

神经网络技术在高铁站多联机空调节能控制中的应用^①



牛 茜¹, 蒋 琴¹, 王 瑶¹, 赵宏宇¹, 陈彦如²

¹(西南交通大学 计算机与人工智能学院, 成都 611756)

²(西南交通大学 经济管理学院, 成都 610031)

通信作者: 牛 茜, E-mail: 1204418725@qq.com

摘 要: 本文基于神经网络技术设计空调控制软件系统, 对传统人工控制模式和神经网络控制器进行对比研究. 首先利用 Energy Plus 仿真软件建立真实高铁站建筑及其多联机空调系统模型, 对该空调系统设置 424 种工况完成了一整年运行仿真, 然后从百万条仿真数据中抽取 PMV (predicted mean vote, 预测平均投票) 热舒适度和能耗优秀的的数据训练神经网络控制器, 最后用 JavaEE 技术开发了该高铁站空调控制软件原型系统并利用 Energy Plus 仿真数据以及机器学习预测模型模拟实现了空调动态控制. 实验结果表明, 在冬季和夏季典型工况条件下神经网络控制器比人工固定设置空调参数更加节能.

关键词: Energy Plus 仿真; 软件系统设计; 节能; 神经网络

引用格式: 牛茜, 蒋琴, 王瑶, 赵宏宇, 陈彦如. 神经网络技术在高铁站多联机空调节能控制中的应用. 计算机系统应用, 2022, 31(1): 303-308. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/8312.html>

Application of Neural Network Technology in Energy-conservation Control of Multi-connected Air Conditioner in High-speed Railway Station

NIU Qian¹, JIANG Qin¹, WANG Yao¹, ZHAO Hong-Yu¹, CHEN Yan-Ru²

¹(School of Computing and Artificial Intelligence, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China)

²(School of Economics and Management, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

Abstract: In this study, air conditioning control software is designed with neural network technology, and the traditional manual control mode and neural network controller are compared. First, Energy Plus is used to build a real high-speed railway station building and its multi-connected air conditioning system, with 424 working conditions of the air conditioning system set up to complete the operation simulation for a whole year. Then the neural network controller is trained with data having excellent predicted mean vote (PMV)-based thermal comfort and energy consumption which are extracted from millions of simulation data. Finally, the prototype system of air conditioning control software for the high-speed railway station is developed with Java Enterprise Edition (JavaEE), and the dynamic control of air conditioners is realized by using Energy Plus simulation data and simulation with a machine learning prediction model. The simulation results based on this prototype software system show that the intelligent controller can reduce energy consumption in comparison with manual control based on fixed settings under typical working conditions in winter and summer.

Key words: Energy Plus simulation; software system design; energy conservation; neural network

① 基金项目: 国家重点研发计划 (2018YFC0705000)

收稿时间: 2021-04-22; 修改时间: 2021-05-19; 采用时间: 2021-05-28; csa 在线出版时间: 2021-12-17

高铁站室内候车环境的热舒适度直接影响乘客的候车体验。通过空调系统可以有效调节室内热舒适度。但高铁站室内环境受到诸多因素影响^[1],传统人工设定固定温度运行空调系统,存在能耗较高的缺点^[2,3]。由于神经网络技术具有自适应能力、并行处理和高度鲁棒性的特点^[4],本文基于神经网络技术,选择四川省成都市某高铁站为研究对象,以表征室内环境舒适度的指标—predicted mean vote (PMV)^[5-7]、空调能耗综合值为目标,采用 JavaEE 架构及 Python 服务器,开发设计了高铁站多联机空调节能控制系统。

利用 Energy Plus 仿真软件建立真实高铁站建筑模型及多联机空调系统(包含独立热交换机系统)模型,进行一整年 424 种工况的仿真,以 PMV 热舒适度和空调节能为指标,从百万条仿真数据中提取控制规则,训练神经网络控制器^[8]。在冬季和夏季典型工况条件下,比较人工固定设置温度与智能控制设置空调参数的能耗,预期得出神经网络智能控制不仅舒适而且节能的结论。

