

基于稀疏有限脉冲响应的温室温度系统建模

孙兴帅, 秦琳琳, 吴刚

(中国科学技术大学自动化系, 安徽合肥 230027)

摘要: 温室温度系统由于受到室外气象条件、温室的覆盖材料、温室的结构、温室作物栽培方式、品种和生长等因素影响, 具有大时延、非线性、强干扰、时变的特点, 基于参数的模型难以在线描述模型结构. 为此提出了一种用有限脉冲响应(finite impulse response, FIR)描述温度系统, 通过脉冲响应序列的稀疏性辨识系统时延的方法. 首先分析时滞系统 FIR 序列的稀疏性; 然后根据压缩感知理论, 利用较少的测量数据恢复出系统输入量对应的 FIR 序列, 得到系统的时滞特性; 最后依据模型的结构辨识模型的参数. 通过实验数据辨识得到室外温度、太阳辐射强度、湿帘对应的时间延迟分别为 6 分钟、1 分钟和 1 分钟, 与温室温度系统的机理分析一致. 由于温室温度控制设备无法实现连续控制, 因此在建模时将设备状态纳入模型中, 建立了湿帘-风机作用下的温室温度系统模型. 仿真表明, 在湿帘-风机关闭的和开启的情况下, 模型拟合度分别达到 94.68% 和 94.14%, 说明该模型具有较高的可信度.

关键词: 温室建模; FIR 模型; 时延; 稀疏优化; 压缩感知

中图分类号: TP273+.5 **文献标识码:** A doi:10.3969/j.issn.0253-2778.2015.01.002

引用格式: Sun Xingshuai, Qin Linlin, Wu Gang. The identification of greenhouse temperature systems based on sparse FIR model[J]. Journal of University of Science and Technology of China, 2015, 45(1):9-16.

孙兴帅, 秦琳琳, 吴刚. 基于稀疏有限脉冲响应的温室温度系统建模[J]. 中国科学技术大学学报, 2015, 45(1):9-16.

The identification of greenhouse temperature systems based on sparse FIR model

SUN Xingshuai, QIN Linlin, WU Gang

(Department of Automation, USTC, Hefei 230027, China)

Abstract: Due to the effect of outside meteorological conditions, greenhouse covering materials, greenhouse structure and the growth and variety of greenhouse crops and their cultivation methods, a greenhouse temperature system has the characteristics of large time delay, nonlinearity, strong external noise disturbances, time variance. Parameter modeling can hardly describe model structures online. A method was thus proposed, which uses the finite impulse response(FIR) model to describe the temperature system and identify the time delay through the sparsity of FIR sequences. First, the sparsity of FIR sequences were analyzed. Then, according to the compressed sensing theory, a relatively small amount of data to recover the FIR sequences by solving the sparse optimization problems, hereby obtaining the time

收稿日期:2014-03-10;修回日期:2014-05-24

基金项目:国家自然科学基金(31000672)资助.

作者简介:孙兴帅,男,1991年生,硕士生.研究方向:温室系统建模与控制. E-mail: sunxs@mail.ustc.edu.cn

通讯作者:秦琳琳,博士/高级工程师. E-mail: qinll@ustc.edu.cn

delay property of the system. Finally, the parameters of FIR model were identified. The time delay of the outside temperature, outside solar radiation, cooling pad, is 6 minutes, 1 minute and 1 minute, respectively. These results are consistent with the mechanism model of the greenhouse temperature system. As the control equipment is incapable of continuous control, the “on” and “off” status of the equipment was brought into the model which was built under the effect of the Wet Curtain-Fan. The fitting of the model was 94.68%, 94.14% when the Wet Curtain-Fan was on or off, suggesting that the model has higher credibility.

Key words: greenhouse system identification; FIR model; time delay; sparse optimization; compressed sensing

0 引言

现代温室具有透光、密闭、保温等特性,形成了一个与外界大气候环境相对隔离的特殊内部小气候环境,保护作物不受风、雨、害虫、疾病、动物的伤害,使作物与外部环境相对隔离,这个内部小气候环境称为温室小气候。

温室内部环境受室外环境和调控设备的共同作用,室外环境包括室外温度、光辐射、风速、湿度等;调控设备包括湿帘、风机等因子。本文以室内温度为研究对象,通过湿帘、风机等设备控制室内温度,将其控制在适宜作物生长的范围内,以达到增加作物产量、调节生产周期、提高经济效益的目的。

