

基于 RBF 网络的足球点球轨迹预测

周帅[†], 张云飞, 郑永权, 许大炜

(西安交通大学 城市学院, 陕西 西安 710018)

摘 要: 基于计算机视觉线性化轨迹预测模型在预测足球轨迹时, 只能保证局部稳定性, 存在轨迹跟踪局部稳定性问题和 parking 问题, 提出了基于 RBF 网络的足球点球轨迹预测方法。建立足球运动状态传感信号解析模型, 计算足球飞行地心重力、空气阻力、空气浮力、自身旋转时产生的马格努斯力的参数。建立足球飞行过程中的飞行受理解析模型, 鉴于多参数模型复杂度过高, 产生 parking 问题。利用 RBF 网络模型简化能力, 建立飞行轨迹预测模型, 结合并行滤波控制器, 融合以上所有信息, 在已知视觉概率计算的基础上, 完成足球飞行轨迹的状态估计, 并将其误差的协方差计算作为滤波控制的输入值, 从而得到所有方差、均值的数据。最后获得足球在任意时刻的运动状态函数, 完成预测。实验结果显示, 该方法的足球运行轨迹吻合度为 12 mm, 且落点距离标准差最大仅为 0.0412 m, 因此, 该预测方法能够得到精度更高的预测数据。

关键词: RBF 网络; 足球点球; 并行滤波; 控制器; 运行轨迹预测; 传感参数

中图分类号: TP273

文献标识码: A

Prediction of Football Penalty Kick Trajectory Based on RBF Network

ZHOU Shuai[†], ZHANG Yunfei, ZHENG Yongquan, XU Dawei

(Xi'an jiaotong University City College, Xi'an, Shaanxi 710018, China)

Abstract: Based on the linearized trajectory prediction model, when predicting the football trajectory, it can only guarantee the local stability, and there are local stability problems and parking problems in trajectory tracking. This paper proposes a method for predicting the trajectory of football penalty kick based on RBF network. The analytical model of football motion state sensing signal is established, and the parameters of gravity, air resistance, air buoyancy and Magnus force generated when the football is flying are collected. An analytical model of flight force in football flight is established. in view of the high complexity of the multi parameter model, the parking problem arises. Using the RBF network model simplification ability, a flight trajectory prediction model is established. Combining with the parallel filter controller, all the above information is fused. On the basis of the known probability calculation, the state estimation of the football flight trajectory is completed, and the covariance calculation of its error is taken as the input value of the filter control, so that all the variance and mean data are obtained. Finally, the motion state function of football at any time is obtained, and the prediction is completed. The experimental results show that the coincidence degree of the soccer trajectory of this method is 12 mm, and the maximum standard deviation of the impact distance is only 0.0412 m. Therefore, this prediction method can obtain more accurate prediction data.

Key words: RBF network; football penalty kick; parallel filtering; controller; operation track prediction; sensing parameters

轨迹预测是足球赛胜利的关键技术之一,智能视觉信息技术被应用于该领域,其中可以使用视觉数学模型或计算机算法预测足球的飞行轨迹,并通过反复测量与修改赋值由计算机演算得到的经典轨迹,以此使足球机器人预测能力大幅提升。但是现阶段的足球点球轨迹预测方法存在局限性,导致轨迹预测误差较大。

文献[1]根据计算出的速度值轨迹追踪不同旋转状态,非线性变化处理后,设定采样分布距离,得到运动过程中旋转球的坐标,完成对足球运动中不同旋转球的运动轨迹预测;文献[2]提出了一种自适应预测模型,通过对实时轨迹的跟踪与计算,设计了一种能够保证计算结果准确性的训练算法,并保证了网络阈值的稳定性,使自适应预测模型能够不受到外界因素的影响,保证预测精度;文献[3]提出另一种自适应 IMM 的预测模型,并将这种预测模型运用在足球运动轨迹预测领域,考虑到连续性的序列状态,并通过自适应算法不断修改在外界影响下的轨迹变动,实现了足球飞行轨迹的动态跟踪,降低了对足球运行轨迹预测的噪声影响。上述三种方法均获得了一定成果,但是上述方法在实际应用过程中存在运动轨迹吻合度低和预测误差高的问题。

