

融合混合知识与 MCTS 的针灸排序方案设定方法

姜秉序¹ 宿 翀¹ 刘存志² 陈 捷³

摘 要 传统的序列决策方法旨在对决策过程与决策步骤进行建模,以求解得到最优的决策序列。然而,序列决策建模过程对目标函数的确定性要求高,且序列搜索的算法多以深度优先或广度优先等遍历搜索为主,鲜有考虑搜索过程的随机性。蒙特卡洛树搜索算法(Monte Carlo tree search, MCTS)虽然适合求解随机序列搜索问题,但目前仅应用于博弈型搜索过程,鲜有探讨需要专家参与的知识约束序列决策的搜索策略,另外,传统 MCTS 算法往往存在搜索范围过大、收敛不及时等问题。为此,提出一种融合群决策经验型知识和部分确定型决策序列片段的混合知识约束的 MCTS 序列决策方法,并给出了详细的求解流程。最后,将所提方法应用于一类中风后吞咽功能障碍针灸穴位排序方案制订问题,给出了融合混合知识与 MCTS 的针灸排序方案设定方法,并与其他方法进行对比,验证了所提方法的可行性和有效性,为年轻医师的针灸方案制订技能的标准化培训工作奠定了方法基础。

关键词 混合知识,蒙特卡洛树搜索算法,序列决策,针灸穴位

引用格式 姜秉序,宿翀,刘存志,陈捷.融合混合知识与 MCTS 的针灸排序方案设定方法.自动化学报,2020,46(6):1240–1254

DOI 10.16383/j.aas.c180120

Acupuncture Sequential Scheming Method With Hybrid Knowledge and MCTS

JIANG Bing-Xu¹ SU Chong¹ LIU Cun-Zhi² CHEN Jie³

Abstract The traditional method of sequential decision-making aims to establish the decision-making processes model and decision-making steps to obtain the optimal decision-making sequence. However, the decision-making process of sequence decision-making is highly deterministic for objective function, the depth first or breadth first algorithms are always employed in the sequence searching, suffering the randomness of search process. Although Monte Carlo tree search algorithm (MCTS) is suitable for solving the random sequence search problem, it is only used to the game-type search process at present, and rarely applied in the sequence decision problem of knowledge constraint with expert participation, as well as, the traditional MCTS algorithms often have problems such as: too large search scope and poor convergence. In response, this paper proposes an MCTS sequence decision-making method based on hybrid knowledge constrained empirical knowledge of group decision-making and partially deterministic decision sequence segments, along with the detailed steps. Finally, the proposed method is employed in a kind of post-stroke dysphagia dysfunction acupuncture point sorting problem, then, we gave the acupuncture sequential scheming method with hybrid knowledge and MCTS. Comparing with other methods, the feasibility and effectiveness of the proposed method is verified, formulating the standardization training skills for the young doctor's acupuncture program, laying the foundation for the method.

Key words Hybrid knowledge, Monte Carlo tree search (MCTS), sequence decision making, acupuncture point

Citation Jiang Bing-Xu, Su Chong, Liu Cun-Zhi, Chen Jie. Acupuncture sequential scheming method with hybrid knowledge and MCTS. *Acta Automatica Sinica*, 2020, 46(6): 1240–1254

传统的序列决策大多解决对时间序列问题的预测和对工艺工序的顺序决策问题。在各类装配序列

生产中,序列决策问题主要存在于工件加工工序^[1–3]、投资节点的投资决策等^[4–5]问题中。然而,传统的序列决策方法往往需要明确的决策节点与决策目标,常见的搜索算法(如:深度优先、广度优先等)缺乏对序列决策问题中的随机性的考虑。特别地,针对专家知识为约束的序列决策问题,尤其是决策步骤排序问题,尽管目前有强化排序学习等方法^[6–7],但此类方法都需要大量完整标签样本、辅助序列决策的学习过程。因此,传统序列决策方法在可参考完整样本不足的情况下,对于基于部分先验知识的决策序列能力,还有待提升。

针对序列决策问题的搜索算法,一直是该领域

收稿日期 2018-03-03 录用日期 2018-07-16

Manuscript received March 3, 2018; accepted July 16, 2018

国家自然科学基金(61603023)资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (61603023)

本文责任编辑 张敏灵

Recommended by Associate Editor ZHANG Min-Ling

1. 北京化工大学信息科学与技术学院 北京 100029 2. 北京中医药大学附属东方医院 北京 100078 3. 北京市中关村医院 北京 100190

1. School of Information Science and Technology, Beijing University of Chemical Technology, Beijing 100029 2. Oriental Hospital, Beijing University of Chinese Medicine, Beijing 100078

3. Zhongguancun Hospital of Beijing, Beijing 100190

的研究热点。目前解决序列决策问题的搜索方法中,大致可以分为启发式搜索^[8-9]和盲目搜索^[10]两种。其中,启发式搜索是利用问题拥有的启发信息来引导搜索,达到减少搜索范围,降低问题复杂度的目的;而盲目搜索则是按照固定的规则对目标进行搜索,具有遍历的特性。

此外,当需要搜索的数据非常大的时候,传统启发式和盲目搜索方法得到的搜索树结构异常复杂,算法用时过长,收敛很慢,且易陷入局部极值。

然而,蒙特卡洛树搜索算法(Monte Carlo tree search, MCTS)的诞生,提供了一种在决策空间中选取随机样本、然后根据阶段性决策结果构建搜索树,并在给定域中寻求最佳决策序列的方法。由于其在计算机围棋中取得了巨大的成功,对人工智能领域产生了深远的影响。目前, MCTS 更多地应用在多阶段交互甚至多角色的博弈型决策中^[11-14],尤其在计算机围棋领域^[15-17],取得了很优异的成绩。此外,在众多形式的 MCTS 中,尤其以上限置信区间算法(Upper confidence bound apply to tree, UCT)为内核框架的 MCTS 算法性能最为常用,它对反向传播阶段的胜率进行平均,并基于胜率的上限来选择搜索的方向^[18]。此外, Lin^[19]针对基于正常 UCT 算法往往难以给出较好的搜索结果这一问题,提出了 Lin-UCT 算法,并从多个角度进行算法改进前后的比较。此算法主旨并不是寻求“全局最优解”,而是“当前决策阶段的可行搜索最优解”。此外,当空间复杂度很大时,运用 MCTS 算法搜索深度或终止条件任意性的特点^[20-21],来得到可接受的决策解。因此, MCTS 方法以其搜索过程的随机性和终止时间的任意性,为构建先验知识不完全情况下的序列搜索奠定了坚实的理论基础。

为加速序列决策的求解过程,建立混合先验知识约束的搜索方法是一个有效的途径。目前众多的复杂序列决策问题(例如:复杂医学治疗方案生成过程),往往存在决策机理难以全面掌握,且序列决策中的每个决策节点与最终决策解呈非线性关系,阶段性决策结果难以量化评价等难点。因此,面向需要多人专家参与的序列决策问题,多属性群决策方法以其专注于群体专家经验的提取与集结^[22-24]的优势,显然是构建部分先验知识的有效途径。该方法尤其适用于为含专家参与的序列决策求解问题提供先验知识,并为决策序列的搜索方向进行引导,有效减少搜索时间和搜索空间。

特别地,常见的中医针灸诊疗方案制订过程是一类典型的序列决策问题。在众多中医针灸古籍和当代文献中,针对针灸机理的研究主要集中在单个穴位对疗效^[25-26]的改善中,只是对穴位,针灸方法

进行了简单的数据统计。针对同一病症的多个穴位的针刺排序方案,目前主要是专家经验,并没有对专家经验知识进行梳理和数字化描述,且未针对特定病症提出相关的穴位排序确定的方法,科学性有待提升。然而,关于医学中的序列决策问题,大多集中在资源调度方面,例如,关于医疗资源的调度^[27]、关于医护人员的调度^[28],鲜有关于针灸排序对治疗效果的量化论述。目前的中医针灸方案,虽然治疗效果稳定,但是主要依赖专家经验,缺乏灵活性和量化数学的基础,使得年轻医生难以学习和继承针灸方案制订的精髓。

所谓针灸“治疗序列”的决策问题,从数学角度可以归结为“治疗序列上的划分优化问题”,这与传统集合上的划分及评价有所不同。面向传统集合划分优化方面的研究,文献[29-31]针对寻找最优联盟系统问题,分别提出了 SCS (Search of coalition structure) 算法、EOCS (Effective optimal coalition structure) 算法和 ODP-IP (Optimal dynamic programming-IP) 算法,提高了搜索速度;文献[32]描述了关于图形联盟游戏中连续决策问题,利用价值加强定义优劣势;文献[33]尝试解决组合拍卖中的 NP 完全问题。本文所涉及的“治疗序列的划分优化”,相对传统的“集合划分优化”而言,面临几个难点: 1) 治疗序列生成的规则不明确,不能完全已知。且由于针灸学的特殊性,“口口相传”的专家经验占主导作用。这种影响“治疗序列”生成的约束,往往是非结构化的。2) 治疗序列有效性的评价,目前也未能形成统一标准,未能明确结构化描述,往往依赖专家经验和患者的主观感受进行评价。在中医界对针灸的作用机制未能完全阐明的情况下,这也是制约针灸医学发展的一大瓶颈。3) 传统的联盟结构缺乏对子节点优先度位置的论述。针对上述问题,本文尝试结合确定性专业知识和专家经验作为判断规则,构建出一种混合智能,以确定治疗序列的生成。

受上述讨论的启发,在获取搜索过程所需量化先验知识的前提下,本文提出了一种基于混合知识的蒙特卡洛树搜索的序列决策方法,旨在展示目标函数不明确且需要专家参与的序列决策问题中可行决策解的生成过程。最后以一类面向中风后吞咽障碍的针灸穴位排序方案生成过程为例,讨论了本文所提方法的应用。本文结构安排如下:第1节介绍基于混合知识的决策序列评价方法;第2节给出基于混合知识的蒙特卡洛树搜索序列决策方法;第3节以面向吞咽功能障碍针灸排序方案生成过程为例,验证所提序列决策方法的正确性,并与传统搜索方法进行对比,验证所提方法的优势;第4节

给出结论与工作展望.

