

高速旋转目标的转速测量及轨迹预测算法综述

张科¹, 耿亚宁², 季云峰¹

(1. 上海理工大学健康科学与工程学院, 上海 200093; 2. 西南政法大学体育部, 重庆 400031)

摘要: 物体在高速运动过程中受到的外力改变了其角动量, 从而导致旋转的发生, 而旋转产生的马格努斯力使物体轨迹变得难以预测。想要完成高速旋转目标的准确测量与轨迹预测离不开目标的检测、追踪以及运动建模。为提高研究人员对高速旋转目标转速测量与轨迹预测的了解程度, 梳理体育、军事、自动驾驶等领域中关于高速旋转目标的研究文献, 涵盖了从传统方法到深度学习算法的演变, 重点分析计算机视觉算法及其难点、旋转测量与轨迹预测方法。通过全面梳理相关内容, 发现现有高速旋转目标的转速测量及轨迹预测算法仍存在稳定性和实时性不足等挑战, 后续仍需深入探索与实践。

关键词: 目标检测; 旋转测量; 轨迹预测; 深度学习; 检测精度

DOI: 10.11907/rjdk.241167

中图分类号: TP301.6

文献标识码: A

开放科学(资源服务)标识码(OSID):

文章编号: 1672-7800(2025)004-0200-07



A Review of Rotational Speed Measurement and Trajectory Budgeting Algorithms for High-speed Rotating Targets

ZHANG Ke¹, GENG Yaning², JI Yunfeng¹

(1. School of Health Science and Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China;

2. Sports Department of SouthWest University of Political Science&Law, Chongqing 400030, China)

Abstract: The external force acting on an object during high-speed motion changes its angular momentum, leading to rotation, and the Magnus force generated by rotation makes the trajectory of the object difficult to predict. Accurate measurement and trajectory prediction of high-speed rotating targets cannot be achieved without target detection, tracking, and motion modeling. To improve researchers' understanding of high-speed rotating target speed measurement and trajectory prediction, this paper reviews research literature on high-speed rotating targets in fields such as sports, military, and autonomous driving, covering the evolution from traditional methods to deep learning algorithms. The focus is on analyzing computer vision algorithms and their difficulties, as well as rotation measurement and trajectory prediction methods. Through a comprehensive review of relevant content, it was found that existing algorithms for measuring the rotational speed and predicting trajectories of high-speed rotating targets still face challenges such as insufficient stability and real-time performance, and further exploration and practice are needed in the future.

Key Words: object detection; rotation measurement; trajectory prediction; deep learning; detection accuracy

0 引言

对高速旋转目标进行转速测量及轨迹预测在监控旋
转机械运行状态、提高生产效率、故障诊断与预防、提高运
动物体的控制精度、增强安全性以及拓展应用领域等方面

均具有重要意义, 不仅体现在工业制造和交通运输等传统
领域, 还广泛渗透到体育比赛、机器人系统、智能监控等新
兴领域, 为推动社会进步和科技发展提供了重要支撑, 而
这其中主要涉及目标检测、图像处理和轨迹预测等技术。
尽管这些技术已经取得了一定进展, 但依然存在一些挑
战, 包括目标提取不完整、旋转测量准确率低以及运动轨

收稿日期: 2024-02-27

扫描二维码阅读全文:

基金项目: 国家自然科学基金项目(62003214)

作者简介: 张科(2000-), 男, 上海理工大学健康科学与工程学院硕士研究生, 研究方向为图像处理、旋转测量、轨迹预测; 耿亚宁(1990-), 女, 硕士, 西南政法大学体育部助教, 研究方向为乒乓球技战术; 季云峰(1990-), 男, 博士, 上海理工大学健康科学与工程学院副教授, 研究方向为乒乓球机器人。本文通讯作者: 耿亚宁。



迹规划偏差大等问题,限制了其在体育赛事、军事防御和无人驾驶等领域的有效应用^[1-3]。

针对上述挑战,本文以高速飞行的球类运动为主要研究对象,深入探究这些技术在实践中的应用。球类运动以其简单易学、技术多样性和适应性强而被广泛认可,无论是乒乓球、网球还是足球,都被视为适合各个年龄段人群参与的运动项目^[4]。球类运动的高速度和高反应性增加了对研究者的挑战,需要在极短时间内准确捕捉和预测球的运动轨迹。在这一背景下,球的转速测量变得至关重要,因为其直接决定了球的轨迹。通过人工智能和深度学习技术,研究者们可以借助实时图像捕捉获得球的位置数据,并通过复杂的算法预测其未来轨迹。本文将深入研究高速旋转目标的旋转测量和轨迹预测方法,包括传统的物理学方法和基于深度学习的新型测量手段,以期为该领域的发展提供有益参考。

