

9-1-2020

Behavior Recognition Combining Regional Optical Flow Features and Temporal Templates

Manyi Wang

Tianjin Key Lab for Advanced Signal Processing, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;

Yaling Song

Tianjin Key Lab for Advanced Signal Processing, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;

Li Yu

Tianjin Key Lab for Advanced Signal Processing, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;

Zhang Liang

Tianjin Key Lab for Advanced Signal Processing, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Behavior Recognition Combining Regional Optical Flow Features and Temporal Templates

Abstract

Abstract: A method was proposed to recognize human behavior, which combined the wavelet moments of temporal templates and the speed feature by optical flow. *The wavelet moments are not only rotation, translation and scale invariance, but also have the multi-scale characteristics of wavelet. The shape feature of the motion history image and motion energy image can be described. To simple motions, it's effectively, but it can't present the speed information. Regional optical flow was calculated to describe the direction and amplitude features of motion by Lucas-Kanade algorithm. It could make up shortcomings of wavelet moment without speed information.* Being combined two ways of describing the motion and based on the Weizmann Database, experiment results verify the proposed method effectiveness.

Keywords

human behavior recognition, temporal templates, wavelet moment, calculation of optical flow

Recommended Citation

Wang Manyi, Song Yaling, Li Yu, Zhang Liang. Behavior Recognition Combining Regional Optical Flow Features and Temporal Templates[J]. Journal of System Simulation, 2015, 27(5): 1146-1151.

结合区域光流特征的时序模板行为识别

王满一, 宋亚玲, 李玉, 张良

(中国民航大学天津市智能信号与图像处理重点实验室, 天津 300300)

摘要: 提出一种结合时序模板(运动历史图像和运动能量图像)的小波矩特征和计算视频区域光流特征的方法来进行人体行为识别。小波矩具有平移、旋转、尺度不变性并且具备小波的多尺度特性,能够很好地描述运动历史图像和运动能量图像的形状特征,对于简单的动作识别效果较好,但是它不能体现出动作的速度信息。使用 Lucas-Kanade 光流法计算视频的区域光流能够描述动作的方向和速度特征,弥补了小波矩缺少动作速度信息的不足。结合两种方法描述动作,基于 Weizmann 数据库所进行的实验测试结果验证了所提方法的有效性。

关键词: 人体行为识别; 时序模板; 小波矩; 光流计算

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2015) 05-1146-06

Behavior Recognition Combining Regional Optical Flow Features and Temporal Templates

Wang Manyi, Song Yaling, Li Yu, Zhang Liang

(Tianjin Key Lab for Advanced Signal Processing, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

Abstract: A method was proposed to recognize human behavior, which combined the wavelet moments of temporal templates and the speed feature by optical flow. *The wavelet moments are not only rotation, translation and scale invariance, but also have the multi-scale characteristics of wavelet. The shape feature of the motion history image and motion energy image can be described. To simple motions, it's effectively, but it can't present the speed information. Regional optical flow was calculated to describe the direction and amplitude features of motion by Lucas-Kanade algorithm. It could make up shortcomings of wavelet moment without speed information. Being combined two ways of describing the motion and based on the Weizmann Database, experiment results verify the proposed method effectiveness.*

Keywords: human behavior recognition; temporal templates; wavelet moment; calculation of optical flow

引言

近年来,随着人们对安全要求的提高,安全监控被广泛应用于家庭、办公室、工业或军事场所等。人体行为识别分析的智能化也随之成为最具挑战的研究方向之一。人体行为识别是在实现成功跟踪人体目标和完成特征提取的基础上进行,属于更高

一层的视觉任务。人体行为识别的最终目的就是分析单人动作、多人交互或场景理解。人体行为识别也被广泛应用于其他方面,例如对视频中运动员的动作进行三维重建,分析运动员的动作,从而提高运动员的动作性能等。

基于视觉的时序模板方法是目前常用的人体动作描述方法之一。Bobick 和 Davis^[1]首先提出了时序模板(运动历史图像和运动能量图像)这一概念,并开发了一种虚拟有氧运动训练器来观察和对使用者的动作做出回应。该方法通过将图像序列转换为了一幅灰度图像(运动历史图像)和一幅二值图



收稿日期: 2014-05-03 修回日期: 2014-08-04;
基金项目: 国家自然科学基金(61179045, 61350009);
作者简介: 王满一(1988-),女,黑龙江省哈尔滨市,满族,硕士生,研究方向为视频内容分析;宋亚玲(1990-),女,山东省滕州市,硕士生,研究方向为视频内容分析;李玉(1987-),女,山东省菏泽市,硕士生,研究方向为视频内容分析。

