

基于稀疏自编码特征提取的建筑逐时耗热量 预测模型的性能提升

袁大昌¹, 史艳霞², 高俊楠³

(1. 天津大学 城市规划设计研究院, 天津 300110; 2. 天津中德应用技术大学, 天津 300350; 3. 天津大学, 天津 300350)

[摘 要] 预测模型的输入特征变量对建筑耗热量预测性能具有较大的影响, 为了进一步改进输入特征变量的选取, 本文提出了稀疏自编码(SAE)方法对历史耗热量数据进行特征提取, 并通过对比较常规的线性化特征提取方法(主成分分析, PCA)分析了 SAE 特征提取方法分别对 MLR、ANN 和 SVM 预测模型精度的提升。应用某居住建筑实测数据对该方法进行了实验验证, 结果表明: 在测试数据集中, 使用 SAE 方法提取到的特征值作为模型输入变量, MLR、ANN 和 SVM 3 个模型的预测性能均得到提升, 相比于利用 PCA 特征提取的方法, CV 值分别降低了 3.8%、4.1% 和 4.2%。此外, SAE 方法对模型性能的提升还表现在模型泛化性能地增强, 在测试样本中的表现优于在训练样本中的表现。

[关键词] 特征提取; 稀疏自编码; 耗热量预测; 支持向量机; 机器学习

[中图分类号] TU831

[文献标识码] A

Performance Improvement of Hourly Heating-Energy Consumption Prediction Model Based on Feature Extraction with Sparse Auto-Encoder

YUAN Dachang¹, SHI Yanxia², GAO Junnan³

(1. Tianjin University Research Institute of Urban Planning Design, Tianjin 300110;

2. Tianjin Sino-German University of Applied Sciences, Tianjin 300350; 3. Tianjin University, Tianjin 300350)

Abstract: The input feature variables of prediction model have a great influence on the prediction performance of building heating-energy consumption. In this context, a Sparse Auto-Encoder (SAE) method is proposed to extract features from historical data about heating-energy consumption and improve the selection of input feature variables. The effect of SAE feature extraction on improving the prediction accuracy of MLR, ANN and SVM prediction models is analyzed by comparing with the conventional linearized feature extraction method (Principal Component Analysis, PCA). The proposed method is validated by the measured data of a residential building. The results show that: the prediction performance of MLR, ANN and SVM models was improved by using the feature values extracted by SAE method as input variables in the test data set. Compared with the PCA-based feature extraction method, the CV value in the three models was reduced by 3.8%, 4.1% and 4.2%, respectively. In addition, the SAE method also improved the generalization performance of model, and had better performance in the test sample than in the training sample.

Keywords: feature extraction, sparse auto-encoder, heating-energy consumption prediction, support vector machine, machine learning

0 引 言

制定和实施低碳战略以应对气候变化和确保能源安全是当今世界的发展趋势。节能减排、使用新能源和碳捕获技术是实现低碳发展的主要途径。资料显示^[1], 按照巴黎协定, 我国在 2050 年要将二氧化碳排放总量从目前的每年百亿吨降低到每年 30 亿~35 亿 t。其中建筑行业的节能减排将是工作的

[收稿日期] 2019-08-13 [一次修回] 2020-02-12

[二次修回] 2020-03-02

[基金项目] 国家重点研发课题“基于县域控碳体系的数据驱动型规划设计技术集成与示范应用”(2018YFC0704706)

[作者简介] 袁大昌(1965-), 男, 博士, 教授

[联系方式] tjzdsy@163.com

[编辑部收稿邮箱] bjb365@126.com

重中之重。对建筑能源系统运行策略进行优化以提升系统的能源利用效率是降低建筑能耗的重要措施之一。而能耗占比较高的北方城镇供热系统对精细化运行管理模式的需求更为强烈。

建筑逐时耗热量的准确预测是供热系统优化运行策略制定的前提。目前常用的预测模型主要包括两大类:基于物理模型的建模和基于数据驱动的建模。基于物理模型的预测建模主要是利用现有的仿真模拟软件,包括:EnergyPlus,DOE-2,E-Quest 和 Trnsys。该类方法由于过多的模型输入参数难以监测获取,因此对于逐时甚至更小时间尺度的预测效果往往较差。数据驱动类的预测建模方式由于具有更好的预测精度,应用越来越广泛^[2]。常用模型包括多元回归模型(如 Multiple Linear Regression, MLR)、时间序列模型(如 Auto Regression, AR)、人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)和支持向量机(Support Vector Machine, SVM)等。

