

基于学习的霍夫变换线段组物体检测算法

郑 权, 刘 循, 魏海明

(四川大学 计算机学院, 四川 成都 610065)

摘要:针对单条霍夫变换线段特征算法的区分能力弱,不能有效处理部分匹配等问题,提出了霍夫变换线段组算法。首先通过文中算法提取霍夫变换线段特征构成码表,以此码表作为弱检测器的输入,再通过 AdaBoost 算法学习将弱检测器构造为强检测器,以提高检测的效率,最后在测试集上进行检测。为了计算两条霍夫变换线段之间的相似度,引入四元组空间内加权欧式距离,通过合理调整权重,能够有效地处理不可靠边缘检测问题。实验表明该算法能处理部分遮挡问题,具有很好的发展潜力。

关键词:物体检测;霍夫变换;局部特征;图像匹配;AdaBoost

中图分类号:TP301.6

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2014)01-0026-05

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2014.01.007

An Object Detection Algorithm of Hough Transform Line Segmentation Groups Based on Learning

ZHENG Quan, LIU Xun, WEI Hai-ming

(College of Computer, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

Abstract: Aiming at the problems of the weak distinguishing ability for the algorithm based on single Hough Transform Line Segment (HTLS) feature, which cannot effectively deal with partial matching, an algorithm of the HTLS groups is proposed. Firstly in this paper, the algorithm extracts the Hough transform line segment feature to constitute the codebook as input of weak detector. Then through the study of AdaBoost algorithm make weak detectors structure into a strong detector, in order to improve the efficiency of detection. The final tests on the test set. To calculate the similarity between the two Hough transform line segment, a weighted Euclidean distance is introduced, through adjusting the weights, can effectively deal with unreliable edge detection problem. The experiment shows that the algorithm can deal with the partial sheltering problem, has a very good development potential.

Key words: object detection; Hough transform; partial feature; image matching; AdaBoost

0 引言

在计算机视觉中,物体分类识别是一个关键的问题。一些最新文献在物体类别和检测方面已经探索出基于图像语料库的表形部分或片段学习码表的思想。例如在文献[1-2]中,已经实现对不同物体类别检测且达到了最好效果,该算法的几何表示为在物体中心所有部件的投票正如一个广义霍夫变换。文献[3]在他们绘画结构的应用中使用部分轮廓。文献[4]用具有识别效果的边缘图进行检测,但只是边界的局部表示。文献[5]利用 SIFT 算法作为局部描述子,进行物体检测。然而,文中则利用物体类别的全局几何形状,

和辅助的物体中心以达到物体特征的描述。文献[6]中运用改进的 BFM(Boundary-Fragment-Model)进行物体的检测,效率有了很大的提高。在文献[7-8]中提到利用椭圆和线段的形状原语在真实环境下进行物体检测的新方法。文献[9-10]所提霍夫变换算法都用于检测直线,而文献[11]提出霍夫变换算法能高效地检测直线、曲线。针对一些复杂的背景上,单条线段会出现大量的误检测的问题,文中提出了霍夫变换线段组的检测算法,以求达到在混乱背景下检测物体的能力。文献[12-13]阐述了 AdaBoost 算法的一些基本思想,训练集对算法的影响以及相关应用。文献

收稿日期:2013-30-31

修回日期:2013-07-08

网络出版时间:2013-11-12

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61173099);国家“863”高技术发展计划项目(2012AA011804)

作者简介:郑 权(1987-),男,贵州贵阳人,硕士研究生,研究方向为智能信息处理、模式识别及图像处理;刘 循,博士,副教授,研究方向为图像处理、模式识别及智能信息处理。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20131112.1634.014.html>

[14]中提出利用学习的思想将弱检测器构建成强检测器,达到提高静态图像中物体检测的效率的目的。

利用以上相关思想,文中研究同文献[1]相似的几何表示,但仅仅利用物体内部与外部的边界信息。在此情况下,利用检测算法记录边界片段(boundary-fragments)和物体中心位置构成特征码表,如图 1 所示。因此文中提出了霍夫变换线段组算法,选择具有高区分性的训练物体集边界和稳定的物体中心,以此通过学习的方式构成边界片段码表。根据此码表组成弱检测器,利用 AdaBoost 算法构建强检测器在 BFM 中高效地检测物体,实验证明了该方法的高效性。

