

Advances in the Study of Building Energy Consumption by Machine Learning Method

Jiwei Li, Li Xu*

School of Municipal and Environmental Engineering, Shenyang Jianzhu University, Shenyang Liaoning
Email: 386160049@qq.com, *hj_xl@sjzu.edu.cn

Received: May 3rd, 2020; accepted: May 18th, 2020; published: May 25th, 2020

Abstract

In order to efficiently reduce building energy consumption and reduce carbon emissions, a review of building energy consumption research using machine learning algorithms is reviewed. First, the basic principles of machine learning are introduced, then building energy consumption data processing based on machine learning methods, and finally, the current status of research on energy consumption of public buildings, residential buildings and building groups based on machine learning methods. Several problems on the current research are pointed out. The proposals that need further study in the future are put forward.

Keywords

Machine Learning, Building Energy Consumption, Public Building, Residential Building

基于机器学习的建筑能耗研究进展

李继伟, 徐 丽*

沈阳建筑大学市政与环境工程学院, 辽宁 沈阳
Email: 386160049@qq.com, *hj_xl@sjzu.edu.cn

收稿日期: 2020年5月3日; 录用日期: 2020年5月18日; 发布日期: 2020年5月25日

摘 要

为了高效降低建筑能耗, 减少碳排放, 对采用机器学习算法进行建筑能耗研究进行了综述。首先介绍了机器学习的基本原理, 然后介绍了基于机器学习方法的建筑能耗数据处理, 最后介绍了基于机器学习方法的公共建筑、住宅建筑和建筑群能耗研究现状, 并指出目前研究存在的问题及改进措施, 提出今后尚

*通讯作者。

需进一步研究的问题。

关键词

机器学习, 建筑能耗, 公共建筑, 住宅建筑

Copyright © 2020 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

能源消耗排放的温室气体导致全球气候变暖日趋严重, 全世界各国政府和学者都在积极寻求降低温室气体排放等延缓气候变化的途径, 我国政府和学者也不例外。中国承诺将通过包括调整产业结构和能源结构、打造低碳城乡、优化城市功能、研究节能建筑、转变生活方式等一系列手段降低二氧化碳的总排放量, 增加非化石能源消费, 预计到 2030 年碳排放量比 2005 年降低 60%~65%, 非化石能源占一次能源消费达 20%。据统计, 2014 年比 2005 年降低碳排放量 33.8%, 占一次能源消费达 11.2%, 城市能源消费排放的温室气体总量占全世界能源消费相关方面排放温室气体总量的 70% [1]。因此, 建筑物能耗释放的温室气体对于全球气候变暖的贡献不容小觑, 各国政府和研究学者早已经开始了对建筑能耗的研究, 而高效降低建筑物能耗的必由之路, 必须关注建筑物所有环节能耗的计算与分析。

目前建筑能耗研究主要有现场调研和计算机模拟仿真两种方式。如通过问卷调查[2] [3]、现场调研和收集用电数据[4]-[8]等方式分析建筑物的能耗, 研究结果易受到调研对象的影响和样本数量限制。计算机模拟仿真一般大致可以分为 2 种: 工程模型法和数据驱动模型法[9]。工程模型法是通过构建建筑能耗系统模型, 输入整个能耗系统参数, 模拟仿真建筑能源消耗过程, 可以通过节能方案对能耗的影响研究, 确定节能措施, 但是计算耗时, 建模时间长, 尤其在能耗不确定性分析、参数化分析、区域建筑能耗评估等方面, 需要大量的模拟计算, 准确率易受原始质量的影响。工程模型法常用软件有 DEST [10] [11] [12] [13]、EnergyPlus [14]、DOE-2 [15] [16]。数据驱动模型法是通过能耗数据建立模型, 分析能耗数据的规律性, 揭示建筑能耗的规律, 对参数要求不高。在数据驱动模型中, 机器学习方法应用较为广泛。

2. 机器学习基本原理

机器学习(Machine Learning, ML)是一门涉及概率论、统计学、逼近论、凸分析、算法复杂度理论等多门学科的多领域交叉学科。是指计算机采用类似人类学习的过程, 通过不断“学习”, 获取“经验”和“技能”, 并不断完善已有知识的过程。即计算机通过对庞大的样本数据进行分析, 发现隐藏在数据中的规律和特征, 通过不断学习, 修改和完善模型, 对未知情况进行预测。