对于数据驱动的预测建模方式,模型输入特征变量的选择对预测效果具有较大的影响,如 Ding Y 等人^[3]定量研究了不同输入变量对于负荷预测精度的影响,指出在相同模型结构下对输入变量集进行优化选择能够带来较大幅度的预测性能提升。一般来说,室外环境,如室外温度和太阳辐射强度是影响建筑耗热量变化的主要因素^[4]。此外 Idowu S 等^[5]发现,引入历史时刻的负荷值作为输入特征变量对模型的预测精度有很大的提升,并提出了 ARX 模型实现建筑热负荷的预测,这一模型既能使用外部变量(如室外环境变量)作为输入,又能充分考虑历史负荷对预测的影响。然而,引入过多的输入变量可能会对模型产生负面的影响^[6]。首先,历史时刻的负荷之间具有相关性,这会导致模型出现多重共线性问题,从而使模型估计失真;其次,过多的输入变量可能会导致模型出现过拟合现象,降低模型的泛化能力。目前解决这一问题主要采用的方法为主成分分析法(Principal Component Analysis, PCA)。例如 Zhang 等^[7]在进行特征工程时,利用 PCA 方法实现了高维输入变量的特征提取,并结合数据挖掘的方法实现了建筑能耗的预测。王海峰^[8],张淑清^[9]等利用 PCA 将多个原始变量降维成少数彼此独立的变量,并根据各主成分的贡献率来确定神经网络的输入,有效解决了模型预测精度与效率不高的问题。PCA 主要根据主成分解释的总方差来控

制特征提取过程中的信息损失。然而从数学本质上看,PCA 作为 1 种基于线性转换的特征提取方法,在表示非线性、高维数据时是受限制的^[10]。机器学习领域的自动编码器是 1 种基于神经网络的非线性降维方法^[11]。由于神经网络能够学习复杂的非线性关系,因此在针对高维数据进行非线性的特征提取时,自编码相比于 PCA 具有更好的泛化能力。通过对自编码器中的隐藏层进行稀疏性的限制,能够使自编码器在恶劣环境下学习得到样本最好的特征表达,有效地对样本进行降维,这一技术称之为稀疏自编码(Sparse Auto-Encoder, SAE)^[12]。曹天行等^[13]在风电场功率的短期预测研究中使用 SAE 对风电功率非线性的高频分量进行特征提取,并利用提取到的特征变量进行风电功率的预测,结果表明结合了 SAE 特征提取的模型取得了最佳的预测效果。王文卿等^[14]同样将 SAE 应用到电力系统短期负荷预测的建模中,通过 SAE 对预测所需数据进行降维处理,来提升预测的精度以及速度。类似的研究工作多出现在电力领域内电力负荷^[15]或者风电功率^[16]的预测应用中。在建筑耗热量的预测问题中尚未得到应用以及效果验证。

建筑作为一个大的热惯性系统,运行数据之间存在较强的非线性关系。如何有效对这些数据进行特征提取以提升预测模型的精度仍是目前面对的一个难题。因此,本文探索了 SAE 特征提取方法在建筑逐时耗热量预测中的应用。利用 SAE 对建筑耗热量预测模型的输入数据进行特征提取,以实现高维变量的降维处理。并分别应用在 3 种不同类型的预测模型中,包括 MLR、ANN 和 SVM。最后通过对比基于 PCA 线性特征提取下 3 种模型的预测性能表现,验证 SAE 方法在逐时耗热量特征提取以及对模型预测性能提升方面的有效性。

1 数学方法

1.1 稀疏自编码

自编码器(Auto-Encoder)是 1 种无监督机器学习算法,其主要思路是训练 1 个神经网络模型,让模型的输出近似等于输入,自动捕捉到可以代表输入数据最重要的特征,实现数据的压缩。模型结构如图 1 所示,主要由输入层、隐藏层和输出层构成。输入层到隐藏层的映射称之为编码过程,其维度一般远小于输入数据,从而能够实现数据的降维。隐藏