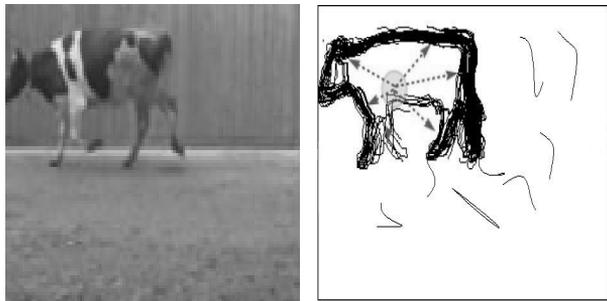


图 1 边界与物体中心示例

1 算法框架描述

首先利用文中算法提取霍夫变换线段特征构成码表,然后利用边界片段特征码表构成弱检测器,再通过 AdaBoost 算法形成强检测器,最后与测试边缘图进行匹配。为了检测一幅图像中一个或多个物体对象实例,在霍夫投票空间中为每一个弱检测器设置一个权值。投票权值以半径为 d_c 的圆形搜索窗口 $W(x_n)$ 在候选点 x_n 周围进行计算得到,表示为 Mean-shift-mode 估计^[15]。在一幅测试图像 I_T 上,弱检测器 h_i 在二维霍夫投票空间的信任值概率得分,定义为:

$$\text{conf}(x_n) = \sum_i^r p(c, h_i) = \sum_i^r p(h_i) p(c | h_i) \quad (1)$$

其中

$$p(h_i) = \frac{1}{\sum_{a=1}^M \text{score}(h_a, I_T)} \cdot \text{score}(h_i, I_T) \quad (2)$$

另

$$\text{score}(h_i, I_T) = \frac{1}{D(h_i, I_T)} \quad (3)$$

式中, $p(h_i)$ 描述为弱检测器得分 $\text{score}(h_i, I_T)$ 在匹配时的效率; $D(h_i, I)$ 定义为由 k 条边界片段 r_j 组成的 h_i 对一幅图像 I 的距离(详见第四节)。

特别地,物体轮廓被一些边界片段表示,可以通过线段特征检测方法构成的弱检测器获得相关的物体轮廓。小于 30 像素的短片段被删除,轮廓会通过形态学

开处理进行填充,最终每个物体被一个盒子包围,如图 2 所示。

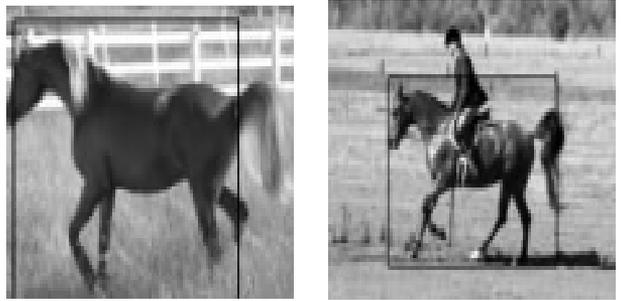


图 2 图像被盒子包围与分割示例

2 霍夫变换线段组

霍夫变换^[11]在边缘连接和边界检测中通常需要将一条直线 $y = ax + b$ 表示成标准式,即

$$\rho = x \cos \theta + y \sin \theta \quad (4)$$

受此思想的启发,如图 3 所示,将一条线段表示为四元组 (θ, ρ, d, l) , 其中 ρ 为该线段到坐标原点的距离, θ 为该线段法线和横轴的夹角, l 为该线段的长度, d 为该线段中心到垂线的距离。为了确保四元组表示的唯一性, d 是一个矢量。定义 d 的正方向单位向量为

$$\vec{d} = (-\sin \theta, \cos \theta) \quad (5)$$

即该线段的单位法向量

$$\vec{\rho} = (\cos \theta, \sin \theta) \quad (6)$$

称该四元组表示为霍夫变换线段(Hough Transformed Line Segment, HTLS)。文献[16]描述了一条霍夫变换线段在经过缩放、旋转、平移操作后为

$$(\theta, \rho, d, l) \xrightarrow{r, s, t} (\theta + r, s\rho + t \cdot \vec{\rho}, sd + t \cdot \vec{d}, sl) \quad (7)$$

其中, s 是缩放因子; r 表示逆时针旋转角度; t 是在 $X - Y$ 平面的平移量。用四元组表示,显然有

$$(\theta, \rho, d, l) = (\theta + k\pi, (-1)^k \rho, sd + (-1)^k \cdot d, l) \quad (8)$$

