

面向综合能源系统运行的气网聚合建模及辨识方法

孙勇¹, 高子航², 侯泽胤², 李德鑫¹, 王尧¹, 张海锋¹, 陆帅^{2*}

(1. 国网吉林省电力有限公司, 吉林省 长春市 130021;

2. 东南大学电气工程学院, 江苏省 南京市 211189)

Gas Network Aggregate Modeling and Identification Method for Integrated Energy System Operation

SUN Yong¹, GAO Zihang², HOU Zeyin², LI Dexin¹, WANG Yao¹, ZHANG Haifeng¹, LU Shuai^{2*}

(1. State Grid Jilin Electric Power Company, Changchun 130021, Jilin Province, China; 2. School of Electrical Engineering, Southeast University, Nanjing 211189, Jiangsu Province, China)

摘要:【目的】天然气网络是综合能源系统的重要组成部分, 可为综合能源系统的运行提供可观的灵活性。建立精确的气网模型是综合能源系统运行控制的基础, 然而现有的气网机理模型复杂度较高, 部分参数在实际工程中不可辨识。为此, 提出一种面向综合能源系统运行的气网聚合建模及辨识方法。【方法】以气网为研究对象, 提出了气网聚合模型的概念并推导了其表达式, 设计了对应的离线参数估计方法。由于气网聚合模型的推导依赖于特定的工况, 当工况发生变化时, 模型参数亦会随之改变, 离线估计模型会产生不可忽略的误差。针对该问题, 提出了基于遗忘因子递推最小二乘法的模型滚动校正方法。【结果】在气体流速变化较小的情况下, 离线参数估计方法具有较好准确性; 但是在流速快速变化情况下, 离线估计无法精准描述气网运行状态, 滚动校正可以实现对模型的精确拟合。【结论】所提气网聚合模型离线估计与在线滚动校正方法可为综合能源系统的运行分析与控制提供实用、高效的流体网络建模技术。

关键词: 天然气; 综合能源系统; 新能源消纳; 气网; 聚合模型; 参数估计; 在线校正

ABSTRACT: [Objectives] Natural gas networks are important components of integrated energy systems, which can provide considerable flexibility for the operation of the integrated energy system. Developing an accurate gas network model is the foundation for the operation and control of integrated energy systems. However, existing mechanism models for gas networks show high complexity, with certain

parameters being unidentifiable in practical engineering applications. Therefore, this study proposes a gas network aggregate modeling and identification method specifically for integrated energy system operation. [Methods] Taking the gas network as the research object, the concept of the gas network aggregate model is proposed, its formula is derived, and a corresponding offline parameter estimation method is designed. Since the derivation of the gas network aggregate model depends on specific operating conditions, the model parameters vary with condition changes, leading to non-negligible errors in the offline estimation model. To address this issue, a rolling calibration method based on forgetting factor recursive least squares is proposed. [Results] Under small gas flow variations, the offline parameter estimation method demonstrates satisfactory accuracy. However, under rapid flow variations, the offline estimation fails to accurately describe the operation status of the gas network, and rolling calibration can achieve accurate fitting of the model. [Conclusions] The proposed gas network aggregate model integrating offline estimation and online rolling calibration can provide a practical and efficient fluid network modeling solution for the operation analysis and control of integrated energy systems.

KEY WORDS: natural gas; integrated energy system; new energy consumption; gas network; aggregate model; parameter estimation; online calibration

0 引言

天然气在管道中传输的动态过程可由一组偏微分-代数方程描述, 这组方程包含3部分^[1], 分别是: 用于描述天然气连续运输动态过程的动量

基金项目: 国家重点研发计划项目(2022YFB2404000)。

Project Supported by National Key Research & Development Program of China (2022YFB2404000).

方程(偏微分),用于描述天然气管道中质量守恒的物质守恒方程(偏微分),用于表示气体的温度、密度和压力这些状态量之间关系的状态方程(代数)。现有诸多研究基于气网动态模型,开展了综合能源系统运行优化以及仿真方面的研究。由于这组方程难以直接获得解析解^[2],不能直接嵌入到电力系统的分析中,需要对原始偏微分方程进行各种简化和近似处理。

在现有研究中,最实用的偏微分方程近似处理方法是有限差分法。Fang等^[1]建立了电气综合能源系统的最优能量流模型,该模型采用平均流速项对原始偏微分方程进行线性化处理,然后采用中心隐式格式的有限差分法对模型进行近似处理,基于此对系统进行能量流优化。Qi等^[3]将采用平均流速项简化后的气体流动动力学模型扩展到多区域电气综合能源系统,并进行优化调度以促进可再生能源的消纳。Yang等^[4]采用欧拉隐式格式对气体流动动力学进行离散化,并采用基本流速对非线性模型进行线性化处理,与文献[1]中模型不同的是,文献[4]中的气体流动动力学模型被进一步简化,忽略了质量流量随时间的变化。Liu等^[5]引入了差分增益矩阵来优化基于欧拉隐式格式的有限差分法的离散步骤,提高了求解精度。

目前,关于气网动态建模的研究主要集中在机理模型的近似处理上。为了实现气网动态模型的辨识,有学者研究了机理数据融合驱动的建模方法,结合运行数据对模型参数进行估计。Sukharev等^[6]从Weymouth方程出发,以管道长度作为空间步长,对原始方程进行差分处理,构造了管道入口端和出口端状态量的关系式,可以结合管道两端的运行数据对模型参数进行辨识。然而,文献[6]中构建的模型过于简单,且其采用的差分方法在应用于较长的管道时可能带来较大的误差。为了避免模型化简带来的误差,Yin等^[7]基于质量守恒、牛顿第二定律和能量守恒推导了气网管道的模型,在此基础上采用Kriging方法构建了管道的有限体积法模型^[7-8],进而采用遗传算法搜索最优模型参数。上述方法基于物理机理构建了气网模型,并结合运行数据实现了模型参数的辨识,实现参数辨识所需要的数据为气网中每个