层到输出层的映射称之为解码过程,即实现原始数据的重构恢复。

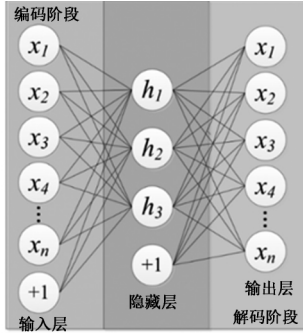


图 1 自编码器模型结构

对耗热量数据 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 编码过程就是利用编码函数把输入数据 x_i 映射到隐藏层, 得到编码矢量 h_i 。然后编码矢量 h_i 通过解码函数映射得到输入数据的近似值 \hat{x}_i , 编码和解码函数一般选用 sigmoid 函数或者 tanh 函数。通过训练模型参数, 使模型的重构损失误差最小, 由此确定最终的编码器, 损失函数表示如式 (1)。

$$J(W, b; \hat{x}, x) = \frac{1}{2} \|\hat{x} - x\|^2 \quad (1)$$

式中: W 为神经网络的权重系数; b 为神经网络的偏置系数; \hat{x} 为输入数据 x 的估计值。加入正则化项, 则式 (1) 可表示为:

$$J(W, b) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{1}{2} \|\hat{x}_i - x_i\|^2 \right) + \frac{\lambda}{2} \sum_{l=1}^{n_l-1} \sum_{i=1}^{s_l} \sum_{j=1}^{s_{l+1}} (W_{ji}^{(l)})^2 \quad (2)$$

式中: λ 是权值衰减常数; n 为输入样本维数; n_l 是神经网络的层数; s_l 是 l 层的神经元个数; s_{l+1} 代表 $l+1$ 层的神经元个数; 其他参数含义同前。

模拟人脑在提取物体特征时的记忆方法, 即输入信号只刺激某些神经元, 其他大部分神经元是受抑制状态。可以在自编码器训练过程中加入 L_1 的正则项限制, 即约束隐藏层中的神经元激活值大部分为 0, 只有少数不为 0, 这就得到稀疏自编码 (Sparse Auto-Encoder, SAE)。稀疏自编码器能够更高效的提取数据的特征。对于 sigmoid 函数, 如果 1 个隐藏层神经元输出值接近 1, 则表示处于“活跃”状态; 如果输出值接近 0, 则处于“抑制”状态。tanh 函数则用 1 和 -1 表示“活跃”或“抑制”状态。假设 $a_j(x)$ 表示隐藏层第 j 个神经元的激活值, 则第

j 个神经元的平均激活值可表示为:

$$\hat{\rho}_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n a_j(x_i) \quad (3)$$

为了达到稀疏的要求, $\hat{\rho}_j$ 应尽可能等于 1 个接近 0 的稀疏常数 ρ , 通常取值 0.05。在自编码器的损失函数中加入稀疏惩罚项, 来惩罚 $\hat{\rho}_j$ 偏离 ρ 。通常选用 KL 散度表示这一惩罚项, 则稀疏自编码器的损失函数表示为:

$$J_{\text{sparse}}(W, b) = J(W, b) + \beta \sum_{j=1}^{s_2} KL(\rho \|\hat{\rho}_j) \quad (4)$$

式中: s_2 为隐藏层的神经元个数; β 为稀疏惩罚项系数。KL 散度, 其数学表达式如式 (5):

$$KL(\rho \|\hat{\rho}_j) = \rho \log \frac{\rho}{\hat{\rho}_j} + (1 - \rho) \log \frac{1 - \rho}{1 - \hat{\rho}_j} \quad (5)$$

当 $\hat{\rho}_j = \rho$ 时, KL 散度为 0, 随着 $\hat{\rho}_j$ 偏离 ρ 程度增大, 则 KL 散度也增大。

利用常用的反向传播算法以及梯度下降法优化求解模型中参数 W 和 b 。以 $J_{\text{sparse}}(W, b)$ 最小为目标, 反复迭代更新 W 和 b , 由此确定稀疏自编码器最终的形式。迭代更新方程如下:

$$W_{ij}(l) = W_{ij}(l) - \alpha \frac{\partial}{\partial W_{ij}(l)} J_{\text{sparse}}(W, b) \quad (6)$$

$$b_i(l) = b_i(l) - \alpha \frac{\partial}{\partial b_i(l)} J_{\text{sparse}}(W, b) \quad (7)$$

