

# 基于双目立体视觉的船舶轨迹跟踪算法研究

黄椰<sup>1</sup> 黄靖<sup>1</sup> 肖长诗<sup>2</sup> 姜文<sup>1</sup> 孙毅<sup>1</sup>

(武汉理工大学计算机科学与技术学院 武汉 430063)<sup>1</sup> (武汉理工大学航运学院 武汉 430063)<sup>2</sup>

**摘要** 双目立体视觉模型通过模拟人眼可以实现对目标距离的测量。为了获得水上船舶实时的运动状态,提出了一种基于双目立体视觉的船舶轨迹跟踪方法。首先,通过摄像机标定、线性空间点三维重建可以测得以相机为中心到船舶的距离,得到船舶的部分运动轨迹;其次,在双目立体视觉测距系统的基础上采用常速(Constant Velocity, CV)模型的方法对船舶运动建模;最后,对建立的船舶运动模型利用强跟踪卡尔曼滤波(Strong Tracking Kalman Filter, STKF)船舶轨迹跟踪的方法跟踪船舶的轨迹并估算目标船舶实时的运动状态。实验结果表明,基于双目立体视觉的船舶轨迹跟踪的方法能有效地跟踪船舶轨迹且适用于工程应用的需求。

**关键词** 立体视觉, 双目测距, Constant Velocity(CV)模型, 强跟踪卡尔曼滤波(STKF), 船舶轨迹跟踪  
**中图分类号** TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.01.057

## Ship Trajectory Tracking Based on Binocular Vision

HUANG Ye<sup>1</sup> HUANG Jing<sup>1</sup> XIAO Chang-shi<sup>2</sup> JIANG Wen<sup>1</sup> SUN Yi<sup>1</sup>

(School of Computer Science and Technology, Wuhan University of Technology, Wuhan 430063, China)<sup>1</sup>

(School of Navigation, Wuhan University of Technology, Wuhan 430063, China)<sup>2</sup>

**Abstract** Binocular vision model can achieve the target distance measurement by simulating the human eye. In order to obtain real-time motion state of sea vessel, this paper proposed a ship trajectory tracking method based on binocular vision. Firstly, the method of the camera calibration and the linear space points in 3D reconstruction can measure the distance between the camera and the ship when taking the camera as the center, and calculate part of the trajectory of the ship. Secondly, this paper adopted the method of constant velocity(CV) model to establish the ship motion model. Finally, the strong tracking kalman filtering(STKF) method of ship trajectory tracking is used to track ship trajectory and estimate the motion state of target ship in real time for the established ship motion model. Experiments show that the ship trajectory tracking method based on binocular vision can track the ship trajectory effectively and is suitable for engineering applications.

**Keywords** Stereo vision, Binocular distance measurement, Constant velocity(CV) model, Strong tracking kalman filtering(STKF), Ship trajectory tracking

## 1 引言

轨迹跟踪对于操纵船舶是一个重要且具有实际意义的问题<sup>[1]</sup>,掌握实时的海上船舶的运行状态(如位置、航速等)能给海上船舶运行的决策问题提供有力的支持。为了保证船与船之间处于安全距离内,目标船的测距和船舶运行状态的获取、船舶的轨迹跟踪都是有待解决的问题。

目前实现距离的测量方法有很多,其中主要的测距方法有激光测距方法、超声波测距方法、立体视觉测距方法等。基于计算机双目视觉的测距技术是国内外研究的一个热点方向。双目测距是仿照人类利用双眼来感知距离<sup>[2]</sup>,根据双目视差原理,在获得图像信息后便可以利用机器视觉的方法实现目标测距,文献<sup>[3]</sup>详细地介绍了立体视觉测距系统的工作原理和硬件平台设计。在测量范围上,基于双目视觉的测距可以准确地测量几百米的距离<sup>[4]</sup>。目前双目测距技术已应用于许多方面:安全驾驶距离的测量<sup>[5]</sup>、移动目标距离和速度的

测量<sup>[6,7]</sup>、遮挡西红柿的三维距离测量<sup>[8]</sup>等。由于双目测距技术主要着眼于高精度、远距离、被动的距离测量,因此在本文中,采用双目视觉的方法测量目标船舶的距离。

在得到目标船舶的距离之后,还需要获得船舶的运行状态以及对目标船舶的轨迹进行跟踪。根据船舶类型的不同,轨迹跟踪分为全驱动船舶的轨迹跟踪和欠驱动船舶的轨迹跟踪<sup>[9]</sup>。Yang针对全驱动船舶提出了一种基于干扰观测器、反步法和李雅普诺夫直接方法,实现预设的目标轨迹跟踪<sup>[10]</sup>。针对欠驱动船舶的轨迹跟踪,根据非线性采样理论控制直线的船舶轨迹<sup>[11]</sup>或使用分离的原则保证欠驱动船舶轨迹跟踪的全局渐进稳定性<sup>[12]</sup>。此外,神经网络、自适应神经小波、卡尔曼滤波等方法对于解决船舶的轨迹跟踪问题也可以保证鲁棒的跟踪性能<sup>[13-15]</sup>。其中,卡尔曼滤波涵盖了广泛的应用领域,例如对象建模、机器人控制、目标跟踪等<sup>[16]</sup>。在解决欠驱动船舶航迹状态跟踪的问题时,卡尔曼滤波是最常用的一种方法。

