

[19] 秦 岭, 胡成平. 支气管上皮细胞在呼吸道免疫紊乱中的作用[J]. 国际病理科学与临床杂志, 2010, 30(4): 304-308.

[20] Grossmann J. Molecular mechanisms of “detachment-induced apoptosis-Anoikis” [J]. *Apoptosis*, 2002, 7(3): 247-260.

[21] 毛昕淑, 苏月莹, 姚子琦, 等. 还阳参化学成分与药理作用研究进展及其质量标志物预测分析[J]. 中国医药科学, 2024, 14(15): 32-35; 117.

[22] 陈冠容. 壬二酸的药理作用和临床应用[J]. 中国医院药学杂志, 2002, 22(4): 50-51.

[23] 方 伟. 基于 UPLC-Q/TOF-MS 法的化痰降气方化学成分分析及慢性阻塞性肺疾病代谢组学初步研究[D]. 合肥: 安徽中医药大学, 2019.

[24] Yu Q, Shi Y J, Shu C, *et al.* Andrographolide inhibition of th17-regulated cytokines and JAK1/STAT3 signaling in OVA-stimulated asthma in mice[J]. *Evid Based Complement Alternat Med*, 2021, 2021: 6862073.

[25] Chakraborty S, Ehsan I, Mukherjee B, *et al.* Therapeutic potential of andrographolide-loaded nanoparticles on a murine asthma model[J]. *Nanomedicine*, 2019, 20: 102006.

热毒宁注射液金银花浓缩过程固含量软测量方法建立

严来福¹, 刘金龙^{1*}, 张 欣^{2,3}, 刘 洋^{2,3}

(1. 江苏海洋大学工程学院, 江苏 连云港 222001; 2. 江苏康缘药业股份有限公司, 江苏 连云港 222001; 3. 中药制药过程控制与智能制造技术全国重点实验室, 江苏 连云港 222001)

摘要: **目的** 建立热毒宁注射液金银花浓缩过程固含量的软测量方法。**方法** 采用近红外光谱数据和生产数据构建预测模型, 数据集进行预处理后通过 Spearman 相关性分析来确定模型输入, 卷积神经网络 (CNN) 提取输入序列的局部特征, 长短期记忆网络 (LSTM) 处理由 CNN 提取出的特征序列并捕捉时间维度上的长期依赖关系, 引入注意力机制 (Attention) 来为不同时间步输出的隐藏状态动态分配权重, 让模型聚集关键的时间步信息, 贝叶斯优化算法优化模型超参数。**结果** CNN-LSTM-Attention 模型可精准预测浓缩过程固含量, 其平均绝对误差 (MAE) 为 0.174, 均方误差 (MSE) 为 0.305, 决定系数 (R^2) 达 0.987。**结论** CNN-LSTM-Attention 模型预测效果良好, 具有较强的泛化能力, 可作为热毒宁注射液金银花浓缩过程固含量检测的有效手段。

关键词: 热毒宁注射液; 金银花; 浓缩; 固含量; 软测量; 卷积神经网络 (CNN); 长短期记忆网络 (LSTM); 注意力机制 (Attention)

中图分类号: R943 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-1528(2026)07-2349-07

doi: 10.3969/j.issn.1001-1528.2026.07.030

热毒宁注射液由金银花、青蒿、栀子 3 味中药经提取、浓缩、萃取等工序精制而成, 具有清热、抗病毒、调节免疫的功效^[1], 方中金银花在浓缩过程中的关键质量属性有绿原酸、新绿原酸、隐绿原酸等有效成分, 企业内部标准表明其质量控制指标包括绿原酸、新绿原酸、隐绿原酸、异绿原酸 A、异绿原酸 B、异绿原酸 C、断氧化马钱子苷和固含量, 但均只有下限。文献 [2-4] 报道, 光谱信号与固含量之间的映射关系明显比单一成分之间的更稳定直接。课题组前期根据文献 [2] 报道计算绿原酸、新绿原酸等 7 种成分和固含量的 Spearman 相关

系数, 发现它们之间存在较强的正相关性, 故可通过建立固含量预测模型来准确反映中药质量。

目前, 中药质量评价方法存在着在线密度及精度受工况影响大、离线人工检测时效性差等问题, 容易造成不同批次之间的质量提升受限。随着国内自动化技术的发展, 分布式计算机控制系统、智能化控制设备和仪表结合信息化技术逐渐应用于中药生产过程中^[5], 通过自动化系统来对生产过程数据进行实时采集与储存, 为应用数据建模实现关键质量参数的在线预测提供了条件^[6]。在浓缩工段进行药液质量检测时, 传统方法主要是人工离线,

