

# 基于可变形部件模型的内河多船舶跟踪算法研究

朱琳 郭建明 刘清 李静

(武汉理工大学自动化学院 武汉 430070)

**摘要** 内河航运事业的不断发展对电子巡航闭路电视(CCTV)监控系统的智能化水平提出了越来越高的要求。针对目前 CCTV 监控系统智能化水平较低、人工参与量较大的局限,提出了一种鲁棒的基于可变形部件模型的内河多船舶跟踪算法。该算法将每条运动目标船舶视为一个部分,通过最小生成树模型来建立各个部分之间的联系,并基于可变形部件模型的原理最终实现同时对多条目标船舶的鲁棒跟踪。为了得到精确的目标船舶外观模型,首先对目标区域进行梯度方向直方图(HOG)特征提取,然后利用模糊支持向量机(SVM)算法进行训练得到每条目标船舶的参数化的外观模型。其中,由于模糊 SVM 中模糊度的引入,对不同的输入训练样本赋予不同的重要性,因此将获得比线性 SVM 算法更加精确的目标外观模型。结构化的学习方法保证了在目标运动过程中该算法能即时更新目标间的空间相互关系参数,实现鲁棒的跟踪效果。实验结果表明,提出的算法适用于在内河环境下鲁棒、有效的多目标船舶跟踪。

**关键词** 内河,闭路电视监控系统,多船舶跟踪,模糊 SVM,可变形部件模型

**中图分类号** TP391.4 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.3.064

## Multiple Ship Tracking in Inland Waterway via Deformable Part Model

ZHU Lin GUO Jian-ming LIU Qing LI Jing

(School of Automation, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China)

**Abstract** The closed-circuit television (CCTV) surveillance system is developing rapidly in recent years. But the intelligence level is relatively low. In this paper, a robust multiple ship tracking algorithm was proposed based on the deformable part model. The proposed algorithm treats every ship as a part. By incorporating the spatial constraints, the inter-relations model between ships with the minimum spanning tree model can be effectively built. Then the robust multiple ship tracking is accomplished based on the deformable part model. Moreover, aiming at obtaining an accurate parameterized appearance model of ships, the HOG features combined with the fuzzy SVM is adopted to train those object regions. Especially, because of the ambiguity in the fuzzy SVM, every training samples are given different importance so as to obtain a more accurate appearance model. At the same time, structured learning can guarantee to update the interrelation parameters on time when ships move. Experimental results demonstrate that our proposed algorithm is suitable for inland waterway and can accomplish robust and effective multiple ship tracking.

**Keywords** Inland waterway, Closed-circuit television system (CCTV), Multiple ship tracking, Fuzzy SVM, Deformable part model

## 1 引言

2011 年国务院发布相关文件,将内河航运作为重点任务纳入了交通运输“十二五”发展规划,计划到 2020 年,建成畅通、高效、平安、绿色的现代化内河水运体系,建成比较完备的现代化内河水运安全监管和救助体系。然而,随着内河航运事业的迅速发展,船舶数量剧增,航运环境越来越复杂,这给海事监管提出了更高的要求。近年来,具有开放性、集成性和灵活性等诸多优点的 CCTV 视频监控系统被推行至内河重

要航段监管体系中,发挥了重要作用<sup>[1]</sup>。电子巡航闭路电视(Closed-Circuit Television System, CCTV)视频监控系統作为内河监管的重要手段,通常需要同时跟踪多只重点船舶,以监控是否发生追越、超速、超载等违法违规行为,保障内河正常作业秩序及航运安全等。因此,如何提高 CCTV 系统的智能化水平引起了学者们的注意,成为研究热点之一。

近年来,国内外解决多目标跟踪问题的主流方法一般可分为基于多特征融合与自适应模板的多目标跟踪算法、基于运动信息的多目标跟踪算法、基于 3D 空间的多目标跟踪算

到稿日期:2014-05-06 返修日期:2014-07-29 本文受国家自然科学基金项目(51279152),武汉理工大学自主创新研究基金项目(145211005)资助。

