

一种基于局部不变特征的图像特定场景检测方法*

谢毓湘¹, 栾悉道², 陈丹雯¹, 张 芯¹

(1. 国防科技大学 信息系统工程重点实验室, 湖南 长沙 410073;

2. 长沙大学 信息与计算科学系, 湖南 长沙 410003)

摘要:图像场景的自动检测,对于图像的标注以及语义检索具有非常重要的作用。本文研究根据实际应用的需要,围绕会晤、集会、海滩等八类特定场景图像的检测问题展开。首先对图像进行局部关键点的检测以及 SIFT 特征描述子的计算,从而提取图像的局部特征,在此基础上基于支撑向量机构建多分类器,进行特征训练,最终获得较为准确的检测结果。实验重点针对分类器核函数的确定以及特征选取策略等问题展开,实验结果表明,采用径向基核函数构建多分类器以及特征点按尺度大小排序取前 n 位的选取策略可以获得较为准确和鲁棒的特定场景检测结果。本方法在保证满足一定程度场景检测准确率的前提下,具有简单快速的特点,能够满足实际应用的需要。

关键词:局部不变特征;特定场景;场景检测;支撑向量机;多分类器

中图分类号:TP391 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-2486(2013)03-0078-06

A method of specific image scene detection based on local invariant features

XIE Yuxiang¹, LUAN Xidao², CHEN Danwen¹, ZHANG Xin¹

(1. Science and Technology on Information Systems Engineering Laboratory, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;

2. Department of Information and Computing Science, Changsha University, Changsha 410003, China)

Abstract: Automatic image scene detection is very important to image annotation and semantic retrieval. According to the requirement of application, eight specific image scenes such as meeting, mass, beach, etc. were focused on. First, to extract the local features of images, the local key points were detected and reduced, and then the SIFT feature descriptors were calculated. Second, a multi-classifier based on support vector machine was constructed and the features for training were selected to achieve relatively accurate detection results. The experiments were designed to mainly focus on two problems, namely the decision of kernel function of classifier and the strategy of feature selection. Experimental results show that the method can achieve relatively accurate and robust results by using radial basis kernel function to construct classifier and the feature extraction strategy of selecting the top n key points by the scale size order. This method is simple and fast, and can satisfy the actual requirements of application for relatively high precision.

Key words: local invariant feature; specific scene; scene detection; support vector machine; multi-classifier

随着信息技术的蓬勃发展,图像数据的产生、存储、传输以及访问数据量呈指数级增长。对于自然图像而言,其场景语义是最为直观的一类语义特征。图像场景的自动检测,对于图像的标注以及语义检索起着非常重要的作用。本文研究根据实际应用的需要,围绕会晤、集会、火箭发射等图像的场景检测展开,旨在通过对图像进行有效的特征提取,构建合理的分类器模型,并在此基础上实现较为准确的场景检测,从而为后续的图像语义检索奠定基础。

图像特定场景的检测与分析是指通过图像内容分析技术让计算机自动分析和理解图像的语义

信息,按照人们预先制定的分类标准将图像进行归类的过程。图像特征的提取和表示是图像场景检测的基础,所选取的特征应该能够充分表示图像语义内容,对环境的改变也应具有一定的鲁棒性和稳定性。早期,大部分研究人员对图像的分析主要基于颜色、纹理、形状等全局特征^[1]。近年来,由于局部特征具有良好的旋转、光照以及尺度不变性^[2],因此该特征被广泛地引入图像特征提取的任务中来。鉴于全局特征和局部特征各自的优越性,很多的研究也致力于采用特征融合的方法来提取更为有效的图像特征以便进行场景检测^[3]。在分类器的构造方面,贝叶斯理论、支撑

* 收稿日期:2012-11-17

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60802080)

