

一种基于分裂高斯混合模型的背景建模算法

符 笛^{1,2}, 尹 东^{1,2}, 孙 涛^{2,3}

(1. 中国科学技术大学电子工程与信息科学系, 合肥 230027; 2. 超精密控制与系统联合实验室, 合肥 230027;
3. 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所光电部, 长春 130033)

摘 要: 针对运动检测算法中目标空洞和环境噪声难以消除等问题, 提出一种背景建模算法。将待处理图像通过三层高斯模糊滤镜, 分层抽取图像信息, 通过分层建立分裂高斯混合模型, 进行建模并计算运动区域。将上层提取的低频信息以及建模后提取的粗块化运动目标, 加入到下层的背景判定计算流程中, 根据综合判定结果纠正下层错误的模型参数。在公共数据库中的实验结果表明, 该算法在高效地去除了环境噪声的情况下, 可保证所提取运动目标的准确性, 并且对光照突变不敏感, 有较好的检测率和较低的误检率。

关键词: 运动检测; 背景建模; 高斯混合模型; 背景差法; 分裂模型; 噪声消除

中文引用格式: 符 笛, 尹 东, 孙 涛. 一种基于分裂高斯混合模型的背景建模算法[J]. 计算机工程, 2015, 41(4): 190-194.

英文引用格式: Fu Di, Yin Dong, Sun Tao. A Background Modeling Algorithm Based on Splitting Gaussian Mixture Model[J]. Computer Engineering, 2015, 41(4): 190-194.

A Background Modeling Algorithm Based on Splitting Gaussian Mixture Model

FU Di^{1,2}, YIN Dong^{1,2}, SUN Tao^{2,3}

(1. Department of Electronic Engineering and Information Science, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China; 2. Joint Lab of Ultra Precision Control & System, Hefei 230027, China; 3. Department of Photoelectronic, Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China)

[Abstract] Aiming at empty target and ambient noise, a background modeling algorithm is proposed. The image to be processed is filtered by three Gaussian blur filters in order to extract information stratified. Then, each layer builds splitting mixture Gaussian model group and computes change area. During processing, low-frequency information extracted from the upper layer is added to the modeling and gets contours of moving target which will join to the calculation of lower layer. The result tested on public video dataset indicates that the method ensures the accuracy of the extracted moving target when environmental noise is removed clearly. The method reduces the algorithm sensitivity for the scene illumination change and has a higher detection rate and lower false detection rate.

[Key words] motion detection; background modeling; Gaussian Mixture Model (GMM); background subtraction method; splitting model; noise cancellation

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2015.04.036

1 概述

在计算机视觉应用中, 运动检测是进行视觉信息提取的一个关键步骤, 是对视频图像信息进行深层次分析的基础性工作。在智能交通、人机交互等领域有着广泛的应用。对于目标检测、目标跟踪等工作, 运动检测可以显著减少运算量, 使检测更具有实时性。因此, 对视频中的运动目标进行检测分析是有必要的。

通常来说, 一般有光流法^[1]、帧间差分法和背景

差法等。光流法可以在无需先验知识的条件下实现目标的检测与跟踪, 但由于其多次迭代的复杂计算量, 较难实现实时检测, 并且抗干扰性能较差, 在实际应用中较少采用。帧间差分法易在运动物体内部产生空洞, 难以完整地提取出所有相关特征点。而背景差法, 则是运动检测中的一种主流方法, 在视频序列中, 用含有运动目标的当前图像和背景图像进行差分运算来检测运动区域。与其他运动检测算法相比具有计算量小、目标相对完整等优点。其中, 比较有代表性的是基于混合高斯模型 (Gaussian Mixture Model,

