

# 基于梯度双面互补特性的级联快速目标检测

谢 昭, 吴东涛, 吴克伟, 李 洋  
(合肥工业大学计算机与信息学院, 安徽合肥 230009)

**摘 要:** 针对目标检测中精度和速度难以兼顾的问题, 借助视觉注意理论中的目标感知与识别机制, 分析目标描述中梯度幅值与梯度方向信息之间具有的互补性, 提出了基于两层级联梯度特征的快速目标检测模型, 可有效描述类无关和类相关检测器. 一方面, 采用梯度幅值特征, 从滑动窗口采样中获得候选目标提议, 大幅降低了验证窗口的数量, 确保检测速度, 另一方面, 利用级联方式学习训练多个子检测器, 可更好实现不同尺度变化下的目标检测精度. PASCAL 数据集上的实验结果, 解释了级联梯度特征对目标结构描述的有效性, 表明了该文方法在与现有先进方法的检测精度相当的前提下, 可极大提升检测速度.

**关键词:** 目标检测; 类无关和类相关; 梯度特征; 级联结构; 互补性

**中图分类号:** TP391      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2017)10-2362-06

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>      **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2017.10.008

## The Cascaded Rapid Object Detection with Double-Sided Complementary in Gradients

XIE Zhao, WU Dong-tao, WU Ke-wei, LI Yang

(School of Computer and Information, Hefei University of Technology, Hefei, Anhui 230009, China)

**Abstract:** To address the dilemma of trade-off between efficiency and accuracy for object detection, based on the mechanism of object perception and recognition in visual attention theory, the two sides derived from gradient feature as magnitude and direction have been revisited to manifest their complementary characteristics. The new rapid object detection model based on two-layer cascade with gradients is motivated, making two types of category-independent and category-dependent detectors efficiently described. On the one hand, gradient magnitude can be used to generate the efficient object proposal in clutter from sliding window samples which guarantees the significant decrease on the number of windows for candidate and speeds up detection. On the other hand, the cascade-architecture in form of multiple sub-detectors can well adapt to the varying scales of different objects resulting in boost of accuracy. Experimental performance in PASCAL presents the effectiveness of cascade structure for gradient features, and demonstrates that our model can dramatically speed up the detection with the advantages of comparable accuracy against the state-of-the-art.

**Key words:** object detection; category-independent and category-dependent; gradient feature; cascade structure; complementarity

### 1 引言

目标检测通过找到目标最具代表性的特征, 训练得到区分目标和背景的分类器, 从而在图像中确定目标位置. 目标检测在视频监控<sup>[1]</sup>、图像检索等多个领域有着广泛应用, 并为场景理解、行为识别等高层任务奠定基础. 现实任务对目标检测的精度和速度都有较高要求, 因此, 目标检测研究具有较大的挑战.

随着深度学习的广泛研究, 目标检测任务从传统模型<sup>[2,3]</sup>, 逐渐向基于卷积神经网络的模型研究<sup>[4,5]</sup>. 相比传统特征描述<sup>[6-8]</sup>, 由于 RCNN<sup>[4]</sup>能够描述出区域内多像素间的关系, 因此检测准确性有较大的提高. 但 RCNN 特征提取形式复杂, 难以胜任实时性处理需求. 因此, 结合人类视觉快速目标检测的仿生研究具有重要意义.

基于神经生物学研究, 快速目标感知, 即目标提议

(object proposal),近年来受到广泛关注<sup>[9,10]</sup>.该理论以生物神经信号为基本数据,假设人类视觉系统只对可能的目标位置进行选择分析.本文将该理论拓展到目标检测任务,通过对传统模型中目标表达、分类过程和搜索策略的分析和理解,提出并实现一种快速准确的级联目标检测模型.

本文模型与常用的级联结构的区别在于,其双层结构形成的特征和分类不是同质的,分别用于实现人类视觉的目标感知与识别过程,即第一层视为类无关检测(前景和背景检测),第二层为类相关检测,在第一层得到的候选框中,进行第二层的类别目标检测,兼顾了目标检测的速度和精度.

