Journal of System Simulation

Volume 27 | Issue 10

Article 13

8-7-2020

Combining CRF and Deformable Part Model for Pedestrian Detection

Ma Ji

1. School of Information Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China;;2. School of Information, Liaoning University, Shenyang 110036, China;;

Jingjiao Li

1. School of Information Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China;;

Ma Li

1. School of Information Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China;;2. School of Information, Liaoning University, Shenyang 110036, China;;

Zhao Yue

3. Bohai University, Jinzhou 121000, China;

Follow this and additional works at: https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal

Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Combining CRF and Deformable Part Model for Pedestrian Detection

Abstract

Abstract: Pedestrian detection has been widely used in many fields. It is one of the focus in computer vision. The part-based detection method in the pedestrian detection shows excellent performance and has a strong adaptability in posture change of human body. But it is not good for Occlusion problem. When the Discriminative threshold is higher, miss rate is very high. Considering the disadvantage of LSVM method for mining hidden information, a two layers classifier was proposed based on the deformable parts model establishing conditional *random field model for Occlusion problem*. For learning model parameters, the stochastic gradient descent and belief propagation algorithm optimization objective function of the random field conditions were used. The experimental results show that the proposed approach achieves good effect for Occlusion problem.

Keywords

pedestrian detection, deformable part model, CRF, LSVM

Recommended Citation

Ma Ji, Li Jingjiao, Ma Li, Zhao Yue. Combining CRF and Deformable Part Model for Pedestrian Detection[J]. Journal of System Simulation, 2015, 27(10): 2310-2315.

第 27 卷第 10 期 2015 年 10 月

联合 CRF 和可变部位模型的行人检测方法

马技^{1,2},李晶皎¹,马利^{1,2},赵越³

(1.东北大学 信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110819; 2.辽宁大学 信息学院, 辽宁 沈阳 110036; 3.渤海大学, 辽宁 锦州 121000)

摘要: 行人目标检测在许多领域有着广泛的应用,它是计算机视觉研究的焦点之一。基于部位的检测方法在行人检测方面表现出非常出色的性能,在人体姿态变化方面具有很强的适应性,但是对于部位遮挡问题效果不佳。当判别阈值较高的时候,漏检率很高。考虑 LSVM 方法对遮挡信息挖掘 不足,在可变部位模型的基础上,针对部位遮挡问题,建立了*条件随机场模型*,采用两层分类器。 在参数学习中,采用随机梯度下降和置信传播算法优化条件随机场的目标函数。实验结果表明,该 文提出的方法在遮挡问题方面表现出较好的效果。

关键词:行人检测;可变部位模型;条件随机场;隐支持向量机
中图分类号:TP391
文献标识码:A
文章编号:1004-731X (2015) 10-2310-06

Combining CRF and Deformable Part Model for Pedestrian Detection

Ma Ji^{1,2}, Li Jingjiao¹, Ma Li^{1,2}, Zhao Yue³

(1. School of Information Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China;
 2. School of Information, Liaoning University, Shenyang 110036, China;
 3. Bohai University, Jinzhou 121000, China)

Abstract: Pedestrian detection has been widely used in many fields. It is one of the focus in computer vision. The part-based detection method in the pedestrian detection shows excellent performance and has a strong adaptability in posture change of human body. But it is not good for Occlusion problem. When the Discriminative threshold is higher, miss rate is very high. Considering the disadvantage of LSVM method for mining hidden information, a two layers classifier was proposed based on the deformable parts model establishing conditional *random field model for Occlusion problem*. For learning model parameters, the stochastic gradient descent and belief propagation algorithm optimization objective function of the random field conditions were used. The experimental results show that the proposed approach achieves good effect for Occlusion problem.

Keywords: pedestrian detection; deformable part model; CRF; LSVM

引言

行人检测是计算机视觉领域的热门话题,尤其 是城市复杂环境下的行人检测是极具挑战性的课



收稿日期:2015-06-14 修回日期:2015-07-23; 基金项目:辽宁省教育厅一般科技项目(L2012003); 作者简介:马技(1980-),男,山东陵县,博士生,讲 师,研究方向为计算机视觉;李晶皎(1964-),女,辽 宁沈阳,博士,教授,研究方向为计算机视觉;马利 (1978-),女,辽宁黑山,博士生,讲师,研究方向为 计算机视觉。 题。行人检测的应用背景包括车辆辅助驾驶、 智能视频监控、人体行为分析、人员搜救等,研究价值巨大。但是,行人兼具刚性和柔性物体的特性, 外观易受光照、穿着、尺度、遮挡、姿态和视角等 因素影响,其综合检测效果一直不令人满意,只是 在特定的领域有了一定的突破^[1]。

