

基于多层前馈神经网络的中药药性量化研究

邓 乐¹, 丁长松^{1*}, 黄辛迪¹, 梁力伟¹, 梁 昊²

1. 湖南中医药大学信息科学与工程学院, 湖南 长沙 410208

2. 湖南中医药大学 中医诊断研究所, 湖南 长沙 410208

摘要:目的 为解决中药药性描述的抽象、模糊导致难以准确把握其本质特性的问题, 提出一种基于多层前馈神经网络(BP神经网络)的药向量训练(quantitative model of traditional Chinese medicine's properties based on BP neural network, QM-BP)模型, 实现中药药性的量化表示。方法 首先对中药及其对应的功效进行整理, 获得“中药-功效”样本对; 其次, 构建“中药-药向量-功效”3层结构的QM-BP模型, 并利用中药的药性数据对模型进行初始化; 最后, 基于QM-BP模型使用“中药-功效”样本进行训练, 得到BP药向量。结果 将《中药学》教材所涉及的474味中药及其528个功效基于QM-BP模型训练并结合临床分析, 发现训练后得到的BP药向量比药性的初始量化值更能反映中药的属性特征。此外, 由于BP药向量与词向量具有相似的性质, 发现功效相似的药物对应的BP药向量在欧几里得距离中距离较近, 而功效差异较大的中药药向量在欧几里得距离中距离较远。结论 利用BP神经网络构建药向量训练模型, 在中药药性与功效具有关联性的基础上, 对药性量化值进行修正, 以期使药性量化值更精确。今后可优化QM-BP模型并开展药对、复方分析, 以期探明中药药性及组方配伍中蕴藏的内在规律。

关键词: 药向量; 中药药性量化; BP神经网络; 药性数据; 功效

中图分类号: R28 文献标志码: A 文章编号: 0253-2670(2020)16-4277-07

DOI: 10.7501/j.issn.0253-2670.2020.16.023

Quantitative study on medicinal properties of traditional Chinese medicine based on BP neural network

DENG Le¹, DING Chang-song¹, HUANG Xin-di¹, LIANG Li-wei¹, LIANG Hao²

1. School of Informatics and Engineering, Hunan University of Chinese Medicine, Changsha 410208, China

2. Institute of TCM Diagnostics, Hunan University of Chinese Medicine, Changsha 410208, China

Abstract: Objective It is difficult to accurately grasp the essential characteristics of medicinal properties of traditional Chinese medicine due to the abstraction and vagueness. This paper proposes a Quantitative Model of Traditional Chinese Medicine's Properties based on BP Neural Network (QM-BP Model) to train and realize quantitative representations of Chinese herbal medicine (CHM). **Methods** Data for analysis were obtained and organized by conceptual analysis. Sample pairs of the associations were obtained based on the relationships of CHM and their efficacy. Then a QM-BP model with three-tier structure in form of CHM-drug vector-efficacy was constructed, initialized and trained according to prior organized CHM data. Finally, rules of correlation of CHM and their efficacy was obtained by training dataset with drug vectors representing quantitative attributes of CHM. **Results** Based on the training of QM-BP model, 474 TCM and 528 effects included in the textbook of TCM were trained and combined based on the training of QM-BP model. It was found that the BP drug vectors representing drug properties after training reflected the attribute characteristics of CHM better than the initial quantitative values. In addition, as BP drug vector and word vector have similar properties, the BP drug vectors for CHM with similar efficacy was relatively close in Euclidean distance while the CHM with different efficacies were relatively far in Euclidean distance. **Conclusion** In this paper, a BP neural network was adopted to construct a medicine vector training model. Based on the correlation between the medicinal properties and efficacy of TCM, the quantified

收稿日期: 2020-01-19

基金项目: 湖南省重点研发计划(2017SK2111); 国家重点研发计划(2017YFC1703306); 湖南省自然科学基金项目(2018JJ2301); 湖南省教育厅重点项目(18A227); 湖南省中医药科研计划重点课题(2020002); 湖南中医药大学校级研究生创新课题立项项目(2017CX49)

作者简介: 邓 乐, 女, 研究生, 研究方向为中医药药性量化研究。Tel/Fax: 13245008943 E-mail: 781979640@qq.com

*通信作者 丁长松, 男, 博士, 教授, 研究生导师, 研究方向为中医药大数据研究。Tel/Fax: 13607430765 E-mail: 15208250@qq.com

values of the medicinal properties were modified to represent medicinal properties more accurately. In future work, the QM-BP model can be applied to the analysis of herb pairs and prescriptions to analyze the rules of combination related to medicinal properties and the compatibility within prescriptions.