1 视觉算法及其难点

高速运动目标的精确识别是旋转测量与轨迹预测的前提与关键。然而,由于硬件的限制和算法的不足导致在对旋转目标的识别方面遇到了诸多挑战,例如目标遮挡、残影、边缘无法有效检测、环境噪声干扰和实时性不足,这些问题在车辆检测、行人跟踪、姿态识别等领域普遍存在。为此,研究人员从多个角度进行了大量研究,提出各种算法,而评估算法优劣的关键在于能否在模糊识别的情况下根据已有目标信息来有效推理出其运动过程。

1.1 遮挡、残影与边缘

由于受拍摄角度、光线、环境等因素影响,获取图像往往会出现目标拖影、遮挡、模糊边界等问题,目标的模糊识别将大大影响图像的检测精度。以高速飞行中的乒乓球为例,要精确获取其转速,就需要对乒乓球的商标进行实时跟踪与识别。而乒乓球在高速飞行过程中具有速度快和随机性强的特点,很容易出现商标识别拖影、目标遮挡和目标边缘化的情况^[5-8]。针对这一问题,有部分研究人员通过添加摄像头个数来提高视野采集范围,以减少商标识别不准确的情况。例如,文献[9]研发出三目视觉系统,将3台摄像机摆放在不同位置,在固定好它们之间的角度、距离以及各自的焦距后,保证3台相机能同时拍摄到乒乓球图像。3台相机接近等腰三角形的布局,通过计算机图像处理与分析技术能够更加准确地获取被测物体的位置和大小。然而,多目相机带来的弊端也很明显。每个摄像头产生的图像数据需要通过相应的通道传输到计算设备上,这需要更复杂的数据传输结构和更高的带宽来支持,乒乓球系统的实时性很难得到保障。因此,一些研究人员采用优化算法的方式实现对被遮挡目标的处理。例如,文献[10]首先根据图像数据的平均峰值来判断目标是否发生遮挡情况,其次采用滤波的方法在原有运动历史

轨迹的基础上进行更新目标的位置信息。在传统算法研究中,基于光流法的遮挡目标检测是一大热点。例如,文献[11]利用连续运动图像的光学流场与遮挡图前后关键点的对称信息来对遮挡区域进行识别预测。传统光流检测算法对于光照、时间、空间等方面的要求较高,很容易出现目标拖影的情况。随着硬件的发展和技术的进步,高速拍摄技术成为处理遮挡目标的有效工具。相较于基于光流法的遮挡目标检测方法,高速拍摄技术具有更高的时间分辨率和图像质量,能够捕捉到目标运动过程中更细微的变化,从而提供更精确的数据支持。例如,文献[12]利用高速相机测得球的旋转状况,将多阈值分割算法应用到150 Hz的视觉系统中,利用目标运动过程中的微小细节和变化来识别和预测遮挡情况。通过分析目标在不同时间点的位置和形态变化,结合高速拍摄图像中的像素信息,可有效识别出遮挡目标并进行相应的处理;文献[13]设计了200 fps的图像采集系统,并增加光学镜头和辅助照明设备来保障图片采集质量,降低后续对图像的处理难度。与传统算法相比,基于高速拍摄技术的遮挡目标处理方法能够更准确地捕捉到目标的运动状态,降低误判率和漏检率,提高处理效率和准确性。此外,高速拍摄技术还可以结合其他传感器数据,如激光雷达、红外传感器等,实现多模态信息的融合处理,从而进一步提高对遮挡目标的检测与识别能力,增强检测方法的稳定性和鲁棒性。

1.2 环境噪音

为进一步提高旋转目标的识别准确性,环境中的各种噪音也是需要解决的一大问题。环境噪音是指来自外部环境的非特定、随机或无序的声音信号,这种信号可能与目标信号混合在一起,使得目标信号变得模糊或难以分辨。针对这类问题,文献[14]设计了基于多注意力融合的抗干扰目标跟踪算法,通过融合三维度注意力与空间注意力来抑制环境中的噪声,实现对特征区域的提取。强烈的环境噪音会导致传感器和识别系统的性能下降,影响其在复杂环境中的可靠性。传统算法很难满足对环境的要求,因此文献[15]引入神经网络模型,构建PointPillars网络编码器,通过深度神经网络进行特征提取与预测,最后在KITTI数据集上进行训练与验证,但是在实际的测试环境中,数据收集不完整的情况时有发生,数据点的缺失导致其最后的预测效果不甚理想。为此,文献[16]对上述算法第二阶段网络进行改进,采用区域金字塔的方法对ROI区域进行编码,以更大程度地获取感受野,提高对目标图像数据的收集能力;然后加入Transformer进行特征提取与预测;最后通过消融实验验证了该方法的有效性。