<http://www.china-simulation.com>

• 1146 •

像(运动能量图像)并计算其矩特征进行识别, 不仅简单而且具有鲁棒性。该方法将动作序列表示的简单且紧凑, 因此能够实现使用低端摄像机和低性能 CPU 来完成人体行为识别。基于时序模板的人体行为识别方法已经有很多优秀的研究成果, 并被广泛应用于各个方面。文献[2]将运动历史图像应用到驾驶姿势的识别中, 判断驾驶人员是否有打电话、吃东西等可能导致交通事故的动作。文献[3-4]将运动历史图像应用于步态识别中。其中文献[3], Chen 等人将单帧着色, 然后合成为一幅时空步态图像进行步态识别。文献[4]则通过构造前向后向单步运动历史图像来描述运动, 并计算其矩特征进行步态识别。Tian^[5]等人和 Timotius^[6]等人将运动历史图像应用于面部及手势的动作识别。文献[7-9]分别针对异常行为的检测和场景的智能监控提出了基于运动历史图像的方法。随后产生了多种运动历史图像, 例如多方向运动历史图像(Directional Motion History Image)^[10-11], 分别形成 4 个方向的运动历史图像, 减少了自遮挡对识别的影响。RGB 运动历史图像(MHI_{RGB})^[12], 将多次重复动作的每一次动作用不同颜色标记出来。多衰减参数运动历史图像(multi-decay MHI)^[13]则是使 MHI 的持续时间参数自适应, 从而形成多层运动历史图像。

1962 年, M. K. Hu 首先提出了图像的 7 个不变矩。Bobick 与 Davis 首先应用 Hu 矩计算时序模板的形状轮廓特征用于视频图像序列中的人体动作识别。提取时序模板的矩特征方法还有 Zernike 矩和 Li 矩等, 但是这些矩特征都对噪声比较敏感, 并且都缺乏对运动速度的描述。本文提出一种结合小波矩特征和光流特征的动作特征描述方法, 计算轮廓特征的同时也体现速度信息。文章分为 3 个部分: 首先形成训练视频的运动历史图像和运动能量图像, 然后分别计算运动历史图像和运动能量图像的小波矩和视频动作的光流特征, 并将两种特征进行融合, 最后使用支持向量机方法进行分类学习。

1 时序模板

1.1 运动历史图像(motion history image)

运动历史图像用于描述动作在视频中是如何运动的, 越早出现的像素点亮度越低, 越晚出现的像素点亮度越高。图 1 为不同时刻的运动历史图像, 从图中可以看到走路这个动作的渐变过程。运动历史图像 $H_\tau(x, y, t)$ 通过一个更新函数 $\psi(x, y, t)$ 来计算:

$$H_\tau(x, y, t) = \begin{cases} \tau & \text{if } \psi(x, y, t) = 1 \\ \max(0, H_\tau(x, y, t-1) - \delta) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

其中: x, y 和 t 表示位置和时间; $\psi(x, y, t)$ 表示在当前视频帧中, 目标是否出现或发生运动。当 $\psi(x, y, t) = 1$ 时, 则表示发生了运动; τ 决定了 MHI 的持续时间; δ 为衰减参数。



图 1 不同时刻的运动历史图像(MHI)

1.2 运动能量图像(motion energy image)

运动能量图像(motion energy image)简称为 MEI, 描述运动形状和运动的空间特征, 是一幅二值图像, 能够描述动作在整个视频中的运动区域。图 2 为与图 1 相同时刻的运动能量图像。用 $I(x, y, t)$ 表示视频序列。二值的运动能量图像 $E_\tau(x, y, t)$ 定义如下:

$$E_\tau(x, y, t) = \begin{cases} 1 & \text{if } H_\tau(x, y, t) \geq 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$



图 2 不同时刻的运动能量图像(MEI)

2 特征向量的计算

2.1 小波矩

小波矩本身具有旋转不变性, 经过归一化之后具有平移和尺度不变性。令 $f(x, y)$ 为图像的分布函数, 则 $p+q$ 阶原点矩 m_{pq} 的定义为:

$$m_{pq} = \iint x^p y^q f(x, y) dx dy \quad (3)$$

将原图像的重心平移至原点。 \bar{x} 和 \bar{y} 是原始图像的重心, 即:

$$\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}}, \bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}} \quad (4)$$