1 基于混合知识的决策序列优先度的评价方法

本节介绍了一类基于群决策经验型知识和部分确定型决策序列知识的混合知识的获取方法. 然后, 针对阶段性决策序列优劣难以评价的问题, 给出了一种基于混合知识的序列决策评价方法.

1.1 基于混合知识的决策序列评价模块

本节提出基于子序列片段优先度的完整序列评价概念模型. 根据群决策方法和已有确定型知识库获得混合先验知识, 再根据序列评价模块中的序列分割 (子序列片段的划分) 和子序列 (或子节点) 位置量化得到一个完整序列的评价值. 分别从子序列片段的混合知识获取和混合知识量化两个角度进行分析, 完整决策序列评价的流程如图 1 所示.

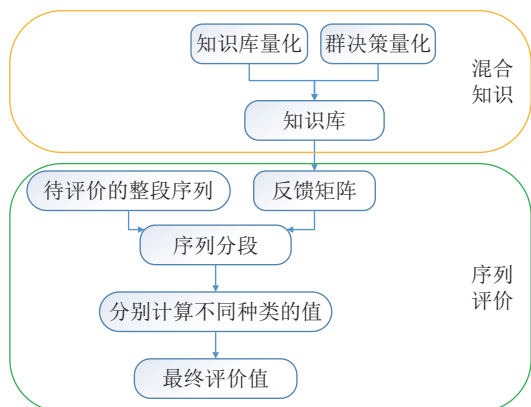


图 1 完整决策序列的评价流程图

Fig.1 Evaluation flow chart of complete decision sequence

步骤 1. 从知识库中量化确定型专业知识;

步骤 2. 基于群决策方法量化专家经验知识, 并将前面量化得到的知识融合为先验知识库;

步骤 3. 根据混合先验知识, 判断整条序列的评价值;

步骤 4. 对完整决策序列进行片段化分割处理;

步骤 5. 根据混合先验知识对子序列片段优先度进行量化;

步骤 6. 得到完整序列的最终评价价值.

上述各具体模块功能实现方法详述如下.

1.2 混合知识萃取模块

在一些已有的数据集并不是很多, 而专家的专业知识和经验更加占据主导地位的序列决策问题

中, 由于已掌握的训练数据不足, 常规的机器学习建模并不能达到很好的效果. 因此, 专家讨论的经验型知识和已有的少量确定型知识是构建混合知识的有效途径.

1.2.1 基于群决策的经验型知识

为讨论本文聚焦的完整决策序列中子序列片段的评价方法, 首先给出子序列片段定义.

定义 1. 在一个完整序列评价中, 由其中的 1 个或者多个节点组成的有先后顺序的子序列称为子序列片段. 其中由 1 个节点组成的序列为 1 维序列, 由 n 个节点组成的序列为 n 维序列.

常见的群决策方法往往包含基于区间数和基于模糊互补判断矩阵两类公认方法. 其中, 基于区间数 (例如, 随机统计法和直觉二元语义法^[33-34]) 理论的群决策方法关注的是群决策中群体专家对每个备选方法含有的子属性优劣性的评价, 缺乏对各个备选方案间整体优劣的评价, 因此, 所得的最终所有备选方案的排序结果往往具有很大的不确定性. 而模糊互补判断矩阵法^[22-24] 关注了群体专家对备选方案间的总体优劣性的评价.

因此, 对于 1 维序列和多维序列的排序, 本文通过基于模糊互补判断矩阵的群决策方法得到各个子序列片段的优先度. 具体步骤如下:

步骤 1. 将 n 位专家的决策讨论结果作为备选方案输入基于模糊互补矩阵的群决策算法中^[21-23] (群决策的具体方法参见附录 A, 不在此赘述).

步骤 2. 得到所有序列片段的优先度排序结果, 并将得到的序列片段的优先度作为其评价价值, 存入混合知识库 E 中.

1.2.2 经验型和确定型知识的融合

在知识建模中, 已有的经验和已获得的确定型知识都具有很大的参考价值. 所以对这两方面的知识进行融合, 并给出混合后的知识进行可靠性评价, 对后续的完整序列优先度量具有有很好的专业指导性.

根据数据来源的权威性和可靠性, 对已有的经验或已证实的确定型知识进行赋值处理. 再将已有经验按质量和可靠程度大体分为 k 个等级. 具体的等级划分量化如式 (1) 所示. 并将子序列片段的评价值存入集合 E 中

$$\text{grade} = \begin{cases} \frac{1}{k}, & \text{等级 } k \\ \frac{j+1}{k}, & \text{等级 } k-j \\ \frac{k}{k}, & \text{等级 } 1 \end{cases} \quad (1)$$

$$E = \{\text{grade}_1, \text{grade}_2, \dots, \text{grade}_k\} \quad (2)$$

其中, $grade$ 为根据证据的可靠性来决定子序列片段的最终评价价值; k 为总共可分的多个等级, $grade_k$ 表示等级 k 下所蕴含的混合知识, E 为汇总的经验型和确定型的混合知识数据库。

1.2.3 反馈矩阵

由于在实际的序列搜索过程中, 每搜索一个子节点, 会根据实际的反馈和当时的情形来判断下一次搜索的方向。所以在混合知识萃取模块之后增加了一个“反馈矩阵”, 用来模拟“对手模型”, 整体的混合知识会随着“反馈矩阵”的变化而变化。

定义 2. 反馈矩阵是一种评价值的转换矩阵, 矩阵大小为 $n \times n$, 其中, n 为被转换一维矩阵的长度; 且矩阵中每一列的和均为 l (标准化)。最后, 得到转换式为

$$E^{(1)} = E \times Z \quad (3)$$

其中, 转换矩阵 Z 的大小为 $n \times n$, 如式 (4) 所示

$$Z = \begin{bmatrix} Z_{11} & \cdots & Z_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ Z_{n1} & \cdots & Z_{nn} \end{bmatrix} \quad (4)$$

矩阵 Z 的取值是根据实际情况和之前节点的效果等因素来决定的。

1.3 基于混合知识的序列评价模块

在混合知识萃取之后, 首先要基于群决策和已有确定型知识的混合先验知识来判断完整序列的评价价值。然后, 基于已获取到的混合先验知识, 面向完整的决策序列, 不仅有完整序列中所涉及到的 1 维单个节点的评价价值, 而且还有存在于完整序列中的 2 维、3 维甚至多子的子序列片段的评价价值, 导致针对一条由同样子节点以同样顺序构成的序列有多种评价的值。此外, 由于本文所探讨的决策序列是一种矢量型的, 且每一个子序列片段在序列中的位置不同对结果有一定的影响。因此, 我们提出序列分割的方法来获得所有的评价方法, 并返回最大值作为整条序列的评价价值。

1.3.1 子序列片段的分段机制

假设 1. 在混合先验知识中得到的是关于一些子序列片段的评价, 并未完全覆盖 (顺序组合) 即将评价的完整序列中的所有节点。同时, 当一个较长的决策序列输入时, 由于无法确定其分割方式, 所以针对同一个序列, 可能会有多种评价结果的产生。因此, 给出决策序列分割的定义。

定义 3. 当输入较长的序列时, 无法确定其中各种子序列片段的组合情况, 所以要将子序列片段的多种组合情况进行详细分类, 这种分类的方式称为决策序列分割。

假设 2. 当输入长度为 n 的序列时, 任意两个邻近的节点都可以直接进行序列分割, 所以一共有 $n-1$ 个分割位置, 即有 2^{n-1} 种不同的分割方式。具体的决策序列分割情况如图 2 所示。



图 2 序列分割示意图

Fig.2 Sequence segmentation diagram

以上的分割方式在没有知识进行指导时, 并不知道其优劣。因此, 我们考虑所有的分割方式, 并根据已获取的混合先验知识, 对一条子序列片段的多种分割方式作出评价, 然后返回其最大值作为最终的评价价值。

1.3.2 完整序列的优先度评价

由于子序列片段在完整序列中有位置的区别, 所以本文提出了“序列优先度量化方法”来解决此类问题。

考虑同样的子序列片段或者单个子节点, 在完整序列的不同位置会有不同的效果。针对完整序列的优先度, 首先给出评价偏好: 子序列片段在完整序列中位置靠前者, 评价价值赋值较高, 子序列片段位置靠后者, 评价价值赋值较低, 这里赋予其 0.1 的波动变化值。具体的序列片段赋值如下:

$$val_segment_i = \frac{0.1}{l} \times (l - m) + s_i \quad (5)$$

其中, l 为序列长度, m 为序列片段所在位置 (以序列片段第 1 个决策阶段开始计算), s_i 为基于数据库或群决策知识的序列片段基础值的统称; $val_segment$ 为子序列片段在位置 k 上的最终评价价值。

此外, q 为序列被分割的长度, 一共有 $2(l-1)$ 种分割方式, 所以, 一共可以得到 $2(l-1)$ 个不同的序列评价价值, 然后返回其中的最大值, 计算式为

$$val = \max \{val_segment\} \quad (6)$$

然后, 根据不同的序列分割方式, 将各分割方式下的各个子序列片段的评价价值相乘, 在众多序列评价价值中选择最大的评价价值作为完整决策序列的最终评价价值, 计算式为

$$val_whole = \prod_{i=1}^m val_segment_i \quad (7)$$

2 基于混合知识的 MCTS 序列决策方法

本节基于前面介绍的混合知识获取与完整决策

序列评价方法,给出了基于混合知识的 MCTS 序列决策方法. 在实际的序列决策过程中,子节点的选择是根据当前的状态反馈来决定的,也就是“走一步,看一步”,而 MCTS 算法比较适合这种类似博弈的模型,所以我们选择 MCTS 来解决这种有“对手模型”的序列决策^[19].

