

## 基于人体特征识别和卡尔曼滤波的行人跟踪算法

万智萍

(中山大学新华学院,广州 510520)

**摘要:**为了提高行人检测识别及跟踪精度,提出一种基于人体特征识别和卡尔曼滤波的行人跟踪算法,该算法采用一种基于人体体型特征和行为姿态特征的识别方法来自动识别行人。行为姿态特征识别方法采用基于高斯混合模型的前后帧像素点概率匹配算法,并结合人体体型特征来提高识别人体目标的成功概率,接着采用方向梯度直方图用于目标检测的特征描述,最后通过卡尔曼滤波器预测目标的移动轨迹。在实验中,与两种红外线行人检测与跟踪方法的对比结果显示,该算法可以更准确地从移动物体中捕获人体目标,并进行实时跟踪。

**关键词:**目标跟踪; 人体特征识别; 行为姿态特征识别; 方向梯度直方图特征; 卡尔曼滤波器

中图分类号: TP391 文献标志码: A 文章编号: 1671-637X(2016)11-0097-06

## Pedestrian Tracking Algorithm Based on Human Body Characteristics Identification and Kalman Filter

WAN Zhi-ping

(Xinhua College, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510520, China)

**Abstract:** In order to improve the accuracy of the pedestrian detection, identification and tracking, a pedestrian tracking algorithm is proposed based on human body characteristics identification and Kalman filter. The algorithm uses the recognition method that is based on the human body feature and behavioral characteristic gesture to automatically identify pedestrians. Behavioral characteristic gesture recognition algorithm uses a front and rear frame pixel probabilistic matching algorithm with Gaussian mixture model, and improves probability of success for human recognition by using human body features. Then, a histogram of oriented gradients is used for characterization of target detection. Finally, the target moving trajectory is predicted by Kalman filter. Experiment was made to the two infrared pedestrian detection and tracking methods, and the result showed that, the algorithm can more accurately capture the human target from moving object for real-time tracking.

**Key words:** target tracking; human feature recognition; behavioral characteristic gesture recognition; gradient direction histogram features; Kalman filter

### 0 引言

针对人体的识别跟踪,是为了保障监控区域的机密性和安全性问题,例如银行、军火库等需要严密监控区域,而高精度、反应快的人体识别跟踪系统也就成为更具商业利益和实用价值的监控系统。对人体识别跟踪算法的整体研究和规划,是制造人体识别跟踪系统的核心部分。对于跟踪算法的研究,白天和夜间的跟

踪模式有较大区别,白天的监控序列图具有明显的颜色特征,可以通过光流法<sup>[1]</sup>、基于高斯概率模型的方法<sup>[2]</sup>、粒子滤波算法<sup>[3]</sup>等实现多人体目标跟踪,而夜间只能依靠人体皮肤的热辐射特征,通过热成像技术来识别人体的活动位置。

文献[4]提出了一种夜间远距离红外行人检测与跟踪方法,对出现在一定区域的人体温度、大小和人体位于图像的位置进行分类,并结合概率模型实现人体检测,最后使用无迹卡尔曼滤波器进行人体跟踪;文献[5]提出了一种基于轮廓编码旋转热反射折射式全方位视觉的人体检测与跟踪自适应模型,通过一种轮廓编码旋转的自适应模型(RAM)实现轮廓编码,利用基

收稿日期:2015-08-30 修回日期:2015-12-01

基金项目:广东省青年创新人才自然科学基金(2014KQNCX253)

