研究论文

DOI：10.11949/0438-1157.

基于KAN-EMPC的退役风机叶片热解过程温度控制方法研究

张启亮[1]，李晨旭[1]，蒋德凯[1]，吴玉锋[2]，翟梦瑜[2]，付玉鹏[3]

([1]华北电力大学自动化系，河北 保定 071003；[2]北京工业大学材料低碳再生利用国家重点实验室，北京 100124；[3]深圳大学物理与光电工程学院，广东 深圳 518060)

摘要： 为了改进退役风机叶片热解过程温度调节性能，本研究提出一种基于经济模型预测控制（EMPC）的温度控制方法。首先，将分布式活化能模型作为Kolmogorov-Arnold网络（KAN）的物理损失项，建立基于物理信息KAN（PI-KAN）的退役风机叶片热解转化率预测模型。然后，将PI-KAN嵌入EMPC框架中，提出基于PI-KAN的EMPC（KAN-EMPC）控制方法，实现热解温度的精准调节。实验结果表明，基于PI-KAN的热解转化率预测模型在均方根误差、平均绝对误差及决定系数三项评价指标中均具备更优性能。此外，与现有的PID和模糊PID控制方法相比，所提出的KAN-EMPC热解过程温度控制方法可以将温度超调量分别下降95.8%和82.5%，调节时间对应缩短48.8%和46.3%，综合经济效益指标分别提升19.0%和9.7%。

关键词： 热解；预测；控制；机器学习；模型预测控制；风机叶片

中图分类号： TQ028.8；TQ018；X783　　**文献标志码：** A

文章编号： 0438-1157（XXXX）XX-0001-10

Temperature control method in the pyrolysis process of waste wind turbine blades using KAN-EMPC

ZHANG Qiliang[1], LI Chenxu[1], JIANG Dekai[1], WU Yufeng[2], ZHAI Mengyu[2], FU Yupeng[3]

([1]*Department of Automation, North China Electric Power University, Baoding* 071003, *Hebei, China*; [2]*State Key Laboratory of Materials Low-Carbon Recycling, Beijing University of Technology, Beijing* 100124, *China*; [3]*College of Physics and Optoelectronic Engineering, Shenzhen University, Shenzhen* 518060, *Guangdong, China.*)

Abstract: To improve the temperature regulation performance during the pyrolysis process of waste wind turbine blades (WWTBs), this study proposes a temperature control approach based on economic model predictive control (EMPC). First, the distributed activation energy model is incorporated as a physics-informed loss term in the training of Kolmogorov-Arnold networks (KAN) to develop a physics-informed KAN (PI-KAN) model for predicting the pyrolysis conversion rate of WWTBs. Then, a novel PI-KAN-based EMPC approach (KAN-EMPC) is proposed to achieve dynamically optimal temperature regulation during the pyrolysis of WWTBs by integrating the PI-KAN model into the EMPC framework. Experimental results demonstrate that the PI-KAN-based pyrolysis conversion prediction model achieves superior performance in terms of root mean square error, mean absolute error, and the coefficient of determination. Compared with traditional PID and fuzzy PID controllers, the proposed KAN-EMPC

收稿日期： 2022-07-05　　**修回日期：** 2022-08-19

通信作者： 翟梦瑜(1994—)，女，博士，研究员，zhaimy00@bjut.edu.cn

第一作者： 张启亮(1991—)，男，博士，副教授，zhangqiliang@ncepu.edu.cn

基金项目： 国家重点研发计划项目(2023YFC3906002)

引用本文： 张启亮, 李晨旭, 蒋德凯, 吴玉锋, 翟梦瑜, 付玉鹏. 基于KAN-EMPC的退役风机叶片热解过程温度控制方法研究[J]. 化工学报, XXXX, XX(XX): 1-10

Citation: ZHANG Qiliang, LI Chenxu, JIANG Dekai, WU Yufeng, ZHAI Mengyu, FU Yupeng. Temperature control method in the pyrolysis process of waste wind turbine blades using KAN-EMPC[J]. CIESC Journal, XXXX, XX(XX): 1-10

method reduces temperature overshoot by 95.8% and 82.5%, respectively. Meanwhile, it decreases the settling time by 48.8% and 46.3%, respectively. Furthermore, the comprehensive economic index increases by 19.0% and 9.7% compared with the PID and fuzzy PID, respectively.

Keywords: pyrolysis; prediction; control; machine learning; model predictive control; wind turbine blades

引 言

随着风电产业的快速发展,退役风机叶片的数量持续增加,其资源化处置问题已受到学者的广泛关注[1-2]。退役风机叶片主要由玻璃纤维和环氧树脂等复合材料构成[3],具有结构稳定、难以自然降解等特点。传统填埋和焚烧等处理方式不仅会造成玻璃纤维等高价值组分的损失,还会引发土地占用、废气排放和二次污染等环境问题[4-6]。相比机械破碎、填埋和焚烧等处理方式,热解被普遍认为是具有规模化应用潜力的回收路径之一[7-8]。热解技术能够在缺氧或惰性气氛下使叶片中的树脂基体发生热裂解,同时尽可能保留玻璃纤维骨架结构,并获得热解油、热解气等可利用产物[9]。

退役风机叶片热解过程涉及复杂的热分解反应,建立高精度的转化率预测模型对于描述热解反应进程、优化工艺参数及提高热解效率具有重要意义[10]。现有热解过程建模方法主要包括实验分析法和数据驱动法[11-17]。实验分析法通常基于热重分析、动力学方程和参数辨识来阐明热解过程的机理,并对热解产物进行分析。数据驱动法则通过学习实验数据中温度、升温速率、转化率和产物分布之间的映射关系,实现对热解产物产率和转化率的预测。数据驱动方法相比于实验分析法具有泛化能力强、预测响应快的优势。目前,随机森林(random forest, RF)、人工神经网络(artificial neural network, ANN)等机器学习算法已被用于热解产物产率和转化率预测,并有了较好的预测效果[18-20]。然而,现有机器学习模型通常不考虑热解动力学规律,在高温区间或实验数据覆盖不足的工况下,容易出现模型泛化能力不足和预测结果不精准等问题。鉴于此,本文以柯尔莫哥洛夫-阿诺德网络[21-24](Kolmogorov-Arnold networks, KAN)为基础预测模型,为提高模型的预测精度和物理一致性,将分布式活化能模型(distributed activation energy model, DAEM)作为物理约束嵌入KAN网络的训练过程,构建一种适用于退役风机叶片热解过程的物理信息柯尔莫哥洛夫-阿诺德网络(PI-KAN)转化率预测模型。

