

采用 Radon 变换和二维主成分分析的步态识别算法

王科俊¹, 贲明烨², 刘丽丽³

(1. 哈尔滨工程大学自动化学院, 黑龙江哈尔滨150001; 2. 哈尔滨工业大学交通科学与工程学院, 黑龙江哈尔滨150090; 3. 中国科学院沈阳计算技术研究所有限公司, 辽宁沈阳110171)

摘要:针对主成分分析算法将图像矩阵转化为向量的维数过高、求取特征向量耗时的问题,综合步态的静态和动态信息,对一个步态周期中的图像进行 Radon变换,再通过模板构造,仅用一幅图像来刻画步态特征,接着用二维主成分分析(2DPCA)进行降维.为了验证所提出的算法的有效性,在CASIA步态数据库上进行实验,采用最近邻分类器来测试识别.实验结果表明在特征模板构造时选择合适的频率,采用Radon变换结合列2DPCA进行步态特征提取是有效的.

关键词:步态识别; Radon变换; 二维主成分分析; 模板构造

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 16734785(2010)03-0266-06

Gait recognition with Radon transform and 2-D principal component analysis

WANG Ke-jun¹, BEN Xian-ye², LIU Li-li¹

(1.College of Automation, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China; 2.School of Transportation Science and Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150090, China; 3.CAS Shenyang Institute of Computing Technology Co., Ltd, Shenyang 110171, China)

Abstract In the principal component analysis method, concatenating an image matrix often leads to a 1-D vector with high dimensionality, which makes it very difficult and time-consuming to compute the corresponding eigenvectors. By combining static components and dynamic information about the walking style, a novel gait representation was proposed. Gait characteristics were obtained from the Radon transform of gait sequences, where a single image could represent a person's features by template construction. Then, two dimensional principal component analysis (2DPCA) was used to reduce the dimensions of training and testing data. The nearest neighbor classifier was employed to distinguish the different gaits of human. We tested the proposed gait recognition method on the CASIA gait database. The experimental results demonstrated that, when frequency is chosen properly in template construction, extraction of gait features using the Radon transform and column 2DPCA is very effective.

Keywords: gait recognition; Radon transform; two dimensional principal component analysis(2DPCA); template construction

步态识别是根据人们走路姿势的不同来识别其身份的.由于个体的身形和运动行为的特征不同,为通过人的行走方式来识别身份提供了线索.步态识别相对于其他生物特征识别具有非侵入性、非接触

性、对系统分辨率要求不高、可适应远距离、难以伪装、受环境影响小等优点.步态识别在安全监控、人机交互、医疗诊断等领域具有广泛的应用前景和经济价值.因此,步态是远距离身份识别的最佳首选之一.

自从"911"事件以后,世界各国加强对身份认证的重视,很多高校和研究机构也展开了远距离下的人的检测、分类与识别,例如马里兰大学、麻省理

收稿日期: 2009-03-18.

基金项目: 国家"863"计划资助项目(2008A01Z148).

通信作者: 贲明烨. E-mail: benxianye@163.com.

工学院、卡内基梅隆大学等. 国内最早是中科院自动化所的王亮等^[2]提出了一种人体轮廓解卷提取距离信号的步态识别算法. 其后, 西安电子科技大学、西安交大、复旦大学、上海交大、南京理工大学、华中科技大学和哈尔滨工程大学等诸多高校都开展了步态识别的研究工作. 目前步态识别方法可以分成3类: 二维步态识别、三维步态识别以及两者相结合的方法. 二维步态识别就是在单摄像机拍摄的视频中通过轮廓提取最低层的信息进行分析识别; 而三维步态识别方法^[3]则通过多个摄像机对人体三维模型跟踪, 三维重建人体结构, 分析关节运动位移来识别身份. 另外很多研究者着手用 Radon 变换提取步态特征. 黄凤岗等人^[4]对下肢进行 Radon 变换, 提取运动角度信息, 对所得到的特征使用经典主成分分析(principal component analysis, PCA)后进行动态时间规整, 该方法计算复杂, 处理速度慢, 不适合实时的步态识别, 而且该算法仅仅是在较小的数据库上做的尝试. Boulgouris 等人^[5]也尝试了 Radon 变换结合线性判别分析(linear discriminant analysis, LDA)提取步态特征. 笔者前期也做过 Radon 变换结合经典 PCA 提取步态特征的方法^[6], 但是由于 LDA、PCA 总是首先要把二维图像矩阵转换成一维向量, 造成相关矩阵的维数较高, 特征值、特征向量的获取很耗时, 而且在文献[6]也没有对模板构造的实质进行分析. 本文在文献[6]基础上改用 2DPCA^[7]的方法直接对矩阵降维. 首先对一个步态周期内的每一幅图像进行 Radon 变换, 再通过模板构造提取步态特征矩阵, 并对模板构造的实质进行阐述, 最后通过实验确定较好的 Radon 变换参数和模板构造的频率参数, 得到了 Radon 变换方法结合列 2DPCA 提取步态特征是比较有效的结论.

