

DOI: 10.13382/j.jemi.2017.04.012

基于集成 Gabor 特征的步态识别方法*

邵虹 王映昀

(沈阳工业大学 信息科学与工程学院 沈阳 110870)

摘要: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。步态能量图是一种有效的步态表征方法。通过提取步态能量图中的动态区域并利用 Gabor 小波变换对其特征提取,但经过 Gabor 变换后特征维数较高,必须经过有效的特征融合和选择。由此针对传统的 Gabor 特征提取后存在特征维数较高的缺点,提出了一种基于集成 Gabor 特征的步态识别方法。首先,采用均值融合和差分二值编码这两种集成方法,对动态区域 Gabor 特征图进行多尺度和多角度的集成,获得 26 张集成 Gabor 特征图;然后从 26 张集成 Gabor 特征图中选出 4 张作为最终的特征向量;最后将特征向量输入 KNN 分类器进行步态识别。实验结果表明,基于集成 Gabor 特征的步态识别方法,能够对步态特征进行有效分离和表达,同时降低维数并紧凑表征数据,对步态信息进行正确归类。

关键词:步态能量图;集成 Gabor 特征;均值融合;差分二值编码;步态识别

中图分类号: TP391.41; TN919.81 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2040

Gait recognition method based on integrated gabor feature

Shao Hong Wang Yiyun

(School of Information Science and Engineering, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China)

Abstract: Gait recognition for individual identification has received more and more attention from biometrics researchers. Gait Energy Image is an efficient represent method. Gabor wavelet was used to get magnitude feature of active region of gait energy image, but the images after the Gabor transform generate high dimension feature, which must be processed through effective feature fusion and selection. In order to overcome the shortcoming of high dimension feature of the traditional Gabor feature, a gait recognition method based on integrated Gabor feature is proposed in this paper. Firstly, by means of two integration methods are mean fusion and differential binary encoding, the active region Gabor feature images are integrated in a multi-scale and multi-angle way and 26 integrated Gabor feature images are obtained, and the 4 images from 26 integrated Gabor feature images are selected as the final feature vector. Finally, the feature vector is input KNN classifier to identify. Experimental results indicate that a gait recognition method based on integrated Gabor feature can separate and express gait features effectively, and reduce dimension and present expression data compactly, meanwhile the expressions are classified correctly.

Keywords: gait energy image; integrated Gabor feature; mean fusion; differential binary encoding; gait recognition

1 引言

随着计算机科学技术的不断发展,信息安全问题也日益突显,由此生物特征识别得到了广泛的应用,对鉴别

技术的要求也越来越高。Jain^[1]等认为基于生物特征的个体识别有着独特的优点,在大多数情况下,生物特征是不可能伪造,分享和忘记的。步态识别也正由于它具有非接触性、非侵犯性和远距离识别等特点得到了越来越多研究者的关注^[2-5]。

步态识别主要是在不考虑穿着、拍摄背景、角度等情况下依照人们走路的姿态进行身份识别。根据提取特征方式的不同,步态特征提取方法一般分为两类:1)根据每帧步态侧影图中身体参数或整体的静态特征信息,如 Kim 等人^[6]提出了基于主动轮廓模型及运动预测的步态识别;2)考虑到步态序列的动态特征信息,贾焱焱^[7]的研究表明,动态信息特征较静态信息能表明步态的特征,因此本文重点对动态信息特征的提取与描述进行研究。

对于动态特征的描述,目前比较流行基于特征的方法——步态能量图;文献[8]利用 Gabor 小波提取步态能量图幅值谱并与局部二值模式结合的方法来提取步态特征,有效表征图像全局特征,取得了较好的识别效果。Tao 等人^[9]将 Gabor 特征从不同角度分析并通过 LDA 分类,虽得到了良好的识别效果,但是算法的复杂度较高。

本文将特征集成的思想融入步态特征提取中,提出了基于集成 Gabor 特征的步态识别方法。本文方法主要优势:1)对步态能量图动态区域 Gabor 特征提取,并运用特征集成的思想,在降低特征维数的同时保留步态动态信息;2)以大量实验数据作为支撑,对比所采用不同集成方法的特征提取效果,选择最有利于分类的步态特征。

