文章编号:1007-2780(2011)03-0384-06

一种基于卡尔曼滤波及粒子滤波的目标跟踪算法

杜 超[1,2],刘伟宁[1],刘 恋[1,2*]
(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所,吉林 长春 130033,E-mail:jlu_duchao@126.com;
2. 中国科学院 研究生院,北京 100039)

摘 要:针对卡尔曼跟踪算法在非线性非高斯情况下跟踪结果不再准确,以及粒子滤波跟踪算法计算量大难以满足实时性的缺陷,提出了卡尔曼滤波及粒子滤波相结合的算法。利用卡尔曼滤波进行跟踪得到候选目标并计算目标模型与候选模型的匹配程度,若与目标模型匹配度小于一定阈值,则转换跟踪方式利用粒子滤波进行跟踪来修正卡尔曼滤波结果;同时,采用"模板缓冲区法"对目标模型进行更新以保证跟踪的连续性、稳定性及准确性。实验结果表明,这种跟踪算法既发挥了卡尔曼滤波的实时性又保持了粒子滤波的准确性,有较好的跟踪性能。

关 键 词:目标跟踪;卡尔曼滤波;粒子滤波;模板更新
中图分类号:TP391.41 **文献标识码**:A **DOI**:10.3788/YJYXS20112603.0384

Target Tracking Algorithm Based on Kalman Filter and Particle Filter

DU Chao[1,2], LIU Wei-ning[1], LIU Lian[1,2*]
(1. *Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun* 130031, *China, E-mail: jlu_duchao@126.com*;
2. *Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing* 100039, *China*)

Abstract: Aiming at the problem that Kalman filter tracking algorithm is no longer accurate in non-Gauss and non-linear case and the Particle filter tracking algorithm costs huge computation, a improved targets tracking algorithm based on Kalman filter and Particle filter was proposed. Firstly, a candidate object was gotten by Kalman tracking algorithm. Then, the tracking result would be verified by Particle filter algorithm when the match threshold is lower than a certain. The improved algorithm used" template buffer" to updated object template to ensure the tracking process continuity, stability and accuracy. Experimental results show that this approach can maintain the efficiency of Kalman algorithm and the powerful ability of Particle filter algorithm, so it is of advanced property.

Key words: Kalman filter; particle filter; object tracking; template updata

1 引 言

目标跟踪是计算机视觉领域研究的重要课题,由于目标可以用其状态来描述所以从估计理论的角度,目标跟踪问题可以转化为对目标状态的估计问题。卡尔曼滤波算法[1]是一种常用的状态估计方法,其计算量小可实时计算,但只有在高斯线性系统中才是最优估计,对于非高斯非线性系统卡尔曼滤波已经力不从心。为了在非线性系统中应用卡尔曼滤波理论,国外学者提出了扩展

收稿日期:2011-01-06;**修订日期**:2011-02-25
作者简介:杜超(1987—),女,黑龙江哈尔滨人,硕士研究生,主要从事图像处理,目标跟踪方面的研究。
*通讯联系人,E-mail:liul951@126.com

© 1994-2012 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

卡尔曼滤波[2]，首先对非线性系统的状态方程和观测方程进行线性化处理，再采用卡尔曼滤波处理。这种线性化过程不可避免会产生处理误差，当非线性较强时可能造成系统的发散。为了更好地处理非线性和非高斯情况下的动态系统状态估计的问题，人们又提出了粒子滤波算法[3-4]，粒子滤波跟踪算法在遮挡比较严重的情况下也能正常跟踪，但存在计算量大不能实时跟踪以及粒子退化的问题。文献[5-6]对每个粒子都经过均值漂移算法来找到其局部最大值，虽然较好地解决了因粒子过多所带来的计算量大和粒子退化问题，但不能保证粒子的多样性，同时该算法过分依赖均值漂移跟踪算法，在目标剩余信息少或遮挡情况下无法准确地跟踪。

