doi:10.3969/j.issn.2095-1744.2020.10.010

生物氧化预处理中进气量实时预测数学模型

丁　钰,南新元
(新疆大学 电气工程学院,乌鲁木齐 830047)

摘　要:精准预测生物氧化预处理中的进气量对提高黄金提取率和节能降耗具有重要意义。以气体管流连续性方程和运动方程为控制方程,采用 Preissmann 隐格式法作为差分方法,同时根据集合卡尔曼滤波(Ensemble Kalman filter,EnKF)算法原理,构造进气量、压强的状态空间模型。结果表明,基于气体管流控制方程建立的进气量模型预测结果与实际进气量观测值具有较好的一致性;与传统静态预测方法相比,EnKF 同化方法引入实时观测值和模型参数的更新,有效提高了进气量的预测精度,其平均绝对误差、平均相对误差和均方根误差有明显降低。可见,基于气体管流控制方程建立的预测模型,结合 EnKF 同化方法是提高生物氧化槽进气量预测精度的有效手段。

关键词:生物氧化;进气量;Preissmann 隐格式;状态空间模型;数据同化;集合卡尔曼滤波
中图分类号:TF831;TP391.9　　**文献标志码**:A　　**文章编号**:2095-1744(2020)10-0058-07

Dynamic Numerical Model for Predicting Air Input in Bio-oxidation Pretreatment

DING Yu, NAN Xinyuan
(School of Electrical Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830047, China)

Abstract: Accurate prediction of air input in bio-oxidation pretreatment is of great significance for improving the gold extraction rate, saving energy and reducing consumption. The continuity equation and motion equation of the gas pipe flow are used as governing equations, the Preissmann implicit scheme method is adopted as the difference method. At the same time, according to the principle of Ensemble Kalman filter (EnKF) algorithm, a state space model of air input and pressure is constructed. The results show that the predicted results of the air input model based on the gas pipe flow control equation are in ideal agreement with the observed values of the actual air input. Compared with the traditional static prediction method, the EnKF assimilation method introduces real-time observation values and model parameter updates, which effectively improves the prediction accuracy of the air input, and its mean absolute error, mean relative error and root mean square error are significantly reduced. It can be seen that the prediction model established based on the gas pipe flow control equation combined with the EnKF assimilation method is an effective method to improve the prediction accuracy of the air input of the bio-oxidation tank.

Key words: bio-oxidation; air input; Preissmann implicit scheme; state space model; data assimilation; Ensemble Kalman filter

收稿日期:2019-03-05
基金项目:国家自然科学基金资助项目(61463047);
Fund: Supported by the National Natural Science Foundation of China(61463047)
作者简介:丁　钰(1995—),男,硕士研究生,主研方向为数据同化、系统建模。Email:dy1003263080@163.com
通信作者:南新元(1967—),男,教授,硕士,主研方向为智能控制与系统开发及 PLC 应用。E-mail:nxyxd@sina.com
引用格式:丁　钰,南新元. 生物氧化预处理中进气量实时预测数学模型[J]. 有色金属工程,2020,10(10):58-64.
DING Yu, NAN Xinyuan. Dynamic Numerical Model for Predicting Air Input in Bio-oxidation Pretreatment[J]. Nonferrous Metals Engineering, 2020, 10(10): 58-64.

随着黄金资源的不断开采,高品质易选矿不断减少,低品质难处理矿石所占比例越来越大,导致黄金提取工艺更为复杂[1-2]。生物氧化提金工艺作为最具竞争力和发展力的工艺之一,是生物冶金领域的研究热点[3]。该工艺最突出的问题是能耗高,尤其在实际生产中,为保证生物氧化预处理过程的效率和提金率,往往采用"宁多勿少"的供氧方式,造成很大浪费[4]。由于氧化槽体积大、内部成分复杂,再加上矿浆的搅拌流动、氧化槽温度变化和细菌氧化活性等因素[5],预处理过程存在着强耦合、大时滞和非线性的特点,对进气量的精准预测比较困难。因此,对进气量实时精准预测的研究具有重要意义。目前关于生物氧化预处理进气量方面的研究并不多,文献[6]对单个氧化槽进气量预测建立了智能集成模型,将耗氧机理模型(Mechanism Model)和在线支持向量回归(Online Support Vector Machine Regression,OSVR)相结合来预测生物氧化槽进气量,但该方法无法实时更新模型参数,预测结果不够理想。文献[7]采用动态数据驱动的理念,基于时间序列自回归模型(Autoregressive model,AR)建立了单个和多个氧化槽进气量状态空间模型,结合实时数据进行精准预测,但是该方法忽略了外界环境的影响,存在着预测精度不够、预测误差过大的缺点。

