第53卷 第9期
2025年9月

华南理工大学学报（自然科学版）
Journal of South China University of Technology
（Natural Science Edition）

Vol. 53 No. 9
September 2025

doi：10. 12141/j. issn. 1000-565X. 240589

智能弹道轨迹仿真足球辅助训练机器人研究

魏政君[1] 梁子健[1] 郑昆[1] 陈亮[2]

（1. 华南理工大学 机械与汽车工程学院，广东 广州 510640；2. 华南理工大学 设计学院，广东 广州 510006）

摘 要：随着人们健康意识的提高和竞技体育的普及，球类运动训练的科技化和专业化已成为发展趋势。在足球训练中，精确的射球轨迹模拟和个性化训练方案设计成为亟待解决的关键问题。为提升足球训练的科学性和有效性，推动足球训练的智能化发展，该文结合射球机构、视觉采集、数据分析和运动控制等技术，提出了基于全向移动的智能弹道轨迹仿真足球辅助训练机器人。首先，构建了足球正向动力学模型；然后，综合考虑空气阻力和马格努斯力等复杂物理因素，设计了基于RMSProp算法的逆向运动学模型，用于求解射球初始参数，使偏航角和俯仰角能够根据目标位置进行精确调整，以实现对目标点的高精度击中；最后，搭建了能够调整射球角度和位置的3轴云台射球机器人并进行了实验。结果表明，该训练机器人在各种训练条件下的射球进球点误差小于0. 45 m，理论轨迹与实际轨迹的均方根误差小于7. 5 cm，从而验证了该逆向运动学模型在射球场景中的鲁棒性和精确性。此外，该文建立了详细的射球数据集，可为后续的数据科学和人工智能研究提供重要资源。

关键词：足球机器人；弹道轨迹仿真；RMSProp算法

中图分类号：TP249 **文章编号：**1000-565X（2025）09-0068-08

随着竞技体育的快速发展，智能辅助训练机器人在足球训练中的应用研究得到了广泛的关注。其在个性化训练方案设计、射门轨迹模拟等领域展现了巨大的潜力。

近年来，在踢球优化与机器人运动控制方面，Martins[1]基于深度强化学习（DRL）提出了优化机器人踢球动作的方法，提高了射门精度和灵活性。Marew等[2]通过仿生学优化，提出了优化机器人全身协调运动的方法，显著提升了踢球动作的稳定性和效率。Ji等[3]结合分层强化学习，进一步优化了四足机器人在动态环境中的射门精度。Xu等[4]通过模型预测控制（MPC）仿真实验验证了足球机器人的控制性能。Jouandeau等[5]通过优化人形机器人踢球动作的关键姿势和参数，结合躯干摆动，成功实现了踢球距离提高34%的目标。

在路径规划与协作方面，Ghabussi[6]提出了结合区域搜索法的计算动词理论，提升了足球机器人路径规划和运动控制的稳定性与准确性。Hu等[7]通过引入反馈控制模块和改进的动力学模型，提升了四足机器人在复杂地形上的规划表现，并实现了仿真到现实世界的迁移。Priambudi等[8]提出了一种增强机器人足球避障能力的虚拟障碍子目标算法，实验显示在速度限制内避障成功率达100%。姚道金等[9]提出了一种基于分层分布式框架的改进AGVS路径

收稿日期：2024-12-18

基金项目：国家自然科学基金项目（12272137）；国家级大学生创新创业训练计划项目（202410561075）；华南理工大学第十批探索性实验教学项目（202313）

Foundation item：Supported by the National Natural Science Foundation of China（12272137）

作者简介：魏政君（1984—），男，硕士，高级实验师，主要从事智能机器人研究。E-mail：weizhj@scut. edu. cn

规划算法，与传统算法相比，该算法更符合机器人运动学特性。Smit[10]研究了在有限计算资源下，代理是否能通过自我对弈在22名球员的完整足球比赛中学习到有效的足球策略，并提出了改进的多代理强化学习算法以实现这一目标。Azarkasb等[11]探索了动态优化在足球机器人运动轨迹控制中的应用，进一步提升了机器人在复杂场景中的精确控制能力。

在机器视觉与动态感知方面，许多研究应用了人工智能等前沿方法。Vu等[12]通过虚拟足球场景评估视觉追踪能力，发现真实动作轨迹对足球运动员的追踪表现提升有限，强调了动作类型和真实场景在多球员追踪难度研究中的重要性。Chen等[13]通过结合视觉感知与运动优化，提出了一种S自适应遗传算法，以优化足球机器人避障感知，提高感知效率和避障性能。Reis[14]综述了人工智能和深度学习在机器人足球视觉中的应用现状。Haarnoja等[15]利用深度强化学习训练微型人形机器人进行足球游戏，可实现战术自适应。Liu等[16]在模拟人形足球环境中，通过强化学习策略实现对整合运动控制与长期决策的多尺度集成决策目标。Tirumala等[17]通过端到端多智能体深度强化学习训练机器人足球策略，结合自我中心视觉和车载计算，将该模拟策略成功应用于实体机器人。

