

DOI:10.3969/j.issn.1673-4785.201110007  
网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20130929.1049.003.html>

# 线性插值框架下矩阵步态识别的性能分析

贵晔<sup>1</sup>, 张鹏<sup>1</sup>, 潘婷婷<sup>1</sup>, 王科俊<sup>2</sup>

(1. 山东大学 信息科学与工程学院, 山东 济南 250100; 2. 哈尔滨工程大学 自动化学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

**摘 要:**针对现有的步态周期检测方法检测效果不佳以及行走速度变化对步态识别性能有很大影响的问题,提出的基于矩的步态周期检测方法中,Zernike 矩需要人体居中、尺度归一的前期预处理过程,而伪 Zernike 矩具有能描述运动图像的特点,它可以避免人体居中、尺度归一等处理,以便直接测试步态的周期性.根据行走时的两帧之间的特征取决于前一帧和后一帧的特征,提出了基于线性插值的矩阵步态识别算法框架,并且将投影特征、Hough 变换特征、Trace 变换特征和 Fan-Beam 映射特征应用在 CASIA(B)步态库上,验证了框架的有效性,为解决步态识别问题带来新的方法与思路.这种基于线性插值的矩阵步态识别特征本质上是一种权值不同的能量形式.

**关键词:**步态识别;矩阵步态识别;线性插值框架;步态周期检测;Zernike 矩;伪 Zernike 矩

**中图分类号:**TP391.41   **文献标志码:**A   **文章编号:**1673-4785(2013)05-0415-11

中文引用格式:贵晔,张鹏,潘婷婷,等.线性插值框架下矩阵步态识别的性能分析[J]. 智能系统学报, 2013, 8(5): 415-425.  
英文引用格式:BEN Xianye, ZHANG Peng, PAN Tingting, et al. Performance analysis of matrix gait recognition under linear interpolation framework[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2013, 8(5): 415-425.

## Performance analysis of matrix gait recognition under linear interpolation framework

BEN Xianye<sup>1</sup>, ZHANG Peng<sup>1</sup>, PAN Tingting<sup>1</sup>, WANG Kejun<sup>2</sup>

(1. School of Information Science and Engineering, Shandong University, Ji'nan 250100, China; 2. College of Automation, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

**Abstract:** The existing gait period detection methods are not ideal and the performance of gait recognition is significantly influenced by walking speed. Several novel gait period detection methods based on moments are proposed in this paper. The Zernike moment requires preprocessing including the assurance that the image of the human body is proportioned normally and is centered properly; the pseudo-Zernike moment may directly describe the motion image, and it may avoid the need for such processing of making the image of the human body centered and sized normally, so as to directly detect gait periodicity. As the features of one frame are only decided by those of the prior and the rear frames in walking, a framework for a matrix gait recognition algorithm based on linear interpolation is proposed. Subsequently, the projection features, Hough transform feature, Trace transform feature and Fan-Beam mapping feature are applied to the CASIA(B) gait database to prove the validity of the gait recognition framework. This brings new methods and understanding for solving gait recognition problems. This matrix gait recognition feature based on linear interpolation is essentially an energy form with different weighted values.

**Keywords:** gait recognition; matrix gait recognition; linear interpolation framework; gait period detection; Zernike moment; pseudo-Zernike moment

步态识别是在人没有觉察的远距离情况下,通过捕捉动态与静态信息来进行身份识别.由于步态

特征具有稳定性、普遍性、可采集性和惟一性,因此可用于不同场合下的身份识别与认证<sup>[1]</sup>.Nixon 等<sup>[2]</sup>总结了南安普敦大学 2002 年之前研发的步态识别技术,同时预言了步态应用于生物特征识别的潜能.2005 年,Boulgouris 等<sup>[3]</sup>首先将步态识别与其他生物特征识别做了比较,提出步态识别可以作为多生物特征识别技术的一部分,接着给出了步态识别系

收稿日期:2011-10-19. 网络出版日期:2013-09-29.  
基金项目:国家自然科学基金资助项目(61201370);高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(20120131120030);中国博士后科学基金面上项目(2013M530321);山东省博士后创新项目专项资金项目(201303100);山东大学自主创新基金资助项目(2012GN043,2012DX007).  
通信作者:贵晔. E-mail: benxianyeye@163.com.

统在其中的组成结构,最后给出了步态识别中隐马尔可夫模型的统计方法、步态周期检测、基于模型的方法、外观方法、时间序列的频域变换、降维方法、模板匹配方法.2012年,贾晔焯等<sup>[4]</sup>从人体测量学数据、空间时间数据、运动学数据、动力学数据和视频流数据方面总结了步态识别的各种方法.在视频流数据的计算机视觉的各种方法中,行人行走速度的变化会影响步态识别的性能,样本的采样只能选取部分速率,因此样本间的匹配呈动态特性.就此,Boulgouris等提出2种时间归一化方法,即动态时间规整(dynamic time warping, DTW)<sup>[5]</sup>和线性时间归一(linear time normalization, LTN)<sup>[6]</sup>.田光见等<sup>[7]</sup>和Hong等<sup>[8]</sup>都是采用DTW进行步态匹配,而且都是在时间域上进行.DTW和LTN可捕捉步态的时空特性,但是计算较为复杂,而且特征数据较多.Nandini等<sup>[9]</sup>提出关键帧对行走速度变化而言是鲁棒的,是最大信息的压缩索引.BenAbdelkader等<sup>[10]</sup>采用关键帧的自相似图(self-similarity plot, SSP)作为步态的特征.于仕琪等<sup>[11]</sup>使用关键帧的傅里叶描述子来表达步态特征,该方法不需要周期对齐.徐俊红等<sup>[12]</sup>将关键帧的步态分成头部、躯干和下肢(膝关节以上和膝关节以下)4个部分或者头、躯干、左大腿、

右大腿、左腿肚和右腿肚6个部分,然后对每一部分采用椭圆来拟合,最后采用椭圆参数的欧式距离或马氏距离进行身份识别.鉴于时间归一化存在较为复杂的调整过程,而关键帧所含的信息量不足,本文提出基于Zernike矩(或者伪Zernike矩)的步态周期检测算法,并在一个完整的步态周期内采用线性插值框架下的矩阵步态识别方法,最后分析和总结识别性能.

