



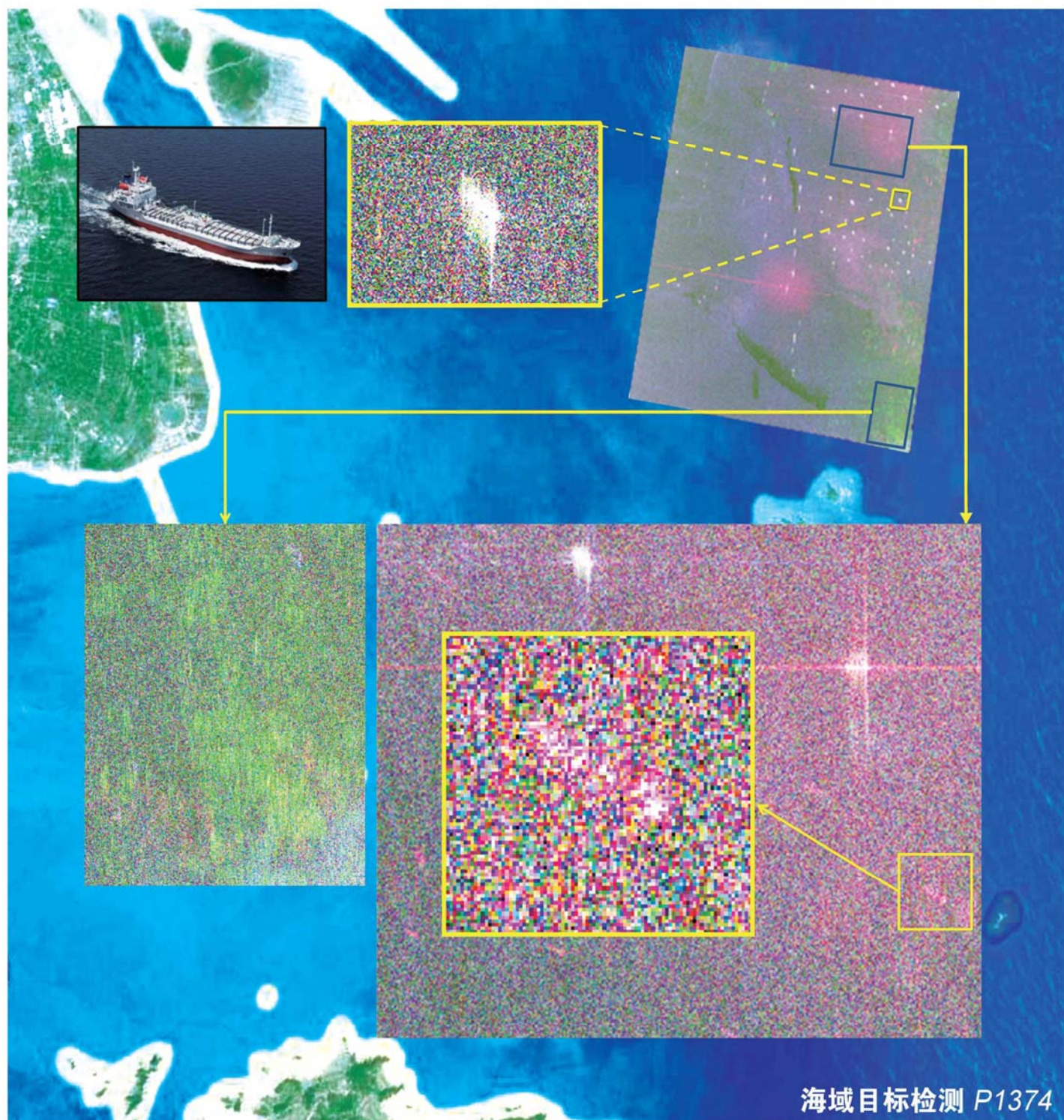
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

主办: 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

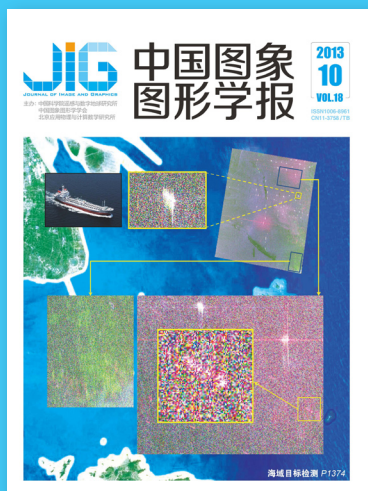
中国图象图形学报

2013
10
VOL.18

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB



海域目标检测 P1374



第18卷第10期（总第210期）

2013年10月16日

中国精品科技期刊
中国国际影响力优秀学术期刊
中国科技核心期刊

版权声明

凡向《中国图象图形学报》投稿，均视为同意在本刊网站及CNKI等全文数据库出版，所刊载论文已获得著作权人的授权。本刊所有图片均为非商业目的使用，所有内容，未经许可，不得转载或以其他方式使用。

Copyright

2013 all rights reserved by Journal of Image and Graphics, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS. The content (including but not limited text, photo, etc) published in this journal is for non-commercial use.

