

上肢康复训练智能决策支持系统研究进展

马琪琪^{1,2}, 郑金钰^{1,2}, 贺婉莹^{1,2}, 李素姣^{1,2}, 倪伟^{1,2}, 喻洪流^{1,2*}

¹上海理工大学康复工程与技术研究所, 上海

²上海康复器械工程技术研究中心, 上海

收稿日期: 2022年11月30日; 录用日期: 2022年12月9日; 发布日期: 2022年12月28日

摘要

据统计80%的脑卒中运动功能障碍患者患有上肢功能障碍, 由于上肢承担了许多精细活动, 故其功能恢复难度大。上肢康复训练周期长, 很大程度上依赖于治疗师自身的主观经验, 而现有用于训练的康复机器人普遍智能性不足, 导致其临床效果欠佳。为了减轻治疗师和患者的负担, 实现上肢康复训练智能化, 智能决策系统成为了康复领域的研究热点之一。该文对近年来上肢康复训练智能决策系统的研究进行了综述, 重点对系统知识库构建、特征处理、决策模型搭建方法的优缺点和应用场景进行了分析总结, 最后对当前智能决策系统存在的问题和未来发展的趋势展开讨论, 以期对相关领域学者提供一定的参考。

关键词

康复机器人, 运动功能障碍, 决策支持系统, 智能处方, 专家系统

Research Progress on Intelligent Decision-Making Support System for Upper Limb Rehabilitation Training

Qiqi Ma^{1,2}, Jinyu Zheng^{1,2}, Wanying He^{1,2}, Sujiao Li^{1,2}, Wei Ni^{1,2}, Hongliu Yu^{1,2*}

¹Institute of Rehabilitation Engineering and Technology, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai

²Shanghai Engineering Research Center of Assistive Devices, Shanghai

Received: Nov. 30th, 2022; accepted: Dec. 9th, 2022; published: Dec. 28th, 2022

Abstract

According to statistics, 80% of stroke patients with motor dysfunction suffer from upper limb

*通讯作者。

文章引用: 马琪琪, 郑金钰, 贺婉莹, 李素姣, 倪伟, 喻洪流. 上肢康复训练智能决策支持系统研究进展[J]. 软件工程与应用, 2022, 11(6): 1357-1367. DOI: 10.12677/sea.2022.116139

dysfunction. Because the upper limb undertakes many fine activities, it is difficult to recover its function. The period of upper limb rehabilitation training is long, which largely depends on the subjective experience of therapists. However, the existing rehabilitation robots used for training is generally lack of intelligence, which leads to poor clinical effect. In order to reduce the burden on therapists and patients and realize the intelligence of upper limb rehabilitation training, an intelligent decision-making support system has become one of the research hotspots in medical rehabilitation. In this paper, research on intelligent decision-making support system for upper limb rehabilitation training in recent years is reviewed, focusing on the advantages, disadvantages and application range of methods used in knowledge base building, feature processing and model building. Finally, current challenges and future development trends are discussed. It is expected that this paper can provide a reference for researchers in related fields.

Keywords

Rehabilitation Robot, Motor Dysfunction, Decision-Making Support System, Intelligent Prescription, Expert System

Copyright © 2022 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

脑卒中又称“中风”，是由于脑血管破裂或堵塞而引起脑损伤的急性脑血管疾病，具有高发性、高致残性、高死亡率、高复发性的特点。每年我国有至少 200 万人被确诊为脑卒中，至少一百五十万人直接或间接死于脑卒中相关疾病[1]。自 2010 年以来，脑卒中已经成为中国致死致残率最高的疾病[2]，由脑卒中等原因造成的运动障碍患者人数也迅速增长，据统计 55%~75%的脑卒中患者最终会遗留运动功能障碍[3]，其中 80%患有上肢功能障碍[4]。上肢功能丧失会导致生活能力降低、劳动力缺失，给家庭经济带来了极大的负担，而且由于其承担了许多精细活动，故恢复难度大[5]。研究表明，康复治疗介入的越早，上肢功能恢复的越快，所以脑卒中患者应尽早进行康复治疗[6] [7]。康复训练是治疗脑卒中引起的运动功能障碍的主要手段，而有效的康复训练处方决策对提高脑卒中患者的运动功能具有重要作用[8]。

传统的上肢康复训练决策主要根据患者的临床表现、临床量表评估和治疗师知识经验，这导致了治疗效果很大程度上依赖于治疗师的水平，且决策过程不够客观化、定量化和精确化。另外，人工决策无法对以往遇到的历史病例进行梳理和分析，可能会导致遗漏一些隐含信息，造成对病例数据极大的医疗资源浪费。现有的脑卒中上肢康复训练过程主要是由治疗师人工进行康复指导和辅助训练[9]。由于上肢功能障碍病程周期长，需要长时间的康复治疗，这导致了人力消耗大、训练效率低的问题[10]。智能康复技术的出现在一定程度上替治疗师分担了压力，但是现有的康复机器人普遍智能性不足，导致其临床效果欠佳，在医院中的利用率不高[11]。若能够利用计算机技术将海量的医学知识和病例数据整合在一起，并通过人工智能算法从中挖掘出隐含的信息，那么就能将医疗信息充分的利用起来，实现个体化精准医疗，也能减轻治疗师和患者的负担。

