

基于时间序列自回归模型的绿色建筑供暖能耗短期预测

范英洁¹, 张青²

(1. 成都理工大学 旅游与城乡规划学院, 成都 610059;
2. 吉首大学张家界学院 理工农学院, 湖南 张家界 427000)

摘要: 为实时了解绿色建筑供暖能耗的变化趋势, 提升能耗预测效果, 设计基于时间序列自回归模型的绿色建筑供暖能耗短期预测方法; 利用增强迪基-福勒检验法, 检验绿色建筑历史供暖能耗时间序列平稳性; 对非平稳的历史能耗时间序列进行差分平稳化处理, 获取平稳的历史能耗时间序列; 考虑能耗的气温影响因素, 建立时间序列自回归移动平均模型; 利用赤池信息准则确定模型阶数, 通过粒子群算法确定模型参数; 在模型阶数与参数确定后的模型内, 输入平稳的历史能耗时间序列, 输出供暖能耗短期预测值; 实验证明该方法可精准预测不同类型绿色建筑的短期供暖能耗, 在不同绿色建筑渗透量时, 该方法短期供暖能耗预测误差较小, 预测的可决系数较高, 即预测精度较高。

关键词: 时间序列; 自回归模型; 绿色建筑; 供暖能耗; 短期预测; 移动平均模型

Short-Term Prediction of Heating Energy Consumption in Green Buildings Based on Time Series Autoregressive Model

FAN Yingjie¹, ZHANG Qing²

(1. College of Tourism and Urban Rural Planning, Chengdu University of Technology, Chengdu 610059, China;
2. College of Science, Industry and Agriculture, Zhangjiajie College, Jishou University, Zhangjiajie 427000, China)

Abstract: In order to understand the change trend of heating energy consumption in green buildings in real time and improve the prediction effect of energy consumption, a short-term prediction method of heating energy consumption in green buildings based on the time series autoregressive model is designed. The enhanced Dickie Fowler test is used to test the stability of the historical heating energy consumption time series in the green buildings. The non-stationary historical energy consumption time series is processed by the difference stabilization to obtain a stable historical energy consumption time series. Considering the temperature influence factors of the energy consumption, a time series autoregressive moving average model is established. The order of the model is determined by using an Akchi information criterion, and the model parameters by using a particle swarm optimization algorithm. After the model order and parameters are determined, the stable historical energy consumption time series are input into the model, and the short-term prediction value of the heating energy consumption is output. The experimental results show that this method can accurately predict the short-term heating energy consumption in different types of the green buildings. Through the different infiltration amount of the green buildings, the short-term heating energy consumption prediction error of this method is small, and the prediction certainty coefficient is high, that is, the prediction accuracy is high, and it makes contributions to the development of green building energy saving work.

Keywords: time series; autoregression model; green buildings; heating energy consumption; short term forecast; moving average model

0 引言

绿色建筑的发展方向是利用绿色技术, 不断实现碳中和的目标^[1]。绿色建筑在降低资源消耗的同时, 还能够为

居住者提供良好的室内环境质量。降低绿色建筑能耗可缓解全球变暖问题, 而绿色建筑能耗中供暖能耗占据比例较高^[2-4]。为降低绿色建筑供暖能耗, 需设计供暖能耗短期预

收稿日期: 2022-12-06; 修回日期: 2023-01-07。

基金项目: 四川省 2021-2023 年高等教育人才培养质量和教学改革项目(JG2021-721)。

作者简介: 范英洁(2001-), 女, 山西晋中人, 大学本科, 主要从事建筑设计方向的研究。

通讯作者: 张青(1995-), 男, 甘肃兰州人, 硕士, 讲师, 主要从事计算机视觉和智能计算方向的研究。

引用格式: 范英洁, 张青. 基于时间序列自回归模型的绿色建筑供暖能耗短期预测[J]. 计算机测量与控制, 2023, 31(4): 289-294.

测方法, 实时了解绿色建筑供暖能耗的变化趋势, 为建设节能效果更加的绿色建筑提供参考^[5-6]。丁飞鸿等人通过遗传算法优化决策树, 利用优化后的决策树, 建立能耗预测模型, 在该模型内输入历史能耗数据, 输出能耗预测结果。该方法具备能耗预测的有效性^[7]。但该方法存在适应性差的问题, 且并未考虑气温因素对能耗的影响, 无法精准预测能耗。李皓月等人依据气温变化规律, 设计不同建筑使用情况下的能耗预测方法, 该方法可预测不同建筑使用情况下的能耗。在历史能耗数据离散程度较大情况下, 该方法便无法精准预测能耗^[8]。时间序列自回归模型 (AR, auto regressive model), 可以对能耗时间序列展开差分平稳化处理, 具备较高的时间序列预测精度^[9]。为此, 基于时间序列自回归模型的绿色建筑供暖能耗短期预测方法, 实现能耗短期预测, 为建设节能效果更佳的绿色建筑提供建设方向。