1 Energy Plus 仿真与数据收集

本文实际调研处于夏热冬冷热区的成都某高铁站,利用调研得到的环境参数、建筑结构参数、地理位置参数,建立该高铁站热工环境^[9]。设定高铁站冬季-夏季温度组合、多联机-热交换机开启数量的组合,利用 Energy Plus 平台仿真模拟该高铁站空调系统在不同工况下一年的能耗情况,并结合实际调研的环境参数进行对比和修正^[10]。

该车站为高架车站,站厅层高 6 m,吊顶 1 m,可大致分为办公区、候车区、离站区 3 个区域,其中候车区的尺寸为 78 m×26 m×5 m。结合高铁站的地理位置参数和建筑结构参数,在 SketchUp 软件中建立了该高铁站的三维模型,再在 IDFEditor 中修改 IDF 文件,最后将 IDF 文件导入 Energy Lanch 用于 Energy Plus 平台仿真再现高铁站实际环境下的能耗情况。

该车站的空调系统包括地源热泵系统、独立新风系统以及全空气空调系统,房间里布置有 5 台多联机 and 8 台热交换机两种温控设备,模拟温控设备工作时段为 07:00–23:00。由于不同个体对热舒适度感知存在差异,本研究设置 8 种冬季-夏季空调设定温度的组合,如表 1 所示。组合两种温控设备不同的开启台数,如表 2

所示,得到 5+8+40=53 种工况,结合 8 种温度设置范围,共设置 424 种工况。在仿真模型中,每隔 1 h 仿真一次室外环境参数,为期 1 年,每个工况得到 24×365=8 760 条仿真数据。

表 1 冬季-夏季温度组合(°C)

组合编号	冬季设定温度	夏季设定温度	组合编号	冬季设定温度	夏季设定温度
1	15	23	5	19	27
2	16	24	6	20	28
3	17	25	7	21	29
4	18	26	8	22	30

表 2 温控设备开启台数的组合

热交换机台数	多联机台数					
	0	1	2	3	4	5
0	—	组合1	组合2	组合3	组合4	组合5
1	组合6	组合7	组合8	组合9	组合10	组合11
2	组合12	组合13	组合14	组合15	组合16	组合17
3	组合18	组合19	组合20	组合21	组合22	组合23
4	组合24	组合25	组合26	组合27	组合28	组合29
5	组合30	组合31	组合32	组合33	组合34	组合35
6	组合36	组合37	组合38	组合39	组合40	组合41
7	组合42	组合43	组合44	组合45	组合46	组合47
8	组合48	组合49	组合50	组合51	组合52	组合53

仿真模型将室内外环境参数及空调参数共 8 个参数作为输入数据,包括室外温度、室内温度、室内湿度、室内二氧化碳浓度、多联机开启台数、多联机设置温度、热交换机开启台数和客流密度。Energy Plus 通过仿真模型得到的实例数据为后续神经网络控制器提供训练数据集。

2 神经网络控制器

神经网络控制器参数由训练的分类器获得。用分类器对各参数及各环境下的舒适度和能耗等级做分类,根据分类结果筛选出舒适度最高且能耗等级低的数据,对这些数据训练神经网络,输入环境参数,输出控制参数。

将室外干球温度、室内温度、湿度、CO₂ 浓度、客流量 5 列数据,作为神经网络训练的数据集,得到 3 个模型,分别为多联机开启数量、热交换机开启数量、空调温度决策模型。如图 1 所示,神经网络的输入为室外干球温度、室内温度、湿度、CO₂ 浓度和客流量,输出只有一个。3 个神经网络的输出分

别为多联机开启数量、热交换机开启数量、空调温度,均定义6层网络,输入层节点数为5和隐藏层节点数分别为64、32、16、8,输入层和隐藏层以ReLU函数作为激活函数,最后一层采用Softmax作

为输出,节点为1^[11,12].由于训练3个模型使用的神经网络相同,故用图1统一表示,其输出节点表示3个模型的输出分别为多联机开启数量、热交换机开启数量、空调温度.