本文结合以上文献,针对足球运行轨迹吻合度低,落点距离标准差大的问题,设计了一种基于 RBF 网络的足球点球运行轨迹预测方法。通过 RBF 网络对视觉数学模型的简化能力,补偿实施飞行状态下的足球轨迹,进而减少足球飞行轨迹的计算误差,提高足球运行轨迹预测模型的精度。

1 足球点球运行轨迹预测方法

1.1 足球运动状态传感器参数提取

在传统物理学模型中,足球的飞行主要受到地心重力 G 、空气阻力 F_z 、空气浮力 F_f 、自身旋转时产生的马格努斯力影响,因此可以建立足球飞行过程中的飞行受理解析模型,如图 1 所示[4]。

如图 1 所示,足球的飞行方向为从左至右。在水平方向上,足球只受到空气阻力的影响,在 X 轴中的空气阻力计算表达式为:

$$v_{x0} = \frac{m_z v_{xt}}{m_z + k v_{xt}} \quad (1)$$

式中, m_z 表示足球的质量; v_{x0} 表示足球在 X 轴上的初始速度分量; v_{xt} 表示足球在 X 轴上的飞行实时速度; t 表示足球飞行时间; k 表示空气阻力

系数[5]。以同样的方法计算,足球在 Y 轴上的计算表达式为:

$$v_{y0} = \frac{m_z v_{yt}}{m_z + k v_{yt}} \quad (2)$$

式中, v_{y0} 表示足球在 Y 轴上的初始速度分量; v_{yt} 表示足球在 Y 轴上的飞行实时速度[6]。在竖直方向上,足球受到重力与空气浮力的影响,因此当 $v_{z0} > 0$ 时,可以得到:

$$v_{z0} = \sqrt{\frac{m_z g}{k} \tan \left[-\sqrt{\frac{kg}{m_z}} t_1 + \arctan \left(v_{zt} \sqrt{\frac{k}{m_z g}} \right) \right]} \quad (3)$$

式中, v_{z0} 表示足球在 Z 轴上的初始速度分量; g 表示重力加速度,通常取值为 9.8 m/s^2 ; t_1 表示实时时间,即足球起飞到当前时刻所用时间; v_{zt} 表示足球在 Z 轴上的飞行实时速度[7]。此时足球在 Z 轴中的坐标为:

$$Z_x = x_{z0} + \frac{m_z \ln \frac{(1 + e^{\sqrt{\frac{kg}{m_z}}})^2}{4e^{\sqrt{\frac{kg}{m_z}}}}}{2k} \quad (4)$$

式中, Z_x 表示足球在 Z 轴方向的实时坐标[8]; x_{z0} 表示足球在 Z 轴方向的初始位置[9]。以上文中的公式为主导,通过迭代法,求出足球在空中飞行的理想传感力学参数。

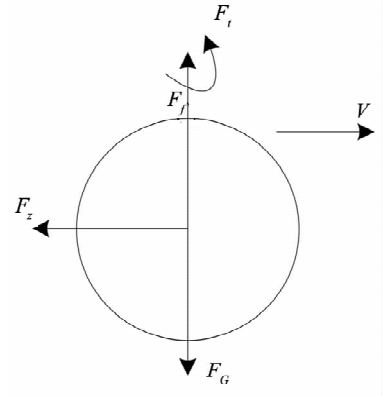


图 1 足球受理解析模型

1.2 RBF 网络的轨迹视觉预测

多传感信息模型会导致复杂度在增加。引起模型不收敛的 parking 问题。因此,在提取足球运动状态传感器参数后,引入 RBF 神经网络[10-11],将其应用于足球飞行轨迹预测算法,凭借其模型简化能力,设计三层网络结构,如图 2 所示。

如图 2 所示,RBF 网络模型[12]主要分为两个传导结构,包括从输入层到隐含层的两个主要神经元,以及从隐含层两个神经元到输出层的传递装置。基于 RBF 网络的足球点球运行轨迹预测方法

