

应用粒子滤波及先验概率模型 进行图像分割的新算法

陈 姝, 邹北骥, 彭小宁, 杨 明

(中南大学信息科学与工程学院, 湖南长沙 410083; 怀化学院计算机科学与技术系, 湖南怀化 418008)

摘 要: 基于粒子滤波在非线性非高斯情况下具有较好的预测结果, 本文提出了一种自适应背景图像分割新算法, 该算法利用粒子滤波对下一帧的前景区域进行预测, 进而计算出下一帧各像素点属于背景的概率以指导下一帧图像分割; 在前景像素值与背景像素值相近的情况下利用先验知识进行图像分割是一种较好的方法, 本文以粒子滤波预测结果与先验概率模型计算结果的均值作为当前像素点属于背景的概率来进行图像分割, 实验结果表明, 该方法在背景变化范围较大的情况下, 可以减少前景点误分割为背景点的概率。

关键词: 粒子滤波; 先验概率; 自适应分割; 运动检测; 高斯模型

中图分类号: TP751.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2007) 08-1533-05

A New Algorithm for Image Segmenting by Using SMC and Prior Probability Model

CHEN Shu, ZOU Bei-ji, PENG Xiao-ning, YANG Ming

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

Department of Computer Science and Technology, Huaihua College, Huaihua, Hunan 418008, China)

Abstract: A new adaptive algorithm is proposed by taken advantage of SMC (Sequential Monte Carlo) which have better predictive results under the condition of nonlinear non-Gaussian. The algorithm uses particle filtering to predict an anticipated foreground district for a coming frame. Moreover, it calculates the probability of pixels to be part of background in the coming frame to guide image segmentation. It is a good method to segment image on the setting where the pixel values of foreground similar to the ones of the background by using prior knowledge. This paper uses the probability of pixels to be part of background which is calculated by the average of the predict results of particle filtering and the calculated results of prior probability model to segment image. Experimental results show that the proposed algorithm can reduce the error of the pixels of foreground to be segmented as pixels of background compared with 3 rule when changes in background occur quickly.

Key words: SMC (Sequential Monte Carlo); prior probability; adaptive segmentation; movement detection; Gaussian model

1 引言

运动目标检测及跟踪作为计算机视觉的重要研究内容, 其准确性对于后续目标行为理解极其重要。背景相减是目前运动目标检测的一种重要方法, 其基本思想是利用前景像素值与背景像素值之差来进行图像分割, 目前大多数的研究成果集中于建立不同的背景模型, 以减少动态场景变化对于运动分割的影响^[1,2]。

目前人们已经针对不同的场景建立了不同的背景模型。McKenna Setal^[3]将背景中各像素点由于光照变化、噪声等干扰而随机变化近似服从高斯分布, 利用概

率论中 3 规则进行图像分割。在动态背景的情况下, 背景中某个像素点的值改变不一定是由于光照变化或噪声的影响, 而可能是由于背景中某一部分的自运动造成的。针对动态背景, 研究者建立了具有预测功能的自适应背景模型: G Doretto^[4]建立了一种自退化背景模型; A Monnet^[5]、J. Zhong^[6]对文献[4]中背景模型进行了改进, 致力于建立一种动态背景模型; Wren C^[7]建立了前景背景的混合高斯模型, 给各个高斯模型赋一个权值, 该权值是动态变化的, 将权值高的前 N 个高斯模型作为背景模型, 而将余下的高斯模型作为前景模型。其他的一些模型以来自双摄像机拍摄的背景深度数据作为背

景模型建模参数^[8]. 在背景中只有较少的可见纹理或者只有单个摄像机能拍摄到背景的情况下, 深度数据是不可信的, 在这种情况下, G Gordon^[9]等人提出了一种结合深度数据及颜色进行建模的方法. 以上所述的各种模型在背景像素值分布为高斯模型并按照 3 规则进行图像分割时, 虽然可以保证背景点能被很好的提取, 但是如果前景的像素值分布与背景的像素值分布有重叠的区间时, 则会产生将前景误分割为背景的现象.