本文旨在综述近年来上肢康复训练智能决策系统的研究进展，对典型的智能决策系统研究进行了系统性总结，其研究范围包括但不仅限于上肢，经分析可知上下肢的系统搭建方法具有一致性，因此本文对肢体康复智能决策具有普遍意义。本文重点从知识库构建、特征处理、决策模型搭建的角度阐述了常用方法的原理和应用，对其优缺点和应用场景进行了分析总结，最后对当前智能决策系统存在的问题和

未来发展的趋势展开讨论, 希望能够让相关领域学者更加系统地了解目前上肢康复训练智能决策系统的研究进展和发展趋势。

2. 上肢康复训练智能决策系统研究进展

本文对关于上肢康复训练智能决策系统的文献进行了全面的检索, 对系统的应用场景、主要构成与关键参数进行了系统性的分析和总结, 如表 1 所示。

Table 1. Comparison table of construction parameters of upper limb rehabilitation training intelligent decision-making support system

表 1. 上肢康复训练智能决策系统构建参数对照表

文献	应用场景	受试者人数	知识库内容	特征处理方法	决策模型搭建方法	输出参数
文献[12]	辅助治疗师决策	8	CVA、MMAS 量表	产生式规则	RBR	训练方案
文献[13]	康复机器人(离线)	2	症状、Brunnstrom 量表	产生式、主观贝叶斯	RBR	患者当前所处康复阶段
文献[14]	康复机器人(在线)	2	肌张力、肌力、PROM	产生式规则	RBR	机器人运动速度、力度、模式
文献[15]	康复机器人(离线)	100	患者信息、Fugl-Meyer 量表	面向对象	CBR (K 最近邻)	机器人运动角度
文献[16]	康复机器人(离线)	100	案例信息、患者信息、训练过程参数	模糊化	CBR (最近邻 + 区间二型模糊推理)、RBR	机器人运动速度、运行位置
文献[17]	康复机器人(离线)	30	ROM、肌张力、感觉功能、Brunnstrom 量表、肌力	产生式、面向对象、模糊化	RBR	机器人运动角度、速度
文献[18]	辅助治疗师决策	2	患者信息、诊断信息、病史信息	评分	CBR (概念分类树 + 余弦相似度)	康复方案、手术治疗方案、药物治疗方案
文献[19] [20]	康复机器人(离线)	31	患肢肩肘被动运动位置跟踪误差	小波包分解	支持向量机 + 广义动态模糊神经网络	机器人运动模式
文献[21]	辅助治疗师决策	103	Brunnstrom、Holden Berg、Ashworth 量表、脑功能评估指标、训练处方	复小波变换、卷积神经网络	支持向量机	训练模式、训练内容
文献[22]	辅助治疗师决策	1263	诊疗情况、体格检查、病情评估、治疗项目	注意力机制	多层感知机	康复治疗项目

分析表 1 可得, 上肢康复训练智能决策系统的应用场景有面向辅助治疗师临床决策和面向康复机器人训练决策, 前者输出参数通常包含现有的临床康复治疗项目, 后者则更偏重于输出康复机器人的训练参数。目前这种智能决策系统在国内外的研究数量都较少, 且没有统一的标准。经过对近年来相关研究的总结分析, 可得其研究步骤包括知识库构建、特征处理以及决策模型搭建, 以下将从这三方面来介绍上肢康复训练智能决策系统。

2.1. 知识库构建

上肢康复训练智能决策系统需要大量的知识储备和经验来模拟人类治疗师的康复决策过程, 由此需要构建知识库, 其构成内容如图 1 所示。知识库在广义上是相互关联的知识、事实经过分类、组织、程序化后, 按照一定的标准存储在计算机中的知识集合。知识库与一般的数据库的区别在于可以有针对

性地从中提取到知识点用于研究分析[23] [24]。在康复医学领域里, 知识库的内容往往包括了医学知识、临床经验和患者案例。构建知识库的过程就相当于把收集到的知识和数据以合理的形式和结构表达出来, 方便在后续研究中对其进行提取、修改和存储。

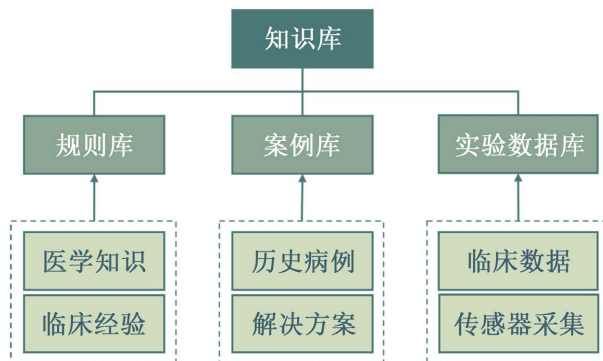


Figure 1. Construction of knowledge base for upper limb rehabilitation training intelligent decision-making