本文针对卡尔曼滤波的实时性和粒子滤波的鲁棒性的特点，提出了一种基于这两种算法的目标跟踪算法。文章首先简单描述了 Kalman 跟踪算法和粒子滤波跟踪算法，其次给出了改进跟踪法的思想和其具体实现步骤，最后通过实验结果验证了所提出算法的实时性和鲁棒性。

2　算法原理

2.1　Kalman 滤波算法

Kalman 滤波是一种对动态系统的状态序列进行线性最小方差估计的算法，通过状态方程和观测方程来描述一个动态系统，如下所示：

状态方程：$x(k) = \boldsymbol{A}x(k-1) + u(k)$　　(1)

观测方程：$z(k) = \boldsymbol{H}x(k) + v(k)$　　(2)

其中 $\boldsymbol{A}$ 为系统状态转移矩阵，$\boldsymbol{H}$ 为观测矩阵，$u(k)$、$v(k)$ 分别是协方差为 Q 和 R 的零均值高斯噪声。即 $v(k) \sim N(0,Q)$，$u(k) \sim N(0,Q)$。

Kalman 滤波包括预测和更新两个部分，Kalman 滤波算法描述如下：

系统状态预测：$\hat{x}_k^- = A\hat{x}_{k-1}$　　(3)

误差协方差预测：$P_k^- = AP_{k-1}A^T + Q_k$　　(4)

增益系数方程：$G_k = P_k^- H^T (HP_k^- H^T + R_k)^{-1}$　　(5)

系统状态更新：$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + G_k(z_k - H\hat{x}_k^-)$　　(6)

先验协方差更新：$P_k = (I - G_k H)P_k^-$　　(7)

从第一步开始循环进行。

2.2　粒子滤波算法

粒子滤波算法通过动态蒙特卡罗方法随机抽取一组带有权值的粒子来表示目标后验概率 $p(x_{0:k} | y_{1:k})$：

$$p(x_{0:k} | y_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^{N} w_j^i \delta(x_{0:k} - x_{0:k}^i) \quad (8)$$

式中：N 表示粒子的数目，$x_{0:k} = \{x, j=0, \cdots k\}$ 表示各时刻粒子的状态，$\{w_j^k, i=1, \cdots N\}$ 表示 i 时刻所对应粒子的归一化权值，即 $\sum_{i=1}^{N} w_j^i = 1$，w_k^i 通过序贯重要性采样由式(9)获得：

$$w_k^i = w_{k-1}^i p(y_k | x_k^i) \quad (9)$$

2.3　改进算法原理

虽然对于卡尔曼滤波来说只有在高斯线性系统中它的估计才是最优的，但是当系统的非线性和非高斯程度在一定范围之内时，卡尔曼滤波的精度仍在人们所需范围内。当系统非线性非高斯程度较强时，例如系统的状态(如目标速度、方向)发生突变时卡尔曼滤波结果不再准确。与卡尔曼滤波对应的粒子滤波器在非线性、非高斯系统中、目标遮挡情况下也能很好地跟踪，但当粒子选取过多时跟踪的实时性得不到保证，选取过少时跟踪结果不准确。

本文结合两种跟踪算法的优缺点，采取一种自适应的跟踪策略。在帧序列中，对于每一帧图像首先用卡尔曼滤波来快速确定目标中心位置(算法步骤如 2.1 所述)，然后度量所得候选目标与目标模板的匹配程度，来判断卡尔曼跟踪是否跟踪正确。如果所得匹配度大于某一阈值 T，则卡尔曼跟踪结果正确，进行模板的自适应更新继续跟踪；否则，在此时刻转换为粒子滤波跟踪(算法步骤如 2.2 所述)。同时也对粒子滤波所得结果与目标模板的匹配程度进行计算，如果匹配度大于卡尔曼滤波的匹配度，则粒子滤波的结果作为跟踪结果；否则，将卡尔曼滤波结果作为当前帧的跟踪结果。至此，一帧的跟踪结束，进行模板的自适应更新，读入下一帧图像反复此过程。改进算法过程如下：

