硕士学位论文

THESIS FOR MASTER'S DEGREE

|  |  |
| --- | --- |
| 论文题目 | 基于数据解析的钢铁企业氧气调度问题广义析取规划建模与优化 |
| 作 者 |  |
| 学 号 |  |
| 学 院(部) |  |
| 专 业 |  |
| 指导教师 |  |

二〇二三 年 六 月

分类号 密级

UDC

学 位 论 文

基于数据解析的钢铁企业氧气调度问题析取规划建模与优化

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 作者姓名： |  | | |
| 作者学号： |  | | |
| 指导教师： |  | | |
|  |  | | |
| 申请学位级别： | 硕 士 | 学科类别： | 工 学 |
| 学科专业名称： |  | | |
| 论文提交日期： |  |  |  |
| 学位授予日期： |  |  |  |
| 评阅人： |  | | |

2023年 6 月

A Thesis in Control Engineering

**Research on Disjunctive programming modeling and optimization of oxygen scheduling problem in steel enterprises based on data analysis**

**June 2023**

# 独创性声明

本人声明，所呈交的学位论文是在导师的指导下完成的。论文中取得的研究成果除加以标注和致谢的地方外，不包含其他人己经发表或撰写过的研究成果，也不包括本人为获得其他学位而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均己在论文中作了明确的说明并表示谢意。

学位论文作者签名：

日 期： 2023年 5月14日

# 摘 要

钢铁工业为我国经济发展、城镇化、工业化做出了巨大贡献。钢铁产业的能源节约和减少碳排放具有重要意义。而氧气作为钢铁生产中重要的能源介质之一，其生产具有高耗能高放散的缺点。因此，针对氧气放散率较高的问题，利用解析与优化方法对氧气系统进行科学合理的调度能够提高钢铁企业氧气系统经济效益、减少能源浪费，是钢铁企业绿色发展的战略需求。

基于钢铁企业实际生产中涉及的氧气能源背景，本文针对钢铁企业氧气生产的数据解析和优化调度问题进行研究。对于转炉炼钢需氧量预测问题，设计了基于时间卷积网络时间序列预测模型；对于钢铁企业氧气系统优化调度问题，建立了析取规划模型并利用两种重建模方法对模型重建，再对重建后的模型进行对比，并利用拉格朗日松弛算法进行求解。最终，本研究以氧气系统解析与优化调度算法为中心，开发了一款专为钢铁企业设计的氧气能源工业软件，并且对该氧气系统进行了可视化仿真。该软件的设计旨在提高钢铁企业的氧气利用效率和生产效率，实现对氧气系统的精准控制和优化调度。论文主要研究内容如下：

1. 以钢铁企业实际生产工艺为背景，利用时序预测方法预测氧气需求量，以提高钢铁企业的生产效率。首先结合生产数据和工艺流程，对氧气需求量进行深入分析，并通过优化预测模型，提高预测准确性，从而实现钢铁企业的高效生产。为了针对转炉炼钢用氧间隙性特点对其氧气需求量进行预测，本文采用时间卷积神经网络(Temporal Convolutional Network, TCN)预测模型。此外，本文采用BOHB(Bayesian optimization and Hyperband)算法优化超参数的选取从而提高模型预测精度。在数值实验部分，本文基于工业现场实际生产数据，对TCN和长短期记忆递归神经网络进行对比实验，以验证基于BOHB优化TCN模型预测氧气需求量的准确性和有效性。
2. 基于前述预测模型得到的用氧量解析结果，结合氧气能源实际生产工艺，对钢铁企业氧气能源优化调度进行研究。建立包含两类产品三类机组的析取规划模型，对各时段内各机组的运行状态与各产品产消量进行合理决策，从而最大化经济效益。针对所建立的析取规划模型，采用大M法和壳-重建法来重建模型，并使用GUROBI求解器对小规模算例进行对比实验，以验证模型的正确性。同时，选择壳-重建法作为后续研究所采用的重建模型方法。
3. 结合氧气系统数学模型对GUROBI求解器在大规模氧气调度问题上无法快速求解进行分析并提取其机组组合问题特征，采用拉格朗日松弛算法进行求解。针对两类产品三类机组设计两种不同的子问题划分方式，通过拉格朗日乘子项将耦合约束松弛到目标函数中，可将原问题按气态氧气与液氧划分为两类产品子问题或按空分机组、气化器机组、液化器机组、存储系统划分为三类机组与存储系统子问题。针对两类不同的子问题划分方法进行对比实验确定选取按机组划分子问题作为后续研究所用。基于机组划分子问题的基础，设计Q学习策略，通过改进步长系数初始值选取，以提高算法收敛速度。实验结果显示算法能够有效改进。
4. 基于上述氧气预测和优化调度算法，开发了钢铁企业氧气能源工业软件。该软件包括管网监测、历史查询、氧气预测和平衡优化四个子界面以实现对氧气能源的全面监控和管理。此外，还可以对氧气生产过程中的异常情况进行实时预警和处理、基于实际数据进行数据分析和优化，为氧气调度决策提供可靠参考。同时开发可视仿真系统动态展示氧气系统工艺流程与显示氧气生产、储存、传输和使用的各项数据。为钢铁企业智能化和元宇宙化打下基础。

**关键词：**钢铁工业；氧气解析与优化；拉格朗日松弛算法；Q学习；能源系统

# Abstract

Steel industry has made great contribution to the economy growth, urbanization and industrialization of our country. Achieving carbon peak and carbon neutralization requires steel enterprises to focus on energy saving and emission reduction. The iron and steel industry plays a crucial role in reducing energy consumption and carbon emissions. Given its status as a vital energy source in steel production, energy conservation is particularly significant, oxygen production consumes a lot of electric energy and has a high dispersion rate. Therefore, in view of the high oxygen dispersion rate problem, scientific and reasonable scheduling of oxygen system using analytical and optimization methods can improve the economic benefits of oxygen system in steel enterprises and reduce energy waste, which is the strategic demand of green development of steel enterprises.

This thesis investigates the data analysis and optimal scheduling of oxygen production in iron and steel enterprises, taking into account the importance of oxygen energy in their production processes. To predict oxygen demand in converter steelmaking, a time series prediction model using a time convolutional network was designed. For the optimal scheduling problem of oxygen system in iron and steel enterprise, a disjoint programming model is established and reconstructed by two re-modeling methods. Then, the reconstructed model is solved by Lagrange relaxation algorithm. Finally, this research focuses on oxygen system analysis and optimal scheduling algorithm, and a specialized software for the iron and steel industry has been created by our team, which focuses on developing an oxygen energy industry. This software includes visual simulations of the oxygen system and is aimed at improving the efficiency of oxygen utilization and production in iron and steel enterprises. Our software ensures accurate control and optimal scheduling of the oxygen system to achieve maximum efficiency. The thesis primarily focuses on the following research content:

1. Using the actual production process of steel enterprises as background, this study predicts the demand for oxygen using time-series forecasting methods to improve the production efficiency of steel enterprises. Firstly, the demand for oxygen is deeply analyzed by combining production data and process flow, and the prediction accuracy is improved through optimizing the prediction model, thereby achieving efficient production of steel enterprises. To predict the demand for oxygen for oxygen used in converter steelmaking due to its intermittent characteristics, this study uses a Temporal Convolutional Network (TCN) prediction model. In addition, the Bayesian optimization and Hyperband (BOHB) algorithm is used to optimize the selection of hyperparameters to improve the prediction accuracy of the model. In the numerical experiment section, this study compares TCN and Long Short-Term Memory Recurrent Neural Network based on actual production data on-site, to verify the accuracy and effectiveness of BOHB-optimized TCN model for predicting oxygen demand.
2. Based on the analytic results of oxygen use obtained from the above prediction model and combined with the actual production, This thesis research on optimization scheduling of oxygen energy for steel enterprises. By relaxing the coupling constraint into the objective function by Lagrange multiplier terms, the original problem can be divided into two product sub-problems according to gaseous oxygen and liquid oxygen, or into three types of unit and storage system subproblems according to air separation unit, gasifier unit, liquefier unit and storage system. A comparative experiment was carried out on two different subproblem division methods to determine the molecular division problem by unit as a follow-up study. In this thesis, Q learning strategy is designed to improve the problem of too many iteration times caused by the initial value of step size coefficient. The priori step size information is used to optimize the initial value of step size coefficient. Experimental results show that the algorithm is effective.
3. Combined with the mathematical model of oxygen system, the GUROBI solver's inability to solve the large-scale oxygen scheduling problem was analyzed and the features of the unit combination problem were extracted. Lagrange relaxation algorithm was used to solve the problem. For the two types of products and three types of units, two different sub-problems are designed. The objective function incorporates Lagrange multiplier terms to relax the coupling constraints. The initial problem can be divided into either two sub-problems: gaseous oxygen sub-problem and liquid oxygen sub-problem, or three unit sub-problems: air separation unit sub-problem, gasifier unit sub-problem, vaporizer unit sub-problem, and storage system sub-problem. The unit division method is selected for the follow research by comparing the two different subproblem partitioning methods. On the basis of dividing the molecules according to the unit, a Q learning strategy was designed to improve the problem that too many iterations caused by the empirical selection of the initial value of the step size coefficient, the proposed algorithm was found to be effective, as the step size coefficient's initial value was optimized using prior step size information. This was confirmed by the experimental results..
4. Based on the aforementioned oxygen prediction and optimization scheduling algorithm, a steel enterprise oxygen energy industrial software has been developed. The software includes four sub-interfaces: pipeline monitoring, historical queries, oxygen prediction, and balance optimization, to achieve comprehensive monitoring and management of oxygen energy. In addition, it can provide real-time warning and processing for abnormal situations in the oxygen production process, analyze and optimize data based on actual data, and provide reliable reference for oxygen scheduling decisions. At the same time, a visual simulation system has been developed to dynamically display the oxygen system process flow and show various data related to oxygen production, storage, transmission, and use. This lays the foundation for the intelligent and metaverse development of steel enterprises.

**Key words:** Steel industry; Analysis and optimization of oxygen energy; Lagrangian relaxation; Q Learning; Energy system

目 录

摘 要 I

Abstract V

目 录 IX

第1章 绪论 1

1.1 研究背景和研究意义 1

1.1.1 研究背景 1

1.1.2 研究意义 2

1.2 国内外研究现状 3

1.2.1 钢铁企业需氧量预测问题研究现状 3

1.2.2 优化调度在钢铁企业氧气系统中的应用研究现状 5

1.3 本文技术路线及主要工作 6

1.3.1 技术路线 6

1.3.2 主要工作 8

第2章 钢铁企业转炉炼钢需氧量预测问题 11

2.1 问题背景 11

2.2 问题描述 12

2.3 时间卷积氧气需求量预测模型 13

2.3.1 时间卷积氧气需求量预测模型 13

2.3.2 超参数选择 17

2.4 BOHB改进的时间卷积氧气需求量预测模型 18

2.5 数值实验 20

2.5.1 实验数据 20

2.5.2 实验结果 22

2.6 本章小结 25

第3章 钢铁企业氧气系统广义析取规划建模 26

3.1 问题背景 27

3.2 氧气系统中各设备的运行特性 27

3.2.1 空分机组的运行特性 27

3.2.2 气化器机组的运行特性 29

3.2.3 液化器机组的运行特性 30

3.2.3 存储设备的存储特性 30

3.2.4 氧气用户的用氧特性 31

3.3 问题描述 31

3.4 氧气系统广义析取规划模型及其重建模 32

3.4.1 氧气系统广义析取规划模型 32

3.4.2 模型重建 37

3.5 数值实验 40

3.6 本章小结 41

第4章 钢铁企业氧气系统优化调度问题求解 43

4.1 构造拉格朗日松弛问题 43

4.2 划分子问题 43

4.2.1 按产品划分子问题 44

4.2.2 按机组划分子问题 46

4.3 构造可行调度 49

4.3.1 产品子问题可行解构造 49

4.3.2机组子问题可行解构造 51

4.4 更新拉格朗日乘子 53

4.4.1 按产品划分子问题 53

4.4.2 按机组划分子问题 54

4.5 子问题划分对比实验 55

4.6 基于Q学习的拉格朗日松弛算法设计 57

4.4.1 Q学习优化步长系数初始值 57

4.4.2 Q学习优化步长系数数值实验 60

4.7 本章小结 62

第5章 钢铁企业氧气能源工业软件开发及可视仿真 63

5.1 工业软件架构设计及业务流程分析 63

5.1.1 工业软件架构设计 63

5.1.2 工业软件业务流程分析 64

5.2 工业软件界面功能设计 65

5.3 数据库设计 67

5.4 工业软件功能实现 67

5.4.1 系统主界面 68

5.4.2 管网监测界面 68

5.4.3 历史查询界面 69

5.4.4 氧气预测界面 69

5.4.5 平衡优化界面 70

5.5 氧气系统可视仿真 70

5.6 本章小结 73

第6章 总结与展望 75

参考文献 77

致 谢 82

# 第1章 绪论

本章从钢铁企业氧气系统背景出发，首先对其涉及的转炉炼钢用氧需求量预测与钢铁企业氧气系统机组调度问题进行综述，并介绍其现实与理论意义，之后对国内外钢铁企业氧气预测与调度研究现状进行总结，最后介绍本文的技术路线与工作内容。

## 1.1 研究背景和研究意义

### 1.1.1 研究背景

钢铁工业一直是中国经济发展的重要支柱，2020年，中国钢铁产量居全球第一，达到10.65亿吨，比2019年增长了6.5%，市占率也从53.3%上升到57.1%[1]，现如今，我国钢铁产品在国际上也进入了第一梯队。

钢铁行业是全国经济发展的重要助力，但同时也会带来能源和资源的消耗。目前，我国的钢铁行业每年消耗约5.5亿吨标准煤，占全国总能耗的11%左右。同时，其碳排放量也贡献了全球钢铁行业总碳排放量的60%以上。近年来，钢铁行业的节能工作取得了一定的进展，据中国钢铁协会2020年3月发布的数据，钢铁行业总能耗中占比全国8.9%，与去年相比产量增长5.04%，同时能耗降低1.74%。虽然该行业在节能方面有较大进步，但同时与国际先进水平相比还有很大差距。因此，钢铁行业应继续加强节能技术研发，做好资源节约与可持续发展的工作，为国家经济可持续发展做出更大的贡献。

氧气作为钢铁生产过程中不可或缺的能源介质，其可靠的供应是保证转炉炼钢正常生产的关键因素之一。为了确保钢铁生产过程的流畅运行，钢铁企业都配备了氧气系统以满足炼铁、炼钢等工序的用氧需求。某钢铁厂中，氧气系统的用电负荷占全厂总用电负荷的20%左右，该被列为该公司一类用电负荷，是名副其实的能耗大户[2]。

此外，在我国大部分钢铁企业中，氧气放散率在2%~8%[2]。造成氧气放散率较高的主要原因为：

1) 氧气制备工艺是连续进行的，而冶炼钢铁则是以固定的周期间歇性地使用氧气。难以精确确定氧气需求量。

2) 氧气系统中的平衡信息被分布在不同的用户中，负荷变化的调节缺乏准确性和调节滞后，难以及时决策。

因此需要对氧气需求量进行精准预测以及对氧气系统进行合理的调度。

### 1.1.2 研究意义

在钢铁企业氧气生产中，普遍具有耗能高，放散高的特点，因此氧气能源一直是钢铁企业重点关注的能源气体之一。

针对钢铁企业氧气生产放散较高的问题，业内通常采用预测解析与优化调度结合的方式来处理，通过准确预测用氧需求量来为生产调度进行数据支撑。通过将实际生产过程抽象成数学模型，满足企业氧气生产中的各项设备运行条件、系统约束与满足用户用氧需求的同时求解出以最大化经济效益运行的调度方案。通过解析与优化方法结合，可以帮助企业降低生产能耗，增加经济效益。

1. 钢铁企业转炉炼钢需氧量预测问题

在钢铁生产过程中，高炉炼铁、转炉炼钢、热轧、冷轧和检修等都离不开氧气的参与。然而，在这些环节中，高炉的氧气用量基本不变，而热轧、冷轧和检修所需的氧气用量相对较少。因此，转炉炼钢需氧量预测研究最为主要。

研究转炉炼钢氧气需求预测问题的实际价值体现在对于炼钢过程，氧气能源至关重要，氧气能源是否稳定供给对于钢铁企业经济效益具有较大影响，因此准确预测其需氧量可以对氧气调度人员提供一定的参考价值。

研究转炉炼钢氧气需求预测问题的理论价值体现在该问题属于多变量时间序列预测，需要考虑历史吹炼数据、生产实绩和当前炼钢计划。实际生产中，转炉需氧量具有间隙性，同时波动性较大。传统时间序列预测方法难以对其准确预测。

1. 钢铁企业氧气系统优化调度问题

钢铁企业的氧气系统主要由三个子系统组成，分别是氧气生产子系统、氧气存储及传输子系统以及氧气使用子系统。在氧气生产子系统方面，主要设备包括制氧设备、气化器和液化器，其中空分机组是最主要的制氧设备。

空分机组生产时会产生气态与液态两种氧气产品，其中气态氧气作为主要的供给形式输送给各个用户，少部分存往氧气球罐备用。液氧因其易储存的特点作为主要备用氧气形式存往液氧储罐或外卖。当氧气用户的用氧需求量超过当前空分机组产量时，启动气化器将液氧转换为气态氧气进行供给。当用氧需求较小时，为减少放散，系统启动液化器将氧气液化储存备用或外卖以增加企业经济效益。氧气存储子系统主要包括氧气球罐与液氧储槽。存储子系统储存能力越大，系统对氧气需求的瞬时波动的缓冲能力越强。氧气储罐主要用于存储和调峰，液氧储罐主要用于氧气系统的紧急供。氧气使用子系统中主要包含高炉炼铁富氧喷煤用氧、转炉炼钢用氧以及电炉炼钢车间用氧、连铸机、废钢处理用氧、机修系统切焊用氧等用氧用户。

****

图1.1 氧气系统结构图

Fig. 1.1 Oxygen system structure

对钢铁企业氧气系统调度问题进行研究可以贴合企业生产实际需求，对生产机组进行合理调度安排提高企业运行经济效益，具有重要现实意义。同时在将氧气系统实际问题抽象为数学模型时，对其机组运行状态、切换条件、供需平衡关系等准确刻画并求解同样具有理论意义。

## 1.2 国内外研究现状

氧气在钢铁生产过程中扮演着重要的角色，因此在企业能源管理中备受瞩目。研究人员主要关注氧气系统的预测和调度，对氧气用户用氧量进行准确预测能够为氧气调度提供必要的参考数据，参考预测的需氧量可以对未来预测时间内氧气需求量合理调度氧气生产机组以帮助企业增大经济效益，减小放散。近年来，国内外研究人员针对以上问题做了以下研究。

### 1.2.1 钢铁企业需氧量预测问题研究现状

随着钢铁企业智能化转型与元宇宙的兴起，企业普遍积累了大量生产相关数据，因此数据驱动的机器学习算法和深度学习算法在钢铁企业氧气需求量预测方面具有显著的优势，能够为钢铁企业提供更加准确、更加适用的预测结果，为企业的生产计划和资源配置提供更好的支持。

