

# 数字化技术在运动员训练中的应用

梁月红<sup>1</sup>, 李刚<sup>2</sup>, 陈帅杰<sup>1</sup>, 冯燕辉<sup>1</sup>, 程涛<sup>3</sup>

<sup>1</sup>河北工程大学体育与健康工程学院, 河北 邯郸

<sup>2</sup>天津体育学院体育教育学院, 天津

<sup>3</sup>邯郸职业技术学院体育系, 河北 邯郸

收稿日期: 2024年8月14日; 录用日期: 2024年9月16日; 发布日期: 2024年10月9日

## 摘要

研究的目的是探讨在数字化技术环境下, 大数据、物联网以及人工智能在运动员训练中的适用性。本文综述了大数据技术、物联网以及人工智能在以下领域的应用现状: 运动员健康监测、运动技巧分析、运动员训练计划和运动策略领域。首先, 本文深入分析了数字技术在以上运动领域方向的应用, 讨论了近年来数字技术的发展前沿。然后详细讨论了支持运动领域研究成果的相关技术, 例如聚类分析、深度学习等, 同时比较了这些学习方法的优势。最后, 文章强调了未来的研究方向和新兴技术, 这些对运动训练领域具有潜在的贡献。

## 关键词

数字化技术, 机器学习, 运动员训练, 人工智能, 深度学习

# Application of Digital Technology in Athlete Training

Yuehong Liang<sup>1</sup>, Gang Li<sup>2</sup>, Shuaijie Chen<sup>1</sup>, Yanhui Feng<sup>1</sup>, Tao Cheng<sup>3</sup>

<sup>1</sup>School of Sports and Health Engineering, Hebei University of Engineering, Handan Hebei

<sup>2</sup>School of Physical Education, Tianjin University of Sport, Tianjin

<sup>3</sup>Department of Physical Education, Handan Polytechnic College, Handan Hebei

Received: Aug. 14<sup>th</sup>, 2024; accepted: Sep. 16<sup>th</sup>, 2024; published: Oct. 9<sup>th</sup>, 2024

## Abstract

The purpose of this study is to explore the applicability of big data, the Internet of Things (IoT), and artificial intelligence (AI) in athlete training in the environment of digital technology. This paper reviews the status of the application of big data technology, IoT, and AI in the following areas: athlete

文章引用: 梁月红, 李刚, 陈帅杰, 冯燕辉, 程涛. 数字化技术在运动员训练中的应用[J]. 体育科学进展, 2024, 12(5): 824-834. DOI: 10.12677/aps.2024.125120

**health monitoring, sports skill analysis, athlete training programs, and sports strategy fields.** Firstly, this paper deeply analyzes the application of digital technology in the aforementioned sports fields and discusses the cutting-edge developments of digital technology in recent years. It then discusses in detail the relevant technologies supporting the research achievements in the sports field, such as cluster analysis and deep learning, while comparing the advantages of these learning methods. Finally, the article emphasizes future research directions and emerging technologies that have potential contributions to the field of sports training.

## Keywords

**Digital Technology, Machine Learning, Athlete Training, Artificial Intelligence, Deep Learning**

Copyright © 2024 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

近几年来，数字化技术已成为全球讨论的热点。数字化体育技术通过融合体育运动和虚拟现实技术，提供了一种创新的训练和分析方法。2018年俄罗斯世界杯上，电子跟踪系统(Electronic Performance and Tracking System, EPTS)首次被采用。其主要功能在于自动化采集运动的时空信息，并以数据化形式呈现，从而实现对训练与比赛的数字化阅读。如今顶级的职业联赛项目已广泛应用数字体育技术，涵盖团队管理、球员表现、比赛计划、运动伤害、训练计划等多个方面，这些数据已成为提升球员表现和团队管理能力的重要组成部分[1]。人工智能(AI)涵盖广泛的计算技术，旨在实现智能行为的模拟并促进基于数据的自主决策过程。本文将从近几年内数字化技术在运动员健康监测、运动技巧分析、运动员训练计划，以及竞技策略优化等方面的应用进行探讨，以及探讨数字体育技术如何解决实际问题。

## 2. 数字技术与运动员健康监测

随着运动科学与技术的不断进步，数字化体育技术在提升运动员健康、预防伤害、降低受伤风险等方面，已经从基本的统计分析发展到复杂的预测建模和实时决策系统，目的是最大限度地提升运动员表现。从大数据中挖掘潜在的健康问题，为运动员提供更准确的诊断和治疗方案。

### (一) 大数据技术在运动员健康监测中的应用

大数据技术在运动员健康监测中的应用主要体现在数据收集、存储、处理和分析。机器学习(ML)技术在运动员健康监测的多个方面，如运动损伤预防、睡眠质量监测和性格分析中发挥关键作用。

对男子职业足球运动员，通过机器学习模型预测伤害，准确率达到 63%，这比仅依赖训练工作负载特征的模型更优[2][3]。此外，大数据技术还广泛应用于预测运动受伤后重返比赛的时间。Valle 等人(2022)研究了 42 名球员的 76 起伤病重返比赛的因素，使用了线性回归、随机森林、机器学习引导回归(MLG-R)等方法。研究证实了 MLG-R 分类体系在预测精英足球运动员腿筋损伤重返比赛时间方面的准确性，为损伤管理和预防提供了宝贵见解[4]。一项研究监测了精英足球运动员，采用极端梯度提升(Extreme Gradient Boosting, XGBoost)和随机森林回归等机器学习算法来分析外部负载数据。结果表明，随机森林回归在评估疲劳和神经肌肉准备状态方面表现最佳[5]。

可穿戴设备在运动员的睡眠监控中的应用，Conlan 等人(2022)研究了训练、比赛负荷和日程安排对

职业橄榄球联盟球员睡眠特征的影响。研究结果显示，训练和比赛对橄榄球联盟球员的睡眠模式有显著影响，特别是训练开始时间过早及在深夜比赛[6]。使用两份睡眠问卷的研究表明，个人运动员和团体运动员在睡眠行为上存在差异，团队运动员更倾向于表现出不适应的睡前行为和较差的睡眠特征[7]。Agouridas (2021)探究了运动水平与波兰美式足球运动员性格特质之间的关联。发现顶级运动员往往展现出更高的体验开放性，而这种特质随着运动水平的降低而减少[8]。