1 绿色建筑供暖能耗短期预测

1.1 历史供暖能耗时间序列平稳性检验与平稳化处理

通常情况下, 绿色建筑会采用集中供暖空调的方式进行供暖。集中供暖空调运行需要消耗的能源是地下水源热泵与污水源热泵等可再生能源。

时间序列代表一组随时间变化的绿色建筑历史供暖能耗, 依据时间顺序组建的历史供暖能耗时间序列。实际工程中, 大部分绿色建筑历史供暖能耗属于非平稳时间序列^[10-11], 无法在时间序列自回归模型内直接使用。为此需要对绿色建筑历史供暖能耗时间序列进行平稳性检验, 若某历史供暖能耗为非平稳时间序列, 则需对其实施平稳化处理^[12], 将处理后的历史供暖能耗时间序列, 作为时间序列自回归模型的输入。

通过 ADF (augmented dickey fuller, 增强迪基-福勒) 检验, 对绿色建筑历史供暖能耗时间序列展开平稳性检验。

对绿色建筑历史供暖能耗时间序列展开平稳性检验前, 先建立两个假设 H_0 与 H_1 , H_0 代表历史供暖能耗时间序列是非平稳的, H_1 代表历史供暖能耗时间序列是平稳的。ADF 检验是依据历史供暖能耗时间序列的显著水平值 θ , 分析该时间序列是否平稳。令显著水平临界值是 ϵ , 在 $\theta < \epsilon$ 情况下, 说明历史供暖能耗时间序列是平稳的, 拒绝假设 H_0 , 接受假设 H_1 ; 在 $\theta \geq \epsilon$ 情况下, 说明历史供暖能耗时间序列是非平稳的, 接受 H_0 , 拒绝 H_1 。

通过 η 阶差分平稳化处理, 非平稳的历史供暖能耗时间序列, 具体步骤如下:

1) 将彼此间距离是 η 组的非平稳历史供暖能耗邻近的两项时间序列相减^[13], 获取的差值序列叫作历史供暖能耗时间序列的差分序列;

2) 以 $\eta = 1$ 为起始点, 产生全部非平稳历史供暖能耗时间序列的差分序列;

3) 第 η 次产生的非平稳历史供暖能耗时间序列的差分序列, 会损失 η 组时间序列^[14], 损失 η 组时间序列后的历

史供暖能耗时间序列便是平稳的;

4) 利用 ADF 检验, 对差分平稳化处理后的时间序列进行平稳性检验, 以全部绿色建筑历史供暖能耗时间序列均为平稳的为止^[15];

5) 在时间序列 AR 模型内, 输入历史供暖能耗时间序列的平稳差分序列, 便可获取短期供暖能耗预测的误差, 在预测结果中加上该误差, 便是最终的供暖能耗短期预测结果。

1.2 供热管道原始数据压缩

在进行供热管道循环荷载能耗预测仿真时, 需对供热管道原始数据进行数据压缩。采用基于 SLM 与均方误差的有损压缩算法对供热管道原始数据进行压缩。

首先定义一个数据集 $\{(t_i, v_i) | i = 0, 1, 2, \dots, n\}$, 将数据集的初始值与待测数据用公式表示为 (t_0, v_0) 、 (t_n, v_n) 并用字母 A、B 分别对 (t_0, v_0) 、 (t_n, v_n) 进行标注。

与本文数据压缩算法对应的数据解压算法为线性插值法。将 A、B 两点进行连接, 对由 A、B 两点连接成的直线上的各个时刻测量值都可以相应地对其进行线性插值。由此可将解压拟合公式表示如下:

$$\hat{v}_n = v_0 + \frac{v_n - v_0}{t_n - t_0}(t - t_0) \quad (1)$$

式中, v_i 在 t_i 时刻的的解压缩值用 \hat{v}_i 代表, 有:

$$\hat{v}_n = (\hat{v}_1, \hat{v}_2, \dots, \hat{v}_n) \quad (2)$$

$$T_n = (t_1, t_2, \dots, t_n) \quad (3)$$

解压缩的误差是衡量压缩算法优劣程度的重要指标, 用公式可以将其标记为 $\xi(v_n - \hat{v}_n)$, 若对于 $v_n = (v_1, v_2, \dots, v_n)$, 将其压缩阈值表示为 Δ , 则用公式可将解压误差约束表示为:

$$\xi(v_n - \hat{v}_n) \leq \Delta \quad (4)$$

为了达到对所有测试数据的解压缩均方误差进行集中考量, 可由式 (4) 将均方误差约束用公式表达为:

$$\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (v_i - \hat{v}_i)^2} \leq \Delta \quad (5)$$

