

# 基于兴趣域检测的空间金字塔匹配图像分类

周华兵, 朱国家, 张彦铎, 任世强

ZHOU Huabing, ZHU Guojia, ZHANG Yanduo, REN Shiqiang

武汉工程大学 湖北省智能机器人重点实验室, 武汉 430205

Hubei Provincial Key Laboratory of Intelligent Robot, Wuhan Institute of Technology, Wuhan 430205, China

**ZHOU Huabing, ZHU Guojia, ZHANG Yanduo, et al. Image classification based on region of interest dection and spatial pyramid matching. Computer Engineering and Applications, 2018, 54(3): 206-211.**

**Abstract:** In the process of image classification, the image region containing object which plays a decisive role is indefinite in both position and scale, and it can not get a high accuracy of image classification by using Spatial Pyramid Matching (SPM) directly. Therefore, a method for improving the performance of image classification based on Region of Interest (ROI) detection and Spatial Pyramid Matching (SPM) is proposed. This method first makes use of localization results of detector, and it verifies feasibility of using a state-of-the-art object detection algorithm to separate the goals of image and background for image classification. Then, a method which is called coarse object alignment matching is used to construct spatial histogram features for these two regions separately based on SPM. Finally, the scores provided by real detector and Support Vector Machine(SVM) are combined to rescore for the final result. Experimental results demonstrate that the mean average precision of proposed method has been promoted over 12 percent than the standard SPM. Compared to three state-of-the-art methods, the proposed method gets the highest mean average precision, and gets the highest average precision at more than half image categories.

**Key words:** image classification; spatial pyramid matching; region of interest; spatial histogram features; mean average precision

**摘 要:** 在图像分类过程中, 一个图像区域内起着决定性作用的对象位置和大小都不确定, 直接使用空间金字塔匹配算法的分类准确率并不高。为此, 提出了一种基于兴趣域检测的空间金字塔匹配方法可以有效改善分类准确率。首先利用检测器得到的定位结果, 证实了在图像分类里使用一种主流的目标检测算法去将图像的目标和背景分离, 分别得到前景和背景的可行性, 然后使用粗目标对齐方式匹配, 为这两个区域分别构建基于空间金字塔匹配算法的空间特征直方图, 最后结合检测器提供的兴趣域检测评分与支持向量机提供的评分为分类结果重评分。实验结果表明, 所提方法比使用标准的空间金字塔匹配算法得到的平均准确度均值提升超过12%, 同时在与三种主流算法的对比中, 所提方法平均准确度均值最高, 并且在超过一半的图像类别中获得了最高的平均准确度。

**关键词:** 图像分类; 空间金字塔匹配; 兴趣域; 特征直方图; 平均准确度均值

**文献标志码:**A **中图分类号:**TP391 **doi:**10.3778/j.issn.1002-8331.1706-0267

## 1 引言

近年来, 对目标检测和图像分类的问题研究一直在不断发展完善, 许多有用的模型被先后提出<sup>[1]</sup>。

其中, 可变形的部件模型(Deformable Partbased Model, DPM)<sup>[2]</sup>, 是在 HOG (Histogram of Oriented

Gradient)<sup>[3]</sup>特征基础上改进而来, 使用多模型(一般包含一个根模型和多个部件模型)代替HOG特征的单模型, 在计算梯度方向时, 结合使用有符号梯度与无符号梯度的策略, 能大大降低特征向量的维度; 取消了HOG特征中的块, 只保留了单元, 将该单元与其对角线邻域

**基金项目:**国家自然科学基金(No.41501505)。

**作者简介:**周华兵(1983—), 男, 博士, 副教授, 研究领域为图像处理, 大数据与云计算; 朱国家(1991—), 男, 硕士研究生, 研究领域为数据挖掘, E-mail: zhuguojiastudy@qq.com; 张彦铎(1971—), 男, 博士, 教授, 研究领域为计算机视觉; 任世强(1991—), 男, 硕士研究生, 研究领域为图像处理。

