

改进的粒子滤波器目标跟踪方法

王绍钰, 蔡自兴, 陈爱斌

(中南大学 信息科学与工程学院, 湖南 长沙 410083)

摘要:针对现有的粒子滤波跟踪方法存在的不足,提出了一种改进的粒子滤波器方法用于运动目标跟踪.将颜色直方图和边缘直方图结合起来建立目标的参考模型,有效地克服了使用单一特征建模的缺点,提高了跟踪的准确性.分别计算目标颜色模型和目标边缘模型与粒子的欧几里德距离,使用这2个距离作为粒子权值计算的重要依据.实验结果表明该算法具有较高的实时性、准确性和鲁棒性.

关键词:目标跟踪;粒子滤波;欧几里德距离;直方图

中图分类号: TP242 **文献标识码:** A **文章编号:** 1673-4785(2008)03-0189-06

Improved object tracking method for particle filters

WANG Shao-yu, CAI Zi-xing, CHEN Ai-bin

(School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083, China)

Abstract: An improved moving object tracking method based on a particle filter is proposed to overcome the disadvantages of existing particle filter object tracking methods. A color histogram and an edge histogram were combined to build the object's reference model, effectively eliminating the disadvantages posed by modeling with a single feature and improving the accuracy of object tracking. The Euclidian distances between particles and the object color model, and that between particles and the object edge model were calculated. The two distances were used as basic information for computation of a particle's weights. Experimental results demonstrate that the proposed method is highly effective, yields real-time results, and is robust.

Keywords: object tracking; particle filtering; Euclidian distance; histogram

目标跟踪在视频监控、交通流量控制、行人异常行为检测、智能车辆、机器人技术、医学图像处理、智能武器等领域有着非常重要的应用^[1].由于现实图像中存在噪声、遮挡、多目标聚集,以及背景动态变化等现象,并不仅仅只有单纯的目标运动,这些问题给目标跟踪研究带来了巨大的挑战,如何解决这些难题也成为了研究人员的研究热点.已经有许多方法被提出用于解决目标跟踪领域的各种难题,总的可以分为确定性方法和随机方法^[2].目标跟踪的难点在于物体的突然运动、目标或背景突然改变其外部表现形式、目标的非刚性结构、目标和目标之间的遮挡、目标和背景之间的遮挡、以及摄像头的运动^[3]等方面.基于粒子滤波的目标跟踪技术通常涉

及4个基本的方面:目标表示、系统观测、产生假设、评估假设^[4].每个物体都有其自身的特征,在跟踪问题中,通常被用来表示目标的颜色特征、边界特征、纹理特征以及运动特征.引入更多的特征来描述目标,就能提高跟踪的准确性,但这样会增加计算复杂度,无法满足跟踪的实时性.因此,许多算法是实时性与准确性的折衷.文献[5-6]采用颜色特征表示目标,具有计算量少的优点,且能适应多数跟踪场景,在目标聚集,部分遮挡的情况下能够较好地完成任务.但是,当光照变化,或者背景具有和目标相似的颜色信息时,跟踪的准确性大为降低.与目标表示紧密相关的是系统观测,它是系统观测到的图像特征.

产生假设实际上是一个预测的过程,是从当前时刻的状态推测下一时刻系统可能的状态的过程.通常在当前状态的过程上叠加一个噪声来估计下一

收稿日期:2007-12-10

基金项目:国家基础科学研究基金资助项目(A1420060159).

通讯作者:王绍钰. E-mail: andrew120@163.com

时刻系统的状态^[7]。高斯噪声服从正态分布,被广泛地用来产生叠加噪声。评估假设就是根据系统观测计算目标与预测值的相似度,相似度有多种度量方法,可以用巴特查理亚距离度量^[8],也可以用欧几里德距离度量。相似度用权值来表示,权值越大,相似度就越高,文献[7]采用颜色信息和边缘信息描述目标,但却没有将他们有效地用于更新权值。产生假设和评估假设对应于粒子滤波器一个迭代过程中的 2 个重要的步骤:预测和更新。

