

补偿模型误差的采油过程多目标优化

刘 潭, 高宪文[†], 王丽娜

(东北大学 信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110819)

摘要: 通过对采油过程的分析, 本文建立了以最大化区块产油量和最小化单位产油量综合能耗为目标的优化模型. 针对单位产油量综合能耗模型的输出与实际值存在较大误差, 利用高斯混合模型(GMM)对单位产油量综合能耗混合模型误差特性进行描述, 实现对模型的误差补偿, 并将误差补偿后的单位产油量综合能耗引入到已建的优化模型中, 使得优化结果更接近实际最优值. 在此基础上, 采用带精英策略的快速非支配排序遗传算法(NSGA-II)用于所建的多目标优化模型求解. 最后, 以某采油作业区一区块生产过程为例进行仿真验证, 结果表明了所建模型和优化算法的有效性.

关键词: 采油过程; 多目标优化; 单位产油量综合能耗; 误差补偿; 高斯混合模型; 非支配排序遗传算法

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A

Multi-objective optimization for oil production process with compensating model error

LIU Tan, GAO Xian-wen[†], WANG Li-na

(College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang Liaoning 110819, China)

Abstract: Through analyzing the oil production process, we build an optimization model for maximizing the oil production of block and minimizing comprehensive energy consumption for per-ton oil as the performance index. Considering the large difference between the model output of comprehensive energy consumption for per-ton oil and the actual value, we adopt a Gaussian mixture model (GMM) to describe the error characteristics of comprehensive energy consumption for per-ton oil hybrid model. The model error compensation is first implemented, and then the comprehensive energy consumption for per-ton oil is introduced into the built optimization model to make the optimization results further closer to the actual optimum. On this basis, a fast elitist non-dominated sorting genetic algorithm (NSGA-II) is adopted for solving the established multi-objective optimization model. A production process in a block of an oil production operation area is taken as an example for simulation; the results show the effectiveness of the built model and the proposed optimization algorithm.

Key words: oil production process; multi-objective optimization; comprehensive energy consumption for per-ton oil; error compensation; Gaussian mixture model; NSGA-II

1 引言(Introduction)

随着石油不断开采, 油田采油普遍面临着一系列问题. 如地层能量相对下降、综合含水越来越高、地面集输系统负荷下降、效率低下、吨油成本上升. 这些会造成采油行业资源的浪费和环境的污染, 且严重影响石油工业的可持续发展. 因此, 如何实现采油过程优化控制成为该行业亟待解决的问题.

在机采系统方面, 文献[1]以给定产量为约束, 以能耗最低为优化设计的目标函数. 文献[2]以有杆抽油系统抽汲参数为决策变量, 以系统效率最高为优化设计的目标函数进行研究, 结果表明在技术装备一定的

条件下优化抽汲参数可以显著地提高机采系统效率, 并在实践中取得良好的应用效果. 针对单井为研究对象存在的不足, 文献[3]建立了以区块整体输入功率最低为目标, 以原油计划产量为约束的区块整体优化设计模型, 达到了机采系统区块总耗电量最低的目标. 在原油集输系统运行参数优化方面, 也有很多学者进行了研究^[4-6], 主要以系统生产运行费用最小为优化设计的目标函数.

虽然很多学者提出了采油过程各相关系统建模与优化方法, 并且这些方法在缓解能源消耗、降低采油成本、提高经济效益中取得了一定成效, 但缺少整体

收稿日期: 2014-09-24; 录用日期: 2015-02-02.

[†]通信作者. E-mail: gaolianwen@ise.neu.edu.cn; Tel.: +86 24-83684946.

国家自然科学基金重点项目(61034005)资助.

Supported by National Nature Science Foundation of China (61034005).

上的统一考虑^[7],且均以单个目标为研究对象.

本文从总体出发,在已有文献的基础上,通过分析油气生产过程的特点,首先构建以区块整体采油量最高和单位产油量综合能耗最小为目标的采油过程多目标优化模型,并提出了一种误差补偿方法对单位产油量综合能耗模型进行补偿,减小了模型与实际过程之间的误差.针对优化模型的多目标性和多变量性,引入非支配排序遗传算法(non-dominated sorting genetic algorithm, NSGA-II)^[8]对所建的优化模型进行求解,求出的Pareto集整体收敛性好,并且局部具有多样性.最后,以某采油作业区一区块生产过程为例进行仿真,结果验证了提出方法的有效性 with 优越性.

2 采油过程工艺描述(Description of oil production process)

本文以某采油作业区某一整体区块为背景,其油气生产过程如图1所示.

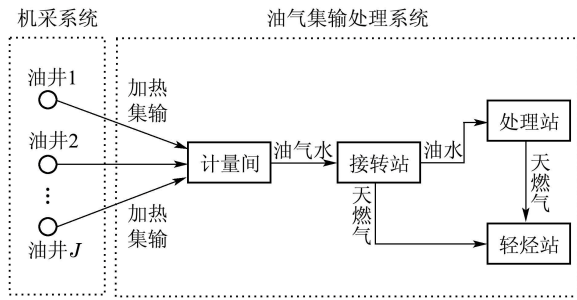


图1 油气生产过程基本流程图

Fig. 1 Basic flowchart of oil production process

从图1中可以看出,该生产过程主要包括机采系统和油气集输处理系统.油井产出的油气水混合液体经过井口加热炉加热后通过集输管道被送至计量站进行计量,然后输送到接转站进行气液分离,分离出来的天然气经输气管道被输送至轻烃站进行处理回收,而分离出来的油水混合液经输油管道被输送至原油处理站进行原油脱水、原油稳定等相应处理,最终脱水原油入库或外输.其中,综合能耗主要指机采系统的动力消耗(电耗)和集输系统的热力消耗(天然气消耗)和动力消耗(电耗).