除上述方法外,多模态数据融合、迁移学习以及强化学习等方法也可以用来改善目标检测系统对环境噪音的鲁棒性^[17-19]。了解和处理环境噪音对于目标检测算法的设计与实际应用至关重要。在研究和开发目标检测系统时需要综合考虑不同场景的噪音因素,以提高其性能和可

靠性。

1.3 实时性

对于高速旋转的目标来说,速度是其第一大特性。速度快意味着整体运动时间极短,不论是对体育赛事中球类的有效回球,还是对军事领域中炮弹的有效拦截,检测时间均需要进行严格限制与把控。例如,文献[20]设计了TTNet神经网络结构,采用多任务深度学习的进程与方法,在不丢失精度的前提下大大提升了实时性;文献[21]研究了导弹控制系统中的实时预测模型,针对智能功率模块提出一种基于GPU的并行化方法,显著减少了计算时间,大大提高了实时性。由此可知,为满足实时性与准确性的要求,可采用高性能硬件设备,并通过优化算法减少计算复杂度。此外,还可引入目标运动轨迹预测算法,结合实时数据预测目标后续位置,为在快速变化的环境中作出更加准确的决策提供支持。

综上所述,在高速旋转目标的识别过程中会遇到各种各样的问题。如表1(仅列举代表性算法,下同)所示,研究人员对于各种问题都有着相应的研究,但仍有部分问题难以得到一个很好的解决方案,或可借助相似领域中类似问题的解决方案寻找答案。提高对高速旋转目标的识别精度与实时性可为旋转测量提供坚实基础。

Table 1 Multi-domain vision algorithms

表1 多领域视觉算法

文献	研究成果	适用领域	结果分析
文献[9]	三目视觉系统	体育赛事	大幅度提高了乒乓球的获取视野,能够准确得到被测物体的位置与大小
文献[14]	基于多注意力融合的抗干扰算法	体育赛事	该方法提供了20倍的加速,并在预期平均重叠方面实现了13.0%的相对增益
文献[16]	基于点云技术,改进区域生成网络并加入Transformer模块	智能交通	网络加入了网格金字塔模块后平均精度提升了0.92%,再加入点云Transformer模块后目标检测精度提升了0.51%
文献[21]	针对PD-IPM的KKT条件构造部分,提出一种新的基于GPU的并行化方法	军事防御	PD-IPM的计算时间显著减少,整个飞行计算量减少62.5%,大幅度提高了实时性

2 转速测量

旋转是高速目标运动过程中不可避免的运动状态,如体育赛事中的乒乓球和足球,其对旋球的击打与弧旋球的有效捕捉是比赛取得胜利的一大要素。计算机视觉系统在球类运动中的应用旨在使机器人能够准确执行对球的击打任务。为了实现这一目标,系统需要精确测量球的旋转运动,从而确保机器人能够以精准的方式与球互动。

2.1 高速旋转目标受力分析

在进行转速测量之前,对旋转目标的运动分析是必不可少

的过程。如图1所示,高速旋转目标在运动过程中受到重力、浮力、空气阻力和马格努斯力等的影响,其中 f 为阻力, F_m 为马格努斯力, G 为重力, V 为线速度, ω 为角速度^[22]。乒乓球在飞行过程中伴随着旋转,其旋转轴与飞行方向不一致导致空气对球产生一个横向力,这个横向力就是马格努斯力。研究表明,球体的旋转速度会显著影响马格努斯力的大小和方向,当球旋转时,马格努斯力也会随之产生,空气会对球施加力,改变其运动轨迹^[23]。

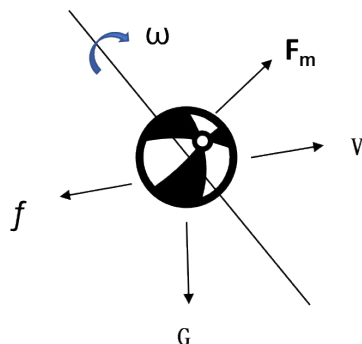


Fig. 1 Force analysis of rotating target

图1 旋转目标受力分析

计算机视觉系统致力于实现机器人对球的精准击打,这离不开对旋转的精确测量。乒乓球作为高速旋转目标的典型代表,具有重要的研究价值与意义。乒乓球具有物体小、变化快的特点,导致相机在识别过程中难以得到有效的旋转信息,进而无法精准预测乒乓球的飞行轨迹并给出有效的击打策略。在实际的人机对打过程中,对旋球的判断与击打是乒乓球机器人的核心技术之一,也是难点之一^[24]。目前,对旋转目标的转速测量方法主要分为直接测得法与轨迹反推法两大类。

