

基于 Adaboost-CSHG 的特定类目标跟踪识别

皮嘉立¹ 巫正中¹ 陈卓²

(后勤工程学院 重庆 401311)¹ (国防科学技术大学电子科学与工程学院 长沙 410073)²

摘要 目标跟踪识别是计算机视觉领域的热点研究对象。首先采用基于 Adaboost 的目标检测算法,训练得到了特定类目标坦克模型的级联分类器,对图像中的坦克目标完成了“粗检测”;通过构建类属超图(CSHG)模型,采取 Adaboost 与 CSHG 相结合的方式,有效滤除了大量虚警,实现了对坦克目标的“精检测”,同时完成了对目标的跟踪;最后利用基于类属超图的目标识别原理对目标进行识别,实验结果表明该方法在简单背景和复杂背景图像条件下均具有可行性。

关键词 Adaboost, 目标检测, 类属超图, 目标跟踪, 目标识别

中图法分类号 TP391.41 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.4.065

Specific Target Tracking and Recognition Based on Adaboost-CSHG

PI Jia-li¹ WU Zheng-zhong¹ CHEN Zhuo²

(Logistical Engineering University of PLA, Chongqing 401311, China)¹

(College of Electrical Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)²

Abstract Target tracking and recognition is the hot spot research object of computer vision. Firstly a target detection algorithm based on Adaboost was adopted to train a specific target classifier, which only makes a rough detection on tank model. Via building CSHG model, lots of false alarm could be deleted by connecting Adaboost and CSHG, and then an accurate detection on tank model was made, in the meanwhile, tracking the target was finished. Finally a target recognition method based on CSHG was used to recognize the target. Experimental results show that the algorithm can work well in both simple background and complicated background image conditions.

Keywords Adaboost, Target detection, CSHG, Target tracking, Target recognition

作为目标分析的首要步骤,目标检测是目标跟踪识别的基础,只有从目标图像中稳定检测出目标感兴趣区域(Region of interest, ROI),才能对目标信息进行有效的后续处理;同时,在实际情况下,目标经常处在复杂的图像背景之中,大范围变化的成像条件(光照、遮挡等)都将导致目标呈现大量千差万别的外观表象,这些因素均影响着目标识别^[1]。因此,作为计算机视觉领域的热点研究对象,目标跟踪识别经过多年的发展依旧面临极大的困难和挑战。

近些年,越来越多的研究者逐渐关注目标检测,相应的研究方法也日益成熟,Adaboost 算法作为较实用的算法之一,具有速度快、检测率高等优点,从而被广泛运用^[2,3]。对于目标跟踪识别,在提取局部不变特征的基础上,基于词汇包(Bow)的方法^[4-6]是目前图像表征和目标建模的典型方法,但是并未综合运用特征的空间布局,而图像目标识别的关键因素之一恰巧是特征间的几何约束关系,从而该方法在根本上限制了识别性能的提升。文献^[7-9]在独立同分布的条件下所提及的识别方法只适用于小范围变化的成像条件。文献^[10,11]还提出了一些新的方法理论,它们能够更好地适应较大范围的视点变化,却难以适用于大规模数据集。

本文提出一种基于 Adaboost-CSHG 的特定类目标跟踪

识别算法,该算法首先利用基于 Adaboost 的目标检测算法训练得到特定类目标坦克模型的级联分类器,通过加载该分类器,完成对图像中坦克目标的“粗检测”;然后,以局部不变特征 SIFT 描述子为基础,利用属性图^[12]对图像进行表征,通过 RSOM 聚类树^[13]得到属性图对之间的相似性,构建类属超图(CSHG)模型^[14,15];将 Adaboost 与 CSHG 相结合,滤除大量的目标虚警,实现对目标的“精检测”,并同时完成对目标的跟踪,最终对目标进行识别。该算法在简单背景和复杂背景图像条件下均可对目标进行准确高效的跟踪识别,具有重要的理论依据和工程应用价值。

1 基础理论算法描述

1.1 基于 Adaboost 的目标检测算法

Adaboost 算法是在 1995 年由 Robert E. Schapire 和 Yoav Freund 共同提出的,Viola 与 Michael 在 2001 年对 Adaboost 算法进行了很大的改进^[2,3];首先根据积分图像快速计算出大量的矩形特征值,再通过 Adaboost 算法挑选一些重要的特征来训练出多个弱分类器,将这些弱分类器线性组合成一个强分类器,再把多个强分类器从简单到复杂的顺序进行级联,从而极大提升检测效率。