作者简介: 符 笛 (1989 -), 男, 硕士研究生, 主研方向: 智能信息处理; 尹 东, 副教授; 孙 涛, 副研究员。

收稿日期: 2014-04-18 **修回日期:** 2014-06-13 **E-mail:** fudi@mail.ustc.edu.cn

GMM)的背景差法^[2-5]和自适应的背景差分法^[6]。自适应背景差分能动态进行背景描述,但难以消除大量的环境噪声,如出现复杂场景则检测效果会大大降低。而混合高斯模型通过多个模型组对背景不同状况的描述,加强了抗干扰能力和稳定性,但由于模型的参数会在一定时间后达到稳态,对于光照或者运动状态的突变会有较差的检测效果。随着研究的不断深入,对目标检测的性能要求也在不断地提高,文献[7]在Stauffer的理论基础上实现了实时应用,对背景突变、光照变化等问题有着较好的处理。在文献[8]中,自适应学习率被引入到每一帧的模型更新中,从而使模型的收敛与稳定性得到了平衡。文献[9]提出窗口化比重更新,从而进一步减少了计算时间。文献[10]对GMM及其许多改进模型进行了综述。文献[11]提出了分裂混合高斯模型(Splitting Gaussians Mixture Model, SGMM),通过自适应的方差阈值设定,对大模型进行拆分,避免一个大模型在GMM中过度主导了结果的判定,同时也用于更准确地初始化新创建的模型,从而使模型更加有效稳定,但对于环境噪声和目标空洞等问题仍然没有很好的改进。文献[12]提出了亮度特征自相关的GMM算法,文献[13]提出了基于GMM的高斯分布退出机制。

针对以上问题,本文在分裂混合高斯模型的基础上,设计分层背景判定结构,从而在判定的过程中对背景判定进行优化,增加视频信息的利用率,检测出来的运动目标更加饱满完整没有空洞。通过分裂基高效地滤除与运动模型无关的环境噪声,如树叶晃动、灯光闪烁等。

2 分裂混合高斯模型

分裂混合高斯模型是在GMM的基础上针对大模型进行分裂计算的优化算法。在GMM中,一些高斯模型会由于其较大的权重 ω 与方差 σ 导致过度主导整个模型组的背景判定与下一帧的参数计算。SGMM通过自适应方差阈值的设定来判断是否有大模型主导了背景判定的走向,从而将其拆分来使模型组保持平稳高效。

在SGMM中设置了2个监视参数 ν 和 $\bar{\sigma}_f$ 对模型组进行监控,计算方法如下:

$$\nu = \begin{cases} \nu + 1 & \text{if } \sigma_{p,m,t} > \sigma_{i,t} \\ \nu - 1 & \text{if } \sigma_{p,m,t} < \sigma_{i,t} \end{cases} \quad (1)$$

$$\bar{\sigma}_f = \begin{cases} \bar{\sigma}_f + 0.1 & \text{if } \sigma_m > \bar{\sigma}_f \\ \bar{\sigma}_f - 0.1 & \text{if } \sigma_m < \bar{\sigma}_f \end{cases} \quad (2)$$

当参数更新时,会通过 ν 和 $\bar{\sigma}_f$ 来计算新一帧的自适应方差控制值,当模型组中有模型 m 的方差超过控制值时,则被认为该模型过大而影响了模型组的背景判定结果走向,并拆分为2个小的模型,分裂为模型 m' 和模型 m'' 。

3 算法描述

3.1 分层判定结构的引入分析及原理

在SGMM中,对于模型的拆分使得模型组更为均衡平稳,是目前基于GMM的算法中效果最好的之一,但是模型均衡化也使得环境噪声的问题更凸显出来,如图1所示,GMM中细碎的环境噪声到了SGMM中更显得集中。



图1 SGMM 计算结果

针对这些问题,在SGMM算法中融合了分层判定结构的概念,通过三层模型组对不同层级的图像信息分别处理,既可以保留运动目标的细节信息,又可以去除大量的环境噪声,并且在三层模型组中设定了粘连判定,高层的判定结果会以低层的判定结果为延展基础,从而在每层细化和丰富运动目标,大量消除了目标空洞,使所得运动目标更为完整。