作者简介:万智萍(1980—),男,湖北鄂州人,硕士,讲师,研究方向为图像处理、目标跟踪、通信网络设计与优化。

于TCO视觉特点的相对角以改变自动采样序列,最终达到实时检测与跟踪人体的目的。上述方法都是在红外热辐射成像的基础上展开研究,但没考虑到人体热辐射程度较弱时的问题。文献[6]提出一种基于红外摄像头和使用曲线匹配框架的人体跟踪算法,该算法结合了曲线匹配的框架和卡尔曼滤波(KF)进行目标跟踪,利用目标的运动特性以及目标前期的行为模式的历史记录来预测目标的下一步运动位置;文献[7]提出一种多特征伪彩色图像内核密度估计的红外目标跟踪算法,通过内核密度估计算法追踪这些特性可以达到间接跟踪目标的目的。这些算法在人体检测和跟踪方面都具有实效性,但无法从运动物体中区别出人体。本文算法利用动物与人体的体型差异以及行为差异自动识别出人体目标,满足只针对人体目标的跟踪需求。

## 1 基于体型和行为姿态特征的人体识别算法

从红外图像中可以得到目标与背景之间的灰度级差别,从而区分出有生命特征的运动物体,但仅从亮度特征无法区别出该运动物体是人类还是其他动物,例如狗等哺乳类动物的红外波长与人类相差不大,且外表毛皮的热辐射作用没有受到衣物遮挡的影响,一样可以通过灰度级之差来从背景中区别出。从红外图像中一般能得到目标自身的两个信息点:目标身上的亮度分布区域,即目标的体型特征;相邻帧之间相同目标的动作变化,即目标的行为姿态特征。根据对这两个信息点的研究,通过具体分析来得出识别人体的判断标准。

### 1.1 体型特征研究

设定一个灰度级阈值,用于检测目标的边缘像素,并在x轴得出该目标边缘的最左、最右像素点,在y轴方向上得出目标边缘的最上、最下像素点。用这4个点形成一个包围目标的最小矩形,并以矩形中点为中心点向两边平行扩展,把矩形区域分为面积均等的上半部分和下半部分。图1所示的目标行走模型,把矩形区域划分为若干个 $3 \times 3$ 像素的矩形元素,通过计算目标像素所占矩形元素个数就可以算出目标身体区域的面积。矩形元素的大小可以由用户所需的识别精准度决定,矩形元素越小识别精度越大,但在后续操作中算法的运算负担会增大。大多数陆栖动物都是四肢行走,重心偏下。从图1a动物的行走模型可以看出,其上半部分面积占的矩形元素较多,所以上半部分的身体区域面积与矩形面积之比较大,约为26.1%~31.7%,而下半部分与矩形面积之比较小,约为14.3%~17.1%,上半部分与下半部分之比约为152%~221%。人是双腿行走,直立行

走时重心位于小腹区域,上半身与下半身面积之比相差较小,图1b中,正面行走时上半部分的身体区域面积与矩形面积之比约为41.3%~42.8%,下半部分与矩形面积之比约为29.7%~32.5%,上半部分与下半部分之比约为127%~144%。图1c中,侧面行走时上半部分的身体区域面积与矩形面积之比约为23.6%~25.8%,下半部分与矩形面积之比约为21.0%~22.8%,上半部分与下半部分之比约为103%~122%。按照这种体型分布差异,先计算出目标上半、下半部分面积分别为A和B,矩形区域的面积为D,得到体型特征值Q为

$$Q = \begin{cases} 1 & \text{if } 0.24 < A/D < 0.43 \& 0.21 < \\ & B/D < 0.33 \& 1.03 < A/B < 1.44 \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (1)$$