1 温室小气候建模

温室小气候建模的目的是对影响温室小气候的主要环境因子进行建模,为温室控制提供决策支持,实现温室作物优质、高产和高效。

温室小气候环境动态过程建模的主要方法有基于物理过程的机理建模和基于数据的系统辨识两类。机理建模采用能量平衡和质量平衡方程的方法^[1],从水分、热量、通风、辐射、气体交换等基本过程发展到目前的综合小气候模型,为温室小气候环境控制奠定了坚实的理论基础。Bakker 等^[2]在温室建模与控制的专著中,综合了与温室相关的各领域研究成果,从植物的生理学、热力学角度研究温室内温度、湿度、二氧化碳浓度的机理变化模型。由于机理建模参数多,有些参数难以测量,测量仪器成本较高,并且模型可推广性不强,如荷兰的 Venlo 型温室小气候系统模型 KASPRO,主要是针对西欧研制的,模型的参数也是根据当地主流温室类型(结构和材料等)和当地四季气候温和、夏季凉爽的气候特点

来确定。

温室建模的另一种方法是利用输入输出数据、通过系统辨识方法获得数学模型。Boaventura Cunha^[3]比较了机理建模、ARX 模型以及神经网络模型三种方法的优缺点。其中,ARX 模型将室外温度、室外光辐射、室外湿度、室外风速作为输入量,利用递推最小二乘建立了温室内温度的二阶模型,模型的参数是在线时变的,可以跟踪系统的时变特性,但是对于模型的结构没作分析。Patil 等^[4]采集了 1 年的数据,分别基于 ARX、ARMAX、NNARX 三种模型对热带温室温度系统进行建模。实验证明,线性模型能描述一年中的温度系统动态变化,但该文也没有分析模型结构。李晋等^[5]选择 MISO 的 ARMAX(auto regressive moving average models with external input)模型描述温室小气候温度系统,采用“统计假设检验”和“模型拟合度分析”相结合的方法确定模型阶次和时延。模型结构的确定提高了建模的准确性,但是模型结构确定的过程计算量大,算法复杂度高。

时延的辨识一直是过程控制中的一大难题,滞后对系统造成的影响通常是无法忽略的,能否准确估计滞后时间关系到模型的精度以及模型中其他参数的辨识。以上通过系统辨识的方法确定时间延迟的过程计算量大,有的甚至没有分析时延。过程对象中一般通过辨识实验的方法确定模型结构,对系统施加特定的激励信号,得到系统输出,分析输出数据从而得到系统的特性。然而,温室系统的输入变量(如室外温度、太阳辐射强度)属于可测量但不可控制的激励,无法人为改变,所以无法采用过程对象中辨识实验的方法。本文采用有限脉冲响应(finite impulse response, FIR)非参数模型描述系统,对于线性定常离散系统,根据卷积公式,输入与输出间的关系如下:

$$y_k = \sum_{i=1}^N h_i * u_{(k-i)} + \epsilon_k \quad (1)$$

式中, N 为脉冲响应序列长度. 影响室内温度的主要室外环境因子有室外温度、太阳辐射强度, 因此

$$\mathbf{Y} = \Phi \mathbf{h} + \boldsymbol{\epsilon} \quad (2)$$

式中, \mathbf{Y} 为室内温度变量, Φ 是由室外温度、太阳辐射强度组成的观测矩阵, \mathbf{h} 为这两项输入对应的脉冲响应序列, $\mathbf{Y}, \Phi, \mathbf{h}, \boldsymbol{\epsilon}$ 分别为:

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} y_{t+1} \\ \vdots \\ y_{t+m} \end{bmatrix};$$

$$\Phi = \begin{bmatrix} u_t^1 & \cdots & u_{t-n_1+1}^1 & u_t^2 & \cdots & u_{t-n_2+1}^2 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ u_{t+m-1}^1 & \cdots & u_{t+m-n_1}^1 & u_{t+m-1}^2 & \cdots & u_{t+m-n_2}^2 \end{bmatrix};$$

$$\mathbf{h} = [h_1^1 \quad \cdots \quad h_{n_1}^1 \quad h_1^2 \quad \cdots \quad h_{n_2}^2]^T;$$

$$\boldsymbol{\epsilon} = [\epsilon_1^1 \quad \cdots \quad \epsilon_{n_1}^1 \quad \epsilon_1^2 \quad \cdots \quad \epsilon_{n_2}^2]^T.$$

其中, n_1, n_2 分别为室外温度、太阳辐射强度对应的脉冲响应序列长度. 例如, 对于一个单输入单输出二阶欠阻尼时滞系统, 输入量对应的脉冲响应序列如图 1 所示.