数据同化综合考虑了观测值误差、上下边界条件误差、模型结构误差[8-9],可以把实时数据和预测数据进行加权融合,得到最优值,同时把最优值作为下一时刻的观测值,是提高预测精度的有效方法之一[10]。集合卡尔曼滤波算法是数据同化领域应用最多的算法之一,它在卡尔曼滤波算法的基础上,采用集合的思想,解决了实际应用中的背景误差协方差估计和预报困难问题,有效降低了迭代过程的计算量[11]。目前基于集合卡尔曼滤波的数据同化方法在水文领域的应用较多[12-13],但是在生物冶金领域的研究较少。

本文以基于气体管流质量守恒定律的连续性方程和运动守恒定律运动方程为控制方程,以控制理论为基础,引入 Preissmann 四点偏心隐格式差分方法,构造气体进气量和压强的状态空间模型。同时,利用 EnKF 算法构造数据同化预测模型,将实时观测值引入到预测系统中,优化进气量的预测值,并更新模型参数。本文旨在探究该数据同化预测模型对氧化槽进气量精准预测的可行性,为进气量精准预测和节能降耗提供一定的理论基础。

1　理论与方法

数据同化系统一般由模型算子、观测算子、同化算法和数据集组成。模型算子是同化系统的核心部分,同化系统需要模型算子预测下一时刻的状态变量,状态空间模型能够完整、准确地描述动态系统的行为。

1.1　气体管流控制方程

生物氧化预处理过程所需的气体通过输气管道输送,输气管道中气体流速不大,且动量幅度小,可忽略掉动量方程中的重力项。完善后的一维气体管流运动性方程和动量方程[14]可表示为:

$$\frac{\partial \rho}{\partial t}+\frac{1}{F}\frac{\partial(\rho Q)}{\partial x}=0 \tag{1}$$

$$\frac{\partial(\rho Q)}{\partial t}+\frac{\partial PF}{\partial x}+\frac{\partial}{\partial x}\left(\frac{\rho Q^2}{F}\right)+\frac{\lambda}{D}\frac{\rho Q^2}{2F}=0 \tag{2}$$

式中:t 和 x 分别为时间变量和管长变量;Q 为进气量,m^3;P 为压强,Pa;ρ 为密度,kg/m^3;F 为断面面积,m^2;λ 表示摩阻系数;D 表示管道直径,m。

1.2　控制方程的状态空间离散

方程(1)、(2)为双曲线性偏微分方程,很难直接求出解析解,一般情况下只能求得数值解。本文采用在水力学计算中常使用的 Preissmann 四点偏心隐式格式方法[15]对方程(1)、(2)离散,在离散换算时存在下列关系式:

$$\frac{1}{F_j^n+\Delta F_j}=\frac{1}{F_j^n\left(1+\frac{\Delta F_j}{F_j^n}\right)}\approx\frac{1}{F_j^n}\left(1-\frac{\Delta F_j}{F_j^n}\right)$$

$$\frac{1}{D_j^n+\Delta D_j}=\frac{1}{D_j^n\left(1+\frac{\Delta D_j}{D_j^n}\right)}\approx\frac{1}{D_j^n}\left(1-\frac{\Delta D_j}{D_j^n}\right)$$

$$(Q_j^n+\Delta Q_j)^2\approx(Q_j^n)^2+2Q_j^n\Delta Q_j$$

$$\Delta\rho_j=\frac{\mathrm{d}\rho_j^n}{\mathrm{d}P_j^n}\Delta P_j=\frac{\Delta P_j}{Z_j^n\mathrm{R}T_j^n}$$

$$\Delta D_j=\frac{\mathrm{d}D_j^n}{\mathrm{d}P_j^n}\Delta P_j$$

$$\Delta F_j=\frac{\mathrm{d}F_j^n}{\mathrm{d}P_j^n}\Delta P_j$$

$$\Delta\lambda_j=\frac{d\lambda_j^n}{dP_j^n}\Delta P_j$$

式中:R 表示气体常数;T 表示气体热力学温度;Z 表示压缩因子。

在线性化过程中把上述换算关系式代入,并略去 $\Delta F\Delta Q$、$\Delta F\Delta D\Delta P$ 之类的增量乘积项,方程(1)、(2)的离散结果可以写为统一形式:

$$A_{1j}\Delta Q_j+B_{1j}\Delta P_j+C_{1j}\Delta Q_{j+1}+D_{1j}\Delta P_{j+1}=E_{1j} \tag{3}$$

$$A_{2j}\Delta Q_j + B_{2j}\Delta P_j + C_{2j}\Delta Q_{j+1} + D_{2j}\Delta P_{j+1} = E_{2j} \tag{4}$$

