



移动扫码阅读

张涛, 高涣庭, 龚勋, 等. 生物质热解特性及产率预测模型研究 [J]. 能源环境保护, 2025, 39(6): 126–134.

ZHANG Tao, GAO Huanting, GONG Xun, et al. Research on Biomass Pyrolysis Characteristics and Yield Prediction Model[J]. Energy Environmental Protection, 2025, 39(6): 126–134.

生物质热解特性及产率预测模型研究

张 涛¹, 高涣庭², 龚 勋^{2,*}, 泮浩翔¹

(1. 上海发电设备成套设计研究院有限责任公司, 上海 200240;

2. 华中科技大学 煤燃烧与低碳利用全国重点实验室, 湖北 武汉 430074)

摘要: 对芦竹和红杉木进行热重等理化性质分析和水平固定床反应器快速热解实验, 探究生物质原料在不同热解温度、热解时间及生物质颗粒粒径下的快速热解三态产物产率变化规律。为了快速且精确地获得不同反应条件下三态产物产率分布, 基于神经网络原理, 结合其他文献中不同种类生物质快速热解的三态产率数据, 建立了不同种类生物质在不同反应条件下热解产物产率分布的预测模型。模型的输入特征为生物质特性(挥发分 V 、固定碳 FC)以及热解条件(热解温度 T 、热解时间 t 以及颗粒粒径 D), 输出特征为三态产物产率。测试集与预测数据吻合良好, 测试集三态产物平均回归系数 R^2 为 0.97。该模型的预测结果与数据集之外实验结果相比, 误差仅为 5.31%, 表明该模型对热解产物产率预测的可行性和可靠性。

关键词: 生物质; 热解; 三态产物; 神经网络; 预测模型

中图分类号: X505; X705

文献标识码: A

文章编号: 2097-4183(2025)06-0126-09

Research on Biomass Pyrolysis Characteristics and Yield Prediction Model

ZHANG Tao¹, GAO Huanting², GONG Xun^{2,*}, PAN Haoxiang¹

(1. Shanghai Power Equipment Research Institute Co., Ltd., Shanghai 200240, China; 2. National Key Laboratory of Coal Combustion and Low Carbon Utilization, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: This study investigates the pyrolysis characteristics of reed bamboo and red fir wood to predict their fast pyrolysis product yields. Initially, the physicochemical properties of the raw biomass, including their thermogravimetric behavior, were analyzed. Fast pyrolysis experiments were subsequently performed in a horizontal fixed-bed reactor to examine the influence of temperature, residence time, and feedstock particle size on the yields of solid, liquid, and gaseous products. Finally, a neural network-based model was developed to rapidly and accurately predict the three-phase product yields under various reaction conditions, integrating data from this study with previously reported findings for different biomass types. The results reveal that the pyrolysis of reed bamboo and red fir wood proceeds through four main stages: drying; decomposition of hemicellulose and cellulose; decomposition of lignin; and subsequent low decomposition of the char residue. During the primary decomposition stage, macromolecules like cellulose break down into smaller molecules, with levoglucosan as a major product. As the pyrolysis temperature increases from 350 to 650 °C, the solid char yields for both biomass types decrease significantly. At higher temperatures, secondary cracking of

收稿日期: 2024-09-12

修回日期: 2024-11-04

接受日期: 2024-11-06

DOI: 10.20078/j.eep.20241103

基金项目: 国家自然科学基金面上资助项目(51776085)

第一作者: 张 涛(1986—), 男, 山西运城人, 高级工程师, 主要研究方向为生物质低碳高效利用。E-mail: zhangtao15@speri.com.cn

*通讯作者: 龚 勋(1982—), 男, 湖北武汉人, 教授, 主要研究方向为生物质能利用技术。E-mail: gx@hust.edu.cn

pyrolysis vapor is intensified, leading to a lower liquid yield and a higher gas yield due to the formation of non-condensable gases. Furthermore, extending the pyrolysis residence time enhanced the extent of reaction, promoting further cracking of chemical bonds within the char matrix and residual polymeric materials, thereby releasing more volatile gases. Consequently, the solid yield decreases and the gas yield increases. Additionally, an increase in feedstock particle size impedes intra-particle heat transfer, resulting in incomplete pyrolysis. As a result, higher solid char yields and lower liquid and gas yields are observed, as the particle core does not reach the optimal pyrolysis temperature. An artificial neural network (ANN) model was developed using a combined dataset comprising 28 experimental runs from this study and 62 data points from the literature. The data were split into training and testing sets with a 7:3 ratio. The model architecture comprised a single hidden layer with 14 neurons, utilizing the logistic-sigmoid activation function. The RMSprop optimizer was employed for training, with a learning rate of 0.000 9 and a smoothing parameter of 0.9. The developed ANN model demonstrated high accuracy, with regression coefficients (R^2) for the predicted solid, liquid, and gas yields at 0.971, 0.966, and 0.974, respectively. When validated against the experimental data from this study, the average relative errors between the predicted and actual yields for the three phases were 5.25%, 5.44%, and 5.23%, respectively, confirming the model's strong predictive capability.