3.2 基于SGMM的运动检测算法

3.2.1 模型定义与基本更新方式

在基于GMM的背景建模方法中,其建模对象为每个像素点的像素值。这里将每个像素点在时间轴上的序列表示为:

$$\{X_1, X_2, \dots, X_t\} = \{I_i(x, y) : 1 \leq i \leq t\} \quad (3)$$

通过 K 个高斯分布将这一系列像素值建立模型。那么在时间 t 上观测到的像素值 X_t 就可以通过式(4)估算出来:

$$P(X_t) = \sum_{i=1}^K \omega_{i,t} \times \eta(X_t, \mu_{i,t}, \Sigma_{i,t}) \quad (4)$$

其中, $\eta(X_t, \mu_{i,t}, \Sigma_{i,t})$ 是一个均值为 $\mu_{i,t}$ 并且协方差矩阵为 $\Sigma_{i,t}$ 的概率密度函数; $\omega_{i,t}$ 是第 i 个模型在时刻 t 的权重。

定义 med 为视频前2帧中像素差的均值,并通过这个均值来计算 $\bar{\sigma}_b$,从而对模型组进行初始化,其中 $\bar{\sigma}_b$ 定义为:

$$\bar{\sigma}_b = \frac{med}{0.68\sqrt{2}} \quad (5)$$

此后,在每一帧更新中获取 D_b^{abs} ,式(6)中 P_b 是背景像素的集合; $\delta_{p,m,t}$ 是帧间差值。

$$D_b^{abs} : \{|\delta_{p,m,t}| : p \in P_b\} \quad (6)$$

模型初始化后即可按照下式进行参数更新:

$$\bar{\omega}_{i,t} = (1 - \alpha)\omega_{i,t} + \alpha P(k | X_t, \mu_{i,t}, \sigma^2)$$

$$\bar{\mu}_{i,t} = (1 - \rho)\mu_{i,t} + \rho X_t$$

$$\bar{\sigma}_{i,t} = (1 - \rho)\sigma_{i,t}^2 + \rho(X_t - \mu_{i,t})^T(X_t - \mu_{i,t}) \quad (7)$$

其中,作为时刻 t 时的估计值用于时刻 $t+1$ 。作为学习率决定了更新速率,在初始化时设定。同时,按照下式,对第 k 个高斯分布进行匹配的判断:

$$|X_t - \mu_{k,t}| < D\sigma_{k,t} \quad (8)$$

满足条件时表示为第 k 个高斯分布与该像素值匹配,令 $P(k|X_t, \mu_{k,t}, \sigma^2) = 1$, 否则为 0。定量 D 在初始化的时候被设定。在 K 个模型参数都更新完毕之后,将符合式(8)的值从大到小排序,并选取前 B 个作为背景分布元素。其中 B 满足:

$$B = \arg \min_b \left(\sum_{i=1}^b \omega_{i,t} > T \right) \quad (9)$$

其中, T 是一个预设的阈值。高斯模型在 EM 算法下不断地通过 winner-takes-all (赢者通吃) 的策略更新参数,所以只有匹配的模型会更新参数。当没有模型匹配的时候,会创建一个新的模型来替代模型组中权值最小的一个。

前文提到了 SGMM 通过 ν 和 $\bar{\sigma}_f$ 这 2 个指标对模型进行监视,从而才能选择是否以及针对哪个模型进行分裂更新。在每一帧中,设 $\nu = 0$,并按式(1)进行计算,其中 $\sigma_{p,m,t}$ 是 P_b 中所有匹配模型的方差, $\sigma_{i,t}$ 在第一帧中定义为 D_b^{abs} 的均值。

而 $\bar{\sigma}_f$ 则在每一帧中初始化为 $\bar{\sigma}_f = \sigma_{i,t}$,并通过式(2)进行计算。每一帧获得性能指标 ν 和 $\bar{\sigma}_f$ 后,就可以对下一帧的 $\sigma_{i,t+1}$ 进行计算。当 $\sigma_{i,t}$ 偏大的时候 ($\nu < 0, \bar{\sigma}_f < \sigma_{i,t}$),通过下式进行更新:

$$\sigma_{i,t+1} = \sigma_{i,t} + \left(\frac{\sigma_{i,t}}{\bar{\sigma}_f} - 1 \right) \frac{\nu}{N} \quad (10)$$

