

# 基于数据驱动的供热系统优化调控研究

温焱明,熊 波,牛火平,李祥麟,何树华

(中山嘉明电力有限公司,广东 中山 528451)

**摘要:**针对传统供热系统运行过程中调节方式简单造成能源浪费等情况,基于系统运行数据构建了以输配能耗最小为目的的机器学习调控模型,提出一种基于数据驱动的供热系统优化调控方法。通过机器学习建立了单元阀门调控模型、短期热负荷预测模型和换热站流量调控模型,对各模型进行研究分析,得到最优模型参数组合。对优化前后的运行数据进行实验对比,结果表明:在供热量不变的情况下,优化后平均循环流量和泵耗明显降低,泵耗的节能率达到 38%,具有良好的节能效果。

**关键词:**供热系统;机器学习;数据驱动;优化调控;节能

**中图分类号:**TU995

**文章编号:**1000-0682(2024)02-0049-05

**文献标识码:**A

**DOI:**10.19950/j.cnki.CN61-1121/TH.2024.02.009

## Research on data-driven optimization and regulation of heating systems

WEN Yanming, XIONG Bo, NIU Huoping, LI Xianglin, HE Shuhua

(Zhongshan Jiaming Electric Power Co., Ltd., Guangdong Zhongshan 528451, China)

**Abstract:** In view of the situation that the simple regulation method in the operation of traditional heating system causes energy waste, a machine learning regulation model aiming at minimizing the energy consumption of transmission and distribution is constructed based on the system operation data, and a data driven optimization regulation method for heating system is proposed. A unit valve control model, short-term heat load prediction model, and heat exchange station flow control model were established through machine learning. The optimal model parameter combination was obtained through research and analysis of each model. Through experimental comparison of operational data before and after optimization, the results show that: under the condition of constant heat supply, the average circulating flow rate and pump consumption after optimization are significantly reduced, and the energy-saving rate of pump consumption reaches 38%, which has a good energy-saving effect.

**Keywords:** heating system; machine learning; data driven; optimize regulation; energy conservation

## 0 引言

近年来,随机技术的不断发展,供热行业也发生着智能变化,精细化调控应运而生,但同时对供热运行设备提出了更高的要求<sup>[1-3]</sup>。传统的供热调控主要根据人工经验,但面对数据量不断增加,传统调控方法无法实现精细化调控,因此,借助数据驱动的优化调控方法急需建立和应用<sup>[4-6]</sup>。

供热系统运行过程中,会产生大量的在线和离

线数据,根据数据信息,利用机器学习可建立调控模型,稳定状态下运行调控相对成熟,利用机器学习的算法能根据负荷需求调节运行参数实现按需供热,但供热系统运行比较复杂时,机器学习会发生过拟合的情况,因此,保证模型的准确性和稳定性是需要解决的难题<sup>[7-10]</sup>。

针对供热系统的历史运行数据提出一种优化调控方法,通过监视最不利用户的运行状况,为管网当前的最小运行流量的动态调控方式的研发提供理论基础和计算依据,进而指导供暖企业进一步节能减排,提高用户的舒适度,从而推动节能事业的发展。最后,根据供热系统运行数据验证优化调控方法,对比常规运行方式,结果表明:在供热量不变的情况

收稿日期:2023-10-13

第一作者:温焱明(1983—),男,广东普宁人,硕士,高级工程师,研究方向为仪器仪表控制工程。E-mail:zaq12131415@126.com

下,优化调控后平均循环流量明显降低,泵耗的节能率达到 38%,具有良好的节能效果。

## 1 基于数据驱动的供热系统优化方法

该文以二次网供热系统为研究对象,从单元阀

门调控、热负荷调控和流量调控 3 部分进行分析。在满足用户室内温度的同时,通过优化调控来实现节能。针对供热系统的调控过程,训练 3 种模型,各模型功能如表 1 所示。

表 1 各模型功能

模型名称	功能	目标	输出
单元阀门调控模型	单元按需取热	单元室内平均温度	单元阀门开度
热负荷调控模型	预测用户侧热负荷	热用户平均温度	供热量
流量调控模型	合理分配热量	系统运行状态	系统循环流量