**收稿日期:**2017-06-21 **修回日期:**2017-09-06 **文章编号:**1002-8331(2018)03-0206-06

上的4个单元一起做归一化操作,获得的效果非常类似于HOG特征,并且目标检测的精确度很高。词袋模型(Bag of Words, BoW)<sup>[4]</sup>将一个图像块的特征向量看作是图像中的视觉词汇,然后根据若干图像块的视觉词汇构成的视觉词袋来构建全局特征直方图。BoW模型在一定程度上可以表示一幅图像,但是它仅仅关注图像包含的特征,而忽略了有关特征空间布局的信息,无法对图像进行精确的识别,这严重限制了其表达能力。为克服此问题,Lazebnik等人引入了一个名为空间金字塔匹配(Spatial Pyramid Matching, SPM)<sup>[5]</sup>的局部无序匹配模型,该模型将图像划分为类似金字塔的各水平线上不断细分的分辨率越来越高的网格序列,计算出每一个网格序列的局部特征直方图,然后导出并组合为一个很大的特征向量来表示图像。

随着图像分类技术的发展,人们对这些模型的优化方法越来越丰富,并且目标检测与分类精度在进一步提高中。文献[6]在DPM的基础上建立多人模板,通过结合使用检测单人和多人情况下的特征图,很好地解决了行人相互靠近且有重叠场景下的目标检测问题。文献[7]针对DPM采用单一特征来进行特征描述不够准确的问题,提出结合使用纹理特征与颜色特征的多特征融合的方法,进一步提高了目标检测的正确率。文献[8]使用稀疏编码的方法来生成视觉词典,用单一的稀疏向量去对图像进行特征表达,取得了一定的效果,但此时向量的维数会很大,不便于计算。此外,可以使用多层次向量加权再连接起来的方法进行特征表达,但这些权值都是根据经验获得,无法保证对图像有最好的区分能力。文献[9]将稀疏编码与多核学习结合起来,在图像进行金字塔划分的各个层次上分别进行稀疏编码,并为每个层次对应的核矩阵计算加权系数并对其线性组合,充分利用图像信息,得到区分能力最好的核矩阵。

以上方法虽然能在一定程度上改善目标检测和图像分类性能,但是并未考虑将目标检测算法与图像分类算法结合来进行图像分类。基于此,本文提出一种基于兴趣域检测的空间金字塔匹配方法,该方法使用检测器去构建一个系统,把图像分割成如图1所示的兴趣域(Region of Interest, ROI)<sup>[10]</sup>与背景区域,同时检测器会提供ROI评分;然后分别对ROI与背景区域使用标准的SPM算法构建特征直方图,并进行SVM训练得到分类模型和SVM评分,此外,并不是直接使用SVM的分类情况来作为最终结果,而是结合ROI评分与SVM评分来为分类结果重新评分,并以此作为最终的分类结果。

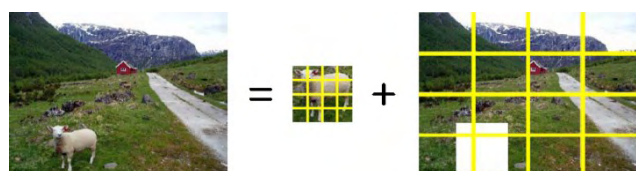


图1 图像分割为ROI与背景区域示例

## 2 相关算法

### 2.1 金字塔匹配核

金字塔匹配的基本思想是把无序的特征集映射到高分辨率的空间进行匹配。当分辨率一定时,落入同一个网格中的两个点就称之为匹配。

假设存在两个特征集合  $X, Y$ , 其中每个特征的维度是  $d$ , 将特征空间划分为不同的尺度  $0, 1, 2, \dots, L$ , 以尺度  $l$  来划分特征空间每一个维度, 则  $d$  维的特征空间可以划分出  $D=2^{dl}$  个网格。  $H_X^l$  和  $H_Y^l$  分别表示  $X, Y$  在划分尺度为  $l$  时的直方图特征,  $H_X^l(i)$  和  $H_Y^l(i)$  分别表示特征集  $X, Y$  中落到第  $i$  个网格中点的个数。那么尺度为  $l$  时匹配点的总数计算公式为:

$$I(H_X^l, H_Y^l) = \sum_{i=1}^D \min\{H_X^l(i), H_Y^l(i)\} \quad (1)$$

不同尺度下划分时,应该赋予不同的权重。定义权重为  $\frac{1}{2^{L-l}}$ , 特征集  $X, Y$  的金字塔匹配核为:

$$\kappa^L(X, Y) = I^L + \sum_{l=0}^{L-1} \frac{1}{2^{L-l}} (I^l - I^{l+1}) = \frac{1}{2^L} I^0 + \sum_{l=1}^L \frac{1}{2^{L-l+1}} I^l \quad (2)$$