近些年,许多机构和学者在行人检测方面倾注 了大量心血, PASCAL VOC 挑战数据集^[2],就是一 个广泛使用的目标检测算法研究与评估的平台。

第 27 卷第 10 期 2015 年 10 月

Felzenszwalb 等人提出的可变部位模型^[3],在行人 检测方面表现出非常优异的性能,并获得了 PASCAL VOC 挑战 2010 和 2011 的冠军^[4]。它在人 体姿态、穿着、光照和尺度等方面表现出很好的鲁 棒性^[5-6]。从此将行人检测从简单模型向富模型研 究转变。

一般的检测方法都是假设目标是完全可见的, 当目标存在遮挡的时候,检测性能急剧下降。许多 基于部位的模型^[3,7],都是通过将根和部位的检测 响应值加和,与检测阈值比较,从而判别行人。当 有部位被遮挡时,部位响应值会很低,遮挡越多总 体响应就越差,从而低于检测阈值。如果降低检测 阈值,又会大大增加误检率。现实应用中,遮挡又 是经常出现的。所以,找到处理遮挡的方法是行人 检测的关键所在。

M. Enzweiler 等人^[8]指出处理遮挡的关键是 挖掘关于遮挡的额外信息,如动作、深度和分割信 息等;G. Duan 等人^[9-11]提出了估计部位可见性的 方法,将部位可见性作为独立变量,采用固定阈值, 效果不理想;W. Fang 等人^[12-13]提出了基于相邻帧 特征跟踪的方法,需要前序帧的先验信息,应用受 到限制;W. Ouyang 等人^[14-15]改进了可变部位模 型,挖掘部位的上下文信息,其中W. Ouyang^[14] 提出了深度部位模型建模,结构过于复杂,效率较 低;A. Quattoni 等人^[16]指出条件随机场在目标检 测中具有很强的建模能力,但是在完全可见状态下 的固定部位建模。

本文在文献[3]和文献[16]的启发下,提出了结 合可变部位模型和条件随机场的遮挡状态建模方 法,发挥了各自建模的优点。将遮挡状态和可见部 位作为隐变量,通过条件随机场,利用部位响应和 部位间的上下文关系建立势函数估计遮挡状态。条 件随机场的学习过程采用最大似然框架,通过随机 梯度下降训练样本,检测过程则是求最大化遮挡状 态概率为最终检测概率。本文的方法不用显式的假 设部位数量和部位的可见性,能够充分的挖掘样本 隐含的遮挡信息,实验证明,比较经典的可变部位 模型, 检测准确性有明显的改善。

1 可变部位模型

可变部位模型^[3],如图 1,采用滑动窗口模板 匹配框架,特征采用文献[17]提出的 HOG 特征, 为了适应多尺度问题,计算 HOG 特征金字塔。将 整体和部位的模板滤波器响应和部位的形变花费 相结合,提高了检测的鲁棒性。将部位的模板滤波 器和形变系数作为隐变量,采用 LSVM 的方法训 练,挖掘样本空间隐含的部位和形变信息。



图 1 可受部位模型位测结构

1.1 HOG_NMF 特征

文献[17]提出了一种方向梯度直方图 HOG 和 线性 SVM 的行人检测方法,实验证明 HOG 特征 的性能超越了基于灰度的特征,是一种性能优异的 特征。HOG 特征将图像划分成相邻重合度 1/2 的 图像块,每块再划分互不重叠的单元,在每个单元 内计算梯度方向,并将 0 度到 180 度划分成 9 个区 间,每个单元可以形成一个 9 维特征向量。

HOG 特征的维数较大,典型的 128×64 解析 度的图像形成的特征向量 3780 维,本文采用非负 矩 阵 分 解 (NMF) 对 其 进 行 降 维 处 理,形成 HOG-NMF 特征。NMF 是在矩阵中所有元素均为 非负数约束条件之下的矩阵分解方法,这种非负性 条件符合许多实际问题的要求,如图像、视频和 Web 数据等。NMF 算法是在一定代价函数约束下 的最优化过程,可通过迭代运算求其近似解, HOG-NMF 特征的计算流程是:

(1) 设H是长为l的HOG特征向量,将其取

第 27 卷第 10 期	系统仿真学报	Vol. 27 No. 10
2015年10月	Journal of System Simulation	Oct., 2015