Key words: drug vector; quantification of herbal medicine attributes; BP neural network; medicinal property; efficacy

中药与疗效有关的性质和性能统称为中药药性,基本内容包括四气五味、升降浮沉、归经、有毒无毒、配伍、禁忌等;其中,四性、五味、归经是最重要的组成部分,也是迄今为止研究最多的部分^[1-2]。临床上,中医师根据患者的症状、体征基于辨证论治理论遣方用药,药性是组方配伍的重要依据。然而,药性表述的抽象性、主观性和模糊性使得难以对其准确把握,给中医临床组方配伍带来了挑战。因此,中药药性的量化是中医组方配伍中亟需解决的关键问题,也是现代中医基础理论必需解决的问题。

近年来,相关学者为解决中医药领域中存在的模糊性问题开展了诸多研究,其中中药的药性的量化研究一直被重点关注。蒋永光等^[3]依据中药性味数据多值量化规则对中药性味进行数字量化处理,即给性味数据赋以一定的数值,以之替代中药负载的性味信息;李芳等^[4]基于相对药量模型体系^[5]提出了中药归经量化的研究思路;邹华彬等^[6]采用 2ⁿ 规则作为划分标准对四气的强度值进行离散化表示,采用二值变量 0 与 1 表示五味、归经;采用阴阳(+1, -1)来标记升浮和沉降。胡波等^[7]建立了中药多维药性量化指标,以表征中药材或中药复方的整体药性特征。上述方药量化方法多为数字化或等级化处理,初步体现了药物的性质,但这些研究偏向于用主观方法对中药药性进行基础量化研究,没有更深度地对药性的量化值进行进一步的精准。如文献报道^[8]的性味量化方法对性同为大寒的石膏与黄连的量化数值都为 1,但石膏与黄连的寒凉属性并不完全相同,且石膏与黄连的寒凉属性具有一定的不可比性。

近年来神经网络、机器学习等技术的发展为中医药研究提供了新思路。如 Lin 等^[9]借助神经网络对结直肠癌患者的临床处方进行了分析,结果发现神经网络在对病例分析中有优势,基于神经网络建议的处方与病历相似度高达 89.1%。为分析中医药的整体药性特征,齐方等^[10]结合偏最小二乘判别法与贝叶斯网络,构建了药物成分之间“君、臣、佐、使”的网络结构,用以阐明物质成分与中药药性间

的内在联系和定量关系。李雨等^[11]选取了《中华本草》中收录的药性明确、属性特征详尽且具有代表性的植物药,通过构建多层前馈神经网络(BP 神经网络)模型对中药进行属性判别分析,发现 BP 神经网络模型的快速识别、自适应性、容错性及非线性等特点,能够有效解决中药属性特征与药性的非线性相关关系问题。郭永坤等^[12]从药性与功效的关系出发,通过将药性信息量子化表示并结合神经网络建立了方剂功效预测模型。高甦等^[13]为研究《黄帝内经》中 5 种实体的识别,提出了基于双向长短时记忆神经网络和条件随机场(BiLSTM-CRF)的实体识别模型,其以中医典籍的字向量为输入,解决了中医典籍分词和人工构建特征不准确的问题。