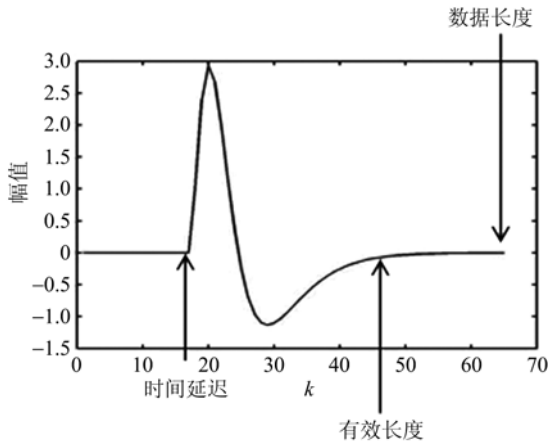


图 1 脉冲响应序列

Fig. 1 Impulse response sequence

温室小气候温度系统具有大时滞、时变、强耦合、非线性的特点, 而 FIR 模型表征线性定常系统, 如果辨识所用的采样数据过多, 会降低辨识得到的脉冲响应序列精度, 因此能否用较少的采样数据提高系统脉冲响应序列的辨识精度是一个值得探索研究的问题.

从图 1 可以看出, 时间延迟部分对应的脉冲响应序列权值为零, 后面的权值因为脉冲响应序列的衰减也接近零, 只有有效长度部分对应的元素为非

零, 而稀疏信号定义为多数元素为零^[6], 与同样长度的普通信号相比, 一个稀疏信号包含较少的信息. 若信号 \mathbf{x} 只有有限个 (比如 K 个) 非零元素, 而其他元素均为零, 则称信号 \mathbf{x} 是 K 稀疏的, 因此时滞系统的脉冲响应序列是稀疏的.

2 压缩感知与信号稀疏性

压缩感知 (compressed sensing)^[7-8], 也被称为压缩采样 (compressive sampling) 或稀疏采样 (sparse sampling), 是一种通过求解欠定线性系统寻求稀疏解的技术, 被用于获取和重构稀疏或可压缩的信号. 该理论指出, 如果一个信号在某种变换下具有稀疏性或信号本身是稀疏的, 那么就可以通过一个与变换矩阵不相关的空间基, 将高维信号投影到低维空间中, 以较少的采样数据重建原始信号.

文献[8]指出, 通过求解如下有约束凸优化问题可恢复稀疏信号 \mathbf{h} :

$$\min_{\mathbf{h}} \|\mathbf{y} - \Phi \mathbf{h}\|_2 \quad \text{s. t.} \quad \|\mathbf{h}\|_1 \leq K \quad (3)$$

式中, K 为正实数, 控制脉冲响应 \mathbf{h} 的稀疏度. 问题 (3) 在一定条件下等价于如下 LASSO (least absolute shrinkage and selection operator) 问题^[9]:

$$\min_{\mathbf{h}} \frac{1}{2} \|\mathbf{y} - \Phi \mathbf{h}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{h}\|_1 \quad (4)$$

问题 (4) 是一个无约束凸优化问题, 目标函数由 l_2 范数项和 l_1 范数项组成, l_2 范数能够评价估计值与原信号能量角度的差别, 增加算法对噪声的抑制能力; l_1 范数正则项调节向量的稀疏性, 正则因子 λ 平衡噪声的抑制能力和稀疏性.

由于温室温度系统的 FIR 序列是稀疏的, 根据压缩感知理论, 可以利用较少的输入输出数据, 通过求解优化问题 (4) 恢复出系统的 FIR 序列, 更好地描述系统; 另外通过调整正则因子 λ , 降低噪声的影响, 更精确地估计时间延迟.

求解问题 (4) 的算法有内点法 (truncated newton interior-point method)^[10]、梯度投影稀疏重构 (gradient projection to sparse reconstruction, GPSR)^[11]、交替方向乘子法 (alternating direction method of multipliers, ADM)^[12]、同伦算法 (11-Homotopy)^[13] 等.

文献[14]提出的 inverse scale space (ISS) 算法, 根据稀疏向量 \mathbf{h} 的 l_1 范数次梯度特性:

$$p \in \partial \|h\|_1 \Leftrightarrow \begin{cases} p_i = \text{sign}(h_i), & \text{if } h_i \neq 0 \\ |p_i| \leq 1, & \text{else.} \end{cases} \quad (5)$$

每步迭代更新向量 p

$$p_j(t) = p_j(t_k) + (t - t_k) e_j A^T (f - Au(t_k)) \quad (6)$$

$$t_{k+1} = \min\{t \mid t > t_k, \exists j: |p_j(t)| = 1, u_j(t_k) = 0, p_j(t) \neq p_j(t_k)\} \quad (7)$$

当 p 中有绝对值为 1 的元素时,说明对应的 h 中元素不为零,此次迭代恢复出稀疏向量 h 中的这个元素.

设置稀疏信号 x 的维数为 400×1 , 非零元素个数为 32 个, 值在 -2 到 2 之间, 产生随机高斯矩阵作为观测矩阵 A , 感知原信号后获得 160 个观测值; 然后加入均值为 0, 方差为 1 的高斯白噪声, 分别利用 ADMM 和 ISS 两种算法求解问题(4)恢复稀疏信号 x , 迭代停止条件为 $\|Ax - y\| \leq 10^{-5}$. 两种算法恢复的信号与真实信号相比如图 2 所示.