根据粒子滤波算法在目标跟踪中的特定应用及其存在的不足,对其进行了改进。采用自适应帧差分技术检测运动目标,对目标实施在线建模,针对颜色信息在光照变化和相似背景条件下存在的缺点,加入目标边缘信息来表示目标。分别计算目标的颜色直方图和边缘直方图与粒子的欧几里德距离,使用这 2 个距离作为更新权值的重要依据,增加了权值的有效性,有效地克服了颜色信息在目标表示中的不足,极大地增加了跟踪的准确性。

1 粒子滤波器

粒子滤波器是一种贝叶斯序列重要的采样技术,它使用有限的带权重的粒子集近似当前分布。粒子滤波技术包括 2 个基本步骤:预测和更新。给定所有 $t-1$ 时刻的可用观测:

$$z_{t-1} = \{z_1, \dots, z_{t-1}\} \tag{1}$$

式中: z_t 表示 t 时刻的系统观测。

预测阶段使用式(2)的概率系统转换模型来预测当前时刻的状态:

$$P(x_t | z_{t-1}) = p(x_t | x_{t-1})p(x_{t-1} | z_{t-1})d_{x_{t-1}} \tag{2}$$

式中: x_t 表示 t 时刻的系统状态。当 t 时刻到来时,观测 z_t 可用,状态可以根据贝叶斯规则进行更新:

$$p(x_t | z_t) = \frac{p(z_t | x_t)p(x_t | z_{t-1})}{p(z_t | z_{t-1})} \tag{3}$$

式中: $p(z_t | x_t)$ 由观测方程所描述。

粒子滤波器中,当前时刻的状态 $p(x_t | z_t)$ 是由 N 个权值为 w_t^i 的样本 $\{x_t^i\}_{i=1, \dots, N}$ 表示的。候选样本 x_t^i 是从重要性分布 $q(x_t | x_{t-1}, z_t)$ 中抽取的,其权重为

$$w_t^i = w_{t-1}^i \frac{p(z_t | x_t^i)p(x_t^i | z_{t-1})}{q(x_t^i | x_{t-1}, z_t)} \tag{4}$$

经过几次迭代后,很多样本的权值变得很小,出现样本退化现象,计算会大量浪费在更新这些退化

的样本上,因此,需要通过重采样技术来避免这一问题。通常,整个系统具有马尔可夫性质,重要性分布可以通过式(5)化简:

$$q(x_t | x_{t-1}, z_t) = p(x_t | x_{t-1}) \tag{5}$$

此时,权重就是观测概率 $p(z_t | x_t)$ 。

2 观测模型

对目标实施准确跟踪的前提是获得被跟踪目标的准确信息,并充分利用这些信息建立目标的模型,选择目标合适的视觉特征使其能在特征空间上与其他物体容易的区分是建立观测模型的首要任务^[11]。已经有研究人员针对粒子滤波器提出多种观测模型,有基于颜色的观测模型、基于轮廓的观测模型、基于运动特征的观测模型、基于纹理的观测模型^[11]等。基于颜色的目标表示方法具有计算量少、适合部分遮挡和非刚性物体的跟踪,缺点是它忽略了空间层次信息,在光照变化,以及背景具有和目标相似的颜色时,跟踪会失效;基于轮廓的目标表示方法提供了目标更为详细的信息,但目标存在形变或被遮挡时,跟踪不准确;基于运动特征的观测模型涉及到运动姿态的理解,需要大量先验知识,计算复杂;与颜色建模相比,物体表面亮度变化对纹理模型的影响要小一些。为了更准确地表示目标,观测模型可以是几种特征的组合。本文采用颜色特征和边缘特征对目标建模。