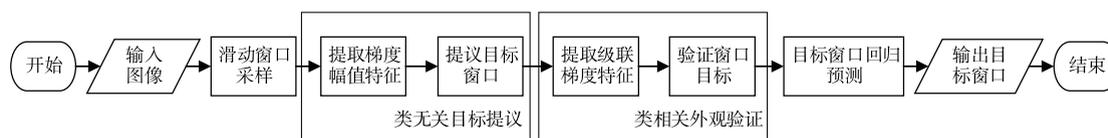
## 2 联合特征检测

本文目标检测方法流程如图 1(a)所示:(1)本文方法包括两层序列结构:类无关目标提议和类相关外

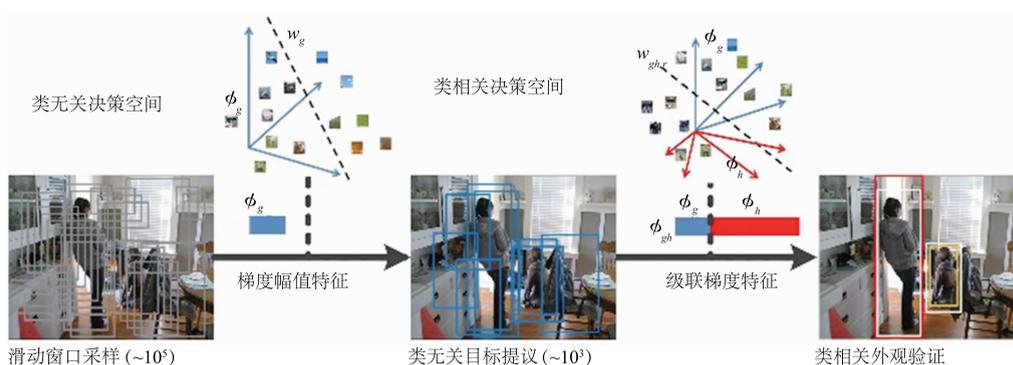
观验证.(2)使用了级联特征,级联特征的高位为蓝色标记的梯度幅值特征,低位为红色标记的梯度方向特征,其中高位特征完成类无关目标提议任务,级联特征完成类相关外观验证任务.(3)模型中的两次参数学习过程,分别在 2.2 节和 2.3 节介绍,其中级联特征模型的参数学习,建立在梯度幅值特征模型的参数学习基础上.(4)类相关外观验证中红色窗口和黄色窗口,表示由于两个窗口尺度不同,类相关外观验证中使用不同的子模型参数验证,白色窗口为红色窗口和黄色窗口经过回归映射得到的预测窗口,如图 1(b)所示.

### 2.1 特征互补性

梯度直方图 HOG 特征分别描述了图像中的边缘在一定范围内幅度和方向的联合统计特性<sup>[7]</sup>.目标的梯度幅值特征  $\varphi_g$  和梯度方向  $\varphi_h$  的归一化互信息计算如下:



(a) 快速目标检测流程图



(b) 快速目标检测流程示例图

图 1 联合类无关与类相关的快速目标检测流程图

$$U(\varphi_g, \varphi_h) = \frac{2I(\varphi_g, \varphi_h)}{H(\varphi_g) + H(\varphi_h)} \quad (1)$$

其中  $I(\varphi_g, \varphi_h)$  表示向量  $\varphi_g$  与  $\varphi_h$  的互信息量,  $H(\varphi_g)$ 、 $H(\varphi_h)$  分别表示向量  $\varphi_g$ 、 $\varphi_h$  的信息熵, 归一化互信息  $U(\varphi_g, \varphi_h) \in [0, 1]$ . 同理, 可以计算样本之间的梯度幅值互信息或样本之间的梯度方向互信息.

图 2 给出了类无关(a)和类相关(b)情况下多实例特征之间的相关性. 互信息值越大, 表示区分目标类别的能力差. 图中不同颜色曲线的分布情况, 表明梯度幅值特征与梯度方向特征具有互补性.

