

· 康复工程 ·

基于案例推理-规则推理混合推理的脊髓损伤智能辅具适配系统*

范秀琴^{1,2,3} 喻洪流^{1,2,3,6} 杨宇辉^{1,2,3} 李素姣^{1,2,3} 徐进⁴ 白金柱⁵ 陈世铮⁵

摘要

目的:康复辅具适配可以有效帮助脊髓损伤(spinal cord injury, SCI)患者康复。现阶段,我国正面临着辅具适配服务人员总量不足,分布不均和基层工作人员专业能力不足等多重问题,因此,本研究提出了基于案例推理-规则推理混合推理的脊髓损伤患者智能辅具适配系统。

方法:本研究基于临床的125例SCI病例信息,建立了SCI案例库,首先基于案例推理(case-based reasoning, CBR)通过K近邻(k-nearest neighbor, KNN)和相似度检测算法查找相关历史案例集的辅具适配组合,然后利用基于规则推理(rule-based reasoning, RBR)对辅具适配组合进行修正,最终输出适配的辅具组合。

结果:本研究对25个SCI患者适配辅具来实现算法验证。结果显示:推荐移动类辅具、矫形器类辅具、个人生活自理类辅具和沟通和信息类辅助器具平均命中率分别为:83.66%、96%、85%和92%。平均召回率分别为:50.69%、62.67%、49.78%和24%。

结论:本系统利用CBR方法提高了决策的效率,RBR提高了决策的针对性。通过运用在线辅具适配系统,有效缓解了康复辅具适配率低和康复人才全国性缺乏和区域性分配不均的问题,具有良好的应用前景。

关键词 辅具适配;案例推理;规则推理;脊髓损伤;专家系统

中图分类号:R496 **文献标识码:**B **文章编号:**1001-1242(2022)-08-1084-05

脊髓损伤(spinal cord injury, SCI)是指由各种原因引起的脊髓结构和功能的损伤^[1]。据调查显示,我国脊髓损伤的发病率在20—60/100万人^[2]。SCI可以导致感觉和运动控制障碍,辅具适配可以帮助患者提高日常生活活动能力,减少功能限制。

辅具适配是建立在康复评估的基础上,通过选配辅具来满足功能障碍患者需求。因此,辅具适配需要充分了解患者功能障碍情况、使用者需求和辅具功能。但由于我国辅具适配服务体系还不完善,评估模式存在耗时长、效率低和评价标准不统一等缺陷,服务需求和供给之间存在较大差距^[3],迫切需要建立在线智能辅具评估和适配体系,满足残障人士辅具适配需求。

专家系统(expert system, ES)^[4]在疾病诊断^[5-6]和处方决策^[7-8]领域已经被广泛应用,但在残障人士服务领域的研究相对比较缺乏。1991年,Hodges JE等^[9]开发了一款视觉辅具推荐专家系统CAT-KBES,为重度视觉障碍者推荐计算机访问技术。2005年,Douglas D等^[10]开发了脑卒中后康复

专家系统REPS,通过在线量表评估为脑卒中患者提供康复建议。2012年,潘礼正等^[11]提出了基于小波包模糊推理的上肢康复机器人智能专家系统,实现了不同病情患肢的运动训练模式处方诊断。2015年,Kuflik等^[12]提出了一种知识驱动的辅具处方推荐方法,使用计算机辅助技术实现康复辅具推荐。

当前,我国面临辅具服务人员总量不足,分布不均,基层辅具服务人员专业能力有待提升等问题^[13]。为帮助基层辅具服务人员提升服务水平,本文根据辅具适配领域专家经验,模拟辅具适配决策的思维方式,针对SCI患者辅具适配决策中的不确定信息,提出了基于混合推理的SCI患者辅具适配系统,包括:构建SCI案例库、设计CBR算法完成相似历史案例检索,并利用RBR对CBR适配的辅具组合进行修正,综合得到辅具适配方案,实现了SCI患者辅助器具的在线适配。该系统可帮助辅具适配服务人员提高工作效率,降低误诊率,也有利于缓解我国辅具适配资源分布不均的问题,对我国辅助器具服务体系的构建具有重大意义。

DOI:10.3969/j.issn.1001-1242.2022.08.013

*基金项目:国家重点研发计划项目(2018YFC2002601)

