

AI 废塑料热解科学发展的探究（上）

张友根

（上海第一塑料机械厂，上海 201201）

摘要：废塑料热解作为一种环保高效的废物处理方式受到了广泛关注。本文阐述了AI废塑料热解基础理论体系的开拓策略；探究了AI废塑料热解模型主要功能分析及关键技术实施策略；探究了AI废塑料热解系统的设计；阐述并分析了AI废塑料热解应用案例；论述了AI废塑料热解技术未来发展趋势与挑战，指出如何实现最优的环境友好型的废塑料热解成为亟待解决的关键问题。本文为废塑料热解提供智能化解决方案参考。

关键词：AI；废塑料；热解；科学发展

中图分类号：TQ320.9

文献标识码：B

文章编号：1009-797X(2026)02-0001-06

DOI:10.13520/j.cnki.rpte.2026.02.001

0 前言

近年来，随着AI的快速发展及其在各个领域的广泛应用，AI赋能下的废塑料热解逐渐崭露头角，展现出巨大的潜力和前景。AI赋能下的废塑料热解技术通过智能化手段优化热解过程，提高热解效率，减少能耗，并实现废弃物的资源化高效利用，有望为解决废弃塑料环境问题提供一种更加环保、高效、可持续的绿色解决方案，不仅提升了热解的智能化水平，还促进了环保与经济效益的双重提升，为解决塑料污染问题提供了可持续的绿色解决方案。

本文阐述了AI废塑料热解基础理论体系的开拓策略；探究了AI废塑料热解模型主要功能分析及关键技术实施策略；探究了AI废塑料热解系统的设计；阐述并分析了AI废塑料热解应用案例；论述了AI废塑料热解技术未来发展趋势与挑战，指出如何实现最优的环境友好型的废塑料热解成为亟待解决的关键问题。本文为废塑料热解提供智能化解决方案参考。

1 AI 废塑料热解基础理论体系的开拓策略

AI理论体系引入废塑料热解领域，依据废塑料环境友好型绿色热解的科学发展的实际，开拓融入废塑料热解的AI废塑料热解基础理论体系，为AI废塑料热解提供理论支撑，实现和提升了废塑料热解的智能化水平。

AI废塑料热解基础理论体系是一个结合了人工智能、化学工程、环境科学、材料科学等多方面知识的

跨学科领域的科学体系。

随着AI废塑料热解的发展，AI废塑料热解理论也在应用实践中不断演进和发展。研究者采用科学实验设计、数据分析技术、机器学习算法、机器学习模型等现代科学，开拓AI废塑料热解理论。AI废塑料热解基础理论的开拓主要围绕以下几个方面：

1.1 热解过程数学模型基础理论的开拓策略

通过理论计算化学和分子动力学模拟，深入理解塑料分子在不同温度、压力和氧气浓度下的裂解机理，包括自由基链式反应、热力学平衡等。开发和优化热解过程的数学模型，如反应动力学模型、传热传质模型，以预测不同条件下产物分布和产率。

1.2 热解工艺优化基础理论的开拓

通过收集热解过程中的关键参数，如温度、压力、反应时间、原料种类、产物组成等，去除异常值和缺失值，存储于高效的数据系统。根据热解过程的物理化学原理，选择或构造对目标优化有直接影响的关键特征。使用统计学方法或机器学习算法来筛选出对优化效果影响最大的特征。根据问题性质选择合适的机器学习或深度学习模型。使用交叉验证技术确保模型的泛化能力，避免过拟合。通过网格搜索、随机搜索或贝叶斯优化等方法调整模型参数，提高预测精度。实时收集数据，与模型预测进行比较。实时反馈调整工艺参数，持续优化热解过程。结合化学、机械、电

作者简介：张友根（1947-），男，教授级高级工程师，终身享受国务院政府特殊津贴，主要从事塑料材料和工艺的相关研究，已在国家期刊上发表论文多篇。

气等多个领域的知识，进行跨学科创新。探索和应用新的材料、传感器、控制系统等，提升热解工艺的智能化水平。

1.3 模型拟合与预测基础理论的开拓策略

通过收集大量的实验数据，包括热解温度、压力、原料性质、产物特性等，选择对热解过程有直接影响的关键特征，建立数学模型，选择合适的机器学习或深度学习模型进行训练，使用收集的数据集对选定的模型进行训练，预测不同条件下的产物分布、产率、能量消耗等关键参数，结合实际应用背景不断调整和优化模型。