文献[5]提出了一种基于特征空间递归划分和特征选择的综合预测方法。该方法将整个转换器生产数据的特征空间递归划分为几个包含训练子集的特征子空间，并通过降低每个子空间中数据分布的复杂性，使预测模型更容易拟合简单的数据分布。结果表明，该方法可以为制氧系统的优化调度和节能提供有力的支持。文献[6]提出了一种混合模型用于建立碱性氧炉炼钢过程中耗氧量的预测模型。该模型将转炉的耗氧量分为确定耗氧量和估计耗氧量两部分。通过机理模型进行计算耗氧量，而估计耗氧量则通过统计模型进行计算。为了进一步提高模型的预测精度，该文引入了聚类分析方法。通过对数据进行聚类，建立了预测各子类别估计耗氧量的统计模型。该混合模型的应用可以有效提高碱性氧炉炼钢过程中耗氧量的预测精度。文献[7]基于动态碱性氧炉炼钢过程的特点，提出了一种基于反向传播神经网络和增量学习(BPNN-IL)的总吹氧量和二次吹氧量预测模型。增量学习方法通过根据每次热量的预测值和实际值之间的差异来调整BPNN的权重和阈值，以适应炉子条件的变化。通过实际生产数据进行训练和测试表明，BPNN-IL模型可以提供最准确的总吹氧量和二次吹氧量预测，引入增量学习方法可以进一步提高预测精度。文献[8]提出了一种基于最小二乘支持向量机的Q学习方法，该方法采用了最小二乘支持向量机作为学习器，通过对历史数据的学习来生成预测模型，并通过Q学习算法对模型进行优化。实验结果显示，该方法能够有效提高模型的学习速度和预测精度，具有较好的应用价值。文献[9]提出了一种融合多元线性回归和高斯过程回归的混合预测模型。通过对国内某钢铁综合企业的实际数据进行验证，并与MLR、人工神经网络、支持向量机和标准GPR等基准预测模型进行比较。预测结果表明，该模型不仅能得到满意的点预测，而且能准确地估计出概率区间。文献[10]采用深度学习中代表性的卷积神经网络(CNN)作为预测模型，通过优化卷积层数、卷积核大小、卷积核数等参数，建立了最佳的转换器端点预测模型。该模型的表现优于反向传播(BP)神经网络。文献[11]为了提高转炉炼钢耗氧量预测模型的精度，提出了一种改进的灰狼优化算法，用于优化支持向量机建立耗氧量预测模型(IGWO-SVM)，从而有效提高转炉炼钢耗氧量预测精度。仿真结果表明，基于IGWO优化SVM的转炉炼钢耗氧量预测模型精度高，泛化能力强。

传统的时序建模方法包括移动平均、自回归、以及结合差分的ARIMA模型等，其通常要求时间序列是平稳的，因此主要适用于小规模单变量的时序预测问题。而在当前的大数据应用场景下，采用深度神经网络自动提取特征，虽然会丢失可解释性，但性能远超传统方法。

基于序列信息进行预测建模经典方法包括：循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)，长短期记忆网络[12] (Long Short-Term Memory, LSTM)、门循环单元[13] (Gated Recurrent Unit, GRU)等。同时基于卷积神经网络[14](Convolutional Neural Network, CNN)的模型也得到了较为广泛的应用。

Yu等在2015年提出了膨胀卷积[15]，通过扩大卷积间隔从而在不增大计算量的前提下增大感受野。基于膨胀卷积，Lea等人提出时间卷积网络(TCN)，TCN利用膨胀卷积获得更大的感受野从而保留更多的历史信息。TCN实现这一功能并不是通过seq2seq来实现的，而是使用卷积层实现。除此之外，Lea等人使用残差结构和扩张卷积的组合来构建非常长的有效预测能力[16-18]。

当前，时序预测任务在各个领域都有着广泛的应用，因此各大互联网公司都纷纷推出了自己的时间序列预测框架。比如，FaceBook推出的大规模时间序列预测模型Prophet[19]，Amazon等推出的DeepAR[20]等。

钢铁企业转炉炼钢需氧量数据具有属于时间序列特征。而企业积累的大量生产相关的数据恰好为基于深度学习的时序预测模型的应用提供了土壤。本研究计划采用深度学习中的时序预测模型，为转炉氧气用户建立氧气需求量预测模型，预测未来一段时间内各用户的氧气需求量，同时，钢铁企业转炉炼钢用氧具有间歇性、强非线性特征，为了最大化模型的预测准确性，需要根据实际数据的特征来调整模型超参数，并以此来指导氧气系统的调度。

### 1.2.2 优化调度在钢铁企业氧气系统中的应用研究现状

钢铁工业氧气系统的调度问题通常采用数学规划的方法进行建模。析取规划(Disjunctive Programming, DP)是由学者Balas提出的一种通过逻辑条件表达离散决策的建模方法[21]，它可以完整地表达出离散约束问题中的决策变量之间的复杂关系。GDP是Raman和Grossmann基于DP提出的用于描述复杂优化问题的建模方法[22]，可以使用代数方程、析取项和逻辑命题表达复杂逻辑关系[23-24]，它已被广泛应用于工业生产调度问题中[26]。

对于析取规划模型可以重建为混合整数模型，通常采用分支定界[25-26]、割平面、拉格朗日松弛[27]等算法求解。

文献[28]对拉格朗日松弛进行了全面综述，具体阐述了在实际应用中如何选择合适的步长和松弛方法，包括多种拉格朗日松弛和线性规划松弛等。此外还详细说明了拉格朗日松弛算法的流程。文献[29]利用模糊逻辑整定拉格朗日乘子λ来改进拉格朗日松弛法，建立机组组合调度模型并进行了仿真测试。实验结果显示该方法的求解有效性，且对比传统方法，有效地降低了发电机组系统的运行成本。在文献[30]中，作者针对某钢厂的氧气/氮气系统，提出了一种两阶段预测调度方法，旨在求解最优能源决策问题。该方法建立了混合整数规划模型，考虑了能源装置的实际容量和能量转换过程。实验结果显示，该方法具有较好的准确性和实用性。文献[31]分析了氧气系统中氧气发生、存储和传输设备的运行特点和性能参数，并以最小化氧气放散率和能耗为目标建立混合整数数学规划模型，使用CPLEX进行求解。然而，该方法未考虑到调度方案的实际可操作性，可能导致设备频繁启停。文献[32]提出了一种基于概率的调度模型，以应对需求不确定性带来的挑战。该模型可以在不同需求场景下进行灵活调整，以满足生产计划和经济效益。研究结果表明，该模型可以有效提高空气分离装置的生产效率和经济效益，为工业生产提供了重要的参考和指导。文献[33]在考虑结合制氧机组设备运行特点的基础上，建立了线性规划模型，并使用CPLEX求解。但是，该文献并未考虑最小开关机时间以及管网压力变化上下限等约束条件。文献[34]着重分析了氧气管网系统的三个重要组成部分及导致氧气放散的原因。并建立了以氧气放散、能耗、经济性为目标的混合整数非线性优化调度模型。通过现场数据的仿真对比分析，证明了该模型正确性。

问题规模较小时，可以使用常规的优化求解器或智能算法来解决上述的氧气系统数学模型，以求得最优解。但是，当问题规模变得更大时，求解的时间会变得非常漫长，难以满足调度人员的需求。因此，需要设计一种能够快速获得接近最优解的求解算法，以满足实际需求。

## 1.3 本文技术路线及主要工作

### 1.3.1 技术路线

本文的主要研究路线基于钢铁企业氧气系统背景，从预测与调度两方面出发并最终以此为中心设计钢铁企业氧气能源工业软件，如图1.2所示：



图1.2 技术路线图

Fig. 1.2 Technology Roadmap

本文具体路线介绍如下：

1. 钢铁企业转炉炼钢需氧量预测问题：转炉炼钢冶炼的定期间歇性与制氧的生产的连续性之间存在着难以完全解决的时间匹配问题。因此已有研究中采用的预测方法难以准确预测其需氧量。本文利用企业积累的大量生产相关数据，针对转炉炼钢耗氧特点分析，采用深度学习中的多元时序预测模型。利用时间卷积网络对炼钢过程的耗氧曲线进行预测拟合。同时本文采用BOHB优化算法对模型超参数进行优化搜索来提高模型预测准确度。
2. 钢铁企业氧气系统优化调度问题：针对氧气系统调节滞后的问题。本文建立了基于析取规划的氧气调度数学模型并将析取规划模型利用大M法与壳-重建法转换为0-1整数规划模型；设计了拉格朗日松弛算法求解模型并设计了按产品与按机组两种子问题划分策略；在按机组划分子问题的基础上，分析步长系数初始值对求解的影响并使用Q学习对步长系数的选取进行改进，实验结果显示基于Q学习的拉格朗日松弛算法能够有效减小求解大规模问题时的迭代次数与求解时间。

基于上述预测模型与调度模型设计开发钢铁企业氧气能源工业软件，利用图表对预测结果与调度结果进行展示，此外，可视化仿真钢铁企业氧气能源涉及的工艺流程，从而直观地展示氧气能源从生产到使用的流程，并设计交互界面使用户能够清晰的看到氧气能源系统各项数据。

### 1.3.2 主要工作

本文以钢铁企业氧气能源生产为背景，对于转炉炼钢过程用氧需求预测问题，设计了基于时间卷积网络时间序列预测模型；对于钢铁企业氧气系统优化调度问题，建立了析取规划模型并利用两种重建模方法对模型重建，再对重建后的模型利用拉格朗日松弛算法进行求解并对比两种子问题划分策略，在此基础上利用Q学习算法对步长系数进行寻优。基于上述氧气系统解析与优化调度算法，开发一款工业软件，用于钢铁企业的氧气能源管理，并对氧气系统进行可视化仿真。本文主要研究内容如下：

1) 以钢铁企业实际生产工艺为背景探究转炉炼钢过程中需氧量预测问题。针对转炉炼钢用氧气需求量间歇特点，采用时间卷积神经网络预测模型预测转炉炼钢所需的氧气量。利用钢铁企业实际生产数据对模型进行训练，同时采用BOHB算法优化模型的超参数选择。经过实验验证，该方法有效提高模型的预测准确度，为实际生产提供更精确、可靠的指导。

2) 以钢铁企业氧气系统为背景，了解钢铁企业能源管理中心的氧气系统的性能指标，并将其抽象为模型的目标函数。基于前述预测模型得到的用氧量解析结果，结合氧气能源实际生产工业，建立包含两类产品三类机组的析取规划模型，通过逻辑约束刻画每种生产状态下各产品的产能约束和各产品间关联关系。然后基于壳-重建和大M方法将该模型分别转换为线性松弛较紧和较为紧凑的两种重建模型，并基于实际生产数据测试两种模型的性能。决策各时段内各机组的运行状态及各产品产消量，从而最大化经济效益。针对所建立的析取规划模型，利用大M法与壳-重建法重建模型并使用标准优化求解器GUROBI对重建后的模型进行了实验，针对小规模算例进行对比，以验证模型的正确性。

3) 对重建后的模型进行分析并提取其机组组合问题特征，采用拉格朗日松弛算法来解决GUROBI求解器在大规模问题上的局限性。针对两类产品三类机组设计两种不同的子问题划分方式，针对两类不同的子问题划分方法进行对比实验。在按机组划分子问题的基础上，分析步长系数初始值对求解的影响并使用Q学习对步长系数的选取进行改进，实验结果显示基于Q学习的拉格朗日松弛算法能够有效减小求解大规模问题时的迭代次数与求解时间。

4) 基于氧气预测和优化调度模型，设计开发钢铁企业氧气能源工业软件，该软件由管网监测、历史查询、氧气预测和平衡优化四个子界面组成以实现对氧气能源的全面监控和管理。此外，对氧气系统进行了可视化动态仿真，直观展示氧气系统生产、存储、传输和使用流程，并且采用图形化交互界面，为调度人员提供清晰的生产视图，为钢铁企业的智能化与钢铁企业元宇宙奠定基础。

# 第2章 钢铁企业转炉炼钢需氧量预测问题

本章旨在研究钢铁企业转炉炼钢需氧量预测问题。首先针对转炉炼钢需氧量的特征提炼其预测问题并进行分析。然后采用时间卷积神经网络预测模型对转炉炼钢需氧量进行预测。此外，本文采用BOHB算法对模型的超参数进行优化选取以提高预测精度。最后使用工业现场实际生产数据进行数值实验，结果表明BOHB优化的时间卷积预测模型在预测钢铁企业转炉炼钢氧气需求量方面表现出较高的精度和有效性。

## 2.1 问题背景

在现代钢铁企业中，氧气是一种不可或缺的能源介质，也是至关重要的技术气体。其中，高炉富氧喷煤、转炉炼钢吹氧、热轧以及连续铸钢等多个生产环节都离不开氧气的参与，其用处如下：

①炼铁：用于炼铁炉的氧气喷吹，促进燃烧，提高炉温和炉内氧化还原反应速率，加速炼铁过程。

②炼钢：为了加速废钢的熔化，需要利用氧气助燃烧嘴，并确保足够的氧气供应，以产生高温火焰。这样可以缩短钢铁冶炼周期，降本增效。

③清理钢坯表面：一般采用氧气和可燃气体混合的火焰清除处理连铸生产的钢坯与初轧钢坯表面缺陷。

对于以上钢铁企业钢铁冶炼工艺，以高炉富氧喷煤用氧与转炉炼钢用氧最为主要，其中高炉富氧喷煤用氧波动性极小，除检修和生产事故期间，其氧气消耗量基本保持不变。而转炉炼钢工艺中，属于间歇性用氧工艺，其用氧过程中，时间具有不连续性，且用氧量较大。

由于在正常生产工况下高炉富阳喷煤用氧需求量几乎维持在恒定值，而其他钢铁冶炼工艺的用氧需求量仅占很小一部分比例，因此，国内外企业与学者在钢铁企业用氧需求预测时，均重点研究预测转炉炼钢工艺的用氧需求量。因此本章也仅对预测转炉炼钢工艺的用氧需求量进行研究。

转炉炼钢需氧量具有间歇性与周期性特点，其需氧量波动性较大，同时其波动对氧气平衡和放散都有较大影响，因此预测转炉炼钢车间用氧量最为主要，转炉炼钢过程中氧气的消耗量巨大，多台转炉吹炼节奏差异导致的氧气需求量变化对氧气系统平衡调度具有十分巨大的影响。

转炉用氧规律曲线与矩形波具有一定相似性，有学者对实际吹炼期的用氧数据进行了统计分析，并将转炉炼钢用氧过程分为吹氧期和非吹氧期，对应生产中的吹炼期和非吹炼期[35]。以100吨规格的转炉为例，其吹炼期为13~16分钟[36]。由于存在不确定因素，非吹炼期的时长无法确定使得周期内所需氧气量难以精确预测，特别是吹炼期开始和结束时间的预测。

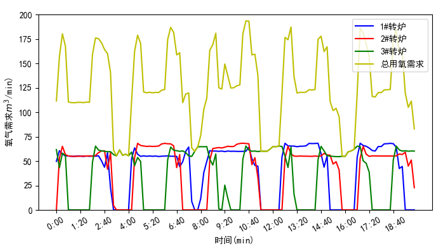


图2.1 多台转炉同时吹炼时的用氧需求量

Fig. 2.1 The line chart of oxygen demand in simultaneous blowing of multiple converter

如图2.1所示，多台转炉的炼钢生产节奏多变，导致总用氧需求量瞬间波动较大。这使得调度人员难以及时调整制氧机组生产负荷，导致氧气供应不足或放散。因此，需要准确预测转炉炼钢所需的氧气量，以指导钢铁企业制定能源调度计划。

## 2.2 问题描述

氧气的消耗量会直接影响到钢铁企业的生产效率和成本。因此，预测钢铁企业转炉炼钢的氧气需求量具有重要意义。

钢铁企业转炉炼钢需氧量预测问题主要目标为预测未来某个时间段内钢铁企业转炉炼钢所需的氧气量。钢铁企业预测氧气需求量的主要影响因素包括历史需求量、炼钢计划等。结合以上因素对其需氧量进行分析并提取特征，可以预测未来计划期内各台转炉的氧气需求量数据，为企业的生产计划调度提供帮助。同时预测结果需要进行验证和调整，以确保其准确性和可靠性。

通过对钢铁企业转炉炼钢氧气需求量的预测，可以帮助企业更好地规划生产计划，优化生产流程，提高生产效率，降低成本，从而提升企业的竞争力。

## 2.3 时间卷积氧气需求量预测模型

钢铁企业转炉炼钢需氧量数据具有时间序列特征，其预测建模较回归分析模型更为复杂。时间序列模型需要考虑时间先后顺序。对于时间序列推测问题，作为人工智能与机器学习领域中的常见任务之一，通常的思路是通过历史数据进行建模，然后再用于对未来数据的预测。具体的形式可用数学形式描述为：

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

其中为一个包含个特征的一维向量，为当前的下一时间段要推测的变量值。是建立和二者数学关系的函数。

通过历史可获取的所有数据和来尽可能拟合最优的关系函数，从而给出任意一段时刻下的历史数据，就可以计算得到该段时刻下一时刻的值。

在训练和的关系时，通常是只考虑尽可能拟合出中的每个特征和之间的关系，然后通过综合考虑多个特征与的关系，给出最终的推测值。却忽略了中存在先后的依赖关系，而这种依赖关系并没有在模型学习过程中加入限制。

2016年由Lea等人首先提出时间卷积网络，相比于递归神经网络性能更优，且能够避免递归模型的常见缺陷。

### 2.3.1 时间卷积氧气需求量预测模型

通过对转炉炼钢工艺流程的研究与分析，本文针对各台转炉需氧量预测问题做了以下工作：根据各转炉的需氧量数据特征进行相关性分析，并根据数据的周期性划分炉次。采用标准化方法将氧气需求数据归一化处理来消除量纲对结果的影响。接着使用滑动时间窗口算法来构建监督学习数据集并进行分割划分。利用学习集来训练时间卷积模型，并通过验证集的评估指数来评估模型的优缺点。历史数据作为模型的输入，预测计划期间的转炉需氧量并将预测结果与计划期间的炼钢计划相匹配，求出各台转炉在计划期间的需氧量。



图2.2 转炉炼钢需氧量预测流程图

Fig. 2.2 The flow chart of oxygen demand prediction for converter steelmaking

采取炉次划分和异常值处理的措施对数据预处理。首先统计所有炉次中最长的吹炼时长，并以该时长为间隔使用滑动窗进行数据切片，构建一个监督学习数据集用于模型的训练和评估。为调度人员提供了有效的转炉需氧数据参考从而进一步提高生产效率。