将最后一个保留数据与第 i 个测试数据之间的斜率表示为 k_i , 时间差表示为 τ_i , k_i 满足 $k_i = \frac{v_i - v_0}{\tau_i}$, τ_i 满足 $\tau_i = t_i - t_0$ 。同样有 $k_n = (k_1, k_2, \dots, k_n)$, $\Gamma_n = (\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_n)$ 。用 D_n 代表对角阵, 满足 $D_n = \text{Diag}(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_n)$, $\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_n$ 是对角阵里的对角元素。均方误差约束用公式可以转化为:

$$o_n k_{n+1}^2 + p_n k_{n+1} + q_n \leq 0 \quad (6)$$

式中, $o_n = \|\Gamma_n\|^2$; $p_n = -2k'_n D_p \Gamma_n$; $q_n = \|k_n\|_{D_n}^2 - n\Delta^2$; $\|x\|_y^2 = x'yx$ 。

式 (5) 存在不同的解时, 数据才能进行压缩, 在满足进行压缩的条件下, 将式 (5) 大、小不等根用公式分别表示为 k_{up} 、 k_{down} 。当 k_{n+1} 满足 $k_{down} < k_{n+1} < k_{up}$ 时, 丢弃当前测试值, 对下一采样时刻测试值进行测试, 否则将当前测试值作为最后读入值进行数据存储。

式 (6) 中的 o_n, p_n, q_n 满足:

$$\begin{aligned} o_n &= o_{n-1} + (t_n - t_0)^2 \\ p_n &= p_{n-1} - 2(v_n - v_0)(t_n - t_0) \\ q_n &= q_{n-1} + (v_n - v_0)^2 - \Delta^2 \end{aligned} \quad (7)$$

需要强调的是, 用 v_{n+1} 代表获取的测量值, 在 v_{n+1} 获得之前就可求得 k_{up}, k_{down} 的解。

将最后的写入值与读入值用公式分别表示为 (t_{last}, v_{last}) 、 (t_{read}, v_{read}) ; 最后的写入值与读入值形成的扇形区域的斜率上下限表示为 k_{up}, k_{down} 。

该压缩算法的具体步骤可表述为:

1) 使 o, p, q 的值均为 0, 计算 k_{up}, k_{down} 的值, 对于 k_{up}, k_{down} 满足 $k_{up} = (v_{read} + \Delta - v_{last}) / (t_{read} - t_{last})$ 、 $k_{down} = (v_{read} - \Delta - v_{last}) / (t_{read} - t_{last})$ 。

2) 新待测值读入时, 求解 $\tau = t - t_{last}$ 、 $k = (v - v_{last}) / \tau$ 。

3) 如果满足 $k_{down} < k < k_{up}$, 则继续进行 4) 的操作, 否则将当前测试值作为新的最后读入值进行数据存储。

4) 对系数 o, p, q 进行迭代操作, 满足 $o = o + \tau^2$ 、 $p = p - 2k\tau^2$ 、 $q = q + k^2\tau^2 - \Delta^2$ 。

5) 如果 $p^2 - 4oq \leq 0$, 表示数据没有通过压缩测试的检测, 将该数据作为新的最后读入值进行数据存储, 并对最后写入值进行更新, 压缩结束。反之, 继续进行 6) 的操作。

6) 求解 k_{up}, k_{down} , 若 k_{up}, k_{down} 满足 $k_{up} = \frac{-p + \sqrt{p^2 - 4oq}}{2o}$ 、 $k_{down} = -k_{up} - p/o$, 返回到 2), 重复以上压缩操作。

1.3 循环载荷能耗预测

1.3.1 雨流记数法实现

在二维数组中存储进行供热管道上的各个单元的应力时程, 数组的行、列分别代表同一时刻、某一单元的应力时程。具体过程如下:

1) 判断二维数组各单元应力时程前后数值是否重复, 若有重复, 剔除掉重复数据, 只留下一个数据。

2) 将二维数组各单元应力时程前后数值差的乘积与 0 进行比较, 如果比 0 大, 则将其峰值或谷值提取出来。

3) 如果二维数组各单元应力时程的峰值点与谷值点的个数为奇数, 则不改变经 1)、2) 操作后的应力时程; 如果各单元应力时程的峰值点与谷值点的个数为偶数, 就将最后一个峰值点或者谷值点去掉; 如果第一个与最后一个点时峰值, 则在数值选择时选大值, 反之则选小值。

4) 找出经 3) 操作后二维数组各单元应力波峰、波谷的最高或最低点, 经该点将各单元应力时程截断, 把左边部分的起点与右边部分尾点连接起来, 形成新的应力时程。