温度是影响热解反应速率和产物分布的关键参数[25]。在退役风机叶片热解过程中,合理调控温度以实现环氧树脂的高效分解,是实现退役风机叶片高值化回收的关键[26]。退役风机叶片热解过程具有显著的非线性、时变性和热惯性等特征,其温度控制不仅需满足温度安全和升温速率约束,还需兼顾热解效率、供热代价和反应时间。目前,PID、模糊PID以及模型预测控制(model predictive control, MPC)等方法已被应用于热解过程的温度控制[27-30]。需要指出的是,现有方法大多仍以跟踪预设温度轨迹或局部反馈调节为主要目标,较少考虑转化率和供热代价等指标,难以实现热解效率与供热代价的协调优化。

基于上述分析,为改进退役风机叶片热解过程温度调节性能,本文引入经济模型预测控制(economic model predictive control, EMPC)[31],将PI-KAN热解转化率预测模型嵌入滚动优化框架,提出一种基于PI-KAN的EMPC(KAN-EMPC)退役风机叶片热解过程温度控制方法。该方法在预测时域内综合考虑转化率变化、供热代价和温度安全约束,使热解炉能够根据热解状态动态调整升温策略,从而实现热解效率与综合经济效益之间的协调优化。最后,通过对比实验验证所提方法在转化率预测精度、温度调节性能和综合经济效益方面的有效性。

1 数据集与热解动力学分析

1.1 数据集

本文所用数据集来源于文献[32-33],包含环氧树脂质量分数30%~40%、玻璃纤维质量分数60%~70%的退役风机叶片在三种升温速率(10°C/min、20°C/min和30°C/min)下进行的热重实验原始数据与热解实验数据,所有热解实验均在高纯度氮气氛围中进行。实验的关键输入参数包括温度范围(50°C至800°C)及升温速率(10°C/min、20°C/min和30°C/min)。主要输出参数为残余质量及对应的转

化率。

1.2 退役风机叶片热解转化特性分析

退役风机叶片是由环氧树脂、玻璃纤维及少量添加剂组成的非均质复合材料，其热解过程是物理脱附、聚合物链段断裂、挥发分释放及残余有机结构炭化等过程共同作用的结果。退役风机叶片热解过程的热重(thermogravimetry, TG)和微商热重(derivative thermogravimetry, DTG)实验分析结果见图1，其中图1(a)和图1(b)分别为退役风机叶片在不同升温速率下的TG和DTG曲线。转化率随温度变化的曲线见图2。

如图1(a)所示，退役风机叶片热解过程可分为低温、中温和高温三个阶段。低温阶段(250°C以下)主要是叶片内部水分及低沸点小分子的脱除，质量变化较小。中温阶段(250–550°C)是热解的主要反应阶段，主要发生环氧树脂基体的分解反应，伴随着脱水、脱氧及小分子挥发物的释放，导致质量迅速下降。该阶段通常伴随可凝有机挥发物、不可凝气体以及含碳固体残余物的生成。高温阶段(550°C以上)大部分易分解的有机组分已完成初次热解，残余质量逐渐趋于稳定，残余有机结构可能继续发生缓慢的二次裂解、缩合和炭化反应，而玻璃纤维及其他无机组分主要保留在固体残余物中。

图1(b)进一步反映了不同温度阶段退役风机叶片的质量变化率。在中温阶段，DTG曲线出现明显的失重峰，表明叶片热解的质量损失主要集中在该温度区间。随着升温速率的增加，DTG主峰逐渐向高温区移动，且峰值绝对值增大，表明热解的主要反应向高温区移动，同时最大质量变化率相应提高。由于升温速率提高后，叶片内部的传热响应相对滞后，导致达到相同反应程度时所需温度升高，从而表现出明显的热滞后现象。图2中转化率的变化趋势与TG和DTG曲线所反映的热解阶段对应，低温阶段转化率增加较为缓慢，进入中温阶段后转化率迅速增大，高温阶段转化率逐渐趋于稳定。

不同升温速率下退役风机叶片热解过程的主要特征参数见表1。如表1所示，随着升温速率的增加，DTG主峰温度及对应50%和90%转化率的温度均逐渐升高，进一步表明升温速率的提高使热解反应向高温区间移动。250～550 °C阶段的失重占总失重的比例均接近98%，说明该温度区间是退役风机叶片发生质量损失的主要阶段。

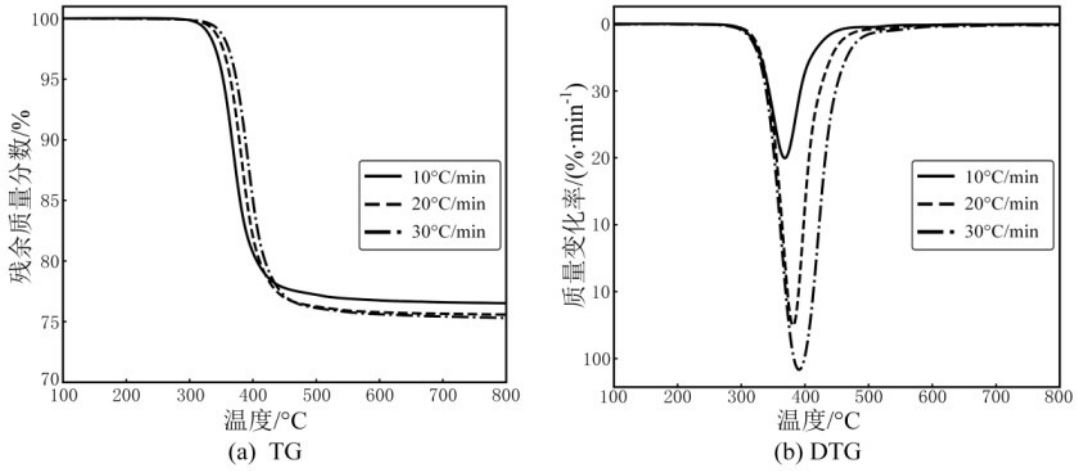


图1 退役风机叶片热解过程TG和DTG实验分析图像

Fig.1 TG and DTG analysis images of the pyrolysis process of waste wind turbine blades

由图1、2和表1的分析结果可知，退役风机叶片热解温度条件的变化会直接影响其转化过程，导致在达到相同转化率时的特征温度发生偏移。同时，还会影响环氧树脂基体的分解程度、挥发分的释放过程及高温二次反应的进程。因此，动态调节升温速率以优化热解温度曲线，对于提升退役风机叶片热解过程的稳定性和热解效率具有重要意义。

1.3 退役风机叶片热解动力学分析

DAEM假设整个热解过程由众多不可逆且独立的平行反应组成，各反应具有不同的活化能，且活化能通常符合高斯分布[34]。对于热解过程中的第i个反应，其动力学数学描述符合阿伦尼乌斯定律，可由Arrhenius动力学方程表示如下

