

基于RBF、GRNN和GA-BP神经网络的电动车空调能耗预测模型

贺浩然, 叶立*, 叶志鹏, 王泽增, 张绮冬

上海理工大学能源与动力工程学院, 上海

收稿日期: 2024年6月16日; 录用日期: 2024年7月9日; 发布日期: 2024年7月16日

摘要

暖通空调系统的能耗值对缓解新能源汽车“里程焦虑”和观测其性能具有重要意义。将环境温度、空气湿度、风速和车速作为输入参数, 耗电量作为输出参数, 建立径向基函数(Radial Basis Function, RBF)、广义回归神经网络(General Regression Neural Network, GRNN)和经遗传算法优化的反向传播(Genetic Algorithm-Backpropagation, GA-BP)神经网络模型。利用Amesim搭建某款电动车空调系统仿真得到不同工况下的能耗数据对三种模型进行训练和预测, 将预测值和实际值比较, 以验证其预测性能。结果表明: 三种模型均能较好地预测不同工况下空调能耗, 采用RBF、GRNN和GA-BP神经网络训练数据, 测试数据线性回归系数 R^2 分别为0.93641、0.95521和0.99517; 预测结果相对误差分别为5%、3%和2%; 均方误差分别为98.29 W/h、90.42 W/h和27.24 W/h。相比之下, GA-BP神经网络模型能更准确地预测空调能耗, 可用于驾驶员缓解因空调带来的“里程焦虑”和实时观测空调性能。

关键词

暖通空调, 神经网络, 预测, 耗电量, 新能源汽车

Prediction Model of Air Conditioning Energy Consumption of Electric Vehicle Based on RBF, GRNN and GA-BP Neural Network

Haoran He, Li Ye*, Zhipeng Ye, Yizeng Wang, Qidong Zhang

School of Energy and Power Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai

Received: Jun. 16th, 2024; accepted: Jul. 9th, 2024; published: Jul. 16th, 2024

*通讯作者。

文章引用: 贺浩然, 叶立, 叶志鹏, 王泽增, 张绮冬. 基于 RBF、GRNN 和 GA-BP 神经网络的电动车空调能耗预测模型[J]. 建模与仿真, 2024, 13(4): 4416-4424. DOI: 10.12677/mos.2024.134399

Abstract

The energy consumption value of HVAC system is of great significance to alleviate the “range anxiety” of new energy vehicles and to observe their performance. The ambient temperature, air humidity, wind speed and speed are taken as input parameters, and the power consumption is taken as output parameters, RBF (Radial Basis Function), GRNN (General Regression Neural Network,) and GA-BP (Genetic Algorithm-Back propagation) neural network models. Amesim is used to build an electric vehicle air conditioning system to simulate the energy consumption data under different working conditions, and the three models are trained and predicted, and the predicted value is compared with the actual value to verify the predicted performance. The results show that the three models can well predict air conditioning energy consumption under different working conditions. RBF, GRNN and GA-BP neural network training data are used, and the linear regression coefficients R^2 of the test data are 0.93641, 0.95521 and 0.99517, respectively. The relative errors of the predicted results were 5%, 3% and 2% respectively. The mean square errors were 98.29 W/h, 90.42 W/h and 27.24 W/h, respectively. In contrast, GA-BP neural network model can predict the energy consumption of air conditioning more accurately, which can be used to alleviate the “range anxiety” caused by air conditioning and observe the performance of air conditioning in real time.

Keywords

HVAC, Neural Network, Prediction, Power Consumption, New Energy Vehicles

Copyright © 2024 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

新能源汽车的暖通空调系统性能是影响车舱内环境舒适性的主要因素[1]，保证舒适的车舱内热环境是以消耗车载有限电能的 20%~40%为代价的[2]。为了合理确定空调开启时间，对其进行及时、精确地预测，将对优化空调使用和缓解“里程忧虑”具有重要意义。