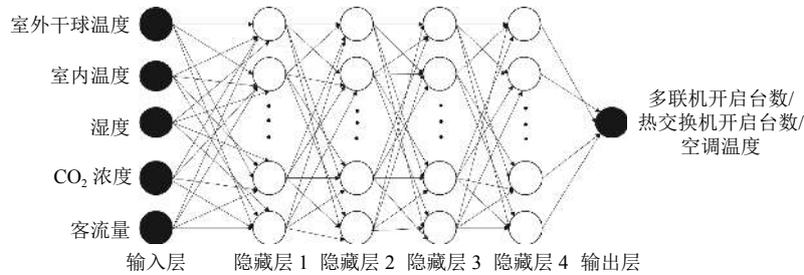


图1 神经网络层次图

神经网络控制器实际模拟控制流程如图2所示,首先读取传感器实时监测到的环境参数,即室外干球温度、室内温度、CO₂浓度、湿度、客流量.服务器将环境参数存储到数据库中并在浏览器的监控界面实时显示.环境监测子系统实时监测是否出现数据异常或传感器故障等特殊情况,并可以将异常情况反馈到监控界面进行可视化.

每隔1h计算服务器的神经网络训练模块以环境参数作为模型输入参数进行训练,通过3个神经网络训练模型输出对应的空调参数,即多联机开启台数、热交换机开启台数和空调设置温度.输出的控制规则存储到数据库中并在浏览器的参数设置界面显示,最终传送到空调执行控制系统执行控制规则.

仿真流程如图3所示.在具体仿真过程中,下一状态的室内环境参数无法直接获取,需要通过算法模型预测得到.由Energy Plus仿真获得的天气数据用来训练模型,首次输入的环境参数为Energy Plus仿真数据,后续输入参数除室外干球温度需读取天气数据文件外,室内环境参数都为经过调用神经网络训练模型得出的空调控制参数结合当前时刻的环境参数预测得到.

Energy Plus软件仿真采集大量数据,将高铁站室内不满意预测百分比(PPD)作为目标函数,室外天气、客流密度、室内温度、室内湿度、室内CO₂浓度、空调设置温度、空调台数和热交换机台数为模型输入参数,通过深度森林模型,输出在不同工况下的室内不满意预测百分比(PPD)^[13].

