

基于 Gabor 小波和局部二值模式的步态识别*

刘志勇^{1,2,3}, 杨 关⁴, 冯国灿¹

- (1. 中山大学数学与计算科学学院, 广东 广州 510275;
2. 香港城市大学电子工程系, 香港 999077;
3. 深圳职业技术学院工业中心, 广东 深圳 518055;
4. 中原工学院计算机学院, 河南 郑州 450007)

摘 要: 利用步态对个人身份进行识别已经受到越来越多生物识别技术研究者的重视。步态能量图 (GEI -Gait Energy Image) 是一种有效的步态表征方法, Gabor 小波能提取不同方向、不同尺度空间频率特征, 因此, 首先利用 Gabor 小波提取步态能量图不同方向、不同尺度的信息, 得到其幅值谱图, 再利用 LBP 来提取 Gabor 幅值谱图的局部信息, 相对于 LBP 直接作用于步态能量图, 能提取步态能量图更多方向、更多尺度的局部特征。最后, 利用具有良好降维和辨识能力的辨识共同向量 (DCV-Discriminant Common Vector) 对提取的 LBP 特征进行维数约减和特征选择, 只需利用简单的最近邻分类器就能取得较好的识别效果。该算法在中科院自动化所的 CASIA 数据库上面进行试验取得了较高的正确识别率。还针对步态识别中的小样本问题提出了一种样本扩充方法, 解决了步态识别中的小样本问题, 并提高了算法的识别率。

关键词: 步态能量图; Gabor 小波; 局部二值模式; 辨识共同向量; 维数约减; 样本扩充; 步态识别

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 0529-6579 (2014) 04-0001-07

Gait Recognition Based on Gabor Wavelet and Local Binary Pattern

LIU Zhiyong^{1,2,3}, YANG Guan⁴, FENG Guocan¹

- (1. School of Mathematics and Computational Science, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275, China;
2. Department of Electronic Engineering, City University of Hong Kong, Hong Kong 999077, China;
3. Industry Center, Shenzhen Polytechnic, Shenzhen 518055, China;
4. School of computer science, Zhongyuan University of Technology, Zhengzhou 450007, China)

Abstract: Recently, gait recognition for individual identification has been attracting increasing attention from biometrics researchers. It is well known that Gait Energy Image (GEI) is an efficient representation for gait, and Local Binary Pattern (LBP) can extract the local information efficiently, but the information lack of the orientation and scale characteristic, Gabor wavelet can extract the feature of different orientation and scales. First, using Gabor wavelet to extract the different orientation and scales' information of GEI, the magnitude spectral image is obtained. Second, LBP is used to extract the local information from magnitude spectral image, it can extract more local orientation and scale feature than the method of directly use LBP on GEI. At last, as the dimension of the LBP feature is usually very high, this paper employs a popular method called Discriminative Common Vectors (DCV) for further dimensionality reduction, which minimizes the within-class distance and maximizes the between-class distance as much as possible. Finally, for simplicity consideration, the nearest neighbor classifier to classification is used. Experimental results on CASIA databases show that our algorithm is effective and obtains high recognition

* 收稿日期: 2013-11-29

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (61272338, 60975083, 31100958); 河南省基础与前沿技术研究计划资助项目 (122300410321)

作者简介: 刘志勇 (1975 年生), 男; 研究方向: 模式识别和计算机视觉; E-mail: zhiyongliu03@163.com

rates. Further, a sample expand method is proposed for the small sample problem in gait recognition, the method increase the recognition rates.

Key words: gait energy image; Gabor wavelet; local binary pattern; discriminant common vector; dimension reduction; sample expand; gait recognition

近年来,对于公共安全的需求,政府越来越重视对个人身份的识别。很多生物识别技术随之产生,当前的生物识别技术就是指基于生理或行为特征的自动进行个体识别的一种方法^[1],例如通过分析每一个人的面部特征、指纹、掌纹和虹膜、步态等模式来实现对个人身份的确认和识别。Jain 等^[2]认为基于生物特征的个体身份识别具有很多优点,在大多数情况下,这些模式和特征是不可能伪造、分享和忘记的。