本文在分析现有研究中存在的问题的基础上, 提出了一种基于粒子滤波预测及先验概率模型对背景进行分割的新算法, 该算法把当前帧像素点先验概率和由粒子滤波预测出前景区域中粒子属于背景的概率的平均值作为该像素点属于背景的概率. 实验结果表明, 本文所述算法在静态背景其像素点分布服从高斯分布, 背景变化范围较大的情况下, 可以有效减少前景点误分割为背景点的误差.

2 算法思路

2.1 算法的总体思路

我们知道, 如果运动前景按照一定的速度运动, 在不考虑加速度的情况下, 根据上一帧运动前景区域坐标及运动前景的水平、垂直运动速率, 可以预测出运动前景在当前帧的区域坐标, 根据系统方程及观测方程利用粒子滤波可以得到 N 个(粒子数)前景区域的预测值, 这样就可以算出落在这 N 个区域中的像素点为前景的概率, 进而得到其为背景的概率. 另一方面, 根据概率知识我们还知道, 在抽样数 m 确定下, 已知某事件的发生概率 P , 在已采样的 N 个样本中, 某事件发生的概率低于 P , 则在余下的 $N - M$ 个样本中该事件发生的概率就较大, 如果分割算法能够利用该事件的先验概率来进行自适应分割, 则该算法的鲁棒性就会增加. 本文所述算法就是从这两方面来增强图像分割的鲁棒性, 在图像中各点 (i, j) 为背景时其像素值分布服从高斯分布, 各点 (i, j) 为前景时其像素值分布也服从高斯分布的情况下, 当点 (i, j) 在当前帧的像素值为 x 时, 判断该点是否为背景的概率由粒子滤波预测该点为背景的概率与通过先验概率模型预测出该点属于背景的概率的平均值来决定.

2.2 算法的总体流程

算法的总体流程如图 1 所示.

先通过摄取多帧背景利用统计的方法求得图像帧中各像素点在服从高斯模型的情况下其背景均值和背景方差值, 并以此作为图像分割的背景模型.

待分割像素点其为背景的概率预测值由两部分组成: 利用先验概率模型得到的预测值及利用粒子滤波

得到的预测值, 以两种方法的预测值的平均值作为该像素点属于背景的概率. 先验概率模型是以像素点的历史值(包括像素值的分布, 为背景时像素值的次数等)进行预测, 并利用分割结果更新其模型以便进行下一次预测. 粒子滤波预测是利用粒子的传递特性, 先根据第一帧的分割结果中前景的区域坐标加正态分布噪声作为初始粒子值, 然后利用系统方程对前景区域进行预测, 根据前景区域的预测结果计算出下一帧像素点属于背景的概率, 然后对图像进行分割, 将分割结果与预测结果作相似度计算, 根据相似度的大小对粒子进行重采样, 再进行下一次预测.

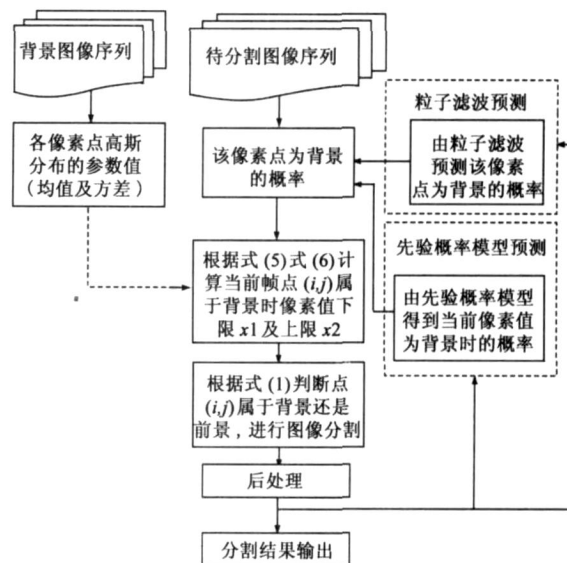


图1 算法总体流程图

2.2.1 背景判定区间的确定方法

若像素点 (i, j) 落在由 $P(x_1 < X < x_2) = P(B)$ 决定的区间则点 (i, j) 属于背景.

$$x(i, j) = \begin{cases} \text{背景}, x(i, j) & [x_1, x_2] \\ \text{前景}, x(i, j) & \notin [x_1, x_2] \end{cases} \quad (1)$$

$P(B)$ 为点 (i, j) 在已知采样视频帧为 n 且当前帧该点的像素值为 x 的情况下该点属于背景的概率.

$$P(B) = [P(N) + P(M|x)]/2 \quad (2)$$

$P(M|x)$ 为先验概率模型下已知 n 帧中点 (i, j) 为背景时其像素值为 x 的次数情况下, 当前帧中该点的像素值为 x 时属于背景的概率; $P(N)$ 为粒子滤波预测该像素点属于背景的概率.