### 2.2 支持向量机

支持向量机是目前图像分类领域的主流分类方法,其基本原理是:线性可分的情况下,直接寻找其最优的分类超平面,并使得分类的间隙最大;而在线性不可分的情况下,通过使用核函数将输入空间变换到高维空间,然后寻找最优的分类超平面,达到精确分类的目的。

在线性可分的情况下,  $(x_i, y_i)$ ,  $i=1, 2, \dots, n$  是线性样本集里面的点,分类函数是  $f(x) = wx + b$ , 支持向量机等价的数学形式是:

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \zeta_i \quad \text{s.t. } y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1 - \zeta_i, i=1, 2, \dots, n, \zeta_i \geq 0 \quad (3)$$

引入拉格朗日算子  $\alpha_i$ , 分类阈值为  $b^*$ , 可得最优分类函数是:

$$f(x) = \text{sgn}\{(w \cdot x) + b\} = \text{sgn}\left\{\sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i (x_i \cdot x) + b^*\right\} \quad (4)$$

在线性不可分的情况下将点积替换为内积  $K(x_i, x')$ , 最优分类函数是:

$$f(x) = \text{sgn}\{(w \cdot x) + b\} = \text{sgn}\left\{\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i K(x_i, x') + b^*\right\} \quad (5)$$

本文中支持向量机采用的核函数是  $\chi^2$  核(卡方核),其数学形式为:

$$K(x, y) = 1 - \sum_{k=1}^n \frac{2(x_k - y_k)^2}{(x_k + y_k)} \quad (6)$$

### 3 详细设计

#### 3.1 算法流程图

所提算法的流程图如图2所示。

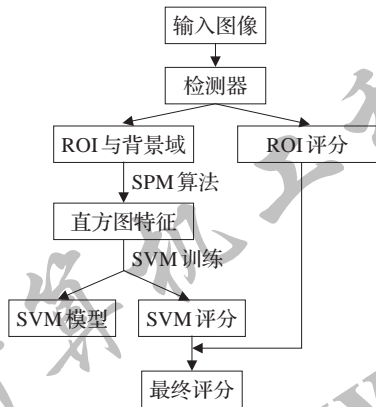


图2 算法流程图

#### 3.2 提取ROI

ROI的提取是指将给定图像中描述的主要对象从图像中分离出来的过程,本文提取ROI的检测器是基于DPM模型。输入一幅原始图片时,先提取DPM特征得到模型,然后采用滑动窗口的检测方式,对原始图片构建尺度金字塔并进行多尺度搜索。子窗口区域特征与待匹配模型的相似程度用响应评分来描述,相似度越高,所得响应评分越高。在尺度为 $l_0$ 的层,以 $(x_0, y_0)$ 为锚点(子窗口区域最左上角的点)的响应评分公式如下:

$$\text{score}(x_0, y_0, l_0) = R_{0, l_0}(x_0, y_0) + \sum_{i=1}^n D_{i, l_0 - \lambda}(2(x_0, y_0) + v_i) + b \quad (7)$$

其中 $R_{0, l_0}(x_0, y_0)$ 表示根模型的响应评分,由根模型与锚点所在的子区域的特征进行卷积操作所得; $D_{i, l_0 - \lambda}(2(x_0, y_0) + v_i)$ 表示第 $i$ 个部件模型的响应评分,同样由卷积操作所得; $b$ 是为了使各个部件模型对齐而设置的偏移量。部件模型的响应评分详细公式如下:

$$D_{i, l}(x, y) = \max_{dx, dy} (R_{i, l}(x + dx, y + dy) - d_i \cdot \phi_d(dx, dy)) \quad (8)$$

$(x, y)$ 为部件模型 $i$ 在尺度层 $l$ 的理想位置, $(dx, dy)$ 表示相对 $(x, y)$ 的偏移量, $R_{i, l}(x + dx, y + dy)$ 表示部件模型在 $(x + dx, y + dy)$ 处的响应评分, $d_i \cdot \phi_d(dx, dy)$ 表示偏移 $(dx, dy)$ 损失的评分。