每一个人都有一些独特的特征来区别于其他人,步态就是这些特征中的一个。步态是指一个人走路的方式,是一个较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的生物识别技术,如指纹、虹膜和人脸有一个主要的优点,那就是能够实现远距离的识别。而且, Murray 等^[3]在医学研究中显示,人类的步态是独一无二的,世界上的每一个人的步态都不一样,很难伪造步态。Cutting 等^[4]的研究也显示个体的步态特征是非常明显的,我们日常有时也通过步态来识别朋友。步态识别一般包括以下几个步骤:目标检测、侧影图及特征提取、特征选择及分类。

步态识别方法主要有基于模型的方法和基于非模型的方法。基于模型的方法通过建模来得到身体的一系列静态和动态参数,如手臂及大腿摆动的角度、幅度等,然后通过分析这些参数来实现对步态的识别,例如 Lee^[5]把侧影图分为七个区域,每一个区域用一个椭圆去拟合,最后,利用这些椭圆的参数作为步态特征来进行识别。实验结果显示,基于模型的方法是角度不变和尺度独立的,这在实际应用中是非常重要的,因为训练序列和测试序列往往是来自于不同角度的序列^[6]。但是,基于模型的方法对于步态序列的质量比较敏感,它的另一个缺陷就是在参数计算时复杂度过高。基于非模型的方法主要集中于所提取的侧影图的形状或者人体的整体运动,不像基于模型方法需要对整个人体或者人体的某部分建模。与基于模型方法相比较,基于非模型的方法对侧影图的质量不敏感而且计算复杂度较低,所以现在越来越多的研究人员利用基于非模型方法来进行人体的步态识别^[7-9]。

2005 年 Han 等^[8]提出了步态能量图 (GEI-

Gait Energy Image) 用于步态识别。所谓的步态能量图就是一个步态周期内的平均侧影图像,它是一种较有效的步态特征,由于在平均的过程中随机噪声被抑制,所以步态能量图 GEI 的鲁棒性较强。步态能量图 (GEI) 包含了丰富的静态和动态信息,充分提取步态能量图中的特征对于人体步态识别是非常关键的。利用局部二值模式 LBP 提取步态能量图的局部信息,然后识别,能取得较高识别率,但是 LBP 所提取的边缘特征缺乏方向和尺度特征。近年来, Gabor 小波越来越多的应用于图像处理中^[10-11],因为 Gabor 小波可以很好的模拟大脑皮层中单细胞感受野的轮廓,捕捉突出的视觉属性,例如空间定位、方向选择等,特别是 Gabor 小波可以提取图像特定区域内的多尺度、多方向空间频率特征。因此本文首先,利用 8 方向 5 尺度的 Gabor 小波来提取步态能量图的幅值图谱,然后利用局部二值模式 LBP 于这些幅值谱图像得到局部 Gabor 二值模式并进行直方图统计,由于所得的直方图特征维数较高,最后利用具有良好降维效果和辨识能力的辨识共同向量 (DCV-Discriminative Common Vector) 进行维数约减并最小化类内距离,而最大化类间距离,实现对人体步态的识别。最后,针对步态识别中的小样本问题提出了一种样本扩充方法,提高了算法的识别率。

1 步态特征提取

由于本文主要研究的是步态识别中的特征提取和特征选择,所以本文对步态识别中的侧影图提取过程不做研究,直接利用数据库中的侧影图进行特征提取和识别。

1.1 步态能量图 (GEI-Gait Energy Image)

步态能量图 (GEI) 就是一个步态周期内的平均侧影图。是一个完整步态周期内对时间进行归一化后的累积能量图。每一个像素的亮度值反映了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:

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

其中 N 为一个周期中帧的数量。图 1 是一个人的一个步态能量图 (GEI) 的合成过程。

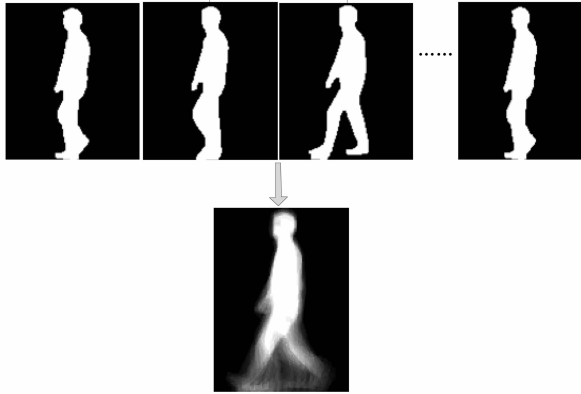


图 1 步态能量图 (GEI)
Fig. 1 Gait energy image

1.2 局部 Gabor 二值模式

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^[12-14]

