

文章编号: 1006-4710(2012)01-0078-07

基于积极性区域的红外步态识别方法研究

赵永伟, 张二虎

(西安理工大学 印刷包装工程学院, 陕西 西安 710048)

摘要: 红外步态图像具有可见度和对比度低的特点, 易造成预处理后人体目标分割残缺不全, 从而影响步态识别的性能。针对此问题, 提出一种基于积极性区域的红外步态识别方法。首先通过将平均步态图像 (AGI) 划分成头、手臂、躯干、大腿、前腿、后腿和脚等 7 个区域, 然后使用基于 Gabor 的区域协方差矩阵方法提取每个区域的特征, 识别时使用其中 6 个处理效果相对完好的区域信息, 从而剔除了残缺区域对识别结果的影响。该方法在 CASIA 的红外夜间步态库上进行了测试, 取得了较好的识别效果。最后进一步分析了人体各个区域对识别的影响和作用, 并提出了积极性区域的概念, 用于红外步态识别。实验结果和分析结果表明, 本文方法鲁棒性好且有效。

关键词: 红外步态识别; 步态区域; Gabor 变换; 积极平均步态图像

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

A Study of Infrared Gait Recognition Method Based on the Positive Gait Component

ZHAO Yongwei, ZHANG Erhu

(Faculty of Printing and Packaging Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China)

Abstract: With the characteristics of low visibility and low contrast of infrared gait image, it will lead to inaccuracy in the human silhouette segmentation, whereby the gait recognition performance is affected. With an aim at the above problem, this paper proposes an infrared gait recognition method based on the positive gait component. Firstly, an averaged gait image (AGI) is segmented into 7 components, namely head, arm, trunk, thigh, front-leg, back-leg, and feet. Secondly, gait features are extracted from each component using Gabor-based region covariance matrices method. In order to eliminate the influence of bad component, only 6 fine components are used to gait recognition. The method is evaluated on the CASIA Infrared Night Gait Dataset with comparatively good recognition results obtained. Finally, the recognition performance and effect of each component of human body is further analyzed, and a concept of the positive component is proposed applicable to infrared gait recognition. The experimental results demonstrate the validity and robustness of this method.

Key words: infrared gait recognition; gait components; Gabor transform; positive averaged gait image

近年来,随着一些安全敏感场合(如机场、军事基地等)对智能视觉监控系统的迫切需求,非接触式远距离的身份识别技术备受关注,特别是在基于人体步态特征的身份识别技术方面已有许多研究结果^[1-6]。但是,目前文献中所报道的步态识别方法,大部分是针对白天实验设定环境下采集的步态视频图像进行处理并测试算法的性能,而对夜晚情况下采集的红外步态图像识别关注则较少。由于白天实验室环境下光照稳定且光线充足,所以对于运动人

体的分割相对简单,得到的一般都是完整的二值人体轮廓。但对于夜晚情况下的红外步态识别,由于采集到的步态图像的可见度和对比度都较低,预处理后的人体轮廓经常会出现残缺不全的情况。例如缺少了一个腿的部分,这样就对步态特征提取及识别方法的鲁棒性提出了挑战^[7]。

红外步态识别最早是由 Tan 等人^[8-9]开始研究,他们使用红外摄像机采集步态序列,并构建了 CASIA 红外夜间步态数据库 (CASIA_C)。图 1 给出了

收稿日期: 2011-10-25

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61073092); 陕西省重大科技创新项目(2009ZKC02-17)。

作者简介: 赵永伟(1984-),男,硕士生,研究方向为数字图像处理与模式识别。E-mail: waboy_zhao@163.com。张二虎(1965-),男,山西永济人,教授,博导,研究方向为模式识别与智能信息处理。E-mail: eh-zhang@xaut.edu.cn。