5) 采用四峰谷值法对各单元应力时程采取一次雨流计数操作^[8]。提取两个峰值点与谷值点的循环应力幅值、均值, 并将应力循环次数标记出来。

6) 对经过一次操作后剩余的数据点重复进行应力循环

提取操作, 当未参加循环提取操作的点数为 3 时, 停止循环提取操作。

7) 剔除掉应力循环幅值接近于 0 的应力循环。

8) 记录不同应力幅的应力循环个数。

经过 1) ~ 8) 的操作, 得到分别用 s_o, s_m, n 表示的供热管道各个单元关于应力幅值、均值、应力循环数量的集合。有:

$$\begin{aligned} s_o &= \{s_{oj} \mid i = 1, 2, \dots, I; j = 1, 2, \dots, J\} \\ s_m &= \{s_{mij} \mid i = 1, 2, \dots, I; j = 1, 2, \dots, J\} \\ n &= n_{ij} \mid i = 1, 2, \dots, I; j = 1, 2, \dots, J \end{aligned} \quad (8)$$

式中, 应力循环编号、单元编号分别用 i, j 代表; 雨流循环更新得到的应力循环的总级数用 I 表示; 供热管道单元总数用 J 代表。

1.3.2 Goodman 直线

应力均值会影响供热管道疲劳损伤累积, 进而影响供热管道循环载荷能耗, 因而在实际的供热管道循环载荷能耗预测中, 要对其应力的均值进行合理的修正。在本文中, 采用 Goodman 直线对应力均值予以修正, Goodman 直线用公式表示为:

$$s_{ij} = s_{oj} / (1 - s_{mij} / s_u) \quad (9)$$

式中, 单元 j 第 i 级应力循环等效零应力均值用 s_{ij} 代表; 单元 j 第 i 级应力循环的应力幅值用 s_{oj} 表示; 单元 j 第 i 级应力循环的应力均值用 s_{mij} 代表; 材料的极限强度用 s_u 表示。

在式 (9) 中代入通过计数得到的 s_{oj}, s_{mij} , 求解式 (9), 可得到供热管道单元对称循环应力 s_{ij} , 满足 $s_{ij} \in s$ 。

1.4 基于时间序列自回归模型的能耗短期预测

令 2.1 小节平稳化处理后的绿色建筑历史供暖能耗平稳时间序列是 x , 在 n 时刻绿色建筑供暖能耗短期预测值是 x_n 。若已知绿色建筑供暖能耗平稳时间序列 x , 在 n 之前的 p 个时刻的供暖能耗值, 则可构造一个基于该时间序列过去 p 个供暖能耗值的时间序列 AR 模型, 利用该模型预测该时间序列将来的短期供暖能耗值, 公式如下:

$$x_n = \sum_{i=1}^p \mu_i x_{n-i} + e_n \quad (10)$$

其中: 时间序列 AR 模型的阶数是 $p (i = 1, 2, \dots, p)$; $n - i$ 时刻的绿色建筑历史供暖能耗平稳时间序列是 x_{n-i} ; 第 i 阶时间序列 AR 模型的自回归系数是 μ_i ; n 时刻短期供暖能耗预测值与实际值间的误差是 e_n 。

e_n 的计算公式如下:

$$e_n = (1 - a)x_{n-1} + \sum_{i=1}^p \mu_i x_{n-i} + \delta_n + \sigma + \beta t \quad (11)$$

其中: a 为建筑能效比; n 时刻的白噪声是 δ_n ; 常数项是 σ ; 常系数项是 β 。

为提升绿色建筑供暖能耗短期预测效果, 将 AR 模型和移动平均 (MA, moving average model) 模型, 结合到一起, 并引入供暖能耗的气温影响因素, 建立时间序列 AR-MA 模型, 用于预测绿色建筑短期供暖能耗, 公式如下:

$$x_n = \sum_{i=1}^p \mu_i x_{n-i} + \delta_n - \sum_{j=1}^q \kappa_j T_{n-j} + e_n \quad (12)$$

其中：MA 模型的阶数是 $q (j = 1, 2, \dots, q)$ ；第 j 阶 MA 模型的移动平均参数是 κ_j ； $n - j$ 时刻供暖能耗的气温影响因素是 T_{n-j} 。

在 $q = 0$ 情况下，时间序列 ARMA 模型便是时间序列 AR 模型，公式如下：

$$x_n = \sum_{i=1}^p \mu_i x_{n-i} + \delta_n + e_n \quad (13)$$

在 $p = 0$ 情况下，时间序列 ARMA 模型便是时间序列 MA 模型，公式如下：

$$x_n = - \sum_{j=1}^q \kappa_j T_{n-j} + \delta_n + e_n \quad (14)$$

1.5 能耗预测的时间序列自回归移动平均模型参数估计

1.5.1 基于赤池信息准则的模型阶数估计

时间序列 ARMA 模型内的模型阶数 p 与 q 的估计非常重要，直接影响绿色建筑供暖能耗短期预测精度。为此，利用赤池信息准则 (AIC, akaike information criterion)，确定模型阶数。