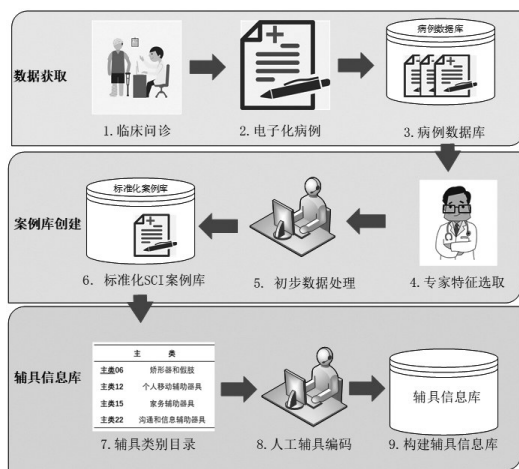
1 上海理工大学医疗器械与食品学院康复工程与技术研究所,上海,200093; 2 上海康复器械工程技术研究中心; 3 民政部神经功能信息与康复工程重点实验室; 4 西安交通大学,生物医学信息工程教育部重点实验室; 5 中国康复研究中心,北京博爱医院脊柱脊髓外科; 6 通讯作者

第一作者简介:范秀琴,女,硕士研究生; 收稿日期:2020-12-27

1 病例数据库与辅具数据库建立

基于案例推理(case-based reasoning, CBR)^[14]是一种以基于记忆为中心的认知模型的类比推理方法,主要通过重用已知解决方案的历史案例,为目标案例提供解决方案。增量式学习的特点使 CBR 系统随着案例数量及覆盖度的增加,推理准确率逐渐增高^[15]。CBR 的实现基础是建立案例库,见图 1。

图1 脊髓损伤案例库与辅具信息库创建流程图



1.1 SCI患者病例数据获取

本文病例数据来源于中国康复研究中心,医生通过问诊和查体等形式,获得完整的病例信息,病例筛查为入院时间为2019年后入院的125例SCI患者。表1显示了用于临床问诊的数据表。

1.2 SCI患者病例数据数值化处理

病例数据的数值化和结构化处理可以提高案例匹配效

表1 脊髓损伤临床问诊数据

项目	选项
性别	男/女
诊断	颈/胸/腰/骶/尾椎损伤
AISA	A/B/C/D/E
双侧最低正常感觉平面-轻触觉	C2、C3-C4、C5、C6、C7-T1、T2-T10、T11-T12、L1-L3、L4-Co1
双侧最低正常感觉平面-针刺觉	C2、C3-C4、C5、C6、C7-T1、T2-T10、T11-T12、L1-L3、L4-Co1
肌力(左上肢/右上肢/左下肢/右下肢)	0/1/2/3/4/5级
肌张力(左上肢/右上肢/双下肢)	0/1/1+/2/3/4级
反射情况(上肢/下肢)	活跃/不活跃
Hoffman征	阳性/阴性
巴氏征	阳性/阴性
阵挛情况-(髌阵挛/踝阵挛)	阳性/阴性
肛门指诊-直肠深压觉	存在/不存在
肛门指诊-肛门括约肌	有/无收缩
辅具适配情况	适配辅具目录详见表3

率。案例库中案例的存储,首先需要进行案例表示,每例SCI病例信息由两部分构成:症状和辅具适配方案,其中症状是由临床专家基于经验选取的特征属性,分别是残损分级,损伤平面,损伤性质,神经节段分类等,见表2。

表2 脊髓损伤辅具适配特征属性及取值范围

特征属性	数据类型	值域
AISA残损分级	字符型	{A,B,C,D,E}
损伤平面	字符型	{C2, C3-C4, C5, C6, C7-T1, T2-T10, T11-T12, L1-L3, L4-Co1}
损伤性质	逻辑型	{完全性, 不完全性}
神经节段分类	逻辑型	{颈椎, 胸椎, 腰椎, 骶椎, 尾椎}
四肢肌力	数值型	{0, 1, 2, 3, 4, 5}
肌张力异常情况	逻辑型	{是, 否}

根据鞍区功能的保留程度,损伤可以分为神经学“完全损伤”或“不完全损伤”。表2中,AISA残损分级脊髓损伤神经学分类国际标准分为5个等级,分别为A:完全损伤,B:不完全感觉损伤,C:不完全运动损伤,有一半以上的关键肌肌力<3级,D:不完全运动损伤,一半以上的关键肌肌力≥3级,E:正常。根据人体解剖结构,损伤神经节段分为颈椎损伤,胸椎损伤,腰椎损伤,骶椎损伤和尾椎损伤5类。根据损伤节段和功能对应得专家经验,损伤平面共分为9类。患者肢体肌力根据改良Asworth分级分为0—5级,共6个级别。肌张力异常情况,分为“是”,“否”两种情况。