的构建流程如图 3 所示。

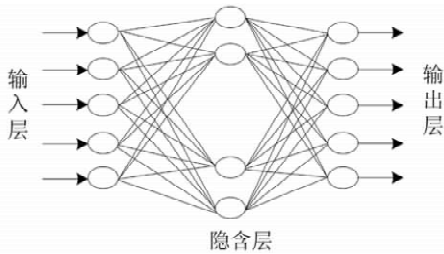


图 2 RBF 网络模型

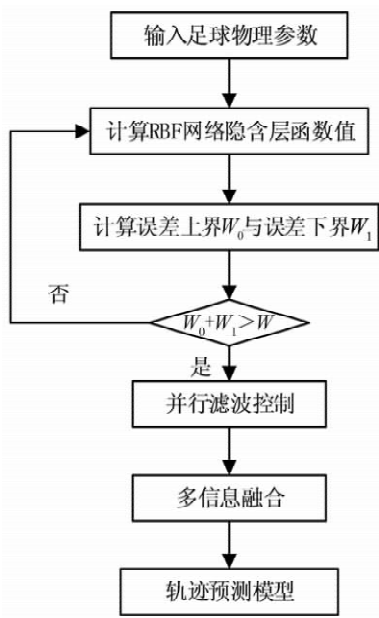


图 3 预测方法的构建流程

按照上述流程构建预测方法,首先将本文 1.1 节获取的足球物理传感参数输入 RBF 网络模型,计算 RBF 网络模型的隐含层,其高斯函数可以通过以下公式计算:

$$H_i = \exp \left[-\frac{(\mathbf{E}_x - \mathbf{d}_j)^2}{2k_j^2} \right] \quad (5)$$

式中, H_i 表示隐含层两个主要神经元的高斯向量函数; $\mathbf{E}_x$ 表示 RBF 神经网络的输入向量,且满足 $\mathbf{E}_x = [E_1 \ E_2]^T$,此时 $x = 2$; $\mathbf{d}_j$ 表示 j 个节点的中心向量指标, $\mathbf{d}_j = [d_{j1} \ d_{j2}]^T$,且 $j = 1, 2, 3, 4, 5, 6$; k_j 表示高斯向量函数的宽度值。此时可以得到 RBF 神经网络的总输出函数为:

$$f(x) = \sum_{j=1}^n \lambda_j g_j n \quad (6)$$

式中, n 表示 RBF 神经网络的路线总数量; λ_j 表示足球运行轨迹在理想状态下的输出阈值,且满足 $\lambda_j = [\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4]^T$; $\mathbf{g}_j$ 表示 RBF 神经网络在理想状态下的输入矩阵,且满足 $\mathbf{g}_j = [g_1, g_2, g_3, g_4]^T$ [13]。如果令二者关系等同,并设置相应的上界与下界,则可以得到误差上界与误差下界的关系式:

$$\gamma_w = \sup \| f(x) - \lambda_j g_j \| \quad (7)$$

式中, γ_w 表示误差上界与误差下界之间的差值。

考虑到足球在运行过程中的视觉轨迹是线性分布,结合并行滤波控制器,实现足球运行状态总和的滤波控制,公式为:

$$\bar{\omega}_i(x) = P(\kappa_i(x) | f(x)^t) \quad (8)$$

式中, $\bar{\omega}_i(x)$ 表示目标函数的实现滤波控制的概率; $\kappa_i(x)$ 表示当前模型下未能完成滤波控制的概率; $f(x)^t$ 表示所有状态条件的总和,即 RBF 神经网络 [14] 的输出函数总和。同时,融合以上所有信息,在已知视觉概率计算的基础上完成足球飞行轨迹的状态估计,并将其误差的协方差计算作为滤波控制其的输入值,从而得到所有方差 [15]、均值的数据。最后通过式 (9) 获得足球在任意时刻的运动状态函数:

$$E_i(x) = g[\bar{\omega}_i(x), \gamma_w] \quad (9)$$

在此基础上,通过 RBF 网络,获得足球点球运动轨迹预测模型:

$$\hat{E}_i(x) = f(E_i(x | x-1), j(t-1)) \quad (10)$$

至此完成基于 RBF 网络的足球点球轨迹预测模型的构建,实现点球过程中的足球轨迹预测 [16]。

2 实验研究

2.1 实验准备

实验通过摄像机与计算机验证设计的基于 RBF 网络的足球点球运行轨迹预测方法是否具备实用性,同时与常规的三种方法对比分析应用效果,判断基于 RBF 网络的预测方法是否实现了算法上的优化。实验应用的具体硬件设施参数如表 1 所示。

