intersensory perception and sensory integration, 1981, 249-273

[6] Stevenage S V, Nixon M S, Vince K. Visual Analysis of Gait as a Cue to Identity[J]. Applied Cognitive Psychology, 1999, 13(6): 513-526

[7] Lam T H W, Lee R S T, Zhang D. Human gait recognition by the fusion of motion and static spatio-temporal templates[J]. Pattern Recognition, 2007, 40(9): 2563-2573

[8] Han J, Bhanu B. Individual Recognition Using Gait Energy Image[J]. IEEE Trans. PAMI, 2006, 28(2): 316-322

[9] Persoon E, Fu K S. Shape Discrimination Using Fourier Descriptors[J]. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8(5): 388-398

[10] Daugman J G. Two-dimensional spectral analysis of cortical receptive field profiles[J]. Vision Research, 1980, 20(1): 847-856

[11] Lades M, Vorbruggen J C, Buhmann J, et al. Distortion invariant object recognition in the dynamic link architecture [J]. IEEE Trans. Computers, 1993, 42(3): 300-311

[12] Marcelja S. Mathematical description of the responses of simple cortical cells[J]. Journal Opt. Soc. Amer., 1980, 70(4): 1297-1300

[13] Phillips P J, Moon H J, Rizvi S A, et al. The FERET Evaluation Methodology for Face-Recognition Algorithms[J]. IEEE PAMI, 2000, 22(10): 1090-1104

[14] Yeoh T-W, Tan W-H, Ng H, et al. Improved Gait Recognition with Automatic Body Joint Identification[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2011, 7066: 245-256

[15] Zhang E, Zhao Yong-wei, Xiong Wei. Active energy image plus 2DLPP for gait recognition[J]. Signal Processing, 2010, 90(7): 2295-2302

[16] Bashir K, Xiang Tao, Gong Shao-gang. Gait recognition without subject cooperation[J]. Pattern Recognition Letters, 2010, 31(13): 2052-2060

[17] 王科俊, 侯本博. 步态识别综述[J]. 中国图象图形学报, 2007, 12(7): 1152-1160

[18] 陈昌红, 梁继民, 赵恒, 等. 步态表征和步态融合方法新进展[J]. 计算机科学, 2010, 37(8): 15-20

(上接第 260 页)

[13] 吴颖谦, 方涛, 李聪亮, 等. 一种基于小波分析和人眼视觉特性的图像增强方法[J]. 数据采集与处理, 2003, 18: 17-21

[14] Dabov K, et al. Image Denoising by Sparse 3-D Transform Domain Collaborative Filtering[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16: 2080-2095

[15] Zhang L, Lukac R, Wu X, et al. PCA-based spatially adaptive de-

noising of CFA images for single-sensor digital cameras[J]. IEEE Trans. Image Processing, 2009, 18(4): 797-812

[16] 康牧, 王宝树. 一种基于图像增强的图像滤波方法[J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2009, 34(7): 822-825

[17] Canny J. A computational approach to edge detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8(6): 679-698