2 步态图像序列的预处理

在实际图像采集的过程中由于受外界因素的影响,往往容易产生噪声、对比度较差等弊端,因此对图像进行预处理尤为重要。图像预处理是特征提取与识别的先决条件,本文主通过如下几个步骤对图像预处理。

1) 背景重构

在整个视频序列中由于场景近似静止并且背景信息对应低频部分,因此利用序列图像中对应像素点的中值估计静止背景。

2) 运动目标检测

首先采用背景减除将待测图像序列与背景图做差分得到运动前景图像,然后利用基于 HSV 的颜色模型去除前景图像运动目标产生的运动阴影,最后采用 OTSU 大津法确定阈值得到二值化图像。

3) 二值图像去除噪声及归一化

在阈值分割的过程中人体周围以及背景区域会存在一些细小的噪声,对此采用中值滤波法对噪声及冗余信息进行去除;为消除由拍摄中焦距变化引起的人体侧影大小不统一的问题,对目标侧影图像归一化处理,使图像缩放统一到统一大小。

4) 步态周期检测

从分割出的人体侧影序列显示,步态的变化过程具有一定的周期性;人体的重心位置在行走的过程中是不断变化的,重心横坐标并不因手部和腿部的前移后摆而

变化,但重心纵坐标会出现周期性的变动,由此根据重心的纵坐标变化的情况确定步态的周期。

3 步态特征提取

3.1 步态能量图

步态能量图(gait energy image, 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^[10-12]。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 GEI 定义如下:

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

式中: N 为一个周期帧的数量。图 1(a)、(c)、(e) 所示为 3 个不同的人在同一角度下步态能量图。

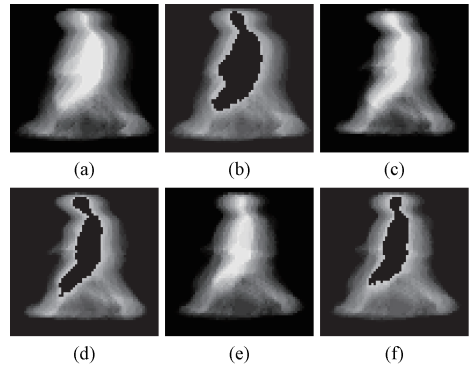


图 1 3 个不同人的步态能量图及步态能量图动态区域

Fig. 1 3 different human gait energy image and dynamic gait energy image area

GEI 即有对结构信息的描述,也有对步态序列的紧致表达,具有对噪声不敏感,鲁棒性好,较大程度地降低存储量和计算量的特点。注意到, GEI 中亮度值最大的部分表示一个步态周期中身体摆动较小的区域(例如头部、身体躯干),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动态区域(例如腿部和手臂),也是最能显现每个人步态特征的区域,由此对步态能量图的动态区域进一步提取,得到 GEI 动态区域如图 1(b)、(d)、(f) 所示。

3.2 Gabor 特征提取

动态区域利用不同尺度和方向的 Gabor 特征进行分析,依据传统的 Gabor 特征提取方法^[13],选取 5 个尺度和 8 个角度的二维 Gabor 滤波器组,对图 1 中步态能量图动态区域与 Gabor 核函数进行卷积运算,取其幅值谱图作为动态区域图像的 Gabor 特征,形成 5 个尺度、8 个角度的 40 张 Gabor 特征图如图 2 所示。

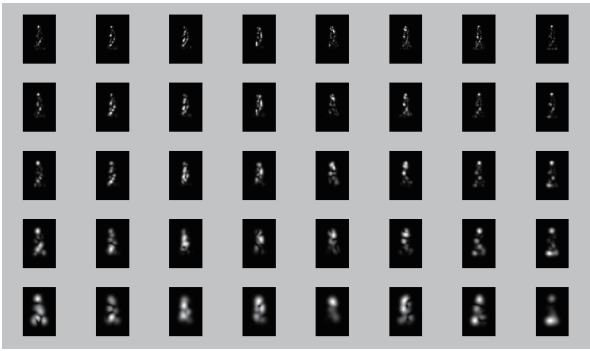


图2 步态能量图动态区域对应的40张Gabor特征图

Fig.2 40 Gabor feature images corresponding to dynamic gait energy image area

3.3 Gabor 特征集成

在40张原始Gabor特征图中,分别对尺度和角度进行分组;按照尺度分组,分为5组,同一尺度下由8个不同角度的特征图构成,对应图2的一行图像;按照角度分组,分为8组,同一角度下由5个不同尺度的特征图构成,对应图2的一列图像,然后通过均值融合方法构建5张尺度和8张角度均值融合图和通过差分二值编码方法构建5张尺度差分二值编码图和8张角度差分二值编码图。对原始Gabor特征图进行集成后,构建出26张集成Gabor特征图。