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

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 $k_{u,v} = k_v e^{i\varphi_u}$, 这里的 $k_v = k_{\max}/f^v$, $\varphi_u = \pi u/8$, 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 小波设为五个不同尺度和八个不同方向, 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 2 所示为这 40 个核函数实部归一化后的图像。

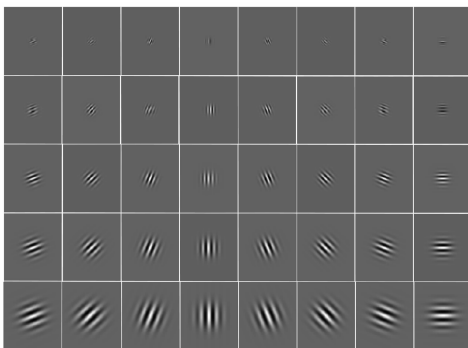


图 2 Gabor 核实部
Fig. 2 Real part of Gabor kernel

下面利用这 40 个不同方向尺度的 Gabor 核函数与 GEI 做卷积 $G_{u,v}(z) = I_{GEI}(z) * \psi_{u,v}(z)$,

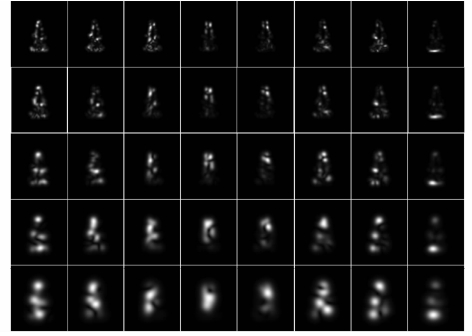


图 3 Gabor 幅值谱
Fig. 3 Gabor attitude spectral

‘ $*$ ’ 表示卷积运算。

由于 Gabor 相位谱随着空间位置呈周期性变换, 不适合作为步态特征, 而幅值谱的变化相对平滑而且稳定, 因此, 本文提取步态能量图的幅值谱 $\|G_{u,v}(z)\|$ 作为特征对步态能量图进行描述, 其归一化图像如图 3 所示。

局部二元模式 (local binary pattern, LBP) 是用来描述图像局部空间结构的非参数算子, 它能够高效的描述纹理。它首先是由 Ojalalsg 等^[15] 在 1996 年提出来, 其主要目的就是为了辅助性地度量图像的局部对比度 (LBP/C)。LBP 算子被定义为一个 3×3 的正方形窗口, 如图 4 所示。

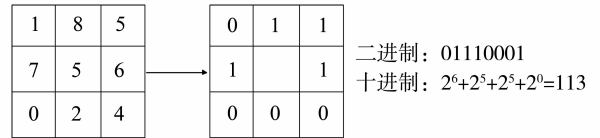


图 4 一个 3×3 正方形 LBP 算子
Fig. 4 3×3 square LBP operator

以该窗口中心像素点的灰度值为阈值, 其邻域内八个像素点的灰度值分别和这个阈值进行比较, 大于等于阈值的就赋值为 1, 否则赋值为 0, 然后再以某个方向连接形成一个二进制值, 最后再把这个二进制转换为十进制值并让它取代原中心点的阈值

$$LBP^{(10)}(x_c, y_c) = \sum_{n=0}^{N-1} s(i - i_c) 2^n,$$

$$\text{其中 } s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}$$

这个十进制数就是本窗口的 LBP 值, 该值可以很好的反映图像局部区域的纹理信息。对所得到的 40 个 Gabor 幅值谱图分别进行 LBP 运算, 即

$$LBP^{(i)}(x_c, y_c) = \sum_{n=0}^{N-1} s(G(x, y, u, v) - G_c(x, y, u, v)) 2^n \quad \operatorname{argmax}_{|W^T S_W W| = 0} |W^T S_T W|$$

