

自适应深度强化学习框架下的老年健康数据挖掘模型研究

刘佳欣 董文秀

安徽新华学院大数据与人工智能学院，安徽合肥，230088；

摘要：随着社会老龄化加剧，老年健康数据的高效挖掘与智能分析成为医疗领域的关键需求。本研究提出一种基于自适应深度强化学习的老年健康数据挖掘模型，通过整合多维健康监测数据，构建动态状态空间表征，有效解决传统方法在高维度、动态性数据中的特征提取难题。采用深度学习与强化学习有效结合，构建复合奖励机制使得模型在训练过程中进行自适应学习，从而动态调整参数，该模型较传统支持向量机与随机森林等模型在性能和稳定性方面展现出显著优势。

关键词：老年健康；深度强化学习；自适应机制；数据挖掘

DOI：10.69979/3041-0673.25.08.005

引言

当前，全球人口老龄化现象日益严重，联合国《世界人口展望 2022》指出，到 2050 年全球 65 岁以上人口将达 16 亿，占全球人口的 20%。人口老龄化引发的健康管理需求激增，传统健康数据挖掘方法受限于数据的高维度、非线性特征及动态变化，难以实现精准预测与个性化干预^[1]。单一深度学习（DL）擅长高维特征提取，但难以建模健康状态演变的动态决策过程。单一强化学习（RL）虽能优化时序决策，但其依赖人工设计的状态空间难以捕捉复杂的多模态健康关联。

现有研究多聚焦于单一模态数据挖掘，如生理参数或行为数据等，缺乏多源信息融合。部分研究尝试使用深度学习中卷积神经网络 CNN、循环神经网络 RNN 进行提取特征，但未能结合动态决策需求。传统机器学习算法如支持向量机 SVM、随机森林等在处理复杂的老年健康数据时存在诸多局限，对于高维数据往往难以有效降维，容易陷入“维度灾难”，导致计算复杂度高，模型训练时间长，且可能无法准确挖掘出高维数据中的关键信息^[2]。

自适应深度强化学习通过深度神经网络自动构建状态表征，并结合强化学习的动态策略优化机制，实现了对老年健康数据时序动态性、个体异质性与干预反馈链的协同建模^[3]。通过引入自适应机制可以自动调整学习策略和模型参数，可实现对环境的动态适应和高效学习。该框架在处理非平稳环境、复杂任务和实时决策方面具有优势，将其应用于老年健康数据挖掘，能更精准地从海量数据中提取有用信息，识别健康风险，实现疾

病早期预警，为老年人健康管理提供更有效的技术手段。这有助于减轻医疗资源压力，提高老年人健康管理水平，对促进老龄化社会健康发展具有重要意义。

1 深度强化学习模型概述

深度学习凭借神经网络强大的非线性拟合特性，具有很强的信息抽取能力。而强化学习的决策过程则是智能体与周围环境交互做出的马尔科夫决策过程。智能体在环境中通过采取行动，依据获得的奖励信号来调整策略，以实现长期回报最大化^[4]。将二者有机结合，深度强化学习利用深度神经网络近似表示策略或价值函数，能有效解决传统强化学习在处理高维输入时的难题。

本研究所采用的即是一种基于价值函数的自适应深度强化学习（Deep Q-Learning Network, DQN）模型，利用神经网络对 Q-Learning 中的值函数进行近似，并针对实际问题做出决策控制的方法。结合自适应机制，不停地调整学习率等超参数，使模型在不同阶段以不同速度学习。深度强化学习是一种探索试错过程，智能体 Agent 会与数据环境进行动态交互，每次从环境中获取实时环境状态，基于环境反馈动态不断地调整策略^[5]。通过多次的交互自适应学习，训练好的智能体可以在实时环境中做出最优的决策选择。自适应机制能够通过在线学习，不断更新模型参数，以适应环境的变化。通过采用经验回放和目标网络两大机制来提高模型的稳定性。

2 数据预处理与特征提取

2.1 数据清洗

剔除异常值，如明显超出正常生理范围的心率、血压等指标数据，以及不符合逻辑的数据。对于分类数据，如性别、生活方式等采用众数填充，并采用独热编码将其转换为 0 和 1 的数字编码，便于模型处理。不同来源的数据存在格式差异，出生日期以及测量日期统一转换为标准格式。对于连续型数据，如血糖、血压等，缺失值较少采用均值填充，缺失值较多则使用基于 K 近邻算法的填充方法预测缺失值。最后进行 Z-score 标准化处理，使数据分布在相同的量纲上，避免因量纲差异对模型训练造成影响。