目前, 机器学习常用分类方式主要有以下 5 种分类: 1) 按学习策略划分, 可分为模拟人脑的机器学习和直接采用数学方法的机器学习两类; 2) 按学习方法划分, 可以将机器学习分为归纳学习、演绎学习、类比学习以及分析学习四类; 3) 按学习方式的维度划分, 可分为监督学习、无监督学习、半监督学习和强化学习四类; 4) 按数据形式划分, 可分为结构化学习和非结构化学习; 5) 按学习目标划分, 可分为概念学习、规则学习、函数学习、类别学习以及贝叶斯网络学习五类。

机器学习的基本原理就是假设已有数据具有一定的统计特性, 通过对这些数据根据一定算法进行运算获得模型, 再将模型泛化获得隐藏在数据背后的现象或规律。机器学习通常分为建模过程和预测泛化

过程。通常需要将数据样本分成训练集、验证集和测试集(有时将验证集和测试集合二为一),将训练集中大量样本按照同一算法运算获得模型,再用验证集中样本数据验证模型,完成机器学习的建模过程。预测泛化过程就是运用模型对未知样本的预测和分析过程。

机器学习最早出现于 20 世纪 50 年代,根据研究途径和目标可以将机器学习的研究分为四个阶段。

第一阶段是 20 世纪 50 年代中叶到 60 年代中叶,这个时期主要研究系统的执行能力,通过对改变机器的环境以及相应性能参数来检测系统的变化,最后得到系统生存的最优环境。但是第一阶段的机器学习的方法无法应用于具体的工作中。

从 20 世纪 60 年代中叶到 70 年代中叶为机器学习研究的第二阶段,主要研究将各个领域的知识植入到系统里,通过机器模拟人类学习的过程。结合图结构及逻辑结构等方面的知识对系统进行描述,使用各种符号来表示机器语言。由于机器学习是一个长期的过程,从系统环境中无法学习到完整的知识,因此在系统中加入了专家学者的知识,并取得有效进展。

第三阶段从 20 世纪 70 年代中叶到 80 年代中叶,主要研究不同的学习策略和学习方法,结合学习系统与各种应用,取得了显著的成果。由于专家系统在知识获取方面的需求,促进了机器学习的研究和发展。

20 世纪 80 年代开始,机器学习进入到最新阶段,逐渐成为一门新兴学科,结合心理学、生物学、神经生理学、数学、自动化和计算机科学等学科形成了较为完整的机器学习理论基础,应用范围逐渐扩大。

3. 机器学习在建筑能耗数据处理中应用

样本数据的质量和数量直接影响着建筑能耗研究的结果,而数据异常、确实和不一致是数据样本常见现象,加上建筑能耗数据本身的数量庞大、数据维数多、度量方式多,加上建筑系统本身复杂、设备多、仪器仪表本身质量,加剧了建筑能耗数据受异常值、缺失值和数据不一致的困扰。因此,为了对建筑能耗数据进行更好的管理和能耗研究分析之前,很多学者[17]-[22]采用机器学习算法进行样本数据处理。

高英博等[17]以上海某酒店 2017 年 7 月的逐时能耗数据为研究对象,在对数据分析基础上,采用机器学习算法 K-means 和 KNN (K-nearest neighbor),对异常能耗数据进行了识别和修复,并建立了长短期记忆网络模型,对 8 月份能耗数据进行了预测。吴蔚沁[18]以上海市公共建筑能耗监测平台上监测的 1500 余栋公共建筑能耗数据为研究对象,采用综合应用阈值法、k-means 聚类法及 KNN 算法 3 种机器学习算法对平台上能耗数据进行了异常识别,并结合历史数据对异常数据进行了修复。崔治国[19]等在对地源热泵机组 2016 年整个制冷季的 35380 组制冷机组运行数据分析基础上,采用机器学习 KNN 算法和回归算法等对缺失的运行数据进行了填充,采用 K-Means 算法对异常数据进行了识别与清洗,采用 PCA 算法实现高维数据的降维处理。

