基于线性插值的张量步态识别算法 *

贲晛烨[1,2], 安 实[1], 王 健[1], 王科俊[3]
(1. 哈尔滨工业大学 交通科学与工程学院, 哈尔滨 150090; 2. 山东大学 信息科学与工程学院, 济南 250100; 3. 哈尔滨工程大学 自动化学院, 哈尔滨 150001)

摘 要: 提出一种新的基于线性插值的张量步态识别算法。为了能将测试步态序列与注册的相匹配,必须使测试序列的维数与注册的一致,首先将一个周期内的步态帧经相邻帧线性插值归一到一定数目,那么单个的步态样本表现成张量的形式。张量分析采用多重线性主成分分析算法,在 CASIA(B)步态数据库上实验,确定单个步态张量选择一个周期比半个周期更有效。该方法得到了令人鼓舞的识别效果。

关键词: 步态识别; 线性插值; 张量表达; 多重线性主成分分析
中图分类号: TP391.41 **文献标志码**: A **文章编号**: 1001-3695(2012)01-0355-04
doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.01.098

Tensor gait recognition algorithm based on linear interpolation

BEN Xian-ye[1,2], AN Shi[1], WANG Jian[1], WANG Ke-jun[3]
(1. *School of Transportation Science & Engineering*, *Harbin Institute of Technology*, *Harbin* 150090, *China*; 2. *School of Information Science & Engineering*, *Shandong University*, *Jinan* 250100, *China*; 3. *College of Automation*, *Harbin Engineering University*, *Harbin* 150001, *China*)

Abstract: This paper proposed a novel tensor gait recognition algorithm based on linear interpolation. To make the tested gait sequence match with register ones, the sizes of these two should surely be consistent. First and foremost, the number of frames in one gait cycle should be normalized to a certain amount by linear interpolation of both nearest neighbor frames, and then one gait sample could be represented as a tensor. After that, employed MPCA here for tensor analysis. It was determined that a whole period composed to a single gait sample was more efficient than a half period in the experiments carried out on CASIA (B) gait database. This proposed method has achieved an encouraging recognition result.

Key words: gait recognition; linear interpolation; tensor representation; multilinear principal component analysis(MPCA)

0 引言

张量个体指的是含有多维数的个体,描述它时的元素索引至少为 2,也就是用索引数定义张量个体的阶数,每一阶就对应着张量的一个模式(mode)。彩色图像可以看成是三阶张量,它的列、行和颜色就是它的三个模式;灰度视频序列也可以看成是三阶张量,它的列、行和时间轴就是它的三个模式。步态也是张量个体,如维数为 $64\times64\times24$,若转成向量模式的维数为 98 304,不但破坏了原始特征的结构和相关性,而且造成奇异值分解(single value decomposition, SVD)超过了机器的计算能力。多重线性主成分分析(MPCA)减少了小样本问题,有利于处理大规模数据的问题。MPCA[1] 对于张量个体有更紧凑更有效的表达形式,通常需要的参数很少,会减少小样本问题中容易出现的过拟合情形,其较向量模式的 PCA 更彻底地去除行间像素、列间像素和帧间像素之间的冗余信息。

现有的步态样本的数学表达形式主要有:a)向量形式,如二维运动人体轮廓连接到质心距离解卷[2]、伪 Zernike 矩联合傅里叶描述子、小波描述子[3]、投影特征[4];b)矩阵特征,如运动能量图像(motion energy image, MEI)[5]、运动历史图像(motion history image, MHI)[5]、单步运动历史图像(single step history images, SSHI, 包括前向的 fSHI、后向的 bSHI)[6]、彩色步态运动历史图像(colored gait history image, CGHI)[7]、步态历史图像(gait history image, GHI)[8]、运动轮廓图像(moving Silhouette image, MSI)[9]、差分步态图像(difference gait image, DGI)[10] 和步态能量图像(gait energy image, GEI)[11,12]。由于基于向量和矩阵的步态表达都失去了步态最本质的信息——时间序列,本文将步态样本表达成张量形式,首先采用牛顿线性插值法对步态张量进行表达,讨论插值帧的来源以及带来的误差情况;然后对步态采用张量分析(即 MPCA 算法),讨论该算法的收敛性、迭代次数以及基于线性插值的张量步态识别算法的步态样本的选取是一个周期或半个周期和最终归一到的帧数的识别性能情况;最后在 CASIA(B)步态数据库上,验证了所提出算法取得的令人鼓舞的识别效果。