## 1 步态周期检测

首先提取视频中单帧图像进行灰度变换,选择不含人体的图像作为原始背景图像,然后通过实时更新的背景减法提取人体目标,根据Kapur熵阈值法对图像序列进行二值化处理,利用数学形态学方法填充二值化图像的空洞,通过单连通分析提取人的轮廓,将人体轮廓放置在图像中间,图像的大小统一归一到64×64大小<sup>[1]</sup>,最后检测被分割出的人体,去除包含不完整人体的冗余帧<sup>[13]</sup>,图1所示为视频图像处理的结果.之后再逐帧计算Zernike矩(或伪Zernike矩),作为分隔步态周期的依据,即起始帧为第1次出现局部极值,终止帧为第3次出现局部极值的前一帧.

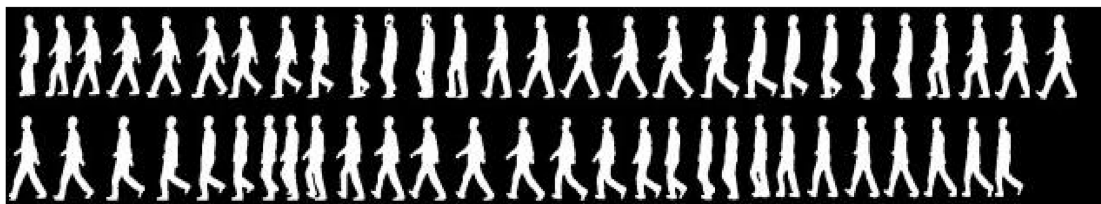


图1 步态图像预处理的结果

Fig.1 Results of gait images preprocessing

### 1.1 基于Zernike矩的步态周期检测

Zernike矩<sup>[14]</sup>就是图像函数 $f(x, y)$ 在正交基函数 $V_{nm}^*(\rho, \theta)$ 上的投影.在单位圆外趋于零的连续图像函数的 $n$ 阶 $m$ 重Zernike矩为

$$Z_{nm} = \frac{n+1}{\pi} \iint_{x^2+y^2 \leq 1} f(x, y) V_{nm}^*(\rho, \theta) dx dy. \quad (1)$$

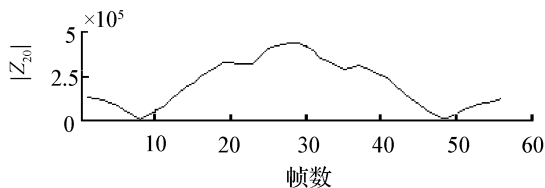
对于一个数字图像,积分被求和代替,式(1)就变为

$$Z_{nm} = \frac{n+1}{\pi} \sum_x \sum_y f(x, y) V_{nm}^*(\rho, \theta), x^2 + y^2 \leq 1.$$

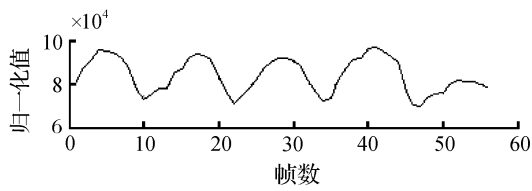
为了计算给定图像的Zernike矩,把图像的中心作为原点,其他点的坐标被映射到单位圆内,即 $x^2 + y^2 \leq 1$ ,落在单位圆外的那些点不参与计算.

Zernike矩具有以下优点:1)旋转不变性;2)信息表达的冗余性小,所提取特征的相关性和冗余性小;3)容易构造高阶不变矩;4)鲁棒性好,抗噪声能

力强.在Zernike矩中,阶次较低的代表了图像的低频特征,阶次较高的代表了图像的高频特征,因此,用其提取的特征还可以反映一定的动态特性.测试如图1所示的步态序列,采用前面所述的图像序列预处理方法,逐帧计算Zernike矩 $Z_{20}$ 的模数,测试结果如图2所示.由于Zernike矩定义的特征只具有旋转不变性,为了获取尺度和平移不变量,步态序列图像还需要标准化处理.



(a) 未经人体居中、大小归一等步骤



(b) 经人体居中、大小归一等步骤

图 2 使用  $Z_{20}$  的模数的检测效果

Fig.2 Detection results using the modulus of Zernike moment  $Z_{20}$

1.2 基于伪 Zernike 矩的步态周期检测

伪 Zernike 矩<sup>[15]</sup>的离散化公式为

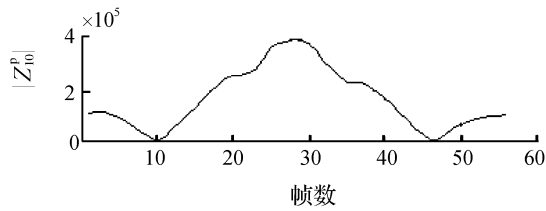
$$Z_{nm}^p = \frac{n+1}{\pi} \sum_{x=-1}^1 \sum_{y=-1}^1 R_{nm}(\rho) \exp(-jm\theta_{xy}) f(x,y).$$

式中:  $\rho = \sqrt{x^2 + y^2}$  表示极距,  $\theta_{xy}$  表示极角,  $f(x, y)$  ( $-1 \leq x \leq 1, -1 \leq y \leq 1$ ) 表示以坐标原点为圆心的单位圆的灰度图像,

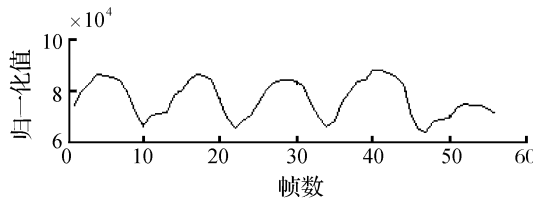
$$R_{nm}(\rho) = \sum_{s=0}^{n-|m|} ((-1)^s \frac{(2n+1-s)!}{s! (n-|m|-s)! (n+|m|+1-s)!} \times \rho^{n-s} \frac{-b \pm \sqrt{b^2 - 4ac}}{2a}).$$

伪 Zernike 矩的优点如下:1) 旋转不变性;2) 鲁棒性好,即对形状的微小改变和噪声具有鲁棒性,同 Zernike 矩相比,在相同阶的情况下,伪 Zernike 矩具有更多的低阶矩,低阶矩越多,抗噪声的能力就越强,例如当阶为 5 时,伪 Zernike 矩有 21 个矩,而 Zernike 矩只有 12 个矩;3) 信息表达的冗余性小;4) 信息表达的高效性,一幅图像可以用很少的伪 Zernike 矩集合很好地表示,且具有较小的均方误差;5) 多层次表达,相关的一组伪 Zernike 矩的小集合就可以有效地表示一个模式的全部形状,其中低阶矩描述的是一个模式的整体形状,而高阶矩描述的是模式的细节;6) 能描述运动图像,可用于运动图像序列分析。