3 区块整体产油量与单位产油量综合能耗仿真模型(Simulation models of overall oil production of block and comprehensive energy consumption for per ton oil)

3.1 区块整体产油量(Overall oil production of block)

整体产油量为采油区块中各油井产油量之和:

$$Q_0 = \sum_{j=1}^J Q_j (1 - n_{wj}), \quad (1)$$

式中: Q_0 为区块整体产油量, m^3/d ; n_{wj} 为第 j 口抽油机井的含水率; J 为区块内抽油机井数; Q_j 为采油区

块中第 j 口抽油机井日产液量, m^3/d ,由下式求得:

$$Q_j = \frac{1440\pi D_j^2 S_j n_j \alpha_j}{4}, \quad (2)$$

式中: D_j 为第 j 口抽油机井的泵径, m ; S_j 为相应油井悬点冲程长度, m ; n_j 为悬点冲程冲次, min^{-1} ; α_j 为相应油井的泵效,即排量系数,%,如下式计算:

$$\alpha_j = \eta_{js} \eta_{jF} \eta_{jL} \eta_{jV}, \quad (3)$$

η_{js} , η_{jF} , η_{jL} , η_{jV} 分别为抽油机井的柱塞有效冲程系数、充满系数、漏失系数和沉没压力条件下溶气原油的体积系数,可由下式计算:

$$\begin{cases} \eta_s = S_{\text{pmup}}/S, \\ \eta_F = \frac{1}{1+R} \left\{ 1 - \frac{KR}{1+R(p_s/p_d)^{1/k}} [1 - (p_s/p_d)^{1/k}] \right\}, \\ \eta_L = \frac{A_p S \eta_s \eta_F \eta_V - \Delta Q}{A_p S \eta_s \eta_F \eta_V}, \\ \eta_V = 1/[(1-n_w)B_{\text{ops}} + n_w B_{\text{wps}}], \end{cases} \quad (4)$$

式中: S_{pmup} 为柱塞有效冲程长度, m ; K 为余隙系数; R 为泵吸入口气液比, m^3/m^3 ; p_s 和 p_d 分别为沉没压力和排出压力, Pa ; k 为天然气多变过程指数; ΔQ 为液体经柱塞与泵筒之间的间隙漏失量, m^3 ; B_{ops} 和 B_{wps} 分别为泵吸入口条件下,泵筒内原油体积系数和水的体积系数. ΔQ , B_{ops} 和 R 由下式计算^[9-10]:

$$\Delta Q = \frac{\pi D \Delta p \delta^3 (1 + 3\epsilon^2/2) T_u}{12\mu L_c},$$

$$B_{\text{ops}} = \begin{cases} B_{o1} + C_{b1} p, & p \leq p_b, \\ B_{o2} - C_{b2} (p - p_b), & p \geq p_b, \end{cases} \quad (5)$$

$$R = (1 - n_w) (S_p - S_s) \frac{p_{st} T_s Z_s}{T_{st} p_s},$$

式中: Δp 为上冲程柱塞上下压力差, Pa ; δ 为柱塞与泵筒间平均半径内隙, m ; ϵ 为相对偏心率; T_u 为柱塞上冲程时间, s ; μ 为混合液动力粘度, $\text{Pa} \cdot \text{s}$; L_c 为柱塞长度, m ; B_{o1} , B_{o2} , C_{b1} , C_{b2} 为常数; p 和 p_b 为地层压力和饱和压力, Pa ; S_p 为油井汽油比, m^3/m^3 ; $S_s = \alpha_s (p_s - p_{st})$ 为泵吸入口溶解汽油比, m^3/m^3 ; 不同汽油比会影响充满系数,进而影响泵效和产液量; α_s 为溶解度系数, $\text{m}^3/(\text{m}^3 \cdot \text{Pa})$; p_{st} 为标准压力, Pa ; T_{st} 和 T_s 分别为标准温度和泵吸入口温度, K ; Z_s 为天然气压缩因子.

由式(3)–(5)可知,在油藏特性、原油物性以及抽汲参数(S, n, D, L)一定的条件下,泵效 α 只是沉没压力 p_s 的函数,又根据油井产能协调方程及流压与沉没压力之间的关系可得

$$\begin{cases} Q_{\max} \left\{ 1 - 0.2 \left(\frac{p_{jf}}{p_{jr}} \right) - 0.8 \left(\frac{p_{jf}}{p_{jr}} \right)^2 \right\} = \\ \frac{1440\pi D_j^2 S_j n_j \alpha_j}{4}, \\ p_{jf} = p_{js} + (L_z - L) \rho_m g, \end{cases} \quad (6)$$

式中: p_{jf} , p_{jr} 和 p_{js} 分别为第 j 口抽油机井流动压力、静压及沉没压力, Pa; L_z 为油层中部深度, m; L 为下泵深度, m.

注1 在油藏特性与原油物性一定的条件下, 根据式(3)–(5)可以求出 α_j 与 p_{js} 之间关系, 将其代入式(6)可以求出不同抽汲参数下对应的 p_{jf} 与 p_{js} , 进而求得相应的 α_j , 将 α_j 代入式(2), 根据式(1)–(2)即可求出整体的产油量 Q_0 .

由上可知, 整体产油量 Q_0 是每口油井抽汲参数的函数, 即 $Q_0 = f(S, n, D, L)$.