当 $\sigma_{i,t}$ 偏小时 ($\nu > 0, \bar{\sigma}_f > \sigma_{i,t}$),通过下式进行更新:

$$\sigma_{i,t+1} = \sigma_{i,t} + \left(\frac{\bar{\sigma}_f}{\sigma_{i,t}} - 1 \right) \frac{\nu}{N} \frac{c}{u} \quad (11)$$

其中, c 是当前模型数; u 是被更新的模型数。SGMM 通过 ν 和 $\bar{\sigma}_f$ 来更新 $\sigma_{i,t}$,并引入了 c/u 来削弱过大的 $\sigma_{i,t}$ 。在每一帧获得了 $\sigma_{i,t}$ 后,就可以对过大的模型进行分裂计算了。在每一帧设 $\sigma_c^2 = c\sigma_{i,t}^2$, $c > 1$,是一个阈值。

当 $\sigma_m^2 > \sigma_c^2$ 成立时,模型 m 被判定为过度主导了模型组的背景判定,从而被分裂为模型 m' 和模型 m'' ,阈值 $c > 1$ 可以通过实验结果进行调整,当 $c \rightarrow \infty$ 时,判定方差变成无限大,那么就获得了一个一般的混合高斯模型。通过下式定义分裂出来的模型 m' 和模型 m'' :

$$\begin{cases} \omega_{m',t} = \omega_{m,t} \\ \omega_{m'',t} = \alpha \\ \mu_{m',t} = \mu_{m,t} \\ \mu_{m'',t} = X_t \\ \sigma_{m',t} = \sigma_{m'',t} = \sigma_{i,t} \end{cases} \quad (12)$$

3.2.2 算法总体流程

在明确了模型的定义和更新方法后,通过图 2 介绍整体算法的运转流程。

引入随机变量 X 表示某一帧视频图像,并通过 $X_t(i, j)$ 表示第 t 帧图像在坐标位置 (i, j) 的像素值。

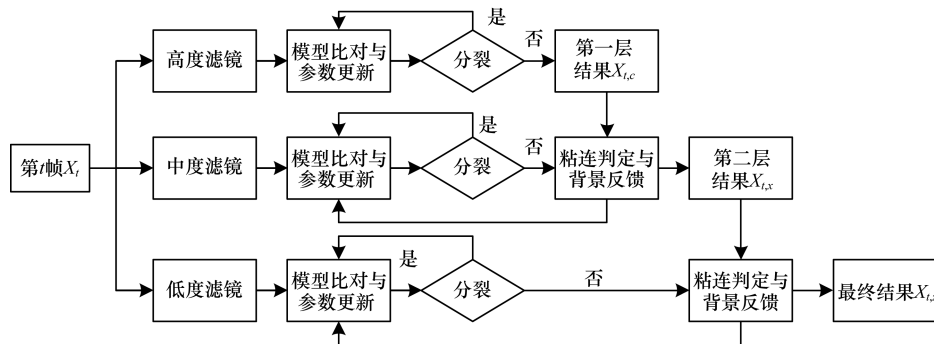


图 2 计算流程框图

将 X_t 通过高度高斯滤镜,通过式(8)将 $X_t(i, j)$ 与坐标 (i, j) 上的各模型进行匹配判定,通过式(1)、式(2)计算 ν 和 $\bar{\sigma}_f$ 获得 $\sigma_{i,t}$ 后,对将要更新的模型进行分裂判定,并获取结果 $X_{t,c}$ 。

