

- [6] 甘彩玉, 郑作文, 梁冰洁, 等. 从 PI3K/Akt/p53 通路探讨藤茶总黄酮抗肝癌的作用机制[J]. 中国实验方剂学杂志, 2019, 25(12): 90-96.
- [7] 杨毛毛, 罗花彩, 徐伟, 等. 藤茶总黄酮固体脂质纳米粒抗肝癌活性及药动学行为的研究[J]. 中成药, 2020, 42(9): 2249-2254.
- [8] Zhang S, Shi Y N, Gu J, et al. Mechanisms of dihydromyricetin against hepatocellular carcinoma elucidated by network pharmacology combined with experimental validation[J]. *Pharm Biol*, 2023, 61(1): 1108-1119.
- [9] Liu L, Yin X L, Wang X, et al. Determination of dihydromyricetin in rat plasma by LC-MS/MS and its application to a pharmacokinetic study[J]. *Pharm Biol*, 2017, 55(1): 657-662.
- [10] 范莉. 中药藤茶的质量评价及其活性成分二氢杨梅素的代谢相关研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2018.
- [11] Fan L, Zhao X Y, Tong Q, et al. Interactions of dihydromyricetin, a flavonoid from vine tea (*Ampelopsis grossedentata*) with gut microbiota[J]. *J Food Sci*, 2018, 83(5): 1444-1453.
- [12] 林珠灿, 苗航, 罗花彩, 等. 藤茶总黄酮肠道代谢产物及其体外抗肝癌活性的研究[J]. 井冈山大学学报(自然科学版), 2023, 44(5): 73-78.
- [13] 蒋家璐, 孙溧, 倪姐, 等. 肠道菌群对半枝莲中活性成分的代谢及其抑制 CYP1A1 酶的影响[J]. 南京中医药大学学报, 2021, 37(2): 225-230.
- [14] 李芳, 杨培民, 曹广尚, 等. 体外培养肠道菌群对白花蛇舌草黄酮提取物的代谢研究[J]. 医药导报, 2016, 35(8): 809-813.
- [15] 易开, 林珠灿, 柳庆龙, 等. 闽产藤茶总黄酮提取物中三种主成分的含量测定[J]. 福建中医药, 2017, 48(2): 51-52; 55.
- [16] 杨毛毛, 罗花彩, 沙政, 等. 藤茶总黄酮固体脂质纳米粒处方的优化及其体外释药行为[J]. 中成药, 2019, 41(8): 1941-1945.
- [17] 吴昊芬, 周家林, 李文艳, 等. 坚硬黄耆正丁醇部位的化学成分研究[J]. 广西植物, 2024, 44(6): 1060-1069.
- [18] Li X C, ElSohly H N, Nimrod A C, et al. Two auronols from *Pseudolarix amabilis*[J]. *J Nat Prod*, 1999, 62(5): 767-769.
- [19] Bai X X, Xia G P, Zhao N X, et al. Phenolic constituents of *Ampelopsis grossedentata* from Zhangjiajie[J]. *Chin Med Mat*, 2013, 36(1): 65-67.
- [20] Zhang Y S, Que S, Yang X W, et al. Isolation and identification of metabolites from dihydromyricetin[J]. *Magn Reson Chem*, 2007, 45(11): 909-916.

基于反向传播人工神经网络法构建果实及种子类中药饮片自动煎药机煎煮得药量预测模型

汤波, 朱江*, 胡爱红, 朱茂
(上海市浦东新区光明中医医院, 上海 201399)

摘要: 目的 基于反向传播人工神经网络法构建果实及种子类中药饮片煎煮得药量预测模型。方法 通过实验收集常用的166种果实及种子类中药饮片的煎煮信息, 以浸泡时间、机器死体积、吸水系数、饮片质量、饮片厚度、平均体积、煎煮时间、加水量、煎煮温度、得药量为变量, 采用反向传播人工神经网络法构建中药饮片煎煮得药量的预测模型。结果 与实测值相比, 36例验证组预测数据的误差均在0.5%以内, 得药量的真实值和预测值的相关系数为0.994, 预测结果较为理想。结论 该模型可用于预测果实及种子类中药饮片煎煮得药量, 有望为中药饮片煎药加水量提供依据。

