



同濟大學

TONGJI UNIVERSITY

硕士学位论文

## 轨道交通空调系统故障诊断

姓 名：戴明坤

学 号：1830253

所在院系：机械与能源工程学院

学科门类：工学

学科专业：供热、供燃气、通风及空调工程

指导教师：许鹏 教授

二〇二一年三月





同濟大學  
TONGJI UNIVERSITY

A dissertation submitted to

Tongji University in conformity with the requirements for  
the degree of Master of Engineering

**Fault detection and diagnosis of air-  
conditioning systems in rail vehicles**

Candidate: Dai Mingkun

Student Number: 1830253

School/Department: School of Mechanical Engineering

Discipline: Engineering

Major: Heating, Ventilation and Air Conditioning

Supervisor: Prof. Xu Peng

March, 2021



## 学位论文版权使用授权书

本人完全了解同济大学关于收集、保存、使用学位论文的规定，同意如下各项内容：按照学校要求提交学位论文的印刷本和电子版本；学校有权保存学位论文的印刷本和电子版，并采用影印、缩印、扫描、数字化或其它手段保存论文；学校有权提供目录检索以及提供本学位论文全文或者部分的阅览服务；学校有权按有关规定向国家有关部门或者机构送交论文的复印件和电子版；在不以赢利为目的的前提下，学校可以适当复制论文的部分或全部内容用于学术活动。

学位论文作者签名：

年 月 日



## 同济大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：所提交的学位论文，是本人在导师指导下，进行研究工作所取得的成果。除文中已经注明引用的内容外，本学位论文的研究成果不包含任何他人创作的、已公开发表或者没有公开发表的作品的内容。对本论文所涉及的研究工作做出贡献的其他个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本学位论文原创性声明的法律责任由本人承担。

学位论文作者签名：

年 月 日





## 摘要

轨道列车是人们出行最为重要的交通方式之一,列车内部属于一个封闭的环境,为了提高乘客在列车内的舒适性,空调系统已经成为轨道列车必不可少的一部分。由于车内人员密度大,停留时间长,为了满足车内人员的舒适性就必须要保证空调系统健康运行,本文研究内容为轨道列车空调系统故障诊断,开发出了一套适用于轨道列车空调系统典型故障的诊断方法,可以实现故障自动检测及诊断流程,利于列车维修人员及时排查空调故障,避免故障恶化,提升空调运行稳定性,保持空调系统运行健康性,从而维持轨道列车乘客的热舒适状态。

首先,本文对列车空调系统进行了概述,包括其特点、结构以及工作原理。结合蒸汽压缩式制冷循环原理,基于 AMESim 软件以某轨交列车空调系统为模板,搭建了轨道列车空调系统仿真平台并验证了其准确性。

接着,本文对列车空调系统常见故障进行了全面的总结分析,结合前述轨道列车空调系统仿真模型,完善了模型控制部件,模拟了空调系统正常工况的运行状态,并选取了四种典型故障进行模拟仿真,采集相应的故障数据,并对参数表征进行了详尽分析,最后对仿真结果进行了汇总。

之后,本文针对列车空调系统典型故障提出了一套完备的故障诊断方案,包括故障检测,故障诊断和故障等级评估三个部分。采用基于过程数据的故障检测方案,利用 PCA 主成分分析法进行降维处理,根据特征统计量实现故障检测。采用基于 DAG-SVM 的多分类支持向量机故障诊断方案,通过调整模型参数取值,可以实现最优故障诊断结果。采用基于关联分析的物元可拓模型方案,通过明确各故障表征指标的经典域和节域,计算综合关联度判定故障严重等级。针对前述故障数据集,本文提出的一套算法表现出了较好应用性。

最后,本文构建了整体性能劣化评估指标全面地对列车空调系统整体性能劣化的影响进行评估,开发了一套基于融合算法的列车空调系统故障检测及诊断的软件平台,基于 C#语言编写了相关数据采集软件,基于 MATLAB 的 APP Design 模块开发了针对轨道列车空调系统的故障诊断软件,该软件集成了前述一套完备的故障诊断算法,可通过对空调系统相关运行数据进行分析,监控空调系统运行状态,对可能发生的故障实现检测和诊断,便于实际应用过程中为列车运维工作人员提供了技术支持。

**关键词:** 轨道列车, 空调系统, 仿真模拟, 故障诊断



## ABSTRACT

The rail vehicle is one of the most important transportation ways for people to travel. The interior environment of the rail vehicle is closed and in order to improve the comfort of passengers, the air conditioning system has become an essential part of the rail vehicle. Due to the high density of passengers and people's long indoor staying time, it is necessary to ensure the healthy operation of the air conditioning system to meet the comfort of the people in the rail vehicle. The research content of this paper is fault detection and diagnosis of air conditioning systems in rail vehicles. A set of fault detection and diagnosis methods suitable for rail vehicles' air conditioning systems has been developed. The methods can realize the automatic fault detection and diagnosis process, which is beneficial for the maintenance personnels to troubleshoot the air conditioning system's fault in time, avoid the deterioration, improve the stability of the air conditioning system's operation, and maintain the health of the air conditioning system, thereby maintaining the thermal comfort of the passengers.

First, this dissertation gives an overview of the rail vehicle's air conditioning system, including its characteristics, structure and working principle. Combining the principle of vapor compression refrigeration cycle, taking a real rail vehicle's air conditioning system as a template, a virtual simulation platform is built based on the AMESim and its accuracy is verified.

Next, the dissertation makes a comprehensive summary and analyzes the common faults of the rail vehicles' air conditioning systems. Control components are introduced into the simulation platform built before, the operating statuses of the air conditioning system under normal conditions together with four typical faults are simulated and the corresponding fault's data is collected. The parameter characterization is analyzed in detail and finally the simulation results are summarized.

After that, the dissertation proposes a complete fault diagnosis methodology for the typical faults of the rail vehicles' air conditioning systems. The methodology includes three parts: fault detection, fault diagnosis and fault evaluation. The fault detection scheme is based on process data and the principal component analysis (PCA) method is used for dimensionality reduction, the fault detection is realized according to the feature statistics. The fault diagnosis scheme is based on the DAG-SVM method,

the optimal fault diagnosis result can be achieved by adjusting the value of the model's parameters. The fault evaluation scheme is based on extension model theory, which is used to determine the severity of the fault by clarifying the classical domain and the node domain of each fault's characterization index, and calculating the comprehensive correlation degree. The algorithms proposed in this dissertation show good applicability in the simulated fault data set.

Finally, this dissertation constructs an overall performance degradation evaluation index to comprehensively evaluate the impact of the overall performance degradation of the rail vehicle's air conditioning system. The dissertation develops a set of fusion-algorithm based fault detection and diagnosis software platform. The data collection software is based on the C# language and the fault diagnosis software for the rail vehicle's air conditioning system is based on the APP Design module of MATLAB. The software integrates the fault detection and diagnosis algorithms. It can monitor the operating status of the air conditioning system by analyzing the relevant operating data, detect and diagnose possible faults, and finally provide technical support for the rail vehicle's operation and maintenance staff in the actual application process.

**Key Words:** rail vehicle, air conditioning system, simulation, fault detection and diagnosis

## 目录

第 1 章 引言.....	1
1.1 研究背景及意义.....	1
1.1.1 研究背景.....	1
1.1.2 研究意义.....	2
1.2 国内外相关文献综述.....	3
1.2.1 国外文献综述.....	3
1.2.2 国内文献综述.....	5
1.2.3 小结.....	6
1.3 本文研究内容.....	7
第 2 章 列车空调系统建模仿真平台.....	9
2.1 列车空调系统概述.....	9
2.1.1 空调特点.....	9
2.1.2 空调结构.....	10
2.1.3 工作原理.....	11
2.2 模型搭建.....	12
2.2.1 建模仿真平台.....	12
2.2.2 压缩机模型.....	13
2.2.3 换热器模型.....	16
2.2.4 节流装置模型.....	22
2.3 模型验证.....	25
2.4 本章小结.....	29
第 3 章 列车空调系统典型故障分析.....	30
3.1 列车空调系统常见故障分析.....	30
3.2 典型故障仿真及特征分析.....	31
3.2.1 正常工况.....	31
3.2.2 压缩机性能劣化.....	36
3.2.3 冷凝器换热劣化.....	40
3.2.4 蒸发器换热劣化.....	43
3.2.5 制冷剂泄漏.....	48
3.2.6 结果汇总.....	51

3.3 本章小结.....	53
第 4 章 列车空调系统故障诊断方案.....	54
4.1 基于过程数据的故障检测方案.....	54
4.1.1 理论基础.....	54
4.1.2 实际应用.....	56
4.2 基于数据挖掘的故障诊断方案.....	58
4.2.1 理论基础.....	58
4.2.2 实际应用.....	61
4.3 基于关联分析的故障等级评估方案.....	65
4.3.1 理论基础.....	65
4.3.2 实际应用.....	67
4.4 本章小结.....	70
第 5 章 列车空调系统整体性能评估.....	71
5.1 整体性能劣化评估方法.....	71
5.1.1 劣化评估指标.....	71
5.1.2 评估指标应用.....	74
5.2 相关软件平台开发.....	78
5.2.1 数据采集软件.....	78
5.2.2 故障诊断平台.....	84
5.3 本章小结.....	88
第 6 章 总结与展望.....	89
6.1 本文总结.....	89
6.2 主要贡献.....	90
6.3 局限性与展望.....	90
致谢.....	92
参考文献.....	93
个人简历、在读期间发表的学术论文及研究成果.....	97

## 第1章 引言

### 1.1 研究背景及意义

#### 1.1.1 研究背景

轨道列车是人们出行最为重要的交通方式之一，1825年，第一辆蒸汽式机车在英国试车成功，由此揭开了世界轨道交通发展的序幕。我国轨道交通行业在过去的几十年里取得了长足、迅猛的发展，随着科技的不断进步，除了传统的火车铁路系统，高速动车组、地铁、有轨电车等新型轨道交通形式也相继出现，极大地便利了人们的出行。以城市轨道交通为例，我国在过去几年里城市轨交运营线路不断增长（如图1.1所示），相关数据表明，截至2018年，中国城轨交通运营总里程数为5,761.4公里，排名位居全球第一<sup>[1]</sup>。

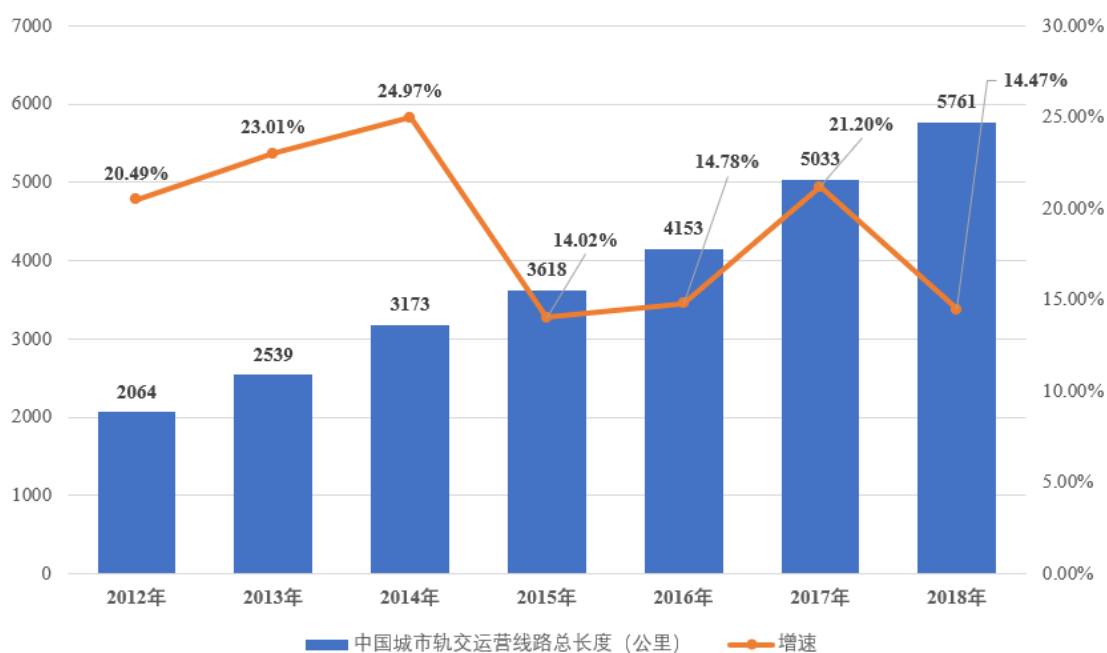


图 1.1 中国 2012-2018 年城市轨交运营线路总长度及增速变化<sup>[1]</sup>

随着能源危机日渐严峻，环保问题不断凸显，绿色轨道交通的出行模式在当下已经得到重视，未来也将大力推广。同时，随着我国高质量经济的发展以及先进工业化进程的加快，轨道交通行业的发展正处于欣欣向荣的阶段<sup>[1]</sup>，未来必将在我国以及全球开启快速发展的新篇章。

轨道列车的运行需要保持相对封闭的环境，而列车空调系统是改善车内热环

境和湿环境的重要手段，以此来保证列车内乘客的高舒适度需求，从而提高轨道列车的档次。早在 20 世纪 30 年代，铁路空调客车开始在一些工业发达的国家出现，至 50 年代已经较大范围地采用，到 60 年代则得到迅速发展，与此同时，轨道列车也在不断更新其空调与制冷系统的装置形式和用电方式<sup>[2]</sup>。我国从 19 世纪 50 年代开始生产空调轨道列车，但发展速度较慢，对于早期的轨道列车如铁路、地铁等车辆，其只设通风系统而没有空调系统。但随着我国铁路轨道网络的不断扩大，空调系统开始逐渐作为轨道交通装备行业中的一个重要组成部分进入轨道列车的安装空间。

《中国制造 2025 重点领域技术路线图》对我国轨道交通行业的装置设备提出了明确的目标，即到 2025 年，我国在轨道交通行业领域的装置设备制造产业需要形成完善以及可持续发展的创新体系，对于智能制造的模式应该大力推行，最终确保我国轨道交通行业的装备产品处于国际领先的水平<sup>[1]</sup>。现如今，空调制冷系统已经成为轨道列车上最不可或缺的设备之一，其智能化建设也必将成为相当重要的研究方向，如何保障列车空调系统在运行过程中制冷效果可靠同时设备性能健康，成为了轨道列车相关运维部门面临的一个挑战性问题。

### 1.1.2 研究意义

基于前文所述的研究背景，随着轨道交通行业不断发展，越来越多的人愿意主动选择乘坐轨道列车这种公共交通出行。列车内部属于一个封闭的环境，为了保证乘客在列车内的舒适性，空调系统已经成为轨道列车必不可少的一部分。由于车内人员密度大，停留时间长，为了满足车内人员的舒适性就必须要保证空调系统健康运行，但由于列车空调安装空间有限，使得维修人员现场监控较为困难，导致轨道列车因空调故障停运的情况时有发生，根据此前我国铁道部车辆局颁发的相关检修及运维规范，轨道列车根据时间年限采取不同程度的维修，即一年一小修，两年一中修，六年一大修<sup>[3]</sup>。在这个大背景下，我们暖通专业研究人员有必要对轨道列车空调系统故障模式进行研究，开发出针对轨道列车空调系统故障诊断的算法，从而能够对列车空调系统的相关故障进行及时有效的检测和诊断，方便维修人员及时处理，避免故障进一步恶化，导致空调制冷系统失效，车内热环境失控。

随着当下万物进入自动化、数据化以及智能化的发展模式。对于制冷空调系统，基于相关数据挖掘算法，通过分析大量制冷空调系统的历史运行数据，识别故障和异常运行模式，及时采取措施保障空调系统正常运行，目前看来是实现经济节能运行的一条具有深远意义的重要技术路线。



## 1.2 国内外相关文献综述

### 1.2.1 国外文献综述

有关故障诊断研究最早起源于航空、核工业、石油化工等国防安全领域，在这些领域，故障诊断技术的研究起步较早，历史较为悠久，并且早已发展成熟<sup>[4]</sup>。相比之下，故障诊断技术应用于暖通空调领域起步较晚，20 世纪 80 年代末，Mckellar<sup>[5]</sup>和 Stallard<sup>[6]</sup>将 FDD (Fault Detection and Diagnostics)，即故障检测及诊断技术，应用于蒸气压缩制冷设备，由此揭开暖通空调领域自动故障诊断研究的序幕。在过去的 30 年里，国内外大量暖通空调领域的机构组织协同一大批专家学者们对故障诊断技术进行了研究。欧洲方面，国际能源署 (IEA) 此前签署了一系列与故障诊断技术相关的子课题，如 Annex25<sup>[7]</sup>课题研究了应用于建筑暖通空调系统优化、故障检测以及故障诊断的实时动态模拟技术，之后的 Annex34<sup>[8]</sup>课题研究了应用于实际楼宇暖通空调系统的故障诊断技术。美国方面，供暖、制冷与空调工程师协会 (ASHRAE) 也较早地投入到空调系统故障诊断方面的研究，其中最为著名的当属 RP-1043 项目<sup>[9]</sup>，该项目实验对象为 90 冷吨的离心式冷水机组，通过人为引入各种故障工况（如制冷剂泄漏，冷凝器结垢等）构建了较为完整的冷水机组故障诊断数据库，该数据库在过去的 20 年里不断被后人采用进行 FDD 相关研究。此外，香港理工大学王盛卫教授团队在故障诊断领域做了相当多的研究工作<sup>[10-12]</sup>。暖通空调领域的故障诊断方法通常可分为 3 类<sup>[4]</sup>（如图 1.2 所示）：基于定性模型的方法，基于定量模型的方法，基于历史数据的方法。

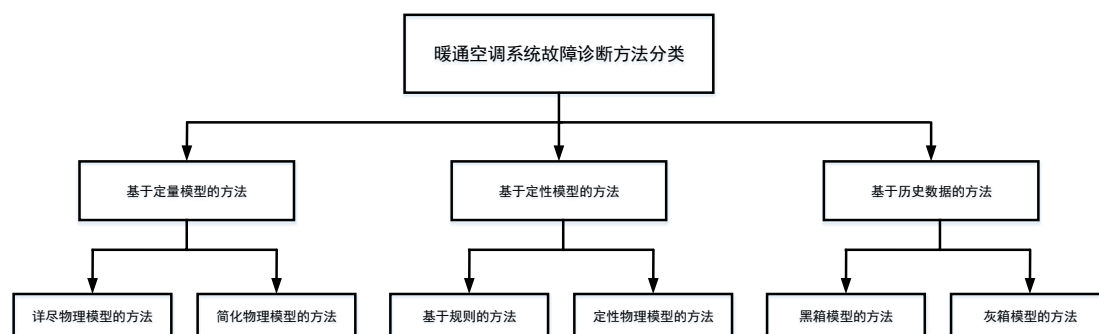


图 1.2 暖通空调领域故障诊断方法分类

基于定性模型的方法通过建立系统输入和输出的定性关系式或者知识库，从而分析空调设备部件的运行状态实现故障诊断，其中使用范围最广的为基于规则的方法。Jeffrey 等人<sup>[13]</sup>基于一系列专家规则对全空气空调系统进行性能评估，其提炼出来的规则简单明了，故障诊断工具通过传感器数据和控制信号即可应用于商业建筑的楼宇自控系统。Hooncheul 等人<sup>[14]</sup>同样也开发了一套应用于 AHU 系

统的故障诊断算法,其内核为专家知识,并且他们通过引入对实验台引入相关故障对其开发的故障诊断算法进行了验证。

基于定量模型的方法则是通过建立空调系统的物理模型,基于质量守恒、能量守恒等原理建立系统输入和输出的物理关联式,从而完成模型解析实现故障诊断,根据建立模型的复杂程度,可以分为详尽物理模型方法和简化物理模型方法。对于前者, Satyam 等人<sup>[15]</sup>基于相关原理对于中央空调的冷机系统建立了详尽的动态模型并通过了实验验证,该详尽的物理模型可用于开发空调系统的反馈控制器以及故障诊断研究。对于后者,美国劳伦斯伯克利实验室的 Wang 等人<sup>[16]</sup>为基于定量模型的故障诊断方法建立了简化的冷盘管模型。Zhao 等人<sup>[17]</sup>基于冷机运行数据建立了简化的物理模型,并将其应用于暖通空调系统设备的故障诊断,其研究结果表明该方法具有较好的实用性和方便性。

基于历史数据的方法近来成为研究热点,吸引了大量专家学者的关注。该方法的优势在于不需要建立错综复杂、耦合度高的物理模型,也不依赖于大量的专家知识,而是通过构建灰箱或者黑箱模型建立系统输入和输出的关系。另一方面,随着计算机领域相关智能技术的发展,大量智能算法相继涌现,这也为基于历史数据的故障诊断方法注入活力,其中主要包括主元分析法<sup>[18, 19]</sup> (PCA), 人工神经网络<sup>[20, 21]</sup> (ANN), 支持向量机<sup>[22, 23]</sup> (SVM), 贝叶斯网络<sup>[24, 25]</sup> (BN) 等。总的来说,过去 30 年里,专家学者们对故障诊断的研究方法大都大都可以归类于 3 种方法之一,或是多种方法<sup>[26, 27]</sup>的结合。

对于本文所研究的轨道列车空调系统,其机组设备遵循典型的蒸汽压缩式制冷循环原理,国外很早就有相关学者对该系统进行仿真建模,并将其提出的模型应用于故障诊断研究,主要建模思路在于分解制冷循环四大件,即压缩机,冷凝器,蒸发器,节流装置,根据制冷剂流经各个部件的物理原理分别建立子模型,最后对模型方程联立求解组成整个系统的模型,从而结合相关故障诊断方法进行研究<sup>[28, 29]</sup>。Li 等人<sup>[30]</sup>对轨道交通车辆的空调系统进行了完整的数值模拟研究,Dullinger 等人<sup>[31]</sup>也对轨道交通车辆的 HVAC 系统进行了建模仿真用以计算其能耗。对于轨道列车上空调机组这种蒸汽压缩式制冷循环系统,相关的故障诊断研究也是暖通空调领域最早的故障诊断研究。

安藤正纯<sup>[32]</sup>通过观测制冷系统的压力和温度,借助制冷工质的压焓图,分析研究了铁路客车制冷系统故障发生的原因及其对制冷能力的影响,其研究的故障包括制冷剂泄漏、空气过滤器脏堵以及冷凝器孔隙堵塞。

Wagner 和 Shoureshi<sup>[33]</sup>使用动态非线性参数估计的方法生成相关参数(压缩机温度、压缩机耗功、冷凝温度)当前值与预期值的残差,从而实现故障诊断。

Rossi 和 Braun<sup>[34]</sup>总结了前人研究方法的不足之处(如测量成本过高,诊断

灵敏度不够), 提出了一种基于规则的自动检测和诊断蒸汽压缩制冷系统故障的方法, 该方法仅通过测量制冷循环中 7 个温度参数和 1 个湿度参数即可实现 5 种故障诊断 (制冷剂泄漏, 液体管路堵塞, 压缩机阀门泄漏, 冷凝器结垢, 蒸发器结垢), 诊断效果通过了模拟和实验数据的检验。

Breuker 和 Braun<sup>[35]</sup>详尽地总结了屋顶单元式空调机组的故障以及相关影响, 并将这些故障归类为“硬故障”和“软故障”, 前者指的是突发故障, 并且会导致系统崩溃、停止运行, 后者指的是导致系统性能下降的故障, 此时系统仍然能够运行。笔者指出频发的故障大都属于“硬故障”(如压缩机故障, 电器故障), 但相比之下, “软故障”(如制冷剂泄漏, 换热器结垢) 更难进行检测诊断。

Li 和 Braun<sup>[36]</sup>指出, 现有的针对蒸汽压缩空调系统的故障诊断方法对于单个故障诊断效果很好, 但是对于多种故障同时发生的情况, 其故障诊断方法则会遇到困难。于是, 他们提出了一种基于物理原理“解耦”的方法, 将各个部件层面故障 (压缩机、冷凝器、蒸发器、膨胀阀) 以及系统层面故障 (制冷剂泄漏) 与各个解耦得到的特性指标联系起来进行故障诊断, 该方法灵敏性和鲁棒性均得到了验证。

## 1.2.2 国内文献综述

国内方面对于暖通空调系统故障诊断的相关研究起步较晚, 我国清华大学江亿教授参与了 Annex25 课题的相关工作, 提出了故障向量空间法<sup>[37]</sup>, 通过分析一组反映暖通空调系统特性的特征值变化来实现故障诊断, 该方法的有效性和可靠性均得到了笔者的验证。根据前述故障诊断方法分类, 国内许多学者也做出了相应的研究, 例如基于规则的故障诊断方法<sup>[38]</sup>, 基于主元分析 (PCA) 的故障诊断方法<sup>[39]</sup>, 基于神经网络 (ANN) 的故障诊断方法<sup>[40]</sup>, 基于支持向量机 (SVM) 的故障诊断方法<sup>[41]</sup>。

国内对于轨道列车空调系统故障诊断的研究起步同样相对较晚, 且大量对于列车空调的研究集中在通风气流组织方面, 而对制冷系统故障诊断研究相对较少。沈裕浩等人<sup>[42]</sup>概括了列车空调系统运行过程的特点, 由于列车空调机组工作条件恶劣, 安装空间尺寸小, 现场监控不便, 导致系统故障率高。

不少研究人员对列车空调系统故障进行了分析, 罗铁军<sup>[43]</sup>对地铁车辆空调系统故障原因进行了分析, 同时给出了相应的维护方案。刘彦志<sup>[44]</sup>针对 CRH3 型动车组空调系统故障原因进行了分析。许艳飞等人<sup>[45]</sup>对新一代高速动车组空调系统常见故障进行了分析。总的来说, 列车空调系统故障可分为控制系统故障和空调机组故障, 其中相关的控制系统部件包括接触器, 电路保护器等, 且控制系

统故障一般均为“硬故障”，且发生概率较大。暖通研究人员主要着眼于空调机组故障诊断研究，即压缩机、冷凝单元等故障。

陈焕新等人<sup>[46]</sup>分析了铁路列车空调机组存在的几大问题：工作人员检修环境恶劣，列车空调系统故障诊断效率低下，列车空调系统维修成本高。笔者开发了一套应用于铁路列车故障诊断的专家系统，该专家系统通过构建列车空调机组的故障知识库，能够实现快速诊断故障原因并提出修复对应故障的方法措施，从而帮助工作人员提高对列车空调系统的检修效率。

刘用鹿<sup>[47]</sup>采用挟点分析法建立了制冷循环的热物理模型，通过 BP 神经网络技术对主机四种常见的运行故障（蒸发器堵塞，冷凝器堵塞，压缩机磨损，制冷剂泄漏）进行辨识，取得了良好的故障识别效果。

罗浩<sup>[48]</sup>以 KLD-29 型号的列车空调机组作为研究案例，通过车辆检修段实验台采集得到空调机组分别运行在正常工况和故障工况下的样本数据，使用支持向量机多故障分类器并将其实际应用于列车空调故障分类中，得到了很好的效果。

张广也<sup>[3]</sup>采用流体仿真软件 FLOWMASTER 建立制冷循环模型，通过引入 4 种典型故障（制冷剂泄漏，蒸发器堵塞，冷凝器结垢，压缩机磨损），观察 6 个特征参数（压缩机吸气压力，排气压力，吸气温度，排气温度，制冷量，COP）的变化情况，使用仿真故障数据信息，采用灰色关联度的理论方法，通过计算关联度实现故障诊断。

周立立<sup>[49]</sup>采用 AMESim 软件建立了动车组空调系统的仿真模型，模拟了几种不同故障情况下空调系统的运行状态，包括制冷剂泄漏故障，换热器空气风速不均匀故障，换热器空气风量不足。

### 1.2.3 小结

综上所述，国内外专家学者对暖通空调故障诊断研究对象主要包括冷水机组<sup>[50-55]</sup>和空调机组<sup>[56-60]</sup>这两大部分。过去的 30 年里，对于暖通空调领域故障诊断的研究取得了长足的发展，近来随着人工智能的发展，许多暖通空调领域的专家学者也致力于使制冷空调系统的故障诊断不断智能化，同时提高故障诊断性能，国内外暖通空调领域的研究人员也发表了大量空调系统故障诊断的相关文献。然而，对于应用于轨道列车空调系统的故障诊断研究相对较少，并且仅有的研究大都停留在理论分析阶段，着重于对列车空调系统相关故障进行空泛的分析，缺少系统性研究。另一方面，许多文献针对列车空调系统常见故障给出了相应的对策，但未将其提炼成相应的专家知识，所做的研究离实际应用阶段相去甚远，故本文旨在对轨道列车空调系统典型故障诊断进行全面完备的研究。

### 1.3 本文研究内容

基于前述研究背景意义以及文献综述，在此提出本论文研究内容。本文着眼于研究轨道列车空调系统故障诊断，旨在探索轨道列车空调系统典型故障的诊断方法，解决包括轨道列车空调制冷系统的仿真问题，故障模式引入的问题，空调系统故障诊断算法及软件的研发问题。通过研究轨道列车空调系统典型故障的诊断方法，可以实现自动检测并诊断轨道列车空调系统典型故障，利于维修人员及时排查空调故障，从而及时止损，避免故障恶化，提升空调运行稳定性，从而维持轨道列车乘客的热舒适状态。本论文主要研究思路如图 1.3 所示，主要包括模拟技术，故障诊断以及健康管理三个部分。

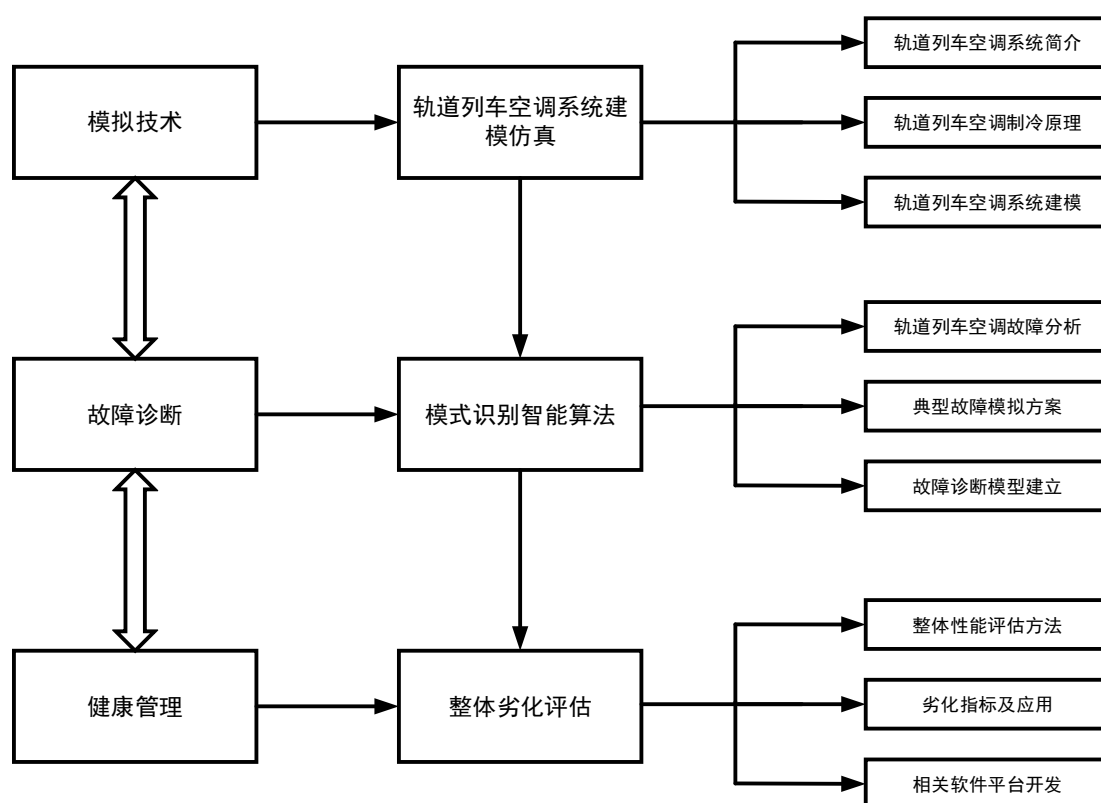


图 1.3 本文研究内容及思路

#### A. 轨道列车空调系统建模仿真研究

本文首先通过调研轨道列车空调系统的结构，结合蒸汽压缩式制冷循环原理，建立数学仿真模型，搭建轨道列车空调系统仿真平台，研究其稳态参数特征，实现仿真模拟轨道列车空调系统正常工作状态，便于后期引入相关故障进行研究。

#### B. 轨道列车空调系统典型故障模式研究

通过调研了解轨道列车空调系统常见故障模式(如制冷剂泄漏，蒸发器结垢，冷凝器脏堵等)，并对这些故障模式进行原理分析。结合前述轨道列车空调系统仿真模型，人为引入相关故障模式，从而模拟轨道列车空调系统典型运行故障，

研究轨道列车空调系统典型故障模式，并采集相应的故障数据。

### C. 轨道列车空调系统故障诊断方法研究

通过研究相关的智能模式识别算法，在深入研究这些智能算法理论的基础上，提出一套完备的故障诊断流程算法，包括故障检测方案，故障诊断方案以及严重等级评估方案，实现对轨道列车空调系统典型故障诊断。

### D. 轨道列车空调系统整体性能评估及应用

最后本文将探索如何通过构建相关指标，全面地对列车空调系统整体性能劣化的影响进行评估，同时结合前述方案，开发一套基于融合算法的列车空调系统故障检测及诊断的软件平台，可通过对空调系统相关运行数据进行分析，监控空调系统运行状态，对可能发生的故障实现检测和诊断，将研究成果应用于实际。

## 第 2 章 列车空调系统建模仿真平台

本章搭建轨道列车空调系统仿真平台，通过分析轨道列车空调系统的特点、结构和原理，基于 AMESim 软件建立数学仿真模型，实现仿真模拟轨道列车空调系统在正常工况下的运行状态，便于后期引入相关故障模式进行研究。2.1 节首先对列车空调系统进行概述，包括空调特点，空调结构和工作原理。2.2 节引入建模原理，包括对 AMESim 软件仿真平台的简介，以及构成空调系统的各个子模型，即压缩机模型，换热器模型（包括冷凝器和蒸发器）以及节流装置模型。最后 2.3 节以某实际列车空调运行数据与建立的仿真模型进行对比，验证了本仿真平台的可行性。

### 2.1 列车空调系统概述

#### 2.1.1 空调特点

轨道列车空调系统的核心任务在于为车内人员提供安全、舒适的环境，由于车辆内部环境不同于普通建筑，其空调系统具有相应的特点。

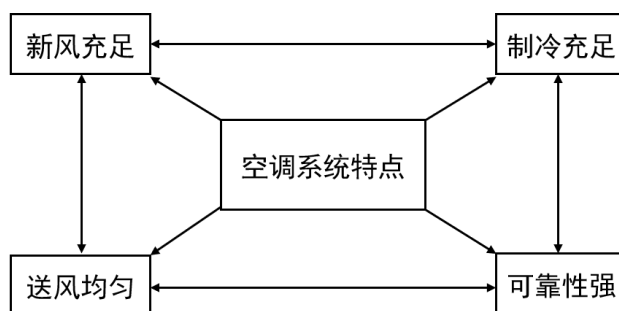


图 2.1 轨道列车空调系统特点

首先，轨道列车的承载的人员众多，同时列车在运行过程中客室处于全封闭状态，室内人员无法通过开窗换气，因此，空调系统必须保证充分的新风换气量，每人至少  $10\text{m}^3/\text{h}$ 。

另一方面，对于城市轨道交通列车，如地铁，其交通站距离较短，随着人员上下车车门会频繁开启，对室内制冷损耗大，制冷效率低，因此，轨道列车空调系统需要保证充足的制冷量。

再者，气流组织方面，为了满足车内乘客的舒适性，轨道列车空调系统需要

保持送风的均匀性，目前我国轨道列车普遍采用静压风道，保证送风均匀的同时也降低噪声。

最后，不同于普通建筑物，轨道列车空调系统需要保证较高的可靠性，一般每节车厢配备两台空调机组，采用两套辅助逆变器对空调机组分别供电，从而其中一台机组出故障时还能维持一定的制冷量。

### 2.1.2 空调结构

基于前述特点，轨道列车空调系统通常包括列车空调制冷系统、列车通风换气系统、列车空气加热系统、列车空气加湿系统以及列车自动控制系统。对于运行在不同气候区的轨道列车，有些车辆不专门设计加热系统或加湿系统。各个系统的介绍如下表所示。

表 2.1 列车空调系统构成

系统名称	系统介绍
通风系统	由通风机组、过滤器、新风口、回风口、废排气口、风道等装置组成，将车外新风与室内回风混合，经过滤后送至车内，同时排出浑浊空气。
制冷系统	由压缩机、冷凝换热器、节流装置、蒸发换热器以及干燥过滤器等辅助设备组成，对车内空气进行降温、减湿处理。
加热系统	主要由预热器组成，当室外温度过低时，对通风系统的空气进行加热处理，从而补偿列车的热损失。
加湿系统	利用电极加湿器等设备，当车内空气相对湿度较低时对空气进行加湿处理。
自动控制系统	由控制电路、保护元件、仪表、电路等元件构成，使得列车空调各个系统按照给定控制方案运行，维持车内空气参数在目标范围内。

目前我国轨道列车多采用顶置集中式空调（如“和谐号”CRH3、CRH5 型动车组），这种空调形式是将压缩机、冷凝换热器、节流装置、蒸发换热器等部件集中安装在一个箱形空间内，安装在列车的顶部。这种全封闭单元式制冷空调形式的好处在于系统密封性较好，相比于分体式空调，它可以省却管路接头等部件，管路元件少，质量也较轻，整个系统免维修程度高，可维修性好。



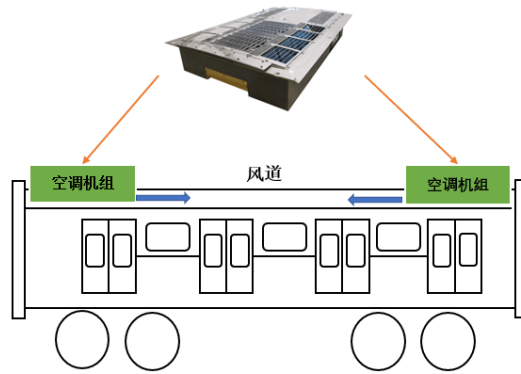


图 2.2 顶置集中式列车空调示意图

### 2.1.3 工作原理

轨道列车空调系统的制冷原理为传统的蒸气压缩制冷循环，主要由压缩机、冷凝换热器、节流装置、蒸发换热器四个主要部分组成，采用制冷剂管道依次连接制冷系统四大件，形成一个封闭的制冷循环回路，制冷剂在制冷循环回路中的蒸发换热器流段通过相变，吸取蒸发器侧空气热量，在冷凝换热器流段将热量释放至冷凝器侧空气，从而实现制冷的目的。