3.2 单位产油量综合能耗(Comprehensive energy consumption for per ton oil)

单位产油量综合能耗为生产1吨原油的能源消耗, 可表示为

$$y = [Q_g Q_{DW} + (W_1 + W_2)R]/R_1, \quad (7)$$

式中: y 为单位产油量综合能耗, kg/t; Q_{DW} , R 和 R_1 分别为燃料低位发热值, kJ/m³、电能转换系数, kJ/(kW·h)和每1kg标准煤的热当量值, kJ/kg, 均为常数; W_1 和 W_2 分别为机采系统与集输系统电能单耗, (kW·h)/t; Q_g 为集输系统燃气单耗, m³/t, 可根据下式求得:

$$\begin{cases} W_1 = \sum_{j=1}^J W_{1j}/G_0, \\ W_2 = Q_{PT}/(\eta_p R G_0), \\ Q_g = Q_{Tt}/(\eta_T Q_{DW} G_0), \end{cases} \quad (8)$$

式中: $W_{1j} = P_j t$ 为第 j 口抽油机井日电能消耗, kW·h; P_j 为抽油系统输入功率, kW, 可由式(9)计算; t 为抽油机井及输油管道的日运行时间, h; $G_0 = Q_0 \rho_0$, t/d; ρ_0 为原油密度, t/m³;

$$P = (1/t) \int_0^t N_M dt, \quad (9)$$

式中: N_M 为电动机瞬时输入功率, kW,

$$N_M = N_{MO} + P_0 + [(1/\eta_N - 1)P_N - P_0]\beta^2, \quad (10)$$

式中: $N_{MO} = M_N \omega \eta_{MB}^k$ 为电动机瞬时输出功率, kW; M_N 为曲柄轴净扭, N·m; 可根据相关文献[9]计算, ω 为抽油机曲柄角速度, 1/s; η_{MB}^k 为抽油机皮带减速箱传动效率; $k = \pm 1$; P_0 和 P_N 分别为电机空耗功率和额定功率, kW; η_N 为电机额定效率; $\beta = N_{MO}/P_N$ 为电机瞬时功率利用率, 即电机负载率. 当技术装备与管理水平一定时, 系统输入功率为油井抽汲参数和电机额定功率 P_N 的函数[3].

Q_T 和 Q_P 分别为集输管道总散热损失和总压力损失, kJ/h; 可由式(11)计算, η_T , η_p 为设备效率,

$$\begin{cases} Q_P = \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=1}^P Q_i^j (p_i^j - p_{mi}^j), \\ Q_T = \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=1}^P C_i^j \rho_i^j Q_i^j (T_i^j - T_{mi}^j), \end{cases} \quad (11)$$

式中: N 为管网级数, 各油井为1级, 计量站为第2级, 接转站为第3级; P 为各级相应的节点数; Q_i^j 为第 i 级中第 j 个管段的混合液体积流量, m³/h; ρ_i^j 为相应管段中的混合液密度, t/m³; $T_i^j - T_{mi}^j$ 和 $p_i^j - p_{mi}^j$ 分别为相应管段的温降和压降, 可根据相关公式[11]计算:

$$T_{mi}^j = (T_i^j - T_0) e^{-K_1 \pi d_i^j l_i^j / (C_i^j G_i^j)} + T_0, \quad (12)$$

式中: T_i^j 和 T_{mi}^j 为第 i 级中第 j 个管段起、末点温度, °C; T_0 为管外环境温度, °C; d_i^j 和 l_i^j 为相应管段外径和长度, m; G_i^j 为相应管段介质流量, kg/s; C_i^j 为管段内介质比热, J/(kg·°C); K_1 为管内流体到管外环境总传热系数, W/(m²·°C).

集油管道压降如下式所示:

$$\begin{cases} (p_i^j)^2 - (p_{mi}^j)^2 = 23387 \mu_i^j \eta_i^j T_{ai}^j G_i^j l_i^j / [d_g (d_i^j)^4], \\ (p_i^j)^2 - (p_{mi}^j)^2 = \frac{138.6 (\mu_i^j)^{0.25} \eta_i^j (\eta_i^j + 1)^{0.75}}{d_g (d_i^j)^{4.75} / (Z_s T_{ai}^j (G_i^j)^{1.75} l_i^j)}, \\ (p_i^j)^2 - (p_{mi}^j)^2 = \frac{48.33 (\mu_i^j)^{0.128} \eta_i^j (\eta_i^j + 1)^{0.877}}{d_g (d_i^j)^{4.877} / (Z_s T_{ai}^j (G_i^j)^{1.78} l_i^j)}, \\ (p_i^j)^2 - (p_{mi}^j)^2 = \frac{465.27 \lambda_i^j \eta_i^j (\eta_i^j + 1)}{d_g (d_i^j)^5 / (Z_s T_{ai}^j (G_i^j)^2 l_i^j)}, \end{cases} \quad (13)$$

式中: p_i^j 和 p_{mi}^j 分别为第 i 级中第 j 个管段起、末点压力, Pa; μ_i^j 为相应管段介质运动粘度, m²/s; η_i^j 为管段中气液质量比; T_{ai}^j 为管段中介质平均温度, °C; d_g 为天然气相对密度; λ_i^j 为相应管段水力摩阻系数. 输气管道压降如式(14)所示:

$$p_i^j - p_{mi}^j = \frac{0.4104 (G_i^j)^2 d_g Z_s T_{ai}^j l_i^j}{(d_i^j)^{5.33}}. \quad (14)$$

由式(11)–(14)分析可知, 油气输送管道系统能耗与井口加热温度、输油泵扬程、油井产液量等存在一定关系.