定义 Kalman 滤波的状态向量 $x(k)$ 设为 $(x, y, \dot{x}, \dot{y})^T$，观测向量 $z(k)$ 设为一个二维向量 $(x, y)^T$，其中 x, y 分别表示目标中心在 k 时刻所在位置的横坐标和纵坐标，$\dot{x}, \dot{y}$ 分别表示目标在 k 时刻 X 方向和 Y 方向上的帧间移动速度。状态转移矩阵、观测矩阵以及协方差矩阵分别设为：

$$\boldsymbol{A} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad \boldsymbol{H} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

© 1994-2012 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

$$Q=\begin{bmatrix}1&0&0&0\\0&1&0&0\\0&0&1&0\\0&0&0&1\end{bmatrix}\quad R=\begin{bmatrix}1&0\\0&1\end{bmatrix}$$

定义粒子滤波的状态向量 $x(k)$ 为 (x,y)，其中 x，y 分别表示目标中心在 k 时刻所在位置的横坐标和纵坐标。

第一步：初始化

在初始帧中，本文采用鼠标手工选取目标区域（矩形区域），得到目标的中心位置 $[x(0),y(0)]$，一般速度未知，可以设为 0。则 $x(0)=[x(0)\quad y(0)\quad 0\quad 0]^T$，设误差协方差 $P_0=0$。同时设置粒子的初始状态 $x(0)=[x(0)\quad y(0)]^T$ 在初始状态的一个邻域内均匀采样 N_s 个样本点，每个样本初始权重设为：$w_0^{(i)}=1/N_s$，$i=1,\cdots N_s$，并根据实际场景设定转换阈值 T。

第二步：用卡尔曼滤波算法进行跟踪

(1)Kalman 预测：用公式(3)计算出 k 时刻系统状态的先验估计 $\hat{x}_k^-$；

(2)匹配：设定以 $\hat{x}_k^-$ 中的 $(\hat{x}_k^-,\hat{y}^-)$ 为中心的区域为搜索区域，在该区域内寻找最佳匹配位置，得到 $z(k)=(x,y)$。

(3)修正：按公式(5)求出增益系数。将 $z(k)=(x,y)$ 代入公式(6)中，得到由当前实际观测修正后的状态向量 $\hat{x}_k$，同时按式(7)修正误差协方差矩阵。

(4)以 $\hat{x}_k$ 中的 $(\hat{x},\hat{y})$ 为中心度量所得候选目标与目标模板的匹配程度，若大于 T，取卡尔曼跟踪结果，并在该位置的一个邻域内均匀采样 N_s 个样本点，每个样本初始权重设为：$w_0^{(i)}=1/N_s$，$i=1,\cdots N_s$，这样就为下一帧有可能使用的粒子滤波跟踪算法初始化，并进行模板更新，然后返回(1)进行下一帧跟踪；若匹配程度 $<T$，则到第三步转换为粒子滤波跟踪算法。

第三步：用粒子滤波进行跟踪

(1)状态转移

在 k 时刻各粒子按如下状态转移方程进行自身的状态传播：

$$x(k)=Ax(k-1)+Bw(k-1)\qquad(10)$$

其中 $x(k)$ 为目标在 k 时刻的状态，$w(k-1)$ 是归一化噪声量，A 和 B 是常量，A 一般取单位向量，B 为粒子状态向量各个分量的传播半径。ω 是 $[-1,1]$ 的随机数。

(2)系统观测

观察每个粒子所代表的候选区域的特征和目标模板特征之间的相似程度，相似度越高的粒子赋予的权值就越大，反之权值越小。各粒子的权值用式(11)计算：

$$w_k^{(i)}=w_{k-1}^{(i)}\cdot\exp\left(-\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma^2}\rho^{(i)}\right)\qquad(11)$$