在深度学习领域中，优化算法主要分为一阶与二阶算法。一阶算法又可以分为人工控制学习率和自适应学习率算法。其中人工控制学习率算法最具代表性的是梯度下降法及其变种，如批量梯度下降法BGD、随机梯度下降法SGD和动量法等；而自适应学习率算法以AdaGrad、RMSProp算法为代表。两类算法最大的区别在于，后者的学习率是根据需要自适应调整的，可以解决梯度爆炸或者梯度消失的问题，更适合非平稳目标的优化。

然而，当前研究大多聚焦人形机器人，处于研究初级阶段，并没有过多考虑产品落地方面的可行性，并且传统射球设备大多依赖手动控制或机械设计，射球方式单一，难以满足复杂轨迹和高精度训练的需求。此外，大多数现有研究基于正向仿真，通过输入初始条件（如球速和角度）预测足球的运动轨迹，缺乏实际场景中的验证。另外，RMSProp算法已广泛应用于深度学习和优化问题，但在逆向运动学领域的特定应用中鲜见报道。

为此，文中提出了一种基于全向移动的智能弹道轨迹仿真足球辅助训练机器人。该机器人融合了全向移动能力与多自由度射球能力，还集成了一种基于RMSProp求解器的反解算法应用，以能够根据指定目标点精确计算发射参数，解除传统训练设备对正向仿真依赖的局限性；然后设计制造样机并严格进行实验，以验证其可行性及有效性。

1　模型的建立与仿真

球体为弹性体，考虑球体在空间中所受的空气阻力以及由于球体自旋产生的马格努斯效应，先对其进行动力学建模，再进行数值模拟仿真。

1.1　正向动力学模型

为了建立足球在空间中的运动轨迹模型，文中首先以球体的出射点为原点，建立一个3维空间坐标系（见图1）。在该坐标系中，z轴垂直于地面向上，x轴和y轴平行于地面，并且以出射点为原点的x轴方向为基准。其中Oxy面表示地面，z轴是一条以原点为起点、垂直地面向上为正方向的射线。

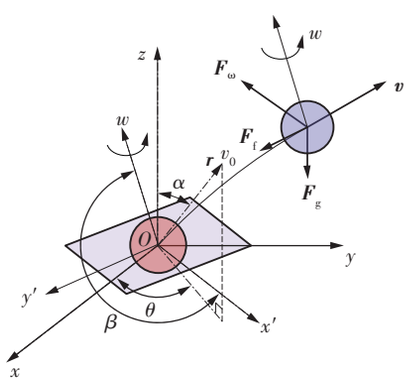


图1　球体受力分析图

Fig. 1　Force analysis diagram of the spherical object

质量为m的球体以大小为v_0的速度从原点射出，α是出射速度与z轴的夹角（称为俯仰角），θ是出射速度在Oxy面上的投影与x轴的夹角（称为偏航角），$Ox'y'$面是一个与出射速度方向垂直的辅助面。假定球体出射后，受到沿z轴负方向的重力$\boldsymbol{F}_g$、沿球体速度反方向的空气阻力$\boldsymbol{F}_f$及与自旋速度$\boldsymbol{\omega}$、球体平动速度$\boldsymbol{v}$（其大小为v）满足右手螺旋定则的马格努斯力$\boldsymbol{F}_\omega$的作用，具体表达式为

$$\boldsymbol{F}_g = m\boldsymbol{g},\quad \boldsymbol{g} = 9.8\ \mathrm{m/s^2} \tag{1}$$

$$\boldsymbol{F}_\omega = \frac{1}{2}C_m A\rho R\boldsymbol{\omega}\times\boldsymbol{v} \tag{2}$$

$$\boldsymbol{F}_f = -\frac{1}{2}\rho C_d \pi R^2 v\boldsymbol{v} \tag{3}$$

根据质心运动定理，有

$$m\ddot{\boldsymbol{r}} + \boldsymbol{F}_f + \boldsymbol{F}_\omega + \boldsymbol{F}_g = \boldsymbol{0} \tag{4}$$

式中：m为球体质量，按普通足球取0.42 kg；C_m为马格努斯系数，$C_m=1$；A为球体的迎风面积，球体不变形时为圆($A=\pi R^2$)；R为足球半径，$R=0.11$ m；ρ为空气密度，标准大气压下取1.293 kg/m^3；C_d为空气阻力系数。