到稿日期:2015-09-06 返修日期:2016-01-06 本文受重庆市物联地下管网安全运行监管系统研制与示范(国家工信部 ZX201426903)资助。
皮嘉立(1991-),男,硕士生,主要研究方向为机电一体化、电子信息工程;巫正中 男,教授,主要研究方向为后勤信息化;陈卓 男,硕士生,主要研究方向为模式识别。

对于矩形特征,本文使用的特征模板比较简单,都是由两个或多个全等的白色矩形与灰色矩形相邻排列组合而成,如图1所示的5个特征模板,其特征值为白色矩形像素和减去灰色矩形像素和^[3],而任意矩形的像素和可以由其4个顶点对应的积分图计算得出,不管矩形特征的尺度如何,都能在常时间内通过简单的加减运算得到特征值。

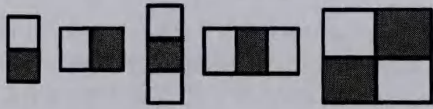


图1 特征模板

Adaboost 算法的具体流程如下:

(1) 给定 n 个训练样本 $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$, 其中包含 k 个正样本和 m 个负样本, $y_i = 1$ 表示其为正样本, 而 $y_i = -1$ 表示其为负样本。

(2) 初始化样本权重, 则 $w_{1,i} = D(i) = \begin{cases} \frac{1}{2k}, & \text{对于正样本} \\ \frac{1}{2m}, & \text{对于负样本} \end{cases}$,

其中 $k+m=n$ 。

(3) 对 $t=1, 2, \dots, T$ 次循环:

a. 归一化权重: $q_{t,i} = \frac{w_{t,i}}{\sum_{i=1}^n w_{t,i}}$;

b. 通过对每个矩形特征 f 进行训练, 得到相应弱分类器 $h(x, f, p, \theta)$, 计算对应所有特征的弱分类器的加权错误率 $\epsilon_f = \sum_{i=1}^n q_{t,i} |h(x, f, p, \theta) - y_i|$;

c. 根据最小的加权错误率 ϵ_t , 选择最佳的弱分类器 $h_t(x)$;

d. 根据此最佳弱分类器, 对权重 $w_{t+1,i} = w_{t,i} \rho_i^{1-\epsilon_t}$ 进行调整, 其中, $\epsilon_i = 0$ 表示 x_i 分类正确, $\epsilon_i = 1$ 表示 x_i 分类错误,

$$\rho_t = \frac{\epsilon_t}{1-\epsilon_t};$$

(4) 最后的强分类器为:

$$C(x) = \begin{cases} 1, & \sum_{t=1}^T a_t h_t(x) \geq \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T a_t \\ 0, & \text{other} \end{cases}$$

其中, $a_t = \ln \frac{1}{\rho_t}$ 。

1.2 类属超图的构建

对于一幅待识别目标图像 L , 对其提取 SIFT 特征, 用属性图 $G_l = (V_l, E_l)$ 进行表征^[12], 图像之间的匹配随之变为求取两个属性图之间的相似性度量 $R(G_l, G_q)$, 定义为:

$$R(G_l, G_q) = \|MCS(G_l, G_q)\| \times (\exp(-e(\mathbf{X}_l, \mathbf{X}_q)))^\kappa \quad (1)$$

其中, $\|MCS(G_l, G_q)\|$ 表示属性图 G_l 和 G_q 的最大公共子图 $MCS(G_l, G_q)$ 的势, 即其匹配上的特征点的数量; $e(\mathbf{X}_l, \mathbf{X}_q)$ 为 (G_l, G_q) 之间最终的匹配误差, κ 为基于精准核的 RANSAC 算法匹配后最终去除的错误匹配特征点的数量。

根据属性图相似性度量的传播聚类, 可构造出类属超图模型, 定义为 $CSHG = (HV, HE)$ ^[14,15], 其中 $HV = \{G_l, l=1, 2, \dots, N\}$ 表示的是超图的顶点集, 由 N 个属性图组成; HE 表示的是超图的边集, 一条边 $Edge(G_l, G_q)$ 表示此边连接的属性图 G_l 和 G_q 之间相似度 $R(G_l, G_q)$ 大于某个阈值 R_c 。对于大规模的图像数据集, 属性图 G_l 通过相似性度量 $R(G_l, G_q)$

寻找与其近邻的属性图集合 $K_c\{G_l\}$, 但获取超图边集的效率十分低下, 为了提高 CSHG 模型的构建速度, 可利用 RSOM 聚类树进行迭代搜索。