关键词: 中药饮片; 果实; 种子; 煎煮得药量; 人工神经网络; 反向传播; 自动煎药机

中图分类号: R28 **文献标志码:** B **文章编号:** 1001-1528(2025)04-1386-05

doi: 10.3969/j.issn.1001-1528.2025.04.054

收稿日期: 2025-02-05

基金项目: 上海市浦东新区卫健委优秀青年医学人才培养项目(PWRq2021-36); 上海市浦东新区卫健委临床中药学重要薄弱学科建设项目(PWZbr2022-02)

作者简介: 汤波(1988—), 男, 硕士生, 副主任药师, 研究方向为中药学、中药质量控制。Tel: 13472898204, E-mail: 443940512@qq.com

***通信作者:** 朱江(1969—), 男, 硕士, 主任药师, 研究方向为中药学、药事管理、中药质量控制。Tel: 13501678204, E-mail: Z68019083@163.com

中药汤剂是目前中医临床治疗疾病最常用的液体剂型之一, 其煎煮质量与疗效有着密切的关系^[1]。其中, 煎煮加水量是影响煎药质量最为重要的因素之一, 但目前尚无统一的标准, 《医疗机构中药煎药室管理规范》中并未对机器煎煮加水量和得药量进行具体量化^[2]。因此, 急需一个科学、准确、简单的通过目标得药量来计算加水量的量化模型。

目前, 通过实验获取饮片的吸收系数后建立公式来计算得出加水量是广泛共识^[3-7]。但是中药饮片来源广泛, 受煎煮时间、浸泡时间、饮片切制大小、炮制工艺等诸多因素的影响, 现有的公式以吸水系数为主要指标, 已经无法应对很多真实情况, 浮动的补偿量也并非完全适宜所有处方, 加水量往往不够精确, 最终导致药液浓淡不一。

人工神经网络从信息传递角度模拟神经元之间的相互作用, 具有很好的延展性和非线性通用映射近似值^[8]。作为高度灵活的建模工具广泛用于复杂非线性系统的建模、推理、预测、优化、诊断和自适应控制, 简便快捷, 准确度高, 拟合度好^[9-11]。反向传播是神经网络训练过程中的重要算法^[12-13], 通过计算误差的梯度信息, 有效优化网络的权重参数, 从而提高模型的预测精度, 对生物医药的各种模型效果明显。本研究基于反向传播人工神经网络(back propagation artificial neural network, BPANN), 借助 Matlab R2018a 软件, 尝试建立中药饮片煎煮过程中加水量和得药量的前瞻性预测模型。

1 材料和方法

1.1 仪器 ACS-ZC73 电子天平(广东香山衡器集团股份有限公司); YJMD40B-C 电动挤压密闭煎药机(北京东华原医疗设备有限责任公司)。

1.2 药材 166 种果实及种子类实验中药饮片均来自于上海养和堂中药饮片有限公司, 经浦东新区中医医疗质量控制第七分中心与上海市中药专家传承工作室专家鉴定均为正品, 符合 2020 年版《中国药典》和 2018 年版《上海市中药饮片炮制规范》标准。

2 方法

2.1 影响因素 见图 1。

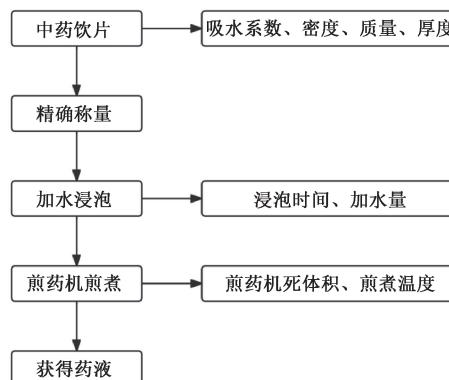


图 1 中药饮片煎煮得药量的制备过程及其影响因素

2.1.1 中药饮片质量的预评估 鉴别 166 种中药饮片的颜

色、质地、气味等, 测量并记录体积、质量、密度、厚度等参数。

2.1.2 浸泡预处理 精确称取 100 g 中药饮片, 置于浸泡桶内, 加 500~2 000 mL 水, 具体加水量参考文献 [4-6] 报道, 浸泡 40 min, 过程中搅动药料 2 次。