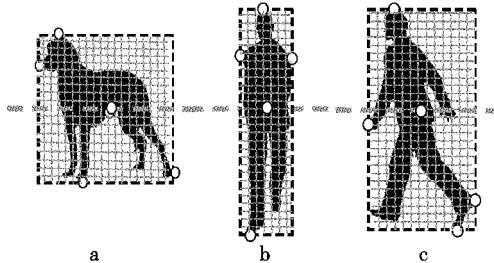


图1 目标行走模型

Fig. 1 Target walking model

### 1.2 行为姿态特征识别

将行人与动物的体型分布差异作为识别人体的标准并不全面,为了提高人体识别的精准性,通过研究人与动物的行为姿态特征差异,设计一种基于高斯混合模型<sup>[8-9]</sup>的前后帧像素点概率匹配的方法,再结合人体体型特征来提高识别人体目标的成功概率。在1.1节中提到,大多数陆栖动物是四肢行走,因此这些动物在行走时的行为姿态变化主要集中在身体的下半部分,即前后帧相同目标的上半部分对应的像素点匹配概率大,而下半部分对应的像素点的匹配概率小。人是通过双腿行走,而且在行走过程中会通过双臂的摇摆来保持身体的平衡,因此,前后帧相同人体目标的上半部分与下半部分对应的像素点的匹配概率相差较小。通过求出人体目标上半身部分和下半身部分在前后帧图像中对应像素的平均匹配概率,得出它们之间的比值,与设置的阈值T进行对比从而确定行为姿态特征值。

在文献[10]中提到利用高斯混合模型的概率密度函数对分类任务进行概率估算和选择的有效性。以前一帧红外图像出现的目标身体上、下两部分分别作为匹配模板,建立相对应的高斯概率模型,计算下一帧图像目标身体上、下两部分的像素点分别与前一帧对应的像素点能够进行匹配的概率。以目标身体的上半

部分为例,计算这部分区域在  $x$  轴和  $y$  轴方向上的均值和方差,分别设为  $\mu_x, \mu_y$  和  $\sigma_x^2, \sigma_y^2$ ,并用高斯混合密度函数  $g(x; \mu, \Sigma)$  来描述任意一个像素点  $x_i$  处于该区域的概率为<sup>[11]</sup>

$$g(x; \mu, \Sigma) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^d |\Sigma|}} \cdot \exp\left[-\frac{1}{2}(x - \mu)^T \Sigma^{-1} (x - \mu)\right] \quad (2)$$

式中, $d$  表示维度; $\Sigma$  为此密度函数的共变异矩阵,为了简化讨论, $\Sigma$  表示为

$$\Sigma = \sigma^2 I = \sigma^2 \begin{pmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \cdots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \cdots & \cdots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (3)$$

此时高斯密度函数表示为

$$g(x; \mu, \sigma^2) = (2\pi)^{-d/2} \sigma^{-d} \exp\left[-\frac{(x - \mu)^T (x - \mu)}{2\sigma^2}\right] \quad (4)$$

得到目标身体上半部分的概率匹配模型后,计算下一帧中目标对应身体部分的  $n$  个像素点的匹配概率总和  $\rho(A)$ ,再求得像素点的平均匹配概率  $\rho(A)/n$ ,同理,求出目标身体下半部分像素点的平均匹配概率为  $\rho(B)/m$ ,对于设置的阈值  $T_1, T_2$ ,行为姿态特征值  $S$  为

$$S = \begin{cases} 1 & T_2 > \frac{n\rho(B)}{m\rho(A)} \geq T_1 \\ 0 & \frac{n\rho(B)}{m\rho(A)} < T_1 \end{cases} \quad (5)$$

结合体型特征值  $Q$  和行为姿态特征值  $S$ ,得到人体识别的判定算式为

$$R = Q + S \quad (6)$$

当  $R=2$  时,当前目标确定为人体目标, $R \neq 2$  时,则排除目标为人体目标的可能性,不进行警报和后续的跟踪操作。

## 2 基于方向梯度直方图和卡尔曼滤波器的目标跟踪

当确定运动目标为行人后则开始进行跟踪操作,在一个监控场景中往往会有多个行人目标,要对多个目标分别进行检测跟踪,需要区别每一个行人目标的活动位置,并通过方向梯度直方图(HOG)对不同行人目标进行检测,在最后阶段采用卡尔曼滤波器估计行人的运动状态,并去除无用的测量值噪声,实现跟踪的准确性。