### 1.1 单元阀门调控模型设计

单元阀门调控模型是把单元阀门作为控制体,经过一个调控周期后,得到单元用户室内温度,调控过程如图 1 所示。

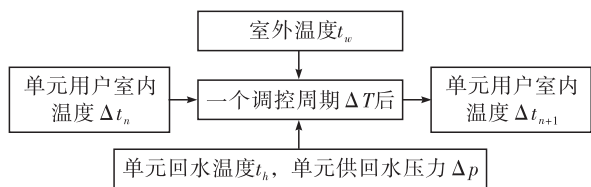


图 1 调控过程

单元阀门调控模型的输入量包括室外温度、天气情况(晴天等)、室内平均温度、调控后用户室内温度、单元回水温度、单元入口压差;模拟输出量为单元阀门开度。

### 1.2 短期热负荷预测模型设计

研究负荷预测的决定性因素主要有供水流量、供水温度、单元回水温度、压差及室内外温度等。热负荷的主要来源如下:

$$q_1 = KF(t_n - t_w)\alpha \quad (1)$$

$$q_2 = 0.278(t_n - t_w)V\rho_w c_p \quad (2)$$

$$q_3 = 0.278(t_n - t_w)V_w\rho_w c_p \quad (3)$$

式中: $q_1$ 为结构耗热量; $q_2$ 为冷风渗透耗热量; $q_3$ 为冷风侵入耗热量; $K$ 为结构传热系数; $F$ 为结构面积; $t_n$ 为室内温度; $t_w$ 为室外温度。

由式(1)~式(3)可知,耗热量与室内外温度差成正比,热负荷的大小主要取决于室内外温度。因此,短期热负荷预测模型的输入量包含供水流量、回水流量、供水压力、回水压力、室内温度、室外温度、天气情况等。模型输出量为换热站短期热负荷。

### 1.3 换热站循环流程调控模型设计

换热站循环流程调控是改变二次管网的循环流量,应对热负荷的变化。换热站循环流程调控模型是把管网作为控制体,经过一个调控动作后,得到调控动作后管网温差,调控原理如图 2 所示。

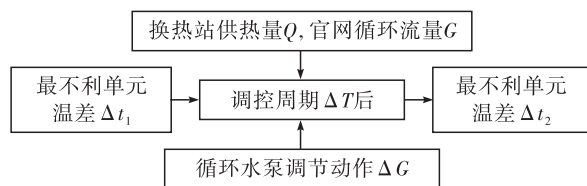


图 2 调控原理

换热站循环流程调控模型的输入量包含循环流量、供热量、当前温度失调度、调控后的温度失调度等。模型输出量为循环流量变化量。

## 2 基于机器学习的调控模型建立

### 2.1 数据处理

为保证建立模型的准确性,选取某换热站 2022 年 12 月 16 日 14 点 0 分到 2022 年 12 月 20 日 0 点的供热运行数据用于建模。因运行数据因错误会存在误差,该部分数据无法使用,使用 Z - Score 方法判断异常数据<sup>[11]</sup>,判断步骤为:

(1)选取数据  $x_1, x_2, \dots, x_n$ ;

(2)通过式(4)计算每个数据的 Z - score 得分;

$$Z = \frac{(x - \bar{x})}{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x - \bar{x})^2}{n - 1}}} \quad (4)$$

(3)对 Z - score 得分进行判断,设定基值为 3,大于 3 的数据剔除。

通过以上步骤判断,异常数据占比小于 1%。

### 2.2 单元阀门调控模型

设单元阀门的调控周期为 1 h, 3 h 和 6 h, 单元阀门调控模型的各输入值为  $t_n, t_w, t_h$  和  $t_{n+1}$ , 供水压力差  $\Delta p$  的值为阀门开度  $\varphi$ 。单元阀门调控模型的数据集如表 2 所示。由表 2 可知,为降低模型的复杂度,处理后室外温度为室外温度与室内温度的差值,即  $t_w - t_n$ ,下一刻室温为  $t_{n+1} - t_n$ 。供热运行数据共 10 万多条,选取 5 栋 2 单元 2000 条数据用于模型调控,其中 70% 数据为训练集,30% 数据为测试集。

