

储热罐一维连续动态建模及最优传感器布置

张怡¹, 刘建帮², 杨婷婷¹, 刘进锋³, 房方^{1*}

- 华北电力大学控制与计算机工程学院, 北京市 昌平区 102206;
- 江苏大学电气信息工程学院, 江苏省 镇江市 212013;
- 阿尔伯塔大学化工与材料工程学院, 加拿大 阿尔伯塔省 埃德蒙顿市 T6G 1H9)

One-dimensional Continuous Dynamic Modeling and Optimal Sensor Placement Strategy of Heat Storage Tank

ZHANG Yi¹, LIU Jianbang², YANG Tingting¹, LIU Jinfeng³, FANG Fang^{1*}

- School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University, Changping District, Beijing 102206, China;
- School of Electrical and Information Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, Jiangsu Province, China;
- Department of Chemical & Materials Engineering, University of Alberta, Edmonton T6G 1H9, Alberta, Canada)

ABSTRACT: Thermocline heat storage tanks, known for their high net energy and exergy efficiency, are becoming a mainstream thermal energy storage solution. However, flow direction switching caused by real-time variations in charging/discharging mass flow creates discontinuities in conventional temperature stratification models. To address this, this study employs continuous smooth functions to approximate the 0-1 variables characterizing working fluid flow direction, resulting in a one-dimensional continuous dynamic stratified temperature model along the tank height. Building on this model, we propose an optimal sensor placement strategy based on sensitivity matrices. The system observability index is redefined using information derived from sensitivity matrices, with the minimum sensor count and optimal positions determined by each location's contribution to system observability. Simulation results demonstrate that the proposed model accurately captures vertical temperature stratification across various operating scenarios when an appropriate smoothing parameter μ is selected. Among all observable sensor combinations with equal sensor numbers, this strategy achieves the smallest mean and variance of RMSE in moving horizon estimation (MHE) observation errors, confirming its superior system observability performance.

KEY WORDS: thermocline heat storage tank; heat storage; sensitivity matrix; degree of observability; optimal sensor

基金项目: 国家自然科学基金项目(52106007); 中央高校基本科研业务费专项资金(2023MS031)。

Project Supported by National Natural Science Foundation of China (52106007); The Fundamental Research Funds for the Central Universities (2023MS031).

placement; moving horizon estimation

摘要: 斜温层储热罐因其具有较高的平均净能量和焓效率而逐渐发展成为一种主流的热储能利用方式。为解决储放热流体流量实时变化引起的罐内工质流动方向改变、常规温度分层模型不连续的问题,利用连续光滑函数近似逼近原表征工质流动方向的 0-1 变量,得到储热罐沿高度方向的一维连续动态温度分层模型。在此基础上,提出一种基于灵敏度矩阵的最优传感器布置策略,根据灵敏度矩阵包含的系统信息重新定义能观度指标,按照各传感器位置对系统能观度贡献度不同确定保证系统能观的最少传感器数量及相应的最优布置位置。结果表明:通过选取合适的光滑参数 μ ,所建立的储热罐一维连续动态模型能够准确描述内部工质在不同运行场景下沿高度方向的温度分层现象;按照最优传感器布置策略的滚动时域估计器(moving horizon estimator, MHE)观测误差的均方根误差(root mean square error, RMSE)均值和方差在所有同等数量下保证系统能观的传感器组合中均为最小。可知,该文所提出的最优传感器布置策略能够获得较好的系统能观性。

关键词: 斜温层储热罐; 热储能; 灵敏度矩阵; 能观度; 最优传感器布置; 滚动时域估计

0 引言

可再生能源出力具有间歇性、随机性和波动性,极大程度限制其大规模接入电网与清洁消纳,因此亟需大力发展各类储能技术以弥补电力系统灵活性调节能力的缺口^[1-2]。储热罐作为一种最普遍的热储能应用手段,在用热低谷时将多余的热量存储起来,等到用热高峰时再释放出来供给用户,有效解决热能供需在空间和时间上的不匹配问题,实

现削峰填谷^[3]。结合其结构简单、投资成本低、系统运行与控制易于实现等优势,近年来广泛应用于光热电站^[4-5]、区域供热^[6-7]、热电机组灵活调峰^[8]等领域。

储热罐由于冷、热工质密度不同自动形成热工质在上、冷工质在下的分层模式,在冷热工质交界处存在一温度梯度变化较大区域,称为斜温层^[9]。斜温层的存在可以阻碍冷热工质互相混合造成能量损失,提升储热罐平均净能量和焓效率高达 60%^[10]。储热罐一般有静置、储热、放热、同时储放热 4 种工作状态,不同工作状态之间的切换通过储放热流量的调节控制实现。Nash A 等^[11]建立面向控制的带有螺旋盘管换热器的储能罐动态分层模型,结果表明,该模型在储热、放热、同时储放热 3 种模式均能准确复刻罐内温度动态变化。Lago J 等^[12]利用连续光滑函数描述混合和浮力作用,通过控制应用仿真表明采用所建立模型能够得到最优解且计算效率明显高于常规模型。当储热罐同时储放热时,罐内工质流动方向会随储放热流量相对大小不同而切换,使得罐内传热传质活动更加复杂。现有研究^[13-14]通过在模型中引入表征工质流动方向的 0-1 逻辑变量来描述这一现象,但该方法同时导致模型不连续,无法采用基于导数的优化算法进行解析求解或控制器设计,而采用启发式优化算法或有限差分方法进行求解时往往需要大量计算时间且无法保证获得全局最优解^[12],因此极大地限制这类分层热罐模型的应用。

为最大限度地提升储热罐及能源系统整体利用率,削弱可再生能源间歇性与随机性带来的不利影响^[15-16],基于热罐蓄能状态实时监测信息开展系统优化控制策略设计是重要前提。工质温度是蓄能状态的直接表现,通过安装温度传感器提供的量测信息构建状态观测器,可以获得储能工质在复杂运行场景下温度分布时空信息。Kreuzinger T 等^[14]基于家用储热水罐的混合分布参数模型分别设计分布参数估计器和无迹卡尔曼滤波器(unscented Kalman filter, UKF)进行空间温度分布状态估计,结果表明,两种状态观测器观测精度和收敛速度均相当,但在实用性和计算量上分布参数观测器则明显优于 UKF。Soares A 等^[15]将模型^[12]分别应用于 3 种不同拓扑结构和容量的热水罐并设计滚动时域估计器(moving horizon estimator, MHE)进行工质温度分布估计,计算结果显示, MHE 能够提供较为

准确的温度估计值。

受空间、成本等因素限制,现场传感器安装数量有限,选择合适的传感器布置策略以获得最大的系统能观度至关重要^[17]。现有文献关于非线性系统能观度指标的定义大多是基于经验 Gramian 矩阵的迹^[18]、特征值^[19]、行列式^[20]、条件数^[21]等,而求取经验 Gramian 矩阵时一般需要通过仿真或实验获得充分反映各种可能扰动行为的经验数据样本^[22],在复杂非线性系统应用时计算量巨大。近年来,有学者尝试将灵敏度分析应用于能观度指标计算,Liu J 等^[23]通过理论推导定量分析系统灵敏度矩阵与能观性的关系,提出可以根据灵敏度矩阵进行系统能观性判定及重要状态和参数子集选取。Liu S 等^[24]通过构建系统输出量与状态量之间的灵敏度矩阵,将各输出量对状态量的灵敏度向量范数作为系统能观度指标衡量各输出量对系统能观度的贡献程度,用于指导传感器布置方案。

本文针对直接储热型储热罐建立一维连续动态温度分层模型,基于该模型采用灵敏度矩阵信息作为系统能观度评价指标,根据各传感器量测值对系统能观度贡献度大小确定最优传感器布置方案。以某立式斜温层储热罐为研究对象开展传感器布置实验,结果表明,所提出的基于灵敏度矩阵的最优传感器布置策略能够快速确定保证系统能观的最少传感器数量及相应的最优布置位置以获得最大系统能观度。

1 储热罐一维连续分层动态模型建立

根据换热工质之间是否直接接触,储热罐可分为直接储热和间接储热两种形式^[12]。储热时,直接储热罐内工质与换热流体直接混合加热,间接储热罐则通过换热器间接加热罐内工质。本文以直接储热型储热罐作为研究对象,其结构如图 1 所示。假设储热罐沿竖直方向均分为 N 层,从上至下依次是第 1 层(顶层)至第 N 层(底层)。当储热罐储热时,质量流量为 G_h 、温度为 T_h 的储热流体从第 1 层流入罐内,对应的有质量流量 G_h 、温度 T_N 的工质从底层流出热罐;当储热罐放热时,质量流量为 G_1 、温度为 T_1 的放热流体从第 1 层流出进入用户侧,对应的质量流量 G_1 、温度 T_1 的回水流回热罐,从而实现热量在供能-储能-用能三端的有序流动。由于每时刻流入流出储热罐的流体流量均相等,因此罐内工质总质量保持不变。