2.1.3 煎煮 将浸泡后的饮片装入一次性无纺布中放入自动煎药机中, 煎煮 60 min, 挤压过滤, 得到药液。

2.1.4 得药量的测量 准确量取所得药液体积, 即为得药量。

2.2 反向传播人工神经网络建立

2.2.1 网络输入和输出变量确定 参考文献 [3-7] 报道, 以浸泡时间、机器死体积、吸水系数、饮片密度、饮片质量、饮片厚度、加水量、煎煮时间、煎煮温度为输入变量, 得药量为输出变量。各输入变量的测量方法为①浸泡时间, 饮片煎煮前在水中浸泡的时间, 一般不短于 40 min; ②机器死体积, 机器在煎药运行过程中的损耗量; ③吸水系数 F , 公式为 $F = [($ 饮片煎煮后质量 - 饮片原始质量 $) /$ 饮片原始质量 $] \times 100\%$; ④饮片密度, 饮片质量和体积的比值; ⑤饮片质量, 煎制所需的中药饮片质量; ⑥饮片厚度, 取 10 粒饮片, 计算平均厚度; ⑦煎煮时间, 煎煮过程中总时间; ⑧加水量 Q , 整个煎煮过程总加水量, 公式为 $Q = \text{药液所需总剂量} + \text{饮片质量} \times \text{吸水系数} + \text{补充量}$; ⑨煎煮温度。输出变量为得药量, 对应临床需要的患者服药量。

2.2.2 训练集选取 对数据进行不断训练, 根据训练数据及时调整神经网络的权值矩阵, 从而增强模型的预测能力。166 种中药饮片随机打乱后分为训练组 100 例、测试组 30 例、验证组 36 例, 训练组和验证组为建模组, 测试组为未建模组。

2.2.3 数据归一化 为减少原始数据数量级差异对数据训练结果准确度造成的影响, 数据被线性转换到 [0, 1] 区间, 在训练模型前利用 Matlab 编程软件的 mapminmax 函数对其余原始变量做归一化处理以消除误差, 公式为 $X' = (X - X_{\min}) / (X_{\max} - X_{\min})$, 其中 X 为输入数据, X_{\max} 为最大值, X_{\min} 为最小值。

2.2.4 模型构建 在训练过程中, BPANN 会使用反向传播算法调整其权重, 以最小化预测结果与实际输出之间的误差。具有 n 个输入变量、 r 个输出变量和 1 个由 m 个变量组成的单个隐藏层的 BPANN 的示意图见图 2。变量之间的每个互连都有 1 个与之关联的权值。输入变量具有单位传递函数, 隐藏变量和输出变量的激活函数分别为 $S(\cdot)$ 和线性。

根据图 2, 第 j 个隐藏神经元的输入公式为 $y_j(x) = \sum_{i=1}^n w_{1ji}x_i + b_{1j}$, 其中 w_{1ji} 是输入层 i 个变量与隐藏层的第 j 个变量之间的权值, b_{1j} 是隐藏层的第 j 个变量处的偏差。

第 j 个隐藏变量的输出公式为 $z_j(x) = \frac{1}{1 + \exp(-y_j(x))}$ 。

给定一个向量 x , 输出值 $o_k(x)$ 等于隐藏变量的加权输

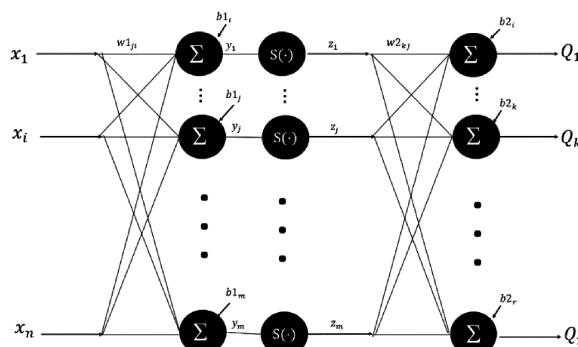


图2 BPANN流程示意图

出与第 k 个变量输出层的偏置之和，公式为 $o_k(x) = \sum w_{2,k} z_j + b_{2,k}$ ，其中 $w_{2,k}$ 是隐藏层的第 j 个变量与输出层的第 k 个变量之间的权值， $b_{2,k}$ 是第 k 个输出变量 b_2 处的偏置项， k 是输出层第 k 个变量处的偏置项。