2.2.2 x_1 与 x_2 的计算方法

点 (i, j) 其背景像素值近似为高斯分布, $f(x)$ 为该高斯分布的概率密度函数, 其参数均值 u 及方差 2 由统计方法求得, 在实际的图像分割中 u 及 2 随时间自适应改变, 更新方程如下^[7]:

$$u_{n+1} = au_n + (1 - a)x_{n+1} \quad (3)$$

$$x_{n+1}^2 = a(x_n^2 + (u_{n+1} - u_n)^2) + (1 - a)(x_{n+1} - u_{n+1})^2 \quad (4)$$

a 为背景模型更新速率,取值范围为 $(0, 1)$.

$$\int_{x_2} f(x) dx = 1 - \left[\frac{1 - P(B)}{2} \right] \quad (5)$$

$x_2 - u = u - x_1$ 求得:

$$x_1 = 2u - x_2 \quad (6)$$

u 为点 (i, j) 当前背景均值.

3 先验概率模型预测

3.1 $P(M|x)$ 的求法

$$P(M|x) = \begin{cases} 1, & \text{当 } P(W|x) < P(A) \\ P(A)/P(W|x), & \text{当 } P(W|x) \geq P(A) \end{cases} \quad (7)$$

$P(M|x)$ 为已知抽样 n 帧点 (i, j) 在其像素值为 x 的情况下属于背景的概率预测值, $P(W|x)$ 为点 (i, j) 在其像素值为 x 的情况下属于背景的概率, $P(A)$ 为在假定剩下的 $(NUM - n_A)$ 帧中点 (i, j) 为背景且其像素值为 x 的概率.

$$P(A) = \frac{NUM \cdot P(W|x) - n_B}{NUM - n_A} \quad (8)$$

分子表示在余下的点 (i, j) 像素值为 x 的 $(NUM - n_A)$ 帧中为背景的帧数, NUM 为假定点 (i, j) 像素值为 x 的采样数, n_B 为在已采样 n 帧中点 (i, j) 其像素值为 x 且为背景的次数, 分母表示点 (i, j) 采样像素值为 x 余下的帧数(采样数), n_A 为已采样 n 帧中点 (i, j) 的像素值为 x 的次数, $NUM \gg n_A$ 表示假设视频采集点 (i, j) 像素值为 x 的帧数足够大(也就是采样数足够大), 根据概率论大数定律可知, NUM 越大越能反映 $P(A)$ 的真实程度, 一般实际应用中可取 $NUM = 10 n_A$.

3.2 $P(W|x)$ 的求法

根据贝叶斯理论可知:

$$P(W|x) = \frac{P(Wx)}{P(x)} = \frac{P(W)P(x|W)}{P(W)P(x|W) + P(V)P(x|V)} \quad (9)$$

其中 $P(V)$ 为点 (i, j) 属于前景的概率, $P(x|V)$ 为点 (i, j) 为前景时该点的像素值为 x 的概率, $P(x|V)$ 假定服从高斯分布, 通过统计的方法可以求得 $P(x|V)$ 高斯模型参数的估计值及 $P(V)$ 的估计值, 如采用文献[6]介绍的 Incremental EM 算法, 在实际应用中, 可以用上一帧分割出来的前景像素点数除以图像像素点数的比值来近似 $P(V)$, 用前景各点的统计值(包括均值及方差)计算出来的概率密度来近似 $P(x|V)$ 的概率密度, 即 $P(x|V) = e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} / \sqrt{2\pi}$, 同理可求得 $P(W)$ 、 $P(x|W)$.

