

6-4-2020

Motion Object Feature Extraction Method Based on Multi-feature Fusion

Xidao Luan

1. *College of Computer Engineering and Applied Mathematics, Changsha University, Changsha 410003, China;*

Yuxiang Xie

2. *College of Information Systems and Management, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;*

Zhang Xin

2. *College of Information Systems and Management, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;*

Niu Xiao

2. *College of Information Systems and Management, National University of Defense Technology, Changsha 410073, 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.

Motion Object Feature Extraction Method Based on Multi-feature Fusion

Abstract

Abstract: Motion object feature extraction is the basis of motion object classification. Traditionally motion object classification mainly depends on single feature extraction which is sensitive to the aspects like motion object detection area, angle, scale and noise disturbance, thus decreases the classification efficiency. To solve these problems and improve the robustness of the algorithms, *a motion object feature extraction method based on multi-feature fusion was proposed. In this method, width height ratio feature, rotation invariant uniform local binary pattern feature and SIFT feature were considered, and by fusing them into the SVM and KNN classifier, motion object classification was carried out.* Experiments prove that the motion object feature extraction method can greatly improve the average classification precision.

Keywords

motion object, feature extraction, local binary pattern, scale-invariant feature transform (SIFT)

Recommended Citation

Luan Xidao, Xie Yuxiang, Zhang Xin, Niu Xiao. Motion Object Feature Extraction Method Based on Multi-feature Fusion[J]. Journal of System Simulation, 2017, 29(6): 1304-1310.

融合多特征的运动目标特征提取方法

栾悉道¹, 谢毓湘^{2*}, 张芯², 牛晓²

(1. 长沙大学数学与计算机科学系, 湖南 长沙 410003; 2. 国防科学技术大学信息系统与管理学院, 湖南 长沙 410073)

摘要: 运动目标的特征提取是运动目标分类的基础。仅依赖于单特征进行运动目标分类容易受到目标区域检测精度不准确、目标角度、尺度变化以及噪声干扰等因素影响, 从而造成分类准确度降低。为克服上述缺点, 提高算法的鲁棒性, 提出了融合宽高比特征、旋转不变均匀局部二值模式特征以及尺度不变特征(SIFT 特征)的运动目标特征提取算法, 并在此基础上基于支撑向量机和 K 近邻方法对运动目标进行分类。实验表明, 采用融合多特征的运动目标特征提取方法能够显著提高运动目标的平均分类准确率。

关键词: 运动目标; 特征提取; 局部二值模式; 尺度不变特征 SIFT

中图分类号: TP39 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2017) 06-1304-07

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201706020

Motion Object Feature Extraction Method Based on Multi-feature Fusion

Luan Xidao¹, Xie Yuxiang^{2*}, Zhang Xin², Niu Xiao²

(1. College of Computer Engineering and Applied Mathematics, Changsha University, Changsha 410003, China;

2. College of Information Systems and Management, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: Motion object feature extraction is the basis of motion object classification. Traditionally motion object classification mainly depends on single feature extraction which is sensitive to the aspects like motion object detection area, angle, scale and noise disturbance, thus decreases the classification efficiency. To solve these problems and improve the robustness of the algorithms, a motion object feature extraction method based on multi-feature fusion was proposed. In this method, width height ratio feature, rotation invariant uniform local binary pattern feature and SIFT feature were considered, and by fusing them into the SVM and KNN classifier, motion object classification was carried out. Experiments prove that the motion object feature extraction method can greatly improve the average classification precision.