1 步态序列图像预处理

为了提取人体目标, 首先从原始视频中提取单帧图像进行灰度变换(如图1(a)); 然后逐帧计算各像素点的中值, 作为整个序列的背景图像(如图1(b)); 最后, 采用背景减除法提取人体目标(如图1(c)), 用数学形态学填补二值化图像的空洞、单连通分析提取人的侧影(如图1(d)). 为了消除图像大小对识别的影响应使人体居中, 将图像的大小统一为 64×64 (如图1(e))^[8].

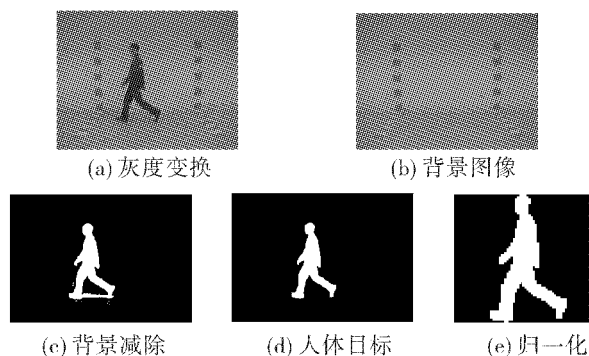


图1 图像预处理

Fig. 1 Image preprocessing

2 步态特征提取

运动人体轮廓的宽高比成周期性变化, 因此在提取步态特征只需在一个周期中进行. 为了同时刻画人身体形状的静态特征和运动的动态特征, 采用 Radon 变换的方法来提取步态特征, 2DPCA 算法直接对所得到的特征矩阵进行降维处理.

2.1 步态图像的 Radon 变换

设函数 $f(x, y) \in L^2(D)$ 在平面 D 区域平方可积, 则 $f(x, y)$ 的 Radon 变换 $R_f(\rho, \theta)$ 可表示如下:

$$R_f(\rho, \theta) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} [f(x, y) \cdot \delta(\rho - x \cos \theta - y \sin \theta)] dx dy.$$

式中: ρ 是点 (x, y) 的极径, θ 是点 (x, y) 的极角, 有序实数对 (ρ, θ) 是点 (x, y) 的极坐标.

Radon 变换的作用就是计算指定方向上图像的投影, 对于二元函数 $f(x, y)$ 则计算该函数在某一方向的线积分. 如图2为步态图像的 Radon 变换结果. Radon 变换后图像的第1列像素, 对应于原始图像在垂直方向的投影; 变换后图像的正中间的一列像素, 对应于原始图像在水平方向的投影. 很明显, 水平方向的投影比垂直方向的投影范围大, 这是因为人体固有的身形所致. 采用 Radon 变换的方法提取步态特征的优点在于对前期处理中轮廓边缘的噪声点有较强的鲁棒性^[6].



图2 步态图像的 Radon 变换

Fig. 2 Radon transform of gait image

2.2 步态周期特征模板

周期序列图像的特征模板可定义为^[9]

$$C_T(\rho, \theta) = \frac{1}{T} \int_0^T R_f(\rho, \theta, t) Q(\omega, t) dt, \quad (1)$$

$$Q(\omega, t) = 1 + \cos(\omega t) + j(1 + \sin(\omega t)). \quad (2)$$

式中: $R_f(\rho, \theta, t)$ 是 Radon 变换在时间上的线性插值, $Q(\omega, t)$ 为加权函数, t 为时间. 在模板构造过程中, 为了同时刻画人体运动中的身体结构特征和动态运动特征, 必须选择加权函数 $Q(\omega, t)$ 中合适的频率值 ω , 将周期序列特征映射到一个特征矩阵中. 时不变因子 $1 + j$ 是人体静态结构特征的权值, 时变因子 $\cos \omega t + j \sin \omega t$ 是步态运动参数的权值.