表2 单元阀门调控模型数据集

	功能	原始数据	处理后
输入值	室内温度	$t_n$	$t_n$
	室外温度	$t_w$	$t_w - t_n$
	回水温度	$t_h$	$t_h$
	下一时刻室温	$t_{n+1}$	$t_{n+1} - t_n$
	供回水压差	$\Delta p$	$\Delta p$
输出值	阀门开度	$\varphi$	$\varphi$

### 2.2.1 模型对比

为保证设计模型的准确性,分别使用 Poly 核函数<sup>[12-13]</sup>和 RBF 核函数<sup>[14-15]</sup>构建模型,然后对构建的模型通过网格搜索法得到最优模型。

首先建立 Poly 核函数模型,通过对  $d$ 、 $\theta$  和  $\gamma$  三个参数的设定,完成模型得分的绘制;该核函数的最优组合是  $d=10$ 、 $\theta=3$ 、 $\gamma$  为“auto”,分别对 3 个参数单独建模, Poly 核函数得分如图 3 所示。

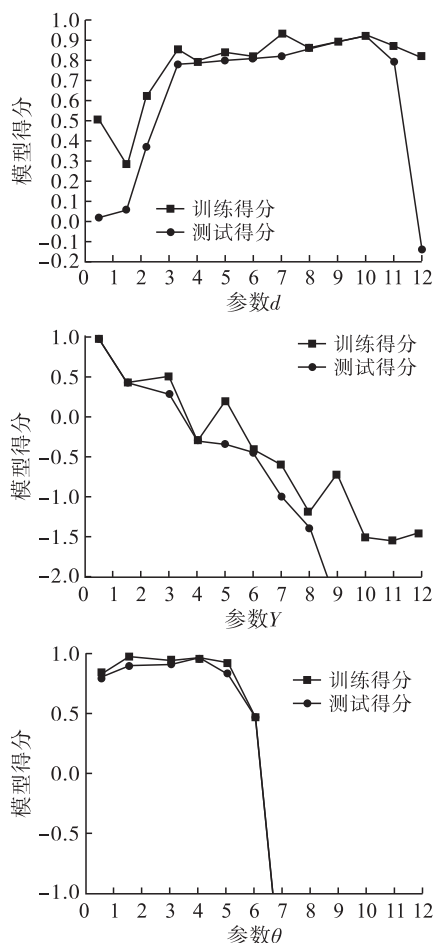


图3 Poly核函数得分

由图 3 可知,当  $\theta=3$ 、 $\gamma$  为“auto”时,对  $d$  建模,在  $d=3 \sim 11$  时,模型准确度都很高;在  $d=10$ 、 $\theta=3$  时,对  $\gamma$  建模的得分都为负数;当  $d=10$ 、 $\gamma$  为“auto”时,对  $\theta$  建模,在  $\theta=1 \sim 5$  时,模型准确度都很高。

该核函数模型准确度越高,所需计算量越大,运算效率会降低。

然后建立 RBF 核函数模型,通过对关键参数  $\gamma$  的设定,完成模型得分的绘制,以  $\gamma=1 \sim 15$  进行建模,然后绘制出得分图如图 4 所示。