1.4 特征选择和降维技术基础理论的开拓策略

通过从原始特征集中挑选出对模型预测能力贡献最大的特征子集，结合清洗数据，处理缺失值等降维技术，机器学习可以识别出对热解过程影响最大的因素，有助于简化模型，提高解释性和实用性，有效地提升AI废塑料热解系统的预测准确性和效率，同时减少计算资源的消耗。

1.5 在线学习与适应性调整基础理论的开拓策略

通过机器学习算法，基于当前数据和模型预测，在线实时调整热解过程的关键参数。在线学习算法，模型能够从每次热解过程后的数据更新中学习，不需要从头开始训练整个模型，模型能够快速调整参数以适应变化。在实际热解过程中，环境条件、原料成分等可能会发生变化，机器学习模型能够通过持续学习和自我调整，适应这些变化，保持高性能和稳定性。这种技术结合了人工智能的自适应学习能力与化学工程的热解过程原理，旨在通过实时数据反馈，持续优化热解工艺参数，实现资源的最大化利用和环境影响的最小化。

1.6 集成学习与多模型融合基础理论的开拓策略

通过开发多样化的模型集合，对训练数据进行有放回抽样，加权平均所有模型的预测结果，评估各个模型对特征重要性。通过精心设计和优化，集成学习与多模型融合可以在废塑料热解等复杂场景中发挥强大的预测和优化作用，同时提高决策的稳健性和效率。结合多种机器学习模型的优势，通过集成学习方法，可以提高预测准确度和鲁棒性，更好地应对复杂多变的热解过程。

1.7 过程优化与控制基础理论的开拓策略

通过收集废塑料热解过程中的关键参数，用统计分析、机器学习算法来筛选对热解过程影响最大的特征，创建新的特征；根据问题的复杂性选择合适的机器学习模型；开发模型以适应实时数据流；持续更新模型参数，优化热解过程；根据实时数据和预测模型的结果，动态调整热解条件；AI废塑料热解过程的优化与控制开发是一个持续迭代的过程，需要跨学科团队的紧密合作，以及对最新技术的跟踪和应用。AI模型可以通过历史数据学习最佳操作条件，预测不同参数组合下的产出，从而实现过程的自动化和精细化控制。

1.8 预测与建模基础理论的开拓策略

通过收集废塑料热解过程的相关数据，统计分析或机器学习方法（如递归特征消除、特征重要性评估）选择对热解过程影响最大的特征，根据问题的性质选择合适的机器学习模型或深度学习模型，评估模型在验证集和测试集上的表现，使用适当的指标来判断模型的泛化能力，将训练好的模型应用到实际的废塑料热解过程中，预测关键参数（如产率、产物种类、能耗等），并根据预测结果调整操作参数，优化热解过程。开发预测模型来预测热解过程中的关键参数和产物特性，如产油率、气体生成量、炭黑产量等。这些模型可以基于统计学习、深度学习或混合学习方法，通过训练大量实验数据来预测不同条件下的结果。

1.9 副产品分析与分类基础理论的开拓策略

通过收集有关废塑料热解过程的所有相关信息，包括但不限于热解产物的化学成分、物理特性、热解条件（如温度、压力、时间等）以及其他可能影响产物特性的参数。数据预处理包括清洗数据、去除异常值、标准化数值范围等，以便于后续的分析与分类。选择合适的机器学习或深度学习模型来进行副产品的分类。使用交叉验证等方法评估模型性能，选择最佳模型。评估指标通常包括准确率、召回率、F1分数、混淆矩阵等。根据评估结果，可能需要调整模型参数或尝试不同的特征组合。通过集成学习方法，如在线学习或增量学习，模型能够根据新数据持续优化自身。型输出的分类结果应能被解释，并用于指导实际操作。