Keywords: motion object; feature extraction; local binary pattern; scale-invariant feature transform (SIFT)

引言

运动目标特征提取是运动目标分类的基础。早期的研究倾向于使用目标区域形状特征对目标进行描述, 如面积、宽高比、占空比等。随着目

标分类研究的深入, 越来越多的研究将重点放在目标特征提取方法和强分类器的构建上。

文献[1]提出了基于速度等特征进行运动目标跟踪与分类的方法。文献[2]针对交通视频中车辆的遮挡以及车辆与背景之间的差异较小等问题, 提出了一种利用时空特征的运动目标检测与分类方法。该方法运用运动目标分割区域的形状、纹理等特征, 并采用 KNN 方法进行目标的分类, 取得了一定的效果。Bogomolov 等^[3]将运动目标



收稿日期: 2016-01-29 修回日期: 2016-05-18;
基金项目: 国家自然科学基金(61571453), 湖南省自然科学基金(14JJ3010), 湖南省教育厅重点项目(15A020);
作者简介: 栾悉道(1976-), 男, 山东即墨, 博士, 副教授, 研究方向为多媒体信息系统。

<http://www.china-simulation.com>

• 1304 •

的周期性与几何形状特征相结合进行分类, 该方法存在计算复杂度高等问题。岳昊等^[4]提取目标图像区域四种形状特征, 将四种特征融合后获取的目标描述特征向量作为 BP 神经网络的输入, 提出基于 BP 神经网络的行人和自行车识别方法, 但该方法只能针对形状特征差别较大的几类目标进行分类, 分类模型扩展性不强。Brown^[5]等分别提取了区域面积、紧密度、速度和外接矩形框的长宽比等目标特征, 并将这些特征进行训练和分类以达到前景目标识别的目的。吴金勇等^[6]在运动目标区域探测基础上, 以目标区域质心为中心, 使用目标区域中探测出的多个角点信息构建多粒度感知特征用于运动目标描述, 并使用二级 SVM 分类器对复杂场景下的人和车辆进行分类。Zhang 等^[7]针对不同摄像机角度和方向背景下运动目标分类问题, 使用分块局部二值模式来对运动目标区域进行描述。在对目标描述特征进行去冗余之后, 使用 ECOC(Error Correcting Output Code: 错误正确率输出编码)模型来构建多分类器, 将多分类问题转化为多个二分类问题的组合, 从而对普通场景中的运动目标进行分类。Otoom 等^[8]对监控视频中遗留物体进行检测, 针对挎包、小推车、人和人群这四种目标进行分类, 提取目标区域的面积、周长、离散度、外接矩形等几何特征以及 SIFT 特征, 针对不同特征使用 Adaboost 分类器、SVM 以及决策树来对分类效果进行交叉检验, 实验证明几何特征的分类效果最好, 并对分类器以及数据集有较强的鲁棒性。Sang^[9]针对不同摄像头角度下运动目标分类问题提出基于场景特征的自适应运动目标分类方法, 通过使用“筛选”后的样本构建双边权重线性判别式分类器, 可以较好地提高分类器的目标分类效果。文献[10]通过分析 HOG-PCA 特征空间中运动目标轨迹特征, 并采用 KNN 和动态 HMM 模型对车辆和行人进行分类, 取得了较好的效果。文献[11]针对远视点监控场景中运动目标的形状和周期性运动特征无法准确识别的问

题, 提出一种新的多运动目标分类算法。该算法采用五个特征值(长宽比、面积、速度、位置和帧间方向梯度直方图差分的带权平均值), 并利用贝叶斯分类器实现智能小区监控环境中人和汽车的分类。此外, 在多特征融合策略方面, 研究普遍采用加权融合的方法^[12], 也有部分研究通过模糊神经网络等方法进行权值的确定与更新。例如, 文献[13]对目标面积、形状复杂度等特征进行模糊建模, 提出相应的模糊规则, 并采用模糊神经网络对推理系统的各个参数进行优化, 进而识别目标。文献[14]采用模糊积分技术进行多特征融合分类。文献[15]针对复杂背景下目标遮挡后跟踪不稳定的问题, 提出了一种在粒子滤波框架下融合异类信息进行目标跟踪的算法。