数据存储前需要对病例信息进行空值处理,当有3个及以上的特征值出现空值,则删除该条信息记录。共筛选出125例病例,经结构化后存储入SCI案例库。

1.3 SCI患者辅具数据库创建

辅助器具推荐是一个处方决策问题,需要首先确定系统输出的辅具全集。本文基于《残疾人基本辅助器具指导目录(2020版)》,并依据SCI患者需求将辅具类别限定为4个主类,分别是矫形器和假肢类,个人生活自理和防护辅助器具,个人移动辅助器具和沟通和信息辅助器具,共36种常用辅具。见表3。

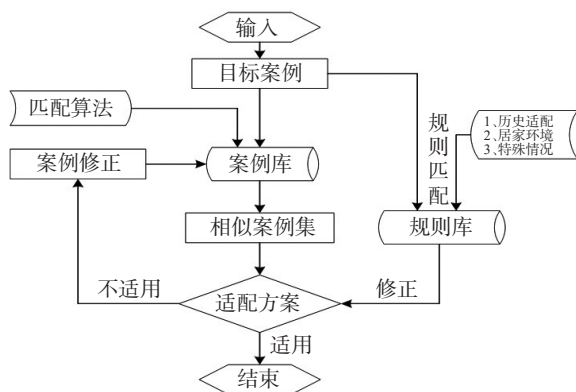
表3 辅具信息库辅具目录

主类	辅具名称
矫形器和假肢	脊柱矫形器;上肢矫形器;下肢矫形器
个人生活自理和防护辅助器具	体位垫;穿衣、系扣辅具;穿鞋、穿袜辅具;坐便椅;便盆;马桶增高垫;坐便用扶手(架);沐浴椅/凳;洗浴床;专用洗浴刷
个人移动辅助器具	腋拐;手拐;框式/轮式/座式/助行器;普通轮椅;护理轮椅;高靠背轮椅;功能轮椅;定制轮椅;电动轮椅;抓梯;移位器(乘移板,移位带,移位转盘,移位滑垫);移位机
沟通和信息辅助器具	翻书器;阅读架;特殊鼠标;特殊键盘;模拟鼠标或键盘软件

2 基于 CBR-RBR 辅具适配算法

临床专家决策过程中依赖于多个知识源,决策依据一般包括临床指南、临床试验以及过去成功的案例^[16],推理方法集成可以使推理效率和准确率显著改进。CBR 系统具有案例信息获取容易和自学习能力强等优点^[17]。RBR 问题求解的复杂度与所需的规则数成正比,虽推理逻辑简单,但有效解决知识不完备,会导致系统在时变环境下的应变能力不足^[18]。为了提高辅具适配效率和准确率,本研究 CBR 用于主要推理,RBR 用于修正 CBR 输出的辅具组合,算法框架图见图 2。

图2 基于 CBR-RBR 的算法框架图



2.1 基于 CBR 的相似案例检索算法

CBR 推理核心为相似案例检索算法,目前的案例检索算法主要包括:K 近邻策略,归纳推理策略和知识引导策略^[19],KNN 是一种常用的自动 CBR 算法^[20]。基于距离加权 KNN (WKNN)是 KNN 的一种变体^[21]。据研究,WKNN 比 KNN 具有更高的推理准确性,约有 1%—2% 的改进^[22]。本文采用基于加权 KNN 案例检索算法。通过对特征属性进行加权来计算目标案例和历史案例的相似度。

2.1.1 基于熵权法的属性客观权重获取:辅具适配决策过程中,各个特征属性对适配处方的重要程度不完全相同,因此需要确定各个属性的权重。本文采用基于熵权法的客观权重获取方法。熵权法是一种客观的权重获取方法,主要通过计算属性信息熵值确定权重^[23]。

实现步骤:①将采集到的各个指标的原始指标矩阵进行标准化处理,保证不同属性值的维度相同。②求各个指标的信息熵值,特征属性的信息熵值越小,其决定权重越大,反之信息熵值越大权重越小。③根据信息熵计算各指标权重。

2.1.2 属性相似度计算:在 CBR 推理过程中,需要计算目标案例与历史案例集的相似度,首先要计算目标病例与历史病例之间各个特征属性的相似度。不同特征属性的相似度计