Keywords: Biomass; Pyrolysis; Three-phase products; Neural network; Prediction model

0 引言

能源对于国家的发展至关重要。随着人口的增加以及煤、石油等有限资源的不断开发,大力发展风能、水电、生物质等清洁能源已经成为全球共识与各国的战略重点。生物质由于具有资源量大、可再生、零碳排放等特点而在各种清洁能源中脱颖而出^[1]。生物质是指由纤维素、半纤维素、木质素组成的通过光合作用生成的混合物,全球每年通过光合作用生长的生物质能总量为 1 400 亿~1 800 亿 t,是目前世界能源消耗量的 10 倍,因此对生物质进行高值化利用非常必要。

生物质理化性质差异大、种类繁多,因此生物质能转化技术也具有多样性,包括固化成型、气化、热解、直接液化以及生物化学转化等。生物质热解由于处于燃烧以及气化的初期阶段,其利用率高达 95%,且生成的三态产物利用价值高。因此热解是开发生物质资源的首要手段。

生物质热解过程是大分子转化为小分子的过程,按照反应温度可以划分为慢速热解(<400 °C、1~10 °C/s、2~200 s)、快速热解(450~600 °C、10~200 °C/s、0.5~5.0 s)以及闪速热解(>900 °C、104~105 °C/s、<1 s)^[2],其影响因素较多,包括生物质粒径、生物质热解时间、生物质热解温度等^[3]。陈应泉等^[4]基于固定床反应器对棉秆热解特性进行了研究,通过改变热解温度探究棉秆三态产物产率变化规律以及产物特性。刘啸天等^[5]探究了热解

温度与粒径对热解产物分布的变化规律,随着温度升高,热解焦与热解油产率减少,热解气产率增加,而减小粒径有助于热解气的生成。JIANG 等^[6]探究毛竹热解气的生成规律,研究表明产生生物质热解气的温度区间为 150~350 °C。为了更高效地实现生物质多联供,实现三态产物的按需分配,有必要针对性地建立一个生物质热解产物产率的通用预测模型。

传统热解机理探索以及动力学模型都是基于简化模型,对热解机理的解释具有局限性,由于人工神经网络 ANN 不需要对内部机理充分认识也可以高度拟合数据之间的非线性关系^[7],从而具有其他模型难以比拟的优势。人工神经网络 ANN 的反向传导机制是对损失函数求导,常用的损失函数包括 MSE、RMSE 等^[8],输出层神经元输出信息通过损失函数不断计算与迭代,通过链式法则反向传播导数的方法,使得损失函数达到一个可接受的范围^[9]。在数学理论上 BP 神经网络(反馈传播神经网络)已被证明具有完成任何复杂的非线性的映射能力,因此 BP 神经网络具有良好的泛化能力和容错能力^[10]。

本研究基于高精度且耗时少的 PyTorch 框架建立 BP 神经网络模型^[11]。数据库来源于热解实验以及部分文献的不同种类的生物质热解数据,考虑生物质理化特性中挥发分 V 以及固定碳 FC 作为输入特征,使模型具有通用性^[12],以 7:3 比例划分数据集为训练集和测试集^[13],并将预测

结果与测试集进行对比,验证模型的精确性。

1 实验材料与方法

1.1 生物质理化性质分析

本研究以红杉木和芦竹作为研究对象。实验前将生物质样品进行剖分粉碎,并置于 105 ℃ 烘

箱中干燥 24 h 以上。生物质主要由 C、H、O、N、S 等元素组成,无机盐类物质含量较少,其元素分析和工业分析见表 1,元素分析使用 48 EA3000 型元素分析仪,工业分析参照国标《固体生物质燃料工业分析方法》(GB/T 28731—2012)。

表 1 生物质样品特性分析

Table 1 Characterization of biomass samples

生物质	工业分析/%				元素分析/%				
	M_{ad}	V_{ad}	A_{ad}	FC_{ad}	$w(C_{ad})$	$w(H_{ad})$	$w(O_{ad})$	$w(N_{ad})$	$w(S_{ad})$
芦竹	10.01	78.34	2.35	9.30	48.46	5.52	33.28	0.34	0.038
红杉木	10.59	71.37	3.69	14.35	47.34	5.73	31.35	0.59	0.071

注: ad为空气干燥基。

1.2 生物质热重特性分析

对芦竹和红杉木进行热重特性分析。实验仪器: 热重分析仪(STA449F3)。实验条件: 实验样品用量为 2 mg 左右,使用程序升温方式,升温速率为 10 ℃/min,升温范围为 30~900 ℃,气氛为 N₂,流量为 100 mL/min。图 1 为 2 种生物质的 TG 和 DTG 曲线。