2.2 直接测得法

直接测得法是通过专用仪器,如高速摄像机或激光测距仪,直接测量球体在空中运动时的旋转速度,可以通过观察球体旋转时的细微变化,或者记录球体在空中的运动轨迹和时间来实现,但高速旋转和快速运动增加了测量难度。直接测得法主要分为两种,第一种是基于人工标记的旋转测量方法,该方法需要在球的表面做出一些识别率高的标记,然后通过相机捕获标记相对于球心的位置变化来初步得到运动状态,最终结合相应的视觉算法计算出高速目标的旋转姿态。例如,文献[25]对球体进行不规则标记,并结合图像配准算法得到旋转参数的最优解。该方法虽然可以得到乒乓球的转速,但是无法估计飞行姿态;为此,文献[26]在棒球上进行光学标记,通过频闪仪摄影记录球的高速运动,从多曝光图像中自动重建棒球的三维位置和初始飞行参数,成功得到其旋转姿态。基于人工标记的旋转测量方法虽然提高了转速测量的准确性,但是会影响球的物理属性,很难应用于实际生活当中。为此,一些研究人员直接对球的自然商标进行识别与处理,通过分析商标相对于球心的运动来分析球的旋转。例如,文献[9]

采用基于商标观测的目标旋转状态估计方法对乒乓球的商标进行识别、分割与空间定位,然后采用扩展卡尔曼滤波器算法对乒乓球的旋转状态进行估计,但该方法只对低速飞行的乒乓球旋转测量有较高的精度。随着乒乓球飞行速度的提升,其测量精度不断下降。直到现在,高速旋转的精准测量依旧是一大难点。

2.3 轨迹反推法

轨迹反推法是通过分析球体在运动过程中的轨迹信息来间接推断其旋转速度,通常涉及到对球的运动轨迹进行数学建模与分析,以推断球的旋转信息。该方法的难点在于建立准确的数学模型,以及在实时场景中迅速而精确地反推旋转信息。不少研究人员基于参数模型法反推球在飞行过程中的旋转姿态。例如,文献[27]首先通过对乒乓球落点数据的拟合来证明数据之间的相关性,其次通过受力分析、运动模型构建、大量实验最终迭代出计算公式,为轨迹反推旋转提供了可行且精确的数学描述。传统的基于参数模型的轨迹反推法大多依赖于初始信息的准确性,若球的初始信息出现较大误差,则最终无法完成机械臂的有效击打。因此,基于深度学习的轨迹反推法成为当前研究的一大主流。例如,文献[28]首先搭建长短期记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)模型预测乒乓球的轨迹,然后根据其特定的轨迹变化规律反推出乒乓球的旋转类型。此外,一些研究人员针对足球的旋转轨迹预测也给出了解决方案。例如,文献[29]特性与自旋涡流结构相结合来研究足球的旋转特性,并通过风洞试验与自由飞行实验验证了该方法的可靠性。

如表 2 所示,无论是直接测得法还是轨迹反推法,均为球类运动的旋转计算问题提供了解决方案。直接测得法专注于利用传感器直接测量球类运动的旋转信息,其优势在于实时性和精确度高,能够即时提供旋转数据,使机器人更加高效地完成任务。轨迹反推法则着重于通过分析球的运动轨迹来推断其旋转状态,可能需要利用摄像头和图像处理技术,通过追踪球在空中的运动轨迹来反推旋转信息。其优势在于不需要直接使用传感器测量旋转,因此更为灵活,同时也能适应不同类型的球类运动旋转情况。对高速旋转目标的转速测量为其轨迹预测提供了可靠的数据支撑。

3 轨迹预测

高速运动目标的旋转测量精度决定着能否准确进行轨迹预测。早期对高速旋转目标轨迹预测的研究大多基于受力分析建立运动模型,忽略了由旋转引起的马格努斯力。随着精密测量技术的发展,研究者们纷纷采用更先进的测量手段和建模技术,更全面地考虑由旋转引起的各种力对目标轨迹的影响。目前,轨迹预测方法主要分为参数模型法与深度学习法两类。

Table 2 Rotation speed measurement algorithms

表 2 转速测量算法			
文献	研究成果	适用领域	结果分析
文献[25]	自然商标法	体育赛事	本方法只在低速飞行的乒乓球旋转测量中上有着较高的精度,随着乒乓球飞行速度的提升其精度也在不断下降
文献[26]	人工标记法	体育赛事	该方法虽然可以得到棒球的转速,但是无法对飞行状态中的姿态给出估计
文献[28]	深度学习法	体育赛事	该方法可以粗略获得旋转类型,但由于方法的效率问题,使其很难满足实时性的要求
文献[29]	参数模型法	体育赛事	将空气动力学特性与自旋涡流结构相结合来研究足球的旋转特性,通过风洞试验与自由飞行实验验证了该方法的可靠性