为了考虑球体弹性变形的影响，文中还根据变形程度动态调整足球变形后的半径r，即

$$r=R\left[1+0.1\left(1-\mathrm{e}^{-\frac{v}{10}}\right)\right] \tag{5}$$

根据Asai等[18]对球体在空气中飞行时的阻力进行测量，获取空气阻力系数C_d与雷诺数Re的关系。文中将光滑球体的数据导入Matlab，基于雷诺数变化对阻力系数的显著影响，文中选择在雷诺数$Re=441\,800$处进行分段，将数据分为2个区间进行拟合。在Matlab中，使用曲线拟合工具箱分别对2个区间的数据进行拟合。对于雷诺数小于441 800的区间，文中采用8次多项式函数进行拟合，拟合公式为

$$\begin{aligned}C_{d1}=&-5.2549\times10^{-43}Re^8+9.7887\times10^{-37}Re^7-\\&7.5133\times10^{-31}Re^6+3.0828\times10^{-25}Re^5+\\&3.3830\times10^{-17}Re^4+1.0278\times10^{-14}Re^3-8.1522\times\\&10^{-10}Re^2+3.2828\times10^{-5}Re+4.0586\times10^{-5}\end{aligned} \tag{6}$$

对于雷诺数大于441 800的区间，文中采用二项指数函数进行拟合，拟合公式为

$$\begin{aligned}C_{d2}=&-72.8724\mathrm{e}^{-1.859\times10^{-6}Re-6}+\\&72.999\mathrm{e}^{-1.854\times10^{-6}Re-6}\end{aligned} \tag{7}$$

为了保证在分段点处阻力系数的平滑过渡，文中采用以下公式进行平滑连接，即

$$\begin{aligned}C_d=&\frac{1-\arctan\dfrac{(\mathrm{e}^{Re-441\,800}-1)\times10}{\pi/2}}{2}C_{d1}+\\&\frac{1-\arctan\dfrac{(\mathrm{e}^{441\,800-Re}-1)\times10}{\pi/2}}{2}C_{d2}\end{aligned} \tag{8}$$

式(8)在足球动力学建模中用于计算空气阻力。令$\boldsymbol{r}=\begin{bmatrix}x&y&z\end{bmatrix}^{\mathrm{T}}$，$\dot{\boldsymbol{r}}=\begin{bmatrix}v_x&v_y&v_z\end{bmatrix}^{\mathrm{T}}$，$\ddot{\boldsymbol{r}}=\begin{bmatrix}a_x&a_y&a_z\end{bmatrix}^{\mathrm{T}}$，且出射位置$(x_0,y_0,z_0)=(0,0,0)$，$(\dot{x}_0,\dot{y}_0,\dot{z}_0)=(v_0\cos\theta\cos\alpha,v_0\sin\theta\cos\alpha,v_0\cos\theta)$，则上述受力平衡式(式(4))可细化为矩阵形式，即

$$\begin{aligned}&m\begin{bmatrix}a_x\\a_y\\a_z\end{bmatrix}-\frac{1}{2}\rho C_d\pi R^2v\begin{bmatrix}v_x\\v_y\\v_z\end{bmatrix}+\frac{1}{2}C_mA\rho R\cdot\\&\begin{bmatrix}\omega_x&\omega_y&\omega_z\end{bmatrix}\begin{bmatrix}v_x\\v_y\\v_z\end{bmatrix}+m\begin{bmatrix}0\\0\\g\end{bmatrix}=\boldsymbol{0}\end{aligned} \tag{9}$$

1.2 理论轨迹求解分析

在给定的场景下，要找到描述足球轨迹的解析解，通常需对常微分方程进行精确求解。然而，足球运动涉及的复杂力(如空气阻力和马格努斯力)使得微分方程呈现高度非线性，解析解在很多情况下是难以得到的。为了应对这一挑战，文中采用数值方法对运动方程(式(9))进行求解，即使用Matlab中的Ode45函数对上述微分方程组(式(9))进行数值求解，得出一系列稠密的离散点，并将这些点平滑连接，可得到足球在时间范围内的位置和速度的变化。

1.3 轨迹可视化

将数值求解得到的轨迹数据进行3维可视化，绘制足球的运动轨迹，同时模拟足球在球场中的运动，包括出射点、球门和禁区等位置的可视化，如图2所示。

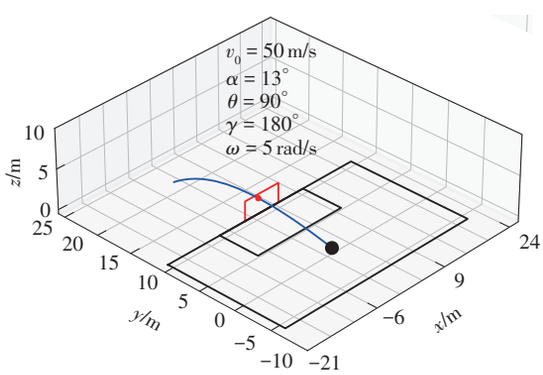


图2 足球运动轨迹可视化

Fig. 2 Visualization of football motion trajectory

1.4 逆向运动学求解模型

解决逆向运动学(IK)问题的目标是确定一组初始条件，使足球能够按照预期轨迹到达目标位置。文中通过给定一个目标位置来求出合适的初始条件(俯仰角和偏航角)，使得足球从初始位置发射后能到达该目标位置。为解决这一问题，文中使用基于RMSProp优化的随机梯度下降算法。