表 1 硬件参数

设备	部件	参数
摄像机	型号	佳能 EOS 90D
	分辨率	640×480
	帧频	NTSC 制时:119.88P/59.94P/29.97P PAL 制时:100P/50P/25P
	传感器	CMOS, APS 画幅
	接口	HDMI 接口; WIFI 连接; 蓝牙传输
	焦距	6mm
镜头	光圈	2.0
	色温	约 2500~10000K
	CPU	intel i5-2450@2.30GHz
计算机	存储	600GB
	内存	4GB

实验过程在计算机的相关软件中设置足球的立体数据模型,输入参数如表 2 所示。

表 2 足球参数设置		
参数	符号	数值
质量	m_z	0.420kg
当地重力加速度	g	9.8m/s ²
半径	R_z	0.108m
标况下空气密度	ρ	1.29kg/m ³
空气阻力	C_x	0.46
横截面积	S_z	0.356m ²
马格努斯力系数	C_k	1.0

通过摄像机拍摄足球点球画面,从而利用画面采集足球的运行状态,绘制足球在质点状态下的运行轨迹,并将这些轨迹输入计算机的软件。仿真结果如图 4 所示:

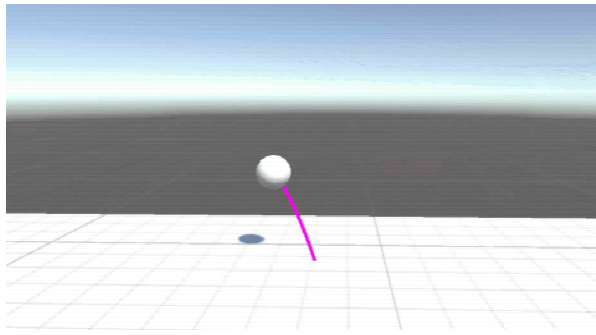


图 4 足球运行轨迹仿真

计算飞行轨迹预测值与观测值的吻合度,计算公式为:

$$X_{(t)} = \frac{1}{a} \sum_{i=1}^n \| \hat{E}_{(t)} - E_{(t)} \| \tag{11}$$

式中, $X_{(t)}$ 表示足球飞行预测轨迹与观测轨迹之间的吻合度; a 表示实验次数; $\hat{E}_{(t)}$ 表示预测轨迹; $E_{(t)}$ 表示观测轨迹。在这个公式中,吻合度的数值越小,表明该预测模型越准确。在足球落点中,通常可以将落点误差换算到 X-Y 的维度中,并得到其标准差:

$$\theta_z = \sqrt{\frac{1}{a} \sum_{i=1}^n (E_f - \lambda_z)^2} \tag{12}$$

式中, E 表示单一一次足球落点的误差值(预测结果与实际结果的误差值); a 表示落点误差计算实验的次数; θ_z 表示足球落点的误差计算的标准差; λ_z 表示足球落点误差计算的精度系数。运用文中算法,绘制 RBF 网络下的足球点球运行轨迹,预测运行轨迹平均速度、转动速度、角加速度、

加速度等参数。验证该方法下的轨迹预测精度。如图 5 所示:

2.2 足球飞行轨迹预测

建立三维坐标系,通过 X 轴、Y 轴、Z 轴的数据状态,描述足球在运行过程的方向及位置变化。在验证设计方法的有效性前,训练设 RBF 网络,训练过程如下所示:

- (1)训练目标为获取阈值,提高方法性能。
- (2)初始化输入的参数。
- (3)采用非监督式学习训练 RBF 网络隐含层。
- (4)在 RBF 网络工作时,将任一输入送入网络,隐含层的每个神经元都将按照输入接近每个神经元的阈值的程度输出其值。
- (5)求和足球运行轨迹在理想状态下的输出阈值和理想状态下的输入矩阵,其结果为 RBF 神经网络的总输出。

按照上述训练过程,完成 RBF 网络的训练。分别应用四种方法预测足球运行轨迹,并且将预测结果代入式(11)和式(12),计算出四种预测方法的足球运行轨迹吻合度和足球落点标准差。四种方法的足球运动轨迹预测结果如图 6 所示。

从图 6 可以看出本文方法的预测轨迹与实际轨迹最相似,但是无法准确描述预测结果,因此,进一步统计预测结果,如表 3 所示,并且得到足球落点标准差,如表 4 所示。

表 3 足球运行轨迹吻合度/mm				
时间/s	文中方法	常规方法 1	常规方法 2	常规方法 3
0.2	1	3	5	6
0.4	4	8	12	11
0.6	8	12	18	15
0.8	11	16	24	23
1.0	13	19	30	29
1.2	17	23	35	31
1.4	19	25	41	35
1.6	21	28	49	43
均值	12	17	27	24

表 4 足球落点标准差/m		
方法	标准差	
	X 轴	Y 轴
文中方法	0.0345	0.0412
常规方法 1	0.0695	0.0756
常规方法 2	0.0859	0.0698
常规方法 3	0.0647	0.0645