即令图像的一阶矩 m_{10} 和 m_{01} 等于 0。新的图像表示为 $f(x + \bar{x}, y + \bar{y})$ 。尺度不变性通过将原始图像 $f(x, y)$ 变为一个新的图像 $f(\frac{x}{a}, \frac{y}{a})$ 来获得, 其

中 $a = \sqrt{\frac{S}{m_{00}}}$, S 是希望得到的图片大小。即图像

经过如下变换过程, 计算得到的小波矩具备旋转、平移和尺度不变性:

$$\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} (x - \bar{x}) \\ a \\ (y - \bar{y}) \\ a \end{pmatrix} \quad (5)$$

归一化之后, 小波矩不仅具有旋转、平移、尺度不变性, 同时还具备小波的多尺度特性。对于图像细节的描述更加准确, 易于区分相似的图像, 优于其他的矩特征。所以本文采用小波矩来提取时序模板的形状特征。由 $x=r \cos\theta$, $y=r \sin\theta$ 对(3)式进行极坐标变换, 从直角坐标系转换到极坐标系, 经过简单演算之后, 得到矩特征的一般表示式:

$$F_{pq} = \iint f(r, \theta) g_p(r) e^{jq\theta} r dr d\theta \quad (6)$$

其中: F_{pq} 是图像的 $p+q$ 阶矩, $g_p(r)$ 是变换核的径向分量, p, q 为整数。而 $e^{jq\theta}$ 是变换核的角度分量。为了把问题从提取二维图像的特征简化为提取一维图像的特征, 将式(6)改写为:

$$F_{pq} = \int S_q(r) g_p(r) r dr \quad (7)$$

其中 $S_q(r) = \int f(r, \theta) e^{jq\theta} d\theta$ (8)

用小波基函数 $\psi^{a,b} = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi(\frac{r-b}{a})$ 代替 $g_p(r)$, 其中尺度因子 $a = 0.5^m$, 平移因子 $b = n \times a$, $m = 0, 1, 2, n = 0, 1, 2, \dots, 2^{m+1}$ 。于是得到 $\psi_{m,n}(r) = 2^{\frac{m}{2}} \psi(2^m r - n)$ 。(8)式表示, 对于某一固定 r 值时, 第 q ($q = 0, 1, 2, 3$) 个频域的特征, 通过改变 m 和 n 的值, 使小波矩遍历整个径向区间。则小波矩的表达式为:

$$\|F_{m,n,q}\| = \left\| \int S_q(r) \psi_{m,n}(r) r dr \right\| \quad (9)$$

离散的小波矩为:

$$\|F_{m,n,q}\| = \left\| \sum_{r=0}^1 \sum_{\theta=0}^{2\pi} f(r, \theta) \psi_{m,n}(r) e^{jq\theta} r \right\| \quad (10)$$

本文选取三次 B 样条小波作为小波基函数:

$$\psi(r) = \frac{4\alpha^{n+1}}{\sqrt{2\pi(n+1)}} \sigma_w \cos(2\pi f_0(2\pi - 1)) \times \exp\left(-\frac{(2r-1)^2}{2\sigma_w^2(n+1)}\right) \quad (11)$$

其中: $\alpha = 0.697066$, $f_0 = 0.409177$, $\sigma_w^2 = 0.561145$, $n = 3$ 。三次 B 样条小波函数在时域和频域都具有较好的局部信息, 在有限集中取非零值(紧支集), 逼近 Gabor 基本函数, 而且具备有限次平滑性和关于 $r=1/2$ 对称。因而采用三次 B 样条小波基函数用于特征提取, 可以对比较相似的形状进行较好的识别。

2.2 混合高斯模型

前景提取的目的是从图像中获得比较完整的前景运动区域。背景减除法是前景提取最常用的方法之一。其基本思想是利用背景的参数模型来近似估计背景图像像素点的像素值, 计算当前帧与背景图像的差值, 其中与背景模型区别较大的像素区域被认为是运动区域, 而区别较小的像素区域被认为是背景区域。背景减除法主要包括基于背景模型的方法和基于全局阈值的方法等。混合高斯模型属于基于背景模型的方法, 它是依据像素的历史变化而建立背景模型, 并对其不断进行更新以获得前景, 对变化复杂的场景也具有一定的适应能力。

将混合高斯模型(Mixture of Gaussians, MoG)