### 2.2 类无关目标提议

图像中不同类别的目标, 利用梯度幅值特征, 可以排除目标颜色、形状和大小的干扰, 有效地区分目标和

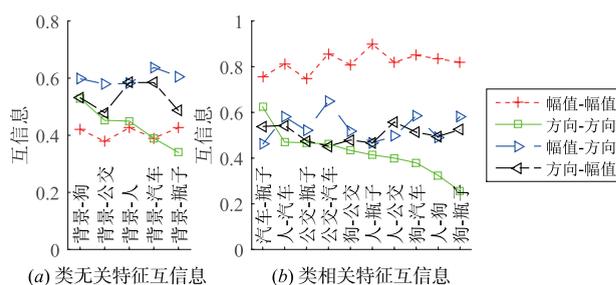


图 2 梯度幅值与方向特征互信息及其互补性

背景, 快速地生成高质量的目标提议窗口<sup>[7]</sup>, 实现可能目标位置的快速感知过程. 为了生成目标提议窗口, 将原始图像不同长宽比的目标缩放为相同的长宽比, 其缩放后图像分辨率尺度为  $r = (a, b)$ , 其宽度  $a$  和高度  $b$

包括  $\{2^4, 2^5, 2^6, 2^7, 2^8, 2^9\}$  各 6 种取值, 因此包括 36 种目标尺度变化. 对缩放后的尺度图像, 进行  $N \times N$  滑动窗口采样, 提取梯度幅值特征  $\varphi_g$ , 完成类无关目标提议任务.

提取梯度幅值特征后, 本文利用支持向量机训练学习模型参数  $w_g$ <sup>[7]</sup>. 随后计算采样窗口的目标性得分, 用于筛选出目标提议窗口, 得分公式为:

$$s_g = \langle w_g, \varphi_g \rangle \quad (2)$$

其中  $s_g$  表示滑动窗口的目标性得分,  $s_g$  越大表示滑动窗口包含目标的概率越大. 获得滑动窗口的目标性得分后, 使用非极大值抑制, 从每种尺度的滑动窗口中生成少量目标提议窗口. 由于二进制与或运算相对于乘法运算计算速度更快, 本文将式(2)中的卷积运算转化为二进制与或运算, 将目标提议的速度提速  $10^2$  数量级.

### 2.3 类相关目标检测

根据 2.1 节中归一化互信息的特征相似度度量实验, 可得梯度幅值与梯度方向具有互补性. 实验表明梯度幅值特征关注目标的轮廓特性, 是对目标泛化特性的描述(即“是否是目标”), 即目标感知过程; 梯度方向特征关注目标的结构特性, 是对目标类别特性的描述(即“是何种目标”), 即目标识别过程. 我们采用级联特征  $\varphi_{gh} = (\varphi_g, \varphi_h)$  实现类相关外观验证, 级联特征的高位为 2.2 节提取的梯度幅值特征  $\varphi_g$ , 低位为梯度方向特征  $\varphi_h$ .

梯度幅值特征是对目标的目标性描述, 对最终的判决具有一定的贡献. 为了融合得分值  $s_g$  对判决结果的贡献, 在级联特征模型参数  $w_{gh,r} = (w_g, w_{h,r})$  的学习中, 使用线性支持向量机, 保留 2.2 节中梯度幅值特征  $\varphi_g$  和已学习的参数  $w_g$ . 学习过程中梯度幅值参数  $w_g$  不变, 通过级联方式学习梯度方向特征模型参数  $w_{h,r}$ , 有效融合梯度幅值特征和梯度方向特征对目标判决的贡献.

在测试过程中, 对不同尺度  $r$  的目标提议窗口, 本文采用不同的目标子模型参数  $w_{gh,r}$  计算窗口的外观得分  $s_{gh}$ , 得分越大表示该窗口包含特定类别目标的概率越大. 得到一系列带评分的预测窗口后, 可以通过查全率、查准率指标确定目标检测阈值, 获得外观验证窗口.

### 2.4 目标提议窗口回归预测

由于目标提议缩放图像的尺度是有限的, 所得到的目标尺寸与真实的目标位置不一定完全重合, 初始目标提议窗口存在目标中心偏移问题<sup>[11]</sup>, 因此使用窗口回归提高定位的精度.