收稿日期: 2025-12-04
基金项目: 国家长三角科技创新共同体联合攻关项目 (2023CSJGG1700); 连云港市市重点研发计划 (产业前瞻与关键核心技术) (CG2320)
作者简介: 严来福 (1998—), 男, 硕士在读, 从事人工智能研究。E-mail: ylfwyx2025@163.com
* 通信作者: 刘金龙 (1976—), 男, 博士, 副教授, 从事通信与信息系统、控制科学与工程研究。E-mail: liujinlong@jou.edu.cn

无法保证不同批次药品质量的稳定性，并且耗费大量人工、时间、物料成本，韦文祥等^[7]利用神经网络软测量模型准确预测了中药浓缩工段的药液浓度；程跃^[8]、梁涛^[9]等建立支持向量机软测量模型，解决了药液浓度难以准确在线测量的问题；刘雪松等^[10]在感冒灵浓缩过程中安装近红外光谱设备采集过程样品的光谱数据，建立偏最小二乘法模型，并与控制系统相结合，实现了对浓缩过程药液指标的实时在线检测。

本实验根据工艺机理建立相应软测量模型，实现对浓缩工段药液质量指标的精准预测，再分析近红外光谱、浓缩工艺生产数据，以热毒宁注射液金银花浓缩液固含量为质量控制指标，以此反映该制剂浓缩工段的药液质量情况。

1 基于 CNN-LSTM-Attention 的固含量软测量模型建立

1.1 软测量技术 在工业生产过程控制中由于测量设备的局限性，一些生产设备的关键点位无法安装传感器来获取生产数据。同时，由于工艺、系统的复杂特性，导致传统的测量技术无法有效应对复杂的工业环境，不能准确、实时地对目标变量进行测量^[11]。

软测量技术是选取与目标参数相关的可测参数（如本研究涉及的温度、压力、流量等）作为辅助变量，明确需要的待测变量（如本研究反映药液质量情况的固含量）作为目标变量，建立辅助变量与目标变量之间的映射关系，可间接推导出关键工艺参数的方法^[12]，常用的建模方法有基于系统的物理或化学机理的机理建模、基于统计学方法的统计建模、基于数据驱动的机器学习建模、反映系统动态行为的动态系统建模^[13]。本研究将浓缩液固含量作为目标变量，选取与其相关性大的特征作为辅助变量，构建软测量模型，从而实现实时预测。

1.2 研究方法

1.2.1 卷积网络模型（CNN） 卷积神经网络的核心是提取输入数据中的局部关键特征，并且局部感知特性可减少输入数据中的冗余信息^[14]。CNN 网络的卷积层负责提取局部特征，滑动的卷积核对输入数据进行局部加权求和操作，捕捉局部区域的特征模式；池化层负责降维与特征强化，通过 Max Pooling 或 Average Pooling 来减少特征维度，降低计算复杂度，保留局部最显著的特征，经卷积、池化后特征输入全连接层，通过非线性变换整合局部

特征，从而输出更具有代表性的全局特征序列^[15]，结构见图 1。

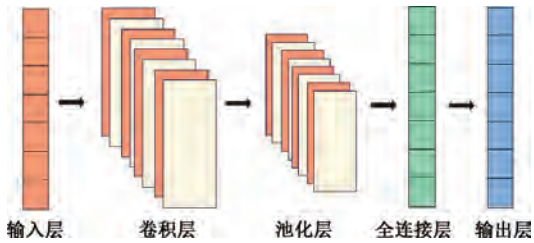


图 1 CNN 网络结构

1.2.2 长短期记忆神经网络模型（LSTM） LSTM 神经网络作为非线性模型，是一种专门用于处理长时间序列数据的改进型循环神经网络（RNN），可解决 RNN 存在的梯度消失问题，使模型可有效学习数据之间的长期依赖关系^[16]。它在传统的 RNN 循环神经网络结构基础上，添加了 1 个细胞状态—— c_t ，以及 3 个门控单元——遗忘门 f_t 、输入门 i_t 、输出门 o_t ，这些单元协同作用，可控制信息在时序数据中的传递和更新，从而有效处理长时间序列信息。

LSTM 的核心思想是将输入的信息存储在单独的记忆单元中，每个隐藏层都能通过细胞状态来相互连接，从而实现信息在细胞之间传递，减少梯度消失的问题。3 个门控机制分别由 *sigmoids*、*tanh* 激活函数和点乘操作来实现动态控制信息的写入、删除和输出，结构见图 2。

