

DOI:10.11918/202012079

辐射数据缺失时 TMY 与逐时值生成方法分析

胡 尧¹,李红莲^{1,2},王赏玉²,杨 柳²

(1. 西安建筑科技大学 信息与控制工程学院,西安 710055;2. 西部绿色建筑国家重点实验室(西安建筑科技大学),西安 710055)

摘 要:为解决太阳辐射数据缺失导致无法准确地进行建筑能耗模拟、建筑节能等相关分析,以西安市为例,研究太阳辐射数据缺失时典型气象年(TMY)挑选与逐时辐射预测。首先,通过相关性分析得出容易获取的日照时数与太阳辐射相关性最高,因此在传统 Sandia 方法的基础上采用日照时数替代辐射的方法挑选 TMY,并对挑选结果进行参数对比分析,验证了新参数挑选出 TMY 的准确性。其次,通过主要太阳辐射影响参数对比,选择合理的预测输入参数,选用处理泛化问题能力较强的神经网络及其优化算法进行逐时辐射预测研究,并将得到的结果与统计模型和观测数据进行对比分析。最后,参照中国建筑节能设计标准建立办公建筑模型,并利用本研究提出的方法得出的气象数据进行建筑能耗模拟验证,分别分析了建筑采暖与制冷能耗的变化情况。结果表明,提出的 TMY 挑选方法可以很好地解决辐射数据缺失地区挑选 TMY 的难题,神经网络算法可以对逐时辐射数据进行较精准的预测,为辐射数据缺失研究建筑节能提供新思路。

关键词: 太阳辐射;日照时数;典型气象年;神经网络;能耗模拟

中图分类号: TU14

文献标志码: A

文章编号: 0367-6234(2022)06-0163-08

Analysis of typical meteorological year and hourly value generation method with radiation data missing

HU Yao¹, LI Honglian^{1,2}, WANG Shangyu², YANG Liu²

(1. College of Information and Control Engineering, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710055, China;

2. State Key Laboratory of Green Building in Western China (Xi'an University of Architecture and Technology), Xi'an 710055, China)

Abstract: In view of the problem that the lack of solar radiation data leads to the inaccuracy of building energy consumption simulation and building energy conservation analysis, this paper takes Xi'an as an example to study the selection of typical meteorological year (TMY) and prediction of hourly radiation when the solar radiation data is missing. First, through correlation analysis, it was found that the easily obtained sunshine duration had the highest correlation with solar radiation. Therefore, on the basis of the traditional Sandia method, TMY was selected according to sunshine duration instead of radiation, and the parameters of the selection results were compared and analyzed to verify the accuracy of TMY selected by the new parameters. Then, reasonable prediction input parameters were selected through the comparison of the main influencing parameters of solar radiation, and hourly radiation prediction was carried out by using neural network and its optimization algorithm, which has strong ability in dealing with generalization problems. The obtained results were compared with statistical model and observation data. Finally, an office building model was established according to the building energy conservation design standards in China. The meteorological data obtained by the proposed method were used to simulate and verify the energy consumption of the building, and the changes in the heating and cooling energy consumption were analyzed respectively. Results show that the proposed TMY selection method could well solve the problem of selecting TMY in areas with radiation data missing, and the neural network algorithm could accurately predict hourly radiation data, which provides a new idea for the study of building energy conservation with radiation data missing.

Keywords: solar radiation; sunshine duration; typical meteorological year; neural network; energy consumption simulation

太阳辐射数据是建筑节能分析、太阳能集热器、光伏发电,现代农业生产中应用广泛的基础参

数^[1]。在建筑节能分析领域中,辐射数据尤为重要,多种典型气象年(Typical meteorological year, TMY)挑选方法辐射权重甚至达到 $1/2$ ^[2],准确的 TMY 数据是建筑设备选型、负荷计算和建筑热工设计的基础计算依据^[3],且在建筑动态能耗模拟中,逐时辐射数据也是必不可少的气象数据,其数据质量严重影响着建筑节能分析结果。然而由于辐射数

收稿日期:2020-12-19

基金项目:国家重点研发计划(2018YFC0704504)

作者简介:胡 尧(1994—),男,硕士研究生;

杨 柳(1970—),女,教授,博士生导师

通信作者:李红莲,lihonglian_lhl@163.com

据的记录对设备仪器精度要求较高,检查维修复杂等原因,在中国太阳辐射站的数量不能匹配一般地面气象要素观测站,全国 2 000 多个台站只有近 100 个台站记录太阳辐射数据^[4]。基础太阳辐射数据的缺失造成了建筑节能设计和能耗模拟无数可依,同时也造成了量化的建筑节能计算和能耗模拟工作无法顺利开展的情况^[5]。基于中国实际太阳辐射气象数据记录状况下,如何生成一套完整的建筑能耗模拟用 TMY 及逐时太阳辐射数据是建筑节能分析亟需解决的问题。

现阶段,建筑能耗模拟用 TMY 的挑选方法主要有 Sandia 国家实验室法^[6], Danish 方法^[7] 和 Crow 方法^[8] 等。由于挑选 TMY 的方法在国际领域里已经比较成熟,近年来,国际上对 TMY 的研究没有特别突出的方法论的创新,主要的研究点集中于在原有方法的修正和气象数据处理细节及其应用领域的适应性上,其中以基于累积分布函数的 Sandia 挑选方法作为现阶段 TMY 挑选的主流方法^[9-10]。对于存在太阳辐射数据缺失的现状,寻求相关性高且容易获取的参数作为替代辐射参数是一种解决办法。