对于一个特定进球位置r_{target}，求解开始时，先随机初始化一个(θ,α)，从而获得一次前向传播得到的$r(\theta,\alpha)$。文中取$r(\theta,\alpha)$与r_{target}的欧氏绝对距离为损失函数，表示为

$$L=r(\theta,\alpha)-r_{\text{target}} \tag{10}$$

偏航角θ和俯仰角α的梯度分别表示为

$$\nabla_\theta L(\theta,\alpha)=\frac{L(\theta+\delta,\alpha)-L(\theta-\delta,\alpha)}{2\delta} \tag{11}$$

$$\nabla_{\alpha}L(\theta,\alpha)=\frac{L(\theta,\alpha+\delta)-L(\theta,\alpha-\delta)}{2\delta} \tag{12}$$

式中，δ为一个微小量，这里取$\delta=10^{-5}$。

为了最小化误差，文中对每个角度参数进行梯度下降，即通过梯度的反方向更新角度参数。假设当前迭代的俯仰角和偏航角分别为α^k和θ^k，则在第$k+1$次迭代中，参数更新公式为

$$\theta^k=\theta^{k+1}-\frac{r_1}{\sqrt{s_1^{k+1}}+\epsilon}\nabla_{\theta}L(\theta,\alpha) \tag{13}$$

$$\alpha^k=\alpha^{k+1}-\frac{r_1}{\sqrt{s_2^{k+1}}+\epsilon}\nabla_{\alpha}L(\theta,\alpha) \tag{14}$$

式中：r_1为学习率；ϵ为防止除零错误的小常数；s_1^{k+1}和s_2^{k+1}为RMSProp优化算法中的累积平方梯度项，

$$s_1^{k+1}=\beta s_1^k+(1-\beta)\left[\nabla_{\theta}L(\theta,\alpha)\right]^2 \tag{15}$$

$$s_2^{k+1}=\beta s_2^k+(1-\beta)\left[\nabla_{\alpha}L(\theta,\alpha)\right]^2 \tag{16}$$

β是衰减率，取值为0.9。

逆向运动学模型的求解结果如图3所示。

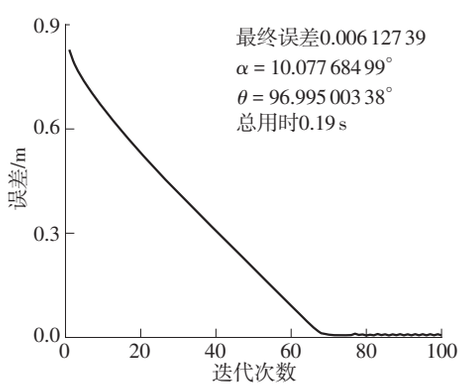


图3　逆向运动学求解结果

Fig. 3　Inverse kinematics solution results

将该结果代入正向运动学模型进行求解，结果如图4所示。

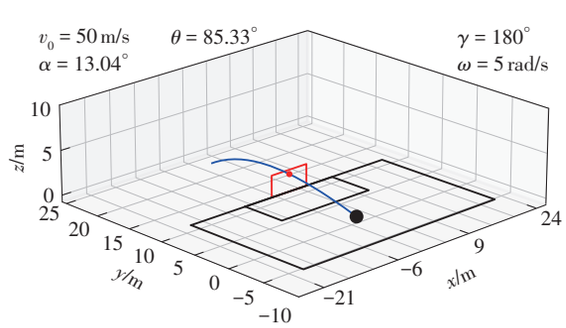


图4　正向运动学求解验证

Fig. 4　Verification of forward kinematics solution

2　实验验证与数据分析

2.1　实验目的

本实验是通过实际射球实验收集足球的运动数据，以验证基于空气动力学的逆向运动学模型的正确性和鲁棒性。通过对比实际进球点与理论预测结果的差异以及足球轨迹重合度来评估文中所提逆向运动学模型的预测精度，并为未来的模型优化提供数据支持。

2.2　实验配置

实验硬件配置如下：1台足球辅助训练机器人（3轴旋转射球云台型），1台笔记本电脑（Lenovo Legion R7000P），1个控制手柄（Xbox Elite Wireless Controller Series 2），2台高速相机（型号为HIKROBOT MV-CU120-10UC），2台相机固定三脚架（型号为MKELEB5CF-BH），1个足球球门（大小为7.32 m × 2.44 m）；软件配置如下：算法开发与数据分析工具为Matlab R2024a，集成开发环境（IDE）为Visual Studio Code 2024，机器人操作系统为Linux。机器人具体参数如下：俯仰偏转机构、滚转转向机构和偏航转向机构的偏转角度范围分别为0°~45°、0°~180°、-45°~45°，矢量轮底盘的最快移动速度为10 m/s。