空调能耗预测模型的主要方法包括现线性回归、回归树、支持向量机和人工神经网络[3] [4]，相比于线性回归和回归树不适用于处于非线性数据、支持向量机受缺失数据影响较大，人工神经网络因其精度高、成本低且具有非线性映射能力和泛化能力，成为对空调能耗预测建模最合适的方法之一[5]-[7]。大量学者采用神经网络对空调能耗预测进行研究。李婷婷等人[8]建立 BP 神经网络模型，对地铁站站厅空调负荷做出预测，并对其影响因素左右大小进行分析，结果表明：该模型对地铁站站厅空调负荷特性的识别能力较好。Wang 等人[9]将人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)应用于控制建筑能源设备，所建立的神经网络模型对室内温度的预测误差小于 1%。Kang 等人[10]对某办公楼的可变制冷剂流量 (Variable Refrigerant Flow, VRF)系统采用神经网络对其冷负荷进行预测，结果表明：通过神经网络预测模型可以确定最节能的设定值，以最佳地运行 VRF 系统。段冠因[11]提出一种基于 GM-RBF 神经网络的超高层建筑暖通空调能耗预测方法，实验结果表明，所提方法预测的精确度较高，且预测的及时性较好。廖文强等人[12]使用了一种基于长短期记忆神经网络(Long Short-Term Memory, LSTM)的暖通空调系统能耗预测方法，对某地供暖系统的能耗进行预测，最终结果表明，LSTM 预测模型相比传统的预测方法

效果更好。

目前,神经网络模型广泛应用于建筑空调系统能耗预测,但较少应用于电动汽车空调系统能耗,且将不同神经网络预测结果进行比较研究较少。因此,采用不同神经网络模型对电动车空调系统能耗进行预测并进行结果比较,能选取更高精度和合适的神经网络预测模型,有利于驾驶员实时观测空调能耗,从而缓解因开启空调系统而带来的“里程焦虑”。

本文将主要影响电动车空调系统能耗的环境温度、空气湿度、风速及车速作为输入参数,耗电量作为输出参数,对比 GA-BP 神经网络、RBF 神经网络及 GRNN,在不同环境温度、空气湿度、风速及车速下空调能耗特性,同时确定适合预测电动车空调系统能耗的神经网络,为驾驶员寻找空调工作和行驶里程之间最佳平衡点提供数据依据,对缓解因空调运行带来的“里程焦虑”具有指导意义。

2. 神经网络预测模型

人工神经网络(ANN)人工神经网络是一种模拟生物神经系统处理和运行机制的人工智能分析方法,在非线性、不确定系统的数据处理方面具有较高的适应能力,具有自学功能、联想储存功能、高速寻找优化解能力等优点。本文利用神经网络搭建对电动车空调系统能耗的 GA-BP、RBF 和 GRNN 神经网络预测模型。

2.1. GA-BP 神经网络原理

BP 神经网络是在各研究领域应用较广泛的人工神经网络之一,其模拟生物神经网络系统采用误差逆向传播算法训练对网络进行优化,实现对数据的高精度拟合。BP 神经网络由输入层、隐含层和输出层组成,其结果如图 1 所示。

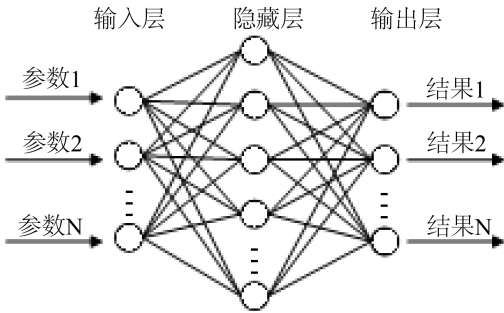


Figure 1. Basic structure of BP neural network
图 1. BP 神经网络基本结构

为了避免 BP 神经网络随机产生权值和阈值的缺点,解决训练过程中局部易陷入最小值的问题,采取遗传算法以提高其收敛性全局寻优的能力,使 BP 神经网络获得更好的权值和阈值[13]。流程图如图 2 所示。

2.2. RBF 神经网络原理

RBF 神经网络通常由三层构成:包括输入层、隐含层和输出层,其中隐含层具有 RBF 激活函数。该网络中的输入值和神经元各参数通过径向基函数线性组合得到输出值。与 BP 神经网络不同的是,Spread 值是 RBF 神经网络唯一参数,该值的取值需遵循一定方法,不具备随机性。RBF 神经网络的学习过程与 BP 神经网络的学习过程基本相似,主要区别在于:

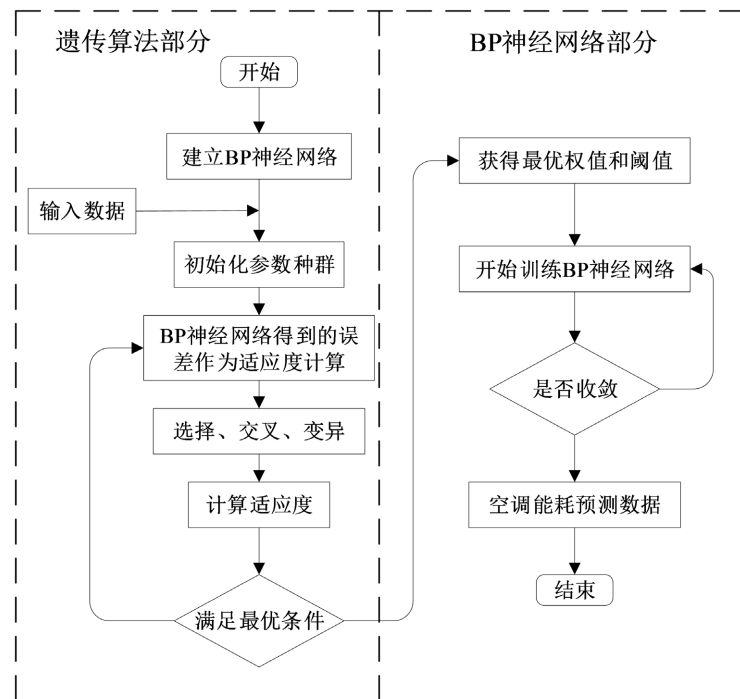


Figure 2. Algorithm flowchart of GA-BP neural network
图 2. GA-BP 神经网络的算法流程图

1) 高斯函数是 RBF 神经网络隐含层神经元中的激活函数, 它会产生一个信号, 对应于输入层中的一个输入向量, 而对应于这个信号, 网络产生一个响应。

2) RBF 采用的是局部逼近算法, 其输入层和输出层、隐含层和输出层分别采用的是非线性映射和线性映射。而 BP 神经网络采用的是全局逼近算法, 因此在某些问题上, 或许可以解决 BP 神经网络中局部最优问题, 而且收敛速度快于 BP 神经网络。

径向基函数是一类局部分布的对中心点径向对称衰减的非负非线性函数。可将存在于低纬度空间的向量, 转换成高维度空间内的向量, 进而将其转化为高维线性可分的问题。

2.3. GRNN 神经网络原理

GRNN 神经网络是 RBF 神经网络的变体, 属于高度并行径向基网络。GRNN 由输入层、模式层、求和层和输出层组成, 输入层的各节点直接将输入变量传输到模式层(也称隐回归层), 该层中的激活函数将输入变量处理后传输到求和层中, 经过运算, 再输出预测值。GRNN 具有很强的非线性映射能力和学习速度, 比 RBF 具有更强的优势, 网络最后普遍收敛于样本量集聚较多的优化回归, 样本数据少时, 预测效果很好, 网络还可以处理不稳定数据。

3. 空调系统能耗模拟

3.1. 建立空调系统模型

神经网络需要大量的训练数据和预测数据, 以主要影响空调能耗的环境温度(夏季)、空气湿度、风速和车速[14]为输入参数, 取值范围如表 1 所示, 空调系统能耗(单位: W/h)为输出参数, 记录不同工况下空调系统运行 1 小时的耗电量。由表 1 可知, 采用实验法测定数据最低需要 780 h, 为避免重复繁杂的测试工作, 本文参考文献[15]建立了 Nissan Leaf 电动车的空调系统模型, 应用 Amesim 软件模拟不同工况

下空调系统运行 1 h 的耗电量。

Table 1. Neural network input parameters take values
表 1. 神经网络输入参数取值

输入参数	数值
环境温度/℃	[25 28 31 34 37]
空气湿度/%	[40 50 60 70]
风速/m·s ⁻¹	[0.1 1 2]
车速/km·h ⁻¹	[0 10 20 30 40 50 60 70 80 90 100 110 120]