首先利用训练样本属性图集的 SIFT 特征向量训练生成一棵 RSOM 聚类树^[1], 设 U_l 为属性图 G_l 中的一个 SIFT 描述向量, 将 U_l 作为 RSOM 聚类树的输入, 找到最终获胜叶节点 $WL\{U_l\}$, 其中的 SIFT 描述向量是与 U_l 近邻的 SIFT 描述向量, 还保存有 SIFT 描述向量所属的属性图的标识; 同理找出属性图 G_l 中所有 SIFT 描述向量在 RSOM 聚类树中的获胜叶节点, 得到属性图 G_l 的近邻属性图集合 $NG_c\{G_l\}$, 统计集合 $NG_c\{G_l\}$ 中的属性图 G_q 与 G_l 之间利用 RSOM 树聚类搜索时匹配上的 SIFT 描述向量的个数并降序排列, 选取前 K 个属性图组成集合 $K'\{G_l\}$, 对 $K'\{G_l\}$ 中的每一个属性图 G_q , 计算属性图 G_l 与属性图 G_q 之间的相似性度量 $R(G_l, G_q)$, 该值一旦大于某个阈值 R_c , 相应的属性图 G_q 则组成属性图 G_l 的近邻集合 $K_r\{G_l\}$, 与 G_l 之间建立起超边关系, 从而可完成对类属超图模型的构建。

2 基于 Adaboost-CSHG 的目标跟踪识别算法

在 Adaboost 目标检测算法和 CSHG 模型的基础上, 本文采用 Adaboost 与 CSHG 相结合的方式, 通过 RSOM 聚类树, 实现对图像中目标的“精检测”。首先, 建立目标模板图像集, 对其提取 SIFT 特征, 得到相应的 SIFT 特征集, 将其作为 RSOM 聚类树的输入, 生成相应的 RSOM 网络和输出节点, 训练得到 CSHG 模型; 然后, 利用 Adaboost 目标检测算法训练得到的特定类目标级联分类器从图像中检测出一系列目标 ROI, 得到目标 ROI 切片集, 同样对其中每个目标 ROI 切片提取 SIFT 特征, 再输入事先训练好的 RSOM 聚类树进行迭代搜索以求取其 K 近邻, 过程如图 2 所示。若能找到相应的 K 近邻集合, 进行相似度粗匹配, 一旦满足阈值, 则判定该目标 ROI 切片为所关注目标 ROI, 否则判定该目标 ROI 切片为目标虚警, 进行舍弃, 最终输出的目标 ROI 则是关注目标, 从而滤除了从复杂背景图像中检测出的大量虚警。

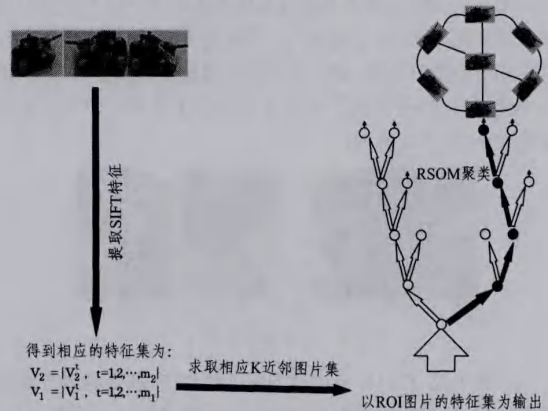


图2 RSOM 聚类树 K 近邻求解过程

对于目标跟踪, 若画面中出现一个或多个关注目标正处于运动状态, 通过连续“精检测”视频帧图像中的目标, 可获取一系列的关注目标的 ROI 切片, 其同时包含有该切片在原图像中的坐标信息, 因此根据如下过程便可完成对视频帧图像中一个或多个关注目标的跟踪。

(1) 比较 ROI 切片图像的坐标信息, 若坐标信息的变化小于阈值条件, 则将其进行 SIFT 特征提取以获得特征数据

集,再将特征数据集输入到 RSOM 聚类树中迭代搜索求取 K 近邻图像集;否则丢弃该 ROI 切片图像。

(2)如果通过 RSOM 聚类树获得 K 近邻图像集,则将目标 ROI 切片与其中的图像进行相似度粗匹配,即不经过 RANSAC 过程^[1],得到相似性度量值;否则判定该 ROI 切片图像为新增关注目标,将其输入到 RSOM 聚类树中进行增量训练。