3.3.1 均值融合

1) 尺度均值融合

尺度均值融合,是依照均值融合方法由8个不同角度且同一尺度下的Gabor特征图进行融合,由式(2)像素逐次构建相应尺度的均值融合图:

$$MFS_u(x,y) = \frac{\sum_{v=0}^7 G_{u,v}(x,y)}{8} \quad u \in (0, \dots, 4) \quad (2)$$

$G_{u,v}$ 表示 u (5个不同)尺度下 v (8个不同)角度的Gabor特征图, MFS_u 表示 u (五个不同)尺度下的尺度均值融合图, $u \in (0, \dots, 4)$, $MFS_u(x,y)$ 为尺度融合图对应像素点 (x,y) 的像素值。

分别对5个不同尺度下的8个角度的图像进行均值融合,得到5张尺度均值融合图 $MFS_u, u \in (0, \dots, 4)$ 从左到右,依次是 $0, \dots, 4$ 尺度的均值融合图,如图3所示。

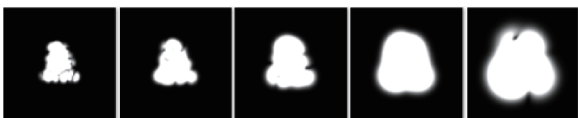


图3 尺度均值融合图

Fig.3 Scale mean fusion images

2) 角度均值融合

角度均值融合图与尺度均值融合类似,是依照均值融合方法由同一角度且5个不同尺度的Gabor特征图进行融合,集成对应角度的角度均值融合图。同理,根据式(3)计算对应角度的角度均值融合图。

$$MFA_v(x,y) = \frac{\sum_{u=0}^4 G_{u,v}(x,y)}{5} \quad v \in (0, \dots, 7) \quad (3)$$

$G_{u,v}$ 表示 u (5个不同)尺度下 v (8个不同)角度的Gabor特征, $MFA_v(x,y)$ 是 v (8个不同)角度下的角度均值融合图, $v \in (0, \dots, 7)$ $MFA_v(x,y)$ 为角度融合图对应像素点的像素值。

对5个不同尺度下的8个角度图像均值融合,得到了8张角度均值融合图 $MFA_v, v \in (0, \dots, 7)$,如图4所示,从左到右,依次是 $0, \dots, 7$ 角度的均值融合图。

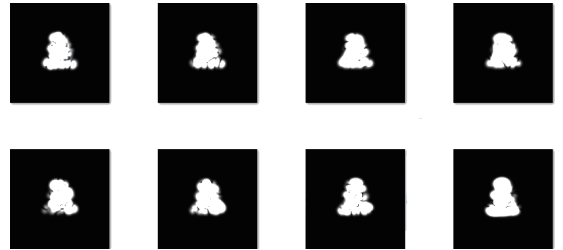


图4 角度均值融合

Fig.4 Angle mean fusion images

3.3.2 差分二值编码

差分编码能较好的表现多组图像信息的相关性,是集成信息处理的方式。由差分编码原理的启发,提出了一种差分二值编码的集成方法。差分二值编码算法是像素级的运算,根据Gabor特征图的特征作为信源,差分二值编码值则是计算每个像素点而得到,最后得出尺度差分二值编码图像和角度差分二值编码图像。

1) 尺度差分二值编码

将 u (5个不同)尺度下的8张角度Gabor特征图 $G_{u,v}(x,y)$ ($u \in (0, \dots, 4), v \in (0, \dots, 7)$),由式(4)计算差值 $d_{u,j}(x,y)$,此差值是由相邻图像中同一位置上像素点的差计算得出,其中, $j \in (0, \dots, 7), u \in (0, \dots, 4)$ 一共算出8个差值。

$$d_{u,j}(x,y) = \begin{cases} G_{u,j}(x,y) - G_{u,j+1}(x,y), & 0 \leq j < 7 \\ G_{u,j}(x,y) - G_{u,0}(x,y), & j = 7 \end{cases} \quad (4)$$