主管单位 中国科学院

主办单位 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

主 编 李小文

编辑出版《中国图象图形学报》编辑出版委员会

邮政信箱 北京9718信箱

邮 编 100101

电子信箱 jig@irsa.ac.cn

电 话 010-64807995 010-82614429

网 址 www.cjig.cn

广告经营许可证 京朝工商广字第0361号

总 发 行 北京报刊发行局

订 购 全国各地邮局

海外发行 中国国际图书贸易集团有限公司
(邮政信箱: 北京399信箱 邮编: 100048)

印刷装订 北京科信印刷有限公司

Journal of Image and Graphics

Title inscription: Song Jian

Monthly, Started in 1996

Superintended by Chinese Academy of Sciences

Sponsored by Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS
China Society of Image and Graphics

Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

Editor-in-Chief LI Xiaowen

Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of
Image and Graphics

P.O.Box 9718, Beijing, P.R.China

Zip code 100101

E-mail jig@irsa.ac.cn

Telephone 010-64807995 010-82614429

Website www.cjig.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals

Domestic All Local Post Offices in China

Overseas China International Book Trading Corporation
(P.O.Box 399, Beijing 100048, P.R.China))

Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

CN 11-3758/TB

ISSN 1006-8961

CODEN ZTTXFZ

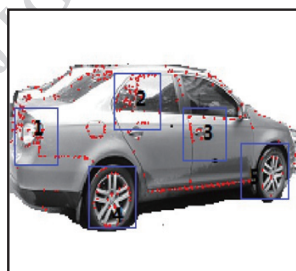
国外发行代号 M1406

国内邮发代号 82-831

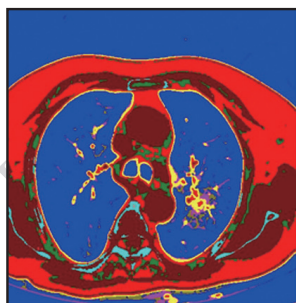
国内定价 50.00元



结合几何划分技术和最大期望值/最大边缘概率算法的彩色图像分割(第1270页)



联合生成与判别模型的目标检测与跟踪(第1293页)



聚类核值相似区特征点的医学影像分类(第1322页)

