

基于局部二值模式和辨识共同向量的步态识别

刘志勇^{1,2,3,4} 冯国灿^{1,2} 陈伟福³

(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
(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 深圳 518055)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(GEI-Gait Energy Image)是一种有效的步态表征方法,局部二值模式(LBP-Local Binary Pattern)能很好地提取局部信息,所以利用局部二值模式(LBP)来提取步态能量图(GEI)的局部特征并用于识别。首先,为了更好地提取局部信息,把步态能量图(GEI)分块,提取各个子块上的LBP特征,然后把各子块在特征层进行融合,得到整个步态能量图(GEI)的特征表达;同时为了更好地挖掘步态能量图(GEI)的信息,对LBP模式进行了扩展。由于得到的LBP特征维数较高,利用具有降维和良好识别能力的辨识共同向量(DCV-Discriminant Common Vector)对步态能量图的LBP特征进行维数约减并增加类间距离。最后,只需利用简单的最近邻分类器就能取得较好的识别效果。将该算法在CASIA数据库上进行了试验,并取得了较高的正确识别率。

关键词 步态能量图,局部二值模式,辨识共同向量,维数约减,步态识别

中图分类号 TP391.3 **文献标识码** A

Gait Recognition Based on Local Binary Pattern and Discriminant Common Vector

LIU Zhi-yong^{1,2,3,4} FENG Guo-can^{1,2} CHEN Wei-fu³

(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

(Department of Electronic Engineering, City University of Hong Kong, Hong Kong 999077, China)³

(Industry Center, Shenzhen Polytechnic, Shenzhen 518055, China)⁴

Abstract Recently, gait recognition for individual identification has been attracting increasing attention of 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. So, this paper used and Local Binary Pattern(LBP) to extract the local feature of gait energy image(GEI), and then it was used to identify. First of all, in order to extract local information better, the gait energy image(GEI) was segmented and the LBP features in each block were extracted and then each sub-block was fused in the feature layer to gain the whole gait energy image(GEI)'s features, at the same time, in order to explore the gait energy image(GEI) information better, this paper expanded the LBP model. Because the obtained LBP feature dimension is high, this paper used the Discriminant Common Vector(DCV) which has good dimensionality reduction and recognition ability to reduce the LBP features' dimension. Finally, for simplicity consideration, we used the nearest neighbor classifier to classification. Experimental results on CASIA databases show that our algorithm is effective and obtains high recognition rates.

Keywords Gait energy image, Local binary pattern, Discriminant common vector, Dimension reduction, Gait recognition

1 介绍

近年来,为了防止恐怖分子的袭击,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,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^[1],例如通过分析个人的面部特征、指纹、掌纹和虹膜、步态等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,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。而且, Murray等^[3]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。Cutting等^[4]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

到稿日期:2012-11-15 返修日期:2013-02-01 本文受国家自然科学基金项目(60975083,31100958,61272338)资助。

刘志勇(1975-),男,博士生,副教授,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。

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 7 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。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)包含了丰富的静态和动态信息,如何充分提取步态能量图中的特征对人体步态识别非常关键。本文利用局部二值模式(LBP-Local Binary Pattern)来提取步态能量图的相关信息。首先,为了充分提取能量图的信息,本文对步态能量图分块,提取各个子块的 LBP 特征,其中通过分析步态能量图发现,能量图的背景和内部虽然为同一模式,但是这两部分反映了个人不同的独特信息^[10],所以本文将这一模式分裂为两个模式,对 LBP 特征进行扩展,本文也单独做了一个实验证明该分裂可以增加信息量、提高识别率。然后,由于分块后所得的 LBP 特征维数较高,因此本文利用辨识共同向量(DCV-Discriminative Common Vector)对 LBP 特征进行维数约减,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。

2 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,因此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。

2.1 步态能量图(GEI)

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:

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

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。

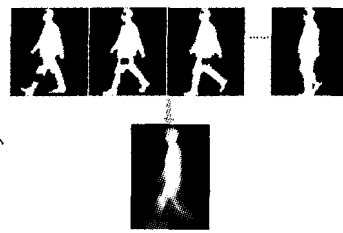


图 1 步态能量图(GEI)

2.2 局部二值模式(LBP-Local Binary Pattern)