仍然测试如图 1 所示的步态序列,采用前述图像序列预处理方法,逐帧计算伪 Zernike 矩  $Z_{10}^p$  的模数,测试结果如图 3 所示。利用伪 Zernike 矩的优点 6),在前述预处理的标准中心化之前逐帧计算伪 Zernike 矩  $Z_{33}^p$  的模数,测试结果如图 4 所示。



(a) 未经人体居中、大小归一等步骤



(b) 经人体居中、大小归一等步骤

图 3 使用  $Z_{10}^p$  的模数的检测效果

Fig.3 Detection results using the modulus of pseudo-Zernike moment  $Z_{10}^p$

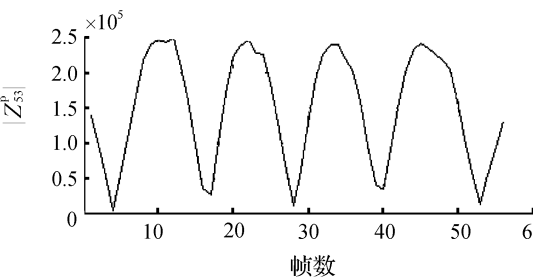


图 4 使用  $Z_{33}^p$  的模数的检测效果

Fig.4 Detection results using the modulus of pseudo-Zernike moment  $Z_{33}^p$

2 线性插值的矩阵步态识别算法框架

根据人行走时 2 帧之间的特征决定于前一帧和后一帧的特征,采用牛顿线性插值法将离散的步态序列模拟成近似连续步态,为实现识别阶段快速的匹配,通过构造特征模板将一个周期的步态序列图像表征为矩阵。牛顿线性插值法可表达成两点式,即

$$g(x) = f(x_0) \frac{x - x_1}{x_0 - x_1} + f(x_1) \frac{x - x_0}{x_1 - x_0}.$$

式中:  $(x_0, f(x_0))$  与  $(x_1, f(x_1))$  表示直线上的 2 个点。

令  $f_n$  表示第  $n$  幅步态单帧图像,  $F_n$  是此图像对应的特征,即  $t$  时刻恰好对应第  $n$  幅步态图像:

$$F(t) = F_n, t = n.$$

通过牛顿线性插值构造出第  $n$  帧和第  $n+1$  帧之间的特征为

$$F(t) = (n + 1 - t)F_n + (t - n)F_{n+1},$$
$$n < t < n + 1.$$

(2)

式中:  $F_{n+1}$  为第  $n+1$  帧步态图像的特征.

通过对一个步态周期内的图像进行加权积分, 得到一个步态周期序列图像的特征:

$$C_T = \frac{1}{T} \int_0^T F(t) Q(w, t) dt.$$

(3)

式中:  $T$  表示该周期序列的周期,  $w$  是频率,  $t$  为时间,  $Q(w, t)$  为加权函数:

$$Q(w, t) = 1 + j + \cos(wt) + j\sin(wt).$$

(4)

$Q(w, t)$  既包括描述静态结构信息的特征(式(4)中的前 2 项), 又包括描述动态运动信息的特征(式(4)中的后 2 项). 关于  $w$  值的选择将在第 3 节的实例中提到.

由式(2)~(4)的连续步态离散化得

$$C_T = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N-1} \int_{t=n}^{n+1} ((n + 1 - t)F_n + (t - n)F_{n+1}) \times$$
$$(1 + \cos(wt) + j(1 + \sin(wt))) dt.$$

(5)

式(5)即是线性插值的矩阵步态识别算法框架, 该框架实现简单, 将特征  $F_n$  ( $F_{n+1}$ ) 进行实例化来实现新的步态识别算法.

3 实例化

本节分别用投影特征、Hough 变换特征、Trace 变换特征和 Fan-Beam 映射特征将  $F(t)$  进行实例化. 投影特征在降维中使用经典主成分分析方法, 其他特征则采用广义主成分分析方法. 实验环境为 Pentium (R) Dual-Core CPU E5200 @ 2.50 GHz、2.00 GB 内存的 PC 机, 研究对象为 CASIA (B) 库的侧面视角(目标运动方向与摄像机的光轴方向垂直)的步态样本, 每人正常行走状态下取 6 个样本, 前 3 个样本用于训练, 后 3 个样本用于测试, 使用最近邻(nearest neighbor, NN)分类器测试识别率来评价各种特征的有效性<sup>[1]</sup>.

3.1 投影特征

由于投影特征简单、直观, 可以看成是矩阵的一种特例. 首先将  $F(t)$  实例化为投影特征, 选取式(5)中合适的  $w$  值. 单帧步态图像的特征是投影角度为  $0^\circ$ 、 $45^\circ$ 、 $90^\circ$  和  $135^\circ$  的单一角度和组合角度的投影.

表 1 给出了不同个体在各个角度下的投影特征用欧氏距离度量的相似度结果, 其中  $0_{xy-z}$  代表第  $(10x+y)$  个人的第  $z$  段视频.

表 1 采用欧氏距离的相似度量

Table 1 Similarity measured by Euclidean distance

角度	个体	0°			45°			90°			135°		
		001-1	001-2	020-1	001-1	001-2	020-1	001-1	001-2	020-1	001-1	001-2	020-1
0°	001-1	<b>0</b>	<b>24</b>	<b>39</b>	245	244	241	292	297	295	226	231	238
	001-2	<b>24</b>	<b>0</b>	<b>26</b>	244	242	240	287	292	290	224	230	236
	020-1	<b>39</b>	<b>26</b>	<b>0</b>	237	235	231	275	281	277	218	223	228
45°	001-1	245	244	237	<b>0</b>	<b>13</b>	<b>26</b>	115	115	117	44	40	40
	001-2	244	242	235	<b>13</b>	<b>0</b>	<b>21</b>	117	117	119	45	42	41
	020-1	241	240	231	<b>26</b>	<b>21</b>	<b>0</b>	111	111	111	52	47	39
90°	001-1	292	287	275	115	117	111	<b>0</b>	<b>11</b>	<b>23</b>	123	116	111
	001-2	297	292	281	115	117	111	<b>11</b>	<b>0</b>	<b>21</b>	124	117	111
	020-1	295	290	277	117	119	111	<b>23</b>	<b>21</b>	<b>0</b>	127	120	112
135°	001-1	226	224	218	44	45	52	123	124	127	<b>0</b>	<b>17</b>	<b>27</b>
	001-2	231	230	223	40	42	47	116	117	120	<b>17</b>	<b>0</b>	<b>25</b>
	020-1	238	236	228	40	41	39	111	111	112	<b>27</b>	<b>25</b>	<b>0</b>