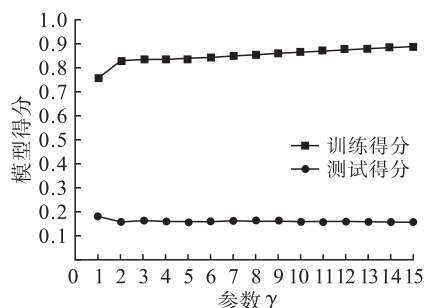


图4 RBF核函数得分

由图 4 可知,训练集得分达到 0.9 左右,然而测试集的得分却在 0.2 左右。RBF 核函数模型发生过拟合,造成模型的准确度较低。

通过以上建立的 2 个核函数模型得分对比,可以得出 Poly 核函数模型准确度最高,更适合用于单元阀门调控。

### 2.2.2 最优模型验证

为验证 Poly 核函数模型的最优性,选取 2022 年 12 月 16 日 14 点 0 分—2022 年 12 月 18 日 0 点 0 分的运行数据去训练模型,选择模型调控时间段内室内温度稳定在  $22^\circ\text{C}$  左右,进行试验,得到对比结果如图 5 所示。

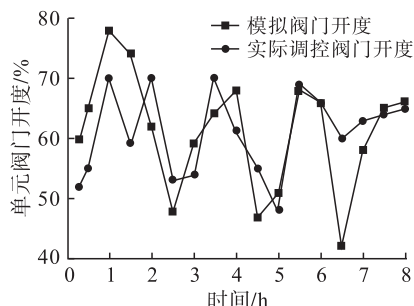


图5 对比结果

由图 5 可知,模拟阀门开度与实际阀门开度对比误差较小, Poly 核函数模型满足调控精度要求。

### 2.3 短期热负荷预测模型

短期热负荷预测模型的输入值是  $t_n$ 、 $t_w$  和  $t_{n+1} - t_n$ ,输出值为  $Q$ 。选用 RBF 核函数用于建立模型,通过对关键参数  $\gamma$  的设定,以  $\gamma=1 \sim 15$  进行建模,然后绘制出得分图如图 6 所示。由图 6 可知,在  $\gamma=8$  后,训练得分高于 0.9,但测试集得分快速降低,只有 0.08 左右,因此,设定  $\gamma=7$ ,利用样本数据

进行短期热负荷预测模型的建立,然后对预测值和实际值进行对比,对比结果如图 7 所示。

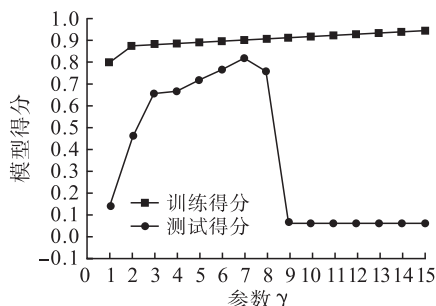


图 6 RBF 核函数得分

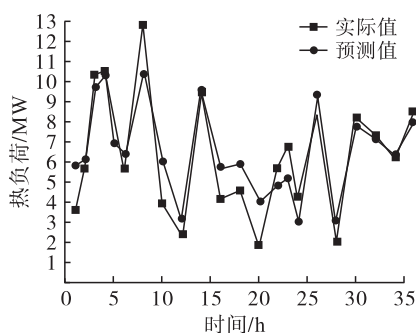


图 7 对比结果

由图 7 可知,因换热站水泵的控制方式是启停式,停泵时的热负荷很难预测,故实际值和预测值存在部分误差,但不影响模型的使用要求。

## 2.4 换热站循环流量调控模型

利用上面所用样本数据完成换热站循环流量调控模型的建立,选用 RBF 核函数建立调控模型,通过对关键参数  $\gamma$  的设定,以  $\gamma = 0.5 \sim 15.0$  进行建模,然后绘制出得分图如图 8 所示。

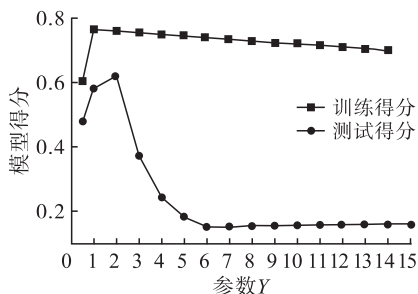


图 8 RBF 核函数得分

由图 8 可知,当  $\gamma = 2.5$  时模型测试得分最高,随后测试得分逐渐降低到 0.1 左右。因此,选择  $\gamma = 2.5$  时的 RBF 核函数建立换热站循环流量调控模型。