3.2. 数据验证及预处理

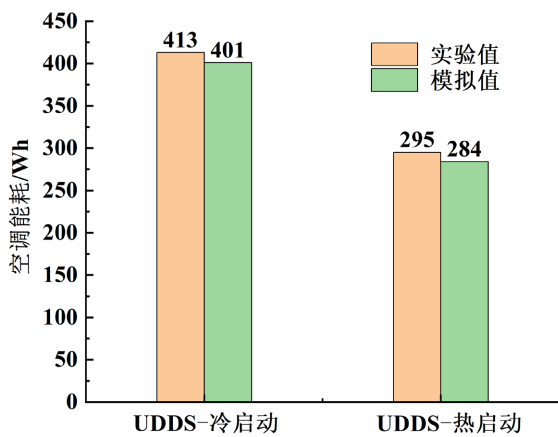
为了验证空调模型的正确性，测试条件：环境温度 35℃，太阳辐射强度为 850 W/m²，全程开启空调，紧闭车窗，车舱温度设置为 22.2℃。将汽车在 UDDS（城市道路循环）行驶工况下的空调系统的耗电量的模拟值和实验值[16]进行对比，如图 3 所示。实验值和模拟值误差在 5%，说明所建立的模型具有合理有效性。

在本文的模拟中，随机将 780 组数据一分为二。其中，700 组数据用于三种神经网络的训练集，80 组数据作为三种神经网络的测试集。这样不仅可以使得三种神经网络的对比具备有效性，且使每次神经网络的训练不会因训练集的变化而变化。

由于 BP 神经网络中激活函数的特殊性，预测前需用公式(1)对数据进行归一化处理。

$$y = \frac{(y_{\max} - y_{\min}) \cdot (x - x_{\min})}{(x_{\max} - x_{\min}) + y_{\min}} \tag{1}$$

式中，x 和 y 分别表示输入值和输出值，角标 min 和 max 分别表示最小值和最大值。



注：冷启动 - 汽车处于关闭时间较长且各部件温度和环境温度一致；
热启动 - 汽车经过预调节且车舱温度和设定温度一致

Figure 3. Comparison of modeled and ANL test air conditioner energy consumption graphs
图 3. 模型和 ANL 测试空调能耗比较图

4. 预测结果与分析

4.1. 模型的建立和网络性能指标

论以 GA-BP 神经网络为例，所有的网络都是以温度、相对湿度、风速和车速作为输入值，以能耗作为输出值，其网络结构如图 1 所示。

由于本文所有网络中训练集固定不变，因此对于 RBF 和 GRNN 神经网络，需要确定的是最优的 Spread (径向基函数分布系数)值；而对于 BP 神经网络，学习率和神经元个数的综合取值均会影响神经网络预测精度的参数。

平均相对误差 MRE 是实际值和预测值之间的无量纲相关系数，计算如式(2)

$$\text{MRE}(\%) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \left| 100 \times \frac{A_u - A_o}{A_o} \right| \quad (2)$$

均方根误差 RMSE 是利用实际值和预测值之间拟合误差的统计分析，用于验证神经网络模型的准确性，计算如式(3)

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (A_u - A_o)^2} \quad (3)$$

式中：M 为实验样本数量； A_u 为实际值(目标值)； A_o 为网络预测值。

引入公式(4)的决定系数 R^2 ，以表征能耗预测值和实测值之间的拟合优度：

$$R^2 = \frac{\left(n \sum_{i=1}^n x_i y_i - \sum_{i=1}^n x_i \sum_{i=1}^n y_i \right)^2}{\left[n \sum_{i=1}^n x_i^2 - \left(\sum_{i=1}^n x_i \right)^2 \right] \left[n \sum_{i=1}^n y_i^2 - \left(\sum_{i=1}^n y_i \right)^2 \right]} \quad (4)$$