朱琳(1990-),女,硕士生,主要研究方向为图像处理与计算机视觉,E-mail:zhulin901019@163.com;郭建明(1962-),男,硕士,教授,主要研究方向为视频图像理解与分析;刘清(1966-),女,博士,教授,主要研究方向为智能控制、视频图像理解与分析;李静(1989-),女,硕士生,主要研究方向为图像处理与计算机视觉。

法、基于数据关联的多目标跟踪算法和混合跟踪算法<sup>[2]</sup>。多特征融合多目标跟踪方法较单一特征而言,具有更强的环境适应性,有利于鲁棒的跟踪。文献[3]首先对多个运动目标进行检测,然后采用目标的颜色特征、位置信息、运动信息进行多特征融合,综合各个特征间的相似度差异进行匹配跟踪,以实现多个运动目标的跟踪。然而,该类算法一般计算量较大,尤其是目标数目较多时。数据关联是多目标跟踪的关键,文献[4]基于背景差检测提取多目标,利用卡尔曼滤波来预测目标位置,并利用改进的联合概率数据关联算法来实现多目标的跟踪,但是该方法无法处理跟踪目标衍生的复杂运动情况。基于3D空间的多目标跟踪方法虽然能较好地解决多目标间遮挡的问题并准确实现定位,但是该类算法通常需要由2D图像来构建3D图像空间,因而成本较大。文献[5]仅利用单个相机拍摄视频图像序列,通过利用两个椭圆形状来分别标记行人的头部和余下部分,由头部椭圆坐标、余下部分椭圆高度坐标来构建三维状态向量,并基于马尔可夫链蒙特卡洛(MCMC)来实现多目标跟踪。混合跟踪算法即是根据不同跟踪算法的优缺点,将互补的两种或多种算法进行混合,以实现鲁棒的多目标跟踪。文献[6]提出了一种基于Mean-shift的多目标粒子滤波跟踪算法,将Mean-shift与粒子滤波结合,利用目标间的距离作为遮挡的判断条件。当目标间无遮挡时利用Mean-shift进行简单快速匹配性跟踪目标;目标间发生遮挡时则用粒子滤波跟踪目标,较好地解决了多目标跟踪中目标间的遮挡问题,然而该方法仅仅是通过同时分别对多个单目标进行跟踪来最终实现多目标跟踪的,当目标数目较多时,繁重的计算量将影响算法的实时性。文献[7]结合了可逆跳转马尔可夫链蒙特卡洛(RJMCMC)和Mean-shift算法来实现视觉多目标跟踪,利用Mean-shift算法迭代产生MCMC抽样过程中的状态,并将跟踪问题建模为贝叶斯准则下的最大后验估计。

此外,上述文献[2-7]中均忽略了多目标间的空间相互位置关系。目标间的空间相互位置关系能很好地描述多个目标间的相对位置关系,为相似目标跟踪奠定基础。2012年,Duan<sup>[8]</sup>等人提出了一种结合单目标模型(Individual Object Model, IOMs)和目标间相互关系(Mutual Relation Models, MRMs)的多目标跟踪框架,通过实时更新多目标间的相互关系(MRMs)来实现快速有效的多目标跟踪。该方法对同一物体或是刚性关系的目标能实现鲁棒、有效的跟踪,但是,当目标剧烈运动或是目标本不属于同一物体时将会失效。因此,Lu Zhang<sup>[9]</sup>等人提出了一种结构保留的目标跟踪算法(Structure Preserving Object Tracking, SPOT),使用梯度方向直方图(Histogram of Oriented Gradients, HOG)特征来描述目标区域,并利用支持向量机算法(Support Vector Machine, SVM)进行训练得到目标外观,然后通过配置得分体系最大化得到多目标位置输出,同时,利用结构化SVM(structured SVM)方法学习得到目标间的空间限制关系,解决相似外观的多目标跟踪问题。