(3)一旦相似性度量值在 SIM 区间 $[\theta, \sigma]$ (θ 为跟踪阈值, σ 为增量门限)内,则判定该 ROI 切片为同一关注目标,实现对同个目标的跟踪,并将其输入到 RSOM 聚类树中进行增量训练;若相似性度量值大于 SIM 区间 $[\theta, \sigma]$,判定该 ROI 切片为同一关注目标,实现对同个目标的跟踪,并将其丢弃;而当相似性度量值小于 SIM 区间 $[\theta, \sigma]$ 时,直接丢弃该 ROI 切片。

对于目标识别,可由不同的样本图像集训练得到许多类 CSHG 模型,根据这些训练得到的 CSHG 模型可以对图像目标进行识别。用属性图 G_i 表征待识别目标图像 L ,通过 RSOM 聚类树快速搜索到近邻的属性图集 $NG_c\{G_i\}$,统计 $NG_c\{G_i\}$ 中属性图 G_q 与属性图 G_i 粗略匹配上的次数,对其按照降序排列,选取其中前 K 个形成属性图集 $K'\{G_i\}$,再比较相似性度量值 $R(G_i, G_q)$ 的大小,选择前 N 个与属性图 G_i 相似性度量值最小的属性图 G_q 构成属性图集 $K\{G_i\}$ 。由于 $K\{G_i\}$ 中的属性图 G_q 与待识别属性图 G_i 具有近邻关系,其所属的类属超图模型的类别均已知,而 G_i 与 G_q 之间的相似性度量值 $R(G_i, G_q)$ 也是已知的,那么以 $R(G_i, G_q)$ 为权值进行“表决”,选出得票最高的类属超图模型,其所属的图像类别即为待识别属性图 G_i 的图像类别,从而完成基于类属超图模型对目标的识别。

3 仿真实验

根据基于 Adaboost 的目标检测算法,本文对坦克模型级联分类器进行训练。首先采集大量图片,再从中截取目标样本,尽可能地选择不同条件下(如姿态、光照、角度等)坦克模型的图片;同时,本文还对所有正样本进行了一定的光照变化和旋转变化处理,并且最终归一化像素大小,负样本集的创建过程相对要简单一些,但图像内容应尽量复杂多变,彼此间的差异越明显越好,而且图像尺寸不能小于正样本归一化后的像素大小,如图 3 所示。



图 3 样本示意图

一般来说,在目标分类器的训练过程中,准备越多数量的样本越好,越多的正样本可以包含尽可能多的目标状态,而越多的负样本能够包含尽可能复杂的场景和成像条件,从而提高检测的稳定性。然而,若正负样本数量越大,检测数据量随之越大,训练时间也会相对变长。综合考虑,本文准备了 1600 张正样本和 6600 张负样本,而最终的检测结果如图 4 所示。实验结果表明,训练得到的坦克模型分类器具有很好的检出率,特别是在较简单背景的图像中,检测效果十分稳健;但随着背景复杂度的增加以及目标个数的变化,检测的虚警率和漏检率也都随之变大。

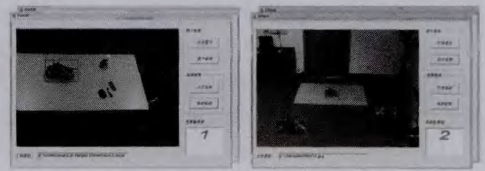


图 4 目标检测结果

鉴于本文训练的坦克模型分类器在复杂背景中检测效果较差,对图像中的坦克目标只进行了“粗检测”。因此,运用 Adaboost 与 CSHG 相结合的方式,能够滤除复杂背景下检测出的多个虚警,完成对图像中目标的“精检测”,同时实现对目标的跟踪。从图 5 和图 6 所示的实验结果来看,在相同复杂度的背景条件下,基于 Adaboost-CSHG 的目标检测与跟踪方法有效消除了目标的虚警,检测出的目标 ROI 是所要关注的坦克模型,并同时实现了在视频帧图像中对坦克目标运动的跟踪,验证了方法的可行性。

