

一种基于 SIFT 特征光流的运动目标跟踪算法

李艳萍¹ 林建辉² 杨宁学¹

(西南交通大学机械工程学院 成都 610031)¹ (西南交通大学牵引动力国家重点实验室 成都 610031)²

摘要 针对传统光流跟踪算法计算复杂度高、受噪声影响大的问题,提出了一种基于尺度不变特征变换(Scale Invariant Feature Transform, SIFT)和卡尔曼滤波器的特征点光流跟踪算法。首先,利用 SIFT 算法提取图像中的特征点;然后,根据最小绝对值误差准则对运动目标的特征点进行匹配,建立卡尔曼滤波器方程来计算特征点光流;最后,通过光流特征聚类实现运动目标的识别与跟踪。实验结果表明,算法对自然场景中的运动目标具有良好的跟踪特性,稳定性好,计算量小,易于实现。

关键词 运动目标跟踪,特征光流,尺度不变特征变换,卡尔曼滤波,光流特征聚类

中图分类号 TP391.4 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.11.062

Algorithm of Moving Target Tracking Based on SIFT Feature Optical Flow

LI Yan-ping¹ LIN Jian-hui² YANG Ning-xue¹

(School of Mechanical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)¹

(Traction Power State Key Laboratory of Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)²

Abstract The available feature-optical-flow algorithms have great shortages of computing complexity and anti-noise performance. Concerning this problem, a moving target tracking algorithm based on scale invariant feature transform and Kalman filter algorithm was proposed. First, the SIFT features are extracted in images. Then, the feature points of moving target are matched according to the minimum absolute error criterion and the optical flow vectors of SIFT features are estimated by Kalman filter algorithm. Finally, recognition and tracking of moving target are achieved using the clustering algorithm based on optical features. The experimental results suggest that the algorithm performs well on the feature points tracking in natural scene. The algorithm is easy to calculate and achieve.

Keywords Moving target tracking, Feature optical flow, Scale invariant feature transform, Kalman filter algorithm, Feature optical flow clustering

1 引言

目前,运动目标跟踪是计算机视觉领域中需要重点研究的难点问题之一。在计算机视觉理论体系中,整个视觉感知过程被划分为底层、中层和高层 3 个层次^[1],虽然运动目标跟踪属于从图像帧中提取运动信息的底层阶段,但是因为它是介于运动目标检测和运动目标描述与理解之间的关键步骤,所以它仍然是十分重要的研究内容。在基于特征的跟踪算法中,光流特征由于包含了被跟踪目标的运动信息,因此在运动目标跟踪中得到了广泛应用^[2-4]。其中,特征光流法通过特征匹配求得特征点处的光流,部分解决了传统光流法计算复杂、耗时大的问题。例如,袁国武等人^[5]选择图像中具有代表性的 Harris 角点作为特征点,通过计算特征点的光流实现运动目标的检测,达到了实时性要求。但是,由于 Harris 角点只是运动目标的典型位置上的特征点,因此存在检测目标区域不完整的问题;吴垠等人^[6]将尺度不变特征变换和光流估计算法相结合,提出了改进模板更新策略的目标跟踪算法,能够

应用于部分遮挡的情况;但当被跟踪目标尺寸较大时存在耗时较大的问题。

本文提出了一种基于尺度不变特征变换(SIFT)和卡尔曼滤波器的特征点光流跟踪算法。算法提取图像的 SIFT 特征点并进行匹配,根据运动目标的特点建立卡尔曼滤波器方程来计算 SIFT 特征点光流,通过光流特征聚类实现运动目标的准确识别与跟踪,对自然场景中的运动目标具有良好的跟踪特性,稳定性好,计算量小,易于实现。

2 SIFT 特征点提取

1999 年,David G. Lowe 首次提出了 SIFT 算法并在 2004 年进行了完善和总结^[7,8]。一方面,该算法在图像二维平面空间和高斯差分尺度空间中检测极值点,保证了图像尺寸的缩放及分辨率变化对特征点提取具有不变性;另一方面,该算法在特征点描述子生成时采用了主方向及邻域方向性信息联合的思想,使算法对图像的旋转平移变化、视角变化等具有良好的适应性,并且抗噪性得到增强。Mikolajczyk 和 Schmid^[9]