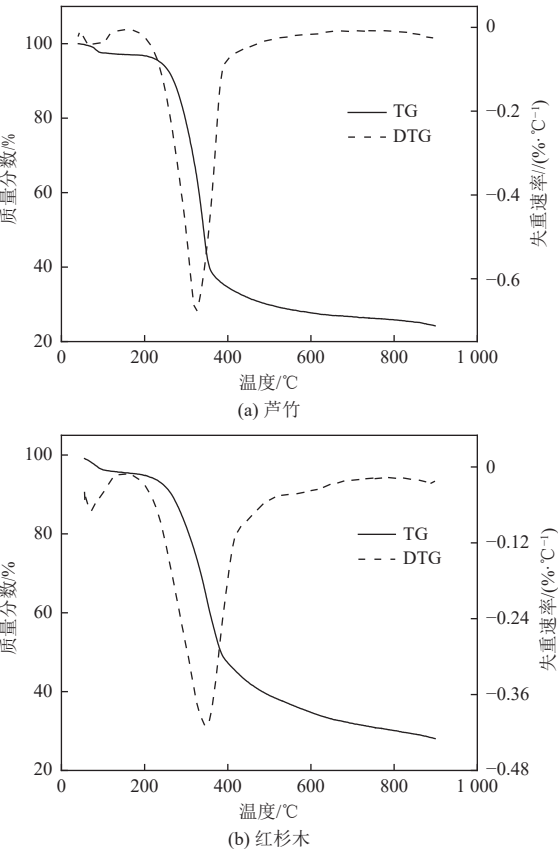


图 1 生物质热重分析

Fig. 1 Thermogravimetric analysis of biomass

由芦竹和红杉木的热重曲线可知, 竹木类生物质热解过程可以分为 4 个阶段。第一阶段是生物质失水的干燥阶段, 温度区间为 0~200 ℃。第二阶段是纤维素热解阶段, 温度区间为 200~400 ℃, 生物质中纤维素和半纤维素等大分子开始剧烈热解为左旋葡萄糖等小分子化合物, 此时纤维素内部竞争反应转向大分子分解为挥发分, 包括冷凝气体以及不可冷凝气体, 对应 DTG 曲线出现最高峰^[14], 随着温度达到 400 ℃ 左右, 纤维素和半纤维素几乎完全热解。第三阶段是木质素热解阶段, 由于木质素随着温度的升高发生缩合反应, 其失重速率缓慢。第四阶段是缓慢热解阶段, 此阶段生物质内部大部分大分子已完成热解反应, 剩下的小部分残余木质素等在高温下分解为少量的小分子化合物。

1.3 实验装置及实验方法

实验采用水平管式炉, 装置如图 2 所示。实验材料主要包括石英管、热电偶、流量计、冷凝 U 型管等, 玻璃管进出口使用橡皮塞和磨口玻璃塞以保证装置气密性, 为防止焦油在管壁上冷凝, 玻璃管出口处设有加热带, 气体经冷凝、干燥后使用

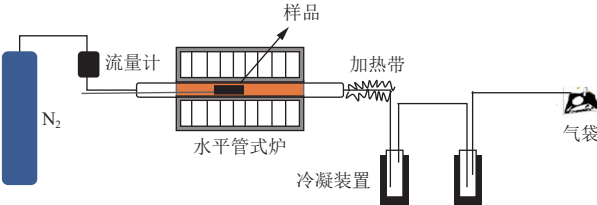


图 2 生物质热解实验台示意图

Fig. 2 Schematic diagram of biomass pyrolysis experimental setup

气袋收集,将U型管放入冰水混合物中进行冷凝。

设定程序使管式炉升温至实验温度,随后将盛有样品的瓷舟推进管式炉恒温区,开始计时,直到设定热解时间,再将瓷舟拉出至低温区自然降温。从反应器中取出热解后的生物炭称重,其中生物炭、热解焦油产量由直接称重得出,由于气体产量无法精确称量,由原料质量与固、液相产量差值近似代替^[15]。

研究变量考虑热解温度、热解时间、生物质粒径,初始工况为 500 ℃,停留时间为 20 min,粒径大小为 0.15 mm, N₂ 流量为 1.1 L/min,加热方式为快速热解。根据热重曲线分析及前人研究结果^[16],生物质约在 300 ℃ 开始热解,在 800 ℃ 时热解完成。因此本研究将温度范围设置为 350~650 ℃,每间隔 50 ℃ 进行一组实验。生物质热解时间范围为 10、20、30、40 min。生物质颗粒粒径 0.15、0.50、1.30 mm,基于单一变量原则,每次改变单一参数进行实验。

2 结果与分析

2.1 生物质热解产率随温度的变化

本实验中热解温度范围设置为 350~650 ℃,生物质颗粒粒径为 0.15 mm,热解时间为 20 min,结果如图 3 所示。

随着温度的升高,红杉木与芦竹的固体产率均逐渐降低,芦竹固体产率从 350 ℃ 时的 58.64% 降低至 650 ℃ 时的 17.53%,红杉木固体产率从 350 ℃ 时的 56.33% 降低至 650 ℃ 时的 15.40%,说明随着温度的升高,生物质热解程度增大,二者的理化性质存在差异,从而导致同一温度下产率不同。值得注意的是,随着温度的升高,芦竹和红杉木的固体产率下降程度趋于平缓,这是因为达到 500 ℃ 以上的高温时,生物质样品中纤维素等大分子基本完成热解,此时生物质内部的木质素发生缩合反应,因而固体产率逐渐趋于平缓。芦竹的液体产率随着温度呈现先增加后降低的趋势,这可能是高温加剧了芦竹热解气的二次裂解反应^[17],致使不可凝气体的产率升高,从而导致液体产物的产率在 650 ℃ 时降低^[18],芦竹在高温时气体产率的增加也证明了此观点。