2.3 二维主成分分析(2DPCA)

由于 Radon 变换得到的步态特征维数较高, 如果采用经典的 PCA 算法, 即使采用奇异值分解的方法来求相关矩阵的特征值、特征向量, 计算的数据量也依然很大, 而 2DPCA^[10] 直接对矩阵进行计算, 计算量相对少很多.

考虑一个大小为 $m \times n$ 的图像 X, Y 就是相对应的 X 到方向为 w 的空间上的投影.

$$Y = w^T X.$$

实际上, w 的绝对值是无关紧要的, 它仅仅是使 Y 乘上一个比例因子, 重要的是选择 w 的方向. w 方向的不同, 将使样本投影后的可分离程度不同, 从而直接影响识别效果. 因此, 问题转化为寻找最好的变换向量 w^* 的问题, 应使所有的样本投影到 w^* 后, 投影样本的总体散布矩阵最大. 投影样本的总体散布矩阵可以用投影特征向量的协方差矩阵的迹来描述. 从这种观点来看, 可以采用下面的准则:

$$J(w) = \text{tr } S_Y. \quad (3)$$

式中: S_Y 表示训练样本的投影后特征矩阵的协方差, $\text{tr } S_Y$ 表示 S_Y 的迹. 协方差矩阵 S_Y 表示如下:

$$\begin{aligned} S_Y &= E[(Y - EY)(Y - EY)^T] = \\ &= E[w^T X - E(w^T X)][w^T X - E(w^T X)]^T = \\ &= E[w^T (X - EX)(X - EX)^T w]. \end{aligned}$$

由矩阵的迹是一个数的性质, 有

$$\text{tr } S_Y = w^T [E(X - EX)(X - EX)^T] w.$$

其中,

$$\begin{aligned} G_1 &= E(X - EX)(X - EX)^T = \\ &= \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M (X_k - \bar{X})(X_k - \bar{X})^T, \end{aligned}$$

$X_k (k=1, 2, \dots, M)$ 为第 k 幅图像矩阵, M 为图像总数, 均值图像为 \bar{X} :

$$\bar{X} = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M X_k.$$

因此, 式(3)中准则可表示成:

$$J(w) = w^T G_1 w.$$

式中: w 是一个列向量. 最大化该准则的向量 w 称为最优投影轴. 直观上讲, 这就意味着投影样本的总体散布矩阵在图像矩阵集合均投影到 w 上后被最大化了.

最优投影轴 w^* 是最大化 $J(w)$ 的列向量, 也就是对应于 G_1 的最大特征值的特征向量. 一般情况下, 只有一个最优投影轴是远远不够的, 通常需要选择一组投影轴 w_1, w_2, \dots, w_d , 当然, 这组投影轴要满足相互正交的约束条件, 同时也要最大化准则 $J(w)$, 也即

$$\begin{cases} \{w_1, w_2, \dots, w_d\} = \arg \max J(w), \\ w_i^T w_j = 0, i \neq j, i, j = 1, 2, \dots, d. \end{cases}$$

实际上, 最优投影向量 w_1, w_2, \dots, w_d 是 G_1 的前 d 个最大特征值所对应的相互正交的特征向量.

进一步分析得

$$G_1 = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M (X_k - \bar{X})(X_k - \bar{X})^T =$$

$$\frac{1}{M} \sum_{k=1}^M \sum_{j=1}^n (X_k^{(j)} - \bar{X}^{(j)})(X_k^{(j)} - \bar{X}^{(j)})^T.$$

记

$$X_k = X_{\text{col}} = [X_k^{(1)} X_k^{(2)} \dots X_k^{(n)}],$$

$$\bar{X} = \bar{X}_{\text{col}} = [\bar{X}^{(1)} \bar{X}^{(2)} \dots \bar{X}^{(n)}],$$

则 w 是根据图像列方向计算得到的投影矩阵. 所以称 $Y = w^T X$ 形式为列 2DPCA.