文中设计的足球辅助训练机器人主要包含高精度矢量轮底盘、偏航转向机构、俯仰偏转机构、滚转转向机构、双摩擦轮发射机构及储送球机构，其中偏航转向机构、俯仰偏转机构和滚转转向机构共同构成3轴旋转云台，如图5所示。

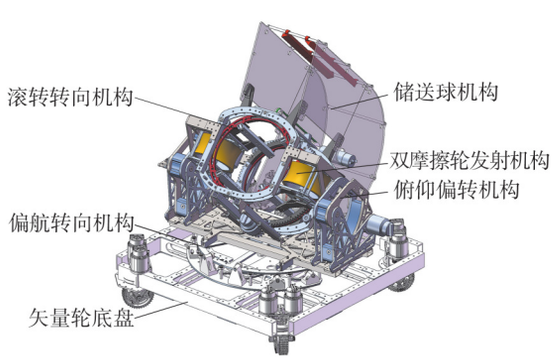
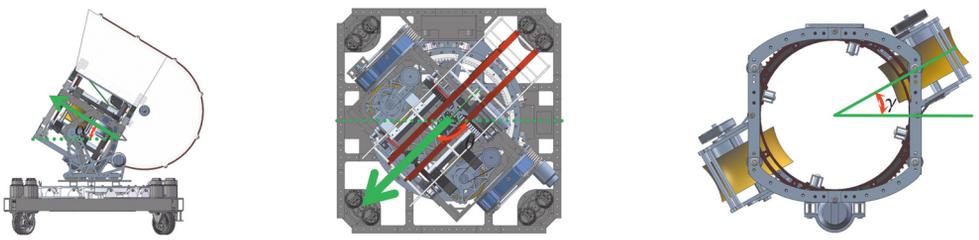


图5　足球辅助训练机器人结构

Fig. 5　Structure of the football auxiliary training robot

该机器人的高精度矢量轮底盘可以使机器人精准移动到实验场地的任意位置，可以满足多个位置的发射要求。机器人搭载的3轴旋转云台可以精确调整不同的俯仰角α、偏航角θ和翻滚角γ，如图6所示，以满足不同的初始射球角度要求。



(a) α (b) θ (c) γ

图6 射球角度示意图

Fig. 6 Schematic diagram of shooting angle

2.3 实验过程

文中制作的足球辅助训练机器人样机如图7所示。

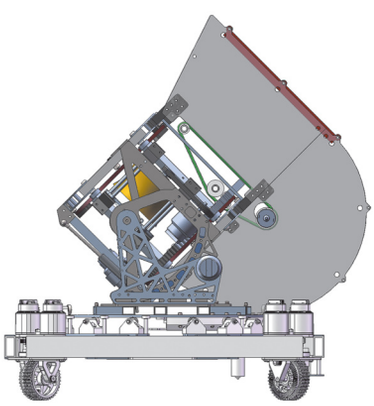


图7 足球辅助训练机器人样机

Fig. 7 The football auxiliary training robot prototype

将球门(FIFA标准)均分为15个方形区域，计算得出每个区域的中心点坐标，作为各组实验的目标射球点，如图8所示。依次将中心点坐标代入逆向运动学模型中，得出每组中心点坐标对应的理论射球角度。控制样机移动至点球位置(FIFA标准)，按照各组实验参数(如表1所示)依次进行射球实验，每组实验进行20次发射，记录实际进球点坐标，对比其与理论进球点坐标的误差，同时检测射球轨迹，检验其与理论射球轨迹的重合度，以验证逆向运动学模型的准确性。