式中，A、B、C、D、E 为离散格式系数，下标 j 表示断面编号，差分方程系数 v 取值为 $0.6 \leqslant v \leqslant 0.75$[15]，具体系数表达式如下：

$$A_{1j} = -\frac{4\Delta t v \rho_j^n}{\Delta x (F_j^n + F_{j+1}^n)}$$

$$B_{1j} = \frac{1}{Z_j^n R T_j^n}\left(1 - \frac{4\Delta t v Q_j^n}{\Delta x (F_j^n + F_{j+1}^n)}\right) - \frac{4\Delta t v (\rho_{j+1}^n Q_{j+1}^n - \rho_j^n Q_j^n)}{\Delta x (F_j^n + F_{j+1}^n)^2} \frac{\mathrm{d}F_j^n}{\mathrm{d}P_j^n}$$

$$C_{1j} = \frac{4\Delta t v \rho_{j+1}^n}{\Delta x (F_j^n + F_{j+1}^n)}$$

$$D_{1j} = \frac{1}{Z_{j+1}^n R T_{j+1}^n}\left(1 + \frac{4\Delta t v Q_{j+1}^n}{\Delta x (F_j^n + F_{j+1}^n)}\right) - \frac{4\Delta t v (\rho_{j+1}^n Q_{j+1}^n - \rho_j^n Q_j^n)}{\Delta x (F_j^n + F_{j+1}^n)^2} \frac{\mathrm{d}F_{j+1}^n}{\mathrm{d}P_{j+1}^n}$$

$$E_{1j} = -\frac{4\Delta t (\rho_{j+1}^n Q_{j+1}^n - \rho_j^n Q_j^n)}{\Delta x (F_j^n + F_{j+1}^n)}$$

$$A_{2j} = \rho_j^n\left[1 - \frac{v\Delta t Q_j^n}{F_j^n}\left(\frac{4}{\Delta x} - \frac{\lambda_j^n}{D_j^n}\right)\right]$$

$$B_{2j} = \frac{Q_j^n}{Z_j^n R T_j^n}\left[1 - \frac{v\Delta t Q_j^n}{F_j^n}\left(\frac{2}{\Delta x} - \frac{\lambda_j^n}{2D_j^n}\right)\right] - \frac{2v\Delta t F_j^n}{\Delta x} - \frac{2v\Delta t}{\Delta x}\frac{\mathrm{d}F_j^n}{\mathrm{d}P_j^n}\left[\rho_j^n - \frac{\rho_j^n (Q_j^n)^2}{(F_j^n)^2}\right] + \frac{v\Delta t \rho_j^n (Q_j^n)^2}{2D_j^n F_j^n}\frac{\mathrm{d}\lambda_j^n}{\mathrm{d}P_j^n} - \frac{v\Delta t \lambda_j^n \rho_j^n (Q_j^n)^2}{2D_j^n F_j^n}\left(\frac{1}{F_j^n}\frac{\mathrm{d}F_j^n}{\mathrm{d}P_j^n} + \frac{1}{D_j^n}\frac{\mathrm{d}D_j^n}{\mathrm{d}P_j^n}\right)$$

$$C_{2j} = \rho_{j+1}^n\left[1 + \frac{v\Delta t Q_{j+1}^n}{F_{j+1}^n}\left(\frac{4}{\Delta x} + \frac{\lambda_{j+1}^n}{D_{j+1}^n}\right)\right]$$

$$D_{2j} = \frac{Q_{j+1}^n}{Z_{j+1}^n R T_{j+1}^n}\left[1 + \frac{v\Delta t Q_{j+1}^n}{F_{j+1}^n}\left(\frac{2}{\Delta x} + \frac{\lambda_{j+1}^n}{2D_{j+1}^n}\right)\right] + \frac{2v\Delta t F_{j+1}^n}{\Delta x} + \frac{2v\Delta t}{\Delta x}\frac{\mathrm{d}F_{j+1}^n}{\mathrm{d}P_{j+1}^n}\left[\rho_{j+1}^n - \frac{\rho_{j+1}^n (Q_{j+1}^n)^2}{(F_{j+1}^n)^2}\right] + \frac{v\Delta t \rho_{j+1}^n (Q_{j+1}^n)^2}{2D_{j+1}^n F_{j+1}^n}\frac{\mathrm{d}\lambda_{j+1}^n}{\mathrm{d}P_{j+1}^n} - \frac{v\Delta t \lambda_{j+1}^n \rho_{j+1}^n (Q_{j+1}^n)^2}{2D_{j+1}^n F_{j+1}^n}\left(\frac{1}{F_{j+1}^n}\frac{\mathrm{d}F_{j+1}^n}{\mathrm{d}P_{j+1}^n} + \frac{1}{D_{j+1}^n}\frac{\mathrm{d}D_{j+1}^n}{\mathrm{d}P_{j+1}^n}\right)$$