1 步态张量样本表达

步态识别问题中的步态轮廓序列就可以看成是"1-模式"为列信息、"2-模式"为行信息和"3-模式"为时间轴信息的张量个体。其中,涉及一个周期的分割问题可以采用本文之前所提出的基于双椭圆拟合的鲁棒步态周期检测算法[13],行、列已经各自归一到相同的维数(64 像素),而时间轴仅仅包含一定数

收稿日期: 2011-05-03; **修回日期**: 2011-06-24 **基金项目**: 中国博士后科学基金面上资助项目(20110491087)

作者简介: 贲晛烨(1983-),女,黑龙江哈尔滨人,讲师,博士(后),主要研究方向为模式识别、智能交通系统(benxianyeye@163.com);安实(1968-),男,黑龙江哈尔滨人,教授,博导,主要研究方向为智能交通系统;王健(1974-),男,黑龙江哈尔滨人,教授,博导,主要研究方向为智能交通系统;王科俊(1962-),男,吉林人,教授,博导,主要研究方向为模式识别与智能系统.

目的帧数。如图 1 所示为步态序列三阶张量。

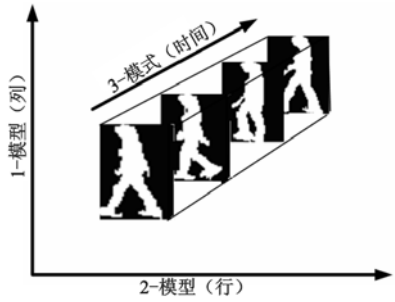


图1　步态序列图像作为一个三阶张量的示意图

由于不同的步态周期可能含有不同的帧数，为了能将测试步态序列与注册的相匹配，必须使测试序列的帧数与注册的一致。所以采用牛顿线性插值法对步态周期进行归一化处理。

$$g(x)=f(x_0)\frac{x-x_1}{x_0-x_1}+f(x_1)\frac{x-x_0}{x_1-x_0} \tag{1}$$

其中：$f(x_0)$、$f(x_1)$ 分别表示第 x_0 和第 x_1 帧图像，$g(x)$ 表示 $f(x_0)$ 和 $f(x_1)$ 内插得到的第 x 帧步态图像。

首先来分析一下线性插值的归一化方法带来的误差情况。起始帧和结束帧没有通过线性插值归一化被改变，因此这两帧的误差是 0。那么中间帧的误差情况如何呢？以图 2 为例讨论误差，帧号 1，2，…，6 都是用于计算归一化后得到的帧号“?”的单帧图像。

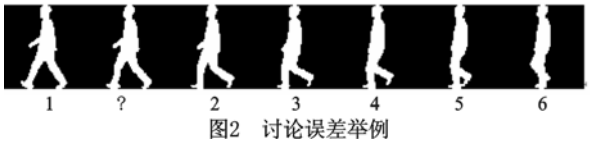


图2　讨论误差举例

分别使用“?”帧的左右帧对其进行估计，如表 1 给出插值后的图像结果、插值后图像与真实图像的差分图像，以及差分图像各个像素点的均值。可以看出，用紧挨着“?”帧的左右两帧估计的插值结果与真实步态帧从肉眼看最为接近，差分图像的整体均值也是最小的，用偏离“?”帧比较远的帧估计误差相对来说大一些。本文采用的线性插值的归一化方法应使误差尽可能地小一些，因此步态周期的起始帧和结束帧分别与原始检测得到的起始帧和结束帧相同，中间帧是经线性插值得到的，且由最近邻帧估计得到。

表 1　讨论误差

使用帧	插值后图像	插值后图像与真实图像的差分图像	差分图像的整体均值
1，2			0.017 3
1，3			0.022 7
1，4			0.022 7
1，5			0.023 0
1，6			0.021 1

2　基于线性插值的张量步态识别算法

本章对步态采用张量分析（即 MPCA 算法），讨论该算法的收敛性、迭代次数以及基于线性插值的张量步态识别算法的步态样本的选取是一个周期或半个周期和最终归一到的帧数的识别性能情况。