图 1. 上肢康复训练智能决策知识库构成

基于规则的知识库在临床决策支持中较为常见, 其概念来源于基于规则的推理(Rule Based Reasoning, RBR), 是一种把某种领域的专家经验用规则的形式表现出来, 囊括了问题与问题的解决方案的知识库[25]。在上肢康复医学领域的研究中, 一般会对康复医学知识和临床经验进行整理和总结, 并以逻辑的形式表达知识从而构建规则库。在早期的上肢康复训练智能决策系统研究中常用规则库作为主要的知识库构建方法, 例如 Douglas D. Dankel II [12]开发了卒中后康复专家系统 REPS, 构建 CVA 状态量表和 MMAS 量表评估的规则库, 根据评估结果用 RBR 制定训练方案。基于规则的知识库易于理解、搭建方便, 但当知识过于复杂时, 需要大量的规则条目去支撑, 知识库结果会变得冗杂, 且程序设计者可能会对知识理解有偏差导致知识表达错误[26]。因此, 基于规则的方法适用于对内容较为简单、易于拆分成条目的医学知识进行知识库搭建。

近年来, 对上肢康复训练智能决策系统的研究偏向于用规则库做辅助决策, 而以案例库作为主要的决策知识库。案例库的概念源于基于案例的推理(Case-Based Reasoning, CBR), 这是一种基于过去来求解类似问题答案的推理方法[27], 常用于专家系统中。在上肢康复医学研究中, 基于案例的知识库通常需要从医院获取大量的过去已经发生过的病例, 其获取内容包括患者信息、案例信息、上肢评估结果以及医师为其指定的康复训练计划等。例如, 沈龙龙等[15]研究并设计了基于 CBR 的康复训练专家系统, 该系统的康复案例库的主要信息包括患者信息、康复评价信息以及康复训练信息等。相较于依赖既定规则的规则库, 案例库省去了拆解泛化知识的步骤, 案例本身即知识全部; 采用增量式学习方法[28], 新解决的问题也被加入知识库, 学习能力不断提高。但是案例库的精度受限于案例数量, 若输入案例少可能会出现条件不符而难以找到适配解决方案的情况, 因此这种方法适用于规则表达困难、病例数据量大的场景。

随着人工智能的发展, 上肢康复训练智能决策系统的研究方法不仅限于 RBR 和 CBR, 有研究学者通过采集数据、建立学习模型的方法实现智能决策, 由此需要建立基于数据采集的知识库。与基于规则和案例的知识库不同, 基于数据采集的方法需要通过传感器采集患者训练数据, 这些数据从来源的角度主要分为运动、肌电、脑电、近红外光谱等。例如, 潘礼正[19]从患者运动位置跟踪误差中提取上肢运动性能特征, 建立特征数据与训练模式关系的知识库。张腾宇[21]用近红外光谱测量仪器采集了患者头部 6 个脑区的皮层血氧数据, 根据皮尔逊系数构建量表评估结果和脑功能评估指标关系的知识库。基于数据

采集的知识库最大的优势在于拥有自联想的特点，其中囊括的知识并非已有的医学知识和经验，而是一种数据规律，这种知识库就相当于黑盒，具有不可解释性[29]，因此这种方法往往适用于不能用传统知识库解决，而可以利用实验分析和传感器测量获取大量数据的场景。

2.2. 特征处理

特征工程是一种将原始数据经过特定处理和筛选得到更好的数据特征，从而达到模型的最优结果的工程。许多数据挖掘从业者认为，数据和特征决定了模型的上限，各种算法的应用是为了不断地逼近这个上限[30]，因此应针对基于不同数据来源的知识库，选择合适的特征处理方法，这对于训练处方决策模型的学习效率至关重要。

将输入基于规则的知识库的规则条目作为原始数据，那么通过特定的知识表达方法二次处理这些规则条目就相当于对原始数据做特征处理。目前，上肢康复训练智能决策常用的知识表达方法有产生式规则和框架表示法。产生式规则法需描述某一规则与导向的下一规则之间的因果关系[31]，这种方法虽易于理解，但是一旦涉及到的知识变得繁杂，规则也会变多。有学者提出使用扩展产生式规则的方法，将规则的前提、结论和处理分别用概念图来表示[32]。经分析，其表达效果要优于传统的产生式规则，尤其适用于自然语言的知识表示场景。在框架表示法中框架被看成是知识的基本单元，各框架之间通过属性之间的关系建立联系[33]。这种方法具有结构性和层次性，适用于表达结构性知识，然而目前还没有形成完整的理论体系。近年来，有学者提出了使用主观贝叶斯表征知识因果关系，将上肢功能评价量表各阶段症状分成四层推理网络：细节、描述、症状、结论[13]。这种方法以概率论中的贝叶斯公式为基础，增强了规则条目之间的逻辑性，有效提升了智能决策效率，但是目前还局限于四层事实，对知识网络结构敏感，因此还需要进一步地探索与改进。