该数据库中的一些步态图像,由图可见,夜晚情况下采集的步态图像的可见度和对比度都是比较低的。



图1 CASIA_C中的红外夜间步态图像

Fig.1 Some infrared night gait images from CASIA_C

针对红外步态图像提取后的人体轮廓残缺不全的情况,本文首先计算步态序列的平均步态图像(averaged gait image, AGI),以降低原图像序列中的噪声和残缺的影响。已有的研究结果^[10-12]表明,人体各个区域对步态识别结果的影响是不一样的。据此,按照文献[13]的方法,把AGI划分为7个区域,分别是头、手臂、躯干、大腿、前腿、后腿、脚,然后使用基于Gabor的区域协方差矩阵方法(Gabor-based region covariance matrices, GRCM)对这7个区域分别进行步态特征描述,在识别时进一步剔除掉某个残缺区域,以降低对识别结果的影响,提高正确识别率。为了深入探讨人体各个区域对步态识别的作用和影响,在人体区

域相对完整的CASIA_B库上进行了实验分析,提出了积极区域的概念,并用于步态识别,并在CASIA_B和CASIA_C上获得了更好的识别效果。

1 步态特征描述

采用文献[2]中的方法,经过背景建模、背景差分和形态学处理后就可以得到运动人体区域,然后对人体区域进行大小归一化和位置中心化处理。图2给出了CASIA_C中一些完整的和残缺的步态预处理图像,从中可看出红外步态图像很难提取到较完整的人体轮廓,对步态特征的提取与识别带来了较大的困难。

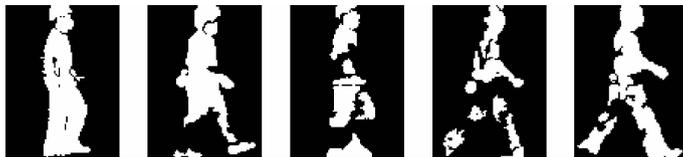


图2 部分步态预处理图像

Fig.2 Some preprocessed gait images

1.1 平均步态图像及其分区

AGI是一种鲁棒的步态特征^[14],本文选择AGI特征的主要目的是为了通过步态序列图像的平均来减少预处理图像中的噪声和残缺的影响。对于一个步态周期为 N 帧图像的步态序列 $F = \{f_1, f_2, \dots, f_N\}$,其AGI可定义为:

$$AGI(x, y) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f_i(x, y) \quad (1)$$

其中,步态周期的计算是利用人体运动时宽度的周期性变化来提取的^[15]。由式(1)可见,AGI中某一位置的灰度值实际上反映了在整个步态序列过程中,人体在该位置出现的频率。AGI不但可以通过步态序列图像的平均降低原图像序列中的噪声和残缺的影响,而且节省存储空间和计算时间。CASIA_C中的一些AGI效果如图3所示。



图3 平均步态图像

Fig.3 Averaged gait images

为了进一步降低残缺区域对识别结果的影响,将得到的AGI图像分割成不同的区域,分别提取各

个区域的GRCM特征,并在识别时剔除预处理效果最差的区域。与文献[13]类似,本文把一个AGI分

割成头、手臂、躯干、大腿、前腿、后腿和脚这7个固定的区域,分割方法如图4所示。



图4 AGI分区模型
Fig.4 AGI partition model

1.2 基于 Gabor 区域协方差矩阵的分区步态特征描述

Gabor 小波核与哺乳动物的大脑视觉皮层细胞的2D感受剖面非常相似,被认为在纹理表示能力和判别能力方面具有很好的表现,而文献[16]的研究结果也表明,基于 Gabor 函数的图像分解对图像理解和识别是非常有帮助的。所以,下面首先通过将 AGI 与一系列的 Gabor 小波核进行卷积得到 Gabor 特征,然后再利用 Gabor 特征信息计算其区域协方差矩阵(称为 GRCM),从而提高了特征的判别性^[17]。

Gabor 小波核^[17-21]是一个被高斯包络函数约束的复数值平面波,其定义如下:

$$\psi_{\mu,v}(z) = \frac{\|k_{\mu,v}\|^2}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{\|k_{\mu,v}\|^2 \|z\|^2}{2\sigma^2}\right) [\exp(ik_{\mu,v}z) - \exp(-\frac{\sigma^2}{2})] \quad (2)$$