对于获取准确逐时太阳辐射数据主要有两种方法:统计模型和人工智能模型的方法。统计模型中,主要有日值辐射数据转化为逐时辐射数据的 C-P&R 模型^[11] 和根据逐时云量、温度和湿度气象参数估算的瞬时模型^[12], 该方法计算过程相对简单,参数获取较容易,更易推广使用,但前者需要准确的日值辐射数据,后者也存在着精度不够高的现状。随着人工智能的发展,神经网络模型也得到了广泛的运用,但在太阳辐射数据预测研究中,主要集中在逐日太阳辐射的预测当中,逐时太阳辐射相关研究还相对较少^[13], 且主要研究点在于算法的优化^[14], 关键影响因素的提取^[15] 和选择适应性数据进行训练来提高预测精度^[16], 但并未与相关建筑节能分析实际工程结合,其适用性还有待考证。

本文在上述研究的基础上,以陕西省西安市为例,对于 TMY 挑选研究,选用 2006—2017 年西安泾河台站日值气象数据,通过各气象参数相关性分析,确定了日照时数与太阳辐射相关性最高,于是将日照时数气象参数运用到 Sandia 方法挑选 TMY 中,并与太阳辐射气象参数挑选结果进行比较分析。对于逐时太阳辐射预测研究,选用 2016—2017 年西安建筑科技大学雁塔校区实测气象数据,本文将误差反向传播(Back propagation, BP)神经网络模型运用到逐时太阳辐射的预测当中,对于神经网络算法优化,选择常用的遗传算法(Genetic algorithm, GA)对 BP 神经网络进行权值和阈值参数优化,对于关键影响

因素的参数的选取,选择相关性高且便于测量的参数,对于选择合适数据进行训练,由于建筑能耗模拟需要一年 8 760 h 逐时数据,只要仪器记录数据正常,记录值都应在考察范围内,再利用神经网络高度泛化能力进行训练,更有利于提高适用性及神经网络算法在逐时太阳辐射数据的推广。然后将得到的逐时辐射结果与瞬时模型和观测数据对比分析,最后通过能耗模拟进行验证,分别验证了 TMY 挑选方法的准确性和逐时太阳辐射数据预测的准确性。

1 挑选典型气象年

1.1 Sandia 挑选方法

1978 年,美国 Sandia 国家实验室 Hall 等^[17] 提出通过 FS 统计量来判断一年和长期累积分布的接近程度,从而挑选典型气象月(Typical meteorological month, TMM)。FS 统计量是考虑若干主要气象参数在热环境分析中所占权重确定的,分析的气象要素是日值干球温度、相对湿度、风速和水平面总辐射 4 个气象要素,这一方法得到了业内认可,称为 Sandia 法,许多 TMY 挑选方法相关研究都是基于此方法。1995 年,美国国家可再生能源实验室分析研究组 NREL(National renewable energy laboratory's analytic studies division)对 TMY 在挑选方法上进行了修订,形成了新的典型年模型称为 TMY2^[6], 本文基于此权重因子对比所选月份的累积分布函数与长期累积分布函数的接近程度来确定 TMY。其数学定义公式为

$$S_n(x) = \begin{cases} 0, & x < x(1) \\ \frac{k-0.5}{n}, & x(k) \leq x \leq x(k+1) \\ 1, & x \geq x(n) \end{cases} \quad (1)$$

式中: $S_n(x)$ 为 x 处的累积分布值, n 为总个数, k 为序数。此公式用来计算各气象要素长期累积分布值和逐年各个分析月的累积分布值。

各要素的逐年累积统计值为

$$FS = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \delta_i \quad (2)$$

式中: δ_i 为各要素长期累积分布值与逐年各个分析月的累积分布差值, n 为各分析月的天数。 FS 的大小表征了各气象要素长期累年和逐年各个分析月接近程度。

$$WS = \sum WF_i \cdot FS_i \quad (3)$$

式中, WF_i 为各参数的权重因子。

WS 表征各气象要素总体特征,其值越小,表示所得结果就越接近长期平均分布情况。因此,选取 WS 值最小的年份为该 TMM 的年份,一般选取前

5 项中气象数据较全的 TMM 组成 TMY。

1.2 日照时数替代太阳辐射挑选方法

世界气象组织(World meteorological organization, WMO)对于日照时数的定义是在给定时间内太阳直接辐射照度达到或者超过 $120\text{ W}\cdot\text{m}^{-2}$ 的各段时间总和,一般以 h 为单位,所以在测量时对设备精度的要求没有测量太阳辐射数据的精度要求高,只需要把满足条件的时间记录下来,且一般地面气象站均有记录,获取较容易。日照百分率则是实际日照时间与可能日照时间(全天无云时应有的日照时数)之比。许多研究表明,太阳辐射强度与日照时数相