2.2 生物质热解产率随热解时间的变化

热解时间是热解过程中一个重要的控制因素。选择热解时间为 10~40 min,热解温度与生物质颗粒粒径分别为 500 ℃、0.15 mm 保持不变,实

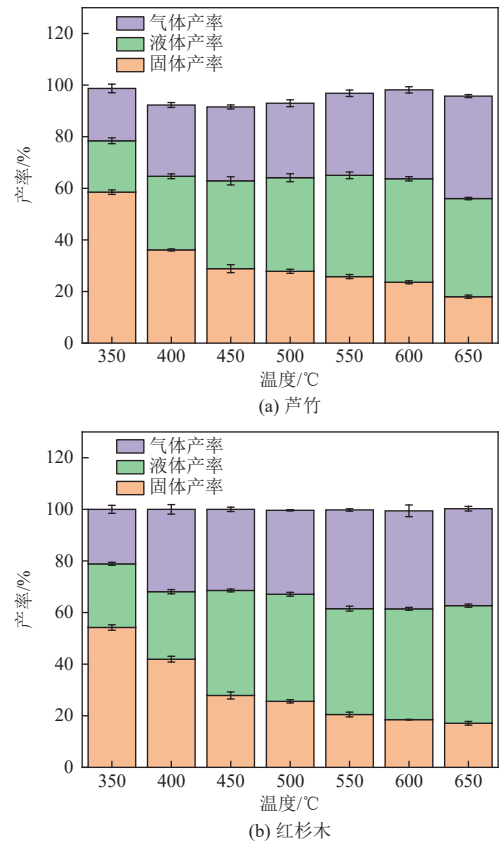


图 3 生物质热解三态产率随温度的变化

Fig. 3 Variation of three-phase product yields from biomass pyrolysis with temperature

验结果如图 4 所示。

2 种生物质三态产物产率随热解时间变化规律几乎一致,随着热解时间的增加,固体产率和液体产率均逐渐降低,而气体产率增加,芦竹和红杉木气体产率分别增加了 10.4% 和 15.2%。这主要是由于随着热解时间的增加,生物质热解反应程度增大。热解产物也可能在热解过程中发生二次裂解,焦油和生物炭中的高分子化合物化学键发生断裂和重组,挥发分气体随之析出。

2.3 生物质热解产率随颗粒粒径的变化

生物质颗粒粒径决定生物质的传热速率以及挥发分析出的速率^[19],从而影响生物质的热解特性。实验选取颗粒粒径为 0.15、0.50、1.30 mm,热解温度为 500 ℃,停留时间为 20 min,结果如图 5 所示。

2 种生物质三态产物产率随颗粒粒径变化规律相近,随着颗粒粒径的增大,液体产率逐渐降低,固体产率和气体产率增加。其中芦竹和红杉木的固体产率分别从 26.6%、27.8% 增加到 37.6%、36.8%。颗粒粒径较小时,生物质的热传递速率较高,生物质颗粒之间间隙较小,受热程度高,使得

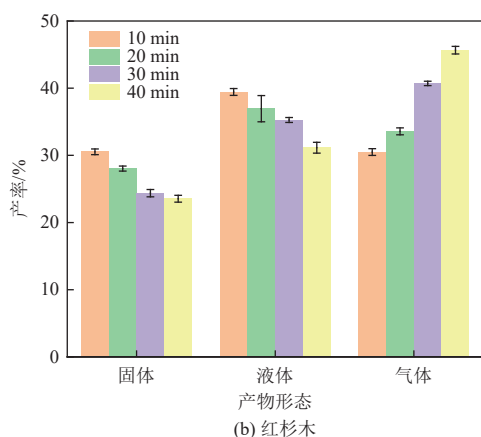
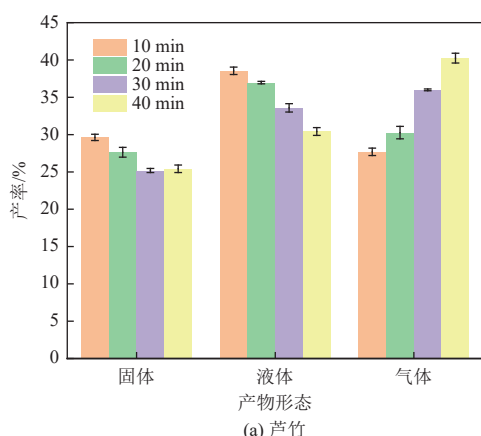


图 4 生物质热解三态产率随热解时间的变化

Fig. 4 Variation of three-phase product yields from biomass pyrolysis with pyrolysis time

无论是芦竹还是红杉木,其热解均比较完全,也导致了小粒径生物质热解的固体产率更低,液体产率更高。小粒径生物质受热均匀程度高,大分子物质更倾向于发生二次反应生成可冷凝的小分子,从而导致液体产率较高,气体产率较低。当颗粒粒径较大时,生物质颗粒之间间隙较大,热量从生物质表面传递到内部需要的时间变长,导致热解气的停留时间缩短^[20],生物质大分子分解的小分子物质未发生二次反应就已经析出,因此气体产率更高,液体产率更低。正是因为生物质颗粒之间热量传递受阻,导致热解程度较低,固体产物产率增加。

3 建立 ANN 人工神经网络数据库

ANN 人工神经网络模型的精确度与数据库的样本数量以及所涵盖的数据范围有关,样本数量越大以及样本涵盖的范围越广,则模型的精确度和通用性越优异。本模型采用上述 28 组热解实验数据以及来自文献的 62 组数据^[21-23]为数据库,以 7:3 的比例划分数据库,即可得涵盖 56 组