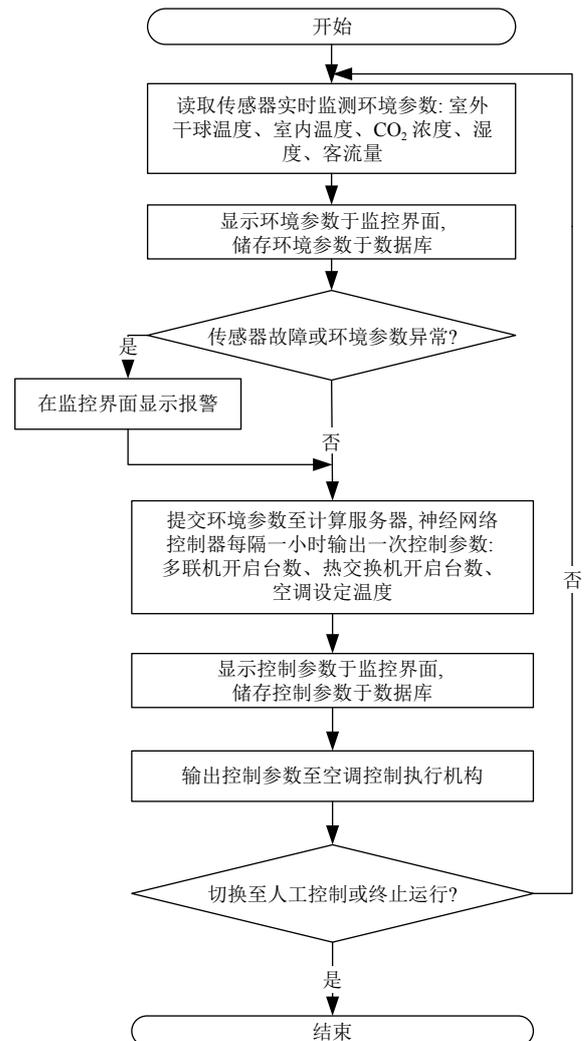


图2 控制流程图

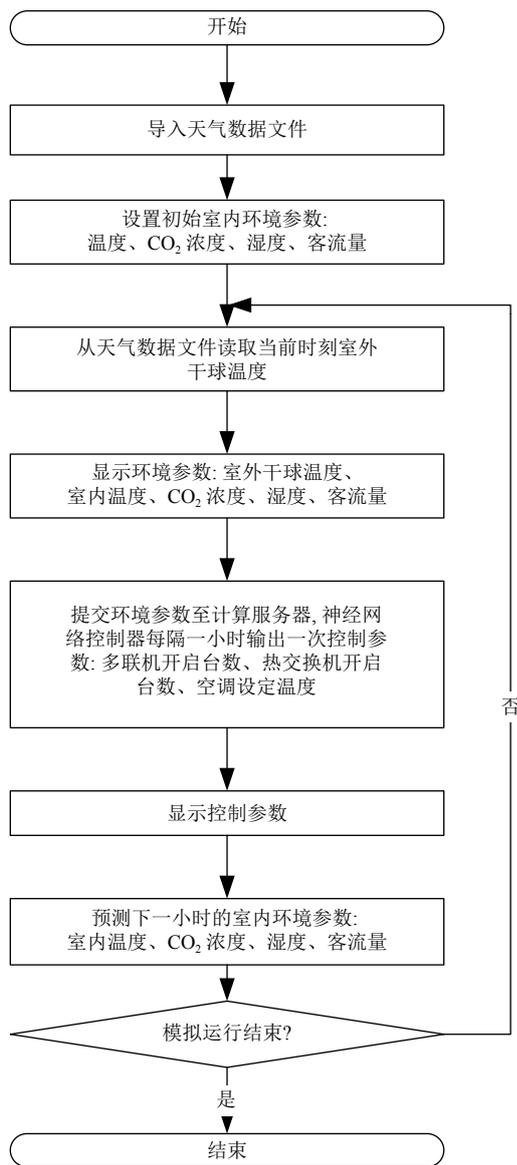


图3 仿真流程图

3 软件系统设计

该高铁站多联机空调节能控制软件系统以 Java Enterprise Edition (JavaEE) 为开发标准, 系统整体架构如图 4 所示, 按照系统功能的特点, 拆分出浏览器模块、Web 服务器模块、深度学习计算服务器模块、MySQL 数据库模块、数据采集集中模块、空调控制执行模块, 各模块独立部署, 耦合性降低, 有利于提高系统的稳定性^[14]。

本系统利用 JavaEE 的 3 层体系结构即表示层、中间层和数据层来完成程序功能的开发^[15]: 表现层由浏览器端可视化界面设计实现, Web 服务器和深度学

习服务器作为中间层与其余模块交互, 数据层通过对 MySQL 数据库的操作实现。

本系统浏览器端的可视化界面利用表现层技术实现, 包括: HTML 技术、JavaScript 技术、Vue.js 技术等^[15]。浏览器的室内外环境参数监控界面和空调及热交换机参数监控与设计页面分别可以实时显示 Web 浏览器中室内外环境监控子系统接收的环境参数和空调及热交换机控制子系统的控制方案。