$$E_{2j} = -\frac{2\Delta t}{\Delta x}(P_{j+1}^n F_{j+1}^n - P_j^n F_j^n) - \frac{2\Delta t}{\Delta x}\left(\frac{\rho_{j+1}^n (Q_{j+1}^n)^2}{F_{j+1}^n} - \frac{\rho_j^n (Q_{j+1}^n)^2}{F_j^n}\right) - \frac{\Delta t}{2}\left(\frac{\lambda_{j+1}^n \rho_{j+1}^n (Q_{j+1}^n)^2}{D_{j+1}^n F_{j+1}^n} + \frac{\lambda_j^n \rho_j^n (Q_j^n)^2}{D_j^n F_j^n}\right)$$

1.3 状态空间模型的构建

在 1.1、1.2 小节分析基础上，在本节构造出生物氧化槽进气量和压强的状态空间模型。

假设对任意断面 j，存在如下线性关系：

$$\Delta Q_j = G_j \Delta P_j + H_j \tag{5}$$

$$\Delta P_j = I_j \Delta Q_{j+1} + J_j \Delta P_{j+1} + K_j \tag{6}$$

把式(5)代入式(3)中，式(5)、式(6)代入式(4)中，可得到系数表达式：

$$I_j = -\frac{C_{1j}}{A_{1j}G_j + B_{1j}}$$

$$J_j = -\frac{D_{1j}}{A_{1j}G_j + B_{1j}}$$

$$K_j = \frac{E_{1j} - A_{1j}I_{1j}}{A_{1j}G_j + B_{1j}}$$

$$G_{j+1} = \frac{(A_{2j}G_j + B_{2j})K_j + D_{2j}}{(A_{2j}G_j + B_{2j})I_j + C_{2j}}$$

$$H_{j+1} = \frac{E_{2j} - (A_{2j}G_j + B_{2j})K_j - A_{2j}H_j}{(A_{2j}G_j + B_{2j})I_j + C_{2j}}$$

至此，仅需利用追赶法和式(5)、式(6)就可以求得任意时刻不同断面的进气量和压强。EnKF 算法需要构造进气量和压强的状态空间模型，以便对进气量和压强进行实时校正。

利用式(5)构造出进气量状态空间模型：

$$Q_{j_{t+1}} = Q_j^t + G_j \Delta P_j + H_j + \omega_{Q_t} \tag{7}$$

$$y_{Q_{t+1}} = h y_{t+1}(\mathrm{obs}) + \mu_{Q_{t+1}} \tag{8}$$

式中：ω_{Q_t} 表示模型在 t 时刻的进气量误差；$y_{t+1}\mathrm{obs}$ 表示 $t+1$ 时刻进气量观测值，观测误差为 $\mu_{Q_{t+1}}$，$y_{Q_{t+1}}$ 表示加上观测误差的进气量值；h 表示观测算子，当存在观测值时为 1，不存在观测值时为 0。

利用式(6)可构造出压强的状态空间模型：

$$P_{j_{t+1}} = P_{j_t} + I_j \Delta Q_{j+1} + J_j \Delta P_{j+1} + K_j + \omega_{P_{t+1}} \tag{9}$$

$$y_{P_{t+1}} = h y_{t+1}(\mathrm{obs}) + \mu_{P_{t+1}} \tag{10}$$

式中：$\omega_{P_{t+1}}$ 表示模型在 t 时刻的压强误差；$y_{t+1}(\mathrm{obs})$ 表示 $t+1$ 时刻实际压强观测值，测量误差为 $\mu_{P_{t+1}}$，$y_{P_{t+1}}$ 表示加上测量误差的压强值；h 表示观测算子。

式(7)描述了 $t+1$ 时刻进气量 Q 与 t 时刻的进气量 Q 的转换关系，且如果 $t+1$ 时刻存在测量值，则可以利用式(8)和集合卡尔曼滤波算法对预测进气量值进行优化，式(9)、式(10)同理。