令一个 $\bar{\omega}$ 维的绿色建筑供暖能耗时间序列的自回归观测值是 $\hat{x}_n = \{\hat{x}_n(1), \hat{x}_n(2), \dots, \hat{x}_n(\bar{\omega})\}$ ，自回归过程为：

$$\hat{x}_n = \varphi_1 \hat{x}_{n-1} + \varphi_2 \hat{x}_{n-2} + \dots + \varphi_p \hat{x}_{n-p} + w_n \quad (15)$$

其中： $\bar{\omega} \times \bar{\omega}$ 的系数矩阵是 $\varphi_i (i = 1, 2, \dots, p)$ ； n 时刻独立同分布的绿色建筑供暖能耗时间序列是 w_n ； w_n 与 \hat{x}_{n-i} 是彼此独立的。

绿色建筑供暖能耗的观测值 $\hat{x}_1, \hat{x}_2, \dots, \hat{x}_G$ 均通过式 (15) 的自回归过程获取，其中，供暖能耗时间序列长度是 G 。为获取时间序列 AR 模型阶数 p 的估计值 \hat{p} ，需设置一个 p 的上限值 p_{\max} ，令 p 的估计值 \hat{p} 属于 $[1, p_{\max}]$ 内的全部整数。通过最小二乘法估计式 (15) 获取：

$$\hat{x}_n = \hat{\varphi}_1 \hat{x}_{n-1} + \hat{\varphi}_2 \hat{x}_{n-2} + \dots + \hat{\varphi}_p \hat{x}_{n-p} + \hat{w}_n \quad (16)$$

其中： w_n 与 φ_i 的估计值是 $\hat{w}_n, \hat{\varphi}_i$ 。

令 φ_i 的矩阵形式是 $A_l = \begin{bmatrix} \varphi_1(l) \\ \varphi_2(l) \\ \vdots \\ \varphi_p(l) \end{bmatrix}$ ，其中， φ_i 的第 l 行是

$\varphi_i(l)$ ； A_l 的计算公式如下：

$$A_l = \frac{\hat{x}_{\hat{p}+1,l}}{X}, l = 1, 2, \dots, \bar{\omega} \quad (17)$$

其中： X 代表绿色建筑供暖能耗时间序列的观测值 \hat{x}_1 ，

$\hat{x}_2, \dots, \hat{x}_G$ 的矩阵； $\hat{x}_{\hat{p}+1,l}$ 是矩阵 $\begin{bmatrix} \hat{x}_{\hat{p}+1}(l) \\ \hat{x}_{\hat{p}+2}(l) \\ \vdots \\ \hat{x}_G(l) \end{bmatrix}$ 内的元素。

通过最小二乘法计算式 (17) 可获取 A_l 的估计值 \hat{A}_l ：

$$x_{\hat{p}+1,l} \quad (18)$$

其中：转置符号是 T ；矩阵 \hat{A}_l 内包含的元素便是 $\hat{\varphi}_i$ ，即获取 \hat{A}_l 的值便是获取 $\hat{\varphi}_i$ 的值。

建立式 (19) 的绿色建筑供暖能耗短期预测误差协方差矩阵 E ，公式如下：

$$E = \frac{\sum_{n=\hat{p}+1}^G (x_n - \hat{x}_n)^2}{G - \hat{p}} \quad (19)$$

其中： n 时刻，时间序列 ARMA 模型预测的绿色建筑供暖能耗短期预测值是 x_n ； n 时刻，绿色建筑供暖能耗观测值是 $\hat{x}_n = \hat{\varphi}_1 x_{n-1} + \hat{\varphi}_2 x_{n-2} + \dots + \hat{\varphi}_p x_{n-p}$ 。

通过 AIC 选择最佳的 AR 模型阶数，公式如下：

$$AIC(\hat{p}) = \text{Gln}(\det(E)) + 2\bar{\omega}^2 \quad (20)$$

其中：在 $AIC(\hat{p})$ 降至最低情况下，且在 $[1, p_{\max}]$ 内时的值，便是最佳 AR 模型阶数的估计值 \hat{p} 。

同理，获取 MA 模型阶数的估计值 \hat{q} 。

1.5.2 基于粒子群的模型参数估计

粒子群算法是利用群体智能建立的一个简化模型。利用群体中的个体对信息的共享使整个群体的运动在问题求解空间中产生从无序到有序的演化过程，从而获得最优解。该算法具有结构简易、搜索速度快、效率高等优点，利于模型参数的估计。利用粒子群算法估计时间序列 ARMA 模型的参数 a_i 与 κ_j 。令粒子群内每个粒子均代表一组时间序列 ARMA 模型的参数 a_i 与 κ_j 。粒子位置是 $Z = \{z_1, z_2, \dots, z_p\}$ ，种群规模是 ρ ，粒子速度是 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_p\}$ ，第 i 个粒子的速度更新公式如下：

$$v_i(k+1) = \zeta \omega v_i(k) + c_1 r_1 (b_i(k) - z_i(k)) + c_2 r_2 (o(k) - z_i(k)) \quad (21)$$