用于背景建模时, 在时间域内, 用 K 个多维高斯分布来模拟图像中每个像素点的变化, 像素点 $I(x, y)$ 的观测值序列 $\sum_{i,t}$ 为 $\{X_1, X_2, \dots, X_t\}$, 在 t 时刻该像素点值为 X_t 的概率为 $I(X_t) = \sum_{i=1}^K w_{i,t} N(X_t, \mu_{i,t}, \Sigma_{i,t})$ 。其中: K 为高斯分布的个数, $w_{i,t}$ 为第 i 个高斯分布的权值, $N(X, \mu, \Sigma)$ 为高斯分布概率密度函数, $\mu_{i,t}$ 和 $\Sigma_{i,t}$ 分别为第 i 个高斯分布的均值和协方差矩阵。

将混合高斯模型中的 K 个高斯分布按 $\frac{w_{i,t}}{|\Sigma_{i,t}|^{1/2}}$ 大小排序, 取前面 N 个高斯分布作为背景模型。将当前像素与背景模型的高斯分布做差, 若差值小于一定范围, 则判定为背景, 用一个二值变量 B_t 来表示, 即

$$B_t = \begin{cases} 1, & \|X_t - \mu_i\| \leq \beta \|\Sigma\|^{1/2} \\ 0, & otherwise \end{cases} \quad (12)$$

然后更新权值与背景模型:

$$w_{i,t} = (1 - \lambda)w_{i,t-1} + \lambda B_t \quad (13)$$

$$\mu_{i,t} = (1 - \alpha)\mu_{i,t-1} + \alpha X_{i,t} \quad (14)$$

$$\Sigma_{i,t} = (1 - \alpha)\Sigma_{i,t-1} + \alpha(X_{i,t} - \mu_{i,t})(X_{i,t} - \mu_{i,t})^T \quad (15)$$

式中: λ 为学习率, $\alpha = \frac{\lambda}{w_{i,t}}$ 。如图 3 所示为原始视频帧和使用混合高斯模型进行背景减除前后的前景掩模。



图 3 视频帧和背景减除后得到的前景图像

2.3 光流特征

小波矩虽然能够较好的提取运动过程的形状轮廓特征, 但是不能够体现物体运动的速度特征, 对动作的描述不够全面。光流特征能够很好的解决

这一问题。光流是很好的时空特征, 它包含了像素点瞬时运动速度的大小和方向信息。缺点是运算量较大, 易受外界环境干扰, 例如光线的变化和摄像头抖动都会使光流产生很大的变化。为了加速光流的计算速度和减小外界环境对光流计算的干扰, 我们首先做背景减除, 提取运动的前景区域, 只计算前景运动目标的光流。

本文采用 Lucas-Kanade 算法计算光流, 令 $m \times m$ (本文取 $m = 5$) 特征窗口的光流为 (u, v) , 在满足光流约束条件: 像素在帧间运动的亮度不变; 像素运动幅度相对于时间变化缓慢; 在同一表面相邻像素点具有相似的运动, $I_x u + I_y v + I_t = 0$ 的情况下, 可得:

$$\begin{bmatrix} I_{x_1} & I_{y_1} \\ I_{x_2} & I_{y_2} \\ \vdots & \vdots \\ I_{x_n} & I_{y_n} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} I_{t_1} \\ I_{t_2} \\ \vdots \\ I_{t_n} \end{bmatrix} \quad (16)$$

式中: n 为特征窗口内的像素个数 ($n = m^2$), 图像的空间梯度 $I_x = \frac{\partial I}{\partial x}$ 和 $I_y = \frac{\partial I}{\partial y}$, 图像的时间梯度

$I_t = \frac{\partial I}{\partial t}$ 。通过求解式(16)可得

$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum I_{x_i}^2 & \sum I_{x_i} I_{y_i} \\ \sum I_{x_i} I_{y_i} & \sum I_{y_i}^2 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} -\sum I_{x_i} I_{t_i} \\ -\sum I_{y_i} I_{t_i} \end{bmatrix} \quad (17)$$

提取运动前景区域内的光流特征 $F = \{F_1, F_2, \dots, F_n\}$, 其中: n 为区域的个数。区域特征 $F_i = (x_c, y_c, w, h, a, d, r)$ 。其中: r 为区域标记; x_c 和 y_c 为区域 r 的中心坐标, 区域 r 的宽度和高度为 w 和 h , 由光流特征 (u, v) 极坐标转换得到光流特征的幅值 a 和方向 d 。