2.1 颜色直方图

为了减少计算量,降低光照影响,将 RGB 颜色空间离散化成 $8 \times 8 \times 8$ 的大小,得到 256 个颜色区域,即新的颜色空间中 r, g, b 的取值范围为 $0 \sim 7$,统计目标区域中像素的颜色向量落在相应子区域中的像素的个数,得到相应的颜色直方图。点 (x, y) 处新的 r, g, b 值按式(6)计算, R 表示目标区域。

$$(r, g, b) = \lfloor (r(x, y), g(x, y), b(x, y)) / 32 \rfloor \tag{6}$$

归一化新的颜色直方图,即在新的颜色直方图中,计算落在每一颜色向量上的像素点的个数占整个像素点的比重。

假设 $k_n = \{ (r_n^i, g_n^j, b_n^k) \}_{i, j, k=0, \dots, 7}$ 表示目标颜色参考模型, $k_t = \{ (r_t^i, g_t^j, b_t^k) \}_{i, j, k=0, \dots, 7}$ 表示 t 时刻粒子 x 所表示区域的颜色模型,则两者的相似度可以用欧几里德距离表示:

$$(k_n, k_t) = \left[\sum_{i=0}^7 \sum_{j=0}^7 \sum_{k=0}^7 ((r_n^i - r_t^i)^2 + (g_n^j - g_t^j)^2 + (b_n^k - b_t^k)^2) \right]^{\frac{1}{2}} \tag{7}$$

欧几里德距离 (k_m, k_{x_t}) 的值越小, 说明两者相似性越大, 反之, 两者相似性越小. 相似性大的应该被赋予较大的权值, 得到 t 时刻粒子基于颜色直方图的权值计算公式:

$$p_{x_t} = \frac{1}{\sqrt{2}} \exp\left\{-\frac{d^2}{2}\right\} = \frac{1}{\sqrt{2}} \exp\left\{-\frac{2(k_m, k_{x_t})}{2}\right\}. \quad (8)$$

2.2 边缘直方图

颜色特征能够胜任多数跟踪任务, 在部分遮挡和聚集的情况下也有较好的表现. 然而, 当背景具有和目标相似的颜色特征时, 背景颜色信息会干扰目标跟踪, 误把背景当作目标. 为了克服此种缺陷, 可以将目标的其他特征与颜色特征结合起来建立观测模型. 采用面向边缘的直方图来统计特定区域的边界信息.

为了检测边界信息, 现将彩色图像转换成灰度图像. 然后, 用水平 Sobel 算子 K_x 和垂直 Sobel 算子 K_y 来检测边缘.

$$G_x(x, y) = K_x I(x, y), \quad (9)$$

$$G_y(x, y) = K_y I(x, y). \quad (10)$$

则梯度的大小 $S(x, y)$ 为

$$S(x, y) = \sqrt{G_x^2(x, y) + G_y^2(x, y)}. \quad (11)$$

为了滤除噪声, 为 $S(x, y)$ 设置了阈值 T , 当 $S(x, y)$ 低于 T 时, 令 $S(x, y)$ 等于零. 将水平分量和垂直分量归一化:

$$g_x = G_x(x, y) / S(x, y), \quad (12)$$

$$g_y = G_y(x, y) / S(x, y). \quad (13)$$

式中: g_x, g_y 表示归一化后的水平分量和垂直分量, 取值范围为 $[0, 1]$, 将其分成 k 等分, 实验中发现, $k=5$ 时, 能够达到很好的跟踪效果. 计算落在每一区间上的像素点的个数占整个候选区域像素点个数的比重, 一共有 k^2 个区间. 这样, 可以很容易得到类似于颜色直方图的边缘直方图.

假设 $l_m = \{A_m^i\}_{i=0, \dots, k^2-1}$ 表示目标边缘直方图参考模型, $l_{x_t} = \{A_{x_t}^i\}_{i=0, \dots, k^2-1}$ 表示 t 时刻粒子 x 所表示区域的边缘直方图模型, $A_m^i, A_{x_t}^i$ 表示落在区间 i 上的像素点的个数占整个候选区域像素点个数的比重. 两者的相似度可以用欧几里德距离表示:

$$(l_m, l_{x_t}) = \int_{i=0}^{k^2-1} (A_m^i - A_{x_t}^i)^2 \frac{1}{2}. \quad (14)$$

欧几里德距离 (l_m, l_{x_t}) 的值越小, 说明两者相似性越大, 反之, 两者相似性越小. 相似性大的应该被赋予较大的权值, 得到 t 时刻粒子 x 基于边缘直

