

基于方向矢量的多特征融合粒子滤波人体跟踪算法研究

张 蕾 宫宁生 李 金

(南京工业大学电子与信息工程学院 南京 211816)

摘 要 针对传统的多特征融合粒子滤波跟踪算法计算量大、不利于实时性、人群拥挤遮挡时容易出现跟踪匹配错误等情况,提出了基于方向矢量的多特征融合粒子滤波跟踪算法。该算法首先将人体颜色特征与轮廓特征进行乘性融合和加性融合后相加并加上两者的不确定性的乘积,以便能够根据两种特征的实际贡献率来调节各自在跟踪过程中所占的权重比例,从而提高了跟踪的准确性;其次结合方向矢量,根据先前的跟踪信息来预测运动物体可能运动的范围从而减少了粒子迭代计算量;最后通过动态调节窗口将合并的人体进行分离处理。实验证明,本方法能够在复杂情况下对人体进行实时准确的跟踪。

关键词 粒子滤波,多特征融合,人体跟踪,不确定性

中图分类号 TP391.4 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.2.063

Research of Human Tracking Algorithm through Multi Feature Fusion Particle Filter Based on Direction Vector

ZHANG Lei GONG Ning-sheng LI Jin

(College of Electronics and Information Engineering, Nanjing University of Technology, Nanjing 211816, China)

Abstract Traditional multi feature fusion particle filter algorithm has huge amount of computation, which is not conducive to timeliness. Meanwhile, the algorithm often generates error for tracking and matching. To solve these problem better, this paper adopted the multi feature fusion particle filter algorithm founded in direction vector. Firstly, the algorithm adds the value of multiplicative fusion and additive fusion through the body color feature and contour feature. In addition, on the basis of the uncertainty multiplication of two features, the respective weights proportion in the tracking process is adjusted according to the actual contribution rate of two kinds of features. Moreover, the probable range of the movement of objects can be predicted to reduce the amount of calculation of particle iteration by combining the direction vector. At last, the merge human's body can be separated by adjusting the window automatically and precisely. The test shows our method can realize the human tracking accurately in the complex environment.

Keywords Particle filter, Multi feature fusion, Human tracking, Uncertainty

1 引言

人体运动的视觉分析是计算机视觉领域的重要课题之一。视频中运动目标的跟踪是智能监控领域中比较关键的技术。

在解决遮挡和拥挤的问题上,学者们提出的很多改进方法:如 Wang 和 Liu 等人^[1]提出的基于粒子滤波器的多区域搜索跟踪方法,有效地解决了跟踪过程中的部分遮挡问题; Tian 等人^[2]提出了一种运动矢量与 Mean-shift 相结合的方法,通过概率分析获得运动物体的运动方向与运动速度,在提高计算精度的同时使得算法迭代次数减少; Yong 和 W. ClemKar^[3]采用了一种水平集的人体跟踪方法,该方法可以实时跟踪人体的各个肢体运动信息; 蔺海峰等^[4]提出了一种基于特征累积的多目标跟踪算法,其主要是通过实时地更新 SIFT 特征来减少噪声,提高跟踪的稳定性。王永忠等^[5]利用基于颜色特征与纹理特征的跟踪方法,实现了多特征自适应

融合的跟踪算法,该算法主要根据先验知识,通过设置各个特征的固定权重,调节颜色特征与纹理特征在跟踪过程所占的比重。张焱等^[6]提出的基于物体运动特性的粒子滤波跟踪算法通过提取物体的运动细节,在出现全遮挡时,分析运动物体的运动特性,以此来解决全遮挡问题。该算法的准确性很高,但是要保证较高的准确性,就需要准确地提取运动物体的细节特征,所以该算法对初始创建区域的要求比较高。

本文针对拥挤情况下跟踪的不准确与计算量大的问题,采用了基于方向矢量的多特征融合粒子滤波跟踪方法。该方法首先通过将颜色特征和轮廓特征进行自适应融合,使其能够在出现半遮挡时通过两种特征不确定系数动态地调整各自的权重系数;在出现全遮挡时,结合了方向矢量的采样方法,使得粒子能够向高似然区移动;在出现人群相互拥挤密集时,根据人体信息熵的值,能够动态调节窗口大小比例,进行人体分割。

到稿日期:2014-03-24 返修日期:2014-06-29 本文受国家重点基础研究发展计划(973 计划)(2005CB321901),软件开发环境国家重点实验室开放课题(BUAA-SKLSDE-09KF-03)资助。