绝对值并将其转换为 m* n 的矩阵 C, l= m* n, m>n;

(2) 对矩阵 C 进行秩 r 的 NMF 分解, r <<m ,
 C = WH^T

式中 W 和 H 分别是 m*r 和 n*r 的非负的基 矩阵和系数矩阵:

(3) 对 W 和 H 矩阵每一个列向量 u_i 做归一化 处理, 即 $u_i = \frac{u_i}{\|u_i\|}$;

(4) 将所有的列向量u;级联成 HOG-NMF 特征。

若 *l*=3000, *m*=500, *n*=6, *r*=2 时, HOG-NMF 特征的长度为 1012, 特征维数减少了 2/3。NMF 对图像噪声和轻微地图像旋转有一定的稳健性, 通 过低秩分解得到的基矩阵和系数矩阵蕴含了原始 矩阵的主要特征, 所以 HOG-NMF 特征很好地继 承 HOG 的优良特性, 同时大大提高了后续分类算 法的实时性。

1.2 行人模型

图 1 描述了可变部位模型的检测结构,(a)表示输入图像,(b)表示根滤波器和部位滤波器以及 部位的形变花费共同约束的检测状态,(c)用矩形 框表示检测到的行人区域。

设 *P* 为定义在 HOG 特征空间上的 *w×h* 大小 的模板滤波器, *H* 表示输入图像 I 计算的分层的 HOG 特征金字塔, *p*=(*x*,*y*,*l*)定义为 *H* 上第 *l* 层 左上角位置为(*x*,*y*)的子窗口。

定义 $P \cdot \phi(H, p)$ 为模板滤波器 P 在位置 p 的滤 波器响应分数。假定行人目标由 n 个部位组成, 部 位滤波器形成 n+2 元组($P_0, P_1, ..., P_n, b$), 其中 P_0 表示根滤波器,即行人的整体模板滤波器, P_i 表示 部位 i 的模板滤波器, b 是固定的偏移量。定义判 别模型:

score(
$$\boldsymbol{p}_0,...,\boldsymbol{p}_n$$
) = $\sum_{i=0}^{n} \boldsymbol{P}_i \cdot \boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{H}, \boldsymbol{p}_i) - \sum_{i=1}^{n} \boldsymbol{d}_i \cdot \boldsymbol{\phi}_d(dx_i, dy_i) + b$ (2)

$$(dx_i, dy_i) = (x_i, y_i) - (2(x_0, y_0) + v_i)$$
(3)

 v_i 表示训练过程确定的部位 i 的锚定位置,

 $\phi_d(dx, dy) = (dx, dy, dx^2, dy^2)$ (4)

形变度量定义为2次函数。模型融合了部位和 形变信息,提高了模型的判别能力,检测推断时, 通过最大化部位和形变配置,式(5),与判别阈值 比较,从而推断目标是否为行人。我们采用动态规 划和最小卷积算法^[18]优化式(5)。

score(
$$\boldsymbol{p}_0$$
) = max score($\boldsymbol{p}_0,...,\boldsymbol{p}_n$) (5)

1.3 参数训练 LSVM

根据行人的部位模型定义下式:
$$\beta = (P_0, ..., P_n, d_1, ..., d_n, b)$$
 (6)

$$\mathcal{V}(\boldsymbol{H}, \boldsymbol{z}) = (\phi(\boldsymbol{H}, \boldsymbol{p}_0), \dots, \phi(\boldsymbol{H}, \boldsymbol{p}_n),$$
(7)

$$-\phi_d(dx_1, dy_1), \dots, -\phi_d(dx_n, dy_n), 1)$$

用 z 表示隐含的部位和形变信息,则式(2)(5) 可表示为:

$$f_{\beta}(\mathbf{x}) = \max_{z \in Z(\mathbf{x})} \boldsymbol{\beta} \cdot \boldsymbol{\phi}(\mathbf{x}, z)$$
(8)

其中 x 表示输入样本图像, $\phi(x,z)$ 经过 HOG 金字塔变换后形成 $\psi(H,z)$ 。对比经典的 SVM 模 型 , LSVM 的 方 法 对 于 输 入 样 本 集 D=(<x₁,y₁>,...,<x_n,y_n>, y_i \in {-1,1}),通过最 小化目标函数(9)求取 参数。对于隐变量,借鉴多 示例学习算法 MI-SVM^[19],通过高能量区域初始化 部位滤波器,进行迭代训练。详细训练方法参考文 献[3]。

$$L_{D}(\boldsymbol{\beta}) = \frac{1}{2} \|\boldsymbol{\beta}\|^{2} + C \sum_{i=1}^{n} max(0, 1 - y_{i} f_{\beta}(x_{i}))(9)$$