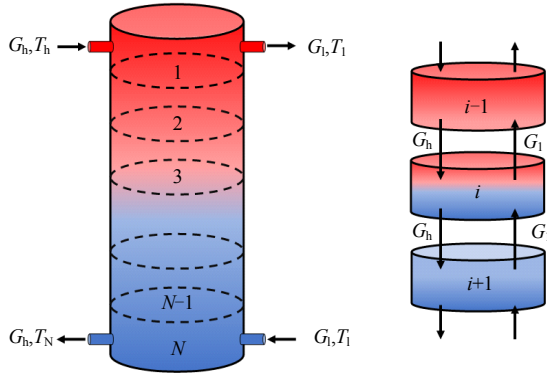


图1 储热罐一维连续分层动态模型示意图

Fig. 1 Schematic of the 1-D continuous stratified dynamic heat storage tank model

1.1 储热罐一维分层动态模型

储热罐沿高度方向温度随时间的动态响应变化可通过建立温度沿高度方向的一维偏微分方程模型, 结合合适的离散化方法进行求解计算。为便于后续模型建立与求解, 对储热罐进行如下假设^[25]:

- 1) 只考虑轴向一维传热和流动过程, 即储热罐内温度分布是轴对称的, 与径向距离无关;
- 2) 各层工质完全混合并对应一集总温度;
- 3) 忽略储热罐罐壁蓄热;
- 4) 储热罐无外力和内热源。

基于上述假设, 对储热罐沿高度方向第 i 层工质列写能量平衡方程^[12]:

$$\frac{\partial T_i}{\partial t} = \frac{\lambda}{\rho c_p} \frac{\partial^2 T_i}{\partial z^2} + \frac{P U_i}{\rho c_p A_i} (T_{\text{env}} - T_i) + \frac{G_i (T_i^{\text{in}} - T_i)}{\rho A_i \Delta z_i} \quad (1)$$

式中: T_i 为第 i 层工质温度; λ 、 ρ 、 c_p 分别为流体热导率、密度和比热容; A_i 、 P_i 、 Δz_i 分别为第 i 层工质的横截面积、横截周长和厚度; U_i 为第 i 层工质与周围环境换热系数; T_{env} 为环境温度; G_i 、 T_i^{in} 分别为流入第 i 层区域的流体质量流量及相应温度。考虑到储热罐不同的工作状态, G_i 、 T_i^{in} 具有不同取值: 当储热罐静置时, $G_i=0$; 当储热罐仅储热时, 罐内工质自上而下流动, $G_i=G_h$ 、 $T_i^{\text{in}}=T_{i-1}$; 当储热罐仅放热时, 罐内工质自下而上流动, $G_i=G_b$ 、 $T_i^{\text{in}}=T_{i+1}$ 。而当储热罐同时储放热时, 根据储放热流量相对大小不同罐内工质流向会对应改变, 若 $G_h-G_b \geq 0$, 此时罐内工质自上而下流动, $G_i=G_h-G_b$ 、 $T_i^{\text{in}}=T_{i-1}$; 若 $G_h-G_b < 0$, 此时罐内工质自下而上流动, $G_i=G_b-G_h$ 、 $T_i^{\text{in}}=T_{i+1}$ 。因此考虑到更一般的情形, 温度偏微分方程模型(式(1))可以改写为

$$\frac{dT_i}{dt} = \frac{\alpha_i G_h}{\rho A_i \Delta z_i} (T_h - T_i) + \frac{\beta_i G_b}{\rho A_i \Delta z_i} (T_i - T_i) +$$

$$\frac{P U_i}{\rho c_p A_i} (T_{\text{env}} - T_i) + (\delta_i \gamma_i c_p + \frac{\lambda A_i}{\Delta z_i}) (T_{i-1} - T_i) + [(1 - \delta_i) \gamma_i c_p - \frac{\lambda A_i}{\Delta z_i}] (T_i - T_{i+1}), i = 1, \dots, N \quad (2)$$

式中 α_i 、 β_i 、 γ_i 和 δ_i 均为第 i 层工质的控制系数, 定义式分别为:

$$\alpha_i = \begin{cases} 1, & \text{当 } i=1 \\ 0, & \text{当 } i \neq 1 \end{cases} \quad (3)$$

$$\beta_i = \begin{cases} 1, & \text{当 } i=N \\ 0, & \text{当 } i \neq N \end{cases} \quad (4)$$

$$\gamma_i = G_h \sum_{j=1}^{i-1} \alpha_j - G_b \sum_{j=i+1}^N \beta_j \quad (5)$$

$$\delta_i = \begin{cases} 1, & \text{当 } \gamma_i \geq 0 \\ 0, & \text{当 } \gamma_i < 0 \end{cases} \quad (6)$$

1.2 模型光滑化处理过程

根据上文分析可知, 直接储热型储热罐内部工质流向会随着冷热两端循环流量的相对大小不同而发生改变, 对应地在模型(式(2))中引入 0-1 离散变量 δ_i , 导致模型在定义域内不光滑, 无法应用导数优化算法进行后续处理。因此, 本节针对该模型提出一种光滑化处理方法, 首先将表征工质流动方向的 0-1 变量与控制系数 γ_i 相乘得到 \max 函数, 再用光滑函数逼近 \max 函数, 得到连续光滑模型。

基于 0-1 离散变量 δ_i 与控制系数 γ_i 表达的 \max 函数 $\theta(x) = \max\{x, 0\}$ 为

$$\theta(\gamma_i) = \begin{cases} \gamma_i, & \text{当 } \gamma_i \geq 0 \\ 0, & \text{当 } \gamma_i < 0 \end{cases} \quad (7)$$

采用光滑函数近似逼近 \max 函数 $\theta(x)$ ^[26]:

$$\theta(x; \mu) = \frac{1}{2} (x + \sqrt{x^2 + \mu}) \quad (8)$$

式中光滑参数 μ 是足够小的正数。 μ 越小, 表示光滑函数越接近于真正的阶跃函数。

基于该光滑函数得到连续光滑的近似模型为:

$$\frac{dT_1}{dt} = \frac{\lambda}{\rho c_p \Delta^2 z} (T_2 - T_1) + \frac{1}{\rho A \Delta z} G_h (T_h - T_1) + \frac{P U_1}{\rho c_p A_1} (T_{\text{env}} - T_1) + \frac{1}{\rho A \Delta z} \theta(G_1 - G_h; \mu) (T_2 - T_1) \quad (9)$$

$$\frac{dT_i}{dt} = \frac{\lambda}{\rho c_p \Delta^2 z} (T_{i-1} + T_{i+1} - 2T_i) + \frac{P U_i}{\rho c_p A_i} (T_{\text{env}} - T_i) + \frac{1}{\rho A \Delta z} \theta(G_h - G_b; \mu) (T_{i-1} - T_i) + \frac{1}{\rho A \Delta z} \theta(G_1 - G_h; \mu) (T_{i+1} - T_i), i = 2, \dots, N-1 \quad (10)$$

$$\frac{dT_N}{dt} = -\frac{\lambda}{\rho c_p \Delta^2 z} (T_{N-1} - T_N) + \frac{1}{\rho A \Delta z} G_1 (T_1 - T_N) + \frac{P_N U_N}{\rho c_p A_N} (T_{env} - T_N) + \frac{1}{\rho A \Delta z} \theta (G_h - G_i; \mu) (T_{N-1} - T_N) \quad (11)$$

因此，基于式(9)–(11)可建立储热罐一维连续分层动态模型，其具有一般非线性连续状态空间模型形式：

$$\dot{\mathbf{x}} = f(\mathbf{x}, \mathbf{u}, \mathbf{d}) \quad (12)$$

式中： $\mathbf{x}=[T_1, T_2, \dots, T_N]^T$ 为状态变量； $\mathbf{u}=[G_h, G_i]^T$ 为输入变量； $\mathbf{d}=[T_h, T_l]^T$ 为扰动变量。

2 基于灵敏度矩阵的储热罐最优传感器布置策略

基于所建立的储热罐一维连续光滑动态温度分层模型，提出一种基于灵敏度矩阵的最优传感器布置策略并设计 MHE 进行各层工质温度的状态估计，用于验证所提出传感器布置策略的优异性。

2.1 模型离散化过程

采用 Runge-Kutta 方法对储热罐分层模型(式(12))进行离散化处理，同时假设模型输出为状态量的组合，得到对应离散化系统模型为：

$$\mathbf{x}(k+1) = F[\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k), \mathbf{d}(k)] \quad (13)$$

$$\mathbf{y}(k) = H[\mathbf{x}(k)] \quad (14)$$

式中： $\mathbf{x}(k) \in \mathbb{R}^n$ 、 $\mathbf{u}(k) \in \mathbb{R}^r$ 、 $\mathbf{d}(k) \in \mathbb{R}^p$ 分别为系统状态向量、输入向量和可测扰动向量； $\mathbf{y}(k)=[y_1(k), \dots, y_m(k)]^T \in \mathbb{R}^m$ 为系统输出向量，其中： m 为温度传感器数目， $y_i(k)$ 为第 i 个传感器采集的温度量测值； F 和 H 分别为状态转移函数和输出函数。