借助大数据科技的训练辅助，运动员的身体能够承受更高的训练强度，使运动员能够在更长的周期内保持竞技状态，延长职业生涯。随着传感技术、生物信息学和数据挖掘方法的进步，研究人员正越来越多地应用深度学习(DL)和聚类分析等技术来分析复杂的运动员特征数据。

## (二) 实现运动员健康监测数据的实时大数据处理

大数据特色在于对海量数据进行分布式数据挖掘。数据挖掘技术通过训练和自学习挖掘出一组解释数据的通用规则，并提取数据中隐含的新关系。Han 等(2022)面对大数据环境中的复杂优化问题，构建了一个 Hadoop 云计算平台，基于混合聚类思想，在群体智能算法中引入狼群算法，辅以稳健的 K-means 算法优化，从而改进了传统数据挖掘中的 K-means 聚类算法，展现了更好的聚类效果[9]。

了解大数据技术在运动医疗保健方面的优势和局限性至关重要，通过研究大数据技术如何分析和预测运动伤害，就可以认识到针对不同运动领域应用的有效工具[10]。比如，聚类分析作为数据挖掘的关键突破口，Yin (2020)将数据挖掘与离散莫尔斯理论相结合，提出一种基于离散莫尔斯理论(在算法优化中发挥着巨大的作用)的网格聚类算法。根据细胞复合体在具有最小可能临界点时达到最优的定理，研究应用离散莫尔斯理论中临界点的概念来优化网格聚类过程，以获得聚类结果[11]。

对于大数据而言，噪声处理与数据清洗是至关重要的环节，一项关于运动损伤预防的研究中，对噪声严重图像的处理时，标准中值滤波器(SMF)和排序的自适应中值滤波器(RAMF)算法，使图形噪声不高于 10 dB，使得后续的检测准确率高达到 97.80%，且要高于其他算法[12]。为提高运动员心率监测的效率和准确性，减少外界因素的干扰，借助多通道矩阵分解的去噪算法。T. Lei 等(2021)通过改进算法与支持向量机(SVM)相结合设计了运动员心率测量模型[13]。基于粒子群搜索算法的支持向量机(SVM)的稳健性，在 791 名女子手球和足球精英运动员预测前十字韧带损伤的研究中获得证实，进而提示了身体健康、训练负荷和运动表现的相互关系[14]。

深度学习与大数据分析在多个方面具有相似性。Song 等人(2021)建立了一个基于优化卷积神经网络(CNN)的运动医学疾病预测和运动安全评估模型，并通过卷积自编码方法和自适应大小调整算法进一步增强。实验结果证明，该方法为运动医学数据网络的构建提供了技术支持和指导，研究重点在于运动训练的安全评估[15]。数字技术驱动的见解在这里提供了新的视角，它可以量化和优化健康指标。梯度提升回归树(GBRT)模型以其在数据的回归和分类问题中的预测准确性而闻名，它在预测伤害风险和表现结果方面的有效性已被评估[16]。AUC-ROC 曲线衡量分类器区分不同类别的能力，用于评估预测模型在损伤严重程度和运动员重返比赛时间预测方面的性能[14]。关键绩效指标(KPI)在量化身体需求和健康指标方面发挥着重要的作用，为运动员表现和健康状况提供了切实的衡量。此外，评估 UMAP、PCA 和 t-SNE 等降维技术在可视化高维数据方面的应用，以及这些技术如何提高后续算法在数据处理方面的性能和稳定性[17]。

## 3. 数字技术与运动姿态识别

人工智能技术在运动姿态分析中的应用主要体现在视觉计算、模式识别等方面。近年来，在技术增强的运动训练领域，研究人员在人体姿势估计、跟踪和识别方面取得了重大进展，主要体现在姿态估计准确性、复杂的运动动作识别，以及视频视觉分析。

### (一) 基于机器学习技术进行高精度的运动姿态识别

体育领域的研究人员非常关注体育视频分析，包括构建数据集和提出新的方法。主要用于：第一，识别团队活动以帮助教练做出更好的决策。如，Chopra 等人(2023)提供了一个 YOLOv7 模型的视觉分析框架，将分析足球比赛中球员动作姿态的时间缩短了约 70% [18]。第二，用于人类活动识别(HAR)，以加强运动员的训练。研究人员采用了传统的机器学习技术和现代深度学习架构对人类活动进行分类。例如数据集特征和动作识别方法[19]。一种深度学习框架使用 Harris 角点和直方图进行交互式识别[20]。此外，专注于 3D 人体检测和跟踪的方法，利用时空特征和改进的隐马尔可夫模型(Hidden Markov Model, HMM) [21]。

通过可穿戴传感器对运动员的姿势识别和动作捕捉，惯性测量单元(IMU)是一种流行的测量设备，例如，Yuan 等人(2014)提出了一种使用三个惯性测量单元(IMU)传感器的可穿戴人体定位和运动跟踪方法，实现了 0.1 m/s 速度跟踪精度和 2% 的定位精度[22]。这种方法也应用于足球射门和传球[23]、网球击球和发球[24]、排球发球[25]、跳台滑雪[26]等多种运动动作的统计和分析。

深度学习在准确分析运动员的行为特征方面发挥着重要的作用，这对于提高训练效果和竞技成绩至关重要。在运动员特征识别模型方面，He 等人(2021)结合初始层神经网络和递归卷积神经网络，构建了一个多层次神经网络结构模型，用于识别运动姿势图像。与现有的模型相比，该模型提高了运动姿势识别精度约 3%，有效地捕捉了复杂姿势的动态特性[27]。Liu 等人(2021)提出了一个运动员特征识别模型，验证了该模型在提取运动员特征方面的优势，有助于提高运动员个体训练质量的评估[28]。在姿态模型估计方法的研究中，Duan 等人(2023)介绍了一种利用多分支自校准网络和图卷积神经网络的单目标姿态估计方法，提高了单目标姿态估计的准确性和识别能力[29]。