基于时间卷积的转炉炼钢氧气需求预测模型以卷积神经网络模型为基础，由时间卷积、膨胀卷积和残差连接三个部分组成。

传统的神经网络神经元使用全连接形式，违反了时间上的先后顺序。为了满足时间上的前后依赖原则，可以使用掩膜来去除网络中逐层的链接的一部分，只保留那些从前往后的链接。如图2.3所示：



图2.3 时间卷积示意图

Fig. 2.3 Schematic diagram of causal convolution

在这种网络结构中，时间卷积的覆盖范围受限，图2.3中，因为输出结果仅基于第一层输入中的5个神经元计算，前面的输入信息被忽略。为了扩大历史数据的捕捉视野，一种简单的方法是增加网络深度和层数，但这只能在线性时间尺度上扩大历史信息的捕捉。此外，增加网络深度会导致网络参数成倍增加，从而增加网络训练的难度。

为了解决这个问题，Oord 等人提出了采用空洞卷积来扩大时间卷积网络对历史信息的感受野。通过扩大卷积间隔从而使每个卷积输出包含更广泛的信息。标准CNN和扩张系数等于2时的空洞卷积的对比如图2.4所示：



图2.4传统卷积与空洞卷积对比图

Fig. 2.4 Traditional convolution versus empty convolution

TCN同时还采用残差结构来代替卷积层，进而训练更深的网络。如图2.5所示，残差模块包括：两层扩展卷积，两层权重归一化，两层激活函数ReLU，两层Dropout。与残差网络不同的是，标准残差网络中是将输入直接添加到输出中，而TCN中，由于输入输出的维度了可能不一致，因此先引入1\*1卷积改变输入特征维度，然后再与输出相加。



图2.5 残差模块结构图

Fig. 2.5 Residual module structure diagram

在卷积核移动过程中加入了扩张系数后，进一步加强了其在复杂任务中的性能表现。这种扩张系数的引入，有效地增加了卷积核的有效感受野，从而增强了时间卷积神经网络的特征提取能力，同时也降低了参数数量和计算复杂度，具有较高的实用性和效率性。具体的，采用大小为的卷积核，对于输入为的空洞卷积 (dilated convolution) 函数的数学表达为：

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

其中，为输入的时间序列信息；为扩张系数，即扩张间隔大小；代表扩张卷积算子，普通卷积算子则为扩张卷积算在时的一种特殊情况；指代对历史某一信息的定位。如图2.6所示：



图2.6空洞-时间卷积网络结构图

Fig. 2.6 Structure diagram of void-causal convolutional network

通过加入扩张卷积机制，当前的时间卷积网络就可以在网络深度不变的情况下，通过增大卷积核大小或增大扩张系数来扩大因果网络的感受视野。通常设定：，其中代表网络的第层，即的大小随网络深度呈指数型增长，从而确保了整体网络结构能够覆盖较长的历史信息。

### 2.3.2 超参数选择

TCN模型的精准度取决于合理的超参数选择，TCN模型中超参数表2.1所示：

表2.1 TCN超参数表

Table 2.1 The table of TCN hyper-parameters

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 整数型超参数 |  | 浮点型超参数 |  | 集合型超参数 |
| 输入/输出序列长度、批大小、隐藏层层数、扩张系数 |  | Dropout概率 |  | 激活函数、损失函数和优化方法 |

1. 激活函数选择

为了处理转炉需氧量数据的非线性特征，本文采用了BOHB算法来选择ReLU函数作为激活函数，其计算公式如下：

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

1. 损失函数选择

在时间序列预测问题研究中，常用损失函数有L1损失即绝对误差MAE (Mean Absolute Error，MAE)、L2损失即平方误差均值(Mean Square Error，MSE)两种，计算公式如下：

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
|  |  |
|  |  |
|  |  |

尽管MAE可以有效地评估预测模型的性能，但由于其函数曲线不光滑，存在绝对值，导致在某些点上无法求导，从而限制了其在模型参数优化中的表现。相比之下，MSE的函数曲线光滑连续，在梯度下降算法中使用更为方便，另外，随着误差的减少，梯度也会减小，这有助于算法的收敛。因此，本文采用MSE作为损失函数评判指标。

1. 优化方法

深度学习中，优化算法对于模型的性能至关重要。本文利用BOHB算法在SGD算法、GD算法、Adam算法中选择最优算法，Adam算法是在梯度下降算法的理念上，结合Adagrad[37]和RMSProp[38]算法提出的，计算时基于目标函数的一阶导数，保证了相对较低的计算量，具体计算公式如下：

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
|  |  |
|  |  |
|  |  |
|  |  |

1. Dropout概率

为了解决在实际钢铁企业生产中数据采集不足但搭建氧气预测模型需要使用多个模型参数的问题，本文在训练网络时采用了Dropout层。具体数值由BOHB优化选择。

## 2.4 BOHB改进的时间卷积氧气需求量预测模型

为了改善调参问题，学者们提出了一些自动调参的算法，主要分为两大类：序贯模型优化(Sequential Model-Based Optimization, SMBO)[39]和并行搜索(Parallel Search)。

序列模型优化指通过尝试不同超参数来逐步逼近最优结果，同时每次训练结果为下一次训练提供参考，典型的代表是贝叶斯优化(Bayesian Optimisation)[40]。

贝叶斯优化主要包括两个步骤：(1)通过尝试不同的超参数建立贝叶斯概率模型。(2)在该概率模型的指导下选择最有希望的超参数进行下一次尝试。通过不断地重复这两个步骤，贝叶斯优化往往能找到一组逼近全局最优的超参数。

自动机器学习问题应用上，多保真度优化(Multi-Fidelity Optimization)[41]等一些方法被提出用以降低评价代价。其中多臂老虎机算法(Multi-armed Bandit Algorithm, MBA)[42]是多保真度算法的一种。在此基础上，连续减半算法(SuccessiveHalving,SH)算法[43]对其进行了优化。

SH算法将预算均匀分配给*n*组超参数组合进行验证评估，根据结果淘汰表现较差的一半，重复此过程直到找到最优超参数组合。而Hyperband算法[44]是对连续减半算法的扩展，为了解决SH算法在选择数量配置和分配预算之间进行权衡的问题，HyperBand提出在不同预算下频繁执行连续减半的方法，以找到最佳配置。

而BOHB[45]则结合了HyperBand和BO以有效地使用这两种算法。BOHB不是在连续减半之上的盲目重复方法，而是使用贝叶斯优化算法。

其伪代码如下图所示:

|  |  |
| --- | --- |
| |  | | --- | |  | |

图2.5 BOHB算法的伪代码

Fig. 2.5 Pseudocode of BOHB algorithm

: 单个超参数组合可分配的实际预算；

: 单个超参数组合可分配的最大预算；

: 总预算的大小；

: 每次迭代后淘汰参数的比例；

:采样得到组不同的超参数设置；

:根据指定的参数设置和预算，计算各种超参数设置下的验证损失，以确保在预算范围内；

:表示需要选择参数设置。

超参数的选择可以根据具体的数据集和任务利用BOHB算法进行选择。优化目标为损失函数最小化。在TCN时序预测模型中超参数的选择方式如下表所示：

表2.2 超参数选择方法表

Table 2.2 The table of hyper-parameters selection methods

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 超参数名称 |  | 选择规则 |
| 激活函数 |  | 通过BOHB优化选择，可选项为 |
| 输入序列的长度 |  | 通过BOHB优化选择，且为转炉最长单炉次用氧数据整数倍 |
| 输出序列的长度 |  | 通过BOHB优化选择，且为转炉最长单炉次用氧数据整数倍 |
| 扩张系数 |  |  |
| 学习率 |  | 通过BOHB优化选择，范围为 |
| 衰减权重值 |  | 通过BOHB优化选择，范围为 |
| 隐藏层数 |  | 通过BOHB优化选择，范围为 |

## 2.5 数值实验

本章实验使用一台64位Windows 10计算机，16GB内存，Intel i7-9700 3.00GHz处理器，Python 3.6.13语言和PyCharm 2021.1.3集成开发环境，利用PyTorch深度学习框架编程实现。实验数据来自某钢铁企业转炉炼钢实际计划及其计划期内的转炉需氧量数据。本文对TCN时序预测模型与基于时序预测的LSTM预测模型进行对比实验以验证模型有效性。

### 2.5.1 实验数据

1. 数据来源

本章所使用的数据源于某钢铁企业的2019年4月份三台转炉的实际炼钢计划和需氧量数据，其数据通过流量计等监测设备按秒上传到企业数据库中。本章将运用这些数据建立预测模型，以预测每台转炉在未来的计划期内每分钟所需的氧气量。

1. 数据预处理
   1. 数据对齐

转炉需氧量数据与转炉炼钢周期相关性较大，因此为了适应炼钢计划中的需氧量，本章仅预测计划期内数据，同时预测结果对齐炼钢计划，以适应生产节奏。在预处理氧气需求量数据时，根据计划切割并仅保留计划期内的数据。

在进行数据预处理之前，有文献[35]针对转炉炼钢用氧特征进行了统计分析，研究结果显示，对于同一转炉和钢种，实际吹炼期的用氧数据的均值波动不超过2.1％。因此对转炉炼钢各炉次用氧做相关性分析，各炉次间具有强相关性，如图2.6所示：



图2.6转炉用氧相关性示意图

Fig. 2.6 Oxygen correlation diagram for converter

* 1. 数据对齐

在转炉炼钢生产中，氧气需求量的采集仪器可能会出现数据异常或无法采集的情况，影响预测的准确性。为了提高预测数据的质量，需要处理异常值和缺失值。如表2.2所示。异常值包括-1等，而缺失值则无法被有效补充。因此，针对异常值和缺失值，应采取剔除或修正的措施，以提高数据质量，以有效提升预测精度。

表2.3 氧气需求量异常值

Table 2.3 The abnormal value of oxygen demand

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 时间 |  | 1#转炉 |  | 2#转炉 |  | 3#转炉 |
| 2019/4/20 8:01 |  | 61.05 |  | 65.07 |  | 0 |
| 2019/4/20 8:02 |  | 61.04 |  | -1 |  | 0 |
| 2019/4/20 8:03 |  | 61.04 |  | 64.44 |  | — |
| 2019/4/20 8:04 |  | 61.08 |  | 64.41 |  | 0 |
| 2019/4/20 8:05 |  | 61.08 |  | 0 |  | 0 |
| 2019/4/20 8:06 |  | 61.03 |  | — |  | 0 |
| 2019/4/20 8:06 |  | — |  | 0 |  | 0 |
| 2019/4/20 8:07 |  | 59.84 |  | 0 |  | 0 |
| 2019/4/20 8:08 |  | 59.84 |  | 0 |  | 0 |
| 2019/4/20 8:09 |  | 59.84 |  | — |  | — |
| 2019/4/20 8:10 |  | 60.06 |  | 0 |  | 0 |

针对钢铁企业转炉氧气需求量数据缺失问题，本文采取以下两种措施：一是删除缺失数据所在的炉次数据；二是根据开机和关机时氧气需求量的特点，采取不同的填充策略，即在开机时间段内采用前后数据的平均值进行填充，在关机时间段内或开机结束时填充为0，以保证数据的准确性和可靠性。

* 1. 数据集成

由于在实际钢铁企业工业生产现场中，氧气管网采集设备的采集间隙为1秒，而在氧气需求量预测问题中，预测结果的时间粒度应为分钟级，因此输入预测模型前，需对数据时间粒度进行转换处理，将数据按60个一组进行切片并取均值，将时间粒度转换为分钟级。

* 1. 数据归一化

常见的数据归一化方法包括最大最小归一化、标准化，其计算公式如下：

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
|  |  |

因为在前述预处理工作中已经对数据中的异常值进行了处理，因此本章选用最大最小化归一化方法。

* 1. 构建数据集

本文针对钢铁企业转炉氧气需求量预测的监督学习问题，使用滑动窗算法将数据划分成长度为*M*的输入序列和长度为*N*的输出序列，窗口长度为*M+N*，将数据集按照8:1:1的比例划分为训练集、验证集和测试集，同时利用BOHB算法优化选择批大小。

### 2.5.2 实验结果

本研究以钢铁企业氧气系统为研究背景，以1#转炉氧气需求量预测为例，进行了单炉和多炉预测实验。为了保证实验有效性，使用了相同的数据集、优化方法和损失函数，并分别应用于TCN预测模型、基于BOHB优化的TCN时序预测模型、LSTM时序预测模型及基于BOHB优化的LSTM时序预测模型。

1. 单炉预测

共有15677条数据集被用于本次单炉预测实验，其中训练集中包含12480个输入输出对和7450个批次数据，验证集和测试集各包含1560个输入输出对和930个批次。预测周期为25分钟，使用75分钟的数据进行预测。训练时迭代次数为25。转炉炼钢需氧量TCN预测模型损失函数曲线如图2.9所示：

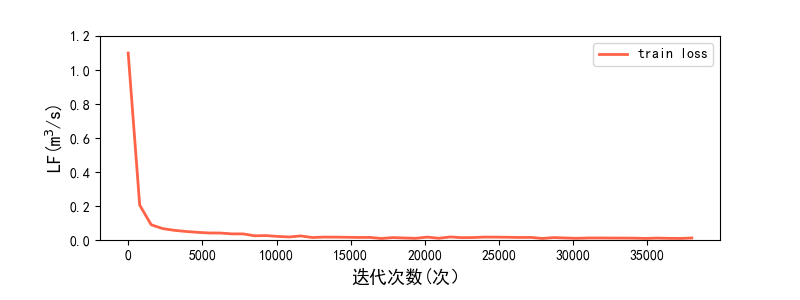


图2.7 TCN预测模型损失函数下降曲线

Fig. 2.7 TCN forecasting model loss function decline curve

图2.9可以看出，当TCN时序预测模型训练了约12000个批次的数据后，它能够快速收敛并且损失函数开始趋于稳定。

为了客观比较两个时间序列模型的预测准确性，对其使用相同的测试数据，并比较预测结果与实际值。随机测试10个案例，评价指标选取均方根误差和平均预测精度。统计实验结果绘制成表格如下：

表2.4单炉氧气需求量预测结果对比表

Table 2.4 Comparison table of prediction results of oxygen demand in single furnace

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 实验编号 | LSTM | | | | BOHB-LSTM | | | | TCN | | | BOHB-TCN | | |
| RMSE(m³/s) | | | ACC(%) | RMSE(m³/s) | | ACC(%) | | RMSE(m³/s) | ACC(%) | | RMSE(m³/s) | | ACC(%) |
| 1 | | 11.82 | 83.96 | | 11.76 | 84.03 | | 9.58 | | 86.99 | 6.34 | | 91.39 | |
| 2 | | 12.74 | 82.71 | | 12.32 | 83.28 | | 9.00 | | 87.77 | 5.32 | | 92.77 | |
| 3 | | 12.63 | 82.85 | | 12.24 | 83.39 | | 8.98 | | 87.81 | 5.61 | | 92.39 | |
| 4 | | 13.55 | 81.60 | | 12.77 | 82.66 | | 9.91 | | 86.54 | 6.79 | | 90.78 | |
| 5 | | 13.14 | 82.16 | | 12.55 | 82.96 | | 9.29 | | 87.39 | 6.39 | | 91.33 | |
| 6 | | 11.41 | 84.51 | | 10.56 | 85.67 | | 9.83 | | 86.65 | 6.92 | | 90.60 | |
| 7 | | 11.00 | 85.07 | | 9.92 | 86.54 | | 9.80 | | 86.69 | 5.53 | | 92.49 | |
| 8 | | 10.46 | 85.80 | | 9.75 | 86.76 | | 9.33 | | 87.33 | 5.64 | | 92.34 | |
| 9 | | 11.49 | 84.40 | | 10.93 | 85.16 | | 9.57 | | 87.00 | 6.62 | | 91.01 | |
| 10 | | 11.47 | 84.43 | | 10.92 | 85.18 | | 8.58 | | 88.35 | 5.48 | | 92.56 | |
| AVG | | 11.97 | 83.75 | | 11.37 | 84.56 | | 9.39 | | 87.25 | 6.06 | | 91.77 | |

注：ACC表示平均绝对百分比精度

随机抽取一组算例数据绘制为折线图2.10。

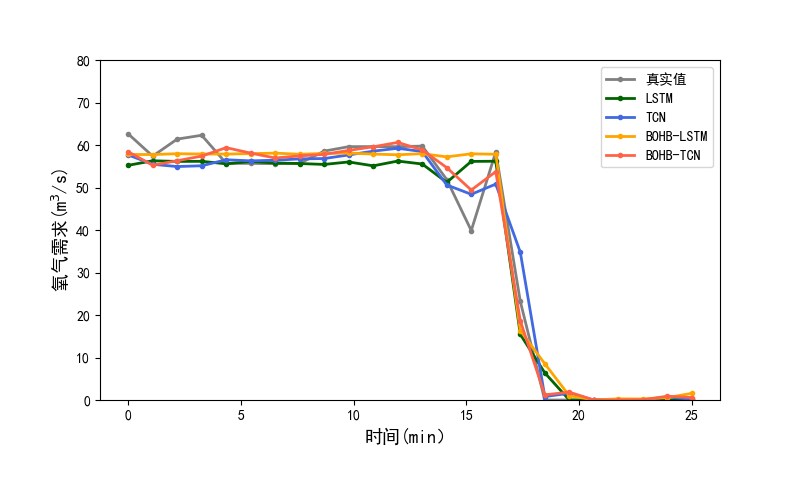


图2.10单炉氧气需求量预测结果折线图

Fig. 2.10 Line chart of single furnace oxygen demand prediction results

通过折线图2.10，可以发现TCN模型预测结果明显优于LSTM模型预测结果；此外，采用BOHB优化算法能够进一步提升TCN和LSTM模型的预测性能。

由表2.4可见，针对单炉转炉炼钢氧气需求的预测问题，使用BOHB优化的TCN模型比BOHB优化的LSTM模型更准确，平均预测精度提高了3.41%。

1. 多炉预测

由于空分机组的负荷变化较慢，本文试验预测一台转炉5炉次氧气需求，以优化调度氧气系统。对比训练TCN预测模型和BOHB-TCN时序预测模型，统计十次测试结果绘制成表格如下：

表2.5 多炉氧气需求量预测结果对比表

Table 2.5 Comparison table of prediction results of oxygen demand in multiple furnaces

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 实验编号 |  | TCN | |  | BOHB-TCN | | AIQ(%) |
|  | RMSE(m³/s) | ACC(%) |  | RMSE(m³/s) | ACC(%) |
| 1 |  | 11.82 | 83.96 |  | 9.65 | 86.90 | 2.94 |
| 2 |  | 12.59 | 82.91 |  | 10.36 | 85.94 | 3.03 |
| 3 |  | 14.11 | 80.85 |  | 9.80 | 86.70 | 5.85 |
| 4 |  | 13.97 | 81.03 |  | 9.40 | 87.24 | 6.21 |
| 5 |  | 10.60 | 85.61 |  | 9.47 | 87.15 | 1.54 |
| 6 |  | 11.53 | 84.35 |  | 9.87 | 86.6 | 2.25 |
| 7 |  | 10.95 | 85.13 |  | 9.39 | 87.26 | 2.13 |
| 8 |  | 11.20 | 84.80 |  | 9.33 | 87.33 | 2.53 |
| 9 |  | 11.76 | 84.04 |  | 9.50 | 87.11 | 3.07 |
| 10 |  | 11.69 | 84.13 |  | 9.10 | 87.65 | 3.52 |
| AVG |  | 12.02 | 83.69 |  | 9.59 | 86.99 | 2.90 |