综述

手掌静脉图像识别技术综述

吴微, 苑玮琦 1215

视频检测烟雾的研究现状

罗胜, Jiang Yuzheng 1225

图像处理和编码

自适应分数阶微分的复合双边滤波算法

胡伏原, 姒绍辉, 张艳宁, 孙瑾秋 1237

曲波域高斯混合尺度模型的图像压缩重构

纪建, 李晓, 许双星 1247

结合图像信号显著性的自适应分块压缩采样

王瑞, 余宗鑫, 杜林峰, 万旺根 1255

四阶各向异性扩散方程在图像放大中的应用

李鹏, 邹杨, 姚正安 1261

图像分析和识别

结合几何划分技术和最大期望值/最大边缘概率算法的彩色图像分割

赵泉华, 李玉, 何晓军 1270

自适应加权完全局部二值模式的表情识别

胡敏, 许艳侠, 王晓华, 黄忠, 朱弘 1279

面向局部光照突变的时间和空间中心对称局部二值模式算子

卞紫涵, 房胜, 徐田帅 1285

联合生成与判别模型的目标检测与跟踪

刘倩, 侯建华, 牟海军, 赵巍, 笪邦友 1293

目标不同视角下观察信息的迁移和再利用

张索非, 吴海洋, 吴镇扬 1302

图像理解和计算机视觉

张量分析在视差图生成中的应用

赵戈, 蔺兰, 唐延东, 王耀南 1307

采用旋转匹配的二进制局部描述子

卢鸿波, 孙愿, 张志敏 1315

医学图像处理

聚类核值相似区特征点的医学影像分类

李博, 曹鹏, 栗伟, 赵大哲 1322

异常宫颈细胞核的自适应局部分割

张灵, 李静立, 陈思平, 汪天富, 江少锋, 刘少雄 1329

地理信息技术

Hilbert填充曲线与空间分布模式探测的点数据集空间划分方法

吴明光 1336

采用案例归纳推理进行道路网智能选取

郭敏, 钱海忠, 黄智深, 刘海龙, 王骁 1343

遥感图像处理

红外目标抗干扰跟踪算法

褚桐, 马惠敏 1354

MSTAR图像的矩特征分析与多阈值分割

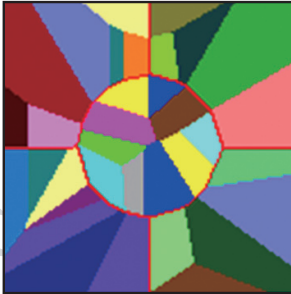
倪维平, 严卫东, 吴俊政, 郑刚, 芦颖 1364

改进Notch滤波的全极化SAR数据船舶检测方法

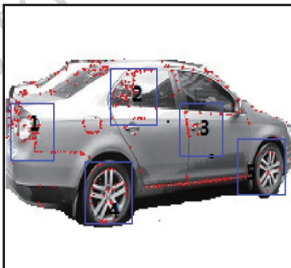
孙渊, 王超, 张红, 张波, 吴樊 1374

CONTENTS

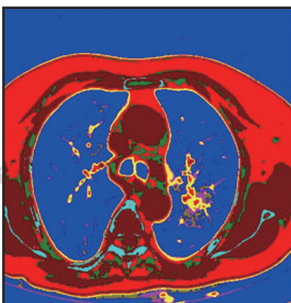
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Color image segmentation using geometry tessellation technique and EM/MPM algorithm(P1270)



Object detection and tracking combining generative and discriminative model(P1293)



Medical image classification based on cluster univalue segment assimilation nucleus feature point(P1322)

Review

- A survey of palm-vein image recognition
Wu Wei, Yuan Weiqi 1215
- State-of-art of video based smoke detection algorithms
Luo Sheng, Jiang Yuzheng 1225

Image Processing and Coding

- Multi-bilateral filtering algorithm based on adaptive fractional order differentiation
Hu Fuyuan, Si Shaohui, Zhang Yanning, Sun Jinqiu 1237
- Image reconstruction algorithm based on the curvelet gaussian scale mixture model
Ji Jian, Li Xiao, Xu Shuangxing 1247
- Saliency-based adaptive block compressive sampling for image signals
Wang Rui, Yu Zongxin, Du Linfeng, Wan Wanggen 1255
- Fourth-order anisotropic diffusion equations for image zooming
Li Peng, Zou Yang, Yao Zheng'an 1261

Image Analysis and Recognition

- Color image segmentation using geometry tessellation technique and EM/MPM algorithm
Zhao Quanhua, Li Yu, He Xiaojun 1270
- Facial expression recognition based on AWCLBP
Hu Min, Xu Yanxia, Wang Xiaohua, Huang Zhong, Zhu Hong 1279
- TSCS-LBP operator oriented to the local illumination mutation
Bian Zihan, Fang Sheng, Xu Tianshuai 1285
- Object detection and tracking combining generative and discriminative model
Liu Qian, Hou Jianhua, Mou Haijun, Zhao Wei, Da Bangyou 1293
- Transfer and reusing of object view information
Zhang Suofei, Wu Haiyang, Wu Zhenyang 1302

Image Understanding and Computer Vision

- Disparity map generation with tensor analysis
Zhao Ge, Lin Lan, Tang Yandong, Wang Yaonan 1307
- Binary local descriptor based on rotative matching
Lu Hongbo, Sun Yuan, Zhang Zhimin 1315

Medical Image Processing

- Medical image classification based on cluster univalue segment assimilation nucleus feature points
Li Bo, Cao Peng, Li Wei, Zhao Dazhe 1322
- Segmentation of abnormal cervical nuclei using an adaptive and local approach
Zhang Ling, Li Jingli, Chen Siping, Wang Tianfu, Jiang Shaofeng, Liu Shaoxiang 1329

Geoinformatics

- Hilbert space-filling curve and spatial pattern detection-based spatial partitioning approach to point geospatial data
Wu Mingguang 1336
- Intelligent road network selection method based on cases inductive reasoning
Guo Min, Qian Haizhong, Huang Zhishen, Liu Hailong, Wang Xiao 1343