式中， x_i 和 y_i 分别表示能耗的预测模型计算值和实测值， n 为实测数据点数量。决定系数 R^2 越接近于 1，表示能耗的预测模型计算值和实测值越接近，即模型的预测精度越高，泛化能力越好。

4.2. 不同神经网络预测结果对比

对于 RBF 神经网络，通过多次尝试发现对于本文中的数据，Spread 值若小于 1，或大于 5 时，网络则因发散而无法拟合，预测结果显示当 Spread 值为 3 时， R^2 最大值仅为 0.93641。

RBF 神经网络模型预测偏差程度由图 4 可知，大部分预测值与实测值较吻合。其中最大误差出现在第 51 个样本点，误差值为 700.19 W/h；最小误差值为 0。预测值与实测值的线性回归系数 R^2 、平均相对误差和均方根误差，结果分别为 0.93641，5%和 98.29 W/h。

对于 GRNN 神经网络，本章将 Spread 值控制在 0~2 范围内，发现 Spread 值最大时 R^2 为 0.95521，此时 Spread 值为 1。

由图 5 对比结果可知，GRNN 神经网络模型预测值与实测值吻合程度较好。其中最大误差出现在第 80 个样本点，误差值为 400.27 W/h；最小误差值为 0。预测值与实测值的线性回归系数 R^2 、平均相对误差和均方根误差，结果分别为 0.95521，3%和 90.42 W/h。

对于 BP 神经网络，由于学习率和神经元个数共同影响预测结果，即不同的神经元个数搭配不同的学习率，可得到相近的拟合结果，且由于初始权值的随机性，BP 神经网络在相同的神经元个数和学习率下，故本文采用的遗传算法可将初始权值和偏置作为遗传算法的染色体进行全局寻优调整，从而得到最优解，使 BP 神经网络得到更加精确的预测结果。经过计算，GA-BP 神经网络对能耗的预测结果相较 RBF 神经网络和 GRNN 神经网络效果最好，最好结果见图 6 所示，决定系数最大值可达 0.99517。

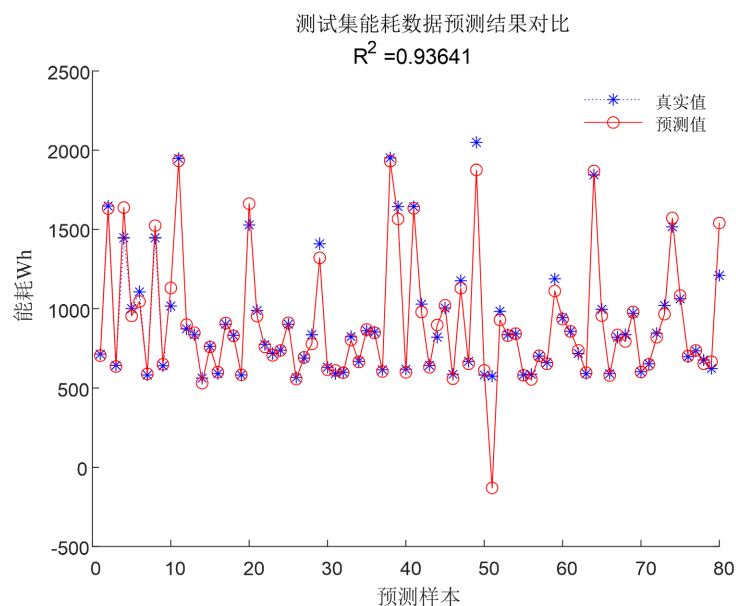


Figure 4. Comparison of prediction results of RBF neural network models
图 4. RBF 神经网络模型预测结果对比图