每一类动作的速度和方向都有自己的特点, 本文采用方向幅值加权的方法来描述区域内的光流特征。将方向范围分为若干个角度区间, 然后将矢量分别归类到各个区间, 对各个区间内矢量的幅值求和, 形成一个 n 维的特征向量。方向幅值越大说明该方向上动作速度越快。设区域光流特征向量为 $H(R) = \{h_j(R)\}$ ($j = 1, 2, \dots, m$), m 为方向区间个

数, 本文取 $m = 4$, 区间大小为 90° , 4 个区间分别为: $0^\circ \sim 90^\circ, 90^\circ \sim 180^\circ, 180^\circ \sim 270^\circ, 270^\circ \sim 360^\circ$ 。

$$h_j(R) = C_{norm} \sum_{i=1}^k w_{F_i} \delta(a(F_i) - j) \quad (18)$$

式中: k 为区域 r 内光流特征的个数; w_{F_i} 为第 i 个光流特征方向的幅值; $a(F_i)$ 表示特征 F_i 对应的方向区间; j 为方向区间; δ 为克罗内克函数; C_{norm} 为归一化参数。 w_{F_i} 反映了在该方向区间上像素运动速度的大小。最终得到一个 4 维特征向量。图 4 为不同两个人所做的跑步动作的区域光流特征比较, 从图中可以看到不同的两个人做相同动作时, 区域光流在 4 个方向上的幅值具有一定相似性, 即在不同方向上速度的特点。

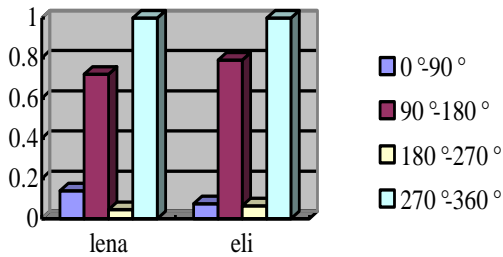


图 4 两个人的跑步动作的区域光流特征

2.4 特征融合

采用串行融合方法对两种特征进行融合。串行融合就是将两种特征首尾相接, 形成一个新的特征向量。设 A 和 B 为样本的两类特征空间, 其中 $\alpha \in A, \beta \in B$, 串行融合之后新的特征为 $\gamma = [\alpha \ \beta]^T$ 或 $\gamma = [\alpha \ \beta]$ 。虽然特征空间维数随之增加, 但是由于区域光流特征维数不大, 融合之后的特征空间维数与融合之前相差不大, 并且串行融合能够有效地提高识别率, 所以采用串行融合将两类特征进行融合。时序模板的特征空间为 W , 小波矩特征向量 $w (w \in W)$, 速度特征的特征空间为 H , 区域光流特征向量 $h (h \in H)$ 。将两种特征进行串行融合之后得到新的特征向量为 $\gamma = [w \ h]$ 。

3 实验结果与讨论

为了测试所提出方法的有效性, 使用

Weizmann 视频库, 包含了 9 个人在室外做的 10 种动作, 如跑步、走路、跳跃等。



图 5 10 种不同的动作(每 2 幅图像表示 1 个动作的不同帧)

在图 5 中, 我们展示了每个动作其中的一些帧。第 1 幅和第 2 幅图像是弯腰动作, 以此类推, 其他动作分别是: 振臂跳跃、跳跃、垂直跳跃、跑步、侧身跳跃、溜走、行走、单手挥动、双手挥动。其中每个人的着装、身高、体型和年龄都不同。所有动作的时序模板(运动历史图像和运动能量图像)如图 6 所示。

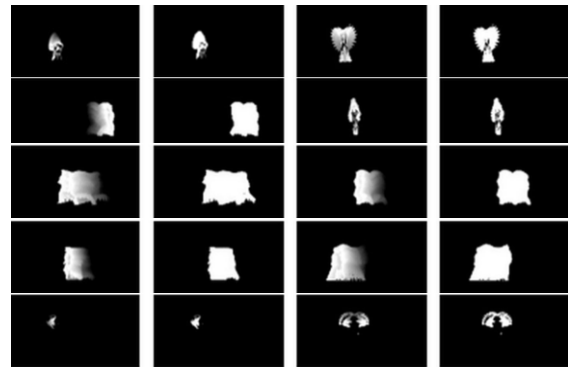


图 6 每种动作的运动历史图像和运动能量图像

测试采用支持向量机进行学习和分类, 使用留一法作为估计方法。该视频集中每个动作由 9 个不同的人分别完成一次, 每次选取一个人作为测试视频, 其余 8 个人所做动作作为训练视频。循环测试, 直到每个人做的每个动作都被测试一遍。性能评估采用正确识别率 R_c /% (即某一动作被正确识别出的次数占该动作总数的百分比)。表 1 将识别结果与数据库中每一种动作相对应。使用本文方法, 所