从表 1 中得出: 特定角度的特征只与其相同的测试角度的特征具有很高的相似性, 而与其他角度的投影特征相差很大, 同一角度不同人的特征也具有很好的聚类性. 改变频率  $w = n\pi/16T$  的

$n$  ( $1 \leq n \leq 16, n \in N$ ), 分别测试在单一角度和组合角度下的识别率, 结果如图 5 所示. 可以看出: 当  $n = 5$ , 即  $w = 5\pi/16T$  时, 单一角度投影和组合角度投影都能得到最佳的识别率, 且组合角度投影优于



单一投影,最佳的识别率为 81.45%.

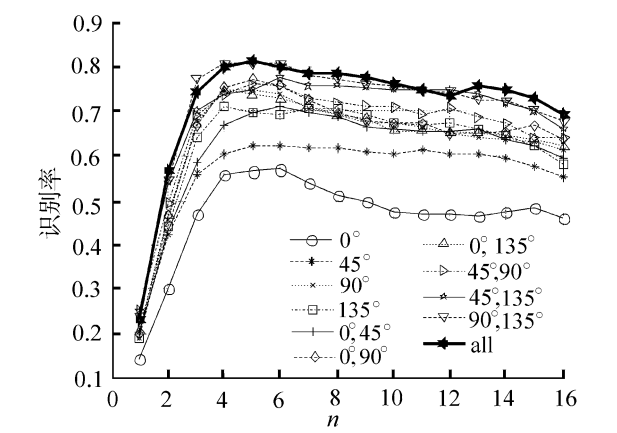


图 5 单一角度和组合角度投影的识别率

Fig.5 Recognition rate using single angle projection and combined angle projection

分析如下:

$$Q(w,t) = 1 + \cos(wt) + j(1 + \sin(wt)) = \frac{\sqrt{4 + (1 + \tan \frac{wt}{2})^4}}{1 + \tan^2 \frac{wt}{2}} \exp(j \arctan \frac{(1 + \tan \frac{wt}{2})^2}{2}). \quad (6)$$

将式(6)看成是基函数,  $Q(w,t)$  的模值随频率  $w$  和时间  $t$  变化,且始终大于 1.令  $\theta = wt$ , 频率  $w$  越大,拟频谱频带越窄;频率  $w$  越小,拟频谱频带越宽.因此,选择合适的  $w$  值非常重要.CASIA (B) 库是在人正常行走速度下拍摄的,帧频为 25 帧/s,采用线性插值法的过程中,加权函数中  $w = 5\pi/16T$  是最佳频率.

3.2 Hough 变换特征

将图像空间中直线 (或曲线) 上的点按一定规则变换到参数空间的一个点,而且参数空间的这个点将形成某种聚类形式,每一类中的点表征变换之前的一条直线 (或曲线),这种方法称为 Hough 变换<sup>[16]</sup>.直线  $\alpha$  采用参数方程形式:  $\rho = x \cos \theta + y \sin \theta$ , 其中:  $\rho$  为极径,  $\theta$  为极角,  $\theta \in [-\pi/2, \pi/2]$ . 以  $x$  轴为基准,因此水平线的角度  $\theta = 0$ ,  $\rho$  等于正的  $x$  截距.同理,竖直线的角度  $\theta = \pi/2$ ,  $\rho$  等于正的  $y$  截距;或  $\theta = -\pi/2$ ,  $\rho$  等于负的  $y$  截距.

如图 6(a) 所示为图像空间中  $A$ 、 $B$ 、 $C$  3 点位于直线  $\alpha$  上,仅用  $\theta$  和  $\rho$  就可以表示这条直线.图 6(b) 所示为图像空间中  $A$ 、 $B$ 、 $C$  3 点在参数空间分别映射的 3 条正弦曲线聚焦于一点  $(\theta, \rho)$ , 该点就是图像空间中直线  $\alpha$  的映射, Hough 变换中的“点”和“线”就形成了对偶关系.图 6(c) 所示为步态图像的

Hough 变换结果.

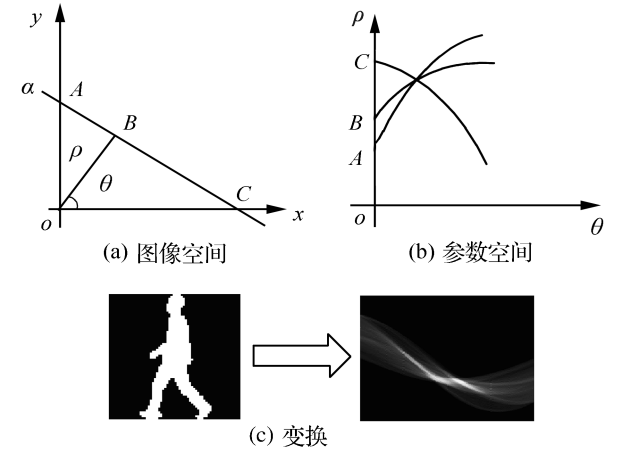


图 6 Hough 变换

Fig.6 Hough transform

现在将  $F(t)$  实例化为 Hough 变换特征,通过改变步态图像的 Hough 变换中  $\theta$  和  $\rho$  的量化间隔值,以测试在 CASIA (B) 库上的识别效果.可以看出,在固定极径的量化间隔,而改变极角的量化间隔的情况下,可以得到非常接近的识别率.实例中,仅仅分别给出极径  $\rho$  的量化间隔  $R$  和极角  $\theta$  的量化间隔  $T_h$  都为 0.5、1、2、3、4 参数下的识别率,如图 7 所示,在  $w = 5\pi/16T$  时产生了最佳的识别率.