关性高,王雅婕等^[18]利用中国大陆 1961—2003 年气象数据研究地表太阳总辐射变化趋势,得出辐射量变化的 72% 可以用日照时数的变化来解释。Karakoti 等^[19]利用统计的方法预测太阳辐射,得出与日照百分率相关关系大。鉴于此,本文采用 Pearson 相关系数法对西安泾河台站 2006—2017 年日值气象数据进行相关性分析,结果在 0.01 显著性水平上的相关系数见表 1,日照时数与太阳辐射相关性最高,达到了 0.825,本文采用日照时数替代辐射的方法挑选 TMY。Sandia 方法与日照时数替代法各气象参数的权重因子见表 2 所示。

表 1 西安泾河台站 2006—2017 年各日值气象参数与太阳辐射的相关系数

Tab.1	Correlation coefficient between daily meteorological parameters and solar radiation at Jinghe Station in Xi'an from 2006 to 2017								
气象参数	相对湿度/%	平均温度/℃	最高温度/℃	最低温度/℃	平均风速/($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)	最大风速/($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)	日照时数/h	风向/(°)	云量/成
相关系数	-0.493	0.576	0.653	0.442	0.015	0.034	0.825	0.020	0.56

表 2 Sandia 方法与日照时数替代辐射方法不同气象参数权重因子

Tab.2	Weight factors of different meteorological parameters of Sandia method and the sushine duration instead of radiation method							
权重因子	干球温度/℃			平均相对 湿度/℃	风速/($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)		太阳辐射	
	干球温度日 最高值	干球温度日 最低值	干球温度日 平均值		风速日 最大值	风速日 平均值	日总辐射量/ ($10^{-2}(\text{MJ}\cdot\text{m}^{-2})$)	日照时 数/h
Sandia 方法	1/20	1/20	2/20	4/20	1/20	1/20	10/20	
日照时数替 代辐射方法	1/20	1/20	2/20	4/20	1/20	1/20		10/20

1.3 挑选结果对比分析

TMY 挑选实验数据为西安泾河台站 2006—2017 年的日值气象数据,通过 Sandia 方法与日照时数替代辐射的方法挑选 TMY,结果见表 3、4,前 5 项挑选重合用加粗显示,重合率为 51.67%,其中有 3 个月排序第 1 项挑选结果完全一致。两种方法 TMY 挑选结果干球温度和太阳辐射与累年平均值对比分析如图 1(a)、(b)所示,Sandia 方法和日照时数替代辐射的方法与累年平均值干球温度的相对标准偏差分别为 3.46% 和 3.91%,两者偏差较小。太阳辐射相对标准偏差分别为 5.59% 和 16.53%,由于选用了日照时数替代太阳辐射进行 TMY 的挑选,

该方法并未直接使用辐射数据参与挑选,所以两者具有一定偏差。而且相比于温度,太阳辐射受外界云量、雾霾、周围建筑遮阳等不确定影响因素较大,从而致使本身的波动较大。再者,在 TMY 挑选中,一般认定前 5 项结果都在选择范围内,根据数据的完整性可以进行选择,通过前 5 项相对标准偏差计算,偏差在 20% 内为正常情况,所以相对偏差为 16.53% 在可接受范围内。由图 1(c)、(d)累积分布图可见,1 月干球温度和 6 月太阳辐射符合度都很高。经初步分析,日照时数替代太阳辐射的方法可以较准确的挑选 TMY。

表 3 TMY 挑选结果(Sandia 挑选方法)

Tab.3	Selection results of TMY (Sandia selection method)											
月份	1 月	2 月	3 月	4 月	5 月	6 月	7 月	8 月	9 月	10 月	11 月	12 月
1	2013	2013	2007	2006	2012	2012	2009	2008	2008	2012	2014	2013
2	2010	2010	2011	2009	2015	2006	2006	2007	2017	2016	2008	2008
3	2006	2006	2006	2011	2016	2014	2017	2014	2009	2010	2015	2010
4	2009	2015	2016	2013	2011	2008	2012	2006	2014	2011	2017	2006
5	2008	2009	2017	2008	2014	2009	2008	2012	2013	2008	2011	2017

表 4 TMY 挑选结果(日照时数替代辐射挑选方法)

Tab.4 Selection results of TMY (selection method of sunshine duration instead of radiation)

月份	1 月	2 月	3 月	4 月	5 月	6 月	7 月	8 月	9 月	10 月	11 月	12 月
1	2016	2013	2015	2017	2012	2017	2015	2008	2007	2014	2016	2017
2	2010	2011	2016	2008	2015	2010	2008	2011	2015	2016	2008	2007
3	2006	2007	2010	2015	2017	2009	2012	2017	2017	2012	2012	2014
4	2009	2015	2012	2013	2013	2014	2011	2015	2006	2008	2014	2008
5	2008	2008	2017	2012	2014	2012	2009	2012	2016	2010	2015	2015