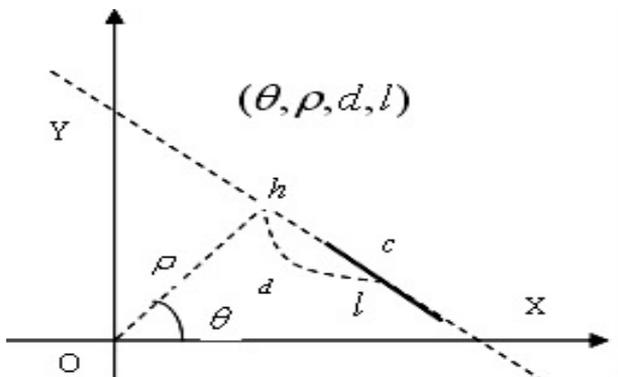


图 3 HTLS 图示

定义 $g_j = \{g_j^1, g_j^2, \dots, g_j^m\}$ 为霍夫变换线段组,其中

m 为线段组大小, $g_f^i, i = (1, 2, \dots, m)$ 为该线段组中各条霍夫变换线段, 分别与 g_f^{i-1} 和 g_f^{i+1} 相连, $i = (2, \dots, m-1)$, g_f^1 和 g_f^m 也可能相连。此时该线段组可构成一个霍夫变换线段环。根据该定义可知, 在霍夫变换线段组内, 每个霍夫变换线段除与它相邻两边 (或者一边) 组内成员之间的局部几何信息有关系外, 还与物体中心的几何约束有关系。

在混乱背景上错误的偶然匹配可用这些信息来排除。利用此检测算法后紧跟着使用连接过程, 将边缘像素组合成有意义边缘。

在检测过程中, 需要涉及特征匹配。定义两条霍夫变换线段之间的相似度为

$$\text{dis}(f, h) = w_\theta (\theta_f - \theta_h)^2 + w_\rho (\rho_f - \rho_h)^2 + w_d (d_f - d_h)^2 + w_l (l_f - l_h)^2 \quad (9)$$

其中, $w_{[\dots]}$ 表示四元组各元素对应的权重。根据公式(7), 定义带参霍夫变换线段距离为:

$$\text{dis}(f, h; r, s, t) = w_\theta (\theta_f + r - \theta_h)^2 + w_\rho (s\rho_f + t\rho_h - \rho_h)^2 + w_l (sl_f - l_h)^2 \quad (10)$$

针对文中提出的霍夫变换线段组算法, 扩展了霍夫变换线段距离, 使它能够计算线段组之间的距离 (相似度)。

$$\text{dis}_g(g_f, g_h) = \sum_{i=1}^m \frac{L(g_f^i)}{g_f} \text{dis}(g_f^i, g_h^i) \quad (11)$$

其中, g_f 和 g_h 为两个相同大小的霍夫变换线段组; $L(g_f^i)$ 为计算霍夫变换线段或者霍夫变换线段组的线段总长度。对于两个不同大小的线段组来说, 定义它们的距离为无穷大。文献[17]提到的 Hausdorff 距离, 设计了一个将大量自动生成的线段匹配随机产生的参考线段的实验, 选取一组合适的参数值使得该霍夫变换线段距离与线段 Hausdorff 距离表现相似且性能良好。实验中将霍夫变换线段四元组 (θ, ρ, d, l) 的权重分别设置为 4 000, 0.5, 0.1 和 0.01, 匹配阈值设为 200。

3 构建霍夫线段码表

为了获得霍夫线段的码表, 使用文中算法在训练集和验证集上获取连接边缘, 以此边缘加上适当匹配代价构成特征码表。由于缝隙和错误边缘的原因, 不可能获得完美的边缘分割。在训练集图像上, 一个连接边缘被看成一个候选边界片段 f , 得分代价定义为 $C(f) = c_s(f)c_g(f)$ 。其中, $c_s(f)$ 为在验证集中边缘链上使用 Chamfer distance^[6,15] 进行片段匹配的匹配代价。 $c_g(f)$ 为正确物体的中心与在正验证集图像上通过边界片段 f 预测的物体中心间的距离。匹配代价 $c_s(f)$ 被定义为

$$c_s(f) = \frac{\sum_{i=1}^{L^-} \text{dis}^+(f, P_{v_i}) / L^+}{\sum_{i=1}^{L^-} \text{dis}^-(f, N_{v_i}) / L^-} \quad (12)$$

其中, L^- 表示在验证集负样本 N_{v_i} 的个数; L^+ 表示在验证集正样本 P_{v_i} 的个数; $\text{dis}^+(f, P_{v_i})$ 表示 f 与 P_{v_i} 图像边缘链中最好的匹配距离, 即

$$\text{dis}^+(f, P_{v_i}) = \min_{i, j \in P_{v_i}} \text{dis}(f, j; \vec{t}) \quad (13)$$