其中 μ 和 v 分别表示 Gabor 小波核的方向和尺度; $z = (x, y)$ 表示图像中的某个像素的坐标; $\|\cdot\|$ 是取幅值(模)运算。 σ 决定了窗口宽度和波长的关系, $k_{\mu,v}$ 控制着高斯窗口函数的宽度、振荡部分的波长和方向,其定义如下:

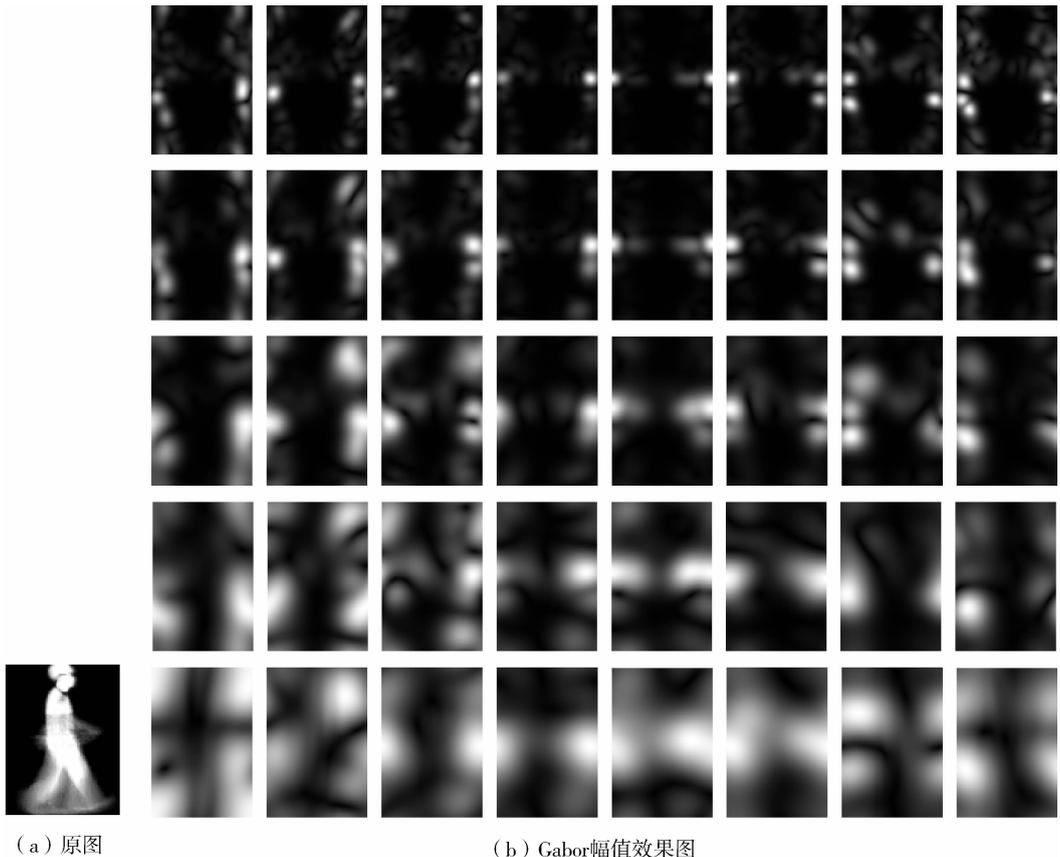
$$k_{\mu,v} = k_v \exp(i\phi_\mu) \quad (3)$$

式中 $k_v = \frac{k_{\max}}{f^v}$, $\phi_\mu = \frac{\pi\mu}{8}$, 其中 k_{\max} 表示最大频率, f 是各个小波核在频域上的间隔因子。