3.1 基于参数模型法的轨迹预测

在建立运动模型的过程中,研究者们逐渐意识到马格努斯力在高速旋转目标轨迹预测中的重要性。例如,文献[30]虑到马格努斯力,提出基于球自旋转的物理模型,采用实时视觉系统获取一系列轨迹点,并结合数字处理信号和现场可编程门阵列的摄像系统对三维数据进行二次多项式拟合,以获得球体当前的飞行速度。该方法在 1 ms 的采样时间内表现出良好的预测能力。然而,如果连续轨迹点不足或采样频率过低,可能会影响当前速度估计的准确性;文献[31]同样将马格努斯力考虑进去,采用多项式拟合的方法进行建模预测,并且在三维空间中构建了 Kalman 滤波器,通过每周期的位置观测更新乒乓球的运动状态。同时借助一个离线构建的二十维输入和二十维输出的多层神经网络学习乒乓球飞行早期位置与时间的关系,以及到达击球点附近的运动状态,为乒乓球轨迹预测和机器人伺服提供了强有力的支持。然而,该方法的弊端也很明显:首先,滤波性能不稳定,可能会导致实验精度下降;其次,由于基于受力的运动建模呈高阶非线性的特点,导致其最后的结果过度依赖于初始状态数据的准确性,难以满足轨迹预测的精度。当然,也有部分学者不基于受力分析进行轨迹预测。例如,文献[32]不考虑重力与空气阻力的影响,通过捕捉乒乓球飞行过程中连续飞行的图像计算出其相邻两帧的位置信息,根据位置信息得到其飞行速度,最后迭代预测出飞行轨迹。该方法虽然模型简单、操作简便,但是其相机帧率相对较低,容易出现画面丢失的情况,很难有效实现伺服机器人的乒乓球击打。

3.2 基于深度学习的轨迹预测

基于深度学习的轨迹预测利用深度学习模型理解和预测移动对象在时空中的动态行为。通过大规模学习历史轨迹数据,模型能够自动捕捉对象的时空模式,并准确预测其未来位置或轨迹。常见基于深度学习的轨迹预测算法主要包括 LSTM、卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)和 Transformer 模型几类。

3.2.1 LSTM

LSTM 主要用于序列数据的预测与建模,其是一种递归神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)的变体,专门用于解决 RNN 梯度消失和爆炸等问题。与传统 RNN 相比, LSTM 通过引入记忆单元和门控机制有效捕捉和保留序列数据中的长期依赖关系。在轨迹预测任务中, LSTM 模型首先接收历史轨迹数据作为输入;然后通过多层 LSTM 单元学习序列中的模式和规律,这其中可能涉及目标的运动方向、速度变化、加速度等信息;最后由 LSTM 模型生成对未来时间点的轨迹预测。例如,文献[33]采用 LSTM 网络模型预测目标的运动轨迹,采用估计采样和噪声雷达测量序列获取真实位置,将采集到的轨迹记录输入到模型中进行训练与验证,由于训练样本缺少和随机性高的原因,训练模型只能初步满足实验结果;文献[34]提出基于复杂环境的目标运动轨迹实时识别与跟踪模型 DCNN-LSTM,其中 DCNN 跟踪被识别的物体, LSTM 算法预测目标轨迹。该模型在自建视频数据集和现有系统上进行了测试,轨迹预测准确率达 90% 以上;文献[35]通过构造 LSTM 模型捕捉群体车辆行驶轨迹的时间序列特征,设计卷积池化网络提取群体车辆间的空间依赖关系,最后通过编码器和解码器提取车辆轨迹时空序列和预测后续轨迹,然而该方案易受到环境的干扰;文献[36]提出 CC-LSTM(Clustering Convolution-LSTM)模型,通过模糊聚类发现相似的周围车辆轨迹,从中挖掘时间特征;通过密度聚类对历史轨迹特征进行分类,找出不同段之间的相似性,形成目标车辆轨迹的空间特征。

LSTM 轨迹预测算法的优势在于其可以处理较长的时间序列数据,并且能够捕捉到序列中的长期依赖关系,因此在处理轨迹预测等任务时表现出较好的性能。

3.2.2 CNN

基于 CNN 的轨迹预测算法将轨迹数据抽象为图像矩阵,通过多层卷积和池化操作从轨迹路径中提取出丰富的空间特征与结构信息,不仅能够捕捉轨迹中的局部模式,而且能够通过全连接层学习高级特征表示,并在输出层进行轨迹的精准预测。例如,文献[37]基于轨迹的连续特性设计 CNN 网络模型预测轨迹状态, CNN 网络在时间与空间上具有较高的相关性,与 LSTM 网络相比,该方法在时间推理性能方面有很大提升;文献[38]使用 CNN 网络模型对车辆的轨迹数据进行筛选,根据车辆当前状态设计一个动态轨迹簇,结合离散控制序列和评分机制实现对轨迹的准确输出;文献[39]通过一维卷积提取轨迹时间序列数据中的空间维度特征, CNN 的卷积核具有稀疏连接和权值共享的特性,不仅有效减少了参数量,使网络更易于优化,而且降低了过拟合风险。