在监控区中,不同的行人目标所处的位置与摄像头之间的距离会有差异,这种差异可以通过包围目标的矩形面积与该帧图像的面积之比体现,可作为区别

不同目标活动位置的一个特征,而包围目标的矩形面积如 1.1 节所述,求出目标在  $x$  轴的最小、最大坐标  $(x_{\min}, y), (x_{\max}, y)$  和  $y$  轴上的最小、最大坐标  $(x, y_{\min}), (x, y_{\max})$ ,设该监控帧图像的面积  $D$  大小是固定的,则二者比值为  $(x_{\max} - x_{\min})(y_{\max} - y_{\min})/D$ 。

### 2.1 方向梯度直方图(HOG)

HOG descriptors 首先由 DALAL N 和 TRIGGS B 于 2005 年提出<sup>[11]</sup>,它是通过计算目标局部图像梯度的方向信息的统计值来进行目标检测的特征描述器。利用方向梯度直方图技术<sup>[10]</sup>,将目标分成小的细胞单元,计算每个细胞单元中边缘的方向直方图,接着让细胞单元中的每一个像素点都为基于方向的直方图通道投票,且每一票都是带权值的,而权值则通过该像素点的梯度幅度计算得出。为了使检测的效果达到最好,采用矩形状的细胞单元、无向的梯度和 9 个直方图通道。

由于监控过程中背景与目标之间的亮度对比可能会发生变化,这样会导致梯度强度的变化范围增大,需要对梯度强度采用归一化操作。把各个细胞单元组合成大的、空间上连通的矩形区间(R-HOG),区间主要通过 3 个参数表征,即每个区间的细胞单元数,每个细胞单元的像素点数量,每个细胞的直方图通道数。分别把这 3 个参数设置为  $3 \times 3$  细胞/区间,  $6 \times 6$  像素/细胞以及 9 个直方图通道,接着对区间进行归一化,用  $v$  表示一个还没有被归一化的向量,它包含了给定区间的所有直方图信息,  $\|v\|_k$  表示一个  $v$  的  $k$  阶范数,归一化方式采用文献[12]中提到的 L2-Hys, L2-norm, 则

$$v \rightarrow v / \sqrt{\|v\|_2^2 + \mu} \quad (7)$$

式中,  $\mu$  表示一个很小的常数。之后对结果进行截短(限制  $v$  最高值为 0.2)并重新归一化。

完成特征描述之后,把提取的 HOG 特征输入支持向量机(SVM)分类器<sup>[13]</sup>,寻找一个最优超平面作为决策函数。用 200 张不同的行人图像片段和 200 张非行人但有亮度特征的图像片段作为一组图像数据库。让 SVM 在这组图像数据库的 HOG 特征向量上进行训练,而在分类阶段,采用的核函数是径向基函数  $K(x, y) = \exp(-|x - y|^2/d^2)$ ,  $d$  指维数。用  $n$  份样本集中的  $n-1$  份作为训练数据集,而另外的 1 份作为验证数据集。

### 2.2 卡尔曼滤波

卡尔曼滤波在物体互相遮挡和测量值带噪声的情况下仍然可以实现实时目标跟踪的效果<sup>[12]</sup>。用目标运动速率的线性随机微分方程来描述系统,用坐标位置  $(x, y)$  和包围目标的矩形的宽度  $l$  和高度  $h$  表示目标在某个时刻的系统状态。假设目标在监控区内匀速行走,离散控制过程的系统方程为

$$x(k) = Ax(k-1) + C(k) \quad (8)$$

$$\text{式中: } A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & \lambda & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & \lambda & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \lambda \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}; \mathbf{x}(k) = (x, y, l, h)^T;$$

$\lambda$  为微测热传感器的数据采集周期;  $G(k)$  表示速率变动(加速度), 即过程的高斯白噪声。系统测量值为  $\mathbf{z}(k) = \mathbf{H}_{(k)}\mathbf{x}(k) + \mathbf{C}(k)$ ,  $H$  表示测量系统的参数,  $C(k)$  表示测量噪声。行人的姿势  $\hat{\mathbf{x}}$  和相关联的误差协方差矩阵  $P$  使用卡尔曼滤波器预测得出