到稿日期:2015-12-13 返修日期:2016-04-19 本文受国家自然科学基金资助项目(51579204)资助。

黄椰(1992-),女,硕士生,主要研究方向为图像处理与计算机视觉,E-mail:huang\_ye3745@163.com;黄靖(1977-),男,博士后,副教授,主要研究方向为大数据分析 with 计算机视觉;肖长诗(1974-),男,教授,主要研究方向为无人飞行器环境感知、导航及控制,水上交通系统安全与仿真、智能航海;姜文(1993-),男,硕士生,主要研究方向为计算机视觉;孙毅(1993-),男,硕士生,主要研究方向为机器学习、计算机视觉。

卡尔曼滤波在实际应用中必须有实际的模型,假设欠驱动船舶的运动为匀速运动,对欠驱动船舶建立常速(Constant Velocity, CV)模型,在此基础上对建立的 CV 欠驱动船舶模型运用强跟踪卡尔曼滤波(STKF)进行跟踪。文中最后对本文提出的基于双目视觉的船舶轨迹跟踪算法与传统的卡尔曼滤波算法(CKF)进行了对比,并分析了欠驱动船舶运行时轨迹和速度的预测误差。实验结果表明基于双目视觉的船舶轨迹跟踪的方法可以有效地跟踪欠驱动船舶的运动轨迹。

## 2 双目立体视觉测距系统的三维坐标重构

双目立体视觉测距的基本原理是利用两台相机从不同的角度同时获取同一目标物体的两幅图像,通过计算空间点在两幅图像中的视差来获取目标物体的三维坐标。图1所示为摄像机  $C_1, C_2$  同时观察目标点  $P$ , 目标点  $P$  在左右图像成像点分别为  $p_1$  和  $p_2$ 。

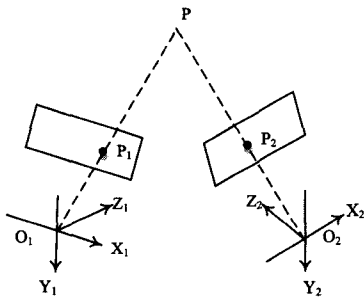


图1 用双目相机观察空间点

假定  $C_1$  与  $C_2$  的摄像机为针孔模型,经线性标定后,它们的投影矩阵分别为  $M_1$  和  $M_2$ ,由左右相机的投影矩阵、图像坐标系和世界坐标系的映射关系可以得到式(1)、式(2)如下:

$$Z_{c1} \begin{bmatrix} u_1 \\ v_1 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_{11}^1 & m_{12}^1 & m_{13}^1 & m_{14}^1 \\ m_{21}^1 & m_{22}^1 & m_{23}^1 & m_{24}^1 \\ m_{31}^1 & m_{32}^1 & m_{33}^1 & m_{34}^1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$Z_{c2} \begin{bmatrix} u_2 \\ v_2 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_{11}^2 & m_{12}^2 & m_{13}^2 & m_{14}^2 \\ m_{21}^2 & m_{22}^2 & m_{23}^2 & m_{24}^2 \\ m_{31}^2 & m_{32}^2 & m_{33}^2 & m_{34}^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中,  $(u_1, v_1, 1)$  与  $(u_2, v_2, 1)$  分别为  $p_1$  点与  $p_2$  点在各自图像中的图像齐次坐标。  $(k=1, 2; i=1, \dots, 3; j=1, \dots, 4)$  分别为投影矩阵  $M_k$  的第  $i$  行第  $j$  列元素;  $(X, Y, Z, 1)$  为  $P$  点在世界坐标系下的齐次坐标。联立式(1)、式(2)消去  $Z_{c1}$  和  $Z_{c2}$ , 得到关于  $X, Y, Z$  的4个线性方程:

$$\begin{aligned} (u_1 m_{11}^1 - m_{11}^1)X + (u_1 m_{12}^1 - m_{12}^1)Y + (u_1 m_{13}^1 - m_{13}^1)Z &= \\ m_{14}^1 - u_1 m_{34}^1 & \\ (v_1 m_{21}^1 - m_{21}^1)X + (v_1 m_{22}^1 - m_{22}^1)Y + (v_1 m_{23}^1 - m_{23}^1)Z &= \\ m_{24}^1 - v_1 m_{34}^1 & \\ (u_2 m_{11}^2 - m_{11}^2)X + (u_2 m_{12}^2 - m_{12}^2)Y + (u_2 m_{13}^2 - m_{13}^2)Z &= \\ m_{14}^2 - u_2 m_{34}^2 & \\ (v_2 m_{21}^2 - m_{21}^2)X + (v_2 m_{22}^2 - m_{22}^2)Y + (v_2 m_{23}^2 - m_{23}^2)Z &= \\ m_{24}^2 - v_2 m_{34}^2 & \end{aligned} \quad (3)$$

式(3)中解方程通常没有解或有多个解,可以使用最小二乘法提高精度,根据最小二乘法公式即可得到最后的特征点  $P$  在世界坐标系的坐标  $(X, Y, Z)$ 。以左边摄像机为世界坐标系的中心,便可以计算得到目标特征点  $P$  离左边摄像机的距离。