局部二元模式(local binary pattern, LBP)是描述图像局部空间结构的非参数算子,能够高效地描述纹理。它首先由 Ojala 等人^[11]在 1996 年提出来,主要目的是辅助性地度量图像的局部对比度(LBP/C)。最初的 LBP 算子被定义为一个 3×3 的正方形窗口,如图 2 所示,以该窗口中心像素点的灰度值为阈值,其邻域内 8 个像素点的灰度值分别与这个阈值做比较,大于等于阈值的赋值为 1, 否则赋值为 0, 然后以某个方向连接形成一个二进制值,最后把这个二进制转换为十进制并让它取代原中心点的阈值。

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

其中

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

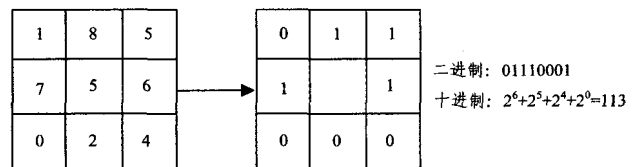


图 2 一个 3×3 正方形 LBP 算子

这个十进制数就是本窗口的 LBP 值,它可以很好地反映该图像局部区域的纹理信息。LBP 模式与中心像素点和邻域像素点灰度值的差值有关,它描述的纹理特征具有平移不变性的特点。最初的 LBP 模式值共有 256 种反映不同纹理模式的信息。给定一幅图像, LBP 模式则将图像任一个像素灰度映射为纹理谱(LBP 的编码值),经过直方图的统计可以得到图像的 LBP 的直方图来描述图像的纹理特征。LBP 有很多种变形模式,本文选择 3×3 的 LBP 算子来提取步态能量图的特征。

利用 3×3 的 LBP 算子提取的直方图长度为 256,对步态能量图进行特征提取时,直方图的最后一个柱(bin)反映的是步态能量图的背景(图 3 中 A 部分)和身体未动部分(图 3 中 B 部分)的信息,而这两部分信息是不同的^[10]。如图 3 所示,它们都包含有人体的一些动态和静态信息,所以本文把直方图的最后一个柱(bin)分裂为两个,背景的 LBP 值设为 255, 身体未动部分的 LBP 值设为 256, 这样所得到的步态能量图的 LBP 直方图特征向量的维数为 257。

为了验证这种分裂的有效性,本文利用 GEI+LBP+PCA 在 CASIA dataset A 上进行实验,结果如表 1 所列, Rank1 和 Rank5 分别表示一阶和五阶识别率。

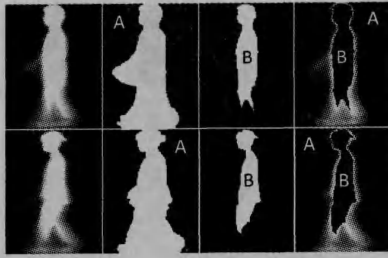


图3 两个人的步态能量图及其子图

表1 LBP特征分裂前后的识别率

	Rank1(%)	Rank5(%)
GEI+LBP+PCA(分裂前)	82.37	89.54
GEI+LBP+PCA(分裂后)	86.18	90.38

同时,为了更好地挖掘步态能量图的信息,对步态能量图进行了分块,分为 4×4 共16个子块,如图4所示。由于子块1,2,3,4,5,8,9,12不含有有用信息或者含有的信息较少,因此我们选择其中的8个子块即6,7,10,11,13,14,15,16进行特征提取,提取出的LBP直方图特征按顺序连接为一个大的直方图。

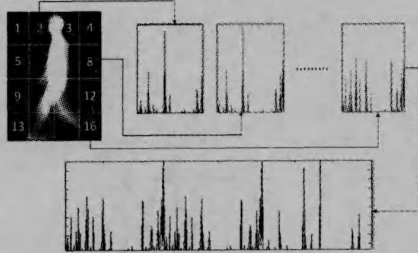


图4 步态能量图的LBP特征

3 降维及识别

由LBP提取的特征维数较高,若直接通过比较高维步态特征向量进行识别,计算代价高且识别率较低。本文使用辨别共同向量分析(Discriminative Common Vectors, DCV)^[12]实现维数的约减并提高其可分性。最后利用最近邻分类器进行识别。

3.1 辨别共同向量(DCV-Discriminant Common Vector)

经典的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可辨别信息的数据。而DCV可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,类内离散度矩阵 S_W 、类间离散度矩阵 S_B 和总体离散度矩阵 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:

$$J(W_{opt}) = \arg \max_{|W^T S_W W|=0} |W^T S_B W| = \arg \max_{|W^T S_T W|=0} |W^T S_T W|$$

求解该问题主要分3步:

