

# 基于 Dify 的焓差实验室压缩机 人工智能选型系统设计与实现

李强荣<sup>1</sup>, 杨子衍<sup>2</sup>, 韦远鹏<sup>1</sup>, 戴志博<sup>3</sup>, 沈秀琳<sup>3</sup>

(1. 珠海精实测控技术股份有限公司, 广东 珠海 519000;

2. 广州科骏科技有限公司, 广东 广州 511440;

3. 广东开尔文智能科技有限公司, 广东 珠海 519000)

**摘要** 自然语言处理技术与大型语言模型 (Large Language Model, LLM) 的飞速发展, 为技术需求提取带来了全新契机。针对焓差实验室压缩机选型过程中存在的需求提取繁琐、计算复杂等痛点, 本研究基于 Dify 平台设计并实现了一套智能选型系统。利用 LLM 的信息提取能力, 系统创新性地采用 C# 服务构建计算模型, 结合 Dify 的 AI 解析与文本生成能力, 构建了覆盖需求解析、参数计算、选型决策等环节的全流程智能化方案。研究表明: 人工智能需深度耦合专业领域知识, 对话式交互需强化参数校验机制, 动态剪枝算法可有效解决组合爆炸问题, 为焓差实验室设备智能化选型及智能售前方案提供了可参考的技术框架。

**关键词** 大语言模型; 焓差实验室; AI 选型; Dify; C# 服务

**中图分类号** TP18

**文献标志码** A

**DOI** 10.3969/j.issn.2097-3365.2025.31.006

## 0 引言

大语言模型 (LLM) 是基于海量数据训练的深度学习系统, 具备文本生成、语义理解与逻辑推理等能力。DeepSeek 作为国产 LLM 的代表, 通过混合专家架构 (MoE) 和强化学习优化, 以极低的推理成本实现高性能突破, 显著降低了 AI 技术的应用门槛。本研究创新性融合 Dify 平台的 LLM 编排能力与专业计算引擎, 构建“需求解析—参数优化—能力计算—方案决策”的智能闭环系统, 融合 Dify 平台、热力学模型、组合优化算法三项关键技术。此后不久, 国内外涌现了很多经济且高效的 LLM, 为利用 LLM 实现压缩机选型智能化提供了新的契机<sup>[1]</sup>。

## 1 大语言模型

LLM 是基于 Transformer 神经网络架构的深度学习模型, 通过海量数据进行预训练, 学习语言的统计规律与语义关联, 从而具备文本生成、语言理解、逻辑推理等能力<sup>[2]</sup>。其核心技术包括预训练—微调范式、自注意力机制、和规模效应。

## 2 焓差实验室压缩机智能选型系统总体设计

本系统旨在充分发挥 LLM 强大的信息提取和自然语言生成能力, 并融合多种先进技术, 实现高质量、高效率的智能选型方案生成。

### 2.1 需求分析

对于焓差实验室压缩机智能选型系统而言, 全面准确地理解场景需求是系统设计和实现的基础前提。系统需具备暖通、制冷、焓差实验室设计等垂直领域的相关专业知识, 能快速准确地理解用户需求文件的内容, 并从中提取参数, 再进行完整性判断。通过工具调用进行计算后返回选型结果, 并进行选型方案的解读和文本生成<sup>[3]</sup>。

### 2.2 整体方案设计

通过提示词将任务拆解、多次生成并汇总结果, 以降低 LLM 解决问题的复杂度; 通过知识库的构建、学习、检索与问答能力, 来提升新知识学习的便捷性; 通过构建流畅、可靠的对话式任务平台, 完成压缩机选型方案的生成任务。系统整体架构分为知识库模块、对话生成模块两个部分。知识库模块负责知识库的管理、提供文本向量化存储与检索的能力; 对话生成模块则集成了基于 LLM 的专家系统, 并融合知识库等多种 AI 能力, 提供智能化的方案生成服务。结合对话与模型链路对知识库中的知识的检索与调用, 将知识与对话上下文结合输入 LLM 中, 增强系统的生成能力。

### 2.3 知识库设计

Dify 上的知识库功能将 RAG 管线上的各环节可视化, 提供了一套简单易用的用户界面, 方便应用构建者

管理个人或者团队的知识库，并能够快速集成至 AI 应用中。LLM 接收到用户的问题后，将首先基于关键词在知识库内检索内容。知识库将根据关键词，召回相关度排名较高的内容区块，向 LLM 提供关键上下文以辅助其生成更加精准的回答。本应用知识库采用高质量索引模式，Embedding 模型为“nomic-embed-text”，检索设置为混合检索。在召回设定为 Top K 等于 2，Score 阈值为 0.6 时，召回测试基本无误。