本文使用5个不同的尺度($v \in \{0, \dots, 4\}$)和8个不同的方向($\mu \in \{0, \dots, 7\}$)来构造小波核簇,其他的参数取值为: $\sigma = 2\pi$, $k_{\max} = \frac{\pi}{2}$, $f = \sqrt{2}$ 。如式(4)所示,将图像 I 与一系列的小波核进行卷积,然后取模,则可得到图像的 Gabor 幅值特征。

$$g_{\mu,v}(x, y) = |I(x, y) * \psi_{\mu,v}(x, y)| \quad (4)$$

其中 $*$ 表示卷积运算, $|\cdot|$ 是取幅值运算。图5给出了一个 AGI 进行 Gabor 小波变换后的40个幅值效果图。



(a) 原图

(b) Gabor幅值效果图

图5 Gabor 小波变换幅值效果图
Fig.5 Magnitude parts of Gabor result

由图 5 可见,直接使用 Gabor 变换后的图像数据作为特征,其特征维数太大,为此采用 RCM 方法进行描述。RCM 方法是由 Tuzel 等人^[22] 首先提出的,并被成功地用于人脸检测与识别领域^[17]。

一个 RCM 矩阵就是图像上一个区域内的统计特征的协方差矩阵,是该区域的特征描述。设图像 I 的大小为 $W \times H$,对图像中的每个像素点 (x, y) 提取 d 维的特征向量 z_i ,即:

$$\phi(I, x, y) = z_i \in R^d \quad (5)$$

则图像 I 的协方差矩阵 RCM 由特征向量 z_i 定义为:

$$C_R = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^n (z_i - u_R)(z_i - u_R)^T \quad (6)$$

式中, u_R 是 z_i 的均值。

由式(6)可以看出,协方差矩阵的大小为 $d \times d$,与图像 I 的大小无关,其对图像特征的描述能力取决于特征矢量 z_i 的选取。

本文对 AGI 分区后的 7 个人体子区域分别进行 Gabor 变换,然后用 RCM 进行描述,即 GRM,作为步态特征。

假设 I 表示一个灰度值的 AGI 的分区 R ,对其进行 Gabor 小波变换后得到 $g_{00}, g_{01}, \dots, g_{74}$ 这 40 幅 Gabor 图像。分区 R 中 (x, y) 位置处的像素点可以表示为如下的 43 维特征向量: $z(x, y) = [x, y, I(x, y), g_{00}(x, y), g_{01}(x, y), \dots, g_{74}(x, y)]$, 则对一个分区 R ,可以使用式(7)的 43×43 维的协方差矩阵来表示其分区步态特征:

$$C_R = \frac{1}{N-1} \sum_{(x,y) \in R} (z(x, y) - u_R)(z(x, y) - u_R)^T \quad (7)$$

其中 N 是分区 R 中的像素点个数, u_R 是分区 R 内的 $z(x, y)$ 的平均向量, $u_R = \frac{1}{N} \sum_{(x,y) \in R} z(x, y)$ 。本文中,一个 AGI 被分割成 7 个区域,则一个 AGI 图像可以计算得到 7 个 RCM 矩阵 $\{C_1, C_2, \dots, C_7\}$ 。

2 步态识别方法

2.1 去掉特征差异最大的步态识别方法

本文使用文献[17]所提出的方法来计算测试图像 T 与参考图像 R 之间的距离,用该距离作为识别的依据。其公式如下:

$$\rho(T, R) = \min_j \left[\sum_{i=1}^7 \rho(C_i^T, C_i^R) - \rho(C_j^T, C_j^R) \right] = \sum_{i=1}^7 \rho(C_i^T, C_i^R) - \max_j [\rho(C_j^T, C_j^R)] \quad (8)$$

