

# 人工智能驱动的生物发酵过程参数优化与质量稳定性管理

赵 军

伊犁川宁生物技术股份有限公司 新疆伊宁 835000

**摘 要:** 本研究聚焦生物发酵过程中参数优化与质量稳定性管理的关键技术瓶颈, 提出基于人工智能的解决方案。针对传统控制模式存在的检测滞后、经验依赖性强及多参数协同不足等问题, 整合机器学习、强化学习与数字孪生技术, 构建数据驱动的智能调控体系。通过建立温度-代谢动力学模型、pH值多传感器融合监测网络及溶氧-搅拌-通气耦合模型, 实现分阶段精准控温、动态酸碱平衡调节与供氧策略优化。开发实时质量监测系统, 结合光谱分析与机器视觉技术, 形成异常工况预警与补偿机制。实验表明, 该方案可有效提升产物浓度并降低能耗, 其核心创新在于将单目标参数调整扩展至多目标协同优化, 借助遗传算法平衡产量、质量与成本关系。研究还提出工艺智能化升级路径, 涵盖全链条数据库建设、三级验证体系及人机协同控制模式, 为工业化应用提供理论支撑。

**关键词:** 人工智能; 生物发酵; 参数优化; 质量稳定性管理

生物发酵作为生物医药、食品工业等领域的核心生产环节, 其过程复杂性与动态不确定性长期制约着产能与品质的提升。传统控制手段受限于离线检测周期长、人工经验难以复现等问题, 导致参数调节滞后性显著, 跨参数耦合效应无法被有效利用。近年来, 随着人工智能技术的突破性进展, 数据驱动的过程建模与决策优化为破解上述难题提供了新范式。本文立足于实际生产需求, 系统梳理发酵过程中温度、pH值、溶解氧等关键参数的作用机理, 剖析现有技术体系的缺陷本质——即静态规则库难以应对非线性时变系统, 单一指标优化易引发连锁反应失衡。在此基础上, 引入深度学习算法挖掘历史数据隐含规律, 结合数字孪生技术构建虚拟仿真环境, 旨在建立具备预测性维护能力的智能控制系统。研究重点包括: 1) 重构参数优化逻辑框架, 实现从被动响应到主动干预的转变; 2) 设计分级质量控制策略, 兼顾过程稳定性与经济性; 3) 探索人机协同的新型操作模式, 推动智能制造转型。

一、生物发酵过程参数优化的核心挑战与人工智能的介入

## 1. 传统参数控制模式的局限性

生物发酵过程涉及温度、pH值、溶解氧、搅拌速度等数十个参数, 各参数间存在非线性耦合关系。传统控制依赖离线检测与人工干预, 存在三大缺陷: 其一, 检测滞后导致参数调节错过最佳窗口期; 其二, 经验驱动的控制策略难以适应动态环境变化; 其三, 多参数协同优

化缺乏系统性方法。例如, 温度波动可能通过酶活性变化间接影响pH值, 而传统控制难以捕捉此类跨参数关联。

## 2. 人工智能重构参数优化逻辑

人工智能通过数据驱动模式突破传统局限。机器学习算法可分析历史生产数据, 挖掘参数间的隐含规律; 强化学习技术能模拟不同控制策略的效果, 动态调整参数组合; 数字孪生技术则通过虚拟仿真预测参数变化趋势, 提前干预生产过程。例如, 基于LSTM网络的时序预测模型可提前识别溶解氧的下降趋势, 自动调整通气速率与搅拌速度, 实现前馈控制。这种从“被动响应”到“主动预测”的转变, 显著提升了参数控制的精准度。

## 3. 参数优化目标的层次化演进

现代发酵工艺对参数优化的要求已从单一目标转向多目标协同。初级目标包括维持微生物生长的最适条件, 如温度控制在菌种特异性范围内; 中级目标聚焦代谢流定向调控, 如通过pH值调节引导产物合成路径; 高级目标则涉及资源利用效率最大化, 如优化搅拌速度以降低能耗。人工智能通过多目标优化算法, 可在产量、质量、成本间实现动态平衡。例如, 遗传算法可同时优化温度轨迹与补料策略, 使产物浓度提升的同时降低原料消耗。

## 二、核心发酵参数的人工智能优化机制

### 1. 温度参数的智能调控

温度作为影响酶活性与代谢速率的核心要素, 对生物发酵过程起着决定性作用。人工智能借助构建的温度-代谢动力学模型, 实现了分阶段精准控温。在菌体

生长阶段，模型依据实时监测到的生长速率，动态调整温度至最适范围，为菌体提供良好的生长环境，促进其快速繁殖。到了产物合成阶段，通过强化学习算法深入探索温度与产物产量之间的复杂非线性关系，从而确定最佳温度曲线，以最大化产物产量。数字孪生技术更是发挥了重要作用，它能够模拟不同温度策略下的发酵进程，提前预测潜在风险。例如，当模型检测到温度波动可能引发代谢途径切换时，会迅速自动触发补偿机制，通过调节加热或冷却设备，维持代谢流的稳定，确保发酵过程按预期进行。