作者简介:谢毓湘(1976—),女,湖南隆回人,副教授,博士,E-mail: yxxie@nudt.edu.cn

向量机、图模型等统计学习方法,也先后被应用于图像的语义分类和场景检测等任务中。例如,文献[4]在颜色直方图和边缘方向直方图基础上用贝叶斯分类器分别实现了日出、森林、山脉、城市和风景的分类。文献[5]提出了新的图像纹理、边缘描述子提取方法,并将它们表示为直方图,用支撑向量机实现图像的语义分类。文献[6]将多实例学习(MIL)框架扩展为 DD-SVM 框架,提出了基于小块区域的图像场景检测方法,将每幅图像用小区域的集合来进行描述,并通过实验验证了 DD-SVM 的性能。Li 等设计并实现了 ALIP (Automatic Linguistic Indexing of Pictures) 系统^[7],该系统通过训练图像小块上的颜色和纹理特征得到二维隐马尔科夫模型,从而获取对应于特定类别图像的概念。Murphy 等提出了利用图模型将图像块的特征和对象相关联,从而进行场景和对象联合识别的方法^[8]。近年来,随着视觉词袋模型 BoVW (Bag of Visual Words)^[9-10] 以及潜在语义分析模型 PLSA (Probabilistic Latent Semantic Analysis)^[11] 的提出,许多学者在此基础上进行了相应的改进^[12-14],其基本思想就是通过利用视觉词汇来表示图像语义,然后建立统计模型来实现最终的场景分类。

从上述研究情况看,目前关于图像特定场景检测的研究主要集中在图像特征的提取和表示以及图像分类器的构造两个方面。特别是随着局部不变特征等视觉信息的引入,以及支撑向量机等统计学习方法的不断改进和完善,图像场景语义的自动检测成为了可能。本文研究主要从这两个方面展开,首先通过提取图像的局部特征,获取具备旋转、尺度、光照不变性的图像特征;在此基础上,构建具备小样本、非线性特性的图像场景多分类器,从而完成图像特定场景的自动检测。

1 图像特定场景的概念

图像特定场景检测就是指通过机器学习使计算机能够自动检测与识别图像中所包含的特定场景。要进行图像特定场景的检测,首先需要根据人的先验知识对图像场景进行明确定义,并使每类场景都包含正例标注的图像数据。

本文主要对“海滩、公路、会晤、火箭发射、室内、集会、山脉、高层建筑”八类图像特定场景进行检测,八类图像特定场景的样本示例如图 1 所示。

本文研究所涉及的图像场景,如会晤、集会等特定场景,一般都具有比较明显的图像局部特征。



图 1 八类图像特定场景的部分样本示例

Fig. 1 Samples of eight specific image scenes

自 Lowe 提出高效的 SIFT (Scale Invariant Feature Transform) 局部不变特征^[15]以来,该特征就被广泛应用于图像配准等各个领域。该方法已被证实图像旋转、尺度变换、仿射变换和视角变化条件下都具有良好的不变性。这些特性,对于完成上述特定图像场景的检测,具有很好的指导意义。

另一方面,图像特定场景的检测可以理解成是一个多分类问题。考虑到支撑向量机在解决小样本、非线性以及高维模式识别中具有许多特有的优势,在研究中我们将对其充分加以利用。SVM 是典型的两类分类器,但是它在解决图像特定场景检测这种多分类问题上也具有一定的适用性。

2 算法实现

2.1 算法基本流程

图像特定场景的检测从本质上来讲可以看作是一个模式识别的过程,因而,可以用模式识别的思想来设计算法流程。首先用一定数量的样本进行场景分类器的设计,然后用所设计的分类器对待识别的样本进行检测与分析。算法流程如图 2

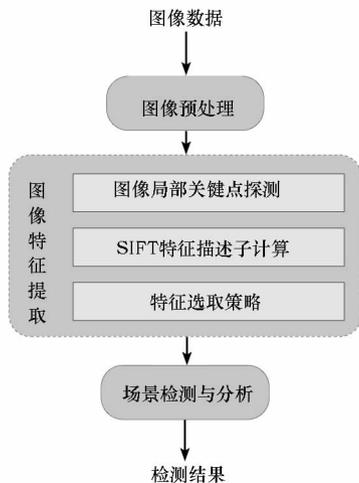


图 2 算法流程图

Fig. 2 Flowchart of the algorithm

所示。本算法包括三个步骤,即图像预处理、图像特征提取、场景检测与分析等过程。其中,图像预处理部分主要完成图像错误数据的检测、灰度化、统一图像大小等初始工作;特征提取部分主要完成图像局部关键点的检测以及局部不变特征的提取等工作;场景检测与分析部分主要完成分类器的构造与训练以及图像场景类别的判识等工作。下面将重点阐述后面两个部分的工作。