式中，$\rho^{(i)}$ 表示样本特征与目标模板特征的匹配程度，σ 为常数。

(3)状态的估计

由上一步得到各个粒子的概率权重后，可以用加权准则来估计当前时刻目标的位置。$x(k)=\sum_{i=1}^{N_s}w_k^{(i)}x_k^{(i)}$。以得到的跟踪结果为中心度量所得候选目标与目标模板的匹配程度，若大于卡尔曼跟踪结果，则取粒子滤波的跟踪结果，并将此跟踪结果作为下一帧卡尔曼滤波的状态并进行更新，这样就完成了对卡尔曼跟踪结果的修正；否则，取卡尔曼滤波结果，这样当遮挡时间较长时就使用了卡尔曼滤波做预测。

(4)重采样

在传播过程中，有一部分偏离目标实际状态的粒子的权值会越来越小，导致无谓的计算量浪费在小权值粒子上。重采样技术就是从权值大的粒子上衍生出一些粒子来代替权值较小的粒子，并且将该粒子的“后代”粒子的权重重新设置为 $1/N_s$。

(5)进行模板更新并返回第二步进行下一帧跟踪。

3 模板更新

模板更新也是目标跟踪中关键部分，是维持整个跟踪过程的纽带。本文采用基于模板缓冲区的模板更新方法[7]，该方法框架示于图 1。开辟目标模板缓冲区，用于存放最近几帧中相似度较高的目标模板。将缓冲区内最旧的模板用由式(12)产生的新目标模板代替，并保存其匹配度，然后从缓冲区内选出匹配度最大的目标模板进行下一帧跟踪。它的模板更新公式如下：

$$M_{\text{new}}=a\cdot M_{\text{old}}+(1-a)\cdot M_{\text{cur}}\qquad(12)$$

其中，M_{new} 为新模板，即在该帧时存入模板缓冲区的模板；M_{old} 为旧模板，即当前帧使用的目标模板；M_{cur} 为当前帧确定的目标所在区域；目标模板

© 1994-2012 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

更新机制充分考虑了视频图像序列间的时域相关性，采用旧模板及当前目标区域的线性加权，这样就避免过度更新引入过多的背景信息。

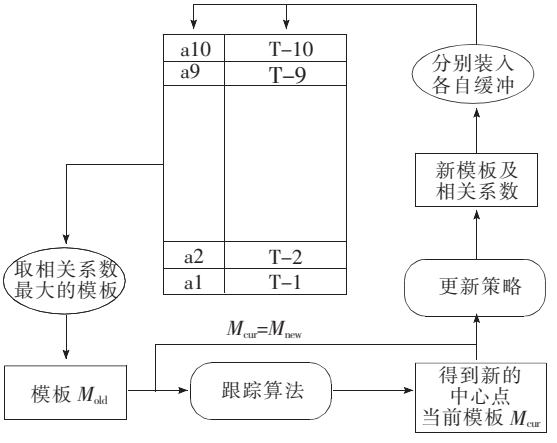


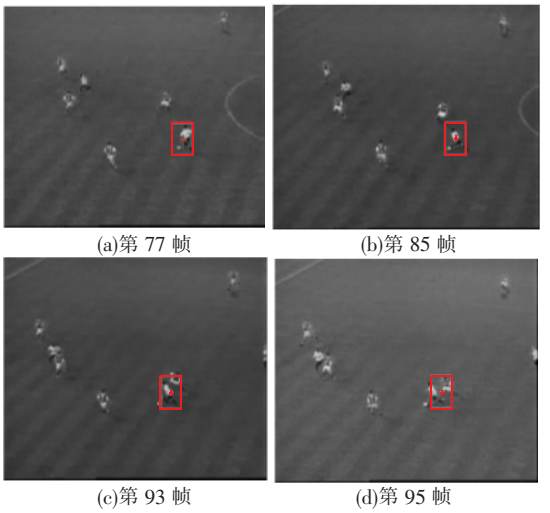
图 1　模板更新算法框架

Fig. 1　Template update algorithm framework

4　实验与结果分析

为了验证本文算法的有效性，在 VC++ 6.0 平台上分别对运动复杂及目标发生严重遮挡情况下的两段视频给出了实验结果。图 2、图 3、图 4 为一段对运动状态多变复杂的足球运动员跟踪的视频，将本文算法分别与卡尔曼滤波算法和粒子滤波算法在准确度和时间效率上进行了比较。图 5、图 6 为对在飞行过程中发生严重遮挡的飞机进行跟踪的视频，将本文算法与卡尔曼滤波跟踪算法在准确度上进行了比较。