BPANN 的输出是通过计算各种变量激活和互连权值的输出来确定的。将输出与实验输出进行比较，计算均方误差。误差值通过网络向后传播，并更改每层中每个变量的权值。以迭代方式重复整个过程，直到总误差值降至预定阈值以下。BPANN 将以“足够好”的学习系统，逐渐接近理想函数。经过多次调试，最终确定的 BPANN 网络参数为学习率 0.001，动量系数 0.5，进行 1 000 次迭代，其他参数为默认值。

2.3 反向传播人工神经网络模型预测性能评价 采用平均绝对误差 (MAE)、均方误差 (MSE)、均方根误差 (RMSE) 评价模型预测的精密度，平均预测误差 (MPE) 和决定系数 (R^2) 评价模型预测的准确度，公式为

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|, \quad MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2,$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}, \quad R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}, \text{ 其中}$$

y_i 为实测值， \hat{y}_i 为预测值， n 为样本量。

2.4 统计学分析 通过 SPSS 26.0 软件进行处理，连续变量以 $(\bar{x} \pm s)$ 表示，多组间比较采用 Kolmogorov-Smirnov 检验，组间两两比较采用 t 检验；分类变量以百分率表示，组间比较采用卡方检验；等级资料组间比较采用秩和检验。

3 结果

3.1 一般资料 本研究 166 例不同种类的果实及种子类中药饮片实验结果指标见表 1，建模组和未建模组各影响因素无显著性差异 ($P > 0.05$)。

3.2 反向传播人工神经网络预测模型的建立 输入层为 9 个影响因素的神经元变量，输出层为 1 个神经元变量，表示得药量。目前尚无合适的方法来确定隐藏层的变量数，同时为了避免层数过多造成的“过拟合”和过少导致的“欠拟合”，根据训练神经网络所需要的迭代次数，采用试错法探索隐藏层中的变量数。经过多次迭代过程，发现得药量实验值和预测值之间的收敛包含 2 个隐藏层，变量个

表1 果实及种子类中药饮片煎煮过程中的一般资料 ($\bar{x} \pm s$)

变量	总样本	建模组	未建模组
浸泡时间/min	39.5 ± 4.7	39.4 ± 5.3	39.6 ± 5.9
机器死体积/mL	547.6 ± 21.4	549.2 ± 18.9	550.7 ± 19.8
吸水系数	0.98 ± 0.53	0.97 ± 0.55	0.98 ± 0.60
饮片质量/g	99.7 ± 3.2	99.8 ± 3.5	99.7 ± 3.0
饮片厚度/mm	0.7 ± 0.8	0.7 ± 0.9	0.7 ± 0.8
平均体积/mm ³	2.2 ± 1.7	2.2 ± 1.5	2.3 ± 1.9
煎煮时间/min	30.2 ± 2.1	30.4 ± 1.4	30.0 ± 1.5
加水量/mL	1 206.9 ± 204.7	1 207.1 ± 201.8	1 203.5 ± 221.9
煎煮温度/℃	150.7 ± 18.4	146.7 ± 22.9	152.2 ± 17.4
得药量/mL	372.3 ± 103.4	367.8 ± 99.8	375.3 ± 102.6

数为 7、8 个。MSE 为评估预测值与实际值之间偏差程度的指标，由图 3 可知，迭代次数增加，MSE 减少。迭代次数为 1 000 次时，模型性能表现最佳，MSE 为 0.022 605，RMSE 也达到了本研究所需要的精度，能够证明预测模型的可靠性。在模型足够收敛后，固定隐藏层数和神经元数，进行下一步模型的真实性验证。