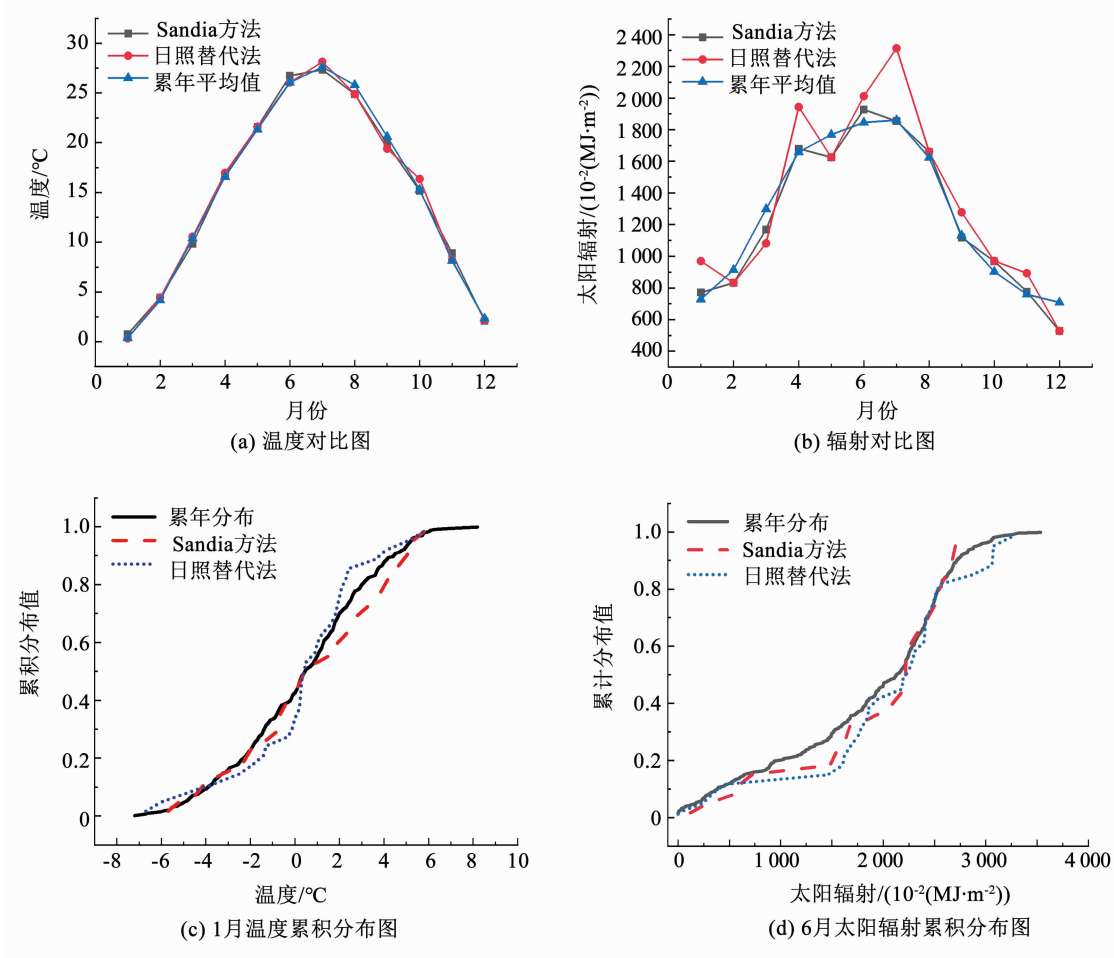


图 1 TMY 挑选结果干球温度和太阳辐射对比分析图

Fig.1 Comparison of dry bulb temperature and solar radiation of TMY selection results

2 逐时太阳辐射数据预测

2.1 瞬时模型

张晴原等^[20]采用国际地面气象观测数据库和太阳辐射数据库 24 个省会城市 1995—2005 年气象数据建立了一套模型来推定水平面总辐射,同时讨论了这套模型的推定误差。该模型选用云量、温度上升值(某时刻和 3 h 以前的气温差)、相对湿度作为描述水平面太阳辐射的变量。采用最小二乘法得到回归式为

$$I_h = \{ I_0 \cdot \sin h \cdot [C_0 + C_1 \cdot \frac{CC}{10} \cdot + C_2 \left(\frac{CC}{10} \right)^2 + C_3 \cdot (\theta_n - \theta_{n-3}) + C_4 \varphi - C_5] \} / k \tag{4}$$

式中: I_0 为太阳常数, $W \cdot m^{-2}$; I_h 为水平面太阳总辐射照度逐时值, $W \cdot m^{-2}$; h 为太阳高度角, $^{\circ}$; CC 为云量,取值为 0, 1, 2, $\cdots$, 10; θ_n, θ_{n-3} 为某时刻和 3 h 前的气温, $^{\circ}C$; φ 为相对湿度, $\%$; $C_0, \cdots, C_5$ 以及 k 分别为常数。

2.2 神经网络模型

BP 学习算法主要思想是通过不断训练输入样本与输出样本,用网络的实际输出与期望输出之间

的误差来调整权值,使其达到最优输出。网络结构包括输入层、隐含层和输出层,通过训练一组已知输入输出数据,从训练模式中进行数据关系的学习与概括,进而形成有效的泛化能力。

在实际应用中,BP 网络通常在训练过程中也可能找不到某个具体问题的解,比如在训练过程中陷入局部较小的情况。GA 是模仿自然界生物进化论发展而来的一个高度并行,自适应检测算法。GA 能够在数据空间进行全局寻优,而且高度的收敛,对于 BP 神经网络的设置,权值和阈值的设置尤为关键,基于其可调的原理,采用 GA-BP 网络的权值和阈值以达到提高精度的目的^[21]。