2.2 特征提取

生理指标方面提取每日血压、心率、血糖等反映身体机能状况的特征。心理指标上，可利用情绪识别技术提取老年人的情绪状态特征，如快乐、悲伤、愤怒等。老年人行为数据选取每日运动步数、睡眠时长、社交活动频率。

3 自适应深度强化学习模型

将老年健康数据进行预处理后，对多维的各项指标数据进行特征融合，导入自适应深度强化学习模型进行训练并测试。选择综合性能较优的强化学习算法应用于老年健康数据挖掘模型，基于最优路线策略和需求进行最优奖励函数设计，搭建与智能体交互的环境平台，基于随机梯度下降算法对算法模型进行优化，待模型收敛后测试模型效果，最后输出奖励值最大的老年健康疾病健康评分数据，并给出相应预警信息。

模型的架构以深度神经网络为核心，结合强化学习机制进行设计。深度神经网络部分，采用多层感知器 (MLP) 结构。输入层接收经过预处理和特征提取的老年健康数据，数据维度与特征数量相匹配。在强化学习部分，智能体通过与环境的交互学习策略。环境由老年人的健康状况和外部环境构成，智能体根据当前的健康数据状态选择动作，发出不同程度的健康预警评分，给出相应的健康调整管理方案。自适应深度强化学习框架下的老年健康数据挖掘模型主要包括以下六个阶段：

(1) 初始化：初始化观测状态 S 、经验池大小、学习率、贪心策略中的概率和衰减系数等参数。对 Evaluate 神经网络和 Target 神经网络进行初始化，将参数 θ 和 θ' 指定为服从均值为 0，方差为 0.01 高斯分布。观测

状态由每日血压、心率、血糖、情绪、运动步数、睡眠时长以及社交活动频率列表组成。

(2) 动作选择：采用贪心策略选择百分制的健康评分。根据概率 ϵ 随机选择动作进行探索，或根据概率 $1 - \epsilon$ 从神经网络计算得到的结果中选择 Q 值最大的一个动作作为最优动作。

(3) 计算奖励值：根据原始健康数据给出对应的健康评分，计算模型训练后的评分与原始数据的方差，方差的值乘上训练系数作为奖励函数的负反馈。每个训练轮次的方差与上一个轮次的方差的差值乘上训练参数作为奖励函数的正反馈。根据奖励函数计算对应动作获得的奖励值，并获得下一组观测状态 S' 。如一旦所选动作评分与实际有偏差，智能体将受到惩罚，且惩罚数值受到偏差的大小影响。

(4) 数据存储：更新状态，令 $S = S'$ 。并将状态、动作执行后产生的下一个状态、对应的动作和对应的奖励信号存放到经验池中。设置经验池的目的是为了在训练时进行随机采样避免相关性问题。

(5) 更新网络：从经验池中随机选择 k 个小批量样本相关信息，将 k 个小样本的观测状态 S 输入到预测神经网络中输出得到对应状态所选择动作的 Q 值，记为 $Q(S, a, \theta)$ 。目标神经网络的 Q 值计算方式是基于贝尔曼方程，由公式 (1) 所示。

$$\text{Target}Q = r_j + \gamma \max Q(S', a', \theta') \quad (1)$$

其中 γ 为采用动作 a 之后未来将获得最大奖励的衰减系数， r_j 为第 j 个回合的奖励值， $\max Q(S', a', \theta')$ 为预测神经网络计算所得的最大 Q 值。

(6) 算法优化：根据 MSE 计算损失函数如公式 (2) 所示。基于小批量样本采用随机梯度下降算法 SGD 更新预测神经网络中的权重参数 θ ， α 为网络的学习率，由公式 (3) 所示。

$$L(\theta) = E \left[(\text{Target}Q - Q(s, a, \theta))^2 \right] \quad (2)$$

$$Q^*(s, a) \leftarrow Q(s, a) + \alpha (\text{Target}Q - Q(s, a)) \quad (3)$$

4 实验分析

智能体与周边行驶环境进行动态交互的过程中，不断探索学习致力于获取得到最大的奖励分。如图 2.2 为模型在自适应训练学习过程中获得的奖励值变化曲线，同时也反映了系统模型的稳定程度。