由于大多数先进的检测器都提供非极大值抑制后的边界框,实验中选择评分最高的边界框作为ROI,该评分被用作为ROI评分;图3展示的是所采用的检测器提供的评分最高的边界框示例,图4展示的是图3对应的评分映射及评分尺度,越亮的区域响应评分越高。

另外还可以将检测到的ROI边界框进行变换,比如把边界框放大1.1倍,同时保持边界框的中心不变,在一定程度上会提高分类性能。文献[11]的结果说明了这一操作的有效性。



图3 评分最高的边界框示例

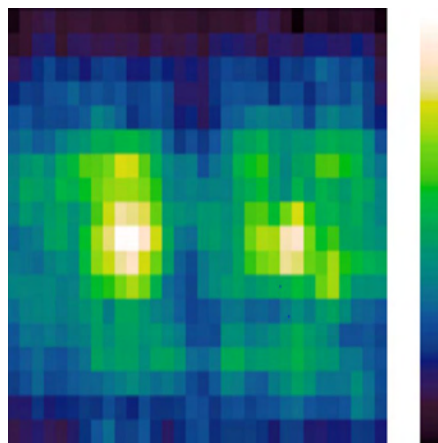


图4 边界框对应的评分映射及尺度

#### 3.3 空间金字塔池化

在实际的图像分类过程中,常常会有不同大小的图像存在。如果使用图像尺度归一化的方式来处理不同大小图像,会导致图像信息的丢失,对分类结果的影响较大。使用空间金字塔池化可以有效解决这些问题。

空间金字塔池化是指使用多个不同大小的分割方式来进行池化操作,从而保证输出固定的特征向量,以此来实现任意大小的图像的输入。传统的池化操作有最大池化和平均池化,这两种池化方法有其相应的缺点。最大池化选取池化区域内的最大值作为池化输出,这样会忽略掉许多图像信息,导致结果过拟合。而平均池化选取池化区域内的平均值作为池化输出,如果区域内的值分布不均匀,会使得结果的误差增大。当相邻的池化区域之间有重叠时,称这种池化操作为重叠池化。也就是说,池化单元网格是以 $m$ 个像素为步长移动,对大小为 $n \times n$ 的区域进行池化操作,当 $m = n$ 时,是传统的池化操作;当 $m < n$ 时,是重叠池化操作。本文的空间金字塔池化策略就是重叠池化。

SPM算法将图像分割为愈加精细的空间网格并计算每个子网格的视觉词典的直方图。一般来说,金字塔的等级是 $l = 0, 1, 2$ 此时图像被分割为 $2^l \times 2^l$ 网格。本文将图像分割为ROI和背景区域,将这两个区域的视觉



词典分别池化。在ROI中,使用级别为0和1的标准空间金字塔;由于背景为不同类别提供上下文信息,这里使用1×1和3×1的方式分割图像,SPM将图像各个分层的子网格的直方图特征链接起来构成一个大的特征向量来作为分类的依据。

3.4 训练支持向量机

线性支持向量机训练速度非常快,在处理图像分类问题时通过选取不同的核函数来应对不同的分类需要,有许多优势。人们一贯认为 $\chi^2$ 核在应用中具有非常好的性能,并在实际中得到了广泛的应用。在实验中获得样本之后,使用具有非线性 $\chi^2$ 核的线性支持向量机进行训练,得到相应模型和算法提供的分类评分。为了取得平衡,通过齐次核映射计算一个 $\chi^2$ 核的线性逼近,估计显性特征映射来逼近齐次加性核。

3.5 分类器重评分

虽然SVM训练之后可以得到分类模型,并且可以用该模型进行图像分类的相关工作,但是为了获得更好的分类性能,在实验中结合使用ROI评分和SVM评分去为分类结果重新评分,以此作为最终的分类结果,并用公式(9)所示的Platt<sup>[12]</sup>方法对评分进行曲线拟合。

$$p_i = \frac{1}{1 + e^{(A \cdot s_i + B)}} \tag{9}$$

其中 $s_i$ 是图像 $i$ 的评分, $p_i$ 是概率。常数 $A$ 和 $B$ 是可以利用最大似然估计法估得的参数。一幅属于某个目标类别的图像的最终得分由ROI评分和SVM评分转化为概率后的乘积所得。