CNN 在轨迹预测任务中具有以下优势:首先, CNN 能够并行处理输入数据的不同部分,因此计算效率更高;其次,通过卷积操作, CNN 可有效捕获局部特征,有利于识别

移动对象的运动模式和轨迹形状;再次, CNN 的参数共享机制可使模型更好地利用数据中的统计特性,具有更好的泛化能力;最后, CNN 适用于处理固定长度的输入数据,而轨迹数据可转换为固定长度。

3.2.3 Transformer 模型

Transformer 是由 Vaswani 等^[40]于 2017 年提出的一种用于序列到序列学习的深度学习模型,在轨迹预测任务中,该模型可以接收历史轨迹数据,并通过学习输入序列中空间与时间的关系来预测未来轨迹。例如,文献[41]整合了历史轨迹、地图信息和交互信息,通过叠加 Transformer 模型首先对车辆信息和环境信息进行编码;然后通过社会关系构造函数对邻近信息进行聚合,并对车辆之间的依赖关系进行建模;同时提出基于区域的训练策略,将预测路径分为空间群组,并计算路径回归损失和分类损失,确保生成的预测轨迹具有多样性;文献[42]通过 Transformer 网络结构动态地分配不同部分的注意力权重,以便模型能够专注于关键部分信息,从而在预测或分类等任务中取得更好性能。

与 CNN 和 LSTM 不同, Transformer 模型不依赖于序列顺序,而是通过自注意力机制捕捉序列中的依赖关系。这种机制允许模型在全局范围内同时考虑序列中的所有位置,从而更好地捕获长距离依赖性。在轨迹预测任务中, Transformer 模型可有效处理不同物体之间的交互作用和复杂的环境条件,从而提高预测的准确性和鲁棒性。

如表 3 所示,传统基于物理参数模型的方法依赖于对目标运动规律的精确建模,适用于稳定环境下的轨迹预测;相比之下,基于 LSTM、CNN 和 Transformer 的方法则更注重从数据中学习目标运动的规律和模式。其中, LSTM 可捕捉序列数据中的长期依赖关系,适用于处理时间序列数据; CNN 可从空间信息中提取特征,适用于处理图像数据; Transformer 则专注于学习序列数据的全局关系和局部结构。

4 结语

高速旋转目标的转速测量和轨迹预测不仅有助于提升体育竞技的公平性和娱乐性,而且能在各种实际场景中提高系统的运行效率、性能和安全性。在该领域,研究者们进行了广泛研究。首先,在高速飞行物体的旋转测量方面,先进的传感技术和算法能够更准确地获取目标的旋转状态,但在复杂的现实环境中,例如强光、阴影或恶劣天气条件下,仍然可能出现数据误差和不稳定性;其次,目标遮挡和边缘化检测仍然是一个复杂且具有挑战性的问题,可能会导致系统误判。虽然优化算法和多传感器数据融合技术改善了目标检测性能,但系统的实时性仍然是一个关键问题。在高速场景中,确保对目标的及时响应至关重要,而算法的复杂性可能会对实时性产生一定影响;最后,

Table 3 Multi-domain trajectory prediction methods
表 3 多领域轨迹预测方法

文献	研究成果	适用领域	结果分析
文献[30]	基于物理学原理建立了球的运动学模型	体育赛事	在 1 ms 的采样时间下表现出良好的预测能力,由于连续的轨迹点不足或者采样频率过低,影响当前速度估计的准确性
	基于 LSTM 预测导弹的运动轨迹	军事防御	利用 CEP 作为评价指标,LSTM+MDN 相较于传统方法在发射角度为 5 的情况下提升为 0.064%
文献[34]	基于 DCNN-LSTM 的运动模型	体育赛事	最高准确率为 89%,最小均方误差为 0.25。预测算法很大程度上解决了传统算法中高阶段非线性模型所出现的误差
	基于 LSTM 编码器的轨迹预测方法	智能交通	该方法可将均方根误差 (RMSE) 降低 19.45%;相较于门控循环神经网络,使用 LSTM 进行速度预测可将 RMSE 降低 4.91%
文献[39]	基于 CNN 的轨迹预测算法	体育赛事	不仅有效减少了参数量,而且降低了过拟合风险,该模型在预测精度上表现出较高的水平和较强的适应能力
	基于叠加 Transformer 的网络模型	智能交通	通过应用所有 Transformer 模块,MR 从 23.3% 提高到 10.6%。随着上下文信息被捕获,并纳入每个模块,该模型可更全面地理解情景
文献[42]	基于 Interaction Transformer 的网络模型	智能交通	模型在 ADE/FDE/TCR 上实现了 6.8%/7.6%/83.1% 的相对减少;在 nuScene 上,ADE/FDE/TCR 也获得了 4.9%/7.0%/54.6% 的相对增益