为了解决运动场馆的光照变化和运动动作的复杂性导致视觉传感器识别运动姿势的困难，研究人员设计了一种自动人体姿势估计模型，该模型集成了基于图形卡的轮廓检测技术、全身轮廓的多维线索和最大熵马尔可夫模型[30]。

### (二) 提高运动姿态识别准确性的机器学习算法

针对物联网下的传感器设备数据开发，卷积神经网络等机器学习技术在镜头分类和运动预测方面表现出优越性。深度学习模型因其优于传统方法(例如支持向量机、决策树、随机森林等)而受到重视，并成功应用于体育分析[31]。聚类分析算法在图像帧识别率和误报率方面均取得了优越的性能，同时提高了识别速度[32]。

在球拍和运动员身上使用惯性测量单元(IMU)传感器获取的数据，应用 CNN 对羽毛球击球进行分类，强调深度学习算法在提取时间序列数据模式方面的应用。这种分类有助于自动分析比赛和处理数据，并解析球员之间击球动作的相似性和差异[33]。提出一种新颖的姿态计算系统，该系统通过使用 IMU 传感器，能够准确识别运动角度和姿势[34]。长短期记忆网络(LSTM)是循环神经网络(RNN)中最常用的循环模型之一，大大增强了网络在长时间间隔内存储信息的能力，是深度学习中最有效的序列模型之一。这种类型的神经网络最近在健美操[35]、排球[34]等运动动作识别任务中取得了成功。此外，深度学习算法常应用于检测并识别运动训练中的实时动作技巧的图像，提供实时训练标准。Hang Cai (2022)从健身监控视频中收集关键帧的实时图像，在引入深度学习算法分析健身动作的基础上，提出了一种新的降噪算法，构建了一个智能的实时健身图像处理系统[12]。

在姿势识别领域的研究，Cheng 等人(2024)提出了一种关注于轮廓映射的多变量识别和估计(CMMRE)算法，利用图像处理技术采用深度学习方法，有效分析和解释视觉数据。该算法在步行和跑步动作识别上平均准确率达到了 95%，在跳跃动作识别上达到了 80% [36]。Jiang 等人(2023)认为，卷积神经网络在姿势识别方面取得了显著成功，并受到研究人员的广泛青睐，但仍需在特征提取、信息融合等方面进行更深入的研究。在一项针对精英级别男性五人制足球运动员的研究中，使用禁忌(Tabu)搜索算法优化的贝

叶斯网络能够捕获神经肌肉特征及其与动态姿势控制方式的相互作用[37]。

聚类分析常被应用于运动员动作特征的分类研究，例如，利用 K-均值和层次聚类等传统聚类算法，揭示了篮球比赛外部负荷量的潜在差异[38]。蚁群优化算法(Ant Colony Optimization, ACO)广泛应用于数据特征组合的优化问题，Wang 等人(2024)针对运动员在各项运动中的多维特征数据，包括身体指标、生理数据、技术指标和比赛成绩，优化 ACO。其出色的性能表现在通过信息元素的积累和蒸发机制，对搜索过程进行有效引导，使模型在解决复杂优化问题时展现出独特的优势。Zhao 等人(2023)将动态可调集群策略引入到网络感知数据访问算法中[39]。以及 Jia 等人(2023)开发了一种两步法，应用于板球比赛中的球员评估和球队选择[40]。

## 4. 数字技术与运动员训练计划

物联网技术在运动员训练计划中的应用主要体现在设备连接、数据传输与分析、云计算与实时反馈等方面，它不仅应用于制定个性化训练计划，而且在运动训练期间实时应用时，将运动员表现得以实时可视化，可以直接用于汇总测量值，并与标准的数据、个人最佳表现和同伴表现进行比较，指导训练执行，以适应训练课程的要求，调整训练计划或引导运动员的行为，以增强即时训练体验[41]。

### (一) 基于物联网技术的运动员训练计划优化

体能训练是运动员训练计划的关键部分，其关键表现指标包括负荷概念、累积训练和比赛负荷的效果以及监控方法。在练习和比赛中集成全球定位系统(GPS)等新设备至关重要。利用 GPS 跟踪数据、分析并作出决策，实时监控运动员的运动能力，从而彻底改变了分析表现的方式，为运动员指明需要改进的地方。

为了更好地评估训练计划、监控运动员表现并优化之，可穿戴 GPS 被应用来监控训练负荷。一项在团队运动的运动员中使用可穿戴 GPS 和加速计技术的研究显示，87.5% 的运动员使用可穿戴技术的数据来制定训练计划，50% 的运动员使用这些数据来指导比赛决策[42]。可穿戴 GPS 和加速计技术已应用在橄榄球[43]、网球[44]、足球[45]等运动项目。

制定训练计划的基础是对数据的监控，物联网是获取监控数据的主要方式。为解决运动环境和运动动作复杂性导致视觉传感器识别运动姿势的困难，构建了针对不同运动项目特点的训练辅助系统。Wang (2022)根据运动训练辅助系统的需求，基于最大熵损失和对抗神经网络以及仿真软件测得的响应延迟数据，构建了一个辅助运动训练决策系统，从而帮助提高运动训练的效果[46]。此外，一个基于浏览器或服务器架构的运动训练分析系统，利用传感器等数据采集设备计算运动训练中关节加速度的综合指标，该方法强调了在提高运动训练和负荷预测的效率和准确性方面的有效性[47]。