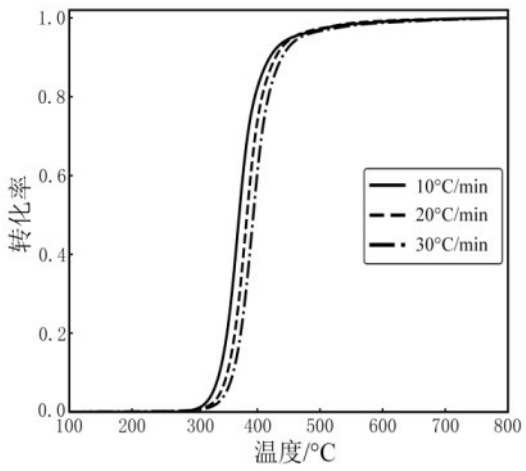


图2　退役风机叶片热解过程转化率随温度变化曲线

Fig.2　Conversion rate versus temperature curves for the pyrolysis process of waste wind turbine blades

$$\frac{\mathrm{d}\alpha_i}{\mathrm{d}t} = A_i \exp\left(-\frac{E_i}{R(T+273.15)}\right)(1-\alpha_i),\quad i = 1,2,...,N \tag{1}$$

式中，A_i是指前因子，min^{-1}；E_i是活化能，kJ/mol；R是理想气体常数，kJ/(mol·K)；T是反应温度，°C；$\alpha_i \in [0,1]$表征叶片热解的进度；$N \to \infty$是平行反应数量。对式(1)进行积分，可得以下公式

$$\alpha_i = 1 - \exp\left[\int_0^t -A_i \exp\left(-\frac{E_i}{R(T+273.15)}\right)\mathrm{d}t\right] \tag{2}$$

基于上述思想，热解平行反应数量足够多时，活化能满足连续分布，DAEM数学形式可表示为

$$\alpha = 1 - \int_0^{\infty} \exp\left[\int_0^t -A\exp\left(-\frac{E}{R(T+273.15)}\right)\mathrm{d}t\right] f(E)\mathrm{d}E \tag{3}$$

式中，$f(E)$是连续活化能分布函数。本文采用高斯分布近似表征$f(E)$，可表示为

$$\begin{cases} f(E) = \dfrac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}}\exp\left[-\dfrac{(E-E_0)^2}{2\sigma^2}\right] \\ \displaystyle\int_{-\infty}^{+\infty} f(E)\mathrm{d}E = 1 \end{cases} \tag{4}$$

式中，E_0是反应平均活化能；σ是标准差。温度控制方式可表示为

$$T = T_0 + \beta t \tag{5}$$

式中，T_0是初始温度；β是升温速率，°C/min；t为加热时间，min。结合式(2)~(5)，DAEM可改写为

$$\alpha^{\mathrm{DAEM}} = 1 - \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}}\int_0^{\infty}\exp\left[\int_{T_0}^{T} -\frac{A}{\beta}\exp\left(-\frac{E}{R(T+273.15)}\right)dT - \frac{(E-E_0)^2}{2\sigma^2}\right]\mathrm{d}E \tag{6}$$

活化能是研究退役风机叶片热解程度的重要参数。其分布特征可用于分析热解反应随温度的变化规律，在热解过程中具有重要价值。本文采用DAEM计算退役风机叶片热解转化率，并将其作为PI-KAN模型的物理约束。活化能分布函数中的相关参数见表2，其中平均活化能和方差是利用Miura方法[35]计算。

2　方法与评估指标

2.1　柯尔莫哥洛夫-阿诺德网络

KAN网络基于柯尔莫哥洛夫-阿诺德(Kolmogorov-Arnold)表示定理，采用全连接结构。与传统多层感知机在每个节点上对输入的线性组合应用固定的非线性激活函数以实现转换的方法不同，KAN将激活函数从节点移至边缘。每条边包含一个由B-样条函数参数化的可学习一元函数，使得网络能够更灵活地逼近复杂的非线性映射，同时具有较好的可解释性和连续可导特性。KAN中的节点仅对来自输入边缘的输出进行求和操作。根据Kolmogorov-Arnold表示定理，定义在有界域上的任意连续多元函数均可表示为有限个一元连续函数与加法运算的组合，具体形式表示如下

$$F(x) = \sum_{h=1}^{2n+1} H_h\left(\sum_{g=1}^{n} Q_{h,g}(x_g)\right) \tag{7}$$

式中，$x = (x_1,x_2,...,x_n)^{\mathrm{T}}$是输入向量；$x_g$是第$g$个输入分量；$n$是输入维度；$Q_{h,g}(\cdot)$是作用于第$g$个输入分量的内层一元连续函数；$H_{\mathrm{h}}(\cdot)$表示外层一元连续函数。基于上述表示思想，一个KAN层可表示如下

$$x_{l+1,j} = \sum_{i=1}^{N_l} S_{l,j,i}(x_{l,i}),\ l = 0,1,2,\cdots,L-1;\ i = 1,2,3,\cdots,N_l;\ j =$$

表1　不同升温速率下退役风机叶片热解过程的特征参数

Table 1　Characteristic parameters of the pyrolysis process of waste wind turbine blades at different heating rates

升温速率/(°C/min)	特征参数				
	DTG主峰温度/°C	50%转化率对应温度/°C	90%转化率对应温度/°C	总失重/%	250-550 °C阶段失重占总失重比例/%
10	368.5	371.2	420.1	23.5	98.4
20	381.5	383.6	429.3	24.4	98.5
30	391.0	393.7	439.5	24.7	97.9

$1,2,3,\cdots,N_{l+1}$ (8)

表2 活化能分布函数中的相关参数

Table 2 The relevant parameters in the activation energy distribution function

活化能模型	相关参数		
	E_0/(KJ·mol^{-1})	σ/(KJ·mol^{-1})	σ^2/(KJ·mol^{-1})^2
DAEM	167.27	8.39	70.34

式中，L是KAN的总层数；i是第l层节点索引；j是第l+1层节点索引；$x_{l,i}$和$x_{l+1,j}$分别是第l层第j个节点和第l+1层第j个节点的输出；$S_{l,j,i}$是连接第l层第i个节点与第l+1层第j个节点的激活函数。式(8)给出了KAN单层映射的一般形式。对于式(7)，可通过两个KAN层实现，第一层是内层一元函数映射，其输入和输出节点数分别为N_0=n，N_1=2n+1，第二层是外层一元函数映射，其输入和输出节点数分别为N_1=2n+1，N_2=1。每一条网络边缘上的$S_{l,j,i}$采用可学习的k阶B-样条基函数(B_p)进行如下参数化

$$S_{l,j,i}(x)=\sum_{p=1}^{G+k}c_p B_p(x) \tag{9}$$

式中，G和k分别是连接第l层第i个节点与第(l+1)层第j个节点的网格大小和样条阶数；c_p是可训练的系数。同时KAN第l层B-样条可训练系数的总数可表示如下

$$N_{参l}=\sum_{i=1}^{N_l}\sum_{j=1}^{N_{l+1}}\left(G_{j,i}+k_{j,i}\right) \tag{10}$$