为验证 RBF 核函数模型,选取样本数据去训练模型,进行试验,得到对比结果如图 9 所示。

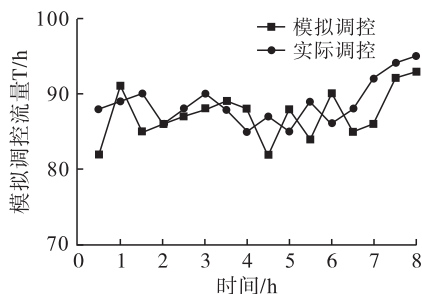


图 9 对比结果

由图 9 可知,模拟调控流量与实际调控流量对比误差较小,使用 RBF 核函数建立换热站循环流量调控模型能够较好地达到调控效果。

## 3 优化调控结果分析

为验证优化调控效果,对换热站供热运行数据进行分析,计算优化调控后的热耗和泵耗,最后完成节能性分析。

### 3.1 正常运行数据分析

选取换热站 2023 年 1 月 10 日到 2023 年 1 月 11 日的供热运行数据,如表 3 所示。该时间段室外温度为  $-24 \sim -13\text{ }^{\circ}\text{C}$ ,室内温度在  $24.28\text{ }^{\circ}\text{C}$  左右,不同单元用户室内温差为  $0.1 \sim 1.6\text{ }^{\circ}\text{C}$ ,温差小于  $0.5\text{ }^{\circ}\text{C}$  的时间占总时间的 42%,说明该时间段可以优化控制实现节能。水泵控制方式为变频,停止工作的时间占总时间的 20% 左右,可以优化停泵时间来减少浪费。因此,合理的优化调控是非常必要的。

表 3 实测数据表

时间	实测供热量/MW	实测运行流量/(T/h)
2023/1/11 0:00	5.52	89.21
2023/1/11 1:00	5.76	89.36
2023/1/11 2:00	9.48	90.33
2023/1/11 3:00	10.36	87.17
2023/1/11 4:00	6.75	89.45
2023/1/11 5:00	6.62	92.31
2023/1/11 6:00	11.08	88.63
2023/1/11 7:00	6.12	86.42
2023/1/11 8:00	3.09	91.63
2023/1/11 9:00	9.62	88.72
2023/1/11 10:00	6.58	40.37
2023/1/11 11:00	4.81	95.27
2023/1/11 12:00	3.96	98.64

### 3.2 优化调控结果

为了计算优化调控后的节能效果,以表 3 数据作为输入集,进行优化调控。因单元阀门开度在供

热运行时不涉及能源消耗,不做分析。针对短期热负荷预测模型和换热站循环流量调控模型,进行优化调控,调控步骤如图 10 所示,优化调控后结果如表 4 所示。

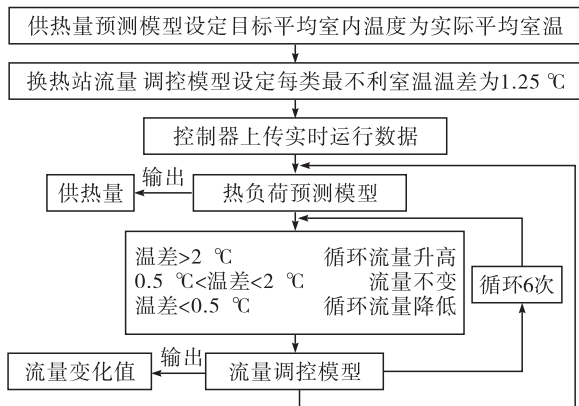


图 10 调控流程

表 4 模拟数据表

时间	模拟供热量/MW	模拟运行流量/(T/h)
2023/1/11 0:00	5.02	74.37
2023/1/11 1:00	5.23	74.37
2023/1/11 2:00	9.31	76.25
2023/1/11 3:00	9.86	76.25
2023/1/11 4:00	6.38	78.92
2023/1/11 5:00	6.25	78.92
2023/1/11 6:00	10.96	80.21
2023/1/11 7:00	6.14	80.21
2023/1/11 8:00	3.02	75.38
2023/1/11 9:00	9.45	75.38
2023/1/11 10:00	6.53	73.16
2023/1/11 11:00	4.71	77.58
2023/1/11 12:00	3.67	77.58