虽然国内外学者在目标特征提取方面进行了很多研究, 并取得了不错的研究效果。经对比分析后发现, 现阶段常用的目标形状特征虽然计算简单, 并在某些特定分类领域有较好的表现, 但在目标区域检测不精确、目标角度、尺度变化时分类误差较大, 特别是当受到噪声或视频背景干扰时, 容易造成目标区域检测准确度降低。针对上述不足, 本文根据目标样本的特点, 在目标区域检测基础上对宽高比形状特征、局部二进制模式特征以及 SIFT 特征进行多特征融合, 并使用 SVM 分类器和 KNN 分类器对监控视频中的运动目标进行分类。

1 融合多特征的运动目标特征提取

合理的运动目标特征提取可以提高目标分类的准确率。为克服单特征提取方法的不足, 提出融合多特征的运动目标特征提取方法, 其流程如图 1 所示。首先, 对运动目标区域进行提取, 根据运动目标区域提取准确度的不同, 选择不同的特征提取策略。主要考虑以下几类特征:

(1) 宽高比特征(Whr: width height ratio)

宽高比特征是指目标最小外接矩形的高宽之比, 通过获取目标的最小外接矩形来构建目标的宽高比特征信息。

(2) 旋转不变均匀局部二值模式特征(riu-LBP)

旋转不变均匀局部二值模式^[16]是在局部二值模式(LBP)特征基础上的改进。LBP 特征是一种描述图像局部空间结构的非参数算子，其基本思想是：用中心像素的灰度值作为阈值，与它邻域内的像素相比较得到的二进制码来表述局部纹理特征。为解决 LBP 算子的旋转不变性等问题，进一步提出了旋转不变均匀局部二值模式 riu-LBP 算子。该特征对光照变化具有很强的鲁棒性，对目标的尺度变化以及角度变化有一定的鲁棒性，在保持对目标较强描述能力、分类能力的同时，极大地降低了目标的维度信息。

(3) SIFT 特征

SIFT 特征在图像旋转、尺度变换、仿射变换和视角变化条件下都具有很好的不变性^[17]。该特征的特性与运动目标角度、尺度多变等需求相吻合，因此在进行运动目标特征提取时将其进行积极利用。

本研究在进行运动目标特征提取时，根据目标运动区域提取精度的不同，选择不同的特征提取策略。如图 1 所示，当运动目标区域提取精度不高时，提取均匀旋转不变局部二值模式特征(riu-LBP)以及 SIFT 特征；当运动目标区域提取精度较高时，提取目标区域宽高比特征(Whr)，riu-LBP 特征和 SIFT 特征。然后使用词袋模型^[18]将 SIFT 特征矩阵转化为特征矢量对目标进行描述，同时利用融合多特征的方法对目标进行描述。将目标描述特征矢量作为下一步分类器的输入，当新的样本输入时，基于已训练好的分类模型，对待分类样本进行分类。

本文主要研究如何对多个特征进行融合，使融合后的特征对目标具有更强的描述能力。特征融合框架如图 2 所示。

针对目标分类问题，考虑直接将目标不同特征向量进行加权求和，将加权系数均设置为 1。假设 h^L 、 h^W 和 h^S 分别代表均匀旋转不变 LBP 特征，Whr 以及 SIFT 特征向量，则对其进行加权求