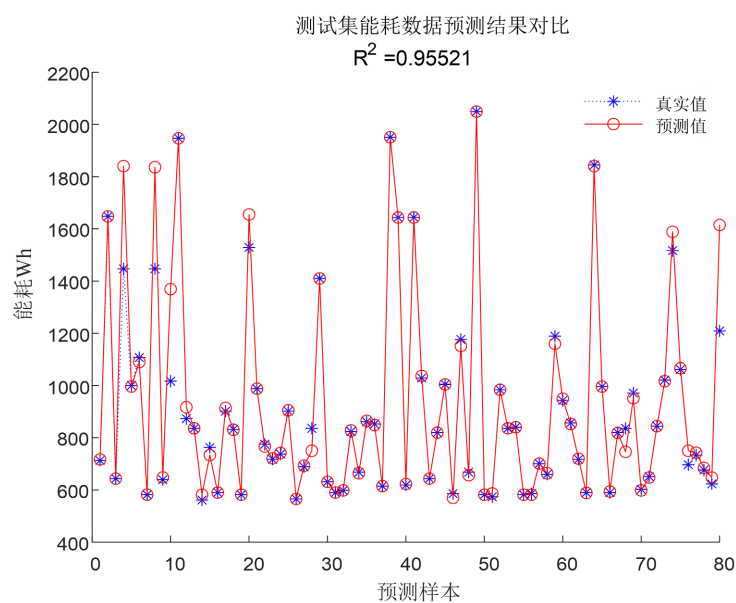


Figure 5. Comparison of prediction results of GRNN neural network models
图 5. GRNN 神经网络模型预测结果对比图

此时 GA-BP 神经网络所对应的神经元个数为 11, 学习率为 0.01, 由图 6 对比结果可知, GA-BP 神经网络模型预测值与实验值吻合程度最好。其中最大误差出现在第 10 个样本点, 误差值为 195.57 W/h; 最小误差值为 0。预测值与实测值的线性回归系数 R^2 、平均相对误差和均方根误差, 结果分别为 0.99517, 2% 和 27.25 W/h。

三种神经网络模型预测结果平均相对误差都不超过 5%, 均可用预测空调能耗, 其中 GA-BP 神经网络模型准确度最高, 能更准确地预测空调能耗, 更适合用于实时观测空调性能, 缓解驾驶员因空调耗能

过大带来的“里程焦虑”。

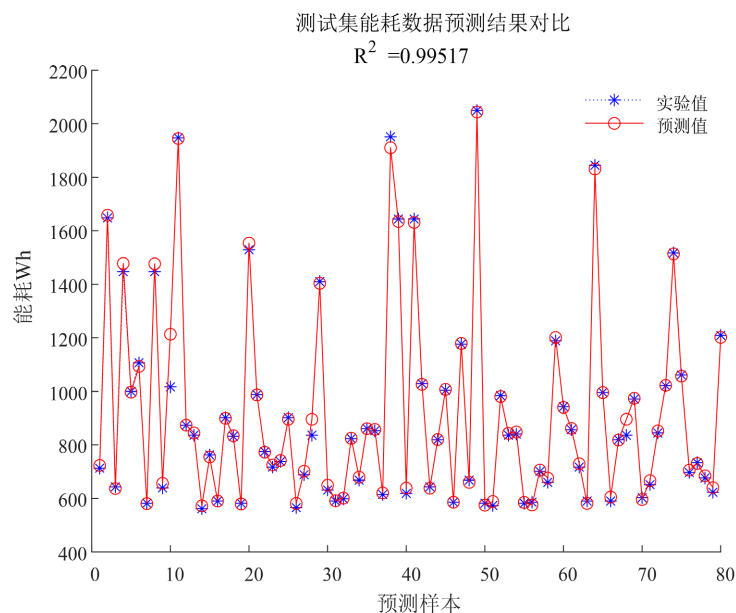


Figure 6. Comparison of prediction results of GA-BP neural network models
图 6. GA-BP 神经网络模型预测结果对比图

5. 结论

本文搭建了三种不同的神经网络模型：RBF、GRNN 以及 GA-BP 模型。利用数值模拟结果对三种模型进行训练，预测在不同的工况下整车空调系统的能耗。

1) 基于 AMESim 仿真软件，搭建 Nissan Leaf 纯电动汽车的空调系统模型，将 UDDS 行驶工况下的空调系统的耗电量仿真结果作为训练集和测试集。

2) 将环境温度、空气湿度、风速和车速作为输入参数，耗电量作为输出参数，基于搭建的神经网络模型，预测空调系统的耗电量。

3) 将预测结果与测试集数据进行对比，分析结果表明 GA-BP 神经网络模型的预测性能最为出色，其 R^2 为 0.99517，MRE 为 2%，RMSE 为 27.24 W/h。