1.2 预测模型

为充分证明 SAE 对高维输入变量处理的有效性, 本文采用 3 类常用的回归模型对其预测效果进行验证, 分别为 MLR, ANN 和 SVM。

MLR 形式最为简单, 建模过程最为便捷。MLR 模型各个输入变量对应的拟合系数使用最小二乘法计算得到。ANN 具有任意的非线性表达能力。1 种常见的神经网络结构是带有反向传播学习算法的多层前馈网络, 一般分为输出层、输入层和隐藏层 3 层, 其中隐藏层节点的数目对模型复杂度和准确度的平衡具有重要意义, 可由文献 [17] 中的方法确定。SVM 是 1 种基于核函数的机器学习算法, 即使在训练样本较少时, SVM 对于回归非线性问题也存在比较好的性能。本文选择高斯核函数作为 SVM 从输入空间向特征空间映射的核函数。采用网格搜索优化方法确定模型中的最优参数 c 以及核半径 γ 。SVM 模型具体的数学算法可详见文献 [18]。

1.3 模型评价指标

常见的预测模型性能评价指标主要有变异系数 (Coefficient of Variation, CV), 平均绝对百分比误差 (Mean Absolute Percent Error, MAPE) 以及均方根误差 (Root Mean Squared Error, RMSE), 调研结果^[19]显示有 41% 的预测文章中使用 CV 指标, 29% 的文章使用 MAPE, 16% 的文章使用 RMSE。因此本文选用这 3 个指标进行预测结果的评价。指标的计算公式如式 (8) ~ 式 (10):

$$CV(\%) = \frac{\sqrt{\frac{\sum_{k=1}^l (y'_k - y_k)^2}{l}}}{\bar{y}} \times 100 \quad (8)$$

$$MAPE(\%) = \frac{1}{l} \sum_{k=1}^l \left| \frac{y'_k - y_k}{y_k} \right| \times 100 \quad (9)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^l (y'_k - y_k)^2}{l}} \quad (10)$$

式中: y'_k 表示时刻的预测值, GJ/h; y_k 表示时刻的实际值, GJ/h; \bar{y} 表示 l 个实际值的平均值; l 表示统计数据点的个数。

2 案例研究

2.1 案例介绍

本文针对天津市某一居住建筑进行供暖运行数据测试, 该居住建筑建于 2012 年, 围护结构热工性能良好, 符合天津地区三步节能标准。建筑面积共 13 000 m²。该建筑内用户末端安装温控装置, 可自主调节室温, 但热力公司仍采用按面积收费的方式。该供热系统为集中式供热系统, 换热站自一次热网取热, 换热站内安装气候补偿装置, 二次供水温度随室外温度变化相关性较强。

对该建筑进行数据测试, 测试时间为 2019 年 1 月 1 日至 2019 年 2 月 15 日共计 46 d, 测试时间间隔为 1 h, 共计 1 104 组数据。主要测试内容包括: 1) 建筑热力入口处耗热量, 通过测试入口总供、回水管温度以及流量计算得到建筑逐时耗热量; 2) 室内温度, 共选取 15 个住户放置温度记录仪, 采集逐时室内温度, 并求平均值来代表建筑整体的室温情况; 3) 室外温度和太阳辐射强度采用小型气象站监测获取, 采集间隔同样为 1 h。测试数据时序图绘制如图 2 所示。