机器学习算法是解决数据缺失、异常和降维的好方式,采用的方式是对建筑能耗数据进行预处理的很有效方式。

4. 机器学习在建筑能耗研究中应用

随着计算机和各个学科的发展和交叉融合,采用机器学习进行建筑能耗的研究越来越多,目前,主要集中在公共建筑和住宅建筑能耗领域的研究。

4.1. 在公共建筑能耗研究中应用

目前国内采用机器学习方法进行公建能耗研究时,通常研究单体建筑采暖系统、空调系统能耗的预

测、系统运行故障模式识别等方面的研究。

袁玥[15]以我国北部某大型办公建筑为研究对象,采集该建筑秋冬季5个月能耗数据和空调运行数据,在对实测数据进行预处理的基础上,构建了基于集成学习算法 Adaboost-BP 模型的能耗预测模型,对该建筑的每月能耗进行了预测,作者发现基于机器学习算法模型使用范围广,鲁棒性好,预测精度也得到了提高。谢宜鑫[23]以中国石油大厦为对象,构建基于 SAX 符号化处理和 K-Means 算法的该建筑空调系统能耗和模式识别体系。该体系采用 SAX 符号化对空调系统能耗数据进行预处理,采用 K-Means 算法对能耗数据进行再处理,获得该建筑空调系统5个能耗等级和对应的5级运行模式,最后构建机器学习模型,进行运行模式识别和故障识别。田玮[24]等选取哈尔滨、北京、上海、广州、昆明办公建筑,能耗参数为建筑面积、长宽比、窗墙比、朝向、建筑层数等5个建筑物理参数,构建了6种常用机器学习算法的能耗模型,预测了5个城市的能耗。作者发现制冷能耗比取暖能耗复杂,预测难度大,需根据研究对象和目的选择合适的机器学习模型。丁子祥[25]研究了5种机器学习方法的预测精度,并这5种方法用于零售店和办公楼的能耗预测。Caleb Robinson [26]等采用美国能源信息机构提供的美国纽约商业建筑参数和能耗统计数据,构建了基于机器学习方法的一线城市商用建筑能耗模型,研究了制冷度日数、取暖指数、建筑功能对建筑能耗的影响,发现建筑面积、制冷度日数以及取暖指数对建筑能耗的影响最强的3个因素。并将该模型用于无建筑能耗数据的亚特兰大地区,预测了该地区的能耗,为该地区提出了规划建议。Joseph C. Lam [27]等对中国香港地区商用建筑的能耗进行了研究,分析了酒店建筑的能耗与建筑面积、建筑年限、建筑所在地区环境变化以及酒店使用率等参数之间的关系。刘文凤[28]利用某办公楼和某商场一个月的逐时能耗数据,提出了嵌入 Chameleon 算法的数据挖掘过程,构建的起面向运行优化主题的聚类模型。利用该模型提出办公楼和商场节能措施,该模型也可对相应类型建筑进行节能诊断。郭棋帆[29]通过构建的医院空调系统机器学习 NARX-ARMA 空调动态负荷预测模型,对中央空调能耗进行了诊断。

Abbas Javed [30]等人于2018年的一项研究中,使用物联网与机器学习技术相结合的方式,以格拉斯哥喀里多尼亚大学的乔治·摩尔大楼为研究对象,为商用建筑节能提供了一种新的方案。通过完成机器学习训练的智能控制器,结合制冷度日数与取暖指数的设定值,维持舒适的室内空气环境,并在建筑空闲时通过关闭暖通空调降低建筑能耗。结果表明,使用 LoRa 智能控制器可以使建筑能耗降低19.8%。Aowabin Rahman [31]等人于2018年的一项研究中,使用深度递归神经网络预测商用建筑的用电量。研究表明,在商用建筑一年内用电量的预测中,多层感知器模型比基于 RNN 的预测模型表现更好,但是能够为缺失数据提供模拟数据。相反随着时间跨度增加,基于 RNN 的预测模型表现更好。建筑样本数量增多,多层感知器模型的于层能力增强。近几年采用机器学习研究商用建筑[32] [33]等公共建筑能耗的学者越来越多,取得了不错的成果。

4.2. 机器学习在住宅建筑能耗研究中应用

机器学习除了在建筑能耗数据处理和公共建筑能耗分析预测有很好的应用外,在住宅建筑领域也有很好的应用。

2016年 Sareh Naji [34]等人使用机器学习方法对住宅建筑进行能耗预测,研究了建筑外墙材料以及厚度对建筑能耗的影响,并为未来的建筑规划提出建议。该研究统计了研究区域内年度供热和制冷能耗,忽略了室内照明设备对建筑能耗的影响,研究结果表明,随着建筑外墙厚度的增加,其他材料性能对建筑能耗的影响显著减低。该机器学习模型对建筑能耗的预测值与实际能耗之间的决定系数达到0.95以上,预测值与实际能耗吻合度较好。