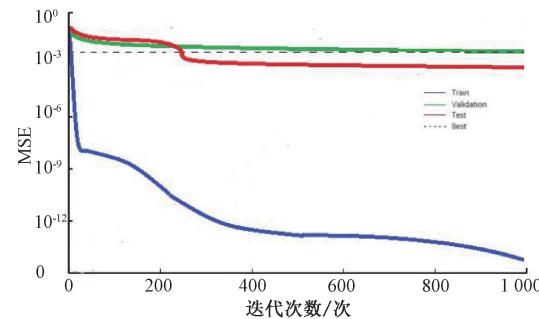


图3 BPANN数据拟合图

3.3 BPANN模型得药量预测值和实际值误差 对模型组的得药量进行预测，结果见图 4。由此可知，与实验值比较，30 例预测值的百分位误差均在 0.5% 以内，MAE 为 0.09%，MPE 为 0.11%，表明本模型的有效性较好。

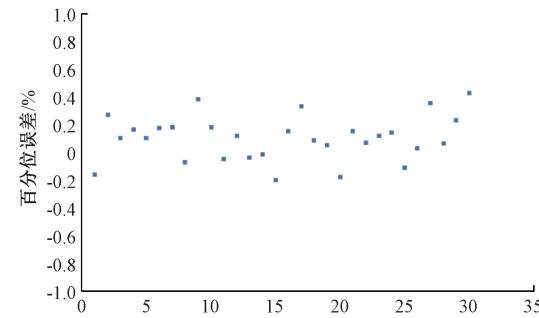


图4 BPANN模型预测值和实际值的误差对比图

3.4 BPANN模型预测得药量和实测得药量的相关性 训练、验证、测试、全部数据集的 R 值分别为 0.998 67、0.993 80、0.988 60、0.994 25，见图 5，提示模型预测结果与实际结果拟合程度较高，泛化能力较强，具有相关性。

4 讨论

中药饮片煎煮后的得药量与中药汤剂的质量至关重要，

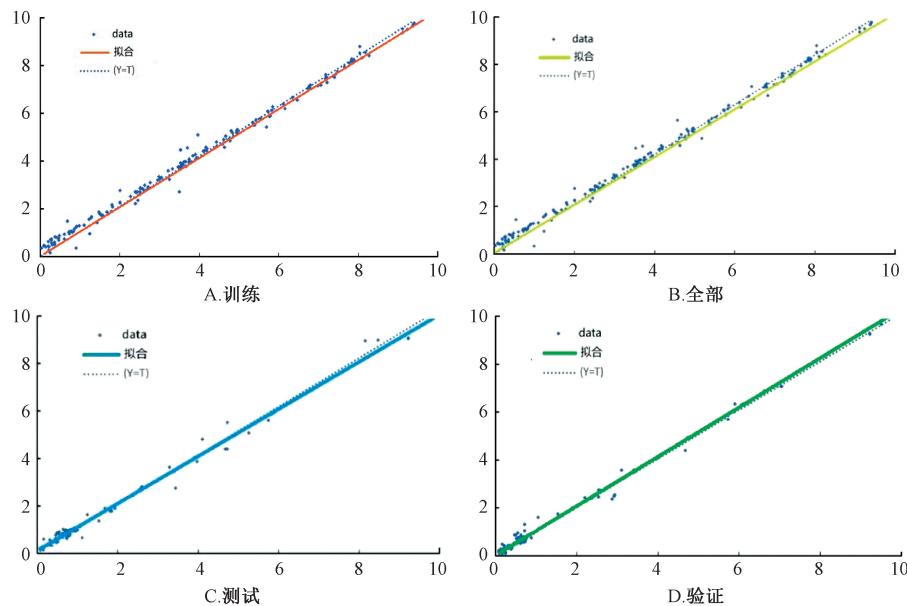


图 5 BPANN 模型相关系数图

确定煎煮时加水量和得药量的关系,对于推动委托煎药自动化和信息化覆盖的过程具有重要意义。目前医疗机构中药委托煎药质量优劣不一,主要的原因和难点仍在于没有充分考虑饮片质量、加水量、浸泡时间、煎药机器等诸多因素。研究显示,由于不同饮片、药用部位、质地、炮制等因素影响,在浸泡过程中对浸透饮片所需的用水量差异明显^[14]。本预测模型能初步实现针对果实种子类中药饮片在煎煮过程中所涉及的相关自变量,包括浸泡时间、吸水系数、饮片质量、饮片厚度、煎煮时间等,进而实现对得药量进行结果预测,并进一步为预测传统煎药加水量提供依据。