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}}(k|k-1) = A\hat{\mathbf{x}}(k-1|k-1) \\ P(k|k-1) = AP(k-1|k-1)A^T + Q \end{cases} \quad (9)$$

式中,  $Q$  是过程噪声的协方差。结合预测值和测量值, 可以得到现在状态( $k$ )的最优化估算值为

$$\mathbf{x}(k|k) : \hat{\mathbf{x}}(k|k) = \hat{\mathbf{x}}(k|k-1) + K_{(k)}(\mathbf{z}(k) - \mathbf{H}_{(k)}\mathbf{x}(k|k-1)) \quad (10)$$

并更新  $k$  状态下  $\mathbf{x}(k|k)$  的误差协方差

$$P(k|k) = (I - K_{(k)}\mathbf{H}_{(k)})P(k|k-1) \quad (11)$$

式中,  $K_{(k)}$  为卡尔曼增益。

$$K_{(k)} = P(k|k-1)\mathbf{H}_{(k)}^T / (\mathbf{H}_{(k)}P(k|k-1)\mathbf{H}_{(k)}^T + R_{(k)}) \quad (12)$$

式中,  $R_{(k)}$  是指测量噪声的协方差, 测量协方差的值较低时意味着在当前的测量值上具有更大的加权, 此时跟踪系统的灵敏度更高。当一个新目标刚进入监控区时, 往往只是身体部分进入监控的摄像头视域, 此时的第一帧并不会显示一个完整的目标, 可能会造成目标检测失真, 无法确定跟踪。为了提高跟踪系统的鲁棒性, 对于出现在监控区的新目标, 经过 3 张连续的帧图像检测后再确认是否为有效的目标并进行跟踪。

### 3 实验与分析

在一个室外环境温度为 6 ℃ 左右的监控区进行算法测试, 安装配有微测热辐射传感器和 CCD 摄像头的监视器, 图像数据通过无线路由器传送至相距 200 m 的监控室, 实验平台为 64 位 Linux™PC, 主频为 2.4 GHz, Intel Core™ 2Duo 处理器, 4 GB 的 RAM, 算法通过 VC 编程实现。

当目标身体下半部分像素点的平均匹配概率与目标身体上半部分像素点的平均匹配概率的比值, 即  $\frac{n\rho(B)}{n\rho(A)}$  值, 大于设置的阈值  $T$  时, 就确认目标为人体目标。为了确定最佳的阈值范围, 使人体识别的精确性达到最大, 使阈值  $T$  从小到大递增, 在实验中设置一个取值范围为 (0.1, 1.3), 由于动物的行走特性使得下半身

的匹配概率较小, 上半身匹配概率较大, 因此阈值  $T$  的取值一般为  $T \leq 1$ 。根据  $\frac{n\rho(B)}{n\rho(A)}$ , 当身体上半部分的像素点较多时, 可能出现  $\frac{n\rho(B)}{n\rho(A)} > 1$ , 但从人体信息数据库中随机抽取 1000 个不同的人体模型计算  $\frac{n\rho(B)}{n\rho(A)}$  值, 得到的结果都不超过 1.3, 因此  $T$  的取值范围在本实验中不超过 1.3。在室外让 10 个不同的行人目标和 5 只狗活动在摄像头的监控范围下进行人体识别的精度测试。精度的算式为识别出的行人个数除以行人总数(10), 当出现误识(把动物识别为人体目标), 则从识别出来的行人人数减去误识的数量再除以行人总数(10)。为了排除偶然性, 每确定一个阈值  $T$  后都会进行 3 次实验再取平均精度, 最后得到表 1 的精度统计结果。当阈值  $T$  分别为 0.7, 0.8 时, 在监控区的行人目标都可以识别出来, 而且不会造成误识, 为了使结果更精确, 分别在 0.6 ~ 0.7 与 0.8 ~ 0.9 之间继续进行实验, 最终确定阈值  $T_1$  为 0.66, 阈值  $T_2$  为 0.85。