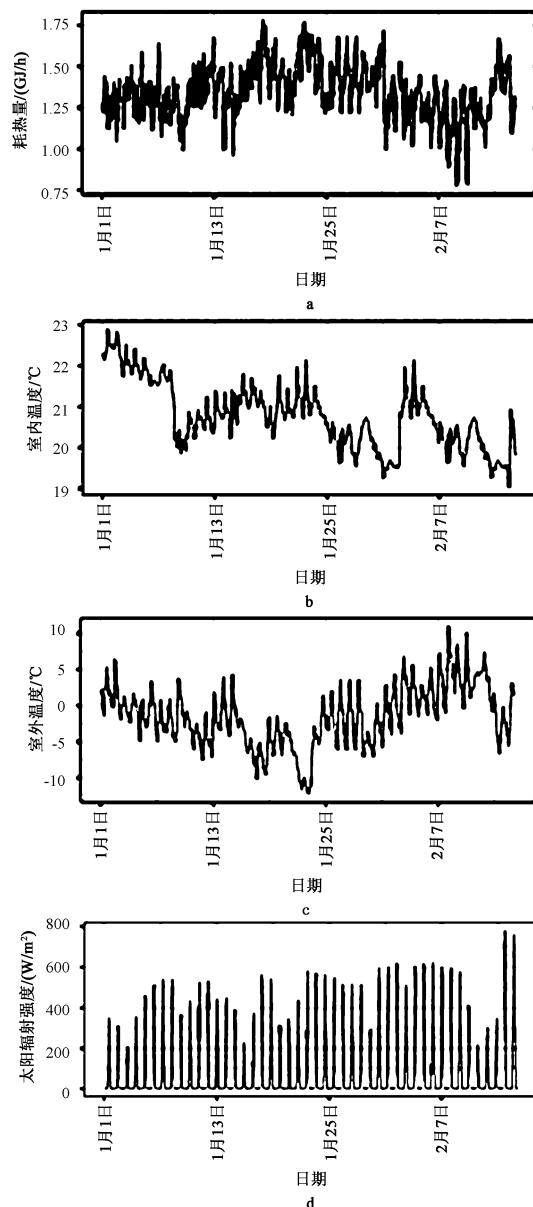


图 2 采暖运行数据时序图

2.2 特征变量集构建

2.2.1 负荷数据自相关性分析

一般来说, 影响居住建筑耗热量的因素包括外部环境因素, 主要是室外温度和太阳辐射强度。室内温度的变化也反映着耗热量的波动变化情况, 因此室内温度也被选择作为表征负荷变化的特征变量。除此之外, 由于建筑是 1 个大热惯性系统, 历史时刻的耗热量也在影响着当前时刻耗热量的变化。因此, 历史时刻的耗热量也应被确定为预测模型的输入特征变量。对图 2 中的逐时耗热量时间序列进行自相关分析, 如图 3 所示, 可以看到在不同滞后阶

数下的耗热量对当前时刻的耗热量都存在较大的相关性,随着滞后时间变长,相关性逐渐变小,但是当滞后 24 h 时,相关性又出现 1 个极值,说明耗热量时间序列具有 24 h 的周期性变化规律。

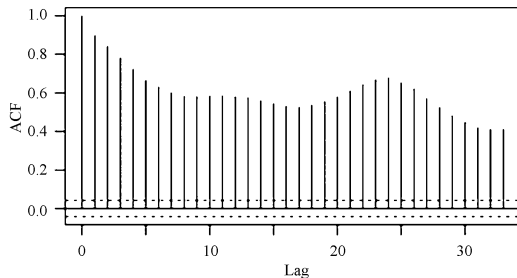


图 3 耗热量时间序列自相关分析图

若以前 24 h 的耗热量值均作为模型的输入变量,则过多的变量会对模型的预测性能产生负面影响。首先,从图 3 中可以看出,这些输入变量之间存在相关性,即存在多重共线性的现象,这会使模型估计失真或者难以准确估计。其次,过多的输入变量可能会导致过度拟合的风险,使模型的泛化能力变差。因此,需要对这些输入变量进行特征提取,以少量的特征值表示高维的输入数据,进而解决上述问题。

2.2.2 PCA 构建特征变量集

为了有效证明本文提出的 SAE 方法的有效性,作为对比,本文应用传统的线性化的特征提取方法 PCA 对历史耗热量数据进行特征值提取,并以同样的预测模型进行预测,从预测效果上对比说明 SAE 方法的优势。PCA 具体的数学方法可参见文献^[20]。图 4 展示了对前 24 h 历史耗热量组成的输入变量集进行的主成分分析结果,可以看出,用 6 个主成分就可以实现 92.3% 的信息解释,而且之后的主成分的方差贡献率均小于 1%。也就是说应用 PCA 方法提取到 6 个特征值。 $[tc_{1\text{PCA}}, tc_{2\text{PCA}}, tc_{3\text{PCA}}, tc_{4\text{PCA}}, tc_{5\text{PCA}}, tc_{6\text{PCA}}]^T$ 。其中, tc 代表无量纲的特征变量。因此,构造预测模型的输入变量特征集 1 为:

$$[ot, it, sr, tc_{1\text{PCA}}, tc_{2\text{PCA}}, tc_{3\text{PCA}}, tc_{4\text{PCA}}, tc_{5\text{PCA}}, tc_{6\text{PCA}}]^T \quad (11)$$

式中: ot 代表室外温度, $^{\circ}\text{C}$; it 代表室内温度, $^{\circ}\text{C}$; sr 代表太阳辐射强度, W/m^2 。