中间层的深度学习服务器作为本系统的核心, 通过室内外环境监控子系统接收的环境参数作为输入, 经过计算服务器中的神经网络训练模块输出控制规则。空调及热交换机控制子系统接收输出结果, 将控制规则在空调与热交换机参数监控与设置界面显示, 同时调用空调控制执行单元, 实现智能控制。

数据库模块选取主流的 MySQL 来设计。MySQL 数据库和 Web 服务器、计算服务器进行数据交互, 存储数据与测试结果。基于 JavaEE 构架的系统数据层, 用到 JDBC 操作数据库中的表和数据, 通过 JDBC 大幅度降低关系数据库发送 SQL 语句的难度^[16]。

4 模拟控制实验与测试

由于夏季和冬季室内环境参数变化较大, 为实现高铁站舒适则对空调系统的调节控制能力有更高的要求, 因此本文选择在 1 月、2 月、7 月、8 月这 4 个月监测的数据作为参考数据对神经网络控制器进行模拟测试。

通过采集某高铁站 2019 年 7 月、8 月 (62 天) 和 2020 年 1 月、2 月 (60 天) 的客流密度、室内温度、湿度、CO₂ 浓度、客流量数据, 分别采用神经网络控制器控制与传统高铁站的空调系统固定参数设置的控制方法 (半开、全开) 进行节能对比。

4.1 数据处理

将数据集输入模型进行训练前, 需要对其进行预处理, 按月份将数据分为 4 组, 并进行缺失值与异常值的处理^[11]。数据预处理后的数据集如表 3 所示。

4.2 节能对比

以室外干球温度、室内温度、湿度、CO₂ 浓度、客流量 5 列数据为参数输入系统, 分别在全开 (开启 5 台多联机和 8 台热交换机) 和半开 (开启 2 台多联机和 4 台热交换机) 以及神经网络控制器控制情况下计算能耗, 全开和半开固定设置空调温度为夏季 23 ℃,

冬季 22 ℃, 输出数据按照日期生成 62 (7 月和 8 月)+60 (1 月和 2 月)=122 份, 输出室外干球温度、室内平

均温度、CO₂ 浓度、湿度、客流量、能耗、PMV、空调参数.