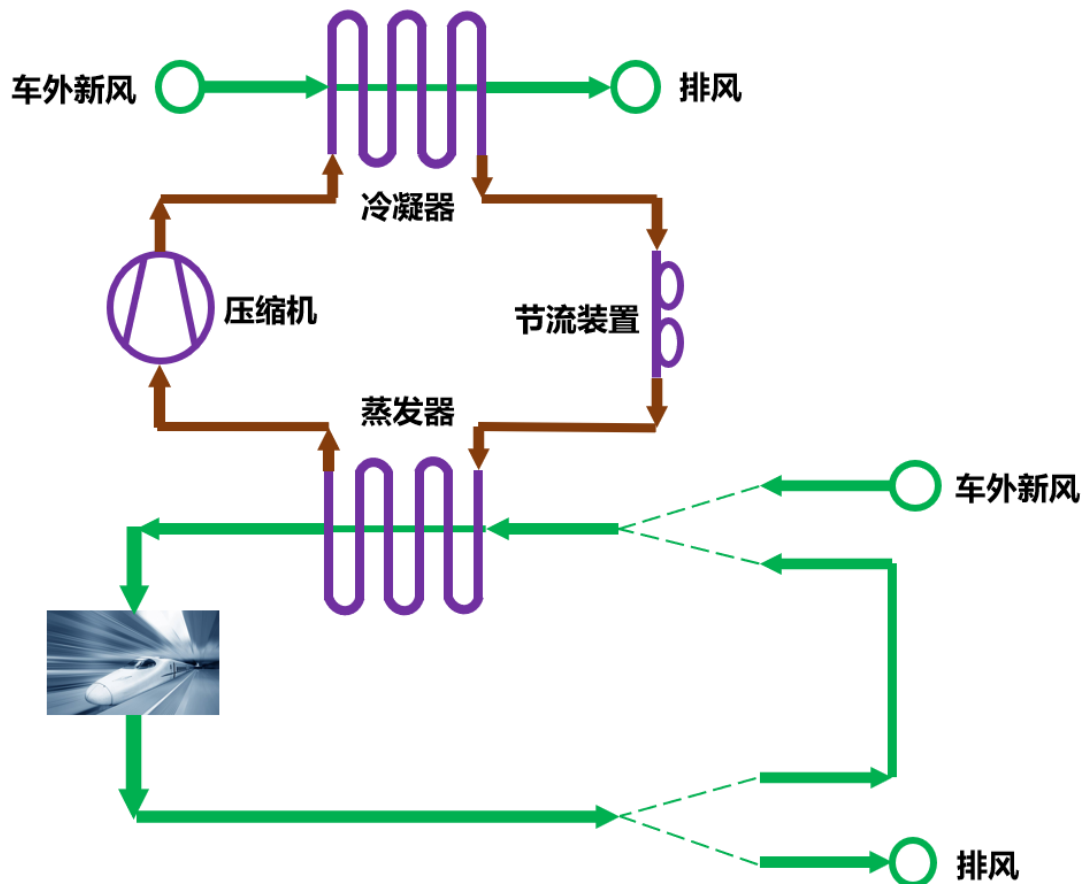


图 2.3 轨道列车空调制冷原理示意图

列车空调的运行模式主要包括四种：(1) 通风模式：在没有制冷需求的工况下，空调机组仅开启通风机，保证车内新风供给及废气排放。(2) 预冷模式：空调初次开机时，新风阀关闭，空调满负载进行制冷迅速降低车内温度使之达到预设温度，当预冷模式结束后，新风阀开启，进入新、回风混风状态。(3) 制冷模式：列车空调控制系统通过控制压缩机启停进行制冷模式，同时可以调节压缩机频率及风机频率控制制冷量。(4) 紧急通风模式：当列车多功能总线(MVB)出现网络故障或交流供电发生故障时，空调控制器接收到指令进入紧急通风模式，此时压缩机等空调设备关闭，回风门关闭，新风门开启。

## 2.2 模型搭建

### 2.2.1 建模仿真平台

本文采用 AMESim (Advanced Modeling Environment for Simulation) 软件作为仿真平台进行轨道列车空调系统进行模拟。该软件由法国 IMAGINE 公司率先推出，该软件具有完备的机械、流体、热分析等 30 多个应用库，3500 多个应用部件，现已成为许多学科领域著名的复杂系统建模仿真平台。对于轨道列车空调系统，可采用其空调库、湿空气库、两相流库等应用库进行完备的建模及分析。

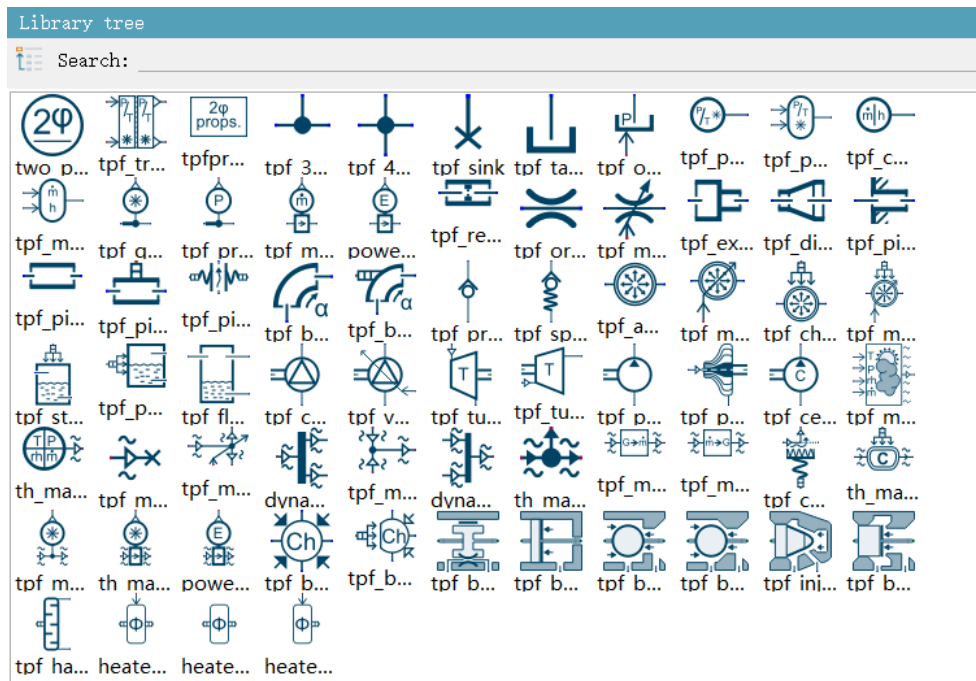


图 2.4 两相流应用库图例

### 2.2.2 压缩机模型

压缩机是轨道列车空调系统的“心脏”，其功能是将低压的制冷剂蒸气压缩至高压的状态，为整个制冷循环提供动力。压缩机按照其工作原理可以划分为容积型压缩机和速度型压缩机，前者通过改变容积实现气体压缩，如活塞式、涡旋式以及螺杆式压缩机；后者通过叶轮高速转动赋予制冷剂动能，再结合导向器将动能转化为压力能实现制冷剂压缩。早期轨道列车空调系统大多使用活塞式压缩机，目前我国动车组列车空调系统基本配备涡旋式压缩机，其优点在于结构相对简单，体积相对较小，效率相对较高同时振动程度相对较小。列车空调系统压缩机的物理模型如图 2.4 所示。

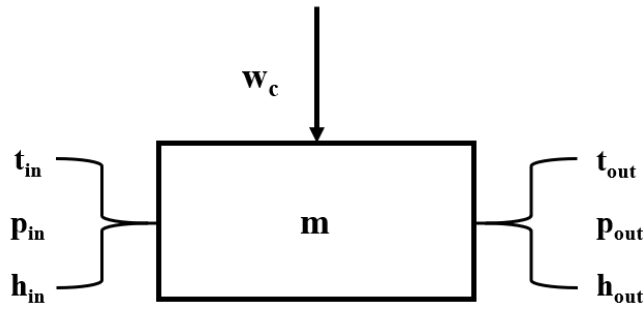


图 2.5 压缩机物理模型示意图

压缩机模型主要包括：工质流量模型，功耗模型以及效率模型。对于进入压缩机的制冷剂，有

$$m_{ref} = \eta_f \frac{NV_D}{v_{suc}} \quad (2.1)$$

上式中， $m_{ref}$ 是制冷剂的质量流量， $v_{suc}$ 为压缩机吸气比容。 $V_D$ 为压缩机理论输气量，取决于压缩机本身的结构设计参数和实际转速。 $\eta_f$ 为容积效率，其定义为压缩机实际运行过程中的输气量与理论输气量的比值，容积效率通常是吸气压力 $P_{suc}$ 和排气压力 $P_{dis}$ 的函数。

$$\eta_f = f(P_{suc}, P_{dis}) \quad (2.2)$$

对于压缩机的耗功，有

$$W = \frac{m_{ref}(h_{dis} - h_{suc})}{f_Q} \quad (2.3)$$

上式中， $W$ 为压缩机耗功量， $h_{dis}$ 为压缩机排气焓值， $h_{suc}$ 为压缩机吸气焓值， $f_Q$ 为热损失系数（常数，通常取 0.9-1）。其中，对于排气焓，有

$$h_{dis} = h_{suc} + \frac{h_{disth} - h_{suc}}{\eta_s} \quad (2.4)$$

上式中， $h_{disth}$ 为按照等熵压缩得到的排气焓， $\eta_s$ 为等熵效率，该值通常也是

吸气压力 $P_{suc}$ 和排气压力 $P_{dis}$ 的函数。

$$\eta_s = f(P_{suc}, P_{dis}) \quad (2.5)$$

结合上述基础理论，基于 AMESim 仿真平台搭建压缩机模型进行单个部件的建模分析。压缩机的参数设置及边界条件如表 2.2 所示，模型示意图如图 2.6 所示。

表 2.2 压缩机模型参数设置

参数类别	参数值	
压缩机设计参数	压缩机容量/cm <sup>3</sup>	120
	压缩机转速/(r/min)	2000
	容积效率	0.6
	等熵效率	0.89
	机械效率	0.9
压缩机进出口边界条件	制冷剂种类	R407C
	入口压力/bar	5.30
	入口温度/°C	16.46
	出口压力/bar	27.45
	出口温度/°C	95.34

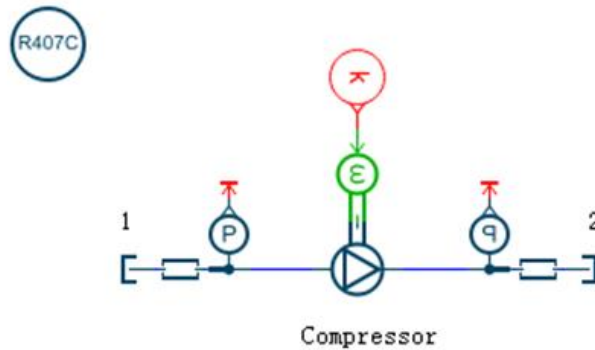


图 2.6 压缩机模型仿真示意图

对该压缩机模型进行 120s 的逐时动态模拟，制冷剂经过压缩机的压缩做功后压力升高，温度升高，得到模拟结果如下图所示。

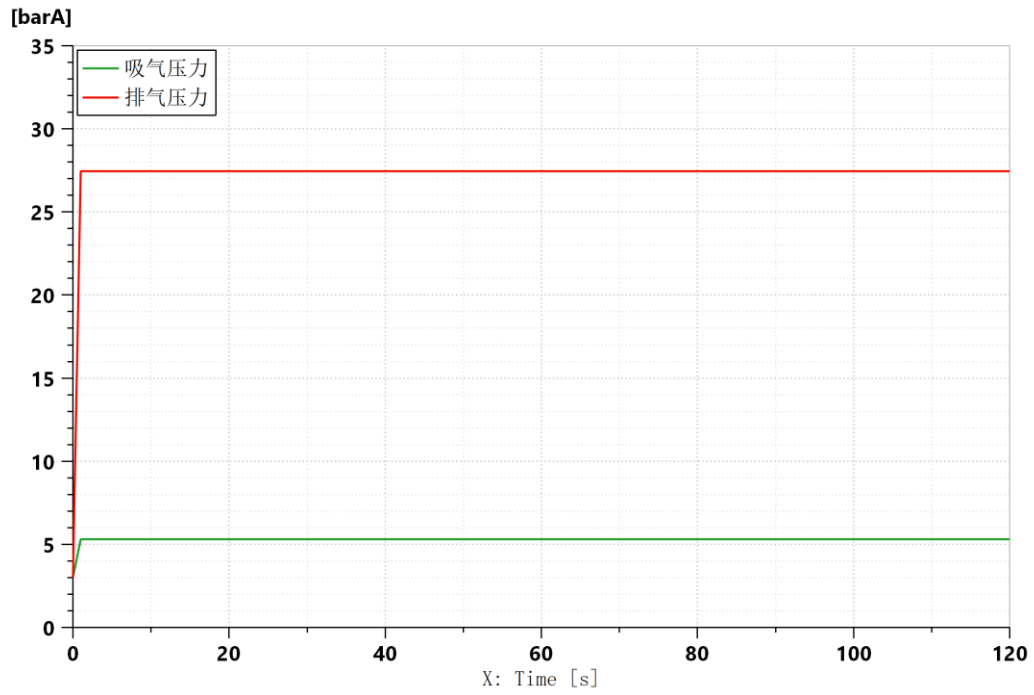


图 2.7 压缩机进、出口压力值

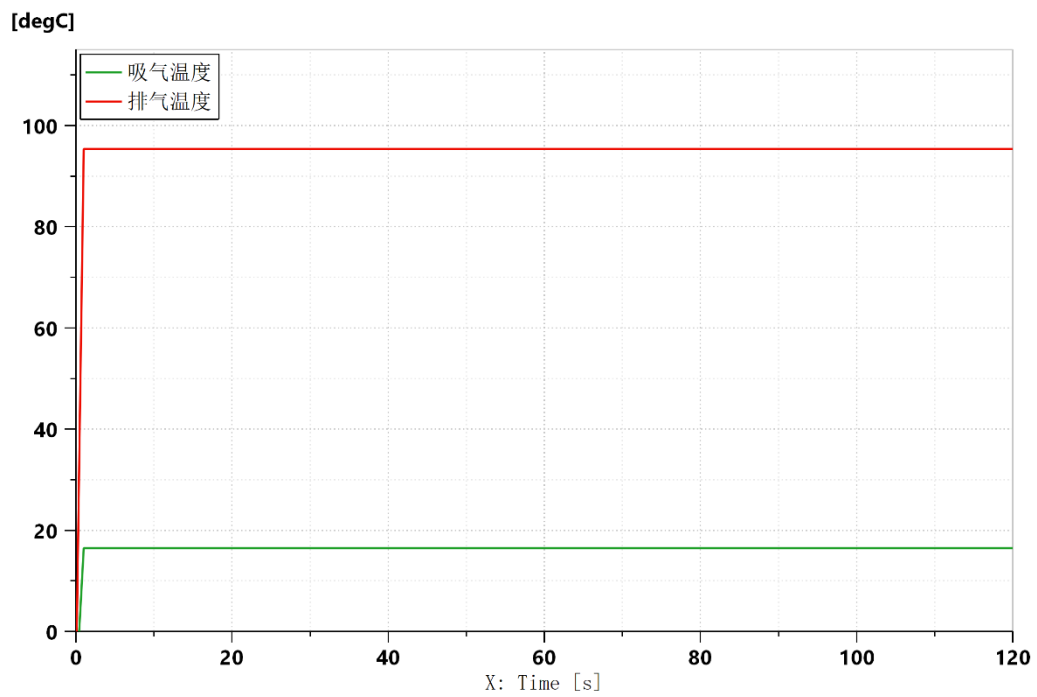


图 2.8 压缩机进、出口温度值

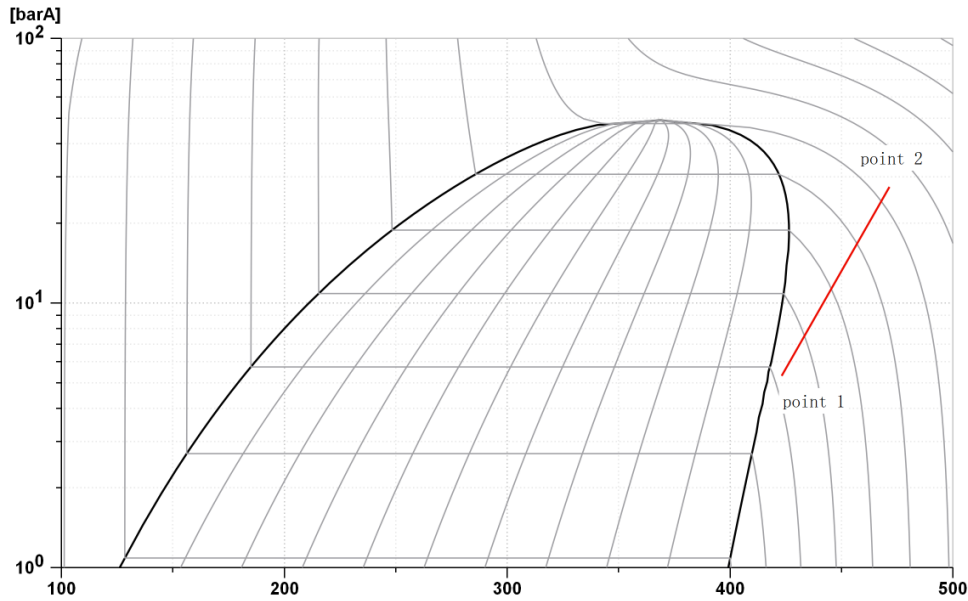


图 2.9 压缩机模型压焓图

在压焓图上绘制压缩机模型进、出口工况点（即 point1 和 point2），制冷剂进口处工况点带有一定的过热度，其目的在于保证进入压缩机的制冷剂为过热蒸气状态，从而防止制冷剂在压缩机内部产生“液击”造成设备损坏。

### 2.2.3 换热器模型

冷凝器和蒸发器是轨道列车空调系统的重要换热设备。冷凝器作用在于将来自压缩机的高温、高压蒸气制冷剂冷凝成液体制冷剂，在这个过程中，热量从制冷剂转移至外界冷凝器侧空气。冷凝换热器按冷却方式及介质种类可分为水冷式、风冷式以及蒸发式冷凝换热器。对于轨道列车，由于空调安装条件受限，多采用平行流风冷管式冷凝器，并采用翅片进行强化换热。蒸发器和冷凝器同属于换热设备，低温液体制冷剂在蒸发换热器中吸收蒸发器侧空气热量，从而实现空调制冷的效果。

制冷剂在换热器中经历过热、饱和以及过冷这三种状态，对于每种状态均假设换热器是由若干个换热微元组成的一维流动模型。

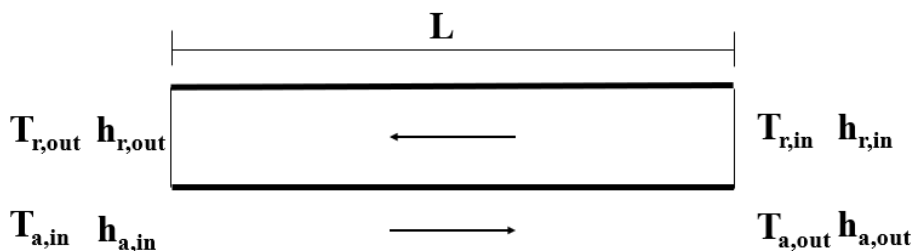


图 2.10 换热器模型微元示意图

对于制冷剂侧，有

$$Q_{ref} = m_{ref}(h_{ref,in} - h_{ref,out}) \quad (2.6)$$

上式中， $Q_{ref}$ 为制冷剂侧换热量， $m_{ref}$ 为制冷剂质量流量， $h_{ref,in}$ 为制冷剂入口焓值， $h_{ref,out}$ 为制冷剂出口焓值。

对于空气侧，有

$$Q_{air} = m_{air}(h_{air,in} - h_{air,out}) \quad (2.7)$$

上式中， $Q_{air}$ 为空气侧换热量， $m_{air}$ 为空气质量流量， $h_{air,in}$ 为空气侧入口焓值， $h_{air,out}$ 为空气侧出口焓值。

结合能量守恒，得到换热器换热方程

$$Q_{ref} = Q_{air} = UA_i \frac{(T_{ref,in} - T_{air,out}) - (T_{ref,out} - T_{air,in})}{\ln\left(\frac{T_{ref,in} - T_{air,out}}{T_{ref,out} - T_{air,in}}\right)} \quad (2.8)$$

上式中， $T_{ref,in}$ 为制冷剂侧入口温度， $T_{ref,out}$ 为出口温度， $T_{air,in}$ 为空气侧入口温度， $T_{air,out}$ 为出口温度， $A_i$ 为制冷剂侧换热面积， $U$ 为换热器的总换热系数，有

$$\frac{1}{U} = \frac{1}{a_i} + R_w + \frac{A_i}{a_o A_o} \quad (2.9)$$

上式中， $A_o$ 为空气侧总面积（含翅片）， $R_w$ 为管壁（含翅片）热阻， $a_i$ 为制冷剂侧传热系数， $a_o$ 为空气侧传热系数。对于制冷剂侧，单相区和两相区需选取不同的实验关联式计算传热系数和压降，对于空气侧，则需根据不同的翅片形式选取换热及压降关联式进行计算。将各个微元进行参数耦合可得到整个换热器的模型。

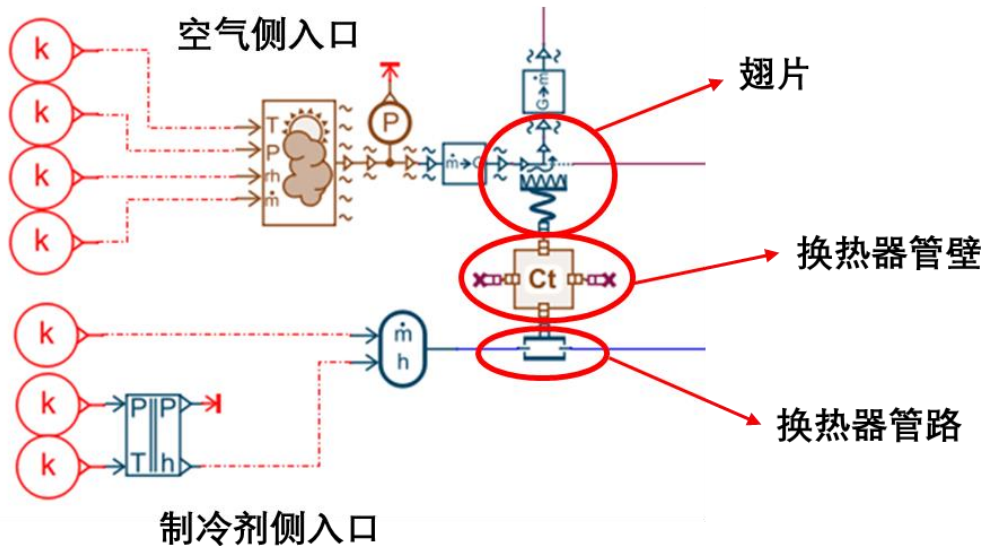


图 2.11 AMESim 换热器微元换热示意图

AMESim 软件的换热器微元如图 2.11 所示，换热微元的核心部分包括翅片模块，换热器管壁模块，制冷剂管路模块以及湿空气模块这四个部分。

#### A. 翅片模块

对于换热器翅片模块，其设计思路如图 2.12 所示。主要的基础设计参数包括换热器的长度  $W$ ，宽度  $D$  以及高度  $H$ ；肋片的高度  $finHeight$ ，长度  $finLength$ ，厚度  $finThickness$ ，间距  $finPitch$ 。

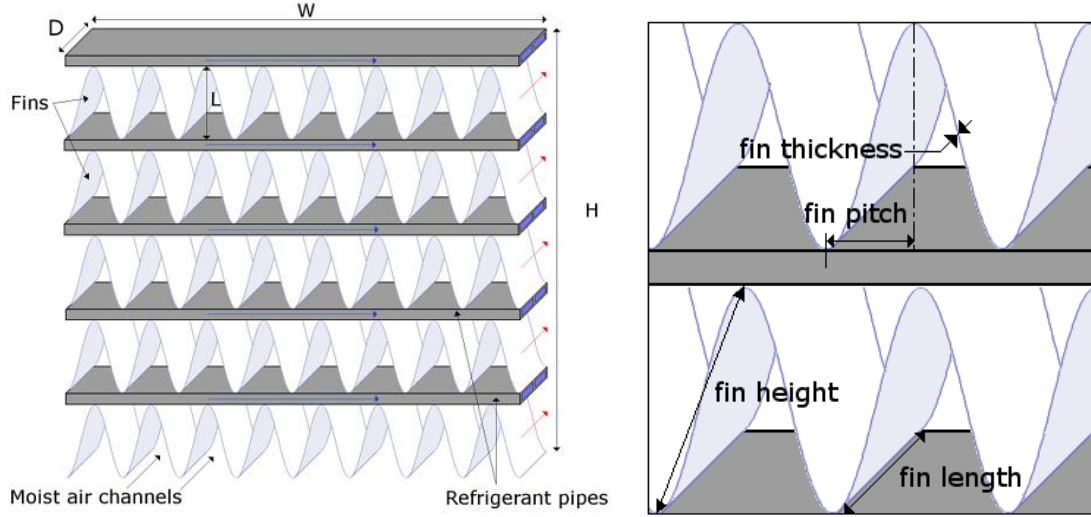


图 2.12 翅片模块设计思路

通过上述基础设计参数可以计算翅片模块相关换热参数，主要包括换热器横截面积  $area$ ：

$$area = (L \cdot W - n_{fins} \cdot finThickness \cdot finHeight) \cdot n_{chan} \quad (2.10)$$

其中， $n_{chan}$  为空气侧通道数， $n_{fins}$  为每排的肋片数量，计算方法为，

$$n_{fins} = \frac{W}{finPitch} \quad (2.11)$$

计算对流换热面积  $carea$ ：

$$carea = 2 \cdot finLength \cdot (W + n_{fins} \cdot finHeight) \cdot n_{chan} \quad (2.12)$$

根据肋片材料获取导热系数  $\lambda_f$ ，计算肋片的传热系数  $htca$ ：

$$htca = \frac{\lambda_f}{2 \cdot \frac{finThickness + finLength}{finThickness \cdot finLength} \cdot (0.5 \cdot finHeight - finThickness)^2} \quad (2.13)$$

#### B. 换热器管壁模块

对于管壁模块，设  $h_i$  为空气侧与制冷剂侧之间的换热量， $c_p$  为管壁的比热容， $m$  为管壁质量，其换热相关参数计算如下：

$$\frac{dT}{dt} = \frac{\sum_{i=1}^n h_i}{c_p \cdot m} \quad (2.14)$$

#### C. 制冷剂管路模块

制冷剂的换热主要与流态相关，可分为层流和紊流，单相流和多相流。对于单相层流，其换热系数计算较为简单：



$$h_{larn} = Nu_{larn} \cdot \frac{\lambda}{D_h} \quad (2.15)$$

对于紊流，采用 Gnielinski 关联式，计算换热系数

$$h_{turb} = \frac{\left(\frac{\varepsilon}{S}\right) \cdot [Re - 1000] \cdot Pr}{1 + 12.7 \sqrt{\left(\frac{\varepsilon}{S}\right) [Pr^{\frac{2}{3}} - 1.0]}} \cdot \frac{\lambda}{D_h} \quad (2.16)$$

对于制冷循环常见的两相流，其换热系数计算遵循相应的凝结换热关联式<sup>[61]</sup>以及沸腾换热关联式<sup>[62]</sup>。

#### D. 湿空气模块

对于湿空气模块，主要计算在于对蒸发器空气侧的工况进行判定，如图 2.13 所示。

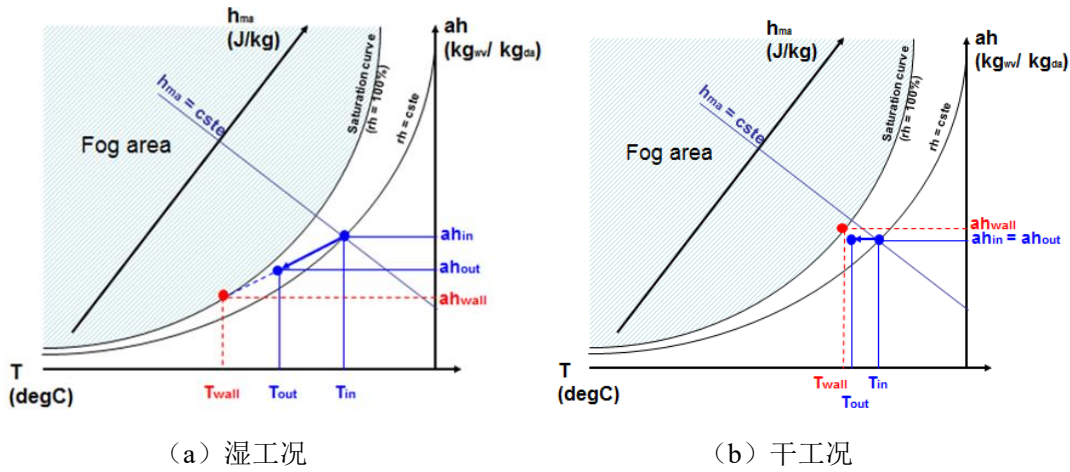


图 2.13 换热器空气侧工况分类

当进入蒸发器的混风空气的绝对湿度高于换热器管壁温度对应的饱和湿空气的绝对湿度时，将其定义为湿工况，即如图 2.13 (a) 所示，此时出口空气被冷却的过程中温度湿度均降低。相反，当进入蒸发器的混风空气的绝对湿度低于换热器管壁温度对应的饱和湿空气的绝对湿度时，将其定义为干工况，即如图 2.13 (b) 所示，此时出口空气被冷却的过程中仅降低温度。

结合前述翅片模块，湿空气微元的换热计算如下：

$$dh = \eta_0 \cdot h_{conv} \cdot carea \cdot (T_{wall} - T_{in}) + dmCond \cdot h_v \quad (2.17)$$

其中， $\eta_0$ 为翅片整体效率， $h_{conv}$ 为对流换热系数， $carea$ 为翅片模块对流换热面积， $T_{wall}$ 为换热器壁面温度， $T_{in}$ 为湿空气入口温度， $dmCond$ 为冷凝水产生的质量流量， $h_v$ 为相变换热系数。

结合上述理论基础，基于 AMESim 仿真平台搭建一段管路的换热器模型，换热器参数设置及空气侧、制冷剂侧入口条件如表 2.3 所示，模型示意图如图 2.14 所示。

表 2.3 换热器模型参数设置

参数类别	参数值	
制冷剂侧参数	制冷剂种类	R407C
	管长/m	0.42
	横截面积/mm <sup>2</sup>	174
	入口流量/(kg/s)	0.021
	入口压力/bar	12.7
	入口温度/°C	71
空气侧参数	换热面积/ m <sup>2</sup>	2.1
	入口流量/(kg/s)	1.11
	入口压力/bar	1
	入口温度/°C	43.4

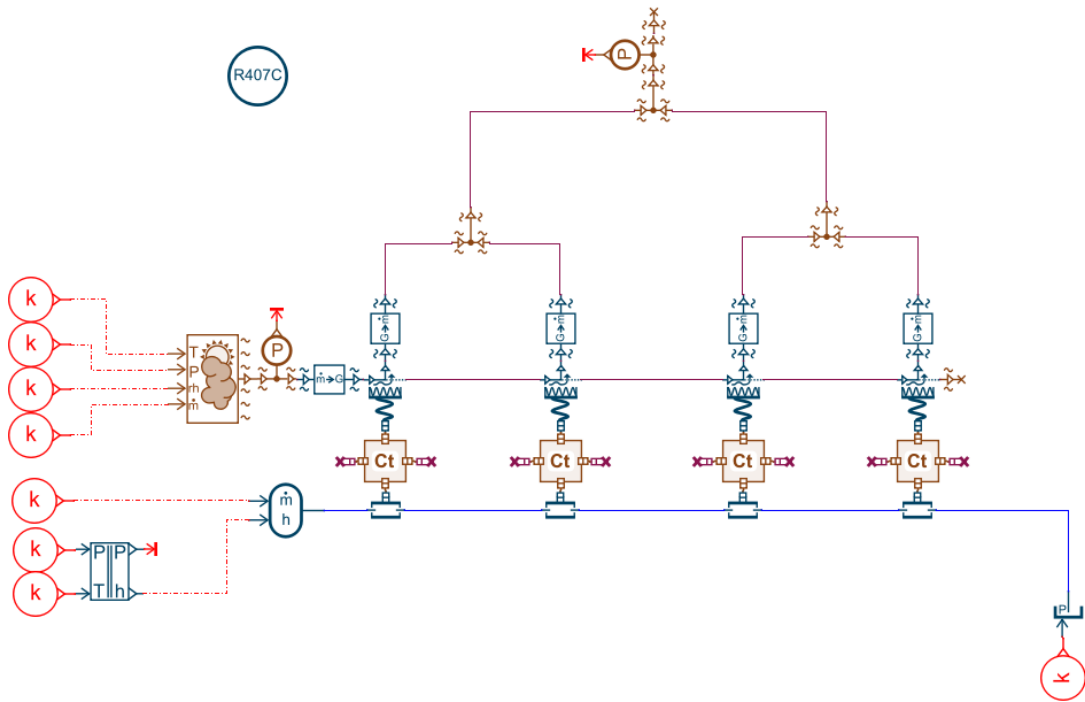


图 2.14 换热器模型仿真示意图

对换热器模型进行仿真，得到结果如下图所示。对于入口侧温度为 43.4°C，相对湿度为 40%的空气，经过该设计换热器，最终出口温度升高到 44.02°C，相对湿度降至 38.7%，即该换热器模型起到了冷凝器的效果。

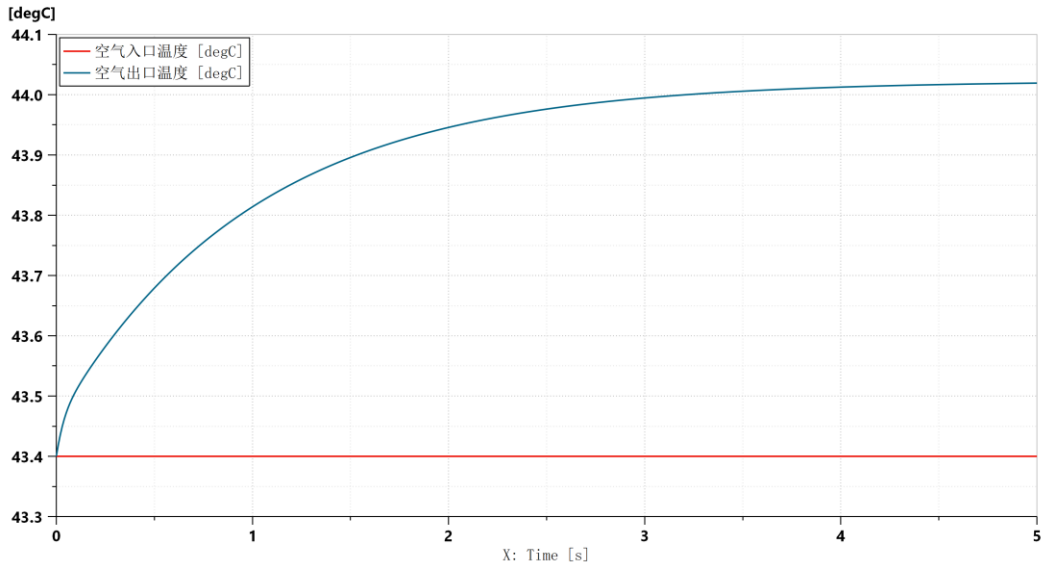


图 2.15 换热器空气入、出口温度

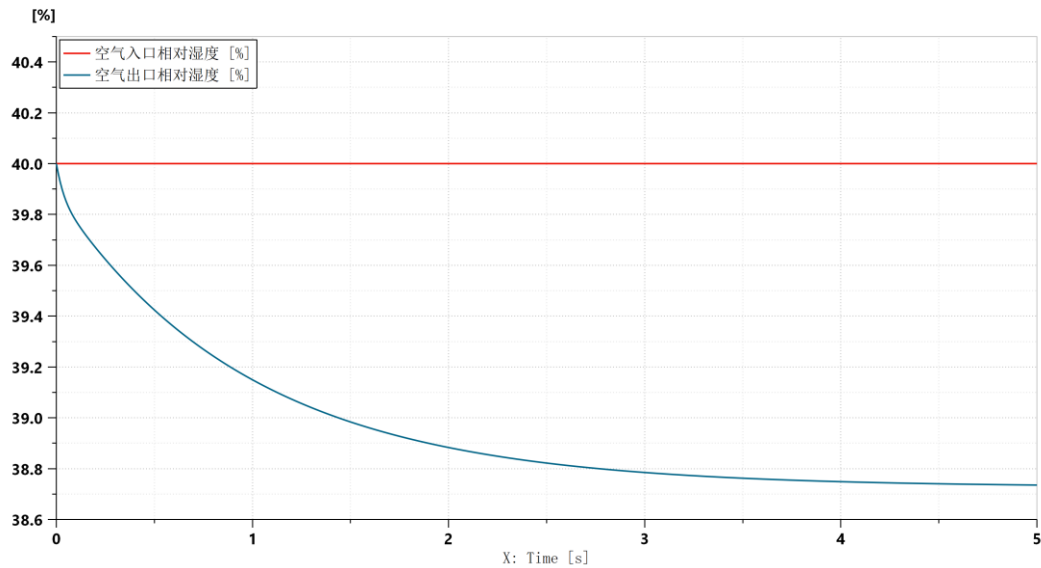


图 2.16 换热器空气入、出口相对湿度

另一方面，由于换热器模型中制冷剂流路由四个管段组成，随着换热管段数量的增加，制冷剂换热能力逐渐下降，各个管段的空气出口温度也依次降低，空气出口相对湿度也依次升高。

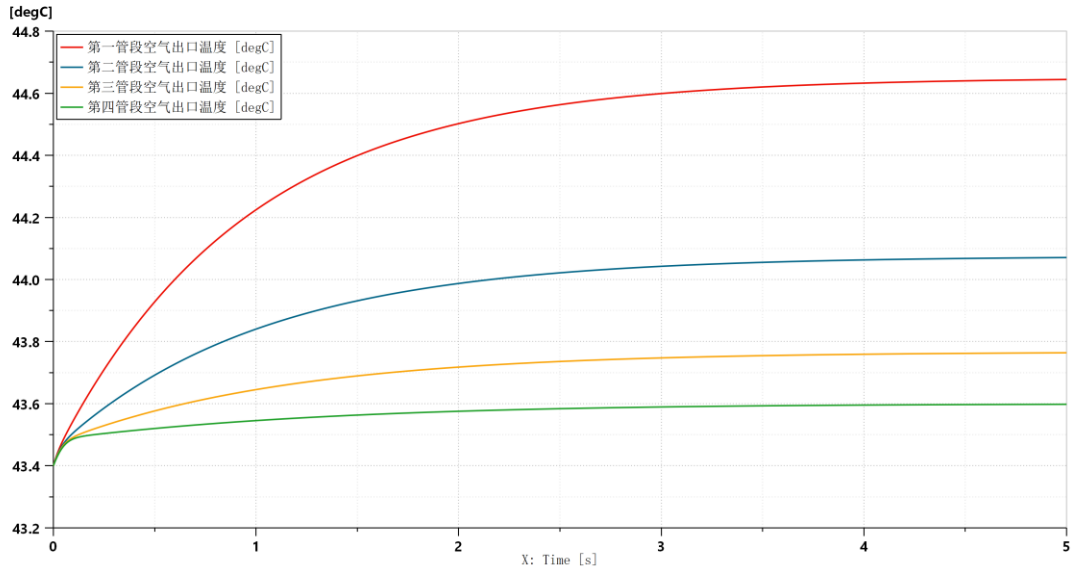


图 2.17 换热器各管段入、出口相对湿度

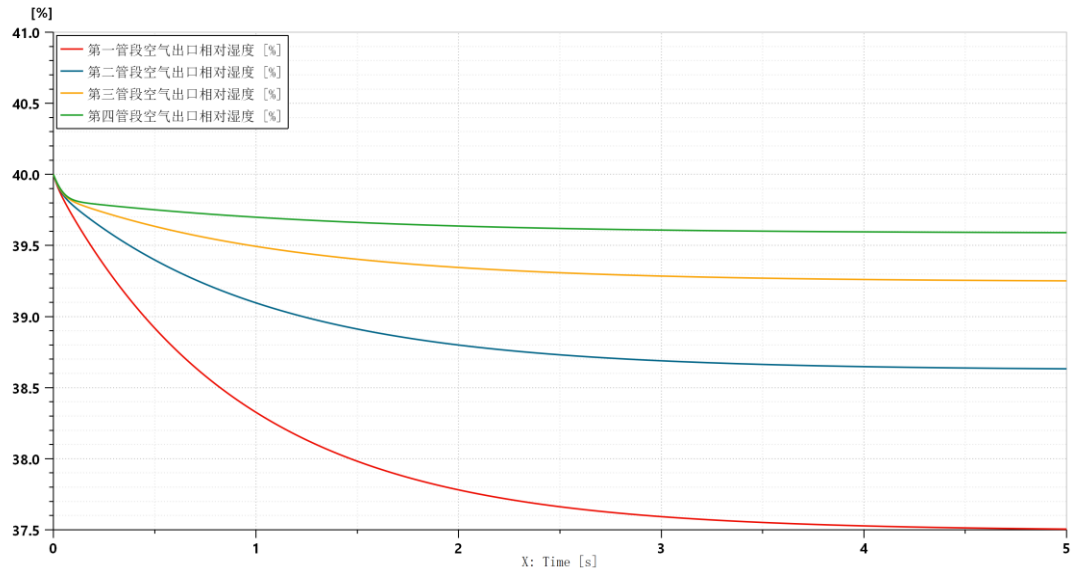


图 2.18 换热器空气入、出口相对湿度

## 2.2.4 节流装置模型

节流装置的作用是对来自冷凝器的高压液态制冷剂进行节流降压，使低压制冷剂在蒸发换热器中蒸发吸热，实现空调系统制冷。另一方面，节流装置可根据蒸发器实际承担的负荷调节制冷剂流量，使得蒸发器能够充分换热。节流装置主要包括热力膨胀阀和毛细管这两种设备，在轨道列车空调系统中追求结构简单大多采用后者。节流装置模型主要包括工质流量模型和等焓模型。对于流经节流装置的制冷剂，有

$$m_{ref} = CA\sqrt{\rho_{ll}(P_{ll} - P_{evap})} \quad (2.18)$$

上式中,  $m_{ref}$  是制冷剂的质量流量,  $\rho_{ll}$  为制冷剂密度,  $C$  为流量系数,  $A$  为节流面积,  $P_{ll}$  为节流装置入口压力,  $P_{evap}$  为节流装置出口压力, 即蒸发器入口压力。