在运用 CBR 技术时，对案例数据的处理奠定了推理精度，其步骤包括属性抽取、案例表示和案例索引。属性抽取是对案例数据选取足以描述其特征的属性，常用的方法有并行搜索法、归纳决策树法、随机变化爬山法和定向搜索法[34] [35]。有学者曾在建立上肢康复训练方案决策系统时提出使用模糊逻辑技术来表示属性的不精确值[17]，将上肢运动功能障碍程度变化范围由[0, 100]划分为严重、重度、中度、轻度、轻微和无，其他精确变量以此类推转化为模糊变量。案例表示是将案例以约定的符号编码转换成特定的数据结构，这一步依赖于系统要完成的任务来选择其表示方法，其表示完整性会影响系统的推理能力[36]。现有的知识表示方法几乎都能用来实现案例表示，常用的有产生式规则、框架表示法、面向对象表示法和语义网络。案例索引是案例关键字的集合，传统的数据库索引一般是为了维持数据结构的平衡，而案例库索引更聚焦于将案例数据划分成知识概念，以便实现快速而又精确的案例搜索机制。因此，关键字的选择应足够具体、清楚且易于识别，以达到案例之间的区分度，便于后期的案例检索[37]。

近年来，上肢康复训练智能决策趋向于智能化，越来越多的研究选择通过人工智能算法采集大量数据建立数学模型。基于数据采集的知识库通常需要用运动、肌电、脑电、近红外光谱等相关传感器设备采集信号并进行特征处理后输入到智能决策模型中完成决策，其数据处理流程如图 2 所示。在信号处理中，常用的方法有快速傅里叶变换、短时傅里叶变换、小波变换、经典功率谱估计、参数功率谱估计[38]等。其中，小波变换及其不同形式在上肢康复训练智能决策系统研究中是比较常见的特征处理方法。这种方法能够将信号从一维空间映射到二维时域-尺度空间[39]，其多分辨率变换有利于对信号多分辨率提取特征，这也使得它在特征处理和信号去噪都得到广泛的使用。有学者通过复小波变换的方法对脑血氧信号进行幅值计算，提取脑区激活度指标[21]。亦有学者提出一种上肢康复处方诊断方法，采集患者肩肘运动位置，通过小波包分解提取与患肢上肢运动性能相关的特征，归一化处理后得到数字特征值[20]。由于其决策模型选择模糊推理的方法，将数字特征值定义为五个模糊子集：较小、小、中、较大、大。研

究表明, 基于数据采集的知识库不仅限于使用机器学习的特征处理方法, 可根据决策模型算法类别融合多种方法。

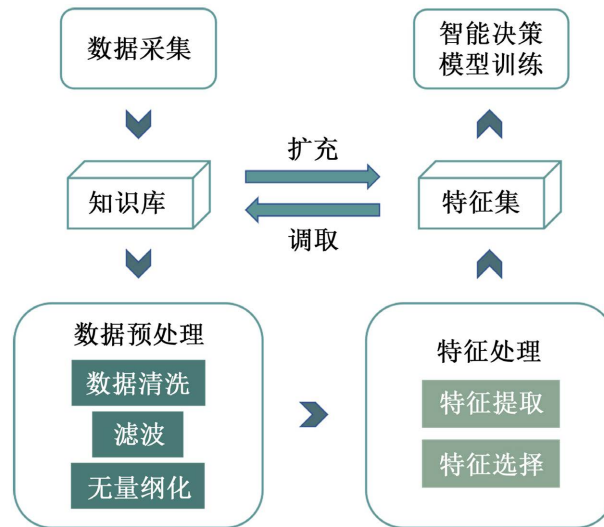


Figure 2. Data processing cycle of knowledge base based on data collection

图 2. 基于数据采集的知识库数据处理流程

2.3. 决策模型搭建

针对上肢康复训练的决策系统一般囊括大量的医学知识和患者数据, 在知识库构建与特征处理的基础上, 往往还需要选择合适的智能算法来建立训练决策模型。经分析, 目前研究中训练系统的模型搭建方法可分为 RBR、CBR 和机器学习, 一般根据知识库的数据类别选择算法, 亦有根据研究需要融合多种算法。

RBR 是将某个领域的专家知识归纳成规则, 这些规则包括问题描述与解决方法, 模拟了专家在解决专业问题时的推理思维过程[40]。RBR 需要建立知识库和推理机两部分, 知识库用于存放系统求解问题所需要的知识, 推理机负责使用知识库中的知识去解决实际问题。RBR 常用的推理算法有正向推理、反向推理、正反向相结合推理[41]。正向推理以已知信息为出发点推理得到问题的结论, 而反正推理以结论为出发点, 正反向结合推理则是将二者结合。在上肢康复训练智能决策系统的研究中, 早期学者常用 RBR 作为主要的推理方法, 例如 Pradeep Natarajan [14]研究了脑卒中后偏瘫机器人康复系统, 对超过 100 位临床医生进行了调查, 收集临床知识构建知识库, 用规则推理的方法实现了康复方案的决策。RBR 推理过程十分直观、易于理解, 然而在系统知识变得复杂时, 其规则条目也会显著增加, 从而导致搜索效率降低。另外, 在面对条件多解的情况时, 想要全面地收集到相应的专家知识会比较困难[16]。由此 RBR 适用于规则条目不会过于繁杂, 且收集专家知识比较方便的系统。

CBR 是由目标案例信息为线索在历史中搜索相似案例, 由相似案例来为目标案例的问题提供解决方案[42] [43], 它很好地解决了 RBR 中存在的“知识获取瓶颈”问题, 能够从新案例中获取新知识, 其推理流程如图 3 所示。与传统的智能决策模型精确匹配的思路不同, 在 CBR 中是进行相似度匹配, 即从问题中抽取与案例库相同的特征, 由此形成搜索途径。CBR 常用的算法有 K 最近邻算法、归纳推理算法、知识引导算法、模糊聚类算法等[44]。在目前上肢康复训练智能决策系统的研究中, CBR 是最常用的一种决策模型搭建方法, 例如孟令伟[18]开发了一种脑卒中诊疗和康复决策支持系统, 基于概念分类树的相似