将 X_t 通过中度高斯滤镜,并将 $X_t(i, j)$ 与各模型判定匹配,获取判定完毕的运动结果 $X'_{t,x}$,并将 $X'_{t,x}$ 与 $X_{t,c}$ 通过下式进行粘连判定,生成 $X_{t,x}$:

$$X_{t,x}(i, j) = \begin{cases} X'_{t,x}(i, j) \times M_{t,x}(i, j) & \text{if } X'_{t,x}(i, j) \neq 0 \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (13)$$

$$M_{t,x}(i, j) = \text{sgn} \left| \sum_{l=0}^R \sum_{k=0}^R X_{t,i}(i+l, j+k) \right| \quad (14)$$

得到 $X_{t,x}(i, j)$ 后,通过式(10)、式(11)获取 $\sigma_{i,t}$ 对将要更新的模型进行分裂判定。由于粘连判定的反馈机制,背景模型判为匹配的像素被纠正为前景,背景模型判为不匹配的像素被纠正为背景,通过纠正之后的结果 $X_{t,x}$ 进行参数更新和分裂判定,而不是在模型匹配后直接进行。

将 X_t 通过低度高斯滤镜, $X_t(i, j)$ 与各模型判定匹配,获取判定完毕的运动结果 $X'_{t,z}$,并将 $X'_{t,z}$ 与

$X_{t,x}$ 通过式(13)、式(14)进行粘连判定,生成 $X_{t,z}$ 。

4 实验结果及分析

该算法在计算机4 GB内存,CPU Pentium Dual-Core E5400 2.7 GHz \times 2条件下进行实验。本文针对滤镜组的尺寸大小进行了实验,并由此设定3层滤镜的尺寸参数分别为 $15 \times 15, 9 \times 9, 3 \times 3$ 。阈值 c 根据文献[11]中实验所建议设为1.5。每层初始模型数为 $K=5$ 个。

图3分别为GMM、SGMM和本文算法效果图。

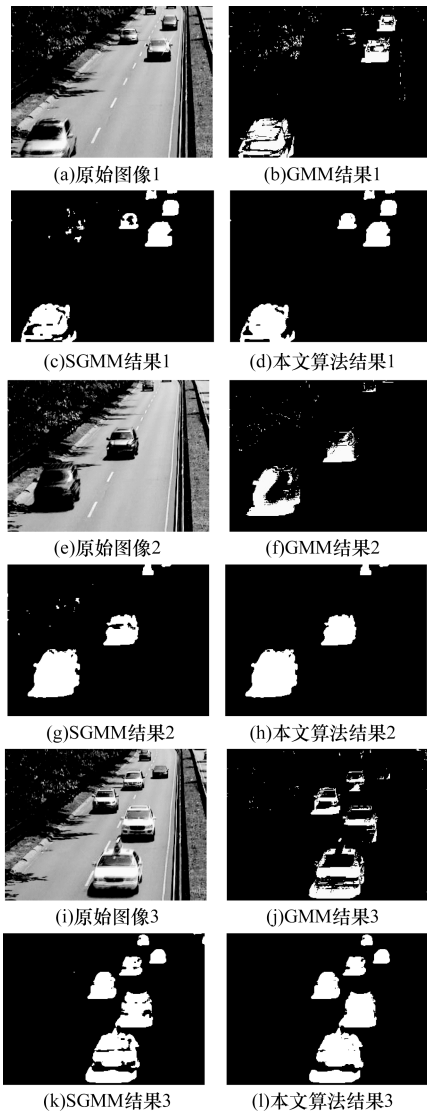


图3 3种算法的实验结果

SGMM在GMM的基础上得到了更完整的运动目标,但环境噪声更聚合并没有消除,本文算法通过分层判定结构基本完全消除了大量树叶晃动的环境噪声,运动目标的细节信息也得到了很好的保留,并且计算的运动车辆运动目标更完整。