超宽带(UWB)是一种无载波通信技术，它使用纳秒级的非正弦波窄脉冲传输数据，具有定位精度高的优点。集成超宽带(UWB)和惯性测量单元(IMU)可穿戴传感器系统在运动员跟踪和室内定位应用不断提升[48]。UWB 和 IMU 传感器数据融合技术已应用于冰球[49]、网球[50]和羽毛球运动员[51]的位置和动作的定位准确性和运动分析能力。在羽毛球比赛中，研究者采用了卷积神经网络和长短期记忆模型，对 13 种不同的羽毛球击球动作进行分类，该模型可以识别四种主要策略和十一种变化，还能识别非策略实例，例如运动或休息间隔[51]。Zhang 等人(2020)利用 UWB 的快速传输和 IMU 的非视距(NLoS)定位能力，为室内定位和人体运动跟踪提供了解决方案，开发了紧凑的 UWB-IMU 集成模块，并设计和实现了相应数据融合算法[52]。另外，Vinish Yogesh 认为(2023)，如果通过一组结合 UWB 和惯性磁测量单元(MIMU)数据实现类似实验室的“黄金标准”的精度，将为改进人体运动的动态 3D 分析将有巨大发展潜力[53]。

### (二) 采用物联网深度学习进行运动员训练计划的数据分析

深度学习在处理大规模、高维、不规则的物联网数据方面具有显著优势，物联网深度学习技术结合

了物联网与深度学习技术，实现了对物联网数据的智能处理和分析。这种基于深度学习技术对数据分析的应用有助于运动员训练计划的安排。例如，一种结合深度学习和卷积神经网络的移动目标检测方法，其基于人体边缘轮廓曲线可视为二维平面上的周期函数的前提，并通过小波变换进行规范化，不仅具有良好的鲁棒性，而且能充分保留形状细节，具有强抗干扰和噪声能力，有效避免了因复杂背景变化引起的问题[29]。

在研究解决复杂问题的优化、改进中，麻雀搜索算法(SSA)和鸡群优化算法(CSO)展现出竞争性特征，被认为是解决优化问题的一种新型鲁棒算法[54] [55]。构建并评估田径训练方法评价与优化模型的结果表明，麻雀搜索算法在确定拟合参数方面优于其他智能优化算法，而鸡群优化算法具有更好的优化能力和精度。鸡群优化算法优化了运动员的训练组合、周期和强度，克服了人工制定训练方法的主观局限性问题，并被选为田径训练方法的优化技术[56]。

在足球项目研究中，研究者使用决策树归纳法确定了关键绩效指标(KPI)的不同参数的临界值。该研究通过机器学习分析训练者的身体需求，并据此开发训练方法。为了提高澳大利亚足球运动员的 KPI，研究者使用随机森林模型开发了视频分析的光谱特征分类。研究 37 名澳大利亚足球运动员的身体和技能变化之间关系，结果表明，谱熵和偏度是区分技术输出的关键因素，机器学习可以根据不同条件调整训练的特异性。研究发现，进攻和防守参与度是分类特征中的最低项，这表明比赛条件对技术表现有显著影响。该方法不仅可以比较训练与比赛的特异性，还可以用于建立比赛轮换策略[57]。

对 38 名男子足球运动员使用 GPS 数据进行聚类和表现分析的研究显示，结合机器学习技术加深了对不同运动表现差异的理解，有助于训练计划的制定和优化[58]。另一项旨在实现职业男子足球运动员加速度曲线个性化的研究，使用全球导航卫星系统(GNSS)读数预测个人在现实场景中的加速度曲线。该研究发现发展的多元模型结合了长短期记忆(LSTM)神经网络和时间序列预测技术，凸显了机器学习提供个性化性能洞察的能力。模型构建采用了时间序列预测、岭正则化和 LSTM 神经网络等技术[59]。

## 5. 计算机技术与运动策略

通过训练、收集数据并运用先进数据挖掘技术来预测球员表现，识别比赛中的弱点和优势，已成为球员提升和团队管理的重要组成部分。

### (一) 人工智能技术在运动策略制定中的集成应用

人工智能在体育领域的应用已从基础统计分析发展到复杂的预测建模和实时决策系统。在精英体育中应用时，重点包括准确的数据收集和结果的可解释性，开发强大的预测模型，并通过对人工智能系统提供反馈来提高其质量和自适应性[60]。运动员表现分析涉及运动策略、比赛风格、心理思维活动和传感器应用等多个指标。

策略优化是足球、美式橄榄球和篮球等动态复杂团队运动的关键。人工智能技术常与传统统计方法结合，以补充传统分析并揭示隐藏信息。马尔可夫模型和机器学习中的强化学习是关键分析工具，以最大化智能体策略的效果。例如，它们被应用于足球不同球队战术的识别和分类、推理球队的进球决策、优化比赛时的防守策略，并模拟传球、带球和射门动作对控球结果的影响[61]。该模式已应用于美式足球、乒乓球、冰球、篮球[62]和网球[63]。马尔可夫模型也用于评估球员行为对球队近期得分可能性的影晌，并识别团队创造的价值，分析最优或替代策略[61]。

在团队性球类运动中，提高得分效率依赖于不同风格球员间的有效协作。利用 NBA 2015/16 赛季数据，基于聚类分析训练贝叶斯模型预测得分效率，引入了一种新方法来分析进攻阵容，揭示了阵容组成与得分效率之间的关系，并提出了评估球员替换条件的方法[64]。此外，针对排名最高和最低的球队的所有比赛数据，提出了一种多智能体深度学习鉴别子轨迹挖掘(MA-Stat-DSM)方法。通过识别和可视化比赛

的关键部分，如传球、有球和无球运动，来评估进球的有效性[65]，研究 NBA 球员的运动表现通过检测给定类别轨迹中的不同片段，提出了一种比较分析球类运动中多智能体轨迹的方法[66]。

在团队球类运动中，运动员心理和思维活动伴随着技术和战术动作，关键在于运动员的思维和决策能力。为了提高智能运动的预测和分析，设计了一种基于传统高速模型的运动动作识别算法，通过与标准数据库中的动作模型比较，确定识别动作的准确性，并使用统计和多因素分析方法来预测体育比赛结果[67]。此外，神经网络的应用可以增强运动员决策的准确性、合理性和效率[68]。