4 实验结果及分析

本次实验选择的数据集是Pascal VOC 2007。该数据集共有9 963幅图像,包含了20个不同目标类别,且有些图像包含于多个类别中。具体类别分别是飞机、自行车、鸟、船、瓶子、巴士、汽车、猫、椅子、奶牛、餐桌、狗、马、摩托车、人、植物、绵羊、沙发、火车、电视等。图5展示了一些来自此数据集的图像示例。在实验中,随机挑选该数据集中每个类别图像的50%作为训练集,剩下的50%作为测试集,里面分别包含5 011和4 952幅图像。通过6次实验,为这20个类别分别计算其平均准确度(Average Precision, AP)和平均准确度均值(mean Average Precision, mAP),并以此来作为评价分类结果的标准。

4.1 基准图像分类器

基准由采用标准SPM算法的VLFeat<sup>[13]</sup>工具箱提供。它提取稠密SIFT特征,通过矢量量化生成视觉词典。所有实验是在4个大小分别为8×8、12×12、16×16、20×20的块且步长为5个像素的网格中提取128维的SIFT描述符;然后通过 $k$ -均值聚类方法生成视觉词袋,这里的 $k$ 值就是词袋的大小。对100 000个样本进行聚



图5 Pascal VOC 2007图像集上的一些例子

类并获得1 000个视觉词袋。然后进行线性SVM训练,其核是一个 $\chi^2$ 核的线性逼近,得到分类模型及SVM评分,惩罚因子 $C$ 是通过交叉验证从1~10中选出。通过多次实验取平均值,来作为实验最终结果。

4.2 实验结果

为验证所提方法的有效性,设计了两组对比实验进行说明:与基准分类器对比、与其他算法对比。并对实验结果进行分析。

4.2.1 与基准分类器对比

从以下六个方面进行对比实验:

- (1)基准,对输入图像直接使用标准的SPM算法进行分类。
- (2)ROI评分,使用检测器对图像提取ROI并获得相应ROI评分,然后仅用ROI评分来进行分类。
- (3)ROI信息,根据ROI所包括的目标主体来将图像分类。
- (4)基准+ROI评分,使用检测器提供的ROI评分为基准分类结果重评分。
- (5)基准+ROI评分+SVM评分,在(4)的基础上结合SVM评分为基准分类结果重评分,即是本文所提方法。
- (6)Ground Truth,使用数据集中经人工标记好了的区域作为ROI,这可以视为检测器检测的ROI准确率为100%的理想情况。

实验结果如表1所示,表中记录了在不同方面进行实验时,对数据集中各个类别分类的平均准确度及平均准确度均值。为了描述方便,将基准所在的列描述为第一列。前两列分别给出了使用基准分类器和ROI评分的分类性能,得到的平均准确度均值都较差。在某些类别里面,只有其中一个表现出色,并且结果差距可能很大。例如,在自行车和瓶子这两类中,使用ROI评分的准确度比使用基准分类器高出约20%;而在对船、鸟和飞机等的分类中,使用基准分类器比使用ROI评分有显

表1 与基准分类器对比结果

类别	基准	ROI评分	ROI信息	基准+ROI评分	% 基准+ROI评分+SVM 评分(本文方法)	
					Ground truth	
飞机	69.6	55.5	70.0	71.4	70.1	79.8
自行车	52.9	73.5	66.7	74.8	77.7	72.0
鸟	40.2	20.4	36.8	43.3	39.8	59.8
船	63.6	28.2	66.2	66.4	68.9	75.2
瓶子	23.3	42.9	37.9	47.1	50.7	60.8
公交车	57.0	66.4	62.6	72.0	73.0	71.8
汽车	72.3	83.0	80.9	84.2	85.4	85.6
猫	52.2	41.3	53.9	58.0	58.5	68.5
椅子	52.2	46.8	55.1	58.8	59.6	62.8
奶牛	38.0	41.3	44.8	48.8	53.6	61.9
餐桌	48.3	38.8	51.3	60.4	59.3	61.9
狗	38.2	28.2	38.5	41.1	48.3	58.1
马	73.8	73.7	74.6	78.8	79.4	78.2
摩托车	58.9	66.0	67.7	69.6	72.6	74.7
人	79.9	86.4	83.8	87.1	88.3	89.5
植物	23.4	31.8	29.7	38.2	46.2	47.3
绵羊	41.4	38.3	47.6	51.7	59.0	64.9
沙发	51.0	45.8	53.7	60.2	62.1	67.3
火车	71.2	65.4	72.5	75.7	75.5	77.4
电视	46.7	60.0	58.4	63.4	67.0	66.5
平均准确度均值	52.7	51.7	57.6	62.6	64.8	69.2