注：ACC表示准确率；AIQ表示准确率改进量。

随机选择一个算例，绘制出预测的氧气需求量随时间变化的折线图如下：

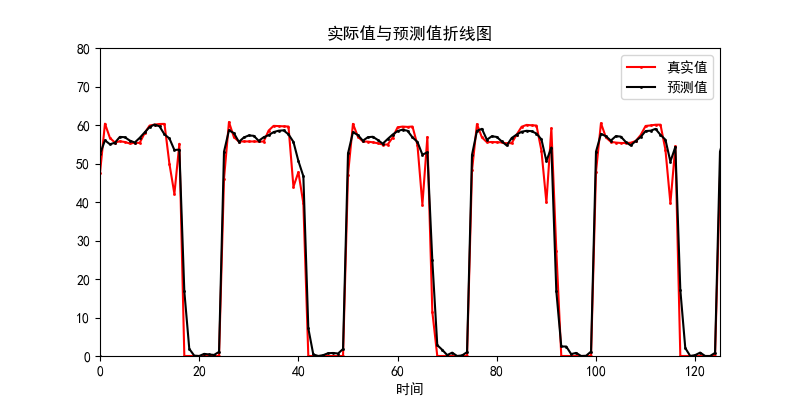


图2.11多炉氧气需求量预测结果折线图

Fig. 2.11 Line chart of multiple furnace oxygen demand prediction results

通过本章的数值实验可以看出，TCN模型在处理氧气的多炉预测问题时具有较高的预测性能；通过应用BOHB优化算法优化模型的超参数，可以有效提高预测精度，其平均提升幅度为2.9%。

1. 针对钢铁企业转炉炼钢需氧量预测，相较于传统的LSTM预测模型，TCN模型仅需较少的迭代次数即可取得良好效果，为解决转炉炼钢需氧量预测问题提供了可行性；
2. TCN预测模型能够可靠地预测钢铁企业转炉炼钢需氧量，从而为调度人员掌握炼钢开始与结束时间提供参考。
3. TCN时序预测模型具有较高的预测精度，并且具有良好的可扩展性，可以应用于单炉预测和多炉预测问题等不同的调度场景中。

## 2.6 本章小结

本章研究了基于TCN的时序预测模型在钢铁企业转炉炼钢需氧量预测问题上的应用。针对转炉用氧需求量进行了数据预处理，并进行了预测对比实验。实验结果显示，相比于LSTM模型，TCN模型更能够准确地拟合转炉用氧的非线性特性。此外，通过BOHB优化，进一步提高了模型的预测精度。该模型能够有效地处理转炉单炉氧气需求量和多炉氧气需求量预测问题，为能源管理人员提供全面的预测信息。

# 第3章 钢铁企业氧气系统广义析取规划建模

本章旨在研究如何优化调度钢铁企业的氧气系统。通过分析氧气系统中各设备的运行特性，将制氧设备在不同运行时刻的状态抽象为析取变量。在满足用户需求、物料平衡、存储要求以及机组运行约束的情况下，确定给定计划期内各个机组的启停状态和生产量，以达到使系统总经济效益最大化的目的。

钢铁企业氧气系统的调度问题本质上属于机组组合问题，研究考虑气态氧与液态氧两种氧气产品，两种氧气产品分别对应不同的用户，气态氧是转炉炼钢与高炉炼铁的供应形式，是钢铁企业建立氧气系统的最主要原因。液态氧既可作为一种存储形式，保证氧气供应，又可以作为外卖液氧赚取利润。同时深入了解氧气系统中氧气的发生、存储、传输以及使用过程中的设备、设备的性能参数，并将其抽象为模型的约束条件。如：制氧机的生产能力上限约束、制氧机的变负荷速率上下限约束、存储设备的上下限约束、传输管线的物料平衡约束以及空分机组与氧气用户间的物料平衡约束等。将钢铁企业能源管理中心的氧气系统的性能指标与经济效益最大化抽象为模型的目标函数，并利用大M法与壳-重建法分别对广义析取规划模型重建模，并使用GUROBI求解器对比求解验证模型的正确性，同时对两种重建模方法进行对比分析。

## 3.1 问题背景



图3.1 钢铁企业氧气系统示意图

Fig. 3.1 Diagram of oxygen system in iron and steel enterprise

钢铁企业氧气系统示意图如图3.1所示，空分机组产出气态和液态氧气两种产品，分别送往不同的储存设备和用户。其中气态氧气经氧气站阀门室调压后根据高炉富氧、炼钢车间、冷轧、热轧和连铸等用户的不同需求进行对应供给，多余氧气存往氧气储罐或放散。液氧储槽与氧气储罐作为缓冲容器可以提高氧气系统的缓冲能力。液氧可以通过气化器气化成氧气，满足用户需求。当氧气需求较小时，可以将气态氧液化为液氧，用于紧急供应或出售给外部人员。

由于目前我国钢铁企业中空分机组变负荷范围小以及管网球罐的缓冲能力有限导致氧气放散率普遍较高，转炉用氧量波动较大，而空分机组生产为连续过程导致氧气供需不平衡时有发生，因此需要对氧气系统进行合理调度以提高企业经济效益。

## 3.2 氧气系统中各设备的运行特性

### 3.2.1 空分机组的运行特性

目前，钢铁企业使用的氧气主要由空气分离设备通过深度冷冻法进行制备。其工艺流程如图3.2所示：



图3.2 低温分离技术工艺流程图

Fig. 3.2 Process flow diagram of low temperature separation technology

利用深度冷冻法，可以通过空气分离设备生产纯净的氧气。这种方法利用低温冷冻原理，经过压缩、净化、冷却、干燥、液化、精馏等步骤，最终得到纯净的氧气。在这个过程中，空气经过多个设备的处理，包括过滤器、分子筛净化器、换热器、节流阀和膨胀机等。

为了更好地满足氧气用户的需求，特别是转炉炼钢用氧用户的负荷变化，钢铁企业制氧厂通常配备自动调节负荷的空分机组。其负荷调节范围通常在75%到105%之间。同时，液氧也会按一定比例生产出来。可用以下公式来描述：：

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
|  |  |

其中，G为空分氧气产量，L为空分液氧产量，PSG为当前空分运行状态，为空分氧气产量下限值，为空分氧气产量上限值，为空分生产时气态与液态氧气产品的比例。

同时，根据空分运行负荷状态不同，可以将空分机组运行状态分为五种，分别是最低负荷运行状态、低负荷运行状态、额定负荷运行状态、高负荷运行状态以及最高负荷运行状态，空分机组在低负荷与高负荷运行时的氧气产量变化率存在上限，即：

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

其中，为时刻空分氧气产量，为时刻空分启停状态，为空分运行时氧气产量变化率最大值，为空分在启停时的氧气产量变化率最大值。

空分机组运行时，往往不能频繁启停，其开机与关机后需持续一定时间，否则对机组寿命会有较大损害，本章加入最小开关机时间约束，其中最小开机时间为；关机过程包括关机时间与待机时间，即。最小开关机时间约束的数学表达式如下：

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

其中，表示时刻空分运行持续时间，表示空分关机状态持续时间。

空分机组制氧成本分为两部分，即运行成本和启停成本。其中，空分机组的运行成本与产量相关，而启停成本则与机组从开关机次数有关。同时这两部分都与实际电价有关，因此在实际调度时，应考虑分时电价对空分成本的影响，t时刻空分机组的制氧成本的计算公式如下：

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

其中，为当前时刻电价，为氧气生产成本系数，为液氧生产成本系数，为空分的启停成本。

### 3.2.2 气化器机组的运行特性

空分机组无法满足氧气用户需求或出现故障时。气化器启动，将存储的液氧转换为气态氧气以保障用氧用户的用氧需求。钢铁企业中气化器通常是水浴式的，利用热水将液氧气化成气态氧气。气化器的氧气产量也有上下限，可以用以下数学表达式表示：

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

其中GC为气化器的氧气产量，PSGC为当前气化器运行状态，为气化器氧气产量的下限值，为气化器氧气产量的上限值。

同空分机组，气化器的氧气产量变化率可以用如下数学表达式表示：

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

其中，为时刻气化器氧气产量，为时刻气化器启停状态，为气化器运行时氧气产量变化率最大值，为气化器启停时氧气产量变化率最大值。

频繁的启停同样会对气化器产生影响且产生较高的能耗，其最小开关机时间可以抽象为如下数学表达式：

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

与空分机组相同，气化器的制氧成本也包括运行成本和启停成本，可以抽象为如下数学表达式：

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

其中为气化器生产成本系数，为气化器启停成本。

### 3.2.3 液化器机组的运行特性

当空分机组制备的氧气产量超出当前氧气用户的用氧需求时，为减小氧气放散量，需要启动液化器机组将氧气储罐中的氧气液化为液氧以便于存储或外卖给外部用户并以此来增加企业经济效益。钢铁企业中液化器主要通过液氮冷却将气态氧气液化。与空分机组相同，其液氧产量同样存在上限，液化器的液氧产量上下限可以抽象为如下数学表达式：

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

其中GL为液化器的液氧产量，PSGL为当前液化器运行状态，为液化器液氧产量的下限值，为液化器液氧产量的上限值。

液化器的液化成本也分为运行成本和启停成本两部分，计算公式如下：

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

其中为液化器的液化成本系数，为液化器的启停成本。

### 3.2.3 存储设备的存储特性

为了平衡氧气供需，钢铁企业在设计氧气系统时会尽可能增加管网和储罐的体积。这代表了氧气系统的存储能力，储存能力越大，系统对氧气不平衡的缓冲效果越好。主要的存储设备包括氧气储罐和液氧储槽，前者用于存储和调整，后者用于紧急供应。其存储量上下限建立数学表达式如下：

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
|  |  |

其中，为氧气存储量下限，为氧气存储量上限，为液氧存储量下限，为液氧存储量上限。

### 3.2.4 氧气用户的用氧特性

在钢铁企业中，炼钢工序是氧气消耗占比最大的用户，因此该用户的氧气需求规律对氧气系统优化调度影响最大。根据钢铁企业实际数据，获得转炉耗氧量流量图，如图3.3所示。

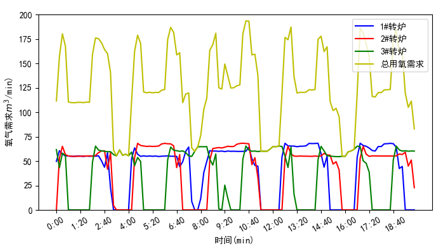


图3.3 多台转炉同时吹炼时的用氧需求量

Fig. 3.3 The line chart of oxygen demand in simultaneous blowing of multiple converter

图3.3中可以明显观察到多个转炉的用氧量叠加引起的极大氧气需求波动。在转炉炼钢的吹炼环节中，单个转炉的氧气需求呈周期性变化。因此，对未来一段时间内转炉吹炼所需氧气量进行分析是必要的。作为氧气消耗占比较大的部分，炼铁工序氧气需求量相对平稳且为连续用氧，因此一般可以视为常数。

## 3.3 问题描述

结合钢铁企业氧气系统调度需求对氧气优化调度问题进行描述：某氧气系统中有*N*台制氧机组、*J*台液化器、*K*台气化器和*M*套氧气球罐与液氧储槽。在满足用户需求、物料平衡、存储要求和机组运行约束下，确定未来调度周期内各个机组的启停状态和生产量，以达到系统总经济效益的最大化。

产品端考虑气态氧气及液态氧气两种产品建立模型，气态氧气存储设备为氧气球罐；收益来源为用户用氧。液态氧气存储设备为液氧储槽；收益来源为外卖给外部用户。

生产端考虑空分机组、液化器、液化器三类机组：其中空分机组生产气态氧气，设备约束主要考虑爬坡约束与最小开关机约束。气化器可将少部分液氧转换为气态氧气，同样考虑其爬坡约束与最小开关机约束。液化器可将少部分气态氧气转换为液态氧气。

## 3.4 氧气系统广义析取规划模型及其重建模

### 3.4.1 氧气系统广义析取规划模型

广义析取规划(Generalized Disjunctive Programming, GDP)[22]是由Raman和Grossmann提出的一种建模方法，GDP模型利用逻辑结构表达混合整数优化问题。它能更清晰地描述离散-连续优化问题，与直接建立的MIP模型不同，它由代数方程、逻辑表达式和析取表达式三部分组成。

本文建立了一个钢铁企业氧气系统优化调度广义析取规划模型，旨在达到最大化企业经济效益的目标。该模型包含以下参数和决策变量：

索引

|  |  |
| --- | --- |
|  | 时间段 |
|  | 空分机组 |
|  | 液化器 |
| *k* | 气化器 |

集合

|  |  |
| --- | --- |
|  | 调度展望期内离散时间点集合 |
|  | 空分机组集合 |
|  | 液化器集合 |
|  | 气化器集合 |
|  | 存储设备集合 |

参数

|  |  |
| --- | --- |
|  | 空分机组的氧气产量下限与上限 |
|  | 空分机组的额定氧气产量 |
|  | 液化器的液氧产量下限与上限 |
|  | 气化器的氧气产量下限与上限 |

|  |  |
| --- | --- |
|  | 空分机组低负荷运行时的氧气产量变化率上限 |
|  | 空分机组高负荷运行时的氧气产量变化率上限 |

|  |  |
| --- | --- |
|  | 液化器运行时的液氧产量变化率上限 |
|  | 气化器启动时的氧气产量变化率上限 |
|  | 空分机组的最小开机/关机时间 |
|  | 空分机组的在初始时刻的持续开机/关机时间 |
|  | 气化器的最小开机/关机时间 |
|  | 气化器的在初始时刻的持续开机/关机时间 |
|  | 时段的氧气需求量 |
|  | 氧气放散惩罚系数 |
|  | 空分机组的运行能耗 |
|  | 液化器的运行能耗 |
|  | 气化器的运行能耗 |
|  | 空分机组的启停能耗 |
|  | 液化器的启停能耗 |
|  | 气化器的启停能耗 |
|  | 氧气管网与储罐存储量下限与上限 |
|  | 液氧储槽存储量下限与上限 |
|  | 时段电价 |
|  | 时段氧气消耗价格 |
|  | 时段液氧外卖价格 |
|  | 空分生产时氧气与液氧的比例系数 |
|  | 氧气转换为液氧的转换系数 |
|  | 液氧转换为氧气的转换系数 |

连续变量

|  |  |
| --- | --- |
|  | 时段空分机组的氧气产量 |
|  | 时段空分机组的液氧产量 |
|  | 时段液化器的液氧产量 |
|  | 时段液化器的氧气消耗量 |
|  | 时段气化器的氧气产量 |
|  | 时段气化器的液氧消耗量 |
|  | 时段氧气的存储量 |
|  | 时段液氧的存储量 |
|  | 时段液氧外卖量 |
|  | 时段氧气放散量 |

逻辑变量

|  |
| --- |
|  |
|  |
|  |
|  |
|  |
|  |
|  |
|  |

0-1变量

|  |
| --- |
|  |
|  |
|  |
|  |
|  |
|  |
|  |
|  |

离散变量

|  |  |
| --- | --- |
|  | 变量的分离变量 |
|  | 变量的分离变量 |
|  | 变量的分离变量 |

针对氧气用氧用户需求的氧气系统优化调度，合理控制氧气生产系统的制氧节奏，保障用氧用户需求的同时尽量减小放散，提高钢铁企业氧气系统运行经济效益。针对钢铁企业氧气系统的调度目标，考虑到氧气系统的氧气放散量建立的数学模型如下：

其中，氧气系统生产过程中的氧气放散为各时段放散量总和，如式3.14：

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

对于钢铁企业氧气系统而言，利润由生产过程中用户消耗的氧气外卖液氧收益减去各机组生产成本组成，各机组生产成本主要由启停能耗与运行能耗乘以实时电价构成，其中氧气系统的经济效益由生产过程中收益如式3.15所示。

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

其中生产成本中空分机组、液化器、气化器的运行成本是各机组的运行能耗乘以电价所得，如公式3.17所示。

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

其中的生产成本中空分机组、液化器、气化器的启停成本由各机组启停能耗乘以实时电价所得，如式 3.16 所示。

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

将放散量以惩罚形式添加到经济效益中，最终所获得的经济效益如公式3.18所示：

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

Subject to:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |

其中公式与约束对应关系如下：空分机组约束：最小开关机时间约束：(3.24)-(3.25)；状态转换约束：(3.26)-(3.27)；液氧产量和氧气产量关系约束：(3.28)。

液化器约束：产量上下限约束：(3.29)；爬坡约束：(3.30)；液氧和氧气产消关系约束：(3.31)。

气化器约束：最小开关机时间约束：(3.32)-(3.33)；产量上下限约束：(3.34)；爬坡约束：(3.35)；液氧和氧气产消关系约束：(3.36)。

存储设备约束：氧气储量上下限约束：(3.37)；液氧存储量上下限约束：(3.38)。

平衡约束：氧气供需平衡约束：(3.39)；液氧供需平衡约束：(3.40)。

非负约束：外卖液氧非负约束：(3.41)；放散量非负约束：(3.42)。

通过逻辑变量的引入，上述建立的广义析取规划模型能够利用析取式分支选择约束，相较于传统的线性规划模型，具有更为直观的条件建模与通过动态选择约束可以减少冗余约束，从而大大降低子问题的求解复杂度，使求解更加简单的优势。

### 3.4.2 模型重建

重建模方法主要有大M法与壳-重建法，大M法指在线性规划问题中添加M或-M作为系数项。其中M通常为一足够大的正数，为减少求解时间，M可选取模型中最大的常数。M作为一个代数符号参与运算求解的方法称为大M法。

在壳-重建模中，析取式中的连续变量被分解为离散变量，同时保证被选中的析取项对应的离散变量在可行域内变化，而未被选中的析取项对应的离散变量将取值为0。由于壳-重建模型引入了辅助变量，因此壳-重建模型的规模通常大于大M重建模型。目前，并无研究证明哪种重建模方法对所有优化问题均具有绝对优势，需建模者根据问题的特征合理选择重建模方法。因此，在求解GDP模型时需要在模型松弛间隙和模型规模之间做权衡。

通过大M方法得到的重建模型的形式更接近于常规线性问题建模方法的模型，在大M重建模型中，由于模型表达能力的局限性，等式约束被转换为一组不等式约束，从而扩大了模型的松弛间隙，而等式约束在壳-重建模型中仍被等价转换为等式约束，基于析取规划的壳-重建建模方法，可以减小模型的松弛间隙因此模型保持有较紧的线性松弛间隙。对模型中的析取约束剖析后主要逻辑如下：