## (二) 基于运动员运动表现和策略的数据分析技术

光学和计算机视觉系统的跟踪技术改进，有助于深入研究团队运动中运动员的多智能体轨迹。机器学习技术已能处理复杂非线性结构模型，如神经网络。自动提取特征和规则，提高了表达和预测能力，帮助教练和球员理解进球原因，观察比赛特征，提供策略支持。例如，多智能体轨迹的比较分析(MADCA)是一种分析球类比赛中多智能体轨迹的方法。该方法使用了基于注意力机制的神经网络，融合了卷积神经网络和循环神经网络(RNN)，通过突出分段轨迹和识别标签相关变量，解释类别间差异，并通过分析NBA 数据显示了其有效性[67]。此外，单智能体轨迹分析框架(DeepHL)已扩展到多智能体轨迹分析[69]。另一项关于多智能体统计判别子轨迹挖掘(MA-Stat-DSM)方法的研究，输入一组二元标记的智能体轨迹矩阵，并结合豪斯多夫距离识别两组标记轨迹矩阵中的统计显著差异，统计上显着判别的子矩阵，能够识别并可视化比赛中有球或无球状态下的运动部分。

在视频语音识别方面，Maaike Van Roy 等人(2023)提出了一个基于马尔可夫模型的足球分析框架，使用概率模型检查技术来分析进攻和防守策略的效果。在动作捕捉系统中，使用卡尔曼滤波器来估计运动员的运动，从仅使用 IMU 方法到结合 IMU/UWB 的方法，提高了精确跟踪运动员运动的可行性和稳定性[52] [70]。

关于机器学习技术在评估比赛中球员追踪数据、球队表现和战术决策方面的研究，例如，开发了一种新颖的足球控球评估模型，该模型基于深度学习，用于量化特定比赛序列中的进攻和防守效率[71]。还构建了一个基于小波神经网络的运动训练管理决策模型，通过小波变换对运动训练管理决策数据进行时频分析，提取反映相关信息的特征量。利用神经网络分类器融合信息以提取特征，并通过模糊聚类方法进行大数据分析。这些技术的应用展现出机器学习在比赛分析中的潜力。

## 6. 研究结论与前景展望

本研究重点探讨了大数据、物联网和人工智能技术在数字化环境下运动员训练的适用性，并详细讨论了支持运动领域成果的数据算法，如聚类分析和深度学习。比较了这些学习方法的相对优势。结合数字化技术、可穿戴设备、计算机视觉和数据挖掘，为分析球员表现、洞察行为模式、评估姿态和理解比赛动态作出贡献。

数字化体育技术面临的一个关键挑战是量化运动员伤病对团队的影响，以及运动员的可用性和他们的重复冲刺能力。此外，还需考虑比赛安排、连续比赛和赛程拥挤对运动员表现的影响。作为一种辅助工具，人工智能有助于监测球员健康、优化行程计划和改善睡眠管理。

## 基金项目

河北省体育局体育科技研究项目(2024JT22)。

## 参考文献

- [1] Ghosh, I., Ramasamy Ramamurthy, S., Chakma, A. and Roy, N. (2023) Sports Analytics Review: Artificial Intelligence

- Applications, Emerging Technologies, and Algorithmic Perspective. *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery*, **13**, e1496. <https://doi.org/10.1002/widm.1496>
- [2] Rossi, A., Pappalardo, L., Filetti, C. and Cintia, P. (2022) Blood Sample Profile Helps to Injury Forecasting in Elite Soccer Players. *Sport Sciences for Health*, **19**, 285-296. <https://doi.org/10.1007/s11332-022-00932-1>
- [3] Hecksteden, A., Schmartz, G.P., Egyptien, Y., Aus der Fünten, K., Keller, A. and Meyer, T. (2022) Forecasting Football Injuries by Combining Screening, Monitoring and Machine Learning. *Science and Medicine in Football*, **7**, 214-228. <https://doi.org/10.1080/24733938.2022.2095006>
- [4] Valle, X., Mechó, S., Alentorn-Geli, E., Järvinen, T.A.H., Lempainen, L., Pruna, R., et al. (2022) Return to Play Prediction Accuracy of the MLG-R Classification System for Hamstring Injuries in Football Players: A Machine Learning Approach. *Sports Medicine*, **52**, 2271-2282. <https://doi.org/10.1007/s40279-022-01672-5>
- [5] Madorino, M., Tessitore, A., Leduc, C., Persichetti, V., Morabito, M. and Lacome, M. (2023) A New Approach to Quantify Soccer Players' Readiness through Machine Learning Techniques. *Applied Sciences*, **13**, Article 8808. <https://doi.org/10.3390/app13158808>
- [6] Conlan, G., McLean, B., Kemp, J. and Duffield, R. (2021) Effect of Training/Competition Load and Scheduling on Sleep Characteristics in Professional Rugby League Athletes. *Journal of Strength and Conditioning Research*, **36**, 3390-3397. <https://doi.org/10.1519/jsc.0000000000004111>
- [7] Driller, M.W., Suppiah, H., Rogerson, D., Ruddock, A., James, L. and Virgile, A. (2022) Investigating the Sleep Habits in Individual and Team-Sport Athletes Using the Athlete Sleep Behavior Questionnaire and the Pittsburgh Sleep Quality Index. *Sleep Science*, **15**, 112-117. <https://doi.org/10.5935/1984-0063.20210031>
- [8] Piepiora, P., Kwiatkowski, D., Bagińska, J. and Agouridas, D. (2021) Sports Level and the Personality of American Football Players in Poland. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, **18**, Article 13026. <https://doi.org/10.3390/ijerph182413026>
- [9] Han, S. (2021) Analysis of the Clustering Effect of Sports Big Data Transmission Based on Ant Colony Intelligent Algorithm. In: Chang, J.-W., Yen, N. and Hung, J.C., Eds., *Frontier Computing*, Springer, 2165-2170. [https://doi.org/10.1007/978-981-16-0115-6\\_261](https://doi.org/10.1007/978-981-16-0115-6_261)
- [10] Claudino, J.G., Capanema, D.d.O., de Souza, T.V., Serrão, J.C., Machado Pereira, A.C. and Nassis, G.P. (2019) Current Approaches to the Use of Artificial Intelligence for Injury Risk Assessment and Performance Prediction in Team Sports: A Systematic Review. *Sports Medicine—Open*, **5**, Article No. 28. <https://doi.org/10.1186/s40798-019-0202-3>
- [11] Yin, Z. and Cui, W. (2021) Outlier Data Mining Model for Sports Data Analysis. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, **40**, 2733-2742. <https://doi.org/10.3233/JIFS-189315>
- [12] Cai, H. (2022) Application of Intelligent Real-Time Image Processing in Fitness Motion Detection under Internet of Things. *The Journal of Supercomputing*, **78**, 7788-7804. <https://doi.org/10.1007/s11227-021-04145-0>
- [13] Lei, T., Cai, Z. and Hua, L. (2021) Training Prediction and Athlete Heart Rate Measurement Based on Multi-Channel PPG Signal and SVM Algorithm. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, **40**, 7497-7508. <https://doi.org/10.3233/JIFS-189571>
- [14] Jauhainen, S., Kauppi, J., Krosshaug, T., Bahr, R., Bartsch, J. and Äyrämö, S. (2022) Predicting ACL Injury Using Machine Learning on Data from an Extensive Screening Test Battery of 880 Female Elite Athletes. *The American Journal of Sports Medicine*, **50**, 2917-2924. <https://doi.org/10.1177/03635465221112095>
- [15] Song, H., Montenegro-Marin, C.E., et al. (2021) Retracted Article: Secure Prediction and Assessment of Sports Injuries Using Deep Learning Based Convolutional Neural Network. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, **12**, 3399-3410. <https://doi.org/10.1007/s12652-020-02560-4>
- [16] Op De Beeck, T., Jaspers, A., Brink, M.S., Frencken, W.G.P., Staes, F., Davis, J.J., et al. (2019) Predicting Future Perceived Wellness in Professional Soccer: The Role of Preceding Load and Wellness. *International Journal of Sports Physiology and Performance*, **14**, 1074-1080. <https://doi.org/10.1123/ijssp.2017-0864>
- [17] De la Fuente, C., Silvestre, R., Yañez, R., Roby, M., Soldán, M., Ferrada, W., et al. (2022) Preseason Multiple Biomechanics Testing and Dimension Reduction for Injury Risk Surveillance in Elite Female Soccer Athletes: Short-Communication. *Science and Medicine in Football*, **7**, 183-188. <https://doi.org/10.1080/24733938.2022.2075558>
- [18] Chopra, H., Mundody, S. and Reddy Gudetti, R.M. (2023) A Key-Frame Extraction for Object Detection and Human Action Recognition in Soccer Game Videos. 2023 14th International Conference on Computing Communication and Networking Technologies, Delhi, 6-8 July 2023, 1-7. <https://doi.org/10.1109/icccnt56998.2023.10308225>
- [19] Dhamsania, C.J. and Ratanpara, T.V. (2016) A Survey on Human Action Recognition from Videos. 2016 Online International Conference on Green Engineering and Technologies, Coimbatore, 19 November 2016, 1-5. <https://doi.org/10.1109/get.2016.7916717>
- [20] Berlin, S.J. and John, M. (2016) Human Interaction Recognition through Deep Learning Network. 2016 IEEE International Carnahan Conference on Security Technology, Orlando, 24-27 October 2016, 1-4.