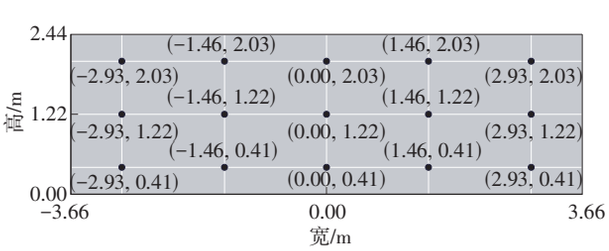


图8 球门各区域中心点坐标

Fig. 8 Coordinates of center points in each area of the goal

表1 实验参数

Table 1 Experimental parameters

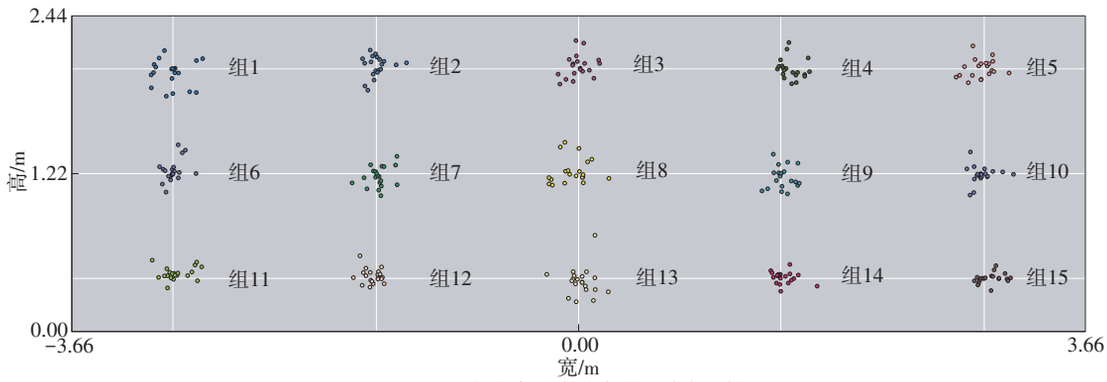
编号	α/(°)	θ/(°)	γ/(°)	转速/(r·s^{-1})	
				左飞轮	右飞轮
1	13.39	74.39	0	50	50
2	13.42	82.23	0	50	50
3	13.40	90.01	0	50	50
4	13.42	97.77	0	50	50
5	13.31	105.56	0	50	50
6	9.11	74.53	0	50	50
7	9.16	82.29	0	50	50
8	9.13	90.02	0	50	50
9	9.12	97.74	0	50	50
10	9.11	105.52	0	50	50
11	4.91	74.50	0	50	50
12	4.85	82.31	0	50	50
13	4.86	90.01	0	50	50
14	4.85	97.69	0	50	50
15	4.88	105.46	0	50	50

2.4 实验结果分析

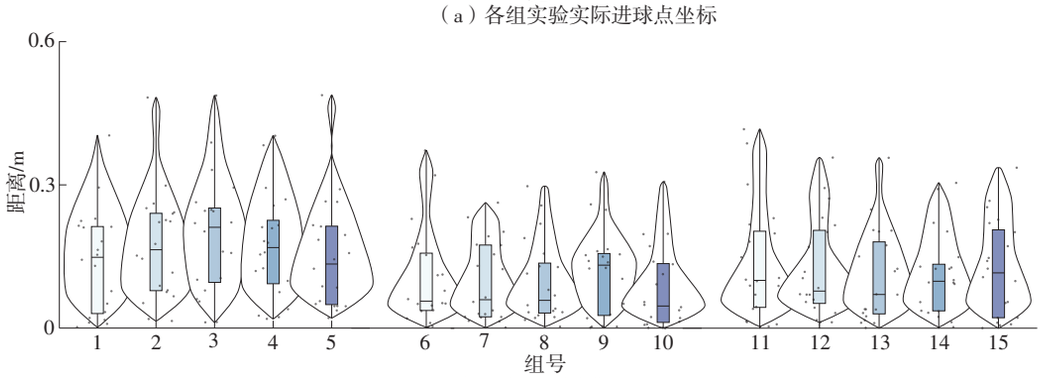
2.4.1 进球点数据及误差分析

各组实验20个实际进球点坐标如图9(a)所示。从图中可以看出，每组实验的20个实际进球点呈不规则状态分布，但各组实验中大部分实际进球点都非常靠近理论进球点。

为进一步分析实际进球点相对理论进球点的位置偏差，验证轨迹反解模型的准确性，对每组实验的实际进球点坐标和理论进球点坐标计算偏差距离，绘制成小提琴式分布图，如图9(b)所示。从图中可知：整体上进球点都较为集中于目标点；大部分实验中，实际进球点偏差距离的中位数在0.15 m以内，且所有偏差距离的误差范围在0.45 m之内；个别实验中，实际进球点偏差距离的中位数相对较大，但该偏差精度在实际足球训练场景中仍能满足需求。