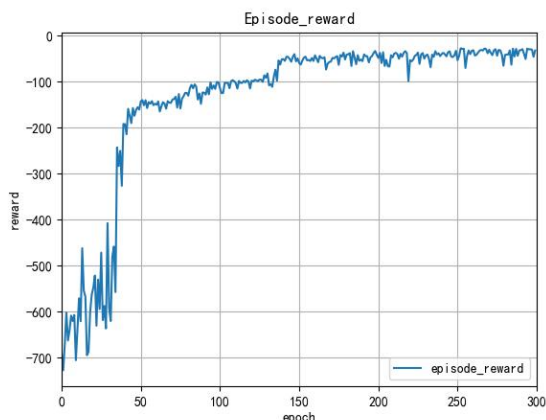


图 2.2 模型的奖励值图

当准确率和召回率都较高时，F1 分数也会较高，表明模型在整体性能上表现良好。图 2.3 展示不同算法在老年健康评分预警任务中的表现：自适应 DQN 的 F1 分数达 0.89，显著高于支持向量机 SVM（0.75）和随机森林（0.82）模型。

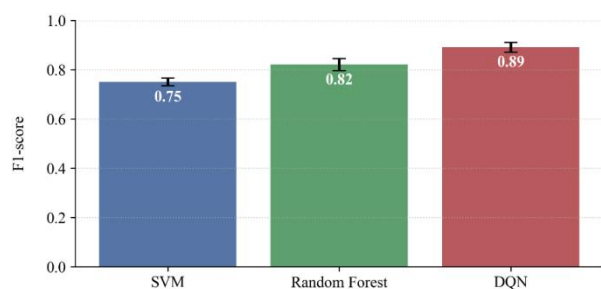


图 2.3 F1 分数对比图

5 结语

本研究提出了一种自适应深度强化学习框架应用于老年健康数据的挖掘分析，通过动态特征融合与自适应机制，有效应对了老年健康数据的高维度、稀疏性及动态性挑战。模型创新性地将深度特征融合与强化决策优化耦合，实现了多模态健康指标的跨域关联建模（F1-score 达 0.89），较传统 SVM 和随机森林有了显著提升。强化学习的奖励值通过训练轮次的增加不断提升，而后趋于稳定，体现了模型的稳定性。该模型不仅为老龄化社会的主动健康管理提供了可扩展的技术路径，也

为智慧医疗从“疾病中心”向“健康中心”的范式转型注入新动能。通过老年健康数据的挖掘，为老年人提供更便捷、更精准的健康管理服务。

未来研究将融合非结构化文本数据构建多尺度老年健康画像，开发轻量化边缘计算模型以适配社区医疗终端的低算力需求，同时引入因果推理机制增强干预策略的科学性，最终推动“监测-预警-干预”全周期健康管理闭环实现。

参考文献

- [1]方馨,秦子健,高新平,等.基于多智能体深度强化学习的智慧医疗网络计算卸载方法[J].移动通信,2024,48(06):86-90.
- [2]陈松景,吴思竹.基于深度强化学习的老年肺癌发病高危人群干预效果预测分析方法[J].中华医学图书情报杂志,2021,30(08):15-19.
- [3]张嘉琪.基于深度强化学习的老年健康数据挖掘及应用研究[D].太原:太原理工大学,2021.
- [4]王越.基于深度学习和人体生理数据的智能健康监测研究[D].贵州:贵州大学,2022.
- [5]Jiixin Liu, Hua-min Chen, Shuopeng Li, Shaofu Lin. Adaptive and Energy-Saving Smart Lighting Control Based on Deep Q-Network Algorithm[C]//2021 6th International Conference on Control, Robotics and Cybernetics (CRC). IEEE, 2021: 207-211.

作者简介：刘佳欣（1997），女，汉，安徽安庆，安徽新华学院，教师/助教，（北京工业大学硕士研究生），研究方向：深度强化学习/数据挖掘/软件设计。

董文秀（2004），女，研究方向：软件工程/数据挖掘。本文得到安徽省高等学校科学研究项目：基于多维生理大数据的老年健康监测研究（No. 2024zr015）；安徽省大学生创新训练计划项目：基于物联网技术的智能晾衣架研究与实现（No. S202412216187）资助。