另一方面, 对于节流过程, 制冷剂的流动特性特别复杂, 但这一过程通常近似视为等焓过程, 即对于节流装置入口焓值  $h_{in}$  和出口焓值  $h_{out}$ , 有

$$h_{in} = h_{out} \quad (2.19)$$

基于上述基础理论, 基于 AMESim 仿真平台搭建节流装置模型进行分析。节流装置的参数设置及边界条件如表 2.4 所示, 模型示意图如图 2.19 所示。

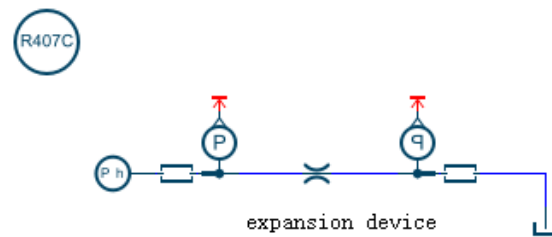


图 2.19 节流装置仿真模型示意图

表 2.4 节流装置模型参数设置

参数类别	参数值	
节流装置设计参数	水力直径/mm	0.95
	节流面积/mm <sup>2</sup>	0.71
节流装置进出口边界条件	制冷剂种类	R407C
	入口压力/bar	27.35
	入口温度/°C	43.72
	出口压力/bar	5.72
	出口温度/°C	6.03

对节流装置模型进行 120s 的逐时动态模拟, 制冷剂经过节流装置的做功后压力升高, 温度升高, 得到模拟结果如下图所示。

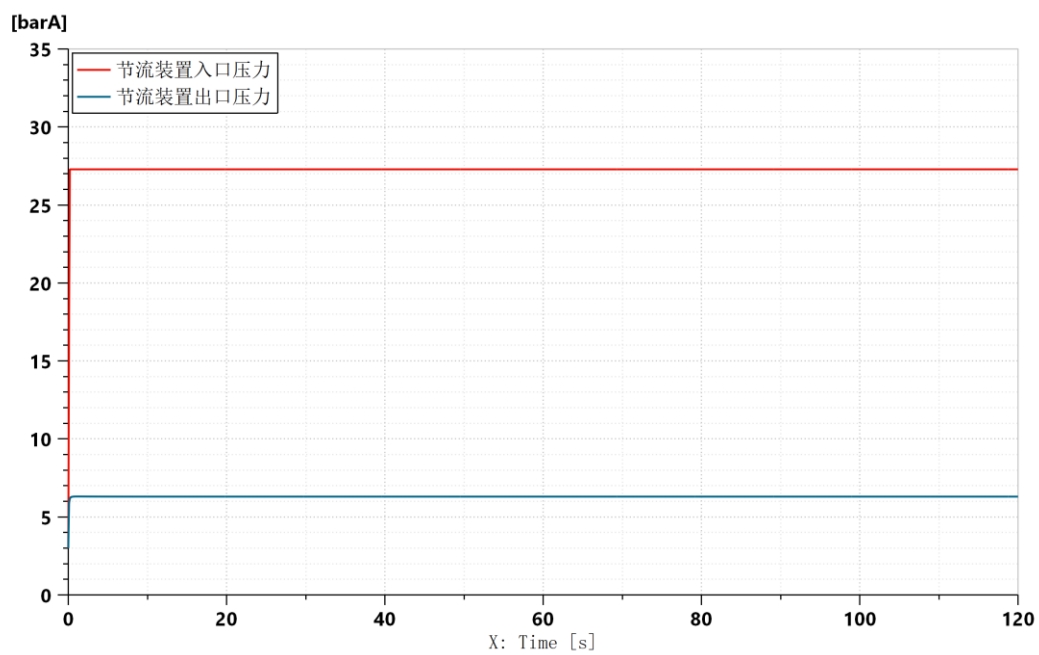


图 2.20 节流装置进、出口压力值

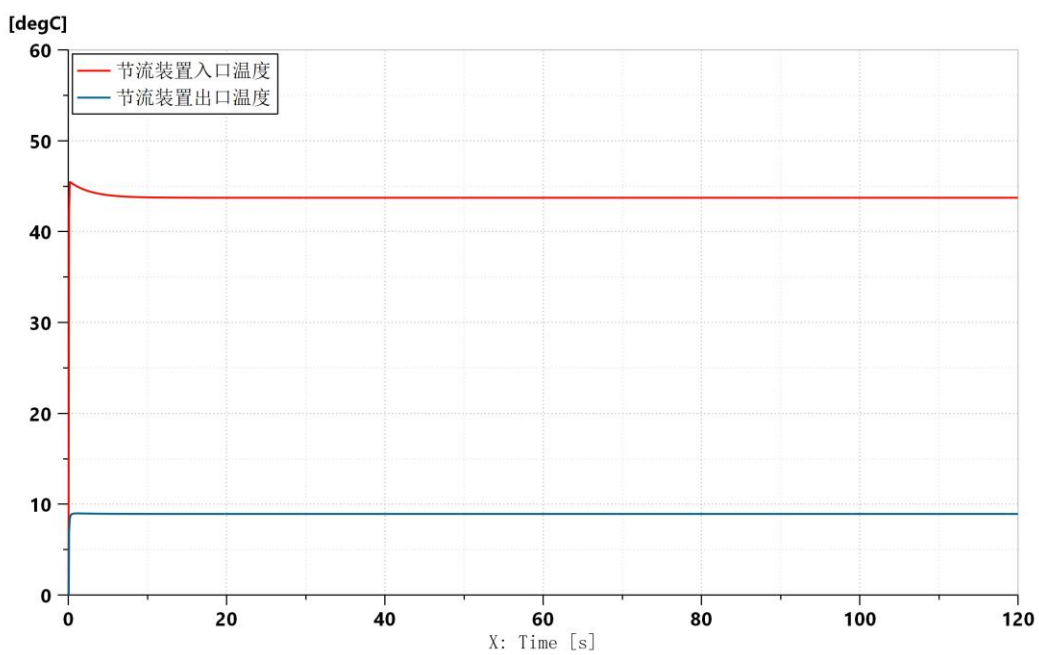


图 2.21 节流装置进、出口温度值

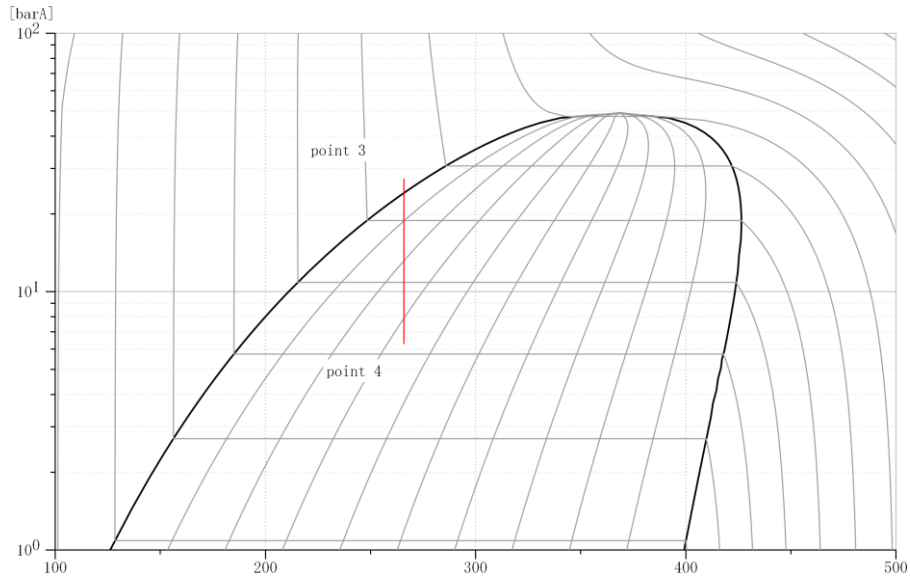


图 2.22 节流装置模型压焓图

### 2.3 模型验证

基于前文对列车空调系统各个部件模型的描述及仿真，基于 AMESim 仿真平台对某轨道交通空调制冷系统<sup>[63]</sup>进行建模并验证。其系统循环流程图如图 2.23 及所示。

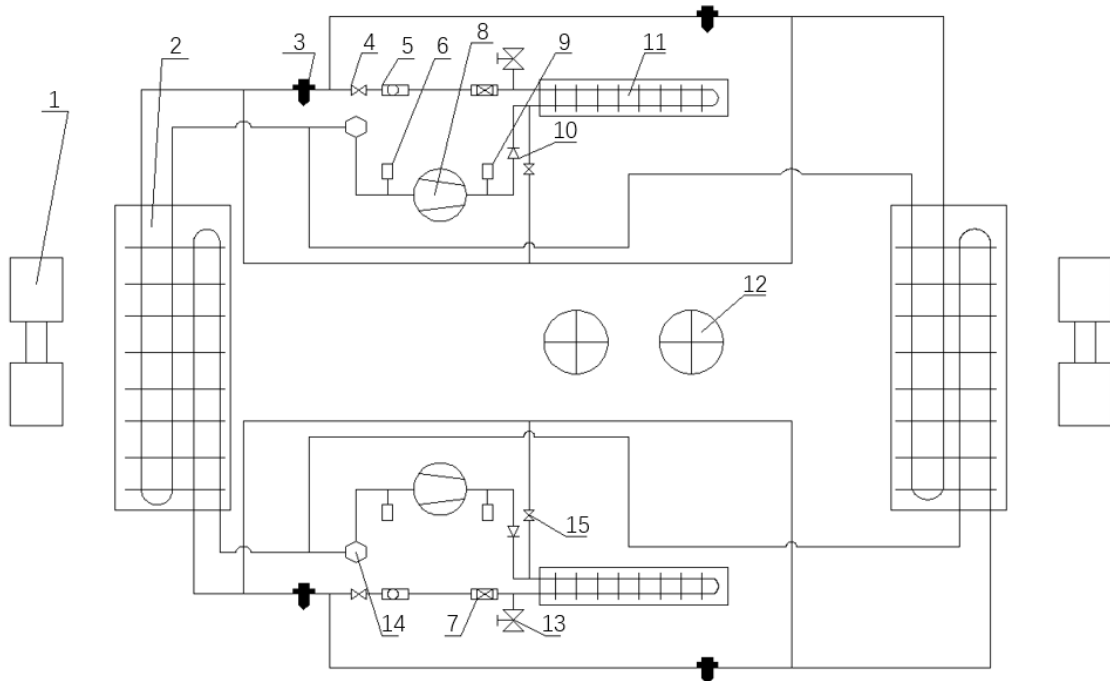


图 2.23 轨交空调制冷系统循环图

对于上述轨交空调制冷系统循环图，其零件如表 2.5 所示。

表 2.5 轨交空调制冷系统零件表

编号	零件名称	数量
1	送风机	2
2	蒸发器	2
3	膨胀阀	4
4	液体电子阀	2
5	视镜	2
6	低压开关	3
7	干燥过滤器	2
8	压缩机	2
9	高压开关	2
10	止回阀	2
11	冷凝器	2
12	冷凝器风机	2
13	加液阀	2
14	气液分离器	2
15	热气旁通阀	2

对于该列车空调系统，制冷剂为 R407C，采用双制冷剂回路，其中冷凝器侧的两个回路相互独立，蒸发器侧两个回路交叉布置，从而满足车厢两端的送风需求。在这种情况下，关闭制冷系统其中一个回路时，另一个制冷回路工作依然能够保证列车车厢内两端送风，实现在列车部分负荷工况下进行制冷。在使用 AMESim 建模时，对该列车空调系统进行一定程度的简化，忽略储液器、干燥器等辅助设备，且为了提高仿真速度，仅对其中一个制冷回路进行仿真，模型如图 2.24 所示。



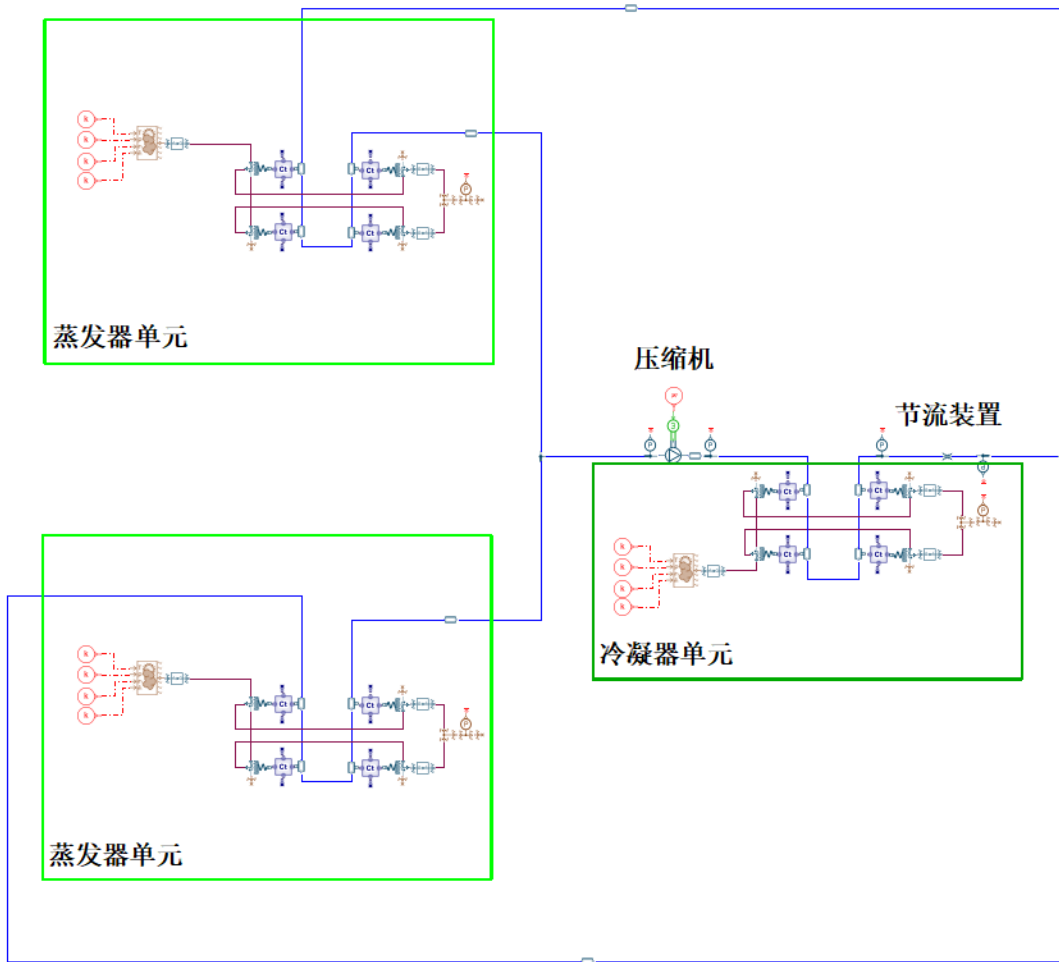
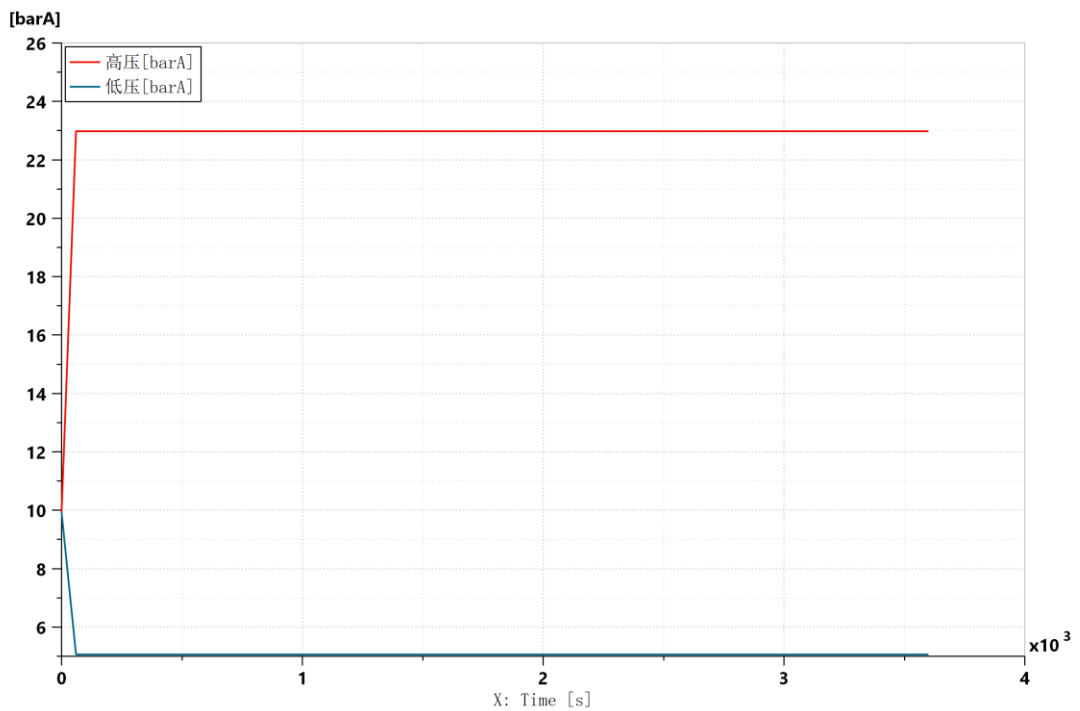
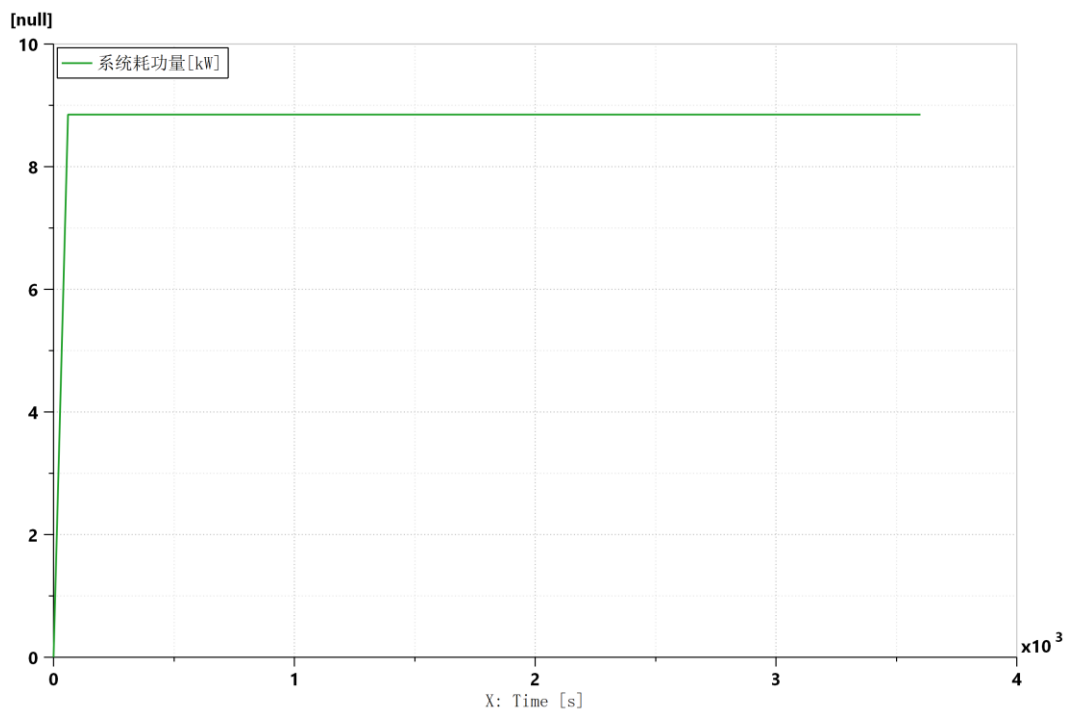


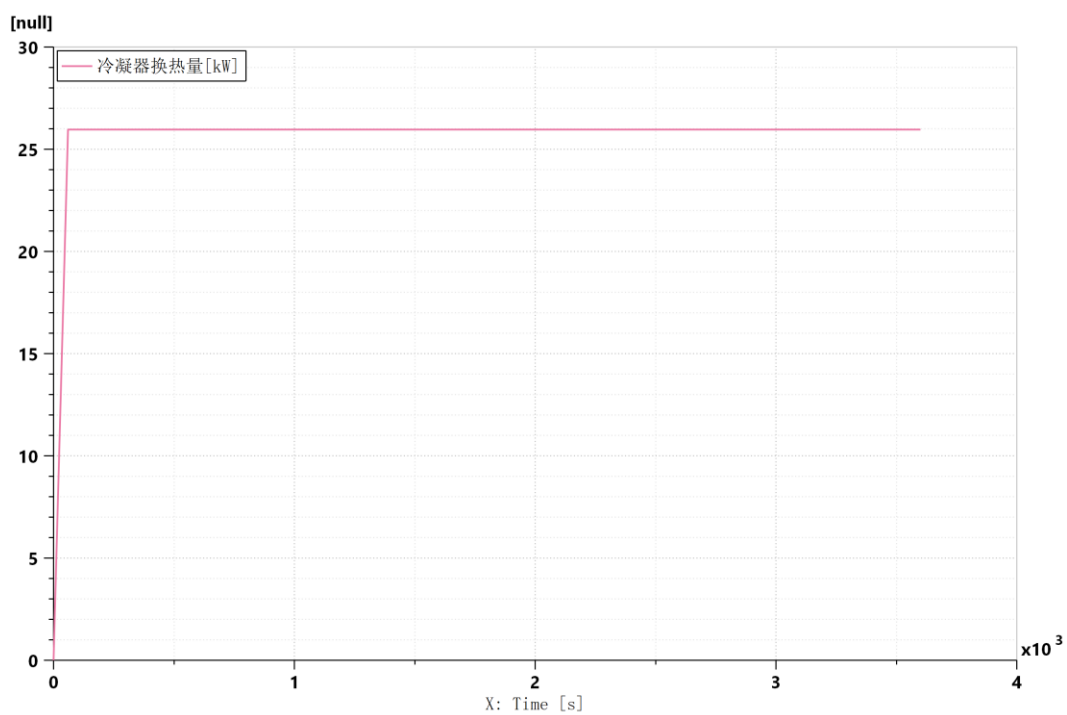
图 2.24 某轨交列车空调系统仿真模型



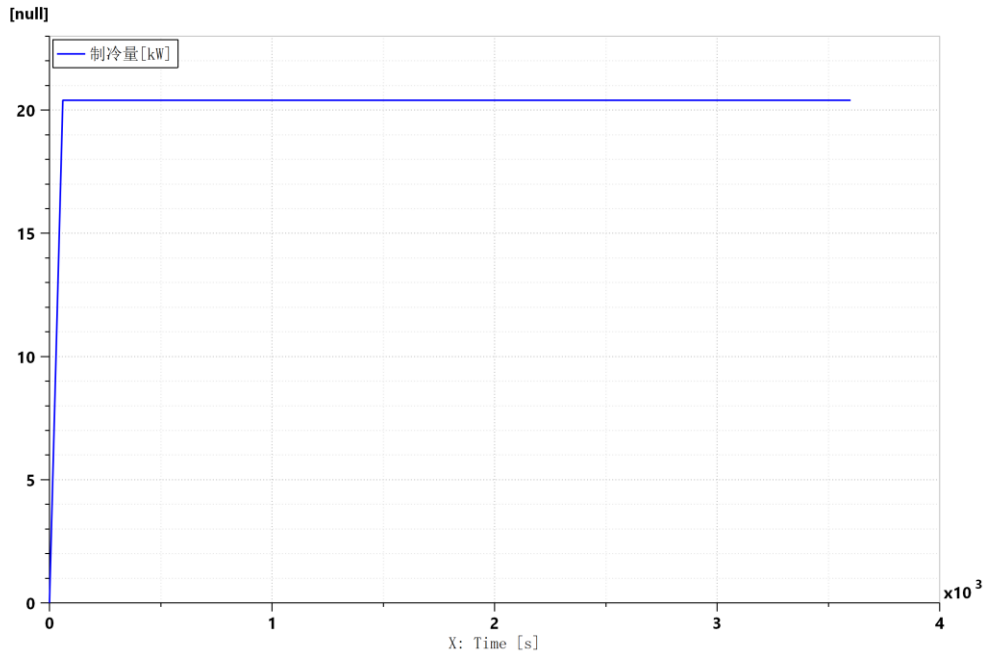
(a) 空调系统高低压仿真结果



(b) 空调系统耗功量仿真结果



(c) 空调系统冷凝器换热量仿真结果



(d) 空调系统制冷量仿真结果

图 2.25 某轨交列车空调系统仿真输出参数

对该模型进行 3600s 的动态仿真，得到仿真输出参数如图 2.25 所示，对名义工况下列车空调机组的仿真数据结果与企业提供的实际实验数据进行对比，结果如表 2.6 所示。结果表明，仿真值与实验值各项性能指标误差均在 10%以内，故本列车空调系统仿真平台可以保持较高精度模拟实际运行情况。

表 2.6 仿真结果与实验结果对比

类别	制冷量 /kW	系统耗功 量/kW	COP	吸气压力 /bar	排气压力 /bar	冷凝器出口 温度/°C	蒸发器出口 温度/°C
实验值	39.9	17.4	2.32	5.45	22.2	38.5	12.1
仿真值	40.8	17.7	2.31	5.06	20.4	39.1	12.5
误差/%	2.3	1.7	0.43	7.2	8.1	1.6	3.3

## 2.4 本章小结

本章旨在建立轨道列车空调系统仿真平台。首先对列车空调系统进行了概述，包括其特点、结构以及工作原理。接着，详细介绍了对列车空调系统建模所需的压缩机模型、换热器模型以及节流装置模型的原理，并基于 AMESim 软件进行模型仿真。最后，以某轨交列车空调系统为模板，基于 AMESim 软件搭建仿真平台对空调系统进行模拟，结果表明该仿真平台对列车空调系统主要性能参数能进行较为准确的模拟，为下一步模拟空调系统典型故障做前序准备。

### 第 3 章 列车空调系统典型故障分析

上一章系统地介绍了轨道列车空调系统建模仿真平台的建立过程，基于该仿真平台，本章对列车空调系统的典型故障进行建模分析。3.1 节对列车空调系统常见的典型故障进行了系统性的分析总结。3.2 节基于前述仿真平台完善了模型控制部件，模拟了空调系统正常工况的运行状态，并选取了四种典型故障进行模拟仿真，即压缩机性能劣化，冷凝器换热劣化，蒸发器换热劣化以及制冷剂泄漏。针对每种故障，分别模拟了不同严重程度下的空调系统运行状态，并对参数表征进行了详尽分析，最后对仿真结果进行了汇总。

#### 3.1 列车空调系统常见故障分析

轨道列车空调系统故障主要体现在两个方面，首先是电气控制系统故障，主要体现在空调系统控制柜的电器零部件以及接线等电气控制方面出现故障，可根据 PLC 显示屏记录的故障信息结合电路图进行故障排查。另一方面，作为暖通专业的研究人员，主要关注点在于列车空调在制冷系统方面的故障，包括制冷系统各个部件的故障，如压缩机运转不良，换热器脏堵等，以及整个制冷系统层面的故障，如制冷剂泄漏等。对列车空调系统常见故障总结如下表 3.1 所示。

表 3.1 列车空调制冷系统常见故障总结

故障定位	故障内容
压缩机	<ul style="list-style-type: none"> <li>● 压缩机电机损坏、反相、过载、机械部分卡死、控制电路故障等原因引起的停机</li> <li>● 吸、排气阀片磨损等原因引起的运行失效</li> </ul>
换热器	<ul style="list-style-type: none"> <li>● 冷凝器、蒸发器脏堵等原因引起的换热性能下降</li> <li>● 管路破损或堵塞</li> </ul>
节流装置	<ul style="list-style-type: none"> <li>● 开度过小或过大</li> <li>● 管路破损或堵塞</li> </ul>
制冷剂	<ul style="list-style-type: none"> <li>● 制冷剂泄漏或者充注过量</li> <li>● 混入杂质或非凝性气体</li> </ul>
过滤网	<ul style="list-style-type: none"> <li>● 新风、回风过滤网脏堵</li> </ul>
各类风机	<ul style="list-style-type: none"> <li>● 通风机、冷凝器风机、蒸发器风机电机损坏、反转等原因引起的停机</li> <li>● 风机叶片积垢</li> </ul>
各类阀门	<ul style="list-style-type: none"> <li>● 新风、回风阀门开启或关闭不良</li> </ul>
各类管路	<ul style="list-style-type: none"> <li>● 制冷剂管路、风道管路堵塞或泄漏</li> </ul>

同时,根据故障的性质可以将其分为突发故障和劣化故障。前者属于“硬故障”,指的是电气控制系统或者空调制冷系统突然停止工作,导致整个空调系统运行在偏离正常工作的状态,例如压缩机停机,风机停机等,对于该类突发故障诊断,需要保证及时检测,从而立即采取相应措施补救。另一方面,对于劣化故障,属于“软故障”,指的是电气控制系统或者空调制冷系统性能随着时间逐渐劣化,最终也将导致整个空调系统偏离正常工作状态,例如蒸发器脏堵,冷凝器脏堵等,对于该类劣化故障诊断相对困难,大多数科研工作者的对于故障诊断的研究也集中在劣化故障领域,下一节将对其中的典型故障进行仿真及特性分析。

## 3.2 典型故障仿真及特征分析

### 3.2.1 正常工况

在第2章中,采用基于AMESim软件的列车空调系统仿真平台方案已经通过了模型验证,然而,对于大多数蒸汽压缩制冷循环仿真,其内容仅限于压缩机、冷凝器、蒸发器、节流阀四大件的热力循环。在本节中,考虑到模拟仿真尽可能贴近实际情况,引入两部分控制模块分别对压缩机进行变频控制调节制冷量,对节流阀进行开度控制维持一定的压缩机吸气过热度。为简化计算,以列车空调系统单制冷回路为模拟对象,分别探究正常工况和典型故障模式下的系统状态。系统仿真示意图如3.1所示。

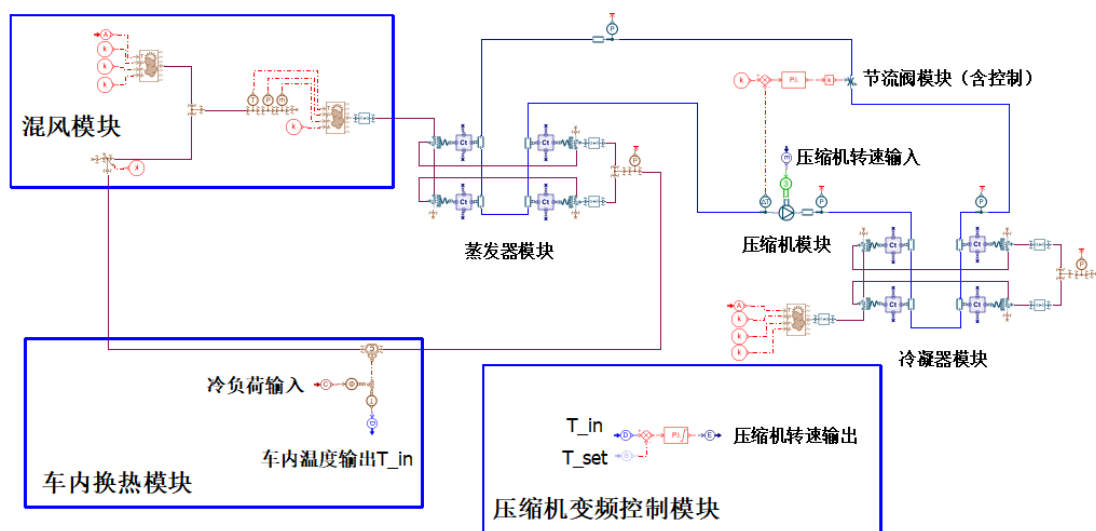


图 3.1 正常工况仿真示意图

其中,蒸汽压缩制冷循环的四大件模块采用第2章中的模型,包括压缩机模块,冷凝器模块,蒸发器模块,对节流装置模块引入PID控制维持压缩机吸气过

热度在一定水平，防止异常过热或过热度不足产生“液击”。新引入的车内换热模块对来自蒸发器的送风与车内冷负荷进行热量交换，为简化计算，将太阳辐射传热、车内围护结构传热、人员设备散热等产生的冷负荷统一计入“冷负荷输入”，送风空气承担室内冷负荷后成为回风进入混风模块，按照回风和新风 3: 1 的比例引入室外新风，混合后进入蒸发器降温，实现蒸发器侧空气循环。忽略车厢开门以及渗透风的影响，空气侧由能量守恒，有

$$Q + c_s m_{air} (T_s - T_h) = \frac{dT_{in}}{dt} \quad (3.1)$$

其中， $m_{air}$ 为送风量， $c_s$ 为送风比热容， $T_h$ 为回风温度， $T_s$ 为送风温度， $T_{in}$ 为车内温度， $Q$ 为车内冷负荷。

在模拟仿真列车空调系统正常工况时，将车内温度设定为  $26^\circ\text{C}$ ，即  $T_{set} = 26^\circ\text{C}$ 。参考上海市某夏季典型日气温参数，日间车外温度变动为  $29\text{-}35^\circ\text{C}$ ，以此为车外温度输入的上下限。参考整个列车空调系统的制冷量，取冷负荷输入值变动为  $5\text{-}8\text{kW}$ ，以此为车内冷负荷输入的上下限。

对于压缩机变频控制模块以及节流阀过热度控制模块，本模拟仿真采用 PID 控制，其原理为

$$u(t) = K_p e(t) + K_i \int_0^t e(t) dt + K_d \frac{de(t)}{dt} \quad (3.2)$$

上式中， $K_p$ 为比例常数， $K_i$ 为积分常数， $K_d$ 为微分常数， $u(t)$ 为控制输出量， $e(t)$ 为  $t$  时刻的误差值。

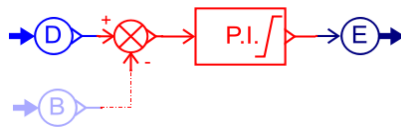


图 3.2 压缩机变频控制模块

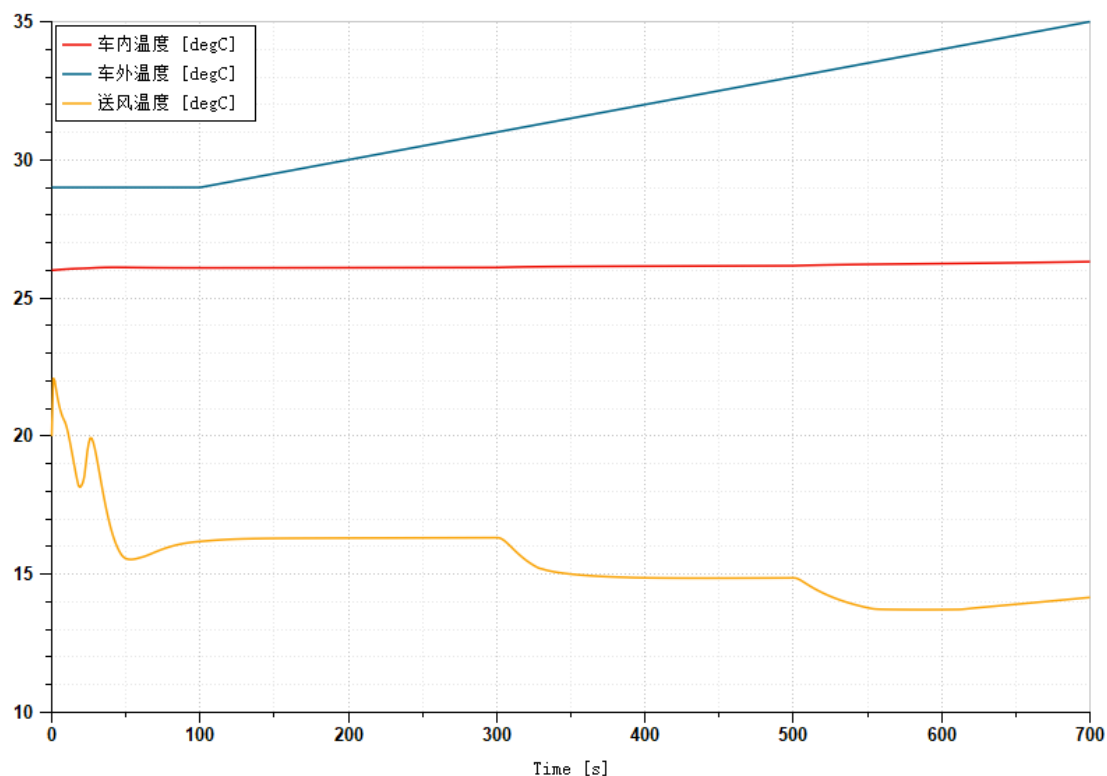


图 3.3 节流阀过热度控制模块

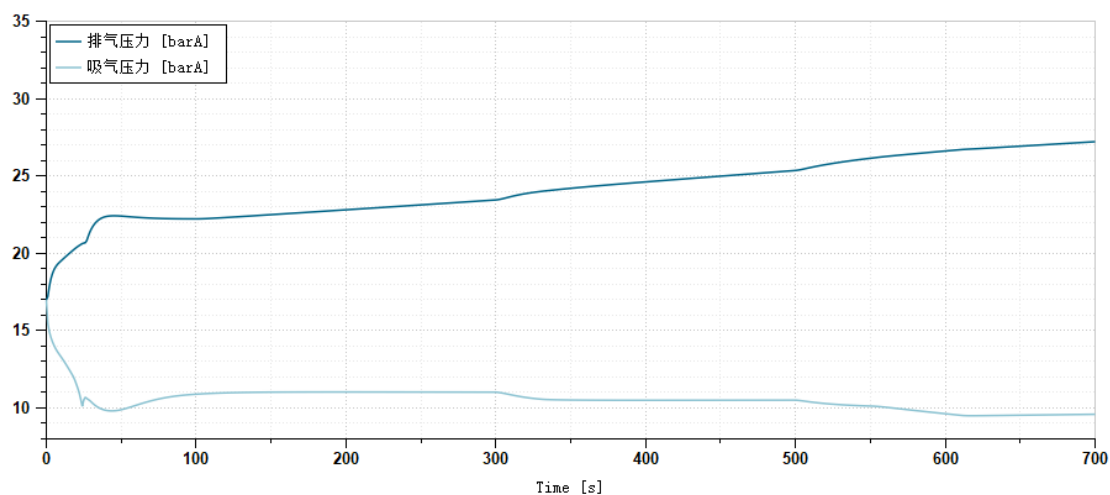
其中，对于压缩机变频控制模块，输入为车内控制温度  $T_{set}$  以及车内实时温度  $T_{in}$ ，压缩机转速控制下限为  $900\text{r/min}$ ，上限为  $6000\text{r/min}$ 。对于节流阀过热度控制模块，输入为实时过热度 and 设定过热度  $6^\circ\text{C}$ 。

完成列车空调系统仿真平台初始模块设定及基础参数输入，设置模拟步长为 700 步，其中前 100 步为系统初始化，运行即可得到列车空调系统相关参数动态仿真结果。其中，列车空调系统主要温度参数如图 3.4 所示，在无故障情况下，

空调系统正常运行，能够承担列车环境产生的冷负荷，并且随着车外温度的升高以及冷负荷的增加，通过自控系统调节压缩机变频，降低送风温度适应递增的冷负荷，在这个过程中，排气压力升高，吸气压力降低，最终维持车内温度恒定在设定值 26°C。