2019年,程亚豪[35]等根据一所住宅的能耗、温湿度测量数据及气象数据,基于机器学习模型对住

宅能耗的预测进行研究, 通过支持向量机、BP 神经网络、随机森林和梯度提升机四种回归模型对住宅建筑能耗进行预测。得出结论当前时刻距离当天零时的秒数和照明能耗两个参数对住宅能耗的影响最大, 相关系数分别为 0.22、0.21。回归模型的准确度方面, 基于集成学习方法的梯度提升机和随机森林两种回归模型对住宅能耗预测的准确度较高, 最小均方根误差分别为 9.77 和 77.07。

4.3. 机器学习在区域建筑能耗研究中应用

目前建筑能耗研究大部分都是关于单体建筑或是单体建筑中某耗电系统展开的, 其研究结果代表性有限, 只能应用到属性相近的建筑, 而节能减排需要对区域或大型建筑群的能耗进行研究, 目前关于这方面的研究相对于单体建筑研究较少。重庆大学李信仪[36]以重庆渝中区抽样带 321 栋住户和重庆城镇区域作为研究对象, 构建了社区尺度和城市尺度居住建筑区域的能耗模型。根据构建的模型分析了现阶段和未来重庆市城镇居住建筑能耗及其对应碳排放情况, 并对运用不同改造措施的重庆市城镇居住建筑节能减排效果进行了评估。José R. [37]等人的一项研究中结合了 CitySim 建筑能源模拟器与 TensorFlow 机器学习库, 模拟了由于人口增长而增加的供暖和制冷需求。并通过预测未来几十年的经济、城市发展情况以及天气模型, 研究建筑材料对以上数据变化的适应情况。该研究的模拟环境为建筑能耗研究中的数据缺失提供了一种新的解决方案, 从而能够实现智慧城市的研究, 为城市规划、建筑规划提供理论依据。Safae Bourhnane [38]等人于 2020 年的一项研究中, 使用机器学习方法对智能建筑的能耗进行预测。该研究的数据集较小, 不足以支持机器学习的训练与验证过程, 因此模型的预测准确度较低。研究表明, 数据集数量大于 5000 时, 神经网络在预测建筑能耗过程中, 会出现过拟合的情况, 模型损耗较大, 是一种不可靠的预测能耗方式, 相反地, 回归模型更具有优势。另外, 随着数据样本数量的增加, 机器学习模型的预测能力有明显的提升。由于该研究中的数据没有经过任何预处理过程, 是模型预测准确度较低的一个原因。

Anh-Duc Pham [38]等人使用机器学习预测多个建筑物的能源消耗。该研究使用一年内的五个不同数据集, 比较了 RF 模型 M5P 模型、RT 模型的预测性能, 其中 RF 模型在预测每小时的建筑能耗中表现最佳, 其次是 M5P 模型, 两者预测精度非常接近。在建筑能耗预测方面, RF 模型的性能明显优于 RT 模型。Aaron Zeng [39]等使用高斯回归预测建筑的用电量。该研究表明, 高斯回归算法对于不同天气、不同使用率建筑的用电量预测较为准确, 并通过调整回归模型的参数提高预测能力。使用越大的数据样本进行训练, 可以得到预测更加准确的回归模型。筛选有效的建筑使用情况参数, 也可以有效提高模型的预测能力。本文作者以香港地区 1923 栋建筑为研究对象, 在考虑建筑物理参数、使用参数和环境参数的基础上, 构建了基于机器学习的大尺度民用建筑能耗模型, 并将该模型用于 40945 栋包含住宅、商用等区域民用建筑能耗的预测。

5. 建议和展望

由以上内容可以看出, 目前建筑能耗研究对象偏于单体建筑或单体建筑的空调、采暖等耗电系统, 考虑参数过于单一, 大部分集中在建筑自身参数和部分使用参数, 基本不考虑环境参数, 因此, 今后建筑能耗研究可以从以下几个方面开展:

- 1) 大尺度研究对象。研究社区尺度、城市尺度的建筑能耗情况。
- 2) 建筑类型复杂化。综合考虑住宅建筑、公共建筑的能耗情况。
- 3) 构建模型时, 综合考虑建筑物理参数、使用参数和环境参数对建筑能耗的影响。
- 4) 在获取建筑的参数数据过程中, 加入建筑长期能耗的影响。
- 5) 在获取建筑的参数数据过程中, 考虑建筑使用者的活动对建筑能耗的影响。

参考文献

- [1] Department of Climate Change (2015) Enhanced Actions of Climate Change: China's Intended Nationally Determined Contributions. National Development & Reform Commission of China. <http://www4.unfccc.int/submissions/indc/Submission%20Pages/submissions.aspx>
- [2] 孙弘历, 林波荣, 王者, 林智荣. 成都地区居住建筑不同供暖末端能耗与满意率调研[J]. 暖通空调, 2018, 48(2): 30-34+96.
- [3] Chen, S., Li, N., Yoshino, H., Guan, J. and Levine, M.D. (2011) Statistical Analyses on Winter Energy Consumption Characteristics of Residential Buildings in Some Cities of China. *Energy and Buildings*, **43**, 1063-1070. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2010.09.022>
- [4] 柴盼, 刘旭, 翁庙成, 刘方. 重庆某住宅小区能耗特征与节能潜力研究[J]. 制冷与空调(四川), 2014(6): 694-697.
- [5] Chen, J., Wang, X. and Steemers, K. (2013) A Statistical Analysis of a Residential Energy Consumption Survey Study in Hangzhou, China. *Energy and Buildings*, **66**, 193-202. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2013.07.045>
- [6] 唐峰, 王晓磊, 罗一哲, 周琪. 夏热冬冷地区住宅建筑能耗长期测试及使用行为模拟分析[J]. 建筑节能, 2016, 44(4): 104-107.
- [7] 余晓平, 付祥钊, 廖小烽. 浅析夏热冬冷地区低能耗住宅技术路线[J]. 重庆建筑大学学报, 2008, 30(6): 116-119, 45.
- [8] 邱童, 徐强, 王博, 胡立峰. 夏热冬冷地区城镇居住建筑能耗水平分析[J]. 建筑科学, 2013, 29(6): 23-26.
- [9] D'hulstr, Labeeuw, W., Beusen, B., et al. (2015) Demand Response Flexibility and Flexibility Potential of Residential Smart Appliances: Experiences from Large Pilot Test in Belgium. *Applied Energy*, **155**, 79-90. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2015.05.101>
- [10] 高钢烽. 夏热冬冷地区住宅节能改造能耗模拟分析[J]. 低温建筑技术, 2009(10): 115-117.
- [11] 刘倩, 张旭. 上海某住宅建筑围护结构能耗模拟与节能性分析[J]. 建筑科学, 2007(12): 24-26, 38.
- [12] 刘祥, 邱焯南, 张华玲. 重庆地区现有居住实态下住宅的能耗研究[J]. 制冷与空调(四川), 2014(6): 623-627.
- [13] 肖书博, 李念平. 夏热冬冷地区节能建筑能耗模拟与实测数据对比分析[C]//全国暖通空调制冷 2010 年学术年会. 杭州, 2010: 295.
- [14] 袁玥. 基于机器学习的办公建筑暖通空调系统能耗预测及优化调度[D]: [硕士学位论文]. 武汉: 华中科技大学, 2019.
- [15] 高庆龙, 杨柳, 刘加平, 冯雅. 居住建筑外墙传热系数优化研究[J]. 四川建筑科学研究, 2009, 35(1): 245-248.
- [16] 唐鸣放, 窦枚, 王科. 重庆旧居住区建筑节能改造技术方案及效果分析[J]. 建筑技术, 2011, 42(10): 939-941.
- [17] 高英博, 顾中焯, 罗淑湘, 等. 能耗预测导向的建筑能耗异常数据识别与修复[J]. 科学技术与工程, 2019, 19(35): 298-304.
- [18] 吴蔚沁. 基于机器学习算法的建筑能耗监测数据异常识别及修复方法[J]. 建设科技, 2017(9): 60-62.
- [19] 崔治国, 曹勇, 武根峰, 刘辉, 仇志飞, 陈传玮. 基于机器学习算法的建筑能耗监测数据预处理技术研究[J]. 建筑科学, 2018, 34(2): 94-99.
- [20] 肖赋, 范成, 王盛卫. 基于数据挖掘技术的建筑系统性能诊断和优化[J]. 化工学报, 2014, 65(S2): 181-187.
- [21] 杨石, 罗淑湘, 杜明. 基于数据挖掘的公共建筑能耗监管平台数据处理方法[J]. 暖通空调, 2015, 45(2): 82-86.
- [22] 谢宜鑫. 基于机器学习的建筑空调能耗数据挖掘和模式识别[D]: [硕士学位论文]. 北京: 北京交通大学, 2019.
- [23] 田玮, 魏来, 李占勇, 孟庆新, 宋继田, 杨松. 基于机器学习的建筑能耗模型适用性研究[J]. 天津科技大学学报, 2016, 31(3): 54-59.
- [24] 丁子祥. 基于机器学习方法的建筑能耗预测研究[D]: [硕士学位论文]. 济南: 山东建筑大学, 2018.
- [25] Robinson, C., Dilkina, B., Hubbs, J., et al. (2017) Machine Learning Approaches for Estimating Commercial Building Energy Consumption. *Applied Energy*, **208**, 889-904. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.09.060>
- [26] Lam, J.C. and Li, D.H.W. (2003) Electricity Consumption Characteristics in Shopping Malls in Subtropical Climates. *Energy Conversion and Management*, **44**, 1391-1398. [https://doi.org/10.1016/S0196-8904\(02\)00167-X](https://doi.org/10.1016/S0196-8904(02)00167-X)
- [27] 刘文凤. 数据挖掘在公共建筑能耗分析中的应用研究[D]: [博士学位论文]. 重庆: 重庆大学, 2010.
- [28] 邬棋帆. 医院建筑能耗分析诊断模型研究[D]: [硕士学位论文]. 西安: 西安建筑科技大学, 2018.
- [29] Javed, A., Larijani, H. and Wixted, A. (2018) Improving Energy Consumption of a Commercial Building with IoT and