## 2.4 系统架构设计

根据分层设计原则，架构设计分为表现层(Presentation Layer)、应用层/业务逻辑层(Application Layer)和数据与服务层(Data&Service Layer)三个层次，旨在面向用户提供智能化服务。采用 C# 计算服务与 Dify 平台协同的架构，通过 Schema 进行分层解耦，提高系统的可靠性、可维护性和灵活性<sup>[4]</sup>。

1. 表现层：负责用户交互和视觉呈现，是用户与系统的直接接口，提供文件上传、基础参数填写、结果显示等功能。

2. 应用层/业务逻辑层：系统的核心“大脑”，处理所有业务逻辑、流程控制和决策。

3. 协调中心(Dify Agent)：作为中控单元，接收用户请求，调用文件解析模块，判断参数完备性，发起追问，并最终通过工具调用代理请求计算服务。

4. 文件解析与参数提取模块：利用 Dify 的 RAG 能力，解析用户上传的文档，从非结构化文本中提取关键参数，并结构化输出。

5. 工具调用代理(Tool Agent)：是 Dify Agent 与底层计算服务之间的“桥梁”。它将 Agent 下发的自然语言指令转换为对 C# 计算服务的标准 API 调用。

6. 数据与服务层：提供数据持久化、存储和核心计算能力。

7. C# 计算服务：封装了所有核心算法。接收结构化参数后，按流程执行热负荷计算、组合生成、优化剪枝、多工况校核和排序等任务。

8. 压缩机产品数据库：存储所有压缩机的型号、规格、性能曲线等静态数据，供 C# 计算服务查询和调用。

9. Dify 知识库：存储用于文件解析和参数提取的领域知识、技术文档和规则，支撑应用层的决策。

## 3 焓差实验室压缩机智能选型系统实现

### 3.1 系统功能

1. 需求解析层。Agent 解析用户上传的 Word/PDF 需求文件或交互信息，解析并提取参数，提取的参数包括房间的长、宽、高，聚氨酯库板、房间钢结构支撑、铜管等材料的相关参数、目标降温时间等。

2. 协议模型层与交互数据层。Schema 规范化约束 Agent 的输出并提供接口的定义。

3. 计算服务层。C# 服务核心算法，包括：(1) 热量需求计算：基于实验室体积和其他材料相关参数与目标降温温差  $\Delta t$ ，计算所需热量： $Q = \rho \cdot V \cdot C \cdot \Delta t$  ( $\rho$  为密度， $\text{kg}/\text{m}^3$ ； $V$  为体积， $\text{m}^3$ ， $C$  为比热容， $\text{J}/(\text{kg} \cdot \text{K})$ ； $\Delta t$  为降温温差， $^{\circ}\text{C}$ )。房间降温  $\Delta t$  需要的总能量  $Q_{\Delta t}$ ： $Q_{\Delta t} = Q_{\text{聚氨酯库板}} + Q_{\text{空气}} + Q_{\text{库板彩钢板}} + Q_{\text{房间钢结构支撑}} + Q_{\text{空调柜及样机钢材}} + Q_{\text{铜管}}$ ，根据实际制冷量及降温所需的总能量，计算出工况分段的降温时间<sup>[5]</sup>。(2) 压缩机组合筛选：从 SQLite3 数据库提取 2000+ 压缩机型号，通过动态规划剪枝无效组合。(3) 工况验证：对制冷工况的额定制冷、凝露及制热工况中的额定制热、低温制冷(空载)进行室内/外侧工况验证。

4. AI 决策层。Dify 调用混合模型生成压缩机选型方案，并输出压缩机的主要参数以及当前压缩机组合在各个工况分段的房间负荷、制冷量、功率、降温时间的结构化数据。

5. 交互反馈层。用户可通过 Web 界面调整参数或条件限制，触发实时重计算。

### 3.2 关键技术实现

1. 混合计算模型设计。将 LLM 集成至已有业务，通过引入 LLM 增强现有应用的能力，接入 Dify 的 RESTful API 从而实现 Prompt 与业务代码的解耦，在 Dify 的管理界面用于跟踪数据、成本和用量，持续改进应用效果<sup>[6]</sup>。通过多模型调试的结果对比，在满足模型运行需求的硬件条件下，最终确定选用 Qwen/Qwen3-32B 大模型。

2. Dify 提示词编排。系统提示词详见图 1。

3. C# 服务的实现。压缩机选型接口代码实现：

```
public IActionResult AutoCompressorSelection([FromBody] InputData _inData)
{
    if (!InputData.IsValidParameters(_inData)) // 参数校验
        return Json(new { status = 400 });
    _inData.TimeLimit ??= 3; // 默认超时 3 小时

    var autoPlan = new AutoPlan { inData = _inData };
    autoPlan.AutoSelect(); // 调用选型算法
    var account = new Account(); // 工况校核(区分内外室)
```