表 1 人体识别精度统计结果

Table 1 Statistical results of human recognition accuracy

$T$	Accuracy	$T$	Accuracy	$T$	Accuracy
0.1	0.70	0.61	0.90	0.81	1.0
0.2	0.70	0.62	0.90	0.82	1.0
0.3	0.70	0.63	0.90	0.83	1.0
0.4	0.80	0.64	0.90	0.84	1.0
0.5	0.80	0.65	0.90	0.85	0.90
0.6	0.90	0.66	0.90	0.86	0.90
0.7	1.0	0.67	1.0	0.87	0.90
0.8	1.0	0.68	1.0	0.88	0.90
0.9	0.8	0.69	1.0	0.89	0.80
1.0	0.9				
1.1	0.4				
1.2	0.4				
1.3	0.3				

确定了最佳的阈值  $T_1, T_2$  后, 继续在室外进行跟踪测试, 得到了图 2 所示的行人跟踪序列图。从红外图像中的跟踪效果可以看出, 出现在监控区的行人目标都被准确地识别出来并被检测跟踪, 而非人体目标则被排除, 说明算法对人体的识别具有显著的效果。在实验中检测出来的行人躯干相比检测前的行人本体会显得偏瘦, 因为算法并没有增强人体躯干和双手的全部面积的亮度, 但从实验效果图中可看出, 这并没有减弱算法对整个人体目标的检测与跟踪效果, 而且算法能够实时反映行人的大部分行走姿态。对文献 [4]、文献 [6] 分别进行实验测试, 将算法用 VC 编程实现, 监控区的基础设备、测试环境与实验运行平台都保持不变, 得到图 3 所示的实验结果。从图 3 可以看出,

人体目标的躯干亮度没有得到增强,接近于背景的暗度,而且出现在监控区的动物目标也被标记跟踪,没有进行人体识别。因此,本文的跟踪算法在人体识别上较其他跟踪算法具有一定优势,有助于后续的智能化人体跟踪系统的开发工作。

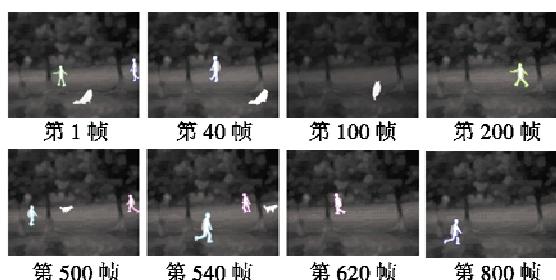


图2 算法的实验跟踪序列

Fig. 2 Experimental tracking images of the algorithm

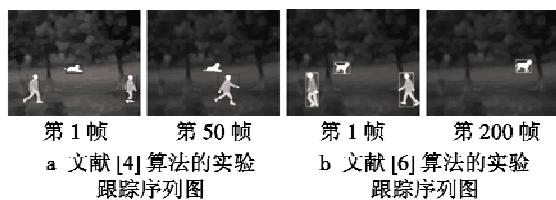


图3 其他算法的实验跟踪结果

Fig. 3 Experimental tracking results of the other algorithms

算法的运行速度是保证目标跟踪实时进行的关键问题之一。图2的跟踪实验所得到的监控帧图像帧数为1000,耗时为420 s,平均耗时为0.42 s;图3a的跟踪实验所得到的监控帧图像帧数为200,耗时76 s,平均耗时为0.38 s;图3b的监控帧图像帧数为300,耗时138 s,平均耗时为0.46 s。为了得出算法运算速度的具体情况,3种算法都在相同的实验平台上运行了5 min,通过记录在5 min内不同的时间段所得到的帧数,得出图4所示的运行速度比较图。