（a）各组实验实际进球点坐标



（b）各组实验实际进球点坐标

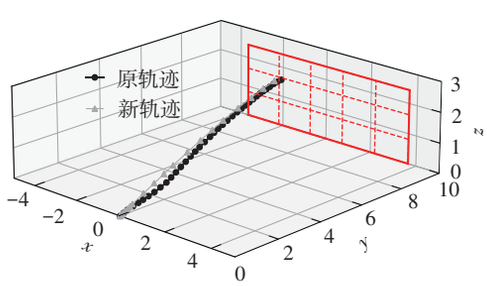
图 9　实际进球点误差分布

Fig. 9　Distribution of errors in actual goal-scoring point

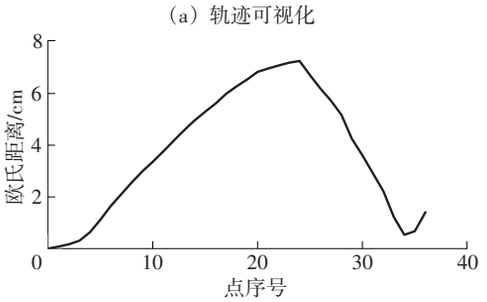
2.4.2　轨迹分析

以第 6 组实验轨迹数据为例，该组实际轨迹的各点误差呈现单峰分布，符合真实规律，如图 10 所示。

分别提取各组实验的理论飞行轨迹坐标点和 20 次实际飞行轨迹坐标点，通过插值方法将 2 条轨迹的点数统一，随后进行坐标转换。文中使用欧氏距离对 2 条轨迹之间的逐点误差进行计算，并通过均方根误差(RMSE)定量评估理论轨迹与实际轨迹之间的误差水平，RMSE 结果如图 11 所示。从图中可知，实际轨迹与理论轨迹的各组 RMSE 值呈现多峰分布，RMSE 集中在[5.5,6.5] cm 范围内，均小于 7.5 cm，实验效果良好。



（a）轨迹可视化



（b）轨迹误差

图 10　第 6 组实验的轨迹可视化及轨迹误差分析

Fig. 10　Trajectory visualization and trajectory error analysis of the sixth group experiment

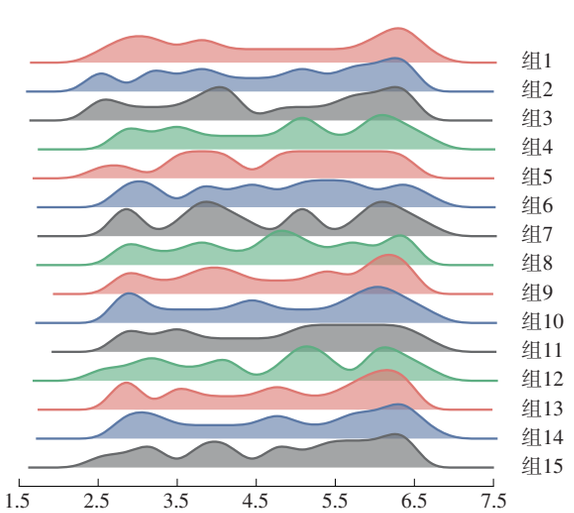


图 11　各组实验的 RMSE 分布

Fig. 11　RMSE distribution of each group experiment

3 结语

针对当前足球训练设备在轨迹控制、精度训练和多样化应用等方面存在的局限(以轨迹控制为例,传统足球发射机仅能设置固定的简单弧线轨迹,无法模拟实战中复杂的抛物线轨迹),文中提出了一种基于全向移动的智能弹道轨迹仿真足球辅助训练机器人。首先构建了足球正向动力学模型,然后综合考虑空气阻力、马格努斯力等复杂物理因素,设计了基于RMSProp算法的逆向运动学模型,用于求解射球初始参数,使偏航角和俯仰角能够根据目标位置进行精确调整,以实现对目标点的高精度击中。

在实际样机实验中,该机器人在复杂场地条件下具有出色的运动灵活性和轨迹控制能力。多次实验结果验证了文中所提逆向运动学模型的准确性:进球点误差均小于0.45 m且误差的中位数在0.15 m以内。在多目标点训练场景中,机器人能够根据指定目标点精确发射,实验中目标点与实际击中位置的RMSE均小于7.5 cm,表现出优异的轨迹控制精度,进一步验证了逆向运动学模型的鲁棒性:该逆向运动学模型能够在多变的训练环境中保持射球轨迹控制的高精度,尤其在机器人快速运动和复杂轨迹模拟场景中,其误差较小且稳定性强。实际实验获得的翔实射球数据,可为进一步的人工智能研发、大数据分析以及大规模模型训练提供重要支持。

参考文献:

[1] MARTINS A. FCPortugal-machine learning for a flexible kicking robotic soccer skill [D]. Porto: University of Porto, 2023.

[2] MAREW D, PERERA N, YU S, et al. A biomechanics-inspired approach to soccer kicking for humanoid robots [C]// Proceedings of 2024 IEEE-RAS the 23rd International Conference on Humanoid Robots. Nancy: IEEE, 2024: 722-729.

[3] JI Y, LI Z, SUN Y, et al. Hierarchical reinforcement learning for precise soccer shooting skills using a quadrupedal robot [C]// Proceedings of 2022 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Kyoto: IEEE, 2022: 1479-1486.

[4] XU M, LIU B, ZHOU J, et al. Trajectory tracking of wheeled soccer robots based on model predictive control [C] // Proceedings of 2021 the 6th International Conference on Control and Robotics Engineering. Beijing: IEEE, 2021: 50-54.