2.2 图像特征提取

2.2.1 图像局部关键点探测

在进行局部关键点探测时,目前比较有效的方法是基于图像的多尺度空间来进行探测,这种探测技术主要基于灰度图像进行分析。其基本思想是:首先对图像建立多尺度的描述,在尺度空间上对图像的所有像素点进行搜索,通过发现局部极值点来确定局部关键点。这种方法的优势在于对某种尺度下无法发现的特性能够在另一种尺度下被发现。

在对图像建立多尺度描述时,我们首先采用图像金字塔^[16]的方法,在此基础上将相邻尺度空间函数相减,得到高斯差分尺度空间 DoG。在该空间中,探测局部极值点作为局部关键点的候选集。所谓局部极值点是指像素点的 DoG 值与全部相邻像素点的 DoG 值相比为极大或者极小值。由于 DoG 值对噪声和边缘较敏感,因此,在上述 DoG 尺度空间中检测到的局部极值点还要经过进一步检验才能精确定位为局部关键点^[17]。

2.2.2 SIFT 特征描述子的计算

完成局部关键点探测之后,接下来需要为这些局部关键点构建对尺度缩放、旋转、亮度变化无关的特征描述。

SIFT 特征描述子的计算^[2]主要包括局部关键点主方向的确定以及计算两个关键步骤。其中,对每个局部关键点指定一个主方向,可以实现图像旋转的不变性。局部关键点主方向的确定通过对每个关键点邻域像素的梯度方向分布特性进行统计得到。在实际计算过程中,在以局部关键点为中心的邻域窗口内进行采样,并用梯度方向直方图统计邻域像素的梯度方向,直方图的峰值代表了该关键点处邻域的主方向。至此,构建图像的局部关键点描述子具备了三个信息:位置、尺度、方向。

2.2.3 特征选取策略

通过前述的特征提取,我们已经得到了以下特征,即关键点的位置、尺度、方向和 SIFT 描述信息。将所有特征都用来进行训练,势必降低算

法效率,所以需要选取对训练特征进行选取。考虑到尺度越大的特征点越能反映图像场景中的关键信息^[2],而坐标以及方向信息无法很好地反映特征点的重要度,因此本文关于场景的检测主要利用尺度信息,并制定了以下三种特征选取策略。

策略 1:选取图像所有特征点的 SIFT 特征向量进行训练,将所有向量相加求平均。

策略 2:选取图中尺度大于一定阈值的特征点的 SIFT 特征向量做平均。

策略 3:将所有特征点按照尺度大小进行排序,然后根据统计的结果,把排序在前 n 位的特征点选取出来,并对其 SIFT 特征向量做平均。

我们将在后续实验中测试这三种特征选取策略的优劣。

2.3 图像特定场景的检测与分析

在前述特征提取的基础上,接下来的工作就是对图像特定场景样本进行训练和测试。考虑到支撑向量机在解决小样本、非线性以及高维模式识别中具有许多特有的优势,在研究中将利用支撑向量机来解决特定场景检测问题。SVM 的基本思想就是寻找最优超平面,使接近分类平面的两类样本点到分类平面的距离和最大。传统的 SVM 只能解决二分类问题,而本文需要对八类场景进行分类,因此是一个多分类问题,即需要构建一个多分类器。例如,对于 n 类场景的检测,多分类器的构建可通过 $n(n-1)/2$ 个二分类器组合而成。在进行分类器训练时,选取合适的特征进行训练,以及选择合理的分类器核函数是我们重点考虑的问题。