管道入口端和出口端的状态量。然而在实际工程中,通常只有在气网的源荷节点处才布置有量测设备,中间管道两端的状态量通常是无法获取的,导致上述模型参数无法辨识。

目前在综合能源系统的气网建模方面已经取得了一定的研究成果^[9-10],但是仍然存在一些尚未解决的问题:1)气网的动态模型是基于气体流动动态方程的一组偏微分方程,难以直接嵌入综合能源系统的优化与控制,现有的气网建模方法主要是对气体流动动态方程的近似处理,这些方法通常需要对网络中的每个管道进行建模,整体模型的复杂度较高,当缺少管道参数时,模型难以构建;2)现有气网模型的参数辨识通常需要网络内部节点的运行数据,然而在实际工程中,通常只有在气网的源荷节点处才布置有量测设备,网络内部节点处的状态量是无法获取的,这意味着现有的气网模型在实际工程中是不可辨识的。

基于此,本文推导了气网聚合模型,该模型直接表征了气网源荷节点状态量之间的关系,在实际工程中可辨识;设计了参数估计算法,实现了气网聚合模型的离线参数估计;针对气网聚合模型参数变化的问题,提出基于遗忘因子递推最小二乘算法的滚动建模方法,实现了模型精度的在线提升。

1 气网聚合模型

1.1 气网单管道聚合模型

气网主要由管道和节点(包括管道交汇点、源荷节点、压缩机节点等)构成,天然气在压力的驱动下沿管道流动,如图1所示。基于流体力学原理,这一动态过程可以用动量方程、物质平衡方程和状态方程来描述^[11]。基于等温传输、海拔不变以及忽略对流的假设^[1,12-13],并采用平均流速项进行线性化处理后^[14-15],其简化形式如下:

$$\frac{\partial M}{A \partial t} + \frac{\partial p}{\partial x} + \frac{\lambda \bar{v}}{2DA} M = 0 \quad (1)$$

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} + \frac{\partial(\rho v)}{\partial x} = 0 \quad (2)$$

$$p = \rho c_g^2 \quad (3)$$

$$v = M/(A\rho) \quad (4)$$

式中: M 为气体的质量流量,kg/s; A 为管道横截

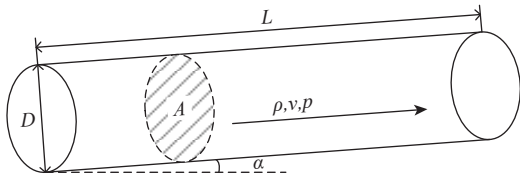


图1 天然气管道示意图

Fig.1 Schematic diagram of a natural gas pipeline

面积, m^2 ; p 为气压, Pa ; $\bar{v}$ 为气体平均流速, m/s ; D 为管道横截面直径, m ; ρ 为气体密度, kg/m^3 ; c_g 为气体声速, m/s ; λ 为管道摩擦系数; v 为气体流速, m/s 。

为了得到离散化的模型, 现有研究通常采用 Wendroff 差分格式^[16]来近似上述偏微分方程^[1,15], 其优越性在文献[17]中已得到详细验证。本文沿用 Wendroff 差分格式, 首先, 引入表征压强和质量流量的离散变量 $p_{i,j}$ 和 $M_{i,j}$, 其中下标 i 与 j 分别表示差分网格中空间坐标和时间坐标; 然后, 将 Wendroff 差分格式应用于式(1)、(2), 得到离散化的气网管道差分模型; 最后, 为了便于后续表述, 将其转化为矩阵形式的差分模型, 即

$$\mathbf{u}_{i+1,j+1} = \mathbf{N}_1 \mathbf{u}_{i,j} + \mathbf{N}_2 \mathbf{u}_{i+1,j} + \mathbf{N}_3 \mathbf{u}_{i,j+1} \quad (5)$$

式中: $\mathbf{N}_1, \mathbf{N}_2, \mathbf{N}_3$ 为系数矩阵; $\mathbf{u}_{i,j}$ 表示 i 位置 j 时刻的状态量, 定义为

$$\mathbf{u}_{i,j} = (p_{i,j}, M_{i,j})^T \quad (6)$$

由管道出口端向管道入口端递推, 可以发现管道末端的状态量 $(p_{x,T}, M_{x,T})$ 可以由边界条件和初始条件直接表示, 其中, 边界条件指管道入口端在各个时间点的状态量组成的矩阵, 初始条件指沿管道各个空间点在 0 时刻的状态量组成的矩阵。在给定时空步长 Δt 和 Δx 的情况下, 式(5)是一组线性时不变方程, 基于此可以推出, 管道末端在 T_r 时刻的状态量、边界条件以及初始条件的关系为

$$\mathbf{u}_{x,T_r} = \sum_{j=1}^{T_r} \boldsymbol{\theta}_j^{x,T_r,1} \mathbf{u}_{0,j} + \sum_{i=0}^x \boldsymbol{\theta}_i^{x,T_r,2} \mathbf{u}_{i,0} \quad (7)$$

式中: $\boldsymbol{\theta}_j^{x,T_r,1}$ 和 $\boldsymbol{\theta}_i^{x,T_r,2}$ 为模型的参数矩阵, $\boldsymbol{\theta}_j^{x,T_r,1}, \boldsymbol{\theta}_i^{x,T_r,2} \in \mathbb{R}^{2 \times 2}$; $\mathbf{u}_{x,T_r}$ 表示位置 x 、任意时刻 T_r 的状态量; $\mathbf{u}_{0,j}$ 、 $\mathbf{u}_{i,0}$ 分别表示边界状态量和初始时刻状态量。

显然, 天然气输气管道是一个稳定系统, 由线性系统的稳定性理论可知, 随着时间推移, 系

统的初始条件和时标较小的边界条件对当前状态量的影响会越来越小, 甚至可以忽略不计。基于此, 可以采用一个截断模型对式(7)进行简化:

$$\mathbf{u}_{x,T_r} = \sum_{j=1}^{M_u} \boldsymbol{\theta}_j^{x,M_u} \mathbf{u}_{0,T_r-j+1} + \boldsymbol{\varepsilon}_{M_u} \quad (8)$$

式中: M_u 表示截断模型的阶数; $\boldsymbol{\theta}_j^{x,M_u}$ 表示截断模型的参数矩阵; $\boldsymbol{\varepsilon}_{M_u}$ 表示模型的截断误差。式(8)为 M_u 阶管道模型稳态情况下的状态量表达式。