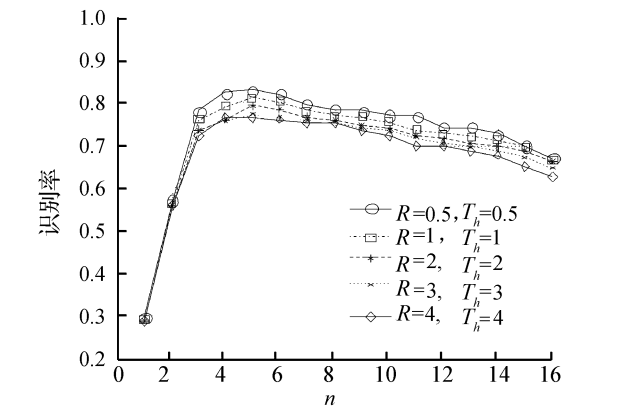


图 7 使用 Hough 变换的识别率

Fig.7 Recognition rate using Hough transform

表 2 给出了在  $R, T_h \in \{0.5, 1, 2, 3, 4\}$  5 种参数下的识别结果,从中可知:当  $R$  为 0.5,  $T_h$  为 4 时,最佳的识别率为 83.33%;固定  $\rho$  的量化间隔  $R$ ,而改变  $\theta$  的量化间隔  $T_h$ ,识别率都非常接近;固定  $T_h$ ,而改变  $R$ ,识别率有很大的波动.表 3 所示为在各组参数下采用 Hough 变换提取步态特征的耗时以及维数情况.从中可以看出,  $\theta$  和  $\rho$  的量化间隔大小对特征提取的速度有很直接的影响,间隔越大,耗时越少,提取的特征越少;间隔越小,耗时越多,提取的特征

也越多.因此,综合识别性能与特征提取的效率,  $\theta$  的量化间隔取值要偏大,  $\rho$  的量化间隔取值应该偏小.

表 2 采用 Hough 变换提取步态特征的识别率  
Table 2 Recognition rate using Hough transform to extract gait feature

$T_h$	识别率					平均
	$R=0.5$	$R=1$	$R=2$	$R=3$	$R=4$	
0.5	0.830 6	0.811 8	0.811 8	0.782 3	0.768 8	0.801 1
1	0.830 6	0.811 8	0.774 2	0.779 6	0.768 8	0.793 0
2	0.830 6	0.790 3	0.793 0	0.776 9	0.768 8	0.791 9
3	0.830 6	0.811 8	0.790 3	0.774 2	0.768 8	0.795 1
4	0.833 3	0.811 8	0.787 6	0.779 6	0.766 1	0.795 7
平均	0.831 1	0.807 5	0.791 4	0.778 5	0.768 3	0.795 4

表 3 采用 Hough 变换提取步态特征的耗时以及特征的维数  
Table 3 Time-consumed and dimension of gait feature extraction using Hough transform

$T_h$	$R=0.5$		$R=1$		$R=2$		$R=3$		$R=4$	
	耗时/s	特征维数	耗时/s	特征维数	耗时/s	特征维数	耗时/s	特征维数	耗时/s	特征维数
0.5	22.79	357×360	11.44	357×180	6.07	357×90	3.84	357×60	3.12	357×46
1	11.57	179×360	6.02	179×180	2.97	179×90	2.11	179×60	1.53	179×46
2	5.80	89×360	3.01	89×180	1.57	89×90	1.00	89×60	0.83	89×46
3	3.92	59×360	2.04	59×180	1.05	59×90	0.71	59×60	0.66	59×46
4	3.10	45×360	1.57	45×180	0.92	45×90	0.57	45×60	0.45	45×46

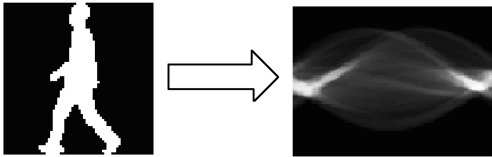


图 8 Trace 变换  
Fig.8 Trace transform

这里考虑 2 种泛函形式:

1)  $F_1: T(f(t)) = \int t^r f(t) dt$ ,  $r$  为幂指数;

2)  $F_2: T(f(t)) = \int e^{-jt} f(t) dt$ .

样本集的标准差通过式 (7) 在图像平面上一一逐点计算而得到:

$$\bar{f}(i,j) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n f_k(i,j),$$

$$s(i,j) = \left( \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n (f_k(i,j) - \bar{f}(i,j))^2 \right)^{\frac{1}{2}}. \quad (7)$$

式中:  $n$  为图像总数,  $(i,j)$  表示在图像平面中的位

3.3 Trace 变换特征

Trace 变换<sup>[17]</sup> 具有丰富、灵活的特征.  $T$  是 Trace 变换中所选取的泛函,所有方向的迹线  $t$  的集合构成一个迹线域  $\gamma$ ,  $F$  为图像沿所选迹线  $t$  的值,那么 Trace 变换定义在  $\gamma$  上,可以描述成:

$$\Gamma(\varphi,\rho) = T(F(\varphi,\rho,t)).$$

在泛函  $T$  的作用下,Trace 变换将变换后的图像消去了参数  $t$ ,它是计算在某方向上该图像函数的线积分,其作用是计算图像在指定方向上的投影.如图 8 所示为步态图像的 Trace 变换结果,Trace 变换图像的第 1 列像素对应于原始图像在垂直方向的线积分,中间的一列像素与原始图像在水平方向上的线积分相对应.

置,  $\bar{f}(i,j)$  表示在图像平面  $(i,j)$  处的灰度值均值,  $s(i,j)$  表示在图像平面  $(i,j)$  处的灰度值的标准差,如图 9 所示为样本集的标准差.