## 3 船舶运动建模

在对目标进行跟踪算法处理之前,必须先确定机动目标模型。常用的机动目标模型有 CV 与 CA(常速与常加速模型)、时间相关模型以及机动目标“当前”模型等。对于匀速、匀加速直线运动或者近似匀速、匀加速的运动, CV 与 CA 模型能够达到相当高的跟踪精度。当目标处于机动状态时,即目标的加速度向量发生变化时,需要全面考虑目标的机动状态采用其他的模型,如时间相关模型及机动目标“当前”模型。本文主要研究长江边上的大型船舶对象,并且选取的视频的内容为短时间的船舶运动,根据短时间的船舶视频图像计算船舶的距离,再运用强跟踪卡尔曼滤波跟踪船舶的后续运动状态。由船舶运动力学可知,即使船舶有大机动运动,也会在短时间内保持运动状态不变,因此在本文中船舶的运动近似看成匀速运动,建立 CV 模型。CV 模型相对于其他模型来说计算量小,更适合实时跟踪的需要。设船舶  $t$  时刻的速度为  $V_t$ , 位置坐标为  $P_t$ ,  $a_t$  表示  $t$  时刻的加速度,用  $X_t$  表示  $t$  时刻的状态,如下所示:

$$X_t = \begin{bmatrix} P_t \\ V_t \end{bmatrix} \quad (4)$$

由  $t-1$  时刻到  $t$  时刻,位置及速度的转换如下:

$$\begin{bmatrix} P_t \\ V_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t \\ 0 & t \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_{t-1} \\ v_{t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{\Delta t^2}{2} \\ \Delta t \end{bmatrix} a_t \quad (5)$$

因此船舶的运动模型可以描述为:

$$\hat{x}_t = F \hat{x}_{t-1} + B u_t \quad (6)$$

其中,矩阵  $F$  为状态转移矩阵,表示如何从上一状态推测当前时刻的状态。  $B$  为控制矩阵,表示控制量  $u$  如何作用于当前矩阵,式(6)中的  $\hat{x}_t$  和  $\hat{x}_{t-1}$  表示只是估计值,并不是最优的。

## 4 船舶轨迹跟踪算法

在机动目标跟踪系统中,卡尔曼滤波已得到了广泛的应用。通过建立的船舶运动常速(Constant Velocity, CV)模型,利用递推的计算方法,可以很方便地估算目标船舶的运动状态。

有了状态转移式(6)就可以用来推测船舶当前的状态,但是所有的推测都是包含噪声的,噪声越大,不确定性越大。用协方差矩阵来表示推测带来的不确定性。用  $P$  表示状态协方差,加入到状态转移矩阵  $F$ , 得到:

$$P_t = F \text{cov}(X_{t-1}, X_{t-1}) F^T = F P_{t-1} F^T \quad (7)$$

$t$  时刻的实际的观察矩阵  $Z_t$  为:

$$\begin{aligned} Z_t &= H X_t + v_t \\ H &= [1 \ 0] \end{aligned} \quad (8)$$

其中,矩阵  $H$  为测量系统的参数,即观察矩阵,  $v$  为观测噪声,其协方差矩阵为  $R$ 。

在  $t$  时刻,系统状态更新的方程为:

$$\begin{aligned} \hat{x}_t &= \hat{x}_t^- + K_t (Z_t - H \hat{x}_t^-) \\ K_t &= P_t^- H^T (H P_t^- + R)^{-1} \end{aligned} \quad (9)$$

其中,  $K$  为卡尔曼系数,  $Z - Hx$  为预测值与实际值的误差。  $X_t$  为  $t$  状态下的最优估计值,同时,为了让迭代算法持续下去,还必须更新状态协方差的值。

$$P_t = (I - K_t H) P_t^- \quad (10)$$

经过不断的递归重复,直到完成船舶轨迹的预测和校正。这就是传统的卡尔曼滤波器预测跟踪船舶轨迹的思想。传统

的卡尔曼滤波(CSK)中的动态模型和过程噪声必须提前定义,然而在不同的实际情形中不可能提前定义参数,因此,传统的卡尔曼滤波的跟踪性能比较差并且会产生发散问题。为了解决这个问题,本文引入了衰减因子。在文献[17]中,STKF将次优比例因子矩阵( $\lambda_t$ )引入到状态协方差矩阵,于是式(7)可转换为:

$$P_t = \lambda_{t-1} F P_{t-1} F^T + Q \quad (11)$$

其中, $\lambda_t$ 为对角矩阵, $Q$ 为过程噪声的协方差,随时间变化的次优比例因子矩阵 $\lambda_t$ 定义为:

$$\lambda_t = \begin{cases} c_t, & c_t \geq 1 \\ 1, & c_t < 1 \end{cases} \quad (12)$$

其中,

$$c_t = \frac{\text{tr}[N_t]}{\text{tr}[M_t]} \quad (13)$$

$$N_t = V_t - \beta R - H_t Q H_t^T \quad (14)$$

$$M_t = H_t F_t P_t F_t^T H_t^T \quad (15)$$

$$V_t = \begin{cases} v_0 v_0^T, & t=0 \\ \frac{\rho V_{t-1} + v_t v_t^T}{1+\rho}, & t \geq 1 \end{cases} \quad (16)$$