张 蕾(1989—),女,硕士生,主要研究领域为模式识别与图像处理,E-mail:429570631@qq.com;宫宁生(1958—),男,教授,主要研究领域为计算机应用系统的研究与开发;李 金(1989—),男,硕士生,主要研究领域为图像处理。

2 人体运动特征提取

2.1 运动目标检测

一帧图像有背景区域和前景区域。本文采用背景差的方法获取人体运动信息,背景更新采用混合高斯背景建模的方法^[7]。

$$P(x, y) = \begin{cases} 1, & |I_n(x, y) - B_n(x, y)| \geq T \\ 0, & |I_n(x, y) - B_n(x, y)| < T \end{cases} \quad (1)$$

式中, $I_n(x, y)$ 表示第 n 帧图像的像素点, $B_n(x, y)$ 表示背景图像像素值, T 是变化阈值, 值 0 与 1 表示像素点是否为目标运动区域。根据 $P(x, y)$ 找到最左、最右、最上、最下的像素点, 根据这 4 个像素点确定待更新矩形区域。图 1(a) 是原始视频, 图 1(b) 黑色部分是人体检测区域。

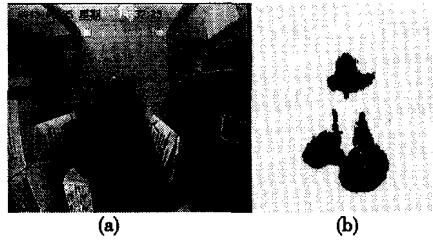


图 1 人体检测

2.2 目标颜色特征提取

在检测区域通过 Bhattacharyya 相似性系数来度量第 $t-1$ 帧中待测粒子与目标模板的相似性程度:

$$\rho(h_{mod}(t-1), h_{tar}(t-1)) = \frac{\sum_{i=1}^N \sqrt{h_{mod}(i, t-1) h_{tar}(i, t-1)}}{\sum_{i=1}^N (h_{mod}(i, t-1) + h_{tar}(i, t-1))} \quad (2)$$

式中, $h_{mod}(t-1) = \{h_{mod}(i, t-1)\}_{i=1}^N$, $h_{tar}(t-1) = \{h_{tar}(i, t-1)\}_{i=1}^N$, N 为目标像素数。 ρ 越大, 说明预测粒子和目标模板的相似度越大。两直方图之间的 Bhattacharyya 距离为:

$$d_1 = \sum_{i=1}^N \sqrt{1 - \rho(h_{mod}(i, t-1) h_{tar}(i, t-1))} \quad (3)$$

d_1 越小, 说明预测粒子和目标模板越相似。最终可得颜色信息观测概率:

$$p_c(z_k | x_k) = \exp(-\lambda_c d_1^2) \quad (4)$$

其中, z_k 表示 k 时刻观测值, x_k 表示粒子状态, λ_c 为归一化常数。

2.3 目标轮廓特征提取

通过 Sobel 算子计算得到边缘强度 G 和方向 α :

$$G(x, y) = [(\frac{\partial I}{\partial x})^2 + (\frac{\partial I}{\partial y})^2]^{\frac{1}{2}} \quad (5)$$

$$\alpha(x, y) = \arctan(\frac{\partial I / \partial x}{\partial I / \partial y})$$

根据 $\hat{\alpha}(x, y)$ 建立目标轮廓直方图 $h_e = \{h_e(v)\}_{v=1}^E$:

$$h_e(v) = \sum_{i=1}^N \delta(b^*(\hat{\alpha}(x, y)) - v), v = 1, \dots, E \quad (6)$$

其中, $b^*(\hat{\alpha}(x, y))$ 是关于轮廓方向 $\hat{\alpha}$ 的投影函数, E 为轮廓方向投影级数。将直方图归一化为:

$$\sum_{v=1}^E h_e(v) = 1$$

根据轮廓概率分布图选择前 K 个概率较大的方向值构成待测粒子轮廓方向向量 $e = (e_1, \dots, e_K)$, 模板轮廓方向向量为 $e^* = (e_1^*, \dots, e_K^*)$, 根据 Euclidean 距离可得:

$$d_2 = \sqrt{\sum_{n=1}^K \{e^*(n) - e(n)\}^2} \quad (7)$$

每个粒子轮廓信息的测量概率为:

$$p_e(z_k | x_k) = \exp\{-\lambda_e d_2^2\} \quad (8)$$

其中, z_k 表示 k 时刻观测值, x_k 表示粒子状态, λ_e 为归一化常数。

3 基于方向矢量的多特征融合粒子滤波跟踪

3.1 粒子滤波原理

粒子滤波的实质是使用某种方法, 并且通过这种方法能够从后验概率 $p(x_{0:k} | z_{1:k})$ 中选取 N 个独立的样本 $\{x_{0:k}^{(i)}\}_{i=1}^N$, 可通过式(9)近似得到后验概率密度:

$$\hat{p}(x_{0:k} | z_{1:k}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \delta(x_{0:k} - x_{0:k}^{(i)}) \quad (9)$$

式中, $\delta(\cdot)$ 为 Dirac 函数。

由式(8)可知, 假设函数 $g(x_{0:k})$ 的期望值为:

$$E[g(x_{0:k})] = \int g(x_{0:k}) p(x_{0:k} | z_{1:k}) dx_{0:k} \quad (10)$$

则逼近估计可以通过以下形式表示:

$$\overline{E[g(x_{0:k})]} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N g(x_{0:k}^{(i)}) \quad (11)$$

3.2 基于不确定性的自适应多特征融合

本文采用基于特征不确定性的自适应融合策略, 通过将两种特征进行乘性融合和加性融合相加, 最后加上两者的不确定性的乘积, 使得能够根据两种特征的实际贡献率来调节各自的重要性权重比例。具体算法步骤如下:

Step1 根据预测粒子和目标模板相似距离 d_j 可以计算得到特征的权重^[8]: $\hat{\omega}_j(t) = \frac{1}{d_j^2}$ 。

Step2 将权重进行归一化处理, 使 $\sum_j \omega_j(t) = 1$ 。

$$\omega_j(t) = \frac{\hat{\omega}_j(t)}{\sum_{j=1}^s \hat{\omega}_j(t)} \quad (12)$$

Step3 自适应特征融合

$$p(z^1 \dots z^s | x) = \prod_{j=1}^s \frac{(\omega_j(t) p(z^j | x) + U^j)}{1 + U^j} \quad (13)$$

其中, s 表示特征数, 本文中 $s=2$, 将上式分解可得:

$$p(z^1, z^2 | x) = \frac{1}{(1+U^1)(1+U^2)} \cdot \omega_1 \omega_2 p(z^1 | x) p(z^2 | x) + \omega_1 p(z^1 | x) U^2 + \omega_2 p(z^2 | x) U^1 + U^1 U^2 \quad (14)$$

其中不确定性系数 U_{i+1} 定义如下:

$$U_{i+1} = \sigma_i H(p(x_i^j)) \quad (15)$$

其中, U_{i+1} 表示在 t 时刻特征 j 的不确定系数^[9], σ_i 表示 t 时刻所有粒子位置的方差, $H(p(x_i^j))$ 表示观测概率的分散程度, 这里用熵的形式来表示不确定度:

$$H(p(x_i^j | x_i^j)) = - \sum_{i=1}^N (p(x_i^j | x_i^j) * \log_2 p(x_i^j | x_i^j)) \quad (16)$$

其中, N 表示总的粒子数, $p(x_i^j | x_i^j)$ 表示 j 特征的观测概率, $H(p(x_i^j | x_i^j))$ 越大说明观测概率分布越均匀。

3.3 粒子重采样

为了有效地抑制粒子的退化现象, 本文采用的重采样方法是根据累计权值的变化来判别最终是删除还是保留。基本思想是: 主要根据观察某一段时间内, 检查某个粒子的权值保持较小值的时间长度, 如果持续时间较长则认为应该删除; 否

则就保留并复制。这样做能够避免删除一些偶然性的粒子，从最大程度上抑制粒子的退化。具体过程如下：

Step1 根据式(13)计算在第 i 帧时每个粒子持续累加的前 t 时刻总的概率密度值，设 $p=0, c_i=c_{i-1}+p_i(z^1, z^2 | x)$ 。

Step2 设 u_i 为服从 0 到 $1/N$ 的正态分布的随机数， $u_i \sim U[0, N^{-1}]$ 。

Step3 计算每个粒子的累积概率密度阈值 $u_j = u_i + N^{-1}(j-1)$ 。

Step4 判断若 $u_j > c_i$ ，则 $i=i+1$ ，重复判断，直到 $u_j \leq c_i$ ，记录此时 j 的值。

Step5 将索引值为 j 的粒子进行重采样，更新权值， $x_i^j = x_i^j, p_i(z^1, z^2 | x) = N^{-1}$ 。依次计算每个粒子，直到全部采样结束。