(a) 列车空调系统相关温度参数变化

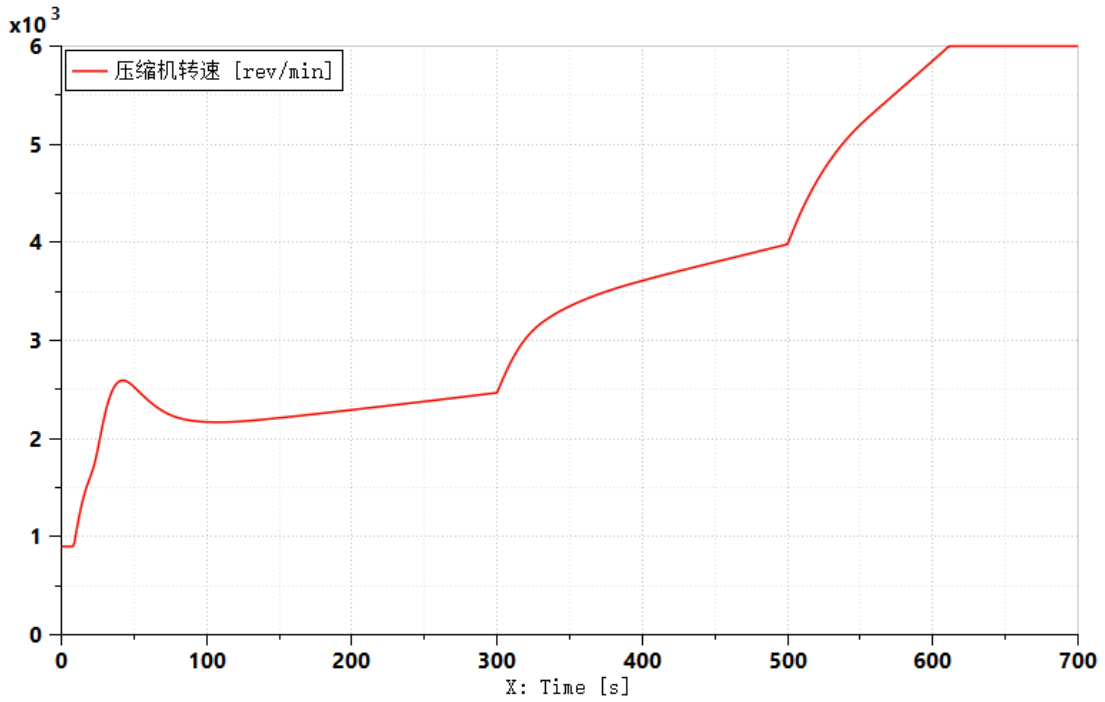


(b) 列车空调系统吸、排气压力参数变化

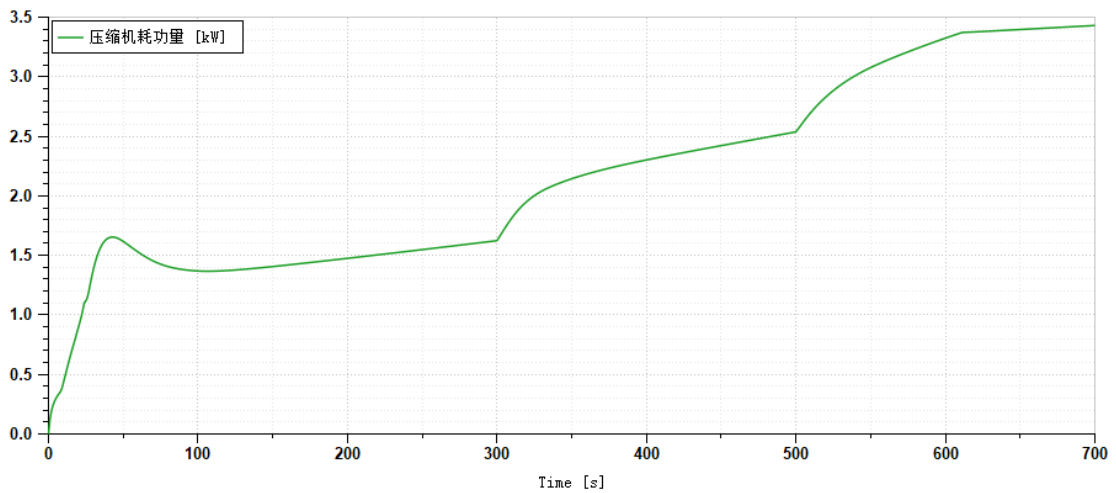
图 3.4 列车空调系统主要温度及压力参数变化

在动态仿真的过程中，列车空调系统的主要参数变化如图 3.5 和图 3.6 所示。分析结果可知，随着冷负荷的增大，压缩机耗功量增加，当输入冷负荷增至 8kW 时，压缩机转速达到最大设定值 6000r/min 并维持恒定，在这个过程中，其耗功

量也保持递增状态，最终达到 3.4kW。列车空调系统的蒸发器换热量即为列车空调系统制冷量，最终增至 12kW，冷凝器换热量最终增至 15kW，在各个冷负荷仿真阶段均基本满足冷凝器换热量等于蒸发器换热量加压缩机耗功量，即基本满足能量平衡，说明了模拟仿真数据的有效性。最终本列车空调系统正常工况仿真的制冷循环在压焓图上的表示如图 3.7 所示，由仿真结果可知，引入控制模块使得整个制冷循环能维持一定的过热度，同时适应冷负荷的变化，模拟列车空调正常运行。



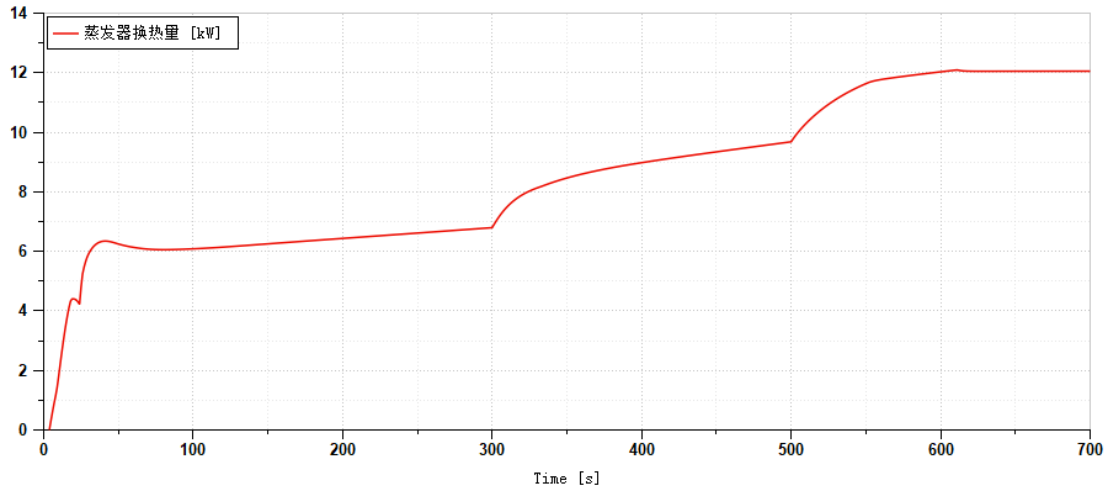
(a) 压缩机转速变化



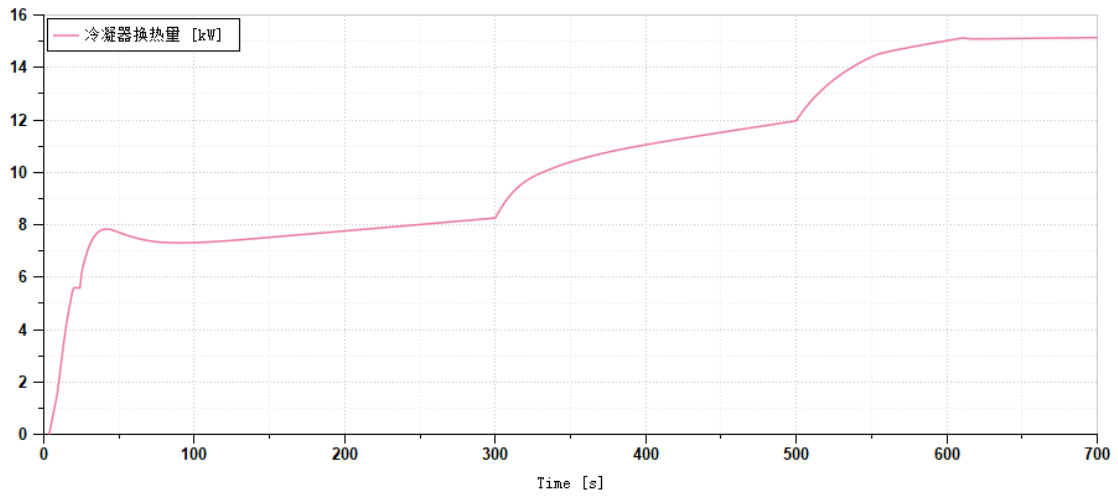
(b) 压缩机耗功量变化

图 3.5 压缩机转速及耗功量变化





(a) 蒸发器换热量变化



(b) 冷凝器换热量变化

图 3.6 列车空调系统换热量变化

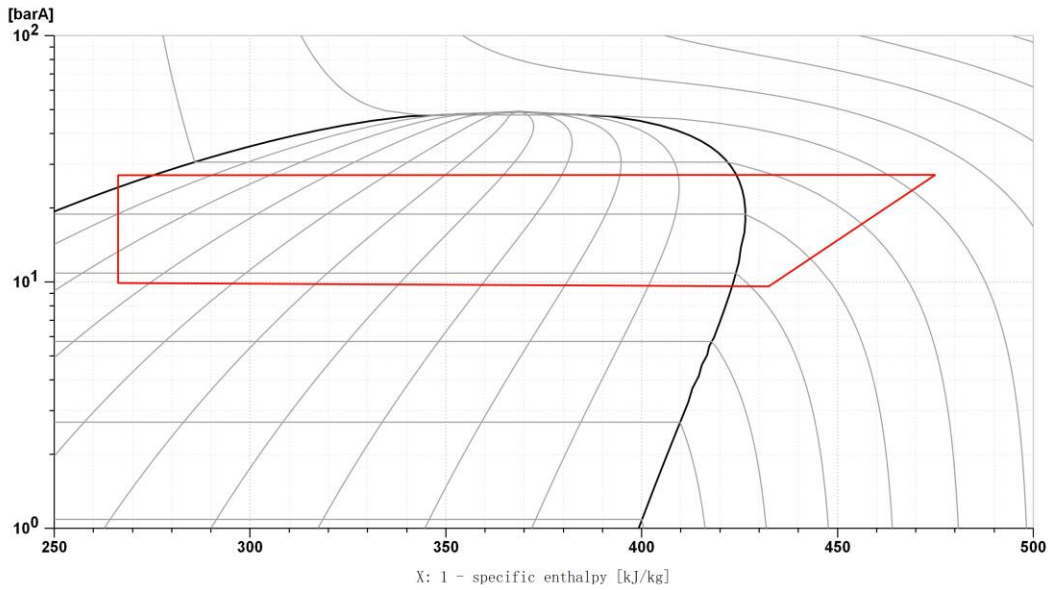
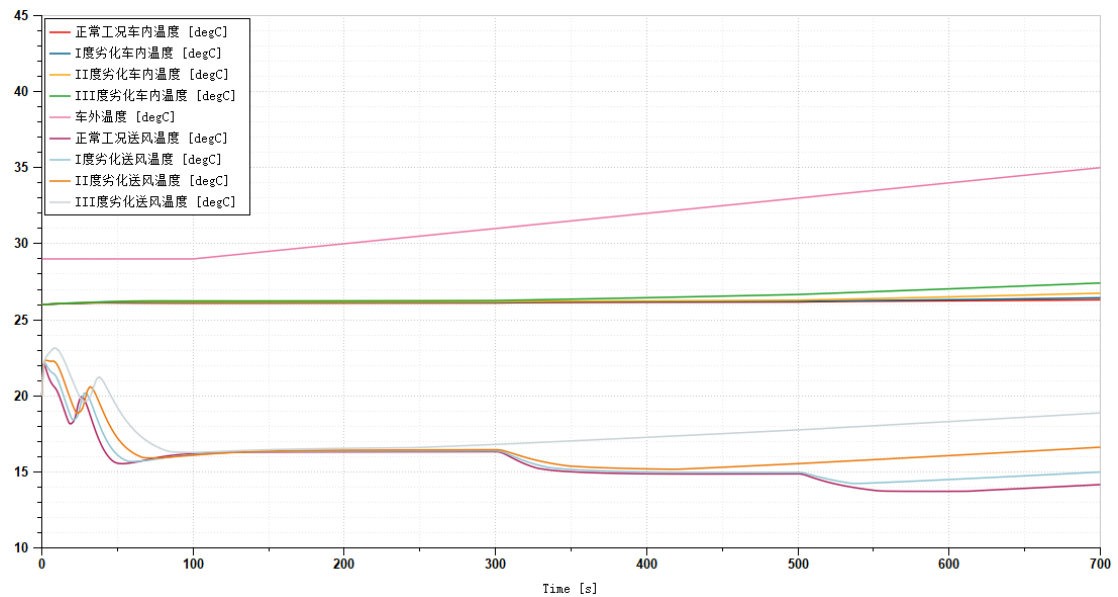


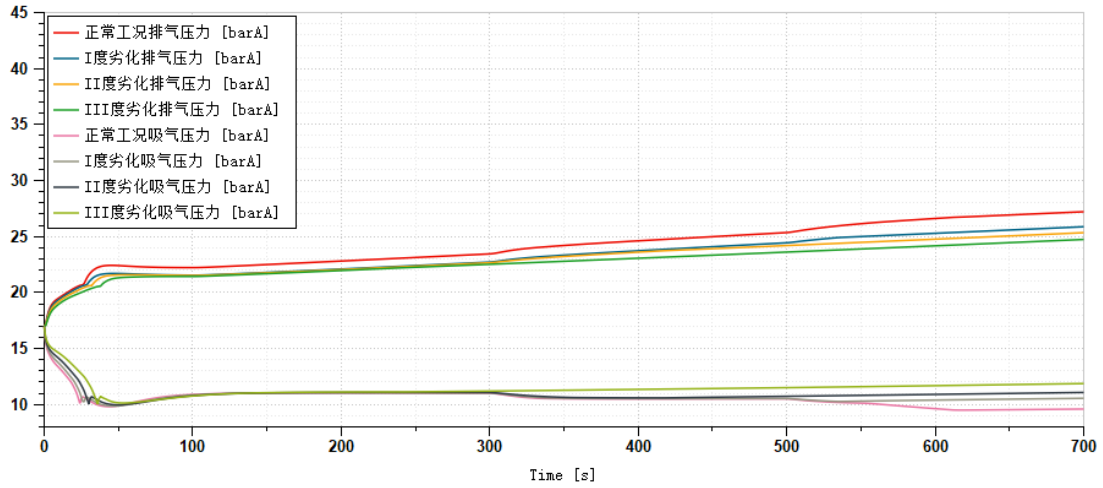
图 3.7 列车空调系统制冷循环正常工况压焓图

### 3.2.2 压缩机性能劣化

压缩机作为列车空调系统的核心部件，在长期运行后，由于各个部件的机械磨损将产生性能劣化现象，从而影响压缩机的工作效率，最终劣化整个列车空调系统的制冷性能。对于该类故障，以 3.2.1 节中的列车空调系统模型作为基准进行仿真。其中对于压缩机性能劣化故障的模拟方式为降低压缩机的排气量，由初始设定值的  $30\text{cm}^3$  分别降至  $24\text{cm}^3$ ， $18\text{cm}^3$ ， $12\text{cm}^3$ ，从而模拟 3 种严重程度的压缩机性能劣化情况，得到各输出特征参数如图 3.8-图 3.11 所示。

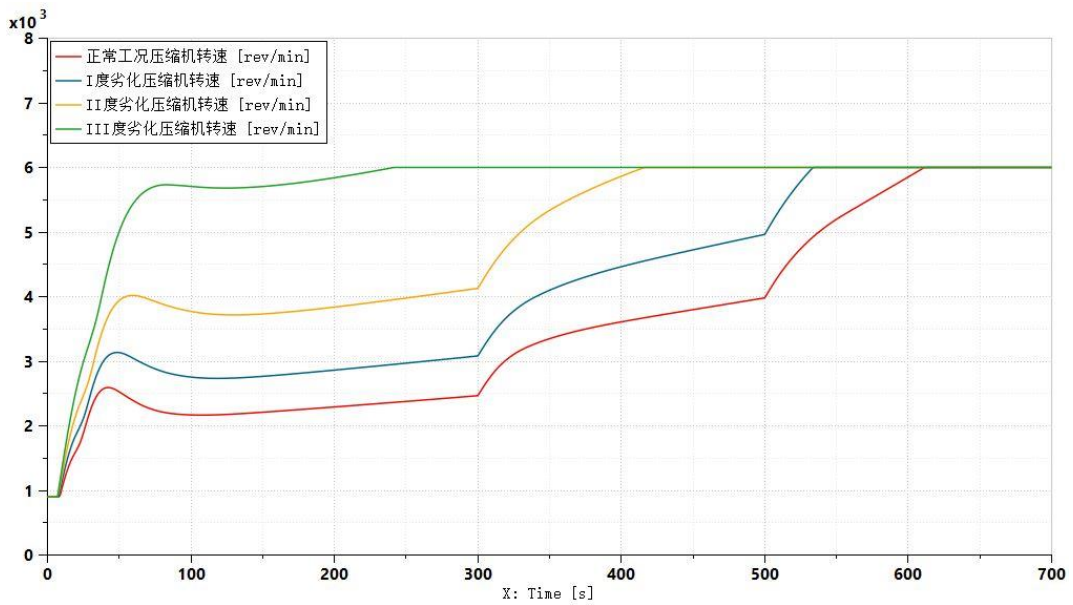


(a) 列车空调系统相关温度参数变化

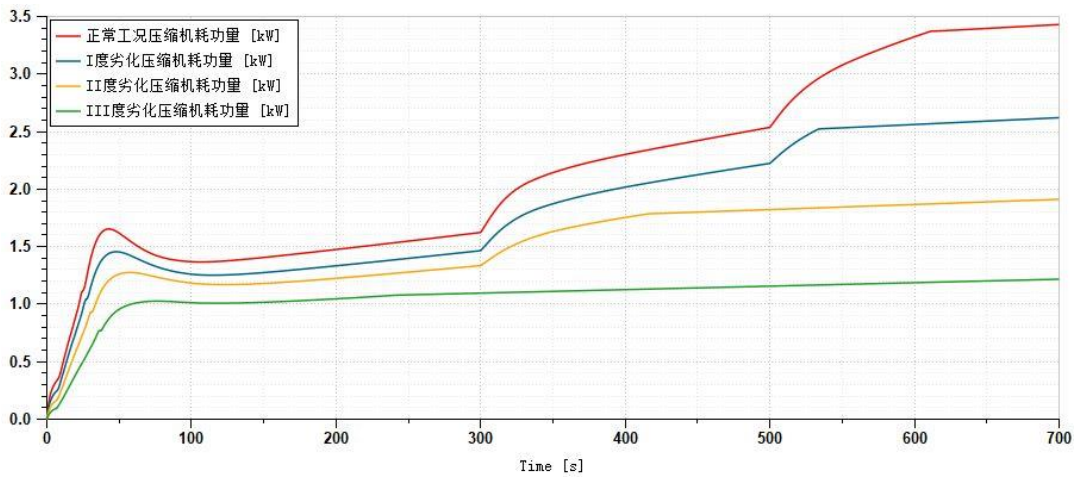


(b) 列车空调系统吸、排气压力参数变化

图 3.8 列车空调系统主要温度及压力参数变化

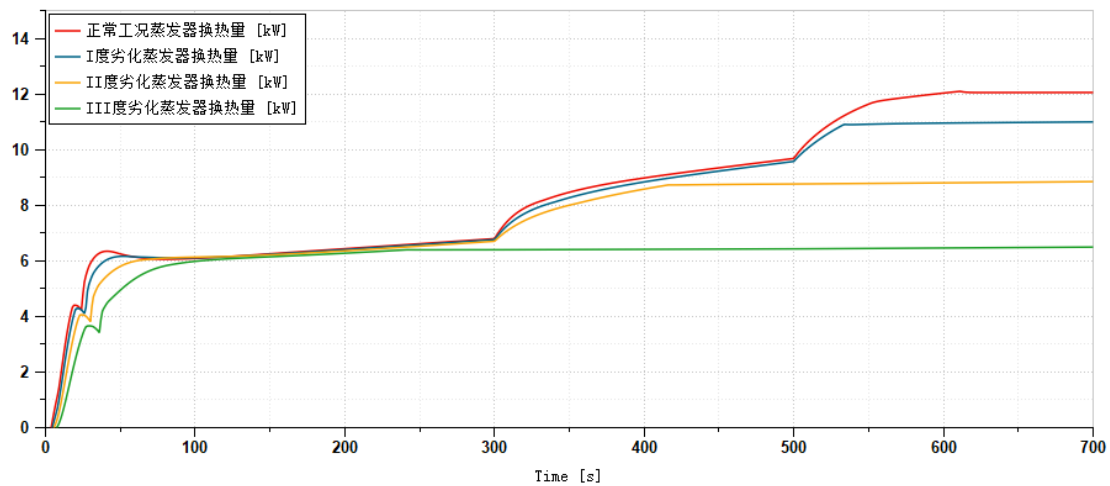


(a) 压缩机转速变化

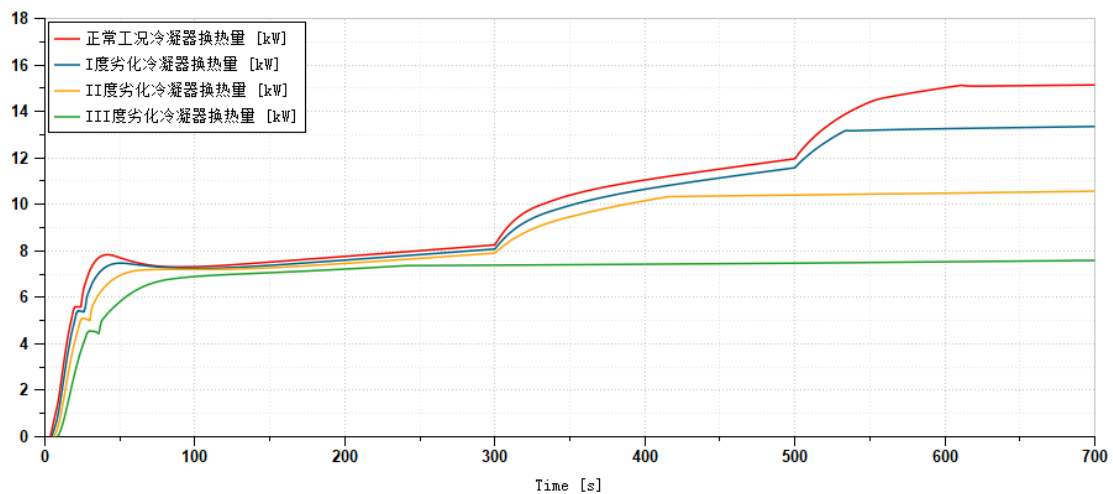


(b) 压缩机耗功量变化

图 3.9 压缩机转速及耗功量变化



(a) 蒸发器换热量变化



(b) 冷凝器换热量变化

图 3.10 列车空调系统换热量变化

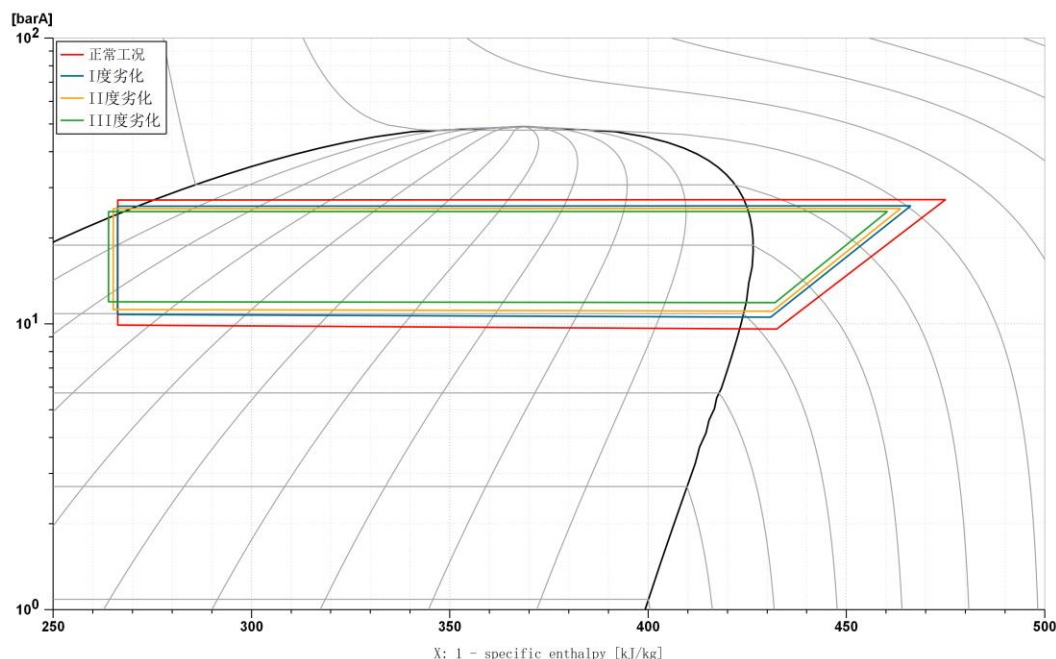
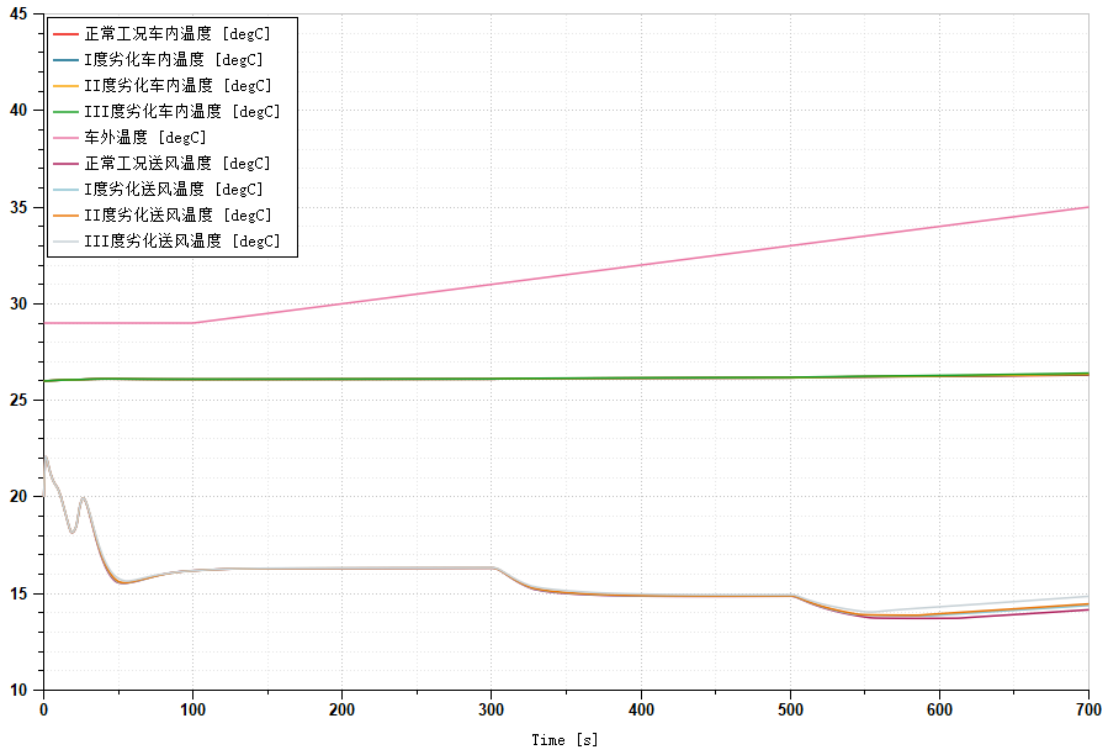


图 3.11 列车空调系统制冷循环压焓图变化

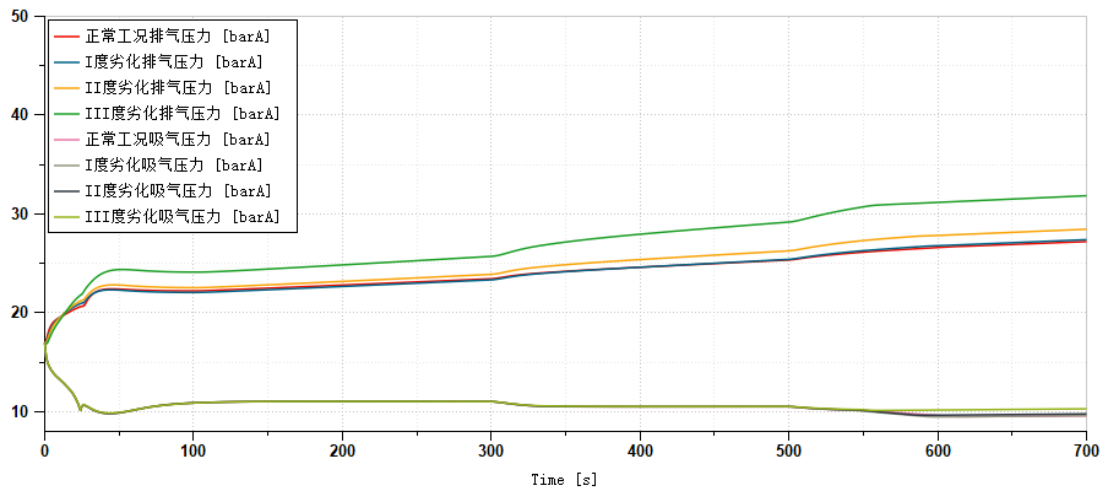
由上图动态模拟结果可知，随着压缩机性能劣化，列车空调系统的吸气压力升高，排气压力降低，且随着模拟冷负荷的增加，对吸、排气压力变化的影响也更大。在低负荷区（ $Q=6\text{kW}$ ），车外温度较低（ $29\text{--}31^\circ\text{C}$ ）时，各劣化等级的空调系统的送风温度能够保持大致相同，约为  $16.3^\circ\text{C}$ ，列车基本能维持温度控制在  $26^\circ\text{C}$ ，此时正常工况压缩机转速仍处于较低运转水平，约为  $2500\text{ r/min}$ ，随着劣化程度的增加，压缩机转速也随之增加，III 度劣化情况下压缩机转速已经达到控制上限  $6000\text{ r/min}$ ，此时各劣化程度工况下制冷量近似相同，约为  $6.6\text{kW}$ 。在中负荷区（ $Q=7\text{kW}$ ），车外温度进一步增加（ $31\text{--}33^\circ\text{C}$ ），此时压缩机 III 度劣化情况下已经无法控制送风温度进一步降低以适应增加的冷负荷，II 度劣化情况下压缩机转速也达到控制上限，该阶段各个劣化程度空调系统的制冷量开始出现差别，III 度劣化情况下列车已经达到最大制冷量  $6.4\text{kW}$ ，开始无法维持车内温度。在高负荷区（ $Q=8\text{kW}$ ），车外温度开始增加到上限（ $33\text{--}35^\circ\text{C}$ ），此时各劣化程度情况下送风温度开始出现明显差别，I、II、III 度劣化情况送风温度比正常工况分别高  $0.8^\circ\text{C}$ ， $2.4^\circ\text{C}$ ， $4.7^\circ\text{C}$ 。从 614 步开始，各个模拟工况压缩机转速均达到控制上限，制冷量也达到最大，此时 III 度劣化状态车内温度已达到  $27.4^\circ\text{C}$ 。分析各个工况下的压焓图可知，随着压缩机性能劣化，制冷循环的冷凝温度降低，蒸发温度上升，与高低压变化趋势一致，可将该特征纳入该类故障诊断依据。

### 3.2.3 冷凝器换热劣化

对于列车空调系统，其冷凝器在长期运行后，如未更换或清理会产生结垢或脏堵现象，从而影响换热性能，导致冷凝器换热逐渐劣化。本节对于冷凝器换热性能劣化的模拟方式为降低冷凝器侧风量，分别调整冷凝器侧风量为 1.5kg/s, 1kg/s, 0.5kg/s，分别模拟冷凝器换热性能正常工况以及 I、II、III 度劣化情况，得到各输出特征参数如图 3.12-图 3.15 所示。

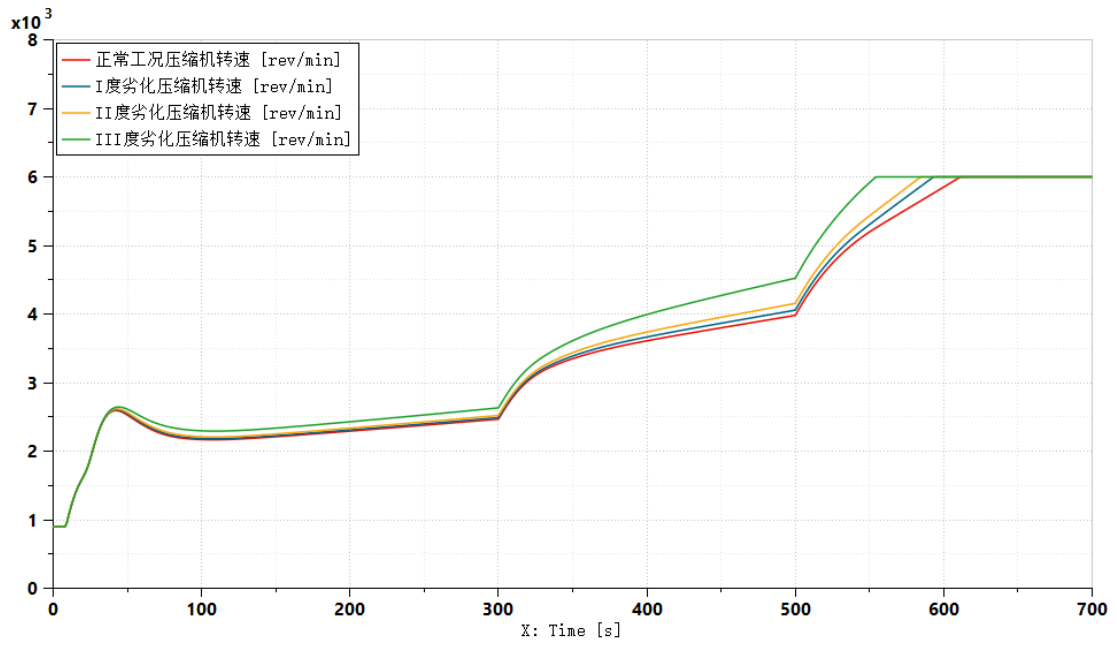


(a) 列车空调系统相关温度参数变化

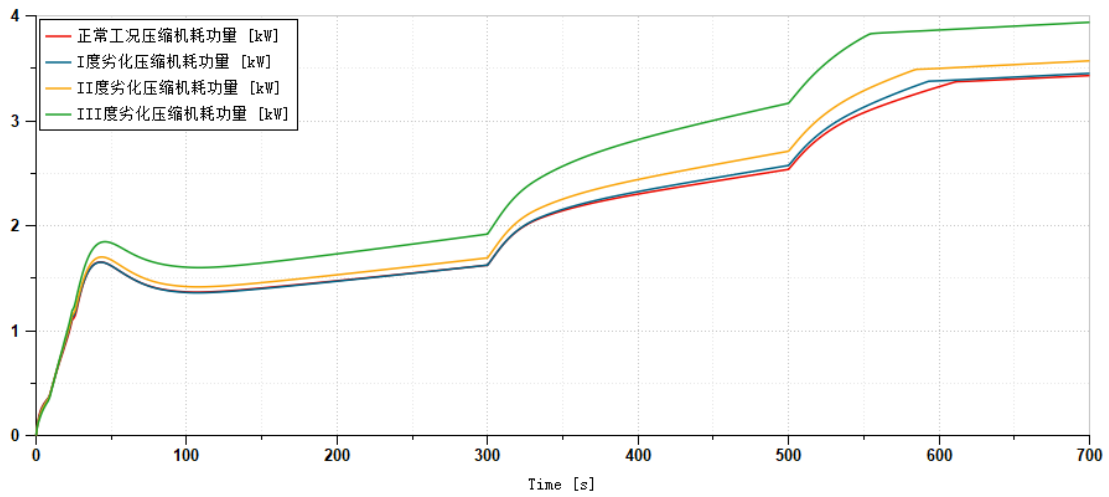


(b) 列车空调系统吸、排气压力参数变化

图 3.12 列车空调系统主要温度及压力参数变化

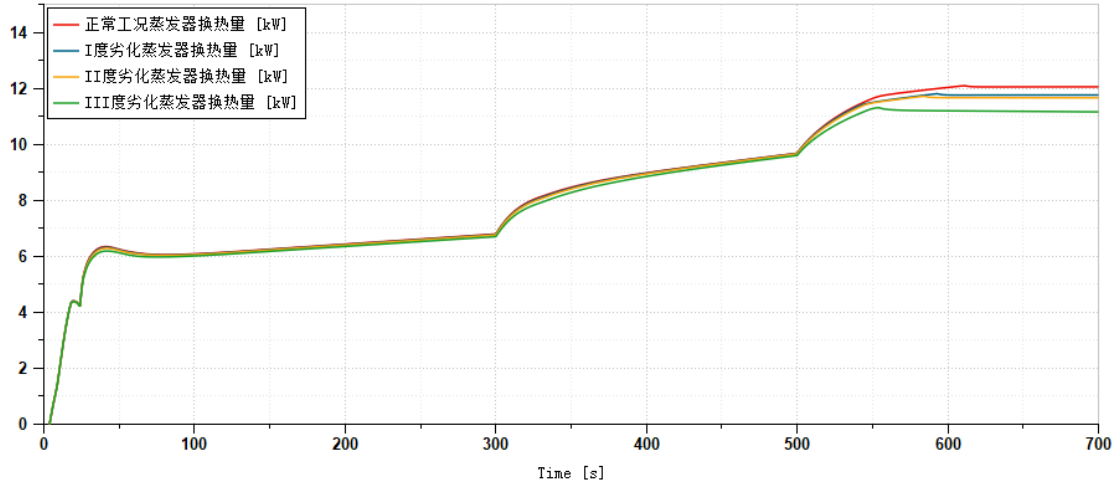


(a) 压缩机转速变化

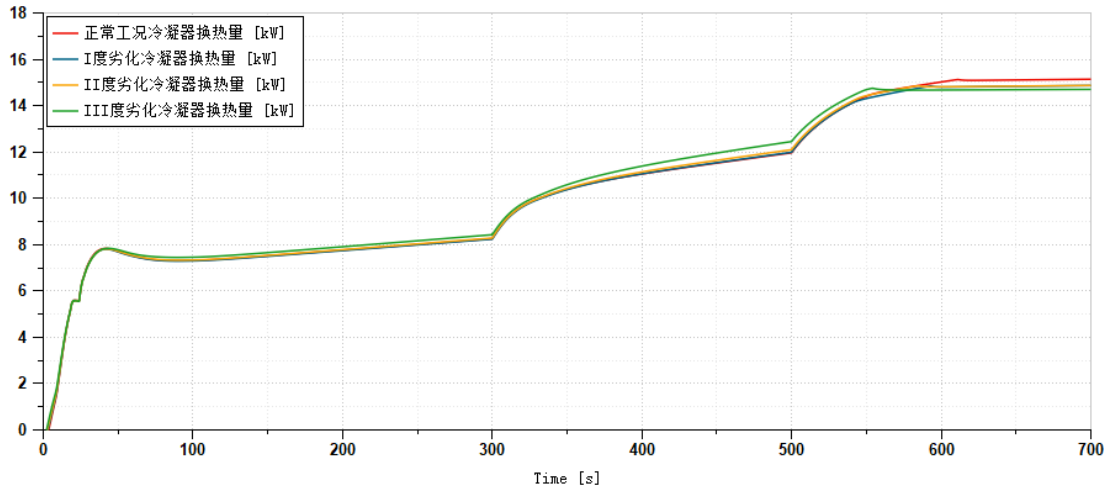


(b) 压缩机耗功量变化

图 3.13 压缩机转速及耗功量变化



(a) 蒸发器换热量变化



(b) 冷凝器换热量变化

图 3.14 列车空调系统换热量变化

由上图动态模拟结果可知，随着冷凝器换热性能的劣化，列车空调系统排气压力升高，吸气压力稍有降低，且随着模拟冷负荷的增加，对排气压力的影响更大。相较于压缩机性能劣化，本故障对列车空调系统影响程度相对较小，在低负荷区（ $Q=6\text{kW}$ ），车外温度较低（ $29\text{-}31^\circ\text{C}$ ）时，各劣化等级的空调系统的送风温度能够保持大致相同，约为  $16.3^\circ\text{C}$ ，列车基本能维持温度控制在  $26^\circ\text{C}$ ，此时正常工况压缩机转速仍处于  $2500\text{ r/min}$ ，随着劣化程度的增加，压缩机转速也稍有增加，但变化不大，此时各劣化程度工况下制冷量近似相同，约为  $6.6\text{kW}$ ，但 III 度劣化情况在这个阶段排气压力已显著高于其他工况。在中负荷区（ $Q=7\text{kW}$ ），车外温度进一步增加（ $31\text{-}33^\circ\text{C}$ ），此时 III 度劣化情况下压缩机转速及耗功量开始明显高于其他工况，该阶段各个劣化程度空调系统的制冷量仍大致相同，约为  $9.6\text{kW}$ ，各个工况均仍能维持车内温度。在高负荷区（ $Q=8\text{kW}$ ），车外温度开始增加到上限（ $33\text{-}35^\circ\text{C}$ ），此时各劣化程度情况下送风温度开始出现一定程度差别，