由上述分析可知, y 是每口油井抽汲参数 S, n, D, L , 电机额定功率 P_N , 井口加热温度 T_w 及输油泵扬程 H 的函数, 即可表示为

$$y = f(S, n, D, L, P_N, T_w, H).$$

4 采油过程多目标优化模型(Multi-objective optimization model of oil production process)

通过分析油气生产过程基本流程并参考文献[1–2, 5–6], 选取对产油量和单位产油量综合能耗起关键作用的变量作为决策变量, 即

$$\mathbf{X} = \{S, n, D, L, P_N, T_w, H\}, \quad (15)$$

式中: S, n, D, L, P_N, T_w, H 分别为油井的悬点冲程、冲次、泵径、下泵深度、电动机额定功率、井口加热温度及输油泵扬程向量. 并根据第3节中的目标函

数,进而可得油气生产过程多目标优化模型为

$$\begin{aligned} & \max Q_0, \min y, \\ & \text{s.t.} \begin{cases} S_{\min} \leq S \leq S_{\max}, \\ n_{\min} \leq n \leq n_{\max}, \\ L \leq L_z - 10, \\ D_{\min} \leq D \leq D_{\max}, \\ P_{N\min} \leq P_N \leq P_{N\max}, \\ T_{w\min} \leq T \leq T_{w\max}, \\ H_{\min} \leq H \leq H_{\max}, \\ T_i \geq [T_{oil}] = T_{sol} + t_{range}, \\ T_o \leq T_{omax}, \\ p_{qj} \leq [p_o], \\ p_z \geq [p_1]. \end{cases} \quad (16) \end{aligned}$$

式(16)的约束条件中,前7个不等式为运行参数约束,即每口抽油机井冲程、冲次下泵深度、井口加热温度等都需满足一定上下限范围.第8个不等式为进站温度约束,即为保证原油的正常生产,防止在原油输送过程中发生凝固,集油管线进站温度一般高于凝固点(3~5)°C.第9个不等式为出站温度约束,即为了保证管线安全运行,规定输油管线出转油站的温度小于最大允许温度.第10-11个不等式分别为井口回压及进站压力约束.其中: S_{\max} 和 S_{\min} 为冲程向量约束上下限; n_{\max} 和 n_{\min} 为冲次向量约束上下限; D_{\max} 和 D_{\min} 为泵径向量约束上下限; $T_{w\max}$ 和 $T_{w\min}$ 为井口加热温度向量约束上下限; H_{\max} 和 H_{\min} 为泵扬程向量约束上下限; T_{sol} 为原油凝固温度,°C; t_{range} 代表一个温度范围,文中取为 $t_{range} = (3 \sim 5)^\circ\text{C}$; T_{omax} 为最大允许出站温度,°C; p_z 为集油管线进站压力,Pa; $[p_1]$ 为相应最低压力允许值,Pa.

5 基于综合能耗补偿模型的采油过程多目标优化(Multi-objective optimization for oil production process based on compensation model of comprehensive energy consumption)

对生产过程实施优化控制,前提是建立准确的过程模型^[12],由于整个采油过程的复杂性,且一些假设条件的存在,使得单位产油量综合能耗模型与实际过程存在较大误差,综合能耗混合模型则是将机理模型与最小二乘-支持向量机(LS-SVM)模型^[13]相结合而构成的^[14],该混合模型在一定程度上提高了单位产油量综合能耗的预测精度,但由于油气生产过程中一些不确定信息的影响,该模型不能非常准确地反映实际过程,模型误差仍然存在,会给优化结果的可靠性带来很大的影响.因此,为提高采油过程优化结果的可靠性,本文在综合能耗混合模型基础上,采用高斯混

合模型(Gaussian mixture model, GMM)对综合能耗误差特性进行描述,进而实现误差补偿.

5.1 高斯混合模型预测误差补偿(Prediction error compensation for Gaussian mixture model)

GMM可以用来估计任意的概率分布密度函数.因此,在综合能耗混合模型的基础上,利用GMM对单位产油量综合能耗误差特性进行描述.

将综合能耗混合模型误差和操作变量作为GMM模型输入变量向量,即

$$\mathbf{x} = [e \ \mathbf{x}_{e-}]^T \in \mathbb{R}^m, \quad (17)$$

式中: $e = y_{\text{actual}} - y_c$, y_c 为单位产油量综合能耗混合模型预测值, y_{actual} 为单位产油量综合能耗实际值, $\mathbf{x}_{e-} = \{S, n, D, L, P_N, T_w, H\}$.则在相应操作变量 \mathbf{x}_{e-} 下误差 e 的条件误差均值 $\mu_{e|x_{e-}}$ 和条件误差方差 $\Sigma_{e|x_{e-}}$ 可简单推导如下:

由 $\mathbf{x} = [e \ \mathbf{x}_{e-}]^T$ 可得

$$\begin{cases} \boldsymbol{\mu} = (\boldsymbol{\mu}_e, \boldsymbol{\mu}_{x_{e-}})^T, \\ \boldsymbol{\Sigma} = \begin{bmatrix} \Sigma_{ee} & \Sigma_{ex_{e-}} \\ \Sigma_{x_{e-}e} & \Sigma_{x_{e-}x_{e-}} \end{bmatrix}, \\ \boldsymbol{\Sigma}^{-1} = \boldsymbol{\Lambda} = \begin{bmatrix} \Lambda_{ee} & \Lambda_{ex_{e-}} \\ \Lambda_{x_{e-}e} & \Lambda_{x_{e-}x_{e-}} \end{bmatrix}, \end{cases} \quad (18)$$

