

深度学习方法在运动健康领域的应用

宋 凯

青岛大学数学与统计学院, 山东 青岛

收稿日期: 2023年6月21日; 录用日期: 2023年7月16日; 发布日期: 2023年7月25日

摘 要

深度学习技术作为机器学习领域的一个重要分支, 已经被广泛应用于各个学科领域。“运动健康”是一个多学科交叉融合的研究领域, 随着测量技术的发展和进步, 所产生的数据量越来越大, 为此部分学者将深度学习技术引入运动健康领域的研究中, 取得了一系列的研究成果。针对人工智能方法在运动健康领域的应用进行了综述, 系统总结了以神经网络为基础的人工智能方法以及机器学习相关方法在运动损伤的预测、人体异常行为的检测、竞技体育及运动健康预测等方面的应用, 最后, 分别从模型的泛化能力、新技术和人工智能新方法的应用等方面对运动健康领域未来的发展进行了展望。

关键词

神经网络, 运动, 健康, 异常行为, 竞技体育

Application of Deep Learning Methods in Sports and Health Field

Kai Song

School of Mathematics and Statistics, Qingdao University, Qingdao Shandong

Received: Jun. 21st, 2023; accepted: Jul. 16th, 2023; published: Jul. 25th, 2023

Abstract

Deep learning technology, as an important branch of machine learning, has been widely applied in various disciplinary fields. “Sports and health” are research fields that integrate multiple disciplines. With the development and progress of measurement technology, the amount of data generated is increasing. Therefore, some scholars have introduced deep learning technology into the field of sports and health and achieved a series of research results. This paper summarizes the application of artificial intelligence methods in the field of sports health, and systematically summarizes the application of artificial intelligence methods based on artificial neural network and ma-

chine learning related methods in sports injury prediction, detection of abnormal human behavior, competitive sports application and sports health prediction. Finally, the future development of sports health is prospected from the aspects of the generalization ability of the model, the application of new technologies and new methods of artificial intelligence.

Keywords

Neural Network, Sports, Healthy, Abnormal Behavior, Competitive Sports

Copyright © 2023 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

健康的生活和健康的身体状况成为近年来人们追求和关注的焦点，越来越多的人参与到健康运动中，越来越多的运动项目逐渐走入大众视野并得到推广，然而，如何使用科学而正确的方法进行运动也成为人们在运动过程中所关心的主要问题之一。2016年8月，全国卫生与健康大会上指出“没有全民健康，就没有全面小康”，要求实现“把以治病为中心转变为以人民健康为中心”，运动促进健康逐步凝聚成了社会共识。受益于“健康中国2020”战略和科技部“主动健康和老龄化科技应对”重点专项，我国在运动促进健康领域总体上处于一个高速发展的阶段，但是与发达国家同领域相比还存在着一定的差距。早在2004年世界卫生组织大会通过了《饮食、身体活动与健康全球战略》，该战略主要解决包括“缺乏体育活动”和“饮食”等四个影响健康的主要风险因素，通过为成员国提供政治授权以启动或扩大遏制慢性病和肥胖症。而运动如何促进人体健康一直是该领域的一个研究热点，从研究机制上分类，该领域的研究主要通过心理机制[1][2]和生理机制[3][4]两种方式来探究运动对人体健康的影响。随着数据采集手段的发展和进步，运动健康领域产生了越来越多的大数据[5][6][7]，而如何充分运用这些大数据信息，构建分析和预测模型来有针对性的指导人体的运动，促进人体的健康，是一个亟待解决的问题，也是未来的研究热点[8][9]。

近年来，以神经网络为基础的人工智能方法已经广泛应用于各个学科的研究中，并且成为当下研究的热点，其主要使用的方法有人工神经网络、卷积神经网络及其他各种机器学习(Machine Learning)方法。但是，深度学习相关技术在运动健康领域的研究并不广泛，通过文献检索与调研，本文从运动损伤预测、人体异常行为的检测、经济体育中的应用及运动健康预测等方面系统总结了人工智能和机器学习相关方法的应用进展，并对未来的发展进行了展望。

2. 深度学习相关研究综述

人工神经网络(Artificial Neural Networks, ANNs)也简称为神经网络(NNs)，是一种模仿动物神经网络行为特征，进行分布式并行信息处理的数学模型。人工神经网络包含有输入层、若干隐藏层和输出层，其中每一层包含有若干神经元，神经元的输入和输出是通过层与层之间的激活函数来实现的，常用的非线性激活函数有 Sigmoid 函数和 ReLU 函数。如图 1 是一个具有四层网络结构的人工神经网络示意图。

最早的人工神经网络模型由麦卡洛克和皮特斯于 1943 年提出，称为麦卡洛克 - 皮特斯神经元(McCulloch-Pitts Neuron)模型[10]。该模型用二进制开关的“开”与“关”的机制来模拟神经元的工作原理，可以用于解决简单问题，如模式识别与图像处理。1957年，Frank Rosenblatt 首次提出感知机(Perceptron)