2 数据同化

2.1 同化算法

卡尔曼滤波(KF)算法的核心是计算误差协方

差矩阵 P,而 P 的真值是未知的,计算 P 需要大量的机器时间和内存。EnKF 算法不需要直接算 P。EnKF 在 KF 的基础上引入集合预报的思想,通过集合预报的平均值代替真实值,从而间接地计算 P。

EnKF 方法基于先验随机进气量、压强预测模型,不断通过实际现场观测数据来修正预测数据,同时更新进气量、压强预测模型。EnKF 方法分为预测和分析两步:首先在没有观测值时,直接利用式(5)、式(6)追赶法直接计算进气量和压强;在存在观测值的时刻,引入观测值,通过 EnKF 进行分析,综合考虑边界误差和模型误差,对预测结果进行优化校正。

根据系统控制论,式(7)到式(10)可以写成统一的状态空间方程:

$$x_{t+1} = f(x_t, u_t, \sigma) + \zeta_t \tag{11}$$

$$y_{t+1} = hy_{t+1}(\text{obs}) + \mu_{t+1} \tag{12}$$

式中:f 表示动态系统模型;x_t 表示 t 时刻系统的状态变量;u_t 表示 t 时刻边界条件;σ 表示模型参数;ζ_t 表示 t 时刻预测误差;u_t 表示 $t+1$ 时刻的观测误差。

使用 EnKF 方法进行预测步骤如下:

1)在 t 时刻,对式(11)中的边界条件进行误差扰动:

$$u_t^i = u_t + \psi_t^i \ , \ \psi_t^i \in N(0, R^2), i = 1, \cdots, m \tag{13}$$

式中,u_t^i 表示 t 时刻边界条件集合中的第 i 个集合。ψ_t^i 为第 i 个集合成员误差;m 为集合成员个数;$N(0,R^2)$ 表示误差均值为 0、方差为 R 的正态分布。

2)将添加扰动后的边界条件代入式(11),可得到状态变量在 $t+1$ 时刻预测值:

$$x_{t+1}^{i-} = f(x_t^{i+}, u_t^i, \sigma) + \zeta_t^i \tag{14}$$

式中:x_t^{i+} 为 t 时刻第 i 个集合成员的优化值;x_{t+1}^{i-} 为 $t+1$ 时刻第 i 个集合成员的预测值;ζ_t^i 为(t)时刻第 i 个集合成员误差。

若 $t+1$ 时刻存在现场观测值,利用式(12)对观测值进行误差扰动:

$$y_{t+1}^i = hy_{t+1}(\text{obs}) + \mu_{t+1}^i \ , \ \mu_{t+1}^i \in N(0, V^2) \tag{15}$$

式中,y_{t+1}^i 表示($t+1$)时刻的第 i 个集合成员加上误差的观测值;

3)模型的预报误差分析为:

$$P_{t+1}^- h^T = \frac{1}{m-1}\sum_{i=1}^{m}[(x_{t+1}^{i-} - \bar{x}_{t+1}^-)(hx_{t+1}^{i-} - h\bar{x}_{t+1}^-)^T] \tag{16}$$

$$hP_{t+1}^- h^T = \frac{1}{m-1}\sum_{i=1}^{m}[(hx_{t+1}^{i-} - h\bar{x}_{t+1}^-)(hx_{t+1}^{i-} - h\bar{x}_{t+1}^-)^T] \tag{17}$$

其中:$\bar{x}_{t+1}^- = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m} x_{t+1}^{i-}$

4)更新预报,此时可得到集合成员的卡尔曼增益和优化值:

$$K_{t+1}^i = P_{t+1}^- h^T (hP_{t+1}^- h^T + \mu_{t+1}^i)^{-1} \tag{18}$$

$$x_{t+1}^{i+} = x_{t+1}^{i-} + K_{t+1}^i (y_{t+1}^i - hx_{t+1}^{i-}) \tag{19}$$

式中:K_{t+1}^i 表示第 $t+1$ 时刻第 i 个集合成员的卡尔曼增益。x_{t+1}^{i+} 表示第 $t+1$ 时刻的第 i 个集合成员的优化值。

2.2　数据同化流程

首先是进气量、压强状态空间模型的构建,其次确定计算总时间和集合成员个数,然后判断观测值是否存在,若没有则利用式(5)、式(6)和追赶法计算进气量、压强。如果有观测值,则开始模型计算。将模型计算得到的预测值和实际现场数据利用 EnKF 算法融合,得到进气量、压强优化值。最后判断计算时间是否到总时间 T,若没有,则把 t 时刻的预测值作为 $t+1$ 时刻的初始值,并进行 $t+1$ 时刻的计算流程。图 1 是进气量、压强数据同化的计算流程。