2 CRF 模型

本文在可变部位模型的基础上,采用 CRF 对 遮挡状态建模,形成两层分类器检测行人。第一层, 由可变部位模型确定根和部位的一组配置,第二 层,计算 CRF 建模的遮挡状态概率,从而确定行 人目标。如图 2,我们采用两层分类器,第一层是 可变部位模型,第二层是 CRF 模型。*I*_i表示输入 图像基于滑动窗口的矩形框图像,*v*_i是 CRF 的观 测节点,是由第一层分类器生成的根和部位的一组 最优组合。*p*_k表示观测到的部位,*s*_j表示遮挡状



图 2 CRF 模型建模结构图

态,它是隐含的状态,无法直接观测到。w_i表示 分类标签,CRF 模型中,一个观测v_i对应一个分 类标签w_i。通过置信传播,计算检测条件概率等 于最大化遮挡状态下的条件概率:

$$P(w_i | v_i, \theta) = \arg\max_i P(w_i, s_j | v_i, \theta)$$
(10)

其中 θ 为 CRF 参数, $s_j \in \{s_1,...,s_n\}$ 为隐含的多种遮挡状态。对于隐含遮挡状态 s_i ,我们计算 $P(w_i,s_i/v_i,\theta)$ 依赖于其可见的部位。

$$P(w_i, s_j / v_i, \theta) = \sum_{\forall p_k \in s_j} P(w_i, p_k, s_j | v_i, \theta) \quad (11)$$

P(*w_i*,*s_j*/*v_i*,*θ*)可以表示为能量函数的形式 (12):

$$P(w_i, s_j / v_i, \boldsymbol{\theta}) = \frac{e^{\psi(w_i, s_j, v_i; \boldsymbol{\theta})}}{\sum_{w', j} e^{\psi(w', s_j, v_i; \boldsymbol{\theta})}}$$
(12)

其中 $\psi(w_i, s_j, v_i; \theta) \in R$ 表示带有参数 θ 的势能函数, $\sum_{w', j} e^{\psi(w', s_j, v_i; \theta)}$ 是分配函数, 归一化取值。 这个势能函数可以通过可见部位和部位间空间关 系表达:

$$\psi(w, s_j, v; \boldsymbol{\theta}) = \sum_{\forall p_k \in s_j} f(w, p_k, s_j, v) \cdot \boldsymbol{\theta}^n + \sum_{\forall p_k \in s_i} g(w, p_k, p_l, s_j, v) \cdot \boldsymbol{\theta}^c$$
(13)

其中 f, g 是基于特征的函数, (θ^n, θ^c) 是参数 向量, f()反应了单独部位的自身特征, g()表达了 部位间的空间相关性。这里 ψ 是线性的, 而式(12) 是对数线性的。

根据第一层分类器的输出,我们对函数 f,g 建模,实际的处理中也将根部位作为部位模型加入 模型, 部位建模依赖于部位滤波器响应和相对于根的形变花费。

$$f(w, \boldsymbol{p}_0 = 0, s_j, v) = \boldsymbol{P}_0 \cdot \boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{H}, \boldsymbol{p}_i)$$
(14)

$$f(w, \boldsymbol{p}_{k} = k, s_{j}, v) = \boldsymbol{P}_{k} \cdot \boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{H}, \boldsymbol{p}_{k}) - \boldsymbol{d}_{k} \cdot \boldsymbol{\phi}_{d}(dx, dy)$$
(15)

部位间的空间相关性,采用正态分布建模如下: $g(w, \boldsymbol{p}_k, \boldsymbol{p}_l, s_j, v) \cdot \boldsymbol{\theta}^c = \boldsymbol{\theta}^c_{(k,j)x} \cdot N(\Delta^x_{l,k} \mid \boldsymbol{\mu}^x_{l,k}, \delta^x_{l,k}) +$ $\boldsymbol{\theta}^c_{(k,j)y} \cdot N(\Delta^y_{l,k} \mid \boldsymbol{\mu}^y_{l,k}, \delta^y_{l,k})$ (16)

$$\Delta_{l,k}^{x} = (x_{p} - x_{l}), \Delta_{l,k}^{y} = (y_{p} - y_{l})$$
(17)