为了增强函数近似能力，每个激活函数都引入了对应的缩放系数($m_{l,j,i}$)。缩放激活函数表示为

$$S^{*}_{l,j,i}(x)=m_{l,j,i}S_{l,j,i}(x) \tag{11}$$

通过引入一个线性变换矩阵W_l以及非线性激活函数$A(\cdot)$，以进一步增强网络的拟合能力。KAN层的最终输出表示如下

$$x_{l+1,j}=\sum_{i=1}^{N_l}m_{l,j,i}S_{l,j,i}(x_{l,i})+\sum_{i=1}^{N_l}w_{l,j,i}A(x_{l,i}) \tag{12}$$

式中，$w_{l,j,i}$是权重矩阵W_l的元素。缩放系数$m_{l,j,i}$和权重$w_{l,j,i}$这两个参数都是训练中优化的可训练参数。对于一个具有L层的KAN网络，给定输入向量x_0，第一层的输出是$x_1=K_0(x_0)$，其第$l\leqslant L$层的输出x_{l+1}可由下述矩阵形式表示

$$x_{l+1}=K_l(x_l)=\mathrm{RowSum}\left(M_l\odot S_l(x_l)+W_l\odot A(x_l)\right) \tag{13}$$

式中，RowSum表示对结果矩阵进行求和；M_l与W_l分别是缩放系数矩阵和线性权重矩阵；$S_l(x_l)$是激活函数$S_{l,j,i}$的矩阵映射。

2.2 PI-KAN热解转化率预测模型

本文将考虑退役风机叶片热解物理特性的DAEM嵌入KAN训练过程中，构建一种融入热解物理特性的PI-KAN热解转化率预测模型。对于实验采集的第s个质量数据m_s，通过式(14)计算对应的转化率$\alpha_s^{\exp}$

$$\alpha_s^{\exp}=\frac{m_0-m_s}{m_0-m_{\mathrm{ash}}} \tag{14}$$

式中，m_0是初始质量；m_{ash}是残余灰分质量。PI-KAN输入定义为

$$X=[t,T,\beta,\alpha_k] \tag{15}$$

式中，α_k是第k时刻的转化率。模型预测输出则定义为

$$\hat{\alpha}=\mathrm{PI-KAN}(X;\theta) \tag{16}$$

式中，θ是PI-KAN全部可训练参数组成的向量。PI-KAN的总损失函数L_{Total}如下

$$L_{\mathrm{Total}}=w_{\mathrm{data}}L_{\mathrm{data}}+w_{\mathrm{physics}}L_{\mathrm{physics}}+w_{\mathrm{reg}}L_{\mathrm{reg}} \tag{17}$$

式中，L_{data}是数据损失项；L_{physics}是物理损失项；L_{reg}是稀疏正则化损失项；w_{data},w_{physics}和w_{reg}分别是数据损失、物理损失和稀疏正则化损失的权重系数。各子损失项的具体形式如下。

(1) *数据损失项* 假设数据集包含N_{data}个实验数据，基于均方误差的数据拟合损失度量可表示为

$$L_{\mathrm{data}}=\frac{1}{N_{\mathrm{data}}}\sum_{s=1}^{N_{\mathrm{data}}}\left\|\hat{\alpha}_s-\alpha_s^{\exp}\right\|_2^2 \tag{18}$$

式中，$\hat{\alpha}_s$是模型在第s个离散时间步所预测的转化率；$\alpha_s^{\exp}$是第s个离散时间步对应的实验转化率。本文在PI-KAN的输出层嵌入了Sigmoid激活函数，使得输出值满足$\hat{\alpha}_s\in[0,1]$。

(2) *物理损失项* PI-KAN采用B-样条基函数对网络边缘上的可学习一元函数进行参数化。对于给定的时间、温度、

升温速率及当前转化率，模型通过各层边函数的非线性映射与节点求和，在第q个物理配点处得到预测转化率$\hat{\alpha}_q$，并计算转化率α_q^{DAEM}，PI-KAN的物理损失项可表示如下

$$L_{\mathrm{physics}}=\frac{1}{N_{\mathrm{col}}}\sum_{q=1}^{N_{\mathrm{col}}}\left\|\hat{\alpha}_q-\alpha_q^{\mathrm{DAEM}}\right\|_2^2 \tag{19}$$

式中，q是物理配点索引；N_{col}是物理配点数量。训练过程中，通过反向传播计算总损失对B-样条系数及其他网络参数的梯度，并更新模型参数。物理损失项通过最小化$\hat{\alpha}_q$与α_q^{DAEM}之间的偏差，使模型在缺乏实验数据覆盖的高温或极端升温工况下，依然能够保持与热解动力学规律一致的预测趋势。

(3) 稀疏正则化损失项 由于KAN网络将激活函数部署在网络连接的边缘上，为了抑制冗余边函数对实验数据的过拟合，并提高PI-KAN模型的泛化能力，将PI-KAN边函数的激活幅值引入稀疏正则化约束，稀疏正则化损失项公式表示如下

$$L_{\mathrm{reg}}=\sum_{l=0}^{L-1}\sum_{i=1}^{n_l}\sum_{j=1}^{n_{l+1}}\left(\frac{1}{M_{\mathrm{r}}}\sum_{p=1}^{M_{\mathrm{r}}}\left|S_{l,j,i}^{*}\left(x_{l,i}^{(p)}\right)\right|\right) \tag{20}$$

式中，L是PI-KAN网络的总层数；l是网络层索引；p为正则化采样点索引；n_l与n_{l+1}分别代表第l层与第$l+1$层的节点数；$M_{\mathrm{r}}=N_{\mathrm{col}}$是用于计算正则化期望的采样点总数。

退役风机叶片在主体热解阶段具有转化速率快、温度敏感性强及热滞后明显等特点，转化率能够综合反映环氧树脂基体的分解进程。因此，本文采用PI-KAN模型预测未来时域内的热解转化率，并将其作为KAN-EMPC滚动优化的重要状态信息。DAEM物理约束能够避免模型在数据稀疏区间产生不符合热解动力学规律的预测结果，从而为后续热解温度的动态优化提供可靠的状态信息。

2.3 KAN-EMPC温度控制框架

针对退役风机叶片热解过程，升温速率过快会导致温度超调和挥发分集中释放，升温速率过慢则会延长树脂基体的分解时间，增加无效供热。因此，本文温度控制的核心是在满足退役风机叶片热解物理约束的前提下，求解出在较短时间内实现退役风机叶片充分热解($\alpha\to 1$)且热解供热代价指标最低的非线性温度轨迹。首先，将热解供热代价指标直接嵌入目标函数实现KAN-EMPC的滚动寻优，在k时刻的控制输入序列U_k可如下表示

$$U_k=\left[\beta(k|k),\beta(k+1|k),\cdots,\beta(k+N_{\mathrm{c}}-1|k)\right]^{\mathrm{T}} \tag{21}$$