本文采用 BP 网络和 GA-BP 神经网络模型,由表 1 可知,太阳辐射强度除了与日照时数相关性之外,还与温度、湿度、云量等相关,这与瞬时模型提出的结论一致,太阳辐射相关关系如图 2 所示。室外气温升高的主要原因是太阳辐射和气温上升值之间存在某种关系,所以选择温度上升值作为预测条件。太阳高度角是太阳光线与地平面的夹角,也影响着太阳辐射强度。日照时数统计量一般为日值,云量也能较好的反映太阳辐射强度,于是选用的输入量为温度、温度上升值、相对湿度、云量和太阳高度角,输出量为逐时太阳总辐射,采用 5-8-1 网络结构(5 个输入参数,8 个隐含层和 1 个输出层),网络结构如图 3 所示。逐时辐射观测数据为西安建筑科技大学雁塔校区 2016—2017 年观测数据。为剔除偶然性(一年当中各月辐射量有差异),选取 2016 年每个月 16 日逐时数据作为测试集,2016 年其余数据作为训练集,最后得到预测结果如图 4 所示,BP 模型与 GA-BP 模型的均方根误差(Root-mean-square error, RMSE)分别为 68.27、63.21 W·m⁻²,决定系数 R^2 分别为 0.927、0.938。预测结果与实际结果吻合性基本一致,优化后的模型预测效果略优于普通模型。

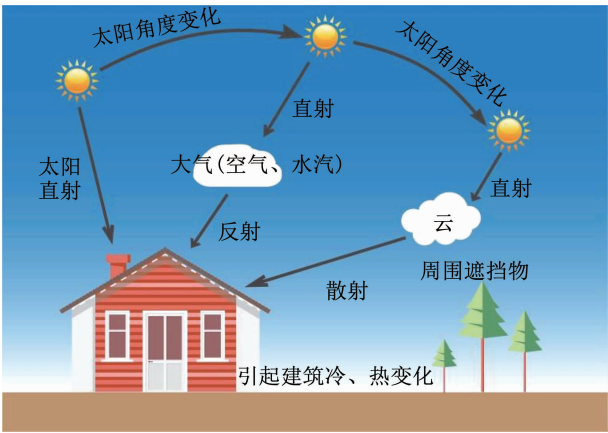


图2 太阳辐射影响因素关系图

Fig. 2 Relation diagram of influencing factors of solar radiation

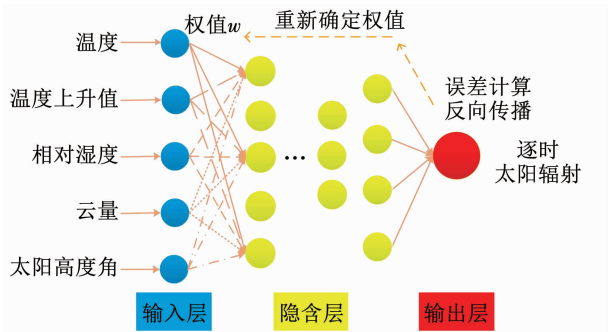


图3 BP神经网络结构图

Fig. 3 BP neural network structure diagram

决定系数的计算公式为

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (I'_{hi} - I_{hi})^2}{\sum_{i=1}^n (I_{hi} - \bar{I}_{hi})^2} \tag{5}$$

均方根误差计算公式为

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (I_{hi} - I'_{hi})^2} \tag{6}$$

式中: I'_{hi} 为第*i*各总辐射量推定值, I_{hi} 为第*i*各总辐射量观测值, $\bar{I}_{hi}$ 为观测总辐射量的平均值, n 为取样数。

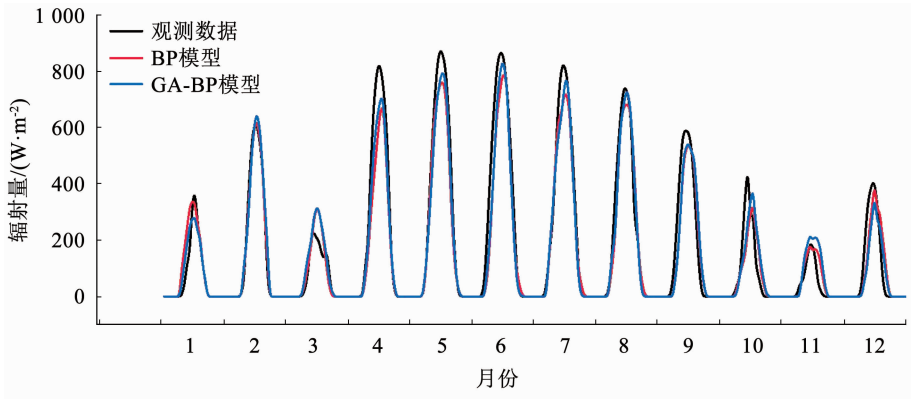
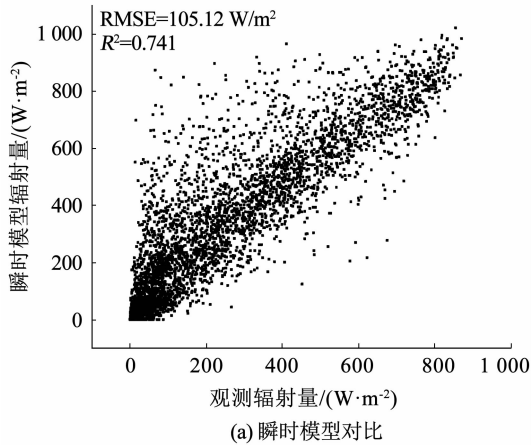