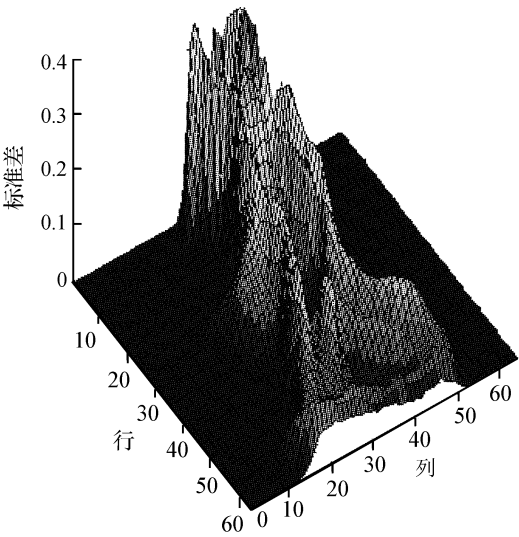


图 9 样本集的标准差  
Fig.9 Standard deviation of the whole sample set

考虑到 Trace 变换的基区分对待各区域,而肢体和头部的中心区域的标准差很小,因此同时考虑泛函  $F_1(r=0)$  和  $F_1(r \neq 0)$ . 方案 1:外环 ( $t \geq t_h$ ) 对应泛函  $F_1(r \neq 0)$ , 内环 ( $t < t_h$ ) 对应泛函  $F_1(r=0)$ ;方案 2:外环 ( $t \geq t_h$ ) 对应泛函  $F_1(r=0)$ , 内环 ( $t < t_h$ ) 对应泛函  $F_1(r \neq 0)$ . 在泛函  $F_1(r=1/16)$  下实验,阈值  $t_h$  分隔了内环和外环,图 10 为不同  $t_h$  下 2 种方案的识别率.在方案 1 中,对内环进行 Radon 变换,而对外环加大距离的度量作用.当  $t_h$  较小时,距离度量作用施加的范围较大,当  $t_h=1$  时,即为泛函  $F_1(r \neq 0)$  下的 Trace 变换;反之,当  $t_h$  较大时,距离度量作用施加的范围较小,当  $t_h=33$  时,即为 Radon 变换.同理分析方案 2,仅仅对内环加大距离度量作用,对外环只进行 Radon 变换,当  $t_h$  较小时,距离度量作用施加的范围较小,当  $t_h=1$  时,即为 Radon 变换;当  $t_h$  较大时,距离度量作用施加的范围较大,当  $t_h=33$  时,即为泛函  $F_1(r \neq 0)$  下的 Trace 变换<sup>[1]</sup>.

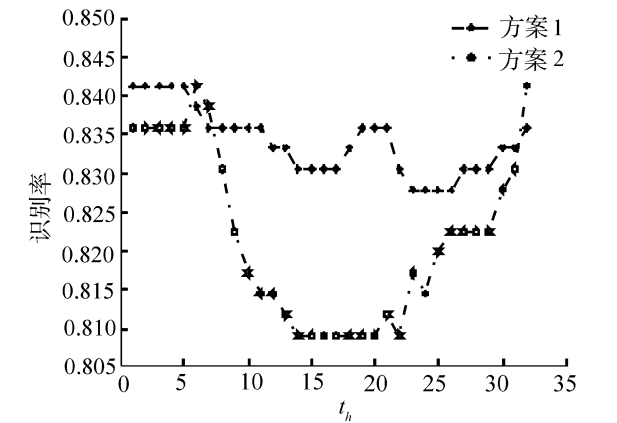


图 10 不同  $t_h$  下 2 种方案的识别率

Fig.10 Recognition rate under parameter  $t_h$  among two schemes

对应于方案 1 下的  $t_h \leq 5$ ,同时考虑泛函  $F_1$  在  $r=0$  和  $r \neq 0$  时实现分段的 Trace 变换的最佳识别率为 84.14%,这是由于人体中心区域的标准差很小(如图 9 所示),这部分环内的距离度量对结果影响不大;随着  $t_h$  的增加,识别率有所变化,但一直小于 84.14%,当  $6 < t_h \leq 11$ ,  $18 < t_h \leq 21$ ,  $t_h=32$  时,这些区间内的识别率与 Radon 变换的识别率相同,也就是距离度量对结果影响不大;而其他区间内的识别率却低于单纯 Radon 变换的识别率,也就是距离度量并没有起到有利作用.

方案 2 下,在  $t_h=6$  时和  $t_h=32$  时的最佳识别率

也都是 84.14%.大部分条件下,改变  $t_h$  值,识别率低于单纯 Radon 变换的识别率.方案 2 是对内环加大度量作用,而如图 9 所示,发现外环的差异点较多,对内环加大度量作用不利于身份识别.当  $t_h=6$  时,距离度量对识别效果有影响,而当  $t_h$  值较小时 ( $t_h \leq 5$ ),识别率与单纯 Radon 变换相同,距离度量未有作用.

$F_2$  相当于将图像映射在复数域,即可得到实部和虚部<sup>[1]</sup>.  $F_2$  可看成图像分别与实部模板  $\cos t$  和虚部模板  $\sin t$  的内积.如图 11 所示, angle 表示复数矩阵中每个元素的相位角,可以得到实部模板与虚部模板的相位差  $\pi/2$ .

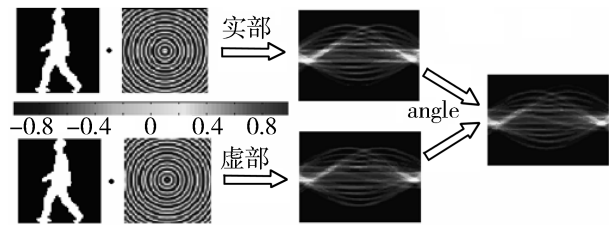


图 11 使用泛函  $F_2$  的 Trace 变换

Fig.11 Trace transform using functional  $F_2$

采用图 11 中的实部、虚部、相位角作为特征的最佳识别率分别为 83.60%、83.87%和 83.87%,通过二维主成分分析对这 3 种特征进行降维<sup>[1]</sup>,最终得到的维数均为  $14 \times 95$ .

3.4 Fan-Beam 映射特征

Fan-Beam 映射与 Trace 变换类似,也是计算在某组特定方向上直线的积分,它计算的是扇形直线上的线积分.Fan-Beam 映射的每一行像素与特定距离的映射特征对应,每一列像素与特定角度上的映射特征对应.如图 12 所示为步态图像的 Fan-Beam 映射结果.

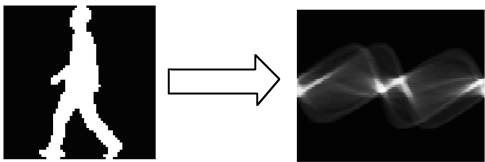


图 12 Fan-Beam 映射

Fig.12 Fan-Beam projection

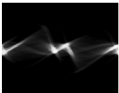

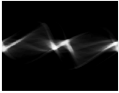

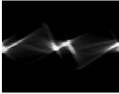





Fan-Beam 映射<sup>[1]</sup>的可调参数为光线密度  $e$  和点光源  $s$  到原点  $o$  的距离  $d$ ,由于 Fan-Beam 映射特征越充分,其对应的重建效果越接近于源步态图像,因此通过 Fan-Beam 反映射<sup>[18]</sup>重建图像的效果来研

究如何能够得到有效的 Fan-Beam 映射特征.