1. 采用大*M*法重建模，将空分机组状态定义约束中的逻辑变量转换为逻辑变量，并在转换过程中加入大数*M*作为约束惩罚项，为加快模型求解速度，大数*M*取空分机组中最大的上限值：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  |  |

大*M*法重建模后约束如下：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  |  |
|  |  |  |

以最低负荷运行为例，当逻辑变量为真时，前置约束也必须为真，为1，为1，为0，此时约束(3.46)为，约束(3.37)为，当为假时，为0，约束(3.46)与约束(3.37)被松弛掉，同理对所有逻辑变量进行大M线性化处理如下：

最低负荷运行时，重建模结果为：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  |  |
|  |  |  |

低负荷运行时，重建模结果为：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |

额定负荷运行时，重建模结果为：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  |  |
|  |  |  |

高负荷运行时，重建模结果为：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |

最高负荷运行时，重建模结果为：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  |  |
|  |  |  |

机组处于开机状态时，有且仅有一个状态逻辑变量为真：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  |  |

1. 采用壳-重建法重建模，以空分机组为例，同样，将空分机组状态定义约束中的逻辑变量转换为逻辑变量，并将空分机组氧气生产量这一连续变量离散化：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  |  |

对于离散化后的分离变量，只有当所属析取变量为真时成立，否则为0，同理对所有逻辑变量进行线性化处理如下

壳-重建法重建模后约束如下：

最低负荷运行时，重建模结果为：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  |  |
|  |  |  |

低负荷运行时，重建模结果为：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |

正常负荷运行时，重建模结果为：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  |  |
|  |  |  |

高负荷运行时，重建模结果为：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |

最高负荷运行时，重建模结果为：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  |  |
|  |  |  |

同理，机组处于开机状态时，有且仅有一个状态逻辑变量为真：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  |  |

线性化处理模型中的最小开关机时间约束，以空分机组为例：

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | |  | |  |
|  | |  | |  |
|  | |  | |  |
|  |  | | |  |
|  | | |  |  |
|  | |  | |  |

## 3.5 数值实验

为了验证优化调度模型在实际工业规模数据下的正确性和求解效果，在第二章中预测的转炉需求用氧量结果基础上，加上高炉用氧需求量平均值作为需求数据，并使用GUROBI9.5.0求解器求解所重建后的数学模型。本文在一台16GB运行内存、Intel(R) i7-9700 3.00GHz处理器的Windows 10计算机上运行实验，使用Python3.6作为开发语言。

实验数据参考实际工业规模供氧设备，涉及三类空气分离设备，两类气化器，一类液化器，电价采取分时电价，成本系数与启动费用依据文献[31]随机生成：

表3.1 数据范围及单位

Table 3.1 Data range and unit

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 数据项 | 数据范围 | 单位 |
| 定负荷空分机气产量 | 20000 | 立方米/小时 |
| 一类变负荷空分氧气产量 | [16500, 22500] | 立方米/小时 |
| 二类变负荷空分氧气产量 | [38000, 42500] | 立方米/小时 |
| 一类变负荷空分氧气产量变化率 | 2000 | 立方米/小时 |
| 二类变负荷空分氧气产量变化率 | 3000 | 立方米/小时 |
| 一类气化器液氧消耗量 | [20,100] | 立方米/小时 |
| 二类气化器液氧消耗量 | [10,80] | 立方米/小时 |
| 一类气化器液氧消耗量变化率 | 14 | 立方米/小时 |
| 二类气化器液氧消耗量变化率 | 10 | 立方米/小时 |
| 液化器氧气消耗量 | [200,240] | 立方米/小时 |
| 液化器氧气消耗量变化率 | 20 | 立方米/小时 |
| 空分机组启动费用 | [1, 3] | 万元/次 |
| 气化器机组启动费用 | [100, 1000] | 元/次 |
| 液化器机组启动费用 | [100, 1000] | 元/次 |

基于上述参数，每种规模随机生成10个实例并实验。当满足或求解超过1800秒时停止求解，统计实验结果并绘制为表3.2：

表3.2 大M与壳-重建模数值对比实验结果

Table 3.2 The experimental results of large M and shell reconstruction modulus are compared

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 问题规模  (N×J×K×M×T) | M | | | | Ke | | | |
| ANCV1 | ANIV1 | AST1 | AGAP1 | ANCV2 | ANIV2 | AST2 | AGAP2 |
| 4×2×2×2×24 | 571 | 960 | 1.16 | 0.90 | 1051 | 1056 | **1.38** | 0.00 |
| 4×2×2×2×72 | 1723 | 2880 | 5.58 | 0.83 | 3163 | 3168 | **5.99** | 0.00 |
| 4×2×2×2×192 | 4603 | 7680 | 27.44 | 1.98 | 8443 | 8448 | **20.86** | 1.23 |
| 4×2×2×2×360 | 8635 | 14400 | 51.87 | 0.72 | 15835 | 15840 | **28.57** | 0.72 |
| 4×2×2×2×720 | 17275 | 28800 | 207.29 | 1.85 | 31675 | 31680 | **179.96** | 1.36 |
| 4×2×2×2×1440 | 34555 | 57600 | 553.59 | 1.10 | 63355 | 63340 | **376.91** | 1.87 |
| 4×2×2×2×2160 | 51835 | 86400 | >1800 | - | 95035 | 95040 | >1800 | - |
| 6×3×3×3×24 | 807 | 1440 | 1.22 | 0.42 | 1527 | 1584 | **1.25** | 0.38 |
| 6×3×3×3×72 | 2439 | 4320 | 15.26 | 0.43 | 4599 | 4752 | **13.51** | 0.23 |
| 6×3×3×3×192 | 6519 | 11520 | 68.28 | 0.17 | 12279 | 12672 | **54.25** | 0.26 |
| 6×3×3×3×360 | 12231 | 21600 | 129.10 | 1.95 | 23031 | 23760 | **108.58** | 1.49 |
| 6×3×3×3×720 | 24471 | 43200 | 417.26 | 0.99 | 46071 | 47520 | **317.31** | 1.77 |
| 6×3×3×3×1440 | 48951 | 86400 | 1138.84 | 1.52 | 92151 | 95040 | **927.72** | 1.13 |
| 6×3×3×3×2160 | 73431 | 129600 | >1800 | - | 138231 | 142560 | >1800 | - |
| 8×4×4×4×24 | 1043 | 1920 | 21.39 | 0.18 | 2003 | 2112 | **19.28** | 0.19 |
| 8×4×4×4×72 | 3155 | 5760 | 46.68 | 1.01 | 6035 | 6336 | **35.96** | 0.36 |
| 8×4×4×4×192 | 8435 | 15360 | 77.05 | 1.59 | 16115 | 16896 | **62.98** | 1.65 |
| 8×4×4×4×360 | 15827 | 28800 | 341.46 | 1.67 | 30227 | 31680 | **324.74** | 1.17 |
| 8×4×4×4×720 | 31667 | 57600 | 665.73 | 1.67 | 60467 | 63360 | **528.91** | 1.15 |
| 8×4×4×4×1440 | 63347 | 115200 | >1800 | - | 120947 | 126720 | **1513.72** | 1.69 |
| 8×4×4×4×2160 | 95027 | 230400 | >1800 | - | 181427 | 190080 | >1800 | - |

注：ANCV1与ANCV2分别表示该规模大M法与壳-重建法连续型变量个数；ANIV1与ANIV2分别表示该规模大M法与壳-重建法整型变量个数； AST1与AST2分别表示该规模大M法与壳-重建法所有算例的平均求解时间；AGAP1与AGAP2分别表示该规模大M法与壳-重建法所有最优求解的算例的平均求解间隙。

针对前文所建立的广义析取规划模型，将GDP模型的逻辑命题首先通过推演转换为CNF形式，之后通过标准的转换方法重建模为MILP约束。根据上表可以得出结论：GUROBI求解器可以顺利求解小规模问题，但大规模问题上难以在1800秒内求解。

通过对比大M和壳-重建方法，可以发现大M重建法的连续变量数量少于壳-重建方法，而整数变量数量大于壳-重建方法，在问题规模较小时，二者求解时间差别较小，问题规模较大时，壳-重建法求解时间较短。

分析前文重建后的模型，属于混合整数非线性化模型，针对氧气调度问题所建立的混合整数非线性化模型，目前已有的研究大多采用求解器和智能算法进行求解，但是由于问题的NP-难性质，这两种方法在解决大规模数学规划问题时速度较慢。通过对模型进行重建和分析，该模型包含三类机组和两类产品，同时具有机组组合问题的特征，因此本文选择采用拉格朗日松弛算法进行求解。该算法的优点在于可以将复杂问题转化为相对简单的问题进行求解，并且可以利用上下界之间的间隙来评估算法的性能。

## 3.6 本章小结

本章通过对钢铁企业氧气系统涉及机组及用户的各项特征进行研究分析，建立了一个钢铁企业氧气系统广义析取规划模型，以最小化制氧成本为优化目标。使用了大M法和壳-重建方法将模型重建为混合整数非线性模型，并使用GUROBI求解比较这两种重建方法的优劣，并验证了模型的正确性。

# 第4章 钢铁企业氧气系统优化调度问题求解

本章对氧气系统优化调度模型求解进行研究。结合前文所建立的氧气系统广义析取规划模型与重建后模型进行分析，提取其机组组合问题特征。并对求解器难以在大规模问题下进行剖析，结合其问题特征选用拉格朗日松弛算法进行求解。结合子问题分解方法提出基于产品类型与机组类型两种分解策略并进行对比实验。然后，本章通过采用Q学习优化步长系数选取来减少拉格朗日松弛算法的迭代次数从而加快其求解速度。最终，通过数值实验验证了基于Q学习的拉格朗日松弛算法的有效性。

## 4.1 构造拉格朗日松弛问题

自提出以来，拉格朗日松弛算法广泛用于机组组合问题[53-55]的近优求解。其原理是将造成问题难的约束松弛到目标函数中，对于一个标准化为求最大值的优化问题，松弛约束会求得原问题的一个上界，且松弛问题由于规模较小而可以快速求解，从而为原问题的求解提供帮助。

使用拉格朗日松弛算法来解决氧气调度问题的主要流程如下：首先，对数学模型进行分析，将原问题根据产品类型或机组类型分解成多个子问题。然后，针对每个子问题，使用拉格朗日乘子向量的方式松弛耦合约束，将其对应项整合到目标函数中，得到松弛问题。将松弛问题的解利用启发式算法转换为可行解，对应着原问题的上界，而上下界之差可用来衡量解的质量。差值越小，代表所得的可行解越好，即下界越接近最优解。

为了选取最优的拉格朗日乘子向量，可以针对拉格朗日乘子向量进行对偶问题的转化。对于最小化问题，其对偶问题是极大极小问题，如果原问题具有凸函数性质并满足强对偶定理，即对偶问题的最优解即为原问题的最优解相同。然而，如果决策变量为0-1变量，例如前文所述的广义析取规划模型，其对偶问题是离散且非凸的，因此不满足对偶定理，必然存在对偶间隙。为了缩小对偶间隙，可以通过更新拉格朗日乘子向量的上下界差值并迭代来实现。因此，使用拉格朗日松弛求解数学模型的过程就是通过迭代来缩小对偶间隙以获得近似最优解的过程。

## 4.2 划分子问题

在对前文所建立的钢铁企业氧气系统调度广义析取规划模型重建后，分析前文重建后的模型，属于混合整数非线性化模型，关于针对氧气调度问题所建立的混合整数非线性化模型，重建后的模型包含三类机组以及两类产品，并包含有机组最小开关机时间约束与机组爬坡约束，具有机组组合问题的特征，因此，本文选择采用拉格朗日松弛算法求解重建后的钢铁企业氧气调度问题。

机组组合问题在数学上属于NP-Hard问题。其具有高维数、非凸、离散、非线性的特点。在求解钢铁企业氧气系统调度模型时，需要根据需求预测空分机组、气化器机组、液化器机组的成本，决策各机组在未来调度周期内各个时段的开关机计划，在满足系统用氧需求和各类约束条件下，实现总经济效益最大。该模型中包括气态氧气与液态氧气两种生产产品；空分机组、气化器机组、液化器机组三种不同类型机组以及氧气球罐与液氧储槽两类存储设备。

### 4.2.1 按产品划分子问题

对于钢铁企业氧气系统经济效益的影响中，供给端为经济效益带来的影响主要体现在气态氧气供给用户端产生的收益与液态氧气外卖所产生的收益两部分；生产机组为经济效益带来的影响主要体现为三类机组正常运行时所产生的能耗与设备启停时产生的能耗；存储设备为经济效益带来的影响主要体现为气态氧气的放散，因此在划分时可以按产品类型划分为两个子问题如图4.1所示：



图4.1 氧气调度模型按产品类型划分子问题示意图

Figure 4.1 Schematic diagram of molecular problems in oxygen scheduling model by product type

从图4.1中可以看到当按照产品类型划分子问题时，可以依据氧气与液氧两种氧气产品按产品类型进行子问题的划分，其中气态氧气的发生设备主要为空分设备与气化器，存储设备为氧气球罐，主要收益来源于需求侧用户用氧。液态氧气的发生设备为空分设备与液化器，存储设备为液氧储槽，主要收益来源于外部用户外卖液氧。按照产品类型划分子问题时，两种产品之间的耦合项为气化器生产时液态氧气转化为气态氧气量与液化器生产时气态氧气转化为液态氧气量，因此在根据产品类型划分拉格朗日松弛子问题时，应将这一部分作为耦合约束。

使用拉格朗日乘子向量,,将针对单一产品类型时的各机组液氧与氧气的转换关系松弛到目标函数中，实际松弛的为空分运行时生产的氧气与液氧比例系数，液化器液化氧气比例系数，气化器气化液氧比例系数，以及针对两种产品类型单独求解时各机组的开关机状态，即将约束(3.28)、(3.29)、(3.30)松弛到目标函数中(3.23)，

给定一组拉格朗日乘子向量，可以将松弛问题分解为液氧供需子问题和氧气供需子问题。分别求解这两个子问题，并将它们的最优解对比代入原问题的目标函数中，选取最大值作为当前乘子向量下的上界。通过启发式算法转化为原问题的可行解，该可行解的目标函数值可作为原问题的下界。通过可行解与最优解对比计算次梯度来更新拉格朗日乘子，每一次乘子的更新对应着一个新的松弛问题，通过不断迭代乘子可以不断减小对偶间隙，当对偶间隙达到接受范围时停止迭代并选取当前下界作为原问题的近优解。

使用拉格朗日乘子向量,,将针对单一产品类型时的各机组产品转换信息松弛到目标函数中，其对应的拉格朗日松弛问题(LR)如下：

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

拉格朗日对偶问题为：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | |
|  | |  |

其中，，为单独考虑气态氧气产品调度时的各机组开关机状态，，，为单独考虑液氧产品调度时的各机组开关机状态，满足除各机组两种氧气产品转换约束外的其他约束。

拉格朗日乘子向量,,给定时，其拉格朗日松弛问题(LR)对应的子问题可以分为针对气态氧气生产调度的子问题(LR1)与针对液氧生产调度的子问题(LR2)：

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
|  | |  |

满足氧气供需平衡约束、液氧平衡约束、机组的最小开关机与爬坡约束以及存储系统约束。

### 4.2.2 按机组划分子问题

按机组类型可划分为四个子问题如图4.2所示：



图4.2 氧气调度模型按机组划分子问题示意图

Figure 4.2 Schematic diagram of molecular problems in oxygen scheduling model by unit

从图4.2中可以看到按照机组划分子问题时，可以依据空气分离设备、气化器、液化器以及存储设备来划分。其中空气分离设备的主要能耗包括运行能耗与启停能耗，主要作用为生产氧气与液氧两种氧气产品；气化器的主要能耗包括气化器运行能耗与启停能耗，作用为消耗液氧来生产氧气以满足用户需求；液化器的主要能耗包括液化器运行能耗与启停能耗，作用为消耗氧气来生产液氧以减小放散。存储设备则可以存储其对应的氧气产品以为系统提供一定的缓冲能力。按照机组划分子问题时，三种生产设备与存储设备之间的耦合约束为氧气管网平衡约束与液氧平衡约束，因此在根据机组划分拉格朗日松弛子问题时，应将这一部分作为耦合约束。

氧气系统优化调度问题按机组类型划分时，算法主要步骤如下：将氧气供需平衡约束(3.37)和液氧供需平衡约束(3.38)乘以拉格朗日乘子向量,后松弛到目标函数(3.23)中。当乘子给定时，松弛问题可拆分为四个子问题，分别是空分子问题、液化器子问题、气化器子问题和存储系统子问题。其中存储系统子问题不涉及系统运行时的能耗，但会为最终用户用氧气与外卖液氧过程中的气态氧气量与液态氧气量提供缓冲能力，直接关系到氧气放散量与液氧外卖量。首先，计算四个子问题的最优解和它们各自的最优目标值。将这些值相加可得到松弛问题的最优目标函数值并作为原问题的上界。然后，使用启发式算法来修复子问题的最优解，使它们变成原问题的可行解。这些可行解的目标函数值可以作为原问题的下界。接下来，将松弛问题的解和原问题的解进行比较，计算次梯度来更新拉格朗日乘子。每次更新乘子都对应着一个新的松弛问题。通过不断迭代乘子，可以减小对偶间隙。当对偶间隙达到接受范围时，停止迭代，并选择当前下界作为原问题的近优解。

使用拉格朗日乘子向量,将针对单一产品类型时的各机组状态信息松弛到目标函数中，得到拉格朗日松弛问题(LR）：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | |
|  | |  |

满足约束(3.24)-(3.38)以及约束(3.41)和约束(3.42)。

拉格朗日对偶问题为：

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

其中：

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

满足约束(3.24)-(3.38)以及(3.41)和(3.42)。

乘子向量,给定时，其松弛问题(LR)可分解为四类单一机组子问题：空分调度子问题(LR1)、液化器调度子问题(LR2)、气化器调度子问题(LR3)和存储系统调度子问题(LR4)，对于空分调度子问题，包括其运行能耗与启停能耗以及拉格朗日乘子项，即：