则高斯分布中指数的二次形可以表示为

$$\begin{aligned} & -\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) = \\ & -\frac{1}{2}(\mathbf{x}_e - \boldsymbol{\mu}_e)^T \Lambda_{ee}(\mathbf{x}_e - \boldsymbol{\mu}_e) - \\ & \frac{1}{2}(\mathbf{x}_e - \boldsymbol{\mu}_e)^T \Lambda_{ex_{e-}}(\mathbf{x}_{e-} - \boldsymbol{\mu}_{x_{e-}}) - \\ & \frac{1}{2}(\mathbf{x}_{e-} - \boldsymbol{\mu}_{x_{e-}})^T \Lambda_{x_{e-}e}(\mathbf{x}_e - \boldsymbol{\mu}_e) - \frac{1}{2}(\mathbf{x}_{e-} - \\ & \boldsymbol{\mu}_{x_{e-}})^T \Lambda_{x_{e-}x_{e-}}(\mathbf{x}_{e-} - \boldsymbol{\mu}_{x_{e-}}). \end{aligned} \quad (19)$$

等式(19)左侧可以展开如下:

$$\begin{aligned} & -\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) = \\ & -\frac{1}{2}\mathbf{x}^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}\mathbf{x} + \mathbf{x}^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}\boldsymbol{\mu} + a. \end{aligned} \quad (20)$$

其中 a 为独立于 \mathbf{x} 的条件.又由式(19)可知

$$\begin{aligned} & -\frac{1}{2}(\mathbf{x}_e - \boldsymbol{\mu}_e)^T \Lambda_{ee}(\mathbf{x}_e - \boldsymbol{\mu}_e) - \frac{1}{2}(\mathbf{x}_e - \boldsymbol{\mu}_e)^T \Lambda_{ex_{e-}} \cdot \\ & (\mathbf{x}_{e-} - \boldsymbol{\mu}_{x_{e-}}) - \frac{1}{2}(\mathbf{x}_{e-} - \boldsymbol{\mu}_{x_{e-}})^T \Lambda_{x_{e-}e}(\mathbf{x}_e - \boldsymbol{\mu}_e) - \\ & \frac{1}{2}(\mathbf{x}_{e-} - \boldsymbol{\mu}_{x_{e-}})^T \Lambda_{x_{e-}x_{e-}}(\mathbf{x}_{e-} - \boldsymbol{\mu}_{x_{e-}}) = \\ & -\frac{1}{2}\mathbf{x}_e^T \Lambda_{ee}\mathbf{x}_e + \mathbf{x}_e^T \{\Lambda_{ee}\boldsymbol{\mu}_e - \Lambda_{ex_{e-}}(\mathbf{x}_{e-} - \boldsymbol{\mu}_{x_{e-}})\}. \end{aligned} \quad (21)$$

由式(20)等于式(21)可知

$$\begin{cases} \Sigma_{e|x_{e-}} = \Lambda_{ee}^{-1}, \\ \mu_{e|x_{e-}} = \\ \Sigma_{e|x_{e-}} \{ \Lambda_{ee} \mu_e - \Lambda_{ex_{e-}} (\mathbf{x}_{e-} - \mu_{x_{e-}}) \} = \\ \mu_e - \Lambda_{ee}^{-1} \Lambda_{ex_{e-}} (\mathbf{x}_{e-} - \mu_{x_{e-}}). \end{cases} \quad (22)$$

由于

$$\begin{bmatrix} \Sigma_{ee} & \Sigma_{ex_{e-}} \\ \Sigma_{x_{e-}e} & \Sigma_{x_{e-}x_{e-}} \end{bmatrix}^{-1} = \begin{bmatrix} \Lambda_{ee} & \Lambda_{ex_{e-}} \\ \Lambda_{x_{e-}e} & \Lambda_{x_{e-}x_{e-}} \end{bmatrix}, \quad (23)$$

通过矩阵求逆的定义可得

$$\begin{cases} \Lambda_{ee} = (\Sigma_{ee} - \Sigma_{ex_{e-}} \Sigma_{x_{e-}x_{e-}}^{-1} \Sigma_{x_{e-}e})^{-1}, \\ \Lambda_{ex_{e-}} = -(\Sigma_{ee} - \Sigma_{ex_{e-}} \Sigma_{x_{e-}x_{e-}}^{-1} \Sigma_{x_{e-}e})^{-1} \Sigma_{ex_{e-}} \Sigma_{x_{e-}x_{e-}}^{-1}, \\ \Sigma_{ex_{e-}} \Sigma_{x_{e-}x_{e-}}^{-1}. \end{cases} \quad (24)$$

将式(24)代入式(22)可得

$$\mu_{e|x_{e-}} = \Sigma_{e|x_{e-}} \{ \Lambda_{ee} \mu_e - \Lambda_{ex_{e-}} (\mathbf{x}_{e-} - \mu_{x_{e-}}) \} = \mu_e + \Sigma_{ex_{e-}} \Sigma_{x_{e-}x_{e-}}^{-1} (\mathbf{x}_{e-} - \mu_{x_{e-}}), \quad (25)$$

$$\Sigma_{e|x_{e-}} = \Sigma_{ee} - \Sigma_{ex_{e-}} \Sigma_{x_{e-}x_{e-}}^{-1} \Sigma_{x_{e-}e}, \quad (26)$$

其中: μ_e 和 $\mu_{x_{e-}}$ 分别为 e 和 x_{e-} 的均值向量, $\mu_{e|x_{e-}}$ 表示预测输出的偏移量, $\Sigma_{e|x_{e-}}$ 可以指示模型预测结果的可靠性.