2.2 基于灵敏度矩阵的能观度指标

根据系统能观性定义^[27]，若对于任一给定输入，在有限观测时间内的输出能够唯一地确定系统初始状态，则称系统能观。针对一般离散非线性系统(式(13)、(14))，假设系统沿某一轨迹共有 q 个采样点，定义采样时刻 k 系统输出 $\mathbf{y}(k)$ 对初始状态 $\mathbf{x}(0)$ 的灵敏度^[23]为

$$\mathbf{S}_{\mathbf{y}, \mathbf{x}(0)}(k) := \frac{\partial \mathbf{y}(k)}{\partial \mathbf{x}(0)} \quad (15)$$

在 k 时刻，状态变量 $\mathbf{x}(k)$ 对初始状态 $\mathbf{x}(0)$ 的灵敏度为

$$\mathbf{S}_{\mathbf{x}, \mathbf{x}(0)}(k) := \frac{\partial \mathbf{x}(k)}{\partial \mathbf{x}(0)} \quad (16)$$

式中 $k=0, 1, \dots, q-1$ 。根据系统方程(式(13)、(14))得

到关于 $\mathbf{S}_{\mathbf{x}, \mathbf{x}(0)}(k)$ 、 $\mathbf{S}_{\mathbf{y}, \mathbf{x}(0)}(k)$ 的动态描述方程，分别为

$$\begin{cases} \mathbf{S}_{\mathbf{x}, \mathbf{x}(0)}(k+1) = \frac{\partial F}{\partial \mathbf{x}}(k) \mathbf{S}_{\mathbf{x}, \mathbf{x}(0)}(k) \\ \mathbf{S}_{\mathbf{y}, \mathbf{x}(0)}(k) = \frac{\partial H}{\partial \mathbf{x}}(k) \mathbf{S}_{\mathbf{x}, \mathbf{x}(0)}(k) \end{cases} \quad (17)$$

根据式(17)可以推导出 $\mathbf{S}_{\mathbf{y}, \mathbf{x}(0)}(k)$ 的递推计算表达式为

$$\mathbf{S}_{\mathbf{y}, \mathbf{x}(0)}(k) = \frac{\partial H}{\partial \mathbf{x}}(k) \frac{\partial F}{\partial \mathbf{x}}(k-1) \frac{\partial F}{\partial \mathbf{x}}(k-2) \dots \frac{\partial F}{\partial \mathbf{x}}(0) \quad (18)$$

收集从初始时刻到当前时刻的灵敏度，构成当前时刻 k 的灵敏度矩阵 $\mathbf{S}(k, 0)$ ^[21]，表示为

$$\mathbf{S}(k, 0) = \begin{bmatrix} \mathbf{S}_{\mathbf{y}, \mathbf{x}(0)}(0) \\ \mathbf{S}_{\mathbf{y}, \mathbf{x}(0)}(1) \\ \vdots \\ \mathbf{S}_{\mathbf{y}, \mathbf{x}(0)}(k) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{(k+1)m \times n} \quad (19)$$

在每个采样时刻 k ，通过检查灵敏度矩阵(式(19))是否满秩可进行系统能观性判定，若对于所有采样时刻 k ，矩阵 $\mathbf{S}(k, 0)$ 均满秩，则非线性系统(式(13)、(14))在该轨迹局部能观^[28]，否则不能观。

对于多入多出系统， k 时刻输出 $\mathbf{y}(k)$ 对初始状态 $\mathbf{x}(0)$ 的灵敏度 $\mathbf{S}_{\mathbf{y}, \mathbf{x}(0)}(k)$ 可以进一步表示为

$$\mathbf{S}_{\mathbf{y}, \mathbf{x}(0)}(k) = \begin{bmatrix} s_{1,1}(k) & \dots & s_{1,n}(k) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ s_{m,1}(k) & \dots & s_{m,n}(k) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{m \times n} \quad (20)$$

式中 $s_{i,j}(k) = \partial y_i(k) / \partial x_j(0) = (\partial H_i / \partial x_j) \mathbf{S}_{\mathbf{x}, \mathbf{x}(0)}(k)$ 为 $\mathbf{y}(k)$ 第 i 个输出变量对初始状态 $\mathbf{x}(0)$ 中第 j 个状态变量的灵敏度。

由于灵敏度矩阵 $\mathbf{S}(k, 0)$ 中第 j 列向量表示的是系统输出对第 j 个状态变量的灵敏度，列向量范数越大，则表明系统输出对该列向量对应状态变量的变化更加敏感，亦表明通过传感器量测信息可以得到关于该状态变量的信息越多，即该状态变量更可观。因此，可将灵敏度各列向量范数作为量化系统能观度(degree of observability, DEO)的评价指标，通过连续正交化方法剔除各列向量之间互相关性的影响，得到较为准确的能观度计算指标。

对于给定传感器集合 C^m ，假设通过该集合传感器获得的测量值构成的灵敏度矩阵为 $\mathbf{S}(k, 0) \in \mathbb{R}^{(k+1)m \times n}$ ，对灵敏度矩阵进行连续正交化处理以避免各列向量之间潜在的线性相关性影响，根据各列向量范数大小，依次选出对输出影响最大的各个状态变量并计算出对应的能观度指标。具体步骤如下。

步骤 1: 计算灵敏度矩阵 $S(k,0)$ 的秩, 若 $rank[S(k,0)]=n$, 则继续步骤 2, 否则结束算法;

步骤 2: 假设灵敏度矩阵 $S(k,0) \in \mathbb{R}^{(k+1)m \times n}$ 可表示为由 n 个列向量组成的形式: $S(k,0)=[s_1, s_2, \dots, s_n]$, 计算各列向量范数大小, 选取范数最大的列向量记为 X_j , 取 $j=1$, 对应的列向量范数记为 E_j ;

步骤 3: 对灵敏度矩阵 $S(k,0)$ 其余列向量进行正交投影, 估算灵敏度矩阵中与 X_j 无关的剩余信息矩阵 $R_j=S(k,0)-X_j(X_j^T X_j)^{-1} X_j^T S(k,0)$;

步骤 4: 计算剩余信息矩阵 R_j 的各列范数, 选出范数最大的列在 $S(k,0)$ 中对应的列向量, 扩增 X_j 变成 X_{j+1} , R_j 中最大的列向量范数记为 E_{j+1} ;

步骤 5: 重复步骤 3—4, 直至 $j=n$, 获得按照系统输出对各状态变量灵敏度大小依次排列的向量矩阵 $X_n=[x_1, x_2, \dots, x_n]$, 以及连续正交化过程中得到的各列向量范数组成的向量 $E_n=[E_1, E_2, \dots, E_n]$ 。

步骤 1—5 表示的能观度指标计算流程图如图 2 所示, 根据步骤 1—5 可以计算出传感器集合 $C^{(m)}$ 得到的量测信息构建的灵敏度矩阵 $S(k,0)$, 其对应能观度指标 $O_b^{[24]}$ 为

$$O_b(C^{(m)}) = \sum_{j=1}^n E_j \quad (21)$$

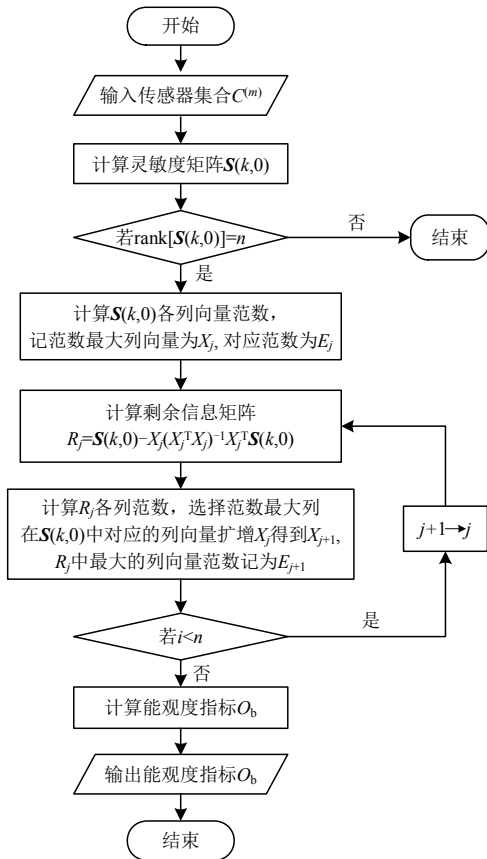


图 2 系统能观度指标计算流程图

Fig. 2 Flow chart of calculating system DEO

2.3 最优传感器布置策略

最优传感器布置策略包括最少传感器数目及对应最优传感器布置位置确定。本节基于 2.2 节提出的基于灵敏度矩阵的能观度评价指标, 在保证系统能观前提下通过优化传感器布置获得系统最大 DEO。