同理, 可以得到另外一种行 2DPCA 形式:

$$Z = Xv.$$

此时, 协方差矩阵定义为

$$G_2 = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M (X_k - \bar{X})^T (X_k - \bar{X}) =$$

$$\frac{1}{M} \sum_{k=1}^M \sum_{i=1}^m (X_k^{(i)} - \bar{X}^{(i)})^T (X_k^{(i)} - \bar{X}^{(i)}).$$

记

$$X_k = X_{\text{row}} = [(X_k^{(1)})^T (X_k^{(2)})^T \dots (X_k^{(m)})^T]^T,$$

$$\bar{X} = \bar{X}_{\text{row}} = [(\bar{X}^{(1)})^T (\bar{X}^{(2)})^T \dots (\bar{X}^{(m)})^T]^T,$$

则 v 是根据图像行方向上计算得到的投影矩阵.

因此, 2DPCA 分成行、列 2 个方向. 现在来讨论 PCA 与 2DPCA 的计算复杂度: 考虑 N 个 C 类 d 维 ($d = m \times n$) 的 PCA 与 2DPCA 算法的复杂度. 两者计算均值的计算复杂度一致为 $O(Nd)$; PCA 的相关矩阵的计算复杂度为 $O(Nd^2)$, 2DPCA 的行协方差的计算复杂度为 $O(Nn^2m)$, 2DPCA 的列协方差的计算复杂度为 $O(Nm^2n)$; 而计算它们的特征值、特征向量与矩阵的维数息息相关, PCA 计算复杂度远

远大于 2DPCA;在投影时假设不进行特征向量的舍弃;PCA 的计算复杂度为 $O(Nd^2)$,行 2DPCA 的计算复杂度为 $O(Nnd)$,列 2DPCA 的计算复杂度为 $O(Nmd)$ 。综上所述,PCA 整体的计算复杂度远远大于 2DPCA。

3 步态的训练与识别

本文采用中科院自动化所提供的目标运动方向与摄像机光轴的方向成 90° 的 CASIA 步态数据库,图库里总共 124 人。实验分为训练和识别 2 部分,每人前 3 个步态序列作为训练集,后 3 个序列作为测试集。在训练过程中,对一个步态周期内的单帧图像进行 Radon 变换,然后通过特征模板构造,提取整个步态周期的特征,再通过 2DPCA 进行最小均方误差意义下的最优数据压缩,训练得到 2DPCA 投影矩阵。在识别过程中,对待测试序列的一个步态周期内的单帧图像进行 Radon 变换,然后通过特征模板构造提取步态特征,根据训练好的 2DPCA 投影矩阵将所提取出来的特征从高维空间映射转换到低维空间,最后采用最近邻分类器将测试样本分到其所属类中。其中 2DPCA 计算特征矩阵 B_i, B_j 的欧式距离为

$$d(B_i, B_j) = \|B_i - B_j\|_F = \sqrt{\text{tr}((B_i - B_j)^T (B_i - B_j))}.$$

为了确定所提出方法的合理参数,做了 3 组实验:通过实验 1 研究行或列 2DPCA 算法对于 Radon 变换后提取的特征进行降维的有效性,通过实验 2 研究构造模板 ω 值的选取对识别性能的影响,通过实验 3 研

究 Radon 变换中 θ 的选取对识别性能的影响。

3.1 行 2DPCA 与列 2DPCA 算法

根据文献[5]取 $\omega = \pi/2T$ 。式(1)中, Radon 变换中角度参数 θ 从 $0^\circ \sim 180^\circ$ (180° 除外) 每隔 3° 取一次,此时经 Radon 变换提取的步态特征维数为 60×95 维。行 2DPCA、列 2DPCA 方法的识别率与所降得的维数之间的关系如图 3 所示。由实验结果可以看出本文方法在这样的参数下,列 2DPCA 比行 2DPCA 有效,列 2DPCA 在列的维数降至为 21 时最好的识别率为 0.795 7。

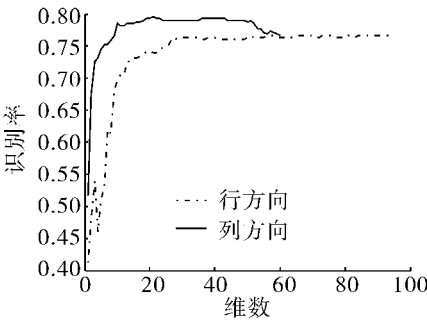


图3 行、列所降的维数与识别率的关系

Fig.3 Relation between dimension reduced of rows & columns and recognition accuracy

3.2 ω 值的选取

Radon 变换中 θ 从 $0^\circ \sim 180^\circ$ (180° 除外) 每隔 3° 取一次,定义压缩率为投影后得到的特征维数与原始特征的维数之比。在 ω 值分别为 $\pi/16T, 2\pi/16T, \dots, 16\pi/16T$ 时,分别采用行 2DPCA 和列 2DPCA 方法进行实验。实验结果如表 1 所示。