由于预测偏差为模型预测值和实际测量值之间的偏差, 直接利用条件误差均值对模型输出进行校正, 可以提高整个模型预测结果的准确性, 如式(27):

$$y_t = y_c + \mu_{e|x_{e-}}, \quad (27)$$

式中 y_t 即为基于GMM误差补偿的单位产油量综合能耗预测输出值.

在模型优化中, 为减少综合能耗模型的输出与实际值存在的误差, 将补偿后的 y_t 替换式(16)中单位产油量综合能耗 y 形成了基于综合能耗误差补偿的多目标优化模型.

5.2 基于综合能耗补偿模型的采油过程多目标优化(Multi-objective optimization for oil production process based on compensation model of comprehensive energy consumption)

对上述所建的油气生产过程多目标优化模型求解属于典型的带约束多目标优化问题, 很多传统方法是将多目标优化问题通过构造效应函数转换为单目标优化问题, 再利用成熟的优化方法求解优化模型, 或者将部分优化目标转化为约束条件进行模型优化^[15], 这样的传统方法每次计算只能产生一个解, 且在寻优过程不能保证Pareto最优性. 由Deb等人^[7]在非支配排序遗传算法(NSGA)^[16]的基础上提出的带精英策略的快速非支配排序遗传算法(NSGA-II)是目前最为流行的多目标进化算法, 与NSGA算法相比, NSGA-II采

用了有效的精英策略, 具有计算复杂度低、收敛性好等优点, 已成功应用到很多复杂工程优化问题求解中, 并取得了显著效果^[17-19]. 因此, 本文引入NSGA-II算法来求解提出的多目标优化模型. 基于综合能耗补偿模型的采油过程多目标优化步骤如下所示:

Step 1 应用现场采集到的数据和第3.2节给出的单位产油量综合能耗机理模型生成的数据, 建立综合能耗的混合模型.

Step 2 利用现场采集数据和混合模型生成的数据, 采用贝叶斯准则^[20]确定单高斯模型个数 M , 并利用期望最大化(EM)算法^[21]估计GMM的参数 $(\alpha_j, \mu_j, \Sigma_j)$, 实现对GMM综合能耗误差模型的训练, 进而构建GMM误差补偿模型.

Step 3 将误差补偿后的单位产油量综合能耗引入到所建的采油过程多目标优化模型中, 进而建立基于综合能耗误差补偿的采油过程多目标优化模型.

Step 4 利用NSGA-II算法对Step 3中构建的采油过程多目标优化模型进行优化求解.

Step 5 根据优化的结果调整相应操作变量.

6 实例验证(Example validation)

为验证所提出优化方法的有效性, 采用MATLAB 2009b编程, 以某采油作业区某一区块6口油井的实际生产过程为例进行优化设计, 并对优化结果进行分析.

6.1 参数设置(Parameters setting)

考虑抽油机、输油管道等基本参数系列及现场实际生产需求, 设置约束具体如下: 第 j 口抽油机井冲程上下限分别为 $S_{j\max} = 6\text{ m}$ 和 $S_{j\min} = 1\text{ m}$; 第 j 口抽油机井的冲次上下限分别为 $n_{j\max} = 12\text{ min}^{-1}$ 和 $n_{j\min} = 1\text{ min}^{-1}$; 泵径上下限分别为 $D_{j\max} = 90\text{ mm}$ 和 $D_{j\min} = 30\text{ mm}$; 电机额定功率上下限 $P_{Nj\max} = 75\text{ kW}$ 和 $P_{Nj\min} = 5\text{ kW}$; 原油允许进站温度 $[T_{oil}] = 35^\circ\text{C}$; 最大出站温度 $T_{\text{omax}} = 80^\circ\text{C}$; 接转站、处理站油管线进站压力定为 0.2 MPa .

NSGA-II算法相关参数设置如下: 多目标优化变量设计既包括离散变量又包括连续变量, 对离散变量采用二进制编码; 对连续变量采用实数编码. 种群规模 $N_p = 100$; 最大迭代次数 $\text{genmax} = 100$; 实数编码的交叉算子和变异算子分配指标分别为 $\mu = 20$ 和 $\text{mum} = 20$; 交叉概率 $\omega_1 = 0.9$; 变异概率 $\omega_2 = 1/m$, m 为油气生产多目标优化模型的决策变量数.

6.2 仿真结果比较与分析(Comparison and analysis of simulation results)

为了验证GMM对综合能耗混合模型误差补偿后的预测效果, 在实际生产过程采集数据和训练好的混合模型生成的700组数据, 其中600组为训练样本, 100

组为测试样本进行测试,并与综合能耗混合模型的性能进行比较,仿真结果如图2所示。

由图2可以看出,虽然综合能耗混合模型能对过程的趋势有的较好的预测效果,但仍存在较大的误差,而基于GMM误差补偿后,预测效果显著提高.表1分别列出了两种方法的预测平均绝对误差(MAE)、均方根误差(RMSE)、平均绝对百分比误差(MAPE)性能指标,并对性能进行了比较。