假设初始时刻传感器数目等于系统状态量个数, 即在每一个状态量处均安装传感器, 此时 $C^{(m)}=C^{(n)}=\{1, 2, \dots, n\}$, 通过确定各传感器位置对系统整体 DEO 贡献度的高低排序, 依次移除贡献度较低的位置处传感器, 直至系统不能观为止, 则移除最后一个传感器前系统传感器数目即为保证系统能观的最少传感器数目, 对应位置即为最优传感器布置方案。为保证方案的有效性, 移除过程中每次仅移除一个传感器。假设当前传感器集合为 $C^{(m)}=\{c_1, c_2, \dots, c_m\}$, 其中 c_1, \dots, c_m 分别为 $C^{(m)}$ 中包含的 m 个传感器位置。若移除其中第 i 个位置 c_i 处的传感器, 根据式(21)可计算剩余传感器集合 $C^{(m-1)}=\{c_1, \dots, c_{i-1}, c_{i+1}, \dots, c_m\}$ 的能观度为 $O_b(C^{(m-1)})$ 。对于传感器集合 $C^{(m)}$, 移除其中 1 个传感器可得到 m 种剩余传感器集合, 因此对应的有 m 个剩余系统能观度指标 $O_b(C_i^{(m-1)})$, $i=1, \dots, m$ 。通过遍历传感器集合 $C^{(m)}$ 中所有传感器位置, 计算分别移除各处位置传感器后剩余系统的能观度 $O_b(C_i^{(m-1)})$, 剩余系统能观度越大, 表明移除该位置传感器对系统 DEO 影响越小, 亦即该位置传感器对系统 DEO 贡献度越小, 则该位置传感器在此轮中应被移除。该过程可以表示为

$$c_m^* = \max_{c_i, i=1, \dots, m} O_b(C_i^{(m-1)}) \quad (22)$$

式中 c_m^* 为传感器集合 $C^{(m)}$ 中应移除的传感器位置。

对于剩余传感器集合 $C^{(m-1)}$, 移除其中 1 个传感器继续可得到 $m-1$ 种剩余传感器集合对应的能观度指标 $O_b(C_i^{(m-2)})$, $i=1, \dots, m-1$, 根据式(22)确定出此次应移除传感器位置 c_{m-1}^* 。重复该步骤, 直至系统变得不能观为止, 停止算法。通过执行该最优传感器布置策略, 可以得到保证系统能观前提下, 使系统获得最大能观度的最优传感器集合 $C^{(r)*}=\{c_1, c_2, \dots, c_r\}$, 其中 r 为保证系统能观的最小传感器数目, $c_i(i=1, \dots, r)$ 为相应的传感器布置位置。相比遍历所有可能传感器集合寻优的方法, 该策略能够极大地减少计算量。所提出的最优传感器布置策略如图 3 所示。

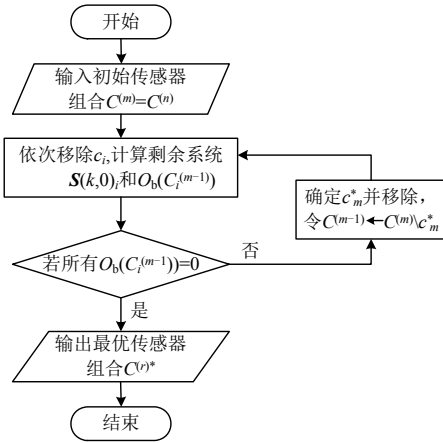


图 3 最优传感器布置策略算法

Fig. 3 Optimal sensor placement strategy algorithm

2.4 基于 MHE 的状态估计

本节基于 2.3 节中确定的最优传感器布置方案, 提出采用 MHE 进行储热罐工质温度分布的状态估计, 以验证所提出的最优传感器布置策略的有效性。

在系统离散模型(式(13)、(14))的基础上同时考虑系统过程噪声和测量噪声, 得到如下形式的系统模型:

$$\mathbf{x}_w(k+1) = F[\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k), \mathbf{d}(k)] + \mathbf{w}(k) \quad (23)$$

$$\mathbf{y}_v(k) = H[\mathbf{x}(k)] + \mathbf{v}(k) \quad (24)$$

式中: $\mathbf{w}(k) \in \mathbb{R}^n$ 、 $\mathbf{v}(k) \in \mathbb{R}^m$ 分别为过程扰动向量和测量噪声向量; $\mathbf{x}_w(k) \in \mathbb{R}^n$ 、 $\mathbf{y}_v(k) \in \mathbb{R}^m$ 分别为含有扰动变量的状态向量和含有噪声变量的输出向量。假设过程扰动 \mathbf{w} 和测量噪声 \mathbf{v} 是相互独立、零均值的高斯白噪声序列, 对应协方差矩阵分别为 \mathbf{Q}_w 和 \mathbf{R}_v 。

MHE 是一种基于在线优化的状态估计方法, 能够有效处理系统的非线性和约束条件从而获得较好的估计精度。MHE 通过求解一个基于系统模型和最近时刻输入输出测量值构建的最小二次型优化问题得到观测窗口内的状态估计值。在每个采样时刻 k , MHE 优化问题^[29]构建如下:

$$\min_{\substack{\hat{\mathbf{x}}(k-N_m) \\ \{\hat{\mathbf{w}}(j)\}_{j=k-N_m}^{k-1}}} \sum_{j=k-N_m}^{k-1} \|\hat{\mathbf{w}}(j)\|_{\mathbf{Q}_w^{-1}}^2 + \sum_{j=k-N_m}^k \|\hat{\mathbf{v}}(j)\|_{\mathbf{R}_v^{-1}}^2 + \|\hat{\mathbf{x}}(k-N_m) - \bar{\mathbf{x}}(k-N_m)\|_{\mathbf{\Pi}_{k-N_m}^{-1}}^2 \quad (25)$$

$$\text{s.t. } \hat{\mathbf{x}}(j+1) = F[\hat{\mathbf{x}}(j), \mathbf{u}(j)] + \hat{\mathbf{w}}(j), \quad j = k-N_m, \dots, k-1 \quad (26)$$

$$\hat{\mathbf{v}}(j) = \mathbf{y}(j) - H[\hat{\mathbf{x}}(j)], \quad j = k-N_m, \dots, k \quad (27)$$

$$\hat{\mathbf{x}}(j) \in \mathbb{X}, \quad j = k-N_m, \dots, k \quad (28)$$

$$\hat{\mathbf{w}}(j) \in \mathbb{W}, \quad j = k-N_m, \dots, k-1 \quad (29)$$

式中: $\hat{\mathbf{x}}$ 、 $\hat{\mathbf{w}}$ 和 $\hat{\mathbf{v}}$ 分别为 \mathbf{x} 、 \mathbf{w} 和 \mathbf{v} 的估计值; N_m 为观测窗口长度, 假设观测窗口内历史控制输入量 $\mathbf{u}(j) (j=k-N_m, \dots, k-1)$ 和输出测量值 $\mathbf{y}(j) (j=k-N_m, \dots, k)$ 均是已知的; \mathbb{X} 和 \mathbb{W} 分别为系统状态量和扰动量约束。到达代价项 $\|\hat{\mathbf{x}}(k-N_m) - \bar{\mathbf{x}}(k-N_m)\|_{\mathbf{\Pi}_{k-N_m}^{-1}}^2$ 集成 $(0, k-N_m)$ 时段内的先验信息, 矩阵 $\mathbf{\Pi}_{k-N_m}$ 计算式为

$$\mathbf{\Pi}_{k+1} = \mathbf{Q}_w + \mathbf{A}_k [\mathbf{\Pi}_k - \mathbf{\Pi}_k \mathbf{C}_k^T (\mathbf{R} + \mathbf{C}_k \mathbf{\Pi}_k \mathbf{C}_k^T)^{-1} \mathbf{C}_k \mathbf{\Pi}_k] \mathbf{A}_k^T \quad (30)$$

式中 \mathbf{A}_k 和 \mathbf{C}_k 为 k 时刻系统雅可比矩阵, 计算式分别为:

$$\mathbf{A}_k = \frac{\partial F[\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k)]}{\partial \mathbf{x}(k)^T} \quad (31)$$

$$\mathbf{C}_k = \frac{\partial H[\mathbf{x}(k)]}{\partial \mathbf{x}(k)^T} \quad (32)$$

MHE 优化问题依次包括目标函数(式(25))、系统模型(式(26)、(27))、系统状态约束(式(28))和扰动约束(式(29)), $\hat{\mathbf{x}}(k-N_m)$ 和 $\{\hat{\mathbf{w}}(j)\}_{j=k-N_m}^{k-1}$ 是优化变量, 在每个采样时刻 k 通过求解该优化问题, 可以得到最优状态估计 $\hat{\mathbf{x}}^*\{k-N_m\}$ 和过程扰动估计序列 $\{\hat{\mathbf{w}}^*(j)\}_{j=k-N_m}^{k-1}$, 基于系统模型可得到观测窗口内状态轨迹估计 $\hat{\mathbf{x}}^*(j), j = k-N_m, \dots, k$, 在下一采样时刻 $k+1$, 观测窗口向前平移一个采样周期, 重复上述步骤求得下一时刻状态估计值 $\hat{\mathbf{x}}^*(k+1)$, 从而得到整个仿真时域内状态观测序列。