第1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: $S_W = AA^T, A = [x_1^1 - \mu_1, \dots, x_N^1 - \mu_1, x_1^2 - \mu_2, \dots, x_N^C - \mu_C]$ 。

第2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:

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

第3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_i ,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3步得到的投影矩阵可以求得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。

3.2 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:

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

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

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

若 $Dist(\Omega_{test}, \Omega_i) = \min_{i=1, \dots, C} Dist(\Omega_{test}, \Omega_i)$,则把测试序列 T 代表的个体判为 Ω_i 所属的类别。

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度、45度、90度),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度的序列进行实验,其中我们选择2个步态序列即4个步态周期进行训练,其他2个步态序列即4个步态周期用于测试,共进行了6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, 18, 36, ..., 180°),在3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)、2个挎包序列(B)、2个外套变化序列(C)。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,即每人一共有12个步态周期)来进行实验,其中选择2个步态序列即4个步态周期进行训练,其他4个步态序列即8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,归一化为 $128 * 88$ 像素大小。

4.2 实验结果

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, $k=1$ 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 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+PCA, GEI+LDA, GEI+DCV 各自的识别率,并比较了 GEI+LBP+PCA, GEI+LBP+LDA, GEI+LBP+DCV 的识别率。结果如图 5、图 6 和表 2、表 3 所示。

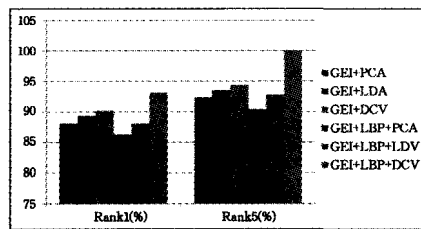


图 5 CASIA Dataset A 识别率

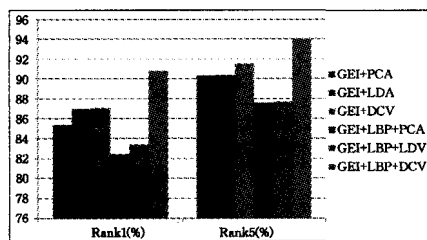


图 6 CASIA Dataset B 识别率

表 2 CASIA Dataset A 一阶和五阶识别率

	Rank1(%)	Rank5(%)
GEI+PCA	88.04	92.37
GEI+LDA	89.29	93.50
GEI+DCV	90.12	94.37
GEI+LBP+PCA	86.18	90.38
GEI+LBP+LDA	88.07	92.72
GEI+LBP+DCV	93.08	100

表 3 CASIA Dataset B 一阶和五阶识别率

	Rank1(%)	Rank5(%)
GEI+PCA	85.41	90.31
GEI+LDA	86.94	90.37
GEI+DCV	87.07	91.53
GEI+LBP+PCA	82.44	87.53
GEI+LBP+LDA	83.39	87.66
GEI+LBP+DCV	90.78	93.98

4.3 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,它能很好地提取步态能量图(GEI)的相关信息。

(2)实验结果显示 GEI+LBP+PCA 的识别率反而要低于 GEI+PCA 的识别率,说明对步态能量图(GEI)提取 LBP 特征后,利用 PCA 来进行维数约减时丢弃了对步态识别较重要的信息,同理,对于 LDA 也一样。

(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,其由于直接作用于样本空间,因此能够保持样本空间较重要的识别信息,取得了较高的识别率。

(4)本文方法在小样本数据库上能取得较高的识别率,所以本文方法具有一定的实用性,特别是在实时应用中。

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。本文利用局部二值模式挖掘了步态能量图中的局部信息,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。以后的工作将继续对局部二值模式的选择和步态能量图的分块,以及步态识别中的小样本问题进行研究。

参考文献

- [1] X Qing-han. Technology review-Biometrics echnology, Application, Challenge, and Computational Intelligence Solutions[J]. IEEE Computational Intelligence Magazine, 2007, 2:5-25
- [2] Anil K, Ross A, Prabhakar S. 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]//Proceedings Fifth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. 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 [J]. 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] 刘志勇, 冯国灿, 邹小林. 一种基于静态和动态特征的步态识别新方法[J]. 计算机科学, 2012, 4(2):112-116
- [11] Ojala T, Pietikäinen M, Harwood D. A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions [J]. Pattern Recognition, 1996, 29:51-59
- [12] Cevikalp H, Neamtu M, Wilkes M, et al. Discriminative common vectors for face recognition [J]. IEEE TPAMI, 2005, 27(1): 4-13
- [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