支撑向量机中常用的核函数有线性核函数、多项式核函数以及径向基函数(RBF)。线性核函数等价于线性分类器;多项式核函数得到的是 q 阶多项式分类器;径向基函数(RBF)所得分类器每个基函数中心对应一个支持向量,它们及输出权值都是由算法自动确定的。在实验阶段,我们将对这三类核函数分别进行考察,以选择有利于图像场景检测的核函数。

3 实验结果

3.1 实验环境设置与评价标准

为验证本文提出的特征选取策略的有效性,针对本文研究的特殊应用背景,我们主要针对八类场景图像进行检测,选择了一批有代表性的图像作为实验图像库。这八类场景分别为海滩、公路、会晤、火箭发射、室内、集会、山脉、高层建筑。

其中,部分场景类别素材来自 FeiFei 提供的 13 类场景库^[10](如室内类),部分场景类别则是根据应用需要额外增加的(如会晤、集会、火箭发射等类别),其图像大多源自各大新闻网站。每个类别选取 400 幅图像,图像的数据格式都为 JPG 格式。设计如下实验:在相同的实验环境下,对相同的图像数据提取特征,然后利用这些特征数据在不同核函数的分类器中进行检测与分析,利用检测的精确度来验证算法的性能。

训练数据:在每个类别中挑选 200 幅图像,一共 1600 幅图像作为训练数据;

测试数据:在每个类别中挑选剩下的 200 幅图像,一共 1600 幅图像作为测试数据;

本文实验中采用分类预测准确率作为评价标准,如下列公式所示:

$$Accuracy = \text{posnum} / \text{num}$$

式中,Accuracy 表示分类精度, posnum 表示分类正确的样本数目, num 表示样本总数。

3.2 实验结果及分析

3.2.1 选择最优核函数

SVM 常用的核函数包括线性核函数、多项式核函数和径向基核函数(RBF)。本文首先对三个核函数的性能进行对比和选择,表 1 给出了在给定参数情况下不同类型核函数对图像特定场景进行检测的性能比较。

表 1 核函数选不同类型时的性能比较

Tab.1 Comparison of selecting different kernel functions

	线性核函数	多项式核函数	RBF 核函数
训练数据(%)	69.3	99.8	91.3
测试数据(%)	58.8	62.4	66.0

实验表明,线性核函数的性能最差,多项式核函数虽然对训练数据的拟合能力比较强,但对测试数据泛化能力不足,而 RBF 核函数对训练数据的拟合能力和对测试数据的泛化能力在整体性能上最优。因此,本文后续实验采用 RBF 核函数。

3.2.2 选择最优特征选取策略

(1)策略 1 实验结果

策略 1 为选择图像所有特征点进行训练,得到的训练和测试数据平均场景检测准确率如表 2 所示。

表 2 策略 1 得到的平均场景检测准确率

Tab.2 Average detection precision of strategy one

训练数据平均准确率	测试数据平均准确率
91.3%	66.0%

(2)策略 2 实验结果

策略 2 选取尺度大于一定阈值的特征点进行训练和测试。为方便对每一类的图像检测准确率作详细的比较,我们根据测试结果得到了每类图像取不同尺度 n 值时的场景检测预测准确率,如表 3 所示。从表中可以看到,策略 2 的场景检测平均准确率在 50% 左右。当尺度 $n = 1$ 的时候,各类场景检测的准确率普遍较高。并且在所有取值当中,“集会”类图像的准确率一般都高于其他类的图像。这是因为集会类图像的特征点多而且密集,不容易和其他类的图像混淆。

(3)策略 3 实验结果

策略 3 选取排序在前 n 位的特征点做平均。为方便对每类场景的图像检测准确率作详细的比较,我们根据测试结果做出图像场景检测预测准确率直方图,如表 4 所示。从表中可以看出,策略 3 对各类场景的检测准确率平均接近 70%,且对山脉、集会、会晤类场景具有较高的检测准确率。