3 结果分析与讨论

为验证所提出储热罐一维连续动态模型的准确性及最优传感器布置策略的有效性, 本节将开展 3 组仿真实验, 包括储热罐模型验证与分析、最优传感器布置方案及温度状态观测结果分析与讨论。本文研究对象选自文献[15]中的 Tank A 模型, Tank A 为某小型工业基地有机朗肯循环(organic rankine cycle, ORC)余热回收利用的一立式储热罐, 储热介质为水, 储热方式为直接储/放热, 其基本参数为: 体积 $V=50 \text{ m}^3$, 高度 $H=5.850 \text{ m}$, 储热介质导热率 $\lambda=5.712 \times 10^{-4} \text{ kW}/(\text{m} \cdot \text{K})$, 密度 $\rho=1000 \text{ kg}/\text{m}^3$, 比热容 $c_p=4.2 \text{ kJ}/(\text{kg} \cdot \text{K})$, 与外界换热系数 $U=1.541 \times 10^{-3} \text{ kW}/(\text{m}^2 \cdot \text{K})$ 。假设储热罐沿高度方向被均分为 $N=15$ 层以充分表征温度分层现象^[30], 则各层工质

厚度 $\Delta z=0.390\text{ m}$ 。假设环境温度 $T_{\text{env}}=20.0\text{ }^{\circ}\text{C}$ 。本文中所建立储热罐一维连续光滑模型(式(12))和 MHE 优化问题(式(25)–(29))均在 python(版本 2.7)中基于 CasADi^[31](版本 3.4.5)进行仿真求解。

3.1 储热罐一维连续动态温度分层模型验证与分析

3.1.1 不同 μ 取值对模型近似效果影响

1.2 节中采用光滑函数对不连续模型(2)进行光滑处理时,光滑参数 μ 的取值将直接影响模型近似结果,因此首先通过仿真实验研究测试不同 μ 取值对模型近似效果的影响,根据实验结果分析选取合适的 μ 值作为后续模型研究的基础。选取储热场景进行仿真实验,储热流体流量 $G_h=1.1\text{ kg/s}$,温度 $T_h=80.0\text{ }^{\circ}\text{C}$,储热时间持续 10h,对应变化曲线如图 4 所示。假设初始时刻储热罐各层工质温度为 $\mathbf{x}_s=[64.9, 59.9, 54.9, 50.9, 46.9, 44.9, 44.9, 44.9, 44.6, 44.6, 44.6, 44.6, 44.6, 44.6]^T$,分别令 $\mu=1, 0.1, 0.01, 0.001, 0.0001$,重复 5 组仿真实验,选取储热罐顶层和底层工质作为典型观测点观察工质温度随时间变化关系,得到对应温度变化曲线如图 5 所示。

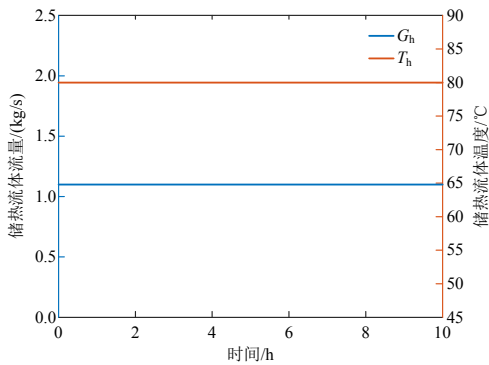


图 4 储热流体流量及温度变化曲线
Fig. 4 Variation curves of charging flow rate and temperature

从图 5 可以看出,随着高温储热流体不断从顶层流入储热罐,储热罐顶层工质温度逐渐升高,当储热时间足够长时,顶层工质温度将近似等于储热流体温度。储热罐底层温度则出现先小幅下降后连续上升的变化趋势,这是由于从顶层流入的储热流体的传热传质过程影响底层工质需要一定时间,在此之前底层工质由于与周围环境进行热交换而降低,后再被高温工质逐渐加热而温度上升。这也说明所建立的储热罐一维连续动态模型能够准确描述储热罐内部工质温度变化特性。另外可以观察

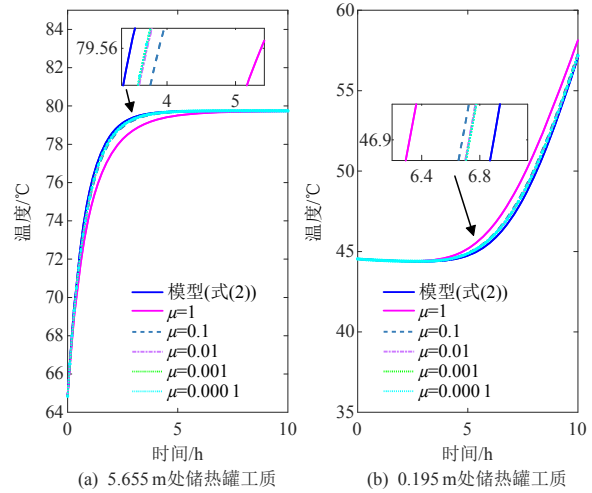


图 5 不同 μ 值下储热罐顶/底层工质温度变化曲线
Fig. 5 Variation curves of the top and bottom layer temperature of heat storage tank with different μ value

到,随着 μ 值不断减小,近似模型输出曲线不断逼近原不连续模型(式(2)),当 $\mu=1$ 时,可以明显看出,原模型(蓝色实线)与近似模型(红色实线)之间存在明显差别;而当 μ 从 0.01 依次减小到 0.001、0.0001 时,不同取值下的近似模型输出曲线已相当接近,在局部放大图中也无明显区别,表明选取光滑参数 $\mu=0.01$ 可得到与原模型近似的输出结果,因此考虑选取光滑参数 $\mu=0.01$ 用于后续模型仿真研究。

图 6 为 $\mu=0.01$ 时,储热罐连续近似模型(实线)与原不连续模型(虚线)各层工质温度随时间变化曲线比较,可以看出,近似模型与原模型计算得出的各层工质温度变化曲线都非常接近,但各层工质温度之间存在明显区别,且随着储热过程发生而不断变化,进一步说明所建立的储热罐一维连续动态模型能够较好地模拟罐内温度分布动态分层特性。

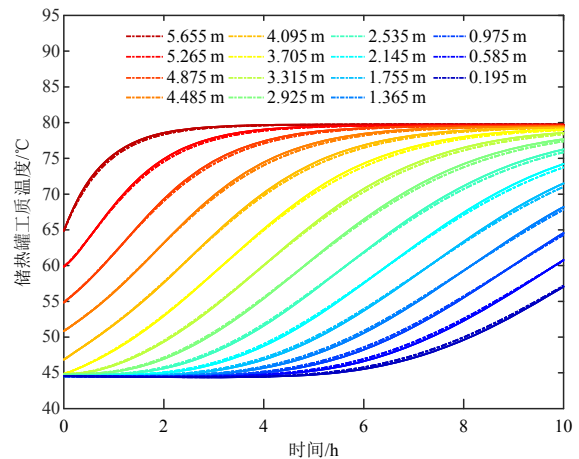


图 6 储热罐各层温度变化曲线
Fig. 6 Variation curves of different layer temperature of heat storage tank

3.1.2 不同储放热场景下工质温度变化

储热罐在实际运行过程中会根据实时调度指令在 4 种工作状态之间频繁切换。为验证所建立的储热罐一维连续动态模型在多变边界条件下的适应性，通过仿真实验测试不同储放热场景下储热罐各层工质温度随时间变化关系。选取连续储放热场景进行仿真实验，初始时刻仅储热，储热流体流量 $G_h=3 \text{ kg/s}$ ，温度 $T_h=80.0^\circ\text{C}$ ； $t=8 \text{ h}$ 时开始同时储放热，储热流体流量和温度保持不变，放热流体流量 $G_l=4 \text{ kg/s}$ ，回水温度 $T_l=45.0^\circ\text{C}$ ； $t=30 \text{ h}$ 时停止放热，恢复初始时刻仅储热状态，全部时间持续 38 h，储/放热流体质量流量和温度变化曲线如图 7 所示，对应的储热罐内部工质三维温度分布如图 8 所示。