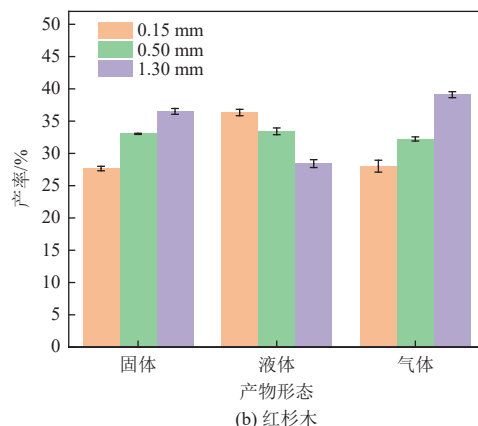
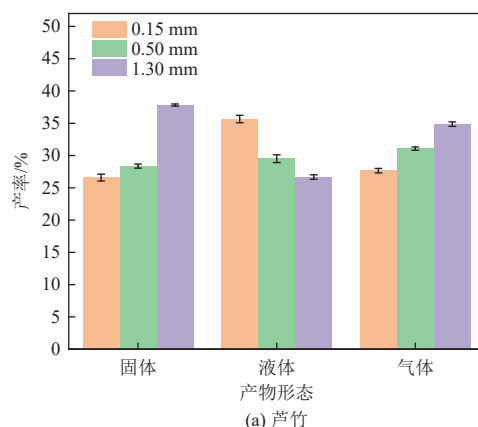


图 5 生物质热解三态产率随生物质粒径的变化

Fig. 5 Variation of three-phase product yields from biomass pyrolysis with particle size

样本的训练集以及涵盖 24 组样本的测试集,将训练集和测试集进行 KS 检验(检验 2 组数据是否符合相同分布), P 值分别为 0.987 1、0.999 9,均接近 1,说明训练集和测试集之间符合相同分布。

4 神经网络模型

4.1 人工神经网络模型建立

基于热解过程的复杂性,传统的动力学模型方法一般为简化模型,通用性较低,而人工神经网络 ANN 相当于一个黑箱子,可表达输入和输出之间的关系,从而实现输入输出实时预测功能^[24]。基于热解过程涉及的变量多,热解机理交互作用复杂,因此在生物质热解方面引入神经网络可避免热解机理的过多理解,实现了热解条件和热解产率之间的函数关系。研究表明一个典型的三层神经网络(隐藏层、输出层、输入层)可以接近任意一个函数^[25],而且神经网络应用广泛,因此本工程基于 PyTorch 框架构建神经网络热解预测模型,利用神经网络的可解释性对热解过程的复杂机理进行模拟,其流程如图 6 所示。

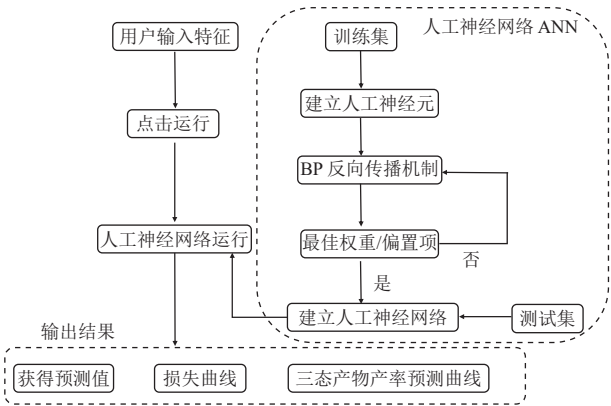


图 6 生物质快速热解预测模型流程

Fig. 6 Flowchart of the prediction model for biomass fast pyrolysis

ANN 人工神经网络中神经元工作原理: 每一组样本经过权重和偏置项计算后再经过激活函数, 即非线性影响因子, 最后输出结果, 随后进入另一个神经元的计算^[26]。

在网络结构、初始权值、阈值保持一致的情况下, 使用均方误差 MSE 和回归系数 R^2 分别考察了不同激励函数组合的性能^[13], 均方误差越小表示网络的预测精度越高, 网络运行次数越少, 表示网络的收敛性越好^[27], 本模型的函数选择见表 2。