由表 3 和表 4 可知,优化后供热量相比优化前变化不是很大,但运行流量却又明显降低,具有良好的节能效果。

### 3.3 节能性分析

因水泵控制方式为变频,按照官网特性恒定和管网阻力系数不变的情况下,通过调节水泵频率来调节流量大小,关系式为:

$$H = SQ^2 \quad (5)$$

式中: $S$  为管网阻力系数; $Q$  为流量。

异步电动机的转速可表示为:

$$n = \frac{60f(1-s)}{p} \quad (6)$$

式中: $n$  为电动机转速; $f$  为供电频率; $s$  为转差率; $p$  为电动机极对数。

当  $s$  保持不变时, $n$  与  $f$  成正比,即频率越高,转

速越快。因此,改变供电频率来调节电机转速。

水泵转速  $n$  与流量  $Q$ 、功率  $P$  的关系为:

$$\frac{P_1}{P_2} = \left(\frac{n_1}{n_2}\right)^3 = \left(\frac{Q_1}{Q_2}\right)^3 \quad (7)$$

由式(7)可计算得到泵耗。能耗节能率计算公式为:

$$\mu = 1 - \frac{P_1}{P_2} \quad (8)$$

由式(8)可计算模拟时期的总耗热量节能率及水泵耗电量的节能率,结果如表 5 所示。

表 5 优化运行能耗分析

运行方式	模拟期 总能耗/GJ	相比 能耗/%	平均循环 流量/(T/h)	相比 泵耗/%
实际运行	89.68	100.00	88.96	100.00
优化运行	92.85	103.17	74.81	61.83

由表 5 可知,优化调控后,平均循环流量由优化前的 88.96 T/h 变为 74.81 T/h,降低 15.6%,泵耗降为 61.83%,节能 38.17%,节能效果良好。

## 4 结论

针对传统供热系统运行过程中调节方式简单造成能源浪费等情况,结合机器学习和数据驱动,提出一种基于数据驱动的供热系统优化调控方法。通过机器学习建立了单元阀门调控模型、短期热负荷预测模型和换热站流量调控模型,对各模型进行研究分析,得到最优模型参数组合。根据供热系统运行数据验证的优化调控方法,与常规运行方式进行对比,结果表明:在供热量不变的情况下,优化调控后平均循环流量明显降低,泵耗的节能率达到 38%,具有良好的节能效果。

### 参考文献:

- [1] 沈振锋,云艳玲,赵美丽. 集中供热利用梁式窑导热油余热探讨[J]. 盐科学与化工,2023,52(07):45-47.
- [2] WANG H, WANG H, HAIJIAN Z, et al. Optimization modeling for smart operation of multi-source district heating with distributed variable-speed pumps[J]. Energy, 2017,138:1247-1262.
- [3] 李琳. “双碳”目标下的供热系统节能分析[J]. 能源与节能,2023(09):79-81.
- [4] 方丽华. 浅析造成集中供热系统调节滞后性的因素[J]. 资源节约与环保,2023(08):145-148.
- [5] ZHONG W, FENG E, LIN X, et al. Research on data-driven operation control of secondary loop of district heating system[J]. Energy, 2022,239.