临床经验发现,中药的功效与其自身性、味、归经等属性存在着密切联系,即中药各药性可从不同方面反映功效,如四气说明寒热属性,五味说明功能特性,归经说明药物作用的部位,各自说明药物功效的一个方面,与功效关联的特征性十分明显^[14]。如寒性药一般具有清热泻火、凉血解毒等功效,而温性药则具有温里散寒、暖肝散结等功效;味辛药“能散,能行”,味苦药则“能泄,能燥,能坚”。神经网络作为由大量处理单元互联组成的非线性、自适应信息处理系统^[15],能有效分析实体间蕴藏的内在联系,且已在模式识别^[16]、辅助决策^[17]以及生物医药^[18]等领域解决了诸多实际难题。基于此,本研究利用 BP 神经网络构建药向量训练(quantitative model of traditional Chinese medicine's properties based on BP neural network, QM-BP)模型,在中药药性与功效具有关联性的基础上,对药性量化值进行修正,以期使药性量化值更精确。同时,本研究从中医传统理论出发,借鉴自然语言处理(natural language processing, NLP)中词向量(Word2Vec)^[19]的思想引入“药向量”的概念,将每味中药根据其药物属性表示为药向量,为分析中药间的关系建立基础。

1 量化方法

1.1 量化流程

QM-BP 模型通过中药的性味、归经等药性属性

与中药功效的内在联系，实现中药的向量表示，量化流程如图 1 所示，主要包含数据规范、模型构建及向量训练 3 个部分。

1.2 数据规范与整理

1.2.1 规范药性与功效 首先将所选中药的性味归经等属性值域进行规范，中药属性一般可概括为

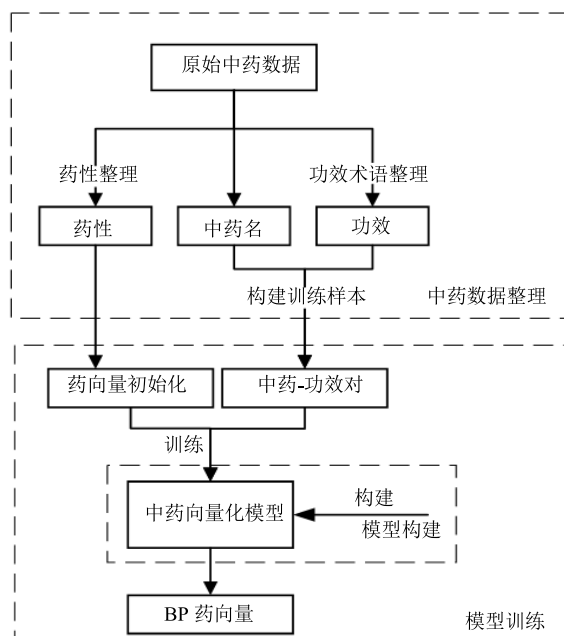


图 1 QM-BP 模型

Fig. 1 QM-BP model

“寒、热、温、凉、平；酸、苦、甘、辛、咸；心、肺、膀胱、肝、胆、脾、肾、胃、大肠、小肠、三焦、心包；毒”共 23 种描述。然后将所选中药所有的功效进行功效术语规范，将意义一致的功效术语整合成功效术语词组。

1.2.2 构建“中药-功效”对 为便于模型编码训练，将规范后的功效术语词组按照参考文献^[20]中整理中药功效术语的方法拆成功效短语。每味中药对应多个功效短语，得到“中药-功效”对。如麻黄的功效为“发汗解表，宣肺平喘，利水消肿”，拆分后得到“麻黄-发汗”“麻黄-解表”“麻黄-宣肺”“麻黄-平喘”“麻黄-利水”“麻黄-消肿”6 个“中药-功效”对。

1.3 BP 训练结构

BP 训练结构采用药物层、药向量层和功效层 3 层结构，其结构见图 2。药物层为神经网络的输入，包含 n 个神经元，每个神经元对应一味中药的输入。药向量层反映药性属性，采用四性、五味、归经、毒性等 23 种属性描述药物，因而药向量层具有 23 个神经元。功效层为神经网络的输出，包含 m 个神经元，每个神经元输出对应本研究统计的药物功效