2.1　张量分析——多重线性主成分分析算法

多重线性映射就是张量，张量个体通常可以嵌入到原始张量空间的低维子空间中，以这些张量个体为训练样本，寻找张量数据投影到低维空间的投影矩阵，使投影后数据方差最大。MPCA 算法[1]正是解决这种张量个体降维问题的。

令 $\{\chi_m, m=1,\cdots,M\}$ 是张量空间 $R^{I_1}\otimes R^{I_2}\otimes\cdots\otimes R^{I_N}$ 中的 M 个训练样本集合，则集合中的每一个 $\chi_m\in R^{I_1\times I_2\times\cdots\times I_N}$，其中 $I_n(n=1,\cdots,N)$ 为张量的“n-模式”的维数。MPCA 的目标就是定义一个多线性变换矩阵 $\{\tilde{U}^{(n)}\in R^{I_n\times P_n}, n=1,\cdots,N\}$ 将原始张量空间 $R^{I_1}\otimes R^{I_2}\otimes\cdots\otimes R^{I_N}$ 映射到 $R^{P_1}\otimes R^{P_2}\otimes\cdots\otimes R^{P_N}(P_n<I_n, n=1,\cdots,N)$ 中。

$$y_m=\chi_m\times_1\tilde{U}^{(1)\mathrm{T}}\times_2\tilde{U}^{(2)\mathrm{T}}\times_3\cdots\times_N\tilde{U}^{(N)\mathrm{T}} \tag{2}$$

其中：$y_m\in R^{P_1}\otimes R^{P_2}\otimes\cdots\otimes R^{P_N}(m=1,\cdots,M)$ 能够捕捉到原始张量数据变化最大的方向，用张量样本的整体散布程度来度量，即使整体散布张量 Ψ_Y 最大：

$$\{\tilde{U}^{(n)}, n=1,\cdots,N\}=\underset{\tilde{U}^{(n)}, n=1,\cdots,N}{\arg\max}\ \Psi_y \tag{3}$$

那么，每一个模式的维数最终降到 $P_n(n=1,\cdots,N)$。

同时优化式(3)是不存在紧形式解的，因此将此优化问题转换为 N-阶张量的 N 个向量子空间的 N 个投影问题，$\tilde{U}^{(n)}$ 使得 n-模式向量子空间的散布程度最大。这里采用反复迭代的方式求解，那么求 $\tilde{U}^{(n)}$ 而使其他所有投影矩阵 $\{\tilde{U}^{(i)}, i=1,\cdots,n-1,n+1,\cdots,N\}$ 固定不变，$\tilde{U}^{(n)}$ 由 $\Phi^{(n)}$ 的前 P_n 个较大特征值对应的特征向量组成：

$$\Phi^{(n)}=\sum_{m=1}^{M}(X_{m(n)}-\overline{X}_{(n)})\tilde{U}_{\Phi(n)}\tilde{U}_{\Phi(n)}^{\mathrm{T}}(X_{m(n)}-\overline{X}_{(n)})^{\mathrm{T}} \tag{4}$$

$$\tilde{U}_{\Phi(n)}=\tilde{U}^{(n+1)}\otimes\tilde{U}^{(n+2)}\otimes\cdots\otimes\tilde{U}^{(N)}\otimes\tilde{U}^{(1)}\otimes\tilde{U}^{(2)}\otimes\cdots\otimes\tilde{U}^{(n-1)} \tag{5}$$

其中：$X_{m(n)}$ 表示第 m 个样本的 n-模式矩阵，$\overline{X}_{(n)}$ 为样本集中这 M 个样本的 n-模式均值矩阵。

$$\overline{X}_{(n)}=\frac{1}{M}\sum_{m=1}^{M}X_{m(n)} \tag{6}$$

MPCA 的实现步骤如下：

输入：张量样本集 $\{\chi_m\in R^{I_1\times I_2\times\cdots I_N}, m=1,\cdots,M\}$。

输出：样本集的低维表达形式 $\{y_m\in R^{P_1\times P_2\times\cdots\times P_N}, m=1,\cdots,M\}$，$P_n<I_n, n=1,\cdots,N$。

a）数据的中心化：$\tilde{\chi}_m=\chi_m-\tilde{\chi}, m=1,\cdots,M$。其中，$\tilde{\chi}=\frac{1}{M}\sum_{m=1}^{M}\chi_m$。