由图 2、图 3、图 4 可知，在运动员的运动方向及

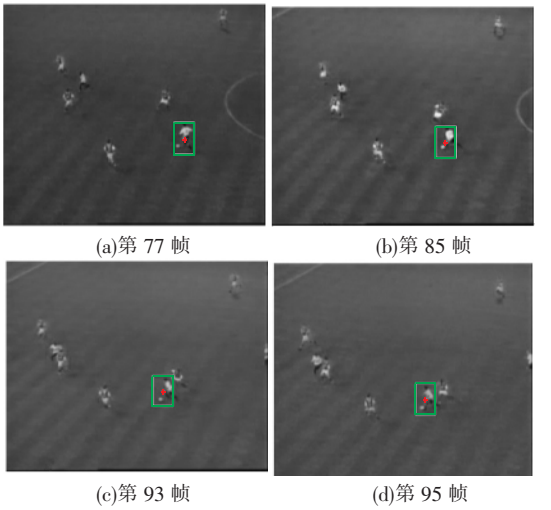


(a)第 77 帧　(b)第 85 帧

(c)第 93 帧　(d)第 95 帧

图 2　Kalman 滤波算法跟踪效果

Fig. 2　Result of Kalman filter algorithm

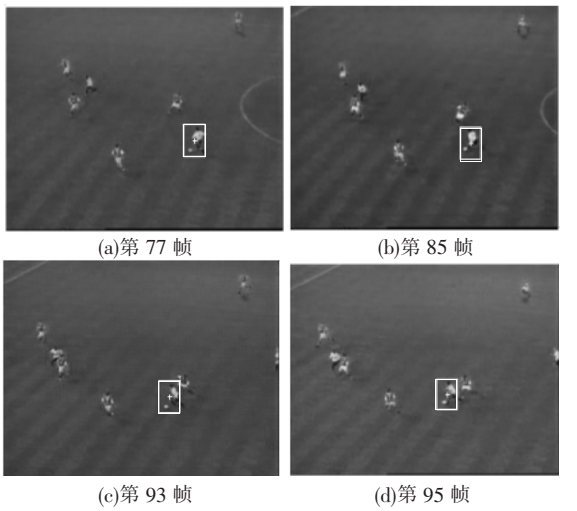


(a)第 77 帧　(b)第 85 帧

(c)第 93 帧　(d)第 95 帧

图 3　粒子滤波算法跟踪效果

Fig. 3　Result of Particle filter algorithm



(a)第 77 帧　(b)第 85 帧

(c)第 93 帧　(d)第 95 帧

图 4　改进算法跟踪效果

Fig. 4　Result of improved algorithm

速度未发生剧烈变化的情况下，卡尔曼滤波、粒子滤波跟踪和改进算法效果相当，都能准确地对目标进行跟踪。当运动员为躲避防守迅速改变运动状态时，卡尔曼滤波跟踪发生偏移，并无法恢复正常的跟踪；而此时改进算法可及时改变跟踪策略变为粒子滤波跟踪方式，与粒子滤波准确度相当，并且改进算法在遮挡结束时，可自动转换为卡尔曼滤波来保证实时性。表 1 是各个算法的时间效率的比较，可以看出改进算法在目标被遮挡的几帧中处理时间较长，与粒子滤波效率相当；其余帧则时间很短，与卡尔曼滤波效率相当。这样与单一的粒子滤波相比，可节省大量时间。