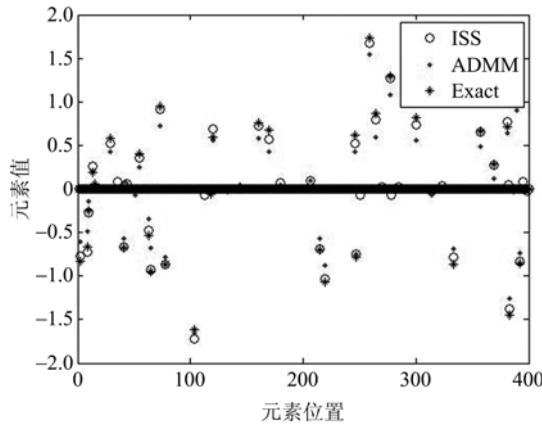


图 2 两种算法的恢复结果与真实结果对比
Fig. 2 The recover FIR sequence of two kinds of algorithm and real results

两种算法的恢复结果误差相比较如下:

$$\|X_{ISS} - X_{Exact}\| = 0.4032 < \|X_{ADMM} - X_{Exact}\| = 1.0022 \quad (8)$$

可以看出 ISS 算法恢复的结果精确度更高, 为此本文利用该算法求解稀疏优化问题(4), 恢复系统的 FIR 序列.

以二阶欠阻尼系统为例, 系统传递函数为:

$$G(s) = \exp(-10 * s) \frac{1}{s^2 + s + 1} \quad (9)$$

以 1 s 时间采样, 加入零阶保持器后, 系统的离散传递函数描述如下:

$$G(z) = z^{-10} \frac{0.3403z + 0.2417}{z^2 - 0.7859z + 0.3679} \quad (10)$$

其脉冲响应曲线如图 3 所示.

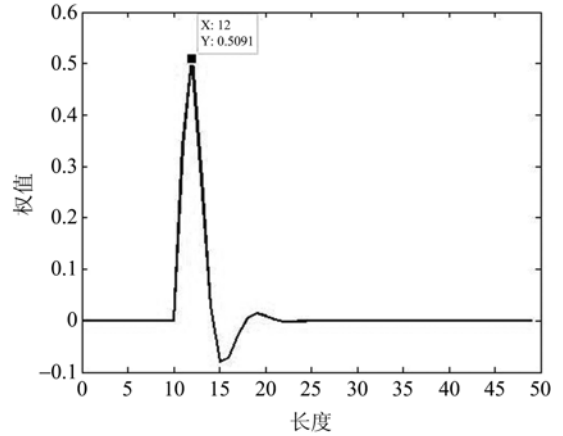


图 3 离散系统脉冲响应

Fig. 3 Discrete system impulse response

采用方波序列作为激励信号, 系统的时间常数为 2, 取 30 个测量数据, 脉冲响应序列长度取 $N = 50$. 由于所列出的测量方程是欠定的, 无法通过最小二乘法给出唯一的估计. 于是用正则化最小二乘法进行估计, 所得结果如图 4 所示.

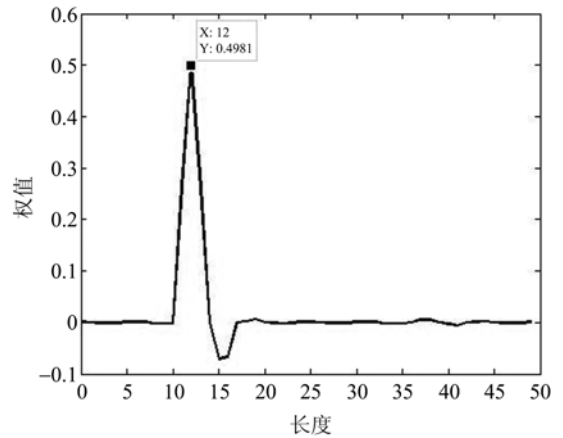


图 4 $\lambda = 0$ 时的恢复结果

Fig. 4 Recover result of $\lambda = 0$

当正则项的 λ 取值为 5 时, FIR 序列的稀疏性增强, 使元素值接近零, 恢复出的系统输出信号如图 5 所示.

时间延迟与系统的脉冲响应序列相同, 恢复误差为: $\|h_{\lambda=5} - h_{Exact}\| = 0.1625$.