图4 神经网络训练结果

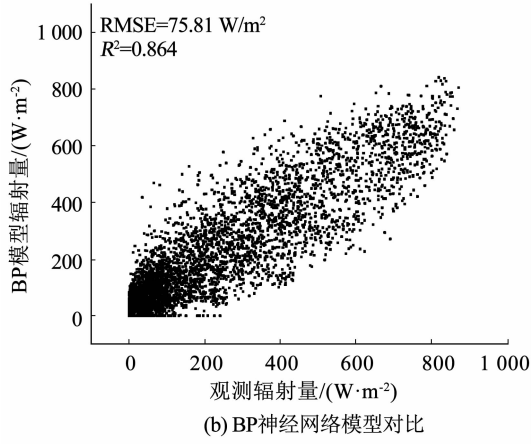
Fig. 4 Results of neural network training

2.3 逐时化结果对比分析

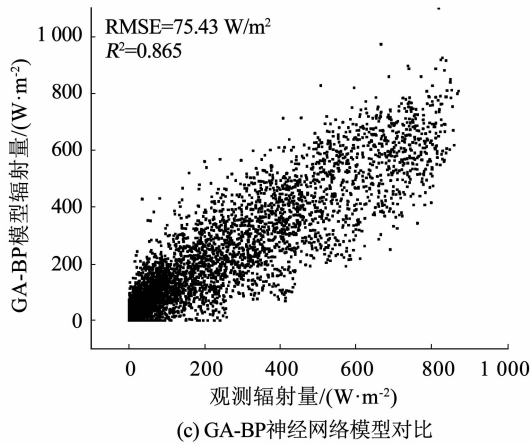
采用瞬时模型和两种神经网络训练后的模型对观测地点 2017 年逐时辐射数据进行预测分析,并与观测对比,其对比结果如图 5(a)~图 5(c)所示,通过 RMSE 和 R^2 计算,神经网络模型明显优于瞬时模型,可以看出两种神经网络模型都能很好的预测逐时太阳辐射数据,但优化后的神经网络模型相较于普通模型对 2017 年的预测并无明显变化,基本网络结构便可以满足预测需求,提高预测精度可以在提高预测条件数据的准确性上,如加入卫星云图等高精度数据。



(a) 瞬时模型对比



(b) BP神经网络模型对比



(c) GA-BP神经网络模型对比

图 5 3 种模型 2017 年逐时太阳辐射预测结果分析

Fig. 5 Analysis of hourly solar radiation prediction results of three models in 2017

3 建筑能耗模拟分析

3.1 模型建立

建筑能耗模拟是在建筑设计初期或既有建筑节能改造方案中,利用 TMY 进行能耗分析计算,使建筑在整个生命周期内高效运行。建筑能耗包括供暖、制冷、热水供应、烹饪、家用电器等。其中,室外气象参数对建筑能耗的影响最明显的是采暖和制冷能耗。中国的公共建筑种类繁多,包括商业建筑、医院建筑、办公楼、学校建筑等。影响建筑能耗的因素有外形系数、窗墙比、围护结构等,需要根据不同地区设置,本文参照 GB50189—2019《公共建筑节能设计规范》^[22]对办公建筑能耗进行分析,其中办公建筑具有很高的代表性。本文使用的建筑为 12 层办公楼,尺寸为:标准层为 40 m×40 m,高度为 3.5 m,总建筑面积为 19 200 m²,建筑基本参数设置见表 5。

表 5 办公建筑围护结构和室内参数设置信息

Tab. 5 Setting information of office building envelopes and indoor parameters

基础参数设置	传热系数/(W(m ² ·K) ⁻¹)
屋面	0.43
外墙	0.49
楼板	0.80
地面	0.70
外窗	2.40
窗墙比	0.40
遮阳系数	0.48
人员	10
照明	9
设备	15
新风量	30
暖通空调系统	夏季:26℃,冬季:18℃
风机盘管(冷水机组,热水锅炉)	COP=4, BE=0.9

注:人员, m²/p;照明、设备, W/m²;新风量, (m³/(h·p))。

3.2 模拟结果

利用 EnergyPlus 能耗模拟软件进行建筑能耗模拟。2006—2017 年、TMY 挑选结果以及观测点 2017 年不同模型辐射数据来源的采暖、制冷、采暖制冷总能耗模拟和各项结果偏差情况见表 6~8 所示,可以看出不同年份能耗情况具有一定差异,且采暖能耗有减少趋势,制冷能耗有增加的趋势,所以 TMY 的合理挑选有助于评价一个地区的天气情况。

表 6 能耗模拟结果(TMY 挑选分析)

Tab. 6 Simulation results of energy consumption (TMY selection and analysis)

(kW · hm⁻²)

年份	采暖能耗	制冷能耗	采暖制冷总能耗
2006	22.21	15.42	37.63
2007	19.73	12.03	31.76
2008	25.00	12.22	37.22
2009	26.34	12.36	38.70
2010	20.85	12.05	32.90
2011	27.44	13.12	40.56
2012	28.90	14.59	43.49
2013	20.31	16.16	36.47
2014	19.62	14.48	34.10
2015	17.60	14.64	32.24
2016	15.64	17.78	33.42
2017	16.59	16.35	32.94
累年平均	21.69	14.27	35.96