1.10 环境影响评估基础理论的开拓策略

通过收集与废塑料热解相关的环境影响数据，建立环境影响评估的模型框架，选择合适的AI模型来预测和评估环境影响，使用历史数据集训练模型，并通

过交叉验证、留一法等方法验证模型的准确性和泛化能力。确保模型在不同的数据集上都能提供可靠的预测结果。将训练好的模型应用于实际的废塑料热解过程，评估不同条件下的环境影响。模型可以预测在不同热解参数下，对环境的直接和间接影响，帮助决策者优化热解过程，减少环境负担。随着技术的进步和新数据的积累，不断改进和扩展模型，纳入更多影响因素，提高评估的准确性和全面性。AI模型可以评估热解过程对环境的影响，如温室气体排放、污染物释放等。通过预测模型，可以量化不同操作条件下的环境影响，从而指导优化策略，减少对环境的负面影响。

1.11 资源回收率预测基础理论的开拓策略

通过收集废塑料的物理化学性质、热解条件、产物类型、回收率的历史数据，以及任何可能影响回收率的因素，使用统计方法或机器学习算法来确定哪些特征对预测回收率最重要，创建新的特征，如温度-时间交互特征，或者通过聚类分析等方法发现新的模式。根据问题的性质和数据的特性选择合适的模型，验证调整模型参数，优化模型性能。将预测模型与热解过程控制系统集成，实现集成优化。持续监控预测系统的性能，收集反馈数据，以评估模型的长期有效性。根据新的数据和反馈进行模型的更新和优化，以适应工艺的变化和环境条件的改变。

创建一个能够预测和优化废塑料热解过程资源回收率的AI系统，从而提高资源利用效率，减少环境污染。

1.12 设备维护与故障预测基础理论的开拓策略

通过收集设备历史的运行数据和实时运行状态，选择对设备故障预测有显著影响的特征并创建新的特征。将实时收集的数据与预测模型连接，实现实时故障预测。将预测系统与现有的设备管理系统、工作流系统集成，确保数据流的顺畅。在实际环境中部署预测系统，持续监控其性能和效果。定期评估预测系统的准确性和效率，根据评估结果进行优化。

1.13 集成与协同基础理论的开拓策略

通过把AI的各门类技术整合到整个废塑料热解过程的各个环节，以实现高效、环保的资源回收与处理。首先，需要建立一个集成的数据平台，该平台能够收集、存储和处理来自不同源头的数据。开发基于AI的调度与优化算法。构建预测与决策支持系统。开发可视化用户界面。建立持续学习机制，使系统能够

从每次操作中学习，不断优化其预测和决策能力。面对不断变化的市场和环境条件，系统自动调整其策略和参数。

1.14 实时监测和质量控制基础理论的开发策略

通过收集的数据经过实时处理和分析，实时监测系统与质量控制流程相结合，实现一个闭环控制系统，通过反馈环路将监测数据与设定的目标值进行比较，自动调整过程参数，以达到最优操作状态。通过实时监测和AI分析，可以监控热解过程中的产品质量，及时调整工艺参数以保证产出的稳定性和高质量。

2 AI废塑料热解模型主要功能分析及关键技术实施策略

AI赋能下的废塑料热解技术正朝着更高效率、更清洁以及资源回收利用率最大化的目标迈进。首先，深度学习算法被应用于热解过程的优化控制，通过实时监测和预测热解条件，实现对反应参数的精确调控，从而提高热解效率和产物质量。其次，强化学习技术在模拟热解过程的复杂动态行为上展现出巨大潜力，通过构建虚拟实验平台，不断调整优化策略以达到最佳热解效果。此外，集成人工智能与物联网(IoT)技术，实现热解设备的远程监控与智能维护，降低运行成本并提高设备可靠性。