但正常工况与 III 度劣化情况相差约  $0.7^{\circ}\text{C}$ ，车内温度仍能得到维持，随着劣化程度的提升，各工况相继达到压缩机转速控制上限，各劣化情况的制冷量和冷凝器换热量也低于正常工况。分析各个工况下的压焓图可知，随着冷凝器换热性能劣化，制冷循环的冷凝温度显著提升，蒸发温度略有上升，与高低压变化趋势一致，可将该特征纳入该类故障诊断依据。

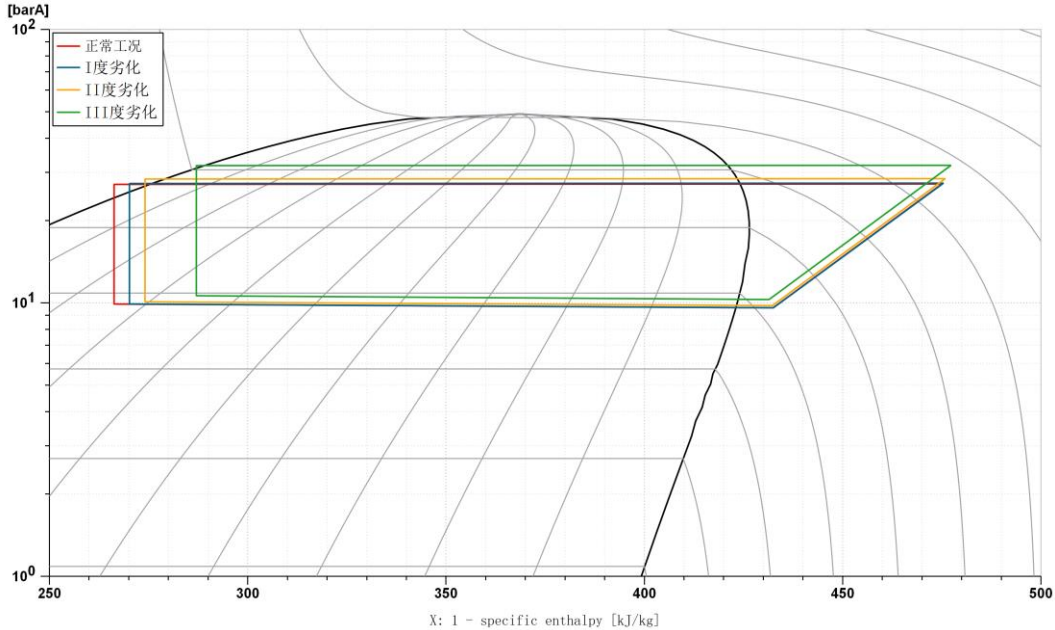
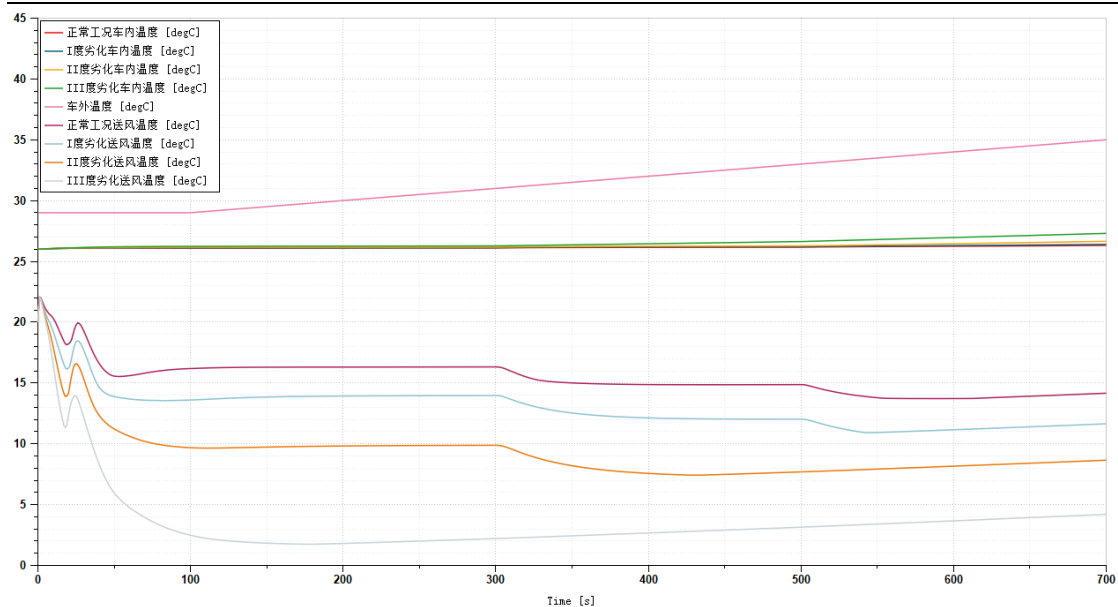


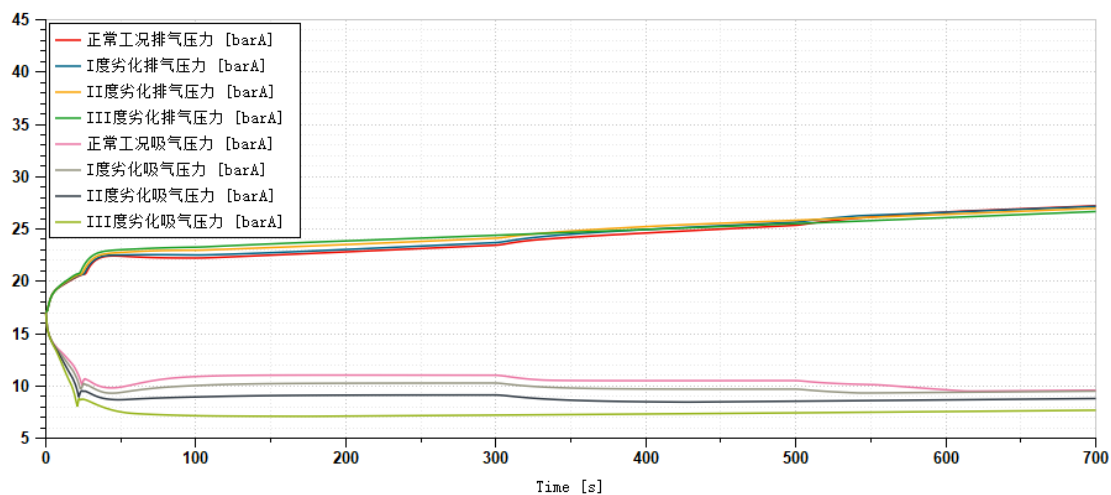
图 3.15 列车空调系统制冷循环压焓图变化

### 3.2.4 蒸发器换热劣化

蒸发器作为直接处理列车送风的换热器，与冷凝器类似，在长期运行后，也会产生结垢或脏堵现象，从而影响换热性能，导致蒸发器换热逐渐劣化，影响整个列车空调系统性能。本节对于蒸发器换热性能劣化的模拟方式为降低蒸发器侧风量，分别调整蒸发器侧风量为  $0.48\text{kg/s}$ ， $0.36\text{kg/s}$ ， $0.24\text{kg/s}$ ，分别模拟蒸发器换热性能正常工况以及 I、II、III 度劣化情况，得到各输出特征参数如图 3.16-图 3.19 所示。

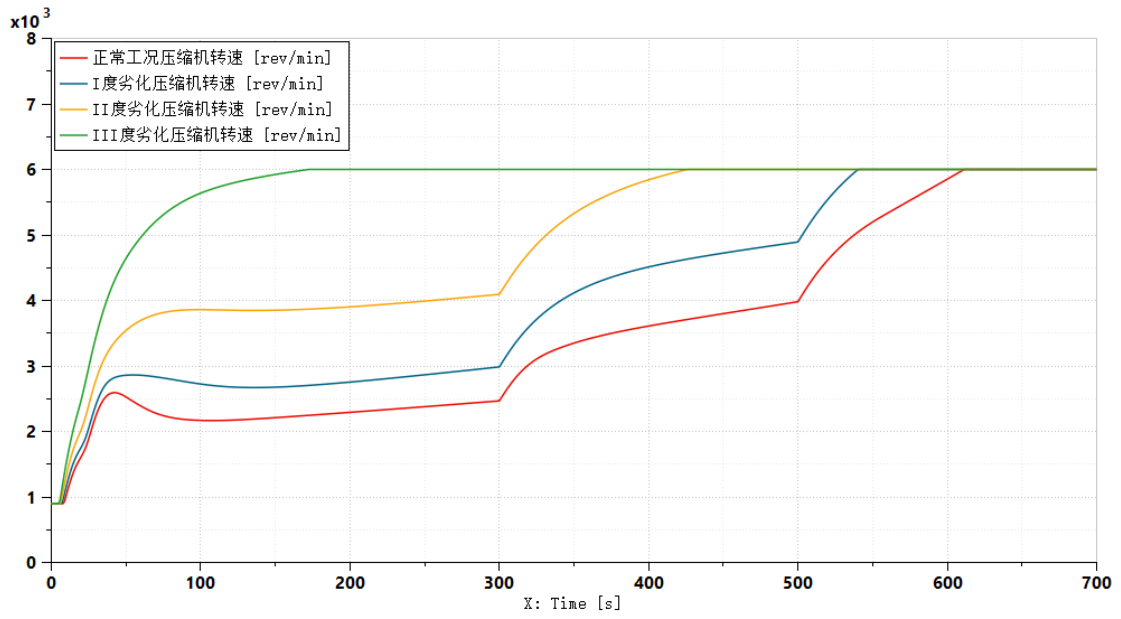


(a) 列车空调系统相关温度参数变化

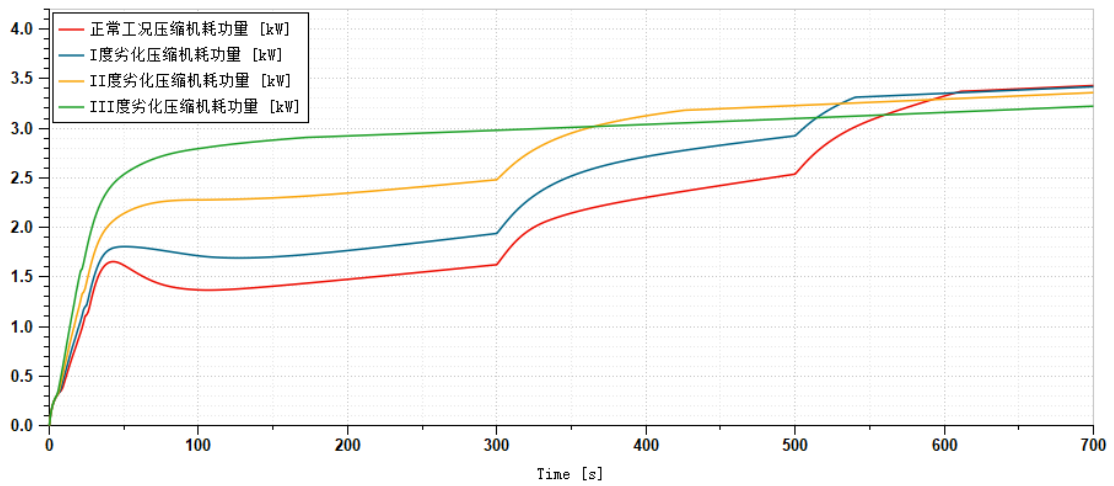


(b) 列车空调系统吸、排气压力参数变化

图 3.16 列车空调系统主要温度及压力参数变化

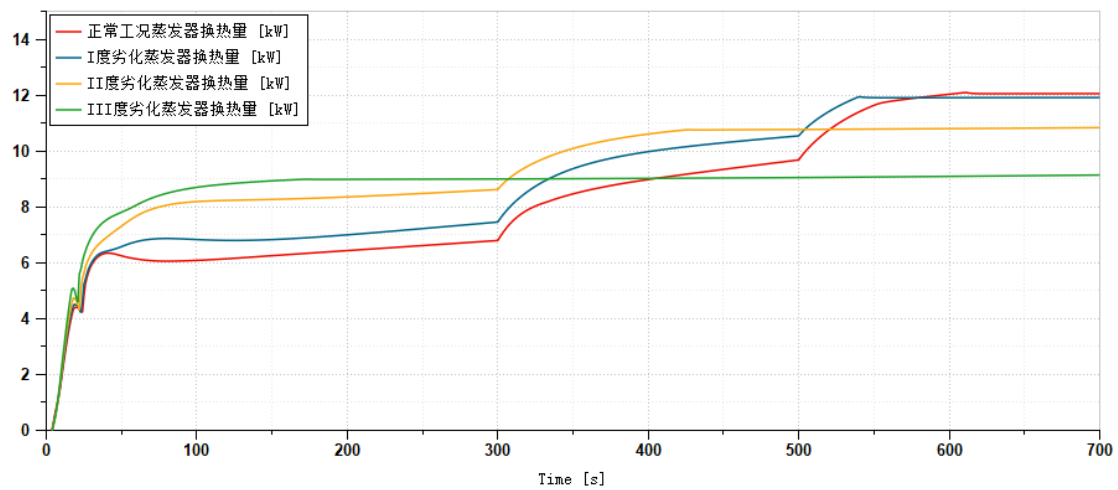


(a) 压缩机转速变化

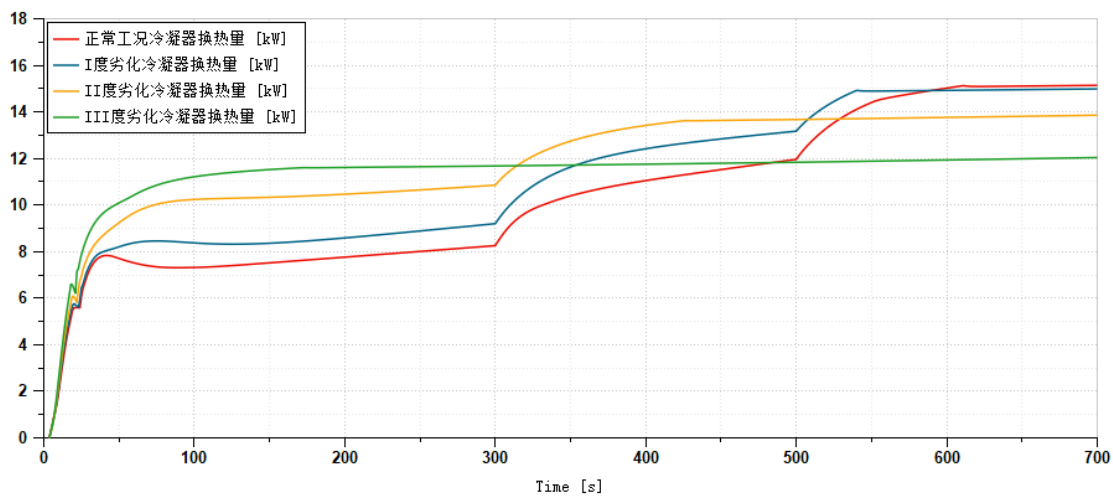


(b) 压缩机耗功量变化

图 3.17 压缩机转速及耗功量变化



(a) 蒸发器换热量变化



(b) 冷凝器换热量变化

图 3.18 列车空调系统换热量变化

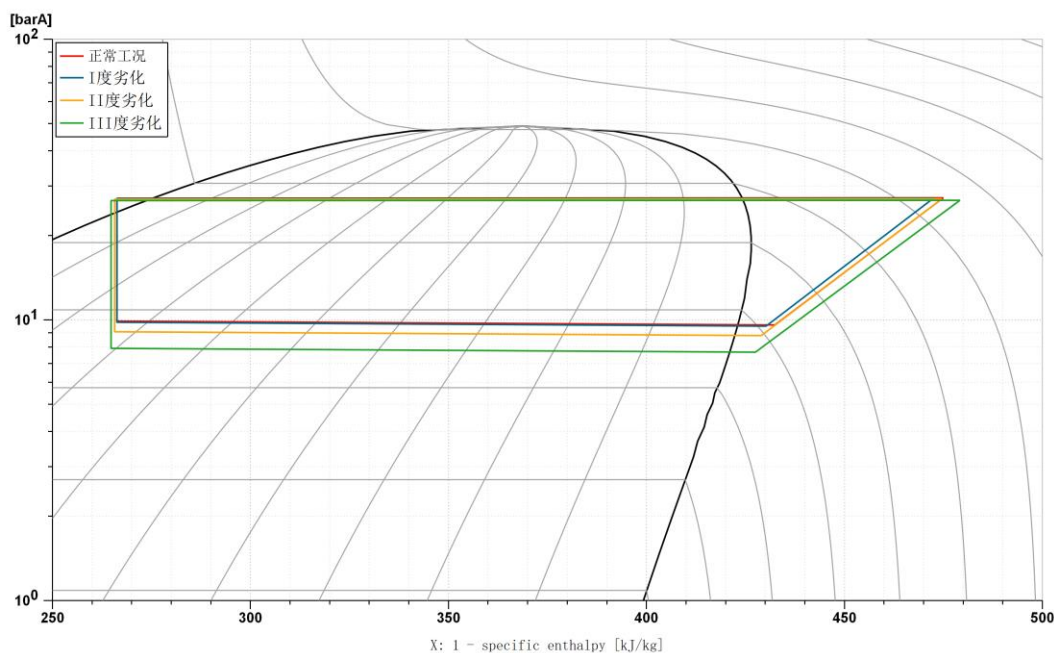
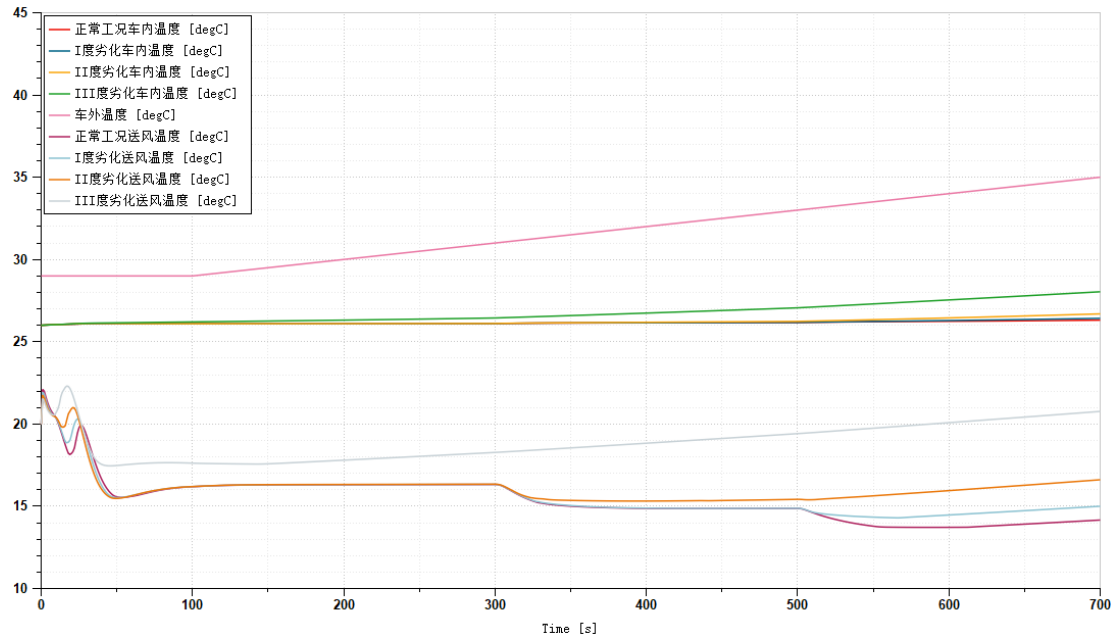


图 3.19 列车空调系统制冷循环压焓图变化

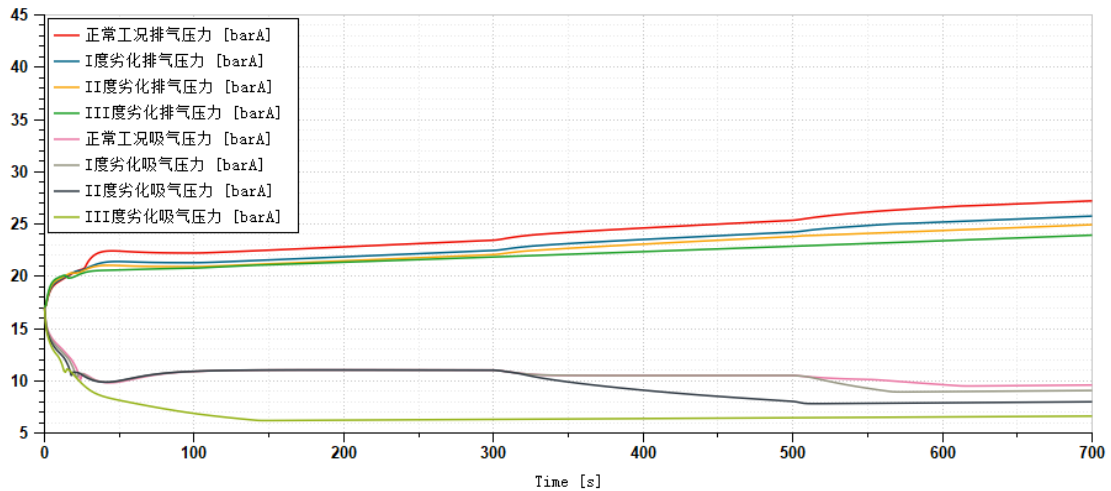
由上图动态模拟结果可知，随着蒸发器换热性能的劣化，列车空调系统吸气压力降低，排气压力稍有降低，且相较于冷凝器换热性能劣化，本故障则是对吸气压力的影响更显著。在低负荷区（ $Q=6\text{kW}$ ），车外温度较低（ $29\text{-}31^\circ\text{C}$ ）时，各劣化等级的空调系统的送风温度相差较大，这是因为模拟采取减小风量的方式使得产生劣化的工况送风得到更多的制冷量，温度更低。列车基本能维持温度控制在  $26^\circ\text{C}$ ，此时正常工况压缩机转速仍处于较低运转水平，约为  $2500\text{ r/min}$ ，随着劣化程度的增加，压缩机转速也随之增加，III 度劣化情况下压缩机转速已经达到控制上限  $6000\text{ r/min}$ ，制冷量也达到该工况上限，约为  $6.6\text{kW}$ 。在中负荷区（ $Q=7\text{kW}$ ），车外温度进一步增加（ $31\text{-}33^\circ\text{C}$ ），此时压缩机 III 度劣化情况下已经无法控制送风温度进一步降低以适应增加的冷负荷且开始无法维持车内温度，其余工况仍能通过控制压缩机转速提高制冷量承担增加的冷负荷，其中 II 度劣化情况下压缩机转速也达到控制上限。在高负荷区（ $Q=8\text{kW}$ ），车外温度开始增加到上限（ $33\text{-}35^\circ\text{C}$ ），此阶段各个模拟工况压缩机转速均达到控制上限，制冷量也达到最大，I 度劣化情况制冷量与正常工况差距较小，其余劣化工况制冷量降低显著。分析各个工况下的压焓图可知，随着蒸发器换热性能劣化，制冷循环的蒸发温度降低，蒸发温度稍有降低，与高低压变化趋势一致，可将该特征纳入该类故障诊断依据。

### 3.2.5 制冷剂泄漏

制冷剂泄漏是蒸汽压缩式制冷循环系统中最为常见的故障之一,对于列车空调系统,维持制冷剂充注量在合适水平对空调系统的正常工作起着至关重要的作用。本节直接通过减少制冷剂充注量模拟制冷剂泄漏故障,系统制冷剂充注量初始值为 3kg,分别调整系统制冷剂充注量为 2.4kg, 1.8kg, 1.2kg,分别模拟制冷剂充注量正常工况以及 I、II、III 度劣化情况,得到各输出特征参数如图 3.20-图 3.23 所示。

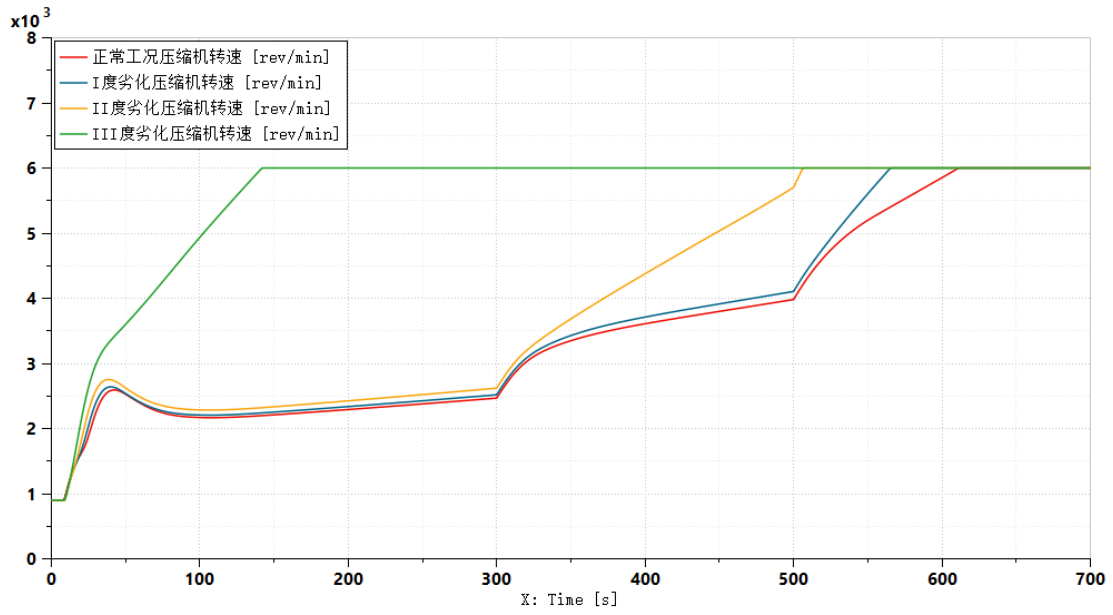


(a) 列车空调系统相关温度参数变化

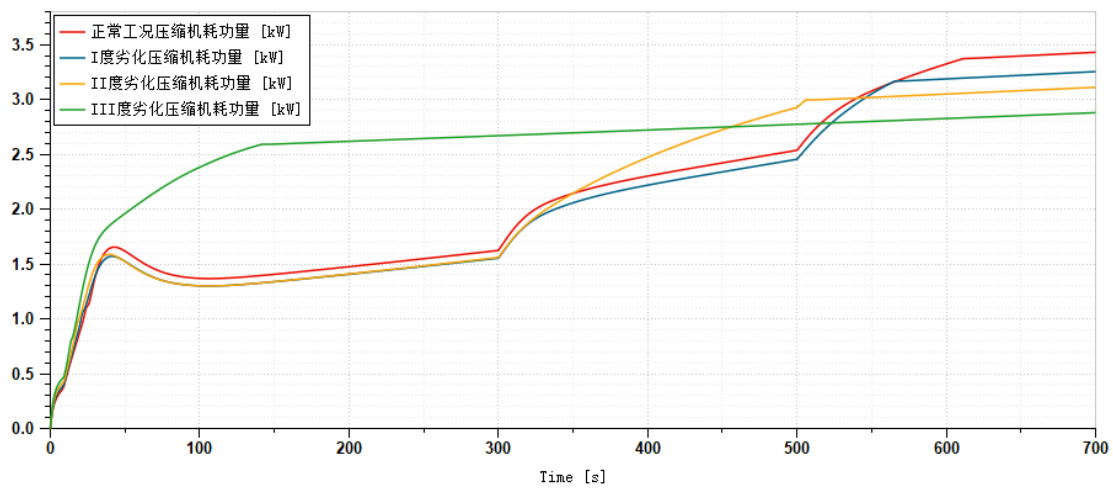


(b) 列车空调系统吸、排气压力参数变化

图 3.20 列车空调系统主要温度及压力参数变化

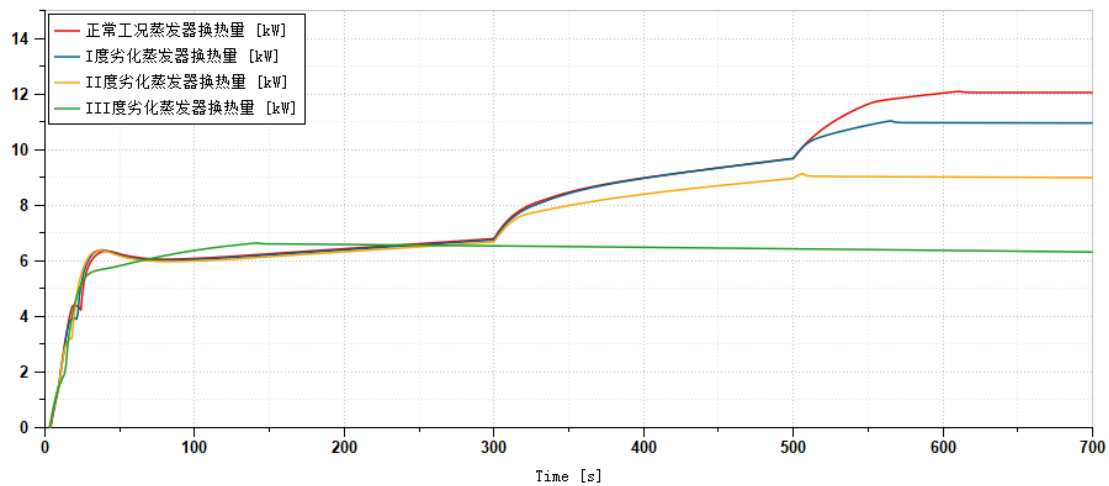


(a) 压缩机转速变化

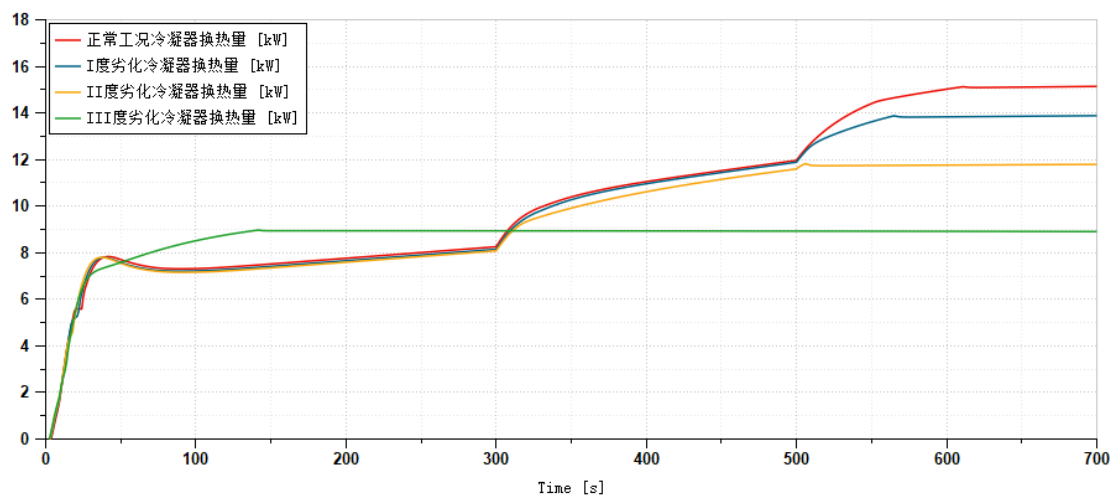


(b) 压缩机耗功量变化

图 3.21 压缩机转速及耗功量变化



(a) 蒸发器换热量变化



(b) 冷凝器换热量变化

图 3.22 列车空调系统换热量变化



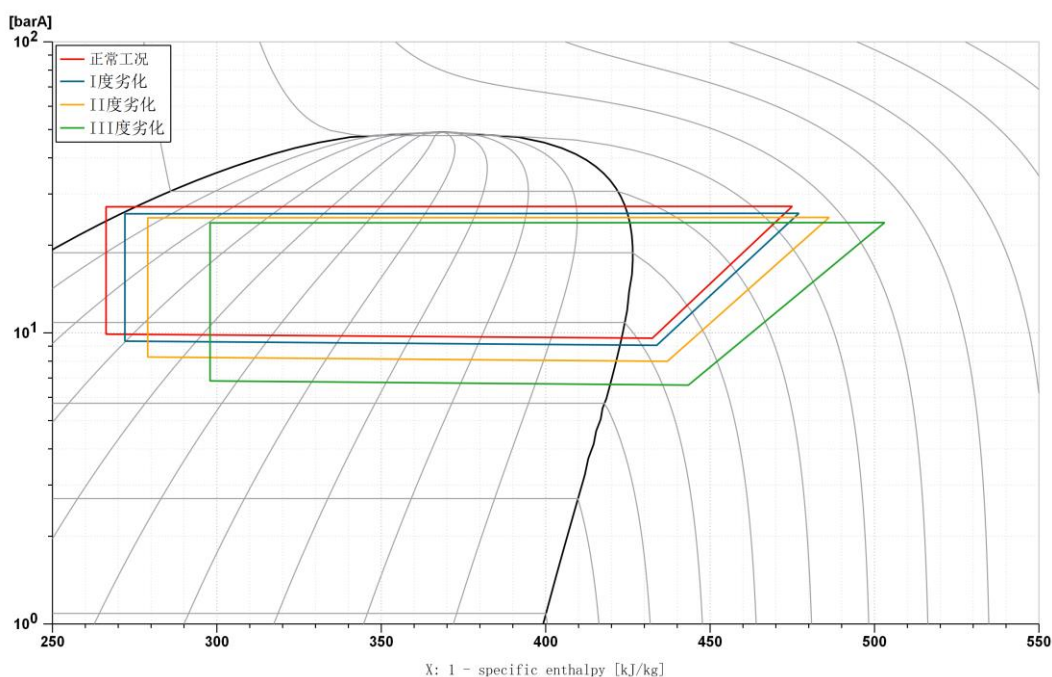


图 3.23 列车空调系统制冷循环压焓图变化

由上图动态模拟结果可知,随着制冷剂泄漏,列车空调系统的吸气压力降低,排气压力也降低。在低负荷区( $Q=6\text{kW}$ ),车外温度较低( $29\text{-}31^{\circ}\text{C}$ )时,III度劣化情况送风温度(约 $18^{\circ}\text{C}$ )已经和其余工况有较大差异(约 $16.3^{\circ}\text{C}$ ),且该工况下列车已经开始无法维持温度控制,压缩机转速已经达到控制上限 $6000\text{ r/min}$ 。相比之下,其余工况压缩机转速仍处于较低运转水平,约为 $2500\text{ r/min}$ ,此时各劣化程度工况下制冷量近似相同,约为 $6.6\text{kW}$ 。在中负荷区( $Q=7\text{kW}$ ),车外温度进一步增加( $31\text{-}33^{\circ}\text{C}$ ),此时II度劣化情况下压缩机转速也开始显著上升,送风温度开始无法进一步降低适应增加的冷负荷,制冷量也低于正常工况以及I度劣化情况,车内温度仍能得到维持控制。在高负荷区( $Q=8\text{kW}$ ),车外温度开始增加到上限( $33\text{-}35^{\circ}\text{C}$ ),此阶段各个模拟工况压缩机转速均达到控制上限,制冷量也达到最大,可以明显看出随着制冷剂的泄漏,列车空调系统的送风温度逐渐提高,制冷量逐渐降低。分析各个工况下的压焓图可知,随着制冷剂泄漏程度的加剧,制冷循环的冷凝温度降低,蒸发温度也降低,与高低压变化趋势一致,可将该特征纳入该类故障诊断依据。

### 3.2.6 结果汇总

综合前述模拟结果,对列车空调系统典型故障的模拟计算结果以及故障特征进行汇总,如表 3.2 及表 3.3 所示。

表 3.2 列车空调系统典型故障模拟计算结果

列车空调系统状态	故障严重程度	吸气压力 (bar)	排气压力 (bar)	蒸发温度 (°C)	冷凝温度 (°C)	制冷量 (kW)	车内温度控制情况
低负荷区							
正常工况	-	11.03	22.81	10.78	68.09	6.44	-
压缩机性能劣化	I	11.05	22.10	10.82	64.32	6.41	稳定可控
	II	11.07	22.05	10.89	62.22	6.36	稳定可控
	III	11.11	21.97	11.01	58.81	6.28	稳定可控
冷凝器换热劣化	I	11.03	22.68	10.79	67.57	6.43	稳定可控
	II	11.03	23.19	10.80	69.24	6.41	稳定可控
	III	11.03	24.87	10.83	74.47	6.36	稳定可控
蒸发器换热劣化	I	10.25	23.04	8.39	70.68	7.00	稳定可控
	II	9.11	23.51	4.74	73.64	8.36	稳定可控
	III	7.11	23.86	-2.61	76.95	8.98	稳定可控
制冷剂泄漏	I	11.03	21.86	10.80	64.68	6.39	稳定可控
	II	11.03	21.47	10.81	63.16	6.32	基本可控
	III	6.23	21.34	-6.52	58.50	6.59	线性上升
中负荷区							
正常工况	-	10.50	24.61	9.35	72.65	8.98	-
压缩机性能劣化	I	10.53	23.73	9.45	67.96	8.84	基本可控
	II	10.59	23.60	9.62	64.89	8.58	基本可控
	III	11.35	23.06	11.73	61.18	6.41	线性上升
冷凝器换热劣化	I	10.50	24.60	9.39	72.53	8.95	稳定可控
	II	10.51	25.38	9.42	74.65	8.93	稳定可控
	III	10.53	27.94	9.54	81.18	8.84	稳定可控
蒸发器换热劣化	I	9.70	24.94	6.94	74.20	9.97	稳定可控
	II	8.48	25.21	2.89	75.85	10.60	稳定可控
	III	7.31	24.94	-1.76	79.17	9.02	稳定可控
制冷剂泄漏	I	10.50	23.52	9.40	69.05	8.98	稳定可控
	II	10.50	23.08	4.84	65.84	8.40	基本可控
	III	9.08	22.36	-5.82	60.50	6.48	线性上升
高负荷区							
正常工况	-	9.61	26.63	7.02	77.71	12.04	-
压缩机性能劣化	I	10.39	25.30	9.28	69.72	10.95	基本可控
	II	10.90	24.77	10.59	66.99	8.80	线性上升
	III	11.68	24.18	12.73	63.53	6.46	线性上升
冷凝器换热劣化	I	9.47	26.80	6.54	78.88	11.76	基本可控
	II	9.65	27.84	7.14	80.48	11.66	基本可控
	III	10.17	31.18	8.87	85.45	11.19	线性上升

蒸发器换热劣化	I	9.37	26.59	6.19	76.30	11.91	稳定可控
	II	8.66	26.40	3.59	77.87	10.80	稳定可控
	III	7.54	26.08	-0.79	81.30	9.09	稳定可控
制冷剂泄漏	I	8.96	25.19	4.73	78.19	10.96	基本可控
	II	7.89	24.38	0.70	72.85	9.02	线性上升
	III	6.54	23.40	-5.11	70.71	6.37	线性上升

表 3.3 列车空调系统典型故障特征

列车空调系统状态	吸气压力	排气压力	蒸发温度	冷凝温度	制冷量
正常工况	-	-	-	-	-
压缩机性能劣化	↓	↑	↓	↑	↓
冷凝器换热劣化	-	↑	-	↑	↓
蒸发器换热劣化	↓	-	↓	-	↓
制冷剂泄漏	↓	↓	↓	↓	↓