3 基于现场数据的温室温度系统辨识

系统的动态特性只有在它处于动态时才会表现出来, 为了获得系统的时延特性, 输入信号必须满足一定的条件, 使其能够激励系统所有模态^[15]. 根

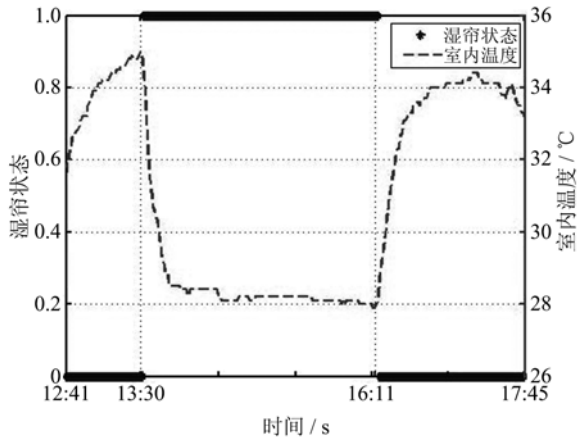


图 5 $\lambda = 5$ 时的恢复结果

Fig. 5 Recover result of $\lambda = 5$

据文献[16], 系统的输入信号满足可激励性的条件为:①数据长度要充分大;②输入信号变化快、幅度大,能对系统产生充分激励的信号。

基于现场数据的温室对象动态建模, 选择温室内部温度处于变化过程中的数据。7、8 月份太阳辐射比较强烈, 输入可以更好地激励输出, 图 6~8 为 2013 年 8 月 7 号采集的 1 天内温室系统室外温度、太阳辐射强度、室内温度数据曲线, 天气晴朗, 并且调控设备关闭, 温室处于封闭的状态。

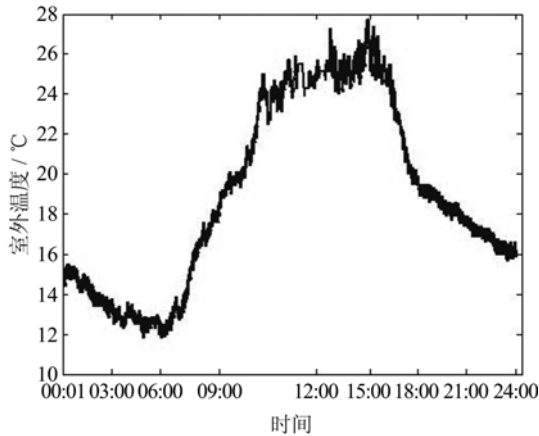


图 6 室外温度曲线

Fig. 6 Outside temperature curve

在 24 小时的采样数据中, 可观察到在 6:00~10:00 和 14:00~16:00 两个时间段, 系统处于明显的动态变化过程中, 数据变化较剧烈, 能够满足输入信号的变化快、幅度大等条件, 而且变化期间采集得到的数据能够保证足够的长度, 因此基于室内温度变化期间的数据建立温室对象的脉冲响应序列模型, 能够保证辨识过程中系统处于持续激励

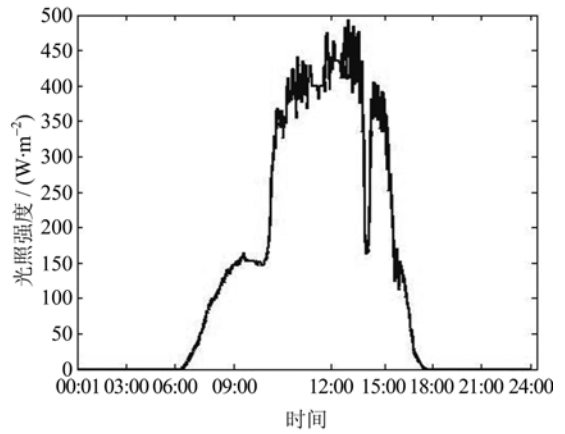


图 7 太阳辐射强度曲线

Fig. 7 Solar radiation curve

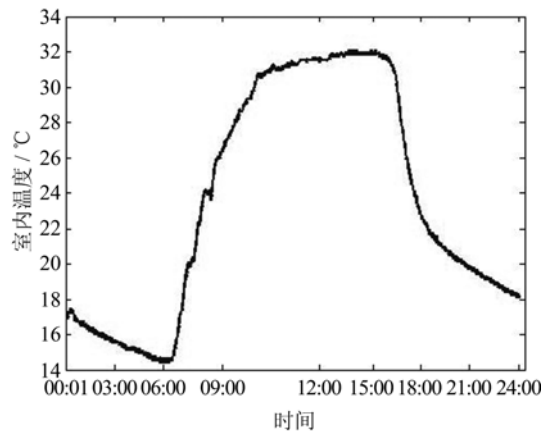


图 8 室内温度曲线

Fig. 8 Inside temperature curve

状态。

对数据低通滤波去除噪声, 采样间隔 t 取 1 min, 正则因子 λ 取值为 1, 室外温度和太阳辐射的脉冲响应序列长度 $h^1 = 30, h^2 = 30$, 测量矩阵 \mathbf{A} 行数为 50, 辨识得到的室外温度、室外太阳辐射的 FIR 序列如图 9 和图 10 所示。