Remote Sensing Image Processing

- Study of infrared anti-jamming tracking algorithm
Chu Tong, Ma Huimin 1354
- Moment feature analysis of MSTAR image and multiple thresholds based segmentation
Ni Weiping, Yan Weidong, Wu Junzheng, Zheng Gang, Lu Ying 1364
- Polarimetric SAR ship detection using improved notch filter
Sun Yuan, Wang Chao, Zhang hong, Zhang bo, Wu Fan 1374

中图法分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2013)10-1302-05

论文引用格式: 张索非, 吴海洋, 吴镇扬. 目标不同视角下观察信息的迁移和再利用[J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(10): 1302-1306. [DOI: 10.11834/jig.20131011]

目标不同视角下观察信息的迁移和再利用

张索非, 吴海洋, 吴镇扬

东南大学信息科学与工程学院, 南京 210096

摘要: 基于视觉信息的目标检测和识别模型在训练时往往依赖于来自于训练样本的视角信息, 然而附带了视角信息的训练样本通常只有很少的数据库可以提供。当此类信息缺失时, 传统的通用目标检测系统通常通过一些非监督学习方法来对样本的视角信息进行粗略估计。本文改进并引入了一种选择性迁移学习方法即 TransferBoost 方法来解决目标视角信息缺失的问题。TransferBoost 方法基于 GentleBoost 框架实现, 通过重新利用其他类别样本中的先验信息来提升当前类别样本的学习质量。当给定一个标定完善的样本集作为源数据库时, TransferBoost 同时调整每个样本的权值和每个源任务的权值, 实现样本级和任务级的两级知识迁移。这种双层迁移学习更有效地从混合了相关源数据和不相关源数据的数据集中提取了有用的信息。实验结果表明, 和直接使用传统的机器学习方法相比较, 迁移学习方法所需要的训练样本数大大减少, 从而降低了目标检测与识别系统的训练代价, 扩展了现有系统的应用范围。

关键词: 迁移学习; 集成学习; 目标识别; 目标检测

Transfer and reusing of object view information

Zhang Suofei, Wu Haiyang, Wu Zhenyang

School of Information Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China

Abstract: Conventional vision based object detection or recognition models mostly depend on the view information of target examples. However, such attached view information is usually limited in several datasets. When the view information is scarce, some generic object detection models try to learn the target by evaluating the view information with unsupervised learning methods. In this paper, a selective transfer learning method, TransferBoost, is improved and introduced to relieve the lack of object view information in training. The proposed TransferBoost, based on the GentleBoost framework, prompts the performance of learning the target by reusing prior knowledge from other object classes. Given a well labeled training set as source task, TransferBoost can transfer the knowledge on both instance level and task level by adjusting the weights of examples and task simultaneously. Such a combination of two levels transfers extracts useful information more effectively from mixed relevant source tasks and irrelevant source tasks. Our experimental results show, that compared to traditional machine learning methods, transfer learning needs much less training examples thus reduces the training cost of object detection or recognition models and extends the applicability of existing models.

Key words: transfer learning; boosting; object recognition; object detection

收稿日期: 2012-11-13; 修回日期: 2013-03-25

基金项目: 国家自然科学基金项目 (60672094)

第一作者简介: 张索非 (1982—), 男, 东南大学信息科学与工程学院信息与通信工程专业在读博士研究生, 主要研究方向为图像处理与机器视觉。E-mail: zhangsuofei@seu.edu.cn

0 引言

近年来,目标识别和检测作为机器视觉领域中的前沿受到了研究者们广泛的关注。对于常见的目标识别和检测任务来说,一个需要解决的关键问题就是如何处理因为视角不同而造成的目标外观变化。在训练此类多视角目标检测或识别模型时,不同视角的目标表观模型往往需要分别考虑。现有学习方法通常通过两种途径来解决这类问题:1)通过详细标定的训练样本来学习一个3D的目标模型^[1]。此类模型通常依赖于商业的3D模型和详细标定的数据库。由于训练条件苛刻,应用范围十分有限,仅局限于如汽车等少量目标。2)通过在一些简单的特征(如宽高比等)上使用聚类方法将样本进行粗分割来学习一个混合模型^[2]。这种聚类方法仅依据一些非常简单的视觉特征,故而效果十分有限,仅能作为一种预处理方法来使用。