式中，$\beta(k+1|k)$是当前k时刻时预测的第k+1时刻的升温速率；N_{c}是控制时域长度，表示EMPC一次优化的升温速率个数。升温速率与温度之间满足如下公式

$$\beta(t)=\frac{\mathrm{d}T(t)}{\mathrm{d}t} \tag{22}$$

对式(22)进行离散化，在采样周期Δt内，温度可如下表示

$$T(k+i+1|k)=T(k+i|k)+\beta(k+i|k)\Delta t,\ i=0,\cdots,N_{\mathrm{c}}-1 \tag{23}$$

式中，$T(k+i|k)$是当前k时刻对第k+i时刻的预测温度。将训练完成的PI-KAN模型用于预测未来转化率，具体公式表示如下

$$\hat{\alpha}(k+i+1|k)=\mathrm{PI-KAN}\left[t_{k+i},T(k+i|k),\beta(k+i|k),\hat{\alpha}(k+i|k);\theta\right],\ i=0,\cdots,N_{\mathrm{c}}-1 \tag{24}$$

式中，$\hat{\alpha}(k+i|k)$是在k时刻预测的第k+i时刻转化率；t_{k+i}是第k+i时刻所对应的热解时间。基于上述公式和PI-KAN热解转化率预测模型，本文设计的EMPC综合目标函数定义如下

$$J_k=\left\|\alpha_k^{\mathrm{PI-KAN}}-\alpha_k^{\mathrm{tar}}\right\|^2+\lambda_E E_{\mathrm{heat}}(k)+\lambda_\beta\left\|\Delta\beta_k\right\|^2 \tag{25}$$

式中，$\alpha_k^{\mathrm{PI-KAN}}$是第$k$时刻预测得到的转化率序列；$\alpha_k^{\mathrm{tar}}$是目标转化率序列，序列各元素均取1；$E_{\mathrm{heat}}$是供热代价指标，反映预测时域内升温速率和温度共同作用的供热代价；$\left\|\Delta\beta_k\right\|^2$是$k$时刻的升温速率增量惩罚项，反映升温速率的变化程度；λ_E和λ_β分别是供热代价和升温速率增量惩罚项的权重系数，通过对上述目标的协调优化，使EMPC能够兼顾热解转化效率和供热代价。其中，E_{heat}可由式(26)表示如下

$$E_{\mathrm{heat}}(k)=\int_{t_k}^{t_{k+N_{\mathrm{c}}}}\beta(t|k)\left[T(t|k)-T_0\right]dt \tag{26}$$

式中，T_0表示热解实验初始温度。本文采用序列二次规划算法进行求解，通过在当前迭代点处对目标函数进行二次近似，并对非线性约束进行局部线性化，将原非线性优化问题逐步转化为一系列二次规划子问题进行迭代求解。KAN-EMPC最优控制序列$U^*(k)$的计算公式如下

$$U^*(k)=\left[\beta^*(k|k),\beta^*(k+1|k),\cdots,\beta^*(k+N_{\mathrm{c}}-1|k)\right]^{\mathrm{T}} \tag{27}$$

在每个时刻k，最优控制序列均遵循以下约束

$$\begin{cases}\min\limits_{U_k} J_k\\ T_{\min}\le T(k+i|k)\le T_{\max},\quad \forall i\in\{1,\cdots,N_{\mathrm{c}}\}\\ \beta_{\min}\le\beta(k+i|k)\le\beta_{\max},\quad \forall i\in\{0,\cdots,N_{\mathrm{c}}-1\}\\ \Delta\beta_{\min}\le\Delta\beta(k+i|k)\le\Delta\beta_{\max},\quad \forall i\in\{0,\cdots,N_{\mathrm{c}}-1\}\\ 0\le\hat{\alpha}(k+i|k)\le 1,\quad \forall i\in\{1,\cdots,N_{\mathrm{c}}\}\end{cases} \tag{28}$$

式中，$T(k+i|k)\in[T_{min},T_{max}]$为热解炉允许的安全操作温度区间。$\beta(k+i|k)\in[\beta_{min},\beta_{max}]$为热解炉的安全升温速率区间。$\Delta\beta(k+i|k)\in[\Delta\beta_{min},\Delta\beta_{max}]$为热解炉加热速率增量的变化区间，根据滚动优化原理，每个采样时刻仅执行首个最优升温速率$\beta^*(k+i|k)$，并在下一时刻更新状态后重新进行优化。综合式(25)~(28)的优化目标与过程约束，转化率偏差项用于确保叶片达到预期的热解程度，供热代价项用于减少无效能耗，升温速率增量惩罚项用于抑制控制输入的突变及由此引起的温度和反应速率波动，温度安全约束则用于降低因过高温度引发的二次裂解风险。通过上述目标与约束的协调优化，KAN-EMPC能够根据预测的转化状态动态调

节升温速率，实现对热解温度轨迹和转化进程的协调控制。

2.4 评估指标

本文选择均方根误差（root mean square error, RMSE）、决定系数（coefficient of determination, R^2）和平均绝对误差（mean absolute error, MAE）三种指标来对PI-KAN预测性能进行评估。RMSE、R^2和MAE的计算公式如下

$$\begin{cases} \mathrm{RMSE} = \sqrt{\dfrac{1}{n}\sum_{j=1}^{n}\left(Pr_j - Re_j\right)^2} \\ R^2 = 1 - \dfrac{\sum_{j=1}^{n}\left(Re_j - Pr_j\right)^2}{\sum_{j=1}^{n}\left(Re_j - \overline{Re}\right)^2} \\ \mathrm{MAE} = \dfrac{1}{n}\sum_{j=1}^{n}\left|Pr_j - Re_j\right| \end{cases} \tag{29}$$

式中，Pr是预测值；Re是实际值；$\overline{Re}$是实际值的平均值；n是预测样本数。为降低无效供热、提高热解反应效率，本文构建了由转化率、供热代价项和热解过程时长惩罚项组成的综合经济效益指标。第k时刻的综合经济效益可表示如下

$$J_{\mathrm{eco}}(k) = \sum_{j=0}^{k}\left[w_\alpha(\alpha_{j+1} - \alpha_j) - w_E\beta_j(T_j - T_a)\Delta t - w_t(1 - \alpha_j)\Delta t\right], w_\alpha + w_E + w_t = 100 \tag{30}$$

式中，α_j是第j时刻的转化率；Δt是采样时间；w_α、w_E和w_t分别是转化率权重、供热代价权重和热解过程时长惩罚权重，且w_α:w_E:w_t=6:3:1。

3 实验结果与讨论

3.1 退役风机叶片热解转化率预测模型性能评估

为验证所提出的PI-KAN热解转化率预测模型的有效性，本文选择RF[18]、ANN[19]和KAN[21]作为对比模型，并采用RMSE、R^2和MAE三种指标对各模型的性能进行评估。RF、ANN、KAN和PI-KAN四种模型的退役风机叶片热解转化率预测散点图及对应性能指标见图3和表3。