室外温度的时延约为 6 min, 太阳辐射时延约为 1 min, 这是因为太阳辐射传感器放置在温室内部, 造成太阳辐射的时延比较小。模型拟合结果如图 11 所示。

根据 Ljung 提出的模型拟合度计算公式^[17]

$$\text{Fit} = \left[1 - \frac{\sqrt{\sum_{k=1}^N (x_{\text{measure}}(k) - x_{\text{model}}(k))^2}}{\sqrt{\sum_{k=1}^N (x_{\text{measure}}(k) - x_{\text{mean}})^2}} \right] \times 100\% \quad (11)$$

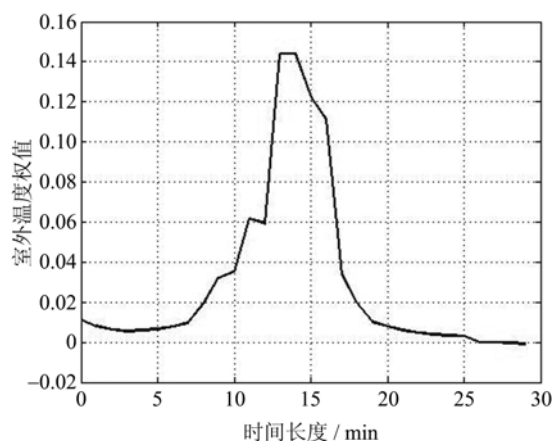


图 9 室外温度脉冲响应序列

Fig. 9 Outside temperature impulse response sequence

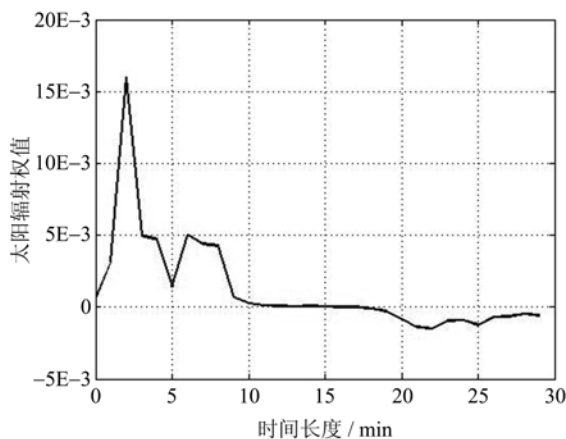


图 10 太阳辐射脉冲响应序列

Fig. 10 Solar radiation impulse response sequence

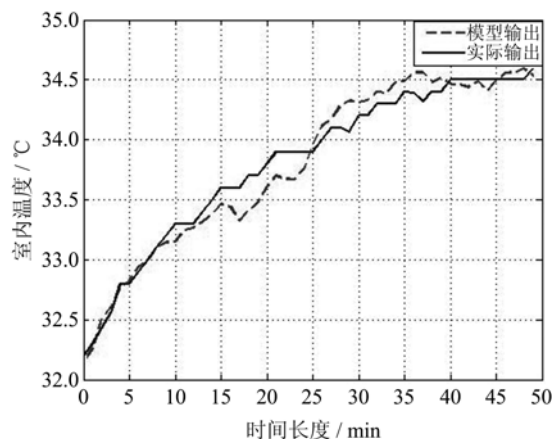


图 11 模型拟合结果

Fig. 11 Identification results

式中, N 为样本个数, x_{measure} 为系统输出实际测量值, x_{mean} 为系统输出实际测量值的平均值, x_{model} 为模型输出值. 计算得到模型拟合度为 94.68%.

若温室内部温度达到设定值上界, 打开湿帘降

温, 湿帘状态从关闭到打开, 状态值从逻辑值 0 变为逻辑值 1, 温室系统从升温状态变换到降温状态. 在湿帘状由关到开、再由开到关转变期间, 温室外部温度、太阳辐射、内部温度变化如图 12~14 所示.