表 1 ω 值的选取对识别性能的影响

Table 1 Different ω - value and recognition accuracy

ω 值/(rad · s ⁻¹)	行 2DPCA 识别率	行压缩率	列 2DPCA 识别率	列压缩率	最优的识别率
$\pi/16T$	0.338 7	32/95	0.319 1	57/60	0.338 7
$2\pi/16T$	0.596 8	73/95	0.615 6	16/60	0.615 6
$3\pi/16T$	0.763 4	59/95	0.776 9	48/60	0.776 9
$4\pi/16T$	0.795 7	77/95	0.828 0	38/60	0.828 0
$5\pi/16T$	0.798 3	56/95	0.836 0	40/60	0.836 0
$6\pi/16T$	0.787 6	52/95	0.806 5	44/60	0.806 5
$7\pi/16T$	0.782 3	42/95	0.801 1	20/60	0.801 1
$8\pi/16T$	0.766 1	56/95	0.795 7	21/60	0.795 7
$9\pi/16T$	0.776 9	58/95	0.784 9	14/60	0.784 9
$10\pi/16T$	0.768 8	45/95	0.779 6	35/60	0.779 6
$11\pi/16T$	0.763 4	68/95	0.779 6	20/60	0.779 6
$12\pi/16T$	0.752 7	26/95	0.766 1	45/60	0.766 1
$13\pi/16T$	0.752 7	48/95	0.747 3	40/60	0.752 7
$14\pi/16T$	0.739 2	37/95	0.739 2	53/60	0.739 2
$15\pi/16T$	0.709 7	40/95	0.707 0	19/60	0.709 7
$16\pi/16T$	0.672 0	79/95	0.674 7	55/60	0.674 7

当 $\omega = 5\pi/16T$ 时有最好的识别率为 0.836 0。其次是 ω 值为 $5\pi/16T, 6\pi/16T, 7\pi/16T$ 和 $8\pi/16T$ 。

该值的选取与人行走的速度有关,人在正常步速时选取上述的 5 个 ω 时应该能获得较好的识别效果。

实际上,式(2)相当于傅里叶变换中的基函数,而且式(1)是“拟傅里叶变换”,只不过 $Q(\omega, t)$ 的模值不恒为 1.

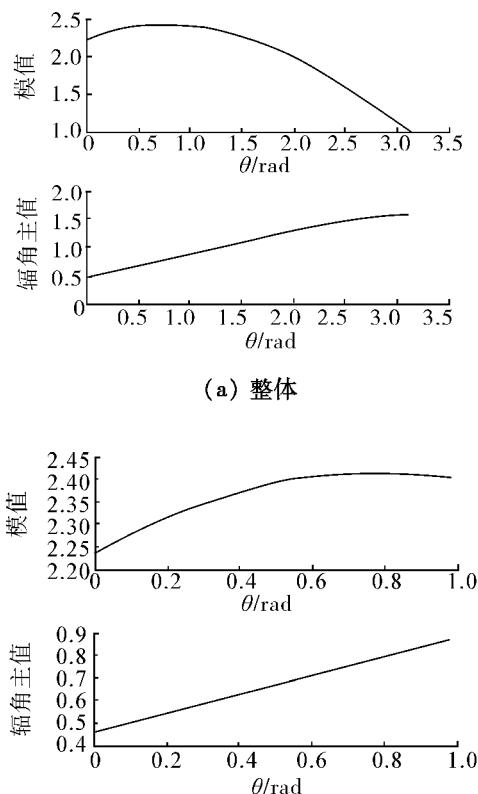
$$Q(\omega, t) = 1 + \cos(\omega t) + j(1 + \sin(\omega t)) =$$

$$\frac{2}{1 + \operatorname{tg}^2 \frac{\omega t}{2}} + j \frac{(1 + \operatorname{tg} \frac{\omega t}{2})^2}{1 + \operatorname{tg}^2 \frac{\omega t}{2}} =$$

$$\left| \frac{2}{1 + \operatorname{tg}^2 \frac{\omega t}{2}} + j \frac{(1 + \operatorname{tg} \frac{\omega t}{2})^2}{1 + \operatorname{tg}^2 \frac{\omega t}{2}} \right| e^{j\alpha}.$$

$$\text{式中, } \alpha = \operatorname{arctg} \frac{(1 + \operatorname{tg} \frac{\omega t}{2})^2}{2}.$$