表 3 策略 2 场景检测预测准确率

Tab.3 Average prediction precision of strategy two

n	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
海滩	67.0	59.1	50.1	48.0	48.0	49.0	47.0	43.1	42.2	36.0
公路	63.1	51.0	46.0	45.2	43.0	41.0	34.2	47.0	37.3	39.2
会晤	63.3	40.2	25.2	25.2	26.2	26.2	35.0	35.4	43.0	35.0
火箭	64.0	62.0	62.0	66.1	60.0	56.0	55.3	57.0	54.4	42.1
室内	66.0	57.0	57.3	53.0	47.0	44.2	42.0	40.2	40.0	37.0
集会	77.2	78.4	78.0	84.0	85.1	81.3	78.4	82.0	76.3	75.3
山脉	78.0	54.0	49.1	44.2	40.0	38.0	35.0	29.1	25.0	30.0
建筑	69.3	52.2	46.1	38.0	39.0	30.1	24.3	27.2	32.1	24.2
平均	68.5	56.7	51.7	50.5	48.5	45.7	43.9	45.1	43.8	39.9

表 4 策略 3 场景检测预测准确率

Tab.4 Average prediction precision of strategy three

n	100	200	300	400	500	600	700	800	900	1000
海滩	57.6	56.0	65.6	63.4	62.2	64.3	63.2	64.3	64.4	64.5
公路	55.5	57.0	56.7	58.5	57.4	56.5	56.4	57.2	59.5	58.6
会晤	76.8	78.3	77.5	74.3	75.3	70.6	69.5	68.6	61.6	62.6
火箭	62.7	51.5	65.3	64.5	65.3	65.2	63.1	64.4	60.5	62.2
室内	57.5	59.2	63.8	67.2	65.6	65.3	64.2	62.3	63.2	61.4
集会	82.7	81.0	75.7	71.6	75.7	75.6	74.7	74.3	76.5	78.8
山脉	43.6	70.0	78.6	80.4	80.5	78.8	78.4	78.6	79.3	82.6
建筑	43.5	61.0	61.5	69.2	71.2	69.4	68.8	68.2	69.2	68.6
平均	60.0	64.3	68.1	68.6	69.2	68.2	67.3	67.2	66.8	67.4

另一方面,通过上述实验,我们发现测试数据出现误判的原因主要在于:1)单一标注是导致场景检测失误的一个重要因素。在不同的场景里,很多图像的内容有时是交叉的,比如海滩和山脉有时候就会同时出现在一幅图像内,但人们往往

根据自身经验将图像强行规定到某一类中。2) 图像之间具备极为相像的特征点。例如西方教堂直耸云天的教钟与火箭发射的场面就具备比较相似的特征点分布。

通过上述实验,我们发现,从预测准确率来看,策略 3 对各类场景图像的预测准确率相对平均,而策略 2 不同场景图像之间预测准确率差别较大。策略 1 的预测准确率居中,但由于选取所有特征点进行训练,所以算法执行速度较慢。且不论是采用哪种策略,对于“集会”这类场景始终都具有较好的预测能力。因此,从准确性和算法效率角度出发,我们最终选择策略 3 作为图像场景检测策略。

3.2.3 算法性能分析与比较

根据实际应用需要,本文需对会晤、集会等八类特定场景图像进行快速准确的检测。为验证本文算法的有效性,我们主要通过平均检测准确率这一指标来对算法的性能进行对比。表 5 显示了采用本文方法策略 3 与其他文献方法在图像场景平均检测准确率上的比较。

表 5 平均检测准确率对比

Tab. 5 Comparison of the average detection precision

方法	平均检测准确率 (%)
文献[10]	65.2
文献[18]	66.5
文献[19]	72.7
本文方法	66.7

从表 5 可以看出,本文方法在场景检测平均准确率这个指标上与其他文献相比,性能基本接近。由于目前关于场景检测算法,大多数文献关注的还是平均检测率指标,而很少涉及算法的执行速度问题。因此,我们的研究目标就是在确保一定程度平均准确率的前提下,尽可能地提高算法的检测速度,从而最终满足用户实际需求。现有的场景检测方法大多都是基于视觉词汇模型、潜在语义分析模型或特征融合模型,这些方法往往能够达到较高的检测准确率,但是由于计算复杂度高,因此在执行速度方面通常难以满足用户的实际需要。由于本文所提方法计算复杂度低,因此可以达到用户所要求的每幅图像场景检测速度低于 1s 的指标。