著的优势。这保证了基准分类器和ROI评分的结合可以得到更优越的性能。

与基准分类器对比,从第三列可以看出,单独使用ROI信息会对分类准确率有相当大的提升,这是因为ROI信息中已经包括了图像目标主体的信息,对于图像所属的类别有了大致的方向,所以在据此分类时,分类性能会有所提升。而第四列可以看出,使用ROI评分为基准分类器重评分的方式能够提升所有图像类别的分类性能,并且平均准确度均值提高了10%。第五列所示结果即为本文所提方法,在第四列实验的基础上结合使用SVM评分为分类结果重评分。可以看到在这20个图像类别中有17个类别的平均准确度得到进一步提升,并且所得平均准确度均值的提高将超过12%,这充分说明结合使用目标检测与空间金字塔分类方法可以在图像分类过程中利用更多的图像特征信息,从而得到更准确的分类结果。如第六列所示,使用数据集中已经进行过准确的人工标记的ROI进行实验对比,这种理想情况会得到比前几种方法更好的分类性能。

4.2.2 与其他算法对比

选取的对比算法都是在Pascal VOC 2007数据集上取得不错效果的三种图像分类算法,并且都是以平均准确度和平均准确度均值作为评判分类结果优劣的标准。这几种算法的作者和所用方法分别是:

(1)Harzallah<sup>[14]</sup>,使用滑动窗口目标定位。

(2)Wang<sup>[15]</sup>,使用LLC(Locality-constrained Linear Coding)编码。

(3)Sande<sup>[16]</sup>,使用基于颜色描述的特征提取方法。

对比结果如表2所示。可以看出本文方法获得的平均准确度均值最高,相比第二名有1.3%的提升,并且在超过一半的图像类别中获得了最高的平均准确度。此外,在自行车、瓶子和电视等类别中获得了一个显著高于第二名的平均准确度,显示了本文方法的优越性。

表2 与三种算法对比结果

类别	% Harzallah Wang Sande 本文方法			
飞机	77.2	74.8	77.8	70.1
自行车	69.3	65.2	64.8	77.7
鸟	56.2	50.7	58.1	39.8
船	66.6	70.9	67.5	68.9
瓶子	45.5	28.7	28.6	50.7
巴士	68.1	68.8	65.3	73.0
汽车	83.4	78.5	76.4	85.4
猫	53.6	61.7	55.0	58.5
椅子	58.3	54.3	57.0	59.6
奶牛	51.1	48.6	45.4	53.6
餐桌	62.2	51.8	56.0	59.3
狗	45.2	44.1	49.0	48.3
马	78.4	76.6	78.6	79.4
摩托车	69.7	66.9	64.9	72.6
人	86.1	83.5	86.1	88.3
植物	52.4	30.8	40.7	46.2
绵羊	54.4	44.6	52.8	59.0
沙发	54.3	53.4	55.6	62.1
火车	75.8	78.2	80.4	75.5
电视	62.1	53.5	54.1	67.0
平均准确度均值	63.5	59.3	60.7	64.8

## 5 结束语

本文提出了一种基于兴趣域检测的空间金字塔匹配方法,使用检测器去提取兴趣域,把图像分割成ROI与背景区域,对这两个区域分别使用SPM算法构建空间直方图,结合ROI评分与SVM评分去重新评定分类结果。在Pascal VOC 2007图像集上的实验表明,本文提出的方法能够提高分类准确率,并具有一定的优越性。下一步将探索更多的方法来提取ROI,并结合分布式的平台来提高实验效率和分类准确率。