和后获得的向量 h^{Combo} 表示为：

$$h^{Combo} = [h^S h^L h^W]$$

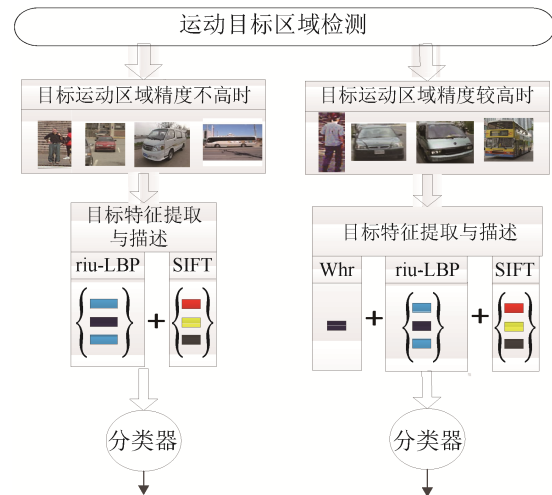


图 1 运动目标特征提取流程图

Fig. 1 Flowchart of moving object feature extraction

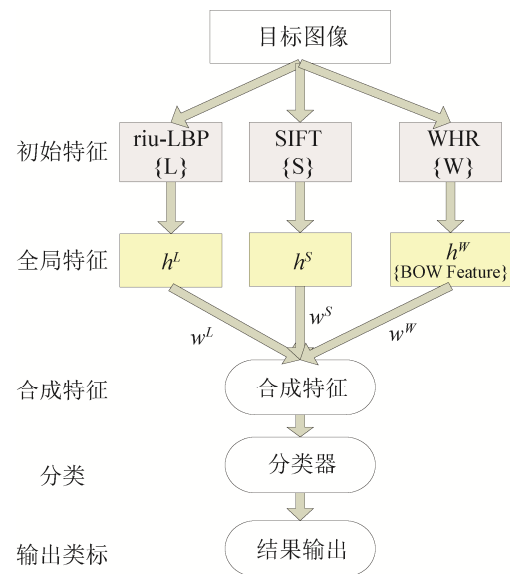


图 2 融合多特征的目标描述示意图

Fig. 2 Illustration of object description based on multi-feature fusion

2 实验结果与分析

2.1 实验环境

本实验使用 LibSVM 作为支撑向量机实验平台。首先构建目标训练样本集和测试样本集。目标样本集采取实际场景中拍摄的多个视频，以及 MIT 大学的公开视频库，在运动目标检测基础上

分别提取行人、小轿车、公交车和面包车四类运动目标。如图 3 所示, 目标样本集 A 中运动目标区域提取不精确, 背景去除不完全, 提取出的目标区域与目标自身区域差别较大; 目标样本集 B 中运动目标区域提取较精确, 样本运动区域与运动目标自身大小非常接近, 对背景的去除较彻底, 极大地减少了背景区域对目标分类的影响, 如图 4 所示。样本集 A 和 B 均含有样本 1 000 个, 每类样本各 250 个。将样本随机分为 5 等份的子样本集, 并从中选取 4 份子样本集用于训练, 剩下 1 份子样本集用于测试。



图 3 样本集 A
Fig. 3 Sample set A

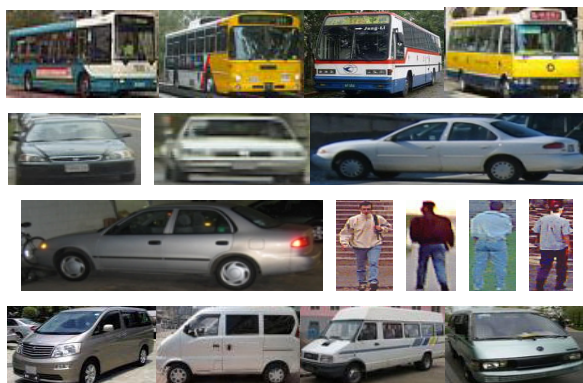


图 4 样本集 B
Fig. 4 Sample set B

按照“一对一”思路构建 SVM 多分类模型, 对目标区域提取特征, 训练得到 SVM 多分类器模型。使用训练样本构建 KNN 多分类器模型, 并用

最后一份样本进行分类器测试。通过实验选取出分类效果最好的目标描述特征和分类器模型, 并对分类效果进行对比评价。

为更好地对目标特征提取和分类器的分类效果进行评价, 选取分类正确率作为分类效果的评价指标。假设有 $i=1,2,\dots,n$ 共 n 个类别, 则第 i 类分类的正确率定义为:

$$C_i = \frac{N_{ii}}{N_i}$$

式中: N_{ii} 表示本来属于第 i 类的样本分类到第 i 类中的数量; N_i 表示第 i 类样本的总数量。对于第 i 类分类器, 分类准确率越高, 则分类器性能越好。在此, 暂不考虑分类速度等方面的因素。