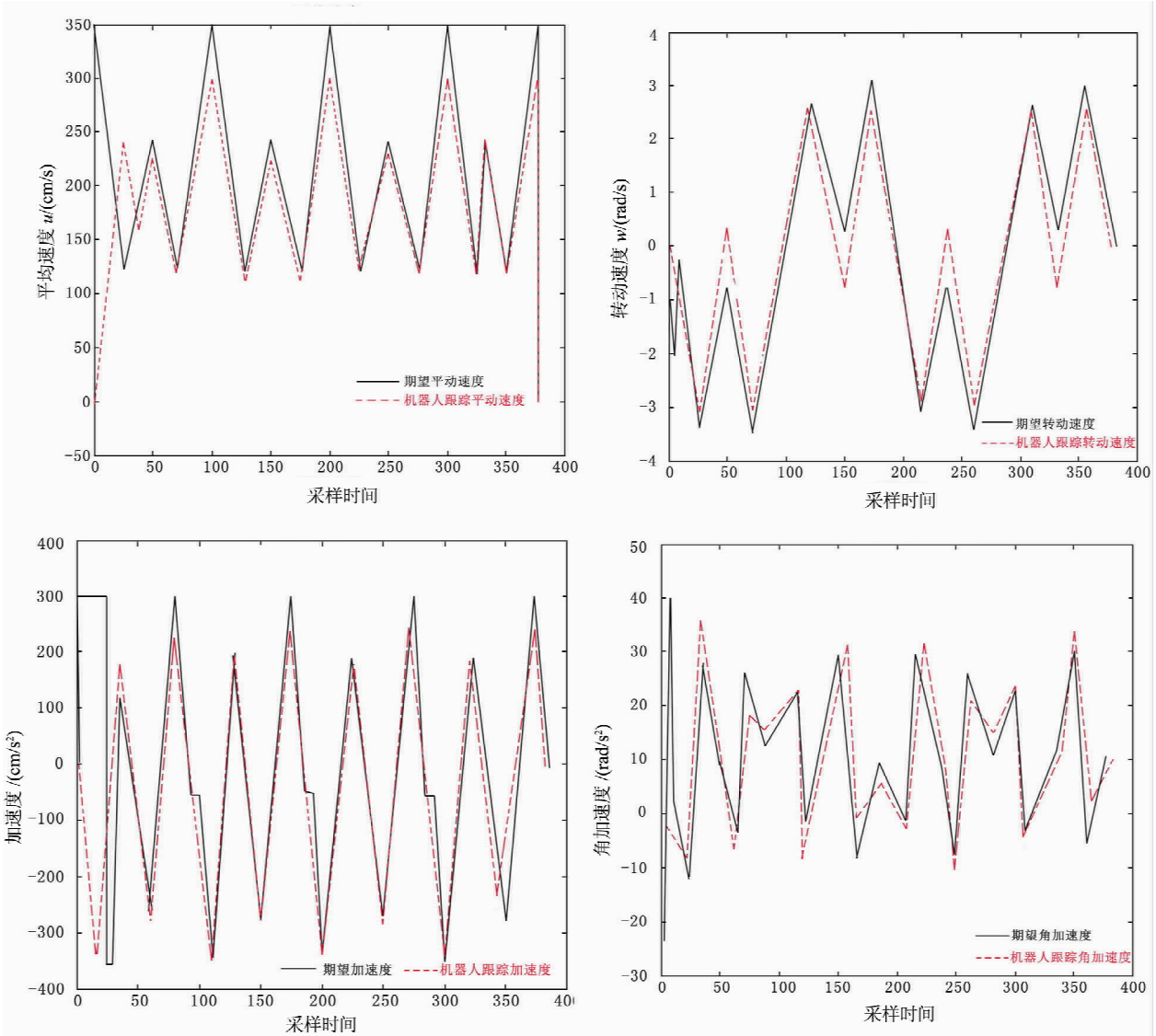


图 5 预测参数对比

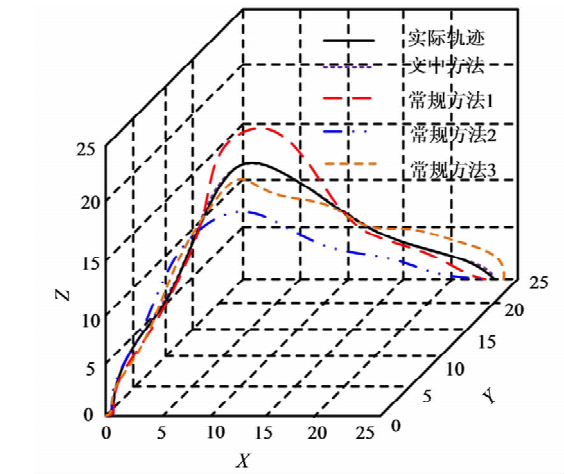
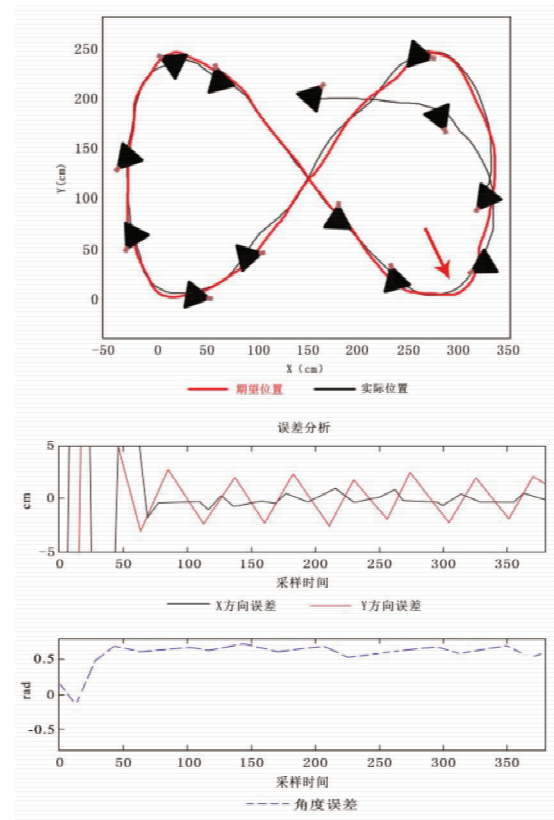