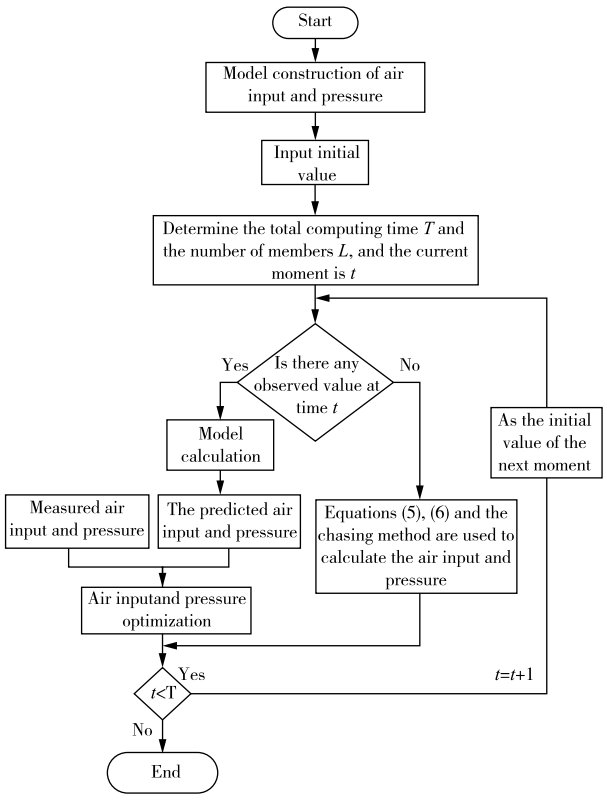


图 1　数据同化技术路线图

Fig. 1　Data assimilation technology roadmap

3 结果与分析

本文的研究对象是新疆某氰化提金厂的生产过程，其工艺为 4 级氧化处理过程。选取该提金厂一段时间的生产数据进行预处理（去掉不合格的数据，补充缺失的数据），得到输气管道两个测量点各 100 组有效数据。所用方法记作 M-EnKF，M-EnKF 以该 200 组数据为样本，并在 Matlab 平台进行仿真分析。在模型计算中，时间步长选取 1 h、空间步长选择 1 m、管长 20 m 共计 20 个断面、管道直径 30 cm。

选用文献[6-7]方法作为对比。文献[6]用化学原理建立的机理模型和 OSVR 集成，记为 M-OSVR；文献[7]模型采用基于时间序列的自回归模型，同化算法使用 KF 算法，记作 KF-AR。为了分析本文方法的优劣性，使用平均相对误差（MRE）、均方根误差（RMSE）和平均绝对误差（MAR）、作为评价标准，其定义如下：

$$\mathrm{MRE}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\frac{|\hat{y}_t-y_t|}{y_t}$$

$$\mathrm{MAE}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|\hat{y}_t-y_t|$$