AI废塑料热解技术围绕提高效率、优化过程、增强决策能力以及预测等方面开拓。

2.1 线性回归模型和逻辑回归模型的主要分析及关键技术实施策略

线性回归模型和逻辑回归模型在废塑料热解中的应用主要体现在预测和分类两个方面，分别针对数值预测和类别预测任务。

2.1.1 线性回归模型主要功能分析及关键技术实施策略

主要功能：回归模型主要用于预测连续变量，如废塑料热解过程中的产率、能量消耗、温度变化等。

关键技术实施策略：

(1) 数据收集：收集废塑料热解过程中的各种参数，如温度、压力、时间、原料种类、热解产物的产率等。

(2) 特征选择：选择对预测目标有显著影响的特征作为输入变量。

(3) 模型训练：使用历史数据训练线性回归模型，找到最佳的参数(权重和截距)使得预测结果与实际

结果之间的误差最小。

(4) 模型评估：通过交叉验证等方法评估模型的预测性能，确保模型在未见过的数据上也能有良好的预测能力。

(5) 应用与优化：将模型应用于实时数据，预测不同条件下的产率、能耗等，根据预测结果调整热解工艺参数，以优化热解效率和资源回收率。

2.1.2 逻辑回归模型的主要功能分析及关键技术实施策略

主要功能：逻辑回归模型主要用于分类任务，例如预测废塑料是否适合进行热解、不同种类的废塑料热解后的产物类别等。

关键技术实施策略应用的几个技术关键步骤：

(1) 数据收集：收集废塑料的物理化学性质、热解前后的产物类型、热解条件等。

(2) 特征工程：根据问题定义，选择或创建特征，使得这些特征能够区分不同的产物类别。

(3) 模型训练：使用历史数据训练逻辑回归模型，学习输入特征与目标类别之间的关系。

(4) 模型评估：通过准确率、召回率、F1 分数等指标评估模型的分类性能。

(5) 应用与优化：将模型应用于新的废塑料样本，预测其热解后的产物类别，指导热解工艺的选择和优化。

2.1.3 关键技术实施选择策略

通过合理应用线性回归和逻辑回归模型，可以提高废塑料热解过程的效率、资源利用和环境效益。

在实际应用中，可以使用 Python 的 scikit-learn 库来实现这两个模型。例如，使用 LinearRegression 进行线性回归，使用 LogisticRegression 进行逻辑回归。此外，为了提高模型的预测性能，通常需要进行特征选择、特征缩放、模型调参等工作。

根据问题的具体性质选择合适的模型。线性回归适用于预测连续变量，而逻辑回归适用于二分类或多分类问题。数据清洗、特征工程、标准化或归一化等步骤对于模型的性能至关重要。

使用合适的评估指标和交叉验证方法确保模型的泛化能力。在实际应用中，需要考虑模型的实时性，可能需要采用在线学习或增量学习的方法。

线性回归模型适用于处理小规模数据集，特别是特征间关系相对简单且线性可分时。逻辑回归模型可用于预测特定条件下热解产物的种类或质量。

2.2 支持向量机（SVM）模型的功能分析及关键技术实施策略

主要功能：一种非常强大的监督学习算法，尤其在分类和回归问题上表现优异。SVM 的核心思想是通过最大化数据点之间的间隔来构建决策边界，从而提高分类的准确性。SVM 可用于预测不同温度和反应时间下热解过程的产物组成，在废塑料热解技术中，SVM 可以用于区分不同类型的塑料材料，或者优化热解条件以最大化特定产物的产出。

关键技术实施策略：选择适用于线性可分数据的核函数、通过增加特征的组合来捕捉非线性关系的多项式核、适用于非线性可分数据和能够处理高维空间的问题的径向基函数（RBF）核、类似于神经网络中的激活函数的 Sigmoid 核。控制模型的容错能力，使用 K 折交叉验证来评估模型的泛化能力，使用优化算法（如 SMO 算法）来求解 SVM 的优化问题，通过统计方法或递归特征消除（RFE）来选择对模型性能贡献最大的特征，使用主成分分析（PCA）、奇异值分解（SVD）等方法从原始特征中提取模型新的特征。将训练好的模型部署到生产环境，进行实时预测，通过 A/B 测试来评估模型的实际效果。

2.3 决策树与随机森林模型的主要功能分析及技术实施策略

主要功能：决策树和随机森林都提供了可视化的工具和特性，帮助用户理解模型的决策过程，在分类和回归任务中具有显著的应用价值。决策树用来理解热解过程中不同参数如何单独或共同影响最终结果。随机森林则通过集成多个决策树来提高预测准确性，预测热解过程的关键参数，如温度、压力等，以优化热解效率和产物品质。决策树和随机森林等模型则被用于识别影响热解效率的关键因素，如废塑料的类型、组成、杂质含量以及热解设备的特性，从而指导设计更高效的热解系统。