## 参考文献:

- [1] 丁祖萍,刘坤,王成.一种基于颜色和纹理的显著性目标检测算法[J].计算机工程与应用,2016,52(19):192-195.
- [2] Felzenszwalb P F, Girshick R B, McAllester D, et al. Object detection with discriminatively trained part based models[J].IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2010, 32(9):1627-1645.
- [3] 程广涛,陈雪,郭照庄.基于HOG特征的行人视觉检测方法[J].传感器与微系统,2011,30(7):68-70.
- [4] Deselaers T, Pimenidis L, Nry H. Bag-of-visual words model for adult image classification and filtering[C]//The 19th International Conference on Pattern Recognition. Washington DC, USA: IEEE Press, 2008: 1-4.
- [5] Lazebnik S, Schmid C, Ponce J. Beyond bags of features spatial pyramid matching for recognizing natural scene categories[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2006: 2169-2178.
- [6] 熊聪,王文武.基于DPM模型的行人检测技术的研究[J].电子设计工程,2014(23):172-173.
- [7] 陈芝垚.基于DPM的行人检测和行人特征提取算法研究[D].成都:电子科技大学,2016
- [8] Yang J, Yu K, Gong Y, et al. Linear spatial pyramid matching using sparse coding for image classification[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Miami, USA: IEEE Press, 2009: 1794-1801.
- [9] 元晓振,王庆.一种基于稀疏编码的多核学习图像分类方法[J].电子学报,2012,40(4):773-779.
- [10] Brett M, Anton J, Valabregue R, et al. Region of interest analysis using an SPM toolbox[J].Neuroimage, 2002, 16(2):201-217.
- [11] Uijlings J R, Smeulders A W M, Scha R J H. What is the spatial extent of an object? [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Miami, USA: IEEE Press, 2009: 770-777.
- [12] Platt J C. Probabilistic outputs for support vector machines and comparisons to regularized likelihood method[J]. Advances in Large Margin Classifiers, 2000, 10: 61-74.
- [13] Vedaldi A, Fulkerson B. VLFeat: An open and portable library of computer vision algorithm [C]//International Conference on Multimedia. Firenze, Italy: DBLP Press, 2010: 1469-1472.
- [14] Harzallah H, Jurie F, Schmid C. Combining efficient object localization and image classification [C]//IEEE International Conference on Computer Vision, 2010, 30(2): 237-244.
- [15] Wang J, Yang J, Yu K, et al. Locality-constrained linear coding for image classification [C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2010, 119(5): 3360-3367.
- [16] Koea Sande V D, Gevers T, Snoek C. Evaluating color descriptors for object and scene recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2010, 32(9): 1582-1596.
- [9] Li Xiangju, Zhao Hong, Zhu W. An exponent weighted algorithm for minimal cost feature selection [J]. International Journal of Machine Learning and Cybernetics, 2014: 1-10.
- [10] Weiss Y, Elovici Y, Rokach L. The CASH algorithm-cost-sensitive attribute selection using histograms [J]. Information Sciences, 2013, 222: 247-268.
- [11] Zhao Hong, Zhu W. Optimal cost-sensitive granularization based on rough sets for variable costs [J]. Knowledge-Based Systems, 2014, 65: 72-82.
- [12] Shu Wenhao, Shen Hong. Multi-criteria feature selection on cost-sensitive data with missing values [J]. Pattern Recognition, 2016, 51: 268-280.
- [13] Dai Jianhua, Han Huifeng, Hu Qinghua, et al. Discrete particle swarm optimization approach for cost sensitive attribute reduction [J]. Knowledge-Based Systems, 2016.
- [14] Fan Anjing, Zhao Hong, Zhu W. Test-cost-sensitive attribute reduction on heterogeneous data for adaptive neighborhood model [J]. Soft Computing, 2015: 1-12.
- [15] Krawczyk B, Woźniak M, Schaefer G. Cost-sensitive decision tree ensembles for effective imbalanced classification [J]. Applied Soft Computing, 2014, 14: 554-562.
- [16] Min Fan, He Huaping, Qian Yuhua, et al. Test-cost-sensitive attribute reduction [J]. Information Sciences, 2011, 181(22): 4928-4942.

(上接171页)