根据式(5)得到 $d_{u,j}(x,y)$ 对应的二进制编码 $t_{u,j}(x,y)$,其中 $u \in (0, \dots, 4)$ 。

$$t_{u,j}(x,y) = \begin{cases} 1, & |d_{u,j}(x,y)| > 0 \\ 0, & |d_{u,j}(x,y)| \leq 0 \end{cases} \quad j \in (0, \dots, 7) \quad (5)$$

由计算得到 8 个二进制编码 $t_{u,j}(x,y) j \in (0, \dots, 7)$, j 降序排列, 二进制的低到高位依次对应, 组成该像素点 (x,y) 的 8 位二进制数, 最后有式(6)将得到的 8 位二进制数转化为十进制数, 最终得到该像素点的尺度差分二值编码值 $DCS_u(x,y)$ 。

$$DCS_u(x,y) = \sum_{j=0}^7 t_{u,j}(x,y) \times 2^j \quad u \in (0, \dots, 4) \quad (6)$$

通过以上算法组成了 5 个尺度的差分二值编码图像 $DCS_u(x,y)$, $u \in (0, \dots, 4)$ 如图 5 所示, 从左到右依次为 0, \dots , 4 尺度的差分二值编码图。

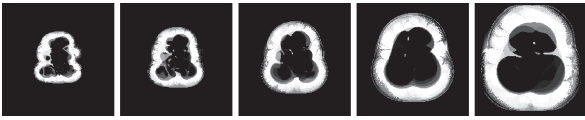


图 5 尺度差分二值编码

Fig.5 Scale differential binary encoding images

(2) 角度差分二值编码

将 v (8 个不同) 角度下的 5 个尺度 Gabor 特征图 $G_{u,v}(x,y)$, ($u \in (0, \dots, 4) v \in (0, \dots, 7)$), 根据式(7) 计算每两幅相邻 Gabor 特征图 $G_{u,v}$ 同一像素点的像素值

$G_{u,v}(x,y)$ 的差值 $d_{i,v}(x,y)$ 其中 $i \in (0, \dots, 4)$, $v \in (0, \dots, 7)$, 共计算出 5 个差值。

$$d_{i,v}(x,y) = \begin{cases} G_{i,v}(x,y) - G_{i+1,v}(x,y), & 0 \leq i < 4, \\ G_{i,v}(x,y) - G_{0,v}(x,y), & i = 4 \end{cases} \quad (7)$$

根据式(8)得到 $d_{i,v}(x,y)$ 对应的二进制编码 $t_{i,v}(x,y)$, 其中 $v \in (0, \dots, 7)$ 。

$$t_{i,v}(x,y) = \begin{cases} 1, & |d_{i,v}(x,y)| > 0 \\ 0, & |d_{i,v}(x,y)| \leq 0 \end{cases} \quad i \in (0, \dots, 4) \quad (8)$$

将计算得出的 5 个二进制编码 $t_{i,v}(x,y)$,

其中 $i \in (0, \dots, 4)$ 按照 i 降序排列, 依次对应二进制数的低到高位, 其余二进制位全归 0, 构成该像素点 (x,y) 的 8 位二进制数, 最终依照式(9)把此 8 位二进制数转化成十进制数, 则该像素点的角度差分二值编码值为 $DCA_v(x,y)$ 。

$$DCA_v(x,y) = \sum_{i=0}^4 t_{i,v}(x,y) \times 2^i \quad v \in (0, \dots, 7) \quad (9)$$

依照上述算法构成了 8 个角度的差分二值编码图像 DCA_v , $v \in (0, \dots, 7)$, 如图 6 所示, 从左到右, 依次是 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7 尺度的差分二值编码图。

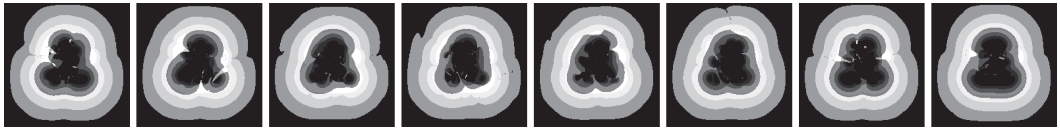


图 6 角度差分二值编码图像

Fig.6 Angle differential binary encoding images

通过对步态能量图动态区域提取的 40 张 Gabor 特征图进行特征集成, 得到 5 张尺度均值融合图、8 张角度均值融合图、5 张尺度差分二值编码图、8 张角度差分二值编码图, 这 26 张特征图, 统称为集成 Gabor 特征图。26 张集成 Gabor 特征图的分组方式和编号如表 1 所示,