Machine Learning. *IT Professional*, **20**, 30-38. <https://doi.org/10.1109/MITP.2018.053891335>

- [30] Rahman, A., Srikumar, V. and Smith, A.D. (2018) Predicting Electricity Consumption for Commercial and Residential Buildings Using Deep Recurrent Neural Networks. *Applied Energy*, **212**, 372-385. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.12.051>
- [31] Deng, H.F., Fannon, D. and Eckelman, M.J. (2018) Predictive Modeling for US Commercial Building Energy Use: A Comparison of Existing Statistical and Machine Learning Algorithms Using CBECS Microdata. *Energy and Buildings*, **163**, 34-43. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2017.12.031>
- [32] Samir, T., Jessica, G. and Samuel, F. (2018) Gradient Boosting Machine for Modeling the Energy Consumption of Commercial Buildings. *Energy and Buildings*, **158**, 1533-1543. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2017.11.039>
- [33] Naji, S., Keivani, A., Shamshirband, S., *et al.* (2016) Estimating Building Energy Consumption Using Extreme Learning Machine Method. *Energy*, **97**, 506-516. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2015.11.037>
- [34] 程亚豪, 陈焕新, 王江宇. 基于机器学习的住宅能耗预测[J]. 制冷与空调, 2019, 19(5): 35-40.
- [35] 李信仪. 居住建筑区域能耗模型研究[D]: [博士学位论文]. 重庆: 重庆大学, 2018.
- [36] Vázquez-Canteli, J.R., Ulyanin, S., Kämpf, J., *et al.* (2019) Fusing Tensor Flow with Building Energy Simulation for Intelligent Energy Management in Smart Cities. *Sustainable Cities and Society*, **45**, 243-257. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2018.11.021>
- [37] Bourhnane, S., *et al.* (2020) Machine Learning for Energy Consumption Prediction and Scheduling in Smart Buildings. *SN Applied Sciences*, **2**, Article No. 297.
- [38] Pham, A.-D., Ngo, N.-T., Truong, T.T.H., Huynh, N.-T. and Truong, N.-S. (2020) Predicting Energy Consumption in Multiple Buildings Using Machine Learning for Improving Energy Efficiency and Sustainability. *Journal of Cleaner Production*, **260**, Article ID: 121082. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.121082>
- [39] Zeng, A., Ho, H. and Yu, Y. (2020) Prediction of Building Electricity Usage Using Gaussian Process Regression. *Journal of Building Engineering*, **28**, Article ID: 101054. <https://doi.org/10.1016/j.jobbe.2019.101054>