到稿日期:2014-11-24 返修日期:2014-12-16 本文受国家“八六三”高技术研究发展计划(2011AA110501)资助。

李艳萍(1976—),女,硕士,讲师,主要研究方向为图像处理、人工智能,E-mail:lyp_swj@sina.com;林建辉(1964—),男,博士,教授,主要研究方向为图像处理、数据挖掘;杨宁学(1975—),男,博士,讲师,主要研究方向为图像处理、虚拟现实技术。

在不同场景中采用多种描述子(包括 SIFT、矩不变量、互相关等共 10 种)进行了实验和比较。结果表明,在光照变化、图像几何变化、分辨率改变、图像旋转、图像模糊及压缩等 6 种情况中,SIFT 特征是最稳定、性能最优的。

2.1 尺度空间极值检测

尺度空间理论的目的是模拟图像数据的多尺度特征。高斯卷积核是实现尺度变换的唯一线性核^[10],一幅二维图像的尺度空间定义为:

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \quad (1)$$

其中, $G(x, y, \sigma)$ 是尺度可变高斯函数:

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2} \quad (2)$$

(x, y) 是空间坐标, σ 是尺度坐标,小尺度反映图像的细节特征,大尺度则可以对应图像的概貌特征。为了有效地在尺度空间检测到稳定的关键点,Lowe 提出了高斯差分尺度空间(Difference of Gaussian, DOG),它由不同尺度的高斯差分核与图像卷积生成,即:

$$\begin{aligned} D(x, y, \sigma) &= (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(x, y) \\ &= L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \end{aligned} \quad (3)$$

DOG 算子计算简单,是尺度归一化的 LOG 算子的近似。

为了寻找尺度空间的极值点,每一个采样点要和它所有的相邻点比较,看其是否比它的图像域和尺度域的相邻点大或者小。如图 1 所示,中间的检测点与它同尺度的 8 个相邻点以及上下相邻尺度对应的 9×2 个点共 26 个点比较,以确保在尺度空间和二维图像空间都检测到极值点。

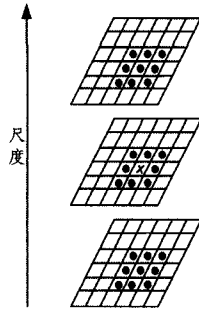


图 1 DOG 尺度空间局部极值点检测

2.2 极值点位置的确定

如图 2 所示,离散空间上的极值点(算法检测到)与连续空间上的极值点(真实的极值点)是存在差别的,利用已知的离散空间点插值得到连续空间极值点的方法叫做子像素插值。

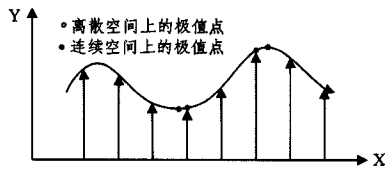


图 2 离散空间与连续空间极值点的差别

DOG 函数在尺度空间的 Taylor 展开式(拟合函数)为:

$$D(X) = D + \frac{\partial D^T}{\partial X} X + \frac{1}{2} X^T \frac{\partial^2 D}{\partial X^2} X \quad (4)$$

其中, $X = (x, y, \sigma)^T$ 。求导并让方程等于零,可以得到极值点的偏移量为:

$$\hat{X} = -\frac{\partial^2 D^{-1} \partial D}{\partial X^2} \quad (5)$$

对应极值点,方程的值为:

$$D(\hat{X}) = D + \frac{1}{2} \frac{\partial D^T}{\partial X} \hat{X} \quad (6)$$

其中, $\hat{X} = (x, y, \sigma)^T$ 代表相对插值中心的偏移量,当它在任一维度上的偏移量大于 0.5 时(即 x 或 y 或 σ),意味着插值中心已经偏移到了它的邻近点上,所以必须改变当前关键点的位置。同时在新的位置上反复插值直到收敛;也有可能超出所设定的迭代次数或者超出图像边界的范围,此时这样的点应该删除,Lowe 进行了 5 次迭代。另外, $|D(x)|$ 过小的点易受噪声的干扰而变得不稳定,所以将 $|D(x)|$ 小于某个经验值(Lowe 使用 0.03)的极值点删除。同时,在此过程中获取特征点的精确位置,即原位置加上拟合的偏移量以及尺度。