方图的权值计算公式:

$$a_{x_t} = \frac{1}{\sqrt{2}} \exp\left\{-\frac{d^2}{2}\right\} = \frac{1}{\sqrt{2}} \exp\left\{-\frac{2(l_m, l_{x_t})}{2}\right\}. \quad (15)$$

3 粒子滤波跟踪器设计

跟踪器设计的目标是提供目标在每一帧中的准确位置. 实时的粒子滤波跟踪器包括 2 个重要的部分: 目标模型的初始化和贝叶斯滤波的序列蒙特卡罗随机跟踪系统. 目标模型是进行相似度计算的重要依据, 对目标的真实刻画是实现准确跟踪的前提.

3.1 目标模型初始化

目标初始化可以有 2 种方法, 包括离线初始化和在线初始化, 如果事前明确知道需要跟踪的目标, 则可以提前建立目标模型, 在跟踪器运行时, 只需找到与此模型相匹配的区域即可; 在线的初始化则通常需要事先检测运动目标, 对检测到的运动区域建立模型, 然后才能实施跟踪, 在线初始化通常用于只要出现运动目标就跟踪的情况. 本文采用在线的目标模型初始化策略.

图像的自适应差分运算是检测场景中是否出现运动目标的最简单有效的方法, 经过差分计算后的图像能够清晰地表示出目标的轮廓信息, 这就确定了目标区域. 目标的轮廓通常是无规则的曲线, 在计算机中很难表示, 因此, 通常使用有规则的图形来标识目标的大致区域, 通常使用的有圆形和多边形.

事实上, 当得到差分结果后, 采用数学形态学中腐蚀的方法滤除噪声. 对于一个给定的图像 B 和结构元素 S , 所有与 B 具有最大相关的结构元素 S 的当前位置像素的集合称之为 S 对 B 的腐蚀, 运算符为 \odot . 表现为数学形式:

$$E = B \odot S = \{(x, y) \mid S_{xy} \subseteq B\}. \quad (16)$$

在实验中, 采用的结构元素为相邻的 4 个像素点. 图 1 为原始差分图像和经过腐蚀运算滤除噪声后的图像的对比, 其中右边的图像为滤除噪声后的图像. 从图中可以看出, 经过腐蚀运算滤除噪声后的图像中的目标边界要比原始差分图像的目标边界精细.

知道目标轮廓后, 就可以用一个方形来确定目标区域^[11], 然后按照第 3 节中的方法计算此区域内的颜色直方图和边缘直方图. 这样, 目标模型初始化工作就完成了.

3.2 粒子滤波算法

粒子滤波方法是蒙特卡罗方法和贝叶斯方法的



图 1 原始差分图像和经过腐蚀运算滤除噪声后的图像的对比

Fig 1 The contrast between original difference image and image filtered noise

结合,也是求解贝叶斯问题的一种实用方法,它通过非参数化的蒙特卡罗模拟方法来实现递推贝叶斯滤波,其思想是利用一系列随机抽取的样本以及样本的权重来计算状态的后验概率.粒子滤波不用满足系统为线性、噪声为高斯分布、后验概率是高斯型的限制条件.

利用目标的颜色直方图和边缘直方图作为前景观测信息来更新粒子权值,颜色直方图和边缘直方图在粒子权值更新中所占的比重由环境信息决定,当背景与目标具有相似的颜色信息时,增加边缘直方图在权值更新中的比重,采用式 (17)来计算综合权重,为了便于计算机表示,综合权重用 w_t^i 表示,即 t 时刻第 i 个粒子的权重.

$$w_t^i = c_1 p_{x_i} + c_2 q_{x_i} \tag{17}$$

式中: $c_1 + c_2 = 1$. c_1 、 c_2 的取值根据场景情况确定.当光照条件剧烈变化,或者背景颜色与目标颜色及其相似时, c_1 取较小的值;当目标为非刚性物体时, c_2 取较小的值.