- <https://doi.org/10.1109/ccst.2016.7815695>
- [21] Yeung, C., Bunker, R. and Fujii, K. (2024) Unveiling Multi-Agent Strategies: A Data-Driven Approach for Extracting and Evaluating Team Tactics from Football Event and Freeze-Frame Data. *Journal of Robotics and Mechatronics*, **36**, 603-617. <https://doi.org/10.20965/jrm.2024.p0603>
- [22] Yuan, Q. and Chen, I. (2014) Localization and Velocity Tracking of Human via 3 IMU Sensors. *Sensors and Actuators A: Physical*, **212**, 25-33. <https://doi.org/10.1016/j.sna.2014.03.004>
- [23] Schuldhaus, D., Zwick, C., Krger, H., et al. (2015) Inertial Sensor-Based Approach for Shot/Pass Classification during a Soccer Match. <http://www5.informatik.uni-erlangen.de/Forschung/Publikationen/2015/Schuldhaus15-ISA.pdf>
- [24] Kos, M., Zenko, J., Vlaj, D. and Kramberger, I. (2016) Tennis Stroke Detection and Classification Using Miniature Wearable IMU Device. 2016 International Conference on Systems, Signals and Image Processing, Bratislava, 23-25 May 2016, 1-4. <https://doi.org/10.1109/iwssip.2016.7502764>
- [25] Cuspinera, L.P., Uetsuji, S., Morales, F.J.O. and Roggen, D. (2016) Beach Volleyball Serve Type Recognition. *Proceedings of the 2016 ACM International Symposium on Wearable Computers*, New York, 12-16 September 2016, 44-45. <https://doi.org/10.1145/2971763.2971781>
- [26] Sadi, F. and Klukas, R. (2011) Reliable Jump Detection for Snow Sports with Low-Cost MEMS Inertial Sensors. *Sports Technology*, **4**, 88-105. <https://doi.org/10.1080/19346182.2012.708974>
- [27] He, D. and Li, L. (2021) A Novel Deep Learning Method Based on Modified Recurrent Neural Network for Sports Posture Recognition. *Journal of Applied Science and Engineering*, **24**, 43-48.
- [28] Liu, Y. and Ji, Y. (2021) Target Recognition of Sport Athletes Based on Deep Learning and Convolutional Neural Network. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, **40**, 2253-2263. <https://doi.org/10.3233/JIFS-189223>
- [29] Duan, C., Hu, B., Liu, W. and Song, J. (2023) Motion Capture for Sporting Events Based on Graph Convolutional Neural Networks and Single Target Pose Estimation Algorithms. *Applied Sciences*, **13**, Article 7611. <https://doi.org/10.3390/app13137611>
- [30] Nadeem, A., Jalal, A. and Kim, K. (2021) Automatic Human Posture Estimation for Sport Activity Recognition with Robust Body Parts Detection and Entropy Markov Model. *Multimedia Tools and Applications*, **80**, 21465-21498. <https://doi.org/10.1007/s11042-021-10687-5>
- [31] Stoeve, M., Schuldhaus, D., Gamp, A., Zwick, C. and Eskofier, B.M. (2021) From the Laboratory to the Field: Imu-Based Shot and Pass Detection in Football Training and Game Scenarios Using Deep Learning. *Sensors*, **21**, Article 3071. <https://doi.org/10.3390/s21093071>
- [32] Fu, M., Zhong, Q. and Dong, J. (2022) Sports Action Recognition Based on Deep Learning and Clustering Extraction Algorithm. *Computational Intelligence and Neuroscience*, **2022**, 1-9. <https://doi.org/10.1155/2022/4887470>
- [33] Peralta, D., Herbruggen, B.V., Fontaine, J., Debyser, W., Wieme, J. and Poorter, E.D. (2022) Badminton Stroke Classification Based on Accelerometer Data: From Individual to Generalized Models. 2022 IEEE International Conference on Big Data (Big Data), Osaka, 17-20 December 2022, 5542-5548. <https://doi.org/10.1109/bigdata5560.2022.10020984>
- [34] Shiao, Y., Chen, G. and Hoang, T. (2024) Three-Dimensional Human Posture Recognition by Extremity Angle Estimation with Minimal IMU Sensor. *Sensors*, **24**, Article 4306. <https://doi.org/10.3390/s24134306>
- [35] Ye, J., Wang, H., Li, M. and Wang, N. (2021) IoT-Based Wearable Sensors and Bidirectional LSTM Network for Action Recognition of Aerobics Athletes. *Journal of Healthcare Engineering*, **2021**, 1-7. <https://doi.org/10.1155/2021/9601420>
- [36] Cheng, L. (2024) Athletes' Action Recognition and Posture Estimation Algorithm Based on Image Processing Technology. *Journal of Electrical Systems*, **20**, 2059-2069. <https://doi.org/10.52783/jes.3121>
- [37] Ruiz-Pérez, I., Ayala, F., Puerta, J.M., Elvira, J.L.L., De Ste Croix, M., Hernández-Sánchez, S., et al. (2019) A Bayesian Network Approach to Study the Relationships between Several Neuromuscular Performance Measures and Dynamic Postural Control in Futsal Players. *PLOS ONE*, **14**, e0220065. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0220065>
- [38] Li, X. (2023) Study on Volleyball-Movement Pose Recognition Based on Joint Point Sequence. *Computational Intelligence and Neuroscience*, **2023**, Article ID: 2198495. <https://doi.org/10.1155/2023/2198495>
- [39] Zhao, X. and Zhang, P. (2023) Motion Quality Testing Based on Energy Sensing Data Access Algorithm in Dynamically Tunable Cluster Wireless Sensor Networks. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, **56**, Article 103116. <https://doi.org/10.1016/j.seta.2023.103116>
- [40] Jha, A., Kar, A.K. and Gupta, A. (2022) Optimization of Team Selection in Fantasy Cricket: A Hybrid Approach Using Recursive Feature Elimination and Genetic Algorithm. *Annals of Operations Research*, **325**, 289-317. <https://doi.org/10.1007/s10479-022-04726-z>
- [41] Taylor, J., Atkinson, G. and Best, R. (2021) Paced to Perfection: Exploring the Potential Impact of Wave Light Technology in Athletics. *Sports and Exercise Science*, **68**, 8-9.
- [42] Dawson, L., McErlain-Naylor, S.A., Devereux, G. and Beato, M. (2024) Practitioner Usage, Applications, and