2.1 传统 MCTS 算法

假设 MCTS 中每一个子节点都有相同的属性,那么蒙特卡洛树中的子节点属性可由式 (8) 来表示

$$node_i = f(b, c, v) \quad (8)$$

其中, $node_i$ 表示不同的节点, $node_0$ 表示最初的根节点; b 为节点深度; c 为节点的访问次数; v 为赋予节点的评价值 (value).

传统的 MCTS 算法由 4 个步骤完成: 选择、扩展、模拟和反馈更新, 如图 3 所示.

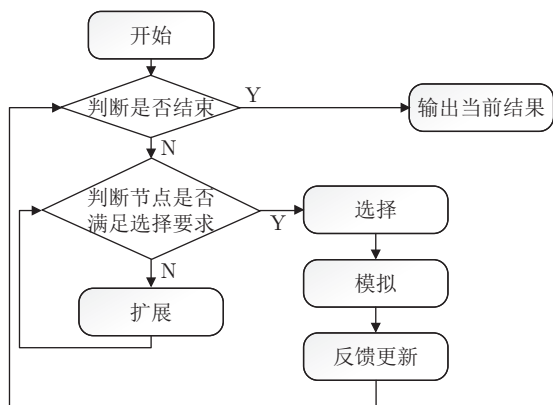


图 3 传统 MCTS 流程图^[20]

Fig. 3 Traditional MCTS flow chart^[20]

步骤 1. “选择”: 若节点满足选择条件, 从子节点中优先选择“价值”更高的子节点.

步骤 2. “扩展”: 如果该节点并没有符合选择的条件, 则随机扩展出一个新的子节点, 直到某一给定的深度.

步骤 3. “模拟”: 从该节点开始一直模拟到博弈游戏结束 (一般是随机), 得到评价值.

步骤 4. “反馈更新”: 从最下面的节点由已知胜率向上更新节点 s_i 的胜率和访问次数.

传统的 MCTS 算法大致可将上述 4 个步骤分为两类, 即: 树策略 (Tree policy) 和预设策略 (Default policy). 其中 Tree policy 包括选择和扩展, Default policy 包括模拟和反馈更新. 所以从某种意义上而言, MCTS 是一个框架, 需要将两个策略进行优化.

在上述步骤中, “价值”指节点的评价方法. 比

较常见的节点“价值”评价方法是上限置信区间 (Upper confidence bound apply to tree, UCT) 算法. UCT 算法从另一个层面上定义了节点的评价值, 其计算式为

$$UCT = \bar{v}_l + 2C_p \sqrt{\frac{2 \ln n}{n_j}} \quad (9)$$

其中, $\bar{v}_l$ 是历次模拟的胜率平均值, C_p 是一个常数, 对树搜索的深度和广度有一定的影响, 当 C_p 较小时, 有利于树的探索; 当 C_p 较大时, 有利于树的开发; n 是其父节点的访问次数; n_j 是该子节点的访问次数.

由于完全随机搜索后的结果在实际序列决策中的应用效果并不是很理想, 所以, 结合第 1.3 节给出的基于子序列片段的完整序列评价方法, 在第 2.2 节中对传统 MCTS 的树策略进行优化改进, 并提出了 UCT-max 算法.

2.2 改进的 MCTS-树策略优化方法

UCT 算法能够在开发和探索中取得平衡, 当访问次数较少时, 式 (9) 中的第 2 项较小, 会选择评价价值更高的节点; 当访问次数较多时, 会选择访问次数较少的节点, 即更有探索潜力的节点. 这样, 既考虑了节点的胜率, 也兼顾了访问次数.

面向第 1 节探讨的基于知识约束型序列决策问题, 由于其序列评价的特殊性, 在定义节点的评价值时, 不仅要考虑节点本身的值, 也要考虑上下节点对于选择的影响, 尤其是针对特殊的节点, 如第一个和最后一个, 对于这一组的序列的不同种类节点需进行不同的定义.

因此本文提出, 完整序列的节点评价价值不仅要考虑节点本身, 也要考虑下一步的局部极值, 进而给出一种改进的 UCT 计算公式

$$UCT\text{-max} = C_q \times \max(\cdot) + (1 - C_q) \times \bar{v}_l + 2C_p \sqrt{\frac{2 \ln n}{n_j}} \quad (10)$$

其中, $\max(\cdot)$ 为下一层节点中与此时节点的共同价值构成评价价值最大的节点, 等同于贪婪最大值, 便于序列搜索可以找到更好的值; C_q 为取最大值和平均值的比例系数, 这样既可以避免搜索陷入局部最优值, 又可以在全局的基础上, 有“贪婪”的方向.

2.3 基于混合知识 UCT-max 的序列决策

由于这是一个关于序列搜索的算法, 所以不同于传统的 MCTS 算法.

步骤 1. 以空节点为根节点, 建立搜索树, 根据实际情况确定扩展的宽度和深度.

步骤 2. 向下扩展树时, 判断节点是否满足选择要求, 若满足则进行“选择”, 否则“扩展”。

步骤 3. 当搜索树达到目标深度时, 开始模拟, 随机添加子节点直至序列结束。

步骤 4. 将模拟后的序列输入到评价模块中, 根据图 1 的评价方法得到该序列的评价值。

步骤 5. 将得到的评价值反向依次更新父节点的评价值和访问次数, 根据式 (8) 计算节点的 UCT-max 值。

步骤 6. 判断是否搜索结束 (已完成遍历或到达终止时间), 若搜索结束则输出当前评价值最大的序列, 否则重复步骤 2~5。

基于混合知识的 UCT-max 算法的序列决策流程图如图 4 所示。

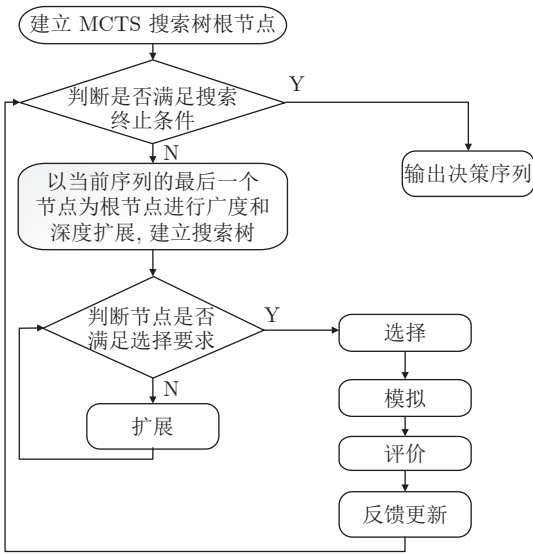


图 4 基于混合知识的 UCT-max 算法的序列决策流程图
Fig.4 Sequential decision flow chart of UCT-max algorithm based on mixed knowledge

3 实例研究

本节针对面向中风后吞咽障碍针灸康复治疗方案制订问题, 对本文提出的基于混合知识的 MCTS-max 序列决策方法进行验证和分析, 并与传统序列决策方法进行对比, 讨论了所提算法的优势。

3.1 针灸穴位排序问题

由于针灸治疗的特殊性, 我们分别从基于循证医学的确定型专业知识^[25-26]和专家群经验型知识这两方面建立混合知识模型, 以此为基于序列决策框架的穴位排序的求解分析奠定基础。

3.1.1 构建混合先验知识

1) 基于循证医学的确定型知识获取

证据是循证医学的基础, 而遵循证据是循证医学的本质所在^[25]。临床研究者和应用者应尽可能提供并应用当前最可靠的临床研究证据, 包括病因、诊断、预防、治疗、康复和预后等方面的研究结果。

本文根据文献 [26] 所得到的面向卒中后吞咽障碍针灸穴位循证医学数据来构建确定型知识库。其中, 循证医学的文献检索范围包括: 中国知网 (CNKI)、万方数据知识服务平台、维普期刊资源整合服务平台 (VIP)、中国生物文献数据服务系统 (CBM), 香港大学数据库、OvidLww 数据库、PubMed 以及 Cochrane Library 网上数据库。检索时间从建库至 2016 年 2 月 29 日。检索式为: a) 以检索式“(吞咽障碍, 吞咽困难, 假性球麻痹, 真性球麻痹等相关检索词) AND 中风, 脑卒中, 脑出血, 脑梗塞等中风相关检索词) AND 针灸, 针刺, 电针等针灸相关检索词 AND 康复训练, 吞咽训练等康复训练相关检索词”检索中文数据库。b) 以检索式“(Dysphagia and stroke) and acupuncture and swallowing training”检索英文数据库。其中检索并纳入针灸治疗脑卒中后吞咽障碍的文献共 402 篇, 通过挖掘其中 402 条针灸处方, 共运用十四经穴 62 个, 经外奇穴 33 个, 总应用频次 1 981 次。各个穴位的具体频次统计如表 1 所示 (具体统计见附录 B)。

表 1 针灸治疗脑卒中后吞咽障碍腧穴运用频次统计
Table 1 Acupuncture treatment of dysphagia after stroke

序号	腧穴名	频次	频率 (%)
1	廉泉	221	11.16
2	风池	219	11.06
3	翳风	131	6.61
4	金津	112	5.65
5	玉液	111	5.60
6	完骨	82	4.14
7	内关	76	3.84
8	风府	71	3.58
9	人中	61	3.08
10	人迎	58	2.93
11	三阴交	53	2.68
12	合谷	53	2.68
13	旁廉泉	49	2.47
⋮	⋮	⋮	⋮

2) 基于专家群决策的经验型知识获取

通过邀请北京中医药大学附属东方医院 4 位正高级职称针灸专家对本文所涉及的卒中后吞咽障碍针刺排序中不同维度的子序列片段组合进行研讨, 询问专家的意见, 再将专家的数据通过群决策

方法 (附录 A) 进行处理. 得到 1 维、2 维以及部分多维子序列片段的评价值. 由于常见吞咽障碍康复治疗中所涉及的针刺穴位总共为 95 个 (附录 B), 所以可将子序列名称进行变化, 并将群决策得到的子序列片段评价值存入含标签的数据“字典”(附录 C) 中.