如图3所示，四种模型均能在一定程度上反映转化率的变化规律，相较于RF、ANN、KAN模型，本文提出的PI-KAN模型预测结果与真实值更为贴近，大多数样本点均落在±10%误差带内，且各项性能指标均优于现有模型，表明所提出的PI-KAN模型具有更高的预测精度和稳定性。

3.2 KAN-EMPC温度控制性能评估

为验证本文所提出的KAN-EMPC方法在退役风机叶片热解过程温度控制中的有效性，将其与PID、模糊PID和轨迹跟踪型MPC进行对比[27-30]，并从快速性、准确性、稳定性和经济性四个方面进行综合分析。不同控制方法下热解炉温度轨迹及转化率变化的对比结果见图4。其中，图4(a)为热解炉温度随时间的变化曲线，图4(b)为转化率随时间变化的曲线。不同控制方法下综合经济效益指标随时间的变化曲线见图5。不同控制方法下退役风机叶片热解过程控制性能与经济性指标对比见表4。

表3 不同模型预测结果的评估指标

Table 3 Evaluation metrics for predicting results across different models

预测模型	评估指标		
	R^2	MAE	RMSE
RF	0.895	0.614	0.742
ANN	0.912	0.401	0.596
KAN	0.948	0.241	0.317
PI-KAN	0.973	0.056	0.129

如图4(a)和表4所示，PID和模糊PID主要基于预设升温曲线进行被动调节，温度变化轨迹相对固定，其最大温度超调量分别为28.501 ℃和6.848 ℃。退役风机叶片的热解过程中，较大的温度超调可能导致叶片在反应后期受到过强的高温作用，进而引起热解反应速率的快速变化和挥发分的集中释放。轨迹跟踪型MPC利用模型预测未来温度变化，将最大温度超调量降低至0.156 ℃，具有较高的温度轨迹跟踪精度，但其优化目标主要是跟踪预设温度轨迹，未直接考虑叶片的实际热解状态。本文提出的KAN-EMPC能够将PI-KAN模型预测的未来转化率动态信息引入滚动优化框架，最大超调为1.199℃，调节时间最短为65min。图4(b)结果表明，PID、模糊PID、MPC和KAN-EMPC从初始加热至达到转化率0.90所需时间分别为97min、99min、92min和81min，与PID、模糊PID和MPC相比，KAN-EMPC所需时间分别缩短16.5%、18.2%和12.0%。如图5所示，PID、模糊PID、MPC和KAN-EMPC四种控制方法在热解初期的经济效益均处于较低水平。随着温度升高，环氧树脂基体逐渐进入快速分解阶段，转化率显著

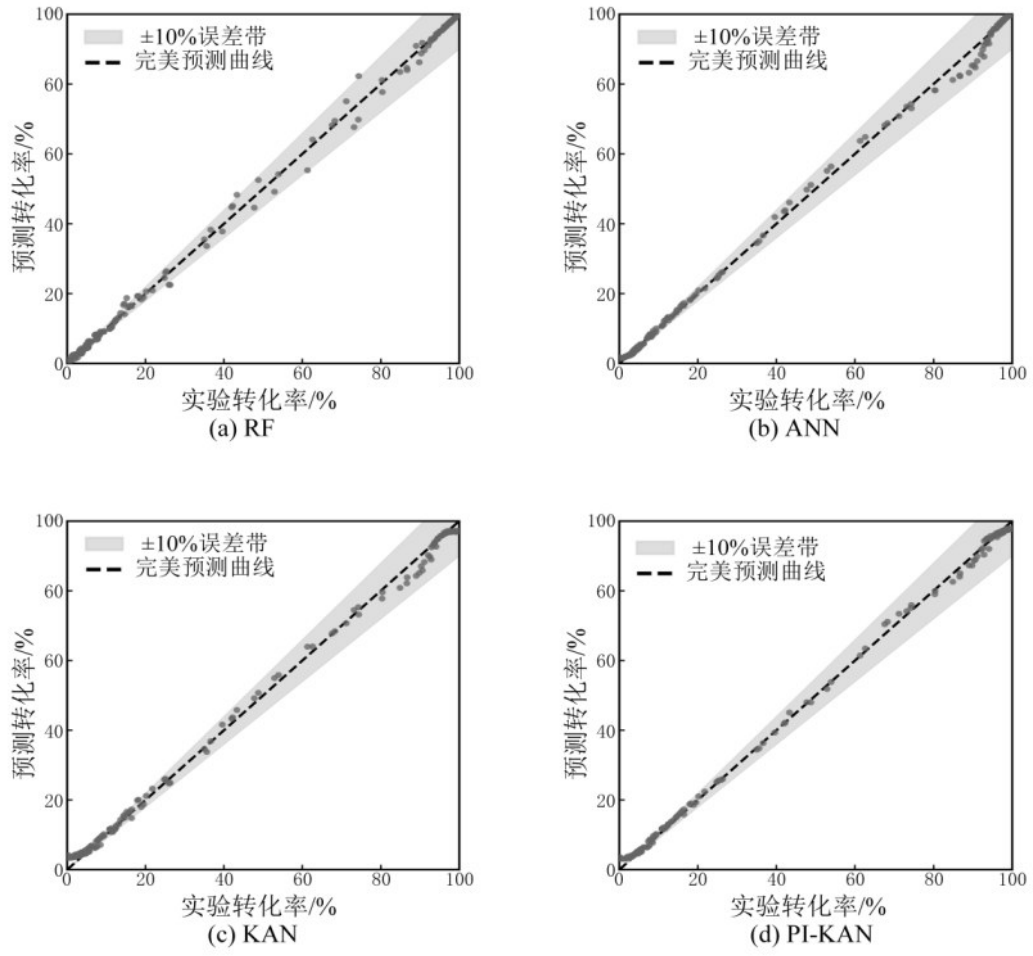


图3　不同模型的热解转化率预测散点图

Fig.3　Scatter plots for predicting pyrolysis conversion rates using different models

提高,各控制方法的经济效益均明显提升。当热解过程接近完成时,转化率曲线逐渐趋于稳定,继续升温所带来的经济收益随之降低,KAN-EMPC通过滚动优化,降低升温速率,减少不必要的供热和无效能耗,使综合经济效益指标保持在较高水平。上述结果表明,本文所提出的KAN-EMPC在快速性、准确性和稳定性方面均表现出较好的控制性能,且能够有效提升退役风机叶片热解过程的综合经济效益。