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(\hat{y}_t-y_t)^2}$$

预测结果见图 2 和表 1。图 2 是三种方法进气量预测值和实际值的拟合情况。表 1 是三种方法的预测效果。

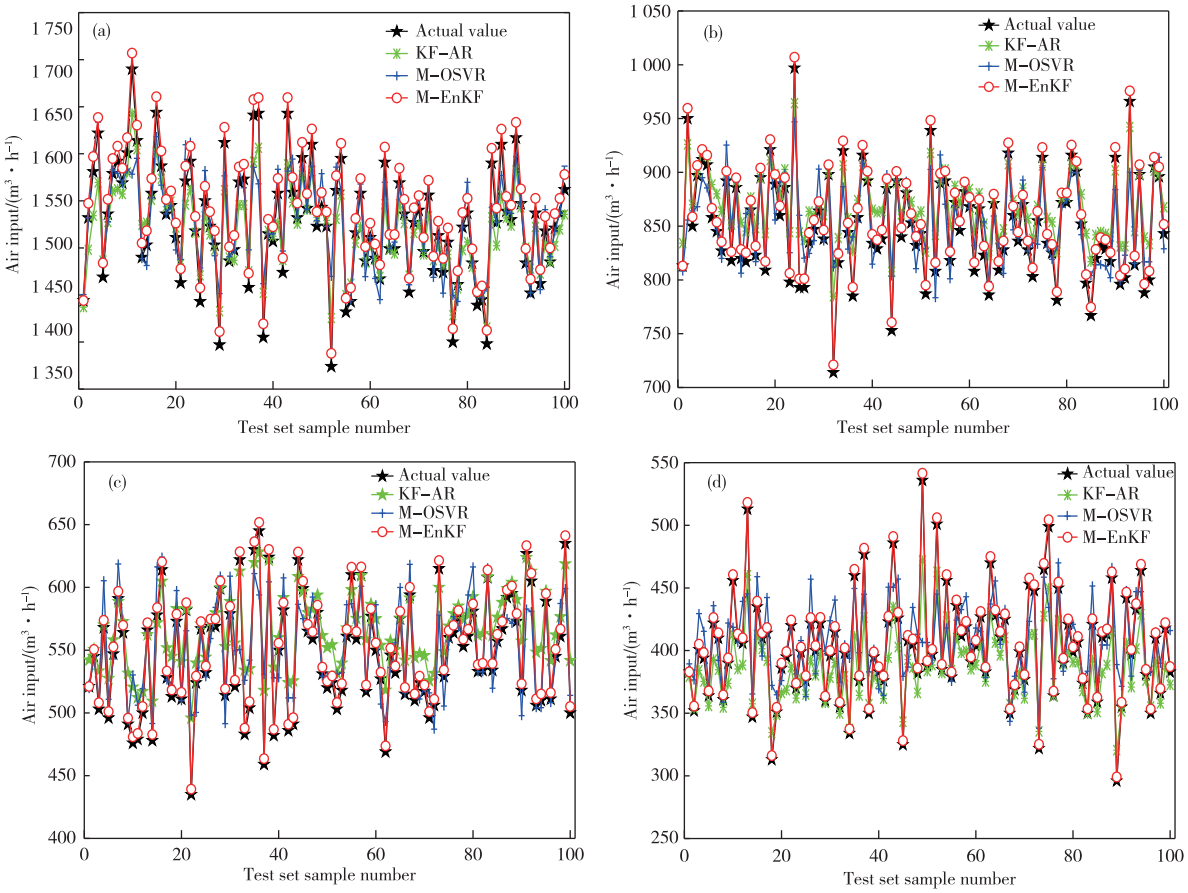


图 2 生物氧化预处理过程进气量预测结果图

（a）一级氧化；（b）二级氧化；（c）三级氧化；（d）四级氧化

Fig. 2 The prediction results of air intake in biological oxidation pretreatment process are as follows:

(a) Primary oxidation; (b) Secondary oxidation; (c) Tertiary oxidation; (d) Quaternary oxidation

表 1　进气量预测效果对比

Table 1　Comparison of prediction results of air intake

Oxidation grade	Method	MAE	MRE	RMSE
1	KF-AR	19.558 3	0.011 6	24.571 9
	M-OSVR	17.446 5	0.011 4	27.192 4
	M-EnKF	15.278 5	0.009 0	15.367 2
2	KF-AR	21.615 0	0.022 0	26.205 4
	M-OSVR	18.658 1	0.022 2	26.264 8
	M-EnKF	8.536 7	0.008 6	8.594 4
3	KF-AR	20.548 9	0.031 9	25.024 0
	M-OSVR	18.543 5	0.034 2	24.332 2
	M-EnKF	5.463 0	0.008 5	5.511 8
4	KF-AR	19.626 0	0.036 6	23.873 6
	M-OSVR	21.129 9	0.052 8	28.924 4
	M-EnKF	4.040 2	0.007 5	4.086 9

从图 2 和表 1 数据可以看出,三种方法对四级氧化预处理过程进气量预测情况。从图 2(a)上看 EnKF 机理分析法(M-EnKF)拟合情况对比于 KF 时间序列方法(KF-AR)和 KF 时间序列方法(KF-AR)的拟合情况,M-EnKF 稍优,但并没有明显的优势。在剩余(b)、(c)、(d)图中 M-EnKF 的拟合情况明显更接近实际值,拟合情况显著优于 KF-AR和 M-OSVR。从表 1 中可以看到三种方法的具体分析,在一级氧化中所需气体量最大,由于数据值大,且方差较大,三种方法预测精度相差不大,预测误差都偏大,但 M-EnKF 方法最优;随着氧化预处理级数的升高,所需的气体减少,方差减小,M-EnKF预测误差显著减小,预测精度更高;而对比方法中 KF-AR 预测精度变化不大,M-OSVR 方法中预测精度降低幅度不大,但该方法中均方根误差过大,说明预测值的离散程度大。因此,可以说明在生物氧化槽进气量预测上 M-EnKF 优于 KF-AR 和 M-OSVR,M-EnKF 更适用于生物氧化槽进气量预测,且在数据值较小,方差也小的情况下进气量预测精度明显优于 KF-AR 和 M-OSVR。