3) 反馈矩阵

根据医生的建议, 考虑到患者的反馈模型影响因素较多, 如环境因素、病患因素、针灸手法因素等. 所以本次实验所采用的反馈矩阵是一个单位对角阵, 对混合知识模块没有改变.

4) 混合知识的作用

从调研的 402 篇文献中, 将人体本身的 300 多个穴位, 缩减到实际搜索用到的 95 个, 空间复杂度从 300^5 减少到 95^5 , 缩小了搜索空间, 加强了搜索精度, 减少了搜索的时间, 提高了搜索性能, 使其应用于实际针灸治疗中的交互.

3.1.2 针灸治疗序列分割操作

基于前面的讨论, 假设在求解长度为 5 的穴位排序时 (将 5 个不同穴位定义为 5 个决策节点变量: a_1, a_2, a_3, a_4, a_5), 一共有 16 种序列分割的方式, 如表 2 所示, 根据已有的子序列片段的评价以及矢量后的量化结果, 依次计算不同序列分割方式下的序列评价值, 并取最大值为最终的序列评价值.

表 2 针灸序列长度为 5 的不同分割方式
Table 2 Different segmentation patterns of acupuncture sequence in depth of 5

序列长度	序列分割方式
1维×5	a_1, a_2, a_3, a_4, a_5
1维×3+2维×1	$a_1, a_2, a_3, a_4a_5; a_1, a_2, a_3a_4, a_5$ $a_1, a_2a_3, a_4, a_5; a_1a_2, a_3, a_4, a_5$
1维×1+2维×2	$a_1, a_2a_3, a_4a_5; a_1a_2, a_3, a_4a_5$ a_1a_2, a_3a_4, a_5
2维×1+3维×1	$a_1a_2, a_3a_4a_5; a_1a_2a_3, a_4a_5$
1维×2+3维×1	$a_1, a_2, a_3a_4a_5; a_1, a_2a_3a_4, a_5$ $a_1a_2a_3, a_4, a_5$
1维×1+4维×1	$a_1, a_2a_3a_4a_5; a_1a_2a_3a_4, a_5$
5维×1	$a_1a_2a_3a_4a_5$

3.1.3 子序列片段的优先度量化

基于式 (5), 将这 5 个穴位所构成的全部维度组合情况进行量化, 得到完整序列优先度汇总表, 如表 3 所示.

3.1.4 关于评价模块正确性的研讨

类似于针灸治疗的一类问题, 已有的数据集并不是很多, 而专业知识和专家经验占据主导地位的序列决策, 由于已掌握的训练数据不足, 常规的机器学习建模并不能达到很好的效果. 因此, 专家讨

表 3 长度为 5 的序列优先度量化表
Table 3 Sequence priority quantization table with sequence length 5

序列长度	序列分割方式	序列优先度
1维×5	a_1, a_2, a_3, a_4, a_5	$(a_1+0.08)(a_2+0.06) \times (a_3+0.04)(a_4+0.02)(a_5)$
	a_1, a_2, a_3, a_4a_5	$(a_1+0.075)(a_2+0.05)(a_3+0.025)(a_4a_5)$
1维×3+2维×1	a_1, a_2, a_3a_4, a_5	$(a_1+0.075)(a_2+0.05)(a_3a_4+0.025)(a_5)$
	a_1, a_2a_3, a_4, a_5	$(a_1+0.075)(a_2a_3+0.05)(a_4+0.025)(a_5)$
	a_1a_2, a_3, a_4, a_5	$(a_1a_2+0.075)(a_3+0.05)(a_4+0.025)(a_5)$
	a_1, a_2a_3, a_4a_5	$(a_1+0.067)a_2a_3+0.033)(a_4a_5)$
1维×1+2维×2	a_1a_2, a_3, a_4a_5	$(a_1a_2+0.067)(a_3+0.033)(a_4a_5)$
	a_1a_2, a_3a_4, a_5	$(a_1a_2+0.067)(a_3a_4+0.033)(a_5)$
2维×1+3维×1	$a_1a_2, a_3a_4a_5$	$(a_1a_2+0.05)(a_3a_4a_5)$
	$a_1a_2a_3, a_4a_5$	$(a_1a_2a_3+0.05)(a_4a_5)$
	$a_1, a_2, a_3a_4a_5$	$(a_1+0.067)(a_2+0.033)(a_3a_4a_5)$
1维×2+3维×1	$a_1, a_2a_3a_4, a_5$	$(a_1+0.067)(a_2a_3a_4+0.033)(a_5)$
	$a_1a_2a_3, a_4, a_5$	$(a_1a_2a_3+0.067)(a_4+0.033)(a_5)$
1维×1+4维×1	$a_1, a_2a_3a_4a_5$	$(a_1+0.05)(a_2a_3a_4a_5)$
4维×1	$a_1a_2a_3a_4, a_5$	$(a_1a_2a_3a_4+0.05)(a_5)$
5维×1	$a_1a_2a_3a_4a_5$	$(a_1a_2a_3a_4a_5)$

论的经验型知识和已有的确定型知识是构建混合知识的有效途径. 所以本文基于专业知识和专家经验, 分别采取了文献查询和基于模糊互补矩阵的群决策算法来采集“混合知识”, 最后汇总为评价模块中的“混合知识萃取模块”; 并根据实际情况, 加入反馈矩阵, 建立对手模型.

3.2 融合混合知识与 MCTS 的针灸排序方案设计

3.2.1 基于混合知识的 MCTS 序列决策算法流程

针对临床要求 (单个患者每次针灸治疗时间一般 $< 30 \text{ min}$), 临床医生一般选取不少于 5 个穴位进行针刺. 因此, 我们设计本文所提出的序列决策问题如下: 5 个决策节点 (针灸穴位), 树搜索深度为 2, 宽度为 50, 再基于第 2.3 节中的流程图 4, 给出基于混合知识评价的 MCTS 序列决策的针灸穴位排序流程如下:

步骤 1. 随机选择一个穴位建立一个根节点, 向下扩展, 展开成一个深度为 5 的搜索树.

步骤 2. 判断节点的深度和子节点的数目, 当满足选择条件时, 进行选择处理.

步骤 3. 当深度达到 2 时, 开始模拟直至序列结束, 将得到的序列输入到评价模块中, 得到反馈值.

步骤 4. 向上更新值和访问次数, 当一次性的蒙特卡洛树搜索完成后即得到一个序列串.

步骤 5. 调节节点评价价值参数, 多次执行后可得到多组序列串, 以供专家筛选.

3.2.2 实验结果与分析

由于树搜索的复杂性, 本节简要列举其中一次搜索过程的第 1 层节点的搜索结果.

如表 4 中的每一个元组 (x, y, z) 所示, 其中 x 为众多穴位对应的编号 (见附录 B), y 是节点的评价值, z 为 MCTS 算法的访问次数, 可以看出穴位 “1 号” 的评价值最高, 且其在整日的搜索次数也是最多的, 所以在这一层搜索后选择了穴位 “1 号”.

表 4 各层节点的评价值及访问次数
Table 4 Evaluation value and visiting numbers of nodes in each layer

层次	节点编号	评价值	访问次数
第1层	1	0.88	12 550
	2	0.83	10 050
	⋮	⋮	⋮
	76	0.09	50
	77	0.12	50
第2层	⋮	⋮	⋮
	⋮	⋮	⋮
	⋮	⋮	⋮
第5层	6	117.92	50
	7	3.03	50
	⋮	⋮	⋮
	76	3.03	50
	77	1.52	50

经过多次实验, 得到了全局的最优序列 [10, 9, 52, 2, 1], 其所对应的穴位依次为旁廉泉、人迎、咽喉壁、金津、人迎、风池、廉泉. 在图 5 所示的曲线的最高点, 评价值约为 0.2514. MCTS 算法的收敛性证明已经在文献 [20] 和为文献 [35] 中进行了探讨. 最后, 在本问题的求解中, 我们进行了 30 次实验, 得到最终评价值的平均值约为 0.20, 表明本文所提改进的 UCT-max 算法也是收敛的.

3.2.3 临床医学验证

本课题的医学验证工作, 由中国科学院北京市中关村医院针灸推拿科的两位副主任医师进行跟踪与评价, 病例跟踪周期为半年. 选取病例为脑中风后吞咽障碍口期患者 35 例 (医学统计学认为, 不少于 30 个同类型病例样本即可作为具有说服力的医学统计学样本^[36]).