在此基础上, 可以得到气网中单个输气管道聚合模型的一般形式:

$$\mathbf{u}_{\text{end}}^{i,t} = \sum_{k=1}^M \boldsymbol{\theta}_{\text{agg}}^{M,i,k} \mathbf{u}_{\text{st}}^{i,t-k+1} + \boldsymbol{\varepsilon}_M \quad (9)$$

式中: $\mathbf{u}_{\text{end}}^{i,t}$ 为 t 时刻管道 P_i 出口端的状态量; $\mathbf{u}_{\text{st}}^{i,t-k+1}$ 为 t 时刻管道 P_i 入口端的状态量; $\boldsymbol{\theta}_{\text{agg}}^{M,i,k}$ 为管道 P_i 的 M 阶聚合模型参数矩阵, $\boldsymbol{\theta}_{\text{agg}}^{M,i,k} \in \mathbb{R}^{2 \times 2}$; $\boldsymbol{\varepsilon}_M$ 为 M 阶聚合模型的截断误差。

1.2 气网多管道聚合模型

气网通常是由若干输气管道和节点构成的, 各个管道的状态量在节点处耦合, 考虑图2所示的辐射状输气管网, 管道 $P_1, P_2, \dots, P_n$ 在同一个节点处交汇, P_1 出口端的状态量和 P_2-P_n 入口端的状态量之间有如下关系:

$$\mathbf{M}_{\text{end}}^1 = \sum_{i=2}^n \mathbf{M}_{\text{st}}^i \quad (10)$$

$$p_{\text{end}}^1 = p_{\text{st}}^i, \quad i=2, 3, \dots, n \quad (11)$$

式中: $\mathbf{M}_{\text{end}}^1$ 为管道 P_1 出口端质量流量; $\mathbf{M}_{\text{st}}^i$ 为管道 P_i 入口端质量流量; p_{end}^1 为管道 P_1 出口端压强; p_{st}^i 为管道 P_i 入口端压强。式(10)表征质量守恒, 即流入耦合节点的质量流量等于流出耦合节点的质量流量; 式(11)表示耦合节点处压强的具有连续性, 即耦合节点的入口端与出口端压强相等。

针对式(10), 可以进行如下数学变换:

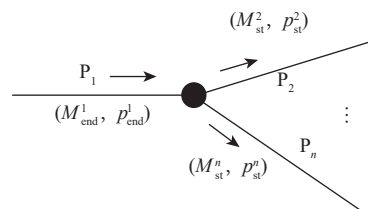


图2 气网节点处状态量关系示意图

Fig.2 Schematic diagram of state variable relationship at gas network node

$$\begin{cases} M_{st}^i = k_i M_{end}^1 \\ \sum_{i=2}^n k_i = 1 \end{cases} \quad (12)$$

于是, 可以将式(10)、(11)表示为矩阵形式:

$$\begin{cases} \mathbf{u}_{st}^i = \mathbf{E}_{1,i} \mathbf{u}_{end}^i \\ \mathbf{E}_{1,i} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & k_i \end{bmatrix} \end{cases} \quad (13)$$

式(13)是以 $\mathbf{u}_{st}^i, \mathbf{u}_{end}^i$ 为状态量的状态平衡方程。

以 P_2 为例, 基于式(9), 可以写出 P_2 管道的聚合模型表达式:

$$\mathbf{u}_{end}^{2,t} = \sum_{k=1}^M \theta_{agg,2}^{M,2,k} \mathbf{u}_{st}^{2,t-k+1} \quad (14)$$

将式(13)代入式(14)可得:

$$\begin{aligned} \mathbf{u}_{end}^{2,t} &= \sum_{k=1}^M \theta_{agg,2}^{M,2,k} \mathbf{u}_{st}^{2,t-k+1} \\ &= \sum_{k=1}^M \theta_{agg,2}^{M,2,k} \mathbf{E}_{1,2} \left(\sum_{j=1}^M \theta_{agg,1}^{M,1,j} \mathbf{u}_{st}^{1,t-j-k+2} \right) \\ &= \sum_{k=1}^M \sum_{j=1}^M \theta_{agg,2}^{M,2,k} \mathbf{E}_{1,2} \theta_{agg,1}^{M,1,j} \mathbf{u}_{st}^{1,t-j-k+2} \\ &= \sum_{k=1}^{M_{1,2}} \theta_{agg}^{M_{1,2},1,2,k} \mathbf{u}_{st}^{1,t-k+1} \end{aligned} \quad (15)$$

式中: $M_{1,2}$ 为描述输气管道 P_1 首端和 P_2 末端状态量关系的聚合模型阶数, 其数值等于 $2M-1$; $\theta_{agg}^{M_{1,2},1,2,k}$ 为描述输气管道 P_1 首端和 P_2 末端状态量关系的聚合模型的参数矩阵, $\theta_{agg}^{M_{1,2},1,2,k} \in \mathbb{R}^{2 \times 2}$ 。进一步地, 如果考虑管道 $P_1, P_2, \dots, P_n$ 串行的情况, 沿管道依次递推, 可以得到描述输气管道 P_1 首端和 P_n 末端状态量关系的聚合模型为

$$\mathbf{u}_{end}^{n,t} = \sum_{k=1}^{M_{1,n}} \theta_{agg}^{M_{1,n},1,n,k} \mathbf{u}_{st}^{1,t-k+1} \quad (16)$$

式中: $M_{1,n}$ 为描述输气管道 P_1 首端和 P_n 末端状态量关系的聚合模型阶数, 其数值等于 $nM-n+1$; $\theta_{agg}^{M_{1,n},1,n,k}$ 为描述输气管道 P_1 首端和 P_n 末端状态量关系的聚合模型的参数矩阵, $\theta_{agg}^{M_{1,n},1,n,k} \in \mathbb{R}^{2 \times 2}$ 。式(16)也可通过数学归纳法进行证明, 过程与热网聚合模型的证明类似。

需要指出的是, 气网聚合模型的推导是基于各个负荷之间气流量比例恒定的假设, 即式(12)和(13)中的 k_i 为定值。显然, 这是气网聚合模型的一个局限之处, 当负荷气流量比例发生明显变化时, 模型的精度会下降。

进一步采用一个截断阶数对式(16)进行近似处理, 可得多管道气网的聚合模型如下:

$$\mathbf{u}_{end}^{n,t} = \sum_{k=1}^M \theta_{agg}^{M,1,n,k} \mathbf{u}_{st}^{1,t-k+1} + \varepsilon \quad (17)$$