4　结论

1)根据生物氧化槽输气管道的物理化学机理分析得到一维管道偏微分方程,并引入 Preissmann 隐式格式方法求解,可成功构造出气体流量和压强状态空间方程。

2)结合 EnKF 算法仿真测试,仿真结果表明通过输气管道机理分析建立的进气量状态空间方程适用于生物氧化槽进气量预测;建立的状态空间方程和集合卡尔曼滤波算法构成的数据同化系统,可以更为精确地对流量压强进行实时预测。在未来的研究中将考虑把断面中压强、摩阻系数等因素的变化融入算法中,并研究 EnKF 算法的改进。

参考文献:

[1] 王帅,李超,李宏煦. 难浸金矿预处理技术及其研究进展[J]. 黄金科学技术,2014,22(4):129-134.
WANG Shuai,LI Chao,LI Hongxu. Research progress of pretreatment technologies of refractory gold ores[J]. Gold Science and Technology,2014,22(4):129-134.

[2] NAN X Y,CAI X,KONG J. Pretreatment process on refractory gold ores with As[J]. Isij International,2014,54(3):543-547.

[3] 韩文杰,吕明,周同,等. 微生物技术在金矿提金中的应用与展望[J]. 生物技术通讯,2016,27(5):738-742.
HAN Wenjie, LV Ming, ZHOU Tong, et al. Application and prospect of microbial technology in the extraction of gold[J]. Letters in Biotechnology,2016,27(5):738-742.

[4] 谢纪元,刘青廷,朱战胜. 烟台市黄金冶炼厂金精矿生物氧化—氰化提金工艺[J]. 黄金,2003,24(9):31-32.
XIE Jiyuan, LIU Qingting, ZHU Zhansheng. The technology of bio-oxidation—cyaniding of refractory gold concentrate of Yantai City Gold smeltery[J]. Gold,2003,24(9):31-32.

[5] CAI X,NAN X Y,GAO B P. Oxygen supply prediction model based on IWO-SVR in bio-oxidation pretreatment[J]. Engineering Letters,2015,23(3):173-179.

[6] 蔡鑫,南新元,高丙朋,等. 生物氧化预处理过程中进气量预测智能集成模型的建立[J]. 湿法冶金,2016,35(4):288-292.

CAI Xin, NAN Xinyuan, GAO Bingpeng, et al. Establishment of Intelligent Integrated Model for Predicting Air Input in Process of Bio-oxidation Pretreatment[J]. Hydrometallurgy of China, 2016, 35(4):288-292.

[7] 孙振华,南新元,蔡鑫.基于动态数据驱动的生物氧化槽进气量预测[J].计算机工程,2018,488(6):285-288.
SUN Zhenhua,NAN Xinyuan,CAI Xin. Prediction for air input of bio-oxidation tank based on dynamic data driven[J]. Computer Engineering, 2018, 488(6):285-288.

[8] TALAGRAND O. Assimilation of observations, an introduction.[J]. Journal of the Meteorological Society of Japan,1997,75:191-209.

[9] 马建文,秦思娴.数据同化算法研究现状综述[J].地球科学进展,2012,(7):47-57.
MA Jianwen, Qin Sixian. Recent advances and development of data assimilation algorithms[J]. Advances in Earth Science,2012,(7):47-57.

[10] STOCKLI R,RUTISHAUSER T,DRAGONI D,et al. Remote sensing data assimilation for a prognostic phenology model[J]. Journal of Geophysical Research Biogeosciences,2015,113(G4):636-639.

[11] SAKOV P,EVENSEN G,BERTINO L. Asynchronous data assimilation with the EnKF[J]. Tellus A,2010, 62(1):24-29.

[12] GHARAMTI M E, KADOURA A, VALSTAR J, et al. Constraining a compositional flow model with flow-chemical data using an ensemble-based Kalman filter[J]. Water Resources Research, 2014, 50(3): 2444-2467.

[13] 刘琨,黄冠华.基于集合卡尔曼滤波法的二维土壤水流状态变量和参数联合估计[J].水利学报,2019,50(3):121-130.
LIU Kun,HUANG Guanhua. Joint state and parameter estimation of two-dimensional soil water flow model based on Ensemble Kalman filter method[J]. Journal of Hydraulic Engineering,2019,50(3):121-130.

[14] 王树立,赵会军.输气管道设计与管理[M].北京:化学工业出版社,2011:86-90.
WANG Shuli,ZHAO Huijun. Design and management of gas pipelines[M]. Beijing:Chemical Industry Press, 2011:86-90.

[15] 汪德爟.计算水力学理论与应用[M].北京:科学出版社,2011:145-151.
WANG Deguan. Computational hydraulics theory and application[M]. Beijing:Science Press,2011:145-151.