其中, $i=1, 2, \dots, 40$ 。

对 40 个 Gabor 局部二值模式图进行直方图统计得到各自的直方图特征, 把这些直方图首尾连接成一个大的直方图, 利用该直方图作为步态能量图的最终特征表达。该表达同时也对 Gabor 幅值谱特征进行了维数约减。

2 降维及识别

由 Gabor 小波变换和局部二值模式 LBP 提取的特征维数较高, 如果直接通过比较高维步态特征向量进行识别, 计算代价高而且识别率较低。本文使用辨别共同向量分析 (Discriminative Common Vectors, DCV) 实现维数的约减并提高其可分性^[16]。最后利用最近邻分类器进行识别。

2.1 辨识共同向量 (DCV-Discriminant Common Vector)

经典的线性判别分析 LDA 方法对于小样本问题会出现奇异性, 为了克服奇异性, 常利用 PCA 来降维, 但是在 PCA 降维时要丢弃掉可能具有辨别能力的一些信息, 而 DCV 直接运用在原始的样本空间上。其投影矩阵 W 在类内离散度矩阵 S_W 的零化空间中, 从而把训练集内同一类的所有样本都映射到一个 DCV 向量上, 该向量就代表这一类别。在识别过程中, 降维后的步态样本只需要和代表每类的单个向量比较, 而不是与所有的训练向量比较, 这大大提高了匹配效率, 比较适合于实时应用。并且 DCV 的训练过程计算复杂度和存储空间需要都比其他算法低。

假设训练集包含了 C 个类别, 每一类有 N 个样本, x_m^i 表示一个第 i 类第 m 个维数为 d 的列向量, 类内散度矩阵 S_W 、类间散度矩阵 S_B 和总体散度矩阵 S_T 定义如下:

$$S_W = \sum_{i=1}^C \sum_{m=1}^N (x_m^i - \mu_i)(x_m^i - \mu_i)^T,$$

$$S_B = \sum_{i=1}^C N(\mu_i - \mu)(\mu_i - \mu)^T,$$

$$S_T = \sum_{i=1}^C \sum_{m=1}^N (x_m^i - \mu)(x_m^i - \mu)^T = S_W + S_B$$

其中 μ 和 μ_i 分别为总体样本均值和类内样本均值。

为得到投影矩阵 W_{opt} , 需求以下优化问题

$$J(W_{opt}) = \operatorname{argmax}_{|W^T S_W W| = 0} |W^T S_B W| =$$

求解该问题主要分三步:

第一步: 利用矩阵 $A^T A$ 计算 S_W 的非零特征值及所对应的特征向量, 其中 $S_W = A A^T$,

$$A = [x_1^1 - \mu_1, \dots, x_N^1 - \mu_1, x_1^2 - \mu_2, \dots, x_N^C - \mu_C]$$

第二步: 设 $Q = [\alpha_1, \dots, \alpha_r]$, r 为 S_W 的阶, 从每一类中任意选择一个样本投影到 S_W 的零空间, 得到共同向量如下

$$x_{com}^i = x_m^i - Q Q^T x_m^i, m = 1, \dots, N; i = 1, \dots, C$$

第三步: 利用矩阵 $A_{com}^T A_{com}$ 得到 S_{com} 的对应于非零特征值的特征向量 w_k , 这样的向量最多只有 $C-1$ 个, 其中

$$S_{com} = A_{com} A_{com}^T,$$

$$A_{com} = [x_{com}^1 - \mu_{com}, \dots, x_{com}^C - \mu_{com}]$$

最后利用这些特征向量组成投影矩阵

$$W = [w_1, \dots, w_{C-1}]$$

利用以上三步得到的投影矩阵可以求的训练集的辨识共同向量: $\Omega_i = W^T x_m^i, m = 1, \dots, N; i = 1, \dots, C$ 识别时, 对于测试样本 x_{test} 有 $\Omega_{test} = W^T x_{test}$, 计算与各类辨识共同向量的欧式距离实现识别。

2.2 步态识别

我们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 (Test) 的视频序列 T 根据周期估计为 n 个 GEI, 利用以上算法提取特征, 记为

$$\Omega_{test} = \{\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_n\},$$

与训练库中样本 $\Omega_i (i = 1, \dots, C)$ 的距离定义如下:

$$\operatorname{Dist}(\Omega_{test}, \Omega_i) = \operatorname{mean}_{k=1}^n \|\Omega_k - \Omega_i\|$$