可将式(17)分解为2部分: 压强映射(pressure mapping, PM)和质量流量映射(mass flow rate mapping, MM)。PM和MM的表达式分别如下:

$$p_{end}^{n,t} = \sum_{k=1}^M \theta_{agg,1}^{M,1,n,k} u_{st}^{1,t-k+1} + \varepsilon_{PM} \quad (18)$$

$$M_{end}^{n,t} = \sum_{k=1}^M \theta_{agg,2}^{M,1,n,k} u_{st}^{1,t-k+1} + \varepsilon_{MM} \quad (19)$$

式中: $\theta_{agg,1}^{M,1,n,k}$ 和 $\theta_{agg,2}^{M,1,n,k}$ 分别为PM和MM中的参数向量, $\theta_{agg,1}^{M,1,n,k}, \theta_{agg,2}^{M,1,n,k} \in \mathbb{R}^{1 \times 2}$, 分别表示参数矩阵 $\theta_{agg}^{M,1,n,k}$ 的第1行和第2行; ε_{PM} 和 ε_{MM} 分别表示PM和MM的模型误差。

上述研究表明, 气网聚合模型的参数没有一个简洁的表达式, 这是因为模型的构建涉及差分网格相邻节点递推过程中反复叠加, 难以直接给出一个明确的表达式, 因此其参数通常需要结合运行数据进行辨识。由于气网聚合模型将源节点处和负荷节点处的状态量直接联系起来, 消去了网络内部的节点, 可以利用气网源节点、负荷节点处的运行数据进行模型辨识。

虽然气网聚合模型的推导未涉及压缩机等设备, 但是这类设备的存在不会影响气网聚合模型的有效性。压缩机等设备的两端通常设有量测装置, 可以获取设备两端的运行数据, 因此可以将这类设备靠近气源的一侧视为虚拟负荷节点, 将靠近气负荷的一侧作为虚拟源节点, 以这类设备为分割点将气网拆分成多个子网络, 在此基础上对各个子网络进行建模, 子网络之间通过设备实现耦合。因此, 当网络中存在压缩机等设备时, 可以利用源荷节点处以及设备两端的运行数据实现聚合模型的辨识。

2 气网聚合模型的离线估计

2.1 气网聚合模型估计器

采用最小二乘估计器对气网聚合模型进行参数估计, 目标函数如下:

$$\min_{\tilde{\theta}_{agg}^{M,1,n,1}, \dots, \tilde{\theta}_{agg}^{M,1,n,M}} J^M(\tilde{\theta}_{agg}^{M,1,n,1}, \tilde{\theta}_{agg}^{M,1,n,2}, \dots, \tilde{\theta}_{agg}^{M,1,n,M}) =$$

$$\frac{1}{2} \sum_{t=t_{st}}^{t_{end}} (\mathbf{r}^{M,n,t})^T \mathbf{r}^{M,n,t} \quad (20)$$

式中： $\tilde{\boldsymbol{\theta}}_{agg}^{M,1,n,1}$ 为 M 阶聚合模型中描述管道 P_1 首端状态量和管道 P_n 末端状态量之间关系的聚合模型的系数矩阵； t_{st} 和 t_{end} 分别为参数估计所用采样数据的起始时间与终止时间；残差向量 $\mathbf{r}^{M,n,t}$ 的定义为

$$\mathbf{r}^{M,n,t} = \mathbf{u}_{end}^{n,t} - \sum_{k=1}^M \tilde{\boldsymbol{\theta}}_{agg}^{M,1,n,k} \mathbf{u}_{st}^{1,t-k+1} \quad (21)$$

2.2 求解算法

由于气网聚合模型式(15)为线性模型，其参数估计模型是易于求解的。在给定模型阶数 M 后，模型(20)是一个简单的二次规划问题。然而，模型中的2个状态量(即压强和质量流量)之间的数量级差距过大，将给优化模型的求解带来潜在的数值问题。诸多研究^[18]已经证明，在对模型 $y=f(\theta, x_1, x_2, \dots, x_n)$ 进行参数估计时，若自变量 $(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 之间的量级差距过大，会影响优化过程的数值稳定性和优化算法的收敛性。

该问题的解决方法通常是对模型中的自变量进行预处理，确保所有自变量可在同一尺度上进行比较和优化，这可以极大地改善模型的表现和优化算法的性能。因此，对于式(16)所示的线性模型，可以对尺度较大的因变量进行缩放处理，使其与尺度较小的因变量处在相近的量级。这一方法并不会改变数据之间的关系，因为线性模型中的系数也会相应地调整以适应缩放后的变量。基于此，气网聚合模型可以被转化为如下形式：

$$\mathbf{u}_{end}^{n,t} = \sum_{k=1}^M \boldsymbol{\theta}'_{agg}^{M,1,n,k} \mathbf{u}_{st}^{1,t-k+1} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (22)$$

$$\mathbf{u}' = \begin{bmatrix} s_p & 0 \\ 0 & s_M \end{bmatrix} \mathbf{u} \quad (23)$$

$$\boldsymbol{\theta}' = \boldsymbol{\theta} \begin{bmatrix} s_p & 0 \\ 0 & s_M \end{bmatrix}^{-1} \quad (24)$$

式中： $\mathbf{u}'$ 表示预处理之后的气网状态量； $\boldsymbol{\theta}'$ 表示进行对应变换的参数矩阵； s_p 和 s_M 分别表示对状态量 p 和 M 进行缩放的倍数。基于式(22)进行参数估计，即可避免由于数据尺度差异导致的数值稳定性和优化算法收敛性问题。