2.2.3 SAE 构建特征变量集

用 2.1 节介绍的稀疏自编码对前 24 h 的耗热量历史数据集进行非线性降维处理。按照主成分分

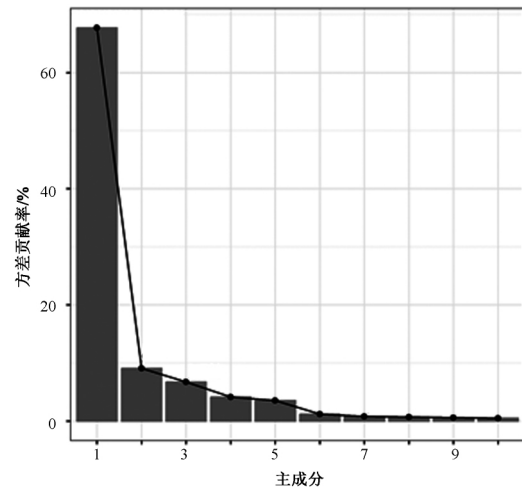


图 4 主成分分析方差贡献图

析确定的特征值个数,隐藏层神经元个数设置为 6 个,编码层激活函数选取 sigmoid 函数,解码层激活函数选取 tanh 函数。通过 MATLAB 软件实现模型的搭建及训练,得到隐藏层神经单元的输出值,作为描述耗热量变化的特征成分。因此,预测模型的输入变量特征集 2 表示为:

$$[ot, it, sr, tc_{1\text{SAE}}, tc_{2\text{SAE}}, tc_{3\text{SAE}}, tc_{4\text{SAE}}, tc_{5\text{SAE}}, tc_{6\text{SAE}}]^T \quad (12)$$

2.3 预测模型设置

本节通过上文提出的 3 类预测模型结构和 2 类输入特征变量集生成如表 1 中所示的 6 个预测模型,以充分证明 SAE 方法在提取高维数据特征值、提升预测模型精度方面的有效性。一方面,可通过对比相同模型结构下不同输入特征变量处理方法对预测结果的影响。另一方面,还可分析 SAE 相比于 PCA 对不同模型预测性能的提升。

表 1 预测模型设置

预测模型	模型结构	输入变量
PCA-MLR	MLR	特征变量集 1
PCA-ANN	ANN	特征变量集 1
PCA-SVM	SVM	特征变量集 1
SAE-MLR	MLR	特征变量集 2
SAE-ANN	ANN	特征变量集 2
SAE-SVM	SVM	特征变量集 2

2.4 结果对比分析

将 2.1 节介绍的供热运行数据按照 2.2 节介绍的输入变量集的格式整理。随机选取所有样本中的 70% 作为训练模型所用的数据集,共计 773 组样本数

据; 30%作为模型的测试用数据集, 共计 331 组样本数据。分别在训练样本集和测试样本集中选择 1 d 的数据, 以便进行更清楚直接地预测结果展示。分别将实际负荷和预测负荷绘制在图 5(训练结果)和图 6(测试结果)中。计算 3 个预测性能的评价指标 CV, MAPE 以及 RMSE 将各个模型预测性能评价指标的计算结果分别统计并展示在表 2 和表 3 中。