$Q(\omega, t)$ 的幅频特性如图 4 所示,其中图 4(b) 为图 4(a) 的局部放大图. 令 $\theta = \omega t$, 图 4(b) 为 $\omega = 5\pi/16T$ 时的 $Q(\omega, t)$ 的幅频特性,那么当 ω 值越大,类似频谱的频带越窄;反之,当 ω 值越小,类似频谱的频带越宽. 频带适中时,识别效果较好. 如表 1 所示,比较行、列 2 种 2DPCA 算法的识别率,总体来说,进行该 Radon 变换特征的数据压缩时,列 2DPCA 好于行 2DPCA 方法. 因此下面的实验直接采用列 2DPCA.



(b) 图(a)的局部放大图

图4 模值与辐角主值特性图

Fig. 4 Characteristic graph of module value and argument principal value

3.3 θ 的选取

在 CPU 3.06 GHz、内存 1 GB、VC++ 6.0 与 Matlab 7.0 混合环境下实验. 现在选择 Radon 变换中参数 $\theta, \theta \in [0^\circ, 180^\circ)$, 为了能够获得最好的识别效果, 考虑到 180 的质因数为 2、3 和 5, 因此 θ 所隔的角度为 $4^\circ, 6^\circ, 9^\circ, 10^\circ, 12^\circ, 15^\circ, \dots$, 所提取到的特征只可能是 θ 每隔 $2^\circ, 3^\circ, 5^\circ$ 所提取到的特征的一部分. 为了尽可能多地提取 Radon 变换的特征, 在 θ 的间隔分别为 $2^\circ, 3^\circ$ 和 5° 上实验, 实验结果如表 2 所示. 由于步态数据库有 124×6 个样本, 当 θ 从 $0^\circ \sim 180^\circ$ (180° 除外) 每隔 3° 取一次, 共取 60 个 θ , 总的 Radon 变换的特征提取时间为 9 min, 平均到每个样本的时间大约为 0.73 s; 若 θ 每隔 2° 取一次, 共取 90 个 θ , 总的时间为 16 min, 平均到每个样本的时间大约为 1.37 s; 若 θ 每隔 5° 取一次, 共取 36 个 θ , 总的时间为 7 min, 平均到每个样本的时间大约为 0.56 s. 当样本足够多时, 这种特征提取所耗费的时间差异就相当可观.

表2 Radon 变换中 θ 的选取对识别性能的影响

Table 2 Different θ -value in Radon transform and recognition accuracy

ω 值/ ($\text{rad} \cdot \text{s}^{-1}$)	θ 间隔为 3° 的识别率	θ 间隔为 2° 的识别率	θ 间隔为 5° 的识别率
$4\pi/16T$	0.828 0	0.817 2	0.819 9
$5\pi/16T$	0.836 0	0.819 9	0.836 0
$6\pi/16T$	0.806 5	0.811 8	0.811 8
$7\pi/16T$	0.801 1	0.811 8	0.803 8
$8\pi/16T$	0.795 7	0.795 7	0.795 7

由表 2 可以看出: 最佳的识别率为 0.836 0, 出现在 $\omega = 5\pi/16T$ 且 θ 的间隔为 3° 和 5° . Radon 变换时, θ 的间隔为 2° 的特征维数多于 θ 间隔为 3° 和 5° 的, 其识别率不及后两者, 原因是 θ 间隔为 3° 和 5° 包含对识别有用的信息多. 综合特征提取的时间以及识别性能, 确定选取 θ 间隔为 5° , 特征模板的频率为 $\omega = 5\pi/16T$.

最后, 在 Radon 变换参数 θ 间隔为 5° 、特征构造模板中 $\omega = 5\pi/16T$ 的参数下, 对所提出的算法与文献 [11] 提出的基于关键帧的傅里叶描述子 (KFD) 方法进行比较, 在同样的数据环境下实验, 文献 [11] 的识别率仅仅为 0.75, 并且该方法的计算复杂度与所提出的算法的计算复杂度相当, 都是比较容易实现的方法, 计算量都比较小.