考虑到目标提议窗口存在多个尺度, 本文分别训练学习每种类别各尺度目标提议窗口  $P = (P_x, P_y, P_a,$

$P_b)$  到数据集标定窗口  $G = (G_x, G_y, G_a, G_b)$  的映射, 该映射包括四个函数: 窗口中心点横坐标平移量  $d_x(P)$ 、纵坐标平移量  $d_y(P)$ , 长伸缩系数  $d_a(P)$ 、宽伸缩系数  $d_b(P)$ . 其中  $(P_a, P_b)$  和  $(P_x, P_y)$  分别是检测尺寸和中心位置,  $(G_a, G_b)$  和  $(G_x, G_y)$  分别是真实尺寸和中心位置. 对四个函数的建模公式如下:

$$\begin{aligned} \bar{G}_x &= P_a d_x(P) + P_x \\ \bar{G}_y &= P_y d_y(P) + P_y \\ \bar{G}_a &= P_a \exp(d_w(P)) \\ \bar{G}_b &= P_b \exp(d_b(P)) \end{aligned} \quad (3)$$

对式(3)中四个函数, 本文使用级联特征  $\varphi_{gh}$  构造式(3)的线性方程, 并使用正则化最小二乘法求解<sup>[16]</sup>.

对经过两层序列结构筛选得到的目标提议窗口, 本文使用式(3)得到的回归映射函数, 预测一个新的窗口, 解决目标提议窗口包含背景区域、目标中心偏移问题, 提高定位精度.

## 3 实验结果分析

为了实现与 Histogram Sparse Code (HSC)<sup>[12]</sup>、Branch-Bound (BB)<sup>[14]</sup>、Coarse-to-Fine (CtF)<sup>[15]</sup>、Cascade<sup>[16]</sup>、Neighborhood Aware Cascade (NAC)<sup>[13]</sup>、Decorrelated Feature (DF)<sup>[3]</sup>、Bing Proposal (BP)<sup>[10]</sup> 等方法的对比, 本文使用相同的数据集 (PASCAL VOC2007) 进行目标检测评价, 其中 HSC<sup>[12]</sup>、DF<sup>[3]</sup> 在检测精度上具有先进性, BB<sup>[14]</sup>、CtF<sup>[15]</sup>、Cascade<sup>[16]</sup>、NAC<sup>[13]</sup>、BP<sup>[10]</sup> 是当前先进的加速方法. VOC2007 训练集包含 2501 张真实场景图像, 测试集包含 4952 张真实场景图像, 测试时, 需要预测出图像中给定类别所有目标的位置. 实验中, 如果预测的窗口与数据集标定的 ground-truth 窗口面积重叠超过 50%, 则认为此预测窗口是正确的检测, 否则预测窗口被认为是误报.

表 1 不同方法在 PASCAL VOC 2007 数据集的平均检测时间 time (秒)、平均检测速度 speed(倍)

	HSC <sup>[12]</sup>	BB <sup>[14]</sup>	CtF <sup>[15]</sup>	Cascade <sup>[16]</sup>	NAC <sup>[13]</sup>	本文方法
Time(秒)	16.9	4.2	2.16	1.92	0.38	0.17
Speed(倍)	1.0	4.0	7.8	8.8	44.5	99.0

为了证明联合类无关与类相关的目标检测模型的处理时效性, 表 1 给出了处理一张图像的平均时间和平均检测速度, 时间单位为秒, 检测速度计算中, 以 HSC<sup>[12]</sup> 平均检测时间为基准速度 1, 其它方法的速度定义为: HSC<sup>[12]</sup> 方法平均检测一张图像的时间, 与该方法平均检测一张图像的时间的比值, 比值越大表示检测速度越快. 为了保证公平对比, 本文方法和对比方法的目标检测时间均需要在同一台 PC 上单线程条件下估

计. 本文实验采用的 PC 配置为 Intel Xeon CPU E-2670 型号的 CPU. 本文方法目标提议过程耗时 0.03 秒, 各类别生成了约 1000 个目标提议窗口; 经过类无关目标提议后, 外观特征提取和模板匹配时间只需 0.04 秒和 0.1 秒.