若

$$\operatorname{Dist}(\Omega_{test}, \Omega_l) = \min_{i=1, \dots, C} \operatorname{Dist}(\Omega_{test}, \Omega_i)$$

则把测试序列 T 代表的个体判为 Ω_l 所属的类别。

2.3 步态能量图样本扩充

实际应用中, 我们不可能取得较多的步态序列, 而且一个步态序列通常只包含 1~2 个步态周期, 所以用于训练的步态样本较少, 影响算法的识别效果。对于这种步态识别中的小样本问题, 本文提出了一种样本扩展方法, 增加样本容量, 提高算法的识别率。

如图 5 为一个步态序列, 包含两个步态周期, 第一帧 F1 到第 40 帧 F40 为一个步态周期, F41 到 F80 为一个步态周期, 由这 80 帧能够得到 2 个步态能量图 GEI1 和 GEI2。

在一个步态周期中, 我们认为左单撑 (F1, F41, F81)、左双撑 (F11, F51), 右单撑 (F21,

F61) 和右双撑 (F31, F71) 为关键帧, 如图 5 所示。对样本进行如下形式的扩充, 即 F1 ~ F41 为一个步态周期 cycle1, F11 ~ F51 为 cycle2, F21 ~ F61 为 cycle3, F31 ~ F71 为 cycle4, F41 ~ F81 为 cycle5, 这样样本个数由 2 个扩充为 5 个, 如图 6 所示。

$$G_m(x, y) = \frac{1}{40} \sum_{i=10m+1}^{10m+41} I_i(x, y), m = 0, \dots, 4$$

如果训练样本有两个序列 4 个步态周期, 利用本方法, 训练样本可以扩充为 10 个, 样本数量得到较大扩充, 能够大大提高算法的识别效果。

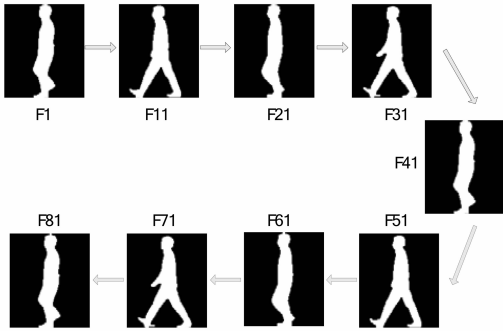


图 5 一个包含两个周期的步态序列

Fig. 5 A gait sequence include of two cycles

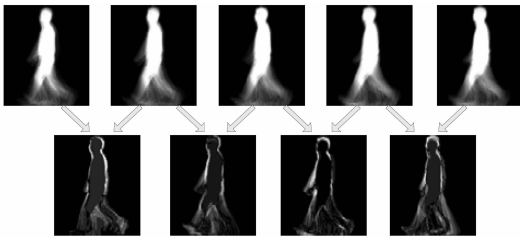


图 6 第一行: 扩充后的步态能量图样本, 第二行: 相邻步态能量图样本之间的差分图像

Fig. 6 First row: gait energy image samples after expanded, Second row: difference image between two adjacent geis

3 实验与结果分析

3.1 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 步态数据库里面包含 20 个人的数据, 每个人有十二个图像序列, 三个行走方向 (与图像平面分别成 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$), 每个方向有

四个图像序列, 每个序列包含两个步态周期。本文选择其中行走方向为 0° 的序列进行实验, 其中我们选择两个步态序列即四个步态周期进行训练, 其他两个步态序列即四个步态周期用于测试, 共进行了六次实验, 最后取平均值。

2) CASIA (中国科学院自动化研究所) Dataset B 数据库。

Dataset B 是一个比较大规模的, 多视角的步态数据库。共有 124 个人, 每个人有十一个视角 ($0^\circ, 18^\circ, 36^\circ, \dots, 180^\circ$), 在三种行走条件下 (普通条件, 穿大衣, 携带包裹条件) 采集, 每个视角下有 10 个视频, 其中有 6 个正常步态 (A), 两个挎包序列 (B), 两个外套变化序列 (C)。本文取其中的 $60^\circ, 90^\circ$ 视角以及普通条件下的序列来进行实验, 其中我们选择三个步态序列即六个步态周期进行训练, 其他三个步态序列即六个步态周期用于测试, 共进行了 15 次实验, 最后取平均值。我们对提取出来的侧影图进行了归一化, 归一化后图像大小为 $128 * 88$ 像素。