b）投影矩阵的初始化：$\tilde{U}^{(n)}$ 由 $\Phi^{(n)*}$ 的前 P_n 个较大特征值对应的特征向量组成。其中，$\Phi^{(n)*}=\sum_{m=1}^{M}\tilde{X}_{m(n)}\tilde{X}_{m(n)}^{\mathrm{T}}, n=1,\cdots,N$。

c）迭代寻优。

（a）计算对应中心化数据 $\tilde{\chi}_m$ 的投影 $\tilde{y}_m=\tilde{\chi}_m\times_1\tilde{U}^{(1)\mathrm{T}}\times_2\tilde{U}^{(2)\mathrm{T}}\times_3\cdots\times_N\tilde{U}^{(N)\mathrm{T}}$；

（b）计算全投影截断初始化下的整体张量散布 $\Psi_{yo}=\sum_{m=1}^{M}\|\tilde{y}_m\|_F^2$；

（c）循环

增加循环次数 1：K

增加模式索引 1：N

选择式(4)定义的 $\Phi^{(n)}$ 中前 P_n 个较大特征值对应的特征向量组成 $\tilde{U}^{(n)}$

重新计算 $\tilde{y}_m$ 和 Ψ_{y_k}

如果 $\Psi_{y_k} - \Psi_{y_{k-1}} < \eta$,跳出该循环,转步骤 d)。

d)投影:$y_m = \chi_m \times_1 \tilde{U}^{(1)\mathrm{T}} \times_2 \tilde{U}^{(2)\mathrm{T}} \times_3 \cdots \times_N \tilde{U}^{(N)\mathrm{T}}$。

2.2　张量步态样本的选取

将步态周期的帧数都统一到一定的维数,那么一个步态样本就相当于是一个 3-阶张量,测试样本与注册样本具有一致的模式,就比较容易实现匹配了。这里采用基于线性插值的张量步态识别方法。张量分析方法采用的是 MPCA 算法,分类器采用最近邻分类器(NN),在 CASIA(B)[14] 的正常步态下的侧面视角下实验。该库含有 124 人,每人共有 6 个样本,其中前 3 个样本用于训练,后 3 个样本用于测试。已知视频采集的帧频为 25 fps,那么正常步速下,一个步态周期中含有的帧数大约在 21 ~ 26 帧。

一个步态周期包括两个单步,两个单步是近似对称的,如果只用一个单步来运算,计算量不但降低,也有利于快速的身份识别。所以针对如下问题进行讨论:a)单个步态样本选择一个周期还是半个周期;b)一个步态样本最终归一化到的帧数。

MPCA 最终特征降得的维数 $\{P_n, n=1,\cdots,N\}$ 可以事先给定,也可以通过如下的目标函数求得:

$$\{\tilde{U}^{(n)}, P_n, n=1,\cdots,N\} = \underset{\tilde{U}^{(n)}, n=1,\cdots,N; P_1,\cdots,P_N}{\arg\max} \Psi_Y \tag{7}$$

且满足约束

$$\frac{\Pi_{n=1}^{N} P_n}{\Pi_{n=1}^{N} I_n} < \Omega \tag{8}$$

其中:Ω 是目标降得的维数与原始特征的维数之比,它的选择一般都是依靠经验或人为设定。还可以通过截断后 n-模式的整体散布保留下来的前 P_n 个最大的特征值之和与截断前全投影下的特征值之和的比值 $\mathrm{test}Q^{(n)}$ 来确定:

$$\mathrm{test}Q^{(n)} = \frac{\sum_{i_n=1}^{P_n} \lambda_{i_{(n)}}^{(n)*}}{\sum_{i_n=1}^{I_n} \lambda_{i_{(n)}}^{(n)*}} \tag{9}$$

其中:$\lambda_{i_{(n)}}^{(n)*}$ 为全投影下 n-模式第 $i_{(n)}$ 个特征值。$\sum_{i_n=1}^{I_n} \lambda_{i_{(n)}}^{(n)*} = \Psi_{\mathscr{X}}$,全投影下的整体散布为