为了证明本文方法的检测精度, 表 2 中给出了对比方法在 PASCAL VOC2007 数据集上的 20 个类别的平均准确率 (Average Precision; AP) 值和平均 AP (mean AP; mAP) 值. 表中数值以本文方法的准确率为基准, 同时给出其他方法准确性与本文方法的差值.

图 3 中, 给出了不同方法的 20 个类的平均查准率-查全率 (Precision-Recall; PR) 曲线, 在查全率相同的情况下, 红色实线本文方法的平均精度与蓝色虚线

HSC<sup>[12]</sup>方法的平均精度接近, 明显好于青色实线 Cascade<sup>[16]</sup>的平均精度和黑色虚线 BB<sup>[14]</sup>的平均精度.

本文方法在提高检测时效性的同时兼顾检测精度, 其主要原因在于: (1) 本文利用梯度幅值特征和梯度方向特征互补性优势, 类外观验证使用级联特征描述目标特性, 并且通过级联学习, 有效融合了级联特征中每一个特征对目标判决结果的贡献. (2) 考虑到目标视角引起的目标尺度变化, 本文采用分而治之的思想, 为每种尺度的目标提议窗口训练学习一个特定的子模型参数. (3) 本文模型针对目标提议框与 ground-truth 窗口的位置和尺寸差异, 利用类相关的窗口回归来预测一个新的窗口, 提高目标检测的精度.

表 2 不同方法在 PASCAL VOC 2007 数据集的 20 个类别检测精度 (%)、平均检测精度 mAP (%)

	HSC <sup>[12]</sup>	BB <sup>[14]</sup>	CtF <sup>[15]</sup>	Cascade <sup>[16]</sup>	NAC <sup>[13]</sup>	DF <sup>[3]</sup>	BP <sup>[10]</sup>	本文方法
plane	-2.1	-10.2	-6.4	-6.7	-7.2	-0.6	-8.1	34.3
bicycle	-2.0	-4.2	-5.5	-4.1	-2.4	+1.0	-22.2	60.3
bird	-5.3	-16.8	-6.6	-6.9	-6.9	-4.4	-10.6	16.8
boat	-2.4	-9.6	-2.6	-2.1	-2.6	-0.2	-8.3	18.7
bottle	+6.9	-1.5	-7.5	+1.0	+0.5	+3.0	-7.6	23.7
bus	-5.8	-13.6	-6.0	-10.2	-10.5	-2.7	-16.0	55.7
car	-3.7	-4.9	-10.2	-3.5	-4.4	-1.3	-18.8	58.5
cat	+1.3	-13.1	-4.7	-4.9	-5.1	+0.2	-6.6	22.2
chair	-3.1	-5.4	-7.4	-3.0	-3.7	-1.9	-11.7	24.6
cow	-3.6	-15.1	-4.9	-8.5	-8.6	-5.7	-21.1	31.3
table	+8.0	-16.9	-4.6	-11.6	-11.6	-0.9	-8.4	26.0
dog	-3.5	-8.1	-5.8	-6.8	-6.9	-3.2	-4.6	17.2
horse	-4.7	-6.1	-7.1	-5.1	-5.7	-3.6	-23.2	62.8
motor	+2.2	-3.4	-7.2	-1.4	-1.6	+1.6	-17.4	49.4
person	-4.1	-4.0	-13.3	-2.2	-2.5	-4.9	-21.0	44.0
plant	-3.5	-6.8	-4.5	-3.6	-3.7	-2.3	-5.7	15.9
sheep	+1.2	-13.2	-1.4	-4.2	-4.2	-0.6	-7.2	22.3
sofa	-7.2	-17.1	-12.5	-13	-13.8	-3.6	-21.7	41.6
train	-0.4	-5.5	-6.3	-3.5	-3.6	+1.0	-17.8	47.8
tv	-1.6	-9.6	-16.8	-6.7	-8.3	-2.8	-12.8	46.8
mAP	-1.7	-9.3	-7.1	-5.4	-5.6	-1.6	-13.5	36.0

表 3 BING (梯度幅值特征) 目标提议方法的查全率 (%) 和查准率 (%)