2.3 算法适用性分析

气网聚合模型是线性的，可以抽象为一组超

定线性方程组，如式(25)所示：

$$\mathbf{A}\boldsymbol{\theta} = \mathbf{b} \quad (25)$$

式中 $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ ， $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^{m \times 1}$ ，且 $m > n$ 。采用最小二乘估计器对气网聚合模型进行参数估计，本质是求解超定线性方程组(25)的最小二乘解，即需要求解正规方程 $\mathbf{A}^T \mathbf{A} \boldsymbol{\theta} = \mathbf{A}^T \mathbf{b}$ 的解，其算法复杂度为 $O(mn^2 + n^3)$ 。对于阶数为 $M_{1,n}$ 的气网聚合模型，其方程数 r 和待估参数个数 s 分别为：

$$r = 2(t_{end} - t_{st} + 1) \quad (26)$$

$$s = 4M_{1,n} \quad (27)$$

根据式(21)可知，每个时刻可以提供2个方程，从起始时刻 t_{st} 到末端时刻 t_{end} 共计 $(t_{end} - t_{st} + 1)$ 个时刻，故可以得到方程数 r 的表达式。根据式(26)、(27)，可以得到离线估计模型的理论复杂度为 $O[32(t_{end} - t_{st})M_{1,n}^2 + 64M_{1,n}^3]$ 。如果采用截断阶数 M 代替 $M_{1,n}$ ，则算法复杂度可以表示为 $O[32(t_{end} - t_{st})M^2 + 64M^3]$ 。因此，计算复杂度主要与样本数和聚合模型阶数相关。特别地，由于复杂度中含有 $M_{1,n}^3$ 项，模型阶数的增加将会显著提升复杂度，所以实际中往往需要采用截断模型进行降阶处理，以降低计算复杂度。

3 气网聚合模型的在线校正

3.1 气网聚合模型的参数变化

气网聚合模型是基于式(1)–(4)的Wendroff差分格式进行推导的，式(1)采用了一个平均流速项 $\bar{v}$ 对模型进行了线性化处理。然而，在气网运行过程中气体的流速不是一成不变的，故而平均流速项 $\bar{v}$ 是一个时变参数^[19]，将其作为定值进行建模会带来一定的建模误差。此外，本文假设负荷节点气流量之间的比例恒定。在实际工程中，负荷气流量之间的比例不是恒定的，会随着负荷的变化在一定范围内波动，将其视为常数也会带来一定的建模误差。因此，从根本上来说，基于历史数据估计得到的气网模型理论上只能描述固定的一段历史时间附近的气网运行状态，而这一模型在描述其他时段的气网时精度可能会下降。

考虑到上述问题，本文提出一种基于遗忘因子递推最小二乘的气网聚合模型在线参数校正方法，其核心思想是基于当前时刻的运行数据校正

模型参数。由于在短期内气体流速通常不会发生大幅度变动,所以可以采用这一校正后的模型预测下一时刻的气网运行状态;在获得下一时刻的运行数据后继续校正模型参数,并采用这一新模型预测下一时刻的气网运行状态,以此类推,实现模型精度的在线提升,其过程如图3所示。

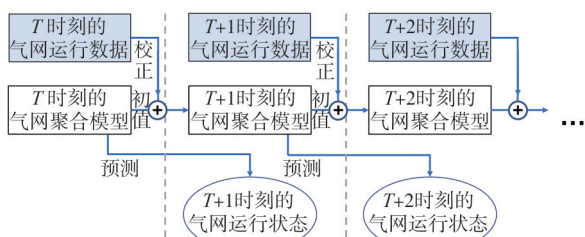


图3 气网聚合模型在线校正滚动建模过程示意图

Fig. 3 Schematic diagram of rolling modeling process with online calibration for gas network aggregate model

3.2 遗忘因子递推最小二乘法

基本的最小二乘法有诸多缺点,例如对于一组动态的数据,每次接收到新数据后需要对包含新数据在内的一组数据进行重复计算。这种重复计算的成本通常很大,导致这一方法的实用性有限。因此,基本最小二乘法适合于基于离线数据的建模问题。当系统最新量测信息可以在线获取时,一种理想的方法是直接使用最新信息对基于历史数据得到的结果进行某种运算,达到修正旧结果的目的。基于此,一些学者提出了遗忘因子递推最小二乘法,其基本概念是结合新数据通过迭代修正旧参数来实现实时参数估计^[20]。对于式(27)所示的线性多元回归模型,遗忘因子递推最小二乘法可以对其参数进行有效的在线校正:

$$Y = X\theta \quad (28)$$

式中: $Y \in \mathbb{R}^{m \times 1}$, 为因变量; $X \in \mathbb{R}^{m \times n}$, 为自变量; $\theta \in \mathbb{R}^{n \times 1}$, 为模型参数。

遗忘因子递推最小二乘法在每次迭代中的参数修正过程^[21-22]为:

$$K_t = P_{t-1} X_t (\lambda + X_t^T P_{t-1} X_t)^{-1} \quad (29)$$

$$P_t = \frac{1}{\lambda} (1 - K_t X_t^T) P_{t-1} \quad (30)$$

$$\theta_t = \theta_{t-1} + K_t (Y_t - X_t^T \theta_{t-1}) \quad (31)$$

式中: $K_t \in \mathbb{R}^{m \times n}$, 为第 t 次迭代中求得的修正增益; $P_t \in \mathbb{R}^{m \times m}$, 为第 t 次迭代中求得的输入相关矩阵的逆; X_t 和 Y_t 为第 t 次迭代中输入的量测信息;

θ_t 为第 t 次迭代中求得的模型参数; λ 是遗忘因子, 其值在0~1。

λ 趋近于1时, 历史数据的权重增大, 算法的稳定性得到提高, 但对最新量测数据的跟踪能力下降。反之, 减小 λ 的取值, 能有效提升算法对最新量测数据的跟踪能力, 但这会降低算法的稳定性。在实际应用中, 可以根据具体情境适当调整遗忘因子的取值来协调算法的跟踪能力和稳定性, 以实现最佳的估计效果。遗忘因子递推最小二乘法每次迭代的算法复杂度主要取决于式(29)~(31)的矩阵运算, 其计算复杂度为 $O(mn^2 + m^2n + n^3 + m^3)$ 。通常, 样本数 m 远大于待估参数数量 n , 此时遗忘因子递推最小二乘法的一次迭代计算复杂度可以简化为 $O(m^3)$ 。

3.3 气网聚合模型的在线校正

首先将式(32)所示的气网聚合模型重构为PM和MM, 如式(33)所示:

$$u_{\text{end}}^{n,t} = \sum_{k=1}^{M_0} \theta_{\text{agg}}^{M_0, 1, n, k} u_{\text{st}}^{1, t-k+1} + \varepsilon \quad (32)$$

$$\begin{cases} p_{\text{end}}^{n,t} = \theta_p^{1,n} D_{\text{st}}^{1,t} \\ M_{\text{end}}^{n,t} = \theta_M^{1,n} D_{\text{st}}^{1,t} \end{cases} \quad (33)$$