下面的实验是本文算法与卡尔曼滤波算法在

© 1994-2012 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

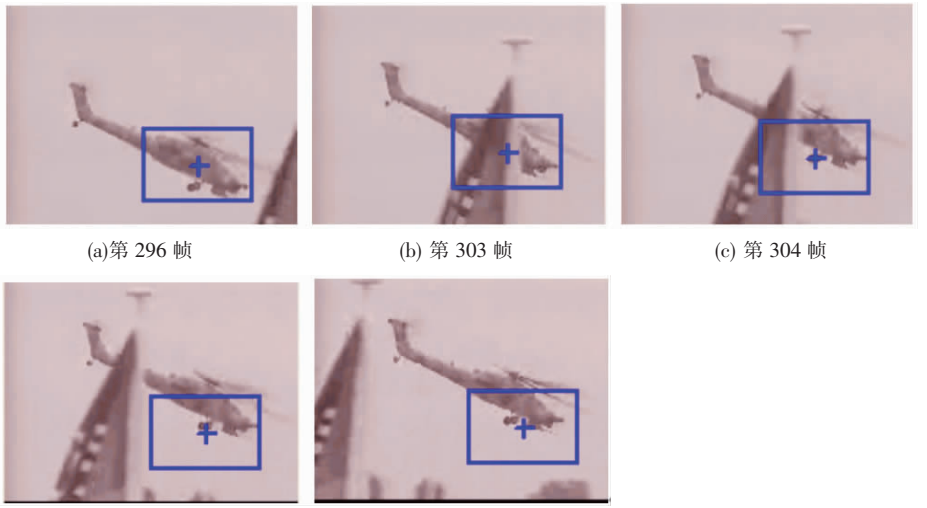
目标运动平稳但存在遮挡情况下的跟踪效果的比

表 1 3 种算法的时间效率比较($N_s=100$)

Table 1 Processing speed contrast of three algorithm

帧序号	Kalman 算法/ms	PF 算法/ms	改进算法/ms
77	<1	32	<1
85	<1	47	<1
93	<1	31	31
95	<1	32	47

较。由图 5、图 6 可以看出,在无遮挡情况下,卡尔曼滤波跟踪和改进算法效果相当,都能准确跟踪。但当发生严重遮挡时,卡尔曼跟踪发生偏移,并在遮挡后需要几帧的恢复时间;而改进算法则可自动转换跟踪策略使用粒子滤波,保持了跟踪的准确性,在遮挡结束后可自动恢复卡尔曼跟踪,保证了算法的实时性,较单一的粒子滤波节省了大量时间。