受到文献[9]中算法的启发,本文提出了一种适用于内河环境下的多船舶跟踪算法。实验结果表明,本文算法能实现内河中鲁棒、有效的多船舶跟踪。

## 2 船舶外观模型获取方法

准确的外观模型是目标跟踪算法实现的关键。如果目标

外观模型不能准确描述目标,则会造成跟踪漂移,无法准确地从背景中区分出前景,最终导致跟踪失败。本文中提出结合HOG特征<sup>[10]</sup>和模糊SVM算法<sup>[11]</sup>来准确获得船舶的参数化外观模型。

### 2.1 HOG 特征提取

HOG特征,即梯度方向直方图特征,通过对图像局部区域统计梯度方向直方图来描述目标区域,广泛应用于行人检测等。其具体实现方法如下所示:

(1)预处理:对局部图像区域进行灰度化处理;

(2)逐个像素点计算其梯度大小和方向;

(3)对目标区域进行划分,以 $8 \times 8$ 个像素为一个cell,进行无重叠的划分;

(4)以cell为单位,统计梯度方向直方图;

(5)以每相邻的4个( $2 \times 2$ )cell组成一个block,将一个block中所有cell的梯度方向直方图串联起来,构成该block的HOG特征描述子;

(6)对每个block特征描述算子进行归一化处理;

(7)串接所有block特征描述子,即可获得最终的目标区域的HOG特征。

由于HOG特征是通过遍历局部小单元cell获得的,并经过在较大区域block上进行归一化处理,因此,在一定程度上具有几何和光照不变性。

### 2.2 模糊 SVM

模糊SVM算法衍生自SVM算法,不同之处在于,在二分类问题中,所有训练样本对二类的重要性并不一样,因此模糊SVM算法为每个输入训练样本分配一个模糊度量,使得不同的输入样本在二分类训练过程中具有不同的贡献,以获得更加准确的分类超平面。

假设给定一组已标记的带模糊度的训练样本 $(x_1, y_1, s_1), \dots, (x_n, y_n, s_n)$ 。其中, $x_i \in \mathbb{R}^N$ 为训练样本; $y_i \in \{+1, -1\}$ 为标记值,其中+1表示正样本,-1表示负样本; $0 < s_i \leq 1$ 为模糊度( $i=1, 2, 3, \dots, n$ )。令 $\varphi(x_i)$ 表示第*i*个训练样本的特征向量, $\epsilon_i$ 表示SVM算法中的松弛变量(表示样本偏离分类决策面的距离),则 $s_i \epsilon_i$ 为带有不同权重的误差测量值。因此,模糊SVM的超平面优化问题转化为式(1)所示:

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

其中, $C$ 为常量。可以看出,模糊度 $s_i$ 较小时,将会降低优化过程中松弛变量 $\epsilon_i$ 的作用,进而降低对应输入训练样本 $x_i$ 的重要性。

为了解决式(1)所示的优化问题,引入Lagrangian乘数算子:

$$\begin{aligned} L(w, b, \epsilon, \alpha, \beta) = & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n s_i \epsilon_i - \sum_{i=1}^n \alpha_i (y_i (w \cdot \\ & \varphi(x_i) + b) - 1 + \epsilon_i) - \sum_{i=1}^n \beta_i \epsilon_i \end{aligned} \quad (2)$$

并求取式(2)的鞍点。式(2)中,分别对未知数 $w, b, \epsilon_i$ 求偏导数并将偏导数置0,可最终将式(1)转化为

$$\max W(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(\varphi(x_i), \varphi(x_j)) \quad (3)$$

$$\text{s. t. } \sum_{j=1}^n y_j \alpha_i = 0, 0 \leq \alpha_i \leq s_i, i=1, 2, \dots, n$$

实际应用中,还存在一个问题,那就是模糊规则的确定。目前为止,并没有统一论。本文采用如式(4)所示的模糊规则:

$$s_i = \begin{cases} 0.9, & \text{if } y_i = +1 \\ 0.1, & \text{if } y_i = -1 \end{cases} \quad (4)$$