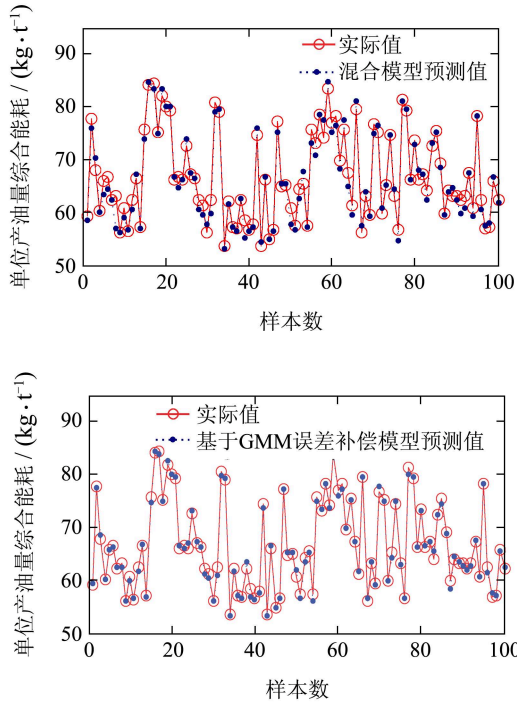


图2 单位产油量综合能耗预测结果比较

Fig. 2 Comparison of comprehensive energy consumption for per ton oil prediction results

表1 两种模型的性能比较

Table 1 Performance comparisons of two models

模型	MAE	RMSE	MAPE
混合模型	1.6855	1.1149	1.5968
GMM误差补偿模型	0.3860	0.5465	0.5930

由表1可以看出,本文提出的单位产油量综合能耗误差补偿模型各性能指标明显优于综合能耗混合模型相应的性能指标,大大提高了预测模型的精确性,且能够满足生产工艺要求。

采用NSGA-II优化算法对优化模型进行优化求解时,上述的求解过程均运行10次,随机一次运行的优化结果如图3所示。

为进一步验证该方法得到的优化结果的可靠性,根据单位产油量综合能耗补偿前后的优化结果分别调整操作变量值,得到实际过程相应的各目标函数值,表2随机列出了部分非支配解对应的结果。

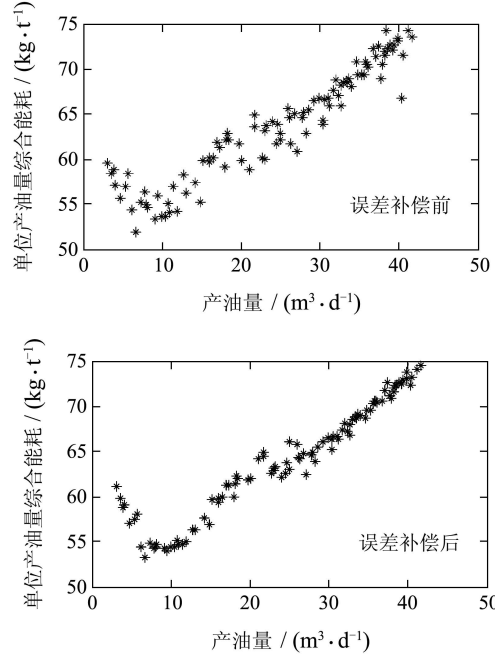


图3 求解单位产油量综合能耗补偿前、后优化模型的Pareto解集

Fig. 3 Pareto set obtained by solving the multi-objective optimization models before and after error compensation of comprehensive energy consumption

表2 补偿前、后优化模型优化结果与实际值比较

Table 2 Comparisons of optimization results obtained by the optimization models before and after error compensation

非支配解	多目标优化模型	产油量/(t·d ⁻¹)	单位产油量综合能耗/(kg·t ⁻¹)
1	补偿前优化模型	40.7534	71.5411
	实际过程	40.2354	73.3922
	补偿后优化模型	41.5006	73.1252
	实际过程	41.8730	73.3123
2	补偿前优化模型	36.6562	72.2886
	实际过程	37.0356	70.9634
	补偿后优化模型	36.7493	70.3169
	实际过程	37.2393	69.9722
3	补偿前优化模型	26.8967	62.1130
	实际过程	26.0336	63.8826
	补偿后优化模型	25.8967	62.9978
	实际过程	26.0354	63.3923
4	补偿前优化模型	19.3719	59.7777
	实际过程	18.7035	62.5060
	补偿后优化模型	19.9718	61.9428
	实际过程	19.3324	62.3092
5	补偿前优化模型	7.8349	56.3006
	实际过程	7.3705	54.8094
	补偿后优化模型	8.0627	54.3449
	实际过程	8.1397	54.1278

由图3可以看出,采用NSGA-II算法求解优化模型分别可得到一组多目标最优解集,代表不同整体产油量下分别对应的单位产油量综合能耗最小值,且所得最优解集整体收敛性好,具有较好的局部多样性,验证了优化算法的有效性;由表2可看出,本文提出的优化方法得到的实际目标函数值优于模型误差补偿前的优化结果,如非支配解1中,产油量41.8730 t/d大于40.2354 t/d,相应的单位产油量综合能耗73.3123 kg/t小于73.3922 kg/t,提高了整体产油量,降低了综合能源消耗,且与误差补偿前优化模型相比,基于综合能耗误差补偿的多目标优化模型的优化结果更接近实际过程,进而提高了过程优化的可靠性.本文提出的采油过程多目标优化方法可为采油企业决策部门提供更多优越的可行方案,该部门可根据不同产油量目标或单位产油量综合能耗目标要求合理的选择生产方案,如非支配解(41.8730 t/d, 73.3123 kg/t)和(8.1397 t/d, 54.1278 kg/t)分别对应整体产油量最高和单位产油量综合能耗最低的目标.表示了在整体产油量为41.8730 t/d和8.1397 t/d的情况下,其分别对应的最低单位产油量综合能耗值为73.3123 kg/t和54.1278 kg/t,从而在满足上级部门对整体产油量或综合能耗要求的目标情况下,另一个指标也得到优化,实现了整个采油系统的多目标最优.