实验中,源步态图像的大小为  $64 \times 64$ ,  $d$  的最小值为 49 个像素,当  $d = 49$  时,改变  $e$  的大小 ( $e \in \{0.5, 1, 2, 4, 10\}$ ),表 4 是在各组参数下的 Fan-Beam 特征、特征提取耗时、Fan-Beam 原始特征维数以及对应的重建结果.由此得出:当  $d$  保持定值时,随着  $e$  的增大,特征提取的时间缩短, Fan-Beam 原始特征的维数降低, Fan-Beam 特征逐渐出现马赛克现象,在  $e = 10$  时现象更加明显,重建效果越来越差.这是因为特征维数越多,特征提取时间就越长,那么对应的重建估计效果越好;特征维数越少,用于重构的投影数目也越少,导致出现很多虚假点,重建效果就不好.对特征提取的时间、Fan-Beam 原始特征的维数以及对应的重建效果这 3 个因素综合考虑,固定  $d = 49$ 、 $e = 2$ ,因为此时的特征维数相对来说比较小,且还可以达到相对不错的重建效果<sup>[1]</sup>.

表 4  $d = 49$  的 Fan-Beam 特征、耗时、维数及重建结果

Table 4 Feature, time-consumed and dimension from Fan-Beam projection and corresponding reconstruction results under parameters  $d = 49$

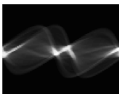

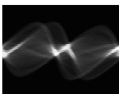

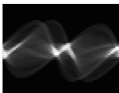

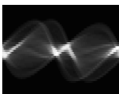

参数 $e$	Fan-Beam 特征	耗时/s	特征维数	重建结果
0.5		1.391	$313 \times 360$	
1		0.907	$157 \times 360$	
2		0.656	$79 \times 360$	
4		0.531	$39 \times 360$	
10		0.453	$15 \times 360$	

接着固定  $e = 2$ , 令  $d \in \{49, 55, 60, 65\}$ , 测试在 各组参数下的 Fan-Beam 特征、特征提取的时间、Fan-Beam 原始特征的维数以及对应的重建结果,如表 5 所示.从中可以得出结论:当  $e$  不变时,随着  $d$  的逐渐增大, Fan-Beam 原始特征的维数降低,特征提取的时间缩短(耗时差异不明显,因为特征维数比较接近), Fan-Beam 特征逐渐出现马赛克现象,对

应的重建效果也慢慢变差.综合考虑特征提取的时间、Fan-Beam 原始特征的维数以及对应的重建效果,参数应固定为  $d = 49$ 、 $e = 2$ .

表 5  $e = 2$  的 Fan-Beam 特征、耗时、维数及重建结果

Table 5 Feature, time-consumed and dimension from Fan-Beam projection and corresponding reconstruction results under parameters  $e = 2$

参数 $d$	Fan-Beam 特征	耗时/s	特征维数	重建结果
49		0.656	$79 \times 360$	
55		0.593	$61 \times 360$	
60		0.587	$53 \times 360$	
65		0.547	$47 \times 360$	

因此通过实验可以发现,当参数  $d = 49$ 、 $e = 2$ ,  $w = 5\pi/16T$  时,获得的最佳识别率为 88.71%.

#### 4 框架本质分析与算法比较

下面以 Trace 变换  $F_1(r=0)$  (即 Radon 变换)的特征提取方法为例,研究基于线性插值的矩阵步态识别框架的本质.令式(5)中的  $F(t)$  为 Radon 变换特征,即  $C_T = C_T(\varphi, \rho)$ .

对式(5)进行 Radon 反变换有

$$\begin{aligned} R^{-1}(C_T(\varphi, \rho)) &= \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N-1} ((n+1)\hat{f}_n - n\hat{f}_{n+1}) \times \\ &\int_{t=n}^{n+1} (1 + \cos(wt) + j(1 + \sin(wt))) dt = \\ &\frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N-1} (((n+1)\hat{f}_n - n\hat{f}_{n+1}) (1 + \frac{1}{w}(1 + \\ &\sin(w(n+1)) - \sin(wn)) - \\ &j(\frac{1}{w}(\cos(w(n+1)) - \cos(wn)) - 1))) + \\ &\frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N-1} ((\hat{f}_{n+1} - \hat{f}_n) \times ((1+j)(n + \frac{1}{2}) + \frac{n+1}{w}\sin(n+1) + \\ &\frac{1}{w^2}\cos(w(n+1)) - \frac{n}{w}\sin(wn) - \frac{1}{w^2}\cos(wn) - \\ &j(\frac{n+1}{w}\cos(n+1) - \frac{1}{w^2}\sin(n+1) - \end{aligned}$$



$$\frac{n}{w} \cos(w n) + \frac{1}{w^2} \sin(w n) \Big) \Big). \quad (8)$$

## 5 结束语

本文提出了一种基于线性插值的矩阵步态识别算法框架,并将投影特征、Hough 变换特征、Trace 变换特征和 Fan-Beam 映射特征在 CASIA(B) 步态库上验证了该框架在步态识别问题中的有效性。Trace 变换在 Radon 变换的基础上加上欧氏距离的度量作用,识别率略有提高,特征维数相差不多;角度投影特征表达形式简单,但识别率不高;在连续的情况下,Hough 变换可被看作是 Radon 变换的特例,但识别率不如 Radon 变换;Fan-Beam 映射的识别率最高,但是以特征维数多作为代价。最后还得出该框架的本质就是一种权值不同的能量形式的结论。下一步的工作重点将考虑步态的张量表达形式,寻找更有效的特征提取与选择方法。

## 参考文献:

- [1] 贾晔烨. 基于人体运动分析的步态识别算法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2010.
- [2] NIXON M S, CARTER J N, SHUTLER J D, et al. New advances in automatic gait recognition[J]. Information Security Technical Report, 2002, 7(4): 23-35.
- [3] BOULGOURIS N V, HATZINAKOS D, PLATANOTIS K N. Gait recognition: a challenging signal processing technology for biometric identification[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2005, 22(6): 78-90.
- [4] 贾晔烨, 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.
- [5] BOULGOURIS N V, PLATANOTIS K N, HATZINAKOS D. Gait recognition using dynamic time warping[C]//Proceedings of the Fourth IEEE International Symposium on Multimedia Signal Processing. Siena, Italy, 2004: 263-266.
- [6] BOULGOURIS N V, PLATANOTIS K N, HATZINAKOS D. Gait recognition using linear time normalization[J]. Pattern Recognition, 2006, 39(5): 969-979.
- [7] TIAN Guangjian, HU Fuyuan, ZHAO Rongchun. Gait recognition based on Fourier descriptors[C]//Proceedings of 2004 International Symposium on Intelligent Multimedia, Video and Speech Processing. Hong Kong, China, 2004: 29-32.
- [8] HONG S, LEE H, NIZAMI I F, et al. A new gait represen-