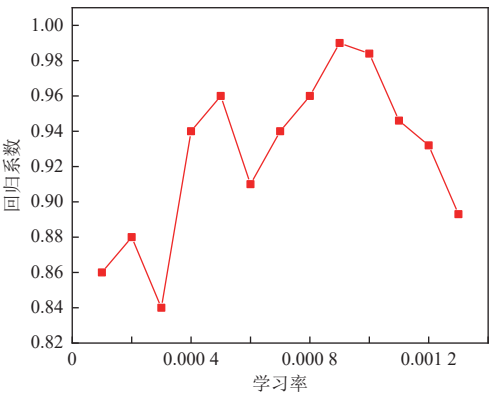
表 2 人工神经网络模型函数选择

Table 2 Function selection for artificial neural network models

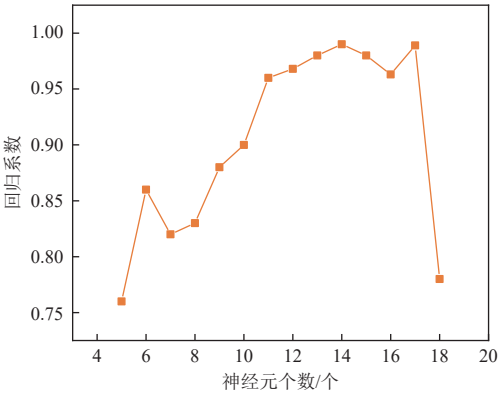
函数类型	函数选择	解释
激活函数	Logsigmoid/purlin	引入非线性因子, 增加神经网络表达能力
损失函数	MSE	量化模型预测性能以及为反向传播机制提供参考基准
优化器	RMSprop	学习并更新可以自行调整方向, 引入动量因子, 使网络更快达到收敛
前馈网络	三层人工神经网络	神经网络基本结构
学习函数	BP反向传播机制	更新参数并提高网络精确度
优化器参数	学习率0.000 9 平滑常数0.900 00	更新权重以及偏置项用于调整损失收敛程度及平滑度
隐藏层神经元个数	14	合理的神经元个数可以模拟任意一种非线性曲线

4.2 人工神经网络模型预测结果分析

神经网络模型参数优化结果如图 7 所示, 其中图 7(a)为学习率优化过程, 图 7(b)为隐藏层神经元优化过程, 最佳学习率以及神经元个数分别



(a) 学习率测试



(b) 神经元测试

图 7 参数优化结果

Fig. 7 Parameter optimization results

为 0.000 9 和 14 个。

为了使得模型具有更好的通用性, 将生物理化性质中挥发分 V 以及固定碳 FC 归入输入特征, 其中输入特征为挥发分 V 、固定碳 FC 、热解温度 T 、热解时间 t 、生物质颗粒粒径 D , 输出特征为固体产率、液体产率、气体产率。以实验结合文献构建 80 组样本数据, 训练集和测试集以 7 : 3 比例划分。对建立的模型进行学习, 其中预测值与测试集的固体产率、液体产率、气体产率相对误差分别为 1.1%、1.3%、0.8%, 说明模型结果契合良好。固体产率误差、液体产率误差、气体产率误差如图 8 所示, 三态产物的产率测试集回归系数分别为 0.971、0.966、0.974, 预测值与实验值相关性较强, 也证明了该人工神经网络模型的高精度性。

4.3 模型泛化性验证

将芦竹在热解温度为 475 ℃、热解时间为 35 min、颗粒粒径为 0.7 mm 的条件下进行热解实验, 同时基于人工神经网络模型对该热解条件进行产率预测, 其中三态产物产率在数据集之外的实验值与预测值见表 3。

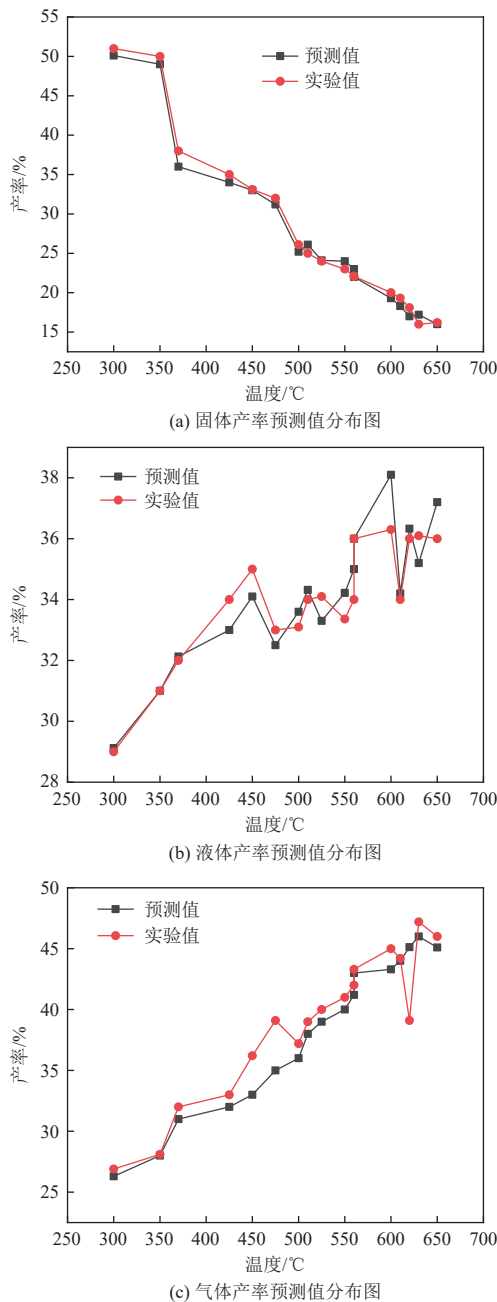


图 8 多因素神经网络预测结果

Fig. 8 Multi-factor neural network prediction results

表 3 模型泛化性验证

Table 3 Model generalization validation

项目	固体产率/%	液体产率/%	气体产率/%
实验结果	32.40	38.60	29.00
预测结果	30.70	36.50	30.60
误差	5.25	5.44	5.23