3.2 实验结果

CMS (Cumulative Match Score) 是一种有用的性能评估方法, 文献 [17] 首先利用 CMS 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, $k = 1$ 时 $p(1)$ 就是正确识别率。本文利用 CMS 来对结果进行评估, 分别给出其一阶和五阶识别率。为了比较 Gabor + LBP 的特征提取效果与 DCV 的降维和特征选择能力, 我们比较了 GEI + LBP + PCA, GEI + LBP + LDA, GEI + LBP + DCV 的识别率。我们还对样本容量变换前后的识别率进行了比较。结果如图 7、图 8 和图 9 及表 1、表 2 和表 3 所示。

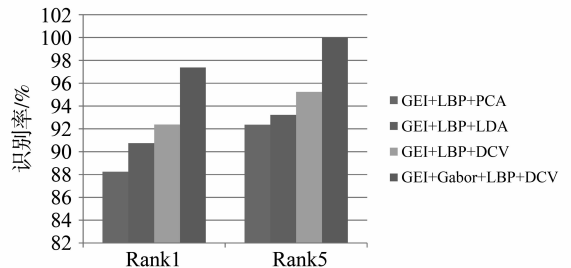


图 7 CASIA Dataset A 识别率

Fig. 7 Recognition rate in CASIA Dataset A

表 1 CASIA Dataset A 一阶和五阶识别率

Table 1 Rank1 and Rank5 recognition rate in CASIA Dataset A

	Rank1/%	Rank5/%
GEI + LBP + PCA	88.25	92.37
GEI + LBP + LDA	90.75	93.22
GEI + LBP + DCV	92.38	95.24
GEI + Gabor + LBP + DCV	97.38	100

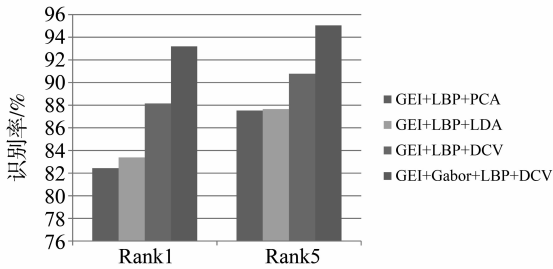


图 8 CASIA Dataset B 识别率

Fig. 8 Recognition rate in CASIA Dataset B

表 2 CASIA Dataset B 一阶和五阶识别率

Table 2 Rank1 and Rank5 recognition rate in CASIA Dataset B

	Rank1/%	Rank5/%
GEI + LBP + PCA	82.44	87.53
GEI + LBP + LDA	83.39	87.66
GEI + LBP + DCV	88.15	90.78
GEI + Gabor + LBP + DCV	93.20	95.05

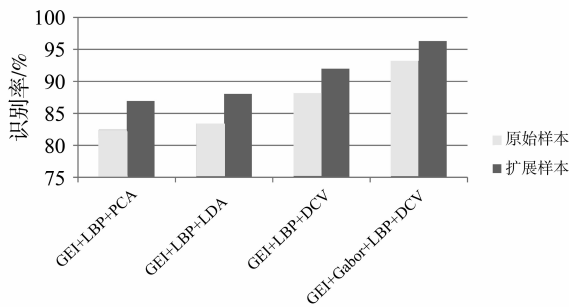


图 9 CASIA Dataset B 样本变换前后一阶识别率比较

Fig. 9 Rank1 recognition rate compared in sample changed in CASIA Dataset B

3.3 结果分析

1) 局部二值模式 (LBP) 是一种较好的局部特征提取方法, 它能较好的提取步态能量图 (GEI) 的相关信息, 并取得较高的识别率。

2) Gabor 小波具有良好的尺度和方向选择性,

对步态能量图 (GEI) 提取幅值谱以后再利用局部二值模式提取特征, 能提取步态能量图更多方向、更多尺度的局部特征, 相对于直接提取步态能量图的局部二值特征方法, 该方法能取得更高的识别率。