3.4 模板更新

模板的更新也是比较重要的环节，本文在模板更新的过程中主要考虑了更新速率问题。因为如果模板更新过快，可能会出现错误的跟踪模板；如果更新过慢，有可能跟不上外界的变化或自身的变化。本文采取了中间方法，即根据前一帧预测目标和目标模板计算 Bhattacharyya 系数，将该系数代入计算，起到调节更新速率的作用：

$$h_{mdl}(t) = h_{mdl}(t-1) + e^{-\alpha[1 - \rho(h_{mdl}(t-1), h_{tar}(t-1))]} h_{tar}(t-1) \quad (17)$$

其中， α 代表更新速度，是一个正数，经过试验表明 α 为 10 比较合适； $h_{mdl}(t-1)$ 表示 $t-1$ 帧模板的颜色和轮廓的概率直方图； $h_{tar}(t-1)$ 表示 $t-1$ 帧预测目标的颜色和轮廓的概率直方图。

3.5 基于方向矢量的搜索方法

为了能够充分利用最近的信息，本文采用了方向矢量方法。我们知道人体运动时在短时内（如 1, 2 帧的时间）运动位移很小，可以认为运动方向不变，为此可以采用积分的思想，根据先前的运动信息来无限逼近下一时刻的目标位置。这里引入方向信息矢量 $\vec{D}=(r, d)$ ， r 表示搜索半径， d 表示搜索的方向角。搜索半径由运动物体的速度而定，速度越大，搜索半径越大；搜索方向可以定义为：

$$\begin{cases} \text{若 } |x_1 - x_0| - |y_1 - y_0| > 0 \text{ 且 } x_1 - x_0 > 0, \text{ 则 } d=1 \\ \text{若 } |x_1 - x_0| - |y_1 - y_0| < 0 \text{ 且 } y_1 - y_0 > 0, \text{ 则 } d=2 \\ \text{若 } |x_1 - x_0| - |y_1 - y_0| < 0 \text{ 且 } y_1 - y_0 < 0, \text{ 则 } d=3 \\ \text{若 } |x_1 - x_0| - |y_1 - y_0| > 0 \text{ 且 } x_1 - x_0 < 0, \text{ 则 } d=4 \end{cases} \quad (18)$$

其中， (x_0, y_0) 表示第 $n-2$ 帧时目标的质心坐标， (x_1, y_1) 表示第 n 帧时目标的质心坐标， $d=1, 2, 3, 4$ 分别表示上下左右 4 个搜索方向。

3.6 基于信息熵的动态人体分割

针对人体的合并与分离的问题，本文结合人体位置信息和信息熵 $H(x)$ 对多人情况进行分割处理^[10]。由信息熵的概念可知，一个信源对应一个信息熵，信息熵表征了信源整体的统计特性，根据这一特性本文采用熵值进行动态目标分割。

$$H = \sum_{i=0}^{255} -p_i \cdot \log p_i \quad (19)$$

其中， p_i 表示像素值为 i 的像素出现的概率。图 2 中为不同人体相对应的信息熵 H 。



图 2 人体信息熵

本文采用的方法如下：

Step1 根据人体的位置初步给出相应的分割比例，简单地分割之后再计算分割后的人体模型内信息熵，并与之前建模时的信息熵进行比较；

Step2 误差如果在一定的可接受范围内，则认为分割成功；否则需要放宽或缩小原来的分割比例，再次计算新的分割后的信息熵；

Step3 循环调整分割窗口直到与原来的信息熵相匹配为止，到此一个人分割成功，下一个从紧挨着的分割过的人开始，方法与前面一样，整个过程就是循环过程，直到整个运动区域都分割完为止。