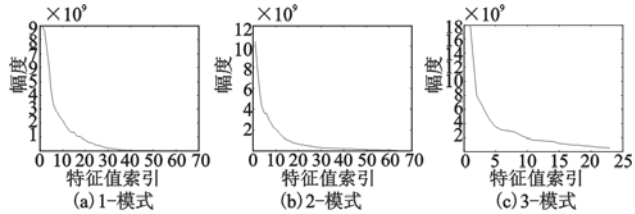
$$\Psi_y^* = \Psi_\chi = \sum_{m=1}^{M} \| Y_{(m)n} - \overline{Y}_{(n)} \|_F^2 = \sum_{i_n=1}^{I_n} \lambda_{i_{(n)}}^{(n)*}, n=1,\cdots,N \tag{10}$$

因此,式(10)可以看成是经典 PCA 的维数决定准则的扩展,通过舍弃小的特征值对应的特征向量,保留较大特征值对应的特征向量,从而达到降维目的。

令 $\mathrm{test}Q^{(1)} = \mathrm{test}Q^{(2)} = \cdots = \mathrm{test}Q^{(N)} = \mathrm{test}Q$,单个步态样本选择一个周期或者半个周期进行实验。由于 MPCA 收敛速度快,迭代 2 ~ 3 次完全收敛,并且 MPCA 迭代一次获得的识别效果与收敛后的识别效果十分接近,因此 MPCA 设定迭代一次。如图 3 和 4 所示为其各个模式下的特征值分布图。其中,图 3(a) ~ (c)分别对应一个步态周期张量样本的 1-模式、2-模式和 3-模式;图 4(a) ~ (c)分别对应半个步态周期张量样本的 1-模式、2-模式和 3-模式。

可以看出,各个模式下的特征值均递减得很快,MPCA 的核心就是每一个模式的特征值分布,故步态张量样本可以采用 MPCA 进行降维处理,而且特征值的分布情况是影响整个 MPCA 算法性能的重要因素。

改变 $\mathrm{test}Q$ 的值从 40% 到 99%,分别测试一个周期或半个周期的帧数线性插值归一化到 2 ~ 26 帧的识别率。图 5(a)所示为单个步态样本选择为一个周期的情况,MPCA 要求各个训练样本的维数必须事先统一归一到一定的大小,因此将步态样本的维数均归一到 $64 \times 64 \times N(N=2,3,\cdots,26)$,其中,归一化到 2 帧即为没有采用线性插值的估计方法。可以看出,一个周期的帧数归一到 6、22、23、24、25 和 26 获得了相对较高的识别率,并且在归一到 23 帧、$\mathrm{test}Q = 90\%$ 时,获得的最高识别率为 74.19%;$\mathrm{test}Q$ 的值取恰当的值时能够获得归一到特定帧数时的最佳识别率。$\mathrm{test}Q$ 过小,原始数据的整体散布保留的较少,因此识别率较低;$\mathrm{test}Q$ 过大,很可能对应噪声点的特征向量亦被保留,因此识别率也不高。



(a)1-模式　(b)2-模式　(c)3-模式

图3　对应于一个周期的特征值分布

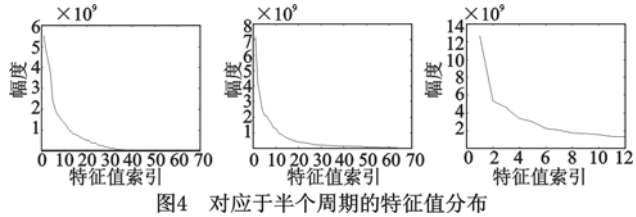
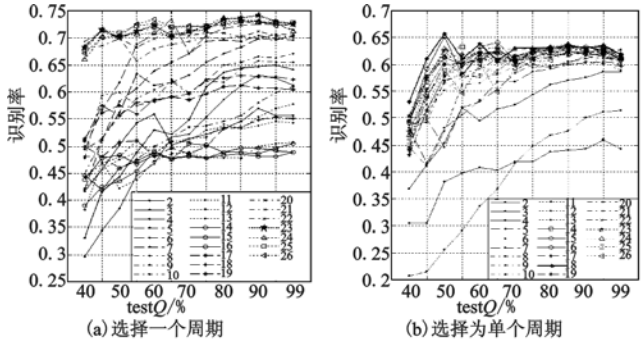