因为 DOG 算子会产生较强的边缘响应,所以为了增强算法的抗噪声性能和稳定性,需要去除低对比度的关键点和不稳定的边缘响应点。

2.3 生成特征向量

生成特征向量之前,为了保证特征点具有旋转不变性,需要利用图像的局部特征为每一个关键点分配一个基准方向。首先在关键点的 16×16 邻域内计算出所有像素点的梯度幅值和方向。梯度方向的取值范围 $[0, 2\pi]$ 分为 36 段,统计直方图,该直方图的最大值所代表的方向即为该关键点的主方向。检测出的含有位置、尺度和方向的关键点即是该图像的 SIFT 特征点。

将特征点的 16×16 邻域分成 16 个 4×4 的矩形区域,将梯度方向的取值范围 $[0, 2\pi]$ 分为 8 段,分别统计梯度直方图。统计时将梯度方向变换到以主方向为基准的坐标系中,这样可以使描述子具有旋转不变性。将 16 个梯度直方图合并为一个 128 维的向量,得到 SIFT 特征描述子。

3 特征点光流估计与聚类

3.1 特征点匹配

最小绝对误差准则(Minimum Absolute Difference, MAD)是一种常用的运动估计匹配准则,该准则由于不需要进行乘法运算,实现简单、方便,因此得到了广泛应用^[11]。使用求和绝对误差(Sum of Absolute Difference, SAD)代替 MAD,计算公式如下:

$$SAD(m, n) = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |f(x_i, y_j, t_k) - f(x_i + m, y_j + n, t_{k+1})| \quad (7)$$

式中, (m, n) 是位移矢量, $f(x_i, y_j, t_k)$ 与 $f(x_i + m, y_j + n, t_{k+1})$ 分别为当前帧与下一帧图像的灰度值, $M \times N$ 为搜索窗口的大小。若某一个位移矢量的取值 (m_0, n_0) 使 $SAD(m_0, n_0)$ 达到最小,则点 $f(x_i + m_0, y_j + n_0, t_{k+1})$ 为要找的最优匹配点。

设 F_p 是图像 $f(x_i, y_j, t_k)$ 中的一个特征点 ($p=1, 2, \dots, L$),在图像 $f(x_i, y_j, t_k)$ 中以 F_p 的位置 (x_p, y_p) 为中心设置待匹配区域 $F(x_p + i, y_p + j, t_k)$,大小为 $N_1 \times N_1$;在图像 $f(x_i, y_j, t_{k+1})$ 中以 F_p 的位置 (x_p, y_p) 为中心,设置正方形的搜索窗口 $Q \times Q (Q > N_1)$,并按照 $N_1 \times N_1$ 的大小将搜索窗口分块为 $F(x_p + m + i, y_p + n + j, t_{k+1})$,计算待匹配区域与各块之间的 SAD 值,即:

$$SAD_{(x_p, y_p)}(m, n) = \sum_{i=-\frac{N_1-1}{2}}^{\frac{N_1-1}{2}} \sum_{j=-\frac{N_1-1}{2}}^{\frac{N_1-1}{2}} |F(x_p+i, y_p+j, t_k) - F(x_p+m+i, y_p+n+j, t_{k+1})| \quad (8)$$

其中, $m = [x_p - (Q-1)/2 + (N_1-1)/2, x_p + (Q-1)/2 - (N_1-1)/2]$, $n = [y_p - (Q-1)/2 + (N_1-1)/2, y_p + (Q-1)/2 - (N_1-1)/2]$ 。根据 SAD 准则可知, 使 $SAD_{(x_p, y_p)}(m, n)$ 达到最小的点 $f(x_p+m_0, y_p+n_0, t_{k+1})$ 即为点 $f(x_p, y_p, t_k)$ 的匹配点。两个匹配点之间位移的估算值为:

$$\hat{d} = \begin{cases} SAD_{(x_p, y_p)}(m_0, n_0), & k_1 < SAD_{(x_p, y_p)}(m_0, n_0) < k_2 \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (9)$$