式中: M_0 为模型阶数; $\theta_p^{1,n}$ 和 $\theta_M^{1,n}$ 为重构后的参数向量, 分别用于描述管道 P_n 末端状态量和管道 P_1 首端状态量的关系; $D_{\text{st}}^{1,t}$ 为重构后的量测信息向量, 用于描述 t 时刻管道 P_n 末端状态量和管道 P_1 首端状态量的关系。具体定义如下:

$$\begin{cases} \theta_{\text{agg}}^{1,p} = (\theta_{\text{agg}}^{M_0, 1, n, 1} (1, 1), \theta_{\text{agg}}^{M_0, 1, n, 1} (1, 2), \theta_{\text{agg}}^{M_0, 1, n, 2} (1, 1), \\ \theta_{\text{agg}}^{M_0, 1, n, 2} (1, 2), \dots, \theta_{\text{agg}}^{M_0, 1, n, M_0} (1, 1), \theta_{\text{agg}}^{M_0, 1, n, M_0} (1, 2)) \\ \theta_n^{1,M} = (\theta_{\text{agg}}^{M_0, 1, n, 1} (2, 1), \theta_{\text{agg}}^{M_0, 1, n, 1} (2, 2), \theta_{\text{agg}}^{M_0, 1, n, 2} (2, 1), \\ \theta_{\text{agg}}^{M_0, 1, n, 2} (2, 2), \dots, \theta_{\text{agg}}^{M_0, 1, n, M_0} (2, 1), \theta_{\text{agg}}^{M_0, 1, n, M_0} (2, 2)) \\ D_{\text{st}}^{1,t} = (p_{\text{st}}^{1,t}, M_{\text{st}}^{1,t}, p_{\text{st}}^{1,t-1}, M_{\text{st}}^{1,t-1}, \dots, p_{\text{st}}^{1,t-M_0+1}, \\ M_{\text{st}}^{1,t-M_0+1}) \end{cases} \quad (34)$$

在PM的参数校正中, 取 $X_t = D_{\text{st}}^{1,t}$, $Y_t = p_{\text{end}}^{n,t}$ 。在MM的参数校正中, 取 $X_t = D_{\text{st}}^{1,t}$, $Y_t = M_{\text{end}}^{n,t}$ 。

4 算例分析

4.1 离线估计

本算例采用一个4节点的小规模气网, 该气网包含1个源节点和2个负荷节点, 其结构如图4所示。在本算例中, 气网的运行数据由气网传统非

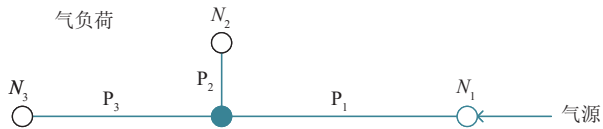


图 4 气网结构示意图

Fig. 4 Schematic diagram of gas network structure

线性机理模型仿真得到，时间分辨率为5 min。仿真平台为笔记本电脑(Intel i7 CPU, 16 GB RAM)，编程环境为Matlab R2022a和Yalmip，使用Gurobi 10.0.1作为优化模型求解器。

本算例将通过拟合数据和原始数据的对比分析来测试气网聚合模型的性能，各个子实验的设置如表1所示。

表 1 气网聚合模型验证算例子实验设置

Tab. 1 Experimental setup for validation cases of gas network aggregate model

参数	实验编号	
	1	2
乘性高斯噪声的标准差/%	0.1	0.1
模型阶数	10	10
是否进行数据预处理	否	是

为了验证所提数据预处理的有效性，这一部分测试了在是否加入数据预处理情况下估计得到的模型性能。选取200组运行数据作为训练样本，100组运行数据作为测试样本。在实验1中，未对气网运行数据进行预处理；在实验2中，预处理的缩放倍数分别为 $s_p=0.0001$ 和 $s_M=20$ 。

图5和图6分别展示了实验1和实验2中估计得到的模型对真实数据的拟合效果。可以明显看出，图6中的拟合曲线相比图5中的拟合曲线更加贴合真实数据曲线，可见，预处理后的参数估计模型求解具有更高的稳定性和精确性。表2所示的拟合优度指标也证明了这一点，尤其是在节点 N_2 的MM中，拟合优度指标 $R^2=-2.9$ ， R^2 的值通常在0~1，当其值小于0时，意味着此时估计得到的气网聚合模型完全无法描述气网的运行状态。而PM的指标没有明显变化，这是因为预处理前压强数据的数量级就远大于质量流量，处于主导地位，参数估计模型的求解对其敏感度较高，而对量级较小的质量流量敏感度较低，故而PM的指标提升较小，而MM的指标提升则更加显著。

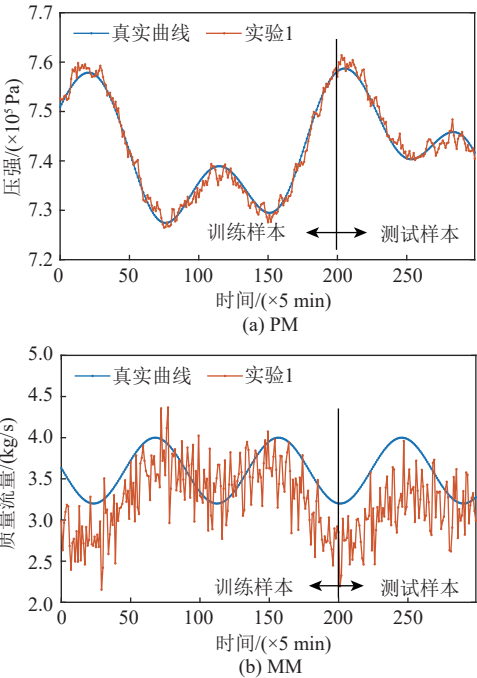


图 5 基于未经预处理的数据估计得到模型的拟合曲线与真实曲线对比

Fig. 5 Comparison between fitted curve of model estimated based on unprocessed data and actual curve