其中 MFS_u 和 DCS_u 分别表示 u 尺度的均值融合图和差分二值编码图, 其中 $u \in (0, \dots, 4)$, MFA_v 和 DCA_v 分别表示 v 尺度的均值融合图和差分二值编码图, 其中 $v \in (0, \dots, 7)$ 。

表 1 集成 Gabor 特征图分组机制和编号

Table 1 Grouping mechanism and serial number of Gabor feature images

分组	组号	1					2				
	组名	尺度均值融合组					尺度差分二值编码组				
编号	1-1	1-2	1-3	1-4	1-5	2-1	2-2	2-3	2-4	2-5	
图像	MFS_0	MFS_1	MFS_2	MFS_3	MFS_4	DCS_0	DCS_1	DCS_2	DCS_3	DCS_4	
分组	组号	3				4					
	组名	角度均值融合组				角度差分二值编码组					
编号	3-1	3-2	3-3	3-4	4-1	4-2	4-3	4-4			
图像	MFA_0	MFA_1	MFA_2	MFA_3	DCA_0	DCA_1	DCA_2	DCA_3			
编号	3-5	3-6	3-7	3-8	4-5	4-6	4-7	4-8			
图像	MFA_4	MFA_5	MFA_6	MFA_7	DCA_4	DCA_5	DCA_6	DCA_7			

3.4 特征选择

由于 26 张集成 Gabor 特征图的特征数量仍然较大,所以需要进一步进行特征选择。首先对每张集成 Gabor 特征图进行逐张识别,然后根据表 1 的分组机制选取组内识别率最高的 4 张。之所以选择 4 张特征图,因为在进行大量对比实验之后,发现选取 4 张特征图时步态识别效果最好也最为稳定。

首先通过对每张集成 Gabor 特征图步态识别效果进行对比统计和分析,根据每张集成 Gabor 特征图的识别率依照表 1 中的分组机制,从 26 张集成 Gabor 特征图选出 4 张。

特征选择方案划分为 3 类,包括组内特征选择、组间特征选择和总体特征选择。组内选择方案,是选择 4 张组内识别率前 4 名的集成 Gabor 特征图。组间选择方案,是从 4 组集成 Gabor 特征中任意选定其中 2 组,分别从每个组内选择识别率前两名集成 Gabor 特征图,共获得 4 张集成 Gabor 特征图。总体选择方案,则从全体角度出发,选择每组内识别率最高的组成 4 张集成 Gabor 特征图。3 类选择方案一共产生了 11 种特征选择方案。

最后,按照 11 种不同的选择方案,将每种选择方案中的 4 张集成 Gabor 特征图进行拼接,然后通过 PCA 降维,最后转换成一行向量作为最终的特征向量。

4 步态识别

采用 k-近邻分类器(k-nearest neighbor, kNN)进行步态识别。计算已知类别数据集中的点与当前需要计算的点的距离,按照距离递增次序排序;再选取与当前距离最小的 k 个点。如果待分类样本数据的 k 个点都属于一个类别,那么待分类样本也属于这个类别。本文采用欧氏距离来确定样本的相似性。欧氏距离的计算公式为:

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \tag{10}$$

式中: $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, 为训练样本, $y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ 为测试样本, N 为样本特征属性数。

5 实验结果及分析

5.1 实验数据库

中国科学院自动化研究所(CASIA) Dataset-B 作为实验数据,其中包括 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)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。将序列分为两组,其中 3

个序列 6 个步态周期作为训练样本,另外 3 个序列 6 个步态周期作为测试样本。

5.2 实验结果

全部实验分为 3 个部分:第 1 部分实验,主要记录每张集成 Gabor 特征图单独作为特征向量时的识别效果;第 2 部分实验,比较由 3 类特征选择方案确定的 12 种特征选择方案的识别效果;第 3 部分实验,与其他算法进行对比实验,证明本文方法的有效性。