为了减少对合并分离的计算，本文采用设置创建模型区域的方法，该区域为监控区域四周的矩形区域，并设定该区域的宽度为一个标准人体的前后宽度。

3.7 基于方向矢量的多特征融合粒子滤波跟踪算法描述

Step1 初始化，通过目标检测得到人体目标后，建立目标模型，初始化参数，如目标质心坐标。人体运动模型为：

$$X = (x_0, y_0, \dot{x}, \dot{y}, w, h)$$

其中，质心坐标为 x_0, y_0 ； x, y 方向的运动速度为 \dot{x}, \dot{y} ；人体的长度与宽度为 w, h 。

Step2 以目标的质心为圆心，在半径为 r 的范围内生成 N 个粒子。初始化各个粒子的权重 $\omega_i = 1/N$ 。

Step3 通过状态转移方程 $\hat{X}_t = AX_{t-1} + BW_{t-1}$ 来预测下一帧可能的位置。其中 A 为状态转移矩阵，本文取单位矩阵， B 为搜索半径，一般取值为长宽的一半， W 为高斯噪声矢量。

Step4 在运动物体出现在第三帧时开始计算目标的方向矢量，并记录下 \vec{D} ，根据 \vec{D} 中 d 的值，计算该方向上粒子的预测位置，而不是将所有粒子都进行状态预测计算。

Step5 根据式(4)与式(8)计算每个粒子的颜色与轮廓的观测概率值，并根据式(13)自适应特征融合的方法将每个预测粒子的颜色与轮廓观测概率值进行融合，得到每个粒子融合后的观测概率值，并进行归一化：

$$\hat{p}_i(z^1, z^2 | x_t) = \frac{p_i(z^1, z^2 | x_t)}{\sum_{i=1}^N p_i(z^1, z^2 | x_t)} \quad (20)$$

Step6 跟踪结果加权求和为：

$$\begin{cases} x_t = \sum_{i=1}^N \hat{p}_i(z^1, z^2 | x_t) x_i \\ y_t = \sum_{i=1}^N \hat{p}_i(z^1, z^2 | x_t) y_i \end{cases} \quad (21)$$

Step7 粒子重采样和模板更新。

Step8 计算下一帧图像，从 Step3 开始循环。

将基于方向矢量的搜索方法加在 Step3 之后，即在粒子状态转移之后加入了判断条件，在出现遮挡时，根据方向矢量将搜索方位锁定，可以更准确地定位被遮挡物体即将出现的位置，就不需要在目标周围漫无目的地进行状态转移，提高了跟踪的准确性并缩小了粒子的搜索方位，从而减少了粒子的迭代次数。

4 实验结果

4.1 实验一:多特征融合方法对比

本实验通过 Matlab 对特征融合的粒子滤波预测状态进行仿真模拟,初始化粒子数为 $N=50$,模拟时间长度为 50 次的预测搜索,分别对加性融合、乘性融合和本文融合算法进行预测。

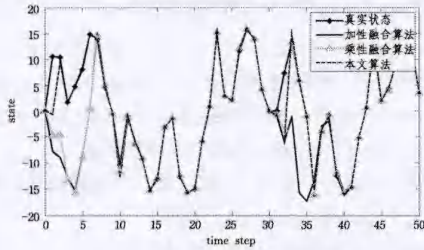


图3 多种特征融合跟踪效果对比

从图3可以看出,乘性融合的结果使概率密度分布变得更加尖锐,在增大似然概率的同时也放大了噪声,如图中0至10和第30至40次之间的预测出现较大偏移。加权和融合模型并没有提高后验概率的置信区间,如在第30至40次之间的预测出现状态偏移。本文采用的基于特征不确定性的自适应融合策略,通过将两种特征进行乘性融合和加性融合相加,最后加上两者的不确定性的乘积,使得能够根据两种特征的实际贡献率来调节各自的重要性权重比例,从而提高了加性融合的置信区间,同时弱化了乘性融合的噪声。如图3中本文方法基本能够与真实状态保持一致,即使出现偏差也不会很大。

4.2 实验二:遮挡与人体合并分离

本实验是在以 TMS320DM647 为处理器的板卡上运行的,参数初始化如下:每个目标的粒子数为 20,不确定性 $U=1/N$; $\lambda_c=80$, $\lambda_e=40$ 。如图4所示,传统加性融合粒子滤波跟踪方法在处于部分遮挡时,颜色特征与轮廓特征权重比例没有根据实际情况进行自适应变化,等到完全遮挡时,各个特征权重的大小与实际不符,就会导致粒子转移混乱,等目标再次出现时已失去原来的记录,使得目标跟踪丢失。