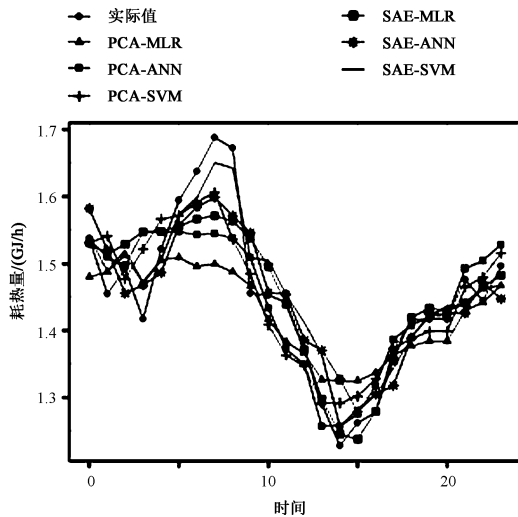


图 5 模型训练结果

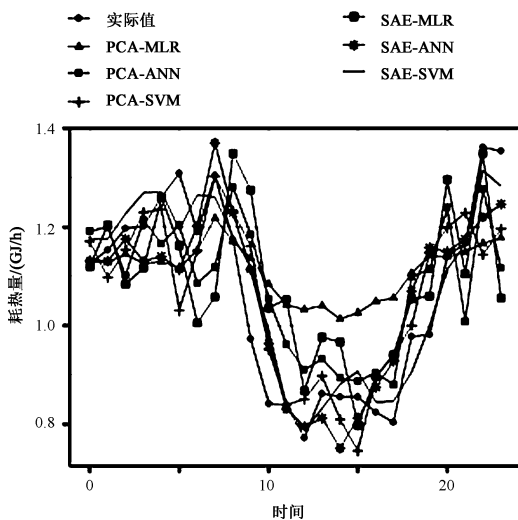


图 6 模型预测结果

对比 3 类不同模型结构产生的预测结果, 无论在训练集还是在测试集上, SVM 都表现出最优的预测性能, 其次为 ANN, MLR 的预测误差最大。并且无论使用哪类模型结构, 使用 SAE 方法构建输入特征变量的模型都比使用 PCA 方法构建输入特征变

量的模型预测效果好。以 CV 指标考核, SAE 方法使 MLR、ANN 和 SVM 的预测误差在测试集上分别降低了 3.8%、4.1%和 4.2%。此外, 使用 PCA 生成的特征变量作为模型的输入, MLR、ANN 和 SVM 共 3 个模型在测试样本中的预测误差均高于在训练样本中的误差。而使用 SAE 生成的特征变量作为模型的输入, 3 个模型对新数据的预测效果会优于训练数据。这一现象说明, 使用 SAE 对预测模型进行性能提升后, 不仅表现为预测误差指标的下降, 而且模型的泛化性能也得到提升。

表 2 训练阶段模型误差统计指标

模型	CV/%	MAPE/%	RMSE/(GJ/h)
PCA-MLR	13.6	12.9	0.24
PCA-ANN	11.1	9.7	0.19
PCA-SVM	7.8	6.2	0.12
SAE-MLR	10.2	9.1	0.17
SAE-ANN	7.6	6.3	0.12
SAE-SVM	5.6	4.5	0.09

表 3 预测阶段模型误差评价指标

模型	CV/%	MAPE/%	RMSE/(GJ/h)
PCA-MLR	13.7	13.2	0.25
PCA-ANN	11.4	9.9	0.21
PCA-SVM	8.3	6.6	0.14
SAE-MLR	9.9	8.7	0.16
SAE-ANN	7.3	5.9	0.11
SAE-SVM	4.1	3.9	0.08

3 结论

本文提出利用 SAE 方法对建筑逐时耗热量数据进行特征提取, 并通过对比传统的 PCA 特征提取方法, 分析了 SAE 对 3 种不同耗热量预测模型的性能提升作用。结果表明, 在测试数据集中, MLR、ANN 和 SVM 共 3 个模型的预测性能均得到提升, CV 值分别降低了 3.8%、4.1%和 4.2%。此外, SAE 方法对模型性能的提升还表现在模型泛化性能也得到增强, 在测试样本中的表现优于在训练样本中的表现。因此, 本文所提出的 SAE 方法能够有效地对高维数据进行特征提取, 进而提升模型的预测性能。

[参考文献]

- [1] 清华大学建筑节能研究中心. 中国建筑节能年度发展研究报告 2017[M]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2017

(下转第 49 页)