每张集成 Gabor 特征图对步态识别效果如图 7 所示。其中横坐标对应 26 张集成 Gabor 特征图的编号,纵坐标是识别率。

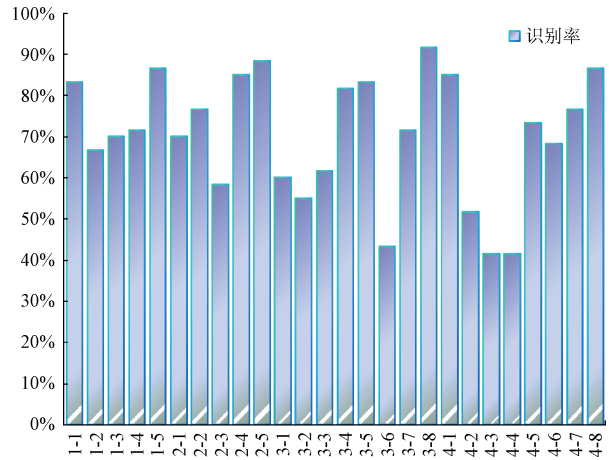


图 7 集成 Gabor 特征图的步态识别率统计

Fig. 7 Gait recognition rate cartogram of integrated Gabor feature map

根据图 7 集成 Gabor 特征图的步态识别率统计图所示,表 2 和 3 展示了选择方案的信息和识别效果。表 2 是尺度均值融合、尺度差分二值编码、角度均值融合和角度差分二值编码中每组中识别率最高的前 4 张集成 Gabor 特征图,最高平均识别率为 80.41%;表 3 则是在表 2 的基础上分别取每组中识别率最高的前 2 张集成 Gabor 特征图两两组合所得到的最高平均识别率为 87.50%。总体特征选择方案的识别效果如表 4 所示。

表 2 组内特征选择方案的识别效果

Table 2 Recognition effect within the group of feature selection scheme

方案序号	组号	组名	集成 Gabor 特征图编号				平均识别率/%
1	1	尺度均值融合组	1-5	1-1	1-4	1-3	77.91
2	2	尺度差分二值编码组	2-5	2-4	2-1	2-2	79.99
3	3	角度均值融合组	3-8	3-5	3-4	3-7	77.01
4	4	角度差分二值编码组	4-8	4-1	4-7	4-5	80.41

表 3 组间特征选择方案的识别效果

Table 3 Recognition effect of among group of feature selection scheme

方案编号	组内识别率前两名				组内识别率前两名				平均识别率/%
	组号	组名	编号	组号	组名	编号	组号	组名	
5	1	尺度均值融合组	1-5	1-1	2	尺度差分二值编码组	2-5	2-4	85.83
6	1	尺度均值融合组	1-5	1-1	3	角度均值融合组	3-8	3-5	87.50
7	1	尺度均值融合组	1-5	1-1	4	角度差分二值编码组	4-8	4-1	82.50
8	2	尺度差分二值编码组	2-5	2-4	3	角度均值融合组	3-8	3-5	85.00
9	2	尺度差分二值编码组	2-5	2-4	4	角度差分二值编码组	4-8	4-1	83.33
10	3	角度均值融合组	3-8	3-5	4	角度差分二值编码组	4-8	4-1	86.66

表 4 总体特征选择方案的识别效果

Table 4 Recognition effect of overall feature selection scheme

方案序号	集成 Gabor 特征图编号				入选理由	平均识别率/%
11	1-5	2-5	3-8	4-8	每组识别率最高	88.32

观察以上数据得出,分别选取尺度均值融合特征图 1-5、尺度差分二值编码特征图 2-5、角度均值融合特征图 3-8、角度差分二值编码特征图 4-8;这 4 张 Gabor 特征图在每组中单独识别率最高,其平均识别率为 88.32%,是 3 类选择方案中识别率最高的一组,由此将其特征拼接,形成终极特征向量。

为评价本文算法和其他算法的性能,采用同样的训练集和测试集与文献[14]和文献[15]方法进行对比实验,得到的识别率如表 5 所示。

表 5 本文方法与其他方法识别效果对比

Table 5 The method recognition effect compared with other methods

方法	识别率/%
本文方法	88.32
GEI + KPCA ^[14]	85.70
Gabor + PCA ^[15]	78.85

6 结 论

针对传统的 Gabor 特征数据冗余问题,提出了 Gabor 特征集成方法。Gabor 特征方法从不同角度或尺度下对 Gabor 特征进行高效集成均值融合图,集成的特征充分体现了纹理以及位置信息;差分二值编码图,表征了同一尺度或角度下 Gabor 特征图之间的相关性。在特征选择上,以先验实验数据作为支撑,客观并且高效地进行特征选择和拼接。