本文 BP 神经网络模型的预测结果与实验结果的三态产物产率误差分别为 5.25%、5.44%、5.23%，平均误差为 5.31%，表明其产率预测的泛化性能良好。

5 结 论

(1) 本文基于水平固定床对芦竹、红杉木进行快速热解实验。2 种生物质热重等理化性质的差异导致相同热解条件下三态产物产率存在差异。

(2) 2 种生物质三态产率呈现相似的趋势，随着热解温度从 350 ℃ 增加到 650 ℃ 时，芦竹和红杉木的固体产率变化范围分别为 58.64%~17.53%、56.33%~15.40%，温度超过 600 ℃ 后产率变化量减少。生物质颗粒粒径增大使得热解气停留时间短，二次反应时间少从而导致芦竹固体产率从 26.6% 增加到 37.6%，红杉木固体产率从 27.8% 增加到 36.8%，液体产率减少。热解时间增加使得焦油以及生物炭中化学物发生二次裂解从而使气体产率增加，2 种生物质气体产率分别增加 10.4%、15.2%，而固体及液体产率减少。

(3) 以生物质热解实验数据以及文献整合数据为数据集，建立了生物质快速热解产率 BP 神经网络预测模型。三态产物回归系数分别为 0.971、0.966、0.974，其预测结果与数据集之外的实验值吻合良好，平均误差为 5.31%。本实验为实现不同种类生物质在不同反应条件下快速热解产物产率分布的精确预测提供了一个可行的方案。

参考文献 (References) :

- [1] 谭劭康, 黄晓俊, 戴燕, 等. 典型阔叶和针叶生物质燃烧萜烯类化合物排放特征 [J]. 环境科学学报, 2024, 44(1): 135-145.
TAN Shaokang, HUANG Xiaojun, DAI Yan, et al. Emission of terpenoids from typical deciduous and coniferous biomass burning[J]. Acta Scientiae Circumstantiae, 2024, 44(1): 135-145.
- [2] 王鑫雨, 孙健超, 徐世明, 等. 稻壳高温热解条件对焦结构演化的影响 [J]. 煤炭学报, 2023, 48(6): 2397-2409.
WANG Xinyu, SUN Jianchao, XU Shiming, et al. Effect of high-temperature and rapid pyrolysis condition of rice husk on the evolution of char structure[J]. Journal of China Coal Society, 2023, 48(6): 2397-2409.
- [3] 战庭军. 典型生物质热解和气化的实验研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2021: 12-16.
ZHAN Tingjun. The experimental study on typical biomass pyrolysis and gasification[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2021: 12-16.
- [4] 陈应泉, 王贤华, 李开志, 等. 温度对棉秆热解多联产过程中产物特性的影响 [J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(17): 117-124+153.
CHEN Yingquan, WANG Xianhua, LI Kaizhi, et al.