模型，并且首次使用了感知机更新算法[11]。以上模型都是单层神经网络模型，无法解决线性不可分的问题，而多层神经网络模型虽然可以解决线性不可分等复杂问题，但模型包含大量的参数，每一层神经网络的训练与更新需要涉及大量的计算，在之前算力匮乏的年代，这些都限制了多层神经网络的研究与应用。1974年，Paul Werbos提出了反向传播算法(back propagation) [12]，后续成功应用于人工神经网络模型参数的训练中，获得了极大的成功。反向传播算法在人工神经网络的发展中起着关键作用，并使得深度学习模型的训练成为可能。

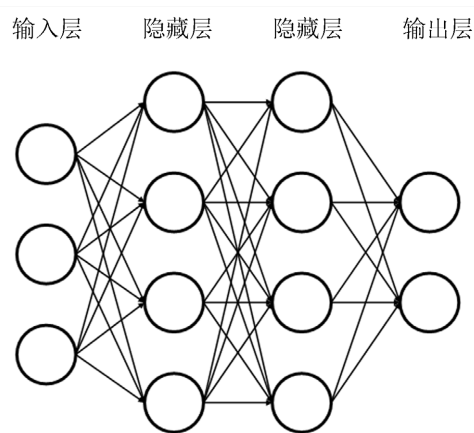


Figure 1. Schematic diagram of a four layers artificial neural network structure

图 1. 四层人工神经网络结构示意图

后来为了有效的处理图像数据，卷积神经网络(CNN, Convolutional Neural Network)的技术又被提出来，卷积神经网络是一种常用的深度神经网络方法，常用于检查视觉图像以及图片信息的处理与分析[13] [14] [15]。与 ANN 不同的是，CNN 在进行神经网络模型构建之前，还包含了若干个卷积层和池化层来进行信息的提取与整合，如图 2。现阶段，卷积神经网络也已经广泛应用于生物和医学的各个领域的研究中。

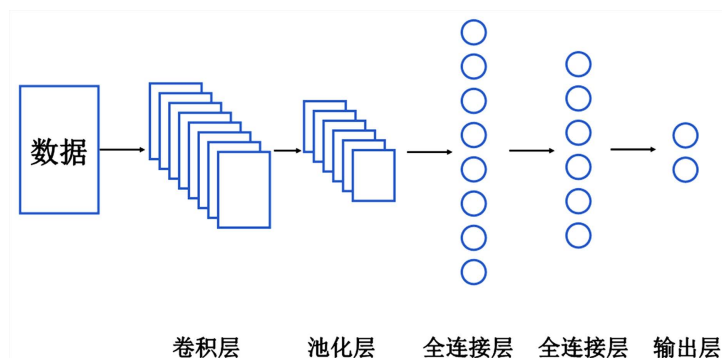


Figure 2. Schematic diagram of convolutional neural network structure

图 2. 卷积神经网络结构示意图

最早的卷积神经网络是 Kunihiko Fukushima 于 1980 年提出，该模型包含卷积层和池化层，与现在主流的卷积神经网络模型结果相同[16]。1989 年，图灵奖得主 Yann LeCun 提出了名为 LeNet-5 的卷积神经网络模型[17]，并用于识别手写数字与字符。这标志着卷积神经网络开始被广泛应用于图像识别领域。经过几十年的发展，机器学习领域的一个重要分支“深度学习(Deep Learning)”，由多伦多大学教授，图灵

奖得主 G. E. Hinton 于 2006 年提出来[18]。2016 年,以深度学习技术为基础的围棋程序“阿尔法狗(AlphaGo)”击败人类围棋世界冠军李世石,使得深度学习技术获得前所未有的关注[19] [20]。近年来涌现出来越来越多的深度学习相关技术,如自编码器(Autoencoder) [21],变分自编码器(Variational Autoencoder) [22],卷积自编码器(Convolutional Autoencoder) [23]等,都可以用于高维数据的降维和特征空间的融合并取得了较好的效果,除此之外,还有生成对抗网络(Generative adversarial network) [24]和胶囊网络(Capsule Network) [25]等,生成对抗网络借助博弈论的思想,利用判别器和生成器对抗的形式来协同提升和进化,胶囊网络则引入了由多个神经元组成的胶囊结构,输入和输出均是向量,胶囊网络可以通过同时集成多个神经元的方式来有效弥补卷积神经网络的不足,并在图像识别等领域取得较好的效果。深度学习技术的应用领域已经十分广泛,包括生物医学[26] [27] [28]、计算机视觉[29] [30]和自然语言处理[31] [32]等领域,虽然深度学习相关技术取得了巨大的成功,但是其仍然存在着可解释性欠缺,小样本下表现弱等问题,未来亟需研究和解决。

3. 运动损伤预测

无论对于运动员还是普通人,运动损伤很常见,而且某些运动损伤会随着时间的推移而重复出现。在运动员的一生中,可能会遭受多种运动损伤,这些伤害可能会影响他们的职业生涯,并在身体、情感和财务方面对他们造成伤害。然而,这些重复的伤害不太可能在统计上是独立的,因此需要使用适合的统计和机器学习技术来分析与处理这些伤害相关数据,提取其中的统计规律,理清与伤害相关联的因素,构建预测模型,从而指导运动员的平时训练和比赛。运动技术的进步和人工智能模型的快速发展,使得基于机器学习和深度学习的智能预测系统广泛应用于运动损伤领域,已经引起了研究人员的极大关注。