至此,首先对初始帧中确定的感兴趣的的目标船舶正样本和相应的负样本分别提取 HOG 特征,并将标记好的这些样本作为模糊 SVM 的训练样本输入,即可训练得到目标船舶准确的参数化外观模型。

### 3 多船舶跟踪算法

多船舶跟踪过程中,多条目标船舶是通过多个目标建立相互关系模型而联系起来的。本文考虑多条船舶间的空间位置关系并采用图结构的思想来构造相互关系模型。将基于部分的检测原理应用于内河多船舶跟踪中,实现一种 tracking-by-detection 的多船舶跟踪算法。

#### 3.1 船舶关系模型

将初始帧中获得的每目标船舶的坐标位置看作无向图  $G_0$  中的节点  $i \in V$ ,任意两条船舶间的空间绝对距离看作是无向图中相应的边  $(i, j) \in E$ ,则该无向图可用  $G_0 = (V, E)$  来表示。若是直接用该无向图来表示多条船舶间的关系模型,则会给后续的搜索检测过程带来大量复杂的优化问题。因此,需要对多条船舶构建一个全连通的图  $G$ ,使得整个检测过程计算复杂度较小。本文中用最小生成树模型来构建多条船舶间的空间相互关系模型。

#### 3.2 跟踪器原理

基于可变形模型的多目标跟踪器可用式(5)来描述:

$$s(C, \beta) = \sum_{i \in V} w_i \cdot \varphi(O_i) - \sum_{(i, j) \in E} w_{i, j} \cdot \| (x_i - x_j) - e_{ij} \|^2 \quad (5)$$

上式即为配置得分体系。等号右端由 2 个部分组成:第一项为外观匹配得分,用来衡量候选区域与目标区域间的兼容程度;第二项为形变得分,用来衡量运动过程中目标间形变的程度。其中,  $O_i = (x_i, \omega_i, h_i)$  表示第  $i$  个目标船舶区域的位置及区域的宽度  $\omega_i$  和高度  $h_i$ ,  $C = (O_1, O_2, \dots, O_{|V|})$  表示多条目标船舶的一种位置配置,  $\varphi(O_i)$  表示第  $i$  个目标船舶区域的 HOG 特征描述,  $\beta = (w_1, \dots, w_{|V|}, e_1, \dots, e_{|E|})$  表示需要更新的参数,  $w_i$  表示第  $i$  个船舶经模糊 SVM 训练后获得的参数化外观模型。  $e_{ij}$  表示第  $i$  和  $j$  条船舶间的相互关系参数,  $w_{i, j}$  表示第  $i$  和  $j$  条船舶间的空间相互关系权重值,用以平衡外观匹配得分和形变得分的相互影响。由于想要更新的参数为  $\beta$ ,故可令  $\forall i, j: w_{i, j} = w$ 。

以  $C$  为自变量,对式(5)求取最大值操作,可得到一个相应的最佳配置输出  $C$ ,即为各个船舶的准确预测位置。

#### 3.3 结构化学习

为了实现长时间鲁棒的多目标跟踪,需要对运动目标进行在线学习以适应目标外观的变化和目标船舶间相互位置关系的变化。本文中将初始帧中多船舶的位置配置及其后每帧中准确的跟踪位置配置输出作为正样本,同时对外观模型参数  $w_i$  和船舶间的相互关系参数  $e_{ij}$  进行学习。本文将对参数  $\beta$  的学习转化为结构化的学习问题(Structured SVM<sup>[12]</sup>)。

假设给定一个视频帧  $I$ ,及对应的最佳配置输出  $C$ ,则参数  $\beta$  的最优值应使得 Structured SVM 的损失  $l(\beta)$  取得最小值:

$$l(\beta) = \max_{\hat{C}} (s(\hat{C}, \beta) - s(C, \beta) + \Delta(C, \hat{C})) \quad (6)$$

其中,  $C$  为多船舶的真实位置配置,  $\hat{C}$  为多船舶的候选配置位置,  $\Delta(C, \hat{C})$  为损失函数,用以评价预测位置配置的准确程度,且满足如下条件:

$$\Delta(C, \hat{C}) \begin{cases} = 0, & \text{if } C = \hat{C} \\ > 0, & \text{if } C \neq \hat{C} \end{cases} \quad (7)$$