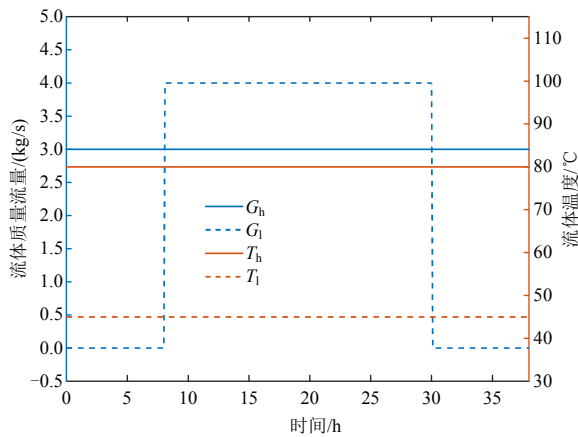


图 7 储放热流体质量流量和温度变化曲线

Fig. 7 Variation curves of charging/discharging fluid mass flow and temperature

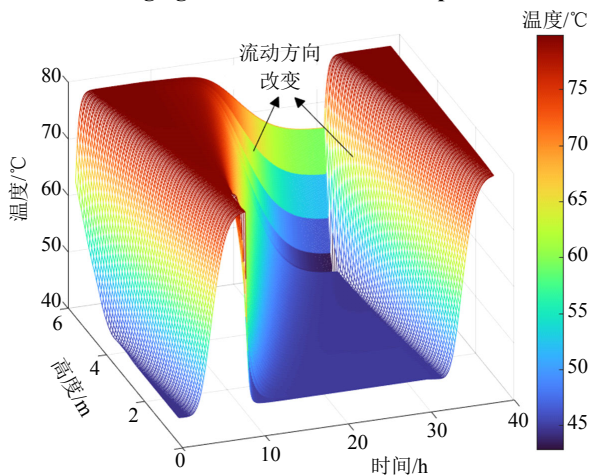


图 8 储热罐沿高度方向工质温度分布时空图

Fig. 8 Temperature profile along the height direction of heat storage tank

图 8 给出储热罐沿高度方向各层工质温度分布随时间变化关系。初始阶段储热罐仅储热，内部工质流动方向为自上而下，各层工质温度逐渐上升，顶层工质温度首先上升至接近于储热流体温度并

维持不变，下层工质温度也逐渐升高到储热流体温度，此时罐内工质温度呈现均一分布状态；当 $t=8 \text{ h}$ 时热罐开始放热，由于放热流体流量大于储热流体流量，此时内部工质流动方向切换为自下而上，由于回水直接返回热罐底层导致底层温度迅速下降，随后上层工质温度也随之下下降，如图 8 中在 $t=8 \text{ h}$ 处出现的温度倾斜曲面。当停止放热、恢复仅储热状态时，工质流动方向也继续变为自上而下，工质温度继续呈现顶部率先增加，底部随之缓慢增加，逐渐趋于一致的状态。该实验结果表明所提出的储热罐一维连续动态模型能够正确描述储放热场景连续切换时的内部工质温度的时空分布特性。

3.2 储热罐最优传感器布置方案结果分析

对于所提出的储热罐一维连续动态模型，各层工质集总温度即为模型状态量，通过应用 2.3 节中提出的基于灵敏度矩阵的最优传感器布置策略，在保证系统能观的前提下通过最小数量传感器获得的量测信息准确重构各层工质温度信息，从而实时掌握储热罐运行状态。

假设初始传感器集合 $C^{(m)}=C^{(n)}$ ， $C^{(n)}=\{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15\}$ ，即在储热罐各层均加装传感器，则初始时刻系统完全可观。同时假设系统受到零均值、标准差为 $0.005x_s$ 的过程扰动和零均值、标准差为 $0.005y_s$ 的测量噪声影响，初始时刻 $y_s=x_s$ 。根据所提出的最优传感器布置策略，依据各传感器提供量测信息对系统能观度的贡献度高低依次移除各非必要位置传感器，每次仅移除一处位置传感器，对应的剩余传感器组合提供的系统能观度如图 9、10 所示。表 1 记录采用最优传感器布置策略逐步移除传感器的过程。表中： m 为当前传感器数目， $U^{(m)}$ 、 $C^{(m)}$ 分别为对应传感器数目 m 时被移除传感器集合和剩余传感器集合； $\text{Rank}[S(k,0)]$ 为当前 $C^{(m)}$ 提供量测值构成的灵敏度矩阵的秩，在当前 $C^{(m)}$ 中依次移除各位置传感器，得到的剩余系统能观度指标最大记为 $O_{b,\max}$ ，此时对应的应被移除传感器位置记为 c_m^* 。

初始时刻当所有传感器均存在时，此时系统能观度最大， $O_b=153.84$ 。如图 9 所示，蓝色圆圈表示对传感器集合 $C^{(15)}$ 分别移除各传感器剩余系统的能观度指标，根据式(22)定义的传感器移除策略，剩余系统能观度指标越大，表示该处传感器位置对系统能观度贡献度越小，则应被移除。从图 9 中可以看出，蓝色圆圈在状态量 2 对应处纵坐标值最大

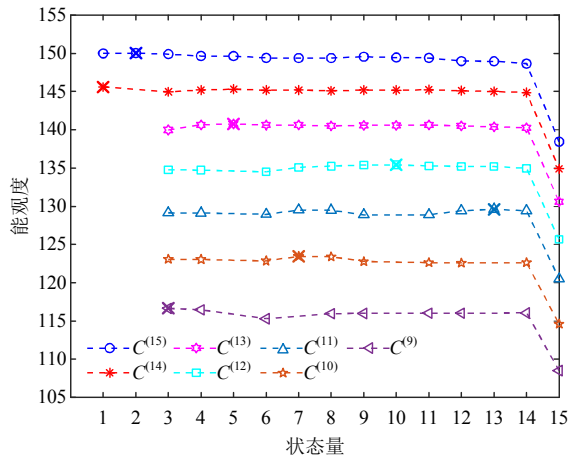


图9 第1—7次传感器移除过程中系统能观度指标
Fig. 9 System DEO during removing the 1st to the 7th sensor

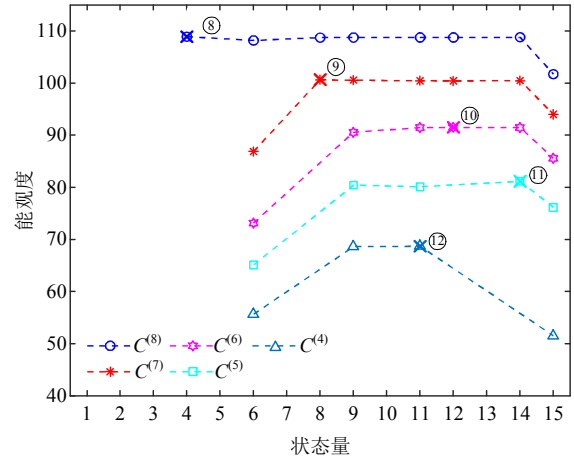


图10 第8—12次传感器移除过程中系统能观度指标
Fig. 10 System DEO during removing the 8th to the 12th sensor

表1 传感器移除过程及对应能观度指标

Table 1 Sensor removal process and corresponding DEO

m	$U^{(m)}$	$C^{(m)}$	$\text{Rank}[S(k,0)]$	$O_{b,\max}$	\hat{c}_m^*
15	{}	{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15}	15	153.84	{2}
14	{2}	{1, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15}	15	150.05	{1}
13	{1, 2}	{3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15}	15	145.60	{5}
12	{1, 2, 5}	{3, 4, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15}	15	140.78	{10}
11	{1, 2, 5, 10}	{3, 4, 6, 7, 8, 9, 11, 12, 13, 14, 15}	15	135.42	{13}
10	{1, 2, 5, 10, 13}	{3, 4, 6, 7, 8, 9, 11, 12, 14, 15}	15	129.62	{7}
9	{1, 2, 5, 7, 10, 13}	{3, 4, 6, 8, 9, 11, 12, 14, 15}	15	123.44	{3}
8	{1, 2, 3, 5, 7, 10, 13}	{4, 6, 8, 9, 11, 12, 14, 15}	15	116.65	{4}
7	{1, 2, 3, 4, 5, 7, 10, 13}	{6, 8, 9, 11, 12, 14, 15}	15	108.93	{8}
6	{1, 2, 3, 4, 5, 7, 8, 10, 13}	{6, 9, 11, 12, 14, 15}	15	100.66	{12}
5	{1, 2, 3, 4, 5, 7, 8, 10, 12, 13}	{6, 9, 11, 14, 15}	15	91.50	{14}
4	{1, 2, 3, 4, 5, 7, 8, 10, 12, 13, 14}	{6, 9, 11, 15}	15	81.17	{11}
3	{1, 2, 3, 4, 5, 7, 8, 10, 11, 12, 13, 14}	{6, 9, 15}	15	68.71	

等于 150.05，因此第二处位置传感器在第一步中首先被移除。接下来，对于剩余传感器集合 $C^{(14)} = \{1, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15\}$ ，计算分别移除各传感器剩余系统的能观度指标绘制成红色星型标记，寻找其中最高标记处 ($O_{b,\max} = 145.60$) 对应横坐标为状态 1 所在位置，因此第二步应该移除第一处位置的传感器。按照该方法逐个移除传感器，直到求得对于 $C^{(4)} = \{6, 9, 11, 15\}$ 时，如图 10 所示，移除第 11 处传感器剩余系统能够获得最大的能观度 $O_{b,\max} = 68.71$ ，则在第 12 步时应移除第 11 处位置传感器。在此基础上分别进一步移除第 6、9、15 处传感器，得到的灵敏度矩阵秩依次是 12、12、9，均为不满秩情况，即由当前传感器组合提供的量测信息不能完全重构所有状态量信息，系统不可观，算法结束。因此对于该系统当 $N = 15$ 时，保证系统