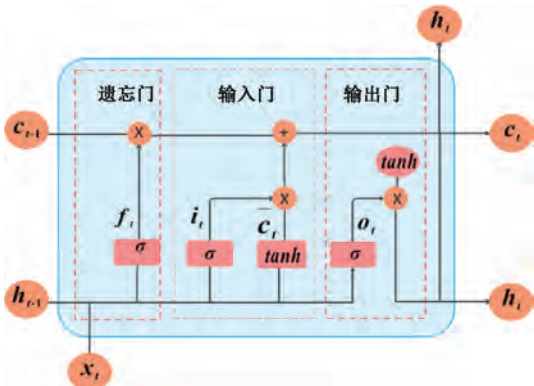


图 2 LSTM 网络结构

遗忘门 f_t 根据前一时刻状态和当前输入，决定 c_{t-1} 中保留多少信息；输入门 i_t 决定允许多少候选记忆单元 $\tilde{c}_t$ 中的新信息进入；输出门决定从记忆单元 c_t 中输出多少信息到当前隐藏状态 h_t ；记忆单元 c_t 的更新过程由遗忘门控制的前一刻信息 c_{t-1} ，以及输入门控制的新信息 $\tilde{c}_t$ 共同完成；隐藏状态 h_t 是 LSTM 的最终输出，通过对记忆单元 c_t 应用于

$\tanh$ 函数来将其映射到 $[-1, 1]$, 然后由输出门 o_t 决定从 $\tanh(c_t)$ 中输出多少信息。其中, w_i 、 w_f 、 w_o 是对应门的权值矩阵, w_c 是候选记忆单元的权值矩阵, b_i 、 b_f 、 b_o 是各门偏置项, b_c 是候选记忆单元偏置项, σ 是 sigmods 激活函数, 公式如下。

$$f_t = \sigma \left(w_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f \right) \tag{1}$$
$$i_t = \sigma \left(w_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i \right) \tag{2}$$
$$o_t = \sigma \left(w_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o \right) \tag{3}$$
$$c_t = f_t c_{t-1} + i_t \tilde{c}_t \tag{4}$$
$$\tilde{c}_t = \tanh \left(w_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c \right) \tag{5}$$
$$h_t = o_t \tanh \left(c_t \right) \tag{6}$$

1.2.3 注意力机制 (Attention) Attention 的本质是模拟人类的注意力, 在面对大量信息需要处理时自动聚焦关键信息, 忽略次要信息, 从而提升处理信息的时效性和准确性^[17]。LSTM 模型通常输出最后一个时间步的隐藏状态或所有时间步的状态拼接, 导致对早期时间步的信息利用不足, 而且对某些包含关键或异常信息时间步的关注也不够^[18]; Attention 能弥补 LSTM 模型的不足, 可动态计算每个时间步的重要性权重, 使后者聚集关键信息, 结构见图 3。

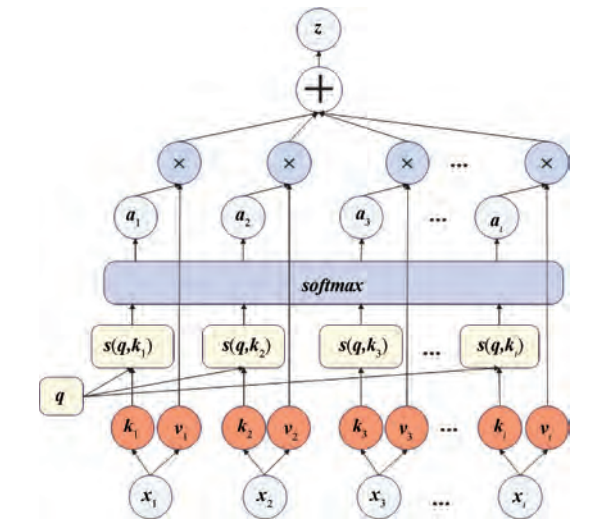


图 3 Attention 网络结构

计算步骤分为 3 个部分, 即计算注意力权重、权重归一化和加权求和。其中, 计算注意力权重采用加性注意力, 通过查询向量 q 和键向量 k 来进行非线性变化, 计算注意力分数 s_i , 公式如下。

$$s_i = v^T \cdot \tanh(W_q \cdot q + W_k \cdot k_i + b) \tag{7}$$

其中, W_q 和 W_k 是可学习的权重矩阵, v^T 是另一个可学习的权重向量, $\tanh$ 是非线性激活函数, b 是偏置项。再采用 Softmax 函数将权重归一化, 得