其中 $\Delta_{l,k}^{x}$, $\Delta_{l,k}^{y}$ 表示 p_{k} , p_{l} 的相对位置, $\theta_{(k,j)x}^{c}$, $\theta_{(k,j)y}^{c}$ 表示 p_{k} , p_{l} 空间相关性的参数, $\mu_{l,k}^{x}$, $\delta_{l,k}^{x}$, $\mu_{l,k}^{y}$, $\delta_{l,k}^{y}$ 是均值和方差。本文利用第一层分 类器的所有正样本,通过最大似然估计的方法训练 模型。

3 模型参数训练

我们在样本空间估计参数 $\theta^* = \arg \max_{\theta}(\theta)$,构建目标函数为:

$$L(\boldsymbol{\theta}) = \sum_{i} \log P(w_i / v_i, \boldsymbol{\theta}) - \frac{1}{2\delta^2} \|\boldsymbol{\theta}\|$$
(18)

采用随机梯度下降算法优化 *L*(θ),采取置信传播,对于第*i*个样本,定义:

$$L_{i}(\boldsymbol{\theta}) = \arg\max_{i} \log P(w_{i}, s_{j} / v_{i}, \boldsymbol{\theta})$$
(19)

$$L_{i}(\boldsymbol{\theta}) = \arg\max_{j} \log(\frac{e^{\psi(w_{i},s_{j},v_{i};\boldsymbol{\theta})}}{\sum_{w',j} e^{\psi(w_{i},s_{j},v_{i};\boldsymbol{\theta})}})$$
(20)

第 27 卷第 10 期	系统仿真学报	Vol. 27 No. 10
2015年10月	Journal of System Simulation	Oct., 2015

在实际的参数训练中,对每个遮挡状态 s_j 单 独训练参数 $\theta_j = (\theta_j^n, \theta_j^c)$,目标函数的梯度可用下 式表示:

$$\frac{\partial L_i(\boldsymbol{\theta})}{\partial \theta_j} = P(s_j | w_i, v_i, \boldsymbol{\theta}_j) \frac{\partial \psi(w_i, s_j, v_i; \boldsymbol{\theta}_j)}{\partial \boldsymbol{\theta}_j} - P(w', s_j | v_i, \boldsymbol{\theta}_j) \frac{\partial \psi(w', s_j, v_i; \boldsymbol{\theta}_j)}{\partial \boldsymbol{\theta}_i}$$
(21)

根据贝叶斯准则,得

$$P(s_j / w, v, \theta) = \frac{P(w, s_j / v, \theta)}{P(w / v, \theta)}$$
(22)

其中 $P(w/v, \theta)$ 是常量,表示所有遮挡状态 s_j 的最大概率,结合式子(12) (13) (21),式(22)可求,不 再赘述。依据文献[20]的分析,选取 $a_t = 1/t$ 取得 了较好的训练效果。

4 实验结果与分析

本文提出的模型在 PASCAL VOC 2010 上测 试,对比了经典可变部位模型。第一层分类器按纵 横比训练了三组模型,每组包含八个部位。为保证 CRF 模型的对遮挡判别效果,约束可见部位至少3 个,进行参数的训练。实际检测结果如图 3,黄色 框是真实行人标记框,蓝色框是经典可变部位模型 阈值为-0.6时的检测结果,绿色框是经过本文的算 法检测的结果。从图 3(a) (b) (e) (f)可以看出, 经典 的可变部位模型对遮挡有一定的适应能力,尤其是 遮挡不严重和下半身被遮挡时,检测效果比较好。 这得益于LSVM算法在样本中对遮挡信息的挖掘。 而且,图3(b)中,经典算法检测出两个行人,本文 算法由于3个可见部位的约束,漏检了一个行人。 从图 3(c) (d)可以看出,本文算法优于经典算法, 对上半身遮挡和侧面遮挡的行人有较强的检测能 力。从图 3(d) (f)可以看出, 经典算法存在误捡现 象被本文的算法有效的剔除了。

改变检测阈值经过多组实验,绘制 PR 曲线,如图 4,蓝色的曲线表示经典的可变部位算法,红色的曲线表示本文算法。可以看出在相同精度下,本文算法有效的提高了召回率。