为了保证算法的检测准确率,在特征提取方面,本文方法选取了近年来在计算机视觉领域普遍采用的具有良好尺度、旋转、光照不变性的 SIFT 局部不变特征。同时,为了加快检测速度,

提出了三种直观简便的特征选取策略来获取图像的特征,通过选择合适的核函数进行特征的训练,最终获得了较为准确快速的特征选取策略。实验证明,本文所提方法能够满足图像特定场景检测应用的实际需要。

4 结束语

本文研究根据实际应用的需要,研究了会晤、集会、海滩等八类特定场景图像的检测问题。考虑到这几类特定场景均具有较为明显的局部特征,因此,在研究中首先对图像进行局部关键点的检测以及 SIFT 特征描述子的计算,从而提取图像的局部特征。另一方面,考虑到支撑向量机在解决小样本、非线性以及高维模式识别中具有许多特有的优势,在研究中我们基于支撑向量机来构建多分类器,进行特征训练,最终获得了较为满意的检测结果。围绕算法涉及的两个关键步骤,即特征提取以及分类器的构建,分别设计了相应的实验,重点围绕分类器核函数的确定、特征选取策略等问题展开。实验结果表明,采用径向基核函数构建多分类器以及特征点按尺度大小取前 n 位的选取策略可以获得较为准确和鲁棒的特定场景检测结果。进一步的研究将围绕如何解决场景的多标注问题以及场景检测的准确率与计算复杂度之间的平衡等问题而展开。

参考文献 (References)

- [1] Wang J Z, Jia L, Wiederhold G. Simplicity: semantics-sensitive integrated matching for picture libraries[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 23(9):947 - 963, 2001.
- [2] Lowe D G. Distinctive image features from scale invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 90 - 110.
- [3] Qin J, Yung N H C. Feature fusion within local region using localized maximum-margin learning for scene categories [J]. Pattern Recognition, 45:1671 - 1683, 2012.
- [4] Vasconcelos, N, Lippman A. A Bayesian framework for semantic content characterization [C]//Proceedings of International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 23 - 25 Jun 1998, Santa Barbara, CA, USA, 566 - 571.
- [5] Wan H, Chowdhury M U. Image Semantic classification by using SVM[J]. Journal of Software, 2003, 14(11): 1891 - 1899.
- [6] Wang J Z, Chen Y. Image categorization by learning and reasoning with Regions [J]. Journal of Machine Learning Research, 2004: 913 - 939.
- [7] Li J, Wang J Z. Automatic linguistic indexing of pictures by a statistical modeling approach [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(9): 1075 - 1088.