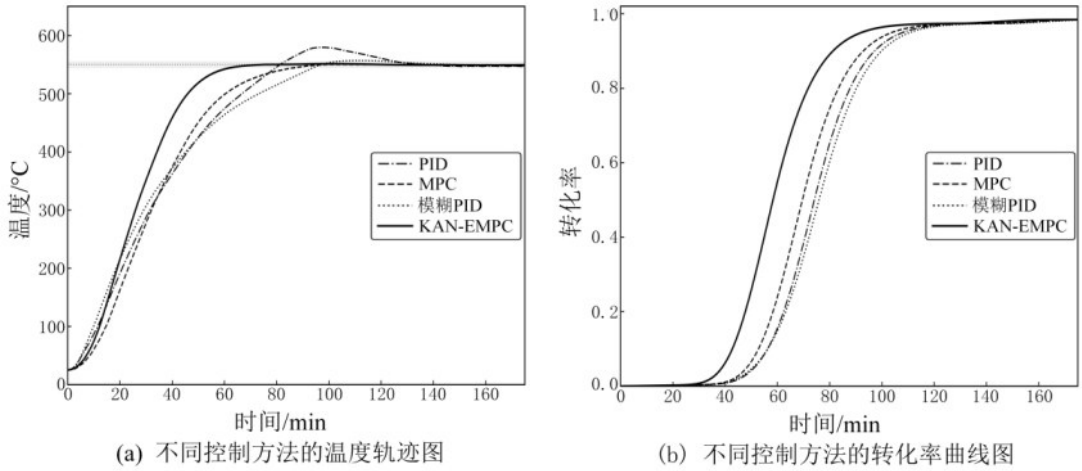
表4　不同控制方法下温度控制性能与经济性指标对比

Table 4　Comparison of temperature control performance and economic indicators under different control methods

控制方法	性能指标			
	超调量/℃	90%转化率时间/min	调节时间/min	综合经济效益
PID	28.501	97	127	32.934
模糊PID	6.848	99	121	35.708
MPC	0.156	92	87	37.092
KAN-EMPC	1.199	81	65	39.183

4　结 论

本文提出了一种基于KAN-EMPC的退役风机叶片热解过程温度控制方法。所提出的KAN-EMPC以综合经济效益为优化目标,实现了对退役风机叶片热解温度的优化控制。在转化率预测方面,所建立的PI-KAN热解转化率预测模型在数据驱动中引入热解动力学约束,其预测结果相比RF、ANN和KAN更接近理想预测线,其中R^2达到了0.973,RMSE达到了0.129。在控制性能方面,KAN-EMPC将PI-KAN预测得到的转化率信息嵌入滚动优化过程,使控制目标同时考虑转化率提升、供热代价和温度安全约束。与现有PID、模糊PID和MPC控制方法相比,KAN-EMPC能够在较小温度波



(a) 不同控制方法的温度轨迹图 (b) 不同控制方法的转化率曲线图

图4 不同控制方法的温度轨迹与转化率曲线对比图

Fig.4 Comparison chart of temperature trajectories and conversion rate curves under different control methods

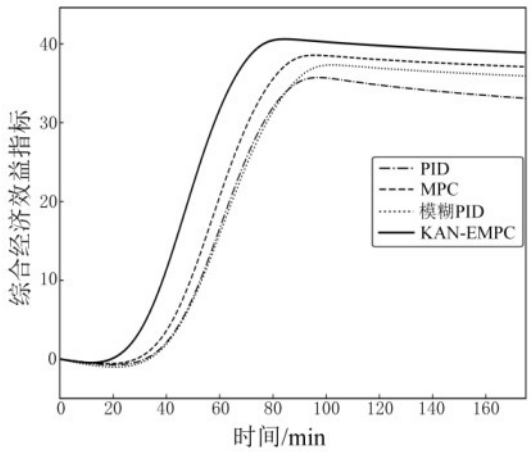


图5 不同控制方法下综合经济效益指标对比图

Fig.5 Comparison chart of comprehensive economic benefit indicators under different control methods

动下更快进入退役风机叶片分解的有效温度区间，其中最大超调量降低至1.199°C，调节时间可以缩短至65min，达到90%转化率所需时间分别缩短16.5%、18.2%和12.0%，综合经济效益指标达到了39.183。后续将针对原料组成波动、热损失变化、测量噪声及外部扰动等复杂工况开展实验验证，并结合热解产物及回收玻璃纤维的性能评价，进一步提高所提方法的鲁棒性和工程适用性。

参考文献

[1] 张敏, 白冰, 陈佩, 等. 退役风机叶片回收技术: 现状、环境风险与产业化路径[J]. 科学通报, 2026, **71**(8): 1783-1794.
Zhang M, Bai B, Chen P, et al. Recycling technologies for retired wind turbine blades: current status, environmental risks, and industrialization pathways[J]. Chinese Science Bulletin, 2026, **71**(8): 1783-1794.

[2] 李同, 程崇博, 郭飞宏, 等. 退役风机叶片资源化利用技术研究进展[J]. 应用化工, 2026, **55**(3): 713-720.
Li T, Cheng C B, Guo F H, et al. The progress of resource utilization technologies for decommissioned wind turbine blades [J]. Applied Chemical Industry, 2026, **55**(3): 713-720.

[3] 覃睿杨, 胡晓燕, 谭锐, 等. 退役风机叶片的热解机制与动力学研究[J]. 洁净煤技术, 2026, **32**(6): 76-87.
Qin R Y, Hu X Y, Tan R, et al. Pyrolysis mechanism and kinetics of waste wind turbine blades[J]. Clean Coal Technology, 2026, **32**(6): 76-87.

[4] You R, Zhao R X, Zhang F B, et al. Research progress on pyrolysis in the recycling of waste wind turbine blades[J]. Journal of Analytical and Applied Pyrolysis, 2026, **196**: 107747.

[5] Xu Y, Wang F, Liang D H, et al. A comparative pyrolysis study of different waste wind turbine blade parts: Kinetics, product distribution and evolution, and economics[J]. Waste Management, 2025, **200**: 114782.

[6] Wei W C, Huang S S, Fan X H, et al. Recycling strategies for decommissioned wind turbine blades: advances, challenges, and prospects[J]. Resources, Conservation and Recycling, 2026, **229**: 108873.

[7] Wang Y, Dong B Q, Dai J G, et al. Value-added recycling strategies for decommissioned wind turbine blades: a review[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2025, **222**: 115950.

[8] 郝泽光, 张乾, 高增林, 等. 生物质与催化裂化油浆共热解协同作用研究[J]. 化工学报, 2022, **73**(9): 4070-4078.
Hao Z G, Zhang Q, Gao Z L, et al. Study on synergistic effect of biomass and FCC slurry co-pyrolysis[J]. CIESC Journal, 2022, **73**(9): 4070-4078.

[9] Ma Z P, Qu L Y, Zhou P, et al. A review of research on the resource utilization of pyrolysis of decommissioned wind turbine blades[J]. Energies, 2025, **18**(4): 782.

[10] Salami H A, Morales-Mendoza J E, Domínguez-Arvizu J L, et al. Beyond the peak temperature: an experimental evaluation of conventional *vs*. effective thermodynamic models for biomass pyrolysis[J]. Journal of the Energy Institute, 2025, **123**: 102333.