对于图像 $f(x_i, y_i, t_k)$ 中的每一个特征点 F_p , 在图像 $f(x_i, y_i, t_{k+1})$ 中依据 SAD 准则总能在搜索窗口 $Q \times Q$ 中找到一个点与之匹配。为了剔除静止的特征点, 取 $k_1 = 500$, $k_2 = 2000$ 。权衡匹配的精度和时间, 取 $Q = 20, N_1 = 5$ 。

3.2 卡尔曼滤波模型

Kalman 滤波器是一个优化的自回归数据处理算法, 在计算机视觉领域得到了广泛的应用^[12]。

假设目标匀速运动, 根据 Kalman 滤波器算法, 从第 2 帧开始为每个匹配的特征点建立两个标准的卡尔曼滤波器: x 坐标滤波器和 y 坐标滤波器。假设用 X 表示单个滤波器的状态向量, 则:

$$X(k) = \begin{cases} x_1(k) \\ x_2(k) \\ x_3(k) \end{cases} \quad (10)$$

其中 $x_1(k)$ 代表特征点在 k 时刻的坐标, $x_2(k)$ 代表特征点在 k 时刻的速度, $x_3(k)$ 代表特征点在 k 时刻的加速度。状态转移矩阵和量测矩阵分别为:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & T & T^2/2 \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$C = [1 \quad 0 \quad 0] \quad (12)$$

其中, T 为采样间隔。

从第 2 帧开始, 利用每个特征点的滤波模型预测其运动方向与运动速度, 即可得到每个特征点的光流链。图 3 所示为 weizmann 人体行为数据库^[13] 中 3 帧相邻图像及提取、匹配、预测的特征点和光流场。



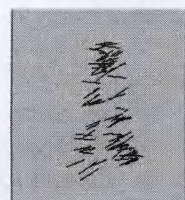
(a) 第 1 帧图像的 SIFT 特征点



(b) 第 2 帧图像的匹配特征点



(c) 第 3 帧图像的特征点估计



(d) 特征点光流场

图 3 特征点及光流场

3.3 特征点光流聚类

同一运动目标上的特征点光流近似相同, 而不同目标上的特征点的光流则不同, 并且同一目标上的特征点的光流分布具有一定规律, 因此可将光流链进行聚类^[14]。衡量两个光流矢量 (u_1, v_1) 和 (u_2, v_2) 相似度的测度函数为:

$$D(u_1, v_1; u_2, v_2) = \frac{\sqrt{(u_1 - u_2)^2 + (v_1 - v_2)^2}}{0.5 \sqrt{u_1^2 + v_1^2} + \sqrt{u_2^2 + v_2^2} + \eta} \quad (13)$$

式中, η 代表误差的阶。特征点光流链的聚类分为两步: (1) 粗聚类。通过设定较小的阈值实现两个光流的合并, 将其定义为一类并计算类的平均光流。当判断其它光流是否属于该类时, 需衡量光流与该类的平均光流的测度函数。(2) 精聚类。粗聚类得到的各个类中, 其光流是相似的, 但由于各种噪声的影响, 每类中可能存在噪声点, 通过计算点到类中心的距离来剔除噪声点。

4 实验结果

4.1 算法描述

根据上述分析, 本文算法的主要实现步骤描述如下:

步骤 1 输入一帧图像记作 f_1 , 提取 SIFT 特征点, 保存每个特征点的位置坐标;

步骤 2 输入下一帧图像记作 f_2 , 根据 3.1 节算法在 f_2 中寻找 f_1 特征点的匹配特征点;

步骤 3 剔除静止特征点, 如不存在运动的特征点, f_2 更新为 f_1 , 返回步骤 1;

步骤 4 假设目标匀速运动, 建立图像 f_2 中匹配特征点的滤波方程, 计算各个匹配特征点在下一帧图像中的位置参数;

步骤 5 输入下一帧图像记作 f_3 , 根据步骤 4 的计算结果计算 f_2 与 f_3 之间对应特征点之间的光流值并进行聚类;

步骤 6 将 f_3 更新为 f_2 , 估算特征点更新为匹配特征点, 重复步骤 4—步骤 6。

4.2 实验结果

本文使用 Visual C++ 编写程序, 测试环境为 1.70GHz CPU 计算机, Windows 7 操作系统, Visual Studio 2010 编译环境。测试视频来源于地铁车厢视频监控系统, 图像的分辨率为 352×288 , 算法的实验结果如图 4—图 6 所示。