人工神经网络与传统分析方法相比,具有强大的非线性映射能力,其多层结构和激活函数设计使其能够从数据中学习复杂的模式并捕捉深层次的特征。之前的研究多将人工神经网络在中药领域多用于工艺提取优化、血药浓度预测和中药饮片图像识别,尚未用于中药煎煮得药量的预测模型^[15-18]。基于此,本研究利用反向传播人工神经网络建立预测果实和种子类中药饮片煎煮得药量的模型,该方法在灵敏度、精确度和准确度方面优势明显。

陈汀等^[19]考察了不同药用部位的目标得药量和加水量的关系,通过计算后绝大部分处方的真实得药量和预测得药量的误差为1%~5%,但仍有10%的处方误差超过5%。后续报道对已有模型公式优化后的真实得药量和预测得药量的平均误差也超过1%^[6],虽然准确度较好,但是不具有普适性。闫斌等^[20]通过测定果实种子类中药煎煮的出膏率等相关参数,建立数学模型用于预测果实种子类复方中药煎煮汤剂的相对密度,以进一步控制中药汤剂的质量。此外,受饮片质地、来源、大小等因素影响,有学者计算平均吸水系数,但是无法应对很多真实情况^[6]。而本研究中全部预测值与真实值之间的误差小于0.5%,小于0.2%

的有22个。人工神经网络预测的得药量和实际得药量之间的相关系数为0.994,拟合较好,说明神经网络模型参数设置选取较为合理。

虽然本研究收集了可能影响得药量的9个影响因素作为自变量,但是在实际应用中可能受煎煮机器材料、煎煮水质、环境温度、挤压力道等潜在变量影响^[21]。本模型只测量了果实和种子类中药饮片,因此有望扩展用于其他药用部位的中药饮片煎煮得药量预测。未来将进一步纳入更多可能的影响因素,通过主成分分析或者多元回归提取特征变量。与此同时,目前虽然可以通过本模型计算多种饮片的得药量从而计算获取处方的总共需水量,但是仍然繁琐,因此在建立含有多种类饮片的复杂处方得药量模型也将是未来重点方向之一。

参考文献:

- [1] 何德强. 中药煎药机与传统煎药法对中药饮片化学成分及疗效的影响[J]. 中国药业, 2022, 31(S01): 39-41.
- [2] 国家中医药管理局. 卫生部国家中医药管理局关于印发医疗机构中药煎药室管理规范的通知(国中医药发〔2009〕3号)[EB/OL]. (2009-03-27) [2024-09-29]. <http://www.natcm.gov.cn/yizhengsi/gongzuodongtai/2018-03-25/6577.html>.
- [3] 李茜, 邓富, 方丽莎, 等. 中药煎煮机煎煮中药合理加水量实验[J]. 中国药房, 1999, 10(4): 190-192.
- [4] 李彬. 应用新型煎药机煎药时对加水量的实验研究[J]. 天津医科大学学报, 2004, 10(1): 68-70.
- [5] 郭昌洪, 覃彬华. 密封式煎药机煎煮中药的加水量[J]. 长江大学学报(自然科学版), 2019, 16(3): 122-124; 10.
- [6] 王玉文, 杨杰辉, 乔培浩, 等. 果实及种子类常用中药饮片吸水量的实验研究[J]. 上海医药, 2019, 40(23): 47-52.