到每个时间步的关注程度 a_i , 公式如下。

$$a_i = \frac{\exp(s_i)}{\sum_{j=1}^N \exp(s_j)} \tag{8}$$

采用注意力权重 a_i 对 v_i 进行加权, 对所有加权后的 v_i 求和, 得到最终 Attention 输出值 z , 公式如下。

$$z = \sum_i a_i \cdot v_i \tag{9}$$

1.3 建模方法

1.3.1 模型变量选取 三效蒸发器是中药浓缩工艺的核心设备, 通过三级蒸发来实现高效浓缩, 相关参数包括蒸发器温度、真空度、进料流量、暂存罐液位、蒸汽压力及泵、阀门状态。本研究采用 Spearman 相关性分析对上述参数进行筛选, 反映特征变量与目标变量之间的相关性, 相关系数 ρ 计算公式如下。

$$\rho = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^n d_i^2}{n(n^2-1)} \tag{10}$$

其中, n 是样本数量, d_i 是代表 2 个变量各自排序后的位置差, 并且上述公式先对每个变量的原始数据分别进行排序后得到对应排名, 然后计算 2 个变量排名的差值 d_i , 最后计算所有位置差的平方和, 得到 2 个变量之间的关系。 ρ 取值范围为 $[-1, 1]$, 在 $(0, 1]$ 范围内表示变量之间呈正相关, $[-1, 0)$ 范围内表示它们呈负相关, 即其绝对值越趋近于 1, 变量之间的相关性越强; 越趋近于 0, 变量之间的相关性越弱, 而为 0 表示没有相关性^[19], 见表 1。本研究选取 $|\rho| > 0.4$ 作为阈值依据。

表 1 ρ 程度

ρ	程度
0.8~1.0	极强相关
0.6~0.8	强相关
0.4~0.6	中等强度相关
0.2~0.4	弱相关
0~0.2	极弱相关或无相关

在浓缩过程中涉及到的数据来源于 DCS 系统, 是从各生产设备实时生产过程中采集到的时序数据, 包括温度、压力、液位、流速和阀门。为了更好地反映过程动态, 捕捉固含量变化规律, 本研究筛选出关键工艺参数以解析质量传递规律, 避免方差为 0 或几乎为 0 的常量及与其他变量高度冗余的变量, 从而确保构建模型的健壮性和泛化能力^[20-21]。最终, 确定 13 个特征参数进行 Spearman

相关性分析，分别为进液流速、蒸汽压力、一效真空度、一效温度、二效真空度、二效温度、三效真空度、三效温度、出液温度，暂存罐液位、冷凝水流速、三效液位和出液流速，结果见图4。

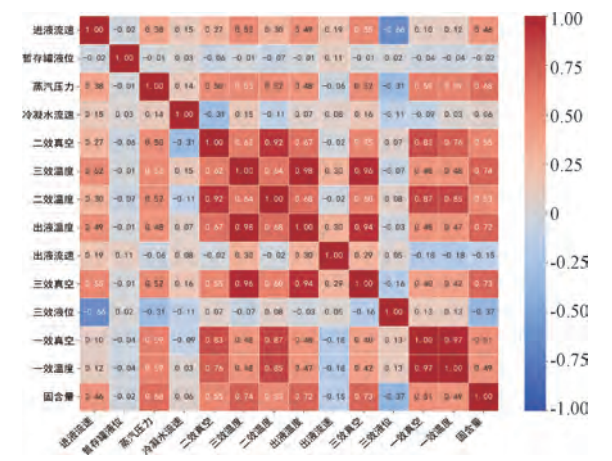


图4 相关参数 Spearman 相关性分析图

由此可知，9个特征参数与固含量相关性显著，其中一部分为负相关性，例如三效液位是由于浓缩过程中存在连续补液操作，浓缩罐液位升高时新加入的提取液会暂时降低罐内平均固含量；暂存罐液位、冷凝水流速、三效液位和出液流速对固含量的相关性绝对值均低于0.4，表明前四者对后者影响较弱。为了提高模型预测性能，本研究剔除与浓缩液固含量相关性较小的特征参数，并选取相关性较强者作为 CNN-LSTM-Attention 模型输入值，即进液流速、蒸汽压力、一效真空度、一效温度、二效真空度、二效温度、三效真空度、三效温度和出液温度。

1.3.2 数据预处理 由于中药生产过程涉及多源异构数据，不同参数的量纲、数据尺度差异会影响整个建模过程，导致模型预测效果不佳，故需对时序数据进行标准化处理，旨在将输入、输出数据映射到特定区间范围，如 $[0, 1]$ 、 $[-1, 1]$ 等，从而确保所有数据映射到相同范围^[22]，不仅能加速模型收敛，还可提高其整体性能，公式如下。

$$x_{\text{norm}} = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \tag{11}$$

其中， x 是原始数据， x_{norm} 是标准化值。另外，对模型输出数据也需进行逆标准化，以便在模型训练结束后通过 MAE、MSE、 R^2 来评估其预测值与真实值的偏离程度及泛化能力。