其中 $\rho(C^T, C^R)$ 表示两个 RCM 矩阵之间的距离,其计算公式为:

$$\rho(C^T, C^R) = \sqrt{\sum_{i=1}^{43} \ln^2 \lambda_i(C^T, C^R)} \quad (9)$$

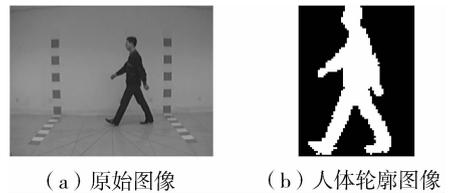
这里 $\lambda_i(C^T, C^R)_{i=1, \dots, 43}$ 是矩阵 C^T 和 C^R 的广义特征值,可由式(10)计算得到:

$$\lambda_i \cdot C^T \cdot u_i = C^R \cdot u_i \quad (10)$$

由式(10)可以看出, AGI 中的 7 个区域对应的 7 个 RCM 矩阵是分开进行距离计算的,而且最后减去 7 个矩阵中的最大距离,也就是去掉差别最大的那个 RCM 矩阵。这相当于只使用了 AGI 上的 6 个区域进行识别,去掉了预处理效果最差的那个区域部分,从而最大限度地消除了由于预处理效果不好而带来的对识别结果的影响。

2.2 积极性区域步态识别方法

一个人体被分成 7 个不同的区域,各个区域特别是运动区域对识别结果的影响程度是不一样的,为此需要探讨人体哪一部分是对步态识别起积极作用,哪一部分是可以忽略甚至起消极作用的呢?笔者把对识别结果起积极作用的区域称为积极性区域,识别时予以重点考虑。在这一节,笔者通过依次消去完整 AGI 上的各个区域的方法来分析各个区域的作用。由于 CASIA_C 中预处理后的红外图像很多都是残缺的,而 CASIA_B 数据库是在室内采集的,光线充足、背景简单,预处理效果都比较理想,人体各个区域相对完整,所以这里在 CASIA_B 上进行实验和分析。图 6 给出了该数据库中的一张原图及预处理后的效果图。



(a) 原始图像 (b) 人体轮廓图像

图 6 CASIA_B 上的一帧步态图像

Fig. 6 A gait image from CASIA_B

CASIA_B^[23] 包含 124 个人的步态序列,分别使用 11 个摄像机从 11 个不同的视角同时进行拍摄。这 11 个视角分别是 $0^\circ, 18^\circ, 36^\circ, \dots, 180^\circ$, 而每个人的每一个视角下都有 10 个步态序列,分别是 2 个背包行走、2 个穿大衣行走以及 6 个普通行走的序列。本实验只使用每个人 90° 视角下的 6 个普通行走序列进行实验分析,取前 3 个序列作为参考序列,后 3 个序列作为测试序列。对于预处理后的步态图像序列,首先计算其 AGI,然后分别对整个 AGI(0),以及

依次去掉头(1)、手臂(2)、躯干(3)、大腿(4)、前腿(5)、后腿(6)和脚(7)区域后的7个AGI(如图7所示),提取GRCM特征。最后使用式(11)计算测试图像 T 与参考图像 R 之间的距离,并使用最近邻分类器进行识别。式(11)中, $\rho(\mathbf{C}_i^T, \mathbf{C}_i^R)$ 的定义和式(9)一样, $w(i)$ 表示第 i 个区域是否被去掉, $w(i) =$

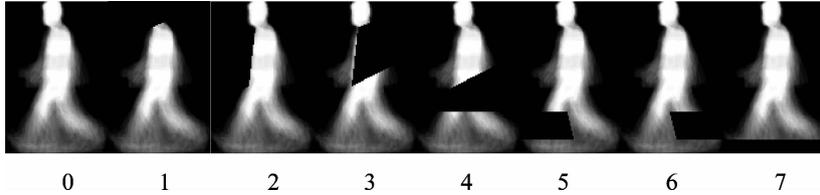


图7 CASIA_B上的8种AGI
Fig.7 Eight kinds of AGI on CASIA_B

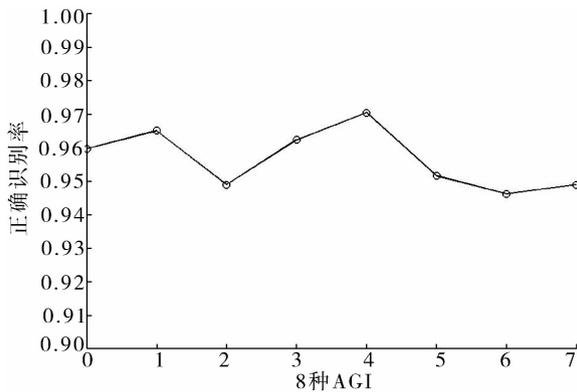


图8 CASIA_B上8种AGI的正确识别率
Fig.8 Correct classification rate of eight kinds of AGI on CASIA_B