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

满足约束(3.24)-(3.28)。

对于液化器调度子问题，包括其运行能耗与启停能耗以及拉格朗日乘子项，即：

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

满足约束(3.29)-(3.31)。

对于气化器调度子问题，包括其运行能耗与启停能耗以及拉格朗日乘子项，即：

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

满足约束(3.32)-(3.36)。

对于存储系统调度子问题，包括其氧气用户用氧收益、液氧外卖收益、氧气放散以及拉格朗日乘子项，即：

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

满足约束(3.37)-(3.38)以及约束(3.41)-(3.42)。

## 4.3 构造可行调度

### 4.3.1 产品子问题可行解构造

经过对按产品类型划分子问题后松弛问题的分析，松弛的约束为各个生产设备的两种产品产量关系约束，因此在求解时将单独考虑某一产品类型的收益即可。对于某一类型机组，在针对单一产品类型求解时，所得的解均满足该机组的状态切换约束，上下限约束与爬坡约束。因此，在求解气态氧气调度子问题与液氧调度子问题时得到的机组启停状态与生产量均可满足机组自身运行约束，需比较两种各个机组在求解以上两个子问题时哪种运行计划收益较大来确定最终的解。基于以上思想，设计启发式算法对气态氧气调度子问题的解与液氧调度子问题的解进行判优以确定原问题的可行解。比较气态氧气调度子问题与液氧调度子问题的目标函数在原目标函数所占权重，可以发现气态氧气调度子问题收益原高于液氧调度子问题收益，因此在设计启发式算法时以气态氧气调度子问题的解作为初始解。在启发式算法思路如下：

|  |  |
| --- | --- |
|  | 以气态氧气调度子问题的解作为初始解; |
|  | 令t=0; |
|  | 获取液氧调度子问题解中所有空分机组的气态氧气产量、启动的液化器的氧气消耗产量，气态氧气调度子问题所有启动的空分机组的液氧产量、启动的气化器的液氧消耗产量，如果各机组在气态氧气调度子问题与液氧调度子问题下的解满足各机组的两种氧气产品间的比例关系或产消关系，则转至，否则转至; |
|  | 计算气态氧气调度子问题空分机组的能耗、氧气产量的用户用氧收益与转化为液氧后的外卖收益；计算液氧调度子问题空分机组的能耗、液氧产量的外卖收益与转化为气态氧气后的用户用氧收益与放散。计算两种调度方案下空分机组的氧气生产量加氧气存储量是否满足用户用氧需求，满足则转至，否则转至； |
|  | 选择收益较大的解作为空分机组的解。转至； |
|  | 选择氧气产量较大的解作为空分机组的解。转至； |
|  | 计算气态氧气调度子问题液化器机组的能耗、氧气消耗量转化为液氧产生量后的外卖收益与液氧调度子问题液化器机组的能耗、液氧产量的外卖收益与转化为气态氧气后的氧气消耗量，计算空分机组氧气生产量减去两种调度方案下液化器机组的氧气消耗量后是否满足用户用氧需求，满足转至，否则转至； |
|  | 选择收益较大的解作为液化器机组的解。转至； |
|  | 选择氧气消耗量较小的解作为液化器机组的解。转至； |
|  | 计算气态氧气调度子问题气化器机组的能耗、氧气生产量转化为液氧消耗量后减小的外卖收益与液氧调度子问题气化器机组的能耗、液氧消耗量所减小的外卖收益与转化为气态氧气后的氧气生产量，选择收益较大的解作为液化器机组的解。转至； |
|  | 计算此时的氧气生产量加存储量是否满足用氧用户需求，若仍不满足，则此问题无解，跳出循环；若满足，则将剩余氧气与液氧存储至存储系统。转至； |
|  | 令, 若,则转至，否则转至； |
|  | 启发式算法求解结束，得到原问题的解。 |

**阶段II**:

在设计的启发式算法中，通过阶段I对各时段机组开关机状态进行确定，即修复模型中的0-1决策变量。在阶段II中确定各时段机组产量与存储量，即修复模型中的连续变量

|  |  |
| --- | --- |
|  | 获取第一阶段所求各个机组的开关机状态作为已知量，作为GUROBI的输入求解出各个机组与存储设备各时段产量与存储量; |
|  | 停止，得到当前拉格朗日乘子下修复后的近优解; |

### 4.3.2机组子问题可行解构造

经过对按机组类型划分子问题后松弛问题的分析，松弛的约束为气态氧气供需平衡约束与液氧平衡约束，因此在求解时将考虑某一机组类型单独运行时的收益即可。在针对单一机组类型求解时，所得的解均满足该机组的状态切换约束，上下限约束与爬坡约束。因此，在针对空分机组子问题求解、针对液化器机组子问题、针对气化器子问题求解与针对存储系统子问题时得到的各机组启停状态与生产量均可满足机组自身运行约束，对各个机组的解综合判断是否满足氧气供需平衡约束与液氧平衡约束。同时针对原问题目标函数的影响进行分析，发现以空分机组最为重要，其次是气化器机组，最后是液化器机组。基于以上思想，设计启发式算法对松弛问题的解进行修复。比较各个机组子问题的目标函数在原目标函数与在满足用户用氧需求的重要程度，可以发现以空分机组最主要，因此在设计启发式算法时从空分机组的基础上出发确定各个机组的启停状态与产量。在启发式算法思路如下：

**阶段I**

|  |  |
| --- | --- |
|  | 获取各个机组与存储系统子问题的解作为初始解; |
|  | 令; |
|  | 获取各个空分机组在时段的氧气产量、各个气化器在时段的氧气产量、各个液化器在时段的氧气消耗量以及氧气存储设备在时段的空余量并计算此时的氧气量是否满足氧气供需平衡约束，若满足，则转至，否则转至; |
|  | 若时段氧气总量大于用氧用户氧气需求量，则转至，否则转至； |
|  | 在保障用氧用户用氧需求量的同时，按各气化器运行成本从高到低依次调低产量直至满足氧气供需平衡或最小产量值，若氧气总量仍大于用氧用户需求量，则按运行成本从高到低依次关闭满足最小开机时间约束的气化器，若满足氧气供需平衡约束，则转至，否则转至; |
|  | 按各空分机组运行成本从高到低依次调低产量直至满足氧气供需平衡或当前运行状态下的最小产量值，若氧气总量仍大于用氧用户需求量，则按运行成本从高到低依次关闭满足最小开机时间约束的空分机组，若满足氧气供需平衡约束，则转至，否则转至; |
|  | 按各液化器运行成本从低到高依次调高产量直至满足氧气供需平衡或最大产量值，若氧气总量仍大于用氧用户需求量，则按运行成本从低到高依次开启液化器，转至; |
|  | 若氧气盈余，将多余的氧气和液氧存入存储系统，直至存满，剩余氧气放散，液氧外卖，转至； |
|  | 按各液化器运行成本从高到低依次调低产量直至满足氧气供需平衡或最小产量值，若氧气总量仍小于用氧用户需求量，则按运行成本从高到低依次关闭液化器，若满足氧气供需平衡约束，则转至，否则转至; |
|  | 按各空分机组运行成本从低到高依次调高产量直至满足氧气供需平衡或当前运行状态下的最大产量值，若氧气总量仍小于用氧用户需求量，则按运行成本从低到高依次开启满足最小关机时间约束的空分机组，若满足氧气供需平衡约束，则转至，否则转至; |
|  | 按各气化器运行成本从低到高依次调高产量直至满足氧气供需平衡或最小产量值，若氧气总量仍小于用氧用户需求量，则按运行成本从低到高依次开启满足最小关机时间约束的气化器，转至; |
|  | 若氧气仍不足，则此问题无解，跳出循环；若充足，将多余的氧气和液氧存入存储系统，直至存满，剩余氧气放散，液氧外卖，转至; |
|  | 令, 若, 则转至，否则，转至； |
|  | 停止循环，得到各个机组设备的开关机状态。 |

**阶段II**:

在设计的启发式算法中，通过阶段I对各时段机组开关机状态进行确定，即修复模型中的0-1决策变量。在阶段II中确定各时段机组产量与存储量，即修复模型中的连续变量

|  |  |
| --- | --- |
|  | 获取第一阶段所求各个机组的开关机状态作为已知量，作为GUROBI的输入求解出各个机组与存储设备各时段产量与存储量; |
|  | 停止，得到当前拉格朗日乘子下修复后的近优解; |

在按机组划分子问题求解启发式的实现过程中，需要先读取各个机组运行能耗并排序以保障启发式算法求解时能够准确按照运行成本依次调整、开启和关闭当前最适合的机组。

## 4.4 更新拉格朗日乘子

### 4.4.1 按产品划分子问题

按产品类型划分子问题时，通过对拉格朗日乘子迭代更新并利用每次更新后对应的松弛解、松弛解修正后的解以及上下界之间的差距来确定下一次更新拉格朗日乘子的方向。本文使用次梯度算法来对每次求解后的拉格朗日乘子向量进行更新。

为了解决前文中重建后的钢铁企业氧气系统调度模型问题，需要更新迭代拉格朗日乘子向量求解松弛问题以便减小上界，同时通过启发式算法修复松弛问题的解来提高下界，直到上下界之间的差距达到预定范围。

按产品类型划分子问题求解时拉格朗日乘子,,的更新公式为：

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
|  |  |
|  |  |

其中，为当前迭代次数，，，分别为第次迭代时更新乘子向量,,的步长，，，分别为第次迭代时更新乘子向量,,的次梯度，计算公式如下：

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
|  |  |
|  |  |

步长，，计算公式如下：

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
|  |  |
|  |  |

其中，表示当前原问题最佳目标函数值，表示第次迭代的松弛问题目标函数值，表示步长系数。

### 4.4.2 按机组划分子问题

按机组划分子问题求解时拉格朗日乘子,的更新公式为：

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
|  |  |

其中，为当前迭代的次数，为第次迭代时对拉格朗日乘子向量,更新的步长，，分别为第次迭代时更新拉格朗日乘子向量,的次梯度方向，计算公式如下：

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
|  |  |

步长计算公式如下：

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

其中，表示当前原问题最佳目标函数值，表示第次迭代的松弛问题目标函数值，表示步长系数。

对于两种划分子问题方式所对应的模型求解时，如果上下界之间的间隔小于指定的最小上下界间隔值，或者迭代次数超过指定的最大迭代次数，则停止迭代。上下界间隔值的计算如下：

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

## 4.5 子问题划分对比实验

为了测试两种不同子问题划分方法在氧气调度模型中的有效性，并比较使用拉格朗日松弛算法求解的优缺点，本章基于第三章中的壳-重建模型使用两种子问题划分的LR算法与GUROBI求解进行对比实验。每个规模下随机生成十个实例，当GAP值小于2%或求解时间超过1800秒时停止求解。子问题均使用GUROBI求解，实验结果如表4.1所示：

表4.1 两种子问题划分的LR算法与GUROBI计算结果比较

Table 4.1 Comparison of LR for two sub-problems algorithm and GUROBI calculation results

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 问题规模  (N×J×K×M×T) |  | LR | | | |  | GUROBI | |
|  | GAP1(%) | AST1(s) | GAP 2(s) | AST2(s) |  | GAP(%) | AST(s) |
| 4×2×2×2×24 |  | 1.58 | 2.84 | 1.71 | 2.28 |  | 0.00 | **1.38** |
| 4×2×2×2×72 |  | 1.21 | 11.70 | 1.29 | 7.31 |  | 0.01 | **5.99** |
| 4×2×2×2×192 |  | 1.28 | 28.75 | 1.48 | 21.59 |  | 1.98 | **20.86** |
| 4×2×2×2×360 |  | 1.92 | 72.83 | 1.84 | 56.75 |  | 0.72 | **28.57** |
| 4×2×2×2×720 |  | 1.65 | 117.09 | 1.79 | **94.97** |  | 0.67 | 179.96 |
| 4×2×2×2×1440 |  | 1.84 | 422.67 | 1.81 | **198.30** |  | 1.10 | 376.91 |
| 4×2×2×2×2160 |  | 1.59 | 1028.65 | 1.67 | **429.44** |  | - | >1800 |
| 4×2×2×2×2880 |  | 1.94 | 1503.31 | 1.97 | **614.09** |  | - | >1800 |
| 4×2×2×2×3600 |  | - | >1800 | 1.50 | **709.44** |  | - | >1800 |
| 6×3×3×3×24 |  | 1.95 | 13.50 | 1.84 | 7.28 |  | 0.22 | **1.25** |
| 6×3×3×3×72 |  | 1.69 | 37.89 | 1.86 | 24.64 |  | 0.43 | **13.51** |
| 6×3×3×3×192 |  | 1.81 | 85.65 | 1.88 | **44.84** |  | 0.17 | 54.25 |
| 6×3×3×3×360 |  | 1.75 | 93.29 | 1.91 | **68.28** |  | 1.95 | 108.58 |
| 6×3×3×3×720 |  | 1.98 | 367.33 | 1.95 | **173.11** |  | 0.99 | 317.31 |
| 6×3×3×3×1440 |  | 1.98 | 1054.64 | 1.92 | **456.31** |  | 1.52 | 927.72 |
| 6×3×3×3×2160 |  | 1.93 | 1354.61 | 1.86 | **576.23** |  | - | >1800 |
| 6×3×3×3×2880 |  | - | >1800 | 1.99 | **823.34** |  | - | >1800 |
| 6×3×3×3×3600 |  | - | >1800 | 1.99 | **951.86** |  | - | >1800 |
| 8×4×4×4×24 |  | 1.97 | 20.97 | 1.98 | 17.45 |  | 0.18 | **16.28** |
| 8×4×4×4×72 |  | 1.98 | 50.16 | 1.98 | 36.25 |  | 1.01 | **35.96** |
| 8×4×4×4×192 |  | 1.93 | 77.46 | 1.90 | **53.36** |  | 1.59 | 62.98 |
| 8×4×4×4×360 |  | 1.97 | 215.87 | 1.99 | **161.36** |  | 1.67 | 324.74 |
| 8×4×4×4×720 |  | 1.93 | 480.21 | 1.81 | **361.34** |  | 1.67 | 528.91 |
| 8×4×4×4×1440 |  | 1.88 | 1313.56 | 1.94 | **719.08** |  | 0.18 | 1513.72 |
| 8×4×4×4×2160 |  | 1.96 | 1566.43 | 1.85 | **914.5** |  | - | >1800 |
| 8×4×4×4×2880 |  | - | >1800 | 1.99 | **1088.28** |  | - | >1800 |
| 8×4×4×4×3600 |  | - | >1800 | 1.99 | **1572.02** |  | - | >1800 |

注：GAP1表示按产品划分子问题对应规模的平均上下界间隙，AST1表示按产品划分子问题对应规模的平均求解时间；GAP2表示按机组划分子问题对应规模的平均上下界间隙，AST2表示按机组划分子问题对应规模的平均求解时间；GAP表示GUROBI求解对应规模的平均上下界间隙，AST表示GUROBI求解对应规模的平均求解时间；

从表4.1可以看出：

1. 当问题规模较小时，两种子问题划分方法所对应的LR算法均能在相对较短的时间内获得跟GUROBI求解器非常接近的近优解；
2. 当问题规模较大时，壳-重建后的模型使用GUROBI求解器在1800秒内不能求解，而两种子问题划分方法所对应的LR算法仍能对大部分算例在合理的时间内获得质量较高的近优解；
3. 针对所建钢铁企业氧气调度模型，对比两种子问题划分方式，按机组划分子问题能在更快的时间内获得质量较好的近优解，尤其在问题规模较大时，按机组划分子问题求解时间远小于按产品划分子问题。

针对两种子问题划分方式在求解时间与迭代次数上进行分析，发现按产品划分子问题时耦合约束过多，导致子问题规模仍较大，虽然按产品划分子问题求解时迭代次数较按机组划分子问题求解时小，但所用时间更长，甚至在规模足够大时难以在规定时间内求解。针对前文所建立的钢铁企业氧气系统调度模型，按机组划分子问题更适合所建模型。因此后续选择按机组划分子问题来对所建模型进行求解并优化。

按机组划分子问题时，本文使用动态规划算法(Dynamic Programming, DP)[54]解决规模较大、耗时较长的子问题。以空分机组为例，在空分机组子问题中，各台机组之间不存在耦合关系，因此多台空分机组的调度问题可以分别对单台机组求解。

由于存在最小开关机时间约束和状态切换约束，单台机组的调度问题属于多阶段决策问题。也就是在决策过程中，需要考虑系统在不同时间的状态，并且系统状态和决策会相互影响。根据机组开关机时间与状态的对应关系进行状态转移。状态转移示意图如图4.2所示：



图4.3 空分机组状态转移图

Fig. 4.3 The state transfer diagram of air separation units

1. 当机组在阶段开机时间大于等于时，则机组在阶段时可以继续保持开机状态或选择关机；
2. 当机组在阶段开机时间小于时，则机组在阶段时只能继续保持开机状态；
3. 当机组在阶段开机时间大于等于时，则机组在阶段时可以继续保持关机状态或选择开机；
4. 当机组在阶关机时间小于时，则机组在阶段时只能继续保持关机状态。

## 4.6 基于Q学习的拉格朗日松弛算法设计

### 4.4.1 Q学习优化步长系数初始值

在拉格朗日松弛算法求解时，计算步长时需要乘以步长系数，通常，步长系数初始值依靠经验选取[49-51]，但每次循环过程中步长的大小会直接影响到拉格朗日松弛算法GAP的振荡情况，不对步长系数初始值做任何处理时，对前文按机组划分子问题求解时的GAP曲线进行对比分析，对比图如图4.3和图4.4所示：

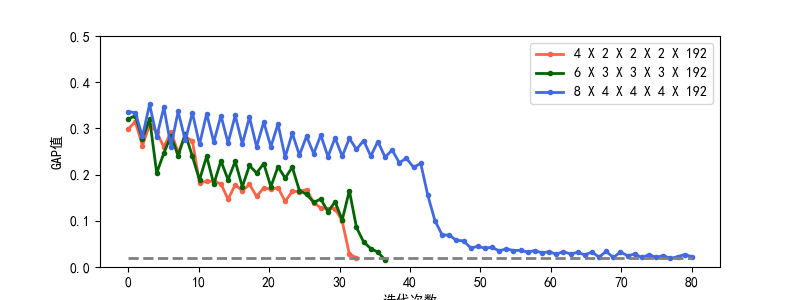


图4.4 同时间规模不同机组规模GAP曲线对比

Fig. 4.4 Comparison of GAP curves of different unit sizes at the same time scale

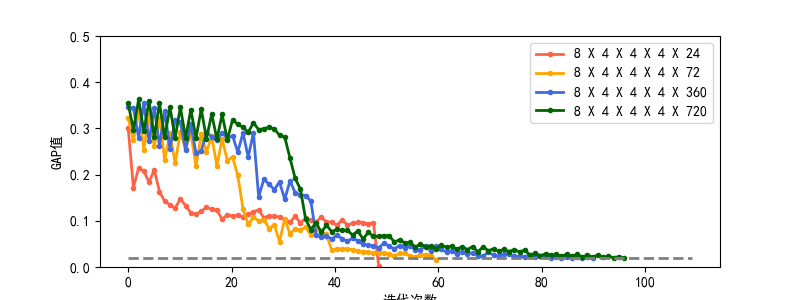


图4.5 同机组规模不同时间规模GAP曲线对比

Fig. 4.5 Comparison of GAP curve with unit size at different time scales

从图4.3和图4.4中可以发现，GAP曲线的振荡程度与迭代次数随时间规模与机组规模的增大而增大，加入步长系数初始值后，以规模4×2×2×2×192对GAP曲线的影响如下图所示：