[11] 曹越, 李琢宇, 姜梁妍, 等. 污泥组成对热解过程及三相产物分布的影响规律研究[J/OL]. 化工进展, 1-11.

Cao Y, Li Z Y, Jiang L Y, et al. Influence of sludge composition on the pyrolysis process and three-phase product distribution[J/OL]. Chemical Industry and Engineering Progress, 1-11.

[12] Agnihotri N, Mondal M K. Thermal analysis, kinetic behavior, reaction modeling, and comprehensive pyrolysis index of soybean stalk pyrolysis[J]. Biomass Conversion and Biorefinery, 2024, **14** (13): 14977-14992.

[13] Chinenye Divine D, Hubert S, Epelle E I, et al. Enhancing biomass pyrolysis: predictive insights from process simulation integrated with interpretable machine learning models[J]. Fuel, 2024, **366**: 131346.

[14] Shafizadeh A, Shahbeik H, Rafiee S, et al. Machine learning-enabled analysis of product distribution and composition in biomass-coal co-pyrolysis[J]. Fuel, 2024, **355**: 129464.

[15] Liu H, Li M, Jiang L, et al. Impact of hygrothermal aging on gas release behavior and multi-stage pyrolysis kinetics of biomass: insights from TG-FTIR and DAEM analysis[J]. Energy, 2025, **335**: 137948.

[16] 倪磊, 孟展博, 杨科, 等. 基于机器学习的太阳能与生物质热化学互补气体产率预测[J/OL]. 太阳能学报, 1-9.
Ni L, Meng Z B, Yang K, et al. Prediction of gas yields in solar-biomass thermochemical systems based on machine learning[J/OL]. Acta Energiae Solaris Sinica, 1-9.

[17] 马瑞, 易维明, 盛玉婉, 等. 下降管反应器生物质快速热解多物理场耦合瞬态模拟[J]. 农业工程学报, 2026, **42**(2): 259-268.
Ma R, Yi W M, Sheng Y W, et al. Transient multiphysics coupled simulation of biomass fast pyrolysis in a down-tube reactor[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2026, **42**(2): 259-268.

[18] 刘晓宇, 李奇辰, 霍丽丽, 等. 基于机器学习算法的生物质热解产物产率预测研究[J]. 化工学报, 2026, **77**(5): 2871-2884.
Liu X Y, Li Q C, Huo L L, et al. Prediction of biomass pyrolysis product yield based on machine learning algorithms[J]. CIESC Journal, 2026, **77**(5): 2871-2884.

[19] Rajpurohit N S, Kamani P K, Lenka M, et al. Predictive modeling of product yields in microwave-assisted co-pyrolysis of biomass and plastic with enhanced interpretability using explainable AI approaches[J]. Journal of Analytical and Applied Pyrolysis, 2025, **188**: 107021.

[20] Cheenkachorn K, Prapainainar C, Wijakmatee T. Machine learning-driven modeling of biomass pyrolysis product distribution through thermal parameter sensitivity[J]. Renewable Energy, 2025, **248**: 123108.

[21] 董盟恩, 吴选军, 刘旭然, 等. 基于KAN的MOFs材料双塔变压吸附循环过程性能预测模型[J/OL]. 化工学报, 1-21.
Dong M C, Wu X J, Liu X R, et al. KAN-based models for predicting process-level performance of two-bed pressure swing adsorption cycles using MOFs[J/OL]. CIESC Journal, 1-21.

[22] Zheng X, Guan S P, Zhou Y. Attention-enhanced Kolmogorov – Arnold networks for accurate wind power prediction[J]. Applied Soft Computing, 2026, **190**: 114637.

[23] Zhu T B, Cai F, Chen D D. Robust offshore wind power forecasting under extreme marine conditions using multi-source feature fusion and Kolmogorov – Arnold networks[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2026, **14**(6): 573.

[24] Martínez-Heredia A M, Ortiz A. Explainable assessment of military lubricant quality using learnable edge functions in Kolmogorov – Arnold Networks[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2026, **181**: 115454.

[25] Zhou A, Zhang Q S, Chen P, et al. Experimental study on the effects of cutting size and reaction temperature on the pyrolysis process and product characteristics of decommissioned wind turbine blades[J]. Sustainable Energy Technologies and Assessments, 2025, **76**: 104293.

[26] Xu M X, Ji H W, Wu Y C, et al. Recovering glass fibers from waste wind turbine blades: Recycling methods, fiber properties, and potential utilization[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2024, **202**: 114690.

[27] Muharto B, Saputro F R, Prabowo W, et al. Pyrolysis process control: temperature control design and application for optimum process operation[J]. International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE), 2024, **14**(2): 1473.

[28] Bu Q, Cai J, Liu Y Y, et al. The effect of fuzzy PID temperature control on thermal behavior analysis and kinetics study of biomass microwave pyrolysis[J]. Journal of Analytical and Applied Pyrolysis, 2021, **158**: 105176.

[29] 郭禹生, 车磊, 彭黄湖, 等. 基于RBF-PID的双温区螺旋热解炉温度解耦控制研究[J]. 工业加热, 2025, **54**(6): 53-60, 64.
Guo Y S, Che L, Peng H H, et al. Research on temperature decoupling control of double temperature zone spiral pyrolysis furnace based on RBF-PID[J]. Industrial Heating, 2025, **54**(6): 53-60, 64.

[30] Zhao P X, Hui Y Z, Qiu Y H, et al. Surrogate model-integrated deep reinforcement learning for temperature and pyrolysis behavior control in the coal coking process[J]. Fuel, 2026, **405**: 136770.

[31] Wang J, Li C J. EMPC-based biobjective discrete-valued optimal control for continuous fermentation process *via* an enhanced rime optimization algorithm[J]. Journal of Process Control, 2026, **160**: 103657.

[32] Tao R, Wu Y F, Geng J N, et al. Thermochemical recycling of waste glass fiber-reinforced polymers: a research based on experiments and quantum chemical calculations[J]. Journal of Analytical and Applied Pyrolysis, 2025, **192**: 107277.

[33] Liu K Y, Fan H G, Nie L B, et al. Kinetics, product distribution and synergistic effects on the co-pyrolysis processes for epoxy resins and balsa wood[J]. Journal of Analytical and Applied Pyrolysis, 2025, **187**: 106995.

[34] Wang J L, Lian W H, Li P, et al. Simulation of pyrolysis in low rank coal particle by using DAEM kinetics model: Reaction behavior and heat transfer[J]. Fuel, 2017, **207**: 126-135.

[35] Chen R, Cai J, Wang X F, et al. A novel model to predict the pyrolysis process with preciseness and conciseness: Complementation-Distributed Activation Energy Model (C-DAEM)[J]. Fuel, 2023, **331**: 125791.