1.3.3 贝叶斯优化算法 由于人工调参时效性差，并且还具有较强的主观性，故本研究采用贝叶斯优

化算法优化模型超参数。它是一种通过概率模型来对目标函数的输入和输出进行拟合操作的全局优化方法，可基于已有数据学习目标函数规律，捕捉其均值特性与不确定性分布，同时定义采集函数，通过概率模型的动态更新和智能采样策略来选择最优采样点，最后逐步筛选最优超参数组合，通过迭代优化来寻找全局最优解^[23]，流程图见图5。

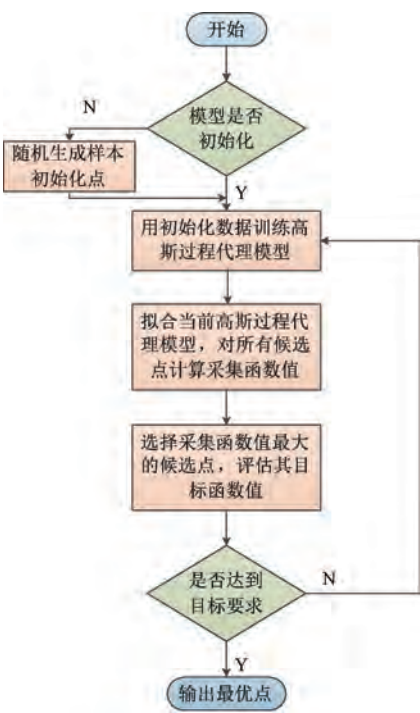


图5 贝叶斯优化流程图

1.3.4 模型组合 组合预测模型结构包括 CNN 网络、LSTM 网络和 Attention 机制，见图6。模型首先利用 CNN 对原始输入数据进行关键特征提取，经卷积层、池化层后再通过全连接层来将提取到的关键特征传递给 LSTM 层，接着后者通过其独特的结构来捕捉长时间序列信息，进行有效信息的学习，最后通过注意力机制来对该层输出的隐藏状态进行动态分配权重，分析不同时间步对最终预测结果的重要性^[24]。

本研究选择温度、压力、进液流速等9个辅助变量进行软测量建模，从而实现对固含量的预测。首先，收集浓缩过程中的生产数据，初步建立数据集，确定模型的输入和输出。然后，对异常数据和缺失值进行处理，并通过 Spearman 相关性分析来选择与目标变量相关性较强的特征变量。接着，对上一步处理后的过程数据进行标准化处理，并将数据集按 7 : 2 : 1 比例划分为训练集、验证集和测试集。再构建模型、初始化组合模型的相关参数。最