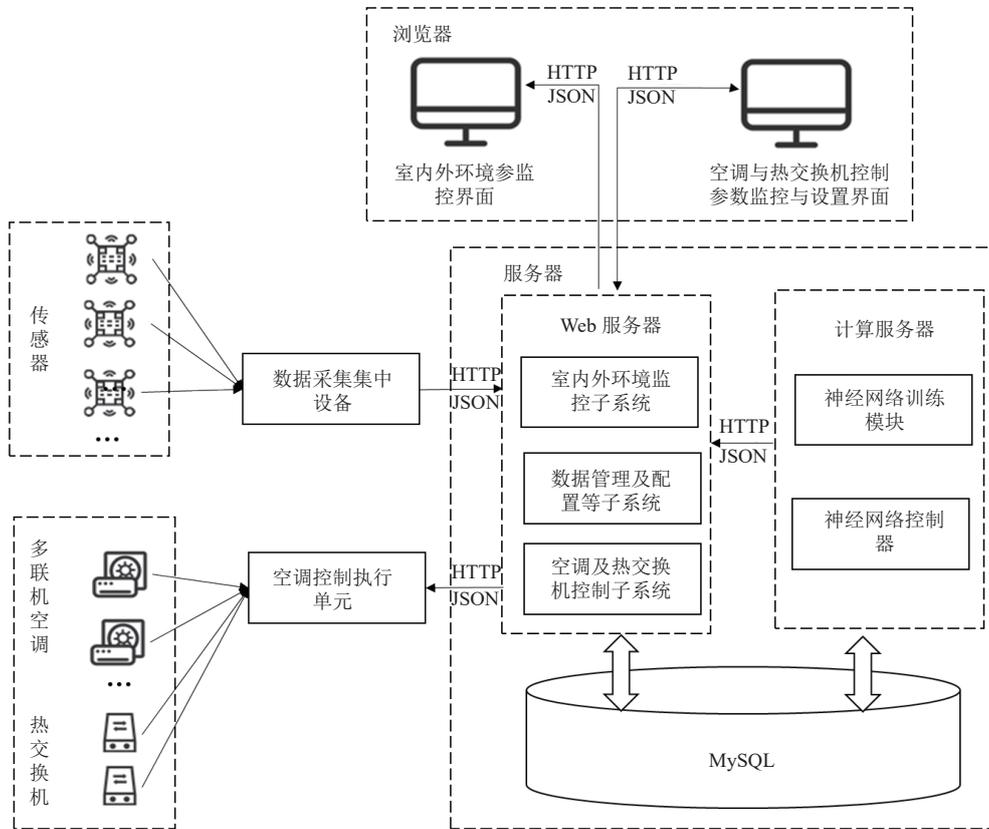


图 4 系统整体架构

表 3 实验数据集的样本、特征、问题属性数量

编码	数据采集月份	样本数量	样本特征	问题属性数量
1	1	744	8	2
2	2	696	8	2
3	7	744	8	2
4	8	744	8	2

为保持变量的唯一性, 选取 PMV 相同条件下的能耗值, 计算 1、2、7、8 月的每日总能耗, 将 1、2 月每日总能耗相加求这 60 份数据的平均值作为冬季每日的平均能耗; 将 7、8 月每日总能耗相加求这 62 份数据的平均值为夏季每日平均能耗, 结果如表 4 所示.

表 4 全开、半开、自动模式下的平均能耗值 (kW·h/日)

平均能耗	全开	半开	自动
夏季	224.318 4	141.458 4	116.709 6
冬季	395.684 8	257.592 8	213.372 8

由表 4 可知, 冬季制热工况比夏季制冷工况更为耗能.

为凸显自动、半开和全开 3 种控制方式的区别, 本文选取夏天 7 月 27 日在全开、半开、自动模式下每时刻的能耗对比如图 5 所示.

由图 5 和表 4 可知, 3 种控制方案中, 由神经网络控制器控制的自动模式的性能最佳, 更满足节能要求.

由于在下午 12-17 点这段时间中天气最炎热, 3 种控制方式的能耗会在这段时间中达到最大值. 半开和全开模式下在一天中设定相同的空调系统参数, 而自动控制模式不同于半开和全开, 当室内环境达到舒适度的时候, 空调系统关闭, 此时能耗降至 0, 于整体上实现节能.

5 总结

本文以某高铁站为研究对象, 基于神经网络技术, 以实现适宜 PMV、节省能耗为目标, 开发设计了高铁站多联机空调节能控制软件系统. 通过在夏季和冬季

典型工况条件下对比人工固定设置空调调节参数和神经网络模型智能控制调节参数在一天 24 h 中的能耗

和 PMV 对比可知, 智能控制调节参数比传统的人工设置模式更加节能舒适。

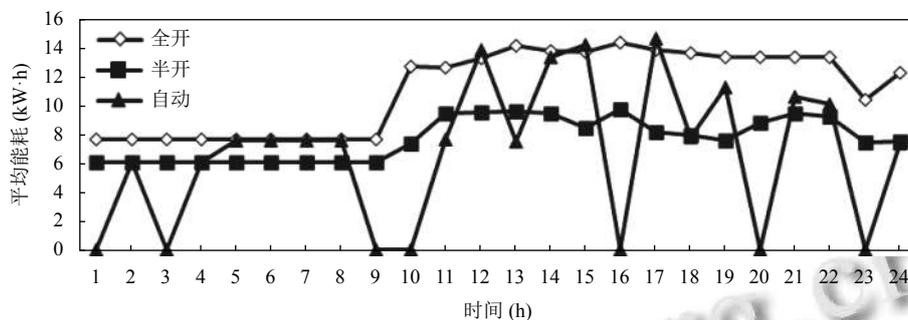


图 5 全开、半开、自动模式在夏季的能耗对比图

本文所选研究对象所采用的多联机不是传统的空调系统, 但是所选用的控制方法同样适用于典型的空调系统. 后期在系统正式运用时会采用 C 语言代替 Python 语言用 Matlab 与 Energy Plus 联合实现神经网络控制器。