对式(6)求取最大值以更新参数  $\beta$  的目的是为了使得在损失函数  $\Delta(C, \hat{C})$  存在的条件下,多船舶真实位置配置得分大于任何其他可能的配置位置得分,且为了保证跟踪结果的准确性,应使两者之间的间距越大越好。由于式(6)以  $\beta$  为自变量并需求取其最大值,因此该式可看作是参数  $\beta$  的凸函数,并利用凸优化的方法有效解决。本文中用次梯度下降的方法来解决。

Structured SVM 的梯度可以表示为:

$$\nabla_{\beta} l(\beta, C) = \nabla_{\beta} s(C^*, \beta) - \nabla_{\beta} s(C, \beta) \quad (8)$$

其中,  $C^*$  为负样本,由下式确定:

$$C^* = \arg \max_{\hat{C}} (s(\hat{C}, \beta) + \Delta(C, \hat{C})) \quad (9)$$

由于配置得分体系由外观匹配得分和形变得分共同组成,可以看出,当所选择的负样本与正样本存在明显差异的区域时,如内河监控视频帧中的船舶区域(正样本)和天空区域(负样本),两者的外观匹配得分较小,但是可以被较大的形变得分来补偿,致使最终满足式(9),成为负样本,但是天空区域中包含的有用信息较少,被选为负样本更新分类器时,易降低分类器的泛化能力。因此,为了保证分类器的泛化能力,将式(9)中的配置得分体系用下式取代:

$$\bar{s}(C, \beta) = \sum_{i \in V} w_i \cdot \phi(O_i) \quad (10)$$

因此,学习过程中的搜索方向为

$$p = \nabla_{\beta} \bar{s}(C^*, \beta) - \nabla_{\beta} s(C, \beta) \quad (11)$$

使用 passing-aggressive 算法<sup>[13]</sup>来确定参数更新,可得:

$$\beta \leftarrow \beta - \frac{\epsilon(\beta, C)}{\|p\|^2 + \frac{1}{2K}} p \quad (12)$$

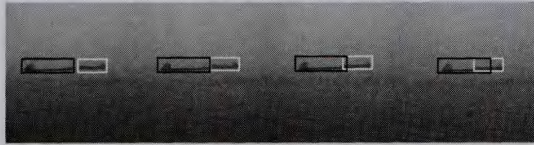
其中,  $K \in (0, +\infty)$  为超参数,用来控制参数更新过程中的“aggressiveness”程度。

## 4 实验结果

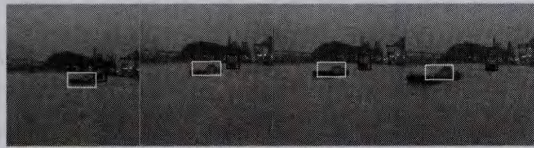
为了验证本文算法对内河环境下多船舶跟踪的适用性,选择了大量内河环境下采集的监控视频进行实验。同时还将在本文提出的算法与近年来备受瞩目的 TLD 算法<sup>[14]</sup>进行了内河多船舶跟踪性能比较,其中 TLD 算法通过同时对每只船舶进行跟踪来实现多只船舶的跟踪。实验在英特尔 Pentium (奔腾)双核 T4400@2.20GHz CPU, 2G 内存 PC 机上使用 Matlab2010b 编程实现。实验过程中,空间相互关系权重值  $w=0.001$ ,目标船舶均在视频初始帧中由人工标定,具体实验结果如图 1 所示。



(a) CCTV1(依次为第 1/41/307/539 帧)



(b) CCTV2(依次为第 1/65/127/307 帧)



(c) CCTV3(依次为第 1/98/150/282 帧)