在式(12)中, $\lambda_t$ 主要取决于两个变量:弱化因子 $\beta$ 和遗忘因子 $\rho$ ,这两个变量通常被设置为4.5和0.95<sup>[17]</sup>。相对传统的卡尔曼滤波(CKF),强跟踪卡尔曼滤波(STKF)在不确定的模型中更具有健壮性,并且在船舶轨迹跟踪时跟踪的精度更高。

## 5 实验成果

### 5.1 实验数据准备

实验过程中,将双目摄像机架于长江岸边,采集长江上过往的船舶视频。实验中选取“江城汽渡01号”和“江城汽渡02号”两种不同的船舶对象。两组视频均为左右摄像机拍摄的长江边上的400帧连续船舶图像序列。

### 5.2 对左右相机进行标定

基于双目视觉的船舶轨迹跟踪需要先对双目摄像头进行标定,根据标定方式的不同,可以分为传统的标定方法、自标定的方法和基于主动视觉的方法。传统的标定方法有Zhang<sup>[18]</sup>方法、DLT方法<sup>[19]</sup>和Tsai方法<sup>[20]</sup>,这些方法计算摄像头的参数需要将标定物作为参照,但是传统的标定方法适用于对标定的结果精度要求较高的应用场合,因此更适用于船舶测距。利用传统的标定方法,对左右两个摄像头分别进行标定,选择棋盘格作为标定的参考物,图2所示为左摄像头所用的标定图像序列,运用MATLAB标定工具箱计算得到左右摄像头参数的标定结果,该结果如表1、表2所列。

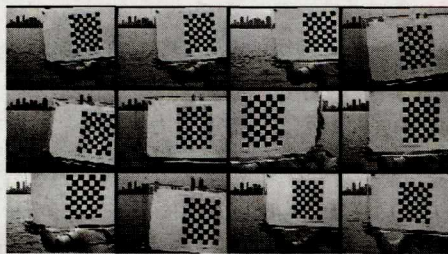


图2 标定图像序列

表1 摄像头内参标定结果

	左摄像头	右摄像头
焦距	[1113.20069 1087.09209]	[1285.04761 1254.65578]
主点	[300.32161 205.54074]	[335.23679 261.96101]

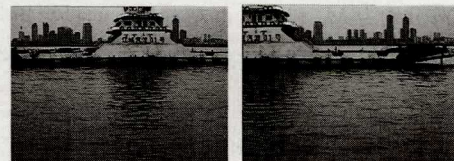
表2 摄像头外参标定结果(右摄像头相对左摄像头的位置)

旋转向量	$om = [0.03266 \quad -0.00424 \quad -0.00525]$
平移向量	$T = [-206.29240 \quad 0.20595 \quad 19.50555]$

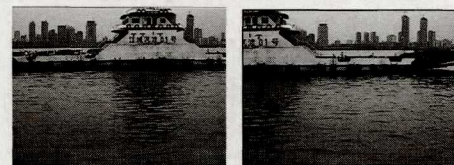
从标定结果可以看出,左右摄像头的焦距基本相同,并且它们对应的 $x$ 轴和 $y$ 轴的等效焦距也相同。摄像头拍摄得到的图像尺寸为 $640 \times 480$ ,内参矩阵反应出的主点坐标也基本在(320,240)附近,这些都符合预期的标定结果。

### 5.3 船舶轨迹跟踪

为了保证在实际工程中船舶轨迹测量的准确性,实验通过两个 $640 \times 480$ 的工业摄像头来采集船舶图像数据,运用双目视觉的方法分别对左右图像船舶的运动轨迹进行测量,实验中采集视频的速率为25fps,能较好地满足测量的实时性要求。为了验证本文算法对船舶轨迹跟踪的适用性,实验1选取船舶图像中“江城汽渡01号”中“0”字上方和下方的点作为跟踪的特征点,分别记为特征点一和特征点二。并将本文提出的算法与传统的卡尔曼滤波(CSK)算法进行对比。考虑到提高估计值的精度,因此在计算图像点位置时采用亚像素级的提取方法,以得到更精确的特征点坐标。图3(a)为左摄像头拍摄得到的第1帧和第400帧的船舶图像,采用亚像素级坐标的提取方法得到对应的特征点一的坐标为(415.717, 97.457)、(68.761, 93.978),特征点二的坐标为(416.587, 110.500)、(67.891, 111.370)。图3(b)为右摄像头拍摄得到的第1帧和第400帧的船舶图像,采用亚像素级坐标的提取方法得到对应的特征点一的坐标为(449.630, 53.978)、(91.370, 92.239),特征点二的坐标为(448.761, 108.761)、(53.978, 111.370)。