3.3 先验概率模型预测算法的具体流程

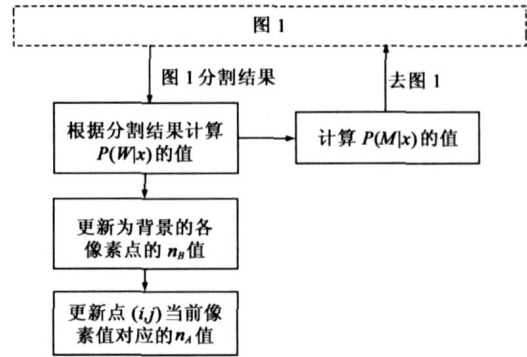


图2 先验概率模型预测流程图

4 粒子滤波预测

粒子滤波首先在1993年由Gordon等人提出^[10], 随后众多的研究者对该算法进行了改进, 如Pitt等人提出的辅助采样-重要重采样滤波方法(ASIR)^[11], Musso等人提出的规则化采样方法(RPF)^[12]. 粒子滤波的基本思想是: 根据Bayesian理论, 用当前时刻的后验概率密度来估计目标的当前状态, 而 n 时刻的后验概率密度 $P(X_n|Y_n)$ 可以由目标的运动模型 $P(X_n|X_{n-1})$ 和当前的观测模型 $P(Y_n|X_n)$ 来估计^[13].

粒子滤波预测流程图如图3所示, 在对前景区域进行预测时, 是以一个带权的粒子构成的粒子集来近似前景区域分布, 图像分割后根据前景区域坐标计算出各粒子的权值, 重新对粒子进行采样, 权值越大的粒子被选中的概率就越高, 得到新的粒子集后, 根据系统方程对下一帧的前景区域进行预测, 从而计算出下一帧中各像素点为背景的概率.

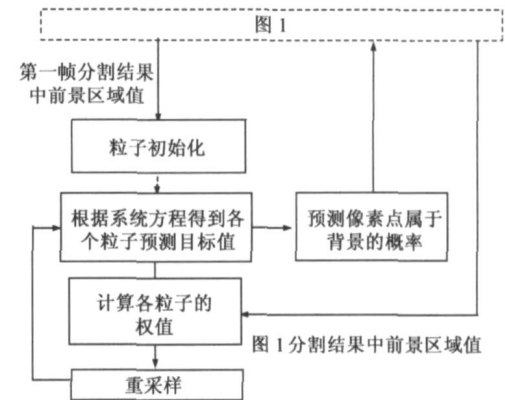


图3 粒子滤波预测流程图

4.1 粒子初始化

粒子初始化就是根据观测方程, 以初始粒子集来近似 X_n 的分布, 在本算法中观测方程为: $Y_n = X_n + V_n$, V_n 为观测噪声, 服从标准正态分布, 具体做法为: 由第一帧分割结果中前景区域坐标组成 N 个八维状态向量 (N 个粒子), 状态向量为: $(x_0, y_0, u_0, v_0, x_1, y_1, u_1, v_1)$,

其中, (x_0, y_0) 为目标区域左上角的坐标值, (u_0, v_0) 为目标区域左上角的水平运动速度及垂直运动速度, (x_1, y_1) 为目标区域右下角的坐标值, (u_1, v_1) 为目标区域右下角的水平运动速度及垂直运动速度. 初始时, $(u_0, v_0) = (0, 0)$, $(u_1, v_1) = (0, 0)$, 然后在状态向量加上正态随机噪声, 得到新的 N 个状态向量. 最后给每个向量赋一权值 $1/N$, 从而得到粒子滤波的初始粒子集.

4.2 前景区域预测及像素点属于背景的概率计算

根据式(10)系统方程, 利用初始粒子集或者通过重采样得到的粒子集对下一帧的前景区域进行预测.

$$\begin{cases} x_0^{n+1} = x_0^n + u_0^{n+1} + w_n \\ y_0^{n+1} = y_0^n + v_0^{n+1} + w_n \\ u_0^{n+1} = u_0^n \\ v_0^{n+1} = v_0^n \\ x_1^{n+1} = x_1^n + u_1^{n+1} + w_n \\ y_1^{n+1} = y_1^n + v_1^{n+1} + w_n \\ u_1^{n+1} = u_1^n \\ v_1^{n+1} = v_1^n \end{cases} \quad (10)$$