运动损伤的发生是多种因素共同作用的结果,经研究发现大约有二十多项因素都会直接或者间接导致运动损伤,而且这些因素绝大多数都是定性数据,传统的线性回归方法无法准确的构建运动损伤风险与这些因素之间的数学模型,而基于神经网络的人工智能技术则能很好的处理这类问题。钟亚平等[33]利用基于径向基函数(RBF)的神经网络方法构建了田径运动损伤预警模型,在该研究中,总共选取了 23 种与运动损伤相关的因子,将这些因子划分为三大类,分别为内部致伤因子、外部致伤因子和诱发因子,通过专家问卷调查的方式检验了因子选择的合理性和有效性。对于不同的致伤因子,分别划分不同的风险等级,将数据输入 RBF 神经网络,选取高斯函数作为隐藏层的激活函数,在隐含层中总共设置了三个节点,最终通过输出层进行损伤风险等级的预测,通过梯度下降法训练神经网络模型,随机选取 17 个测试样本进行风险等级的预测,发现运动损伤分析预测的准确率达到 100%,明显优于线性模型,然而此方法所用的训练样本量较少,只有 100 多个样本,而且测试样本也较少,亟需在更大样本量的数据集上评估方法的有效性。该方法的输入变量是 23 维的特征数据,最后这些特征数据对运动损伤预测的贡献率无法评估,模型欠缺可解释性。

Song 等[34]利用卷积神经网络融合了多维度的生物医学数据,构建了运动损伤风险的评估和预测模型,在该模型中融合了血压、血液传感器数据、皮肤传感器数据和心跳、心率等医学数据,构建的卷积神经网络模型中包含了两个卷积层,两个池化层和一个全连接层,最后利用 SoftMax 函数进行分类结果的展示,结果显示该方法的预测准确性可以达到 95%以上。这个方法的优势在于融合大量的客观运动医学观测数据,没有加入主观判断因素在里面,而且在训练和预测模型中运用了大量的样本数据,增加了模型的预测和泛化能力。

4. 人体异常行为的检测

随着我国老龄化的加剧,截止 2019 年末,65 岁以上老人占社会总人口的比例达到了 12.6%,跌倒是

导致 65 周岁以上老人意外死亡的首要因素, 而随着年龄的增长, 老年人跌倒的比例越来越高, 同时所导致的风险也越来越大。有研究表明, 不同年龄的老年人跌倒的概率有较大差异, 75 岁以下的老年人跌倒的概率较小, 约为 20%, 75 岁以上的老年人跌倒的概率明显升高, 而 85 岁以上的老年人有一半以上发生过跌倒。

4.1. 基于机器学习的方法

通过佩戴在使用者身上的可穿戴设备进行人体运动数据的采集及分析, 进而进行跌倒的检测, 是一个常用的方法。现阶段, 检测人体跌倒的主要方法有阈值数值处理法[35] [36]和机器学习相关的方法[37] [38]。在阈值数值处理法中, 首先通过测量人体的加速度和角速度数据, 获得相应的组合特征量, 当人体的运动特征超过阈值时, 就可判定为跌倒或者类似跌倒。随着训练数据的增多以及机器学习方法的广泛应用, 多种机器学习方法被广泛应用于跌倒检测的研究中, 例如支持向量机(SVM) [39] [40], 随机森林(Random Forest) [41], 隐马氏模型(HMM) [42] [43]等。裴利然等[39]利用加速度计和角速度计获得人体运动的加速度和角速度数据, 综合提取了合加速度(SV):

$$SV = \sqrt{A_x^2 + A_y^2 + A_z^2},$$

其中, A_x , A_y 和 A_z 是加速度计在 X , Y , Z 三个坐标轴上的输出。

运动合加速度(SVD):

$$SVD = \sqrt{(A'_x)^2 + (A'_y)^2 + (A'_z)^2},$$

其中, A'_x , A'_y 和 A'_z 由原始加速度 A_x , A_y 和 A_z 经过高通滤波器滤波得到。

身体垂直方向的加速度分量(BVA):

$$BVA = (SVA^2 + SVD^2 - 1)/2,$$

滑动窗 BVA 变化量 K :

$$K_i = |BVA_i - BVA_{i-1}|, i = 1, 2, \dots, N,$$

滑动窗姿态角变化量 M :

$$M_i = |pitch_i - pitch_{i-w}| + |roll_i - roll_{i-w}|, i = 1, 2, \dots, N,$$

以上五个特征用于构建 SVM 预测模型预测跌倒状态, 在模型构建中选取 RBF 函数作为核函数, 预报准确率可以达到 97%以上。

白勇等[40]利用放置于人体腰部的手机采集人体运动行为的加速度数据, 将加速度数据分解为向前 x 轴, 侧向 y 轴以及垂直方向 z 轴三个方向上的加速度, 针对收集得到的时间序列数据, 采取滑动窗口进行特征提取, 综合获得了加速度平均值、加速度均方根、加速度标准差、加速度标幅值、加速度相关性、加速度斜率、加速度平均绝对偏差、三轴合加速度、过均值点个数和加速度能量等 10 个指标, 共计可以提取 24 个特征, 其特征向量可以表示为

$$F_i = \{M_x, M_y, M_z, cor_x, cor_y, cor_z, \dots, SMV\},$$

然后利用奇异值分解的方法进行特征降维与重构, 利用 SVM 分类器检测跌倒行为, 该方法的平均识别率可以达到 98.6%。

4.2. 基于隐马氏模型的方法

曹荟强等[42]提出了基于隐马氏模型(HMM)的跌倒预测方法, 该方法提取了人体跌倒的加速度信号

序列, 截取 $T = 0.5$ s 的数据, 此时间长度与跌倒的时间长度一致, 该模型的具体构建如下:

- 1) HMM 模型包含三个隐状态, 分别为平衡、失重和跌倒, 隐状态集合记为 $S = \{s_1, s_2, s_3\}$;
- 2) 观测序列数 $N = 5$, 记为 $V = \{v_i, i = 1, 2, \dots, 5\}$;
- 3) 状态转移概率为 $P = [P_{ij}]_{i,j=1,2,3}$, 其中 $P_{ij} = P(q_{t+1} = s_j | q_t = s_i)$, q_t 表示时刻 t 的隐状态;
- 4) 观测状态的概率分布为 $B = [B_{ij}]_{i=1,2,3; j=1,2,\dots,5}$, 其中 $B_{ij} = P(O_t = j | q_t = i)$, O_t 表示时刻 t 的观测状态;
- 5) 初始状态概率分布为 $\pi = \{\pi_1, \pi_2, \pi_3\}$ 。

最后利用 Baum-Welch 算法进行模型的训练, 在测试集上显示该方法的跌倒检测准确率为 98.2%, 同时灵敏度和特异性分别为 91.3% 和 99.6%。

4.3. 基于神经网络的方法

除了以上基于机器学习的检测方法以外, 神经网络相关方法也应用于跌倒状态的检测中[44] [45]。刘勃等[44]提出了基于径向基函数(RBF)神经网络的跌倒检测算法, RBF 神经网络是一种三层前馈神经网络, 包含有输入层、隐藏层和输出层, 层与层之间采用 RBF 函数作为激活函数。该方法利用放置在人体腰部的三轴加速度传感器来采集人体的运动数据, 综合提取了加速度均值、标准差、极大值与极小值幅度差等四个指标, 输入采用 RBF 作为隐藏层激活函数的三层神经网络中。隐藏层的节点数影响神经网络模型的复杂度和泛化能力, 如果隐含层节点数过多, 会使模型变得复杂, 训练计算量增加, 同时可能产生过拟合的现象; 如果隐含层节点数过少, 会使模型变得简单, 可解释性变差, 描述能力不足, 因此选择隐藏层合适的节点数是构造模型的一个关键问题, 该方法通过尝试, 最终在隐含层选取了 280 个节点。利用该方法进行日常行为和跌倒动作的识别, 最终获得的平均准确率可以达到 98.1%, 灵敏度达到 97.5%, 特异性达到 98.5%。然而该方法构建的模型可移植性还需要验证, 面对其他数据或者是更大的数据量时, 该模型的结构是否还能达到较好的效果还有待验证。

王晓雷等[45]同样基于 RBF 神经网络, 构建了跌倒检测的算法, 该方法利用惯性测量单元传感器 MPU9250 来采集人体的运动数据, 用于测定人体的加速度变化及运动角速度, 将测得的数据直接输入三层 RBF 神经网络进行训练, 选取了行走、跑步、上下楼梯、前跌和侧跌五种类型的运动数据样本进行训练, 设置的隐藏层含有 300 个神经元, 迭代次数为 20 次, 最后进行人体动作的分类识别, 结果显示该方法非跌倒的动作识别准确率为 74%、92%、95%, 跌倒动作检测的正确率可以达到 100% 和 89%。

5. 竞技体育中的应用

竞技体育中运动员的成绩与其身体素质, 训练水平和技术特点等存在明确的函数映射关系[46] [47], 通过建立运动员成绩与素质训练关系的预测模型, 可以实现运动员成绩的准确预测, 可以为运动员制定个性化的训练方案提供理论依据。最初的预测方法主要基于多元线性回归或者灰色分析的方法, 该类方法存在预测准确性低, 收敛速度慢等特点, 预测效果不佳。后来随着神经网络技术的发展, 越来越多的研究利用神经网络来进行运动员成绩的预测, 此类研究包括多个项目, 如短跑[48], 乒乓球[49]和铅球[47]等。

陈海英等[48]基于 BP 神经网络, 进行了人体 100 m 短跑运动能力的预测。在该研究中, 综合 30 名 12 至 17 岁少年男性运动员的各项测试指标及 100 m 跑的专项运动成绩构建了 BP 神经网络预测模型。在该方法中, 选取了身体形态、生理机能、心理素质、运动素质和教练员评定等五大类共计 14 个指标, 构建了三层神经网络模型, 其中输入层有 14 个神经元, 输出层 1 个神经元, 隐藏层有 7 个神经元。选取 24 个样本进行模型训练, 6 个样本进行测试, 最后结果显示预测运动成绩与实际运动成绩吻合较好。然

而此方法存在的问题是用于训练和测试的样本较少, 还有待在更大的样本上评估方法的有效性。宋爱玲等[50]同样利用 BP 神经网络构建了高水平女子 100 m 栏的成绩预测模型, 在该研究中, 共选取了 7 个素质训练水平指标, 网络的输入层包含 7 个节点, 输出层包含 1 个节点, 隐藏层包含 20 个节点, 最后的预测结果显示误差大约在 0.01 s 量级, 该模型具有较好的预测效果。