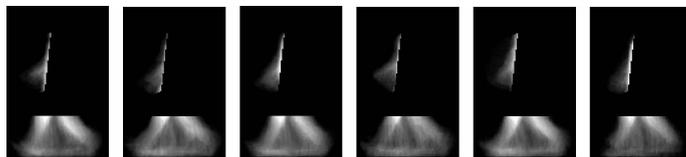
由图8的结果可以看出,去掉头的AGI(1)、去掉躯干的AGI(3)以及去掉大腿的AGI(4)的识别率比

0表示第 i 个区域被去掉了,否则 $w(i) = 1$ 。通过依次去掉特定的区域,就可以评价各个区域对步态识别的影响。图8给出了在rank为1的情况下,图7中的8种AGI所对应的识别结果。

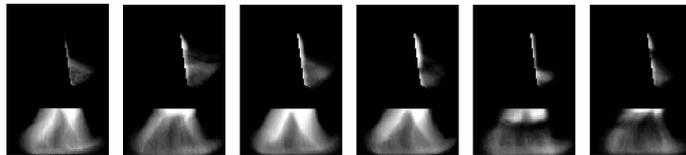
$$\rho(T, R) = \sum_{i=1}^7 w(i) \rho(\mathbf{C}_i^T, \mathbf{C}_i^R) \quad (11)$$

整个AGI的识别率都要高,这说明在识别过程中,头、躯干和大腿是起消极作用的。而去掉手臂、去掉前腿、去掉后腿或者去掉脚后的AGI的识别率都比整个AGI的识别率要低,这说明了在识别过程中,手臂、前腿、后腿和脚是起积极作用的。因为在一个步态过程中,头、躯干和大腿是相对静止的,即它们并不包含或者只包含很少的步态信息,而且这三个区域容易受到衣着或者携带物品的影响。而手臂、前腿、后腿和脚等区域则包含了步态过程中的大部分运动信息,其对步态识别起着重要的作用。

基于以上分析,笔者提出去掉AGI中的所有消极区域,只使用积极区域进行识别,即只使用AGI中的手臂、前腿、后腿和脚等4个区域,笔者把这种AGI区域叫做积极性AGI区域,如图9所示。相应地,笔者把这种方法称为基于积极性区域的步态识别方法。



(a) CASIA_B中的一些积极AGI



(b) CASIA_C中的一些积极AGI

图9 一些积极AGI

Fig.9 Some positive AGIs

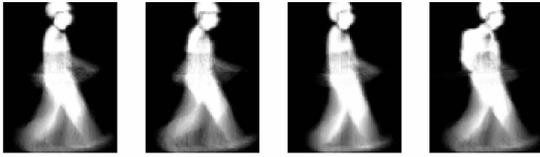
3 实验结果与分析

3.1 红外情况下的步态识别

在CASIA_C^[8-9]上测试提出的方法的性能。

CASIA_C包含153个人(130男与23女)的夜晚行走的红外步态序列,每个人都有10个步态序列,其中包括4个普通行走、2个快走、2个慢走以及2个背包行走的序列。图10给出了同一个人在以上4