由系统方程, 我们可以得到下一帧中前景区域的 N 个预测值, 由于每个粒子的权值为 $1/N$, 因而该粒子对应的前景区域中的各像素点为前景的概率也是 $1/N$, 将 N 个粒子对应前景区域中的像素点其属于前景的概率都加上 $1/N$, 最终可以得到各像素点为前景的概率. 各粒子区域相交次数越多的区域中的像素为前景的概率就越大, 然后利用 1 减去各像素点属于前景的概率就得到各像素点属于背景的概率 $P(N)$.

4.3 粒子权值的计算方法

计算粒子的权值其实就是根据公式 $q_i = \frac{P(Y_n | X_n^*(i))}{\sum_{j=1}^N P(Y_n | X_n^*(j))}$ 计算预测结果精确度, 预测结果

精度越高的粒子, 其权值就越大, 在本算法中 X_n^* 为各粒子预测出前景区域的预测值, Y_n 为分割结果中前景区域值, $P(Y_n | X_n^*(i))$ 就是在第 i 个粒子预测值为 $X_n^*(i)$ 的情况下真实值发生的概率. 可以这样理解, 预测值越接近真实值, $P(Y_n | X_n^*(i))$ 的值就越大. 在本算法中 $P(Y_n | X_n^*(i)) = R_i / R_d$, 其中 R_i 为第 i 个粒子预测前景区域值与分割结果中前景区域值的交集, R_d 为第 i 个粒子预测前景区域值与分割结果中前景区域值的并集与第 i 个粒子预测前景区域值与分割结果中前景区域值的交集的差值.

4.4 重采样

根据 4.3 节计算出来的粒子权值, 进行归一化处理, 计算出各粒子的累积权值, 各粒子的累积权值将

$[0, 1]$ 空间分成 N 个区域, 然后在 $[0, 1]$ 空间上进行均匀抽样产生 N 个随机数, 将该随机数属于某一区域对应的粒子复制为新的粒子集中的一个粒子, 从而完成新的粒子集的采样, 重采样过程中权值越大的粒子其对应的空间区域就越大, 被复制为新粒子的概率就越大.

5 后处理

由于光照变化、噪声等因素会使分割结果中前景区域包含许多离散的像素点, 这些像素点不仅会影响视频分割效果, 而且由于离散点的存在使得在 4.3 节中由于传入的前景区域值比真实前景区域值大, 造成各像素点属于前景的概率计算不精确, 出现普遍偏大的情况. 本文使用连通组元分析进行噪声消除, 按照八邻域搜索将前景区域分成多个连通组, 将小于某一阈值的连通组中的像素点作为噪声去除, 而将余下的像素点作为前景. 连通组元分析去除了噪声, 但同时会在前景区域中留下部分细小空洞, 因而需要使用数字形态学上的开闭操作来填充.

6 实验结果

实验共摄取了五段不同视频, 分别利用 3 方法、自适应背景分割 A Cavallaro 算法^[14]及本文算法进行图像分割, 通过分割结果分析来验证算法的正确性及鲁棒性. 实验环境为室内静态背景下, 运动前景(人)在摄像机拍摄空间作匀速运动或静止, 运动前景与背景颜色较接近; 实验所用摄像头分辨率为 $320 * 240$, 原型程序设置摄像头的抓帧频率为 $15f/s$, 背景模型以灰度值为建模参数, 程序初始时采集背景图像 2 分钟共 1800 帧作为背景模型的统计量. 五种实验都将背景高斯模型的方差值加 20, 这样做的目的是为了增加前景像素变化区间与背景像素变化区间的重叠区域, 从而增加前景被误分割为背景的误差, 满足实验目标所需的条件. 每个实验各摄取 3 分钟共 2700 帧视频图像用于分割, 实验中 $P(V)$ 、 $P(W)$ 、 $P(x|W)$ 及 $P(x|V)$ 都采用了 3.2 节中介绍的近似估算值.