表 3 样本容量变换前后一阶识别率比较

Table 3 Rank 1 recognition rate compared in sample changed

	原始样本/%	扩充样本/%
GEI + LBP + PCA	82.44	86.90
GEI + LBP + LDA	83.39	88.04
GEI + LBP + DCV	88.15	91.98
GEI + LBP + Gabor + DCV	93.20	96.31

3) 辨识共同向量 (DCV) 是一种较好的维数约减和特征选择方法, 相对于 PCA 和 LDA, 其直接作用于样本空间, 能够保持样本空间较重要的识别信息。

4) 对于步态识别中的小样本问题, 本文创新性的提出了一种样本扩展方法, 能够较大的扩展样本数量, 提高算法的识别性能。

5) 本文算法复杂度低, 在小样本数据库上能取得较高的识别率, 具有一定的实用性, 特别是在实时应用中。

4 结论

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。本文利用 Gabor 小波和局部二值模式充分挖掘了步态能量图中不同方向和不同尺度的局部信息, 然后利用辨识共同向量实现了维数约减和特征选择, 在 CASIA 步态数据库上取得了较高的识别率。步态识别是一个理论性和实践性都很困难的问题, 柔性运动本身具有很大的不确定性, 虽然 Gabor 小波能提取不同方向、不同尺度空间频率特征, 但对同一目标的不同方向, 不同距离的源图像的处理结果有很大相异性, 所以今后的工作将考虑对步态能量图做适当图像变换以提高实用价值。对于本文提出的样本扩充方法, 以后将在数学上对该方法进行理论研究, 证明该方法的合理性和有效性。

致谢: 中科院自动化所为本文实验提供了 CASIA 步态数据库, 在此表示感谢。

参考文献:

- [1] XIAO Q H. Technology review - biometrics -technology, application, challenge, and computational intelligence solutions [J]. IEEE Computational Intelligence Magazine, 2007, 2: 5 - 25.
- [2] ANIL K, ARUN ROSS, SALIL PRABHAKAR. An introduction to biometric recognition [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2004, 14 (1): 4 - 20.
- [3] MURRAY M, DROUGHT A, KORY R. Walking patterns of normal men [J]. Journal of Bone Joint Surgery, 1964, 46(A): 335 - 360.
- [4] 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.
- [5] LEE L, GRIMSON W E L. Gait analysis for recognition and classification [C]//In Fifth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, Proceedings, 2002: 155 - 162.
- [6] BOULGOURIS N V, HATZINAKOS D, PLATANIOTIS K N. Gait recognition: a challenging signal processing technology for biometric identification [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2005, 22: 78 - 90.
- [7] CHEN C H, LIANG J M, ZHAO H, et al. Factorial HMM and parallel HMM for gait recognition [J]. IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics Part C-Applications and Reviews, 2009, 39(1): 114 - 123.
- [8] LIU J Y, ZHENG N N. Gait history image: a novel temporal template for gait recognition [C]//In 2007 IEEE International Conference on Multimedia and Expo, 2007, 1 - 5: 663 - 666.
- [9] LI X L, MAYBANK S J, YAN S C, 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.
- [10] ZHANG G, MA Z M. An approach of using Gabor wavelets for texture feature extraction [J]. Journal of Image and Graphics, 2010, 15(2): 247 - 254.
- [11] XU W Y, HUANG X S, LIU Y H, et al. A local characteristic scale selection method based on Gabor wavelets [J]. Journal of Image and Graphics, 2011, 16(1): 72 - 78.
- [12] DAUGMAN J G. Two-dimensional spectral analysis of cortical receptive field profiles [J]. Vision Research, 1980, 20(1): 847 - 856.
- [13] LADES M, VORBRUGGEN J C, BUHMANN J. Distortion invariant object recognition in the dynamic link architecture [J]. IEEE Trans Computers, 1993, 42(3): 300 - 311.
- [14] MARCELJA S. Mathematical description of the responses of simple cortical cells [J]. Journal Opt Soc Amer, 1980, 70(4): 1297 - 1300.
- [15] OJALA T, PIETIK M, HARWOOD D. A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions [J]. Pattern Recognition, 1996, 29: 51 - 59.
- [16] CEVIKALP H, NEAMTU M, WILKES M, et al. Discriminative common vectors for face recognition [J]. IEEE TPAMI, 2005, 27 (1): 4 - 13.
- [17] 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.