BING <sup>[7]</sup>	Recall (%)	AP (%)	BING <sup>[7]</sup>	Recall (%)	AP (%)
pla	100	0.31	tab	95	0.46
biv	90	0.31	dog	100	1.52
bir	95	0.42	hor	97	0.66
boa	90	0.15	mot	98	0.65
bot	90	0.05	per	91	1.70
bus	97	0.63	plt	90	0.15
car	95	1.88	she	100	0.15

续表

BING <sup>[7]</sup>	Recall (%)	AP (%)	BING <sup>[7]</sup>	Recall (%)	AP (%)
cat	98	1.25	sof	97	0.58
cha	90	0.25	tra	96	0.59
cow	100	0.05	tv	91	0.12

目标提议框对目标的查全率是可以保证的, 但是对于目标查准率却有较大缺陷. 表 3 中, BING<sup>[7]</sup>具有高召回率, 但是在目标检测准确性方面, 表 2 中本文方法 AP 值与表 3 中 BING<sup>[7]</sup>的 AP 值对比说明, 类相关验证

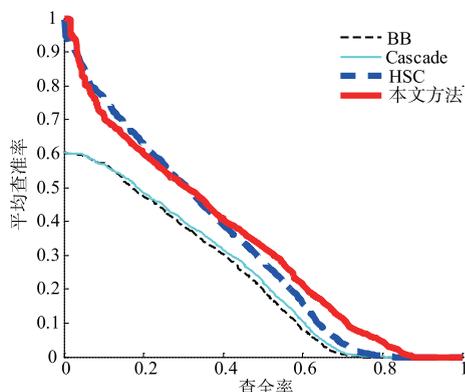


图3 现有目标检测方法与本文方法的平均PR曲线

解决了类无关目标提议无法验证目标类别的问题,大幅提升目标检测的查准率。

提议框中存在中心偏移、包含背景区域的情况,对目标检测准确性影响较大。图4中,绿色窗口和紫色窗口为类相关外观验证过程中,白色窗口为回归映射得到的精确定位的窗口。图4中实验结果可以证明,对目标提议窗口回归映射解决了包含目标中心偏移和背景区域问题。但是也存在回归映射失败的情况,如图5所示。因此,如何解决目标提议窗口存在中心偏移、包含背景区域问题,仍然是目标检测任务中值得研究的课题。

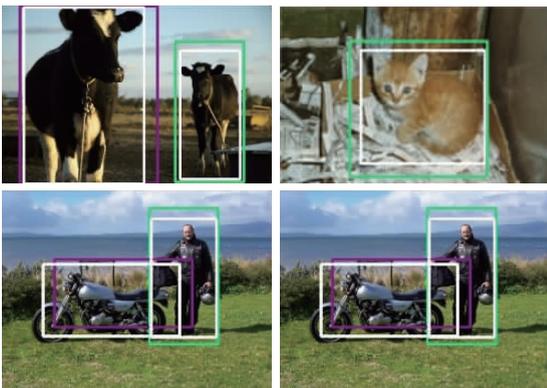


图4 级联梯度特征目标提议窗口外观验证与边界框回归

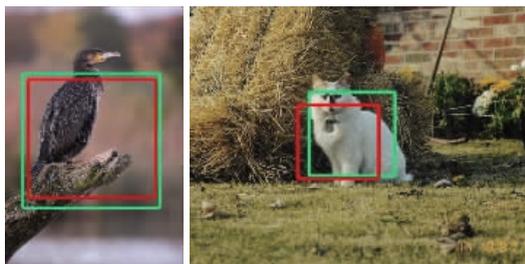


图5 边界框修正失败的结果

## 4 结论

本文通过理解人类视觉对目标感知与识别的级联

处理过程,分析梯度幅值特征和梯度方向特征的互补性优势,级联梯度特征,构建了两层序列结构筛选目标候选区域,并使用特定子模型参数验证不同尺度的目标提议窗口,有效地兼顾了检测速度与精度。实验结果说明本文方法在检测速度和精度上都优于当前的先进方法。但在此基础上仍然存在许多可以深入研究的课题:使用复杂特征进行目标外观验证,如利用卷积神经网络获取的更为准确的区域特征等,并提高其特征提取的计算速度。设计合理的分而治之模型,从类无关到类相关,再到目标类中获得特定实例,使用级联梯度特征处理实例在不同场景中外貌变化,提升模型对目标姿态和视角的适应能力,具有重要的实际应用价值。