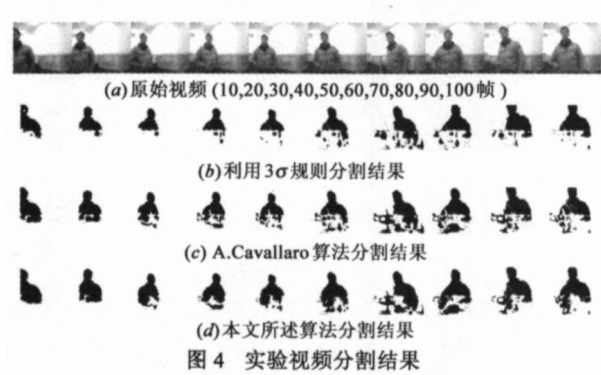
表 1 为五种实验结果. 图 4 为实验一部分帧分割结果. 由表 1 我们可以看出, 本文算法的分割结果中前景点误分割为背景点的误差将近是 3 方法的 50%, A Cavallaro 算法的 70%, 同时并未增加背景点误分割为前景点的误差, 在实际的分割中取得了较好的效果, 这也可以从图 4 的比较中看出.

实验结果表明, 在方差较大的情况下本文所述算法其整体分割结果要优于 3 规则及 A Cavallaro 算法的分割结果, 但具体到每一帧时, 可能会引入分割误差, 这主要是由于高斯模型参数采用近似值估计的结果. 实验还表明, 随着分割帧数的增加, 分割的效果更好,

这是由于采样空间增大,先验概率模型的预测精度上 升所致.

表 1 五种不同背景下的实验结果对比

实验环境	所用算法	像素点总数	背景点被误分割为 前景点数	背景点被误分割为 前景点比值	前景点被误分割为 背景点数	前景点被误分割为 背景点比值
实验一	3 方法	207360000	4512150	2.176 %	55012600	26.53 %
	A Cavallaro 算法	207360000	4487270	2.164 %	37739520	18.20 %
	本文算法	207360000	4489340	2.165 %	30668540	14.79 %
实验二	3 方法	207360000	3703450	1.786 %	38672640	18.65 %
	A Cavallaro 算法	207360000	3641240	1.756 %	28532730	13.76 %
	本文算法	207360000	3842380	1.853 %	20860410	10.06 %
实验三	3 方法	207360000	9115550	4.396 %	42446600	20.47 %
	A Cavallaro 算法	207360000	9034680	4.357 %	30108700	14.52 %
	本文算法	207360000	9098960	4.388 %	19340470	9.327 %
实验四	3 方法	207360000	2834610	1.367 %	35976960	17.35 %
	A Cavallaro 算法	207360000	2784850	1.343 %	26085890	12.58 %
	本文算法	207360000	2927920	1.412 %	18148150	8.752 %
实验五	3 方法	207360000	6965220	3.359 %	44292100	21.36 %
	A Cavallaro 算法	207360000	7002550	3.377 %	32037120	15.45 %
	本文算法	207360000	6822140	3.289 %	17142450	8.267 %



7 结论

本文在分析现有的通过背景相减来提取前景算法存在问题的基础上,提出了一种利用粒子滤波及背景的先验统计知识来对背景进行分割的新算法.粒子滤波在非线性非高斯的情况下具有很好的预测效果,基于先验知识的视频分割在背景像素值变化显著的情况下具有其他分割算法所不具备的优点.由于本文所述算法综合了以上两种分割方法的优点,在进行图像分割时能有效降低背景动态变化范围较大时前景被误分割为背景的误差同时又不会增加背景被误分割为前景的误差.由于有规律的前景运动(如体操运动、跳水运动等)其先验知识较稳定,故本文所述算法在这些场景下的视频分割效果更好,因而可以考虑将该算法用于人体运动跟踪中的图像分割.