4 结束语

本文通过对步态序列图像进行 Radon 变换, 构造一个步态周期的特征模板, 它同时刻画了人体的

静态结构信息和步态运动特征,将个体的步态特征用一幅图像来表达,直接对这个图像矩阵进行特征压缩,克服了传统PCA的不足,该方法简单易行,而且获得了令人鼓舞的识别效果.尽管如此,该方法是基于图形投影得到的特征,故受视角变化、行人衣着以及背包的影响较大.因此寻找减小外套变化以及视角变化对识别性能的影响的方法是下一步的工作重点.

致谢

中科院自动化所为试验提供了免费的CASIA步态数据库,在此对中科院自动化所表示衷心的感谢.

参考文献:

- [1] 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.
WANG Kejun,HOU Benbo. A survey of gait recognition[J]. Journal of Image and Graphics,2007,12(7): 1152-1160.
- [2] WANG Liang,TAN Tieniu. Automatic gait recognition based on statistical shape analysis[J]. IEEE Transactions on Image Processing,2003,12(9): 1120-1131.
- [3] URTASUN R,FUA P. 3D tracking for gait characterization and recognition [C]//Proceedings of the 6th International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. Seoul,Korea,2004: 17-22.
- [4] 黄凤岗,韩雪花.基于Radon变换的特征提取在步态识别中的应用[J].哈尔滨工程大学学报,2007,28(3): 301-304.
HUANG Fenggang,HAN Xuehua. Feature extraction based on Radon transform for gait recognition[J].Journal of Harbin Engineering University,2007,28(3): 301-304.
- [5] BOULCOURIS NV,CH Z X. Gait recognition using Radon transform and linear discriminant analysis[J]. IEEE Transation on Image Processing,2007,16(3): 731-740.
- [6] 王科俊,陈薇.基于Radon变换的步态识别系统[C]//全国模式识别学术会议.北京,2007: 223-228.
WANG Kejun,CHEN Wei. Feature extraction based on Radon transform for gait recognition [C]//Chinese Conference on Pattern Recognition. Beijing,2007: 223-228.
- [7] YANG Jian,ZHANG DAVIED,FRANGI A F,et al. Two-dimensional PCA: a new approach to appearance-based face representation and recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2004,26(1): 131-137.
- [8] 王科俊,贵明烨,赵玥.步态识别中的步态检测与序列预处理[J].自动化技术与应用,2009,28(8): 69-72,79.
WANG Kejun,BEN Xianye,Zhao Yue. Gait detection and sequence preprocessing for gait recognition[J]. Techniques of Automation and Applications,2009,28(8): 69-72,79.
- [9] 王科俊,贵明烨,刘丽丽.基于Fan-Beam映射的步态识别算法[J].哈尔滨工业大学学报,2008,40(增刊): 151-155.
WANG Kejun,BEN Xianye,LIU Lili. Gait recognition based on fan-beam projection[J].Journal of Harbin Institute of Technology,2008,40(Suppl.): 151-155.
- [10] 王科俊,贵明烨,孟玮,等.基于广义主成分分析的步态识别算法研究[J].哈尔滨工程大学学报,2009,30(9): 1022-1028.
WANG Kejun,BEN Xianye,MENG Wei,et al. Research on a gait recognition algorithm based on generalized principal component analysis[J]. Journal of Harbin Engineering University,2009,30(9): 1022-1028.
- [11] YU Shiqi,WANG Liang,HUANG Kaiqi,et al. Gait analysis for human identification in frequency domain [C] // Proceedings of 3rd International Conference on Image and Graphics. Hong Kong,China,2004: 4: 282-285.

作者简介:



王科俊,男,1962年生,教授、博士生导师、博士,哈尔滨工程大学自动化学院副院长,模式识别与智能系统学科带头人.主要研究方向为模糊混沌神经网络、自适应逆控制理论、可拓控制、网络智能控制、模式识别、多模态生物

特征识别、联脱机指纹考试身份鉴别系统、微小型机器人系统等.完成科研项目20余项,目前在研项目10余项.曾获得部级科技进步二等奖2项,三等奖3项,省高校科学技术一等奖1项、二等奖1项.已授权发明专利1项、公开3项,获国家版权局软件著作权登记1项.发表论文180余篇,出版学术专著3部,主审教材2部.



贵明烨,女,1983年生,博士研究生.主要研究方向为模式识别、生物特征识别、智能交通系统.申请专利5项,发表学术论文17篇.



刘丽丽,女,1982年生,硕士,主要研究方向为模式识别、智能控制、工业控制.发表学术论文4篇.