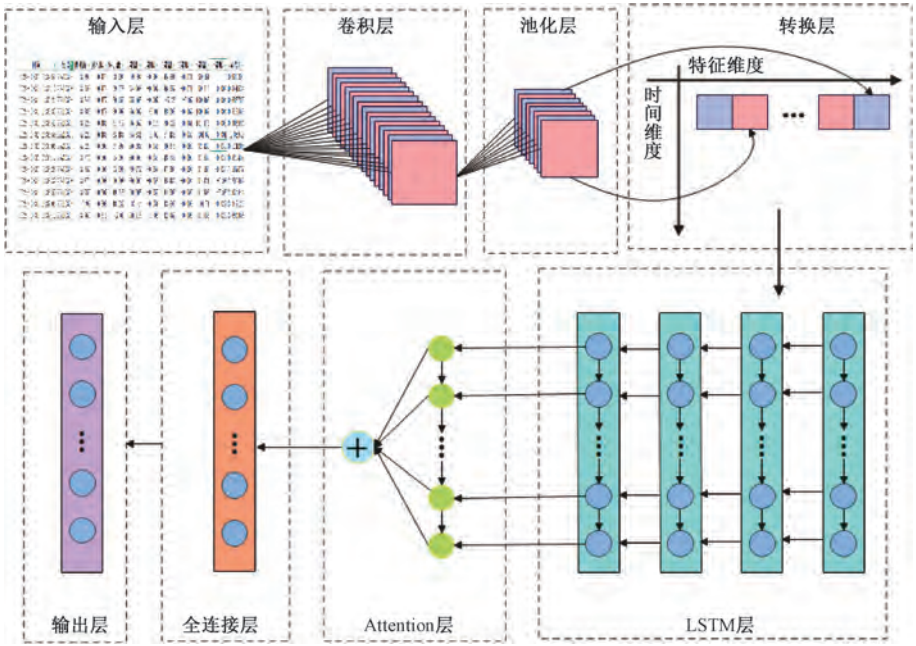


图 6 CNN-LSTM-Attention 模型结构

后，采用贝叶斯优化算法对卷积核数量、卷积核大小、学习率、批量大小、权重衰减系数、堆叠层数、隐层维度等关键超参数进行最优参数组合搜索。

另外，本研究加入早停机制，其核心思想是验证损失值在一定时间内没有改善时就停止训练，防止模型过拟合。在每个训练周期结束后，计算逆标准化预测值与真实值之间的损失值，通过 MAE 和 MSE 来评估模型在验证集上的误差，决定系数 R^2 来观察模型预测性能及是否过拟合或欠拟合，采用贝叶斯优化对超参数先进行调优，再进行逆标准化，评估模型性能，从而判断其预测效果是否符合工艺要求。

1.3.5 模型评估 公式如下。

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \tag{12}$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \tag{13}$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \tag{14}$$

其中， n 是样本数量； y_i 是第 i 个样本的真实值； $\hat{y}_i$ 是第 i 个样本的模型预测值； $\bar{y}$ 是固含量真实值的平均值；MSE 是均方误差，用于衡量固含量预测值与真实值的整体误差，其数值越小，预测值与真实值越接近，模型准确度越高； R^2 是决定系

数，反映模型预测值与真实值的拟合程度，其数值范围为 0~1，越大代表模型拟合效果越好；MAE 是平均绝对误差，即模型预测值与真实值之间绝对误差的平均值，反映固含量预测值误差的实际情况。

2 结果

2.1 模型参数设置 采用贝叶斯优化算法对 CNN-LSTM-Attention 模型参数进行选择时，主要调整的参数为 CNN 卷积层、卷积核大小、卷积核数量、LSTM 隐藏单元、权重衰减系数等^[25]，结果见图 7~10。由此可知，卷积层个数为 1，卷积核大小为 2×2，卷积核数量为 128，隐藏单元数量为 32，模型初始化学学习率为 0.000 5，堆叠层数为 2，权重衰减系数为 0.02 时，模型性能最优。

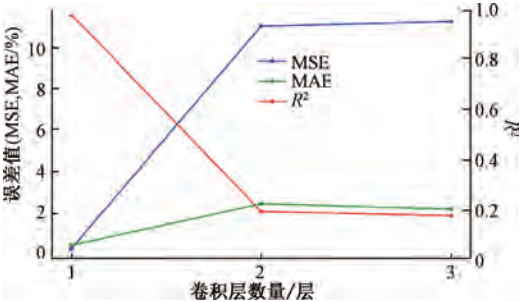


图 7 不同卷积层数量的误差关系图

2.2 模型对比 为了验证 CNN-LSTM-Attention 模型对浓缩过程固含量的预测效果，避免结果的偶然性，本研究将 CNN-LSTM 和 LSTM 进行对比，结果见图 11~12。