计算 TMY 与长期平均值能耗模拟值相对偏差, Sandia 方法能耗模拟结果采暖, 制冷相对偏差分别

为 -16.30%, -1.80%, 日照时数替代辐射的方法能耗模拟结果采暖, 制冷相对偏差分别为 -13.40%, 4.40%。日照时数替代法与 Sandia 方法的相对偏差为 3.36% 和 6.28%。通过上述数据可以看出日照时数替代辐射的 TMY 挑选方法能耗模拟结果差异不大, 可以较为准确的进行 TMY 挑选。

计算太阳辐射各逐时化模型与观测点太阳辐射数据能耗模拟结果相对偏差, 瞬时模型采暖制冷偏差分别为 -20.67%, 7.89%, BP 神经网络模型采暖制冷偏差分别为 1.41%, -0.64%, GA-BP 神经网络模型采暖制冷偏差分别为 1.93%, -0.43%。通过上述数据可以看出神经网络模型预测的逐时太阳辐射数据能耗模拟结果与观测数据模拟结果差异很小, 可以精准的运用到建筑能耗模拟。

对于 TMY 挑选能耗模拟结果与逐时辐射预测结果分析选用的数据分别为西安泾河台站和西安建筑科技大学雁塔校区气象数据, 由于泾河台站处于郊区, 而雁塔校区处于闹市区, 具有一定的城市热岛现象, 且 2017 年泾河台站能耗模拟结果采暖制冷能耗已达相当水平, 所以观测点制冷能耗略大于采暖能耗。

表 7 TMY 挑选结果相对偏差分析

Tab. 7 Analysis of relative deviation of TMY selection results

挑选方法	采暖能耗/ (kW · hm ⁻²)	相对偏差/ %	制冷能耗/ (kW · hm ⁻²)	相对偏差/ %	采暖制冷总能耗/ (kW · hm ⁻²)	相对偏差/ %
Sandia 方法	18.15	-16.30	14.02	-1.80	32.17	-10.54
日照时数替代辐射方法	18.76	-13.40	14.90	4.40	33.66	-6.40

表 8 能耗模拟结果(逐时太阳辐射预测分析)

Tab. 8 Simulation results of energy consumption(hourly solar radiation prediction and analysis)

数据来源	采暖能耗/ (kW · hm ⁻²)	相对偏差/ %	制冷能耗/ (kW · hm ⁻²)	相对偏差/ %	采暖制冷总能耗/ (kW · hm ⁻²)	相对偏差/ %
观测点	13.45		18.63		32.08	
BP 模型	13.64	1.41	18.51	-0.64	32.15	0.22
GA-BP 模型	13.71	1.93	18.55	-0.43	32.26	0.56
瞬时模型	10.67	-20.67	20.10	7.89	30.77	-4.08

4 结 论

1) 依托于日照时数气象参数易于获取且与太阳辐射数据相关性最强的特点, 采用该参数替代太阳辐射进行典型气象年挑选, 虽然在夏季辐射强度大的个别月份有一定差异, 但整体与累年平均值接近度高, 在辐射数据缺失的情况下可以采用此方法

较为准确的挑选 TMY。
2) 分别采用统计模型和神经网络模型对 8 760 逐时太阳辐射数据进行预测分析, 结果显示神经网络模型准确性更高, 更适合于对数据精度要求较高的建筑节能领域。采用遗传算法优化 BP 神经网络, 在 2016 年网络训练、测试中具有一定的优化效果, 但将该模型具体应用到 2017 年预测时, 效果并