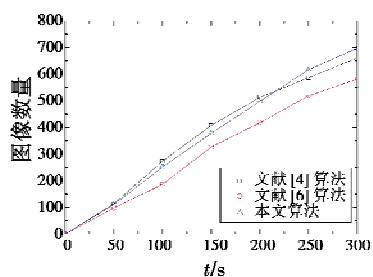


图4 算法运行速度比较

Fig. 4 Running speed of the algorithms

从图4可以看出,在250 s之前,文献[4]算法的运行速度优于本文算法和文献[6]算法,但250 s之后,本文算法的运行速度开始超过文献[4],因此,本文算法更适用于监控时间长、对跟踪数据实时性要求高的跟踪任务。

在本文中,定义跟踪延迟时间为移动人体目标进

入视频范围后被跟踪算法全部捕获的所需平均时间,为了防止随机结果,每次的数据结果为仿真100次后的平均结果。表2为各算法的人体跟踪延迟的比较结果。从表中的结果来看,系统跟踪的目标越多,算法的跟踪延迟越大,而本文算法的跟踪延迟时间的增长幅度比对比算法要小,更加适用于目标更多的跟踪系统。

表2 人体跟踪延迟时间

Table 2 Human tracking delay time

进入监控范围 内移动目标数	本文算法的 延迟时间	文献[4]算法 的延迟时间	文献[6]算法 的延迟时间
5	0.30	0.28	0.35
10	0.34	0.33	0.39
15	0.36	0.38	0.42

## 4 结论

本文提出的算法利用人体与其他动物的体型特征以及行为姿态特征差异,通过研究分析提出了一种人体自动识别方法,并在实验中进行了人体识别精度和算法运行速度的测试。最后通过与其他算法的对比分析,突出了本文算法在人体目标的识别准确度和人体跟踪实时性方面的优势。在后续工作中,将继续完善算法并将其运用于人体识别跟踪系统的开发。

## 参考文献

- [1] 马龙,王鲁平,李飚.自然场景图像的光流场估计[J].系统工程与电子技术,2012,34(6): 1278-1282. (MA L, WANG L P, LI B. Estimation of optical flow field of nature scene images [J]. Systems Engineering and Electronics, 2012, 34(6):1278-1282.)
- [2] 万智萍.带色素信息蚁群检测的弱光环境人体跟踪算法[J].光电工程,2013,40(3):21-29. (WAN Z P. Human body tracking algorithm of ant colony detection with pigment information under the weak light environment [J]. Opto-Electronic Engineering, 2013, 40(3),21-29. )
- [3] 田隽,钱建生,李世银.应用自适应多测量融合粒子滤波的视场跟踪[J].光学精密工程,2010,18(10):2255-2261. (TIAN J, QIAN J S, LI S Y. Visual tracking with adaptive multi-cue fusion particle filter [J]. Optics and Precision Engineering, 2010, 18 (10) :2255-2261. )
- [4] DANIEL O,ARTURO D L E,JOSE M A.Far infrared pedestrian detection and tracking for night driving [J].Robotica, 2011, 29(4),495-505.
- [5] TANG Y Z, LI Y F. Contour coding based rotating adaptive model for human detection and tracking in thermal catadioptric omnidirectional vision [J]. Applied Optics, 2012, 51(27):6641-6652.
- [6] SUK J L, GAURAV S, ARKA A B. Human tracking with an

- infrared camera using curve matching framework [J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2012(1) : 99-106.
- [7] LIU R M, LU Y H. Infrared target tracking in multiple feature pseudo-color image with kernel density estimation [J]. Infrared Physics & Technology, 2012, 55(6) : 505-512.
- [8] YAN J B, LI X J, XIN Y, et al. Compressive sensing by learning a Gaussian mixture model from measurements [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 24(1) : 106-119.
- [9] PEKKA P, JONI K K, JARMO I. Feature representation and discrimination based on Gaussian mixture model probability densities—practices and algorithms [J]. Pattern Recognition, 2006, 39(7) : 1346-1358.
- [10] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection [C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), San Diego, 2005 : 886-893.
- [11] WU B F, KAO C C, JEN C L, et al. A relative-discriminative-histogram-of-oriented-gradients-based particle filter approach to vehicle occlusion handling and tracking [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2014, 61(3) : 4228-4237.
- [12] MASATAKA O, KEI K, MASAFUMI H. Laser-based pedestrian tracking in outdoor environments by multiple mobile robots [J]. Sensors, 2012, 12(11) : 14489-14507.
- [13] MOSHOU D, PANTAZI X E, KATERIS D, et al. Water stress detection based on optical multisensor fusion with a least squares support vector machine classifier [J]. Biosystems Engineering, 2014, 117(2) : 15-22.