(c) 单人头部遮挡



(e) 多人大部分遮挡(f) 单人侧半身遮挡图 3 部分检测结果



5 结论

本文提出了一种联合 CRF 和可变部位模型的 两层分类器用于行人检测。该模型不需要任何遮挡

先验信息,把遮挡状态作为隐变量建模,采用置信 传播和随机梯度下降来优化学习模型参数。该模型 利用了部位的单点信息和部位间的空间相关性,在 PASCAL VOC 数据集测试表明,比较经典的可变 部位模型,检测性能明显改善。实验中发现背景和 场景因素也是主要的干扰因素,今后的研究考虑将 背景和场景特征也加入到模型中来,进一步提高检 测性能。本文提出的方法对其他基于可变部位模型 的算法具有一定的借鉴价值。

参考文献:

- Xiaogang Wang, Meng Wang, Wei Li. Scene-Specific Pedestrian Detection for Static Video Surveillance [J].
 IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (S0162-8828), 2014, 36(2): 361-374.
- [2] M Everingham, L Van Gool, J Winn, *et al.* The PASCAL Visual Object Classes (VOC) Challenge [J]. International Journal of Computer Vision (S0920-5691), 2010, 88(2): 303-338.
- [3] P F Felzenszwalb, D McAllester, D Ramanan. Object detection with discriminatively trained part-based models
 [J]. IEEE Pattern Analysis and Machine Intelligence (S0162-8828), 2010, 32(9): 1627-1645.
- [4] http://host.robots.ox.ac.uk:8080/pascal/VOC/[DB/OL].(2014-11)[2015-06].
- [5] P Ott, M Everingham. Shared parts for deformable part-based model [J]. Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (S1063-6919), 2011, 6(1): 1513-1520.
- [6] H T Niknejad, S Mita, D McAllester, *et al.* Vision based vehicle detection with discriminately trained mixture of weighted deformable part models [J]. IEEE Intelligent Transportation Systems (S2153-0009), 2011, 10(1): 1560-1565.
- [7] L Zhu, Y Chen, A Yuille, *et al.* Latent hierarchical structural learning for object detection [J]. Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (S1063-6919), 2010, 6(1): 1062-1069.
- [8] M Enzweiler, A Eigenstetter, B Schiele, *et al.* Multi-cue pedestrian classification with partial occlusion handling
 [J]. Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (S1063-6919), 2010, 6(1): 990-997.
- [9] G Duan, H Ai, S Lao. A structural filter approach to

human detection [J]. ECCV (S0302-9743), 2010, 9(1): 238-251.

- [10] M Enzweiler, A Eigenstetter, B Schiele, *et al.* Gavrila. Multi-cue pedestrian classification with partial occlusion handling [C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (S1063-6919). USA: IEEE, 2010.
- [11] T Wu, S Zhu. A numeric study of the bottom-up and top-down inference processes in and-or graphs [J]. Int'l Journal of Computer Vision (S0920-5691), 2011, 93(2): 226-252.
- [12] W Fang, Y Zhao, Y Yuan K. Real time multiple vehicles tracking with occlusion handling [C]// Sixth International Conference on Image and Graphic (S978-0-7695-4541-7). USA: IEEE, 2011, 8: 667-672.
- [13] H T Niknejad, K Takeuchi, S Mita, *et al.* On-road multi vehicle tracking using deformable object model and particle filter with improved likelihood estimation [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems (S1524-9050), 13(2): 748-758.
- [14] W Ouyang, X Wang. A discriminative deep model for pedestrian detection and occlusion handling [J]. Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (S1063-6919), 2012, 6(1): 3258-3265.
- [15] S Sivaraman, M M Trivedi. Real-time vehicle detection using part at intersections [J]. Proc. IEEE Intelligent Transportation Systems (S2153-0009), 2012, 9(1): 1519-1524.
- [16] A Quattoni, M Collins, T Darrell. Conditional random fields for object recognition [J]. NIPS (S0018-9448), 2004, 12: 1097-1104.
- [17] N Dalal, B Triggs. Histograms of oriented gradients for human detection [J]. Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (S1063-6919), 2005, 6(1): 886-893.
- [18] P Felzenszwalb, D Huttenlocher. Distance transforms of sampled functions [M]. USA: Cornell University CIS, Tech. Rep. 2004: 2004-1963.
- [19] S Andrews, I Tsochantaridis, T Hofmann. Support Vector Machines for Multiple-Instance Learning [J]. NIPS (S0018-9448), 2003, 12(1): 577-584.
- [20] S Shalev-Shwartz, Y Singer, N Srebro. Pegasos: primal estimated sub-gradient solver for SVM [J]. Mathematical Programming (S0025-5610), 2011, 127(1): 3-30.