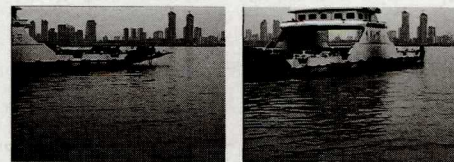
(a)左摄像头拍摄得到的船舶的第1帧和第400帧图像



(b)右摄像头拍摄得到的船舶的第1帧和第400帧图像

图3 实验1中左右摄像头拍摄的船舶图像

实验2选取船舶图像中“江城汽渡02号”中“2”字上方和下方的点作为跟踪的特征点,分别将其记为特征点一和特征点二。



(a)左摄像头拍摄得到的船舶的第1帧和第400帧图像



(b)右摄像头拍摄得到的船舶的第1帧和第400帧图像

图4 实验2中左右摄像头拍摄的船舶图像

图 4(a)为左摄像头拍摄得到的第 1 帧和第 400 帧的船舶图像,采用亚像素级坐标的提取方法得到对应的特征点一的坐标为(5. 283,91. 370)、(411. 370,92. 239),特征点二的坐标为(25. 283,93. 109)、(382. 674,96. 587)。图 4(b)为右摄像头拍摄得到的第 1 帧和第 400 帧的船舶图像,采用亚像素级坐标的提取方法得到对应的特征点一的坐标分别为(4. 413, 109. 630)、(411. 370,107. 022),特征点二的坐标为(24. 413, 109. 630)、(382. 674,111. 370)。

假设图像中的坐标变化为线性变化,即上文提到的  $u_1, v_1, u_2, v_2$  均为线性变化,将左右摄像头拍摄得到的 400 帧图像的特征点坐标作为输入,运用式(1)一式(3)的线性点三维重建的方法可以计算得到船舶的特征点一和特征点二在三维世界坐标系中的实际位置。以图像的帧数为横坐标,Z 轴方向离左相机的距离作为纵坐标,可以得到实验 1 和实验 2 中船舶的平面轨迹图,图 5 所示为船舶运行的平面轨迹。

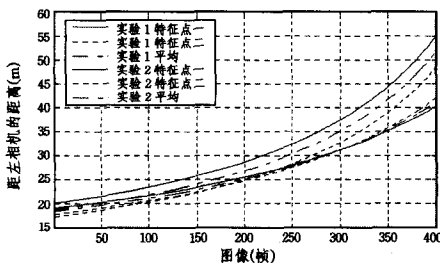


图 5 船舶运行的平面轨迹

实验中拍摄的船舶为长江边上的渡船,距离左右相机约几十米的距离,并随着时间逐渐驶远,如图 5 所示,得到的船舶的运行的平面轨迹与实际的船舶的运行轨迹大致相符,可知本方法测量得到的船舶运行的平面轨迹的误差在可接受的范围内。在图像上分别取特征点一和特征点二求得的船舶运行的平面轨迹大致相同,因此运用双目立体视觉得到的船舶运行的平面轨迹结果的稳定性较好,可将此结果用来分析船舶的运行状态并对接下来的船舶运动轨迹进行跟踪。

获取的船舶视频的视频帧率为 25 帧/s,因此 400 帧图像中的船舶共运行 16s。在图 5 中已经获得了实验 1 和实验 2 中特征点一和特征点二的船舶平均运动轨迹,计算可得实验 1 中的船舶在 16s 内分别运行了 23. 7444m, 26. 4507m 和 25. 0921m。实验 2 中的船舶在 16s 内分别运行了 30. 9093m, 38. 1228m 和 36. 0149m。将船舶的运动看成匀速运动,实验 1 中船舶的速度分别为 1. 484m/s, 1. 6532m/s 和 1. 5683m/s,转化成常用的船舶速度单位后可得到船舶的速度分别为 2. 8847 海里/小时, 3. 2136 海里/小时和 3. 0485 海里/小时。实验 2 中船舶的速度分别为 1. 9318m/s, 2. 3827m/s 和 2. 2509m/s,转化成常用的船舶速度单位后可得到船舶的速度分别为 3. 7551 海里/小时, 4. 6316 海里/小时和 4. 3754 海里/小时。实验中计算得到的结果大致符合预期的结果。为了提高船舶轨迹跟踪的精度,选择实验 1 和实验 2 中特征点一和特征点二的船舶平均运动轨迹作为船舶的部分运动轨迹。本文在利用双目视觉得到部分船舶轨迹之后,利用强跟踪卡尔曼滤波(STKF)算法的思想实时估计和预测船舶当前时刻和下一时刻的运动状态信息,从而实现船舶的轨迹跟踪。

假设实验 1 中船舶的初始速度为 1. 5m/s,实验 2 中船舶的初始速度为 2. 2m/s。运用传统的卡尔曼滤波(CKF)和强跟踪卡尔曼滤波(STKF)以及基于双目立体视觉的强跟踪卡尔曼滤波(STKF)对实验 1 和实验 2 中的船舶轨迹实现 300m