由于基于颜色的跟踪能够满足大部分的跟踪情况,通常情况下,可以令 $c_2 = 0$.但是当背景中的某些区域的颜色模型和目标颜色参考模型相似时,极易将目标与背景混淆起来,此时,合理选择 c_1 、 c_2 的取值很重要.

粒子 x 由一组向量表示,通常包括物体的中心位置,以及物体的宽和高等属性:

$$x = (a_x, a_y, s_x, s_y). \tag{18}$$

式中: a_x 、 a_y 表示目标中心位置, s_x 、 s_y 表示目标的宽和高.

假设在 $t-1$ 时刻,目标的后验估计为 $E(x_{t-1})$ 粒子集 $\{x_{t-1}^i\}_{i=0, \dots, N-1}$,对应的权值为 w_{t-1}^i , N 表示粒子个数.那么,粒子滤波跟踪方法的一个迭代过程有以下 4个步骤:

1)重采样,生成一组新的粒子 $\{x_{t-1}^i\}_{i=0, \dots, N-1}$.

计算标准累加概率 c_{t-1}

$$c_{t-1}^0 = 0, \dots, c_{t-1}^j = c_{t-1}^{j-1} + w_{k-1}^j. \tag{19}$$

生成一组服从均匀分布的随机数 $u \sim U(0, 1)$;

找到最小的 j 使得 $c_{t-1}^j \geq u$;

令 $x_{t-1}^i = x_{t-1}^j$.

2)状态预测.粒子通过一个动态模型进行传播,本文中使用的动态模型如式 (20).

$$x_t = x_{t-1} + V_{t-1} \tag{20}$$

式中: V_{t-1} 是一个多维高斯随机变量.

3)权值更新.根据式 (17)进行权值更新.归一化新的权值, $w_t^i = w_{t-1}^i / \sum_{j=0}^{N-1} w_{t-1}^j$.

4)输出.目标的后验估计为

$$E(x_t) = \sum_{i=0}^{N-1} w_t^i x_t^i$$

事实上,步骤 1)并不是在每一个迭代过程中都需要的,它的作用是当大量的粒子权值很小时,采用增加权值大的粒子的数目来避免计算浪费在权值较小的粒子上.设置阈值 M 和阈值 Z ,当权值低于 Z 的粒子的个数超过 M 时,才执行 1),进行重采样.

4 实验结果

实验的运行的环境是 2.4 GHz CPU, 256M 内存的计算机,摄像头型号为长城 GW S-1306.本次实验中图像的分辨率为 320 × 240,粒子数为 100个,即 N 的取值为 100.

4.1 光照变化时的旋转物体跟踪

实验拍摄的是室内光照条件不断变化的场景,跟踪的目标为天花板上正在旋转的电风扇,且具有与背景相似的颜色特征.图 2是采用本文中的方法进行跟踪的结果,利用颜色信息和边界信息作为粒子权值更新的依据,式 (17)中,取 $c_1 = c_2 = 0.5$,在光照剧烈变化时,不会丢失目标,如图 2所示,白色矩形框表示运动目标.图 3仅仅采用了颜色信息对目标建模,即 $c_1 = 1$ 、 $c_2 = 0$,可以从实验结果中看出,当光照条件变化时,跟踪失效,而当光照条件又恢复到模型建立时的水平,跟踪器又能跟踪到目标,这可以从图 3的第 4幅图中反映出来.

4.2 PF与MPF的比较

从室内环境获取视频,并截取 100帧视频来进行目标跟踪实验,室内环境的特点为目标与背景具有相似的颜色特征.目标及其初始位置假设已知,通过粒子滤波算法,能实现目标的跟踪,甚至目标被遮挡了也能找到目标位置,但是遮挡的时间不能太长,

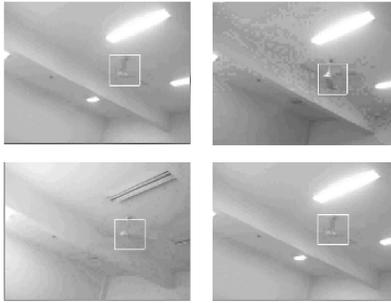


图 2 光照条件变化下基于颜色和边缘直方图的粒子滤波跟踪

Fig 2 Particle filter object tracking based on color and edge histogram under illumination changing circumstance