通过一种新型的迁移学习方法更好地利用了已有的训练样本视角信息,以较低的代价获得一个高效的样本视角分类器。如果直接对目标样本的视角分类问题进行学习,代价往往是比较高的,因为需要对目标的训练样本进行详细标定。为了解决这一问题,引入了一种选择性迁移学习方法,即 TransferBoost^[3],来对其他目标类别上的先验信息进行借用。

对于 Boosting 框架下迁移学习的研究可以追溯到2007年的 TrAdaBoost 方法^[4]。对于标签信息缺乏的任务而言,经典的机器学习方法往往会失败。这是因为这类任务中训练集和测试集之间的分布相同假设往往不成立。在这种情况下,TrAdaBoost 以及它的一些后续算法利用极少量的来源于目标任务的标定样本来完成学习,从而成功降低学习新模型的代价。

在 TransferBoost 方法的基础上,利用了源任务提供的先验知识显著提升了目标任务上的视角分类效果。因为源任务上的先验知识可以从比较流行的目标检测数据库如 LabelMe^[5]等数据库中方便地获得。本文方法明显地降低了目标检测与识别系统中人为干预的程度。

1 迁移学习方法

Eaton 等人首次提出了一种多源迁移学习方法,

即 Transfer Boost 方法^[3]。给定一个仅含有有限训练样本的目标任务 $T = \{(\mathbf{x}_i, y_i) | \mathbf{x}_i \in \mathbf{R}^d, y_i \in \{-1, +1\}\}_{i=1}^n$ 和一些含有充分训练样本的源任务 $S_1, \dots, S_I$, 其中 $S_i = \{(\mathbf{x}_j, y_j) | \mathbf{x}_j \in \mathbf{R}^d, y_j \in \{-1, +1\}\}_{j=1}^{|S_i|}$, $i=1, \dots, I$ 。该方法可以分别从各个源任务提取不同的先验信息以增强目标任务的学习效率。

TransferBoost 基于 AdaBoost 算法,可以将每个源任务中的有用信息在样本和任务两个水平上迁移到目标任务中。在任务级水平上,每个源任务通过可迁移性来衡量。可迁移性的概念度量了目标任务 T 和源任务 S_i 之间发生迁移时对目标任务的学习所施加的影响是正面的还是负面的。如果知识迁移可以正面地影响目标任务,相应的源任务中的样本权值就应该被增大;而相反,如果迁移是负面的,则样本权值就应该被降低以在下一轮学习中避免这种源任务和目标任务之间负面的知识迁移。和传统的迁移学习方法(如 TrAdaBoost^[4]等)相比较,TransferBoost 在 AdaBoost 框架下实现了一种从多个源任务中进行选择性知识迁移的学习方法。对于一个由相关任务和不相关任务构成的混合任务集合而言,它可以自动地从中选择那些更加相关的任务来进行知识迁移。

进一步改进 TransferBoost,将其中弱分类器的构成方式从 AdaBoost 替换成 GentleBoost。大量的相关工作表明,GentleBoost 拥有比 AdaBoost 更好的数值稳定性以及收敛性能^[6]。传统的 GentleBoost 学习序贯地计算了一个加性回归模型,其形式为

$$H(\mathbf{x}) = \sum_{k=1}^K h_k(\mathbf{x}) \quad (1)$$

式中, K 为 Boosting 轮数,即弱分类器个数; $H(\mathbf{x})$ 被称为强分类器, $h_k(\mathbf{x})$ 被称为弱分类器。在迭代学习的每一轮中,GentleBoost 方法完成一次模型升级,即

$$H(\mathbf{x}) := H(\mathbf{x}) + h_k(\mathbf{x}) \quad (2)$$

通过选择最优的弱分类器 $h_k(\mathbf{x})$ 来最小化代价函数,即

$$\varepsilon = \sum_{i=1}^N \frac{w_k(\mathbf{x}_i)}{\sum_i |w_k(\mathbf{x}_i)|} (y_i - h_k(\mathbf{x}_i))^2 \quad (3)$$

式中, N 为训练样本的数量, $w_k(\mathbf{x}_i)$ 为归一化的样本权重,指示了该样本和已得到模型的融合程度。

这里使用决策树桩作为基分类器 $h(\mathbf{x})$,即

$$h(\mathbf{x}) = a\delta(\mathbf{x}^f > \theta) + b\delta(\mathbf{x}^f \leq \theta) \quad (4)$$