- Effect of temperature on product property during biomass ploy-generation based on cotton stalk pyrolysis[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2012, 32(17): 117-124+153.
- [5] 刘啸天, 于洁, 孙路石. 温度与粒径对生物质热解特性影响实验研究 [J]. *能源研究与管理*, 2022(1): 57-64.
LIU Xiaotian, YU Jie, SUN Lushi. Experimental study on effects of temperature and particle size on biomass pyrolysis characteristics[J]. *Energy Research and Management*, 2022(1): 57-64.
- [6] JIANG Zehui, LIU Zhijia, FEI Benhua, et al. The pyrolysis characteristics of moso bamboo[J]. *Journal of Analytical and Applied Pyrolysis*, 2012, 94: 48-52.
- [7] 何蒙, 王志刚. 基于神经网络内模的热解反应器温度控制 [J]. *天津理工大学学报*, 2021, 37(6): 16-21.
HE Meng, WANG Zhigang. Temperature control of pyrolysis reactor based on neural network internal model[J]. *Journal of Tianjin University of Technology*, 2021, 37(6): 16-21.
- [8] LIU Hui, ALHUMADE H, ELKAMEL A. A combined scheme of parallel-reaction kinetic model and multi-layer artificial neural network model on pyrolysis of Reed Canary[J]. *Chemical Engineering Science*, 2023, 281: 119109.
- [9] 顾春晗, 汪小慈, 宋谦石, 等. 基于 BP 神经网络的固体废物热解产物分布规律预测 [J]. *燃烧科学与技术*, 2022, 28(2): 133-140.
GU Chunhan, WANG Xiaohan, SONG Qianshi, et al. Prediction of distribution law of solid waste pyrolysis products based on BP neural network[J]. *Journal of Combustion Science and Technology*, 2022, 28(2): 133-140.
- [10] 闵凡飞, 张明旭. 基于 BP 神经网络的生物质固定床热解气化过程模拟 [J]. *煤炭学报*, 2012, 37(S1): 161-166.
MIN Fanfei, ZHANG Mingxu. BP neural network simulation of biomass pyrolysis gasification in a fixed-bed reactor[J]. *Journal of China Coal Society*, 2012, 37(S1): 161-166.
- [11] 张进军. PyTorch 框架下的复杂场景目标识别方法研究 [J]. *现代计算机*, 2024, 30(8): 66-71.
ZHANG Jinjun. Research on object recognition methods in complex scenes under the PyTorch framework[J]. *Modern Computer*, 2024, 30(8): 66-71.
- [12] GUPTA S, PATEL P, MONDAL P. Biofuels production from pine needles via pyrolysis: Process parameters modeling and optimization through combined RSM and ANN based approach[J]. *Fuel*, 2022, 310: 122230.
- [13] WANG Yang, YANG Shiliang, BAO Guirong, et al. Investigation of tobacco straw pyrolysis: Three-parallel Gaussian reaction modeling, products analysis and ANN application[J]. *Industrial Crops and Products*, 2023, 200: 116864.
- [14] 李鑫, 池涌, 严建华, 等. 废轮胎热解硫迁移行为及神经网络模型预测研究 [J]. *电站系统工程*, 2002, 18(2): 5-7.
LI Xin, CHI Yong, YAN Jianhua, et al. Pyrolysis of used tires: Experiment & neural network model study of sulfur transformation[J]. *Power System Engineering*, 2002, 18(2): 5-7.
- [15] 陈鸿伟, 王威威, 黄新章, 等. 纤维素生物质热解特性及其 BP 神经网络预测研究 [J]. *华北电力大学学报(自然科学版)*, 2011, 38(6): 101-106.
CHEN Hongwei, WANG Weiwei, HUANG Xinzhang, et al. Study on cellulosic biomass pyrolysis and BP neuralnetwork prediction[J]. *Journal of North China Electric Power University (Natural Science Edition)*, 2011, 38(6) : 101-106.
- [16] 苏盼盼, 王学涛, 邢利利, 等. 生物质预处理催化热解制备液体燃料研究进展 [J]. *综合智慧能源*, 2024, 46(3): 1-11.
SU Panpan, WANG Xuetao, XING Lili, et al. Research progress on preparation of liquid fuel by catalytic pyrolysis of biomass pretreatment[J]. *Integrated Intelligent Energy*, 2024, 46(3): 1-11.
- [17] 徐颖彤, 高宁, 王云博, 等. 含油污泥催化热解技术研究进展 [J]. *现代化工*, 2023, 43(11): 70-74.
XU Yingtong, GAO Ning, WANG Yunbo, et al. Research progress on catalytic pyrolysis of oily sludge[J]. *Modern Chemical Industry*, 2023, 43(11): 70-74.
- [18] 刘思梦, 张守玉, 孙梦圆, 等. 水热/水热氧化处理过程中棉秆三组分对其热解行为的影响 [J]. *可再生能源*, 2023, 41(10): 1279-1286.
LIU Simeng, ZHANG Shouyu, SUN Mengyuan, et al. Effect of three components of cotton stalk treated by hydrothermal/hydrothermal oxidation on its pyrolysis behavior[J]. *Renewable Energy Resources*, 2023, 41(10) : 1279-1286.
- [19] 戴贡鑫. 生物质热解机理及选择性调控研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2020: 12-23.
DAI Gongxin. Research on biomass pyrolysis mechanism and selective regulation[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2020: 12-23.
- [20] 成洁. 基于棉秆热解产物特性分析的炭基缓释肥制备及其性能研究 [D]. 咸阳: 西北农林科技大学, 2021: 15-20.
CHENG Jie. Preparation and performance study of carbon-based slow-release fertilizer based on the analysis of cotton stalk pyrolysis product characteristics[D]. Xianyang: Northwest A&F University, 2021: 15-20.
- [21] 陈伟, 杨海平, 刘标, 等. 温度对竹屑热解多联产产物特性的影响 [J]. *农业工程学报*, 2014, 30(22): 245-252.
CHEN Wei, YANG Haiping, Liu Biao, et al. Effect of temperature on characteristics products derived from bamboo chips pyrolysis based on pyrolytic polygeneration[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2014, 30(22): 245-252.
- [22] 李开志. 竹材热解多联产产物特性的实验研究 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2014: 25-31.
LI Kaizhi. Experimental study on the characteristics of multi-

- product from bamboo pyrolysis[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2014: 25–31.
- [23] CHEN Xu, CHEN Yingquan, YANG Haiping, et al. Catalytic fast pyrolysis of biomass: Selective deoxygenation to balance the quality and yield of bio-oil[J]. *Bioresource Technology*, 2019, 273: 153–158.
- [24] 温俊明, 池涌, 金余其, 等. 垃圾热解实验研究及其神经网络预测模型 [J]. *中国电机工程学报*, 2005, 25(5): 154–158.
- WEN Junming, CHI Yong, JIN Yuqi, et al. Experimental study on msw pyrolysis and its neural networks prediction model[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2005, 25(5): 154–158.
- [25] NAWAZ A, KUMAR P. Thermal degradation of hazardous 3-layered COVID-19 face mask through pyrolysis: Kinetic, thermodynamic, prediction modelling using ANN and volatile product characterization[J]. *Journal of the Taiwan Institute of Chemical Engineers*, 2022, 139: 104538.
- [26] 唐松涛, 李定凯, 吕子安, 等. 流化床中生物质热解过程的混沌神经网络模拟 [J]. *化工学报*, 2003, 54(6): 783–789.
- TANG Songtao, LI Dingkai, LYU Zian, et al. Simulation of biomass pyrolysis with chaotic neural network model[J]. *Journal of Chemical Industry and Engineering (China)*, 2003, 54(6): 783–789.
- [27] KARACI A, CAGLAR A, AYDINLI B, et al. The pyrolysis process verification of hydrogen rich gas (H-rG) production by artificial neural network (ANN) [J]. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2016, 41(8): 4570–4578.