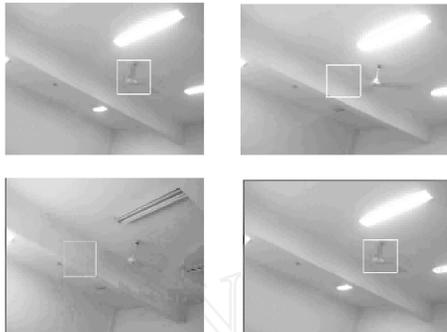


图 3 光照条件变化下基于颜色直方图的粒子滤波跟踪

Fig 3 Particle filter object tracking based on color histogram under illumination changing circumstance

否则目标将会丢失, 当目标又重新出现时, 为了更准确更直观地比较跟踪效果, 实验中使用:

$$err_i = \sqrt{(a_x - s_x)^2 + (a_y - s_y)^2} \quad (21)$$

来计算第 i 帧跟踪的偏差。 a_x, a_y 表示跟踪的第 i 帧的目标中心位置, s_x, s_y 表示准确的第 i 帧目标中心位置, err_i 表示第 i 帧中目标偏离准确位置的偏差, 可用来衡量跟踪定位方法的准确性。另外用下式来衡量目标跟踪的平均偏差:

$$ave = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^N err_i \quad (22)$$

实验中分别用式 (21)、(22) 来计算各帧中目标位置的偏差和平均偏差。准确第 i 帧目标中心位置的值是通过手工方法获的, 虽然这种方法对单帧中目标精确定位带有很强的主观性, 会带来一些误差, 但从整体上来看对比较结果不会有太大影响, 特别是对计算的平均偏差几乎不会有影响。

图 4 和图 5 给出了标准的粒子滤波跟踪算法

PF 和本文中改进的粒子滤波跟踪算法 MPF 的跟踪结果。实验中, 目标是被白色纸张遮挡住头部的人体, 并以此为依据建立目标模型, 目标初始时刻的位置是给定的。图 4 中给出了 MPF 和 PF 的跟踪效果。开始时, 两者均能很好地跟踪目标, err 值都小于 5。在第 63 帧中, 头部遮挡的白色纸张被撤销, MPF 的 $err_{63} = 5$, PF 的 $err_{63} = 10$ 。在其后的跟踪中, PF 的表现越来越差, 而 MPF 则仍然有较好的跟踪效果。这表示在目标和背景具有相似颜色特征, 存在部分遮挡时, MPF 仍然能够较精确地跟踪目标, 而 PF 在这种情况下跟踪不如 MPF 稳定。图 5 中的实线和虚线分别表示 MPF 和 PF 在 100 帧中的 err , 计算得到 MPF 的平均偏差 $ave = 3$, PF 的平均偏差 $ave = 7$ 。

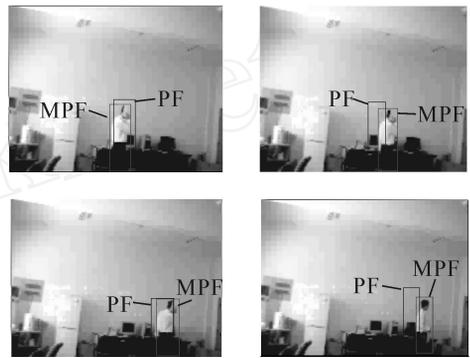


图 4 PF 与 MPF 的跟踪效果

Fig 4 Particle filter object tracking and modified particle filter object tracking

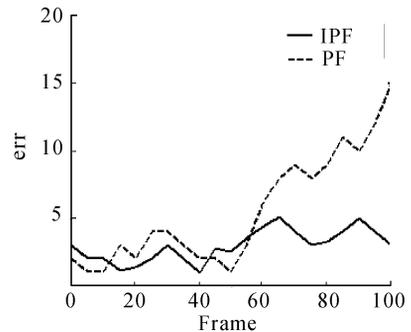


图 5 PF 与 MPF 跟踪的偏差

Fig 5 The error of particle filter object tracking and modified particle filter object tracking