不明显。

3) 通过关于 TMY 和逐时太阳辐射建筑能耗模拟验证分析, 太阳辐射的变化对建筑采暖影响较大, 且在西安地区也存在一定的城市热岛效应。

参考文献

- [1] ZHU Jianjun, CHEW D A S, LÜ Sainan, et al. Optimization method for building envelope design to minimize carbon emissions of building operational energy consumption using orthogonal experimental design (OED)[J]. *Habitat International*, 2013, 37(1): 148. DOI: 10.1016/j.habitatint.2011.12.006
- [2] LI Honglian, YANG Yi, LÜ Kailin, et al. Compare several methods of select typical meteorological year for building energy simulation in China[J]. *Energy*, 2020, 209(8): 1. DOI: 10.1016/j.energy.2020.118465
- [3] 霍旭杰, 杨柳. 中国被动式太阳能采暖设计气候资源潜能[J]. *太阳能学报*, 2019, 40(11): 3141
HUO Xujie, YANG Liu. Climate potential of passive solar heating in China[J]. *Acta Energae Solaris Sinica*, 2019, 40(11): 3141
- [4] 于瑛, 杨柳, 霍旭杰, 等. 日总辐射推算模型在中国的适用性研究[J]. *太阳能学报*, 2018, 39(9): 2523
YU Ying, YANG Liu, HUO Xujie, et al. Analysis of daily global radiation estimation models applicability in China[J]. *Acta Energae Solaris Sinica*, 2018, 39(9): 2523
- [5] 潘毅群. 实用建筑能耗模拟手册[M]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2013
PAN Yiqun. Building energy simulation handbook[M]. Beijing: China Architecture & Building Press, 2013
- [6] WILLIAM M, KEN U, User's manual for TMY2's[R]. United States: National Renewable Energy Laboratory, 1995
- [7] ANDERSEN B, EIDORFF S, LUND H, et al. Meteorological data for design of building and installation: A Reference Year (extract) Report 66[R]. 2nd ed. Denmark: Thermal Insulation Laboratory, 1977
- [8] CROW L W. Weather year for energy calculations[J]. *ASHRAE*, 1984, 26(6): 42
- [9] LIU Yuezong, STOUFFS R, TABLADA A, et al. Comparing micro-scale weather data to building energy consumption in Singapore[J]. *Energy and Buildings*, 2017, 152: 776. DOI: 10.1016/j.enbuild.2016.11.019
- [10] 熊明明, 李明财, 李骥, 等. 气候变化对典型气象年数据的影响及能耗评估——以中国北方大城市天津为例[J]. *气候变化研究进展*, 2017, 13(5): 494
XIONG Mingming, LI Mingcai, LI Ji, et al. Climate change impacts on typical meteorological year and energy consumption for buildings in Tianjin: A large city in Northern China[J]. *Climate Change Research*, 2017, 13(5): 494. DOI: 10.12006/j.issn.1673-1719.2016.251
- [11] COLLARES-PEREIRA M, RABL A. The average distribution of solar radiation-correlations between diffuse and hemispherical and between daily and hourly insolation values[J]. *Solar Energy*, 1979, 22(2): 155. DOI: 10.1016/0038-092X(79)90100-2
- [12] ZHANG Qingyuan. Development of the typical meteorological database for Chinese locations[J]. *Energy and Buildings*, 2006, 38(11): 1320. DOI: 10.1016/j.enbuild.2006.04.003
- [13] MOHAMMAD L, REZA H, MAJID K, et al. A comparative assessment of predicting daily solar radiation using Bat Neural Network (BNN), Generalized Regression Neural Network (GRNN), and Neuro-Fuzzy (NF) system: A case study[J]. *Energies*, 2018, 11(5): 1188. DOI: 10.3390/en11051188
- [14] 李无言, 凌越. 基于BPSO-BP的逐时太阳辐射多步预测[J]. *冶金丛刊*, 2017(9): 13
LI Wuyan, LING Yue. Hourly solar radiation multi-step for ecasting based on BPSO-BP[J]. *Metallurgical Collections*, 2017(9): 13
- [15] 王小洁, 陈珍莉, 王旭, 等. 基于相似日和 Elman 神经网络的逐时太阳总辐射预测[J]. *海南大学学报自然科学版*, 2020, 38(4): 347
WANG Xiaojie, CHEN Zhenli, WANG Xu, et al. Hourly total Solar radiation prediction based on similar day and Elman neural network[J]. *Natural Science Journal of Hainan University*, 2020, 38(4): 347. DOI: 10.15886/j.cnki.hdxzbkb.2020.0048
- [16] YU Xiaolei, GUO Xulin. Hourly photosynthetically active radiation estimation in Midwestern United States from artificial neural networks and conventional regressions models[J]. *International Journal of Biometeorology*, 2016, 60(8): 1247. DOI: 10.1007/s00484-015-1120-9
- [17] HALL I J, PRAIRIE R R, ANDERSON H E, et al. Generation of typical meteorological years for 26 SOL2MET stations[C] // *Proceedings of the Analysis for solar heating and cooling*. San Diego, CA: [s. n.], 1978: 669
- [18] 王雅婕, 黄耀, 张稳. 1961~2003年中国大陆地表太阳总辐射变化趋势[J]. *气候与环境研究*, 2009, 14(4): 405
WANG Yajie, HUANG Yao, ZHANG Wen. Changes in surface solar radiation in mainland China over the period from 1961 to 2003[J]. *Climatic and Environmental Research (in Chinese)*, 2009, 14(4): 405
- [19] KARAKOTI I, PANDE B, PANDEY K. Evaluation of different models estimation of solar radiation at 14 Indian stations and predicting the best fit model[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2011, 15: 2378. DOI: 10.1016/j.rser.2011.02.020
- [20] 张晴原, 杨洪兴. 建筑用标准气象数据手册[M]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2012
ZHANG Qingyuan, YANG Hongxing. Typical meteorological database handbook for buildings[M]. Beijing: China Architecture & Building Press, 2012
- [21] 墨蒙, 赵龙章, 龚媛雯, 等. 基于遗传算法优化的BP神经网络研究应用[J]. *现代电子技术*, 2018, 41(9): 49
MO Meng, ZHAO Longzhang, GONG Aiwen, et al. Research and application of BP neural network based on genetic algorithm optimization[J]. *Modern Electronics Technique*, 2018, 41(9): 49. DOI: 10.16652/j.issn.1004-373x.2018.09.009
- [22] KIM B, YAMAGUCHI Y, KIMURA S, et al. Urban building energy modeling considering the heterogeneity of HVAC system stock: A case study on Japanese office building stock[J]. *Energy and Buildings*, 2019, 199: 547. DOI: 10.1016/j.enbuild.2019.07.022

(编辑 张 红)