$\text{dis}^-(f, N_{v_i})$ 表示 f 与 N_{v_i} 图像边缘链中最好的匹配距离, 即

$$\text{dis}^-(f, N_{v_i}) = \frac{1}{r} \sum_{n=1}^r \min_{j \in N_{v_i}} \text{dis}(f, j; \vec{t}_n) \quad (14)$$

如何根据已定义的代价选择候选片段。首先将种子随机分布到每一张训练图像的边界上, 然后在每一个种子处抽取边界片段。如图 4 所示, 显示不同的随机种子在训练集图片上的增长变化。为了选择更好的片段, 代价 $C(f)$ 因边界片段变化的长度缩减。如果长度变化没有满足某些代价阈值, 将会拒绝此类边界片段并且继续处理下一个。这样就会获得一个对物体中心投票的几何信息的边界片段码表。为了减少码表的冗余性, 结果集用聚类的方法进行合并。

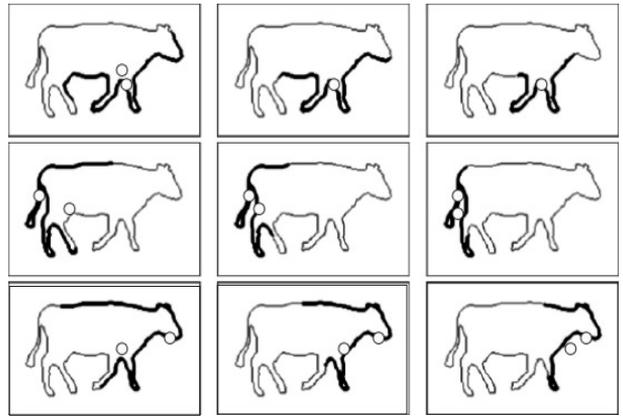


图 4 不同随机种子的增长变化, 圆圈表示随机种子

4 用 Boosting 算法训练物体检测器

用 Boosting 算法对物体检测器进行训练的数据源是经过优化的线段码表, 结合该码表中边界线段能够预估物体中心和增加匹配精度的能力, 以此来检测物体。通过学习满足所有正验证集图像的边界片段特征构成弱检测器, 然后用一个适应检测而不是分类的标准 Boosting 框架将弱检测器学习成强检测器, 以达到提高检测效率的目的。弱检测器由 2 至 3 条边界片段组成。检测器 h_i 在图像 I 上的分类器输出为 $h_i(I)$, 被定义为:

$$h_i(I) = \begin{cases} 1 & D(h_i, I) < th_{h_i} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (15)$$

其中 th_{h_i} 为每个检测器的学习阈值。由 k 条边界片段 r_j 组成的 h 对一幅图像 I 的距离 $D(h_i, I)$ 定义为

$$D(h_i, I) = \frac{1}{m_i^2} \cdot \sum_{j=1}^k \text{distance}(r_j, I) \quad (16)$$

根据已定义的弱检测器,采用 AdaBoost 算法学习阈值并形成强检测器。首先,计算验证集 I_1, \dots, I_v 上所有正样本和负样本图像的边界片段结合距离 $D(h_i, I_j)$,然后在每一次迭代 $1, \dots, T$ 上搜索弱检测器以便获得与当前图像权值最佳的检测结果。依靠这个权值找到与正验证集图像上物体中心相接近的位置。设弱检测器的权值为 wh_i ,强检测器在测试集图像上的输出为

$$H(I) = \text{sign}(\sum_{i=1}^T h_i(I) \cdot wh_i) \quad (17)$$

在检测过程中,sign 函数被阈值 t_{det} 替代, t_{det} 的标准形式为 $t_{\text{det}} = 0$,在一幅图像中如果 $H(I) > t_{\text{det}}$ 并且没有任何事件证明 $H(I) \leq t_{\text{det}}$,那么该物体就能被检测。

5 实验结果与分析

实验准备了摩托车和牛两个数据集,其中摩托车数据集包含 150 张图片,牛数据集包含 120 张图片,并将其随机三等分,抽取其中两份分别作为验证集、训练集。为了在运算效率上达到优势,将文中算法的线段组大小限制为 3,因此在训练中只能产生 1 条、2 条或者 3 条线段组特征。