图4　对应于半个周期的特征值分布

图 5(b)所示为单个步态样本选择为半个周期的情况,同样也是改变 $\mathrm{test}Q$ 的大小,测试半个周期的帧数归一化到 2 ~ 26 帧的识别率。可以看出,$\mathrm{test}Q$ 值不能过大也不能过小,取恰当值时能够获得归一到特定帧数时的最佳识别率;半个周期的帧数归一到 14 和 18 时获得了相对较高的识别率,并且在归一到 18 帧、$\mathrm{test}Q = 50\%$ 时,获得的最高识别率为 65.59%。



(a)选择一个周期　(b)选择为单个周期

图5　单个步态样本

下面将一个周期的情况与半个周期情况的最佳识别率以及最佳识别率下对应的张量维数大小对比总结在图 6 中。可以看出,归一到相同的帧数,采用一个周期的识别率一般高于采用半个周期的识别率,除一个周期下几个比较差的归一化的帧数,如 11、12、13、14、15、16、17。半个周期对识别的效果不好,是因为人在行走过程中,不能保证前后半个周期一定是对称的,如瘸子走路的两个半周期的姿态差异就很大,当然即使走路正常的步态,两腿距摄像机的距离不一样,导致两个半周期也不完全一致。因此在步态识别问题上,步态的单个样本应选择整个步态周期。

前面提到的降维后的张量个体经向量化是直接进行匹配的,没有考虑到不同特征张量的方差不同。本节按照方差从大到小的顺序将投影后所得的张量 y_m 的向量重新排列,对应帧

数归一到 6、22、23、24、25 和 26。可以发现最佳识别性能出现在帧数归一到 23 帧。图 7 所示为一个周期归一到 23 帧,改变 test$Q$ 分别为 80%、85%、90% 和 95% 的识别性能,可以看出,一个步态周期作为单个步态样本时,test$Q$ 较低时的识别率较 test$Q$ 较高时的识别率低很多。例如,test$Q$ = 80% 明显和其他的 test$Q$ 下的识别率相差很大;test$Q$ = 90% 和 95% 的识别率基本相当;保留对应于方差最大的特征数目过少,识别率都不高;最佳识别性能出现在 test$Q$ = 90%,保留对应于方差最大的前 330 个特征,识别率为 92.74%。依靠方差信息的张量向量化的识别性能较不考虑的提高很大幅度,不考虑方差信息获得的最佳识别率为 74.19%,且特征的维数为 7 695;考虑方差信息获得的最佳识别率提高了 18.55 个百分点,特征的维数也减少了很多。

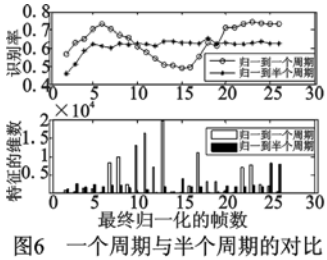


图6　一个周期与半个周期的对比

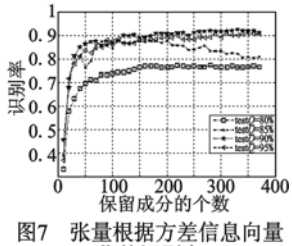


图7　张量根据方差信息向量化的识别率

3　与其他现有的步态识别算法的比较

下面将本文所提出的方法与现有的步态识别算法进行比较,分类器均选择为 NN。如表 2 所示,本文方法分别与组合角度投影[15]、GEI 结合子模式的完全二维主成分分析算法(GEI + SpC2DPCA)[16]、能量信息融合算法[17]、FanBeam 映射[18] 和 Radon 变换[19] 等算法从特征的表达形式、识别率以及用于识别的特征维数进行比较。

表 2　本文方法与其他算法的比较

算法	特征	识别率/%	特征维数
组合角度投影	向量	81.45	150
GEI + SpC2DPCA	矩阵	92.20	1 086
能量信息融合	矩阵	93.27	2 235
FanBeam	矩阵	88.71	8 690
Radon	矩阵	83.60	1 190
MPCA(方差信息)	张量	92.74	330

组合投影特征由 0°、45°、90° 和 135° 的投影特征组成,投影特征表达简短,但是忽略了很多对识别有用的信息。矩阵特征的识别率一般优于向量特征的,这是因为矩阵特征含有更丰富的信息。能量信息融合算法的特征是由 Radon 变换和 GEI 组成,因此它的识别率要高于单独 GEI 的识别率,但是却以特征维数增加作为代价。张量的特征维数相对向量特征和矩阵特征更短,识别性能最佳。