其中： k 与 $(k+1)$ 次迭代后，粒子速度是 $v_i(k), v_i(k+1)$ ；收敛因子是 ζ ；加速因子是 c_1, c_2 ；随机数是 r_1, r_2 ；权重是 ω 。

第 i 个粒子的位置更新公式如下：

$$z_i(k+1) = z_i(k) + v_i(k+1) \quad (22)$$

其中： k 与 $(k+1)$ 次迭代后，粒子位置是 $z_i(k), z_i(k+1)$ 。

利用粒子群算法估计时间序列 ARMA 模型的参数 a_i 与 κ_j 的具体步骤如下：

1) 构造时间序列 ARMA 模型的参数 a_i 与 κ_j 的初始种群 $Z = \{z_1, z_2, \dots, z_p\}$ 。

2) 计算各粒子的适应度值 F ，公式如下：

$$F(z_i) = \frac{1}{\sum_{n=1}^p (x_n(z_i) - \hat{x}_n(z_i))^2} \quad (23)$$

其中：粒子 z_i 的绿色建筑供暖能耗短期预测值与观测值是 $x_n(z_i), \hat{x}_n(z_i)$ 。

3) 利用式 (21) 与式 (22) 更新 $v_i(k)$ 与 $z_i(k)$ ，计算粒子更新后的 F_{new} 值，对比分析第 i 个粒子的局部极值 b_i 对应的适应度值 $F(b_i)$ 与 F_{new} ，如果 F_{new} 优于 $F(b_i)$ ，那么由当下位置替换 b_i 。

4) 对比分析全局极值 o 对应的适应度值 $F(o)$ 与 F_{new} ，如果 F_{new} 优于 $F(o)$ ，那么由当下位置替换 o 。

5) 分析是否达到 k 的最大值 k_{max} , 若达到 k_{max} , 则结束算法, 输出时间序列 ARMA 模型的参数 a_i 与 κ_j , 完成参数估计; 反之, 令 $k = k + 1$, 返回 3)。

2 实验分析

以 EPC (energy performance certificates) 建筑能耗数据集^[16]中绿色建筑为实验对象, 该绿色建筑总面积接近 25 000 m², 共包含教育类、办公类、酒店与超市等商用类、住宅类与其他类 5 种类型绿色建筑, 各类型绿色建筑的面积占据比例与供暖时间如表 1 所示。

表 1 不同类型绿色建筑的面积占据比例与供暖时间

绿色建筑类型	面积占据比例/%	供暖时间
教育类	4	11 月至第二年 3 月
办公类	15	10 月至第二年 3 月
酒店与超市等商用类	32	10 月至第二年 4 月
住宅类	40	11 月至第二年 3 月
其余类	9	11 月至第二年 3 月

由表 1 可知, 该市大部分绿色建筑的供暖时间为 11 月至第二年 3 月, 仅有办公类, 以及酒店与超市等商用类绿色建筑的供暖时间较长, 其中, 酒店与超市等商用类绿色建筑的供暖时间最长。

利用本文方法预测该市 5 种类型绿色建筑的短期供暖能耗, 预测结果如图 1 所示。

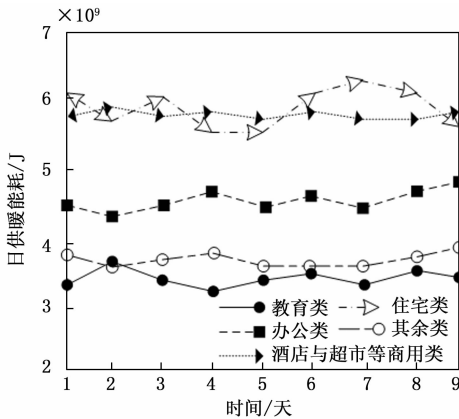


图 1 供暖能耗短期预测结果

根据图 1 可知, 教育类与其余类绿色建筑的短期供暖能耗较为接近, 酒店与超市等商用类绿色建筑以及住宅类绿色建筑的短期供暖能耗较为接近。教育类绿色建筑短期供暖能耗的波动区间大概在 $3 \times 10^9 \sim 4 \times 10^9$ J 之间。办公类绿色建筑短期供暖能耗的波动区间大概在 $4 \times 10^9 \sim 5 \times 10^9$ J 之间。酒店与超市等商用类绿色建筑短期供暖能耗波动区间大概在 $5.5 \times 10^9 \sim 6 \times 10^9$ J 之间。住宅类绿色建筑短期供暖能耗波动区间大概在 $5.5 \times 10^9 \sim 6.5 \times 10^9$ J 之间。其余类绿色建筑短期供暖能耗波动区间大概在 $3.5 \times 10^9 \sim 4 \times 10^9$ J 之间。实验证明: 本文方法可有效预测不同类型绿色建筑