- Understanding of Wearable GPS and Accelerometer Technology in Team Sports. *Journal of Strength & Conditioning Research*, **38**, e373-e382. <https://doi.org/10.1519/jsc.0000000000004781>
- [43] Howe, S.T., Aughey, R.J., Hopkins, W.G., Cavanagh, B.P. and Stewart, A.M. (2020) Sensitivity, Reliability and Construct Validity of GPS and Accelerometers for Quantifying Peak Periods of Rugby Competition. *PLOS ONE*, **15**, e0236024. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0236024>
- [44] Perri, T., Reid, M., Murphy, A., Howle, K. and Duffield, R. (2022) Validating an Algorithm from a Trunk-Mounted Wearable Sensor for Detecting Stroke Events in Tennis. *Journal of Sports Sciences*, **40**, 1168-1174. <https://doi.org/10.1080/02640414.2022.2056365>
- [45] Enes, A., Oneda, G., Alves, D.L., Palumbo, D.d.P., Cruz, R., Moiano Junior, J.V.M., et al. (2020) Determinant Factors of the Match-Based Internal Load in Elite Soccer Players. *Research Quarterly for Exercise and Sport*, **92**, 63-70. <https://doi.org/10.1080/02701367.2019.1710445>
- [46] Wang, T. (2022) Sports Training Auxiliary Decision Support System Based on Neural Network Algorithm. *Neural Computing and Applications*, **35**, 4211-4224. <https://doi.org/10.1007/s00521-022-07137-0>
- [47] Wang, L. (2023) Analysis of Sports Training and Load Forecasting Using an Improved Artificial Neural Network. *Soft Computing*, **27**, 14515-14527. <https://doi.org/10.1007/s00500-023-09114-8>
- [48] Naheem, K. and Kim, M.S. (2022) A Low-Cost Foot-Placed UWB and IMU Fusion-Based Indoor Pedestrian Tracking System for IoT Applications. *Sensors*, **22**, Article 8160. <https://doi.org/10.3390/s22218160>
- [49] Vleugels, R., Van Herbruggen, B., Fontaine, J. and de Poorter, E. (2021) Ultra-Wideband Indoor Positioning and Imu-Based Activity Recognition for Ice Hockey Analytics. *Sensors*, **21**, Article 4650. <https://doi.org/10.3390/s21144650>
- [50] Umek, A., Tomažič, S. and Kos, A. (2019) Application for Impact Position Evaluation in Tennis Using UWB Localization. *Procedia Computer Science*, **147**, 307-313. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.01.269>
- [51] Van Herbruggen, B., Fontaine, J., Simoen, J., De Mey, L., Peralta, D., Shahid, A., et al. (2024) Strategy Analysis of Badminton Players Using Deep Learning from IMU and UWB Wearables. *Internet of Things*, **27**, Article 101260. <https://doi.org/10.1016/j.iot.2024.101260>
- [52] Zhang, H., Zhang, Z., Gao, N., Xiao, Y., Meng, Z. and Li, Z. (2020) Cost-Effective Wearable Indoor Localization and Motion Analysis via the Integration of UWB and Imu. *Sensors*, **20**, Article 344. <https://doi.org/10.3390/s20020344>
- [53] Yogesh, V., Buurke, J.H., Veltink, P.H. and Baten, C.T.M. (2023) Integrated UWB/MIMU Sensor System for Position Estimation Towards an Accurate Analysis of Human Movement: A Technical Review. *Sensors*, **23**, Article 7277. <https://doi.org/10.3390/s23167277>
- [54] Gharehchopogh, F.S., Namazi, M., Ebrahimi, L. and Abdollahzadeh, B. (2022) Advances in Sparrow Search Algorithm: A Comprehensive Survey. *Archives of Computational Methods in Engineering*, **30**, 427-455. <https://doi.org/10.1007/s11831-022-09804-w>
- [55] Deb, S., Gao, X., Tammi, K., Kalita, K. and Mahanta, P. (2019) Recent Studies on Chicken Swarm Optimization Algorithm: A Review (2014-2018). *Artificial Intelligence Review*, **53**, 1737-1765. <https://doi.org/10.1007/s10462-019-09718-3>
- [56] Jing, R., Wang, Z. and Suo, P. (2024) Optimization of Track and Field Training Methods Based on SSA-BP and Its Effect on Athletes' Explosive Power. *Heliyon*, **10**, e25465. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e25465>
- [57] Corbett, D.M., Sweeting, A.J. and Robertson, S. (2019) A Change Point Approach to Analysing the Match Activity Profiles of Team-Sport Athletes. *Journal of Sports Sciences*, **37**, 1600-1608. <https://doi.org/10.1080/02640414.2019.1577941>
- [58] Skoki, A., Rossi, A., Cintia, P., Pappalardo, L. and Štajduhar, I. (2022) Extended Energy-Expenditure Model in Soccer: Evaluating Player Performance in the Context of the Game. *Sensors*, **22**, Article 9842. <https://doi.org/10.3390/s22249842>
- [59] Imbach, F., Ragheb, W., Leveau, V., Chailan, R., Candau, R. and Perrey, S. (2022) Using Global Navigation Satellite Systems for Modeling Athletic Performances in Elite Football Players. *Scientific Reports*, **12**, Article No. 15229. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-19484-y>
- [60] Hammes, F., Hagg, A., Asteroth, A. and Link, D. (2022) Artificial Intelligence in Elite Sports—A Narrative Review of Success Stories and Challenges. *Frontiers in Sports and Active Living*, **4**, Article 861466. <https://doi.org/10.3389/fspor.2022.861466>
- [61] Fernández, J., Bornn, L. and Cervone, D. (2021) A Framework for the Fine-Grained Evaluation of the Instantaneous Expected Value of Soccer Possessions. *Machine Learning*, **110**, 1389-1427. <https://doi.org/10.1007/s10994-021-05989-6>
- [62] Sandholtz, N. and Bornn, L. (2020) Markov Decision Processes with Dynamic Transition Probabilities: An Analysis of Shooting Strategies in Basketball. *The Annals of Applied Statistics*, **14**, 1122-1145. <https://doi.org/10.1214/20-aoas1348>
- [63] Dong, J.S., Shi, L., Chuong, L.V.N., Jiang, K. and Sun, J. (2015) Sports Strategy Analytics Using Probabilistic Reasoning.