对照本文所得到的 5 个针灸穴位的序列搜索结果, 对吞咽障碍口期患者 (该类患者都具有舌部运动障碍, 可不依赖其他疗法, 而单纯依靠针灸治疗予以康复, 针灸康复治疗手段对该病症患者具有

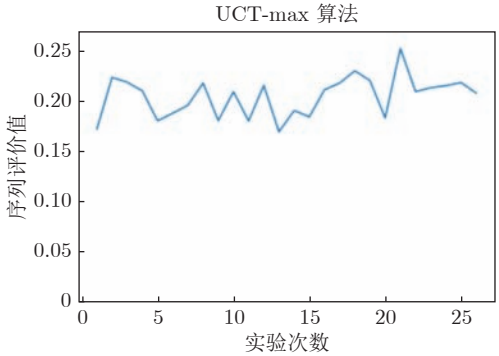


图 5 MCTS 多次实验结果显示

Fig. 5 The results of multiple experiments of MCTS

良好的特异性) 进行诊疗对照试验.

临床医师通过对 35 位患者舌部运动 (做舌的前伸、回缩、上抵硬腭、左右摇摆等动作) 功能的康复效果进行 3~6 周、3 个月和 6 个月等三个不同临床周期的跟踪评估 (如表 5 所示), 经医学统计学计算, 验证了基于本文所提序列决策方法获得的针灸次序 (“廉泉, 风池, 咽喉壁, 金津, 人迎”), 得到的患者舌部运动指标, 要优于单纯依赖确定型知识的针灸次序 (如: 普通高等教育中医类规划教材《针灸学》(第 6 版) 中提议的: “廉泉、哑门、风池、风府、丰隆”) 所获得的舌部运动指标 (本文计算得到的针灸次序, 比《针灸学》教材提供的治疗建议更为显效 (医学统计结果: $p < 0.05^1$)).

表 5 针灸治疗次序 (方案) 的优异性验证数据
Table 5 Acupuncture treatment order (plan) superiority verification data

跟踪治疗时机	例数	痊愈数	优异数	非优异数
3周以内	35	10	6	4
6周以内	25	6	17	2
3个月以内	9	5	2	2
6个月以内	7	1	2	4

3.3 对比与讨论

为验证本文所提序列决策方法的优越性和实用性, 我们将本文所提的基于 UCT-max 算法与基于遗传算法 (Genetic algorithm, GA)、基于贪心算法、基于传统 MCTS 的序列决策算法进行对比, 从算法收敛特性、算法复杂度、评价率等角度进行分析与讨论.

首先, 对基于混合知识评价模块的遗传算法和

¹ p 值是采用假设检验的方法来计算两组医学采样样本统计学差异程度的指标. 一般取 $p < 0.05$ 作为临界值, 若 $p < 0.05$, 则代表随机抽取的两组数据存在显著差别.

贪心算法进行设定. 遗传算法^[37]和贪心算法的运行过程都是根据式(6)和式(7)来定义适应度函数, 然后重复迭代直至优化解收敛. 本文设置遗传算法的初始种群为 300, 变异率 0.001, 交叉率 0.8, 迭代次数 400, 选择率为 0.3; 此外, 设定每次的贪心规则为: 当前混合知识模块中评价价值最大的节点, 重复循环 5 次.

1) 收敛性对比

基于遗传算法的序列决策算法经多次 (100 次) 实验后, 结果可以总结为图 6 所示的 4 种情况. 这 4 种情况的比例为: 40 : 25 : 23 : 12. 从图 6 可以看出, 遗传算法偶然也可以得到比较优的值 (图 6(a)), 但是更依赖初值的给定. 如果初值不好, 则很容易陷入局部极值, 如图 6(b)~6(d), 其最终收敛的结果也不会很好.

基于贪心算法的序列决策算法由于每次的贪心规则都是固定的, 且混合知识模块也是固定的, 所以最终的结果始终为 [1, 2, 52, 3, 4], 对应的穴位为廉泉、风池、咽喉壁、翳风、金津, 评价价值为 0.2125, 一直是收敛的.

2) 算法复杂度比较

蒙特卡洛树搜索的算法复杂度与树的宽度、搜索深度、最终的序列长度有关, 本文的树搜索宽度为 50, 树搜索深度为 2, 最终的序列长度为 5, 算法复杂度总共为 $50^2 \times 5 = 12\,500 \times O(1)$, 其中 $O(1)$ 为常数操作.

遗传算法的算法复杂度与种群的大小、迭代的次数有关, 本文设置的初始种群规模 (初始种群为随机生成) 为 300, 迭代次数为 400, 算法总复杂度为 $300 \times 400 = 12\,000 \times O(1)$, 其中 $O(1)$ 为常数操作.

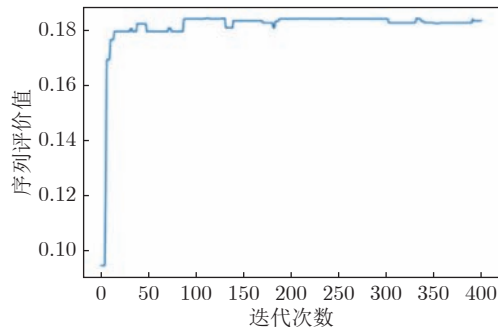
贪心算法的算法复杂度与整体的穴位个数有关和循环次数有关, 如本文的穴位个数为 100, 循环次数为 5, 算法总复杂度为 $500 \times O(1)$, 其中 $O(1)$ 为常数操作.

3) 对比汇总

基于上述讨论, 表 6 从算法复杂度以及生成最优解的“评价率”两方面给出了三种不同序列决策框架的对比汇总, 其中, 评价率为算法收敛至全局最优解的相似程度.

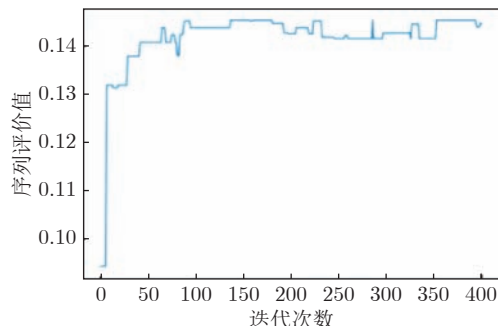
表 6 中, 实验 100 次得分是指: 重复实验 100 次后, 将得到的 100 组实验结果代入评价模块中, 即代入式 (6) 中得到各组得分并加和; 评价率为每次得到的序列评价价值与最大序列评价价值之间的比值, 即

$$Evaluate_rate = \frac{algorithm_val \times times}{max_val \times times} \quad (11)$$



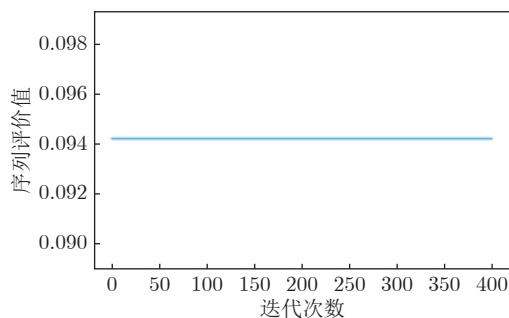
(a) 情况 1

(a) Case 1



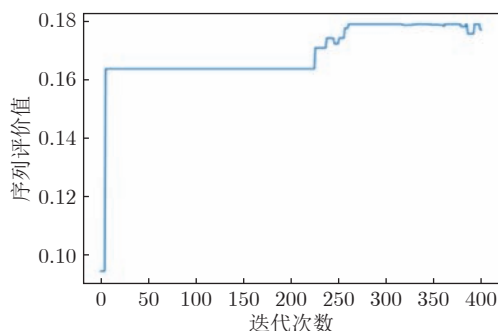
(b) 情况 2

(b) Case 2



(c) 情况 3

(c) Case 3



(d) 情况 4

(d) Case 4

图 6 基于 GA 算法的 5 次针灸排序序列搜索的数据图

Fig. 6 The data flowchart of acupuncture sequence searching in five times based on GA

其中, $Evaluate_rate$ 为评价率, $algorithm_val$ 为每

表 6 算法对比汇总
Table 6 Comparison between four algorithms

评价	算法复杂度	实验100次得分	评价率 (%)
传统MCTS	12 500	17.130	68.14
基于混合知识的MCTS-max	12 500	21.623	86.01
基于混合知识的遗传算法	120 000	11.468	48.51
基于混合知识的贪心算法	500	21.249	84.52

次由算法得到的序列评价价值; max_val 为最大的序列评价价值, 由附录 C 可知, $[10, 9, 52, 2, 1]$ 是已知的评价价值最大的序列, 值为 0.2514; $times$ 为实验次数.

3.4 小结

针对本节所进行的面向吞咽障碍的针灸康复治疗序列的生成问题, 我们从算法收敛性、算法复杂度、算法获得最优解的“评价率”三个角度, 对比了本文所提 MCTS 算法与传统 MCTS 法、基于混合知识的遗传算法和基于混合知识的贪心算法的性能.

传统 MCTS 方法由于缺少先验知识做搜索引导, 其获得最优解的“评价率”得分较低, 不适用于实时求解最优值; 基于混合知识的遗传算法虽然有先验知识做引导, 但其收敛性受限于初值, 存在不稳定的现象, 且算法本身易陷入局部极值中; 基于混合知识的贪心算法虽然效果不错, 但是局限于唯一结果, 不具备参考性, 且其对于两个穴位组合或者三个穴位组合的节点, 无法得到很好的结果; 本文所提基于混合知识的 MCTS-max 算法有效地避免了上述三种算法的不足. 另外, 基于混合知识的遗传算法和基于混合知识的贪心算法, 无法在实际的交互中得到很好的应用, 若再考虑“反馈模型”的复杂性, 则相互难以兼容.