- [7] 欧阳百发, 施宏彬. 防感方饮片吸水系数提升煎煮自动化加水量的应用[J]. 中国医药导刊, 2020, 22(7): 487-491.
- [8] Fei R, Guo Y, Li J H, et al. An improved BPNN method based on probability density for indoor location[J]. IEICE T INF SYST, 2023, 106(5): 773-785.
- [9] 赵婷, 孙岩, 李红健, 等. 采用遗传-反向传播人工神经网络法构建新疆地区癫痫患儿拉考沙胺血药浓度预测模型[J]. 儿科药学杂志, 2024, 30(4): 4-8.
- [10] Jiang S M, Li Y T, Jiao Y Y, et al. A back propagation neural network approach to estimate the glomerular filtration rate in an older population[J]. BMC Geriatr, 2023, 23(1): 322.
- [11] Matthew B, Su C, Bai Z L, et al. Application of Deep Learning on Single-cell RNA Sequencing Data Analysis: A Review[J]. Genomics Proteomics Bioinformatics, 2022, 20(5): 814-835.
- [12] 张三妹, 林晓, 洪燕龙, 等. 基于鲸鱼算法优化反向传播神经网络的中药安慰剂溶液颜色模拟处方预测[J]. 中国中药杂志, 2024, 49(16): 4437-4449.
- [13] Nikolaus K, Tal G. Neural network models and deep learning[J]. Curr Biol, 2019, 29(7): R231-R236.
- [14] 张忠全, 王玉文, 乔培浩, 等. 中药饮片吸水系数测定的影响因素及其风险评估[J]. 上海医药, 2019, 40(9): 49-53.
- [15] 叶青, 冯振乾, 朱彦陈, 等. 基于深度学习的中药饮片智能甄别[J]. 现代信息科技, 2023, 7(14): 1-6; 11.
- [16] 娄黎明, 白莹. 基于BP神经网络的中药饮片生产风险预测[J]. 质量安全与检验检测, 2024, 34(03): 57-61.
- [17] 李若暄, 何千千, 刘宏博, 等. BP神经网络算法多指标优化酸枣仁汤提取工艺[J]. 包装与食品机械, 2024, 42(4): 27-34.
- [18] 李航, 黎盛强, 周恩丽, 等. 基于神经网络优化模型的中药复方安慰剂配色模拟研究[J]. 南京中医药大学学报, 2024, 40(1): 18-25.
- [19] 陈汀, 李梅珍, 朱慧, 等. 煎煮过程中不同药用部位饮片吸水系数研究[J]. 时珍国医国药, 2016, 27(11): 2652-2653.
- [20] 闫斌, 陈洪燕, 孙婉瑾, 等. 基于果实种子类中药煎煮质量评价的数学模型研究[J]. 医药导报, 2020, 39(7): 959-964.
- [21] 张明令. 中药煎煮质量的主要影响因素分析[J]. 临床合理用药, 2023, 16(14): 178-181.

芪黄健脾滋肾颗粒联合常规治疗对系统性红斑狼疮患者的临床疗效

刘天阳, 黄传兵*, 谌曦, 曹云祥, 范海霞, 陈瑞莲, 刘思娣
(安徽中医药大学第一附属医院风湿科, 安徽合肥 230031)

摘要: 目的 探讨芪黄健脾滋肾颗粒联合常规治疗对系统性红斑狼疮患者的临床疗效。方法 62例患者随机分为对照组和观察组, 每组31例, 对照组给予常规治疗, 观察组在对照组基础上加用芪黄健脾滋肾颗粒, 疗程8周。检测疾病活动指标(SLEDAI评分、ESR、hs-CRP、IgG、C3、C4)、anti-dsDNA、抗C1q抗体、CD4⁺、CD8⁺、24 hPRO、TPCR、FSS评分、Lupus-QOL评分变化。结果 观察组总有效率高于对照组($P<0.05$)。治疗后, 2组SLEDAI评分、ESR、hs-CRP、IgG、anti-dsDNA、抗C1q抗体、CD8⁺、24 hPRO、TPCR、FSS评分降低($P<0.05$), C3、C4、CD4⁺、Lupus-QOL评分升高($P<0.05$), 以观察组更明显(TPCR除外)($P<0.05$)。结论 芪黄健脾滋肾颗粒可安全有效地降低系统性红斑狼疮患者炎症水平, 调节免疫功能, 改善生活质量。

关键词: 芪黄健脾滋肾颗粒; 常规治疗; 系统性红斑狼疮; 免疫功能; 生活质量

中图分类号: R287 **文献标志码:** B **文章编号:** 1001-1528(2025)04-1390-04

doi: 10.3969/j.issn.1001-1528.2025.04.055

收稿日期: 2024-08-16

基金项目: 国家自然科学基金项目(82104782); 安徽省临床医学研究转化专项项目(20230429510702014); 安徽省高等学校科学研究项目(自然科学类)(2024AH050949); 安徽省中医药传承创新科研项目(2024ZYYXH002)

作者简介: 刘天阳(1987—), 女, 博士, 副主任医师, 从事中西医结合治疗风湿免疫疾病研究。Tel: 13805696891, E-mail: nancy20090701@163.com

*通信作者: 黄传兵(1971—), 男, 博士, 主任医师, 博士生导师, 从事中西医结合治疗风湿免疫疾病研究。Tel: 13865922531, E-mail: chuanbinh@163.com