式中, a 和 b 表示分类器权重, $\delta(\cdot)$ 为指示函数。

在每一个权值 θ 和特征 x^f 上使 ε 最小的最优 $h(x)$ 的闭式解即为

$$h(x_i) = \frac{\sum_i w_k(x_i) y_i \delta(x_i^f > \theta)}{\sum_i w_k(x_i) \delta(x_i^f > \theta)} \delta(x_i^f > \theta) + \frac{\sum_i w_k(x_i) y_i \delta(x_i^f \leq \theta)}{\sum_i w_k(x_i) \delta(x_i^f \leq \theta)} \delta(x_i^f \leq \theta) \quad (5)$$

选择最低的 ε 对应的 θ 和 f 作为当前轮的结果,相应的 $h_k(x_i)$ 作为一个新的弱分类器增加至分类器序列中。最后在每一轮迭代结束时,将样本权值更新为

$$w_{k+1}(x_i) = w_k(x_i) e^{-y_i h_k(x_i)} \quad (6)$$

将 GentleBoost 方法和文献[3]中的可迁移性概念相结合,就可以将源任务的知识迁移到对目标任务的学习中,TransferBoost 算法具体步骤如下:

输入:源任务集合 $S_1, \dots, S_I$, 其中 $S_i = \{(x_j, y_j)\}_{j=1}^{|S_i|}$, 目标任务集样本 $T = (x_i, y_i)_{i=1}^n$

输出: $H(x) = \sum_{k=1}^K h_k(x)$

融合所有源任务和目标任务构造总训练集: $D = S_1 \cup \dots \cup S_K \cup T$

对样本 $(x_i, y_i) \in D$ 初始化权值 $w_1(x_i) = 1/|D|$

从 1 到 K 步进行迭代:

在总训练集 D 上以权值 $w_k(D)$ 训练分类器 h_k

对 $i = 1, \dots, I$ 计算 $\alpha_k^i \in \mathbf{R}$

对所有样本 $(x_j, y_j) \in D$ 更新权值:

$$w_{k+1}(x_j) = \begin{cases} \frac{w_k(x_j) \exp(-y_j h_k(x_j) + \alpha_k^i)}{Z_k} & (x_j, y_j) \in S_i \\ \frac{w_k(x_j) \exp(-y_j h_k(x_j))}{Z_k} & (x_j, y_j) \in T \end{cases}$$

系数 Z_k 为 $w_{k+1}(D)$ 的归一化系数。

算法中每个源任务 S_i 对应的 α_k^i 是根据可迁移性的概念来计算的。在每轮迭代中, TransferBoost 对训练集 T 和 $S_i \cup T$ 分别根据权值 $w_k(T)/\|w_k(T)\|_1$ 和 $w_k(S_i \cup T)/\|w_k(S_i \cup T)\|_1$ 训练弱分类器。当得到弱分类器以后,在目标任务 T 上估计两种代价函数 $\vec{\varepsilon}_k$ 和 $\tilde{\varepsilon}_k^i$ 。参数 α_k^i 即被设为

$$\alpha_k^i = \vec{\varepsilon}_k - \tilde{\varepsilon}_k^i \quad (7)$$

以反映使用源任务 S_i 进行联合学习时误差的变化。

2 实验

为了验证本文方法的效果,使用 LabelMe 数据

库^[5]进行了一系列目标视角识别的验证实验。实验主要针对交通工具的视角识别问题开展,考虑了 4 种不同的交通工具:汽车、货车、卡车和客车。LabelMe 数据库提供的目标样本附带了 12 个不同角度的视角信息:0°、30°、60°、90°、120°、150°、180°、210°、240°、270°、300°、330°。实验中的视角识别主要目标是对当前图像中的目标识别出准确的视角信息。

实验中将汽车样本视为基础的源任务,其数据库由 12 个视角共 600 个样本构成,每个视角 50 个样本。其他 3 个任务(货车、卡车和客车)被轮流当作源任务和目标任务来考虑。举例来说,当希望训练一个模型用于识别货车视角时,源任务集将由汽车、卡车和客车构成。

2.1 视角识别系统

实验中使用的基准视角分类方法基于传统的 GentleBoost 框架。为了识别目标的 12 个不同视角,使用一对多策略来对每一个视角训练一个分类器。样本图像使用文献[2]的有向梯度直方图(HOG)方法作为特征。为验证基准方法的效果,使用汽车视角识别作为目标任务,建立了一个由 360 个汽车样本(每个视角 30 个样本)构成的训练集和一个由 240 个汽车样本(每个视角 20 个样本)构成的测试集。