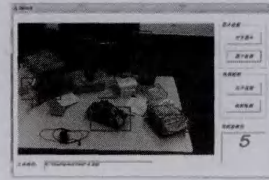


图 5 基于 Adaboost 的目标检测与跟踪实验结果

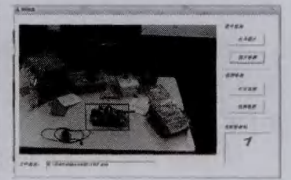


图 6 基于 Adaboost-CSHG 的目标检测与跟踪实验结果

通过 Adaboost 与 CSHG 相结合的方式完成对坦克目标的“精检测”后,根据基于类属超图的目标识别算法原理,即可完成对目标图像中坦克的识别。首先采集保存坦克目标的模板图像,利用 RSOM 聚类树在线学习训练坦克目标模板图像的 SIFT 特征,并保存至其叶子节点,如图 7 所示,增量学习完成后,对实时视频帧数据进行在线识别。

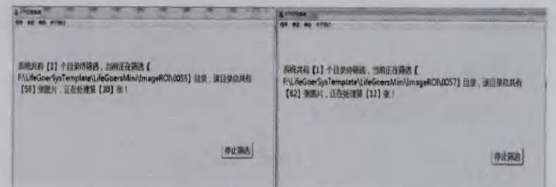


图 7 在线增量学习模板过程示意图

通过对视频帧图像进行 Adaboost 与 CSHG 相结合的目标“精检测”,获取目标 ROI,对其进行 SIFT 特征提取得到属性图,再通过 RSOM 聚类树搜索得到待识别目标的 K-近邻属性图图像集,并进行相似度精匹配,即进行 RANSAC 过程,一旦相似性度量超过识别阈值,则判定目标识别成功并给出结论,如图 8 所示。如果不满足识别阈值,却符合增量门限,则把该目标 ROI 增量学习到 RSOM 树中,以便于后期能够快速匹配识别。

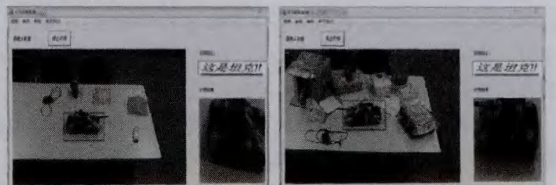


图 8 基于类属超图的目标识别示意图

结束语 目标识别跟踪是目标信息分析的关键环节,具有十分重要的研究意义和研究价值。本文在基于 Adaboost

目标检测算法的基础上,通过构建类属超图(CSHG)模型,提出了基于 Adaboost-CSHG 的目标跟踪识别算法,通过 RSOM 聚类树,改善了单独利用 Adaboost 目标检测算法训练出的特定类目标坦克模型级联分类器的检测效果,有效滤除了大量的目标虚警,并同时完成了对坦克目标的跟踪;最后在目标“精检测”的基础上,利用基于类属超图的目标识别原理实现了对目标的识别,实验结果均表明算法在简单背景和复杂背景图像条件下具有可行性。但是本文的研究仍存在一些不足,通过 Adaboost 目标检测算法只训练得到特定的坦克分类器,使得目标检测对象受限,因此该方法仅适用于同一特定类型的多个感兴趣目标的跟踪与识别,后期可对目标检测进行更多的探究摸索。

参 考 文 献

[1] Liu Jian-jun. Research on Local Invariant Features Based Class Specific Hyper Graphs Learning and Object Recognition[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2010; 110-112(in Chinese)
刘建军. 基于图像局部不变特征的类属超图构建与目标识别技术研究[D]. 长沙:国防科学技术大学,2010;110-112

[2] Li Jie. Human Detection Based on Adaboost Algorithm[D]. Beijing: North China University of Technology, 2010; 17-20(in Chinese)
李杰. 基于 Adaboost 算法的人体目标检测[D]. 北京:北方工业大学,2010;17-20

[3] Ai Juan. Implement of Face Detection and Study of Eye Location [D]. Shanghai: Fudan University, 2008; 25-26(in Chinese)
艾娟. 人脸检测实现及眼睛定位算法研究[D]. 上海:复旦大学, 2008; 25-26

[4] Sivic J, Russell B, Efros A A, et al. Discovering Objects and Their Location in Images [J]. International Conference on Computer Vision, 2005, 1(1): 872-877

[5] Csurka G, Dance C R, Fan L, et al. Visual categorization with bags of keypoints [C]// Workshop on Statistical Learning in Computer Vision. ECCV, 2004; 1-22

[6] Torralba A, Fergus R, Weiss Y. Small Codes and Large Image

Databases for Recognition [C]// International Conference on Computer Vision. 2008

[7] Bonev B, Escolano F, Lozano M A, et al. Constellations and the Unsupervised Learning of Graphs[J]. Proceedings of the Graph-Based Representations in Pattern Recognition, 2007, 14(1): 340-350