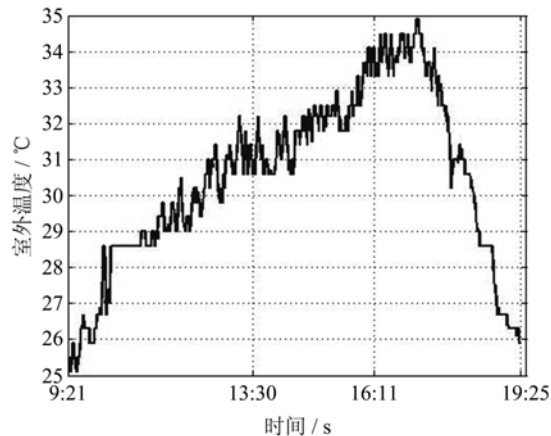


图 12 室外温度

Fig. 12 Outside temperature

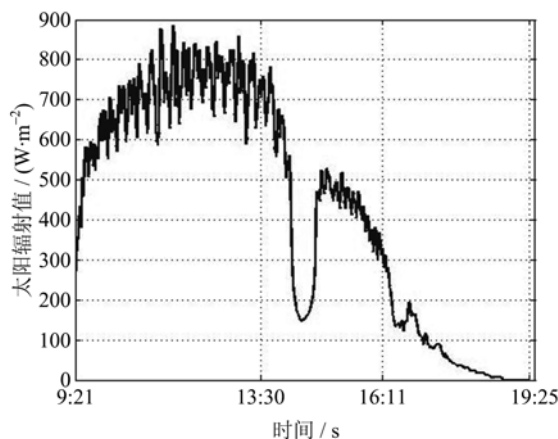


图 13 太阳辐射

Fig. 13 Solar radiation

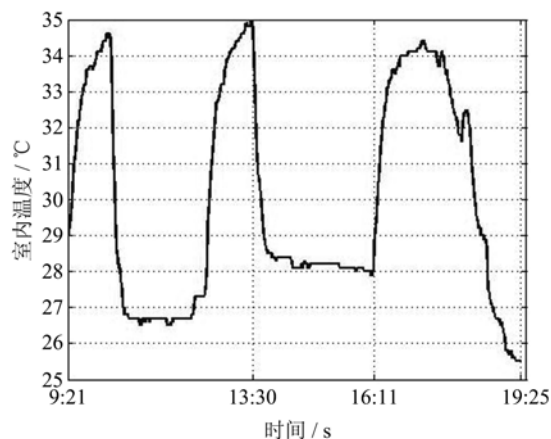


图 14 室内温度

Fig. 14 Inside temperature

13:30 打开湿帘,湿帘状态从 0 到 1,室内温度迅速下降;16:11 关闭湿帘,湿帘状态从 1 到 0,室内温度迅速上升.从图 11 可以看出,相比室外温度、太阳辐射,湿帘对室内温度的影响起主导作用,打开湿帘后,室内温度很快达到相对稳定的状态.这段时间室内温度与湿帘状态如图 15 所示.

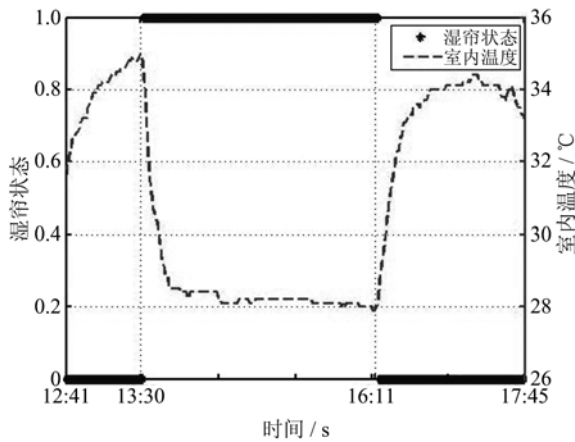


图 15 室内温度与湿帘状态

Fig. 15 Inside temperature and actions of the wet curtain

利用图 15 中的 13:30~16:11 开湿帘时的数据,辨识得到湿帘对应的脉冲响应序列,如图 16 所示.

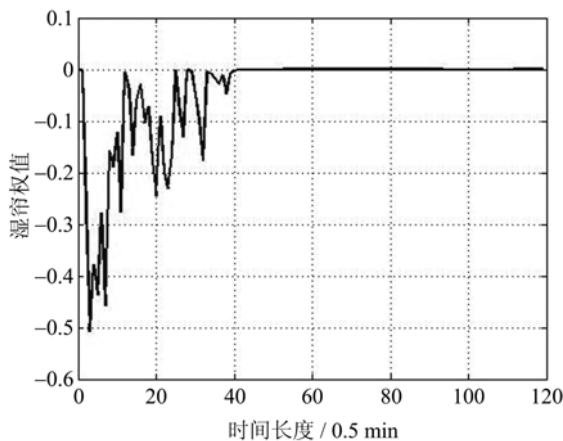


图 16 湿帘对应的脉冲响应序列

Fig. 16 Wet curtain impulse response sequence

湿帘对室内温度作用的时间延迟大约 1~2 个采样间隔,即 30~60s 之间,这一数据符合实际情况.打开湿帘下的模型拟合如图 17 所示.

模型拟合度 $Fit = 94.14\%$,两种情况下模型都有较高的拟合度,验证了模型的可靠性.