### 3.3 本章小结

本章对列车空调系统典型故障进行了分析,首先对列车空调系统常见的典型故障进行了全面的总结分析。然后,基于 AMESim 软件搭建轨道列车空调系统仿真平台,在第2章的基础上引入自动控制模块完善模型,分别模拟了空调系统的正常工况,以及压缩机性能劣化、冷凝器换热劣化、蒸发器换热劣化、制冷剂泄漏这四种典型劣化故障。接着,本章对每种模拟工况采用负荷递增的模拟条件,对每种故障模拟了三种严重程度,并对各种典型劣化故障模拟的结果进行了详尽的分析,得到了列车空调系统四种典型故障下各种特征参数的计算结果以及故障特征,为后续故障诊断研究提供了数据基础。

## 第 4 章 列车空调系统故障诊断方案

前述两章内容主要进行的是模拟仿真相关的工作，包括基于 AMESim 软件搭建轨道列车空调系统仿真平台，模拟各种典型故障从而得到空调系统在各种故障下的运行数据以及特征参数变化模式。本章提出了一套完备的故障诊断流程算法，包括故障检测，故障诊断以及故障等级评价三个部分。4.1 节提出了基于过程数据的故障检测方案，利用 PCA 主成分分析法进行降维处理，根据特征统计量实现故障检测。4.2 节提出了基于数据挖掘的故障诊断方案，对于检测到的列车空调系统故障，考虑到实际情况中可以获取的故障数据较少，采用多分类支持向量机 (DAG-SVM) 的方法实现故障诊断。4.3 节提出了基于关联分析的故障等级评估方案，采用物元可拓模型对列车空调系统故障严重程度进行分析，根据关联度大小判定故障严重等级，完成一套完备的故障诊断流程。

### 4.1 基于过程数据的故障检测方案

#### 4.1.1 理论基础

故障检测是整个故障诊断流程的第一步。对于轨道列车，其针对空调系统的参数传感器数量有限，结合系统能采集的多维空调特征参数的历史数据，考虑采用基于过程数据的故障检测方案，利用 PCA 主成分分析法进行降维处理，根据特征统计量实现故障检测。

PCA 检测模型将多维数据向量投影到两个相互正交的子空间，即主元空间和残差空间。其原理如图 4.2 所示，其中主元空间包含了原始数据的主要信息，而残差空间则包含了该统计模型之外的信息，例如故障信息。

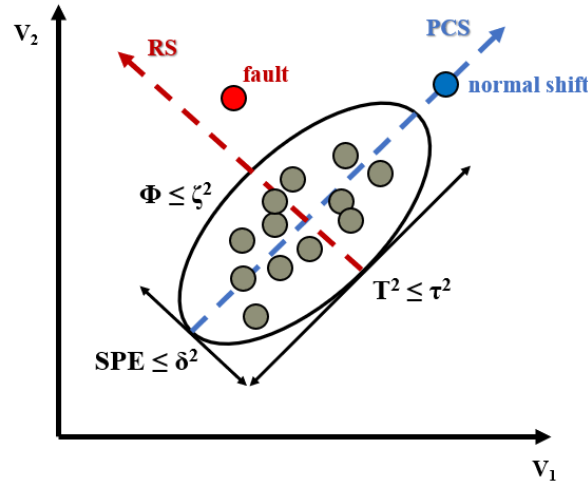


图 4.1 PCA 原理示意图

对于轨道列车空调系统,假设其安装了  $m$  个参数传感器,进行了  $n$  次测量,将测得的数据存储于矩阵  $X_{n \times m}$ , 如下所示。

$$X_{n \times m} = \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{m1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & \cdots & x_{mn} \end{bmatrix} = [x_1, x_2, \cdots, x_m] \quad (4.1)$$

对于来自列车空调系统不同量纲的数据,首先要对其进行标准化处理,得到  $X'_{n \times m}$ , 即对  $x_{ij}$  标准化处理,得到  $x_{ij}^*$ , 如下所示。

$$x_{ij}^* = \frac{x_{ij} - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{ij}}{\sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n \left(x_{ij} - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{ij}\right)^2}} \quad (i = 1, 2, \cdots, n; j = 1, 2, \cdots, m) \quad (4.2)$$

计算各列相关系数,可得到样本协方差矩阵如下。

$$R = \begin{bmatrix} r_{11} & \cdots & r_{m1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{m1} & \cdots & r_{mm} \end{bmatrix} \quad (4.3)$$

其中,

$$r_{ij} = \frac{1}{m-1} \sum_{k=1}^m (x_k - \bar{x}_k)(x_k - \bar{x}_k)^T \quad (4.4)$$

对样本协方差矩阵  $R$  进行奇异值分解,得到

$$R = U \Lambda U^T \quad (4.5)$$

其中,将  $U = [u_1, u_2, \cdots, u_n]$  矩阵的前  $k$  维线性无关向量  $P$  作为主元空间,剩下的  $n-k$  维线性无关向量  $\bar{P}$  作为残差空间。至此,可以将原数据样本  $X$  分解为,

$$X = PP^T X + \bar{P}\bar{P}^T X \quad (4.6)$$

上式中,前者  $PP^T X$  为样本数据在主元空间的投影,后者  $\bar{P}\bar{P}^T X$  为样本数据在残差空间的投影。对于残差空间,建立统计量  $Q$ , 当满足下式时,表征原数据样

本满足置信度为 $\alpha$ 的控制限,认为无故障发生<sup>[64]</sup>,其中, $I$ 为单位矩阵, $Q_\alpha$ 可通过即时数据进行计算。

$$Q = \|(I - PP^T)x\|^2 \leq Q_\alpha \quad (4.7)$$

### 4.1.2 实际应用

结合上述理论基础,本节采用基于 PCA 的过程数据故障检测方案并结合第 3 章的故障模拟数据进行方案验证,故障检测方案流程如图 4.1 所示。

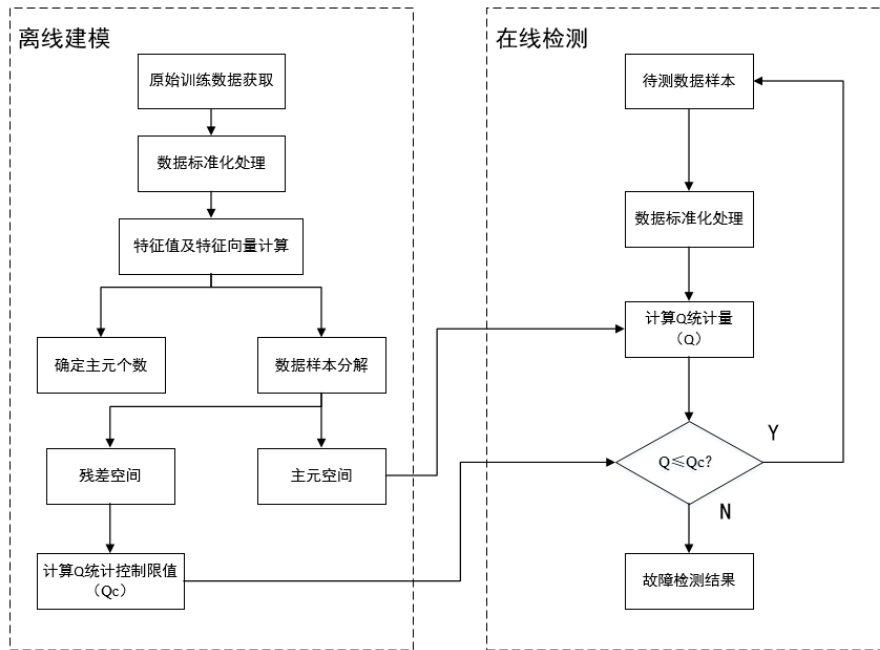


图 4.2 故障检测方案

本故障检测方案算法基于 MATLAB 软件,分为模型训练和在线检测两个部分。对于第 3 章轨道列车空调系统仿真平台的模拟数据,选取吸气压力,排气压力,蒸发温度,冷凝温度,制冷量,压缩机转速,车外温度这 7 个参数作为特征变量,示例如表 4.1 所示。

表 4.1 故障检测方案原始数据集示例

故障类型	吸气压力 (bar)	排气压力 (bar)	蒸发温度 (°C)	冷凝温度 (°C)	制冷量 (kW)	压缩机转速(r/min)	车外温度(°C)
正常状态	22.81	11.03	68.09	10.78	6.43	2291.75	30.00
压缩机性能劣化	22.09	11.05	64.32	10.82	6.40	2862.46	30.00
冷凝器换热劣化	22.67	11.03	67.55	10.79	6.42	2309.80	30.00
蒸发器换热劣化	23.04	10.25	70.68	8.39	7.00	2753.10	30.00
制冷剂泄漏	21.86	11.03	64.68	10.80	6.39	2336.85	30.00

#### A. 模型训练

对于原始数据集，首先需要将其进行训练提取成故障检测模型，算法如下所示。

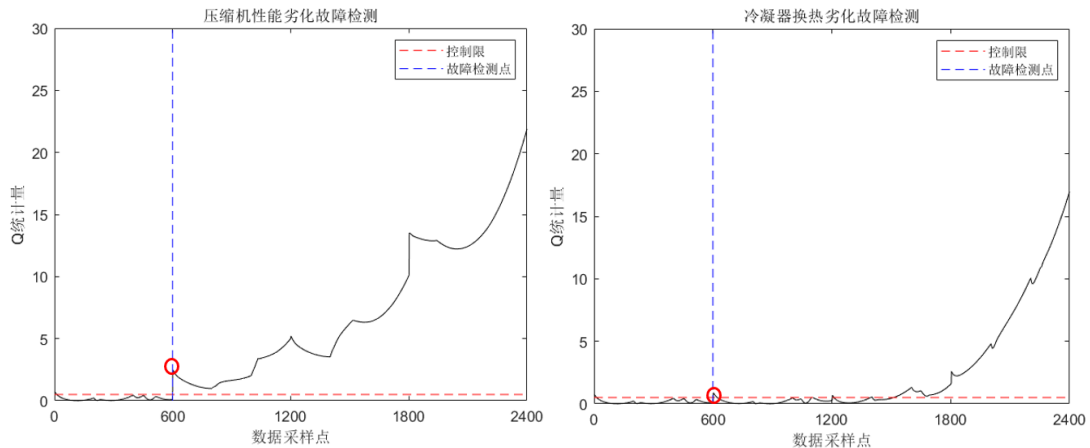
1. 读取原始数据，对其进行标准化计算处理；
2. 计算协方差矩阵，使用 `eig` 函数对协方差矩阵进行特征分解，得到该矩阵的特征根和特征向量；
3. 提取前述特征向量的对角元素，并将其从大到小排列，通过计算累计贡献率确定主元个数，当累计贡献率小于 90% 时，采取增加主元个数；
4. 根据主元个数提取相应的特征向量，得到主元空间与残差空间；
5. 计算置信度为 95% 的 Q 统计控制限值。

#### B. 模型训练

对于用于故障检测的数据，结合前述训练得到的模型可得到故障检测结果，算法如下所示。

1. 读取待检测数据，进行标准化计算处理；
2. 计算 Q 统计量，并通过与前述统计控制限值比较得到故障检测结果。

以第 3 章中列车空调系统仿真模拟的四种故障数据集进行相应测试，得到结果如下所示。对于仿真模拟的四种故障数据集，每种故障数据集各含有 2400 组数据，其中前 600 组数据为正常工况下的列车空调系统运行数据，之后以每 600 组数据为间隔，分别为轻度，中度和重度劣化的故障数据。



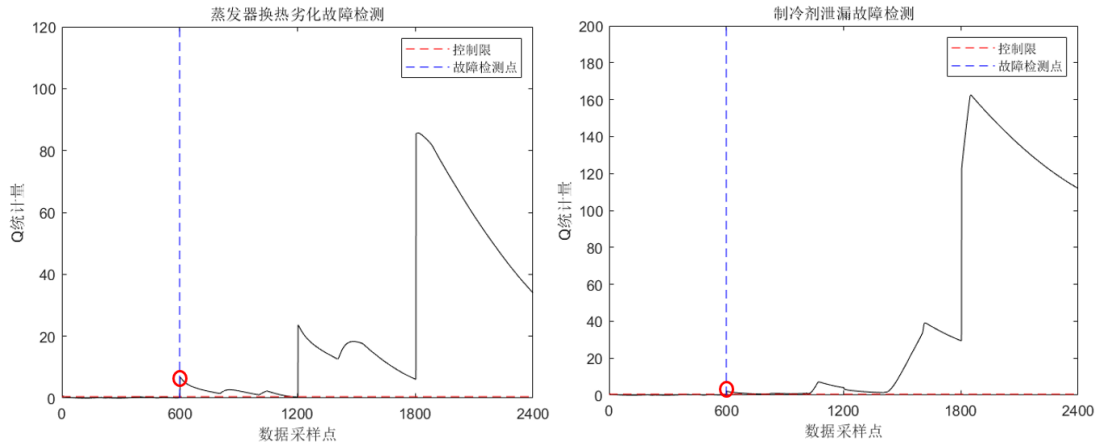


图 4.3 基于过程数据的故障检测结果

分析图 4.3 故障检测结果可知，基于过程数据的故障检测方案能够实现对列车空调系统四种典型故障进行检测，即在数据采样点达到 600 时，待检测数据开始进入故障模式。此时通过故障检测算法计算得到的  $Q$  统计量超过控制限，从而报警实现检测。对于压缩机性能劣化，轻度故障就会造成过程数据变化显著，从而故障检测效果较好，同时在各个故障严重程度下，计算得到的统计量均处于控制限之上，故障识别准确率较高。对于蒸发器换热性能劣化以及制冷剂泄漏这两种故障，本方案同样可以实现轻度劣化下的故障检测，但在中度劣化和重度劣化的情况下，故障检测效果更显著。对于冷凝器换热性能劣化，轻度故障下的过程数据变化不大，从而无法准确实现故障检测，随着劣化程度加剧，最终能够实现故障检测。

## 4.2 基于数据挖掘的故障诊断方案

### 4.2.1 理论基础

对于检测到的列车空调系统故障，下一步进行故障诊断。由于不同故障本质上属于列车空调系统的不同状态，属于多分类问题。此外，实际情况中可以获取的故障数据较少，对于小样本数据的故障诊断，本文采用基于支持向量机 (SVM) 的方法。该方法的核心基于统计学习理论，在解决小样本、非线性和高维问题中具有良好的适用性<sup>[65]</sup>，其基本思路是在样本空间寻求一个划分超平面，从而将不同类别的样本分开，如图 4.4 所示。



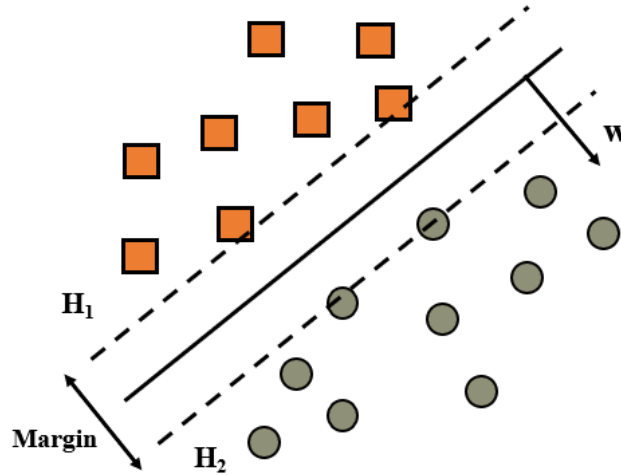


图 4.4 SVM 原理示意图

设样本集  $D = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)\}$ ,  $y_i \in \{-1, 1\}$ , 其中  $x_i$  为样本属性,  $y_i$  为样本分类结果, 由于是二分类,  $y_i$  可取 +1 或 -1。对于样本线性可分的问题, 若存在划分超平面  $w^T x + b = 0$ , 使得

$$\begin{cases} w^T x + b \geq +1, y_i = +1 \\ w^T x + b \leq -1, y_i = -1 \end{cases} \quad (4.8)$$

其中  $w = (w_1; w_2; \dots; w_d)$  为法向量, 该向量决定了超平面的方向,  $b$  为位移项, 该项决定了超平面与原点的距离。最优超平面应使得距离平面最近的几个样本数据到平面距离之和  $\gamma$  最大, 其中

$$\gamma = \frac{2}{\|w\|} \quad (4.9)$$

因此, 问题转化为

$$\begin{cases} \min_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2 \\ \text{s.t. } y_i(w^T x_i + b) \geq 1, \quad i = 1, 2, \dots, m \end{cases} \quad (4.10)$$

然而, 当直线无法有效地分开全部样本时, 考虑引入松弛变量  $\xi_i \geq 0$  及惩罚参数  $C$ , 将问题最终转化为

$$\begin{cases} \min_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^m \xi_i \\ \text{s.t. } y_i(w^T x_i + b) \geq 1 - \xi_i, \quad i = 1, 2, \dots, m \end{cases} \quad (4.11)$$

当样本数据非线性可分时, 通常采取的方法是将其映射到更高维的特征空间, 将其转化为线性可分的问题, 引入函数  $\varphi$ , 将高维特征空间里的超平面表示为  $f(x) = w^T \varphi(x) + b$ , 从而将问题最终转化为

$$\begin{cases} \min_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^m \xi_i \\ \text{s.t. } y_i(w^T \varphi(x_i) + b) \geq 1 - \xi_i, \quad i = 1, 2, \dots, m \end{cases} \quad (4.12)$$

对于上述问题，使用拉格朗日乘子法将其转化为对偶问题，引入拉格朗日乘子 $\alpha$ ，核函数 $k(x_i, x_j)$ ，得到下式，最终采用 SMO 算法求解。

$$\begin{cases} \max_{\alpha} \sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \alpha_i \alpha_j y_i y_j k(x_i, x_j) \\ \text{s.t. } \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i = 0 \\ 0 \leq \alpha_i \leq C \quad i = 1, 2, \dots, m \end{cases} \quad (4.13)$$

尽管如此，支持向量机方法解决的问题局限于二分类，对于列车空调系统的多种可能故障，需要引入多分类方法。从计算逻辑出发，有两种思路：一对多法和一对一法，如图 4.5 所示。

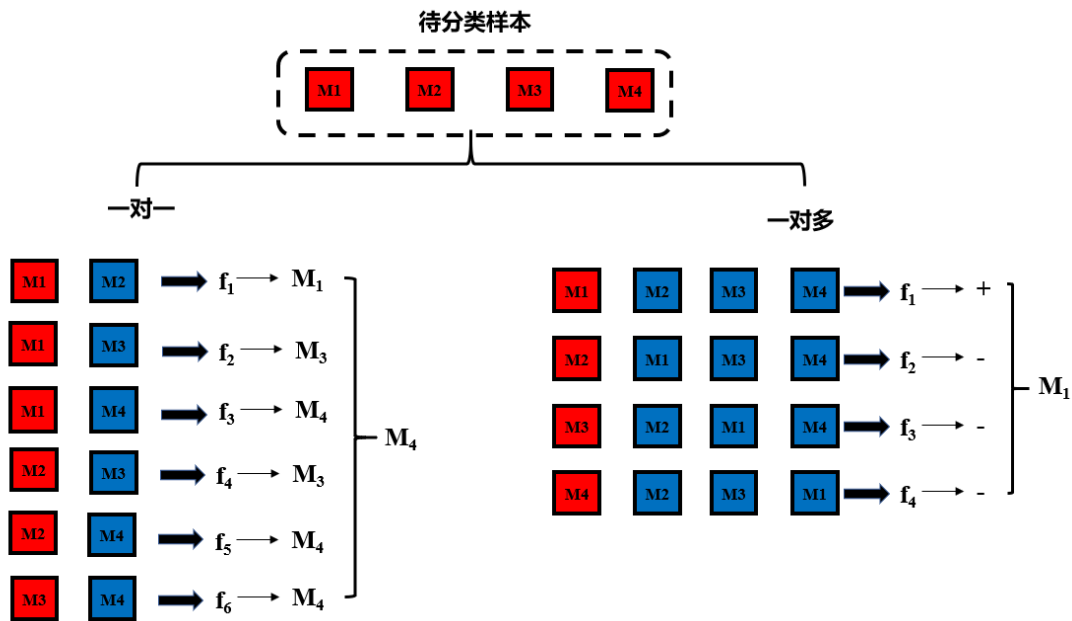


图 4.5 一对多法和一对一法示意图

对于前者一对多法，假设列车空调系统含有  $k$  种状态（包含正常运行状态和各种故障）的数据，需要针对每种故障样本  $i$  建立一个支持向量机分类器，对于该分类器的训练，将该类故障样本  $i$  标记为  $+1$ ，其余所有列车空调状态的样本数据标记为  $-1$ ，以此类推，完成  $k$  个支持向量机分类器的训练。在故障诊断时，输入某数据样本，算法需要轮询各个分类器，大部分情况下该数据样本只会被某一个分类器标记为  $+1$ ，由此可以得出故障诊断结果。该方法在训练每个分类器时需取  $i$  类故障样本与其他所有类别数据样本，因此会造成训练样本间存在数量差距，容易出现数据不可分的现象。

对于后者一对一法，其在处理列车空调系统  $k$  种状态的数据时，每次取两个类别的数据样本训练支持向量机分类器，因此一共需要训练  $k(k-1)/2$  个分类器。在故障诊断时，算法依旧轮询各个分类器并得到对应的判断结果，最终对各个判断结果进行投票计数，得票最高的类别定为故障诊断结果。

对于上述两种思路，均需要对各个 SVM 分类器进行轮询操作，本文采用结合一对一法和决策树的有向无环图 (DAG) 多分类支持向量机 (SVM) 方法。该方法将各个 SVM 分类器构建成一个有向无环图，对于列车空调系统含有  $k$  种状态的数据，建立含有  $k$  层的有向图，其中  $k$  个叶子节点对应列车空调系统的  $k$  种状态， $k(k-1)/2$  个非叶子节点对应 SVM 分类器。在故障诊断时，待检测数据由根节点进入有向图，每个节点连接下层两个节点的通道分别对应该节点分类器+1和-1 的分类结果，最终待检测数据进入的底层叶子节点对应的状态即可作为故障诊断的结果。

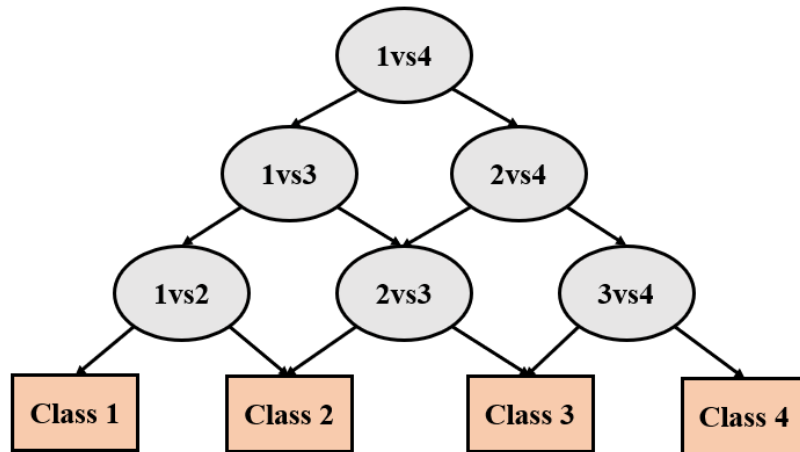


图 4.6 DAG-SVM 法示意图

#### 4.2.2 实际应用

结合上述理论基础，本章采用基于 DAG-SVM 的故障诊断方案以及第 3 章的故障模拟数据进行方案验证。得到的故障诊断方案流程如图 4.7 所示。针对第 3 章采集的模拟仿真数据，将其按故障类型分类，即贴上标签，输入故障诊断方案，得到诊断结果。

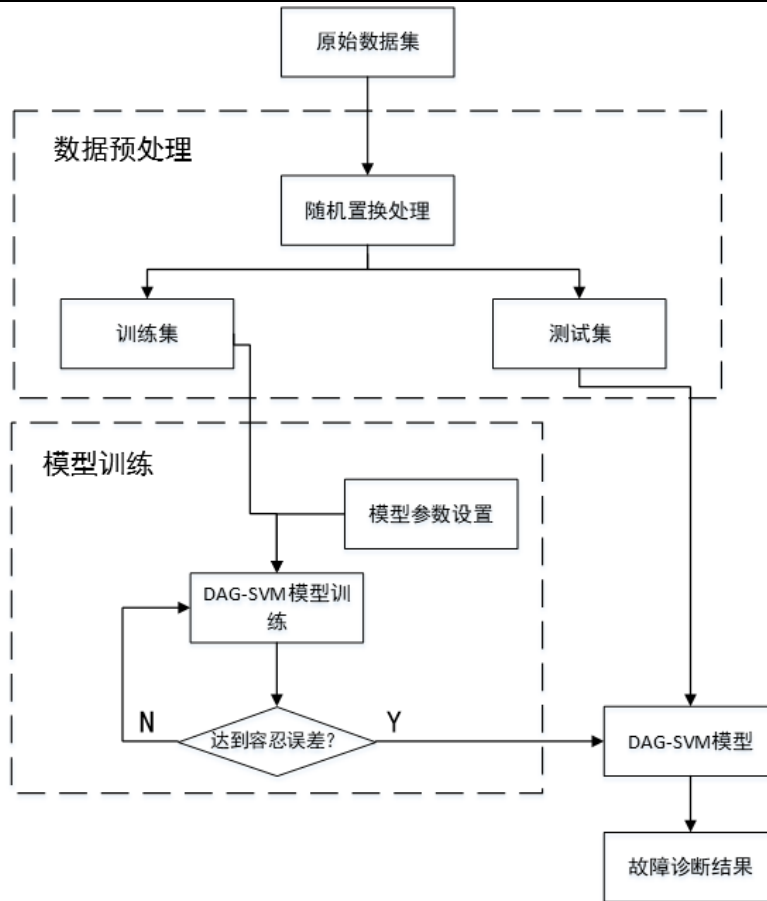


图 4.7 故障诊断方案

本故障诊断方案算法基于 MATLAB 软件，分为数据预处理，模型训练以及诊断结果输出三个步骤。对于第 3 章轨道列车空调系统仿真平台的模拟数据，选取吸气压力，排气压力，蒸发温度，冷凝温度，制冷量，压缩机转速，车外温度这 7 个参数作为特征变量，选取 3000 组数据构建数据集，示例如表 4.2 所示。

表 4.2 故障诊断原始数据集示例

故障类型	吸气压力 (bar)	排气压力 (bar)	蒸发温度 (°C)	冷凝温度 (°C)	制冷量 (kW)	压缩机转速 (r/min)	车外温度 (°C)	故障标签
正常状态	22.81	11.03	68.09	10.78	6.43	2291.75	30.00	1
压缩机性能劣化	22.09	11.05	64.32	10.82	6.40	2862.46	30.00	2
冷凝器换热劣化	22.67	11.03	67.55	10.79	6.42	2309.80	30.00	3
蒸发器换热劣化	23.04	10.25	70.68	8.39	7.00	2753.10	30.00	4
制冷剂泄漏	21.86	11.03	64.68	10.80	6.39	2336.85	30.00	5

#### A. 划分训练集测试集

对于原始数据集，基于随机置换函数 `randperm` 编写随机分类代码对其进行训练集和测试集的划分，划分比例为 7:3，算法如下所示。

1. 读取原始数据，设置故障类别数  $k$  以及训练集所占比例  $ratio$ ；
2. 对于每个故障类别的数据，提取每组数据的索引并进行随机置换，根据划分比例  $ratio$  计算训练集所需数据量，在置换后的索引集合中提取相应数据量的索引值，得到相应的数据集合作为训练集，剩余索引值对应的数据集合作为测试集；
3. 循环遍历每个故障类别的数据，得到整个故障诊断算法的训练集和测试集。

### B. 支持向量机分类

对于得到的训练集数据，需要将其应用到支持向量机模型的训练，如前文理论基础所述，本故障诊断模型选取最为常用的高斯（RBF）核函数，作为将输入空间内线性不可分的数据映射到高维空间的函数，其形式为

$$k(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_j - x_i\|^2}{\delta^2}\right) \quad (4.14)$$

支持向量机最终二次规划问题，本算法采用 `quadprog` 函数进行求解，该函数解决问题的基本数学模型如下

$$\min_x \frac{1}{2} x^T H x + f^T x \quad s.t. \begin{cases} Ax \leq b \\ Aeq \cdot x = beq \\ lb \leq x \leq ub \end{cases} \quad (4.15)$$

上式中， $H$ 为二次规划中的二次项矩阵， $A$ 为线性不等约束的系数矩阵， $Aeq$ 为线性等式约束的系数矩阵， $f$ 为二次规划中的一次项向量， $beq$ 为线性等式约束的右端向量， $lb$ ， $ub$ 分别为自变量下、上限约束向量。在本故障诊断的支持向量机模型中，上式的 $x$ 对应拉格朗日乘子 $\alpha$ ，该部分具体算法如下所示。

1. 读取训练集数据，包括各特征指标的参数值和对应的故障标签值，并且对各特征参数值进行归一化处理；
2. 设置惩罚参数 $C$ 以及核函数参数  $\gamma$ ，创建存储 $H$ ， $f$ ， $Aeq$ ， $beq$ ， $lb$ ， $ub$ 的初始矩阵；
3. 对于每组训练数据，分别计算对应的 $H$ 值，结合 `quadprog` 函数求得拉格朗日乘子 $\alpha$ 集合，设置容忍误差  $tol$ ，确定训练集中支持向量的索引；
4. 根据确定的支持向量，计算划分超平面的 $w$ 和 $b$ ，存入结构体数组 `struct`，完成支持向量机模型的训练。

### C. 多分类策略

本文研究的故障诊断涉及 5 种空调系统状态，共需训练 10 个支持向量机模型，采取前述提出的多分类支持向量机方法（DAG-SVM）策略，构建如图 4.8 所示的多分类模型结构图，算法如下所示。

1. 读取原始训练集数据,设置  $5 \times 5$  的元胞数组 cell 用于存储训练的支持向量机模型;
2. 分别读取各故障标签数据集,从正常工况数据集开始(即故障标签为 1 的数据集)按照 1vs5, 1vs4, 1vs3, 1vs2 的顺序调用支持向量机分类算法,训练相应模型;
3. 依此规律遍历其他故障标签数据集,完成 10 个支持向量机的训练,构成由分类器组成的故障诊断树模型。

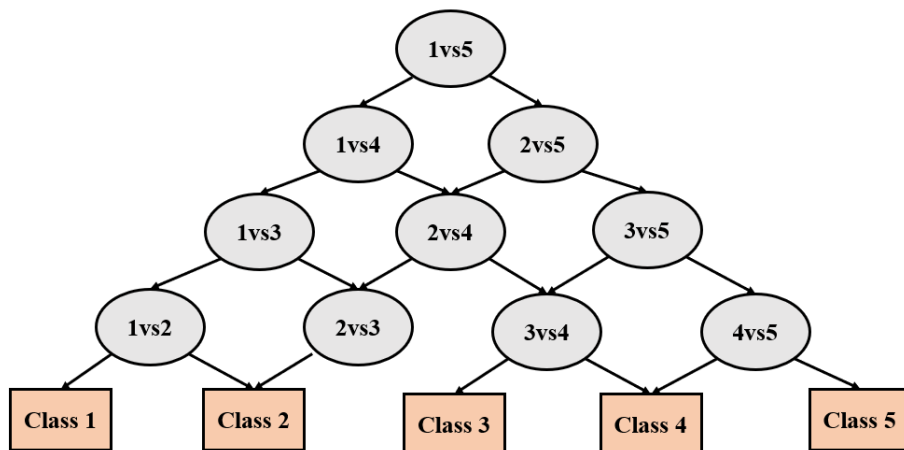


图 4.8 DAG-SVM 法示意图

#### D. 故障检测诊断

基于前述三步操作,完成故障诊断模型的训练,将测试集数据导入模型进行分类即可实现故障检测诊断,算法如下所示。

1. 读取测试集数据,对各特征参数值进行归一化处理;
2. 将处理后的测试集数据代入训练完成的多分类支持向量机模型,计算每组测试集数据相应分类的标签;
3. 将模型计算的分类标签与实际标签进行对比,计算故障诊断正确率。

对于任意一组测试集数据,其本身可能是空调系统正常状态或是某种故障状态,而故障诊断模型对其的诊断结果也可能是正常状态或是某种故障状态,按照这种思路,所有测试集数据可以划分成四类,即正确诊断正常状态(TP)、正确诊断故障状态(TN)、错误诊断正常状态(FP)、错误诊断故障状态(FN)。本文对于故障诊断模型性能的评价从两个方面考虑,首先是正确率,即故障诊断精度,其定义为正确诊断样本数量(TP+TN)占有所有测试集样本总数(TP+TN+FP+FN)的比例。此外,针对每一种故障状态(压缩机性能劣化、冷凝器换热劣化、蒸发器换热劣化、制冷剂泄漏),分别计算其故障查准率,其定义为正确诊断某种故障状态样本数量(TN)占该类故障样本数量的比例(TN+FN)。采用本故障诊断模型运行结果如表 4.3 及图 4.9 所示。

表 4.3 基于 DAG-SVM 故障诊断模型运行结果

故障类型	核函数参数 $\gamma=1$		诊断精度	核函数参数 $\gamma=0.1$		诊断精度
	正确诊断样本数	查准率		正确诊断样本数	查准率	
压缩机性能劣化	180	100%	93.8%	180	100%	100%
冷凝器换热性能劣化	180	100%		180	100%	
蒸发器换热性能劣化	172	95.6%		180	100%	
制冷剂泄漏	180	100%		180	100%	

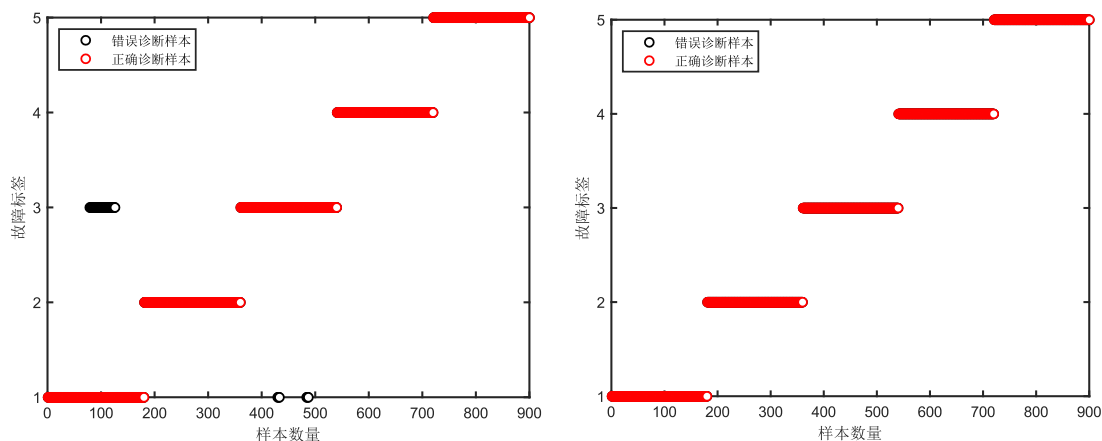


图 4.9 故障诊断结果图示

由故障诊断结果可知,基于多分类支持向量机的故障诊断算法对于列车空调系统 4 类典型故障能够进行较好的检测诊断,对于模拟的故障数据查准率可以达到 100%。当初始核函数参数取 1 时,蒸发器换热性能劣化故障存在一定的查准率损失,整个测试集样本也存在一定的故障误判,但通过调整参数取值,可以实现最优故障诊断结果。

### 4.3 基于关联分析的故障等级评估方案

#### 4.3.1 理论基础

在得到故障诊断结果之后,需要对故障的严重等级进行一个判定,以便工作人员制定后续的维修计划。本文采取可拓物元模型<sup>[66]</sup>对列车空调系统故障严重程度进行分析,该方法通过明确各故障表征指标的经典域和节域,使用关联度函数计算各评价指标的关联度,根据关联度大小判定故障严重等级。

对于可拓物元评价模型,采用物元  $R = (N, C, V)$  描述某事物  $N$ , 其中  $C$  为该事物特征,  $V$  为该特征的值。对于列车空调系统某种故障的严重程度描述,假设其设有  $n$  个特征参数,则可拓物元模型表述为

$$R = (N, C, V) = \begin{bmatrix} N & c_1 & v_1 \\ & c_2 & v_2 \\ & \dots & \dots \\ & c_n & v_n \end{bmatrix} \quad (4.16)$$

在可拓物元模型中，定义实轴上点  $x$  与区间  $X = (a, b)$  的距为

$$\rho(x, X) = \left| x - \frac{a+b}{2} \right| - \frac{1}{2}(b-a) \quad (4.17)$$

对于列车空调系统的某种典型故障，设其严重等级程度集合  $N = \{N_j, j = 1, 2, \dots, m\}$ ，故障特征指标集合  $C = \{c_j, j = 1, 2, \dots, n\}$ ，特征指标值集合  $V = \{v_j, j = 1, 2, \dots, n\}$ ，首先确定经典域和节域。

$$R_j = (N_j, C, V_j) = \begin{bmatrix} N_j & c_1 & v_{j1} \\ & c_2 & v_{j2} \\ & \dots & \dots \\ & c_n & v_{jn} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} N_j & c_1 & (a_{j1}, b_{j1}) \\ & c_2 & (a_{j2}, b_{j2}) \\ & \dots & \dots \\ & c_n & (a_{jn}, b_{jn}) \end{bmatrix} \quad (4.18)$$

上式中， $R_j$  为该故障某严重程度下的物元模型，特征指标的取值范围  $V_j$  即为该严重等级程度的经典域，代表该故障在该严重程度各个特征指标的取值范围。

$$R_w = (N_w, C, V_w) = \begin{bmatrix} N_w & c_1 & v_{w1} \\ & c_2 & v_{w2} \\ & \dots & \dots \\ & c_n & v_{wn} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} N_w & c_1 & (a_{w1}, b_{w1}) \\ & c_2 & (a_{w2}, b_{w2}) \\ & \dots & \dots \\ & c_n & (a_{wn}, b_{wn}) \end{bmatrix} \quad (4.19)$$

上式中， $R_w$  为该故障所有严重程度下的物元模型，特征指标的取值范围  $V$  即为该故障严重等级程度的节域，代表该故障在各种严重程度各个特征指标的取值范围。

当诊断出列车空调系统故障类型后，根据运行数据建立待检测物元模型  $R_i$  如下，根据列车空调系统测得的特征数据值得到  $V_i$ 。

$$R_i = (N_i, C, V_i) = \begin{bmatrix} N_i & c_1 & v_{i1} \\ & c_2 & v_{i2} \\ & \dots & \dots \\ & c_n & v_{in} \end{bmatrix} \quad (4.20)$$

在可拓物元模型中，采用关联函数  $K_j(v_i)$  来评估物元的关联程度

$$K_j(v_i) = \begin{cases} \frac{-\rho(v_i, v_j)}{|v_j|}, v_i \in v_j \\ \frac{\rho(v_i, v_j)}{\rho(v_i, v_w) - \rho(v_i, v_j)}, v_i \notin v_j \text{ 且 } \rho(v_i, v_j) \neq 0 \\ -\rho(v_i, v_j) - 1, v_i \notin v_j \text{ 且 } \rho(v_i, v_j) = 0 \end{cases} \quad (4.21)$$

综上，对于某列车空调系统故障的  $m$  类严重程度，分别计算待检测物元与  $R_i$  与各故障等级物元  $R_j$  的关联函数，得到判定矩阵  $S$  如下，对判定矩阵进行归一化处理，将其记为  $S = (s_{ij})_{m \times n}$ 。



$$S = \begin{bmatrix} K_1(v_1) & K_1(v_2) & \cdots & K_1(v_n) \\ K_2(v_1) & K_2(v_2) & \cdots & K_2(v_n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ K_m(v_1) & K_m(v_2) & \cdots & K_m(v_n) \end{bmatrix} \quad (4.22)$$

采用熵权法确定各特征参数关联函数的权重,该方法根据信息熵的思路,当某个特征参数对故障现象贡献度越大时,其承载的信息量越大,对应的熵值越大,计算各特征参数的熵得到

$$T_i = -\frac{1}{\ln(m)} \sum_{j=1}^m \left( \frac{s_{ij}}{\sum_{j=1}^m s_{ij}} \times \ln \left( \frac{s_{ij}}{\sum_{j=1}^m s_{ij}} \right) \right) \quad (4.23)$$

计算各特征参数的权重,得到

$$\alpha_i = \frac{(1 - T_i)}{(n - \sum_{i=1}^n T_i)} \quad (4.24)$$

至此,计算待检测物元与各故障等级物元的综合关联度得到

$$K_j = \sum_{i=1}^n (\alpha_i \times K_j(v_i)) \quad (4.25)$$

最后,取 $\max(K_j), j = 1, 2, \dots, m$ 。即对应综合关联度最大的故障等级为故障评估结果。

### 4.3.2 实际应用

结合上述理论基础,本节提出故障等级评估方案如图4.10所示。首先根据模拟的各故障严重等级状态下的运行参数确定经典域物元和节域物元,采用熵权法确定各物元特征的权重,完成物元模型的建立。对于待评估的数据,以相应的物元模式代入模型,建立关联度矩阵确定关联度,最终得到故障严重等级。