能观的最小传感器数目为 3，对应的最优布置位置为 $\{6, 9, 15\}$ ，依次距离储热罐底部 3.705、2.535、0.195 m 处，传感器依次移除顺序是 $\{2, 1, 5, 10, 13, 7, 3, 4, 8, 12, 14, 11\}$ 。从图 9、10 总体来看，每次移除一个传感器后，系统整体能观度逐渐降低，同时在每次移除传感器实验中，可以看出，第 15 处位置的传感器对系统能观度总是具有最大的贡献度，因此也保留在最终选定传感器集合中。

为定量分析分层数 N 取值对最优传感器布置策略的影响，分别在 $N = 5、10、30、50$ 时采用所提出的最优传感器布置策略进行传感器布置方案设计，得到不同 N 取值对应的最优传感器布置策略，如图 11 所示。当 $N = 5、10、15、30、50$ 时，保证系统能观的最少传感器数目依次为 1、2、3、6、11，对应的布置位置如图中红色星型标记所示。可以看

出，随着 N 值不断增加，保证系统能观所需的最少传感器数目逐渐增多，对应最优传感器布置位置基本相似，这表明通过灵敏度分析得到的对系统能观度贡献度较大的传感器位置是趋于一致的。另外从图中也可以看出，随着 N 值不断增加，不仅保证系统能观的最少传感器数目逐渐增多，能观度也逐渐增加，表明系统能观度随着传感器数目逐渐增加。

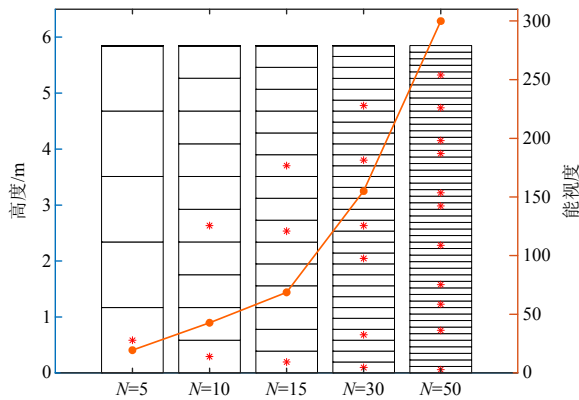


图 11 不同 N 取值最优传感器布置策略示意图
 Fig. 11 Schematic of the optimal sensor placement strategy under different N value

3.3 温度状态观测结果分析与讨论

为进一步验证所提出基于灵敏度矩阵的最优传感器布置策略的有效性，将 3.2 节选取的最优传感器集合和相同数量下其余任意选取的传感器组合获得的状态观测值与实际值进行比较。由 3.2 节可知，当 $N=15$ 时，保证系统能观所需的传感器数目最少为 3 个，在 15 个状态量位置中选择 3 处进行传感器安装，共有 $C_{15}^3=455$ 种组合方式，其中有 10 种组合方式能够保证系统能观，依次是 {3, 9, 15}、{4, 9, 15}、{4, 10, 15}、{5, 9, 15}、{5, 10, 15}、{5, 11, 15}、{6, 9, 15}、{6, 10, 15}、{6, 11, 15}、{6, 12, 15}，{6, 9, 15} 是 3.2 节中确定的最优传感器布置位置。选取传感器集合 {4, 10, 15} 和 {6, 9, 15}，测试 MHE 在这两种传感器布置方式下的状态观测效果。为说明采用 MHE 进行储热罐工质温度分布状态估计的优势，引入 EKF 在相同传感器集合下进行状态估计，仿真场景设置与 3.1 节中一致，过程扰动与测量噪声设置与 3.2 节中一致。假设初始时刻存在状态估计偏差，初始状态估计值为 $1.02x_s$ ，得到的储热罐各层工质温度状态观测值如图 12 所示。

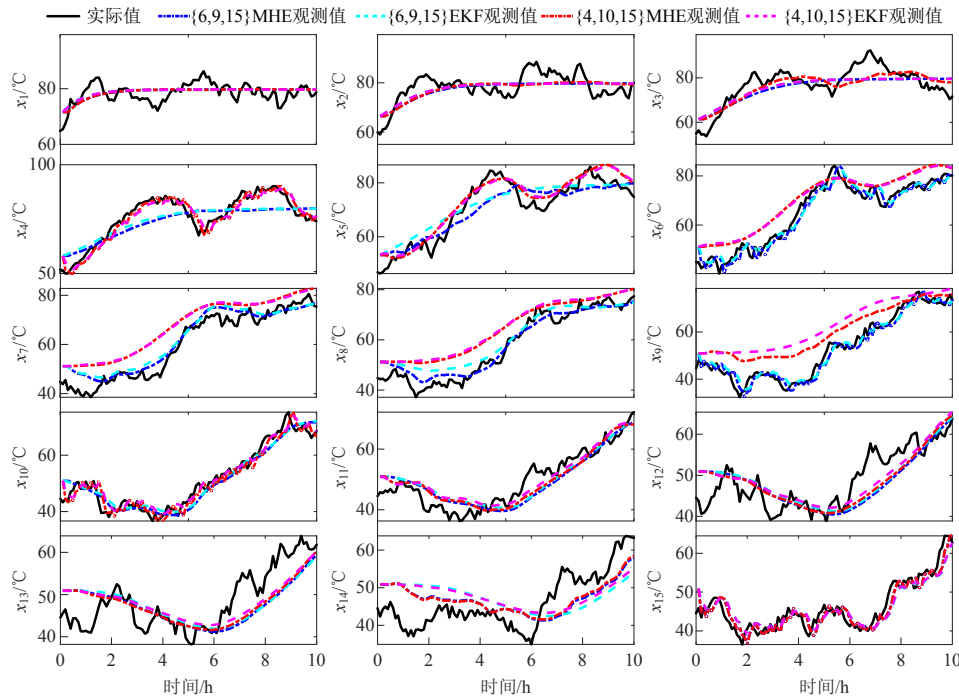


图 12 采用传感器组合 {6,9,15} 与 {4,10,15} MHE 与 EKF 状态观测值比较

Fig. 12 Comparisons of state estimation results from sensor set {6,9,15} and {4,10,15} using MHE and EKF

图 12 中黑色实线表示根据系统模型(式(23)、(24))计算得到的实际状态值，蓝色和红色点划线分别表示采用传感器集合 {6, 9, 15} 和 {4, 10, 15} 得到的 MHE 状态估计值，青色和粉色虚线则表示采用对应传感器集合得到的 EKF 状态估计值。可以看出，尽管存在初始观测误差，两种组合下采用两种

状态观测器得到的观测值均能迅速跟踪实际状态量并保持变化趋势一致，表明这两种传感器组合下系统均能观。图中按照最优传感器布置方案获得的状态观测值曲线相较随机选取的另一种方案更加贴近黑色真实值曲线，而另一种方案下观测值和实际值则存在明显偏差，尤其是状态量 x_8 和 x_9 ，表明

按照最优传感器布置方案能够获得更好的系统能观度,从而使得状态观测值更为精确。此外,采用同一传感器集合时,大部分状态量中的MHE观测值均比EKF观测值更接近真实值,少部分状态量MHE观测值与EKF观测值接近,表明在相同系统能观度下采用MHE相较EKF能够获得更为准确的状态观测值。为减少随机扰动对状态观测结果的影响,重复多次实验,同时采用均方根误差(root mean square error, RMSE)指标,对多次实验下得到的传感器数目为3时所有能观传感器集合的状态观测误差数据进行统计分析,对应结果如图13所示,可以看出,采用最优传感器集合得到的MHE状态观测误差RMSE均值和方差分别为4.1814和0.0135,两者在所有保证系统能观的组合中(相同传感器数量下)均为最小,进一步验证本文所提最优传感器布置策略的有效性。

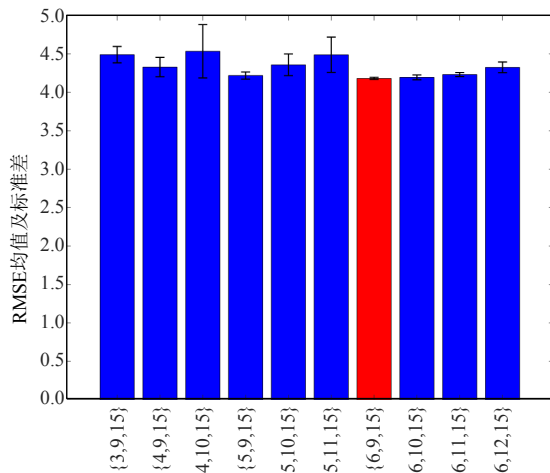


图13 不同传感器集合状态观测误差 RMSE 均值及方差
Fig.13 Mean and Variance of RMSE of state estimation errors under different sensor combinations