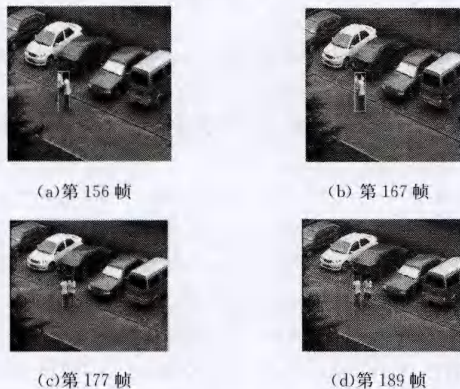


图4 多特征加性融合粒子滤波跟踪

如图5所示,本文方法在出现遮挡时,颜色特征不确定性变大。而边缘特征是目标的梯度信息,即使存在部分遮挡,由于两者的目标边缘存在差异,此时可提高边缘特征的权重来减小颜色特征的权重。当目标完全被遮挡时,采用基于方向矢量的搜索方法,根据记录的矢量方向 $\vec{D}=(r, d)$,等下一帧

到来时朝着该方向搜索粒子,搜索半径为 20 个像素长度,搜索步长为 5 个像素,向前搜索 3 次。等目标再次出现时,即可被搜索到。



图5 本文方法

如图5所示,假设左边进入的人体定位目标A,右边进入的人体定位目标B。在第156帧时目标A开始被目标B遮挡,此时颜色特征的权重开始减小,边缘特征开始变大,等到第167帧时被完全遮挡,此时采用基于方向矢量的搜索方法,等到目标再次出现时,能够准确地搜索到目标。

图6示出目标A在遮挡前与遮挡后,整个过程中颜色特征权重与轮廓特征权值的变化情况。在遮挡之前20帧,两种特征的不确定性相当,使得权值分布均匀,都徘徊在0.5上下;当开始遮挡时颜色特征权值开始减小,轮廓权值开始变大;等到全部遮挡时两种权值都收敛到0.5,这是由于两种特征的不确定性都达到最大,将权值自动设定为各自一半,此时采用方向矢量搜索,直到搜索到目标,再恢复融合机制。

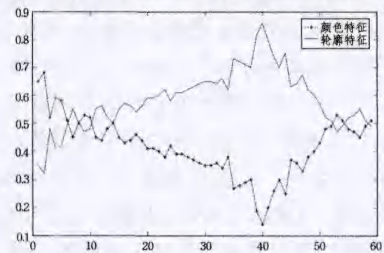


图6 遮挡前后不确定性权值变化



图7 复杂人体合并分离

图7是在某一商场进口的测试视频,图中白色矩形为检测区域,上下两个比较窄的矩形区域为人体创建区域 S_1 (S_2)。在多人拥挤情况下,如第307帧,4个人相遇且相互合并时,动态调节窗口通过熵值的比较进行窗口的调节,到334帧完全分开恢复原来的窗口大小。从图中可以看出,整个过程跟踪匹配准确,没有出现遗漏或者匹配错误的情况。

4.3 算法实时性比较

从表1可以看出,本文方法在计算速度上优于加性融合粒子滤波跟踪算法。本文主要通过利用先前的跟踪信息来预测运动物体可能运动的范围,缩小粒子搜索范围,从而减少粒子迭代计算量。

表1 传统粒子滤波与本文方法运行时间的对比

算法名称	平均运行时间 ms/帧
加性融合粒子滤波	42
本文方法	31

结束语 针对拥挤情况下出现的人体全遮挡和人体合并分离问题,本文采用基于方向矢量的多特征自适应融合粒子滤波跟踪方法。该方法首先通过将颜色特征和轮廓特征进行自适应融合,采用不确定性系数,将传统的加性融合与乘性融合相结合,在一定程度上减少了两种融合机制中的各自弊端,在出现半遮挡时通过两种特征不确定系数动态地调整各自的比重,同时结合方向矢量的搜索方法,使得粒子向高似然区移动,不仅减少了粒子迭代的数目,而且在一定程度上控制了计