患者发现算法搜索患者病例信息库，基于余弦相似度的相似患者发现算法搜索患者的状态信息库。CBR 相较于 RBR 简化了决策过程，不需要从头开始求解，直接调用方案；其求解依据来源于真实案例，解的可靠性得到了提高；具有自学习功能，从成功和失败案例中汲取经验，提升了解决问题的效率和准确率 [45]。然而这种方法对噪音数据敏感，错误和冗余的数据会对检索效率和结果产生较大的影响。因此 CBR 适用于知识模糊性较大、难于用规则表示的领域。越来越多的研究趋向于将 RBR 和 CBR 结合，从医院获取大量病例建立决策模型，同时利用专家规则对推理结果进行修改和补充。

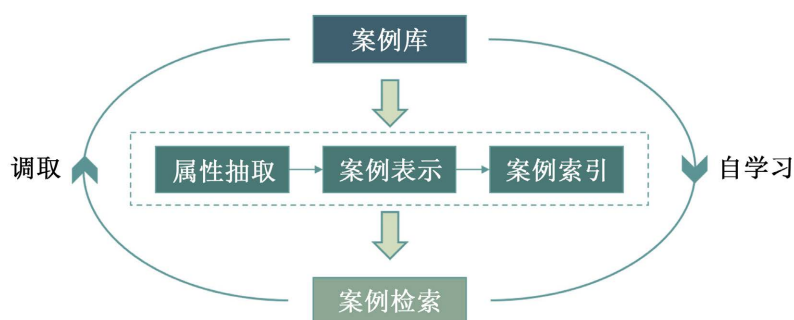


Figure 3. Reasoning process of CBR
图 3. CBR 推理流程

近年来机器学习在上肢康复训练智能决策系统的应用越来越广泛，常用的方法有 K 近邻、逻辑回归、随机森林、支持向量机等。传统的机器学习方法搭建模型比较简单、易于理解，然而特征表达需要由人工来完成 [46]，需要耗费大量精力，由此深度学习作为机器学习的新领域应运而生，让机器拥有了自我学习的能力，它通过组合低层特征形成更抽象的高层特征，自行完成特征表达。深度学习的常用方法有卷积神经网络、循环神经网络、长短时记忆神经网络、多层感知机等。例如，程铭 [22] 提出了基于混合注意力机制神经网络模型的康复方案推荐系统，采用注意力机制表达病例文本内容、康复项目和病例文本之间的语义关系，通过两个全连接层的多层感知机构建多标签分类模型。机器学习与深度学习各有优势和劣势，研究表明 [19]，可以融合二者搭建智能决策模型以取长补短。相较于 RBR 和 CBR，机器学习和深度学习提供了对专家知识和案例之外的多种来源数据研究的可能性，其高运算率提高了模型的决策效率，但是这种方法的准确率十分依赖于数据本身 [47]，由此机器学习和深度学习的模型搭建方法适用于有大量的、分类足够平衡的数据可以学习的场景。

3. 展望

近年来，上肢康复训练智能决策支持系统的研究在一定程度上实现了康复训练处方开具的自动化，也为治疗提供了一定的依据，但是目前距离将其推广在临床治疗中仍有不少亟待解决的技术难题，在康复治疗中的可靠性和疗效也缺乏足够的实验验证。未来的研究场景应从实验室走向医院，使智能决策系统的研究更具备临床意义上的实用性。另外，上肢康复是一个漫长的过程，当前研究需要融入自动更新的实时系统，以便及时跟进康复进程。本文从不同部分对上肢康复训练智能决策系统进行了展望，包括知识库构建、特征处理和决策模型搭建。

3.1. 知识库构建方面展望

对于规则库中专家知识难以获取和表示困难的问题，案例库在一定程度上规避了这些问题。但是目前的研究还缺乏对于特殊病例的考虑，病患个体的身体状况和病症的多样性需要在未来作为一个研究的

方向。另外，鉴于许多肌电与脑电设备的穿戴仍较为复杂，使用这些设备采集知识库数据在实际临床决策中可能会有操作步骤繁杂、降低患者训练积极性和增加治疗师工作量的问题[48]。因此，在需要采集肌电、脑电等信号时可以选择穿戴较为便捷的设备。

康复过程涉及到的各个医疗机构如社区医院、中心医院、康复机构等，都拥有自己的信息系统，这些机构的系统互不相通，构成了一个个“信息孤岛”。远程康复作为实现信息共享的关键技术受到了学者们的关注，它能够促进患者信息与训练处方知识库的标准化，增加专家意见的多样性，这对于决策系统的准确率提升会有极大的帮助。

3.2. 特征处理方面展望

近年来，上肢康复训练智能决策系统的研究仍以使用 CBR 技术的居多，其中特征处理方法的选择趋向于以模糊逻辑技术来处理数据特征。这种方法在一定程度上有效简化了数据结构。但是鉴于目前康复决策系统还未能建立标准化体系，获取到的数据存在冗余和缺失，由此未来对于规则或案例数据的筛选也可作为研究的重点之一。