- [8] Murphy K, Torralba A, Freeman W. Using the forest to see the trees: A graphical model relating features, objects, and scenes [C]//Proceedings of Advances in Neural Information Processing Systems, Cambridge, 2004, MA: MIT Press.
- [9] Fergus F, Fei-Fei F, Perona P, et al. Learning objects categories from google's image search [C]//Proceedings of 10th IEEE International Conference on Computer Vision, 2005, 2:1816 - 1823.
- [10] Fei-Fei F, Perona P. A Bayesian hierarchical model for learning natural scene categories [C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005, 2:524 - 531.
- [11] Bosch A, Zisserman A, Munoz X. Scene classification via plda [C]//Proceedings of European Conference on Computer Vision, 2006, Graz, Austria, vol. 4:517 - 530.
- [12] Qin J, Yung N H C. Scene categorization by introducing contextual information to the visual words [C]//International Symposium on Visual Computing, 2009:297 - 306.
- [13] Zeng P, Wu L D, Wen J. Modeling scenes with two complementary image representations [J]. Journal of Computational Information Systems, 2008, 5 (4): 1681 - 1688.
- [14] 王孟月, 宋彦, 戴礼荣. 一种用于图像分类的多视觉短语学习方法 [J], 小型微型计算机系统, 2012, 33 (2): 298 - 302.
- WANG Mengyue, SONG Yan, DAI Lirong. Multiple visual phrase learning method for image classification [J]. Journal of Chinese Computer Systems. 2012, 33 (2): 298 - 302. (in Chinese)
- [15] Lowe D G. Object recognition from local scale-invariant features [C]//Proceedings of International Conference on Computer Vision, Corfu, Greece, 1999.
- [16] Burt P J, Adelson E H. The laplacian pyramid as a compact image code [J]. IEEE Transactions on Communication, 1983, 31(4): 532 - 540.
- [17] Wen J, Wu L D, Zen P, et al. Near duplicate keyframes identifying and correlation analyzing of news video stories [J]. Journal of software, 2010, 21(11): 2971 - 2984.
- [18] Quelhas P, Monay F, Odobez J M, et al. A thousand words in a scene [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29 (9): 1575 - 1589.
- [19] Rasiwasia N, Vasconcelos N. Scene classification with low-dimensional semantic spaces and weak supervision [C]//Proceedings of International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 2008, Anchorage, Alaska, USA: 1 - 8.

(上接第 77 页)

- [9] 蔡菁, 徐火生, 王新余. 基于草图的战场态势标绘系统 [J]. 舰船电子工程, 2008, 28(11): 134 - 137.
CAI Jing, XU Huosheng, WANG Xinyu. Plotting of battleground state system based on sketching [J]. Ship Electronic Engineering, 2008, 28 (11): 134 - 137. (in Chinese)
- [10] Tumen R S, Acer M E, Sezgin T M. Feature extraction and classifier combination for image-based sketch recognition [C]//Proceedings of the Seventh Sketch-Based Interfaces and Modeling Symposium, Eurographics Association: Aire-la-Ville, Switzerland, 2010:63 - 70.
- [11] 李昌华, 王东. 快速图符匹配方法及其在军标识别中的应用 [J]. 光子学报, 2010, 39(5): 941 - 944.
LI Changhua, WANG Dong. A method for fast shape matching and its application to military mark recognition [J]. Acta Photonica Sinica, 2010, 39 (5): 941 - 944. (in Chinese)
- [12] Hammond T A. Ladder: A perceptually-based language to simplify sketch recognition user interface development [D]. Cambridge, MA: Massachusetts Institute of Technology, 2007.
- [13] Hammond T, Davis R. Tahuti: A geometrical sketch recognition system for uml class diagrams [C]//ACM SIGGRAPH 2006 Courses. Boston, Massachusetts; ACM. 2006.
- [14] Kara L B, Stahovich T F. Hierarchical parsing and recognition of hand-sketched diagrams [C]. ACM SIGGRAPH 2007 courses. San Diego, California; ACM. 2007.
- [15] 孙即祥. 现代模式识别(第2版) [M]. 北京: 高等教育出版社, 2008.
SUN Jixiang. Modern pattern recognition [M]. Beijing: Higher Education Press, 2008. (in Chinese)
- [16] Paulson B. Rethinking pen input interaction: Enabling freehand sketching through improved primitive recognition [D]. College Station; Texas A&M University, 2010.
- [17] Blagojevic R, Plimmer B, Grundy J, et al. Using data mining for digital ink recognition: Dividing text and shapes in sketched diagrams [J]. Computers & Graphics, 2011, 35 (5): 976 - 991.
- [18] Friedman J, Hastie T, Tibshirani R. Additive logistic regression: A statistics view of boosting [J]. Annals of Statistical, 2000, 28(2): 337 - 407.
- [19] Hall M, Frank E, Holmes G, et al. The weka data mining software: An update [J]. SIGKDD Explorations, 2009, 11 (1): 10 - 18.