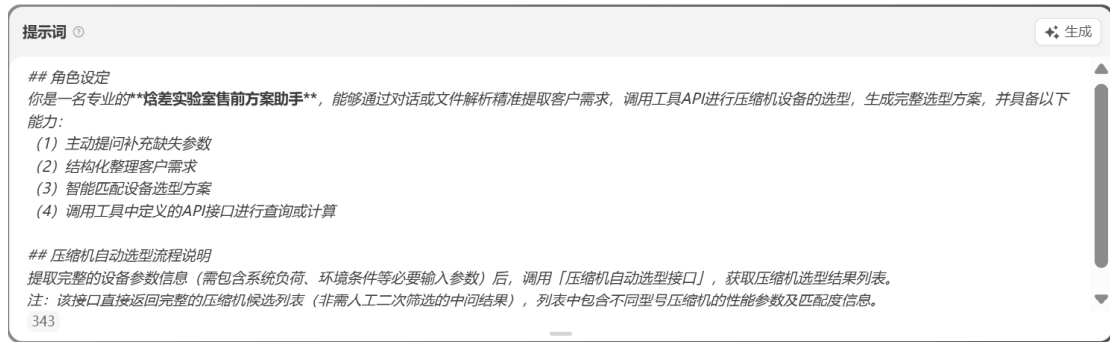


图 1 Agent 提示词编排

```
account.AutoAccount(_inData.RoomSide.
Contains(“内”) ? “INSIDE” : “OUTSIDE”);
return Json(new { status = 200, data =
autoPlan.outData });
}
压缩机组合筛选核心算法代码实现:
List<Compressor> FilterCompressors
(Compressor[] candidates, double requiredPower)
{
    var validCombinations = new List<List<
Compressor>>();
    foreach (var combo in Combinatorics.Gen
erateCombinations(candidates, 2))
    {
        double totalPower = combo.Sum(c =>
c.Power);
        if (totalPower >= requiredPower *
0.8 && totalPower <= requiredPower * 1.2)
        {
            validCombinations.Add(combo);
        }
    }
    return validCombinations.OrderBy(c =>
CalculateEnergyCost(c)).ToList();
}
```

### 3.3 硬件与数据配置

开发环境核心硬件配置清单详见表 1，关键技术架构与工具组成详见表 2。

## 4 焓差实验室压缩机智能选型系统应用验证与分析

### 4.1 测试场景

压缩机智能选型过程系统测试界面如图 2 所示。经过测试对比焓差实验室压缩机选型系统进行选

型比传统压缩机选型在效率上有着明显的提升，测试结果对照表如表 3 所示。

表 1 开发环境核心硬件配置清单

硬件	型号 / 规格	关键参数
CPU	13th Gen Intel(R) Core(TM) i7-13700KF	3.40 GHz
内存	金士顿 DDR4 3200MHz 32G * 2	64 GB
硬盘	Samsung SSD 980	1 TB
显卡	NVIDIA GeForce RTX 4090	24 GB

表 2 关键技术架构与工具组成

组件	技术 / 工具	关键配置 / 参数
C# 服务	Visual Studio 2022	MathNet.Numerics 库 / 并行计算
数据存储	SQLite3	压缩机参数库 (2000+ 型号)
AI 交互层	Dify v1.6.2	Schema 规范校验 API
接口协议	RESTful API	平均请求响应时间 < 200 ms

表 3 测试结果对照表

实验室匹数	制冷量	传统选型	AI 选型
3HP	1 000 ~ 8 000 W	3.5H	0.5H
6HP	2 000 ~ 14 000 W	4.2H	0.5H
8HP	1 000 ~ 22 000 W	4.2H	0.5H
10HP	1 000 ~ 28 000 W	4.6H	0.5H

### 4.2 经验总结

1. 成功经验。本研究通过融合多领域技术框架与工程化实践，在焓差实验室压缩机智能选型系统的开发中取得以下核心突破：（1）混合计算模型实现物理规律与数据驱动的深度协同；（2）分层解耦架构提升