图 6 不同方法的足球运动轨迹预测结果

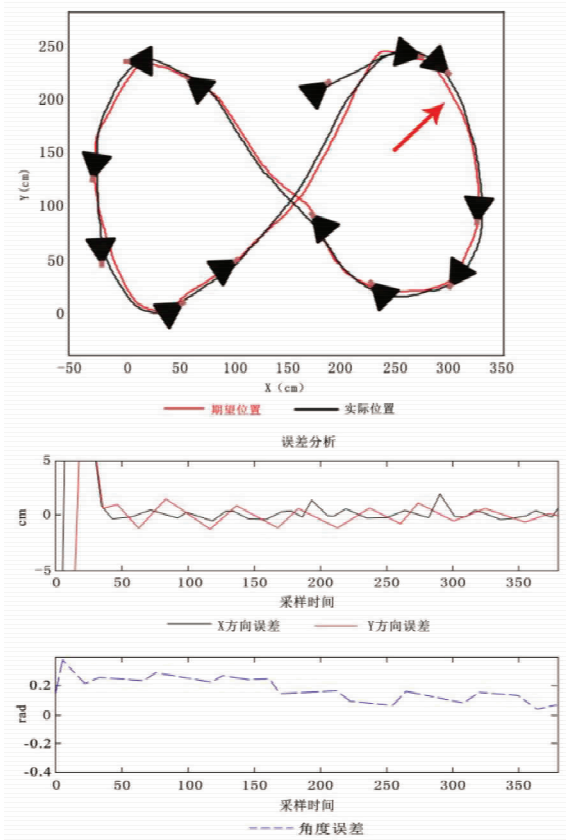
如表 3 和表 4 所示,在足球运动的 1.6 s 内,通过四种方法得到的足球点球运行轨迹吻合度有

着较大的差异。文中方法的轨迹吻合度平均为 12 mm,使用三种常规方法的轨迹吻合度分别为 17 mm、27 mm、24 mm,四种预测方法相比,本文方法的轨迹吻合度最低。在足球落点距离误差的计算中,文中方法的标准差在 x 轴与 y 轴上均小于三种常规预测方法,其最大标准差仅为 0.0412 m,而常规方法的最小标准差为 0.0645 m,该值远远高于本文方法的标准差。因此可知,文中方法在对足球点球运行轨迹的预测中拥有更小的轨迹预测误差,并且其计算得到的落点距离更接近观测值。综上所述,文中方法拥有较常规方法更好的轨迹预测能力,实现了对预测精度的优化。为了进一步验证并且更加直观地反映本文方法的预测性能,将足球点球的预测轨迹与观测轨迹绘制成图,对比分析不同预测方法的轨迹曲线的差异性,实验仍在

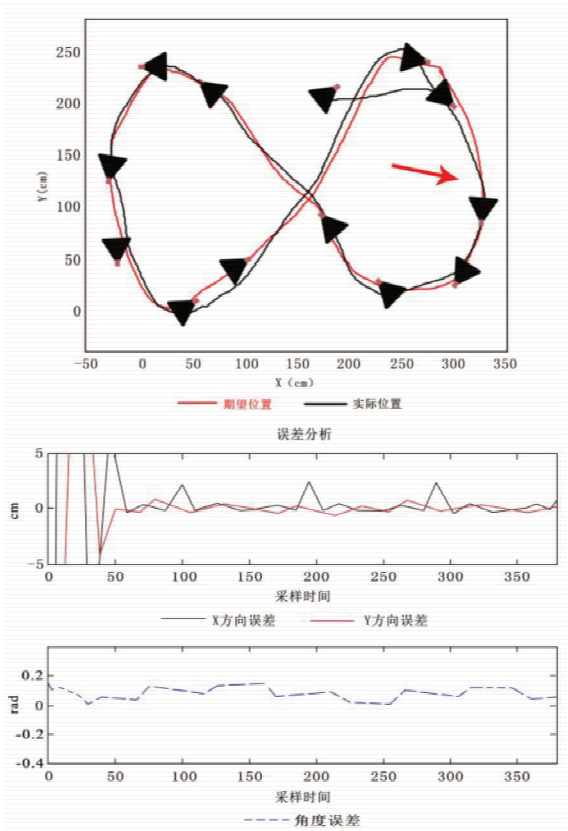
构建的三维坐标系中反映足球轨迹,实验结果如图 7 所示。



(a)文献[3]的结果



(b)文献[1]的结果



(c)本文方法

图 7 足球点球运行轨迹预测曲线

根据图 7 可知,本文轨迹预测方法的观测轨迹与预测轨迹基本一致,并且足球落点误差最小,而常规方法 2 和常规方法 3 的足球预测轨迹与观测轨迹的误差也相对较小,但是高于本文方法,常规方法 1 的足球预测轨迹误差最大,并且足球落点位置偏离观测位置,其偏离误差大,根据图 7 的对比分析可知,本文方法的足球点球轨迹预测最准确,其参考价值更高,具备了可行性和有效性。