本文工作聘请了相关医学专家进行跟踪和评估, 验证了基于本文所提算法获得的针灸治疗方案对比单纯确定型知识所获得的针灸方案, 具有优越性, 对实际针灸康复治疗过程具有良好的指导意义. 同时, 为专家经验的继承与传播, 以及年轻针灸医师的培训与成长, 提供了一条可靠的途径.

4 总结与展望

为解决以专业知识和专家经验为主的序列决策问题, 本文给出获取确定型知识与经验型知识的统计与群决策算法. 为解决序列的评价问题, 本文给出了子序列片段以及决策序列分割的定义, 进而提

出了基于子序列片段优先度的完整序列的评价方法. 之后又在评价模块中添加反馈矩阵, 用以模拟反馈的情况.

此外, 基于上述评价方法, 本文给出了基于群决策经验型知识和部分确定型知识的混合知识约束的 MCTS-max 序列决策方法, 并详细描述该序列决策的流程. 构建了以混合知识引导搜索方向的序列决策方法, 并使计算机具备对专家参与的目标函数不明确的序列决策问题的自动求解能力, 实现了决策智慧的传播与继承功能, 是一种专家经验和决策算法的混合智能.

为验证本文所提方法的正确性和有效性, 以一类面向卒中后吞咽障碍康复中的针灸穴位排序问题展开讨论. 我们定义了一种“治疗序列”, 不同于传统数学中联盟结构的划分和组合优化, 是一种矢量性, 含有子节点优先度增益, 且其生成受知识约束节点集合, 属于针灸所特有的序列. 之后通过统计和群决策算法对脑卒中后中风吞咽障碍的针灸治疗方案的众多穴位进行了量化处理. 最后通过本文所提基于混合知识的 MCTS-max 序列决策方法获得最终的治疗方案. 并将其与传统 MCTS 方法、基于混合知识的遗传算法和贪心算法的序列决策方法进行对比, 从算法复杂度、收敛特性等角度说明了所提方法的优缺点.

需要说明的是, 本文的工作仍然是基础性的, 在未来工作中, 有一些问题需要进一步研究, 例如: 1) 本文所提序列决策是基于离线的混合知识构建的, 未来将研究一种知识在线更新的动态序列决策方法; 2) 在治疗序列生成方面, 本文的反馈矩阵只是简单的单位对角阵, 未来将充分考虑“反馈矩阵”与疗效评价高度相关这一事实, 站在人工智能的角度, 研究基于疗效评价的反馈矩阵计算方法; 3) 本文的针灸疗效评价, 仅以医生评价和患者主观感受的简单数学描述为主, 关于疗效评价的科学性有待提升, 未来将尝试引入核磁共振影像在针刺作用下的患者生理反应图像作为参考; 4) 传统中华医学博大精深, 由于本文专业视野的局限性, 调研范围有限, “专业知识”及“专家知识”不够完整. 未来, 医学证据的搜索要更广泛, 经验性的知识库要更全面; 5) 在研究面向吞咽功能障碍针灸康复治疗的动态序列决策问题中, 我们还要着力解决多专家经验知识的不确定性与序列决策结果之间的量化建模问题, 以及含多操纵量 (例如, 除针灸之外的其他治疗手段, 包括物理治疗、按摩、冰刺激等) 的复杂治疗序列的搜索与评价等问题.

附录 A 基于模糊互补矩阵的群决策方法

基于多属性群决策问题中群体偏好集结方法, 群体智慧涌现算法的步骤如下:

考虑多属性群决策问题包含有 k 个专家和 n 个方案, 每个方案中都含有相同的 ξ 个子属性.

步骤 1. 群体专家判断偏好通常具有复杂的数学描述形式 (如效用向量、序关系值向量、互反判断矩阵、互补判断矩阵), 因此将不同形式的群体专家判断偏好转换为一类群体偏好是必要的. 基于判断矩阵^[32] 的方法, 将所有专家不同形式的判断偏好转换为统一的模糊互补判断矩阵形式.

1) 效用向量-模糊互补判断矩阵的转换

效用向量 $\mathbf{u}^k = (u_1^k, u_2^k, \dots, u_n^k)^T$ 值越大, 表示对应方案越优. 因此, 可将 $\mathbf{u}_i^k$ 看作方案 x_i 的权重 ω_i^k , 方案 x_i 优于方案 x_j 的偏好信息:

$$p_{ij}^k = \begin{cases} \frac{u_i^k}{u_i^k + u_j^k}, & (u_i^k, u_j^k) \neq (0, 0) \\ 0.5, & (u_i^k, u_j^k) = (0, 0) \end{cases} \quad (\text{A1})$$

2) 序关系值向量-模糊互补判断矩阵的转换

将序关系值向量 $\mathbf{o}^k = (o_1^k, o_2^k, \dots, o_n^k)^T$ 转换为模糊互补判断矩阵

$$p_{ij}^k = 0.5 \left[1 + \frac{(o_j^k - o_i^k)}{(n-1)} \right] \quad (\text{A2})$$

3) 互反判断矩阵-模糊互补判断矩阵的转换

将互反判断矩阵 $A^k = (a_{ij}^k)_{n \times n}$ 转换为模糊互补判断矩阵, 实现一致化过程, 即

$$p_{ij}^k = 0.5 + \log_c a_{ij}^k, c = 81 \quad (\text{A3})$$

然后, 进行群体判断偏好集结.

4) 应用有序加权平均算子 (Ordered weighted averaging, OWA)

将 k 个决策成员的模糊互补判断矩阵 $p^1, p^2, \dots, p^m$, 集结成群模糊偏好矩阵 $p^* = (p_{ij}^*)_{n \times n}$. OWA 算子的集结方法采用 $\sum_{l=1}^k \omega_l = 1$, 群集结的 OWA 算子权重向量为

$$\omega_l = Q\left(\frac{l}{m}\right) - Q\left[\frac{l-1}{m}\right] \quad (\text{A4})$$

其中, $Q(\gamma)$ 为模糊量化算子.

$$Q(\gamma) = \begin{cases} 0, & \gamma \leq \alpha \\ \frac{\gamma - \alpha}{\beta - \alpha}, & \alpha \leq \gamma \leq \beta \\ 1, & \beta \leq \gamma \end{cases} \quad (\text{A5})$$

其中, $\alpha, \beta, \gamma \in [0, 1]$, 在“多数”、“至少一半”、“尽可能多”的原则下, $Q(\gamma)$ 对应参数 (α, β) 分别为 $(0.3, 0.8)$

, $(0, 0.5)$ 和 $(0.5, 1)$, p_{ij}^* 为集结成群偏好的矩阵, 表示群体认为方案 x_i 优于方案 x_j 的程度, 即

$$p_{ij}^* = \sum_{k=1}^m \omega_k b_{ij}^k \quad (\text{A6})$$

其中, b_{ij}^k 为集合 $\{p_{ij}^1, p_{ij}^2, \dots, p_{ij}^m\}$ 中按降序排在第 k 位的元素.

5) 计算方案优选对应的 OWA 算子的权重向量, 即

$$\omega_q^* = Q\left(\frac{q}{n}\right) - Q\left[\frac{q-1}{n}\right], q \in \mathbf{N} \quad (\text{A7})$$

6) 计算模糊多数意义下方案 x_i 优于其他所有方案的程度指标, 即

$$d_i = \sum_{q=1}^n \omega_q^* c_i^q, i = 1, 2, \dots \quad (\text{A8})$$

其中, c_i^q 为集合 $\{p_{ij}^* \mid j = 1, 2, \dots, n\}$ 中按降序排在第 q 位的元素, 此指标对应式 (6) 中的 $val_segment$.

步骤 2. 计算群一致性偏离度指标, 如果指标满足要求, 则转步骤 3; 否则返回步骤 1, 由各专家给出自身的判断偏好, 进行循环.

群体一致性偏离度

$$D(\omega) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \left[\sum_{k=1}^m c_k |\omega_i - p_{ij}^k(\omega_i + \omega_j)| \right] \quad (\text{A9})$$

其中, c_k 为群决策专家的权威度, 为简化起见, 这里 c_k 均取 $1/k$.

步骤 3. 得到群体专家对所有已给方案的排序结果.

附录 B 基于循证医学的咽喉障碍治疗的有效穴位使用信息

基于循证医学的咽喉障碍治疗的有效穴位统计信息见表 B.1.

附录 C 基于群决策方法的“多维”穴位子序列片段的优先级

表 C.1 给出了基于群决策方法的“多维”穴位子序列片段的优先级, 其中, $a_1, a_2, \dots$ 对应附录 B 中各个穴位的穴位编号.