实验结果表明,本文所提出的基于集成 Gabor 特征的步态识别方法,能够对人的步态特征进行有效分离和

表达,同时降低维数并紧凑表征数据,对步态信息正确归类。后续的工作重点是进一步提高步态识别率,并尝试采用更高效的分类器。

参考文献

- [1] ANIL k, POSS A, PRABHAKAR S. An introduction to biometric recognition [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2004, 14 (1): 4-20.
- [2] 齐美彬,王倩,蒋建国. 非规范视角步态识别研究[J]. 仪器仪表学报, 2008, 29(10): 2058-2061.
QI M B, WANG Q, JIANG J G. Study on gait recognition in non-standard view [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2008, 29(10): 2058-2061.
- [3] 王科俊,刘丽丽,贲晔. 基于步态识别的智能监控系统研究[J]. 计算机应用, 2009, 29(2): 386-388.
WANG K J, WANG L L, YE B H. The intelligent monitoring system based on gait recognition research [J]. Journal of Computer Applications, 2009, 29(2): 386-388.
- [4] SARKAR S, PHILLIPS J, LIU Z. The human ID gait challenge problem: Data sets, performance and analysis [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(2): 162-176.
- [5] HAN J, BHANU B. Statistical feature fusion for gait-based human recognition [C]. Proceedings of IEEE Computer Vision and Pattern Recognition, 2004: 842-847.
- [6] KIM D, PAIK J. Gait recognition using active shape model and motion prediction [J]. Computer Vision IET, 2010, 4(1): 25-36.
- [7] 贲晔,徐森,王科俊. 行人步态的特征表达及识别综述[J]. 模式识别与人工智能, 2012, 25 (1): 71-81
YE B H, XU S, WANG K J. Pedestrian gait feature representation and recognition review [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2012, 25 (1): 71-81.
- [8] 刘志勇,杨关,冯国灿. 基于 Gabor 小波和局部二值模式的步态识别[J]. 中山大学学报:自然科学版, 2014, 53 (4): 1-7.

- LIU ZH Y, YANG G, FENG G SH. Gait recognition based on Gabor wavelet and local binary pattern [J]. Journal of Sun Yatsen University: Natural Science, 2014, 53 (4): 1-7.
- [9] TAO D, LI X, WU X. General tensor discriminant analysis and Gabor features for gait recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(10): 1700-1715.
- [10] HAN J, BHANU B. Individual recognition using gait energy image [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(2): 316-322.
- [11] LIU J, ZHENG V. History image: A novel temporal template for gait recognition [C]. IEEE International Conference on Multimedia and Exop, 2007: 663-666.
- [12] JU H, HANU B. Feature fusion for gait-based human recognition [C] IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE, 2004: 842-847.
- [13] WANG L, LI R, WANG K. OLPP-based Gabor feature dimensionality reduction for facial expression recognition[C]. Proceedings of IEEE International Conference on Information and Automation, 2014: 455- 460.
- [14] 梁韶聪,周明,李安安. 基于步态能量图的 KPCA 和 SVM 的步态识别方法[J]. 计算机应用研究, 2015, 27(7): 2798-2800.
- LIANG SH C, ZHOU M, LI AN AN. Gait recognition method of PCA and SVM based on gait energy [J].

Journal of Computer Applications, 2015, 27 (7): 2798-2800.

- [15] 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, 39 (4): 261-264.

LIU ZH Y, Feng G CH, ZOU X L. A new method of gait recognition based on static and dynamic characteristics [J]. Computer Science, 2012, 39 (4): 261-264.

作者简介



邵虹, 沈阳工业大学信息科学与工程学院教授, 主要研究方向为图像处理与模式识别。

E-mail: 576022085@qq.com

Shao Hong was born in 1974, lecture in college of Information Science and Engineering, Shenyang University of Technology. Her main research interests field is the image processing and pattern recognition.



王昶昀, 1991 年出生, 沈阳工业大学信息科学与工程学院在读研究生, 主要研究方向为智能信息处理。

E-mail: 296884226@qq.com

Wang Yiyun was born in 1991, Her main research interest is intelligent information processing.