的短期供暖能耗。

绿色建筑冷风渗透量会直接影响供暖能耗, 为此分析本文方法在不同绿色建筑冷风渗透量时的短期供暖能耗预测效果。利用本文方法预测不同绿色建筑冷风渗透量时, 不同类型绿色建筑的日供暖能耗, 并与实际值进行对比, 分析本文方法短期供暖能耗的预测精度, 预测值与实际值间的最大误差为 $0.000 3 \times 10^9$ J, 日供暖能耗预测结果如表 2 所示。

表 2 不同冷风渗透量时的日供暖能耗预测结果

冷风渗透量 m ³ /s	绿色建筑类型	日供暖能耗预测值/J	实际日供暖能耗/J
0.02	教育类	$3.254 2 \times 10^9$	$3.254 1 \times 10^9$
0.03		$3.256 1 \times 10^9$	$3.256 2 \times 10^9$
0.04		$3.256 3 \times 10^9$	$3.256 3 \times 10^9$
0.05		$3.257 5 \times 10^9$	$3.257 6 \times 10^9$
0.02	办公类	$4.593 4 \times 10^9$	$4.593 3 \times 10^9$
0.03		$4.595 3 \times 10^9$	$4.595 4 \times 10^9$
0.04		$4.596 6 \times 10^9$	$4.596 7 \times 10^9$
0.05		$4.597 2 \times 10^9$	$4.597 3 \times 10^9$
0.02	酒店与超市商用类	$5.961 7 \times 10^9$	$5.961 7 \times 10^9$
0.03		$5.962 5 \times 10^9$	$5.962 5 \times 10^9$
0.04		$5.963 8 \times 10^9$	$5.963 7 \times 10^9$
0.05		$5.964 7 \times 10^9$	$5.964 6 \times 10^9$
0.02	住宅类	$6.005 8 \times 10^9$	$6.005 8 \times 10^9$
0.03		$6.006 9 \times 10^9$	$6.006 8 \times 10^9$
0.04		$6.007 7 \times 10^9$	$6.007 8 \times 10^9$
0.05		$6.008 7 \times 10^9$	$6.008 7 \times 10^9$
0.02	其余类	$3.723 1 \times 10^9$	$3.723 0 \times 10^9$
0.03		$3.724 3 \times 10^9$	$3.724 4 \times 10^9$
0.04		$3.725 2 \times 10^9$	$3.725 2 \times 10^9$
0.05		$3.726 7 \times 10^9$	$3.726 6 \times 10^9$

根据表 2 可知, 随着冷风渗透量的提升, 不同类型绿色建筑的日供暖能耗均呈上升趋势, 且不同类型绿色建筑的日供暖能耗与实际能耗相差较小, 最大差距均为 $\pm 0.000 1 \times 10^9$ J, 并未超过最大误差值。实验证明: 在不同绿色建筑冷风渗透量时, 本文方法预测短期供暖能耗的误差较小。

利用可决系数衡量本文方法短期供暖能耗的预测精度, 可决系数代表短期供暖能耗预测值与实际值间的拟合程度, 其值越接近 1, 说明短期供暖能耗预测精度越高, 分析本文方法在不同室外温度时, 短期供暖能耗预测时的可决系数, 分析结果如图 2 所示。

根据图 2 可知, 随着室外温度的提升, 本文方法预测不同类型绿色建筑短期供暖能耗时的可决系数也随之提升, 其中, 可决系数的最低值出现在酒店与超市等商用类绿色建筑中, 最低可决系数在 0.993 最优, 与 1 较为接近, 说明在不同室外温度时, 本文方法预测短期供暖能耗的可决系

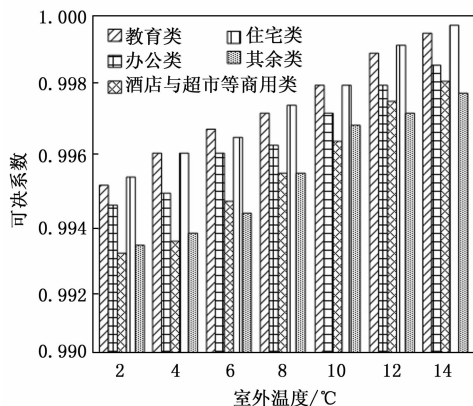


图 2 不同室外温度时能耗预测精度分析结果

数较高，即预测精度较高。

3 结束语

供暖能耗在整个绿色建筑能耗中占据较高的比例，为降低绿色建筑供暖能耗，需实时了解绿色建筑的短期供暖能耗变化趋势，为此设计基于时间序列自回归模型的绿色建筑供暖能耗短期预测方法，精准预测短期供暖能耗，为绿色建筑节能工作发展做出一些贡献。

参考文献:

- [1] 王芳, 郭秀娟. 基于软件可量化计算的绿色建筑能耗控制仿真 [J]. 计算机仿真, 2022, 39 (3): 444-447.
- [2] 王欣怡, 吴贤国, 柳海东, 等. 基于 gbXML 的建筑信息模型绿色建筑分析及评价 [J]. 工业建筑, 2020, 50 (7): 190-197.
- [3] 唐君言, 孙学良, 王鹏苏. 不同气候区农宅供暖能耗分析 [J]. 暖通空调, 2022, 52 (S1): 37-41.
- [4] 疏志勇, 吴志敏, 魏燕丽, 等. 夏热冬冷地区被动式超低能耗绿色建筑室内热湿环境营造及实测分析 [J]. 新型建筑材料, 2019, 46 (5): 146-151.
- [5] 高明明. WOHA 建筑事务所融合人性场所的绿色建筑策划策略 [J]. 工业建筑, 2019, 49 (1): 201-205, 24.
- [6] 于军琪, 段佳音, 赵安军, 等. 办公建筑运行能耗的混沌时间序列复合预测 [J]. 重庆大学学报, 2021, 44 (9): 77-87.
- [7] 丁飞鸿, 刘鹏, 卢瞰, 等. 基于遗传优化决策树的建筑能耗短期预测模型 [J]. 计算机工程, 2019, 45 (6): 280-289, 296.
- [8] 李皓月, 龙恩深, 张堉, 等. 任意邻室入住时房间供暖能耗预测与实验验证 [J]. 四川建筑科学研究, 2019, 45 (5): 100-105.
- [9] 钱青, 唐桂忠, 张广明, 等. 基于 AR-DBN 的建筑分项能耗短期预测 [J]. 计算机工程, 2019, 45 (6): 290-296.
- [10] 刘佳静, 骆汉宾, 陈宁宁, 等. BIM 环境下集成用户行为的建筑能耗预测 [J]. 土木工程与管理学报, 2019, 36 (4): 148-153.

- [11] 季天瑶, 王挺韶. 基于词嵌入与卷积神经网络的建筑能耗预测 [J]. 华南理工大学学报 (自然科学版), 2021, 49 (6): 40-48.
- [12] 杨华强, 王立琼, 洪舸, 等. 基于多因素指数-灰色 GM (1, 1) 模型的能耗分析与预测 [J]. 数学的实践与认识, 2021, 51 (19): 141-151.
- [13] 傅启明, 吴少波, 戴大东, 等. 一种基于迁移深度强化学习的建筑能耗预测方法 [J]. 计算机应用研究, 2020, 37 (S1): 92-94.
- [14] 袁鹏丽, 端木琳, 王宗山. 基于实测能耗数据的农宅供暖能耗影响因素分析 [J]. 建筑科学, 2020, 36 (2): 28-37.
- [15] 曹荣光, 董书芸, 宋孝春, 等. 夏热冬冷地区办公建筑降低供暖空调能耗的技术路径 [J]. 暖通空调, 2022, 52 (1): 81-87.
- [16] MUTANI G, TODESCHI V. GIS-based urban energy modeling and energy efficiency scenarios using the energy performance certificate database [J]. Energy Efficiency, 2021, 14 (5): 1-28.
- [17] GAO Y, RUAN Y, FANG C, et al. Deep learning and transfer learning models of energy consumption forecasting for a building with poor information data [J]. Energy and Buildings, 2020, 223: 110156.
- [18] LIU T, TAN Z, XU C, et al. Study on deep reinforcement learning techniques for building energy consumption forecasting [J]. Energy and Buildings, 2020, 208: 109675.
- [19] TRAN D H, LUONG D L, CHOU J S. Nature-inspired meta-heuristic ensemble model for forecasting energy consumption in residential buildings [J]. Energy, 2020, 191: 116552.
- [20] ZENG A, HO H, YU Y. Prediction of building electricity usage using gaussian process regression [J]. Journal of Building Engineering, 2020, 28: 101054.
- [21] LIU Y, CHEN H, ZHANG L, et al. Energy consumption prediction and diagnosis of public buildings based on support vector machine learning: a case study in China [J]. Journal of Cleaner Production, 2020, 272: 122542.
- [22] SOMU N, MR G R, RAMAMRITHAM K. A hybrid model for building energy consumption forecasting using long short term memory networks [J]. Applied Energy, 2020, 261: 114131.
- [23] SHAO M, WANG X, BU Z, et al. Prediction of energy consumption in hotel buildings via support vector machines [J]. Sustainable Cities and Society, 2020, 57: 102128.
- [24] MOON J, JUNG S, REW J, et al. Combination of short-term load forecasting models based on a stacking ensemble approach [J]. Energy and Buildings, 2020, 216: 109921.
- [25] ILBEIGI M, GHOMEISHI M, DEHGHANBANADAKI A. Prediction and optimization of energy consumption in an office building using artificial neural network and a genetic algorithm [J]. Sustainable Cities and Society, 2020, 61: 102325.