4　结束语

本文提出了一种基于线性插值的张量步态识别算法,对于 CASIA(B)步态数据库,讨论了单个步态张量样本的选取,并通过实验确定选择一个完整的步态周期作为一个步态张量样本的识别性能要优于半个步态周期的,还通过实验确定了线性插值归一到的帧数为 23 帧。最后,将本文所提出的算法与笔者前期关于向量和矩阵形式的步态识别的研究成果进行比较,验证了该方法的优越性。下一步的工作重点是寻找带有类判别信息的张量步态识别算法,以进一步提高识别精度。

致谢　中国科学院自动化所为笔者提供了免费的 CASIA(B)步态数据库,在此表示衷心的感谢。

参考文献:

[1] LU Hai-ping, PLATANIOTIS K N, VENETSANOPOULOS A N. MPCA: multilinear principal component analysis of tensor objects[J]. IEEE Trans on Neural Networks,2008,19(1): 18-39.

[2] 王亮,胡卫明,谭铁牛. 基于步态的身份识别[J]. 计算机学报,2003,26(3): 353-360.

[3] LU Ji-wen, ZHANG Er-hu. Gait recognition for human identification based on ICA and fuzzy SVM through multiple views fusion[J]. Pattern Recognition Letters,2007,28(16): 2401-2411.

[4] TAN Dao-liang, HUANG Kai-qi, YU Shi-qi, *et al*. Uniprojective features for gait recognition[C]//Proc of the 2nd International Conference on Biometrics. 2007: 673-682.

[5] BOBICK A F, DAVIS J W. The recognition of human movement using temporal templates[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2001,23(3):257-267.

[6] 陈实,高有行. 一种轮廓变化图像小波矩的步态识别[J]. 西安交通大学学报,2009,43(1): 90-94.

[7] 陈实,马天骏,黄万红,等. 用于步态识别的多层窗口图像矩[J]. 电子与信息学报,2009,31(1): 116-119.

[8] LIU Jian-yi, ZHENG Nan-ning. Gait history image: a novel temporal template for gait[C]//Proc of IEEE International Conference on Recognition Multimedia and Expo. 2007: 663-666.

[9] LAM T, LEE R. A new representation for human gait recognition: motion Silhouette image MSI[C]//Proc of International Conference on Biometrics. Berlin: Springer-Verlag,2006: 612-618.

[10] YANG Jun, WU Xiao-juan, PENG Zhang. Gait recognition based on difference motion slice[C]// Proc of the 8th International Conference on Signal Processing. 2006: 16-20.

[11] LIU Zong-yi, SARKAR S. Simplest representation yet for gait recognition: averaged Silhouette[C]// Proc of the 17th International Conference on Pattern Recognition. Washington DC: IEEE Computer Society,2004: 211-214.

[12] HAN J, BHANU B. Individual recognition using gait energy image [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006,28(2): 316-322.

[13] BEN Xian-ye, MENG Wei-xiao, YAN Rui. Dual-ellipse fitting approach for robust gait periodicty detecton[J]. Neurocomputing, 2011,79:173-178.

[14] YU Shi-qi, TAN Dao-liang, TAN Tien-iu. A framework for evaluating the effect of view angle, clothing and carrying condition on gait recognition[C]//Proc of the 18th International Conference on Pattern Recognition. Washington DC: IEEE Computer Society,2006: 441-444.

[15] 王科俊,贲晛烨. 基于线性插值的特征模板构造的步态识别算法框架[J]. 南京理工大学学报:自然科学版,2009,33(Sup1): 215-219.

[16] 王科俊,贲晛烨,刘丽丽,等. 基于子模式的完全二维主成分分析的步态识别算法[J]. 模式识别与人工智能,2009,22(6): 854-861.

[17] 王科俊,贲晛烨,刘丽丽,等. 基于能量的信息融合步态识别[J]. 华中科技大学学报:自然科学版,2009,37(5): 14-17.

[18] 王科俊,贲晛烨. 基于线性插值的步态识别算法[J]. 华中科技大学学报:自然科学版,2010,38(2): 41-44.

[19] 王科俊,贲晛烨,刘丽丽. 采用 Radon 变换和二维主成分分析的步态识别[J]. 智能系统学报,2010,5(3):266-271.