针对两类样本集的不同特点提取不同的特征, 对样本集 A 提取目标的 riu-LBP 纹理特征和 SIFT 局部特征; 对样本集 B 提取目标宽高比(Whr)特征、riu-LBP 纹理特征以及 SIFT 局部特征。对各特征的平均分类准确率进行实验, 并对实验结果进行评价分析。

2.2 目标单特征提取实验

对样本集 A 和样本集 B, 分别采用 Whr, LBP 以及 SIFT 单特征进行实验。由于样本集 A 目标运动区域提取精度不高, 故对该样本集, 宽高比特征没有意义, 故不开展 Whr 特征提取实验。目标单特征提取实验结果如表 1 所示。

表 1 目标单特征提取实验结果
Tab. 1 Experiments on single feature extraction of object %

特征	样本集 A				
	SVM (line)	SVM (RBF)	SVM (χ^2)	KNN (euc)	KNN (γ^2)
Whr	*	*	*	*	*
riu-LBP	42	41	51.7	71.5	73
SIFT	48	54.5	66.7	44	48.2
特征	样本集 B				
	SVM (line)	SVM (RBF)	SVM (χ^2)	KNN (euc)	KNN (γ^2)
Whr	72	76.5	77.5	58.5	62
riu-LBP	47	51	62	69	75
SIFT	45.5	49.6	57.3	41.7	45.1

从上述实验结果来看, 对于样本集 A 目标运动区域提取不精确的情况, 采用 riu-LBP 特征以及 KNN(χ^2)分类器能达到最高 73% 的平均分类准确率。对于样本集 B 目标运动区域提取精确的情况, 采用 Whr 特征以及 SVM(χ^2)分类器能达到最高 77.5% 的平均分类准确率。这是因为样本集 B 目标的运动区域提取准确, 因此宽高比形状特征能够在很大程度上提高目标分类的准确率。同时, 从实验结果可以看出, 不管是提取何种特征, SVM 分类器采用 χ^2 核函数都能获得比线性核函数、RBF 核函数更好的分类效果。KNN 分类器采用 χ^2 距离时, 能获得比欧式距离更好的效果。同时, 通过实验发现, 运动目标的单特征提取方法从总体上看分类性能并不高, 因此进一步地考虑融合多种特征进行目标分类的实验。

2.3 目标融合特征实验

1. 样本集 A 实验

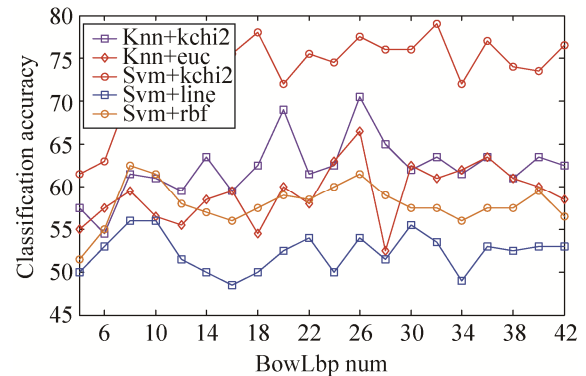
对于样本集 A, 由于样本集中采用宽高比特征不具有可分性, 所以仅提取 riu-LBP 特征和 SIFT 特征, 并对 riu-LBP 特征和 SIFT 特征进行融合获取 BowLbp 特征。对不同分类器采用融合后的 BowLbp 特征的分类准确度, 如图 5(a)所示。从图 5(a)中可以看出, SVM(χ^2)分类器要远远优于其它分类方法。