肖毅等[49]基于 BP 神经网络构建了乒乓球比赛获胜的诊断模型。在该研究中, 综合选取了 15 个与比赛获胜密切相关的技战术指标, 包括: 发球使用率、发球得分率、发球失误率、接发球使用率等, 使用这些指标, 构建了三层 BP 神经网络模型, 其中输入层包含 15 个神经元, 输出层包含 1 个神经元, 隐藏层包含 31 个神经元, 连接输入层和隐藏层之间的激活函数选取了 S 型函数 $\text{tansig}(n)$, 连接隐藏层和输出层之间的激活函数选取了线性函数 $\text{pureline}(n)$ 。该研究选取了 80 场世界优秀男子乒乓球运动员的比赛进行分析, 其中 70 场作为训练集, 10 场作为测试集验证模型的有效性, 最后结果显示 10 场比赛的得胜率预测值与实际值之间的误差较小, 平均误差是 0.0016, 该模型具有较好的预测效果。

钟武等[51]同样利用 BP 神经网络构建铅球运动员专项成绩的预测模型。在该研究中, 选取了 4 kg 前抛、4 kg 后抛、4 kg 原地、立定跳远、抓举等 12 项素质训练指标用于构建三层 BP 神经网络预测模型, 其中输入层包含 12 个神经元, 输出层包含 1 个神经元, 隐藏层包含 20 个神经元, 各个神经元之间的传递函数设置为线性函数。该研究选取了某位运动员 1990 年~1993 年的素质训练和专项成绩作为训练样本, 选取了 1994 年和 1995 年的成绩作为测试本来进行模型预测效果的评估, 最后结果显示该模型的预测平均误差大约在 0.4 m 左右, 说明该模型具有较好的预测效果。

然而, 以上方法主要存在的问题有, 一是几个模型所用的训练和测试数据都很少, 需要在更大和更异质的样本上测试和评估模型的有效性和泛化能力; 二是所用模型都比较简单, 均是三层 BP 神经网络, 如果未来有了更多的运动员素质训练和竞技数据, 可以考虑运用更复杂的神经网络模型来预测。

6. 运动健康的预测

随着社会的发展, 人们的工作和生活节奏逐渐加快, 这些都对人体的健康产生了影响, 有调查发现中国成人体质指数呈下降趋势[52], 而运动是保持人体健康的有效方式, 但是合理合适的运动对人体健康也至关重要。利用用户自身状态及收集的运动数据, 进行智能分析并提出合理建议, 已成为智能运动健康领域的一个新方向。马蕾[53]利用卷积神经网络构建了运动员健康状态的预测模型, 该方法利用心音采集装置收集心率数据, 在心音信号分析中, 使用希尔伯特(Hilbert)变换进行信号的提取:

$$H(x(t)) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x(\tau)}{t-\tau} d\tau = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x(t-\tau)}{\tau} d\tau = x(t) \times \frac{1}{\pi t},$$

针对提取的信号, 该方法构建了包含两个通道的卷积神经网络模型, 其中每个通道包含 3 个卷积层, 1 个池化层以及最后的全连接层, 通过收集心率数据, 进行了运动员健康状态的预测, 预测精度可以达到 94.12%。

刘秀玲等[54]利用修正的 BP 神经网络模型构建了人体健康状态实时评价的预测模型, 在该方法中主要融合了血压、脉搏、心率和血氧等数据, 通过时间校准同步化并进行特征值合并, 在数据输入神经网络之前, 引入了模糊化层, 选择了较高(快), 正常、较低(慢)三种模糊语言变量来描述生理指标特征, 通过分析各个生理指标的分布特点, 确定相应隶属度函数, 确定相应隶属度函数, BP 神经网络的输入层包含 4 个节点, 采用隶属度函数值作为输入, 传递函数为 tansig 函数:

$$O2 = \text{tansig}(I2) = \frac{1}{1 + \exp(-2 \times I2)} - 1,$$

隐藏层包含 9 个节点, 其传递函数为 S 型函数 logsig :

$$O3 = \text{logsig}(I3) = \frac{1}{1 + \exp(-I3)},$$

输出层包含 1 个节点, 表征当前的运动量, 传递函数同样选取为 tansig 函数, 最后的结果显示模型精度可以达到判断的标准。

人工智能技术与大数据、云计算等手段结合在一起, 可以对人群体质进行有效的监测与预测评估, 通过可穿戴设备可以将众多数据进行实时上传, 将心率、时间、血压、步数等指标进行云端分析评估, 建了人群的健康档案, 并对人群的健康状态进行评估预测[55], 将此项技术应用于学生群里, 可以有效监控学生的体质状态, 有效减少老师的工作量, 并且可以促进老师对学生运动健康进行更多个性化的建议和指导。

7. 结论与展望

本文综合分析了国内外人工智能方法在运动健康领域的研究进展, 主要从运动损伤预测、人体异常行为的检测、经济体育中的应用及运动健康预测等方面系统总结了人工智能和机器学习相关方法的应用进展。随着新技术新方法的不断应用以及运动健康相关数据量的增加, 人工智能相关方法会越来越地应用于运动健康各个领域, 并促进对人体运动健康的理解, 同时可以为运动员制定个性化的训练计划提供理论依据。