参考文献

- 蒋阳升, 王胜男, 涂家祺, 等. 面向高铁站的热舒适度和能耗综合预测. 计算机应用, 2021, 41(1): 249–257.
- 胡龄爻, 陈建平, 傅启明, 等. 一种面向建筑节能的强化学习自适应控制方法. 计算机工程与应用, 2017, 53(21): 239–246. [doi: 10.3778/j.issn.1002-8331.1702-0217]
- 刘慧芳. 基于室内热舒适的空调系统测控与节能研究 [硕士学位论文]. 重庆: 重庆大学, 2009.
- 蒋泽甫, 李明辉. 神经网络技术在直接转矩控制系统中的应用. 自动化信息, 2006, (4): 40–41, 73.
- 徐刚, 安启启, 杨杰, 等. 考虑个体差异性的 PMV-PPD 人体热舒适性评估模型及应用. 西安科技大学学报, 2021, 41(1): 55–61. [doi: 10.13800/j.cnki.xakjdx.2021.0108]
- 张炳力, 薛铁龙, 胡忠文. 基于 PMV-PPD 与空气龄的轿车乘员舱内热舒适性分析与改进. 汽车工程, 2015, 37(8): 951–958. [doi: 10.19562/j.chinasae.qcgc.2015.08.016]
- 王瑞, 呼慧敏, 赵朝义, 等. 典型住宅空调房间环境热舒适性研究. 人类工效学, 2018, 24(6): 11–16. [doi: 10.13837/j.issn.1006-8309.2018.06.0003]
- Delgarm N, Sajadi B, Delgarm S. Multi-objective optimization of building energy performance and indoor thermal comfort: A new method using Artificial Bee Colony (ABC). Energy and Buildings, 2016, 131: 42–53. [doi: 10.1016/j.enbuild.2016.09.003]
- 孙一晷, 吕浩宇, 陈毅兴. 基于 EnergyPlus-Python 联合模拟和强化学习算法的室内环境控制优化. 建设科技, 2019, (24): 52–58. [doi: 10.16116/j.cnki.jskj.2019.24.010]
- 田志超, 陈文强, 石邢, 等. 集成 EnergyPlus 和 Dakota 优化建筑能耗的方法及案例分析. 建筑技术开发, 2016, 43(6): 73–76. [doi: 10.3969/j.issn.1001-523X.2016.06.021]
- 朱磊. 基于 BP 神经网络的软件可靠性模型选择研究 [硕士学位论文]. 重庆: 重庆大学, 2006.
- 鲍珍珠, 朱沛. 基于 BP 神经网络和层次分析法的第三方物流企业评价. 物流工程与管理, 2013, 35(9): 109–111. [doi: 10.3969/j.issn.1674-4993.2013.09.040]
- 陈彦如, 张涂静娃, 杜千, 等. 基于深度森林的高铁站室内热舒适度等级预测. 计算机应用, 2021, 41(1): 258–264.
- 陈林, 崔喆, 袁德碧. 基于 Web 的运维流程管理系统的设计与实现. 计算机应用, 2015, 35(S1): 189–191.
- 孙畅焯, 马瑞鹏. 基于 JavaEE 架构的网上购物系统的设计探讨. 数码世界, 2021, (1): 37–38.
- 赵越超, 胡杰. 基于 JavaEE 的停车管理系统的设计与实现. 电子技术与软件工程, 2020, (6): 35–36.