研究结果表明三种模型均能预测空调系统耗电量，GA-BP 模型具有更高的预测精度，能够准确地预测空调系统的能耗，适用于实时预测应用场景中的空调系统能耗。

基金项目

国家自然科学基金重点资助项目(51736007)，国家自然科学基金资助项目(51306122)。

参考文献

- [1] Talif, S.G., Rakosi, E., Condurache, B., *et al.* (2016) Solution for Improvement the Thermal Comfort inside the Automobile Passenger Compartment. In: (Spiros) Koutsonas, S. and Uyun, S., Eds., *Applied Mechanics and Materials*, Trans Tech Publications Ltd., Vol. 822, 118-122. <https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/AMM.822.118>
- [2] 杜晓录, 郭宪民, 张丹丹. 电动汽车引射空调系统性能实验研究[J]. 制冷学报, 2022, 43(1): 53-58.
- [3] 白燕, 武璐璐, 贺引娥, 等. 基于动态温度调控的空调系统能耗预测[J]. 系统仿真学报, 2022, 34(2): 366-375.

-
- [4] Khatoon, S. and Kim, M.H. (2020) Thermal Comfort in the Passenger Compartment Using a 3-D Numerical Analysis and Comparison with Fanger's Comfort Models. *Energies*, **13**, Article No. 690. <https://doi.org/10.3390/en13030690>
- [5] Sun, Y., Haghighat, F. and Fung, B.C.M. (2020) A Review of the State-of-the-Art in Data-Driven Approaches for Building Energy Prediction. *Energy and Buildings*, **221**, Article ID: 110022. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2020.110022>
- [6] 徐新华, 李骥, 冯宇欣, 刚文杰. 基于灰色理论的建筑需求冷量预测研究[J]. 暖通空调, 2021, 51(8): 64-69.
- [7] 李紫薇, 林波荣, 陈洪钟. 建筑方案能耗快速预测方法研究综述[J]. 暖通空调, 2018, 48(5): 1-8.
- [8] 李婷婷, 毕海权, 王宏林, 王晓亮, 周远龙. 基于 BP 神经网络的地铁站厅空调负荷预测[J]. 计算机科学, 2019, 46(S2): 590-594.
- [9] Wang, C., Ji, J., Yu, B., *et al.* (2022) Investigation on the Operation Strategy of a Hybrid BIPV/T Façade in Plateau Areas: An Adaptive Regulation Method Based on Artificial Neural Network. *Energy*, **239**, Article ID: 122055. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2021.122055>
- [10] Kang, I., Lee, K.H., Lee, J.H., *et al.* (2018) Artificial Neural Network-Based Control of a Variable Refrigerant Flow System in the Cooling Season. *Energies*, **11**, Article No. 1643. <https://doi.org/10.3390/en11071643>
- [11] 段冠因, 王岳人. 超高层建筑暖通空调能耗精准预测仿真[J]. 计算机仿真, 2018, 35(12): 317-320+379.
- [12] 廖文强, 王江宇, 陈焕新, 丁新磊, 尚鹏涛, 魏文天, 周镇新. 基于长短期记忆神经网络的暖通空调系统能耗预测[J]. 制冷技术, 2019, 39(1): 45-50+54.
- [13] 胡志新, 王涛. 改进遗传算法优化 BP 神经网络的双目相机标定[J]. 电光与控制, 2022, 29(1): 75-79.
- [14] 李维伟. 纯电动汽车空调系统建模与能耗占比分析[D]: [硕士学位论文]. 长春: 吉林大学, 2020.
- [15] Rezaei, H., Ghomsheh, M.J., Kowsary, F., *et al.* (2021) Performance Assessment of a Range-Extended Electric Vehicle under Real Driving Conditions Using Novel PCM-Based HVAC System. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, **47**, Article ID: 101527. <https://doi.org/10.1016/j.seta.2021.101527>
- [16] Lowse-Busch, H., DuoBa, M. and Rask, E.M.M. (2012) Advanced Powertrain Research Facility AVTA Nissan Leaf Testing and Analysis. Argonne Natl. Lab.