如表 1 所示,实验分别为上面的数据集训练了霍夫变换线段收集率为 10% 和 20% 的两个码表。将验证匹配过程中阈值小于设定值 200 的特征聚合,然后将聚合后的码表重新匹配到训练集中,只有匹配次数大于 20 次的线段组才会被最终保留下来。更直观的码表内容如图 5 所示。

表 1 码表训练结果

类别	收集率/%	码表大小
摩托车	10	80
摩托车	20	120
牛	10	25
牛	20	50

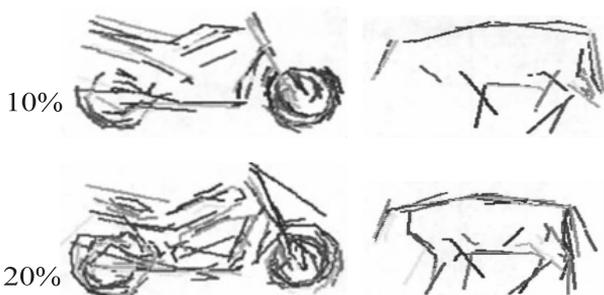


图 5 码表中的霍夫变换线段组特征

对于测试,实验选取了包含摩托车的 100 张图片和包含牛的 90 张图片作为测试集。这些照片属现实场景照片,姿态、大小、背景等变化较大,能满足测试要求。根据 VOC 的检测标准,物体被正确检测需要满足

$$\frac{\text{Area}(D \cap B)}{\text{Area}(D \cup B)} > \frac{1}{2} \quad (18)$$

其中, D 表示检测窗口; B 表示物体的包围盒。

表 2 显示了不同的收集率对检测存在影响,在匹配比例达到约 50% 后,两个数据集收集率为 20% 的码表达到满意的检测性能,其检测率大于 89%,误检率小于 0.048%。

为了证明文中算法依赖于物体形状分类的优势,设置了从谷歌图片搜索里收集的 118 张图片的瓶子图片数据集。负图片集采用加州理工学院提供的背景图片集。

以测试/训练/验证集 (64/24/30) 的比例分离图片并在每种情况下添加相同数量的负图片集。图 6 显示了一些检测的例子。



图 6 BFM 检测瓶子

表 2 码表的检测性能

类别	码表大小	匹配比例	误检率	检测率
摩托车	80	0.41	0.000 367 880	0.952 703
		0.42	0.000 256 016	0.919 708
		0.44	0.000 181 178	0.877 049
		0.46	0.000 137 852	0.840 336
		0.49	0.000 219 932	0.916 129
摩托车	120	0.50	0.000 190 543	0.905 405
		0.51	0.000 166 843	0.897 206
		0.52	0.000 118 496	0.875 000
		0.60	0.000 728 256	0.976 744
		0.64	0.000 445 884	0.947 826
牛	25	0.68	0.000 255 947	0.865 385
		0.72	0.000 130 002	0.737 374
		0.50	0.000 474 497	0.992 481
		0.52	0.000 366 953	0.944 000
		0.54	0.000 259 414	0.929 825
牛	50	0.56	0.000 181 810	0.890 908

6 结束语

通过已经描述的边界片段模型对物体类别的检测实例表明其性能与所提的一些文献相比有所提高。实验可以发现对于一些部分边界问题可以用边缘检测器的方法解决。BFM 在结合外观和边界的情况下对于那些纹理可变的物体(如瓶子,杯子)其性能可能会更优越。实验结果表明文中所提算法在基于形状局部特征的物体检测方面具有很大的发展潜力。

参考文献:

[1] Leibe B,Leonardis A,Schiele B. Combined object categorization and segmentation with an implicit shape model[C]//Proc of workshop on stat. learning in computer vision. [s. l.]:[s. n.],2004:17-32.

[2] Leibe B,Schiele B. Scale-invariant object categorization using a scale-adaptive mean-shift search[C]//Proc of DAGM'04. [s. l.]:[s. n.],2004:145-153.

[3] Kumar M,Torr P,Zisserman A. Extending pictorial structures for object recognition[C]//Proc of BMVC. [s. l.]:[s. n.],2004.

[4] Opelt A,Pinz A,Zisserman A. A boundary-fragment-model for object detection[C]//Proc of ECCV. [s. l.]:[s. n.],2006:575-588.

[5] 郝文欣,高立宁. 基于视觉注意机制与局部描述子的物体检测[J]. 计算机工程与设计,2012,33(5):1918-1922.

[6] Borgefors G. Hierarchical chamfer matching: A parametric edge matching algorithm[J]. IEEE PAMI,1988,10(6):849-865.