目前对于如何获取有效表征上肢功能的输入特征仍处于探索阶段，为了提升模型准确率和效率的上限，仍需要对深入研究对运动、肌电、脑电等物理和生理特征的处理方法。此外，有研究用机器学习做精细化数据处理，用模糊逻辑等方法做近似处理[49]，以此为启发可以融合不同特征处理方法为研究方向，实现数据的多层次处理。

3.3. 决策模型搭建方面展望

目前对于上肢康复训练智能决策系统的研究趋于将 RBR 方法与 CBR 方法融合，以 CBR 为主、RBR 为辅，在通过相似案例搜索后，用 RBR 对决策结果进行修正，使得指定的训练方案更符合康复医学知识与医师经验。这种方法可以在一定程度上提升决策效率，但其可靠性还需要更多的高质量临床实验验证。

由于传感器设备的发展与数据来源的多样化，机器学习和深度学习在智能决策模型的搭建中得到了广泛的使用。但是康复决策系统的电子处方还未能得到普及，目前研究能够获取的数据量对于最大化深度学习的学习能力是远不够的。研究表明，将机器学习、深度学习与其他推理算法融合可以得到较好的决策效果[50]，由此也可作为未来的研究方向之一。

4. 总结

对于以上介绍的各类算法并不是完全独立应用于研究中，越来越多的研究将多种方法融合起来，取其精华去其糟粕，这也是康复决策未来的发展趋势。

上肢康复训练智能决策系统的应用是基于大量的病例数据和康复专家们的医学知识与工作经验的，利用算法将这些知识筛选与融合，运用计算机决策出高效而具有科学性的训练方案，这是对于康复医疗进程极大的推进，也是其研究意义所在。其研究步骤一般可分为知识库构建、特征处理和决策模型搭建。知识库搭建可通过专家知识经验、案例、物理和生理数据分别构建基于规则、基于案例和基于数据采集的知识库。依据不同数据来源选择合适的特征处理和模型搭建方法。决策模型搭建常用的方法有 RBR、CBR、机器学习和深度学习。

对于治疗师，上肢康复训练智能决策系统将提高其医疗决策的准确率和工作效率；对于患者，不仅提供了更有效的治疗方案，还加快了其康复治疗进程、降低了费用。然而，目前的智能决策系统仍然具有极大的局限性与不足，需要更深入的研究与临床医学上的验证，且当前国内医疗环境对于康复决策系统的发展缺乏支持，由此未来仍有很长的路要走。