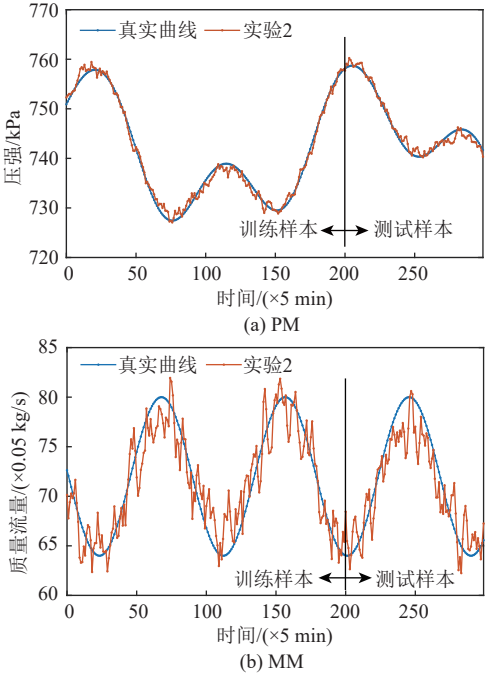


图 6 基于预处理后的数据估计得到模型的拟合曲线与真实曲线对比

Fig. 6 Comparison between fitted curve of model estimated based on preprocessed data and actual curve

然而，即便采用预处理后的数据进行参数估计，得到的模型仍存在一定程度的误差，这是由

平均流速项以及负荷气流量比例恒定的假设导致的。理论上,平均流速项会随着气体流速的变化而变化,这意味着气网聚合模型的参数均为时变参数;气网的2个负荷的气流量比例也在时刻变化,这同样导致聚合模型的参数在一定范围内不断变化。离线参数估计只能获得最符合一段时间内运行数据的一组模型参数,此时的模型无法完美拟合每一个数据点,导致了一定程度的模型误差。本算例中气体流速的变化相对缓和且存在周期性,2个负荷节点处的气流量比例在一个固定值附近上下波动,符合现实中的大部分场景,因此算例中的模型精度保持在一个较高的水平上。但是,在气体流速剧烈变化的极端场景中,离线估计得到模型的误差会被进一步放大。

表 2 数据预处理对模型拟合优度指标的影响
Tab. 2 Effect of data preprocessing on goodness-of-fit indicators of model

所属映射	节点编号	是否数据预处理	E_{MAPE}	R^2
气体压强	2	否	0.001 6	0.94
		是	0.001 0	0.98
	3	否	0.001 9	0.95
		是	0.001 4	0.97
气体质量流量	2	否	0.140	-2.90
		是	0.028	0.83
	3	否	0.065	0.74
		是	0.036	0.93

4.2 在线校正

本算例考虑了一种天然气流速变化较快的场景,基于未简化的流体动力学模型对此场景下的气网进行仿真。在仿真得到的运行数据中加入标准差为0.1%的乘性高斯噪声以模拟量测噪声,采用这一基准数据进行离线估计和在线校正。采用10阶气网聚合模型对气网运行状态进行建模,算法中采用的遗忘因子 $\lambda=0.9$ 。

4.2.1 拟合曲线对比

在这部分实验中,首先采用离线参数估计算法基于200组历史数据估计得到一组初始聚合模型参数,以此作为在线参数校正的初始值。后续采用200组运行数据进行测试,每获取一组运行数据就对当前的模型参数进行校正,并采用校正后的模型对下一时刻的运行数据进行预测,以此

类推,获取一组动态拟合的运行数据曲线,并将这一曲线和基于初始聚合模型拟合的数据曲线分别与真实运行数据曲线进行对比,如图7所示。可以看出,校正后动态拟合的曲线更贴合真实曲线,而未经校正的气网模型拟合得到的曲线显然大幅偏离了真实曲线。这是因为所提出的滚动建模方法会根据气体流速的变化在线校正模型参数,校正后的模型能更准确描述当前时间点附近的气网运行状态。而基于历史数据估计得到的模型虽然可以比较准确地描述一段历史时间内的气网运行状态,但当气体流速发生大幅变化后,该模型会产生一定的误差,甚至会导致模型完全失效。

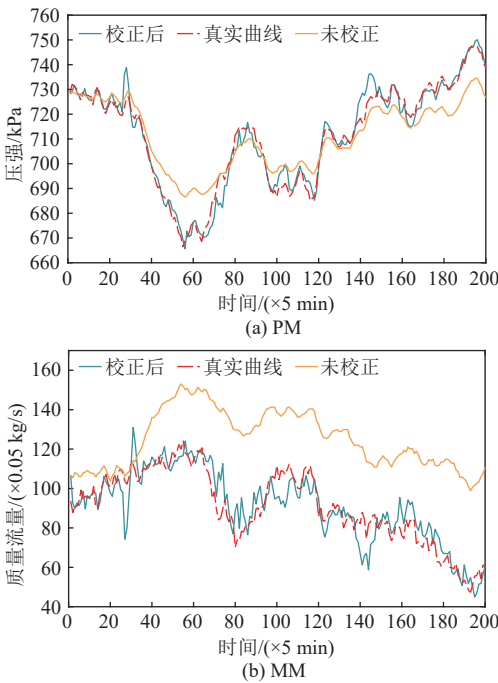


图 7 校正模型与未校正模型拟合曲线对比
Fig. 7 Comparison of fitted curves between calibrated and uncalibrated models

4.2.2 拟合优度指标对比

这一部分实验分别计算了动态拟合数据相对真实运行数据的拟合优度指标,以及初始模型拟合数据相对真实运行数据的拟合优度指标,如表3所示。可见,基于校正模型拟合数据的指标得到了显著提升,其中部分未校正的 R^2 值已经是负数,这意味在气体流速大幅变化的场景下,离线估计得到的气网聚合模型已完全不能描述气网的运行状态,而校正后的模型始终能保持对运行数

表 3 在线校正对拟合优度指标的影响
Tab. 3 Effect of online calibration on goodness-of-fit indicators

所属映射	节点编号	E_{MAPE}		R^2	
		未校正	校正	未校正	校正
气体压强	2	0.009 7	0.004 1	0.61	0.96
	3	0.50	0.073	-45	0.66
气体质量流量	2	0.27	0.077	-5.4	0.77
	3	0.12	0.003 7	-2.1	0.97

据的高精度拟合，这进一步证明了所提出在线参数校正建模方法的有效性。

5 结论

以综合能源系统中的气网为研究对象，研究了气网聚合建模及参数辨识方法，可为综合能源系统的运行分析与控制提供实用、高效的流体网络建模技术。结论如下：

1) 建立了简洁有效的气网聚合模型，揭示了气网输入端和输出端状态量的映射关系，解决了现有模型在参数估计方面所面临的管道参数缺失与量测数据有限问题。

2) 提出了一种气网聚合模型离线参数估计方法，该方法可基于有限的量测数据进行气网模型辨识，在气体流速变化较小时该方法具有较高准确性。

3) 针对气体流速变化较大的情况，提出了一种在线滚动建模算法，实现了气网模型参数估计精度的在线提升。

参考文献

[1] FANG J, ZENG Q, AI X, et al. Dynamic optimal energy flow in the integrated natural gas and electrical power systems[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2018, 9(1): 188-198.