5 结束语

提出了一种有效的、鲁棒性强的运动目标跟踪方法。采用颜色信息和边界信息对运动目标建立模型, 在光照条件变化, 目标与背景具有相似的颜色信息时, 仍然能够达到很好的跟踪效果。对颜色直方图和边缘直方图分级量化, 然后分别计算目标与粒子的欧几里德距离, 这 2 个距离作为粒子权值更新的

重要依据,增加了粒子权值的可靠度,减少了干扰噪声对系统的影响.下一步要做的工作是,进一步优化目标模型,改进在线初始化策略,并且在机器人系统中实现目标跟踪的任务.

参考文献:

[1] YILMAZ A, JAVED O, SHAH M. Object tracking: a survey[J]. ACM Computing Surveys, 2006, 38(4): 1-45.

[2] YANG C J, DURA ISWAMI R, DAVIS L. Fast multiple object tracking via a hierarchical particle filter[C]//Proceedings of the Tenth IEEE International Conference on Computer Vision Beijing, China, 2005: 212-219.

[3] 侯志强, 韩崇昭. 视觉跟踪技术综述 [J]. 自动化学报, 2006, 32(4): 603-617.

HOU Zhiqiang, HAN Chongzhao. A survey of visual tracking[J]. Acta Automatica Sinica, 2006, 32(4): 603-617.

[4] WU Y. Robust visual tracking by integrating multiple cues based on co-inference learning[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 58(1): 55-71.

[5] 常发亮, 马 丽, 刘增晓. 复杂环境下基于自适应粒子滤波器的目标跟踪 [J]. 电子学报, 2006, 34(12): 2150-2153.

CHANG Faliang, MA Li, LIU Zengxiao. Target tracking based on adaptive particle filter under complex background [J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(12): 2150-2153.

[6] 庄 严, 战洪斌, 王 伟. 基于加权颜色直方图和粒子滤波的彩色物体跟踪 [J]. 控制与决策, 2006, 21(8): 868-872.

ZHUANG Yan, ZHAN Hongbin, WANG Wei. Weighted

color histogram based particle filter for visual target tracking [J]. Control and Decision, 2006, 21(8): 868-872

[7] V DLA P, JONES M J. Robust real-time face detection [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 52(2): 137-154.

[8] NUMM I AROK, KOLLER M E, VAN G L. Object tracking with an adaptive color-based particle filter[C]//Proc of the Symposium for Pattern Recognition of the DAGM. Switzerland, 2002: 353-360.

作者简介:



王绍钰, 男, 1982年生, 硕士研究生, 主要研究方向为视频图像处理、目标跟踪.



蔡自兴, 男, 1938年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为人工智能、机器人等. 获科技奖励 30 多项, 其中国家级奖励 2 项, 省部级奖励 20 多项, 已在国内外发表论文 550 余篇, 出版专著和材料共 26 部.



陈爱斌, 男, 1971 年生, 博士研究生, 主要研究方向为多机器人目标跟踪.

2008 国际计算智能与信息安全会议

2008 International Conference on Computational Intelligence and Security

International Conference on Computational Intelligence and Security (CIS) is a major annual international conference to bring together researchers, engineers, developers and practitioners from academia and industry working in all areas of two crucial fields in information processing: computational intelligence (CI) and information security (IS), to share the experience, and exchange and cross-fertilize ideas. In particular, the series of CIS conference provides an ideal platform to explore the potential applications of CI models, algorithms and technologies to IS.

Following the great success of CIS2005, CIS2006, and CIS2007, CIS2008 serves as a forum for the dissemination of state-of-the-art research, development, and implementations of systems, technologies and applications in these two broad fields. CIS2008 is co-organized by Southeast University and Soochow University. Also, it is co-sponsored by Guangdong University of Technology, Xidian University, and Harbin Institute of Technology, and in cooperation with IEEE Nanjing Section and IEEE (HongKong) Computational Intelligence Chapter.

联系人: 姚楚君 Tel: 13560407508