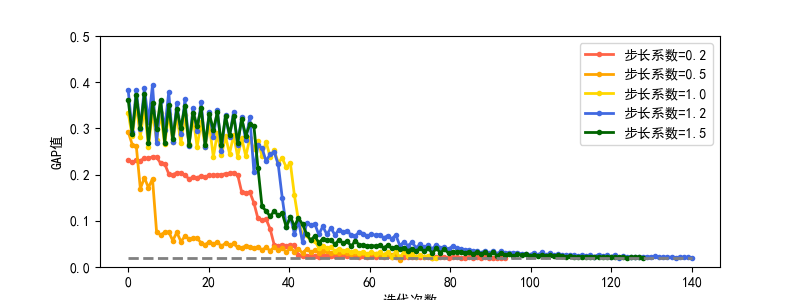


图4.6 不同步长系数下的GAP曲线对比

Fig. 4.6 GAP curve comparison under asynchronous long coefficient

从图中可以看出，对步长系数初始值的选取直接影响到拉格朗日松弛算法迭代的次数与振荡程度从而影响到拉格朗日松弛算法的求解速度与收敛速度，当步长系数过小时，拉格朗日松弛算法的GAP值变化幅度小从而导致GAP值到达最小上下界设定值的过程较慢，当步长系数过大时，拉格朗日松弛算法的GAP值变化幅度较大，振荡程度较剧烈从而导致GAP值的收敛速度较慢。因此当步长系数选取合适时，能够很好的优化拉格朗日松弛算法的求解速度与收敛速度。

拉格朗日松弛算法中，步长系数初始值直接影响算法的效果。本文采用Q学习算法来优化步长系数初始值，以提高算法的迭代次数和收敛速度，优化目标为第一次计算时的*GAP值*最小，伪代码如下图所示。

|  |  |
| --- | --- |
| |  | | --- | |  | |

图4.7 Q学习算法优化步长系数初始值伪代码

Fig. 4.7 Q learning algorithm to optimize the initial value of the step coefficient pseudo code

其中当前步长系数为状态，其中是学习率，是衰减度，是行为选择策略，针对不同问题规模，建立Q表，奖励函数为选取当前步长时的上下界间隙取倒数。

在使用拉格朗日松弛算法求解钢铁企业氧气系统优化调度最大化经济效益问题时，将较紧约束乘以拉格朗日乘子向量并松弛到目标函数中，可以得到对应的松弛问题，通过划分子问题求解松弛问题后得到原问题的上界，设计启发式算法对松弛问题的解进行修复来得到原问题的下界，通过上下界之间的间隙值来计算步长，在选取步长时利用Q学习对每次的步长进行优化，在每次迭代后调整当前的步长，在当前步长的基础上设计两个动作：当前步长增大10%与减小10%，奖励函数为步长改变后的上下界间隙值取倒数，在迭代过程中，通过Q学习来调整步长，加快拉格朗日松弛算法求解过程，以更快的达到最优求解，通过步长调整拉格朗日乘子向量以得到新的松弛问题并再次循环以上过程直到间隙值达到满意的范围内或超过最大迭代次数。迭代终止时，利用启发式修复后的解则为当前最小上下界间隙的最好近优解。

钢铁企业氧气系统优化调度问题利用基于Q学习的拉格朗日松弛算法的求解流程如图4.6所示：



图4.8 Q学习改进的拉格朗日松弛算法流程图

Fig. 4.8 Flowchart of Lagrangian relaxation algorithm improved by Q-learning.

### 4.4.2 Q学习优化步长系数数值实验

步骤1.初始化问题规模环境和算法参数(最大训练周期数，衰减度，即时奖励函数和评估矩阵Q)。

步骤2.随机选择一个初始状态，计算此时即时奖励函数是否为当前最大值。

步骤3.在当前状态的所有可能动作中随机选择一个动作，选择每一动作的概率相等。

步骤4.当前状态选取动作后到达状态。

步骤5.使用公式对Q矩阵进行更新。

步骤6.设置下一状态为当前状态，。若训练次数未达到最大训练次数，则转步骤3。

步骤7.算法达到最大训练次数时结束训练，此时得到训练完毕的收敛Q矩阵。

数值实验中，通过第三章中生成的样例检验基于Q学习优化的拉格朗日松弛算法的有效性。在Q学习优化的过程中，设定步长系数初始值的范围为0.1~2，并以当前问题规模下的拉格朗日松弛算法初次迭代上下界间隔值最小为优化目标与进行对比实验，统计结果并绘制成表格如下：

表4.2 LR算法与Q学习优化的LR算法比较

Table 4.2 Performance comparison of LR and Q-LR

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 问题规模  (M×N×W×T) |  | LR | | | | Q-LR | |  | AIR(%) | |
| AI | AST | | | AI | AST | AIR | ATR |
| 4×2×2×2×24 |  | 18 | | **2.28** |  | **5** | 4.61 |  | 83.33 | -102.11 |
| 4×2×2×2×72 |  | 24 | | **7.31** |  | **11** | 7.34 |  | 64.52 | -0.41 |
| 4×2×2×2×192 |  | 31 | | 21.59 |  | **23** | **17.02** |  | 29.03 | 21.16 |
| 4×2×2×2×360 |  | 43 | | 56.75 |  | **35** | **48.75** |  | 18.6 | 14.10 |
| 4×2×2×2×720 |  | 48 | | 94.97 |  | **44** | **86.54** |  | 18.33 | 8.88 |
| 4×2×2×2×1440 |  | 54 | | 198.3 |  | **47** | **177.95** |  | 12.96 | 10.26 |
| 4×2×2×2×2160 |  | 59 | | 429.44 |  | **55** | **414.20** |  | 6.78 | 3.55 |
| 4×2×2×2×2880 |  | 62 | | 614.09 |  | **59** | **607.75** |  | 4.84 | 1.03 |
| 4×2×2×2×3600 |  | 69 | | 709.44 |  | **60** | **654.29** |  | 13.04 | 7.77 |
| 6×3×3×3×24 |  | 26 | | **7.28** |  | **19** | 11.34 |  | 26.92 | -55.77 |
| 6×3×3×3×72 |  | 32 | | **24.64** |  | **27** | 28.61 |  | 15.63 | -16.11 |
| 6×3×3×3×192 |  | 38 | | **44.84** |  | **31** | 45.43 |  | 18.42 | -13.05 |
| 6×3×3×3×360 |  | 48 | | **68.28** |  | **40** | 68.80 |  | 16.67 | -0.77 |
| 6×3×3×3×720 |  | 51 | | 173.11 |  | **45** | **168.41** |  | 11.76 | 2.72 |
| 6×3×3×3×1440 |  | 69 | | 456.31 |  | **60** | **399.92** |  | 13.04 | 12.36 |
| 6×3×3×3×2160 |  | 73 | | 576.23 |  | **65** | **555.25** |  | 10.96 | 3.64 |
| 6×3×3×3×2880 |  | 76 | | 823.34 |  | **68** | **788.58** |  | 10.52 | 4.22 |
| 6×3×3×3×3600 |  | 84 | | 951.86 |  | **74** | **930.31** |  | 11.9 | 2.26 |
| 8×4×4×4×24 |  | 54 | | **17.45** |  | **40** | 18.09 |  | 25.93 | -3.67 |
| 8×4×4×4×72 |  | 64 | | 36.25 |  | **47** | **27.38** |  | 26.56 | 24.47 |
| 8×4×4×4×192 |  | 79 | | 53.36 |  | **58** | **41.96** |  | 26.58 | 21.36 |
| 8×4×4×4×360 |  | 88 | | 161.36 |  | **64** | **115.78** |  | 27.27 | 28.24 |
| 8×4×4×4×720 |  | 96 | | 361.34 |  | **71** | **281.57** |  | 26.04 | 22.08 |
| 8×4×4×4×1440 |  | 108 | | 719.08 |  | **82** | **610.77** |  | 23.15 | 15.06 |
| 8×4×4×4×2160 |  | 116 | | 914.5 |  | **95** | **759.50** |  | 18.75 | 16.94 |
| 8×4×4×4×2880 |  | 128 | | 1088.28 |  | **104** | **851.34** |  | 18.75 | 21.77 |
| 8×4×4×4×3600 |  | 146 | | 1572.02 |  | **127** | **1464.36** |  | 13.01 | 6.85 |
| AVE |  | 66.07 | | 377.17 |  | **53.56** | **340.22** |  | 18.93 | 9.80 |

注： AI表示对应规模的平均迭代次数。AST表示对应规模的平均迭代时间。AIR表示对应规模的平均迭代次数减少量。ATR表示对应规模的平均迭代时间减少量。

根据表4.2的数据可以得出，虽然在小规模算例下基于Q学习的拉格朗日松弛算法可以显著减少迭代次数，在小规模算例上因需要进行强化学习训练从而求解时间较传统算法较长，但在大规模算例上较传统算法其收敛速度显著提高。平均而言，可以减少18.93%的迭代次数和9.80%的迭代时间。选择表4.2中的任意一个实验数据，绘制上下界间隙曲线如图4.4所示。

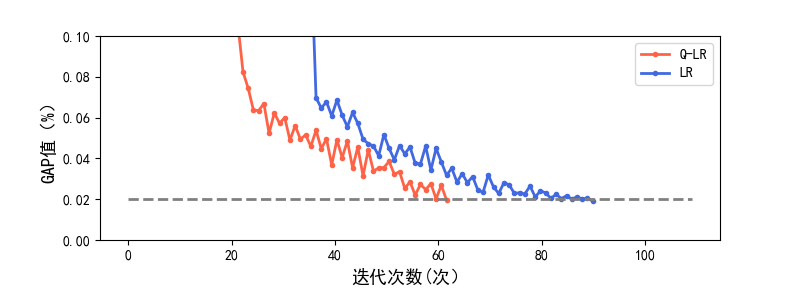


图4.9 对偶间隙下降曲线

Fig. 4.9 Dual gap descent curve

从图4.4可见，通过Q学习优化选择初始步长系数，能够有效加快算法间隙值下降法次数从而减少其迭代次数，此外由于迭代次数的减小，大规模问题下求解时间也有所提升。

## 4.7 本章小结

本章研究并探讨了GUROBI在解决大规模氧气系统优化调度问题时存在的局限性。针对其问题进行分析并提取其机组组合问题特征，针对此特征采用拉格朗日松弛算法进行近优求解，针对算法提出了两种不同的子问题划分方式，并进行了对比实验。实验结果显示，按机组划分子问题优于按产品划分子问题，并且能够在较短时间内求解。此外，使用Q学习优化初始步长系数选取，能够有效减小算法迭代次数从而提升算法收敛速度，与GUROBI对比，本章提出的方法在解决大规模氧气系统优化调度问题方面具有一定的优势。

# 第5章 钢铁企业氧气能源工业软件开发及可视仿真

本章以钢铁企业针对氧气能源解析与优化调度为背景，结合前三章提出的氧气预测模型与氧气调度数学模型，设计并开发了某钢铁企业能源管理系统中的氧气能源系统。该系统基于企业集散控制系统提供的实际生产数据，包括对当前氧气生产状况的实时监测，各个氧气设备的氧气生产与消耗的历史数据查询，所选计划期内氧气用户氧气需求量预测，所选计划期内调度氧气发生设备的生产计划以对企业内氧气调度人员提供指导等功能。结合钢铁企业氧气生产实际图形化展示设备与用户间供需关系。

## 5.1 工业软件架构设计及业务流程分析

### 5.1.1 工业软件架构设计

针对钢铁企业氧气系统调度问题开发了某钢铁企业能源管理系统中的氧气系统。该系统可对所选计划期内各氧气用户的氧气需求量进行处理与分析后，利用系统内部嵌入的预测模型与调度模型预测氧气需求量，根据预测出的氧气需求量给出各生产设备的调度计划并图形化展示从而为企业调度相关人员决策提供依据。

本软件采用B/S(Browser/Server)架构进行设计搭建。系统开发分为前端界面与后端服务器开发两部分，其中使用可视化工具设计图表前端界面并使用Vue框架进行项目搭建，其中的界面使用DataV等图表设计工具绘制。服务器端使用Springboot + Mybatis + Mysql搭建后端框架，PI实时数据库与MySQL关系型数据库作为数据持久层，提供数据的转储、同步、读写等服务。服务层则提供实时监测、历史值查询、需氧量预测、氧气系统优化调度等功能。采用Ajax方法实现前后端数据交互，并使用Git仓库进行项目管理，如图5.1所示：



图5.1 钢铁企业氧气能源工业软件架构示意图

Fig. 5.1 Steel enterprise oxygen energy industry software architecture diagram

### 5.1.2 工业软件业务流程分析

钢铁企业的氧气能源和软件业务流程如下图所示。在工业实际生产中，转炉炼钢需氧量通过流量计等设备采集，并存储在实时数据库中，同时，历史氧气生产调度计划数据录入关系型数据库中以支持氧气预测和调度模型。



图5.2 钢铁企业氧气能源工业软件业务流程图

Fig. 5.2 Steel company oxygen energy industrial software business process diagram

在氧气管网监测界面，用户可以以图片和表格的形式实时查看氧气用户的耗氧量和生产设备的氧气生产量。历史查询界面可以选择查询的历史数据，系统会从数据库中读取相应的氧气生产和消耗数据，并以折线图、表格和占比图的形式呈现给用户。在氧气预测界面，用户可以选择预测时长，系统会通过读取历史需氧量并经过模型预测存储在关系型数据库作为氧气调度算法的数据支撑，同时将预测时间内各时刻的需氧量以折线图和表格的形式呈现给用户。在氧气平衡界面，用户可以选择调度周期，系统会读取所需数据，作为调度模型参数输入，通过运算求解所选周期内各机组的启停状态和产品产量并以表格的形式呈现给用户。

## 5.2 工业软件界面功能设计

系统中主要包含的界面如下：

1. 管网实时监测界面

氧气管网实时监测功能可以实时获取氧气管网的工作状态，从而有效地保障氧气管网的安全运行和高效运行，提高氧气管网系统的可靠性。可通过该界面显示同一时间区间内不同用户的实时数据，便于调度人员发现问题和定位问题。该界面包括查看当前转炉炼钢耗氧量实时曲线、查看当前炼钢计划表、查看当前氧气管网重要指标、氧气总发生量与消耗量对比以及各用户耗氧量占比等功能，如图5.3所示：



图5.3 管网监测界面功能

Fig. 5.3 Pipe network monitoring interface function

1. 历史查询界面

提供历史值查询和对比分析功能。可以在该界面查找和追踪钢铁企业氧气相关的历史数据，从而更好地了解氧气的产消情况，该模块显示同一时间区间内不同用户的历史数据，便于调度人员发现问题和定位问题。该界面包括查询所选设备历史耗氧量并以曲线和表格的形式展现，查询所选历史时段内重要指标、氧气总发生量与消耗量对比以及各用户耗氧量占比等功能，如图5.4所示：



图5.4 历史查询界面功能

Fig. 5.4 History query interface function

1. 氧气预测界面

基于历史数据，计算和显示所选预测时段内各用户的氧气需求量数据。数据粒度为分钟。该模块位于模型层。能够根据用户需求有效估计出对应时间内的转炉量需氧量。氧气预测界面的功能主要包括单台转炉用氧量预测、总用氧量预测、各用户用氧占比预测和各类用户用氧占比预测，如图5.5所示：



图5.5 氧气预测界面功能

Fig. 5.5 Oxygen prediction interface function

1. 氧气平衡界面

氧气平衡调度界面可以实现对氧气能源的调度功能，可以有效地管理氧气能源的使用，有助于提高氧气利用效率，减少浪费。它可以根据氧气预测结果及时调整氧气生产。通过综合考虑生产机组性能约束及用户用氧需求约束，以表格的形式呈现给用户调度结果。氧气平衡界面的功能主要包括氧气平衡优化、平衡优化结果分析、氧气发生量与放散量查看、各设备发生量占比、各用户消耗量占比，如图5.6所示：



图5.6 氧气平衡界面功能

Fig. 5.6 Oxygen balance interface function

工业软件设计中采用的主要基于模块化编程思想：为了实现工业软件的代码解耦，在设计开发工业软件时采用模块化的编程思想，根据前后端分离的思想，将其分为前端和后端两部分。

前端部分采用Vue框架，结合CSS样式，通过DataV和ECharts等工具绘制图表，以提供良好的用户界面体验。后端开发采用分层设计思想，可以分为三个部分：服务层、模型层和持久层。服务层的职责是将模型层提供的数据封装成实体对象，并提供给前端接口。模型层则负责执行算法计算功能，并将结果返回给服务层。持久层则负责提供数据接口以及管理关系型数据库的增删改查。

工业软件同时采用图形化界面和交互方式，以折线图、表格等形式呈现历史查询、调度和预测结果，并提供相关的统计信息，以便调度人员分析和做出决策。

## 5.3 数据库设计

本系统在数据库选择方面选择MySQL数据库，以满足系统的可扩展性与可调整性。MySQL是目前最受欢迎的关系型数据库管理系统之一，是一种开源的关系型数据库管理系统，具有高性能、可扩展性、安全性、稳定性和易用性的优点。此外，使用SQL语言作为其常用的标准化语言。

此外，为了避免使用连接语句读取数据与创建中间表或视图，所有数据表中均需添加主键并尽可能符合第三范式。此外，可以适当在数据表中加入冗余字段以提高读取效率。

## 5.4 工业软件功能实现

本工业软件整体架构为B/S(Browser/Server)架构，系统开发分为前端界面与后端服务器开发两部分，其中使用可视化工具设计图表前端界面并使用Vue框架进行项目搭建，其中的界面使用DataV等图表设计工具绘制。服务器端使用 Springboot + Mybatis + Mysql 搭建后端框架。系统开发过程中，Vue、CSS和JavaScript语言用于编写前端界面，Java语言用于开发服务层和数据访问层。同时为了让能源管理人员更方便使用，人机交互界面的设计遵循以下几个原则：

1. 界面操作简洁明了，主要以图形化形式呈现，尽量减少表格形式呈现；
2. 提供灵活的交互，尽量选择点击填充控件；
3. 保持界面一致性，减少用户学习和适应的时间；
4. 减少对短期记忆的要求。系统在使用过程中，不让用户记忆大量的内容。

为了确保氧气能源工业软件后端程序的稳定性以及后期维护和功能扩展的便利性，在系统后端开发时应当遵循以下原则：

1. 模块化原则：将一个复杂的系统按功能划分为多个模块，每个模块之间有一定的联系，但又各自独立；
2. 松耦合原则：系统中各个模块之间应当尽量松耦合，即每个模块尽量独立，不受其他模块的影响；
3. 重用原则：尽量复用已有的代码，避免重复开发；
4. 在编写代码时遵循命名规范并添加必要的注释；

本系统项目使用分布式版本控制系统Git进行仓库管理，Git用于管理由文本文件或二进制文件组成的仓库，可以记录文件的历史变更，提供多人协作开发的解决方案，也可以作为私有仓库来保存项目的状态。系统运行后生成指定端口，通过端口进入系统后，用户可以通过顶端的子界面按钮进入相应界面。