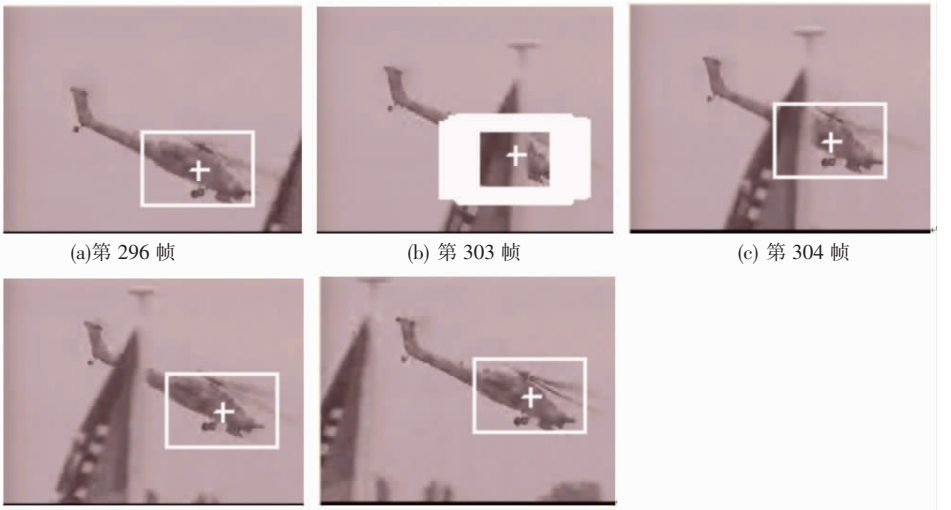


(a)第 296 帧 (b) 第 303 帧 (c) 第 304 帧

(d) 第 308 帧 (e) 第 312 帧

图 5 Kalman 滤波算法跟踪效果

Fig. 5 Result of Kalman filter algorithm



(a)第 296 帧 (b) 第 303 帧 (c) 第 304 帧

(d) 第 308 帧 (e) 第 312 帧

图 6 改进算法跟踪效果

Fig. 6 Result of improved algorithm

5 结 论

给出了卡尔曼滤波、粒子滤波两种跟踪算法的跟踪框架,针对卡尔曼滤波跟踪和粒子滤波跟踪各自的优缺点将两者很好地结合在一起,提出了一种兼具实时性和准确性的跟踪算

© 1994-2012 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

法。实验验证结果表明:所提出算法在目标无遮挡时使用卡尔曼滤波,能够对目标进行准确跟踪;在目标发生遮挡时可自动转换为粒子滤波,能够有效避免卡尔曼滤波对目标的跟踪偏差;而在遮挡结束后又可自动转换为卡尔曼滤波,保证了算法的实时性。

参　考　文　献:

[1] Welch G, Bishop G. An introduction to the kalman filter[R]. Carolina: University of North Carolina at Chapel Hill, 1997.

[2] 毛克诚,孙付平. 扩展卡尔曼滤波和采样卡尔曼滤波性能比较[J]. 海洋测绘, 2006, 26(5): 4-6.

[3] Gordon N, Salmond D. Novelapproach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation [J]. *IEE Proceedings-F*, 1993, 140(2): 107-113.

[4] Doucet A, Godsill S, Andrieu C. On sequential Monte Carlo sampling methods for bayesian filtering [J]. *Statistics and Computing*, 2000, 10(3): 197-208.

[5] Shan C F, Wei Y C, Tan T N. Real-time hand tracking by combining particle filtering and mean shift[C] //*Proc. of the 6th IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, Seoul, Korea: IEEE Computer Society, 2004: 669-674.

[6] 魏坤,赵永强,潘泉,等. 基于均值漂移和粒子滤波的红外目标跟踪[J]. 光电子激光, 2008, 19(2): 213-217.

[7] 朱永松,国澄明. 基于相关系数的相关跟踪算法研究[J]. 中国图象图形学报, 2004, 9(8): 963-967.

学术论文英文摘要写作质量标准(试行)

为了让中文学术期刊学术论文以更高的质量走向国际,以利于国际科技界对中国科技事业的了解和交流,有必要规范英文摘要的质量标准:

一、英文摘要是应用符合英文语法的文字语言,以提供文献内窗口梗概为目的,不加评论和补充解释确切地论述文献重要内容的短文。

二、英文摘要必须符合"拥有与论文同等量的主要信息"的原则。为此,英文摘要应重点包括 4 个要素,即研究目的、方法、结果和结论。在这 4 个要素中,后 2 个是最重要的。在执行上述原则时,在有些情况下,英文摘要可包括研究工作的主要对象和范围,以及具有情报价值的其他重要的信息。当前学术期刊上英文摘要的主要问题是要素不全,繁简失当。

三、英文摘要的句型力求简单,通常应有 10 个左右意义完整、语句顺畅的句子。

四、英文摘要不应有引言中出现的内容,也不要对论文内容作诠释和评论,不得简单重复题名中已有的信息;不用非公知公用的符号和术语,不用引文,除非该论文证实或否定了他人已发表的论文,缩略语、略称、代号,除了相邻专业的读者也能清楚理解的以外,在首次出现时必须加以说明;科技论文写作时应注意的其他事项,如采用法定计量单位,正确使用语言文字和标点符号等,也同样适用于英文摘要的编写。

摘自:中国科协学会学术部　　2002.9 通知

© 1994-2012 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net