种情况下的 AGI。



(a) 普通行走 (b) 快速行走 (c) 慢速行走 (d) 背包行走

图 10 4 种情况下的 AGI

Fig. 10 Four AGIs in four instances

与 Tan 等人^[8-9]的实验一样,本文也是设计了 4 组实验来进行测试。首先从每个人的 4 个普通行走序列中随机选出 3 个作为训练样本,然后分别测试剩下的 1 个普通行走序列、2 个快走序列、2 个慢走序列以及 2 个背包行走序列,如表 1 所示。其中,Exp. A 的目的是评价普通行走情况下算法的性能,Exp. B、C 和 D 是为了进一步评价算法的鲁棒性的实验,Exp. B 和 C 是测试行走速度对识别算法影响的实验,Exp. D 是测试轮廓形状的变化对识别效果影响的实验。

表 1 CASIA_C 上的 4 组实验

Tab. 1 Four experiments on the CASIA_C

Exp.	训练	测试	训练序列数	测试序列数
A	正常	正常	459	153
B	正常	快走	459	306
C	正常	慢走	459	306
D	正常	背包	459	306

表 2 列出了使用本文的方法以及文献[8]和[9]的方法的识别结果。

表 2 CASIA_C 上 4 组实验的正确识别率

Tab. 2 Correct classification rates on the CASIA_C

Exp.	本文方法	文献[8]方法	文献[9]方法
A	98.7%	94%	98.4%
B	97.1%	51%	93.7%
C	97.4%	85%	91.3%
D	96.1%	88%	24.7%

由表 2 可以看出,本文所提出的步态识别方法是准确且鲁棒性的。在 Exp. A 中,虽然部分图像的预处理效果不理想,但本文的方法仍然达到了 98.7% 的正确识别率。由 Exp. B 和 C 的结果可知,本文的方法对于行走速度的变化是鲁棒的,因为在计算 AGI 的过程中,行走速度的信息很大程度上被消去了。另外,虽然背包行走会引起人体外观形状的变化,但在 Exp. D 中本文的方法仍然取得了 96.1% 的正确识别率,这说明本文的方法对于人体形状的部分变化也是鲁棒的。

3.2 采用积极性区域的识别结果与分析

分别在 CASIA_B 和 CASIA_C 上,对去掉特征差异最大的方法和所提出的基于积极性区域的方法进行了测试,识别结果如表 3 所示。表 3 的结果证实了所提出的方法是有效的,取得了较高的正确识别率。

表 3 完整 AGI 和积极 AGI 的对比

Tab. 3 Comparisons of conditional AGI and positive AGI

方法	CASIA_B	CASIA_C			
		Exp. A	Exp. B	Exp. C	Exp. D
去掉 AGI 差异最大的方法	96.0%	98.7%	97.1%	97.4%	96.1%
采用积极 AGI 区域的方法	98.9%	99.4%	98.3%	98.3%	97.7%

4 结论

本文以夜晚情况下采集的红外步态图像识别为研究主线,针对夜晚情况下采集的步态图像的预处理效果不够理想的情况,通过计算步态序列的 AGI 并进行分区,分别对各个区域使用 GRCM 进行特征描述,消除了其中某个预处理效果不理想的区域对整个识别结果的影响,提高了识别的性能。进一步,通过分析 AGI 上的各个区域对步态识别的作用和影响,得出只使用由 4 个区域组成的积极性 AGI 区域,可以获得更好的步态识别效果的结论。

致谢:本文实验中使用了中科院自动化所的 CASIA 步态数据库中的数据,在此表示感谢。

参考文献:

- [1] 赵永伟,张二虎,鲁继文,等. 多特征和多视角信息融合的步态识别 [J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(3): 388-393.
Zhao Yongwei, Zhang Erhu, Lu Jiwen, et al. Recognition via multiple features and views information fusion [J]. Journal of Image and Graphics, 2009, 14(3): 388-393.
- [2] Lu Jiwen, Zhang Erhu. Gait recognition for human identification based on ICA and fuzzy SVM through multiple views fusion [J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(16): 2401-2411.
- [3] Bodor R, Drenner A, Fehr D, et al. View-independent human motion classification using image-based reconstruction [J]. Image and Vision Computing, 2009, 27(8): 1194-1206.
- [4] Zhou Xiaoli, Bhanu Bir. Feature fusion of side face and gait for video-based human identification [J]. Pattern Rec-