图 4 为测试视频中的部分原始图像序列。图 5 为采用 CamShift 方法^[15] 进行目标跟踪的结果, 黑色矩形框为搜索窗口。本文算法的跟踪结果如图 6 所示, 其中黑色圆点代表当前帧特征点位置的预测值, 黑色矩形框为根据特征点计算得到的目标最小外接矩形。从图 5 可以看出, 由于地铁车厢内环境复杂, 当跟踪目标附近存在与目标色调相近的物体 (其它乘客) 时, CamShift 算法会自动将背景归为目标区域, 使目标搜索窗口扩大, 跟踪发散, 最终导致跟踪失败。本文提出的算法利用了 SIFT 算子优秀的局部特征提取特性, 准确区分背景特征点与运动目标特征点, 实现了自然场景下对目标的稳定跟踪, 结果如图 6 所示。

表 1 为 CamShift 跟踪算法与本文算法耗时对比的结果。为了保证 CamShift 算法的有效性, 选择了背景单一的测试视频及自然场景视频进行对比, 所有测试视频的帧率为 25fps。针对纯色背景的测试视频, CamShift 算法有较好的跟踪特性, 计算速度较快; 而对自然场景的测试视频, CamShift 算法

完全失效。本文算法对纯色背景的测试视频和自然场景的测试视频均有良好、稳定的跟踪特性,算法耗时与 CamShift 算法相当。



从左上到右下依次为第 23 帧、第 48 帧、第 73 帧、第 98 帧

图 4 部分视频原始图像序列



图 5 camshift 算法跟踪结果



图 6 本文算法跟踪结果

表 1 算法耗时(s)统计表

算法	纯色背景视频 1 (50 帧)	纯色背景视频 2 (500 帧)	地铁车厢视频 (500 帧)
CamShift	2.287	22.165	/
本文算法	2.629	22.418	22.392

结束语 本文对运动目标跟踪技术进行了研究,提出了一种基于 SIFT 特征光流的跟踪算法。该算法利用 SIFT 算子优秀的局部特征提取特性,能准确区分背景特征点与运动目标特征点,实现了自然场景下对运动目标的快速、稳定跟踪。特征点光流在聚类的过程中由于噪声点的剔除,在后续帧中会出现特征点减少从而影响运动目标区域的准确提取,

今后将进一步对特征点光流的聚类算法进行改善、补偿和纠正偏差,以达到更好的跟踪效果。

参考文献

- [1] 胡琼,秦磊,黄庆明.基于视觉的人体动作识别综述[J].计算机学报,2013,36(12):2512-2524
Hu Qiong, Qin Lei, Huang Qing-ming. A Survey on Visual Human Action Recognition[J]. Chinese Journal of Computers, 2013, 36(12): 2512-2524
- [2] Gauglitz S, Hollerer T. Evaluation of interest point detectors and feature descriptors for visual tracking [J]. International Journal of Computer Vision, 2011, 94(3): 335-360
- [3] Brown M, Lowe D G. Automatic panoramic image stitching using invariant features [J]. International Journal of Computer Vision, 2007, 74(1): 59-73
- [4] 杨叶梅.基于改进光流法的运动目标检测[J].计算机与数字工程,2011,39(9):108-110,160
Yang Ye-mei. Moving objects tracking based on improved optical flow method [J]. Computer & Digital Engineering, 2011, 39(9): 108-110, 160
- [5] 袁国武,陈志强,龚健,等.一种结合光流法与三帧差分法的运动目标检测算法[J].小型微型计算机系统,2013,34(3):668-671
Yuan Guo-wu, Chen Zhi-qiang, Gong Jian, et al. A moving object detection algorithm based on a combination of optical flow and three-frame difference [J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2013, 34(3): 668-671
- [6] 吴垠,李良福,肖樟树,等.基于尺度不变特征的光流法目标跟踪技术研究[J].计算机工程与应用,2013,49(15):157-161
Wu Yin, Li Liang-fu, Xiao Zhang-shu, et al. Optical flow motion tracking algorithm based on SIFT feature [J]. Computer Engineering and Applications, 2013, 49(15): 157-161
- [7] Lowe D G. Object recognition from local scale-invariant features [C]//Proceeding of the 7th IEEE International Conference on Computer Vision. 1999:1150-1157
- [8] Lowe D G. Distinctive Image Features From Scale-invariant Keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110
- [9] 韩烨,刘志刚,韩志伟,等.基于 SIFT 特征匹配的高速铁路接触网支撑装置耳片断裂检测研究[J].铁道学报,2014,36(2):31-36
Han Ye, Liu Zhi-gang, Han Zhi-wei, et al. Fracture detection of ear pieces of catenary support devices of high-speed railway based on SIFT feature matching [J]. Journal of The Chinese Railway Society, 2014, 36(2): 31-36
- [10] Mikolajczyk K, Schmid C. A performance evaluation of local descriptors [J]. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(10): 1615-1630
- [11] 向友君,雷娜,余卫宇,等.运动估计算法匹配准则研究[J].计算机科学,2009,36(9):278-280
Xiang You-jun, Lei Na, Yu Wei-yu, et al. Research of block matching criterion for motion estimation [J]. Computer Science, 2009, 36(9): 278-280
- [12] 张秀杰,张建忠,谭云福.自适应 Kalman 滤波的运动物体跟踪算法研究[J].燕山大学学报,2012,36(5):428-432,464
Zhang Xiu-jie, Zhang Jian-zhong, Tan Yun-fu. Research on algorithm of moving object tracking using adaptive Kalman filter