(上接第 26 页)

- ear systems with a periodic event-triggering communication scheme [J]. IET Signal Processing, 2013, 7(8) : 754-765.
- [10] JIANG Z P, WANG Y. Input-to-state stability for discrete-time nonlinear systems [J]. Automatica, 2001, 37(1) : 857-869.
- [11] 吴晨,许哲,何婧,等. 网络控制系统建模与控制 [J]. 电光与控制, 2009, 16(9) : 37-39, 43. (WU C, XU Z, HE

J, et al. Modeling and control of the networked control systems [J]. Electronics Optics & Control, 2009, 16(9) : 37-39, 43.)

- [12] 吴晨,方国华,许化龙. 弹载 1553B 总线网络控制系统 Petri 网建模与性能分析 [J]. 电光与控制, 2010, 17(2) : 48-51, 62. (WU C, FANG G H, XU H L. Petri net based modeling and performance analysis of missile networked control system base on MIL-STD-1553B [J]. Electronics Optics & Control, 2010, 17(2) : 48-51, 62.)

(上接第 88 页)

- quantification via boundary identification of flight performance margin [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2014, 27(4) : 977-985.
- [9] SAFONOV M G, TSAO T C. The unfalsified control concept and learning [J]. Transactions on Automatic Control, 1997, 42(6) : 843-847.
- [10] CHEN K X, LI S Y. Unfalsified adaptive PID control with a fading memory cost function [C]//The 33rd Chinese Control Conference, Nanjing, 2014 : 28-30.

nese Control Conference, Nanjing, 2014 : 28-30.

- [11] 任涛,高振华,祖国旗,等. 去伪控制方法的研究与应用 [J]. 东北大学学报:自然科学版, 2009, 30(12) : 1678-1681. (REN T, GAO Z H, ZU G Q, et al. Research and application of unfalsified control [J]. Journal of Northeastern University: Natural Science, 2009, 30(12) : 1678-1681.)
- [12] ZIPFEL P H. Modeling and simulation of aerospace vehicle dynamics [M]. Reston: AIAA, 2000 : 367-481.

(上接第 92 页)

- tronics Optics & Control, 2011, 18(11) : 27-30.)
- [7] ZARCHAN P. Complete statistical analysis of nonlinear missile guidance systems-slam [J]. Journal of Guidance and Control, 1979, 2(1) : 71-78.
- [8] 付海峰,刘华伟,张宗麟. 中距主动制导空空导弹目标截获概率仿真计算 [J]. 电光与控制, 2007, 14(3) : 55-58. (FU H F, LIU H W, ZHANG Z L. Simulated computation of target-acquisition probability of medium-range active-guided AAM [J]. Electronics Optics & Control, 2007, 14(3) : 55-58.)

- [9] 付昭旺,于雷,寇英信,等. 导弹协同制导中末交接目标截获概率研究 [J]. 弹道学报, 2012, 24(4) : 31-36. (FU Z W, YU L, KOU Y X, et al. Target acquisition probability in midcourse and terminal guidance handing-off for cooperative guidance of missile [J]. Journal of Ballistics, 2012, 24(4) : 31-36.)
- [10] 谢希权,易华. 多目标攻击空空导弹的目标截获概率分析 [J]. 电光与控制, 2001, 8(2) : 33-36. (XIE X Q, YI H. Analysis of AAM acquisition probability in multi-target attacking [J]. Electronics Optics & Control, 2001, 8(2) : 33-36.)