(下转第 112 页)



硬线信号测试判断。试验结果表明普通车和餐车的各项功能均正常运行。



图 12 现场连车测试

## 5 结论

市域 D 城际动车调试试验台在出厂前完成了实验室测试,并在运抵现场后进行了两次完整的连车功能测试,其硬线功能和网络功能均实现了预期目标。调试试验台涉及到通信协议的制定、数据接口的沟通等多个方面,通过自开发上位机软件,采集并解析列车数据,在操作界面实时显示通信数据和控制状态,避免重复操作和测试过程中产生的人为误差,把工艺平台、物联网、智能调试设备有机地整合到一起,具有创新性,且有较好的应用前景。

### 参考文献:

- [1] 王伟,矫德余,李哲,等. 160 km/h 动力集中动车组动力车通信数据联调试验台研究[J]. 智慧轨道交通, 2023,60(02):15-20+44.
- [2] 党聪,刘洋. 标准动车组单车网络智能调试设备设计与应用[J]. 工业控制计算机,2019,32(08):1-3+6.
- [3] 刘威. 时速 160 km 动力集中动车组网络控制系统优化[J]. 电力机车与城轨车辆,2022,45(01):80-84.
- [4] 田向阳. 动力集中型动车组运用检修模式及检修设施设计[J]. 机车电传动,2021(02):19-25.
- [5] 陈波. 国外动力集中动车组网络系统的发展与借鉴[J]. 铁道机车车辆,2019,39(01):7-14.
- [6] 孙盼盼. 基于以太网的列车通信网络承载业务建模与性能监测[D]. 北京:北京交通大学, 2021.
- [7] 万伟军. Python 在智能 IO 模块上的应用[J]. 通信电源技术,2019,36(03):97-98.
- [8] 贾黎,刘忠超,李英玲. 基于 SpringBoot + Vue 新冠疫苗接种全过程管理系统[J]. 西南民族大学学报(自然科学版),2022,48(02):181-189.
- [9] 郭建卫. 基于 SpringBoot + Mybatis + Vue 的学生德育量化考核系统设计与实现[J]. 现代信息科技,2023,7(01):18-22.
- [10] 徐小辉,刘江涛,高涵,等. 基于 SpringBoot + Vue 框架的采气方案系统开发[J]. 计算机仿真,2021,38(06):248-250+382.
- [11] 余鹏翔,石军锋. 基于 SpringBoot 框架的群养母猪饲料站管理系统设计与试验[J]. 中国农机化学报, 2023,44(03):149-155+241.
- [12] 任祥臣,石磊. 基于工业以太网的动车组列车通信网络设计[J]. 铁路计算机应用,2023,32(08):43-51.
- [13] 薛秀丽,胡小芳,余永纪,等. 动车组塞拉门控制系统故障监测与响应策略的时效研究[J]. 中国设备工程,2023(09):202-204.
- [6] 李欣. 多热源耦合供热系统运行策略研究[J]. 节能与环保,2023(07):41-43.
- [7] 赵笑言,郑立军,林海卫,等. 基于机器自学习的供热系统热负荷预测[J]. 节能,2023,42(08):81-84.
- [8] Sahana, Kodimoole AnindityaKaur. Artificial intelligence and machine learning: The new frontier of digital dentistry[J]. Journal of Dental and Orofacial Research. 2020,16(1):58-63.
- [9] 刘晶,李超然,张建楠,等. 基于融合驱动的余热阀门控制优化方法[J]. 热力发电,2023,52(10):176-186.
- [10] LIU Y X, HONG H P. Data-driven approach for generating tricomponent nonstationary non-gaussian thunderstorm wind records using continuous wavelet transforms and S-transform[J]. Journal of Structural Engineering, 2023,149(12).
- [11] KACIROTI N A. Letter to the editor in response to "Z-score burden metric: a method for assessing burden of injury and disease"[J]. American journal of preventive medicine, 2023, 64(2):301.
- [12] 李明飞,吴军超. 基于混合核函数的 LSSVM 在 GNSS 高程拟合中的应用[J]. 工程勘察,2019,47(12):64-68.
- [13] 杨朝,何明浩,韩俊,等. 一种新的支持向量机核函数评估方法[J]. 雷达科学与技术,2017,15(06):630-634.
- [14] 杨亮,王谊. 应用改进 RBF 神经网络的室内环境舒适度评价[J]. 微型电脑应用,2021,37(07):86-89.
- [15] 翟莹莹,左丽,张恩德. 基于参数优化的 RBF 神经网络结构设计算法[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2020,41(02):176-181+187.

(上接第 53 页)