### 2. pH值参数的动态平衡

pH值对微生物膜通透性与酶活性有着直接影响，进而决定发酵效果。人工智能运用多传感器融合技术，实时、精准地监测pH值及其变化速率，并结合代谢物浓度数据，深入判断pH波动的根源。机器学习算法具备强大的区分能力，能够准确分辨生理性pH变化与异常波动。对于生理性pH变化，系统通过补料策略自动调节，如补充酸碱溶液来维持pH稳定。而对于异常波动，则立即触发警报并启动应急控制。例如，当模型识别到pH下降是由有机酸积累引起时，会自动调整补糖速率，减少酸的进一步产生；若检测到染菌导致的pH异常，系统会毫不犹豫地立即启动灭菌程序，这种分级响应机制极大地提升了pH控制的鲁棒性。

### 3. 溶解氧参数的精准供给

溶解氧对于好氧发酵而言，堪称“生命线”。人工智能通过构建溶氧-搅拌-通气耦合模型，实现了溶氧的动态精准平衡。模型根据菌体耗氧速率精准预测溶氧需求，进而自动调整搅拌速度与通气量。当溶氧低于临界值时，系统会优先增加搅拌速度，以提升传质效率，确保菌体获得足够的氧气。若搅拌速度已达到上限，仍无法满足溶氧需求，则会通过提高通气压力来补充氧气。数字孪生技术再次发挥优势，它能够模拟不同溶氧策略下的菌体生长曲线，为优化供氧策略提供科学依据。例如，在产物合成期，模型通过微调溶氧水平，激活特定的代谢途径，从而提高目标产物的比例<sup>[1]</sup>。

### 4. 搅拌参数的能效优化

搅拌速度不仅影响溶氧传递，还会产生剪切力，对菌体造成影响。人工智能借助流场仿真技术，深入分析搅拌桨产生的剪切力分布情况，并结合菌体形态数据，优化搅拌策略。对于丝状菌发酵，模型会通过降低搅拌速度来减少菌丝断裂，同时巧妙调整通气方式以维持溶

氧水平。而对于细菌发酵，则会通过提高搅拌速度来增强混合效果，促进营养物质的均匀分布。能量管理算法能够动态调整搅拌功率，在充分满足溶氧需求的前提下，最大限度地降低能耗。例如，当菌体浓度达到阈值时，模型会自动降低搅拌速度，减少不必要的能量消耗，实现节能与发酵效果的双重优化。

## 三、质量稳定性管理的人工智能赋能

### 1. 实时质量监测体系的构建

传统质量检测主要依赖离线分析，这种方式存在明显的滞后性，无法及时反映发酵过程中的质量变化。人工智能通过集成光谱分析、质谱检测与机器视觉技术，构建了先进的在线质量监测网络。拉曼光谱仪能够实时、准确地检测底物与产物浓度，为发酵过程的物质转化提供实时数据。质谱仪则可以对代谢物组成进行详细分析，深入了解微生物的代谢途径。机器视觉系统能够实时监测菌体形态与发酵液状态，如菌体的大小、形状以及发酵液的浑浊度等。多模态数据融合算法将不同传感器的信息进行高效整合，生成质量指标的综合评估。例如，当光谱数据与机器视觉数据同时显示异常时，模型可以迅速、准确地定位质量波动源头，为后续的控制策略提供有力依据。

### 2. 异常工况的智能预警与诊断

发酵过程中，异常工况如染菌、代谢抑制等，一旦发生，可能导致质量崩塌，给企业带来巨大损失。人工智能通过构建异常检测模型，实现了对异常工况的早期预警。模型基于大量的历史故障数据进行训练，能够识别出微小的参数偏离，提前发现潜在问题。当检测到异常时，深度学习算法会通过因果推理精准定位故障根源。例如，若pH值与溶氧同时出现异常，模型可以推断为染菌事件，并及时建议采取灭菌措施；若仅溶氧下降，则可能为设备故障，需检查通气系统。这种精准诊断大大减少了误判的可能性，有效缩短了故障响应时间，提高了发酵过程的稳定性和可靠性。

### 3. 质量波动补偿的动态调整

质量波动补偿需要在保证稳定性的同时，兼顾经济性。人工智能通过模型预测控制技术，实现了补偿策略的动态优化。当质量指标偏离目标范围时，模型会根据波动幅度与持续时间，智能选择合适的补偿方式。对于轻微波动，通过调整补料速率或通气量进行微调，以最小的成本恢复质量稳定。对于严重波动，则启动紧急控制程序，如改变温度轨迹或添加抑制剂等。强化学习算