评价本文算法好坏,除了主观视觉质量评价之

外,还需要一些客观质量评价指标,采用 Re (Recall), Sp (Specificity), FPR (False Positive Rate), FNR (False Negative Rate), PWC (Percentage of Wrong Classifications)等参数,采用运动目标检测的正确率和错误率计算来对算法作出有效的评估。具体计算方式如下:

$$Re = \frac{TP}{TP + FN} \quad (15)$$

$$Sp = \frac{TN}{TN + FP} \quad (16)$$

$$FPR = \frac{FP}{FP + TN} \quad (17)$$

$$FNR = \frac{FN}{TP + FN} \quad (18)$$

$$PWC = \frac{FN + FP}{TP + FN + FP + TN} \times 100\% \quad (19)$$

其中, TP (True Positive), FP (False Positive), FN (False Negative), TN (True Negative)分别为正确正样例、错误正样例、错误负样例、正确负样例。

本文使用了www.changedetection.org中提供的标准库Baseline,并与其他算法进行了详尽比较,如表1所示。

表1 各算法客观质量评价指标比对

算法	Re	Sp	FPR	FNR	PWC
GMM 算法	0.684 6	0.975 0	0.025 0	0.315 4	3.767
DPGMM 算法	0.827 5	0.985 5	0.014 5	0.172 5	2.116
SGMM 算法	0.878 1	0.994 7	0.005 2	0.121 9	1.419
本文算法	0.892 0	0.995 0	0.005 0	0.108 0	1.120

当滤镜尺寸增大时,噪声以及高频的细节信息被滤除,由此获取运动目标的基本轮廓,当滤镜尺寸减小时,向轮廓添加高频细节信息。由表2可知,使用 $15 \times 15, 9 \times 9, 3 \times 3$ 的滤镜组在前景正检率 Re 与背景正检率 Sp 中有着最好的平衡。总体错判率 PWC 也最低。

表2 各尺寸滤镜组客观质量评价指标比对

滤镜尺寸	Re	Sp	FPR	FNR	PWC
17/11/5	0.873 3	0.995 4	0.004 6	0.127 6	1.289
11/7/3	0.894 2	0.982 4	0.005 7	0.105 5	1.187
13/7/3	0.893 5	0.988 7	0.005 3	0.106 9	1.160
15/9/3	0.892 0	0.995 0	0.005 0	0.108 0	1.120

由表2可以看出,相对于其他比较算法,本文算法所得的结果在较多地降低了错判率的同时,正确判断率也有较好的提升,通过噪声的滤除和各滤镜的重塑过程,可以在减少错判区域的同时令车辆目标更完整。

5 结束语

本文针对运动检测算法中环境噪声过大以及运动目标空洞不完整等问题,提出了一种基于分裂混合高斯模型的运动检测算法。通过构建分层判定结构,在层级建模的基础上对图像进行噪声滤除与运动目标的逐层重塑,保留了有效信息量的同时又大量减少了环境噪声干扰,有效填补了目标空洞。并且在层与层之间通过粘连判定机制,提高了模型组的判定正确率,从而能更正确地进行参数更新。然而本文的分层架构会使运算量有所增加,下一步工作将在提高运算效率上做进一步研究。