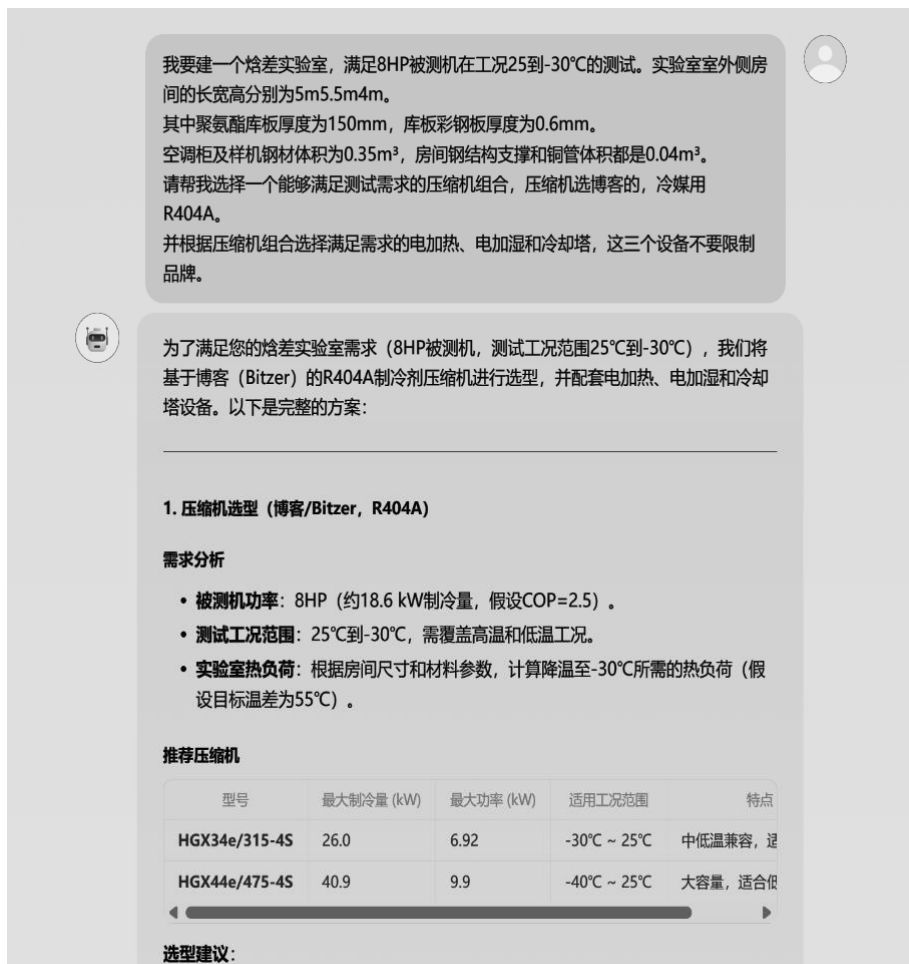


图 2 压缩机智能选型过程系统测试界面

系统可靠性与扩展性；（3）动态剪枝策略破解组合爆炸难题；（4）知识增强机制保障专业领域精准性。

2. 改进方向。作为行业首例Dify+C#的落地实践，本项目揭示了AI工程化的隐性挑战：LLM调用延迟及思考过程的时间消耗对实时交互体验的制约；而C#在浮点运算中的稳定性优势则印证了传统工程语言在核心计算层的不可替代性。这种技术碰撞本质上重构了制冷设备选型的逻辑内核——从精确计算的确定性范式转向模糊决策引导下的精确验证范式，既需拥抱LLM的创造性推理，又必须锚定物理规律的刚性约束。

## 5 结束语

本研究通过融合大语言模型与专业计算引擎，成功构建了基于Dify平台的焓差实验室压缩机智能选型系统。这一创新体系标志着制冷设备选型领域从经验驱动向数据智能驱动的范式跃迁，为垂直领域大模型工程化提供了可参考的技术范式。随着国产模型的崛

起，Dify+C#的融合架构证明：以LLM为智能交互入口，以专业计算引擎为物理规律锚点，通过严格的分层解耦实现技术异构系统的协同进化，是人工智能在工业场景落地的核心方法论。

## 参考文献：

- [1] 赵正. 基于LLM的投标技术方案生成方法与系统[D]. 北京：北京交通大学, 2024.
- [2] 梁明轩, 王石, 朱俊武, 等. 知识增强的自然语言生成研究综述[J]. 计算机科学, 2023, 50(S1): 11-18.
- [3] 同[2].
- [4] 戴岳, 李金波. 基于VB.NET的活塞式压缩机选型软件的开发[J]. 石油化工设计, 2023, 40(03): 45-50.
- [5] 中国制冷空调工业协会. 中国制冷空调产业发展白皮书(2024)[R]. 北京：中国制冷工业协会, 2025.
- [6] 郭永刚, 高彦, 李智. 天然气压缩机自动控制系统设计研究[J]. 设备管理与维修, 2024(22): 44-46.