以内的船舶轨迹跟踪,如图 6 所示。

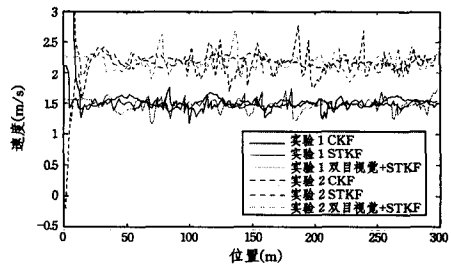
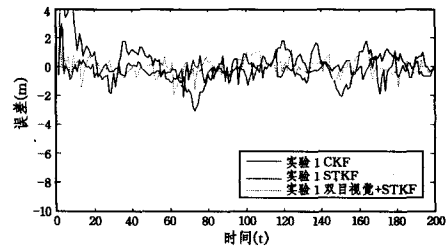
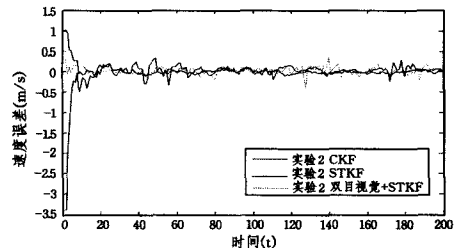


图 6 船舶轨迹跟踪

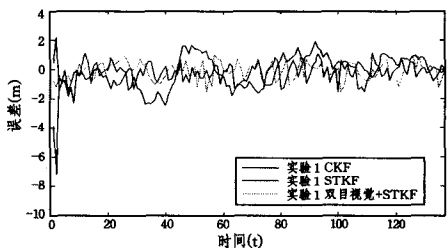
由图 6 可以直观地看出船舶实时的运动状态,但为了客观地分析实验 1 和实验 2 中船舶轨迹跟踪的准确度,对实验 1 和实验 2 中船舶跟踪的预测误差进行了分析。预测误差为该时刻的观测值 Z 减去预测值 X,图 7(a)、图 7(b)中显示了实验 1 中传统的卡尔曼滤波(CSK)的船舶轨迹跟踪方法、强跟踪卡尔曼滤波(STKF)的船舶轨迹跟踪方法以及本文的方法在 300m(200s)内的船舶轨迹预测误差和船舶行驶速度的预测误差。图 7(c)、图 7(d)中显示了实验 2 中传统的卡尔曼滤波(CSK)的船舶轨迹跟踪的方法、强跟踪卡尔曼滤波(STKF)的船舶轨迹跟踪的方法以及本文的方法在 300m (137s)内的船舶轨迹预测误差和船舶行驶速度的预测误差。



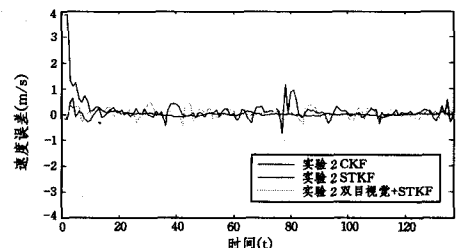
(a) 实验 1 中船舶轨迹的预测误差



(b) 实验 1 中船舶行驶速度的预测误差



(c) 实验 2 中船舶轨迹的预测误差



(d) 实验 2 中船舶轨迹的预测误差

图 7 船舶运动状态的预测误差

图7表明相比于强跟踪卡尔曼滤波(STKF)和本文所提方法,传统的卡尔曼滤波(CSK)在船舶轨迹跟踪的性能方面比较差,收敛的速度比较慢。基于双目立体视觉的船舶轨迹跟踪的方法在强跟踪卡尔曼滤波的方法上由于获得船舶的部分运动轨迹,因此比强跟踪卡尔曼滤波(STKF)的方法在初始跟踪时误差更小。为了更好地说明3种方法的船舶轨迹跟踪的精度,运用蒙特卡洛的方法迭代1000次计算3种方法对于实验1和实验2中船舶轨迹预测误差和速度预测误差的均方根误差(RMSE),计算结果如表3所列。

表3 均方根误差

	轨迹预测误差	速度预测误差
CFK(实验1)	1.3901	0.1329
STKF(实验1)	0.3706	0.1054
双目视觉+STKF(实验1)	0.3373	0.0911
CFK(实验2)	1.0992	0.2645
STKF(实验2)	0.8218	0.1606
双目视觉+STKF(实验2)	0.5579	0.1258

从表3中可以看出运用本文所提方法的轨迹跟踪的均方根误差小于传统的卡尔曼滤波(CSK)的船舶轨迹跟踪的方法和强跟踪卡尔曼滤波(STKF)的方法,这表明了基于双目立体视觉的船舶轨迹跟踪的方法跟踪船舶轨迹的准确性。从算法的复杂度进行分析,本文所提算法分为双目视觉和STKF两部分,其中双目视觉测量船舶距离的算法复杂度为 $O(n)$ , $n$ 为视频中图像的帧数。STKF算法的时间复杂度为 $O(t)$ ,CKF算法的时间复杂度为 $O(t)$ , $t$ 为船舶运行的时间,本文所提算法的复杂度为 $O(n)$ ,几种算法的复杂度均在同一个数量级。但相比较而言,本文所提算法的船舶轨迹跟踪的准确性更高。

**结束语** 本文对船舶轨迹跟踪问题进行了研究,提出了一种基于双目视觉的CV模型卡尔曼滤波船舶轨迹跟踪的方法,运用双目视觉测距计算得到船舶的部分运行轨迹,在此基础上建立强跟踪卡尔曼滤波(STKF)船舶轨迹跟踪模型,对船舶运行状态进行实时跟踪。