[J]. Journal of Yanshan University, 2012, 36(5): 428-432, 464

[13] Lean G, Moshe B, Eli S, et al. Actions as Space-Time Shapes [OL]. <http://www.wisdom.weizmann.ac.il/~vision/Space-TimeActions.html>

[14] 杨杨, 张田文. 一种基于特征光流的运动目标跟踪方法[J]. 宇航学报, 2000, 21(2): 8-15
Yang Yang, Zhang Tian-wen. Moving target tracking based on feature-optical-flow[J]. Journal of Astronautics, 2000, 21(2): 8-15

[15] 王晋疆, 刘阳, 吴明云. 基于快速鲁棒特征的 Camshift 跟踪算法[J]. 计算机应用, 2013, 33(2): 499-502

Wang Jin-jiang, Liu Yang, Wu Ming-yun. CamShift tracking algorithm based on speed-up robust features[J]. Journal of Computer Applications, 2013, 33(2): 499-502

[16] 汪鑫, 刘嘉敏, 李敏, 等. 基于 SIFT 特征匹配算法的目标跟踪及视频采集与传输研究[J]. 重庆理工大学学报(自然科学版), 2014, 28(11): 89-93
Wang Xin, Liu Jia-min, Li Min, et al. Target Tracking Video Information Acquisition and Transmission Based on SIFT Feature Matching Algorithm[J]. Journal of Chongqing University of Technology(Natural Science), 2014, 28(11): 89-93

(上接第 287 页)

网页无向连通图 G 影响较大, 因此该算法的鲁棒性存在不足。

下一步研究将从 3 方面展开。第一, 将采用更多的客观评价指标(如信息检索领域评价指标), 全面对比 VWOS 和 VIPS 两种算法的性能, 并以此为依据对 VWOS 算法做改进。第二, 在算法中增加对网页样式技术的识别, 并做相应的处理, 提高算法的鲁棒性。第三, 将以 VWOS 算法为核心, 研究网页自适应呈现技术, 以期达到 Web 学习资源移动访问的目标, 提高 Web 学习资源的利用率, 为移动学习服务打下技术基础。

参 考 文 献

[1] Diao Y, Lu H, Chen S, et al. Toward Learning Based Web Query Processing[C]//VLDB, 2000: 317-328

[2] Wong W, Fu A W C. Finding Structure and Characteristics of Web Documents for Classification[C]//ACM SIGMOD Workshop on Research Issues in Data Mining and Knowledge Discovery. 2000(s1): 96-105

[3] Kaasinen E, Aaltonen M, Kolari J, et al. Two approaches to bringing Internet services to WAP devices[J]. Computer Networks, 2000, 33(1): 231-246