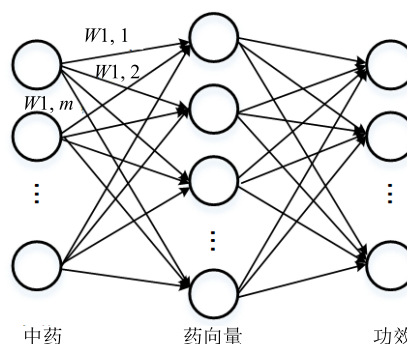


图 2 药向量 BP 训练结构

Fig. 2 Drug vector BP training structure

短语。模型中所有神经元均采用 Relu 函数作为激活函数。

1.4 药向量训练流程

1.4.1 初始化 本研究统计了中药的 23 种属性，采用文献报道^[21]的量化方式对其进行数字化，其中将“寒、热、温、凉、平、酸、辛、甘、苦、咸、毒性”采用指数等级量化；其余属性采用二值量化，即有此属性时记为 1，无此属性记为 0。将统计规范的药属性数据作为每一个药向量的初始值，即模型的初

始输入值。根据中药药性初始值,对中药向量化模型中药物层与药向量层之间的连接权重进行初始化,使得模型中药向量层的计算值等于此中药药性初始量化值。具体连接权重的计算方式如下。

药物层输入为 n 维向量 p , 药向量层为 23 维向量 q , 则药物层与药向量层之间的权重 w_q^p 为 $n \times 23$ 的矩阵, 且有 $q = f(w_q^p \times p + b_q^p)$, 其中 f 为激活函数, b_q^p 为偏置项。权重 w_q^p 初始化为 $w_q^p = (q_1, q_2, \dots, q_i, \dots, q_n)^T$, 其中 q_i 为第 i 味药物对应的药性初始量化值。另外, 网络其余各层之间的权重采用 0 到 1 之间的随机数进行初始化。

1.4.2 训练 本研究将统计得到的 n 味中药及其对应的功效作为训练样本, 即中药名作为网络的输入, 以独热表示 (one-hot representation) [22] 的该中药对应的功效作为网络的期望输出, 对模型进行训练。对于每味中药 x , 用户期望得到的功效结果为 $G = \{g^l | l=1, \dots, k\}$, 其中, k 为功效短语总数目; 当中药 x 具有第 l 类功效短语时 $g^l = 1$, 否则 $g^l = 0$ 。将模型的输出结果表示为 $Y = \{y^l | l=1, \dots, k\}$, 本研究采用交叉熵损失函数来度量网络的输出结果与真实标签结果的差异, 具体为 $L(Y, G) = -\sum_{l=1}^k g^l \log(y^l)$ 。神经网络的模型参数通过最小化交叉熵损失函数求解得到, 既 $W = \arg \min W L(Y, G)$ 。

基于梯度下降法且收敛速度较快的小批量

(mini-batch) Adam 算法 [23] 迭代求解参数, 其中 Adam 算法的学习率设置为 0.001, 批量大小 (batch-size) 设置为 100。随着不断的迭代训练, 网络各层之间的连接权重将在训练时不断更新, 模型中药向量层的计算值也会不断变化。当模型训练至收敛后, 既神经网络的误差减小到可接收的阈值范围时, 取此时模型中药向量层的值作为药向量值。

2 模型应用与结果分析

2.1 数据来源

本研究使用的数据皆来自于普通高等教育“十一五”国家级规划教材《中药学》(高学敏主编, 2007 年版, 以下简称为“教材”), 收集统计了教材所涉及的 474 味中药的信息 (未纳入信息记录不全的附药), 包括构建模型所需的药性、药味、毒性、归经、功效等信息, 示例数据见表 1。

2.2 药性及功效术语规范

根据教材将中药材的性味归经属性值域规范为“寒、热、温、凉、平; 酸、苦、甘、辛、咸; 心、肺、膀胱、肝、胆、脾、肾、胃、大肠、小肠、三焦、心包; 毒”23 种描述, 其示例数据见表 2。

以中药功效术语词组的主谓语顺序和具体表达的意义为依据, 结合教材对 474 味中药所涉及的 528 种功效术语进行规范, 将意义一致的 9 对功效术语进行整合 (表 3), 如将“祛风湿”与“祛风除湿”

表 1 《中药学》数据收集示例

Table 1 Examples of data collection from traditional Chinese medicine

药名	药性	功效
麻黄	辛、微苦, 温; 肺、膀胱经	发汗解表、宣肺平喘、利水消肿
桂枝	辛、甘, 温; 肺、心、膀胱经	发汗解肌、温经通脉、通阳化气
紫苏叶	辛, 温; 肺、脾	解表散寒、行气宽中、解鱼蟹毒
生姜	辛, 温; 肺、脾、胃	解表散寒、温中止呕、温肺止咳
香薷	辛, 微温; 肺、胃、脾	发汗解表、化湿和中、利水消肿