与传统的卡尔曼滤波(CSK)和强跟踪卡尔曼滤波(STKF)的船舶轨迹跟踪方法相比,本文所提方法跟踪船舶轨迹的预测误差小,跟踪精度高。实验中发现远距离船舶标定时误差大,下一阶段的研究将集中解决远距离船舶的标定和跟踪问题。

### 参 考 文 献

- [1] CHENG J, YI J, ZHAO D. Design of a sliding mode controller for trajectory tracking problem of marine vessels[J]. Control Theory And Applications, 2007, 1(1): 233-234.
- [2] BAEK H S. Improvement of Distance Measurement Algorithm on Stereo Vision System(SVS)[C]//Proceedings of the 5th International Conference on Ubiquitous Technologies and Applications(CUTE). Sanya, China, 2010: 1-3.
- [3] LIU Zheng-zhen, CHEN Tian-ding. Distance Measurement System Based on Binocular Stereo Vision[C]//2009 International Joint Conference on Artificial Intelligence(JCAI). Hainan, China, 2009: 456-459.
- [4] YOUNG C L, CHUNG H L, SOON K, et al. Distance estimation algorithm for both long and short ranges based on stereo vision system[C]//IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2008: 841-846.
- [5] HOU A L, CUI X, GENG Y, et al. Measurement of Safe Driving Distance Based on Stereo Vision[C]//Proceedings of the 6th International Conference on Image and Graphics(ICIG). Hefei, Anhui, 2011: 902-907.
- [6] MIN J K, CHONG H L, JIN H K, et al. Distance and velocity measurement of moving object using stereovision system[C]//2008 International Conference on Control, Automation and Systems(ICCAS). Seoul, Korea, 2008: 2181-2184.
- [7] LIM Y C, MINBO L, CHUANG H L, et al. Improvement of stereo vision-based position and velocity estimation and tracking using a stripe-based disparity estimation and inverse perspective map-based extended Kalman filter[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2010, 48(9): 859-868.
- [8] XIANG Rong, JIANG Huan-yu, YING Yi-bin. Tests of localization errors of tomatoes based on binocular stereo vision caused by occlusion[C]//Proceedings of the 11th World Congress on Intelligent Control and Automation(WCICA). Shenyang, China, 2014: 5582-5587.
- [9] QU He-zheng, WANG Lei, WANG Hong-chao. Review on Study of Dynamic Tracking for Surface Ships[J]. Research and Exploration in Laboratory, 2014, 33(4): 4-7. (in Chinese)  
邱荷珍, 王磊, 王洪超. 船舶轨迹跟踪研究综述[J]. 实验室研究与探索, 2014, 33(4): 4-7.
- [10] YANG Yang, DU Jia-lu, GUO Chen, et al. Trajectory tracking control of nonlinear full actuated ship with disturbances[C]//2011 International Conference of Soft Computing and Pattern Recognition(SoCPar). Dalian, China, 2011: 318-323.
- [11] KATAYAMA H, AOKI H. Straight-Line Trajectory Tracking Control for Sampled-Data Underactuated Ships[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2014, 22(4): 1638-1645.
- [12] FENG Yi-wei, FENG Ping. Trajectory tracking control for underactuated ships[C]//Proceedings of the 11th world Congress on Intelligent Control and Automation(WCICA). Shenyang, China, 2014: 4273-4277.
- [13] ZHAO Hui, SHEN Ji-hong. Neural network robust control of ship trajectory tracking[C]//2014 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation. Tianjin, China, 2014: 1371-1375.
- [14] CHEN C H, LIAO C C, CHIANG C T. Adaptive neurowavelet control for the ship trajectory tracking problem[C]//2012 International Joint Conference on Neural Networks(IJCNN). Brisbane, Australia, 2012: 1-6.
- [15] WANG Xiao-fei, ZOU Zao-jian, WANG Yang, et al. Path Following Control of Underactuated Ships Based on Unscented Kalman Filter[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2010, 15(1): 108-113.
- [16] Chen S Y. Kalman Filter for Robot Vision: A Survey[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2011, 59(11): 4409-4420.
- [17] JWO D J, WANG S H. Adaptive Fuzzy Strong Tracking Extended Kalman Filtering for GPS Navigation[J]. IEEE Sensors

- Journal, 2007, 7(5): 778-789.
- [18] YI A A, KARARA H M. Direct linear transformation from comparator coordinates into object space coordinates in Close-Range Photogrammetry[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2015, 81(2): 103-105.
- [19] TSAI R Y, LENZ R K. A new technique for fully autonomous

- and efficient 3D robotics hand-eye calibration[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1989, 5(3): 345-358.
- [20] ZHANG Zheng-you. Flexible camera calibration by viewing a plane from unknown orientations[C]// Proceedings of the 7th IEEE International Conference on Computer Vision. Kerkyra, Greek, 1999: 666-673.