[4] Buyukkokten O, Garcia-Molina H, Paepcke A. Accordion summarization for end-game browsing on PDAs and cellular phones [C]//Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems. ACM, 2001: 213-220

[5] 吴鹏飞, 孟祥增, 刘俊晓, 等. 网页区域分割与识别技术[J]. 现代计算机(专业版), 2006(6): 48-50
Wu Peng-fei, Meng Xiang-zeng, Liu Jun-xiao, et al. Segmentation and Identification of Web Page's Areas[J]. Modern Computer, 2006(6): 48-50

[6] 王畴, 唐世渭, 杨冬青, 等. 基于 DOM 的网页主题信息自动提取[J]. 计算机研究与发展, 2004, 41(10): 1786-1792
Wang Qi, Tang Shi-wei, Yang Dong-qing, et al. DOM-based automatic extraction of topical information from Web pages[J]. Journal of Computer Research and Development, 2004, 41(10): 1786-1792

[7] Hattori G, Hoashi K, Matsumoto K, et al. Robust web page segmentation for mobile terminal using content-distances and page layout information[C]//Proceedings of the 16th international conference on World Wide Web. ACM, 2007: 361-370

[8] Romero R, Berger A. Automatic partitioning of web pages using clustering[M]//Mobile Human-Computer Interaction-MobileH-

CI 2004. Springer Berlin Heidelberg, 2004: 388-393

[9] Hattori G, Matsumoto K, Sugaya F. Auto Web Page Distilling Scheme Using Content Distance Based on Depth of Tag Hierarchy[J]. DBSJ Letters, 2005, 4(1): 1-8

[10] Chen Y, Xie X, Ma W Y, et al. Adapting Web pages for small-screen devices[J]. Internet Computing, IEEE, 2005, 9(1): 50-56

[11] Sano H, Shiramatsu S, Ozono T, et al. A Web Page Segmentation Method based on Page Layouts and Title Blocks[J]. International Journal of Computer Science and Network Security, 2011, 11(10): 84-90

[12] Sano H, Swezey R M E, Shiramatsu S, et al. A Web Page Segmentation Method by using Headlines to Web Contents as Separators and its Evaluations[J]. International Journal of Computer Science & Network Security, 2013, 13(1): 1-6

[13] Cai D, Yu S, Wen J R, et al. VIPS: a vision-based page segmentation algorithm; MSR-TR-2003-79[R]. Microsoft, 2003

[14] 蒙初, 邵延振, 袁鼎荣. 一种基于页面 Block 的 Web 信息提取方法[J]. 计算机技术与发展, 2010, 20(1): 197-200
Meng Ren, Shao Yan-zhen, Yuan Ding-rong. A Web Information Extraction Algorithm Based on Web Page[J]. Computer Technology and Development, 2010, 20(1): 197-200

[15] Li L, Liu Y, Obregon A. Visual segmentation-based data record extraction from web documents[C]//IEEE International Conference on Information Reuse and Integration, 2007(IRI 2007). IEEE, 2007: 502-507

[16] 王静, 姚勇, 刘志镜. 基于广义隐马尔可夫模型的网页信息抽取方法[J]. 山东大学学报(理学版), 2007, 42(11): 49-52
Wang Jing, Yao Yong, Liu Zhi-jing. Web information extraction based on a generalized hidden Markov model[J]. Journal of Shandong University(Natural Science), 2007, 42(11): 49-52

[17] 史晶, 吴庆波, 杨沙洲. 移动终端个性化页面显示优化技术研究[J]. 计算机工程, 2012, 38(18): 277-281
Shi Jing, Wu Qing-bo, Yang Sha-zhou. Research on Personalized Page-display Optimization Technology in Mobile Terminal[J]. Computer Engineering, 2012, 38(18): 277-281

[18] Song R, Liu H, Wen J R, et al. Learning block importance models for Web pages[C]//Proceedings of the 13th international conference on World Wide Web. ACM, 2004: 203-211

[19] 彭红超. 一种基于视觉的网页分割技术及应用研究[D]. 武汉: 华中师范大学, 2014: 21-26
Peng Hong-chao. Research on Technique and Application of a Vision-based Webpage Segmentation[D]. Wuhan: Central China Normal University, 2014: 21-26