表 1 比较了本文方法与其他领先方法的效果。平均准确率指 12 个视角上识别准确率的均值。事实上,因为目前大部分方法的实验都是针对 8 个视角的视角识别问题开展,而进行一个完全同等条件的横向比较难以实现。从表 1 中仍然可以看出,使用本文方法获得了一个和其他同类方法近似的结果。

表 1 不同方法对汽车视角识别的平均准确率

Table 1 Average accuracy (AA) scores of viewpoint classification on cars

识别方法	平均准确率
Liebelt CVPR10 ^[7]	0.698 7
Payet ICCV11 ^[1]	0.853 8
Arie-Nachimson ICCV09 ^[8]	0.429
本文方法	0.718 2

2.2 知识迁移

为检验迁移学习方法对目标学习过程的影响,在 3 种不同的目标任务上比较 6 种不同的方法:在

目标任务上直接使用 AdaBoost 方法(AB(T)),在目标任务上直接使用 GentleBoost 方法(GB(T)),在总数据集上使用 AdaBoost 方法(AB(D)),在总数据集上使用 GentleBoost 方法(GB(D)),基于 AdaBoost 的迁移学习方法(TAB)和基于 GentleBoost 的迁移学习方法(TGB)。图 1 中比较了各种不同方法随着

目标任务提供的训练样本数不同最后得到的平均准确率的变化趋势。图 2 给出了基于 GentleBoost 的迁移学习方法(即图 1 中的 TGB)训练所得模型的视角识别混淆矩阵。可以看到混淆矩阵呈现一定的纹理特征,这说明相隔 180°的视角易被混淆。