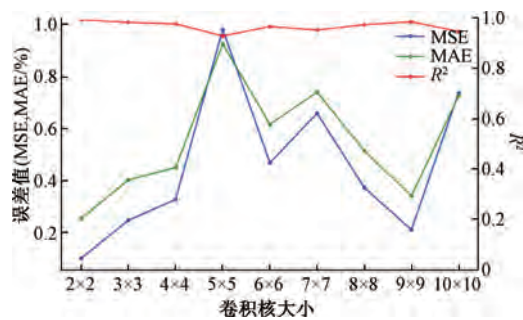


图 8 不同卷积核大小的误差关系图

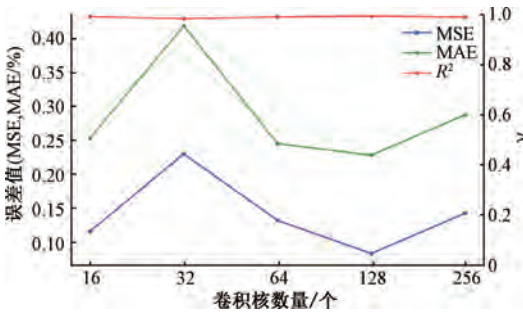


图 9 不同卷积核数量的误差关系图

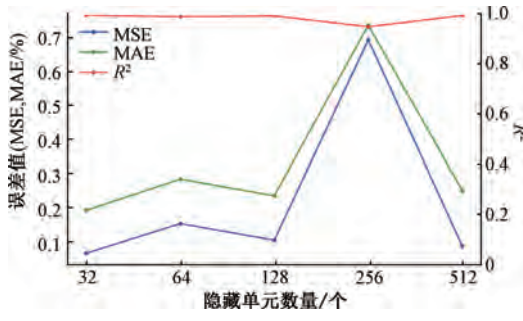


图 10 不同隐藏单元数量的误差关系图

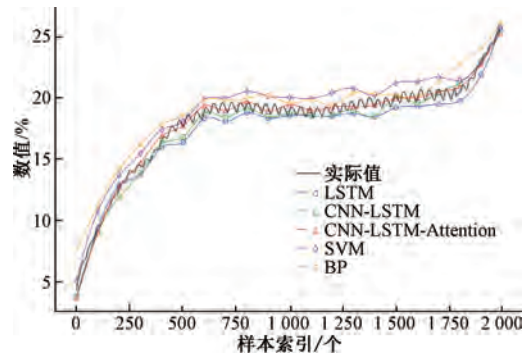


图 11 CNN-LSTM-Attention 模型与其他模型预测结果

再采用 MAE、MSE、 R^2 验证各模型预测性能，结果见表 2。由此可知，CNN-LSTM-Attention 模型展现出良好的预测能力， R^2 相比于 CNN-LSTM、LSTM 模型分别提高了 1.54%、2.39%，MAE 分别降低了 28.40%、63.60%，MSE 分别降低了 22.98%、24.69%。

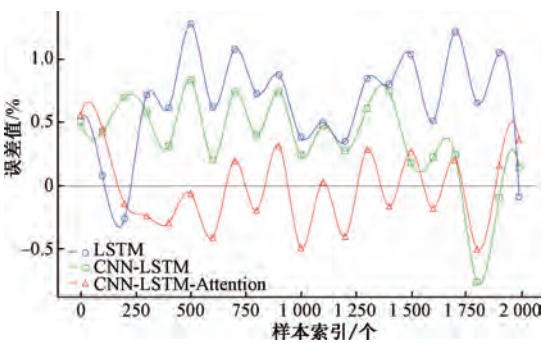


图 12 CNN-LSTM-Attention、CNN-LSTM、LSTM 模型误差

表 2 MAE、MSE、 R^2 测定结果 (I)

模型	MAE	MSE	R^2
LSTM	0.478	0.405	0.964
CNN-LSTM	0.243	0.396	0.972
CNN-LSTM-Attention	0.174	0.305	0.987

然后，将 CNN-LSTM-Attention 模型与其他常用模型进行对比，结果见表 3。由此可知，CNN-LSTM-Attention 模型 R^2 相比于 SVM、BP 模型分别提高了 6.47%、11.15%，MAE 分别降低了 81.31%、84.48%，MSE 分别降低了 71.04%、79.45%。另外，CNN-LSTM-Attention 模型误差波动最小，见图 13，表明它能更好地捕捉复杂特征关系，处理时间序列信息。

表 3 MAE、MSE、 R^2 测定结果 (II)

模型	MAE	MSE	R^2
BP	1.121	1.484	0.888
SVM	0.931	1.053	0.927
CNN-LSTM-Attention	0.174	0.305	0.987

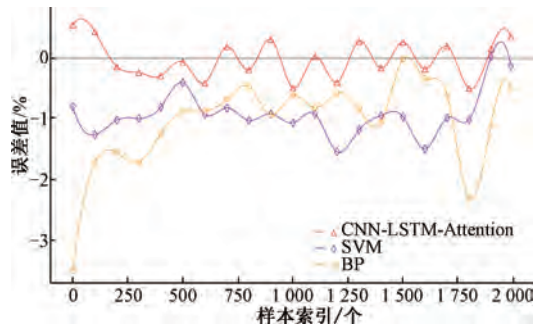


图 13 CNN-LSTM-Attention、BP、SVM 模型误差

3 结论

本实验建立基于 CNN-LSTM-Attention 模型的热毒宁注射液金银花浓缩过程固含量软测量的方法，通过工艺数据和光谱数据来构建有效模型，从而实现其精准预测。结果，该模型达到工艺要求，并且 MAE、MSE、 R^2 显示其预测准确度比单一模型和

传统算法更高。另外，引入注意力机制的 CNN-LSTM-Attention 模型相较于 CNN-LSTM 模型，其预测结果更精确，模型泛化能力更强，可实现对热毒宁注射液金银花浓缩液固含量的准确预测，并为后续实现其智能调控提供参考依据，也有助于操作人员更好地控制生产过程，提升浓缩液的质量均一性，从而为相关工艺控制提供数据支撑。

参考文献：

[1] 余 俭. 抗菌抗病毒新药——热毒宁注射液[J]. 中南药学, 2010, 8(7): 548-550.

[2] 候化蕊, 徐芳芳, 张 欣, 等. 基于近、中红外光谱技术的热毒宁注射液制备过程中金银花浓缩过程含量预测研究[J]. 中草药, 2023, 54(2): 520-533.