表 2 药性数据示例

Table 2 Examples of CHM attributes data

药物	药性																					
	寒	热	温	凉	酸	苦	甘	辛	咸	肺	心包	心	肠	三焦	小肠	胃	胆	膀胱	脾	肝	肾	毒
麻黄			温			微苦		辛		肺								膀胱				无毒
桂枝			温				甘	辛		肺		心						膀胱				无毒
紫苏			温					辛		肺									脾			无毒
生姜			温					辛		肺						胃			脾			无毒
香薷			微温					辛		肺						胃			脾			无毒

表 3 术语规范对照表

Table 3 Terminological specification contrast table

规范前	规范后	规范前	规范后	规范前	规范后
祛腐蚀疮、蚀疮去腐	祛腐蚀疮	补益肝肾、补肝肾	补益肝肾	清利湿热、清湿热	清利湿热
清热解毒、清热毒	清热解毒	强筋健骨、强筋骨	强筋健骨	利小便、利尿	利尿
祛风除湿、祛风湿	祛风除湿	补益精血、益精血	补益精血	通利关节、利关节	通利关节

整合为“祛风除湿”，将“利小便”与“利尿”整合为“利尿”等等，规范后得到 528 个功效术语词组。

2.3 构建“中药-功效”对

将规范后的 528 个功效术语词组按照参考文献报道^[20]中整理中药功效术语的方法拆分成 295 个功效短语。每味中药对应多个功效短语，得到 2 140 组“中药-功效”对。

2.4 药向量初始化

本研究统计了中药的 23 种属性，采用文献报道^[21]的量化方式对其进行数字化，其中将“寒、热、温、凉、平、酸、辛、甘、苦、咸、毒性”采用指数等级量化；其余属性采用二值量化，即有此属性时为 1，无此属性为 0，部分药向量初始化值示例如表 4 所示。将统计规范的药属性数据作为每一个药

表 4 药向量初始化值示例

Table 4 Examples of initial quantitative values of drug vector

药物	寒	热	温	凉	平	酸	苦	甘	辛	咸	肺	心包	心	肠	三焦	小肠	胃	胆	膀胱	脾	肝	肾	毒
麻黄	0	0	1	0	0	0	0.5	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
桂枝	0	0	1	0	0	0	0	1	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
紫苏	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
生姜	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0
香薷	0	0	0.5	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0

向量的初始值，即模型的初始输入值。

2.5 结果与分析

本研究利用 Python 编程语言与 TensorFlow 深度学习框架进行实验，通过构建基于药性与功效的中药向量化模型，并对模型进行训练后，得到的部分药向量见表 5。

由表 5 可知，模型训练得到的药向量与药性初

始量化值不再相同，如麻黄、桂枝的药性均有“温”，因而初始量化值“温”均量化为 1，而模型训练得到的药向量中 2 种药的性对应值分别为 0.376 与 2.067。临床分析可知，麻黄与桂枝均性温，能发汗解表，同可用于治疗风寒表实证，但麻黄善于宣肺气、开腠理、透毛窍而发汗解表，发汗之力强，主要适用于外感风寒，无汗的表实证。而桂枝辛甘温煦，