轨迹预测方法虽然取得了显著进展,但仍然面临挑战,特别是在应对快速、不规律的运动目标时,可能会受到数据噪声和模型复杂性带来的不确定性影响。

随着传感技术的不断创新,将会有更先进、更精准的传感器被应用于旋转测量领域,从而提高数据采集的质量和准确性,进一步完善旋转目标的状态感知能力。深度学习技术也在不断革新,计算机视觉的广泛应用将在高速旋转目标研究中发挥更为重要的作用。未来研究可致力于深度学习模型优化,以提高对高速旋转目标检测、追踪和轨迹预测的准确性和稳定性。针对实时性和计算效率的问题,可设计更加轻量级的算法和模型,以确保系统在资源受限的情况下能够高效运行。

参考文献:

[1] IINO Y, KOJIMA T. Kinematics of table tennis topspin forehands: effects of performance level and ball spin[J]. Journal of Sports Sciences, 2009, 27(12): 1311-1321.

[2] NYGAARD T A, MEAKIN R L. Aerodynamic analysis of a spinning missile with dithering canards[J]. Journal of Spacecraft and Rockets, 2004, 41(5): 726-734.

[3] GOEL A, PAREDES J A, DADHANIYA H, et al. Experimental implementation of an adaptive digital autopilot[C]//2021 American Control Conference (ACC), 2021: 3737-3742.

[4] CAI Y E. Research on the application of sports science and technology in competitive table tennis[J]. Stationery and Sports Supplies and Technology, 2023(20): 154-156.

蔡一尔. 体育科学技术在竞技乒乓球中的应用研究[J]. 文体用品与科技, 2023(20): 154-156.

[5] REDDY N D, VO M, NARASIMHAN S G. Occlusion-net: 2d/3d occluded key point localization using graph networks[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 7326-7335.

[6] TANG D, JIN W J, LIU D W, et al. Siam deep feature KCF method and experimental study for pedestrian tracking[J]. Sensors, 2023, 23(1): 482-490.

[7] PATEL D, RAMAN S. Object occlusion guided stereo image retargeting[J]. Pattern Recognition Letters, 2019, 125: 98-805.

[8] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7553): 436-444.

[9] ZHANG Z T. Vision measurement and control of table tennis robot[D]. Beijing: Graduate School of Chinese Academy of Sciences (Institute of Automation), 2010.

张正涛. 乒乓球机器人视觉测量与控制[D]. 北京:中国科学院研究生院(自动化研究所), 2010.

[10] WANG B, SHI L, CHEN J G. A fast multi scale correlation filtering and tracking algorithm for anti occlusion[J]. Journal of Xi'an Engineering University, 2022, 36(6): 124-133.

王蓓, 师璐, 陈金广. 一种抗遮挡的快速多尺度相关滤波跟踪算法[J]. 西安工程大学学报, 2022, 36(6): 124-133.

[11] HUR J, ROTH S. MirrorFlow: exploiting symmetries in joint optical flow and occlusion estimation[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: 312-321.

[12] YIN D. Research on 3D reconstruction and trajectory prediction of table tennis under binocular vision[D]. Shanghai: East China Normal University, 2022.

尹朵. 双目视觉下乒乓球的三维重建与轨迹预测研究[D]. 上海:华东师范大学, 2022.

[13] WU J J. Moving target detection and tracking based on high-speed vision[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2019.

吴家俊. 基于高速视觉的运动目标检测与跟踪[D]. 合肥:中国科学技术大学, 2019.

[14] DANELLJAN M, BHAT G, SHAHBAZ K F, et al. Eco: efficient convolution operators for tracking[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 6638-6646.

[15] LANG A H, VORA S, CAESAR H, et al. Pointpillars: fast encoders for object detection from point clouds[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 12697-12705.

[16] LU J, LI Y, LU L C. Research on 3D object detection algorithms under long-distance and occlusion[J/OL]. Journal of Intelligent Systems, 2024-03-19. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20231122.1201.002.html>.

陆军, 李杨, 鲁林超. 远距离和遮挡下三维目标检测算法研究[J/OL]. 智能系统学报, 2024-03-19. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20231122.1201.002.html>.

[17] VOEIKOV R, FALALEEV N, BAIKULOV R. TTNet: real-time temporal and spatial video analysis of table tennis[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 884-885.

[18] LEE S, LEE H, KIM Y, et al. GPU-accelerated PD-IPM for real-time model predictive control in integrated missile guidance and control systems[J]. Sensors, 2022, 22(12): 4512-4516.