关键技术实施策略：

决策树的技术实施策略选择对目标变量有较强影响力的特征。使用 ID3、C4.5、CART 等经典决策树算法，或使用 sklearn 库中的 DecisionTreeClassifier 或 DecisionTreeRegressor。设置决策树的深度、最小样本数、分裂准则（如信息增益、基尼指数）等参数，以优化模型性能。训练模型，交叉验证评估模型的泛化能力，避免过拟合，评估模型性能。

随机森林的技术实施策略。使用集成学习框架，

如 scikit-learn 库 中 的 RandomForestClassifier 或 RandomForestRegressor。参数调整，包括决策树的数量、每棵树的最大深度、特征子集大小等参数。使用训练集数据训练随机森林模型，随机森林通过集成多个决策树来提高模型的稳定性。通过调整随机森林的参数（如增加树的数量、调整特征子集大小）来优化模型性能。训练模型，交叉验证评估模型的泛化能力，避免过拟合，评估模型性能。决策树可以用来理解热解过程中不同参数如何单独或共同影响最终结果。随机森林则可以提供更稳定的预测，并通过集成多个决策树来提高预测准确性。

2.4 神经网络模型的主要功能分析及关键技术实施策略

主要功能：应用于图像识别、自然语言处理、推荐系统等多种场景，用于模拟复杂的热解化学反应路径，预测热解过程中各种副产品的生成概率，为工艺优化提供依据。能够处理复杂非线性关系，通过多层结构学习特征表示，适用于大规模、复杂数据集。

神经网络包括前馈神经网络、循环神经网络（RNN）和长短期记忆网络（LSTM），用于捕捉复杂的关系和模式。

关键技术实施策略：选择合适的神经网络架构。对于图像数据，可以进行旋转、缩放、翻转等操作，增加训练数据多样性。应用数据标准化 / 归一化技术，确保所有特征在相似的尺度上，有助于模型训练。模型训练选择合适的优化器，设置合适的损失函数，使用学习率衰减策略，使用正则化技术，选择合适的批量大小，平衡训练速度和模型性能。实时监控模型性能，根据实际情况调整模型参数或重新训练。关注神经网络领域的最新进展，适时引入新技术。

2.5 机器学习、强化学习和深度学习模型的主要功能分析及关键技术实施策略

主要功能：机器学习是一种让计算机从数据中自动学习模式，并用这些模式进行预测或决策的算法，通过构建预测模型来提高热解过程的效率和产物质量，处理复杂的数据关系，捕捉热解过程中非线性、高维度的特征，实现对热解反应机理的深入理解和优化。强化学习是通过与环境交互，学习如何在给定环境中采取行动以最大化某种累积奖励的算法，强调试错学习，通过奖惩信号进行自我改进，特别适用于需要适应不断变化条件的复杂系统。深度学习，特别是卷积神经网络（CNN）和循环神经网络（RNN），则能够

识别热解过程中复杂的模式和时间序列变化，对于预测温度、停留时间等关键参数与产物特性之间的关系特别有效。

关键技术实施策略：机器学习、强化学习和深度学习是人工智能领域的重要组成部分，它们各有特点和应用场景。每种模型的选择应基于废塑料热解过程的具体需求、数据特性、计算资源以及模型的解释性和泛化能力，以确保最佳的预测准确性和决策支持。实施任何机器学习技术时，都需要关注数据质量和模型的泛化能力，确保模型在未见过的数据上也能表现良好。结合机器学习、强化学习和深度学习的优势，针对特定问题设计混合模型，如使用深度学习进行特征提取，然后使用强化学习进行策略优化。

2.6 性能评估模型的主要功能分析及关键技术实施策略

主要功能：在废塑料热解过程中，AI 性能评估主要预测废塑料热解产物的产率、质量以及优化热解工艺参数方面的准确性、稳定性、泛化能力以及实际操作的可行性。

关键技术实施策略：根据评估目标设定具体的性能指标，如响应时间、吞吐量、并发用户数、资源利用率、延迟等。按照预定的测试计划执行测试，记录数据，注意观察系统的动态行为。基于测试结果，提出优化建议，可能包括代码优化、算法调整、资源调度、系统架构改进等，并重新进行测试验证优化效果。系统地评估和提升技术产品的性能，确保其在实际应用中的可靠性和效率。