算的复杂度;在出现人群相互拥挤时,根据人体信息熵的值,动态调节窗口大小比例,进行人体分割。经过实验证明,该方法能够在拥挤情况下准确地跟踪目标。

参考文献

- [1] 王玉茹,刘家峰. 基于多区域联合粒子滤波的人体运动跟踪[J]. 自动化学报,2009,35(11):1387-1393
 - [2] 田纲,胡瑞敏,王中元. 一种基于运动矢量分析的 Mean-shift 目标跟踪算[J]. 中国图象图形学报,2010,15(1):85-90
 - [3] Shi Yong-gang, Karl W C. Real-time Tracking Using Level Sets [J]. Pattern Recognition, 2005, 23(12): 34-41
 - [4] 蔺海峰,马宇峰,宋涛. 基于 SIFT 特征目标跟踪算法研究[J]. 自动化学报,2010,36(8):1024-1028
 - [5] 王永忠,梁彦,赵春晖,等. 基于多特征自适应融合的核跟踪方法[J]. 自动化学报,2008,34(4):393-399
 - [6] 张焱,张志龙,沈振康. 一种融入运动特性的显著性特征提取方法[J]. 国防科技大学学报,2008,30(3):109-115
 - [7] 陈祖爵,陈潇君,何鸿. 基于改进的混合高斯模型的运动目标检测[J]. 中国图象图形学报,2007,12(9):1586-1589
 - [8] 徐梦溪,刘超颖,黄陈蓉. 基于多级信息融合的视频目标跟踪[J]. 南京工程学院学报:自然科学版,2010,8(2):1-9
 - [9] Nickels K, Hutchinson S. Estimating uncertainty in ssd-based feature tracking[J]. Image Vision Computer, 2002, 20(1): 47-58
 - [10] 赵凤,范九伦. 一种结合二维 Ostu 法和模糊熵的图像分割方法[J]. 计算机应用,2007,24(6):189-191
-
- (上接第 282 页)
- 由仿真实验结果可以看出,不管是背景简单还是背景复杂的图像,本文方法都得到了较好的分割结果,分割后的图像内部均匀、边界形状较清晰准确。由于参数 α 的取值对 renyi 熵阈值化方法的分割效果有较大的影响,由实验结果可以看出,文献[6]提出的基于分解的二维 renyi 熵的分割方法,把参数 α 取为 0.7 只是对部分图像有较好的分割效果,对其他图像需要大量的实验尝试才能找到合适的参数值,进而才能得到较满意的分割结果。文献[8]提出的二维 renyi 熵中参数自适应选取的方法,虽然自动解决了参数选取的问题,但是需要的时间很长,而且分割效果不如基于分解的二维 renyi 熵的分割方法。本文算法不但解决了文献[6]中参数选择的问题,而且运行时间较文献[8]大大缩短了,在保证分割效果的前提下,消耗时间约减少为文献[8]方法的 1/10000。
- 结束语** 本文把粒子群优化搜索算法与基于分解的二维 renyi 熵法相结合,通过大量的实验表明,本文方法不但能自适应地选取 renyi 熵方法中的参数,得到较好的分割效果,而且与文献[8]方法相抵,大大降低了计算复杂度,由 $O(L^6)$ 降为 $O(L^2)$,计算时间约为文献[8]方法的 1/10000。
- ### 参考文献
- [1] 黄金杰,郭鲁强,逯仁虎. 改进的二维 Renyi 熵图像阈值分割[J]. 计算机科学,2010,37(10):251-253
 - [2] 卓问,曹治国,肖阳. 基于二维 Arimoto 熵的阈值分割方法[J]. 模式识别与人工智能,2009(2):208-213
 - [3] Pun T. A new method for grey-level picture thresholding using the entropy of the histogram[J]. Signal processing, 1980, 2(3): 223-237
 - [4] Sahoo P K, Arora G. A thresholding method based on two-dimensional Renyi's entropy[J]. Pattern Recognition, 2004, 37(6):1149-1161
 - [5] Sahoo P K, Arora G. Image thresholding using two-dimensional Tsallis-Havrda-Charvat entropy[J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(6):520-528
 - [6] 龚飏,王菲菲,倪麟. 基于分解的二维 Renyi 灰度熵的图像阈值分割[J]. 计算机工程与应用,2013,49(1):181-185
 - [7] 雷博,范九伦. 一维 Renyi 熵阈值法中参数的自适应选取[J]. 光子学报,2009,38(9):2439-2443
 - [8] 雷博,范九伦. 二维 Renyi 熵阈值分割方法中参数的自适应选取[J]. 计算机工程与应用,2010,46(22):16-19
 - [9] Levine M D, Nazif A M. Dynamic measurement of computer generated image segmentations[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1985, 7(2):155-164
 - [10] Eberhart R C, Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory[C]//Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science, 1995(1):39-43
 - [11] Eberhart R C, Shi Y. Tracking and optimizing dynamic systems with particle swarms[C]//Proceedings of the 2001 Congress on Evolutionary Computation, 2001. IEEE, 2001, 1:94-100