基金项目

2020 年度上海市“科技创新行动计划”技术标准项目(20DZ2201700); 国家重点研发计划项目课题(2018YFC2002601)。

参考文献

- [1] Chao, B.H., Yan, F., Hua, Y., *et al.* (2021) Stroke Prevention and Control System in China: CSPPC-Stroke Program. *International Journal of Stroke*, **16**, 265-272. <https://doi.org/10.1177/1747493020913557>
- [2] Xing, L.Y., Jing, L., Tian, Y.M., *et al.* (2020) High Prevalence of Stroke and Uncontrolled Associated Risk Factors Are Major Public Health Challenges in Rural Northeast China: A Population-Based Study. *International Journal of Stroke*, **15**, 399-411. <https://doi.org/10.1177/1747493019851280>
- [3] Chen, S.G., Shu, X.K., Jia, J., *et al.* (2022) Relation between Sensorimotor Rhythm during Motor Attempt/Imagery and Upper-Limb Motor Impairment in Stroke. *Clinical EEG and Neuroscience*, **53**, 238-247. <https://doi.org/10.1177/15500594211019917>
- [4] 梁天佳. 脑卒中中偏瘫上肢功能障碍康复治疗研究进展[J]. 广西医科大学学报, 2018, 35(7): 1026-1028.
- [5] Zanwar, R., Motar, P. and Holani, M. (2021) Effect of Functional Electrical Stimulation on Upper Limb Motor Functions in Patient with Chronic Stroke—A Case Report. *Journal of Pharmaceutical Research International*, **33**, 199-203. <https://doi.org/10.9734/jpri/2021/v33i29B31605>
- [6] 姚安艳, 严璐. 脑卒中后运动功能障碍患者的康复训练研究进展[J]. 贵州中医药大学学报, 2022, 44(3): 91-95.
- [7] Ingram, L.A., Butler, A.A., Brodie, M.A., *et al.* (2021) Quantifying Upper Limb Motor Impairment in Chronic Stroke: A Physiological Profiling Approach. *Journal of Applied Physiology*, **131**, 949-965. <https://doi.org/10.1152/jappphysiol.00078.2021>
- [8] Rogge, A., Witt, V.D., Valdueza, J.M., *et al.* (2019) Experience in Rehabilitation Medicine Affects Prognosis and End-of-Life Decision-Making of Neurologists: A Case-Based Survey. *Neurocritical Care*, **31**, 125-134. <https://doi.org/10.1007/s12028-018-0661-2>
- [9] McLaren, R., Signal, N., Lord, S., *et al.* (2020) The Volume and Timing of Upper Limb Movement in Acute Stroke Rehabilitation: Still Room for Improvement. *Disability and Rehabilitation*, **42**, 3237-3242. <https://doi.org/10.1080/09638288.2019.1590471>
- [10] Morone, G., Palomba, A., Cinnera, A.M., *et al.* (2021) Systematic Review of Guidelines to Identify Recommendations for Upper Limb Robotic Rehabilitation after Stroke. *European Journal of Physical and Rehabilitation Medicine*, **57**, 238-245. <https://doi.org/10.23736/S1973-9087.21.06625-9>
- [11] Qu, C., Wu, B., Chen, H., *et al.* (2018) Upper-Limb Exoskeletal Mirror Rehabilitation Robot Systems Based on Motion Sensing Control. *China Mechanical Engineering*, **29**, 2484-2489.
- [12] Dankel, D.D. and Kristmundsdottir, M.S. (2005) REPS: A Rehabilitation Expert System for Post-Stroke Patients. *Artificial Intelligence in Medicine, Proceedings*, **3581**, 94-98. https://doi.org/10.1007/11527770_13
- [13] 王媛. 上肢康复机器人康复训练专家系统的研究与应用[D]: [硕士学位论文]. 沈阳: 东北大学, 2012.
- [14] Natarajan, P., Agah, A. and Liu, W. (2011) Robotic Rehabilitation of Stroke Patients Using an Expert System. *Journal of Automation Mobile Robotics & Intelligent Systems*, **5**, 47-57.
- [15] 沈龙龙. 基于案例推理的康复训练专家系统的研究与应用[D]: [硕士学位论文]. 沈阳: 东北大学, 2013.
- [16] 纪雯, 王建辉, 方晓柯, 等. 脑卒中康复训练智能方法及实现[J]. 系统仿真学报, 2014, 26(4): 836-842.
- [17] 鲁凯旋. 上肢康复机器人康复训练方案决策支持系统的设计与实现[D]: [硕士学位论文]. 重庆: 重庆理工大学, 2021.
- [18] 孟令伟. 脑卒中防治与康复智能决策支持系统的设计与实现[D]: [硕士学位论文]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2016.
- [19] 潘礼正, 宋爱国, 徐国政, 等. 基于 SVM-GDFNN 的上肢康复训练机器人处方诊断[J]. 机械工程学报, 2013, 49(13): 17-23.
- [20] 潘礼正, 宋爱国, 李会军, 等. 基于小波包模糊推理的上肢康复机器人智能专家系统[J]. 高技术通讯, 2012, 22(8): 845-850.
- [21] 徐功铨, 李增勇. 融合脑功能和运动评估的脑卒中康复训练处方推荐模型构建[J]. 中国生物医学工程学报, 2021, 40(4): 394-400.