3 结 论

为降低足球点球运行轨迹预测方法的预测误差,给足球运动员提供更加准确的数据参考,引入了 RBF 网络算法,结合自适应算法,构建了足球在任意时刻的运动状态函数,实现足球点球运行轨迹的精准预测。通过实验验证分析了设计方法的实用性,文中算法与常规的三种算法之间进行对比,本文轨迹预测方法的运行轨迹吻合度与落点标准差均低于对比方法,实用性更高,表明文中方法实现了足球运行轨迹预测的优化。

参考文献

[1] 牛曼兰. 足球运动中不同旋转球的运动轨迹及力学分析[J]. 长春大学学报(自然科学版),2021,31(4):15—21.

[2] 杨俊,樊继东. 基于自适应模型预测控制的智能车轨迹跟踪[J]. 湖北汽车工业学院学报,2021,35(1):6—10.

[3] 高福旺,余卫东. 基于自适应 IMM 的足球直接任意球运行轨迹预测模型[J]. 赤峰学院学报(自然科学版),2021,37(1):80—83.

[4] 金昊,丁曙光. 基于 GA 优化 RBF 网络的永磁同步电机无位置控制[J]. 组合机床与自动化加工技术,2021,42(2):95—98.

[5] 豆勤勤. 基于 RBF 神经网络模型的单臂机器人控制[J]. 重庆工商大学学报(自然科学版),2021,38(2):23—27.

[6] 敬周. 我国首次形成高超声速风洞双分离轨迹捕获(CTS)试验能力[J]. 实验流体力学,2021,35(1):126.

[7] 高天航,徐力,靳廉洁. 考虑航艏向与数据变化差异的船舶轨迹预测[J]. 交通运输系统工程与信息,2021,21(1):90—94.

[8] 王茹意,李洪烈,杨振. 基于蒙特卡罗法的海上落水遇险人员漂流轨迹预测[J]. 舰船电子工程,2020,40(12):48—50+60.

[9] 路宏广,聂小芮,顾凯峰. 基于自适应模型预测的智能汽车轨迹跟踪控制研究[J]. 汽车文摘,2021(2):51—56.

[10] CHOI D, MIN K, CHOI J. Regularizing neural networks for future trajectory prediction via inverse reinforcement learning framework[J]. IET Computer Vision, 2020, 14(5):192—200.

[11] LU Yan, LUO Qixing, LIAO Yangyang, et al. Vortex-induced vibration fatigue damage prediction method for flexible cylinders based on RBF neural network[J]. Ocean Engineering, 2022, 254(15):1—12.

[12] BABES B, AMAR B, HAMOUDA N. Design and real-time implementation of an adaptive fast terminal synergetic controller based on dual RBF neural networks for voltage control of DC-DC step-down converter[J]. Electrical Engineering, 2022, 104(2):945—957.

[13] 张艳霞,韩莹,陈丹琪. 一种多核神经网络集成的地震要素预测方法[J]. 信阳师范学院学报(自然科学版),2021,34(1):124—129.

[14] LI Meng, CHEN Tao, DU Hao. Trajectory prediction of cyclist based on spatial - temporal multi - graph network in crowded scenarios[J]. Electronics Letters, 2022, 58(3):97—99.

[15] ALIPOURI Y, KHERADMAND A, HUANG B. Data-driven multi-model minimum variance controller design based on support vectors[J]. Journal of Process Control, 2021, 104(2):28—39.

[16] 廉小亲,黄静,陈彦铭. 基于 RBF 网络的 ICP-AES 重叠谱线分离方法研究[J]. 计算机仿真,2020,37(11):398—403.