将融合后的 BowLbp 特征与 riu-LBP 和 SIFT 单个特征目标分类效果进行对比, 不同目标描述特征下分类准确度对比如图 5(b)所示。从图 5(b)可以看出融合后的 BowLbp 特征分类准确度远远要优于 riu-LBP 特征和 SIFT 特征, 所以当目标区域提取精度不高时, 可以选用 Bow 特征和 riu-LBP 特征融合的方式来对运动目标进行分类可以大幅度提高运动目标分类的平均准确率。

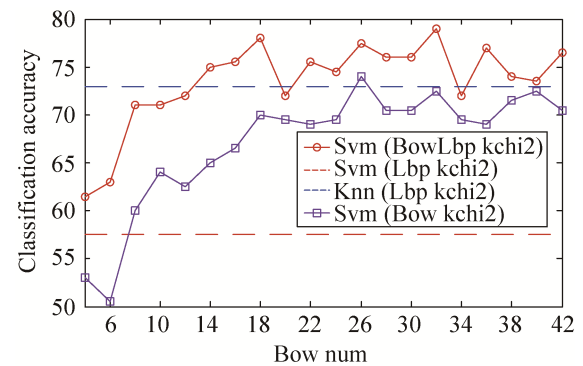
2. 样本集 B 实验

对样本集 B 中样本提取 3 种目标描述特征, Whr 特征、riu-LBP 特征以及 SIFT 特征, 对应的特征融合方式有 4 种。对不同的特征融合方式选择不

同的分类器进行分类实验, 结果如表 2 所示。



(a) 样本集 A 采用 BowLbp 特征不同分类器的分类准确率



(b) 样本集 A 采用 BowLbp 特征与单特征分类效果对比

图 5 样本集 A 采用 BowLbp 特征平均分类结果
Fig. 5 The average classification result of using the BowLbp feature on sample set A

表 2 样本集 B: 对融合特征采用不同分类器的分类效果
Tab. 2 The classification result of using different classifier on sample set B

融合特征	%				
	SVM (line)	SVM (RBF)	SVM (χ^2)	KNN (euc)	KNN (χ^2)
BowLbpWhr	77.0	82.2	84.3	81.6	83.6
BowLbp	61.9	66.4	73.9	56.8	61.9
BowWhr	75.1	79.2	79.5	77.6	78.8
LbpWhr	73.5	78.0	81.5	73.0	79.5

表 2 中, BowLbpWhr 表示 SIFT、riu-LBP、Whr 三种特征融合后的特征; BowLbp 表示 SIFT 和 riu-LBP 两种特征融合后的特征; BowWhr 表示 SIFT 和 Whr 两种特征融合后的特征; LbpWhr 表示 riu-LBP 和 Whr 两种特征融合后的特征。从表中数据可以看出, 对于样本集 B, 采用融合后的特征进行分类比仅采用单特征进行分类具有更准确的分类

结果。在这些特征融合算法中, 采用 BowLbpWhr 三种特征融合的特征提取算法可以获得更好的分类效果, 并且不论采用哪种融合特征, 基于 χ^2 核函数的 SVM 分类器均能取得最好的分类效果。

2.4 目标特征对比总结

对样本集 A, 选取每种特征中平均分类准确率最高的分类方法进行对比, 结果如表 3 所示。对比不同特征下各分类样本的准确率, 对于样本集 A, 融合后的 BowLbp 特征对各分类具有较高的分类准确率。

表 3 样本集 A 采用 SVM(χ^2)分类器分类结果
Tab. 3 The classification result of using SVM(χ^2) on sample set A %

分类样本	行人	小汽车	面包车	公交车
Lbp	58	70	32	70
Sift	86	78	68	100
BowLbp	86	92	64	100

对样本集 B, 选取每种特征中平均分类准确率最高的分类方法进行对比, 结果如表 4 所示。对比样本集 B 不同特征下各分类样本的准确率, 融合后的 BowLbpWhr 特征对各分类具有较高的分类准确率, 在目标特征融合同时保持了单特征对目标分类的优点。实验结果证明, 融合后的特征具有更高的分类准确率。