针对现阶段的相关研究进展, 本文在如下几个方面给出了展望:

1) 模型的泛化能力有待进一步验证。预测模型的泛化能力是指该方法学习到的模型对未知数据的预测能力[56] [57], 是预测模型最本质的重要形式, 之前研究构建的预测模型都是针对一组数据内部进行模型构建及预测评估, 对于其他来源的数据, 这些模型构建的方法是否有效需要做进一步的验证和研究。

2) 针对新技术的预测模型和方法亟待构建。现阶段, 越来越多的新技术被应用于运动健康领域, 例如各式各样的可穿戴设备, 如运动手表、智能手环、智能服饰、胸带式心率检测器等[58] [59] [60], 这些新技术的应用大大提高了运动健康数据的获取能力, 然而每种技术产生的数据类型和特性都是不同的, 如何针对不同技术的特点构建特异性的预测模型, 需要未来进行进一步的研究。

3) 人工智能新方法在运动健康领域的进一步应用。运动健康领域之前的研究主要是利用 BP 神经网络来构建预测模型, 然而随着人工智能方法的发展, 越来越多的新方法被提出, 如卷积神经网络[61]、循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN) [62] [63], 长短期记忆模型(Long Short Term Memory, LSTM) [64] [65]等, 这些新方法还没有在运动健康领域进行广泛应用。之前的研究主要是针对静态数据, 也就是这些数据没有时间上的变化规律, 然而随着各种新设备的应用, 如运动手表、智能手环等, 这些设备都会产生一组动态数据, 也就是随着时间变化的数据, 而针对这类数据的相关研究还没有, RNN 和 LSTM 等模型主要是针对动态数据来进行模型构建的, 相信随着新方法的应用, 会进一步提高模型的适用范围和预测能力。

基金项目

本文受到国家重点研发计划(2021YFC2009201)的资助。

参考文献

- [1] 谷松. 体育运动促进青少年心理健康素质发展的心理机制[J]. 吉林体育学院学报, 2020, 36(2): 16-24.
- [2] 马爱民, 颜军, 傅建, 何勇, 龚江泳. 体育锻炼促进心理健康的心理机制研究[J]. 唐山师范学院学报, 2018, 40(6): 103-108.
- [3] 马伟龙. 运动促进人体健康的生理机制研究综述: 基于 BDNF 的视角[J]. 体育科技文献通报, 2021, 29(7):

188-190.