[5] JOUANDEAU N, HUGEL V. Optimization of parametrised kicking motion for humanoid soccer player [C]// Proceedings of 2014 IEEE International Conference on Autonomous Robot Systems and Competitions. Espinho: IEEE, 2014: 241-246.

[6] GHABUSSI A. Motion control and path planning and tracking algorithm of football robot [J]. International Journal of Multimedia Computing, 2020, 1(1): 15-30.

[7] HU Y, WEN K, YU F. DexDribbler: learning dexterous soccer manipulation via dynamic supervision [C]// Proceedings of 2024 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Abu Dhabi: IEEE, 2024: 12910-12917.

[8] PRIAMBUDI R A, WIBOWO I K, ARIYADI B N D, et al. Dynamic obstacle avoidance on middle size league robot soccer ERSOW using subtargets [C]// Proceedings of 2020 International Conference on Applied Science and Technology. Padang: IEEE, 2020: 479-485.

[9] 姚道金, 殷雄, 罗真, 等. 复杂环境下AGVS路径规划算法 [J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2023, 51(11): 56-62, 139.
YAO Daojin, YIN Xiong, LUO Zhen, et al. AGVS path planning algorithm in complex environments [J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2023, 51(11): 56-62, 139.

[10] SMIT A. Scaling multi-agent reinforcement learning to eleven aside simulated robot soccer [D]. Stellenbosch: Stellenbosch University, 2022.

[11] AZARKASB S O, KHASTEH S H. Eligibility traces in an autonomous soccer robot with obstacle avoidance and navigation policy [J]. Applied Soft Computing, 2024, 164: 111889/1-19.

[12] VU A, SOREL A, FAURE C, et al. Visual tracking assessment in a soccer-specific virtual environment: a web-based study [J]. PLoS ONE, 2022, 17(6): e0269643/1-21.

[13] CHEN X, GAO P. Path planning and control of soccer robot based on genetic algorithm [J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2020, 11: 6177-6186.

[14] REIS L P. Coordination and machine learning in multi-robot systems: applications in robotic soccer [EB/OL]. (2023-12-26) [2024-10-05]. https://arxiv.org/pdf/2312.16273.

[15] HAARNOJA T, MORAN B, LEVER G, et al. Learning agile soccer skills for a bipedal robot with deep reinforcement learning [J]. Science Robotics, 2024,

9：eadi8022/1-17.
[16] LIU S，LEVER G，WANG Z，et al. From motor control to team play in simulated humanoid football [J]. Science Robotics，2022，7：eabo0235/1-16.
[17] TIRUMALA D，WULFMEIER M，MORAN B，et al. Learning robot soccer from egocentric vision with deep reinforcement learning [EB/OL]. (2024-05-03) [2024-10-05]. https://arxiv.org/pdf/2405.02425.
[18] ASAI T，AKATSUKA T，HAAKE S. The physics of football [J]. Physics World，1998，11(6)：25-28.

Research on Intelligent Ballistic Trajectory Simulation Football Auxiliary Training Robot

WEI Zhengjun[1]　*LIANG Zijian*[1]　*ZHENG Kun*[1]　*CHEN Liang*[2]
(1. School of Mechanical and Automotive Engineering，South China University of Technology，Guangzhou 510640，Guangdong，China；
2. School of Design，South China University of Technology，Guangzhou 510006，Guangdong，China)

Abstract：With the increasing awareness of health and the popularization of competitive sports, the technological advancement and specialization of ball sports training have become a growing trend. In football training, the precise simulation of ball trajectories and the design of personalized training programs have emerged as key issues that need to be addressed urgently. To enhance the scientific rigor and effectiveness of football training and to promote its intelligent development, this study proposed an omnidirectional mobile intelligent ballistics trajectory simulation football training assistant robot by integrating technologies such as ball launching mechanisms, visual acquisition, data analysis, and motion control. Firstly, a forward dynamics model of football was constructed. Subsequently, considering complex physical factors such as air resistance and the Magnus force, this study designed an inverse kinematics solution model based on the RMSProp algorithm to solve the initial parameters for ball shooting, enabling precise adjustments of the yaw and pitch angles according to the target position, thereby achieving high-precision hits on the target point. Finally, a three-axis gimbal shooting robot capable of adjusting the shooting angle and position was developed and tested experimentally. Experimental results indicate that the training robot achieves a goal entry error of less than 0.45 m under various training conditions. The root mean square error between the theoretical and actual trajectories is less than 7.5 cm. These findings validate the robustness and precision of the previously described inverse kinematics solution model for ball launching. Additionally, this study established a detailed ball launching dataset, which can serve as an important resource for subsequent research in data science and artificial intelligence.

Key words：football robot；ballistics trajectory simulation；RMSProp algorithm