表 4 样本集 B 采用 SVM(χ^2)分类器分类结果
Tab. 4 The classification result of using SVM(χ^2) on sample set B %

分类样本	行人	小汽车	面包车	公交车
Whr	100	100	50	60
Lbp	72	88	38	60
SIFT	86	36	58	100
BowLbp	86	82	60	100
BowWhr	100	92	60	100
LbpWhr	100	100	46	80
BowLbpWhr	100	100	72	100

3 结论

运动目标特征提取是运动目标分类的基础和关键性步骤。仅使用单特征的提取方法并不能有效

解决运动区域检测不精确、尺度、角度变化等问题, 鉴于此, 提出了融合形状特征、局部二值模式特征以及 SIFT 特征的运动目标特征提取算法, 在此基础上基于 SVM 和 KNN 两类经典的分类器对运动目标分类。实验在运动目标区域检测精确和运动目标区域检测不精确两类数据集上进行, 经实验表明, 采用融合多特征的运动目标特征提取方法能够显著提高运动目标的平均分类准确率, 具有较好的适应性。进一步的研究将集中于提升分类准确率、分类速度等方面的性能。

参考文献:

- [1] Bharath R Raj, Dhivya G. Moving object detection, classification and its parametric evaluation [C]// International Conference on Information Communication and Embedded Systems (ICICES 2014), Chennai, India. USA: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2015: 1-6.
- [2] Niluthpol Chowdhury Mithun, Nafi Ur Rashid, S M Mahbubur Rahman. Detection and classification of vehicles from video using multiple time-spatial images [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems (S1524-9050), 2012, 13(3): 1215-1225.
- [3] Bogomolov Y, Dror G. Classification of moving targets based on motion and appearance [C]// British Machine Vision Conference, Norwich, UK. UK: BMVA Press, 2003: 429-438.
- [4] 岳昊, 邵春福, 赵熠. 基于 BP 神经网络的行人和自行车交通识别方法 [J]. 北京交通大学学报, 2008, 32(3): 46-49. (Yue Hao, Shao Chunfu, Zhao Yi. A study on pedestrian and cyclist recognition based on BP neural network [J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2008, 32(3):46-49.)
- [5] Brown L. View independent vehicle/person classification [C]// Proc. of the ACM 2nd International Workshop on Video Surveillance and Sensor Networks. USA: ACM, 2004: 114-123.
- [6] 吴金勇, 赵勇, 王一科, 等. 基于多粒度感知 SVM 的复杂场景人车分类方法 [J]. 北京大学学报(自然科学版), 2013, 49(3): 404-408. (Wu Jinyong, Zhao Yong, Wang Yike, et al. Human and Vehicle Classification Method for Complex Scene Based on Multi-granularity Perception SVM [J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Pekinensis, 2013, 49(3): 404-408.)