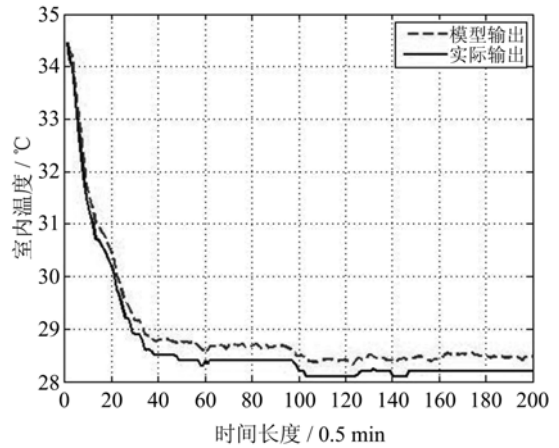


图 17 打开湿帘下模型拟合

Fig. 17 Model fitting (wet curtain is on)

4 结论

本文利用脉冲响应序列的稀疏性,根据压缩感知理论,提出了一种辨识系统时滞的新方法.不需要对系统施加特定激励信号,通过选择满足激励特性的输入输出数据,辨识出输入项的 FIR 序列,从 FIR 序列中得到时延特性,实现了参数的快速、准确辨识.此外,辨识得到的有限脉冲响应模型还可直接应用于预测控制算法.

参考文献 (References)

[1] Qin Linlin, Wu Gang. The present situation and prospect of modeling and control of the greenhouse microclimate[J]. Automation Panorama, 2010, (2): 58-64.
秦琳琳, 吴刚. 温室小气候环境建模与控制的现状及展望[J]. 自动化博览, 2010, (2): 58-64.

[2] Bakker J C, Bot G P A, Challa H, et al. Greenhouse Climate Control: An Integrated Approach [M]. Wageningen: Wageningen Pers, 1995.

[3] Boaventura Cunha J. Greenhouse climate models: an overview [C]// EFITA Conference. Debrecen, Hungary: IEEE Press, 2003: 823-829.

[4] Patil S L, Tantau H J, Salokhe V M. Modeling of tropical greenhouse temperature by auto regressive and neural network models[J]. Biosystems Engineering, 2008, 99(3): 423-431.

[5] Li Jin, Qin Linlin, Yue Dazhi, et al. Experiment Greenhouse Temperature System Modeling and Simulation[J]. Journal of System Simulation, 2008, 20(7): 1 869-1 875.

- 李晋, 秦琳琳, 岳大志, 等. 试验温室温度系统建模与仿真[J]. 系统仿真学报, 2008, 20(7): 1 869-1 875.
- [6] Wen Zaiwen, Yin Wotao, Liu Xin, et al. Introduction to compressive sensing and sparse optimization [J]. Operations Research Transactions, 2012, 16 (3): 49-64.
文再文, 印卧涛, 刘歆, 等. 压缩感知和稀疏优化简介 [J]. 运筹学学报, 2012, 16(3): 49-64.
- [7] Donoho D L. Compressed sensing [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52 (4): 1 289-1 306.
- [8] Candès E J. Compressive sampling[C]// Proceedings of the International Congress of Mathematicians. Madrid, Spain: IEEE Press, 2006: 1 433-1 452.
- [9] Tibshirani R. Regression shrinkage and selection via the lasso[J]. Journal of the Royal Statistical Society, Series B, 1996, 58(1): 267-288.
- [10] Kim S J, Koh K, Lustig M, et al. An interior-point method for large-scale l1-regularized least squares[J]. IEEE Journal on Selected Topics in Signal Processing, 2007, 1(4): 606-617.
- [11] Figueiredo M A T, Nowak R D, Wright S J. Gradient projection for sparse reconstruction: Application to compressed sensing and other inverse problems [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2007, 1(4): 586-597.
- [12] Yang J F, Zhang Y. Alternating direction algorithms for L1-problems in compressive sensing [J]. SIAM Journal on Scientific Computing, 2011, 33 (1): 250-278.
- [13] Asif M S, Romberg J. Dynamic updating for L1 minimization[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2010, 4(2): 421-434.
- [14] Burger M, Moller M, Benning M, et al. An adaptive inverse scale space method for compressed sensing[R]. UCLA-CAM Report 11-08.
- [15] Zhang Xiaotao, Ni weidou, Li Zheng, et al. Identifiability of building thermal system models using on-line data[J]. Journal of Tsinghua University, 2004, 44(11): 1 544-1 547.
张小桃, 倪维斗, 李政, 等. 基于现场数据热工对象建模的可辨识性 [J]. 清华大学学报, 2004, 44(11): 1 544-1 547.
- [16] 李嗣福. 计算机控制基础[M]. 合肥: 中国科学技术大学出版社, 2001.
- [17] Ljung L. System Identification: Theory for the User [M]. 2ed, London: Prentice Hall, 1999.
- [18] Shi W, Ling Q, Wu G. Sparsity-enhanced linear time-invariant MIMO system identification [C]// The Chinese Control and Decision Conference. Xuzhou, China: IEEE Press, 2011: 2 026-2 029.