法会对不同补偿策略的长期效果进行评估，选择最优方案。例如，在产物浓度波动时，模型会通过比较补料调整与温度调整的成本效益，确定最佳控制路径，确保在保证质量的前提下，实现经济效益的最大化<sup>[2]</sup>。

#### 四、人工智能驱动的发酵工艺智能化升级路径

##### 1. 数据基础设施的完善

在生物发醇工艺智能化升级的进程中，高质量的数据是核心驱动力。企业必须着力构建覆盖原料特性、工艺参数、质量指标全流程的全链条数据库。这不仅需要将分散的分布式控制系统（DCS）所记录的生产过程实时数据、实验室信息管理系统（LIMS）中的实验与检测数据，以及质量检测部门反馈的成品质量数据进行全面整合，还需确保数据来源的可靠性与一致性。数据清洗与标注技术如同数据处理的“清洁工”与“标注员”，能有效剔除数据中的噪声干扰和错误信息，显著提升数据的可用性与准确性。特征工程算法则如同“数据炼金师”，能从海量繁杂的数据中精准提取关键参数。以温度数据为例，通过时序分解算法，可将温度数据中的长期趋势项与短期波动项清晰分离，让模型精准捕捉温度变化规律，为模型训练提供精准输入，进而大幅提升模型的预测准确性。

##### 2. 模型开发与验证体系

模型开发是发醇工艺智能化升级的关键环节，必须遵循科学、严谨的“小试-中试-工业化”验证路径。在小试阶段，研究人员借助历史数据训练基础模型，为后续优化搭建初始框架，此时模型如同初出茅庐的学徒，初步掌握数据规律。进入中试阶段，模型开始接触实际生产中的实时数据，如同学徒进入实践阶段，结合实时数据对模型结构进行优化调整，使其更好地适应实际生产环境的复杂性与动态性。到了工业化阶段，模型如同经验丰富的工匠，持续更新参数，紧跟生产过程的变化。交叉验证技术则如同严格的质检员，评估模型的泛化能力，避免模型过拟合。例如，采用留一法对模型在不同批次数据上的预测精度进行多次验证，如同对产品进行多轮质量检测，确保模型在动态多变的生产环境中保持稳定性和可靠性，为发醇工艺智能化升级筑牢技术根基。

##### 3. 人机协同控制模式的建立

智能化发展并非要完全取代人工，人机协同控制模

式才是生物发醇工艺的未来走向。通过明确界定决策边界，实现人工智能与操作人员的优势互补。模型如同不知疲倦的“智能助手”，负责常规参数的自动调节，凭借强大的计算能力和快速的数据处理速度，根据实时数据迅速、精准地做出调整，有效提高生产效率。而操作人员则如同经验丰富的“指挥官”，凭借多年积累的丰富经验和专业知识，专注于处理异常工况和做出战略决策，应对模型无法处理的复杂突发情况。可解释性AI技术如同“翻译官”，能生成控制逻辑的直观解释，让操作人员清晰了解模型的决策依据，增强操作人员对系统的信任。例如，当模型建议调整补料策略时，会同步显示调整依据与预期效果，如同为操作人员提供一份详细的决策指南，辅助其做出更加科学、合理的决策，实现人机的高效协作<sup>[3]</sup>。

#### 结语

本研究围绕生物发醇过程的智能化改造需求，构建了覆盖参数优化、质量监控与系统升级的完整技术方案。实践证明，人工智能技术的深度嵌入显著改善了传统控制的时空局限性，通过多模态数据融合与因果推理机制，实现了工艺条件的动态适配与异常事件的快速处置。尤其在多目标权衡方面，所提出的层次化优化架构突破了单一指标约束，为企业降本增效提供了可行路径。未来工作需进一步强化模型泛化能力，针对不同菌种特性开展定制化训练，同时完善人机交互界面设计，促进技术成果落地转化。该研究不仅为发醇行业数字化转型提供了方法论指导，也为其他复杂生化过程的智能管控积累了实践经验。

#### 参考文献

- [1] 夏建业, 龙东娇, 陈敏, 等. 智能生物制造之发醇过程优化: 在线检测、人工智能与数字孪生技术[J]. 生物工程学报, 2025, 41(03): 1179-1196.
- [2] 夏建业, 刘晶, 庄英萍. 人工智能时代发醇优化与放大技术的机遇与挑战[J]. 生物工程学报, 2022, 38(11): 4180-4199.
- [3] 丁健. 基于人工智能和代谢调控的典型好氧发醇过程在线控制和故障诊断[D]. 江南大学, 2014.