- [7] Lun Zhang, Stan Z Li, Xiaotong Yuan, et al. Real-time Object Classification in Video Surveillance Based on Appearance Learning [C]// IEEE Computer Vision and Pattern Recognition. USA: IEEE, 2007.
- [8] Ahmed Fawzi Otoom, Hatice Gunes, Massimo Piccard. Feature extraction techniques for abandoned object classification in video surveillance [C]// IEEE International Conference of Image Processing. USA: IEEE, 2008.
- [9] Jitao Sang, Zhen Lei, Shengcai Liao, et al. Adaptive object classification in surveillance system by exploiting scene [C]// CVPR. USA: IEEE Computer Society, 2009: 1-7.
- [10] Lopez, Miriam M, Marcenaro, et al. Advantages of dynamic analysis in HOG-PCA feature space for video moving object classification [C]// 2015 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP 2015), Brisbane, Australia. USA: IEEE, 2015: 1285-1289.
- [11] 王燕玲, 李广伦, 林晓. 基于跟踪特征的多运动目标分类算法 [J]. 中国体视学与图像分析, 2014, 19(2): 121-128. (Wang Yanling, Li Guanglun, Lin Xiao. A multiple moving targets classification algorithm based on feature tracking [J]. Chinese Journal of Stereology and Image Analysis, 2014, 19(2): 121-128.)
- [12] 刘素珍, 邓和林. 一种基于特征融合的运动目标跟踪算法 [J]. 激光与红外, 2008, 38(8): 837-840. (Liu Suzhen, Deng Helin. A Moving Object Tracking Algorithm Based on Feature Fusion [J]. Laser & Infrared, 2008, 38(8): 837-840.)
- [13] 郑林, 韩崇昭, 左东广, 等. 基于多特征融合的运动目标识别 [J]. 系统仿真学报, 2004, 16(5): 1081-1084. (Zheng Lin, Han Chongzhao, Zuo Dongguang, et al. Moving Object Recognition Based on Multi-feature Fusion [J]. Journal of System Simulation (S1004-731X), 2004, 16(5): 1081-1084.)
- [14] 纪筱鹏, 魏志强, 冯业伟, 等. 基于多特征融合的运动物体识别方法研究 [J]. 哈尔滨工业大学学报, 2009, 41(3): 169-171. (Ji Xiaopeng, Wei Zhiqiang, Feng Yewei, et al. Moving Object Recognition based on Multi-feature Fusion [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2009, 41(3): 169-171.)
- [15] 曹洁, 李延林. 基于信息融合的运动目标跟踪算法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2011, 25(3): 211-217. (Cao Jie, Li Yanlin. Fusion information-based moving tracking algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2011, 25(3): 211-217.)
- [16] T Ojala, M Pietikinen. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns [J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence (S0162-8828), 2002, 24(7): 971-987.
- [17] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision (S0920-5691), 2004, 60(2): 91-110.
- [18] LI Fei-fei, Fergus R, Perona P. Learning generative visual models from few training examples: all incremental Bayesian approach tested on 101 object categories [C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. USA: IEEE, 2004.
-
- (上接第 1303 页)
- [6] 杨旭. 基于dSPACE的卫星控制实时仿真系统设计 [J]. 系统工程与电子技术, 2005, 27(2): 335-339. (Yang X. Design of Real-time simulation system for satellite control based on dSPACE system [J]. Systems Engineering and Electronics, 2005, 27(2): 335-339.)
- [7] 朱承元. 基于dSPACE的星载计算机外部实时仿真环境实现 [J]. 系统仿真学报, 2004, 16(10): 2298-2301. (Zhu C Y. The implementation of the External Real-Time Simulation Environment of On-board Computer Based on dSPACE Multiprocessor System [J]. Journal of System Simulation (S1004-731X), 2004, 16(10): 2298-2301.)
- [8] 谢道成. 基于dSPACE的飞行器控制半实物仿真系统快速搭建 [J]. 宇航学报, 2010, 31(11): 2557-2562. (Xie D C. Rapid Construction of Aircraft Control Hardware-in-the-Loop Simulation System Based on dSPACE Simulator [J]. Journal of Astronautics, 2010, 31(11): 2557-2562.)
- [9] 王继河. 基于dSPACE的微型核仿真验证系统 [J]. 系统工程与电子技术, 2007, 29(12): 2149-2153. (Wang J H. dSPACE-based micro core simulation system [J]. Systems Engineering and Electronics, 2007, 29(12): 2149-2153.)
- [10] 王悦新. 基于dSPACE的CAN总线通讯程序的开发 [J]. 黑龙江工程学院学报(自然科学版), 2011, 25(3): 10-13. (Wang Y X, CAN communication program development based on Dspace [J]. Journal of Heilongjiang Institute of Technology, 2011, 25(3): 10-13.)