[3] 王 磊, 杨 越, 李页瑞, 等. 热毒宁注射液金银花提取浓缩工段过程性能指数研究[J]. 中草药, 2017, 48(14): 2864-2869.

[4] 张永超, 刘佳丽, 李执栋, 等. 基于近红外光谱法和折光率法的热毒宁注射液金银花提取和浓缩工序中间体总固体量快速检测研究[J]. 中草药, 2025, 56(5): 1587-1595.

[5] 冷胡峰, 龙勇涛, 万小伟. 中药提取生产过程及自动化控制研究[J]. 科技风, 2019(31): 206.

[6] 陈玉宣, 颜华辉, 俞文光. 中药浓缩过程工艺参数优化方法研究[J]. 仪器仪表标准化与计量, 2020(5): 24-27.

[7] 韦文祥, 沈洪远, 罗 安. 神经元网络软测量模型在中药浓缩工段的应用[J]. 化工自动化及仪表, 2007(5): 57-61.

[8] 程 跃, 程文明, 郑 严. 支持向量机在中药浓缩浓度软测量中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(5): 240-242.

[9] 梁 涛, 李长朋, 张军伟, 等. 支持向量机的中药提取浓度软测量[J]. 计算机与应用化学, 2013, 30(11): 1371-1374.

[10] 刘雪松, 陈佳善, 陈国权, 等. 近红外光谱法结合自动化控制系统在感冒灵颗粒浓缩过程中的在线检测技术研究[J]. 药学报, 2017, 52(3): 462-467.

[11] 马凤英, 于文志. 基于 BP 神经网络的秸秆发酵过程乙醇浓度软测量方法[J]. 传感器与微系统, 2021, 40(7): 148-150; 160.

[12] 耿志强, 徐 猛, 朱群雄, 等. 基于深度学习的复杂化工过程软测量模型研究与应用[J]. 化工学报, 2019, 70(2):

564-571.

[13] 潘红光, 裴嘉宝, 苏 涛, 等. 基于 LSTM 的燃煤电厂 NO_x 排量软测量[J]. 西安科技大学学报, 2022, 42(2): 362-370.

[14] 陈 星, 沈紫菡, 许 钦, 等. 基于 CNN-LSTM-Attention 的月生活需水预测研究[J]. 三峡大学学报 (自然科学版), 2024, 46(5): 1-6.

[15] 张书齐, 左其亭, 臧 超, 等. 基于 CNN-LSTM-Attention 模型的沁河流域径流模拟及未来多情景预测[J]. 水资源与水工程学报, 2024, 35(5): 73-81.

[16] 刘钦晓, 孙 德, 赵长春, 等. 采用改进 HPO-LSTM-Attention 算法的太阳散射辐射预测[J]. 计算机测量与控制, 2025, 33(5): 69-78.

[17] 马汉达, 李腾飞. 基于注意力机制的特征融合推荐模型[J]. 计算机工程与科学, 2025, 47(5): 902-911.

[18] 李诗婉, 袁明道, 徐云乾, 等. 基于注意力机制的 CNN-LSTM 土石坝渗流量预测模型[J]. 科学技术与工程, 2025, 25(21): 9102-9108.

[19] 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.

[20] 杜 慧, 徐 冰, 徐芳芳, 等. 大数据驱动的热毒宁注射液金青醇沉关键工艺参数辨识研究[J]. 中国中药杂志, 2020, 45(2): 233-241.

[21] 丁 鸿, 徐芳芳, 杜 慧, 等. 基于决策树算法的热毒宁注射液金银花青蒿醇沉过程质量控制研究[J]. 中草药, 2021, 52(19): 5836-5844.

[22] He T Y, Shi Y B, Cui E Z, *et al.* Rapid detection of multi-indicator components of classical famous formula Zhuru Decoction concentration process based on fusion CNN-LSTM hybrid model with the near-infrared spectrum[J]. *Microchemical J*, 2023, 195: 109438.

[23] 张语珊. 基于贝叶斯优化的 BiLSTM-Adaboost 热电厂热负荷预测研究[J]. 科技创新与应用, 2025, 15(20): 1-6.

[24] 尹 刚, 朱 森, 全鹏程, 等. 基于 PID 搜索优化的 CNN-LSTM-Attention 铝电解槽电解温度预测方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(1): 324-337.

[25] Zhou N, Shang B W, Xu M M, *et al.* Enhancing photovoltaic power prediction using a CNN-LSTM-attention hybrid model with Bayesian hyperparameter optimization[J]. *Global Energy Interconnection*, 2024, 7(5): 667-681.