算方法略有差异,SCI 病例数据的属性值有确定符号属性和有序枚举属性两种类型。

确定符号属性属于简单枚举类型,相似度计算方法为:

$$Sim_j(X_i, X^*) = \begin{cases} 1, & t_i = x_{ij} \\ 0, & t_i \neq x_{ij} \end{cases} \quad (1)$$

有序枚举属性具有一定的排列等级,相似度的计算方法为:

$$Sim_j(X_i, X^*) = 1 - \frac{|t_i - x_{ij}|}{\max(c_j) - \min(c_j)} \quad (2)$$

2.1.3 案例相似度计算:根据各个特征属性的权重和相似度,计算案例之间的相似度,根据 $Sim(X^*, X_i)$ 数值大小的排序计算出与目标案例最相似的历史案例,计算方法如下:

$$Sim(X^*, X_i) = \sum_{j=1}^n w_j Sim_j(X^*, X_i) \quad (3)$$

式中: X_i 表示案例库中的历史案例, X^* 表示输入的目标案例; n 表示案例特征项的数量; w_j 表示第 j 个特征属性的权重值。

2.2 基于 RBR 的辅具适配方案修正算法

基于规则推理(rule-based reasoning, RBR)^[24]是将领域专家的经验规则化来构建规则库,利用推理机来模仿专家提供解决方案。产生式规则可以很好地模仿人类专家求解问题的思维,因此 RBR 系统的知识表示方法采用的是产生式规则^[24],一般形式为:if<前提>then<结论>。基于 SCI 患者辅具适配的专家决策思路,本文采用正向推理模式。

辅具适配不仅需要考虑患者的感觉功能和运动控制能力,还需要考虑患者的个人意愿和身体的异常情况,包括患者肢体的肌张力,关节活动度,腱反射等情况。针对部分异常情况,可以建议完成线下精准评估后再进行辅具适配。新增和排除规则示例如表 4。

表4 辅具新增和排除规则示例

前提(IF)	结论(THEN)
存在压疮高发风险	新增辅具:防压疮坐垫,防压疮床垫
居住空间无法通行轮椅	排除辅具:轮椅
存在肌张力异常	推荐线下适配
存在关节活动度异常	推荐线下适配
身体存在外伤或压疮	推荐线下适配

3 辅具适配系统概述与算法验证

3.1 辅具适配系统概述

该系统的核心功能包括患者结构化信息输入,计算机辅助适配和自动辅具推荐结果生成。结构化信息输入模块录入了患者的病例数据,并进一步对数据进行了数值化分析。计算机辅助适配由 CBR 和 RBR 混合推理实现,系统首先根据相似度测度对相似病例进行排名,输出前 K 个相似度最高

的案例的解决方案,并由RBR对CBR推荐的辅助器具组合进行修正,自动辅具推荐结果生成用于在人机交互界面显示辅具推荐组合。

3.2 辅具适配系统验证

命中率(precision)、召回率(recall)和F1值是算法有效性评估的常用指标。命中率用于对准确性的度量,召回率是对完整性度量的参数。F1值是命中率和召回率的调和平均数。具体公式如下:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (5)$$

$$F1 = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (6)$$

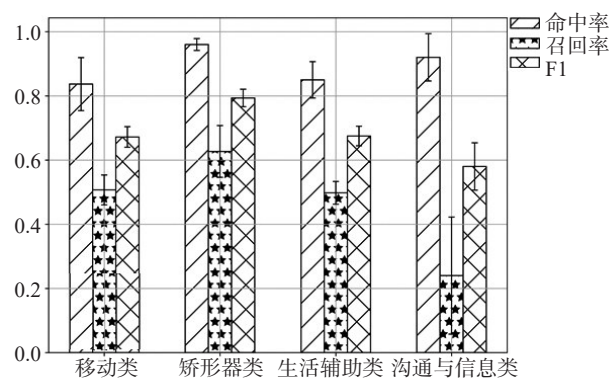
其中, TP , FP , FN 和 TN 分别表示真阳性,假阳性,假阴性和真阴性的数量。

我们对随机选择的25个SCI病例进行辅具适配,来验证算法的有效性。如图3,(a),(b),(c),(d)分别代表算法在个人移动辅具、矫形器和假肢、个人生活自理和防护辅具和沟通与信息辅助器具推荐的命中率,召回率和F1值。在4张图中,推荐准确率较高,但召回率低。结果表明,当推荐不同的辅具类型时,混合推理算法的性能保持非常稳定,80%以上都能实现与专家推荐的结果几乎相同。