表 5 药向量示例

Table 5 Examples of drug vectors

药物名	药向量
麻黄	[0, 0, 0.376, 0, 0, 0, 0.822, 0, 1.569, 0, 2.064, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1.739, 0, 0, 0, 0]
桂枝	[0, 0, 2.067, 0, 0, 0, 0, 1.979, 0, 0, 0.502, 0, 0.529, 0, 0, 0, 0, 2.085, 0, 0, 0, 0]
干姜	[0, 1.168, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0.463, 0, 1.677, 0, 1.097, 0, 0, 0, 2.029, 0, 0, 0.065, 0, 0.768, 0]
生姜	[0, 0, 0.729, 0, 0, 0, 0, 0, 0.714, 0, 1.965, 0, 0, 0, 0, 0, 0.944, 0, 0, 0.583, 0, 0, 0]
附子	[0, 3.021, 0, 0, 0, 0, 0, 0.419, 1.775, 0, 0, 0, 1.876, 0, 0, 0, 0, 2.038, 0, 2.029, 1.467]
肉桂	[0, 3.026, 0, 0, 0, 0, 0, 0.886, 0.042, 0, 0, 0, 2.052, 0, 0, 0, 0, 1.992, 1.881, 1.971, 0]
轻粉	[1.061, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0.328, 0, 0, 0, 1.684, 0, 1.129, 0, 0, 0, 0, 0, 1.545]
砒石	[0, 2.826, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0.171, 0, 0.996, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0.820, 0, 3.023]
铅丹	[1.446, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0.786, 0, 0, 0, 0.520, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1.261]

善于温通卫阳而发汗解肌,其发汗之力较麻黄为缓,主要适用于外感风寒,有汗的表虚证,但桂枝可温通经脉,助阳化气。相对于麻黄而言,桂枝发汗作用不及麻黄,但温经散寒之力强于麻黄,故在“温”属性上的程度强于麻黄,这与本实验得到的结果表现一致。模型训练得到的药向量中生姜与干姜的温性值分别为0.729和1.168,在临床上生姜的功效为发汗解表,温中止呕,温肺止咳,主要用于治疗风寒所致的伤风感冒、头痛鼻塞、发热咳嗽;而干姜的功效为温中散寒,回阳通脉,温肺化饮,主要用于治疗脾胃虚寒、亡阳虚脱、手足厥冷及咳喘之症等。因此干姜的“温”性要强于生姜,这与本实验得到的药向量结果表现一致。附子辛甘大热,干姜辛热而燥烈,而肉桂辛甘大热,三者都含“热”性,但附子大热,长于回阳救逆,补火助阳,散寒止痛;干姜热而温中效佳,长于温中散寒,回阳通脉;肉桂大热,长于补火助阳,散寒止痛,并能温经通脉。这三位药物临床应用中的“热”属性与BP药向量中的热性值:3.021、1.168、3.026相符。又如轻粉、砒石、铅丹都有毒性,初始量化值都为1,而模型训练得到的药向量中3种药的毒性对应值分别为1.545、3.023和1.261。这3味药在临床上的用量分别为0.1~0.2 g、0.002~0.004 g和0.3~0.6 g,说明3味药按毒性从大至小的排序为砒石、轻粉、铅丹,这与本实验得到的结果表现一致。

此外,词向量相关性强的单词或短语对应的词向量在高维空间“距离”小,相关性低的单词或短语对应的词向量在高维空间“距离”大。由于BP药向量与词向量具有相似的性质,即功效相似的药物对应的BP药向量在欧几里得距离中距离较近,而功效差异较大的中药药向量在欧几里得距离中距离较远。以麻黄、桂枝和香薷为例,计算它们之间的距离。麻黄的功效是“发汗解表,宣肺平喘,利尿消肿”;桂枝的作用是“发汗解肌,温经通脉,助阳化气”;香薷的作用是“发汗解表,化湿和中,利水消肿”;可以看出,麻黄与香薷功效词组的相似性高于麻黄与桂枝,而临床上也称香薷为“夏月之麻黄”,由此可知,麻黄与香薷功效的相似性高于麻黄与桂枝。麻黄与桂枝、麻黄与香薷之间BP药向量的“距离”分别为3.571和2.518。这与中药具有相似功效会使它们在高维空间中相应的BP药向量之间的距离较小的理论是一致的,说明利用QM-BP模型对药向量进行训练,可以使功效或药性相似的

药物其药向量在高维空间中距离更近,从而BP药向量可以反映药物间的相关性。

3 讨论

本研究借鉴词向量的思路,引入药向量的概念来描述药物属性,构建了基于BP神经网络的三层训练模型,将从中药学中收集的474个中药运用该模型训练,实现了中药药物属性的量化表示。结果分析发现,训练后得到的BP药向量比药性的初始量化值更能反映中药的属性特征。此外,由于BP药向量与词向量具有相似的性质,发现功效相似的药物对应的BP药向量在欧几里得距离中距离较近,而功效差异较大的中药药向量在欧几里得距离中距离较远。在下一步的工作中,将优化QM-BP模型并开展药对、复方分析,以期探明中药药性及组方配伍中蕴藏的内在规律。