[7] Chia A Y S,Rajan D,Leung M K,et al. Object recognition by

discriminative combinations of line segments, ellipses, and appearance features[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence,2012,34(9):1758-1772.

[8] Chan D Y,Hsu R C,Chiu T Y,et al. Fast robust object segmentation by progressive shape-anchor selecting and adaptive thresholding piecewise linking[J]. International journal of innovative computing information and control,2012,8(10a):6903-6919.

[9] 李梦亮,翁正新. 基于改进区域生长法和霍夫变换的车道分割法[J]. 计算机应用与软件,2011,28(12):246-248.

[10] 黄琦,张国基,唐向京. 基于霍夫变换的图像运动模糊角度识别法的改进[J]. 计算机应用,2008,28(1):211-213.

[11] Duda R O,Hart P E. Use of Hough transformation to detect line and curves in pictures[J]. Communications of the ACM,1972,15(1):11-15.

[12] 李泽宇. 浅谈训练样本对 Adaboost 算法的影响[J]. 信息通信,2012(5):10-11.

[13] 胡国胜. 基于加权支持向量机与 AdaBoost 集成的预测模型研究[J]. 计算机应用与软件,2012,29(12):280-281.

[14] Opelt A,Pinz A,Zisserman A. Learning an alphabet of shape and appearance for multi-class object detection[J]. International journal of computer vision,2008,80(1):16-44.

[15] Comaniciu D,Meer P. Mean shift: A robust approach towards feature space analysis[J]. PAMI,2002,24(5):603-619.

[16] 张维泽. 基于简单局部特征学习的物体检测算法[D]. 杭州:浙江大学,2010.

[17] Gao Y S,Leung M K H. Line segment Hausdorff distance on face matching[J]. Pattern recognition,2002,35(2):361-371.

(上接第 25 页)

信时间开销。Hadoop 架构下的 HDEclat 并行挖掘算法能够高效地挖掘大数据集,具有良好的扩展性。下一步工作将研究大数据集的数据挖掘隐私保护技术。

参考文献:

[1] Han Jiawei,Kamber M. 数据挖掘:概念与技术[M]. 范明,孟小峰,译. 北京:机械工业出版社,2008.

[2] Zaki M J,Parthasarathy S,Ogihara M,et al. New algorithms for fast discovery of association rules[C]//Proc of 3rd intl conf on knowledge discovery and data mining. Palo Alto,California; AAAI Press,1997:283-286.

[3] Zaki M J. Scalable algorithms for association mining[J]. IEEE transactions on knowledge and data engineering,2000,12(3):372-390.

[4] Zaki M J. Fast vertical mining using diffsets[R]. New York, USA:Rensselaer Polytechnic Institute,2001.

[5] 张玉芳,熊忠阳,耿晓斐,等. Eclat 算法的分析及改进[J]. 计算机工程,2010,36(23):28-30.

[6] Zaki M J,Parthasarathy S,Ogihara M,et al. Parallel algorithms for discovery of association rules[J]. Data mining and knowledge discovery,1997,1(4):343-373.

[7] Apache Hadoop[EB/OL]. 2012-12-03. <http://hadoop.apache.org/>.

[8] Shvachko K,Kuang Hairong,Radia S,et al. The Hadoop distributed file system[C]//Proc of 26th IEEE symposium on mass storage systems and technologies. Piscataway,NJ: IEEE Press,2010:1-10.

[9] Dean J,Ghemawat S. MapReduce: Simplified data processing on large clusters[J]. Communications of the ACM,2008,51(1):107-113.

[10] 王鄂,李铭. 云计算下的海量数据挖掘研究[J]. 现代计算机(专业版),2009(11):22-25.

[11] 李伟卫,赵航,张阳,等. 基于 MapReduce 的海量数据挖掘技术研究[J/OL]. 2012. <http://www.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20120601.1457.016.html>.

[12] 李玲娟,张敏. 云计算环境下关联规则挖掘算法的研究[J]. 计算机技术与发展,2011,21(2):43-46.

基于学习的霍夫变换线段组物体检测算法

作者: 郑权, 刘循, 魏海明, ZHENG Quan, LIU Xun, WEI Hai-ming
作者单位: 四川大学 计算机学院, 四川 成都, 610065
刊名: 计算机技术与发展

ISTIC

英文刊名: Computer Technology and Development

年, 卷(期): 2014(1)

本文链接: http://d.wanfangdata.com.cn/Periodical_wjfz201401007.aspx