有动作的平均正确识别率为 85.5%。其中 4 种识别率达到 100%。单独使用小波矩作为特征向量的平均识别率仅为 73.26%，相似动作的识别率非常低。结合小波矩和区域光流的特征提取方法能够更好地描述运动，得到更高的识别率。

表1 识别准确率

动作	小波矩+区域光流(R_c /%)	小波矩(R_e /%)
弯腰	88.8	55.5
振臂跳跃	100	100
跳跃	77.7	66.6
垂直跳跃	100	88.8
跑步	77.7	55.5
侧身跳跃	66.6	44.4
溜走	55.5	55.5
行走	100	88.8
单手挥动	100	88.8
双手挥动	88.8	77.7
平均识别率	85.5	73.26

4 结论

提出了一种结合小波矩和区域光流特征的特征描述方法对人体行为进行识别。通过计算时序模板的小波矩来描述运动过程的形状特征，同时，通过计算运动的区域光流的方向幅值来表示运动在不同角度区间中的速度特点，结合两种特征进行识别。该方法有一定的鲁棒性。实验证明，该特征能够较好的识别出人体行为。

总的来说，提出的方法有如下特点：

(1) 使用时序模板(MHI和MED)将每个视频序列用两幅二维图像来表示，特征提取比较简单，通过选取适当的更新函数 ψ 能够抑制噪声。

(2) 特征提取部分结合小波矩和区域光流，不仅能够描述运动所形成时序模板的形状信息，还能够体现运动的速度特征，描述运动更加全面。

(3) 实验结果表明，该方法鲁棒性强，识别率比单独使用小波矩特征更高。

参考文献：

[1] Bobick A, Davis J. The recognition of human movement using temporal templates [J]. IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence (S0162-8838), 2001, 23(3): 257-267.

[2] Lan Chao, Coenen F, Zhang Bai-ling. Driving posture recognition by joint application of motion history image and pyramid histogram of oriented gradients [C]// 2013 International Conference on Mechatronics and Semiconductor Materials (S1022-6680), 2014, 846-847: 1102-1105.

[3] Liu Jianyi, Zhang Nanning. Gait history image: A novel temporal template for gait recognition [C]// Proceedings of IEEE International Conference on Multimedia and Expo. USA: IEEE, 2007: 663-666.

[4] 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, 4(1): 90-93.

[5] Tian Yingli, Liu Qingshan, et al. Recognizing expressions from face and body gesture by temporal normalized motion and appearance features [J]. Image and Vision Computing (S2160-7508), 2013, 31(2): 175-185.

[6] Timotius I, Setyawan I. Hand gesture recognition based on motion history images for a simple human-computer interaction system [C]// Proceedings of International Conference on Graphic and Image Processing, Singapore. USA: SPIE, 2012: 87684M-87684M-5.

[7] 吴艳平, 崔宇, 胡士强. 基于运动图像序列的异常行为检测[J]. 计算机应用研究, 2010, 27(7): 2741-2744.

[8] Hiba H, Sreela S. Detection of abnormal behavior in dynamic crowded gatherings [C]// Proceedings of Applied Imagery Pattern Recognition Workshop: Sensing for Control and Augmentation, Washington DC, USA. USA: IEEE, 2013: 1-6.

[9] Lee Jun, Park J, Seo Y. Emergency detection based on motion history image and AdaBoost for an intelligent surveillance system [M]// Information Technology Convergence. The Netherlands: Springer, 2013: 881-888.

[10] Ahad M, Tan J, Kim H. Motion history image: its variants and applications [J]. Machine Vision and Applications (S1432-1769), 2012, 23(2): 255-281.

[11] Ahad M, Tan J, Kim H, et al. Action recognition by employing combined directional motion history and energy images [C]// Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, San Francisco, CA, USA. USA: IEEE, 2010: 73-78.

[12] Gupta R, Jain A, Rana S. A novel method to represent repetitive and overwriting activities in motion history images [C]// Proceedings of International Conference on Communications and Signal Processing, Melmaruvathur, India. USA: IEEE, 2013: 556-560.

[13] Dan M, Toshitaka M, Koji K, et al. Human motion analysis under actual sports game situations: sequential multi-decay motion history image matching [C]// Proceedings of International Conference on Computer Vision Theory and Applications. Portugal: INSTICC, 2013: 229-236.