- ognition, 2008, 41(3): 778-795.
- [5] Yu Shiqi, Tan Tieniu, Huang Kaiqi, et al. A study on gait-based gender classification [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2009, 18(8): 1905-1910.
- [6] Barnich Olivier, Van Droogenbroeck Marc. Frontal-view gait recognition by intra-and inter-frame rectangle size distribution [J]. Pattern Recognition Letters, 2009, 30(10): 893-901.
- [7] Liu Jianyi, Zheng Nanning, Xiong Lei. Silhouette quality quantification for gait sequence analysis and recognition [J]. Signal Processing, 2009, 89(7): 1414-1427.
- [8] Tan Daoliang, Huang Kaiqi, Yu Shiqi, et al. Efficient night gait recognition based on template matching; The 18th International Conference on Pattern Recognition [C]. Hong Kong, China, 2006.
- [9] Tan Daoliang, Huang Kaiqi, Yu Shiqi, et al. Recognizing night walkers based on one pseudo shape representation of gait; IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Minneapolis, MN [C]. United States, 2007.
- [10] Yang Xiaochao, Zhou Yue, Zhang Tianhao, et al. Gait recognition based on dynamic region analysis [J]. Signal Processing, 2008, 88(9): 2350-2356.
- [11] 张二虎, 赵永伟. 利用动态部位变化的步态识别[J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(9): 1756-1763.
Zhang Erhu, Zhao Yongwei. Recognition using variance of dynamic region [J]. Journal of Image and Graphics, 2009, 14(9): 1756-1763.
- [12] Zhang Erhu, Ma Huabing, Lu Jiwen, et al. Gait recognition using dynamic gait energy and PCA + LPP method; Proceedings of the 8th International Conference on Machine Learning and Cybernetics [C]. Baoding, China, 2009.
- [13] Li Xuelong, Maybank S J, Yan Shuicheng, et al. Gait components and their application to gender recognition [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics—Part C: Applications and Reviews, 2008, 38(2): 145-155.
- [14] Liu Zongyi, Sarkar Sudeep. Simplest representation yet for gait recognition; averaged silhouette; proceedings of 17th International Conference on Pattern Recognition [C]. Cambridge, United Kingdom, IEEE, 2004.
- [15] 张媛. 步态识别中几个关键技术的研究 [D]. 西安: 西安理工大学, 2007.
Zhang Yuan. Research of several key technologies in gait recognition [D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2007.
- [16] Lee Taising. Image representation using 2D Gabor wavelets [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 18(10): 959-971.
- [17] Pang Yanwei, Yuan Yuan, Li Xuelong. Gabor-based region covariance matrices for face recognition [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2008, 18(7): 989-993.
- [18] Tao Dacheng, Li Xuelong, Wu Xindong, et al. General tensor discriminant analysis and Gabor features for gait recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(10): 1700-1715.
- [19] Choi Wingpong, Tse Siuhong, Wong Kwokwai, et al. Simplified Gabor wavelets for human face recognition [J]. Pattern Recognition, 2008, 41(3): 1186-1199.
- [20] Shen Linlin, Bai Li, Fairhurst Michael. Gabor wavelets and general discriminant analysis for face identification and verification [J]. Image and Vision Computing, 2007, 25(5): 553-563.
- [21] Yang X, Zhou Y, Zhang T, et al. Gabor phase based gait recognition [J]. Electronics Letters, 2008, 44(10): 620-621.
- [22] Tuzel O, Porikli F, Meer P. Region covariance; a fast descriptor for detection and classification; proceedings of 9th European Conference on Computer Vision [C]. Graz, Austria, 2006.
- [23] Yu Shiqi, Tan Daoliang, Tan Tieniu. A framework for evaluating the effect of view angle, clothing and carrying condition on gait recognition; proceedings of the 18th International Conference on Pattern Recognition [C]. HongKong, China, 2006.

(责任编辑 王卫勋)