## 参考文献

- [1] 王国华,刘琼,庄家俊. 基于局部特征的车载红外行人检测方法研究[J]. 电子学报,2015,43(7):1444-1448.  
Wang Guo-hua, Liu Qiong, Zhuang Jia-jun. Method research on vehicular infrared pedestrian detection based on local features [J]. Acta Electronica Sinica, 2015, 43(7): 1444-1448. (in Chinese)
- [2] Saberian M, Vasconcelos N. Boosting algorithms for detector cascade learning [J]. Journal of Machine Learning Research, 2014, 15(1): 2569-2605.
- [3] Girshick R, Malik J. Training deformable part models with decorrelated features [A]. Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Computer Vision [C]. IEEE Computer Society, 2013. 3016-3023.
- [4] Girshick R, Donahue J, Darrell T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation [A]. Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition [C]. Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society, 2014. 580-587.
- [5] 吕国豪,罗四维,黄雅平,等. 基于卷积神经网络的正则化方法[J]. 计算机研究与发展, 2014, 51(9): 1891-1900.  
Lü Guohao, Luo Siwei, Huang Yaping, et al. A novel regularization method based on convolution neural network [J]. Journal of Computer Research and Development, 2014, 51(9): 1891-1900. (in Chinese)
- [6] 刘威,段成伟,遇冰,等. 基于后验 HOG 特征的多姿态行人检测[J]. 电子学报, 2015, 43(2): 217-224.  
Liu Wei, Duan Cheng-wei, Yu Bing, et al. Multi-pose pedestrian detection based on posterior HOG feature [J]. Acta Electronica Sinica, 2015, 43(2): 217-224. (in Chinese)
- [7] Cheng M M, Zhang Z, Lin W Y, et al. BING: Binarized normed gradients for objectness estimation at 300fps [A]. Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition [C]. Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society, 2014.

- 3286 – 3293.
- [ 8 ] Dollár P, Zitnick C L. Fast edge detection using structured forests [ J ]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2015, 37(8) : 1558 – 1570.
- [ 9 ] Wolfe J M, Horowitz T S. What attributes guide the deployment of visual attention and how do they do it? [ J ]. Nature Review Neuroscience, 2004, 5(6) : 495 – 501.
- [ 10 ] Hosang J, Benenson R, Dollár P, et al. What makes for effective detection proposals? [ J ]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2016, 38(4) : 814 – 830.
- [ 11 ] Hosang J, Benenson R, Dollár P, et al. What makes for effective detection proposals? [ J ]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2015, 6(5) : 6644 – 6665.
- [ 12 ] Ren X, Ramanan D. Histograms of sparse codes for object detection [ A ]. Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition [ C ]. Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society, 2013. 3246 – 3253.
- [ 13 ] Yan J, Lei Z, Wen L, et al. The fastest deformable part model for object detection [ A ]. Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition [ C ]. Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society, 2014. 2497 – 2504.
- [ 14 ] Kokkinos I. Rapid deformable object detection using dual-tree branch-and-bound [ A ]. Advances in Neural Information Processing Systems [ C ]. Granada, 2011. 2681 – 2689.
- [ 15 ] Pedersoli M, Vedaldi A, Gonzalez J. A coarse-to-fine approach for fast deformable object detection [ A ]. Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition [ C ]. Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society, 2011. 1353 – 1360.
- [ 16 ] Felzenszwalb P F, Girshick R B, McAllester D. Cascade object detection with deformable part models [ A ]. Proceedings of Vision and Pattern Recognition [ C ]. Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society, 2010. 2241 – 2248.

#### 作者简介



谢 昭 男, 1980 年 6 月出生, 合肥工业大学计算机与信息学院副研究员, 主要研究方向: 计算机视觉、图像处理、模式识别.

E-mail: xiezhao@hfut.edu.cn



吴东涛 男, 1990 年 9 月出生, 合肥工业大学计算机与信息学院硕士研究生, 主要研究方向: 计算机视觉、图像处理.

E-mail: wudt0901@126.com