附录 D 基于附录 A 和附录 B 得到的部分子序列浦安端的评价“字典”

由于不足 100 个穴位, 所以本文自定义一个“字典”. 其中, 单个穴位的名称为其对应的穴位编号: 两个穴位组合的命名是: $point_1 \times 100 + point_2$; 三个穴位组合的命名是: $point_1 \times 10\,000 + point_2 \times 100 + point_3$; 四个穴位组合的命名是: $point_1 \times 1\,000\,000 + point_2 \times 10\,000 + point_3 \times 100 + point_4$. 其中, $point_1, point_2,$

表 B.1 吞咽障碍针刺穴位统计表
Table B.1 Statistical table of acupuncture points for dysphagia

	出现次数	出现频率	归一化处理	穴位序号	单个穴位的优先度 (java)	最终评价值
廉泉	221	0.11156	1	a1	0.7834	0.8917
风池	219	0.11055	0.99090909	a2	0.7001	0.845504545
翳风	131	0.066128	0.59090909	a3	0	0.590909091
金津	112	0.056537	0.50454545	a4	0.5056	0.505072727
玉液	111	0.056032	0.5	a5	0	0.5
完骨	82	0.041393	0.36818182	a6	0.339	0.353590909
风府	71	0.03584	0.31818182	a7	0.426	0.372090909
人中	61	0.030793	0.27272727	a8	0.2834	0.278063636
人迎	58	0.029278	0.25909091	a9	0.7279	0.493495455
旁廉泉	49	0.024735	0.21818182	a10	0.7556	0.486890909
天突	45	0.022716	0.2	a11	0.6723	0.43615
百会	43	0.021706	0.19090909	a12	0	0.190909091
上廉泉	34	0.017163	0.15	a13	0	0.15
天柱	30	0.015144	0.13181818	a14	0.4298	0.280809091
外玉液	27	0.013629	0.11818182	a15	0	0.118181818
外金津	27	0.013629	0.11818182	a16	0	0.118181818
哑门	25	0.01262	0.10909091	a17	0.3668	0.237945455
翳明	20	0.010096	0.08636364	a18	0	0.086363636
吞咽	17	0.008582	0.07272727	a19	0	0.072727273
地仓	16	0.008077	0.06818182	a20	0	0.068181818
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
三阴交	53	0.026754	0.2363664	a74	0	0.236363636
足三里	27	0.013629	0.11818182	a75	0	0.118181818
照海	24	0.012115	0.10454545	a76	0	0.104545455
太冲	23	0.01161	0.1	a77	0	0.1
丰隆	19	0.009591	0.08181818	a78	0	0.081818182
太溪	13	0.006562	0.05454545	a79	0	0.054545455
委中	5	0.002524	0.01818182	a80	0	0.018181818
公孙	5	0.002524	0.01818182	a81	0	0.018181818
然谷	3	0.001514	0.00909091	a82	0	0.009090909
下巨虚	3	0.001514	0.00909091	a83	0	0.009090909
上巨虚	3	0.001514	0.00909091	a84	0	0.009090909
血海	2	0.00101	0.00454545	a85	0	0.004545455
足临泣	1	0.000505	0	a86	0	0
阳陵泉	1	0.000505	0	a87	0	0
地机	1	0.000505	0	a88	0	0
大抒	3	0.001514	0.00909091	a89	0	0.009090909
心俞	2	0.00101	0.00454545	a90	0	0.004545455
脾俞	1	0.000505	0	a91	0	0
膈俞	1	0.000505	0	a92	0	0
膻中穴	3	0.001514	0.00909091	a93	0	0.009090909
关元	2	0.00101	0.00454545	a94	0	0.004545455
神阙	1	0.000505	0	a95	0	0

$point_3$, $point_4$ 分别为第 1, 2, 3, 4 个穴位的编号. 最终得到的“字典”如表 D.1 所示:

表 C.1 穴位组合评价价值
Table C.1 Acupoint combination evaluation value

两个穴位	排序优先度	最终评价价值	三个穴位	排序优先度	最终评价价值	四个穴位	排序优先度	最终评价价值
a10a1	0.7508	0.405419	a1a10a9	0.7713	0.188802	a1a10a9a2	0.7776	0.148611
a1a9	0.7245	0.391218	a1a9a10	0.7584	0.185644	a1a2a9a10	0.7321	0.139915
a1a2	0.6958	0.37572	a1a2a9	0.7158	0.175216	a1a2a10a9	0.6867	0.131238
a2a1	0.6742	0.364057	a1a2a10	0.7103	0.17387	a2a1a9a10	0.6368	0.121702
a1a11	0.6616	0.357253	a1a9a2	0.6584	0.161166	a2a1a10a9	0.5998	0.114631
a9a1	0.6089	0.328796	a1a10a2	0.6476	0.158522	a1a9a2a10	0.5708	0.109088
a9a10	0.6068	0.327662	a2a1a9	0.6358	0.155634	a1a9a10a2	0.4853	0.092748
a2a9	0.5666	0.305954	a2a1a10	0.5842	0.143003	a2a9a1a10	0.485	0.092691
a2a11	0.5403	0.291753	a2a9a1	0.57	0.139527	a2a9a10a1	0.4139	0.079102
a2a10	0.5139	0.277497	a2a9a10	0.5482	0.134191	a9a1a2a10	0.3635	0.06947
a11a1	0.4876	0.263296	a2a10a11	0.5139	0.125795	a9a2a1a10	0.3333	0.063699
a10a2	0.4597	0.24823	a1a11a2	0.4876	0.119357	a10a1a2a9	0.2776	0.053053
a9a2	0.4382	0.236621	a9a10a11	0.4613	0.112919			
a10a9	0.4087	0.220691	a2a11a1	0.4318	0.105698			
a10a1	0.3824	0.20649	a2a11a10	0.3911	0.095735			
a11a2	0.3561	0.192288	a9a1a2	0.4079	0.099847			
a9a11	0.3274	0.17679	a9a2a1	0.3613	0.088441			
a11a10	0.2911	0.157189	a10a11a1	0.3034	0.074268			
a10a11	0.2968	0.160267	a10a1a11	0.2771	0.06783			

表 D.1 混合知识库
Table D.1 Hybrid knowledge base

(穴位代号, 评价价值)			
(1, 0.891700000)	(34, 0.013636364)	(67, 0.054545455)	(11011, 0.088440506)
(2, 0.845504545)	(35, 0.013636364)	(68, 0.018181818)	(90102, 0.139526954)
(3, 0.590909091)	(36, 0.238168182)	(69, 0.018181818)	(100902, 0.15563375)
(4, 0.505072727)	(37, 0.013636364)	(70, 0.009090909)	(90111, 0.074267505)
(5, 0.5000000)	(38, 0.013636364)	(71, 0.009090909)	(21001, 0.13419066)
(6, 0.353590909)	(39, 0.013636364)	(72, 0.009090909)	(20901, 0.095735074)
(7, 0.372090909)	(40, 0.013636364)	(73, 0.004545455)	(100109, 0.173870168)
(8, 0.278063636)	(41, 0.013636364)	(74, 0.009090909)	(20110, 0.175216481)
(9, 0.493495455)	(42, 0.009090909)	(75, 0.004545455)	(20109, 0.112918919)
(10, 0.486890909)	(43, 0.292045455)	(76, 0.009090909)	(100209, 0.099847447)
(11, 0.436150000)	(44, 0.009090909)	(77, 0.004545455)	(10910, 0.119356742)
(12, 0.190909091)	(45, 0.009090909)	(110, 0.419621)	(10902, 0.158522203)
(13, 0.150000000)	(46, 0.009090909)	(1001, 0.405419)	(91001, 0.143002889)
(14, 0.280809091)	(47, 0.004545455)	(109, 0.391218)	(11002, 0.185644285)
(15, 0.118181818)	(48, 0.281772727)	(102, 0.37572)	(100111, 0.080705328)
(16, 0.118181818)	(49, 0.004545455)	(201, 0.364057)	(91101, 0.067829683)
(17, 0.237945455)	(50, 0.278072727)	(210, 0.357253)	(90110, 0.161165872)
(18, 0.086363636)	(51, 0.004545455)	(1009, 0.328796)	(100901, 0.105697788)
(19, 0.072727273)	(52, 0.639200000)	(1002, 0.327662)	(2011009, 0.131238458)
(20, 0.068181818)	(53, 0.340909091)	(111, 0.306954)	(1090211, 0.06947019)
(21, 0.068181818)	(54, 0.273781818)	(1011, 0.291753)	(1100902, 0.148610784)
(22, 0.050000000)	(55, 0.172727273)	(901, 0.277497)	(1100211, 0.092690625)

表 D.1 混合知识库 (续)
Table D.1 Hybrid knowledge base (continued)

(穴位代号, 评价值)			
(23, 0.045454545)	(56, 0.081818182)	(910, 0.263296)	(9020110, 0.139915065)
(24, 0.040909091)	(57, 0.040909091)	(209, 0.24823)	(1100911, 0.109088265)
(25, 0.036363636)	(58, 0.031818182)	(211, 0.236621)	(2011011, 0.092747959)
(26, 0.031818182)	(59, 0.004545455)	(902, 0.220691)	(2090110, 0.114630591)
(27, 0.027272727)	(60, 0.004545455)	(1110, 0.20649)	(9011002, 0.121701835)
(28, 0.022727273)	(61, 0.004545455)	(1101, 0.192288)	(9100211, 0.053053438)
(29, 0.022727273)	(62, 0.236363636)	(1102, 0.17679)	(2110110, 0.079102370)
(30, 0.018181818)	(63, 0.118181818)	(911, 0.157189)	(2090111, 0.063698526)
(31, 0.018181818)	(64, 0.104545455)	(1109, 0.160267)	
(32, 0.018181818)	(65, 0.100000000)	(11009, 0.188802)	
(33, 0.312590909)	(66, 0.081818182)	(10210, 0.125794565)	