- [19] SHETTY S. Application of convolutional neural network for image classification on PASCAL VOC challenge 2012 dataset [DB/OL]. <https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1607/1607.03785.pdf>.
- [20] LYU C X, FAN S Z, JI Y F, et al. A review of table tennis trajectory prediction and rotation measurement [J]. *Electronic Science and Technology*, 2023, 36(4): 90–102.
吕程旭, 樊锁钟, 季云峰, 等. 乒乓球轨迹预测与旋转测量研究综述 [J]. *电子科技*, 2023, 36(4): 90–102.
- [21] MULLING K, KOBER J, PETERS J. A biomimetic approach to robot table tennis [J]. *Adaptive Behavior*, 2011, 19(5): 359–376.
- [22] ZHANG Y F. State estimation and trajectory prediction of fast flying objects [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2015.
章逸丰. 快速飞行物体的状态估计和轨迹预测 [D]. 杭州: 浙江大学, 2015.
- [23] JI Y F. Measurement and calculation of table tennis rotation based on artificial intelligence [D]. Shanghai: Shanghai Institute of Sports, 2018.
季云峰. 基于人工智能的乒乓球旋转测量与推算 [D]. 上海: 上海体育学院, 2018.
- [24] WANG Y, SUN Z, LUO Y, et al. A novel trajectory-based ball spin estimation method for table tennis robot [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2024, 71(8): 9244–9254.
- [25] BARRON J T. A general and adaptive robust loss function [C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 4331–4339.
- [26] KEISUKE K H N. Estimating the effect of hitting strategies in baseball using counterfactual virtual simulation with deep learning [J]. *International Journal of Computer Science in Sport*, 2023, 22(1): 1–12.
- [27] KALPESH P M. Vision application of human robot interaction: development of a ping pong playing robotic arm [D]. New York: Rochester Institute of Technology, 2005.
- [28] LI J W. Table tennis object detection and rotating ball trajectory prediction based on deep learning [D]. Shanghai: Donghua University, 2021.
李伟健. 基于深度学习的乒乓球目标检测与旋转球轨迹预测 [D]. 上海: 东华大学, 2021.
- [29] JESUS I S D, HERNANI D P, DONADON P T H, et al. Deep reinforcement learning for a humanoid robot soccer player [J]. *Journal of Intelligent Robotic Systems*, 2021, 102(3): 69–102.
- [30] HUANG Y, XU D, TAN M, et al. Trajectory prediction of spinning ball for ping-pong player robot [C]//2011 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2011: 3434–3439.
- [31] ZHANG Y H. Research on real-time vision based calibration and trajectory tracking technology for table tennis robots [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2009.
张远辉. 基于实时视觉的乒乓球机器人标定和轨迹跟踪技术研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2009.
- [32] PAYUR P, LE-HUY H, GOSSELIN C M. Trajectory prediction for moving objects using artificial neural networks [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 1995, 42(2): 147–158.
- [33] HOU L, LIU H. An end-to-end lstm-mdn network for projectile trajectory prediction [C]//Intelligence Science and Big Data Engineering. Big Data and Machine Learning: 9th International Conference, 2019: 114–125.
- [34] ZHANG J F, LIU J, HU R, et al. Online four dimensional trajectory prediction method based on aircraft intent updating [J]. *Aerospace Science and Technology*, 2018, 77: 774–787.
- [35] LI L, PING Z D, ZHU J Y, et al. Vehicle trajectory prediction based on spatiotemporal information fusion for group driving scenarios [J]. *Journal of Transportation Engineering*, 2022, 22(3): 104–114.
李立, 平振东, 朱进玉, 等. 面向群体行驶场景的时空信息融合车辆轨迹预测 [J]. *交通运输工程学报*, 2022, 22(3): 104–114.
- [36] LI R, ZHONG Z, CHAI J, et al. Autonomous vehicle trajectory combined prediction model based on CC-LSTM [J]. *International Journal of Fuzzy Systems*, 2022, 24(8): 3798–3811.
- [37] NIKHIL N, MORRIS B T. Convolutional neural network for trajectory prediction [C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV) Workshops, 2018: 186–196.
- [38] PHAN-MINH T, GRIGORE E C, BOULTON F A, et al. Covernet: multimodal behavior prediction using trajectory sets [C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2020: 14074–14083.
- [39] WANG J. Target trajectory prediction based on deep neural networks [D]. Taiyuan: Central North University, 2023.
王江. 基于深度神经网络的目标轨迹预测 [D]. 太原: 中北大学, 2023.
- [40] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need [C]//Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems, 2017: 5998–6010.
- [41] LIU Y, ZHANG J, FANG L, et al. Multimodal motion prediction with stacked transformers [C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2021: 7577–7586.
- [42] LI L L, YANG B, LIANG M, et al. End-to-end contextual perception and prediction with interaction transformer [C]//2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), 2020: 5784–5791.

(责任编辑:尹晨茹)