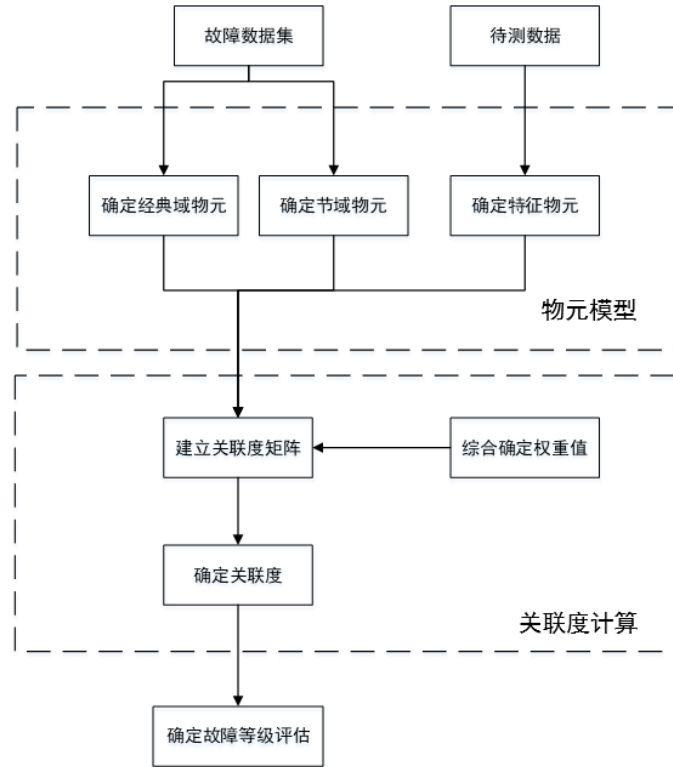


图 4.10 故障等级评估方案

为验证前述方案可行性，以制冷剂泄漏故障为例进行相关计算分析，部分原始样本数据如下所示。

表 4.4 各严重程度下的制冷剂泄漏故障数据

故障等级	吸气压力 (bar)	排气压力 (bar)	蒸发温度 (°C)	冷凝温度 (°C)	制冷量 (kW)	压缩机转速(r/min)	车外温度(°C)
I	23.52	10.50	69.05	9.40	8.96	3711.21	32.00
II	23.07	9.10	75.84	4.84	8.39	4376.49	32.00
III	22.35	6.38	95.33	-5.82	6.48	6000.00	32.00

#### A. 提取经典域和节域

读取制冷剂泄漏各个严重等级的故障数据，对数据集各特征参数进行统计分析，建立经典域以及节域模型如下：

$$R_I = \begin{bmatrix} N_I c_1 (21.30,25.75) \\ c_2 (8.93,11.03) \\ c_3 (63.64,79.46) \\ c_4 (4.63,10.80) \\ c_5 (6.05,11.03) \\ c_6 (2205.17,6000.00) \\ c_7 (29.00,35.00) \end{bmatrix}, R_{II} = \begin{bmatrix} N_{II} c_1 (20.92,24.93) \\ c_2 (7.81,11.03) \\ c_3 (62.12,86.31) \\ c_4 (0.38,10.81) \\ c_5 (5.99,9.13) \\ c_6 (2283.38,6000.00) \\ c_7 (29.00,35.00) \end{bmatrix}$$

$$R_{III} = \begin{bmatrix} N_{III} c_1 (20.78, 23.93) \\ c_2 (6.19, 6.87) \\ c_3 (87.35, 100.12) \\ c_4 (-6.69, -3.82) \\ c_5 (6.31, 6.64) \\ c_6 (4935.68, 6000.00) \\ c_7 (29.00, 35.00) \end{bmatrix}, R_w = \begin{bmatrix} N_w c_1 (20.78, 25.75) \\ c_2 (6.19, 11.03) \\ c_3 (62.12, 100.12) \\ c_4 (-6.69, 10.81) \\ c_5 (5.99, 11.03) \\ c_6 (2205.17, 6000.00) \\ c_7 (29.00, 35.00) \end{bmatrix}$$

**B. 建立待检测物元**

选取表 4.3 中的三组数据，建立待检测物元如下所示：

$$R_1 = \begin{bmatrix} N_1 c_1 23.52 \\ c_2 10.50 \\ c_3 69.05 \\ c_4 9.40 \\ c_5 8.96 \\ c_6 3711.21 \\ c_7 32.00 \end{bmatrix}, R_2 = \begin{bmatrix} N_1 c_1 23.07 \\ c_2 9.10 \\ c_3 75.84 \\ c_4 4.84 \\ c_5 8.39 \\ c_6 4376.49 \\ c_7 32.00 \end{bmatrix}, R_3 = \begin{bmatrix} N_1 c_1 22.35 \\ c_2 6.38 \\ c_3 95.33 \\ c_4 -5.82 \\ c_5 6.48 \\ c_6 6000.00 \\ c_7 32.00 \end{bmatrix}$$

**C. 计算关联度**

根据前述理论基础，计算三组待测物元的关联函数值如下表 4.5 所示：

表 4.5 待测物元关联度及权重计算结果

物元模型	特征参数	故障严重等级			
		I	II	III	权重值
R <sub>1</sub>	C <sub>1</sub>	0.50	0.35	0.13	0.0008
	C <sub>2</sub>	0.25	0.16	-0.87	0.0659
	C <sub>3</sub>	0.34	0.29	-0.73	0.3800
	C <sub>4</sub>	0.23	0.14	-0.90	0.0508
	C <sub>5</sub>	0.42	0.05	-0.53	0.4285
	C <sub>6</sub>	0.40	0.38	-0.45	0.074
	C <sub>7</sub>	0.50	0.50	0.50	0
R <sub>2</sub>	C <sub>1</sub>	0.40	0.46	0.27	0.0001
	C <sub>2</sub>	0.08	0.40	-0.54	0.5297
	C <sub>3</sub>	0.23	0.43	-0.46	0.1304
	C <sub>4</sub>	0.03	0.43	-0.59	0.2206
	C <sub>5</sub>	0.47	0.23	-0.42	0.0902
	C <sub>6</sub>	0.43	0.44	-0.26	0.029
	C <sub>7</sub>	0.50	0.50	0.50	0
R <sub>3</sub>	C <sub>1</sub>	0.24	0.36	0.50	0.0088
	C <sub>2</sub>	-0.93	-0.88	0.28	0.2407
	C <sub>3</sub>	-0.77	-0.65	0.37	0.3520
	C <sub>4</sub>	-0.92	-0.88	0.31	0.2563

	C <sub>5</sub>	0.09	0.16	0.48	0.0483
	C <sub>6</sub>	0.00	0.00	0.00	0.0939
	C <sub>7</sub>	0.50	0.50	0.50	0

#### D. 计算评估结果

结合表 4.5，计算最终三组待测物元的综合关联度如下表 4.6 所示，通过比较三组物元模型与各故障等级的综合关联度，选取关联值最大的作为故障等级评估结果。通过对比评估结果与故障实际等级，可以看出评估结果均正确，验证了基于关联分析的故障等级评估方案有效性。

表 4.6 待测物元综合关联度计算结果

物元模型	I	II	III	评估结果
R <sub>1</sub>	0.37	0.18	-0.64	I
R <sub>2</sub>	0.13	0.40	-0.52	II
R <sub>3</sub>	-0.72	-0.66	0.31	III

## 4.4 本章小结

本章针对列车空调系统典型故障提出一套完备的故障诊断方案，包括故障检测，故障诊断和故障等级评估三个部分。故障检测是整个故障诊断流程的第一步，对于轨道列车，其针对空调系统的参数传感器数量有限，本章采用基于过程数据的故障检测方案，利用 PCA 主成分分析法进行降维处理，根据特征统计量实现故障检测。故障诊断是整个流程的第二步，本章采用基于 DAG-SVM 的多分类支持向量机故障诊断方案，通过调整模型参数取值，可以实现最优故障诊断结果。最后一步是故障等级评估，本章采用基于关联分析的物元可拓模型方案，通过明确各故障表征指标的经典域和节域，通过计算综合关联度判定故障严重等级。整套故障诊断流程算法每一阶段均包括理论基础和实际应用两个部分，针对前述故障数据集，本章提出的一套算法表现出了较好应用性。

## 第5章 列车空调系统整体性能评估

本章对列车空调系统整体性能评估做出相关研究,包括空调系统整体性能劣化的评估方法以及故障诊断相关软件平台开发两个部分。5.1节研究通过构建相关指标,全面地对列车空调系统整体性能劣化的影响进行评估,包括劣化评估指标的提出,评估指标的应用以及实测验证三个部分。5.2节研究故障诊断相关软件开发,包括数据采集软件和故障诊断平台两个部分。

### 5.1 整体性能劣化评估方法

#### 5.1.1 劣化评估指标

列车空调系统整体性能的劣化主要会产生两个方面的影响,一方面由于空调性能下降系统耗功量增加,从而引起日常运行费用的增加;另一方面,当空调性能发生劣化,长此以往设备的损害程度加剧,对其进行维修的难度和费用也会增加。因此,如何通过构建相关指标,从而全面地对列车空调系统整体性能劣化的影响进行评估值得探究。

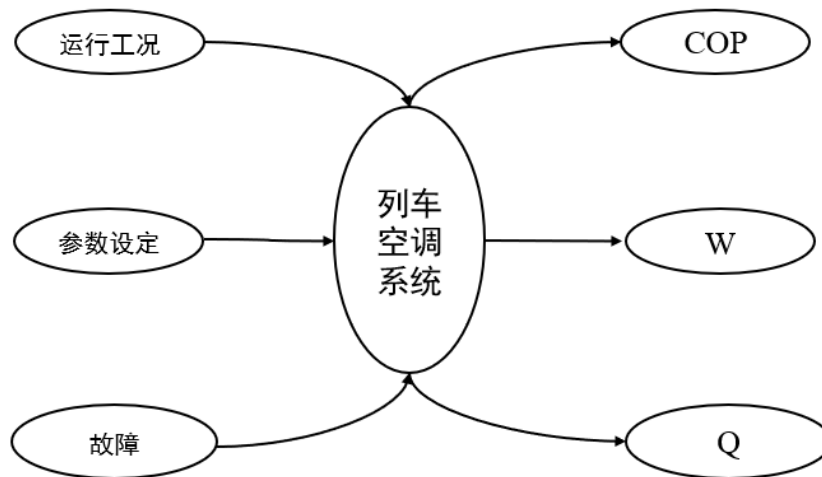


图 5.1 列车空调系统整体相关性能参数

对于列车空调系统模块,主要有三个方面的因素将会影响其整体运行参数,如图 5.1 所示。首先是外部运行工况,不同工况下空调系统的外部输入参数改变,从而影响其整体运行参数。另一方面,空调系统本身的参数设定,如风机频率等,

直接决定了该系统的运行状态，从而影响整体运行参数。最后，也是本文研究的主题，空调系统的故障引起的整体性能劣化将会导致相关性能参数改变，通过整合这些性能参数即可得到全面评价空调系统整体劣化程度的指标。

传统上，对于空调系统整体的性能通常采用 COP 评估，代表空调机组单位耗功量所能产生的制冷量，其定义为：

$$COP = \frac{Q}{P} \quad (5.1)$$

其中， $Q$ 为空调系统制冷量， $P$ 为空调系统耗功量。考虑到 COP 的值不仅取决于空调设备状态，还与外部的空气参数有关，故定义某工况下，空调机组性能劣化状态下的 COP 与正常状态下的 COP 之比 $r_{COP}$ 作为列车空调系统劣化的特征指标，即

$$r_{COP} = \frac{COP}{COP_{normal}} \quad (5.2)$$

本质上，空调系统 COP 的变化取决于制冷量和耗功量的变化，对于系统耗功量的变化，定义某工况性能劣化状态下实际功耗 $W$ 与正常状态下的功耗 $W_{normal}$ 之比作为性能指标 $r_w$ 。

$$r_w = \frac{W}{W_{normal}} \quad (5.3)$$

定义某工况性能劣化状态下实际制冷量 $Cap$ 与正常状态下的制冷量 $Cap_{normal}$ 之比作为性能指标 $r_{cap}$ 。

$$r_{cap} = \frac{Cap}{Cap_{normal}} \quad (5.4)$$

对于列车空调系统模块，机组运行时间 $T_{run}$ 计算如下。

$$T_{run} = \frac{Q}{Cap} \quad (5.5)$$

当列车空调系统性能劣化时，制冷量 $Cap$ 相应地降低将会导致空调系统的运行时间 $T_{run}$ 增加，从而运行费用增加。同时耗功量 $W$ 的增加则直接增加运行费用。

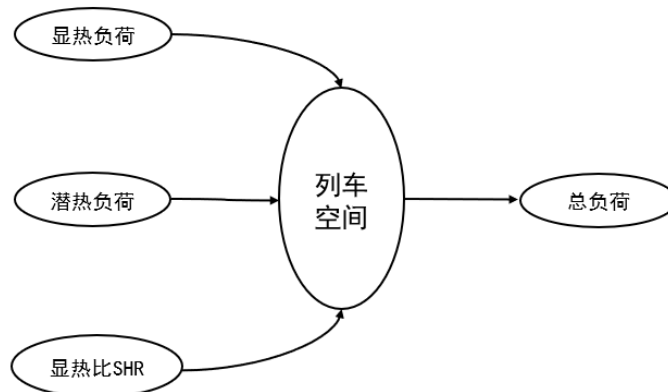


图 5.2 列车空间负荷分析

对于列车空间模块,其总负荷 $Q$ 主要包括显热负荷 $Q_x$ 和潜热负荷 $Q_q$ 两个部分,定义显热比 SHR 表征空调系统所处理的这两种负荷的相对大小。

$$SHR = \frac{Q_x}{Q} = \frac{Q_x}{Q_x + Q_q} \quad (5.6)$$

对于列车空间模块,列车空调系统设定一个控制温度,在空调不发生硬故障崩溃的情况下,车厢内最终的温度均能维持在设定温度。在运行工况和参数设定相同的情况下,对于正常运行的空调系统与性能劣化的空调系统,二者的显热负荷 $Q_x$ 相同,此时对于列车空间的总负荷 $Q$ ,主要取决于潜热负荷 $Q_q$ ,即显热比 SHR。

影响显热比 SHR 的因素主要体现在以下三个方面,首先是工况,当空调运行在干工况时,显热比 SHR 为一个恒定值,当空调运行在湿工况时,蒸发温度低于混风空气的露点,从而产生潜热负荷,且混风空气的湿球温度越高,这部分潜热负荷就越大,从而显热比 SHR 越低。

此外,送风量也是一个影响因素。随着送风量的增加,单位时间与蒸发器接触的空气量减少,导致部分空气未经充分换热就通过了蒸发器,从而空调处理的潜热负荷减少,显热比 SHR 升高。对于定频风机,空调送风量通常保持定值,但当运行时间渐长,蒸发器发生脏堵现象时,会造成送风阻力加大,从而显热比 SHR 降低。

最后一方面,蒸发温度 $T_{evap}$ 也会影响显热比 SHR 值的变化,蒸发温度越低,空调系统潜热负荷的处理能力越强,显热比 SHR 越低。列车空调系统的多种软故障均会导致蒸发温度发生变化,从而影响显热比,进一步对整体性能劣化造成影响。

定义某工况性能劣化状态下实际显热比 SHR 与正常状态下的显热比  $SHR_{nomal}$  之比作为性能指标  $r_{SHR}$ 。

$$r_{SHR} = \frac{SHR}{SHR_{nomal}} \quad (5.7)$$

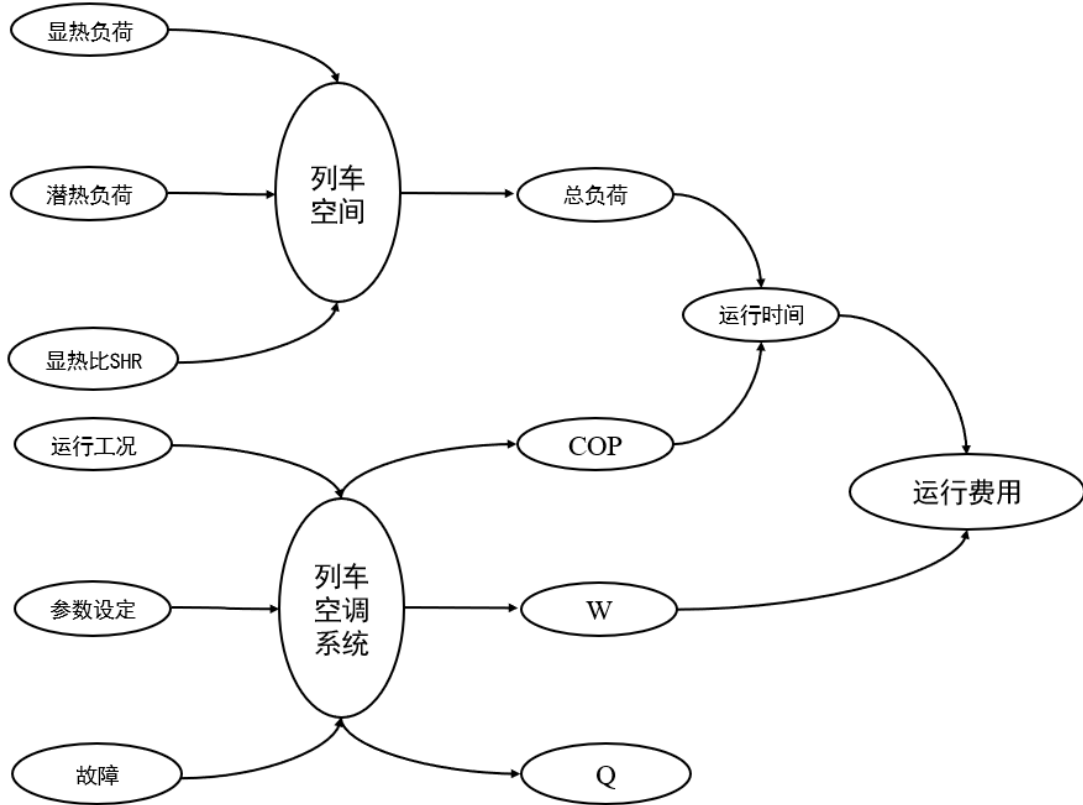


图 5.3 列车整体性能评估

如前所述，采用空调机组运行费用作为列车空调系统整体性能指标 PI，设 C 为电价，性能评估指标计算方法如下。

$$PI = \overline{CWT}_{run} = \overline{C} \frac{\overline{Cap} Q}{\overline{COP} Cap} = \overline{C} \frac{Q}{\overline{COP}} \quad (5.8)$$

采用劣化状态下的评估指标与正常状态下的评估指标之比作为列车空调系统整体性能劣化评估指标  $r_{PI}$ ，计算方法如下。

$$r_{PI} = \frac{PI}{PI_{normal}} = \frac{\frac{Q}{\overline{COP}}}{\frac{Q_{normal}}{\overline{COP}_{normal}}} = \frac{\overline{SHR}_{normal} \overline{COP}_{normal}}{\overline{SHR} \overline{COP}} = \frac{1}{r_{SHR} r_{COP}} \quad (5.9)$$

### 5.1.2 评估指标应用

对于前述提出的列车空调系统整体性能评估指标，本节基于 AMESim 搭建详细的制冷循环模型进行验证。不同于前文中的模型，本节省略自动控制模块，采用定频压缩机以及 R134a 制冷剂，并采用模块化的换热器模型搭建空调系统，如图 5.4 所示。



列车空调系统性能劣化仿真平台

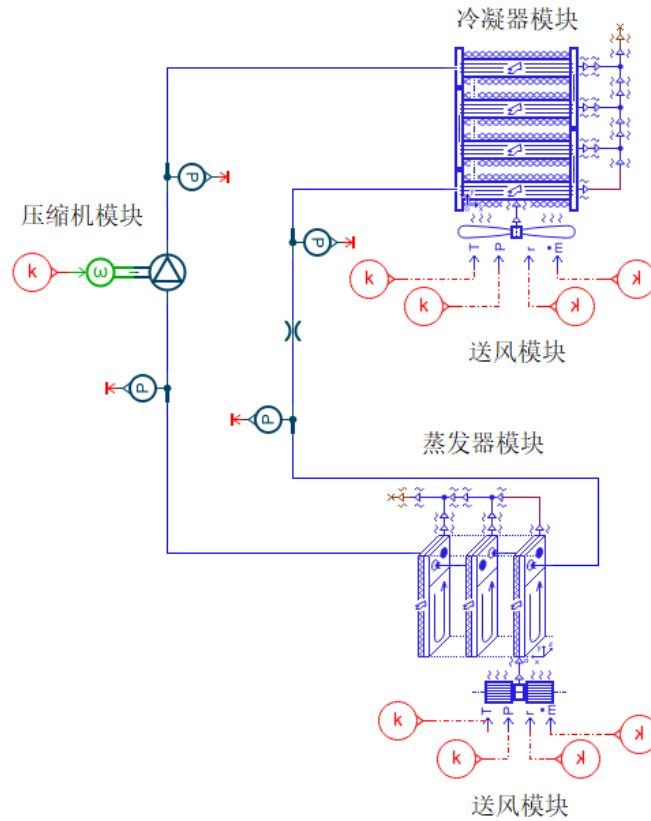


图 5.4 列车空调系统性能劣化仿真平台

**Parameters for external side**

Fin pitch [mm] 1.2  
 Fin thickness [mm] 0.1  
 Fin length [mm] 12  
 Tube periodicity [mm] 13  
 External tube height [mm] 2

**Parameters for internal side**

Tube depth [mm] 12  
 External tube height [mm] 2  
 Refrigerant cross sectional area per tube [mm²] 9  
 Refrigerant hydraulic diameter [mm] 1.2

**Indicative scaled drawing Global heat exchanger geometry**

Tube width [mm] 525  
 Collector cross sectional area [mm²] 800

The parameters and the drawing below are set for convenience only. There is no direct link with the simulation model.  
 Total number of passes 4  
 Number of tubes for each pass (top to down) 48 48 48 48

ⓘ Drawing is not in agreement with parameters because of too many tubes to draw.

General values			
Core width [mm]	525.000	Solid total volume [mm³]	2721600.000
Core height [mm]	2496.000	Solid (aluminum) total mass [kg]	7.354
Core depth [mm]	12.000		
External side values			
Air frontal area [mm²]	1310400.000	Air cross-sectional area [mm²]	1008000.000
Air hydraulic diameter [mm]	1.918	Air convective exchange area [mm²]	26611200.000
Internal side values			
Refrigerant hydraulic diameter [mm]	1.200	Refrigerant convective exchange area [mm²]	3024000.000
Refrigerant all channels volume [mm³]	907200.000	Refrigerant (one) collector volume [mm³]	1996800.000

图 5.5 冷凝器设计模块

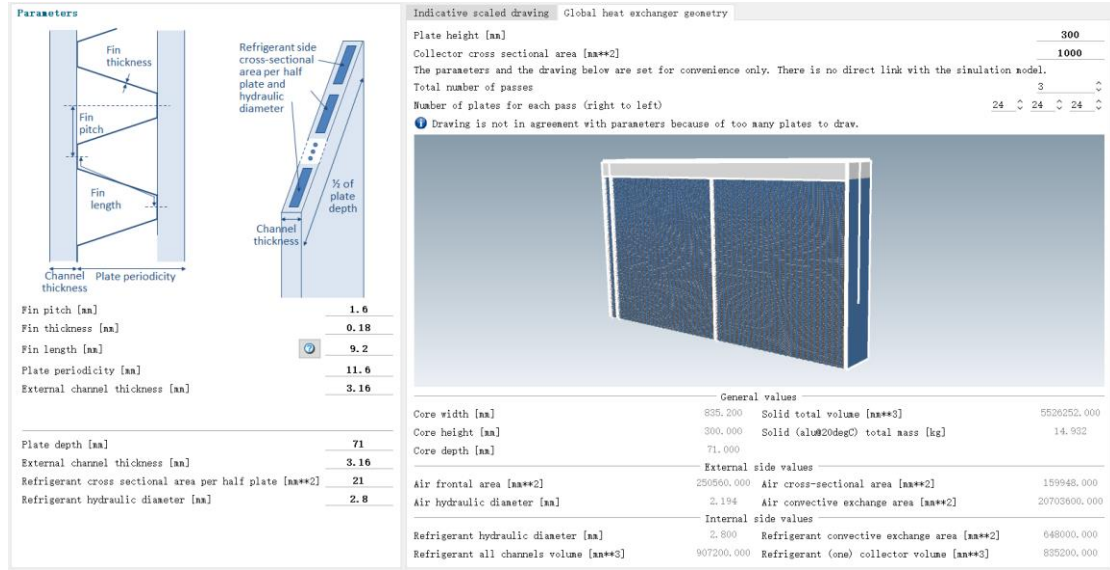
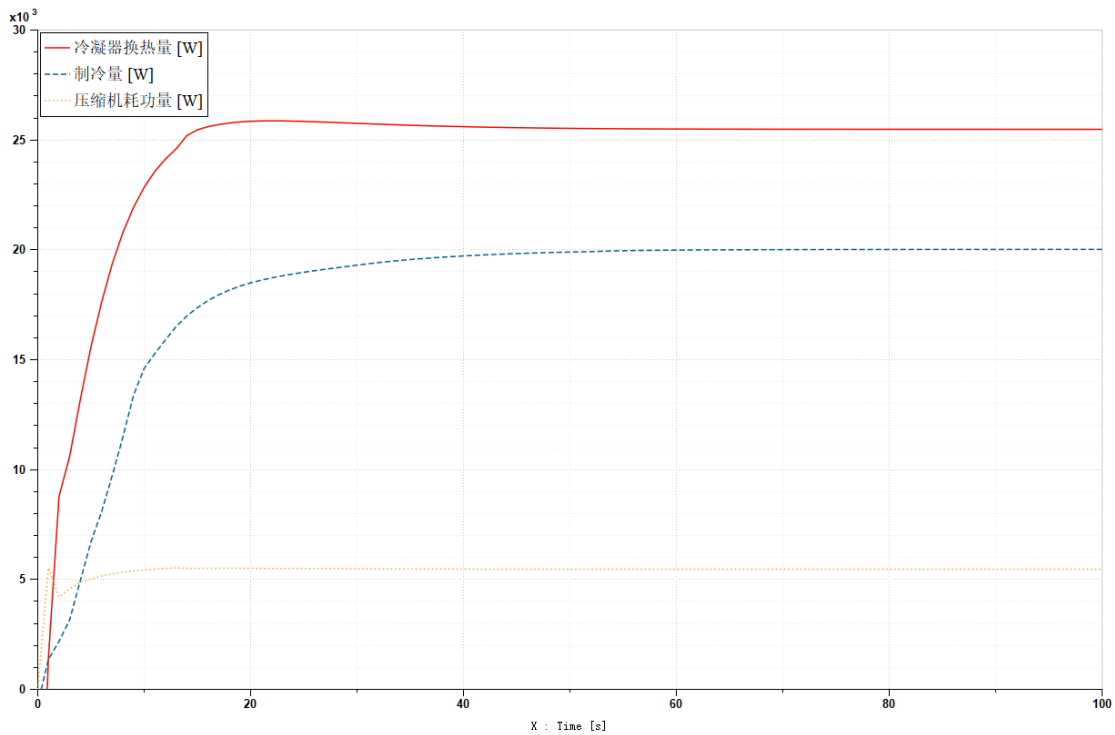


图 5.6 蒸发器设计模块

对于本仿真模型，具体换热器设计参数如图 5.5 及图 5.6 所示。设定压缩机转速为 3000r/min，蒸发器侧入口空气温度为 29℃，相对湿度为 60%，送风量为 0.65kg/s，冷凝器侧入口空气温度为 35℃，相对湿度为 40%，送风量为 3kg/s，均为设计工况。设计模拟步长为 100 步，得到空调系统正常运行情况下相关结果参数如图 5.7 所示。当计算步长到 60 步时，系统趋于稳定，此时制冷量为 20kW，压缩机耗功量为 6.07kW，系统 COP 值为 3.3，SHR 值为 0.54。



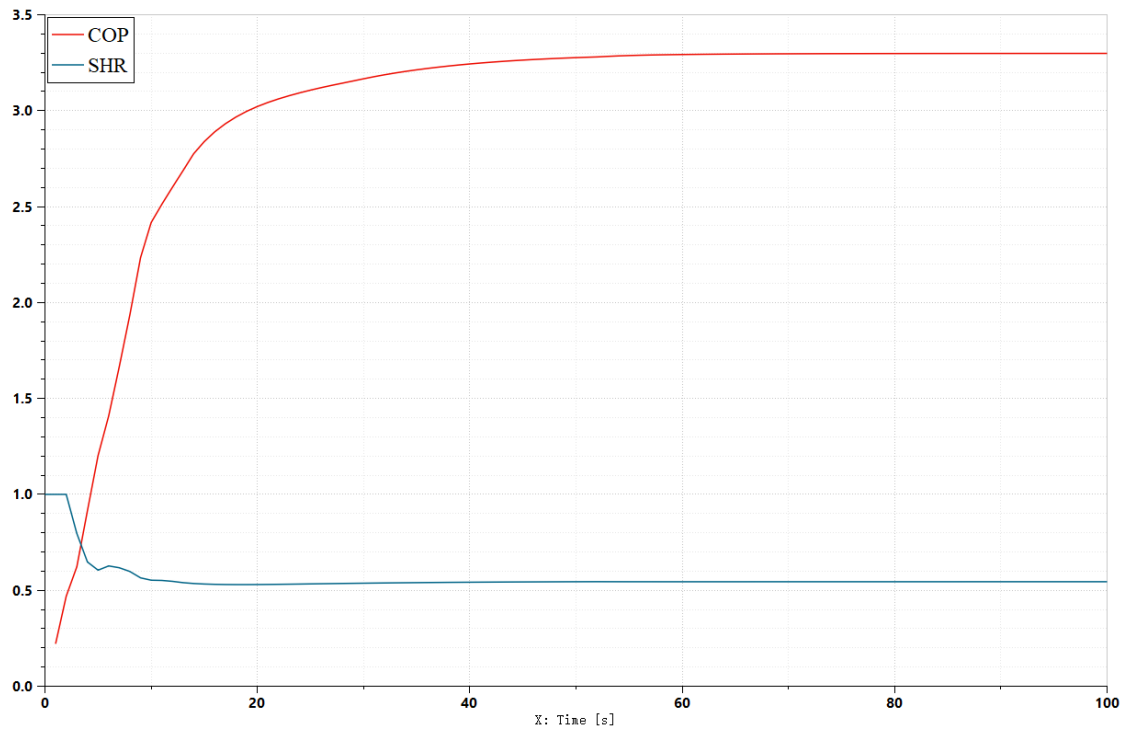
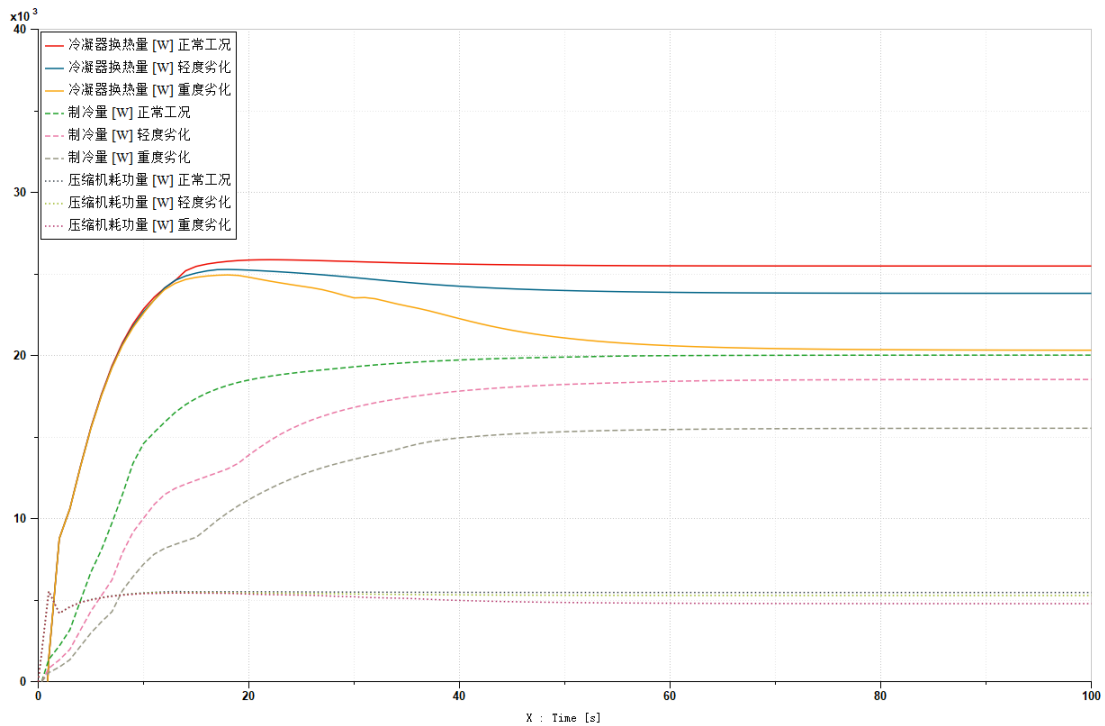


图 5.7 空调系统正常运行相关参数指标

对于空调系统性能劣化的仿真，本节考虑蒸发器换热性能劣化这种典型情况，通过改变蒸发器侧风机转速实现，分别降低其转速 40%和 60%从而模拟轻度劣化和重度劣化两种情况，得到结果如图 5.8 所示。



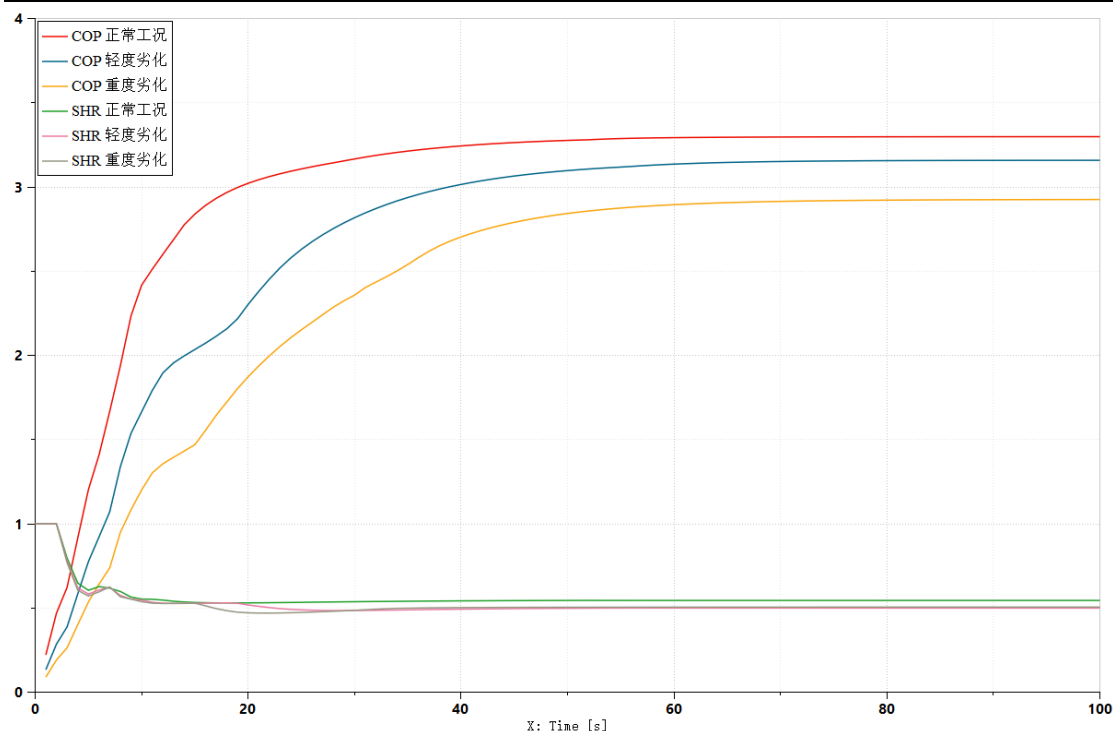


图 5.8 蒸发器换热性能劣化模拟结果

分析上述结果可知，随着空调系统蒸发器换热性能不同程度的劣化，系统整体性能参数变化，汇总如表 5.1 所示。制冷量分别降低 8%和 22.5%，压缩机耗功量分别降低 3.6%和 12.7%，冷凝器换热量分别降低 6.3%和 19.2%。根据前述列车空调系统整体性能劣化评估指标的相关分析，计算相应指标值 $r_{\Delta PI}$ 分别为 8.7%和 22.4%，能够较好地全面评价空调系统整体劣化程度。

表 5.1 列车空调系统性能劣化指标

劣化程度 (%)	$r_{\Delta Cap}$	$r_{\Delta W}$	$r_{\Delta Qc}$	$r_{\Delta SHR}$	$r_{\Delta COP}$	$r_{\Delta PI}$
无劣化	-	-	-	-	-	-
轻度劣化	8	3.6	6.3	3.7	4.5	8.7
重度劣化	22.5	12.7	19.2	7.4	11.8	22.4

## 5.2 相关软件平台开发

### 5.2.1 数据采集软件

为便于后续针对实际列车空调系统故障诊断研究开展实验工作，首先需要解决的是数据采集问题，本节基于 C#语言编写相关数据采集软件。本软件设计思路主要包括串口设置，修正系数和进入测试这三个部分。软件运行界面如图 5.9 所示。



图 5.9 列车空调系统测试软件界面

数据采集系统总体设计思路如图 5.10 所示，数据采集模块和计算机间通过数据信号线连接并通信，采用的串行通信接口为 RS 232C，其中，PC 端软件作为上位机，而数据采集模块作为下位机，组成一个整体的数据通信系统，该数据采集方式具有简单可靠，方便灵活的优势。

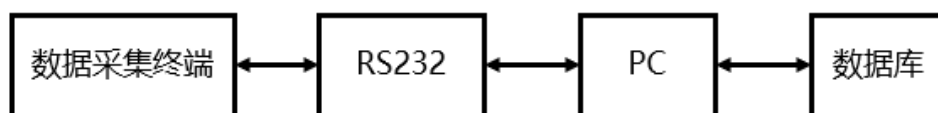


图 5.10 数据采集系统设计思路

#### A. 串口设置

本设计软件基于 SerialPort 类对串口进行读写操作，该类的属性主要包括串口名称，波特率，数据位，停止位以及奇偶校验这五个部分。对于所采用的串行通信接口 RS 232，其数据传输以字符帧为单位，如图 5.11 所示，包括起始位、数据位、校验位和停止位这四个部分，其中起始位固定位数为 1，字符帧开始采用逻辑 0 来进行表明；数据位的位数选取为一个字节，即 8 个比特位。校验位采用奇偶检验，停止位表示字符帧结束。波特率表示每个比特位的持续时间，默认设为 9600 bps。对于进行串口通信的两台设备，只有当这两台设备端的数据位，校验位，停止位还有波特率均保持一致时才能保证进行通信的每个数据包都能够被正常接收。

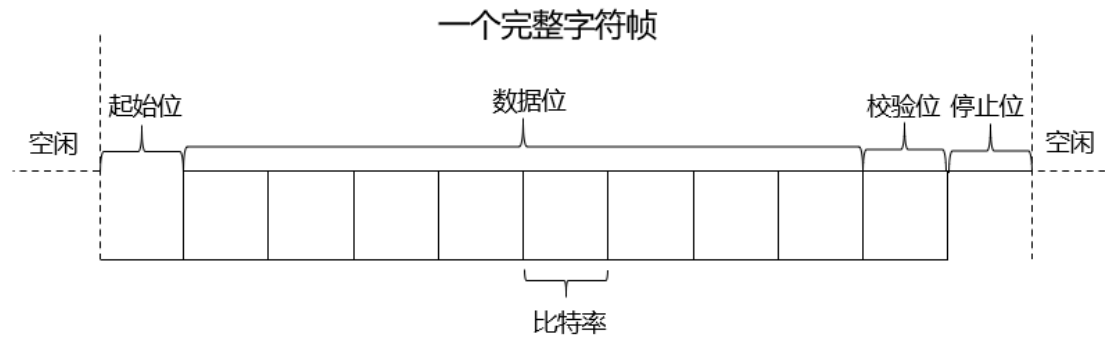


图 5.11 数据传输字符帧

该部分首先对前述 5 个变量属性进行定义, 对其常用参数设置下拉列表并绑定封装。使用 `Open` 方法将串口打开, 使用 `Write` 方法将数据通过串口进行发送, 使用 `Read` 方法从串口接收另一端发送过来的数据, 当串口操作完成后, 若需关闭串口则使用 `Close` 方法。本文设计的串口通信系统软件界面如图 5.12 所示。