图 1 本文算法内河多船舶跟踪结果

图 1 展示了对 3 段内河视频的跟踪结果。CCTV1 为长江武汉段拍摄视频,视频初始帧中,选择了 3 条感兴趣船舶作为目标船舶,分别用黑色实线、黑色虚线、白色实线的限位框进行标记,其后依次展示了第 41、307、539 帧的跟踪结果。整个视频段中,黑色实线和黑色虚线限位框标记的船舶均向左运动,白色实线限位框标记的船舶则向右运动,3 条船舶间的相对距离逐渐增大,由于 structured SVM 的学习作用,将会实时更新 3 条船舶间的空间距离,因此依然可以保持鲁棒、有效的跟踪。

CCTV2 和 CCTV3 均为内河海事调研视频。CCTV2 中,选择了 2 条目标船舶进行跟踪,两条船舶在逐渐靠近的运动过程中,从第 65 帧处开始,黑色实线限位框标记的船舶逐渐部分遮挡白色实线限位框标记的船舶,但本文中的多船舶跟踪器依然能实现准确的跟踪,如图 1(b)中第 127、307 帧结果所示。CCTV3 中,视频帧背景复杂,且初始帧中白色实线限位框标记的船舶在运动过程中发生了平面内的旋转,导致船舶外观发生变化。由于 HOG 特征具有几何不变性,经过模糊 SVM 训练后得到的船舶外观模型将更加准确,且船舶本身运动较慢,因此,船舶外观不会发生突变,加之两条船舶间空间位置信息的融入,使得一条船舶的位置可以通过另一条准确定位的船舶获得,由图 1(c)中第 98、150、282 帧中的结果可以看出,本文算法能实现鲁棒、准确的多船舶跟踪。

最后,为了更加客观直接地说明本文算法对内河多船舶跟踪的准确性,本文在同一实验环境下,实现了文献[14]中的算法,并依次统计了两种算法跟踪过程中的平均中心定位误差(Average Center Location Errors)<sup>[15]</sup>,如表 1 所列。

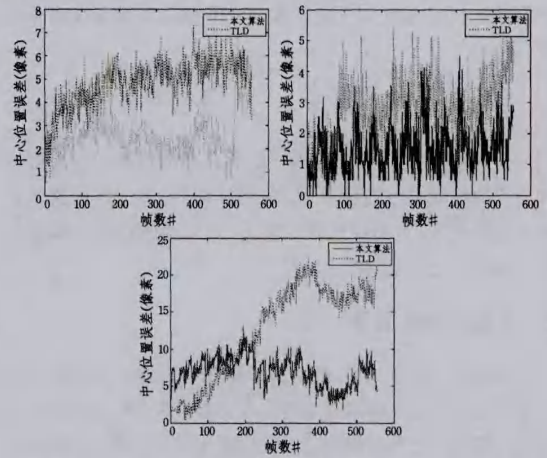
表 1 平均中心定位误差

视频段	本文方法(像素)	TLD方法(像素)
CCTV1	3.70	6.73
CCTV2	6.24	17.41
CCTV3	9.36	9.75

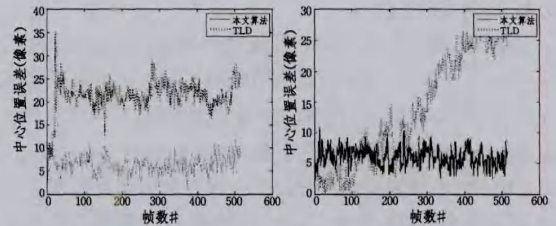
平均定位误差(ACLE)为:

$$ACLE = E(\sqrt{(x - \hat{x})^2 + (y - \hat{y})^2})$$

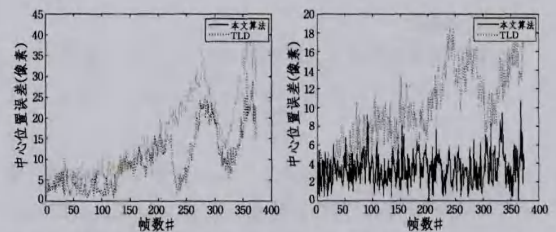
其中,  $(x, y)$  为目标船舶实际位置,  $(\hat{x}, \hat{y})$  为目标船舶真实位置,平均中心定位误差的值越小越好。