4) 寒冷地区高校校园因蒸发作用自然土壤、草地和水体下垫面为相对湿度较高处,同时下垫面的蒸发又以潜热换热方式降低局地热岛效应。

【参考文献】

- [1] 中国城市科学学会绿色建筑与节能专业委员会. CSUS/GBC04—2013 绿色校园评价标准[S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2013
- [2] 李琼, 孟庆林, 赵立华. 教学组团夏季室外热环境特征与计算模型验证[J]. 土木建筑与环境工程, 2011, 33(3): 112-118
- [3] 杨小山. 广州地区微尺度室外热环境测试研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2009
- [4] 李丽, 陈绕超, 孙甲朋 等. 广州大学校园夏季室外热环境测试与分析[J]. 广州大学学报: 自然科学版, 2015, 14(2): 48-54
- [5] 陈铖. 天津大学校园夏季室外热环境研究[D]. 天津: 天津大学, 2014
- [6] Niu J L, Liu J L, Lee T C, et al. A new method to assess spatial variations of outdoor thermal comfort: onsite monitoring results and implications for precinct planning [J]. Building and Environment, 2015, 91: 263-270
- [7] 中国气象局气象信息中心气象资料室. 清华大学建筑技术科学系. 中国建筑热环境分析专用气象数据集[M]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2005
- [8] ISO 7726. Ergonomics of the Thermal Environment-Instruments for Measuring Physical Quantities[S]. International Organization for Standardization, Geneva, 1998
- [9] 张宇峰, 刘登伦. 围合式和半围合式建筑群室外气温计算方法研究[J]. 建筑科学, 2014, 30(8): 47-57
- [10] 杜晓寒. 广州生活性街谷热环境设计策略研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2014.
- [11] 贺广兴, 王先华, 孙杰. 风速及风向对城市热岛强度的影响研究[J]. 环境工程, 2016, 34(7): 145-148
- (上接第6页)
- [2] 欧科敏, 韩杰, 周晋 等. 区域建筑冷热负荷预测方法及其研究进展[J]. 暖通空调, 2014, 44(10): 94-100
- [3] Ding Y, Zhang Q, Yuan T, et al. Effect of input variables on cooling load prediction accuracy of an office building[J]. Applied Thermal Engineering, 2018, 128: 225-234
- [4] Idowu S, Saguna S, Åhlund C, et al. Applied machine learning: Forecasting heat load in district heating system[J]. Energy and Buildings, 2016, 133: 478-488
- [5] Sarwar R, Cho H, Cox S J, et al. Field validation study of a time and temperature indexed autoregressive with exogenous (ARX) model for building thermal load prediction [J]. Energy, 2017, 119: 483-496
- [6] 贺远, 翟丹丹, 苏贵敏. 电网长期负荷快速预测[J]. 上海电机学院学报, 2019, 42(4): 7-8
- [7] Zhang C, Cao L, Romagnoli A. On the feature engineering of building energy data mining [J]. Sustainable cities and society, 2018, 39: 508-518
- [8] 王海峰, 姜雲腾, 李萍. 考虑气象因素的 PCA-BP 神经网络短期负荷预测[J]. 电工电气, 2018, 58(7): 38-41
- [9] 张淑清, 任爽, 姜安琦 等. PCA-GRNN 在综合气象短期负荷预测中的应用[J]. 计量学报, 2017, 38(3): 340-344
- [10] 夏国恩, 金宏, 金伟东. 基于协方差函数的非线性主成分分析[J]. 统计与决策, 2006, 32(3): 21-23
- [11] 王雅思, 姚鸿勋, 孙晓帅 等. 深度学习中的自编码器的表达能力研究[J]. 计算机科学, 2015, 42(9): 56-60
- [12] 朱啸天, 张艳珠, 王凡迪. 一种基于稀疏自编码网络的数据降维方法研究[J]. 沈阳理工大学学报, 2016, 35(5): 39-43
- [13] 曹天行, 刘三明, 王致杰 等. 基于集合经验模态和深度学习组合的风电场功率短期预测研究[J]. 电测与仪表, 2018, 55(13): 84-88
- [14] 王文卿, 撒奥洋, 于立涛 等. 自编码器与 PSO-CNN 结合的短期负荷预测模型[J]. 山东大学学报(理学版), 2019, 54(7): 50-56
- [15] 吴润泽, 包正睿, 宋雪莹 等. 基于深度学习的电网短期负荷预测方法研究[J]. 现代电力, 2018, 34(2): 43-48
- [16] 王丽婕, 廖晓钟, 高阳 等. 风电场发电功率的建模和预测研究综述[J]. 电力系统保护与控制, 2009, 37(13): 118-121
- [17] Liu Y K, Xie F, Xie C L, et al. Prediction of time series of NPP operating parameters using dynamic model based on BP neural network [J]. Annals of Nuclear Energy, 2015, 85: 566-575
- [18] Duan K, Keerthi S S, Poo A N. Evaluation of simple performance measures for tuning SVM hyperparameters [J]. Neurocomputing, 2003, 51: 41-59
- [19] Amasyali K, El-Gohary N M. A review of data-driven building energy consumption prediction studies [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2018, 81: 1192-1205
- [20] 周伟业, 刘文博, 吕昕宇 等. 主成分分析的燃气采暖热水炉运行性能评价[J]. 煤气与热力, 2019, 39(3): 29-34