基于上述四类辅具推荐的命中率,召回率和F1值三套评估指标数据,计算平均命中率,召回率和F1值。个人移动辅助器具推荐平均命中率、召回率和F1值分别为:83.66%、50.69%和67.18%。矫形器和假肢类推荐平均命中率、召回率和F1值分别为:96%、62.67%和79.33%。个人生活自理

和防护辅助器具推荐平均命中率、召回率和F1值分别为85%、49.78%和67.49%。沟通和信息辅助器具推荐平均命中率、召回率和F1值分别为:92%、24%和58%。见图4。

图4 基于四类辅具推荐平均命中率、召回率和F1值

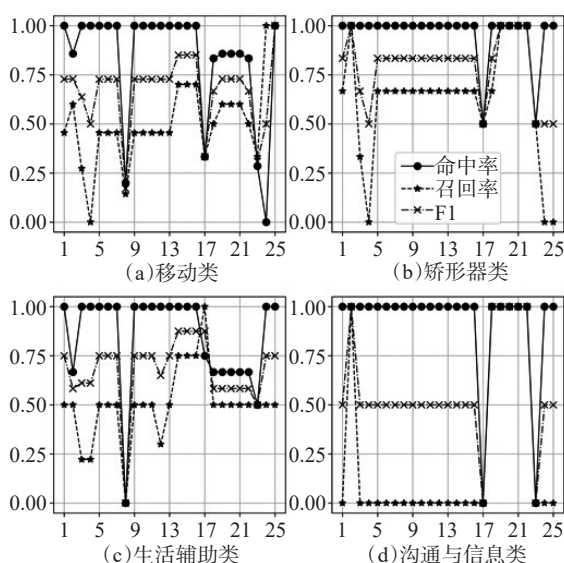


4 讨论

现阶段,我国辅具服务需求和供给之间存在较大差距,本研究设计的基于混合推理的脊髓损伤患者智能辅具适配系统是基于在线辅具适配模式,该模式侧重于实现康复辅助器具配置服务的线上线下有机融合^[25],能够有效帮助基层人员提高决策能力,不但可以解决康复辅具适配率低的问题,还可以有效缓解康复人才全国性缺乏和区域性分配不均匀的问题。为了提高辅具适配的准确率,RBR问题求解的复杂度与所需的规则数量成正比,虽推理逻辑简单,但会导致系统在时变环境下的应变能力不足。CBR是一种基于数据的推理方法,主要通过计算目标案例与历史案例之间的相似度完成推理,随着案例数量的增加,推理准确率也会显著提升。本研究基于辅具适配相关专家的决策思路,运用CBR-RBR混合推理方式,其中CBR为主要推理方法,RBR可以修正CBR推荐的辅具组合,推理方法的集成使推理效率和准确率都有了显著改进。

本研究对辅具适配系统的探究还处于待改进阶段,仍然存在很多不足。首先,由于影响SCI患者辅具适配效果的因素是多方面的,现阶段本研究只考虑了一些最重要的特征属性,后期研究将把用户的生活环境和行为特征的影响因素考虑在内。其次,本研究能够为SCI患者推荐辅具适配组合,但还没有精确到基于患者个人特征完成不同尺寸的辅具适配,还没有实现真正的个性化适配,在今后的系统设计中,还需要增加类似于辅具展示平台或者辅具虚拟体验等功能,增强辅具服务的精准性。最后,尽管本系统可以模拟专家的决策,但仅能用于辅助决策,并不能减轻辅具服务人员的最终责任。

图3 四类辅具推荐的命中率,召回率和F1值统计图



5 结论

本研究设计的基于混合推理的SCI患者智能辅具适配系统,运用CBR和RBR混合推理方式,其中CBR用于主要推理,RBR用于修正CBR推荐的辅具组合。本研究根据SCI辅具适配的病例特点,全面考虑辅具适配决策的特征属性,并提取了案例表示的关键属性,研究了客观权重的获取方法和相似度计算方法,并通过实际案例分析证明了该方法可行有效。针对新的SCI病例,可从现有的历史案例中得到辅具适配所需的有利方案。该方法运用在线辅具适配思路,不但可以解决康复辅具适配率低的问题,还可以有效缓解康复人才全国性缺乏和区域性分配不均匀的问题,具有良好的应用前景。