- 2015 20th International Conference on Engineering of Complex Computer Systems, Gold Coast, 9-12 December 2015, 182-185. <https://doi.org/10.1109/iceccs.2015.28>
- [64] Yamada, K. and Fujii, K. (2024) Offensive Lineup Analysis in Basketball with Clustering Players Based on Shooting Style and Offensive Role. Semantic Scholar. <https://browse.arxiv.org/pdf/2403.13821v1>
  - [65] Ziyi, Z., Bunker, R., Takeda, K. and Fujii, K. (2023) Multi-Agent Deep-Learning Based Comparative Analysis of Team Sport Trajectories. *IEEE Access*, **11**, 43305-43315. <https://doi.org/10.1109/access.2023.3269287>
  - [66] Kono, R. and Fujii, K. (2024) Mathematical Models for Off-Ball Scoring Prediction in Basketball. <https://arxiv.org/pdf/2406.08749>
  - [67] Men, Y. (2022) Intelligent Sports Prediction Analysis System Based on Improved Gaussian Fuzzy Algorithm. *Alexandria Engineering Journal*, **61**, 5351-5359. <https://doi.org/10.1016/j.aej.2021.08.084>
  - [68] Yuan, C., Yang, Y. and Liu, Y. (2020) Sports Decision-Making Model Based on Data Mining and Neural Network. *Neural Computing and Applications*, **2**, 1-14.
  - [69] Maekawa, T., Ohara, K., Zhang, Y., Fukutomi, M., Matsumoto, S., Matsumura, K., et al. (2020) Deep Learning-Assisted Comparative Analysis of Animal Trajectories with DeepHL. *Nature Communications*, **11**, Article No. 5316. <https://doi.org/10.1038/s41467-020-19105-0>
  - [70] Shi, Y., Zhang, Y., Li, Z., Yuan, S. and Zhu, S. (2023) IMU/UWB Fusion Method Using a Complementary Filter and a Kalman Filter for Hybrid Upper Limb Motion Estimation. *Sensors*, **23**, Article 6700. <https://doi.org/10.3390/s23156700>
  - [71] Gu, C., De Silva, V. and Caine, M. (2024) A Machine Learning Framework for Quantifying In-Game Space-Control Efficiency in Football. *Knowledge-Based Systems*, **283**, Article 111123. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2023.111123>