- [22] 程铭, 熊蜀峰, 李霏, 等. 基于混合注意力机制的脑卒中康复方案推荐[J]. 武汉大学学报(理学版), 2021, 67(6): 569-577.
- [23] Zhang, B., Wang, X., Li, H., *et al.* (2018) Research on Construction and Reasoning of Coal Mine Accident Case Ontology Knowledge Base. *Industry and Mine Automation*, **44**, 35-41.
- [24] Li, Z.W., Zhang, G.Q., Wu, W.Z., *et al.* (2020) Measures of Uncertainty for Knowledge Bases. *Knowledge and Information Systems*, **62**, 611-637. <https://doi.org/10.1007/s10115-019-01363-0>
- [25] Almulla, M.A. (2021) Location-Based Expert System for Diabetes Diagnosis and Medication Recommendation. *Kuwait Journal of Science*, **48**, 67-77. <https://doi.org/10.48129/kjs.v48i1.8687>
- [26] Boehle, A., Katic, K., Konig, I.R., *et al.* (2020) Comparison of Outcome Endpoints in Intermediate- and High-Risk Prostate Cancer after Combined-Modality Radiotherapy. *Brachytherapy*, **19**, 24-32. <https://doi.org/10.1016/j.brachy.2019.09.001>
- [27] Bahadar, G.A. and Shah, Z.A. (2021) Intracerebral Hemorrhage and Diabetes Mellitus: Blood-Brain Barrier Disruption, Pathophysiology, and Cognitive Impairments. *CNS & Neurological Disorders-Drug Targets*, **20**, 312-326. <https://doi.org/10.2174/1871527320666210223145112>
- [28] Ren, X.Y., Huang, Q.S., Qu, Q.Y., *et al.* (2021) Predicting Mortality from Intracranial Hemorrhage in Patients Who Undergo Allogeneic Hematopoietic Stem Cell Transplantation. *Blood Advances*, **5**, 4910-4921. <https://doi.org/10.1182/bloodadvances.2021004349>
- [29] Filtjens, B., Ginis, P., Nieuwboer, A., *et al.* (2021) Modelling and Identification of Characteristic Kinematic Features Preceding Freezing of Gait with Convolutional Neural Networks and Layer-Wise Relevance Propagation. *BMC Medical Informatics and Decision Making*, **21**, Article No. 341. <https://doi.org/10.1186/s12911-021-01699-0>
- [30] 朱津成, 丁云飞. 基于机器学习的风机叶片结冰预测方法综述[J]. 中国工程机械学报, 2022, 20(2): 129-133.
- [31] 王辞晓. 基于产生式规则的移动学习专家系统实证研究[J]. 开放学习研究, 2018, 23(1): 30-36.
- [32] Nagata, K. and Nakamura, T. (2019) The Supposition for the Kochen and Specker Theorem Using Sum Rule and Product Rule. *International Journal of Theoretical Physics*, **58**, 4008-4011. <https://doi.org/10.1007/s10773-019-04267-5>
- [33] Hommen, D. (2019) Ontological Commitments of Frame-Based Knowledge Representations. *Synthese*, **196**, 4155-4183. <https://doi.org/10.1007/s11229-017-1649-8>
- [34] Magid-Bernstein, J., Girard, R., Polster, S., *et al.* (2022) Cerebral Hemorrhage: Pathophysiology, Treatment, and Future Directions. *Circulation Research*, **130**, 1204-1229. <https://doi.org/10.1161/CIRCRESAHA.121.319949>
- [35] Chen, S.Q., Huang, J.H., Yao, L., *et al.* (2022) Internet plus Continuing Nursing (ICN) Program Promotes Motor Function Rehabilitation of Patients with Ischemic Stroke. *Neurologist*, **27**, 56-60. <https://doi.org/10.1097/NRL.0000000000000364>
- [36] Li, R., Wang, J.Q., Wang, S.L., *et al.* (2022) Prediction of Network Public Opinion Features in Urban Planning Based on Geographical Case-Based Reasoning. *International Journal of Digital Earth*, **15**, 890-910. <https://doi.org/10.1080/17538947.2022.2078437>
- [37] Zhang, K.K., Luo, N.X. and Li, Y.B. (2020) STGA-CBR: A Case-Based Reasoning Method Based on Spatiotemporal Trajectory Similarity Assessment. *IEEE Access*, **8**, 22378-22385. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2970082>
- [38] 周晶晶, 叶继伦, 张旭, 等. 脑电信号分析方法及其应用[J]. 中国医疗器械杂志, 2020, 44(2): 122-126.
- [39] 肖勇, 李博, 尹家悦, 等. 基于小波变换和小波包变换的间谐波检测[J]. 智慧电力, 2022, 50(1): 101-107+114.
- [40] Huang, X., Liu, C., Zhang, Y., *et al.* (2020) Operation and Maintenance Strategy of Traction Transformer Based on CBR and RBR. *Electric Power Automation Equipment*, **40**, 196-202.
- [41] Sahu, A.K. and Swain, G. (2022) High Fidelity Based Reversible Data Hiding Using Modified LSB Matching and Pixel Difference. *Journal of King Saud University—Computer and Information Sciences*, **34**, 1395-1409. <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2019.07.004>
- [42] Slam, N., Slam, W. and Wang, P. (2020) A Case Representation and Similarity Measurement Model with Experience-Grounded Semantics. *International Journal of Software Engineering and Knowledge Engineering*, **30**, 119-146. <https://doi.org/10.1142/S0218194020500060>
- [43] Khan, M.J. and Khan, C. (2021) Performance Evaluation of Fuzzy Clustered Case-Based Reasoning. *Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence*, **33**, 313-330. <https://doi.org/10.1080/0952813X.2020.1744194>
- [44] Gu, D., Zhao, W., Xie, Y., *et al.* (2021) A Personalized Medical Decision Support System Based on Explainable Machine Learning Algorithms and ECC Features: Data from the Real World. *Diagnostics*, **11**, 1677. <https://doi.org/10.3390/diagnostics11091677>
- [45] Henzinger, C. and Vogt, S. (2020) Evaluation of the Dynamic CBR Test on Coarse-Grained Materials. *Geotechnical*

-
- Testing Journal*, **43**, 534-545. <https://doi.org/10.1520/GTJ20180269>
- [46] Lee, S.K., Ahn, J., Shin, J.H., *et al.* (2020) Application of Machine Learning Methods in Nursing Home Research. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, **17**, 6234. <https://doi.org/10.3390/ijerph17176234>
- [47] Kaku, A., Parnandi, A., Venkatesan, A., *et al.* (2020) Towards Data-Driven Stroke Rehabilitation via Wearable Sensors and Deep Learning. *Proceedings of Machine Learning Research*, **126**, 143-171.
- [48] Guo, K.M., He, L.C., Feng, Y., *et al.* (2022) Surface Electromyography of the Pelvic Floor at 6-8 Weeks Following Delivery: A Comparison of Different Modes of Delivery. *International Urogynecology Journal*, **33**, 1511-1520. <https://doi.org/10.1007/s00192-021-04789-9>
- [49] Casal, G.M., Comesana, C.A., Dutra, I., *et al.* (2022) Design and Development of an Intelligent Clinical Decision Support System Applied to the Evaluation of Breast Cancer Risk. *Journal of Personalized Medicine*, **12**, 169. <https://doi.org/10.3390/jpm12020169>
- [50] Lin, K.S. (2020) A Case-Based Reasoning System for Interior Design Using a New Cosine Similarity Retrieval Algorithm. *Journal of Information and Telecommunication*, **4**, 91-104. <https://doi.org/10.1080/24751839.2019.1700338>