(a) CCTV1(从左到右依次为初始帧中黑色实线、黑色虚线、白色实线限位框标记船只处理结果)



(b) CCTV2(从左到右依次为初始帧中黑色实线、白色实线限位框标记船只处理结果)



(c) CCTV3(从左到右依次为初始帧中黑色实线、白色实线限位框标记船只处理结果)

图 2 中心定位误差图

由表 1 可以看出,本文方法的平均中心定位误差值均小于文献[14]中方法的平均中心定位误差,这是因为使用文献[14]中的方法进行对比实验时,仅是通过同时对每目标船舶进行单目标跟踪来实现多船舶跟踪,而本文方法融入了目标间的空间相互位置信息,结合外观匹配得分和形变得分来最终确定多目标的位置输出,使得本文跟踪方法能实现更加准确的多船舶跟踪。同时,为了进行详细对比,图 2 依次展示了 3 段 CCTV 视频中每只船舶的中心定位误差图,可以看出,本文方法对每只船舶的跟踪中心定位误差基本小于文献[14]中方法,更加直观地说明了本文多船舶跟踪方法的准确性。

**结束语** 本文将基于可变形部件模型的检测方法应用于内河 CCTV 监控视频系统中来实现多条重点船舶的跟踪,同时将 HOG 特征描述与模糊 SVM 算法相结合来获取船舶的参数化外观模型。实验结果表明,本文中的算法适用于内河

中的多条船舶跟踪,且能获得较为鲁棒、准确的跟踪。基于本文的实验效果,下一阶段的研究将集中在解决多船舶间相互遮挡及尺度问题等方面。

## 参 考 文 献

- [1] 张国平. CCTV 视频监控系统中在内河重要河段中的应用[J]. 交通科技, 2012(6): 95-97
- [2] 蒋恋华, 甘朝晖, 蒋旻. 多目标跟踪综述[J]. 计算机系统应用, 2010(12): 271-275
- [3] 闫辉, 许廷发, 吴青青, 等. 多特征融合匹配的多目标跟踪[J]. 中国光学, 2013, 6(2): 163-170
- [4] 万琴, 王耀南, 袁小芳. 改进联合概率数据关联的视频多目标快速跟踪[J]. 控制理论与应用, 2012, 28(10): 1421-1430
- [5] Osawa T, Sudo K, Arai H, et al. Monocular 3D tracking of multiple interacting targets[C]//19th International Conference on Pattern Recognition, 2008(ICPR 2008), IEEE, 2008: 1-4
- [6] 杨伟, 柴奇. 基于 mean-shift 的多目标粒子滤波跟踪算法设计[J]. 航天电子对抗, 2009, 25(5): 57-60
- [7] 周维, 许海霞, 郑金华. 基于 RJMCMC 的视觉多目标跟踪算法[J]. 计算机科学, 2012, 39(7): 270-275
- [8] Duan G, Ai H, Cao S, et al. Group tracking: exploring mutual relations for multiple object tracking [M]. Computer Vision-ECV 2012, Springer Berlin Heidelberg, 2012: 129-143

(上接第 288 页)

法来解决:1)由于单视点的 ODVS 本身就具备了 2.5 维成像能力,通过融合全景图像中边缘信息和激光投射点信息,对非关键面障碍物的深度进行估计来实现避障;2)采用垂直移动激光面扫描的方式或者采用多传感器融合来解决,当然这样做会增加成本及系统的复杂度。