参考文献

- [1] Sarker M H, Sloane A. TGSF/TLoG Filter with Optical Flow Technique for Large Motion Detection [J]. International Journal of Machine Graphics & Vision, 2007, 16(3): 207-219.
- [2] Stauffer C, Grimson W E L. Adaptive Background Mixture Models for Real-time Tracking [C]//Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Press, 1999: 246-252.
- [3] Haines T S F, Xiang Tao. Background Subtraction with Dirichlet Processes [C]//Proceedings of European Conference on Computer Vision. Berlin, Germany: Springer, 2012: 99-113.
- [4] Greggio N, Bernardino A, Laschi C, et al. Self-adaptive Gaussian Mixture Models for Real-time Video Segmentation and Background Subtraction [C]//Proceedings of the 10th International Conference on Intelligent Systems Design and Applications. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2010: 983-989.
- [5] Chen Zezhi, Ellis T. Self-adaptive Gaussian Mixture Model for Urban Traffic Monitoring System [C]//Proceedings of International Conference on Computer Vision Workshops. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2011: 1769-1776.
- [6] Xiong Weihua, Xiang Lei, Li Junfeng, et al. Moving Object Detection Algorithm Based on Background Subtraction and Frame Differencing [C]//Proceedings of the 30th Chinese Control Conference. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2011: 3273-3276.
- [7] Zivkovic Z. Improved Adaptive Gaussian Mixture Model for Background Subtraction [C]//Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2004: 1051-1054.
- [8] Lee D S. Effective Gaussian Mixture Learning for Video Background Subtraction [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(5): 827-832.
- [9] Gorur P, Amrutur B. Speeded up Gaussian Mixture Model Algorithm for Background Subtraction [C]//Proceedings of the 8th International Conference on Advanced Video and Signal-based Surveillance. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2011: 386-391.
- [10] Bouwmans T, Baf F E, Vachon B. Background Modeling Using Mixture of Gaussians for Foreground Detection: A Survey [J]. Recent Patents on Computer Science, 2008, 1: 219-237.
- [11] Evangelio R H, Patzold M, Sikora T. Splitting Gaussians in Mixture Models [C]//Proceedings of the 9th International Conference on Advanced Video and Signal-based Surveillance. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2012: 300-305.
- [12] 王思明, 赵伟. 亮度特征自相关和 GMM 相结合的目标检测 [J]. 计算机工程, 2014, 40(5): 219-223.
- [13] 冯华文, 龚声蓉, 刘纯平. 基于改进高斯混合模型的前景检测 [J]. 计算机工程, 2011, 37(19): 179-182.

编辑 顾逸斐

(上接第 189 页)

参考文献

- [1] Belkin N J, Kim G, Lee J Y, et al. Query Length in Interactive Information Retrieval [C]//Proceedings of the 26th Annual International AMC SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. New York, USA: ACM Press, 2003: 205-212.
- [2] 任永功, 范丹, 武佳林. 基于语义关联树的分类查询扩展算法 [J]. 计算机科学, 2009, 36(9): 238-241.
- [3] 王力, 李培峰, 朱巧明. 一种面向主题的关键词查询扩展方法 [J]. 计算机应用与软件, 2011, 28(12): 29-31, 67.
- [4] 刘婧婧, 张向民. 文献推荐系统: 提高信息检索效率之途 [J]. 图书情报工作, 2007, 51(12): 11-18, 32.
- [5] 戴家宏. 基于模糊聚类的查询扩展 [D]. 高雄, 中国: 国立中山大学, 2004.
- [6] Xu Jinxi, Bruce W C. Query Expansion Using Local and Global Document Analysis [C]//Proceedings of the 19th ACM SIGIR Conference and Development in Information Retrieval. New York, USA: ACM Press, 1996: 4-11.
- [7] 崔航, 文继荣, 李敏强. 基于用户日志的查询扩展统计模型 [J]. 软件学报, 2003, 14(9): 1594-1599.
- [8] Mittendorf E, Mateev B, Schauble P. Using the Co-occurrence of Words for Retrieval Weighting [J]. Information Retrieval, 2000, 3(3): 243-251.
- [9] Wu Yifang. Automatic Concept Organization Organizing Concept from Text Through Probability of Co-occurrence [D]. Albany, USA: State University of New York, 2001.
- [10] Xu Jinxi, Croft W B. Improving the Effectiveness of Information Retrieval with Local Context Analysis [J]. ACM Transactions on Information Systems, 2000, 18(1): 79-112.
- [11] 王栋, 吴军华. 自动更新的本体概念语义相似度计算 [J]. 计算机工程与设计, 2009, 30(19): 4419-4421.
- [12] 邵兵, 关毅, 王强, 等. 基于上下文平均互信息的问句查询扩展模型 [C]//第二届全国学生计算语言学研讨会论文集. 北京: 中国中文信息学会, 2004: 431-438.

编辑 刘冰