作者简介:



陈 姝 男,1976 年生于湖南祁东,现为中南大学信息科学与工程学院博士研究生.主要研究兴趣为人体运动跟踪、虚拟现实.
E-mail :csu . cs @163 . com



邹北骧 男,1961 年生于江西南昌,博士,现为中南大学信息科学与工程学院教授,博士生导师,主要研究领域:计算机图形学与 CAD 技术、数字图像处理等. E-mail :bjzou @vip . 163 . com

参考文献:

[1] 王亮,胡卫明,谭铁牛. 人运动的视觉分析综述[J]. 计算机学报,2002,25(3) :2 - 14.
Liang Wang, Weiming Hu, Tieniu Tang. A survey of visual analysis of human motion [J]. Journal of Computer,2002,25(3) :2 - 14. (in Chinese)
[2] S J McKenna, Y Raja, S Gong. Tracking colour objects using adaptive mixture models [J]. Image and Vision Computing, 1999,17(2) :225 - 231.

tions on Information Theory, 1995, 41 (6) : 1915 - 1923.

- [15] Charles H. Bennett, Gilles Brassard, Claude Cr  au, Marie Helene Skubiszewska. Practical quantum oblivious transfer [A]. Advances in Cryptology-Crypto '90 Proceedings [C].

Berlin Heidelberg:Springer-Verlag, 1991. 351 - 366.

- [16] Cr  au C. Verifiable disclosure of secrets and application [A]. Advances in Cryptology: Proceedings of Eurocrypt '89 [C]. Berlin Heidelberg:Springer Verlag, 1989. 181 - 191.

作者简介:



杨 威 男, 1978 年生于六安, 中国科学技术大学计算机科学与技术系博士. 研究方向为信息安全、量子信息.
E-mail: smartyw@mail.ustc.edu.cn



罗永龙 男, 1972 年生, 副教授, 博士, 研究方向为信息安全、分布式计算.
E-mail: ylluo@ustc.edu.cn



黄刘生 男, 1957 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为分布式计算、信息安全、无线传感网络. E-mail: lshuang@ustc.edu.cn



陈国良 男, 1938 年生, 中国科学院院士, 博士生导师, 研究方向为高性能计算.
E-mail: glchen@ustc.edu.cn

(上接第 1537 页)

- [3] McKenna Setal. Tracking groups of people[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2000, 80(1) : 42 - 56.
- [4] G Doretto, A Chiuso, Y N Wu, S Soatto. Dynamic textures[J]. International Journal on Computer Vision (IJCV), 2003, 51(2) : 91 - 109.
- [5] A Monnet, A Mittal, N Paragios, V Ramesh. Back-ground modeling and subtraction of dynamic scenes[A]. Proceedings of International Conference on Computer Vision (ICCV) [C]. Nice, France, 2003. 1305 - 1312.
- [6] J Zhong, S Sclaroff. Segmenting foreground objects from a dynamic textured background via a robust Kalman Filter[A]. Proceedings of International Conference on Computer Vision (ICCV) [C]. Nice, France, 2003. 44 - 50.
- [7] Wren C, Azarbayejani A, Darrell T. Pfinder. Real-time tracking of the human body[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(7) : 780 - 785.
- [8] K Konolige. Small vision systems: Hardware and implementation [A]. Eighth Intl Symposium on Robotics Research[C]. Hayama, Japan, 1997. 111 - 116.
- [9] G Gordon, T Darrell, M Harville, Woodfill. Background estimation and removal based on range and color[A]. Proceedings of

IEEE 1999 Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR '99) [C]. Ft. Collins, CO, USA, 1999. 459 - 464.

- [10] Gordon N J, Salmond D J, Smith A FM. Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation [J]. IEEE proceedings-F, 1993, 140(2) : 107 - 113.
- [11] M Pitt, N Shepherd. Filtering via simulation: auxiliary particle filters[J]. Journal of American Statistical Association, 1999, 77(2) : 590 - 599.
- [12] C Musso, N Oudjane, F LeGland. Improving Regularised Particle Filters [M]. Sequence Monte Carlo methods in practice, New York:Spring-Verlag, 2001.
- [13] 陈坚, 王文成, 吴恩华. 单目视频中无标记的人体运动跟踪[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2005, 17(9) : 147 - 153.
- Chen Jian, Wang Wencheng, Wu Enhua. Markerless human motion tracking from monocular videos [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2005, 17(9) : 147 - 153. (in Chinese)
- [14] A Cavallaro, T Ebrahimi. Video object extraction based on adaptive background and statistical change detection[A]. Proceedings of SPIE Visual Communication and Image Processing [C]. San Jose, California, 2001. 4310. 465 - 475.