- [4] 麻晓鸽, 崔丽萍, 陈叶坪. 健康教育与有氧运动对女大学生亚健康生理生化因子的影响[C]//中国健康教育与健康促进大会. 中国生理学会第十届全国生理学教学研讨会论文集. 2012: 395-398.
- [5] 张丽军. 大数据时代运动健康教育模块化体系的建构[J]. 体育成人教育学报, 2021, 37(4): 51-58.
- [6] 李扬, 秦磊, 谢邦昌. 中国人的运动健康大数据[J]. 中国统计, 2017(7): 14-15.
- [7] 孟现录, 兰李淋. 基于大数据背景的学生体质健康信息管理研究[J]. 运动-休闲: 大众体育, 2022(20): 3.
- [8] 李芳霞. 浅谈关于大数据在运动及健康领域的应用研究[J]. 百科论坛电子杂志, 2020(11): 922-923.
- [9] 田子彬. 大数据背景下国民体质健康监测促进民众健身机理研究[J]. 当代体育科技, 2021, 11(36): 215-217.
- [10] McCulloch, W.S. and Pitts, W. (1943) A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity. *The Bulletin of Mathematical Biophysics*, **5**, 115-133. <https://doi.org/10.1007/BF02478259>
- [11] Rosenblatt, F. (1958) The Perceptron: A Probabilistic Model for Information Storage and Organization in the Brain. *Psychological Review*, **65**, 386-408. <https://doi.org/10.1037/h0042519>
- [12] Werbos, P. (1974) Beyond Regression: New Tools for Prediction and Analysis in the Behavioral Sciences. Ph.D. Thesis, Committee on Applied Mathematics, Harvard University, Cambridge.
- [13] Wang, T., Wen, C.-K., Wang, H., Gao, F., Jiang, T. and Jin, S. (2017) Deep Learning for Wireless Physical Layer: Opportunities and Challenges. *China Communications*, **14**, 92-111. <https://doi.org/10.1109/CC.2017.8233654>
- [14] 卢宏涛, 张秦川. 深度卷积神经网络在计算机视觉中的应用研究综述[J]. 数据采集与处理, 2016, 31(1): 1-17.
- [15] 周飞燕, 金林鹏, 董军. 卷积神经网络研究综述[J]. 计算机学报, 2017, 40(6): 1229-1251.
- [16] Fukushima, K. (1980) Neocognitron: A Self-Organizing Neural Network Model for a Mechanism of Pattern Recognition Unaffected by Shift in Position. *Biological Cybernetics*, **36**, 193-202. <https://doi.org/10.1007/BF00344251>
- [17] LeCun, Y., Bottou, L., Bengio, Y. and Haffner, P. (1998) Gradient-Based Learning Applied to Document Recognition. *Proceedings of the IEEE*, **86**, 2278-2324. <https://doi.org/10.1109/5.726791>
- [18] Hinton, G.E., Osindero, S. and Teh, Y.-W. (2006) A Fast Learning Algorithm for Deep Belief Nets. *Neural Computation*, **18**, 1527-1554. <https://doi.org/10.1162/neco.2006.18.7.1527>
- [19] Silver, D., Huang, A., Maddison, C.J., Guez, A., Sifre, L., Van Den Driessche, G., Schrittwieser, J., Antonoglou, I., Panneershelvam, V. and Lanctot, M. (2016) Mastering the Game of Go with Deep Neural Networks and Tree Search. *Nature*, **529**, 484-489. <https://doi.org/10.1038/nature16961>
- [20] Silver, D., Schrittwieser, J., Simonyan, K., Antonoglou, I., Huang, A., Guez, A., Hubert, T., Baker, L., Lai, M. and Bolton, A. (2017) Mastering the Game of Go without Human Knowledge. *Nature*, **550**, 354-359. <https://doi.org/10.1038/nature24270>
- [21] Bengio, Y., Courville, A. and Vincent, P. (2013) Representation Learning: A Review and New Perspectives. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **35**, 1798-1828. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2013.50>
- [22] Kingma, D.P. and Welling, M. (2013) Auto-Encoding Variational Bayes.
- [23] Seyfioglu, M.S., Özbayoğlu, A.M. and Gürbüz, S.Z. (2018) Deep Convolutional Autoencoder for Radar-Based Classification of Similar Aided and Unaided Human Activities. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, **54**, 1709-1723. <https://doi.org/10.1109/TAES.2018.2799758>
- [24] Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., Courville, A. and Bengio, Y. (2020) Generative Adversarial Networks. *Communications of the ACM*, **63**, 139-144. <https://doi.org/10.1145/3422622>
- [25] Yang, S., Lee, F., Miao, R., Cai, J., Chen, L., Yao, W., Kotani, K. and Chen, Q. (2020) RS-CapsNet: An Advanced Capsule Network. *IEEE Access*, **8**, 85007-85018. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2992655>
- [26] Baek, J., Lee, B., Kwon, S. and Yoon, S. (2018) LncRNA-net: Long Non-Coding RNA Identification Using Deep Learning. *Bioinformatics*, **34**, 3889-3897. <https://doi.org/10.1093/bioinformatics/bty418>
- [27] He, Y., Shen, Z., Zhang, Q., Wang, S. and Huang, D.-S. (2021) A Survey on Deep Learning in DNA/RNA Motif Mining. *Briefings in Bioinformatics*, **22**, bbaa229. <https://doi.org/10.1093/bib/bbaa229>
- [28] Ren, J., Song, K., Deng, C., Ahlgren, N.A., Fuhrman, J.A., Li, Y., Xie, X., Poplin, R. and Sun, F. (2020) Identifying Viruses from Metagenomic Data Using Deep Learning. *Quantitative Biology*, **8**, 64-77. <https://doi.org/10.1007/s40484-019-0187-4>
- [29] Jiang, D., Sun, B., Su, S.J., et al. (2020) Feature Fusion Methods in Deep-Learning Generic Object Detection: A Survey. 2020 *IEEE 9th Joint International Information Technology and Artificial Intelligence Conference (ITAIC)*, Chongqing, 11-13 December 2020, 431-437. <https://doi.org/10.1109/ITAIC49862.2020.9338904>
- [30] Simonyan, K. and Zisserman, A. (2014) Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition.