参考文献

- [1] 张 砚,郭彩强,岳冬梅,等.中药药性量化研究进展[J].天津中医药大学学报,2015,34(4):252-256.
- [2] 李学林,高晓洁,刘瑞新,等.试论中药药性理论的整体性[J].中华中医药杂志,2016,31(6):2038-2041.
- [3] 蒋永光,胡 波,刘 娟,等.中药复方性味的量化处理与表达初探[J].江苏中医药,2005,26(2):36-37.
- [4] 李 芳,顾作林,袁同山,等.中医方药归经量化研究中“归经系数”经典数学模型和应用[J].数理医药学杂志,2011,24(3):253-255.
- [5] 卢振方,叶品良,沈 涛.试论中医方剂中的相对剂量与绝对剂量[J].西部中医药,2015,28(11):16-18.
- [6] 邹华彬.中药复方多维药性量化指标的建立及双指标率序列分析[J].中成药,2012,34(4):714-718.
- [7] 胡 波,蒋永光.方剂性味的多维宏观量化表达探析[J].中华中医药学刊,2008,26(12):2702-2704.
- [8] 胡 波.中药方剂性味的多维宏观量化表达方法研究[D].成都:成都中医药大学,2005.
- [9] Lin Y C, Huang W T, Ou S C, et al. Neural network analysis of Chinese herbal medicine prescriptions for patients with colorectal cancer [J]. *Compl Ther Med*, 2018, 42: 279-285.
- [10] 齐 方,容 蓉,薛付忠.贝叶斯网络模型在中药整体药性特征分析中的应用[J].山东大学学报:医学版,2011,49(5):147-152.
- [11] 李 雨,李 骁,薛付忠,刘言训.基于人工神经网络的中药药性判别研究[J].山东大学学报:医学版,2011,49(1):57-61.
- [12] 郭永坤,章新友,刘莉萍,等.基于神经网络的中药方剂功效预测系统研究[J].时珍国医国药,2019,30(2):493-495.

- [13] 高 甦, 金 佩, 张德政. 基于深度学习的中医典籍命名实体识别研究 [J]. 情报工程, 2019, 5(1): 113-123.
- [14] 常惟智, 刘树民, 卢 芳. 中药药性与功效关联性的研究分析及展望 [J]. 时珍国医国药, 2009, 20(3): 633-634.
- [15] 韩立群. 人工神经网络 [M]. 北京: 北京邮电大学出版社, 2006.
- [16] 奉 轲, 花中秋, 伍萍辉, 等. 用于检测糖尿病标志物的电子鼻优化设计 [J]. 传感技术学报, 2018, 31(1): 13-18.
- [17] 张晓海, 操新文. 基于深度学习的军事智能决策支持系统 [J]. 指挥控制与仿真, 2018, 40(2): 1-7.
- [18] 褚淑贞, 王恩楠. 基于 BP 神经网络的我国生物医药企业创新能力评价研究 [J]. 中国新药杂志, 2017, 26(14): 1608-1611.
- [19] Mikolov T, Sutskever I, Chen K, *et al.* Distributed representations of words and phrases and their compositionality [A]. // Advances in neural information processing systems. [C]. New York: Curran associates Inc, 2013.
- [20] 肖 斌, 王 耘, 乔延江. 中药药性与功效的关系研究 [J]. 中国中医药信息杂志, 2011, 18(1): 31-33.
- [21] 邹华彬. 中药复方多维药性量化指标的建立及双指标率序列分析 [J]. 中成药, 2012, 34(4): 714-718.
- [22] Kottur S, Vedantam R, Moura J M F, *et al.* Visual word2vec (vis-w2v): Learning visually grounded word embeddings using abstract scenes [A]. // Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition [C]. Las Vegas: IEEE, 2016.
- [23] Zhang Z. Improved adam optimizer for deep neural networks [A]. // IEEE/ACM 26th international symposium on quality of service (IWQoS) [C]. Canada: IEEE, 2018.