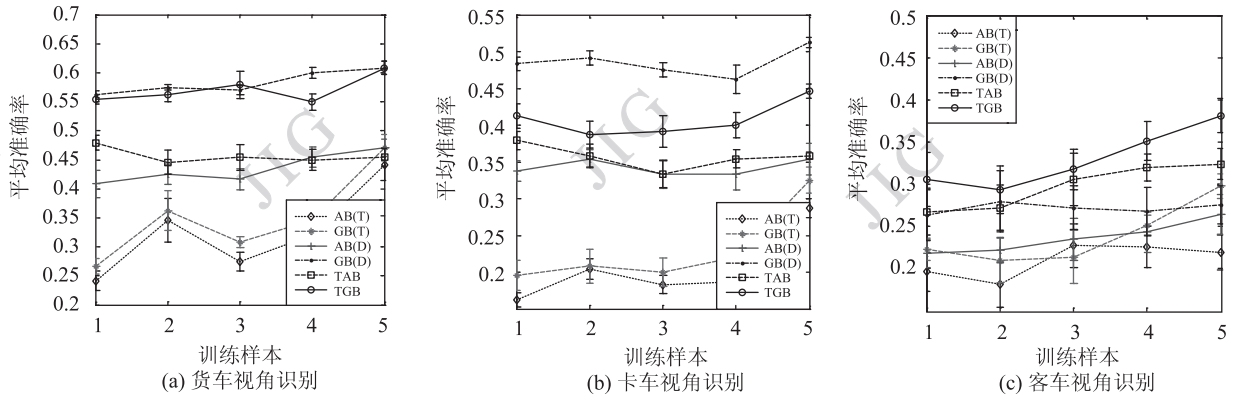


图 1 不同方法的平均准确率

Fig. 1 The tendency of average classification accuracies of different methods

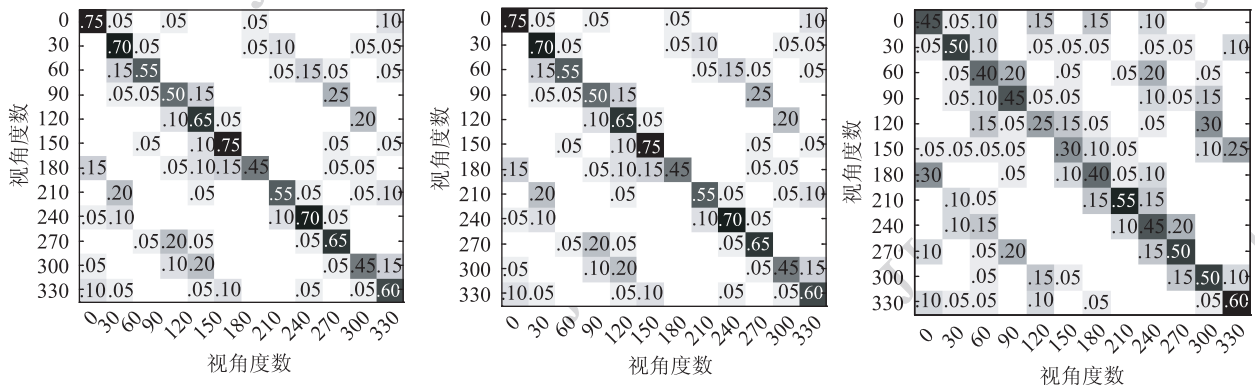


图 2 使用本文方法在 3 种目标任务上的识别混淆矩阵

Fig. 2 Confusion matrices of view classification on different targets

从实验中可以得到如下 4 个比较重要的结论:1) 基于 GentleBoost 方法作为基系统的模型总体效果都要好于基于 AdaBoost 方法的模型, 无论是否考虑知识迁移。2) 从源任务集进行知识迁移提升了所有目标任务视角识别效果(比较图 1 中 TGB 和 GB(T) 可知)。3) 在货车视角识别(图 1(a))和卡车视角识别(图 1(b))任务中, 在总训练集上使用 GentleBoost 方法对问题更加适合。这是因为货车和卡车的外观更近似于汽车, 融合了源任务和目标任务总训练集中大部分的特征, 可以直接被泛化到目标任务中而不需要进行选择。

故而在这种情况下进行不必要的选择性迁移可能导致了过学习。相反, 在客车视角识别的任务中基于 GentleBoost 的迁移学习方法显示出了最好的效果。这是由于客车的外观与其他几种交通工具相比差异较大, 这时进行选择性知识迁移就可以排除源任务的负面影响从而明显地提升识别效果。4) 从前两种视角识别任务(图 1(a) 和图 1(b))的结果中可以看出, 目标任务提供的训练样本数量对学习效果影响不大。而相反在最后一个识别任务(图 1(c))中, 平均准确率随着目标任务提供的训练样本数增加上升明显。认为这同样是

因为客车的外观明显地区别于汽车、货车和卡车,在这种情况下,客车的样本对于学习过程来说就更为重要。而本文选择性迁移学习方法则更为有效地利用了这些样本。

3 结 论

提出了一种基于 GentleBoost 方法的迁移学习算法,用以在训练样本数量很少的情况下提升视角识别的学习效果。使用本文方法可以将已有的标定良好的训练样本上的全局信息选择性地迁移到目标任务,并大幅降低学习新目标的训练代价。到目前为止,对于训练样本视角信息的利用仍然局限在几个非常具体的目标上,例如汽车和自行车检测和识别^[1],本文研究将提供一种泛性的方法来扩展当前目标检测与识别方法的运用范围。

参考文献(References)

- [1] Payet N, Todorovic S. From contours to 3d object detection and pose estimation[C]//Proceeding of IEEE International Conference on Computer Vision. Barcelona, Spain:IEEE, 2011: 983-990. [DOI: 10.1109/ICCV.2011.6126342]
- [2] Felzenszwalb P, Girshick R, McAllester D, et al. Object detection with discriminatively trained part-based models[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32 (9) : 1627-1645. [DOI: 10.1109/TPAMI. 2009. 167]
- [3] Eaton E, DesJardins M. Selective transfer between learning tasks using task-based boosting[C]//Proceedings of AAAI Conference on Artificial Intelligence. San Francisco, USA: AAAI, 2011: 337-342.
- [4] Dai W, Yang Q, Xue G, et al. Boosting for transfer learning [C]// Proceedings of the 24th International Conference on Machine Learning. Corvallis, Oregon, USA: International Machine Learning Society, 2007: 193-200.
- [5] Russell B, Torralba A, Murphy K, et al. Labelme: a database and web-based tool for image annotation[J]. International Journal of Computer Vision, 2008, 77 (1) : 157-173. [DOI: 10.1007/s11263-007-0090-8]
- [6] Friedman J, Hastie T, Tibshirani R. Additive logistic regression: a statistical view of boosting[J]. The Annals of Statistics, 2000, 28(2): 337-374.
- [7] Liebelt J, Schmid C. Multi-view object class detection with a 3d geometric model[C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Francisco, USA: IEEE, 2010: 1688-1695. [DOI: 10.1109/CVPR. 2010. 5539836]
- [8] Arie-Nachimson M, Basri R. Constructing implicit 3d shape models for pose estimation[C]// Proceedings of the 12th IEEE International Conference on Computer Vision. Kyoto, Japan:IEEE, 2009: 1341-1348. [DOI: 10.1109/ICCV.2009.5459310]