- [31] 张宾, 武斌, 周晶, 李慧超, 王帅. 探究人工智能时代背景下自然语言处理技术的发展应用[J]. 科技风, 2020(23): 84.
- [32] Yang, Z., Dai, Z., Yang, Y., Carbonell, J., Salakhutdinov, R.R. and Le, Q.V. (2019) Xlnet: Generalized Autoregressive Pretraining for Language Understanding. *Proceedings of the 33rd International Conference on Neural Information Processing Systems*, Vancouver, 8-14 December 2019, 5753-5763.
- [33] 钟亚平, 刘鹏. 基于 RBF 神经网络算法的田径运动损伤预警模型研究[J]. 计算机应用与软件, 2014, 31(6): 48-51.
- [34] Song, H. and Montenegro-Marin, C.E. (2021) 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>
- [35] 陈吉鑫. 基于 MEMS 惯性传感器的可穿戴式跌倒检测系统研究[D]: [硕士学位论文]. 成都: 西南交通大学, 2018.
- [36] Bagala, F., Becker, C., Cappello, A., Chiari, L., Aminian, K., Hausdorff, J.M., Zijlstra, W. and Klenk, J. (2012) Evaluation of Accelerometer-Based Fall Detection Algorithms on Real-World Falls. *PLOS ONE*, **7**, e37062. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0037062>
- [37] Aziz, O., Musngi, M., Park, E.J., Mori, G. and Robinovitch, S.N. (2017) A Comparison of Accuracy of Fall Detection Algorithms (Threshold-Based vs. Machine Learning) Using Waist-Mounted Tri-Axial Accelerometer Signals from a Comprehensive Set of Falls and Non-Fall Trials. *Medical & Biological Engineering & Computing*, **55**, 45-55. <https://doi.org/10.1007/s11517-016-1504-y>
- [38] 袁国良, 樊肖爽. 机器学习辅助 IMU 人体跌倒状态识别[J]. 单片机与嵌入式系统应用, 2018, 18(6): 25-28, 41.
- [39] 裴利然, 姜萍萍, 颜国正. 基于支持向量机的跌倒检测算法研究[J]. 光学精密工程, 2017, 25(1): 182-187.
- [40] 白勇, 孙晓雯, 秦防, 孙子文. 基于 SVD 特征降维和支持向量机的跌倒检测算法[J]. 计算机应用与软件, 2017, 34(1): 247-251.
- [41] 马娟娟, 潘泉, 梁彦, 胡劲文, 赵春晖, 王华夏. 基于深度优先随机森林分类器的目标检测[J]. 中国惯性技术学报, 2018, 26(4): 518-523.
- [42] 曹荟强, 林仲志, 吴水才. 基于隐马尔可夫模型的老年人跌倒行为检测方法研究[J]. 中国生物医学工程学报, 2017, 36(2): 165-171.
- [43] 刘鹤飞. 隐马尔可夫多元线性回归模型及其贝叶斯估计[J]. 统计与决策, 2019(6): 21-24.
- [44] 刘勃, 孔韦韦, 肖家钦, 王明伟. 基于 RBF 神经网络的跌倒检测算法[J]. 计算机技术与发展, 2022, 32(6): 167-172, 178.
- [45] 王晓雷, 李栋豪, 郑晓婉, 娄泰山, 丁国强, 焦玉召, 赵红梅. 基于 RBF 神经网络的跌倒检测算法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(11): 185-191.
- [46] 张正红, 刘志兰. 刘翔分段成绩与专项成绩的灰色关联综合分析及模式化训练途径[J]. 武汉体育学院学报, 2008, 42(4): 90-92.
- [47] 赵永寿. 关于构建铅球运动员成绩的人工神经网络预测模型的研究[J]. 北京体育大学学报, 2006, 29(4): 486-488.
- [48] 陈海英, 郭巧, 徐力. 基于神经网络的人体 100 m 跑运动能力综合评价[J]. 中国体育科技, 2003, 39(2): 1-3.
- [49] 肖毅, 张辉. 中国乒乓球队奥运攻关研究报告——基于人工神经网络的乒乓球比赛诊断模型研究[J]. 体育科研, 2008, 29(6): 19-22.
- [50] 宋爱玲, 刘静, 李征, 陈锴. 基于 BP 神经网络的高水平女子 100 m 栏专项成绩预测模型[J]. 首都体育学院学报, 2012, 24(3): 265-267.
- [51] 钟武, 唐岳年. 铅球运动员专项成绩的神经网络预测模型的构建[J]. 西安体育学院学报, 2005, 22(3): 78-81.
- [52] 刘爱东, 张兵, 王惠君, 赵丽云, 苏畅, 于冬梅, 翟凤英. 1997-2009 年中国九省区成人体质指数分布及变化趋势研究[J]. 中国健康教育, 2011, 27(3): 167-170.
- [53] 马蕾. 基于心律特征提取和卷积神经网络的运动健康分析算法[J]. 系统仿真技术, 2021, 17(4): 265-269.
- [54] 刘秀玲, 杨国杰, 王洪瑞, 杜欢平, 郭磊. 动态生理信息融合在人体健康评价系统的应用[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(16): 226-228.
- [55] 罗潇. 人工智能对增强学生体质健康的促进作用[J]. 新体育·运动与科技, 2021(5): 30-34.
- [56] 曲东才. 增强神经网络辨识模型泛化能力的研究[J]. 海军航空工程学院学报, 2007, 22(1): 109-113.
- [57] 武妍, 张立明. 神经网络的泛化能力与结构优化算法研究[J]. 计算机应用研究, 2002, 19(6): 21-25, 84.
- [58] 黎浩, 张良, 李筱焯, 刘思雨, 王婧琪, 张雯. 基于物联网技术的团队运动体能检测评估系统的设计与实现[J].

网络安全技术与应用, 2021(3): 44-46.

- [59] 封顺天. 可穿戴设备发展现状及趋势[J]. 信息通信技术, 2014, 8(3): 52-57.
- [60] 温煦, 袁冰, 李华, 周厚栋. 论智能可穿戴设备在我国体力活动大数据分析中的应用[J]. 中国体育科技, 2017, 53(2): 80-87.
- [61] 李彦冬, 郝宗波, 雷航. 卷积神经网络研究综述[J]. 计算机应用, 2016, 36(9): 2508-2515.
- [62] 朱小燕, 王昱, 徐伟. 基于循环神经网络的语音识别模型[J]. 计算机学报, 2001, 24(2): 213-218.
- [63] 张华赢, 吴显, 游奕弘. 基于循环神经网络的配电网非线性负荷建模[J]. 电网与清洁能源, 2022, 38(2): 53-60.
- [64] 冯文刚. 基于深度长短记忆模型的民航安保事件分析[J]. 中国安全科学学报, 2021, 31(9): 1-7.
- [65] 李滨, 王靖德, 梁水莹, 韦昌福. 基于长短期记忆循环神经网络的 AGC 实时控制策略[J]. 电力自动化设备, 2022, 42(3): 128-134.