References

- Arnold T, Wooders M H. Dynamic club formation with coordination. *Journal of Dynamics and Games*, 2017, **2**(3-4): 341-361
- L Zhang. Artificial neural network model design and topology analysis for FPGA implementation of Lorenz Chaotic generator. In: Proceedings of the 30th IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering, Windsor, ON, Canada: IEEE, 2017. 1-4
- Chen M, Zhou R Q, Zhang R, Zhu X Z. Application of artificial neural network to failure diagnosis on process industry equipments. In: Proceedings of the 6th International Conference on Natural Computation, Yantai, China IEEE, 2010. 1190-1193
- Kong Ling-Zhi, Gao Ying-Bin, Li Hong-Zeng, Zhang Hua-Peng. A fast algorithm that extracts multiple principle components in parallel. *Acta Automatica Sinica*, 2017, **43**(5): 835-842 (孔令智, 高迎彬, 李红增, 张华鹏. 一种快速的多个主成分并行提取算法. 自动化学报, 2017, **43**(5): 835-842)
- Tan S F, Mavrovouniotis M L. Reducing data dimensionality through optimizing neural network inputs. *Aiche Journal*, 1995, **41**(6): 1471-1480
- Hnida M, Idrissi M K, Bennani S. Adaptive teaching learning sequence based on Instructional design and evolutionary computation. In: Proceedings of the 15th International Conference on Information Technology Based Higher Education and Training, Intanbul,Turkey: IEEE, 2016. 1-6
- Zhang W, Shi J W, Tang G F, Wu W J, Yue X, Li D F. Predicting small RNAs in bacteria via sequence learning ensemble method. In: Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM), Denver-Broomfield, CO, USA: IEEE, 2017. 643-647
- Reed M, Yiannakou A, Evering R. An ant colony algorithm for the multi-compartment vehicle routing problem. *Elsevier Science Publishers B.V.*, 2014, **15**(2): 169-176
- Novoaab C. An approximate dynamic programming approach for the vehicle routing problem with stochastic demands. *European Journal of Operational Research*, 2009, **196**(2): 509-515
- Xiao Yun-Tao, Ou Lin-Lin, Yu Li. Optimal patrolling path planning via linear temporal logic. *Acta Automatica Sinica*, 2014, **40**(10): 2126-2133 (肖云涛, 欧林林, 俞立. 基于线性时序逻辑的最优巡回路径规划. 自动化学报, 2014, **40**(10): 2126-2133)
- Bosansky B, Lisy V, Lancot M, Cermak J, Winands M H M. Algorithms for computing strategies in two player simultaneous move games. *Artificial Intelligence*, 2016, **237**: 1-40
- Conway R. T. Sangaline E. W. A Monte Carlo simulation approach for quantitatively evaluating keyboard layouts for gesture input. *International Journal of Human-Computer Studies*, 2017, **99**: 37-47
- Kato H, Takaya M, Yamamura A. Analysis of a Monte Carlo tree search in Knight- Amazons. *Procedia Computer Science*, 2015, **62**: 31-38
- Powley E J, Cowling P I, Whitehouse D. Information capture and reuse strategies in Monte Carlo tree search with applications to games of hidden information. *Artificial Intelligence*, 2014, **217**(C): 92-116
- Gelly S, Wang Y. Exploration exploitation in go. *UCT for Monte-Carlo go*, 2006, 1-8
- Chaslot J B, Winands M H M, Herik H J V D, Uiterwijk J W H M, Bouzy B. Progressive strategies for Monte-Carlo tree search. *New Mathematics and Natural Computation*, 2008, **4**(3): 343-357
- Tian Yuan-Dong. A simple analysis of AlphaGo. *Acta Automatica Sinica*, 2016, **42**(5): 671-675 (田渊栋. 阿法狗围棋系统的简要分析. 自动化学报, 2016, **42**(5): 671-675)
- Kocsis L, Szepesvári C. Bandit based Monte-Carlo planning. In: Proceedings of the 2006 European Conference on Machine Learning Bertin, Heidetberg, Germany: Springer-Verlag, 2006. **4212**: 282-293
- Mandai Y, Kaneko T. Lin-UCB applied to Monte Carlo tree search. *Theoretical Computer Science*, 2016, **644**: 114-126
- Browne C B, Powley E, Whitehouse D, Lucas S M, Cowling P I. A survey of Monte Carlo tree search methods. *IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games*, 2012, **4**(1): 1-43
- Lorentz R. Using evaluation functions in Monte-Carlo tree search. *Theoretical Computer Science*, 2016, **644**(1): 106-113
- Ohmoto Y, Kataoka M, Nishida T. Extended methods to dynamically estimate emphasizing points for group decision-making and their evaluation. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 2013, **97**: 147-155
- Meng F Y, Zhang Q. Induced continuous Choquet integral operators and their application to group decision making. *Computers and Industrial Engineering*, 2014, **68**(1): 42-53
- Xu Z S, Cai X Q. Dynamic intuitionistic fuzzy multi-attribute decision making. *International Journal of Approximate Reasoning*, 2008, **48**(1): 246-262
- Wilson R D, Howe E C. A cost-effectiveness analysis of screening methods for dysphagia after stroke. *PM & R*, 2012, **4**(4): 273-282

- 26 Huang Wei-Xin. The Study of Literature and Clinical Research on Acupuncture Treatment Combined with Rehabilitation Training of Dysphagia after Stroke [Ph.D. dissertation]. Guangzhou University of Chinese Medicine, China, 2016.
(黄伟新. 针灸联合康复训练治疗卒中后吞咽障碍的文献及临床研究 [博士学位论文]. 广州中医药大学, 中国, 2016.)
- 27 Huang W T, Chen P S, Liu J J, Chen Y R, Chen Y H. Dynamic configuration scheduling problem for stochastic medical resources. *Journal of Biomedical Informatics*, 2018, **4**(80): 96–105
- 28 Chen P S, Lin Y J, Peng N C. A two-stage method to determine the allocation and scheduling of medical staff in uncertain environments. *Computer and Industrial Engineering*, 2016, **99**: 174–188
- 29 Liu Jing-Lei, Zhang Wei, Tong Xiang-Rong, Zhang Zhen-Rong. $O(2.983^n)$ time complexity algorithm for optimal coalition structure generation. *Journal of Software*, 2011, **22**(5): 938–950
(刘惊雷, 张伟, 童向荣, 张振荣. 一种 $O(2.983^n)$ 时间复杂度的最优联盟结构生成算法. 软件学报, 2011, **22**(5): 938–950)
- 30 Zhang Xin-Liang, Shi Chun-Yi. A dynamic formation algorithm of multi-agent coalition structure. *Journal of Software*, 2007, **18**(3): 574–581
(张新良, 石纯一. 多 Agent 联盟结构动态生成算法. 软件学报, 2007, **18**(3): 574–581)
- 31 Michalak T, Rahwan T, Elkind E, Wooldridge M, Jennings N R. A hybrid exact algorithm for complete set partitioning. *Artificial Intelligence*, 2016, **230**(C): 14–50
- 32 Aurangzeb M, Lewis F L. Internal structure of coalitions in competitive and altruistic graphical coalitional games. *Automatica*, 2014, **50**(2): 335–348
- 33 Shi En-Zao, Zhang Xian-Zhe. Intuitionist fuzzy preference relations and their applications to multi-attribute decision making. *Control Engineering of China*, 2017, **24**(7): 1352–1358
(时恩早, 张先哲. 基于直觉模糊偏好关系的多属性群决策方法. 控制工程, 2017, **24**(7): 1352–1358)
- 34 Liu P D, Chen S M. Multiattribute group decision making based on intuitionistic 2-tuple linguistic information. *Information Sciences*, 2018, **430**: 599–619
- 35 Graf T, Platzner M. Adaptive playouts for online learning of policies during Monte Carlo tree search. *Theoretical Computer Science*, 2016, **644**: 53–62
- 36 Ni Yan-Yan, Zhang Jin-Xin. Modeling and forecasting for multivariate time series using a vector autoregression model. *Chinese Journal of Health Statistics*, 2014, **31**(1): 53–56
(倪延延, 张晋昕. 向量自回归模型拟合与预测效果评价. 中国卫生统计, 2014, **31**(1): 53–56)
- 37 Xu B, Peng Z P, Yu J P, Ke W D. Quantum coding genetic algorithm based on frog leaping. *Engineering Sciences*, 2014, **16**(3): 108–112



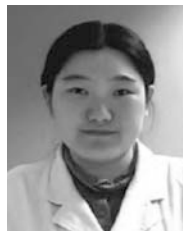
姜秉序 北京化工大学信息学院硕士研究生. 主要研究方向为智能决策.
E-mail: yizhoutanjian@126.com
(**JIANG Bing-Xu** Master student at Beijing University of Chemical Technology. His main research interest is intelligent decision making.)



宿 翀 北京化工大学信息学院副教授. 主要研究方向为人工智能, 情感计算和智能医疗. 本文通信作者.
E-mail: suchong@mail.buct.edu.cn
(**SU Chong** Associate professor at Beijing University of Chemical Technology. His research interest covers intelligent applications, act computing, and smart medicine. Corresponding author of this paper.)



刘存志 北京中医药大学东方医院副院长. 主要研究方向为针灸的临床疗效评价与作用机理研究.
E-mail: lcz623780@126.com
(**LIU Cun-Zhi** Associate dean at Dongfang Hospital, Beijing University of Chinese Medicine. His research interest covers clinical efficacy evaluation of acupuncture and its related mechanism.)



陈 捷 北京中关村医院针灸推拿科主治医师. 主要研究方向为中医学, 针灸推拿学及智慧医学.
E-mail: chenjie0128@126.com
(**CHEN Jie** Chief physician of Acupuncture and Massage Department of Beijing Zhongguancun Hospital. Her research interest covers traditional Chinese medicine (TCM), acupuncture and massage, and smart medicine.)