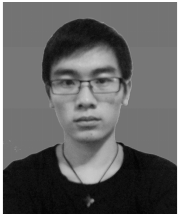
- tion for human identification: mass vector[C]//Proceedings of the 2nd IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications. Harbin, China, 2007: 669-673.
- [9] NANDINI C, RAVIKUMAR C N. An approach to gait recognition[C]//International Symposium on Biometrics and Security Technologies. Islamabad, Pakistan, 2008: 1-3.
- [10] BENABDELKADER C, CUTLER R, DAVIS L. Motion-based recognition of people in EigenGait space[C]//Proceedings of the Fifth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. Washington, DC, USA, 2002: 267-272.
- [11] YU Shiqi, WANG Liang, HUANG Kaiqi, et al. Gait analysis for human identification in frequency domain[C]//Proceedings of the 3rd International Conference on Image and Graphics. Hong Kong, China, 2004: 282-285.
- [12] XU Junhong, CONG Wang, LI Jin, et al. Gait recognition based on key frame and elliptical model[C]//Proceedings of 2010 IEEE International Conference on Information and Automation. Harbin, China, 2010: 2483-2487.
- [13] WANG Kejun, BEN Xianye, ZHAO Yue. Gait period detection based on regional characteristics analysis[C]//Proceedings of the 2009 Chinese Conference on Pattern Recognition, and the CJK Joint Workshop on Pattern Recognition. Nanjing, China, 2009: 542-547.
- [14] 徐旦华, 辜嘉, 李松毅, 等. Zernike 矩的快速算法[J]. 东南大学学报: 自然科学版, 2002, 32(2): 189-192.
- [15] XU Danhua, GU Jia, LI Songyi, et al. Fast algorithm for computation of Zernike moments[J]. Journal of Southeast University: Natural Science Edition, 2002, 32(2): 189-192.
- [16] 叶斌, 彭嘉雄. 伪 Zernike 矩不变性分析及其改进研究[J]. 中国图象图形学报, 2003, 8(3): 246-252.
- [17] YE BIN, PENG Jiaxiong. Improvement and invariance analysis of pseudo-Zernike moments[J]. Journal of Image and Graphics, 2003, 8(3): 246-252.
- [18] 秦开怀, 王海颖, 郑辑涛. 一种基于 Hough 变换的圆和矩形的快速检测方法[J]. 中国图象图形学报, 2010, 15(1): 109-115.
- [19] QIN Kaihuai, WANG Haiying, ZHENG Jitao. A unified approach based on Hough transform for quick detection of circles and rectangles[J]. Journal of Image and Graphics, 2010, 15(1): 109-115.
- [20] KADYROV A, PETROU M. The trace transform and its applications[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(8): 811-828.
- [21] 高上凯. 医学成像系统[M]. 北京: 清华大学出版社,

2000.  
[19] SARKAR S. The human ID gait challenge problem: data sets, performance and analysis[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(2): 162-177.

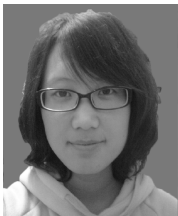
作者简介:



贲晔烨,女,1983年生,讲师,硕士生导师,主要研究方向为模式识别、度量学习、超分辨率人脸识别、步态识别.申请国家发明专利13项,获得授权5项,发表学术论文40余篇,其中被SCI检索5篇、EI检索20余篇.



张鹏,男,1990年生,硕士研究生,主要研究方向为模式识别、生物特征识别,已申请国家发明专利6项.



潘婷婷,女,1990年生,硕士研究生,主要研究方向为模式识别、生物特征识别,已申请国家发明专利3项.



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.获发明专利1项、公开3项,国家版权局软件著作权登记1项.发表学术论文180余篇,出版学术专著3部、国防教材1部,主审教材2部.

# 《计算机工程与应用》征订启事

《计算机工程与应用》是由中国电子科技集团公司主管、华北计算技术研究所主办的面向计算机全行业的综合性学术刊物,自1964年创刊以后,为推动计算机知识在我国的传播和学术交流发挥了积极的作用,在我国计算机学术界有较大影响.期刊是中国计算机学会会刊,计算机工程与应用学会学报,中国科技核心期刊,《中国科学引文数据库(CSCD)核心库》收录期刊,中国学术期刊文摘收录期刊,2013年荣获国家新闻出版广电总局颁发的“百强科技期刊”称号,中国国际影响力优秀学术期刊,中国期刊方阵双效期刊,中国精品科技期刊,工业和信息化部精品期刊,《中国科学引文数据库》来源期刊、《中国学术期刊综合评价数据库》来源期刊,并收录在《中国期刊网》、《中国学术期刊(光盘版)》、英国《科学文摘(SA/INSPEC)》、俄罗斯《文摘杂志(AJ)》、美国《剑桥科学文摘(CSA)》、《日本科学技术社(JST)中国文献数据库》、波兰《哥白尼索引(IC)》、美国《乌利希期刊指南(Ulrich's PD)》.

**办刊方针:**坚持走学术与实践相结合的道路,在内容上既注重理论的先进性又兼顾实用技术的广泛性,在促进学术交流的同时,推进了科技成果的转化.覆盖面宽、信息量大、报道及时是该刊的服务宗旨.

**报导范围:**行业最新研究成果与学术领域最新发展动态;具有先进性和推广价值的工程方案;有独立和创新见解的学术报告;先进、广泛、实用的开发成果.

**订阅方式:**

《计算机工程与应用》为半月刊,大16开,每月1日、15日出版,邮局订阅代号:82-605,每期定价40元,全年24期总价960元.全国各地邮局均可订阅,个人从编辑部直接订阅可享受8折优惠.

**汇款方式:**

开户行:中国银行北京北极寺支行      户名:《计算机工程与应用》杂志社  
帐号:340256016752      开户行行号:104100004595  
邮局汇款地址:北京市619信箱26分箱,收款人:计算机工程与应用杂志社,邮编:100083