## 参 考 文 献

- [1] Chen C Y, Shih B Y, Chou W C, et al. Obstacle avoidance design for a humanoid intelligent robot with ultrasonic sensors [J]. Journal of Vibration and Control, 2011, 17(12): 1798-1804
- [2] An Dong, Wang Hong. VPH: a new laser radar based obstacle avoidance method for intelligent mobile robots[C]// Intelligent Control and Automation, 2004. WCICA 2004. Fifth World Congress on. IEEE, 2004, 5: 4681-4685
- [3] Surmann H, Lingemann K, Nüchter A, et al. A 3D laser range finder for autonomous mobile robots[C]// Proceedings of the 32nd ISR (International Symposium on Robotics). 2001, 19(21): 153-158
- [4] 王东署, 王佳. 未知环境中移动机器人环境感知技术研究综述[J]. 机床与液压, 2013, 41(15): 187-191
- [5] 席志红, 原新, 许辉. 基于视觉的移动机器人实时避障和导航[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2002, 23(5): 107-109
- [6] Zhao Zeng-shun, Feng Xiang, Wei Fang, et al. Learning Representative Features for Robot Topological Localization[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2013, 10(215)
- [7] Ulrich I, Nourbakhsh I. Appearance-based obstacle detection with monocular color vision[C]// Proceedings of AAAI/IAAI. 2000: 866-871
- [8] Bhoite A, Beke N, Nanduri S, et al. Advanced situational awareness and obstacle detection using a monocular camera[C]// Im-

- [9] Zhang L, Van Der Maaten L. Structure preserving object tracking[C]//2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Portland, OR, 2013: 1838-1845
- [10] Dalal N, Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection[C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005(CVPR 2005). San Diego, CA, USA, 2005, 1: 886-893
- [11] Lin Chun-fu, Wang Sheng-de. Fuzzy Support Vector Machines [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(2): 464-471
- [12] Tsochantaris I, Joachims T, Hofmann T, et al. Large margin methods for structured and interdependent output variables[J]. Journal of Machine Learning Research, 2005, 6(9): 1453-1484
- [13] Crammer K, Dekel O, Keshet J, et al. Online passive-aggressive algorithms [J]. The Journal of Machine Learning Research, 2006, 7: 551-585
- [14] Kalal Z, Mikolajczyk K, Matas J. Face-td; Tracking-learning-detection applied to faces[C]//2010 17th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Hong Kong, 2010: 3789-3792
- [15] Babenko B, Yang M H, Belongie S. Robust object tracking with online multiple instance learning[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(8): 1619-1632

age Processing Workshop (WNYIPW), 2010. IEEE, Western New York, 2010: 30-33

- [9] 刘威, 于红绯, 杨恒, 等. 一种新的基于单目视觉的广义障碍物检测方法[J]. 电子学报, 2011, 39(8): 1793-1799
- [10] 杨福增, 刘珊, 陈丽萍, 等. 基于立体视觉技术的多种农田障碍物检测方法[J]. 农业机械学报, 2012, 43(005): 168-172
- [11] Cong Yang, Peng Jun-jian, Sun Jing, et al. V-disparity based UGV obstacle detection in rough outdoor terrain[J]. Acta Automatica Sinica, 2010, 36(5): 667-673
- [12] Kim J, Suga Y. An omnidirectional vision-based moving obstacle detection in mobile robot[J]. International Journal of Control Automation and Systems, 2007, 5(6): 663
- [13] Koyasu H, Miura J, Shirai Y. Real-time omnidirectional stereo for obstacle detection and tracking in dynamic environments[C]// 2001 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2001. IEEE, 2001, 1: 31-36
- [14] Boyu W, Junyao G, Li K, et al. Indoor mobile robot obstacle detection based on linear structured light vision system[C]//IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, 2008. ROBIO 2008. IEEE, 2009: 834-839
- [15] 杨林. 基于 Kinect 的人体目标检测与跟踪[D]. 大连: 大连海事大学, 2013
- [16] 汤一平, 王庆, 陈敏智, 等. 立体全方位视觉传感器的设计[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(7): 1520-1527
- [17] Scaramuzza D, Martinelli A, Siegwart R. A toolbox for easily calibrating omnidirectional cameras[C]// IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2006. IEEE, 2006: 5695-5701
- [18] Tang Yi-ping, Wang Qing, Zong Ming-li, et al. Design of vertically aligned binocular omnistereo vision sensor[C]//EURASIP Journal on Image and Video Processing, 2010: 1-24