### 5.4.1 系统主界面

工业软件的主界面被设计用于显示软件的所有功能模块。用户可以通过点击系统按钮进入氧气能源系统，并使用界面上的切换按钮快速切换模块。



图5.7 系统主界面

Fig. 5.7 System main interface

### 5.4.2 管网监测界面

管网界面可以实时获取氧气管网的工作状态，可对管网系统的运行状况进行实时监测和维护，它能够帮助管理者对管网系统进行有效监控，检测出管网中存在的问题，并能够及时采取有效措施，从而有效提高管网的安全性和可靠性。通过该界面可显示同一时间区间内不同用户的实时数据，便于调度人员发现问题和定位问题。



图5.8 氧气管网监测界面

Fig. 5.8 Oxygen network monitoring interface

### 5.4.3 历史查询界面

历史查询界面提供历史值查询和对比分析功能。可以在该界面查找和追踪钢铁企业氧气相关的历史数据，从而更好地了解氧气的产消情况，该模块显示同一时间区间内不同用户的历史数据，便于调度人员发现问题和定位问题。



图5.9 历史查询界面

Fig. 5.9 History query interface

### 5.4.4 氧气预测界面

氧气预测界面可以根据用户需求对所选未来一段时间的转炉炼钢需氧量进行预测，可对管网系统未来一段时间的运行状况进行预测估计，预测结果以图形结合的方式呈现给用户，为调度人员提供数据参考。



图5.10 氧气预测界面

Fig. 5.10 Oxygen forecasting interface

### 5.4.5 平衡优化界面

平衡优化界面可以根据用户需求对未来一段时间的生产设备进行调度，通过第四章提出的算法与第三章的数学模型能够为调度人员调度提供合理的建议，根据生产的需要和产能规模，合理规划氧气供应量，确保氧气的稳定供应。



图5.11 氧气平衡界面

Fig. 5.11 Oxygen schedule interface

## 5.5 氧气系统可视仿真

随着可视化技术的飞速发展，应用3D图形来展示数据，可使数据更加生动形象。数据可视化将数据分析和图形技术相结合，以便有效地解读和传达分析结果信息。为了使非专业人员能够更好地理解图形化界面所呈现的意义，本节利用Unity3D对氧气系统的生产流程进行了详细展示。

利用3ds Max 2021建模软件，结合氧气制备的工艺流程，完成氧气系统的氧气生产、氧气存储及传输、氧气消耗三个部分可视化建模与对天空、地形、道路、厂房等环境的建模以及可视化交互界面效果的建模。根据钢铁企业氧气实际系统划分，可视化建模方面可以分为以下三部分：

1. 氧气生产过程

其中，氧气生产部分实现空分机组中设备的建模和空气分离过程的建模。包括四台空气分离设备及两台液化器，两台气化器设备进行建模，同时考虑实际生产情况并在外观上进行优化。

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
| 空分机组模型 | 气化器模型 |
|  |  |
| 液化器模型 |  |

图5.12 氧气生产机组模型

Fig. 5.12 3D model of Oxygen production units

1. 氧气存储及传输过程

氧气存储及传输部分实现氧气储罐、液氧储槽、管线等设备建模，重点突出管道内气体流动的效果。对不同的氧气传输管道使用不同的颜色加以区分，并进行半透明化处理，内部嵌入绘制气体流动效果组件以模拟气体与液体流动效果，其中气态氧气以浅蓝色为主色，液态氧气以蓝色为主色。在搭建的氧气系统可视化模型中，通过绘制气态与液态氧气的流动效果及方向等能够清晰度描绘出这一生产情况。

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
| 氧气球罐模型 | 液氧储槽模型 |
|  |  |
| 氧气传输管网模型 | 液氧传输管道模型 |

图5.13 氧气存储及传输模型

Fig. 5.13 3D model of Oxygen storage and transmission

1. 氧气消耗过程

氧气消耗部分对高炉和转炉两类设备进行建模。

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
| 转炉模型 | 高炉模型 |
|  |  |
| 氧气传输管网模型 | 液氧传输管道模型 |

图5.14 氧气用户模型

Fig. 5.14 3D model of Oxygen users

1. 氧气系统工艺流程整合

如图5.14，整合氧气生产、存储、传输和消耗设备，并利用可视化技术展示钢铁企业冶炼过程中氧气从生产到消耗的全部流程。清晰明了、直观透彻地展示钢铁企业氧气系统，使其更易于理解。



图5.15 氧气系统可视化全景图

Fig. 5.15 Visual panorama of oxygen system

同时利用数字技术针对氧气系统生产情况绘制可视化窗口，通过窗口可以查看氧气系统生产数据，包括用户消耗氧气量，氧气消耗曲线等。

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
| 转炉氧气消耗界面 | 转炉炼钢计划界面 |
|  |  |
| 氧气发生消耗对比界面 | 各氧气用户耗氧界面 |

图5.16 氧气系统界面示意图

Fig. 5.16 Diagram of oxygen system interface

## 5.6 本章小结

本章以钢铁企业氧气系统实际生产为背景，结合钢铁企业生产的实际需求设计并开发了一款氧气能源工业软件，该软件由实时监测、历史值查询、氧气预测和平衡优化四个子界面，通过结合前文所提出的预测模型与优化调度模型以满足氧气系统数据从监测、历史查询、预测到调度方案提供的需求。同时采取前后端分离的开发模式以便系统更新。此外，还对钢铁企业氧气系统进行了可视化仿真，在直观清晰的展示氧气系统工业流程的同时设计了交互界面便于用户实时查看氧气系统各项数据。

# 第6章 总结与展望

本文以钢铁企业氧气能源生产为背景，对氧气解析与优化调度问题进行研究。对于转炉炼钢过程用氧需求预测问题，设计了基于时间卷积网络时间序列预测模型；对于钢铁企业氧气系统优化调度问题，建立了析取规划模型并利用两种重建模方法对模型重建，再对重建后的模型利用拉格朗日松弛算法进行求解。并采用Q学习对拉格朗日松弛算法步长进行优化改进。最后，基于氧气系统的解析与优化调度，设计开发了钢铁企业氧气能源工业软件，并可视化仿真氧气系统。以下是本文研究的成果和结论概述：

1) 以钢铁企业实际生产工艺为背景，对转炉炼钢需氧量预测问题进行研究。针对转炉炼钢用氧间隙性特点采用时间卷积神经网络预测模型能够对转炉炼钢氧气需求量量进行预测。利用钢铁企业实际生产数据对模型进行训练，实验证明模型能够较为准确的预测转炉炼钢用氧需求量。同时采用BOHB算法优化模型的超参数选择。实验结果显示，基于BOHB的TCN氧气预测模型在单炉预测实验中能够较基于BOHB的LSTM氧气预测模型平均提高7.21%的预测精度。同时在多炉预测实验中，通过采用BOHB算法进行优化，TCN氧气需求预测模型的平均预测精度达到86.99%，比普通的TCN模型高出2.90%。

2) 基于前述预测模型得到的用氧量解析结果，结合氧气能源实际生产工业，建立包含两类产品三类机组的析取规划模型，对各时段各机组的运行状态及对应的产品产消量进行调度求解从而最大化经济效益。针对所建立的析取规划模型，利用大M法与壳-重建法重建模型。通过使用GUROBI求解器对小规模算例进行对比实验，验证了重建后的模型的正确性。同时，实验结果显示，相较于大M重建法，壳-重建方法在本文所建模型中表现更加优越。

3) 对重建后的模型进行分析并提取其机组组合问题特征，采用了拉格朗日松弛算法来解决GUROBI求解器在大规模问题上的局限性。针对两类产品三类机组设计两种不同的子问题划分方式，针对两类不同的子问题划分方法进行对比实验。实验表明，针对本文所建氧气调度模型，划分子问题方式中，按机组划分明显优于按产品划分。在按机组划分子问题的基础上，分析步长系数初始值对求解的影响并使用Q学习对步长系数的选取进行改进，实验结果显示基于Q学习的拉格朗日松弛算法能够有效减小求解大规模问题时的迭代次数与求解时间，能够平均减少18.93%的迭代次数与9.8%的迭代时间。

4) 结合氧气预测和优化调度算法，研发了一款钢铁企业氧气能源工业软件。该软件由管网监测、历史查询、氧气预测和平衡优化四个子界面构成，可以帮助调度人员快速定位系统问题并提供预测功能和调度方案建议供调度人员参考。此外，对氧气系统进行了可视化仿真，动态仿真呈现氧气从生产到使用的整个工艺流程。同时，该系统采用图形化交互界面，为调度人员提供清晰的生产视图，为钢铁企业的智能化和元宇宙奠定了基础。

综上所述，本文研究了解析与优化调度在钢铁企业氧气系统中的应用，首先，对预测问题进行特征分析，并采用改进时间卷积氧气预测模型较为准确地预测转炉需氧量，为优化氧气调度提供了可靠的数据支持；建立了氧气调度广义析取规划模型，并利用大M法与壳-重建法对广义析取规划模型进行重建模对比试验。针对拉格朗日松弛算法求解重建后的模型，设计了按机组划分与按产品划分两种子问题划分方式并进行了对比实验并在按机组划分子问题的基础上，分析步长系数初始值对求解的影响并使用Q学习对步长系数的选取进行改进。对氧气能源工业软件进行了设计和开发，并利用可视化仿真展示氧气系统。以下是对未来研究的一些展望：

1. 对氧气需求侧用户的氧气需求量同时进行预测，同时加入转炉开关机历史信息从而为氧气预测提供更准确的参考；
2. 在氧气调度问题研究中，针对拉格朗日松弛算法求解进行更深入的改进，增加其可移植性；
3. 在氧气能源工业软件中针对用户最需要的信息进行重点突出，同时提供调度建议及手动调度后的氧气发生消耗量、放散量以及存储量的变化情况。

# 参考文献

1. 井然. 以节能提效为引领 推动 “十四五” 低碳转型[J]. **中国电力企业管理**，2020 (13)：15-19.
2. 邵睿. 降低氧气厂氧气放散率的研究[J]，**武钢技术**，2015, 53(05)：23-27.
3. Cortes C, Vapnik V. Support-vector networks [J]. *Machine learning*, 1995, 20(3): 273-297.
4. 金国忠. 降低氧气放散率 提高经济运行水平[J]. **南钢科技与管理**，2011(02)：12-14.
5. Liu Z, Zhong Z, Kaitian Z, et al. Prediction Model of Converter Oxygen Consumption Based on Recursive Classification and Feature Selection [C]. *Energy Technology 2021: Carbon Dioxide Management and Other Technologies*. Springer International Publishing, 2021: 95-110.
6. Wang D, Bao Y, Gao F, et al. Hybrid model for predicting oxygen consumption in BOF steelmaking process based on cluster analysis [J]. *steel research international*, 2023, 94(1): 2200595.
7. Fei H, Xianyi C, Zhenghai Z. Prediction of oxygen-blowing volume in BOF steelmaking process based on BP neural network and incremental learning [J]. *High Temperature Materials and Processes*, 2022, 41(1): 403-416.
8. 龚帅宾. 基于LS-SVM的Q学习算法求解钢铁企业大规模能源预测问题的研究[D]. 沈阳：东北大学，2014.
9. Jiang S L, Shen X, Zheng Z. Gaussian process-based hybrid model for predicting oxygen consumption in the converter steelmaking process [J]. *Processes*, 2019, 7(6): 352.
10. Wang Z, Bao Y, Gu C. Convolutional Neural Network‐Based Method for Predicting Oxygen Content at the End Point of Converter [J]. *steel research international*, 2023, 94(1): 2200342.
11. Wen D, Zhu Y. Research on Prediction of Oxygen Consumption in Converter Steelmaking Based on IGWO-SVM Model [C]. *Journal of Physics: Conference Series. IOP Publishing*, 2021, 2010(1): 012138.
12. Hochreiter S, Schmidhuber J. Long short-term memory [J]. *Neural computation*, 1997, 9(8): 1735-1780.
13. Cho K, Van Merriënboer B, Gulcehre C, et al. Learning phrase representations using RNN encoder-decoder for statistical machine translation [J]. *Computation and Language*, 2014:1724-1734.
14. LeCun Y, Bottou L, Bengio Y, & Haffner P. Gradient-based learning applied to document recognition [J]. *Proceedings of the IEEE*, 1998:86(11), 2278-2323.
15. Yu, Fisher, and Vladlen Koltun. Multi-scale context aggregation by dilated convolutions [J]. *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2016.
16. Lea C, Vidal R, Reiter A, et al. Temporal convolutional networks: A unified approach to action segmentation [C]. *Computer Vision–ECCV 2016 Workshops: Amsterdam, The Netherlands, October 8-10 and 15-16, 2016, Proceedings, Part III 14.* Springer International Publishing, 2016: 47-54.
17. Lea C, Flynn M D, Vidal R, et al. Temporal convolutional networks for action segmentation and detection [C]. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2017: 156-165.
18. Yan J, Mu L, Wang L, et al. Temporal convolutional networks for the advance prediction of ENSO [J]. *Scientific reports*, 2020, 10(1): 1-15.
19. Taylor S J, Letham B. Forecasting at scale [J]. *The American Statistician*, 2018, 72(1): 37-45.
20. Salinas D, Flunkert V, Gasthaus J, et al. DeepAR: Probabilistic forecasting with autoregressive recurrent networks [J]. *International Journal of Forecasting*, 2020, 36(3): 1181-1191.
21. Balas E. Disjunctive programming [M]. Springer, 2018.
22. Raman R, Grossmann I E. Modelling and computational techniques for logic based integer programming [J]. *Computers & Chemical Engineering*, 1994, 18(7): 563-578.
23. Sawaya N, Grossmann I E. A hierarchy of relaxations for linear generalized disjunctive programming [J]. *European Journal of Operational Research*, 2012,216(1): 70-82.
24. Hooker J. Logic-based methods for optimization: combining optimization and constraint satisfaction [M]. John Wiley & Sons, 2011.
25. Castro P M, Grossmann I E. Generalized disjunctive programming as a systematic modeling framework to derive scheduling formulations [J]. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2012, 51(16): 5781-5792.
26. Nemhauser G L, Wolsey L A. Integer and combinatorial optimization [M]. Integer andcombinatorial optimization /. Wiley, 1988:177-178.
27. Bettayeb B, Kacem I, Adjallah K H. An improved branch-and-bound algorithm to minimize the weighted flowtime on identical parallel machines with family setup times [J]. *Journal of Systems Science and Systems Engineering*, 2008, 17(4):446-459.
28. Fisher M L. The Lagrangian relaxation method for solving integer programming problems [J]. *Management science*, 1981, 27(1): 1-18.
29. 张炀，祝宇翔，李江南，钟雨芯，毛文照，李展.基于模糊逻辑拉格朗日松弛选择法的机组组合调度模型[J]. **电气应用**，2020，39(12):99-103.
30. Zhongyang Han et al. A two-stage method for predicting and scheduling energy in an oxygen/nitrogen system of the steel industry [J]. *Control Engineering Practice*, 2016, 52 : 35-45.
31. 陈聪. 钢铁企业氧气管网的平衡与调度研究[D]. 杭州：浙江大学，2013.
32. 张小雷. 钢铁企业能源配置计划问题研究[D]. 沈阳：东北大学，2012.
33. Zhou, Dazhou, Kai Zhou, Lingyu Zhu, Jun Zhao, Zuhua Xu, Zhijiang Shao and Xi Chen. Optimal scheduling of multiple sets of air separation units with frequent load-change operation [J]. *Separation and Purification Technology*, 2017.172: 178-191..
34. 毛坤. Lagrange松弛水平优化方法及其在炼钢—连铸生产调度问题中的应用研究[D]. 沈阳：东北大学，2014.
35. 陈光. 钢铁企业能源模型及其氧气系统动态仿真[D]．沈阳：东北大学，2002．
36. 杨自厚，李宝泽，于永江. 微机辅助氧气生产的计划调度[J], **冶金自动化**，1987(05)：22-25.
37. Duchi J, Hazan E, Singer Y. Adaptive subgradient methods for online learning and stochastic optimization [J]. *Journal of machine learning research*, 2011, 12(7).
38. Tieleman T, Hinton G. Divide the gradient by a running average of its recent magnitude. coursera: Neural networks for machine learning [J]. *Technical report*, 2017.
39. Hutter F, Hoos H H, Leyton-Brown K. Sequential model-based optimization for general algorithm configuration [C]. *Learning and Intelligent Optimization: 5th International Conference*, LION 5, Rome, Italy, January 17-21, 2011. Selected Papers 5. Springer Berlin Heidelberg, 2011: 507-523.
40. Bergstra, J., Bardenet, R., Bengio, Y., Kégl, B.. Algorithms for hyper-parameter optimization [C]. *Proceedings of the 24th International Conference on Neural Information Processing Systems*, Granada, Spain, 2011:2546-2554.
41. Hutter F, Kotthoff L, Vanschoren J. Automated machine learning: methods, systems, challenges [M]. Springer Nature, 2019.
42. Djallel B, Irina R. A survey on practical applications of multi-armed and contextual bandits [J]. *arXiv preprint arXiv*:1904.10040, 2019.
43. Jamieson K, Talwalkar A. Non-stochastic best arm identification and hyperparameter optimization [C]. *Artificial intelligence and statistics*. PMLR, 2016: 240-248.
44. Li L, Jamieson K, DeSalvo G, et al. Hyperband: A novel bandit-based approach to hyperparameter optimization [J]. *The Journal of Machine Learning Research*, 2017, 18(1): 6765-6816.
45. Falkner S, Klein A, Hutter F. BOHB: Robust and efficient hyperparameter optimization at scale [C]. *International Conference on Machine Learning*. PMLR, 2018: 1437-1446.
46. Dash S, Kalagnanam J, Reddy C, Song S H. Production design for plate products in the steel industry [J]. *IBM Journal of Research and Development*, 2007, 51(3.4): 345-362.
47. Wolsey L A, Nemhauser G L. Integer and combinatorial optimization [M]. Chichester: John Wiley & Sons Ltd., 2014.
48. Clocksin W F, Mellish C S. Programming in Prolog [M]. New York: Springer, 1981.
49. Williams H P. Model building in mathematical programming [M]. Chichester: John Wiley & Sons Ltd., 2013.
50. Biegler L T, Grossmann I E, Westerberg A W. Systematic Methods of Chemical Process Design [M]. New Jersey: Prentice-Hall International, Inc., 1997.
51. 何小宇. 基于改进拉格朗日松弛法的机组组合优化方法[D]. 北京：华北电力大学，2010.
52. 张炀. 基于模糊逻辑拉格朗日松弛选择法的机组组合调度模型[J]. **电气应用**，2020，(12)：99-103.
53. 郎劲. 能源机组批调度建模及 Lagrangian 松弛优化方法[D]. 沈阳：东北大学，2016.
54. Bellman, R.. Dynamic programming [J], *Science*, 1966, 153(3731): 34-37.
55. 毛坤. Lagrange松弛水平优化方法及其在炼钢—连铸生产调度问题中的应用研究[D]. 沈阳：东北大学，2014.
56. 许文涛. 钢铁企业氧气系统数据解析与优化调度问题研究[D]. 沈阳：东北大学，2022.
57. 刘洪屾. 基于数据解析的能源供需协调优化[D], 沈阳: 东北大学, 2019.

# 致 谢