4 结论

为探讨直接储热型储热罐沿高度方向最优温度传感器布置方案,首先建立储热罐一维连续动态温度分层模型,基于该模型提出采用灵敏度矩阵信息作为系统能观度评价指标,根据各传感器量测值对系统能观度贡献度大小确定最优传感器布置方案。对某立式储热罐开展传感器布置实验,仿真结果分析表明:

1) 通过选取合适的光滑参数 μ ,所建立模型能够准确模拟连续储放热场景切换下内部工质温度变化的时空分布关系,同时克服工质流动方向切换带来的模型不连续问题,有效提高模型计算效率;

2) 给定热罐分层数 N 时,采用所提出的最优传感器布置策略可以快速确定保证系统能观的最

少传感器数目,以及在最少数目下系统最大能观度对应的传感器布置位置集合;

3) 在相同的系统能观度下,采用MHE相较EKF能够获得更为准确的状态观测结果;

4) 当热罐分层数 N 逐渐增加时,保证系统能观的最少传感器数目也相应增加,因此 N 值的选取在考虑储热罐实际尺寸、应用场景、模型计算准确度与复杂度等因素后,还需要综合考虑系统状态实时监测准确性与传感器加装成本进行确定。

参考文献

- [1] 刘吉臻,王庆华,张效宁,等.支撑我国能源转型的灵活燃煤发电新技术:燃煤耦合储能系统及智能控制系统[J].中国电机工程学报,2024,44(17):6855-6882. LIU Jizhen, WANG Qinghua, ZHANG Xiaoning, et al. Novel technologies of flexible coal-fired power generation to support China energy transition: Coal-fired coupled energy storage system and smart control system[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(17): 6855-6882(in Chinese).
- [2] 洪烽,贾欣怡,梁璐,等.面向风电场频率支撑的混合储能层次化容量优化配置[J].中国电机工程学报,2024,44(14):5596-5606. HONG Feng, JIA Xinyi, LIANG Lu, et al. Hierarchical capacity optimization configuration of hybrid energy storage for wind farm frequency support[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(14): 5596-5606(in Chinese).
- [3] SIFNAIOS I, SNEUM D M, JENSEN A R, et al. The impact of large-scale thermal energy storage in the energy system[J]. Applied Energy, 2023, 349: 121663.
- [4] LUCIO-MARTIN T, MARTIN M, GUERREIRO L, et al. Thermal performance of a hybrid steel-concrete tank section for thermal energy storage in concentrated solar power plants[J]. Journal of Energy Storage, 2023, 60: 106630.
- [5] JIANG Yue, DUAN Liqiang, YANG Ming, et al. Performance analysis of tower solar aided coal-fired power plant with thermal energy storage[J]. Applied Thermal Engineering, 2022, 206: 118101.
- [6] YANG Xiaochen, SVENDSEN S. Improving the district heating operation by innovative layout and control strategy of the hot water storage tank[J]. Energy and Buildings, 2020, 224: 110273.
- [7] PANS M A, CLAUDIO G, EAMES P C. Modelling of 4th generation district heating systems integrated with different thermal energy storage technologies - Methodology[J]. Energy Conversion and Management, 2023, 276: 116545.
- [8] 曹丽华,丁皓轩,葛维春,等.基于遗传算法的热电机组储热罐最优运行策略[J].中国电机工程学报,2020,40(11):3574-3582. CAO Lihua, DING Haoxuan, GE Weichun, et al. Optimal operation strategy of heat storage tank in CHP unit based on genetic algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2020,

- 40(11): 3574-3582(in Chinese).
- [9] 戈志华, 张飞宇, 张尤俊. 斜温层单体蓄热罐性能改进的模拟研究[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(3): 773-781.
GE Zhihua, ZHANG Feiyu, ZHANG Youjun. Simulation on performance improvement of single thermocline energy storage tank[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(3): 773-781(in Chinese).
- [10] HAN Y M, WANG R Z, DAI Yanjun. Thermal stratification within the water tank[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2009, 13(5): 1014-1026.
- [11] NASH A L, BADITHELA A, JAIN N. Dynamic modeling of a sensible thermal energy storage tank with an immersed coil heat exchanger under three operation modes[J]. Applied Energy, 2017, 195: 877-889.
- [12] LAGO J, DE RIDDER F, MAZAIRAC W, et al. A 1-dimensional continuous and smooth model for thermally stratified storage tanks including mixing and buoyancy[J]. Applied Energy, 2019, 248: 640-655.
- [13] HIRIS D P, POP O G, BALAN M C. Analytical modeling and validation of the thermal behavior of seasonal storage tanks for solar district heating[J]. Energy Reports, 2022, 8: 741-755.
- [14] KREUZINGER T, BITZER M, MARQUARDT W. State estimation of a stratified storage tank[J]. Control Engineering Practice, 2008, 16(3): 308-320.
- [15] SOARES A, CAMARGO J, AL-KOUSSA J, et al. Efficient temperature estimation for thermally stratified storage tanks with buoyancy and mixing effects[J]. Journal of Energy Storage, 2022, 50: 104488.
- [16] 巩志强, 商攀峰, 徐明新, 等. 煤电机组耦合储热系统的灵活性调峰特性研究及其性能评价[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(12): 4837-4849.
GONG Zhiqiang, SHANG Panfeng, XU Mingxin, et al. Research and evaluation on the flexible peaking performance of coal-fired power plants coupled with thermal storage[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(12): 4837-4849(in Chinese).
- [17] PERNSTEINER D, SCHIRRER A, KASPER L, et al. State estimation concept for a nonlinear melting/solidification problem of a latent heat thermal energy storage[J]. Computers & Chemical Engineering, 2021, 153: 107444.
- [18] QI Junjian, SUN Kai, KANG Wei. Adaptive optimal PMU placement based on empirical observability Gramian[J]. IFAC-PapersOnLine, 2016, 49(18): 482-487.
- [19] BOPARDIKAR S D. A randomized approach to sensor placement with observability assurance[J]. Automatica, 2021, 123: 109340.
- [20] HODZIC E, MORGANSEN K A. Simulation-based observability analysis tools for experimental aerospace applications[C]//2021 American Control Conference. New Orleans: IEEE, 2021: 3010-3017.
- [21] RITTER B, MORA E, SCHILD A. Observability analysis for horizontal axis wind turbines using empirical gramian matrices[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2018, 1102: 012021.
- [22] 赵洪山, 兰晓明, 米增强. 经验 Gramian 平衡降阶在电力系统中的改进及应用[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(5): 51-57.
ZHAO Hongshan, LAN Xiaoming, MI Zengqiang. Improvement and application of empirical Gramian balance reduction in power system[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(5): 51-57(in Chinese).
- [23] LIU Jianbang, GNANASEKAR A, ZHANG Yi, et al. Simultaneous state and parameter estimation: the role of sensitivity analysis[J]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 2021, 60(7): 2971-2982.
- [24] LIU Siyu, YIN Xunyan, PAN Zhichao, et al. A sensitivity-based approach to optimal sensor selection for complex processes[J]. Chemical Engineering Science, 2023, 278: 118901.
- [25] SALOUX E, CANDANEDO J A. Modelling stratified thermal energy storage tanks using an advanced flowrate distribution of the received flow[J]. Applied Energy, 2019, 241: 34-45.
- [26] MA Qian, LIU Yafeng, HUANG Jianwei. Time and location aware mobile data pricing[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2016, 15(10): 2599-2613.
- [27] 王杰, 陈陈. 现代控制理论与分析[M]. 北京: 中国水利水电出版社, 2011.
WANG Jie, CHEN Chen. Modern control theory lecture[M]. Beijing: China Water & Power Press, 2011(in Chinese).
- [28] STIGTER J D, JOUBERT D, MOLENAAR J. Observability of complex systems: finding the gap[J]. Scientific Reports, 2017, 7(1): 16566.
- [29] ZHANG Yi, DECARDI-NELSON B, LIU Jianbang, et al. Zone economic model predictive control of a coal-fired boiler-turbine generating system[J]. Chemical Engineering Research and Design, 2020, 153: 246-256.
- [30] CELADOR Á C, ODRIOZOLA M, SALA J M. Implications of the modelling of stratified hot water storage tanks in the simulation of CHP plants[J]. Energy Conversion and Management, 2011, 52(8-9): 3018-3026.
- [31] ANDERSSON J A E, GILLIS J, HORN G, et al. CasADi: a software framework for nonlinear optimization and optimal control[J]. Mathematical Programming Computation, 2019, 11(1): 1-36.



张怡

在线出版日期: 2024-03-12。

收稿日期: 2023-10-31。

作者简介:

张怡(1994), 女, 博士, 讲师, 研究方向为复杂能源系统的建模与优化控制、经济模型预测控制理论与应用, yizhang@ncepu.edu.cn;

*通信作者: 房方(1976), 男, 博士, 教授, 研究方向为智能发电、先进发电过程建模控制与优化, ffang@ncepu.edu.cn。

(编辑 胡琳琳, 张蕾)