(上接第 302 页)

从表 1 所列的实验结果看出,使用本文提出的加速算法后,平均 88.86% 的像素点不再需要渗流处理,大大减少了渗流处理次数,能明显提高渗流处理速度,在此基础上运用原渗流加速算法,最后需要渗流的像素点平均只有 4.07%,可以明显提高算法的效率。

表 1 加速效果分析

序号	原加速算法中不需要渗流的像素点		改进的加速算法中不需要渗流的像素点		渗流处理的点		总像素点
	数量	百分比	数量	百分比	数量	百分比	
1	15393	12.83	95738	79.78	8869	7.39	120000
2	13251	11.04	99153	82.63	7596	6.33	120000
3	8780	7.32	107543	89.62	3677	3.06	120000
4	10246	8.54	104937	87.45	4817	4.01	120000
5	8535	7.11	106940	89.12	4525	3.77	120000
6	3392	2.83	114290	95.24	2318	1.93	120000
7	6926	5.77	109179	90.98	3895	3.25	120000
8	4507	3.76	111249	92.71	4244	3.54	120000
9	5308	4.42	110641	92.20	4051	3.38	120000

表 2 原加速算法与改进的加速算法效率对比

序号	原算法处理时间(s)	改进算法处理时间(s)				节省的时间(s)	效率提高(%)
		暗点处理时间	去噪	渗流	总时间		
1	7.774	0.842	0.179	1.406	2.427	5.347	220.31
2	39.077	0.780	0.239	4.875	5.894	33.183	563.00
3	46.217	0.796	0.248	3.907	4.951	41.266	833.49
4	41.671	0.920	0.223	6.191	7.334	34.337	468.19
5	30.381	0.858	0.267	5.010	6.135	24.246	395.21
6	42.919	0.998	0.273	5.608	6.879	36.040	523.91
7	43.323	1.103	0.184	10.944	12.231	31.092	254.21
8	35.600	1.039	0.258	9.631	10.928	24.672	225.77
9	43.100	1.021	0.260	9.276	10.557	32.543	308.26

从表 2 所列的实验数据看出,对不同图像进行处理时,改进算法中暗点处理和去噪的处理时间相差不大,但是渗流处理的时间有很大区别。同时,改进的算法能明显提高裂缝检测的效率,即使是原渗流算法用时较少的图像,改进算法也能明显提高检测效率。

**结束语** 本文改进了基于渗流模型的裂缝检测算法,通过提取灰度值较低的像素并在此基础上进行渗流处理,来减少渗流处理的像素点的个数。实验结果表明,本文提出的改进算法能精确、快速地检测到图像上的裂缝,具有很强的鲁棒性。

## 参 考 文 献

- [1] ADU-GYAMFI Y O, OKINE N O A, Garateguy G, et al. Multi-resolution Information Mining for Pavement Crack Image Analysis[J]. Journal of Computing in Civil Engineering, 2012, 26(6): 741-749.
- [2] HASSAN M, MAN S H, CHENG Z N, et al. Development of Energy Harvested Wireless Sensing Node for Structural Health Monitoring[C]// Mixed-Signals, Sensors and Systems Test Workshop (IMS3TW). Taipei, Taiwan, 2012.
- [3] GRUZMAN I S. Using the model of a mixture of a uniform distribution and a von Mises distribution for segmentation of anisotropic images[J]. Optoelectronics Instrumentation & Data Processing, 2014, 50(2): 118-124.
- [4] HATADA T, SAITOH F. Crack detection method for drain by using directional smoothing[J]. IEEE Transactions on Electronics Information & Systems, 2007, 127(2): 241-246.
- [5] FUJITA Y, MITANI Y, HAMAMOTO Y. A Method for Crack detection on a Concrete Structure[C]// 18th International Conference on Pattern Recognition. Hong Kong, 2006.
- [6] FUJITA Y, MITANI Y, HAMAMOTO Y. A robust method for automatically detecting cracks on noisy concrete surfaces[C]// Next-Generation Applied Intelligence. 22nd International Conference on Industrial, Engineering and Other Applications of Applied Intelligent Systems IEA/AIE. Tainan, Taiwan, 2009.
- [7] FUJITA Y, HAMAMOTO Y. A robust automatic crack detection method from noisy concrete surfaces[J]. Machine Vision and Applications, 2011, 22(2): 245-254.
- [8] YAMAGUCHI T, HASHIMOTO S. Image processing based on percolation model[J]. IEICE transactions on information and systems, 2006, E89-D(7): 2044-2052.
- [9] YAMAGUCHI T, HASHIMOTO S. Automated crack detection for concrete surface image using percolation model and edge information[C]// IECON 2006-32nd Annual Conference on IEEE Industrial Electronics. Paris France, 2006.
- [10] YAMAGUCHI T, HASHIMOTO S. Improved percolation-based method for crack detection in concrete surface images[C]// International Conference on Pattern Recognition. Florida USA, 2008.
- [11] YAMAGUCHI T, NAKAMURA S, SAEGISA R, et al. Image-Based Crack Detection for Real Concrete Surfaces[J]. IEEE Transactions on Electrical and Electronic Engineering, 2008, 3(1): 128-135.
- [12] YAMAGUCHI T, HASHIMOTO S. Fast crack detection method for large-size concrete surface images using percolation-based image processing[J]. Machine Vision and Applications, 2010, 21(5): 797-809.
- [13] QU Zhong, LIN Li-dan, YANG Guo, et al. An improved algorithm for image crack detection based on percolation model[J]. IEEE Transactions on Electrical and Electronic Engineering, 2015, 10(2): 214-221.