[2] HAFSI Z, ELAOU S, MISHRA M. A computational modelling of natural gas flow in looped network: effect of upstream hydrogen injection on the structural integrity of gas pipelines[J]. Journal of Natural Gas Science and Engineering, 2019, 64: 107-117.

[3] QI F, SHAHIDEHPOUR M, WEN F, et al. Decentralized privacy-preserving operation of multi-area integrated electricity and natural gas systems with

renewable energy resources[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2020, 11(3): 1785-1796.

[4] YANG J, ZHANG N, BOTTERUD A, et al. Situation awareness of electricity-gas coupled systems with a multi-port equivalent gas network model[J]. Applied Energy, 2020, 258: 114029.

[5] LIU W, LI P, YANG W, et al. Optimal energy flow for integrated energy systems considering gas transients[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2019, 34(6): 5076-5079.

[6] SUKHAREV M G, KULALAEVA M A. Identification of model flow parameters and model coefficients with the help of integrated measurements of pipeline system operation parameters[J]. Energy, 2021, 232: 120864.

[7] YIN X, WEN K, HUANG W, et al. A high-accuracy online transient simulation framework of natural gas pipeline network by integrating physics-based and data-driven methods[J]. Applied Energy, 2023, 333: 120615.

[8] FAN D, GONG J, ZHANG S, et al. A transient composition tracking method for natural gas pipe networks[J]. Energy, 2021, 215: 119131.

[9] 杨宇玄, 高栋梁, 陈一鸣, 等. 考虑碳捕集和气网混氢的气电耦合系统低碳经济调度[J]. 中国电力, 2023, 56(10): 1-10.

YANG Y X, GAO D L, CHEN Y M, et al. Low carbon economic dispatch of gas electricity coupling system considering carbon capture and hydrogen mixing in gas grid[J]. Electric Power, 2023, 56(10): 1-10.

[10] 陈茂云, 郑建勇, 梅飞, 等. 考虑压缩机不同运行状态的 IES 气网潮流分布式计算方法[J]. 电力工程技术, 2023, 42(4): 122-132.

CHEN M Y, ZHENG J Y, MEI F, et al. Distributed algorithm for the power flow calculation of gas network in integrated energy system considering different operation states of compressors[J]. Electric Power Engineering Technology, 2023, 542(4): 122-132.

[11] GABRIELAITIENE I, BØHM B, SUNDEN B. Modelling temperature dynamics of a district heating system in naestved, Denmark: a case study[J]. Energy Conversion and Management, 2007, 48(1): 78-86.

[12] RÍOS-MERCADO R Z, BORRAZ-SÁNCHEZ C. Optimization problems in natural gas transportation systems: a state-of-the-art review[J]. Applied Energy, 2015, 147: 536-555.

[13] WOLDEYOHANNES A D, MAJID M A A.

- Simulation model for natural gas transmission pipeline network system[J]. Simulation Modelling Practice and Theory, 2011, 19(1): 196-212.
- [14] CHACZYKOWSKI M. Transient flow in natural gas pipeline: the effect of pipeline thermal model[J]. Applied Mathematical Modelling, 2010, 34(4): 1051-1067.
- [15] 蒋一博. 气-电区域综合能源系统协调优化运行策略研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2019.
- JIANG Y B. Study on coordinated and optimized operation strategy of comprehensive energy system in gas-electricity region[D]. Wuhan: Wuhan University, 2019.
- [16] GOURLAY A R, MORRIS J L. Finite-difference methods for nonlinear hyperbolic systems[J]. Mathematics of Computation, 1968: 28-39.
- [17] YAO S, GU W, LU S, et al. Dynamic optimal energy flow in the heat and electricity integrated energy system[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2021, 12(1): 179-190.
- [18] BOYD S P, VANDENBERGHE L. Convex optimization[M]. Cambridge, UK: Cambridge Press, 2004.
- [19] ZHANG S, GU W, ZHANG X, et al. Dynamic modeling and simulation of integrated electricity and gas systems[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2023, 14(2): 1011-1026.
- [20] KJAER A P, HEATH W P, WELLSTEAD P E. Identification of cross-directional behaviour in web production: techniques and experience[J]. Control Engineering Practice, 1995, 3(1): 21-29.
- [21] BADONI M, SINGH A, SINGH B. Variable forgetting factor recursive least square control algorithm for DSTATCOM[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2015, 30(5): 2353-2361.
- [22] BROSC A, WALLSCHEID O, BOCKER J. Long-term memory recursive least squares online

identification of highly utilized permanent magnet synchronous motors for finite-control-set model predictive control[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2023, 38(2): 1451-1467.

收稿日期: 2024-06-23。

修回日期: 2024-09-12。

作者简介:



孙勇

孙勇(1980), 男, 博士, 正高级工程师, 主要从事电网发展规划、电力调度控制等方面的研究工作, sunyong_hit@163.com;



高子航

高子航(1999), 男, 硕士研究生, 主要从事综合能源系统方面的研究, g18551638378@163.com;



侯泽胤

侯泽胤(2000), 男, 硕士研究生, 主要从事综合能源系统、隐私保护技术方面的研究, hzy17301571262@173.com;



陆帅

陆帅(1993), 男, 博士, 讲师, 主要从事电力及综合能源系统、优化理论, 以及先进计算技术等领域的研究, 本文通信作者, shuai.lu.seu@outlook.com。

(责任编辑 辛培裕)