2.7 数据预处理与特征工程模型的主要功能分析及关键技术实施策略

主要功能：在使用 AI 进行废塑料热解过程的机器学习模型开发时，数据预处理和特征工程是至关重要的步骤。通过数据增强技术生成更多的训练样本，提高模型的泛化能力。

数据预处理与特征工程是构建有效模型的关键步骤，确保数据的质量和适用性，提升 AI 在废塑料热解过程中的模型性能。

关键技术实施策略：识别并处理数据中的缺失值、异常值。可以通过删除、填充或插值方法来处理。清除数据中的噪声和干扰信息，提高数据的纯净度。

2.8 数据收集与清洗模型的主要功能分析及关键技术实施策略

主要功能：获取高质量的数据集，并对其进行必

要的预处理以消除噪声、缺失值和异常值。提高数据可访问性。通过精心的数据收集与清洗工作，可以为后续的机器学习模型构建提供坚实的基础，从而提高模型预测废塑料热解过程的准确性和实用性。

关键技术实施策略：数据收集过程中应确保数据的全面性和代表性，涵盖不同类型的废塑料、不同的热解条件以及可能影响热解过程的各种因素。数据清洗则涉及识别和处理数据中的不一致性、错误或不完整信息。对数据进行格式化和标准化处理，使其适合后续的数据分析和建模需求。

2.9 特征选择与提取模型的主要功能分析及关键技术实施策略

主要功能：减少数据集中的特征数量，提高模型的可解释性，降低计算资源的消耗。选择或提取最相关的特征可以提高模型的预测精度和算法的运行效率。

关键技术实施策略：在特征选择与提取阶段，首先需要对原始数据进行深入分析，识别出与废塑料热解过程及最终目标（如产物产率、质量或热解效率）最相关的特征。特征工程是创建、选择和转换特征的过程。

2.10 智能化控制系统的集成模型的主要功能分析及关键技术实施策略

主要功能：智能化控制系统，实现废塑料热解流程的优化和自动化，提升整体运营效率和竞争力。

关键技术实施：清晰地定义集成的目标，比如提高生产效率、优化流程、减少故障率或提升用户体验等。对现有系统进行全面的调研，了解其功能、性能、接口、数据流等，识别潜在的集成点和挑战。编写详细的需求文档，包括集成的目标、预期效果、所需功能、接口需求等。设计统一的标准接口，确保不同系统之间能够顺畅通信和数据交换。根据系统的特点和集成需求，选择或开发集成工具。设计数据整合策略，确保来自不同系统的数据能够被统一管理和访问。持续监控系统性能，根据实际运行情况调整配置，优化系统性能。通过采用先进的传感器技术和实时数据处理算法，实现对热解反应器内温度、压力、气体成分等关键参数的精确监控与动态调整。定期评估和更新系统架构，保持系统的先进性和适应性。

(未完待续)

Exploration of the scientific development of AI-assisted pyrolysis of waste plastics (Part A)

Zhang Yougen

(Shanghai First Plastic Machinery Factory, Shanghai 201201, China)

Abstract: The pyrolysis of waste plastics, as a kind of environmentally friendly and efficient waste treatment method, has received widespread attention. This paper expounds the development strategy of the basic theoretical system for AI waste plastics pyrolysis; explores the main functional analysis and key technology implementation strategies of the AI waste plastics pyrolysis model; explores the design of the AI waste plastics pyrolysis system; expounds and analyzes the application cases of AI waste plastics pyrolysis; discusses the future development trends and challenges of AI waste plastics pyrolysis technology, pointing out that how to achieve the optimal environmentally friendly waste plastics pyrolysis has become a key issue that needs to be urgently addressed. This paper provides a reference for intelligent solutions for waste plastics pyrolysis.

Key words: Al; waste plastics; pyrolysis; scientific development

(R-03)