图 5.12 串口设置界面

### B. 系数修正

本实验温度测量采用热电偶温度计, 可通过贴壁测量空调制冷系统管路中制冷剂温度, 对于热电偶的使用, 实验可考虑采用 T 型热电偶(即铜-康铜热电偶), 其测温范围为 $-200\sim 350^{\circ}\text{C}$ 。由于热电偶具有材料不均匀性的特点, 在测试过程中产生的偏差不一致, 因此对于热电偶的使用, 需要之前对其进行标定, 使其标准化后方可用于实验。



图 5.13 热电偶标定现场

该标定实验通常需要结合标准恒温箱(如图 5.13 所示),设定标定温度范围,通过数据采集模块得到待标定热电偶的温度数据将其与恒温箱温度数据进行线性拟合,求得各个热电偶的性能曲线,将拟合系数记录到本数据采集软件的系数修正界面,如图 5.14 所示。



图 5.14 系数修正界面

### C. 进入测试

结合前述故障诊断方法分析,本测试主要测量温度参数和压力参数,软件设计包括蒸发温度,冷凝温度,吸气压力,排气压力,送风温度,车内温度这六个

参数。温度传感器可采用前述 T 型热电偶而压力传感器可采用空调制冷压力变送器（如图 5.15 所示）。



图 5.15 温度传感器及压力变送器实物图

数据采集终端采用研华 ADAM-4118 模块硬件，该模块的作用在于通过数模转换将 T 型热电偶产生的电势差信号以及压力变送器产生的电流信号经过 RS-485 串口传输到 PC 端的上位机，随即可通过本基于 C#编译的数据采集软件对实验相关数据进行实时显示、保存及导出分析。



图 5.16 ADAM-4118 模块

实验台的数据采集系统架构可分为 3 层进行设计，其中最下层为传感器，由热电偶和压力变送器组成；中间层为数据采集层，由前述 ADAM-4118 模块组成；最上层为 PC 端电脑，对接后续故障诊断分析。



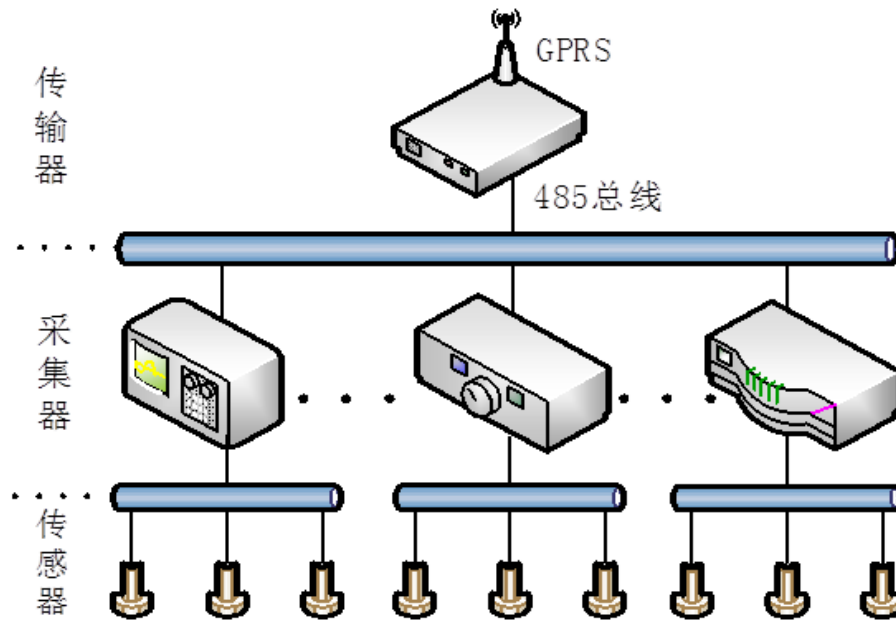


图 5.17 数据采集系统架构

使用开关电源为各数据采集模块供电，组装好后连接两组热电偶对本数据采集软件进行效果验证，如图 5.18 所示。



图 5.18 数据采集软件验证

对于本数据采集软件，设置好串口后点击进入测试按钮，进入如图 5.19 所示界面。相关测试数据能够通过前述设计，经本数据采集软件保存至 PC 端，从而为后续故障诊断流程提供支持。

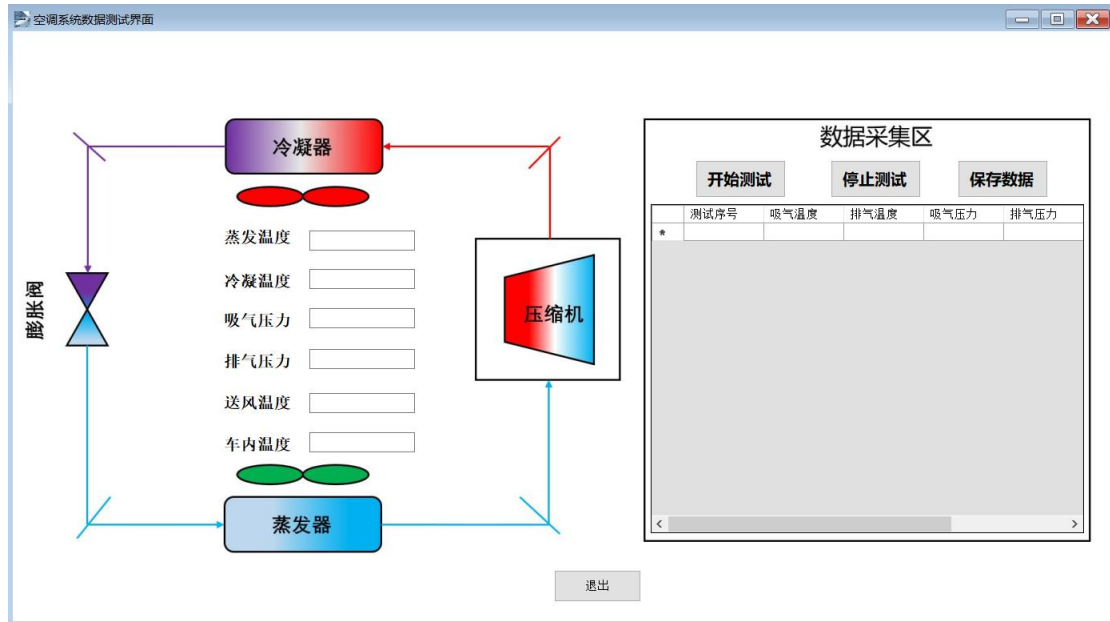


图 5.19 数据采集界面

## 5.2.2 故障诊断平台

前述内容已基于轨道列车空调系统的典型故障提出了一套较为完备的故障检测和故障诊断方案，该方案也通过故障仿真数据验证了可行性。为了更清晰地显示故障检测及诊断的实现过程以及出于实际应用的考虑，本节结合前述方案，开发一套基于融合算法的列车空调系统故障检测及诊断的软件平台，可通过对空调系统相关运行数据进行分析，从而可以监控空调系统运行状态，对有可能发生的列车空调系统故障实现故障检测和故障诊断，及时采取相关措施，减少损失。

本节故障诊断平台设计基于由美国 MathWorks 公司开发的 MATLAB 软件，其数值运算能力强大，同时具有丰富的工具箱应用。总的来说，该软件集成了算法开发、数据可视化以及数据分析等功能，涵盖高级技术计算语言并提供交互式的操作环境。此外，新版 MATLAB 提供了 APP Design 模块，可用于创建用户界面 GUI，适合作为开发故障监控平台的客户端软件。完成软件设计后可对其进行独立编译打包，从而实现脱离 MATLAB 环境运行，方便用户使用。

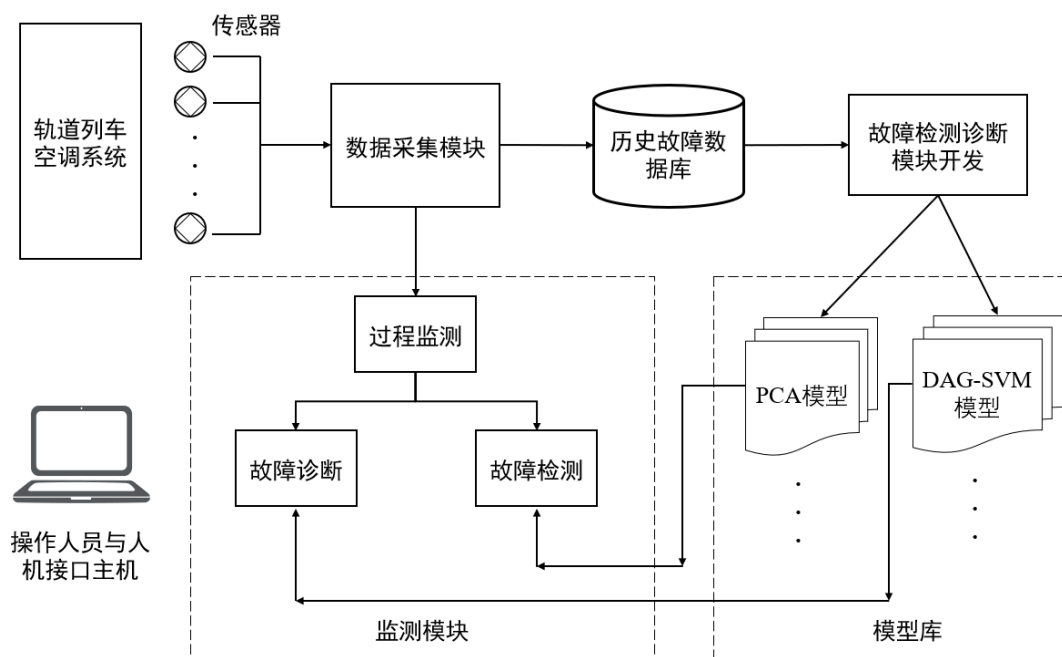


图 5.20 轨道列车空调系统故障诊断平台设计思路

软件总体设计思路如图 5.20 所示，对于轨道列车空调系统的故障监控系统的组织结构，其应该包含：监控对象、传感器、数据采集模块、历史数据库、故障检测及诊断模型模块、实时监控模块和人机接口主机这几个部分。对于软件的总体设计，首先需要结合列车空调系统的相关传感器采集数据，通过数据采集模块将相关数据保存并记录。实时监控模块和故障检测诊断模型库是总体设计的两大主要部分，前者已在上一节进行了相关探索，故障检测及诊断模型的建立基于前述算法通过离线建模实现，选择相应的分类器算法对采集到的故障数据进行训练得到相应的模型，同时将历史数据和模型相关参数存于历史数据库中。在实际应用过程中，根据采集到的数据调用相关模块，列车空调系统的操作维护人员就可以实时对空调系统的进行工业监控，从而对可能发生的故障及时处理操作。

本软件设计主要包括 4 个部分，即登录界面，系统配置，故障检测以及故障诊断。软件登录界面如图 5.21 所示，点击登录即可进入系统配置界面，如图 5.22 所示。



图 5.21 轨道列车空调系统故障诊断平台软件界面

对于系统配置界面，主要包括参数预览和故障知识库这两个部分，对软件的测试采用前述故障模拟的仿真数据作为数据源，划分相应的训练样本和测试样本，并明确故障数目。在故障知识库部分则可以对相关可实现检测并诊断的故障种类进行描述，本文讨论的四种典型故障在此处进行知识库的建立。对于本故障诊断软件平台后续版本的开发，可以将更多形式的故障进行纳入。

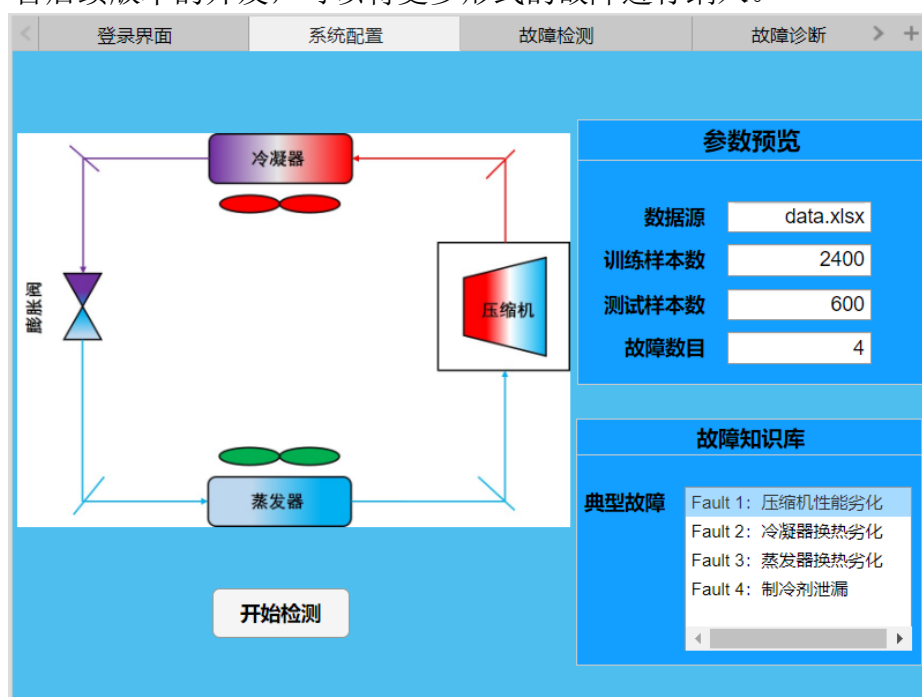


图 5.22 系统配置界面

在系统配置界面点击开始检测即可进入故障检测界面，如图 5.23 所示。该部分软件的设计主要包括两个部分，即离线建模和在线检测。故障检测模型采取前述基于过程数据的故障检测方案，点击离线建模即可对历史数据进行模型训练，并显示训练得出的相关模型信息。点击在线检测即可对输入的运行参数进行检测并输出故障检测图。

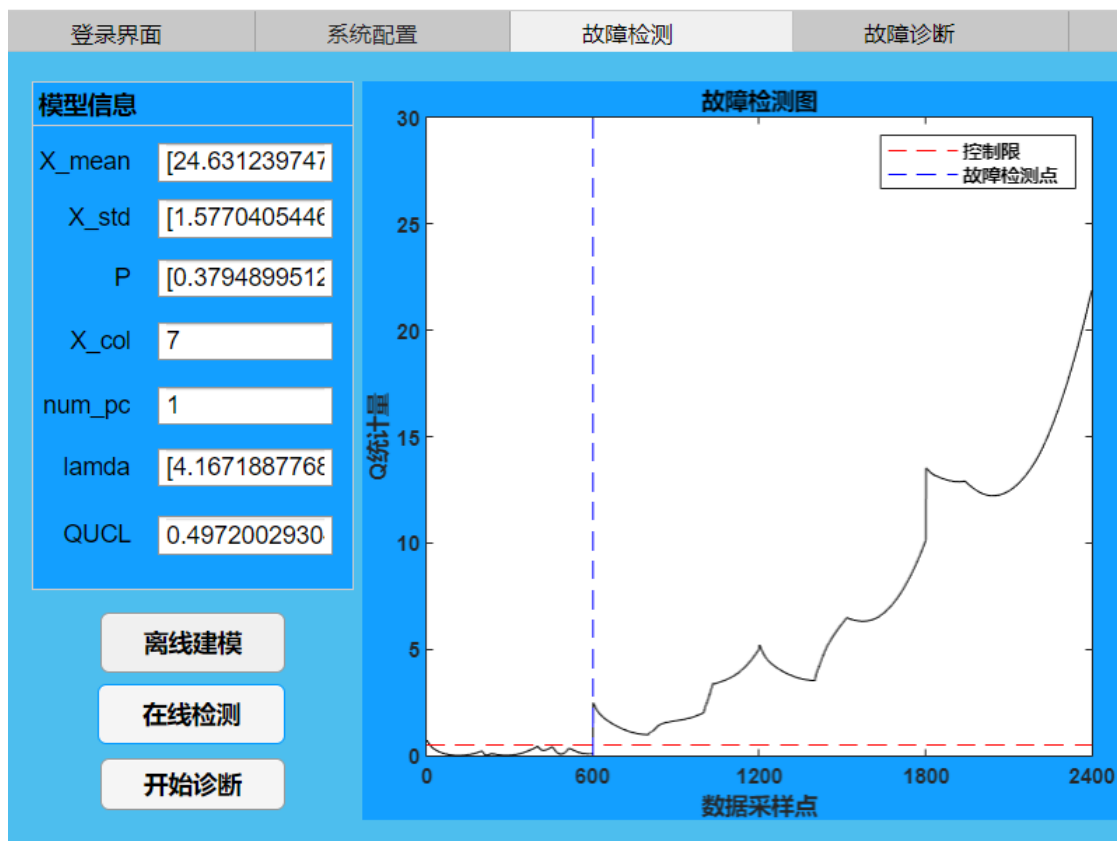


图 5.23 故障检测界面

实现故障检测后，点击开始诊断即可进入该软件的故障诊断操作界面，如图 5.24 所示。该界面可显示所用的故障诊断模型，即 DAG-SVM 模型。同时显示待诊断的典型故障列表，并使用相关代号进行表述（如 Fault 0）。诊断流程界面，首先点击开始建模即可实现离线模型建立，并将前一步故障检测内容中的异常数据传递到此处作为待诊断数据导入本模型。同时对建模这一步骤设置一个 lamp 灯进行指示，当处于建模过程中时，指示灯显红色，建模完成后指示灯显绿色，此时即可点击开始诊断，得到诊断结果并显示在图框中，同时在下方面显示对应的推荐解决方案，从而为工作人员提供相关的技术支持。



图 5.24 故障诊断界面

### 5.3 本章小结

本章对列车空调系统整体性能评估做出了两部分研究。对于空调系统整体性能劣化,主要会产生两个方面的影响,一方面由于空调性能下降系统耗功量增加,从而引起日常运行费用的增加;另一方面,当空调性能发生劣化,长此以往设备的损害程度加剧,对其进行维修的难度和费用也会增加,本章构建了整体性能劣化评估指标 $r_{PI}$ 全面地对列车空调系统整体性能劣化的影响进行评估,并通过了模拟以及实测验证。为便于后续针对实际列车空调系统故障诊断研究开展实验工作,本章基于 C#语言编写了相关数据采集软件,通过实验表现出了较好的适用性,此外本章基于 MATLAB 的 APP Design 模块开发了针对轨道列车空调系统的故障诊断软件,该软件集成了前述一套完备的故障诊断算法,便于实际应用过程中为列车相关运维工作人员提供了技术支持。

## 第6章 总结与展望

### 6.1 本文总结

本文研究内容为轨道列车空调系统故障诊断,开发出了一套适用于轨道列车空调系统典型故障的诊断方法,可以实现故障自动检测及诊断流程,利于列车维修人员及时排查空调故障,避免故障恶化,提升空调运行稳定性,保持空调系统运行健康性,从而维持轨道列车乘客的热舒适状态,本文主要工作内容总结如下。

(1) 研究轨道列车空调系统建模仿真,对列车空调系统进行了概述,包括其特点、结构以及工作原理。结合蒸汽压缩式制冷循环原理,基于 AMESim 软件建立数学仿真模型,包括构成空调系统的各个子模型,即压缩机模型,换热器模型(包括冷凝器和蒸发器)以及节流装置模型。以某轨交列车空调系统为模板,结合前述子模型搭建了轨道列车空调系统仿真平台,结果表明该仿真平台对列车空调系统主要性能参数能进行较为准确的模拟,最终实现仿真模拟轨道列车空调系统的正常工作运行下的状态。

(2) 研究轨道列车空调系统典型故障模式,首先对列车空调系统常见故障进行了全面的总结分析,通过调研了解轨道列车空调系统常见故障模式(如制冷剂泄漏,蒸发器结垢,冷凝器脏堵等),并对这些典型故障模式进行了相应的原理分析。结合前述轨道列车空调系统仿真模型,完善了模型控制部件,模拟了空调系统正常工况的运行状态,并选取了四种典型故障进行模拟仿真,即压缩机性能劣化,冷凝器换热劣化,蒸发器换热劣化以及制冷剂泄漏。通过人为引入相关故障模式,针对每种故障,分别模拟了不同严重程度下的空调系统运行状态,采集相应的故障数据,并对参数表征进行了详尽分析,最后对仿真结果进行了汇总。

(3) 研究轨道列车空调系统故障诊断方法,通过研究相关的智能模式识别算法,针对列车空调系统典型故障提出了一套完备的故障诊断方案,包括故障检测,故障诊断和故障等级评估三个部分。故障检测是整个故障诊断流程的第一步,对于轨道列车,其针对空调系统的参数传感器数量有限,本文采用基于过程数据的故障检测方案,利用 PCA 主成分分析法进行降维处理,根据特征统计量实现故障检测。故障诊断是整个流程的第二步,本文采用基于 DAG-SVM 的多分类支持向量机故障诊断方案,通过调整模型参数取值,可以实现最优故障诊断结果。最后一步是故障等级评估,本章采用基于关联分析的物元可拓模型方案,通过明确各故障表征指标的经典域和节域,计算综合关联度判定故障严重等级。整套故

障诊断流程算法每一阶段均包括理论基础和实际应用两个部分,针对前述故障数据集,本文提出的一套算法表现出了较好应用性。

(4) 研究轨道列车空调系统整体性能评估及应用,构建了整体性能劣化评估指标全面地对列车空调系统整体性能劣化的影响进行评估,并通过了模拟验证。结合前述方案,本文开发了一套基于融合算法的列车空调系统故障检测及诊断的软件平台,为便于后续针对实际列车空调系统故障诊断研究开展实验工作,本文基于 C#语言编写了相关数据采集软件,通过实验表现出了较好的适用性,此外本文基于 MATLAB 的 APP Design 模块开发了针对轨道列车空调系统的故障诊断软件,该软件集成了前述一套完备的故障诊断算法,可通过对空调系统相关运行数据进行分析,监控空调系统运行状态,对可能发生的故障实现检测和诊断,便于实际应用过程中为列车相关运维工作人员提供了技术支持,将研究成果应用于实际。

## 6.2 主要贡献

(1)本文对轨道列车空调系统基于 AMESim 软件进行了动态仿真模拟研究,以某实际列车空调运行数据与建立的仿真模型进行对比验证了仿真平台的可行性,并进一步扩充了传统制冷空调仿真的研究内容,引入两部分控制模块分别对压缩机进行变频控制调节制冷量,对节流阀进行开度控制维持一定的压缩机吸气过热度,使得本模拟仿真研究更为贴近实际情况。

(2) 本文提出了一套完备的应用于轨道列车空调系统的故障诊断算法,包括故障检测,故障诊断和故障等级评估三个部分。克服了传统暖通空调领域故障诊断研究的片面性,使得故障诊断研究更具全面性,也填补了轨道列车空调系统故障诊断在这一方面的研究空白。

(3) 本文构建空调系统整体性能劣化评估指标实现全面地对列车空调系统整体性能劣化的影响进行评估,并集成了故障检测诊断算法开发了针对轨道列车空调系统的故障诊断软件,将研究成果应用于实际,为列车运维工作人员提供了技术工具。

## 6.3 局限性与展望

(1) 本文仅探究了轨道列车空调系统制冷方面的四种典型故障,对于实际情况中可能存在的更多故障内容(如电气系统控制故障等)未进行全面调研分析,在未来的故障诊断研究中可以加以扩展。



(2) 由于实验条件受限，本文缺少列车空调系统实验台的研究内容，在未来的工作中可以将本文研究成果应用于实验台进行验证和改进。



## 致谢

转眼走到了在同济大学两年半硕士生涯的尽头。时光荏苒，有时觉得人生就像一段旅程，一部电影，一副画卷。在同济的这段学术旅程中，我得以在一个更高的平台上看到了更广阔的风景；在同济的这部电影片段里，我扮演着坚毅的角色却也历经迷茫；最终，所有一切的点点滴滴都印在我人生画卷里，留下一段轨迹，此刻回首，唯有感恩。

首先要感谢我的导师许鹏教授，许老师学识渊博，严谨治学，敢想敢为，坚定地采暖通行业里推动科技创新，您的学术理想、态度以及能力都令我十分敬佩。感谢您一直以来对我科研方面的指导，犹记得第一次组会您就给我们强调了批判性思维的重要性，至今让我铭记在心，您让我认识到对待科研应该勇敢地开阔思路去面对未知的挑战，这些都是我汲取到的宝贵财富。许老师为人儒雅大气，风趣幽默，经常能提出、组织和参与一个个有趣的活动丰富我们的日常生活，增进大家的感情，让我们共同留下美好的回忆。一路走来，我由衷地感谢许老师给予我的鼓励，包容与帮助。

感谢 A434 课题组的兄弟姐妹们，你们是我在同济大学所收获到最亲密的团队朋友，和你们在一起的时光值此离别之际愈觉珍贵。感谢陈永保、沙华晶、顾洁帆、罗为、杨志伟、陈智博、陈喆各位师兄师姐对我的关怀与照顾，你们总能为我答疑解惑，提供建议。感谢王鸿鑫、李泓名和我一起肩并肩走过这段路。感谢肖桐、郭明月、何睿凯、陈志森、贾乾然、关航各位师弟师妹对我的关心与帮助。我会牢牢记住和你们在一起的那些阳光灿烂、美好有趣的日子。感谢在上海的新、老朋友们，我时常觉得硕士生活不如本科那般丰富多彩，但你们的陪伴给予了我莫大的宽慰。

最后，感谢我的家人们一直以来对我的支持和理解，是你们那无条件伟大的爱在呵护着我成长，我爱你们，谢谢！

2021 年 3 月



## 参考文献

- [1] 2020-2026年中国轨道交通行业市场竞争现状及未来前景分析报告[R]. 智研咨询集团, 2019.
- [2] 曾青中, 邓景山. 车辆空调与制冷装置[M]. 西南交通大学出版社, 2008.
- [3] 张广也. 城轨车辆空调制冷系统的失效及故障诊断研究[D]. 北京建筑大学, 2013.
- [4] Katipamula S, Brambley M R. Review Article: Methods for Fault Detection, Diagnostics, and Prognostics for Building Systems—A Review, Part I[J]. HVAC & R Research. 2005, 11(1): 3-25.
- [5] Mckellar M. Failure diagnosis for a household refrigerator[D]. West Lafayette, Indiana: Purdue University, 1987.
- [6] Stallard L. Model based expert system for failure detection and identification of household refrigerators[D]. West Lafayette, Indiana: Purdue University, 1989.
- [7] Hyvärinen J, Kärki S. International energy agency building optimisation and fault diagnosis source book[J]. Technical Research Centre of Finland, Laboratory of Heating and Ventilation. 1996.
- [8] Dexter A, Pakanen J. International Energy Agency: Demonstrating Automated Fault Detection and Diagnosis in Real Buildings[J]. Technical Research Centre of Finland, Laboratory of Heating and Ventilation. 2001.
- [9] Comstock M C, Braun J E. Development of analysis tools for the evaluation of fault detection and diagnostics in chillers[R]. West Lafayette: Purdue University, Ray W. Herrick Laboratories, 1999.
- [10] Wang S, Cui J. Sensor-fault detection, diagnosis and estimation for centrifugal chiller systems using principal-component analysis method[J]. Applied Energy. 2005, 82(3): 197-213.
- [11] Zhao Y, Xiao F, Wang S. An intelligent chiller fault detection and diagnosis methodology using Bayesian belief network[J]. Energy and Buildings. 2013, 57: 278-288.
- [12] Gao D, Wang S, Shan K, et al. A system-level fault detection and diagnosis method for low delta-T syndrome in the complex HVAC systems[J]. Applied Energy. 2016, 164: 1028-1038.
- [13] Schein J, Bushby S T, Castro N S, et al. A rule-based fault detection method for air handling units[J]. Energy and Buildings. 2006, 38(12): 1485-1492.
- [14] Yang H, Cho S, Tae C, et al. Sequential rule based algorithms for temperature sensor fault detection in air handling units[J]. Energy Conversion and Management. 2008, 49(8): 2291-2306.
- [15] Bendapudi S, Braun J E, Groll E A. Dynamic Model of a Centrifugal Chiller System — Model Development, Numerical Study, and Validation[J]. ASHRAE Transactions. 2012, 111(1): 132-148.
- [16] Wang L, Haves P, Buhl W F. An Improved Simple Chilled Water Cooling Coil Model[J]. Lawrence Berkeley National Laboratory. 2012.
- [17] Zhao Y, Wang S, Xiao F, et al. A simplified physical model-based fault detection and diagnosis strategy and its customized tool for centrifugal chillers[J]. Hvac & R Research. 2013, 19(3): 283-294.
- [18] Wang S, Xiao F. AHU sensor fault diagnosis using principal component analysis method[J]. Energy and Buildings. 2004, 36(2): 147-160.

- [19] Li G, Hu Y. An enhanced PCA-based chiller sensor fault detection method using ensemble empirical mode decomposition based denoising[J]. *Energy and Buildings*. 2019, 183: 311-324.
- [20] Gomm J B. Adaptive neural network approach to on-line learning for process fault diagnosis[J]. *Transactions of the Institute of Measurement & Control*. 1998, 20(20): 144-152.
- [21] Hou Z. Data mining based sensor fault diagnosis and validation for building air conditioning system[J]. *Energy Conversion & Management*. 2006, 47(15): 2479-2490.
- [22] Han H, Gu B, Kang J, et al. Study on a hybrid SVM model for chiller FDD applications[J]. *Applied Thermal Engineering*. 2011, 31(4): 582-592.
- [23] Zhao Y, Wang S, Xiao F. Pattern recognition-based chillers fault detection method using Support Vector Data Description (SVDD)[J]. *Applied Energy*. 2013, 112: 1041-1048.
- [24] Zhao Y, Wen J, Wang S. Diagnostic Bayesian networks for diagnosing air handling units faults – Part II: Faults in coils and sensors[J]. *Applied Thermal Engineering*. 2015, 90: 145-157.
- [25] Zhao Y, Wen J, Xiao F, et al. Diagnostic Bayesian networks for diagnosing air handling units faults – part I: Faults in dampers, fans, filters and sensors[J]. *Applied Thermal Engineering*. 2017, 111: 1272-1286.
- [26] Namburu S M, Azam M S, Luo J, et al. Data-Driven Modeling, Fault Diagnosis and Optimal Sensor Selection for HVAC Chillers[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*. 2007, 4(3): 469-473.
- [27] Du Z, Fan B, Jin X, et al. Fault detection and diagnosis for buildings and HVAC systems using combined neural networks and subtractive clustering analysis[J]. *Building and Environment*. 2014, 73: 1-11.
- [28] Cheung H, Braun J E. Simulation of fault impacts for vapor compression systems by inverse modeling. Part I: Component modeling and validation[J]. *HVAC&R Research: Highlights from the 2012 Purdue Conferences*. 2013, 19(7): 892-906.
- [29] Cheung H, Braun J E. Simulation of fault impacts for vapor compression systems by inverse modeling. Part II: System modeling and validation[J]. *HVAC&R Research: Highlights from the 2012 Purdue Conferences*. 2013, 19(7): 907-921.
- [30] Li W, Sun J. Numerical simulation and analysis of transport air conditioning system integrated with passenger compartment[J]. *Applied Thermal Engineering*. 2013, 50(1): 37-45.
- [31] Dullinger C, Struckl W, Kozek M. A modular thermal simulation tool for computing energy consumption of HVAC units in rail vehicles[J]. *Applied Thermal Engineering*. 2015, 78: 616-629.
- [32] 安藤正纯, 陈恩沐. 客车空调制冷系统故障的分析方法[J]. *国外铁道车辆*. 1981(04): 48-56.
- [33] Wagner J, Shoureshi R. Failure Detection Diagnostics for Thermofluid Systems[J]. *Journal of Dynamic Systems Measurement & Control*. 1992, 114(4): 699-706.
- [34] Rossi T M, Braun J E. A Statistical, Rule-Based Fault Detection and Diagnostic Method for Vapor Compression Air Conditioners[J]. *HVAC&R Research*. 1997, 3(1): 19-37.
- [35] Breuker M, Braun J. Common Faults and Their Impacts for Rooftop Air Conditioners[J]. *HVAC&R Research*. 1998, 4(3): 303-318.
- [36] Li H, Braun J. A Methodology for Diagnosing Multiple Simultaneous Faults in Vapor-Compression Air Conditioners[J]. *HVAC&R Research*. 2007, 13(2): 369-395.
- [37] 江亿, 朱伟峰, 周强华. 暖通空调系统故障诊断的故障向量空间法[J]. *清华大学学报(自*

- 然科学版). 1999(12): 57-61.
- [38] 王海涛. 变风量空调系统在线故障检测与诊断方法及应用研究[D]. 湖南大学, 2012.
- [39] 李晟. 基于PCA方法的定风量空调系统传感器故障诊断研究[D]. 天津大学, 2007.
- [40] 韩玲. 基于神经网络模型的螺杆式冷水机组故障诊断研究[D]. 重庆大学, 2005.
- [41] 孙楷政. 基于支持向量机的空调用制冷系统故障诊断研究[D]. 华中科技大学, 2016.
- [42] 沈裕浩, 彭彪, 丁力行. 列车空调的运行特性[J]. 制冷学报. 1998(02): 15-19.
- [43] 罗铁军. 地铁列车空调常见故障分析与对策[J]. 现代物业(上旬刊). 2014, 13(04): 39-41.
- [44] 刘彦志. CRH3型动车组空调系统故障原因分析[J]. 铁道车辆. 2016, 54(1): 33-35.
- [45] 许艳飞, 于海波. 新一代高速动车组空调系统原理及常见故障分析[Z]. 中国湖南株洲: 20156.
- [46] 陈焕新, 张俊, 王善哲. 客车空调机组故障诊断专家系统[J]. 制冷学报. 2002(01): 69-72.
- [47] 刘用鹿. 列车空调系统模拟及故障诊断分析[D]. 华中科技大学, 2003.
- [48] 罗浩. 列车空调机组故障检修中SVM的应用[D]. 华中科技大学, 2008.
- [49] 周立立. 动车组空调制冷系统运行仿真与故障分析[D]. 西南交通大学, 2014.
- [50] 杨毅. 螺杆式冷水机组故障诊断技术研究[D]. 重庆大学, 2005.
- [51] 李志生. 制冷机组故障检测与诊断研究[D]. 湖南大学, 2007.
- [52] 王占伟. 冷水机组故障检测与诊断方法研究[D]. 西安建筑科技大学, 2017.
- [53] Han H, Gu B, Hong Y, et al. Automated FDD of multiple-simultaneous faults (MSF) and the application to building chillers[J]. Energy and Buildings. 2011, 43(9): 2524-2532.
- [54] Beghi A, Brignoli R, Cecchinato L, et al. Data-driven Fault Detection and Diagnosis for HVAC water chillers[J]. Control Engineering Practice. 2016, 53: 79-91.
- [55] Tran D A T, Chen Y, Ao H L, et al. An enhanced chiller FDD strategy based on the combination of the LSSVR-DE model and EWMA control charts[J]. International Journal of Refrigeration. 2016, 72: 81-96.
- [56] 韩琦. 变风量空调系统故障检测与诊断策略研究[D]. 北京建筑大学, 2014.
- [57] 李裴婕. 基于TRNSYS的变风量空调系统故障检测与诊断仿真研究[D]. 浙江大学, 2018.
- [58] Wang H, Chen Y. A robust fault detection and diagnosis strategy for multiple faults of VAV air handling units[J]. Energy and Buildings. 2016, 127: 442-451.
- [59] Yan K, Zhong C, Ji Z, et al. Semi-supervised learning for early detection and diagnosis of various air handling unit faults[J]. Energy & Buildings. 2018, 181: 75-83.
- [60] Yan R, Ma Z, Zhao Y, et al. A decision tree based data-driven diagnostic strategy for air handling units[J]. Energy and Buildings. 2016, 133: 37-45.
- [61] Shah M M. A general correlation for heat transfer during film condensation inside pipes[J]. International Journal of Heat & Mass Transfer. 1979, 22(4): 547-556.
- [62] Chen J. A correlation for boiling heat transfer to saturated fluids in convective flow[J]. ASME Paper. 1966, 63-HT-34: 1-11.
- [63] 张春路, 杨亮, 邵亮亮. 制冷空调系统通用仿真平台GREATLAB使用手册与实例分析[M]. 化学工业出版社, 2015.
- [64] 朱祥. 改进主元分析统计指标控制限的研究[D]. 华北电力大学;华北电力大学(北京), 2013.
- [65] Martínez J, Iglesias C, Matías J M, et al. Solving the slate tile classification problem using a DAGSVM multiclassification algorithm based on SVM binary classifiers with a one-versus-all

approach[J]. Applied Mathematics and Computation. 2014, 230: 464-472.

[66] 蔡文. 可拓学概述[J]. 系统工程理论与实践. 1998, 18(1): 76.



## 个人简历、在读期间发表的学术论文及研究成果

### 个人简历:

戴明坤, 男, 1997 年 5 月生。

2018 年 6 月毕业于西南交通大学机械工程学院 建筑环境与能源应用工程专业, 获学士学位。

2018 年 9 月于同济大学机械与能源工程学院 供热、供燃气、通风及空调工程专业读研究生。

### 已发表论文:

- [1] **Mingkun Dai**, Xing Lu, Peng Xu. Causes of low delta-T syndrome for chilled water systems in buildings. *Journal of Building Engineering*, 2020, 33:1079-1097.
- [2] Pengyuan Shen, **Mingkun Dai**, Peng Xu, Wei Dong. Building heating and cooling load under different neighbourhood forms: Assessing the effect of external convective heat transfer. *Energy*, 2019, 173:75-91.
- [3] Mingyue Guo, Peng Xu, Tong Xiao, Ruikai He, **Mingkun Dai**, Shelly L. Miller. Review and comparison of HVAC operation guidelines in different countries during the COVID-19 pandemic. *Building and Environment*, 2020, 187:107368.

### 在校期间获得奖励:

2020 年 11 月 同济大学新奥新能源奖学金

2020 年 11 月 同济大学优秀学生

## 七、学位论文答辩委员会决议

姓名	戴明坤	学号	1830253	所在学科/专业	供热、供燃气 通风及空调工程
指导教师	许鹏	答辩日期	2021. 3. 18	答辩地点	同济大学嘉定校区 开物馆A413
论文题目	轨道列车空调系统故障诊断				

戴明坤同学的硕士学位论文《轨道列车空调系统故障诊断》研究了适用于轨道列车空调系统典型故障的诊断技术。研究成果对列车维修人员及时排查空调故障，保持空调系统运行安全具有一定的参考意义。

该研究搭建了轨道列车空调系统仿真模型，研究了轨道列车空调系统典型故障模式；针对列车空调系统四种典型故障，提出了一套故障诊断方案；给出了列车空调系统整体性能劣化评估指标；开发了针对轨道列车空调系统的故障诊断软件。

论文撰写规范，结构合理，论述充分，文字流畅。论文答辩过程中阐述清晰，回答问题正确。反映了答辩人较好地掌握了专业知识，具有一定的独立从事科研工作的能力。

论文已达到硕士学位论文要求。经无记名投票表决，四位答辩委员中，四位同意并建议授予戴明坤同学工学硕士学位。

答辩委员会主席签名：

2021年3月18日

答辩委员会共 4 人，经表决，4 人建议授予申请人硕士学位。根据《同济大学学位授予工作细则》<sup>[注]</sup>（在□内划“√”）：

申请人可在一年内修改论文，申请重新答辩一次。

建议授予申请人硕士学位。

建议不授予申请人硕士学位。

推荐为同济大学优秀硕士学位论文。

答辩委员会成员签名	职务	姓名	职称	单位	签名
	主席	于航	教授	同济大学	于航
	委员	潘毅群	教授	同济大学	潘毅群
		许鹏	教授	同济大学	许鹏
		李铸伟	副教授	同济大学	李铸伟
	秘书	叶蔚	副教授	同济大学	叶蔚

注：根据《同济大学学位授予工作细则》第十一条规定：

1. 申请人获得全体答辩委员会成员三分之二以上（含）同意票，为建议授予申请人硕士学位；
2. 申请人获得全体答辩委员会成员二分之一以上（含）、三分之二以下（不含）同意票，申请人可在一年内修改论文，申请重新答辩一次；
3. 申请人获得全体答辩委员会成员二分之一以下（不含）同意票，为建议不授予申请人硕士学位。