参考文献

- [1] Mei Y, Ma D, Cong B, et al. Application status of exercise rehabilitation in rehabilitation treatment of spinal cord injury [J]. *Advances in Clinical Medicine*, 2019, 9(4):401—405.
- [2] 施龙保, 唐佩福. 急性脊髓损伤概述[J]. *中国卫生标准管理*, 2017, 8(10):65—68.
- [3] 李晞, 吴小高. 我国残疾人辅助器具服务工作的现状及展望[J]. *残疾人研究*, 2016(3): 43—47.
- [4] Ignizio JPA. A brief introduction to expert systems[J/OL]. *Comput Oper Res*, 1990, 17:523—533.
- [5] Saraiva R, Perkusich M, Silva L, et al. Early diagnosis of gastrointestinal cancer by using case-based and rule-based reasoning[J]. *Expert Systems with Applications*, 2016, 61: 192—202.
- [6] Ziming Yin, Zhao Dong, Xudong Lu, et al. A clinical decision support system for the diagnosis of probable migraine and probable tension-type headache based on case-based reasoning[J]. *The Journal of Headache and Pain*, 2015, 16(29): 29.
- [7] Kumar KA, Singh Y, Sanyal S. Hybrid approach using case-based reasoning and rule-based reasoning for domain independent clinical decision support in ICU[J]. *Expert Systems with Applications*, 2009, 36(1):65—71.
- [8] Friedrichs M, Shoshi A. History and future of KALIS: Towards computer-assisted decision making in prescriptive medicine[J/OL]. *Journal of Integrative Bioinformatics*, 2019, 16(3). DOI:10.1515/jib-2019-0011
- [9] Hodges JE, Cordova JL, Graves WH, et al. An expert system for the recommendation of visual aids[J]. *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, 1991, 4(2):99—107.
- [10] Douglas D, Dankel II and Maria Ósk Kristmundsdóttir. REPS: A rehabilitation expert system for post-stroke patients[C]. 10th Conference on Artificial Intelligence in Medicine, AIME 2005 Aberdeen, UK, 2005.94—98.
- [11] 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(8):845—850.
- [12] Danial-Saad A, Kuflik T, Weiss PL, et al. Effectiveness of a clinical decision support system for pointing device prescription[J]. *American Journal of Occupational Therapy*, 2015, 69(2):6902280010p1.
- [13] 董理权, 吴小高. 构建辅助器具适配体系探讨[J]. *残疾人研究*, 2014, (2):16—19.
- [14] de Mantaras RL. Case-based reasoning. *Machine learning and its applications*[M]. Heidelberg: Springer Berlin, 2001. 127—45.
- [15] Park HJ, Jeong JS, Oh, DU, Park KS. Automated sleep stage scoring using hybrid rule- and case-based reasoning Comput[J]. *Biomed Res*, 2000, 33: 330—349.
- [16] Deepti John, Rose John. A framework for medical diagnosis using hybrid reasoning[C]. *Processing of International Multi Conference of Engineers and Computer Scientists*. Hong Kong, 2010, 1:17—19.
- [17] Herrero P, Pesl P, Reddy M, et al. Automatic adjustment of basal insulin infusion rates in type 1 diabetes using run-to-run control and case-based reasoning[C]. *Proceedings of the 2nd International Workshop on Artificial Intelligence for Diabetes*. Vienna, 2017:2—8.
- [18] Shen J, Xing J, Xu M. Research on CBR-RBR fusion reasoning model and its application in medical treatment [C]. In: *Proceedings of the 21st International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management* Springer, 2014. 431—434.
- [19] 王福忠, 李媛媛. 基于案例推理的电机故障诊断方法研究[J]. *制造业自动化*, 2018, 40(12):11—14.
- [20] Rani P, Vashishtha J. An appraise of KNN to the perfection[J]. *Int J Comput Appl*, 2017, 170(2):13—17.
- [21] Dudani SA. The distance-weighted k-nearest-neighbor rule. *IEEE Trans Syst Man Cybern* 1976(4):325—327.
- [22] Gou J, Du L, Zhang Y, et al. A new distance-weighted k-nearest neighbor classifier[J]. *J Inf Comput Sci*, 2012, 9(6):1429—1436.
- [23] Cheng QY. Structure entropy weight method to confirm the weight of evaluating index[J]. *Systems Engineering-Theory & Practice*, 2010, 30(7):1225—1228.
- [24] Abudahab K, Xu DL, Chen YW. A new belief rule base knowledge representation scheme and inference methodology using the evidential reasoning rule for evidence combination[J]. *Expert Systems with Applications*, 2016, 51:218—230.
- [25] 董理权, 李晞, 徐进, 等. “互联网+”智能化辅助器具评估与适配服务体系构建研究[J]. *中国康复理论与实践*, 2019, 25(6):724—728.