[8] Torsello A, Hancock E. Learning Shape Classes Using a Mixture of Treeunions [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(6): 954-967

[9] Jiang X, Munger A, Bunke H. On Median Graphs; Properties, Algorithms and Applications [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(10): 1144-1151

[10] Ferrari V, Tuytelaars T, Van-Cool L. Simultaneous Object Recognition and Segmentation from Single or Multiple Model Views [J]. International Journal of Computer Vision, 2006, 67(2): 159-188

[11] Lowe D. Local Feature View Clustering for 3d Object Recognition [J]. International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2001, 2(1): 1682-1688

[12] Chung F. Spectral Graph Theory [C]// CBMS Regional Conference Series in Mathematics. Conference Board of the American Mathematical Science, Washington D C, 1997; 92

[13] Zheng Jun-jun, Xia Sheng-ping, Li Xin-guang, et al. K nearest neighbors detecting algorithm based on a RSOM tree[J]. Journal of Shangdong University, 2011, 41(2): 80-84(in Chinese)
郑君君, 夏胜平, 李新光, 等. 基于 RSOM 聚类树的图像 K 近邻求解算法[J]. 山东大学学报, 2011, 41(2): 80-84

[14] Liu Jian-jun, Zhu Yi-wei, Li Xin-guang, et al. Imaging Object Recognition Based on Hyper Graph Model[J]. Computer Engineering, 2010, 36(21): 181-184(in Chinese)
刘建军, 祝一薇, 李新光, 等. 基于超图模型的图像目标识别[J]. 计算机工程, 2010, 36(21): 181-184

[15] Xia Sheng-ping, Song Rui, Liu Jian-jun, et al. Learning Large Scale Class Specific Hyper Graphs for Non-Cooperative Object Recognition[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(6): 1399-1404 (in Chinese)
夏胜平, 宋锐, 刘建军, 等. 面向非合作目标识别的大规模类属超图建模[J]. 电子学报, 2011, 39(6): 1399-1404

(上接第 283 页)

强继朋, 谢飞, 高隽, 等. 带任意长度通配符的模式匹配[J]. 自动化学报, 2014, 40(11): 2499-2511

[10] Min Fan, Wu Xin-dong, Lu Zhen-yu. Pattern matching with independent wildcard gaps[C]// Proceedings of the 8th IEEE International Conference on Dependable, Autonomic and Secure Computing. 2009; 194-199

[11] Wu You-xi, Liu Ya-wei, Guo Lei, et al. Subnettrees for Strict Pattern Matching with General Gaps and Length Constraints [J]. Journal of Software, 2013, 24(5): 915-932(in Chinese)
武优西, 刘亚伟, 郭磊, 等. 子网树求解一般间隙和长度约束严格模式匹配[J]. 软件学报, 2013, 24(5): 915-932

[12] Brailsford S C, Potts C N, Smith B M. Constraint satisfaction problems: Algorithms and applications[J]. European Journal of Operational Research, 1999, 119: 557-581

[13] Bala S. Regular language matching and other decidable cases of the satisfiability problem for constraints between regular open terms[J]. Theory of Computing Systems, 2004, 39: 596-607

[14] Kucherov G, Rusinowitch M. Matching a set of strings with variable length don't cares[C]// Proceedings of the 6th symposium

on Combinatorial Pattern Matching. 1995; 230-247

[15] Kalai A. Efficient pattern-matching with don't cares[C]// Proceedings of the 13th ACM-SIAM Symposium on Discrete Algorithms. 2002; 655-656

[16] Allauzen C, Raffinot M. Factor oracle of a set of words; Technical Report 99-11[R]. Institut Gaspard-Monge, 1999

[17] Wang Hai-ping, Hu Xue-gang, Xie Fei, et al. Impact of Pattern Feature on Pattern Matching Problem with Wildcards and Length Constraints[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2012, 25(6): 1013-1021(in Chinese)
王海平, 胡学钢, 谢飞, 等. 模式特征对带有通配符和长度约束的模式匹配问题的影响[J]. 模式识别与人工智能, 2012, 25(6): 1013-1021

[18] Morgante M, Policriti A, Vitacolonna N, et al. Structured motifs search[J]. Journal of Computational Biology, 2005, 12(8): 1065-1082

[19] Initiative T A G, Copenhaver G P. Arabidopsis Genome Initiative. Analysis of the genome sequence of the flowering plant Arabidopsis thaliana[J]. Nature, 2002, 408(6814): 796-815