7 结论(Conclusions)

本文在深入分析采油过程基础上,同时以整体产油量最大和单位产油量综合能耗最小为目标建立了采油过程多目标优化模型,并应用GMM对单位产油量综合能耗混合模型的误差特性进行描述,实现对模型输出与实际值之间误差补偿,将补偿后的单位产油量综合能耗与整体产油量目标联立组成了基于综合能耗误差补偿的多目标优化模型.对某采油作业区油气生产过程进行优化设计及结果分析,显示了采用NSGA-II算法求解优化模型得到了不同整体产油量下分别对应的最低单位产油量综合能耗值,且与不考虑误差补偿的优化模型相比,基于综合能耗误差补偿的多目标优化模型的优化结果更接近实际最优值,提高了优化结果的可靠性,进一步表明了本文所提出的优化方法不仅可以满足生产过程优化控制的要求,而且为采油过程优化控制的实施提供了更为可靠的工具,对采油行业的生产以及该行业的发展有非常重要的指导意义.

参考文献(References):

- [1] 郑海金, 邓吉彬. 能耗最低机采系统设计方法的研究及应用 [J]. 石油学报, 2007, 28(2): 129 – 132.
(ZHENG Haijin, DENG Jibin. Research and application on designing method of sucker-rod pumping system with the least energy consumption [J]. *Acta Petrolei Sinica*, 2007, 28(2): 129 – 132.)
- [2] 董世民, 王胜杰, 卢东风, 等. 定向井有杆抽油系统抽汲参数的优化设计和仿真模型 [J]. 石油学报, 2008, 29(1): 120 – 123.
(DONG Shimin, WANG Shenjie, LU Dongfeng, et al. Simulation models for optimization design of suction parameters for rod pumping system in directional wells [J]. *Acta Petrolei Sinica*, 2008, 29(1): 120 – 123.)
- [3] 董世民, 张喜顺, 吴长杰, 等. 抽油机井区块整体节能参数仿真优化方法 [J]. 石油学报, 2010, 31(3): 475 – 479.
(DONG Shimin, ZHANG Xishun, WU Changjie, et al. Simulation and optimization method for the integral energy-saving suction parameters of rod pumping wells in an oilfield [J]. *Acta Petrolei Sinica*, 2010, 31(3): 475 – 479.)
- [4] 贺风云, 王作志, 赵玉珍. 单管枝状电加热油气集输参数优化 [J]. 大庆石油学院学报, 2009, 33(3): 73 – 74.
(HE Fengyun, WANG Zuozhi, ZHAO Yuzhen. Oil-gas gathering and transportation parameter optimization for electrical heating about ramiform net with single pipe [J]. *Journal of Daqing Petroleum Institute*, 2009, 33(3): 73 – 74.)
- [5] WU Y G. A Study on optimal operation and energy saving of super heavy oil pipeline [C] //2011 International Conference on Computer Distributed Control and Intelligent Environmental Monitoring (CD-CIEM). Changsha: IEEE, 2011: 400 – 403.
- [6] BORRAZ-SANCHEZ C, HAUGLAND D. Optimization methods for pipeline transportation of natural gas with variable specific gravity and compressibility [J]. *TOP*, 2013, 21(3): 524 – 541.
- [7] 梁昔明, 李山春. 石油生产过程设定点优化模型机器求解算法 [J]. 控制理论与应用, 2011, 28(9): 1130 – 1134.
(LIANG Ximing, LI Shanchun. Optimization model and algorithm for set point in oil production process [J]. *Control Theory & Applications*, 2011, 28(9): 1130 – 1134.)
- [8] DEB K, PRATAP A, AGRAWAL S, et al. A Fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, 6(2): 182 – 197.
- [9] 董世民. 抽油机井动态参数的计算机仿真与系统优化 [M]. 北京: 石油工业出版社, 2003: 52 – 103.
(DONG Shimin. *Computer Simulation of Dynamic Parameters of Rodpumping System and System Optimization* [M]. Beijing: Petroleum Industry Press, 2003: 52 – 103.)
- [10] 吴晓东, 吴延强, 韩国庆, 等. 有杆泵漏失新模型 [J]. 石油学报, 2013, 34(5): 989 – 994.
(WU Xiaodong, WU Yanqiang, HAN Guoqing, et al. A new leakage model for rod pump [J]. *Acta Petrolei Sinica*, 2013, 34(5): 989 – 994.)
- [11] 赵洪激, 刘扬, 高林森. 树状双管掺热水集输系统参数优化技术 [J]. 石油学报, 1997, 18(1): 104 – 110.
(ZHAO Hongji, LIU Yang, GAO Linsen. Gathering and transportation parameter optimization for mixing hot water about tree net with double pipes [J]. *Acta Petrolei Sinica*, 1997, 18(1): 104 – 110.)
- [12] 张俊, 毛志忠, 贾润达. 金氰化浸出过程实时优化 [J]. 控制理论与应用, 2014, 31(9): 1198 – 1205.
(ZHANG Jun, MAO Zhizhong, JIA Runda. Real-time optimization for gold cyanidation leaching process [J]. *Control Theory & Applications*, 2014, 31(9): 1198 – 1205.)
- [13] 田中大, 高宪文, 石彤. 用于混沌时间序列预测的组合核函数最小二乘支持向量机 [J]. 物理学报, 2014, 63(16): 160508-1 – 160508-9.
(TIAN Zhongda, GAO Xianwen, SHI Tong. Combination kernel function least squares support vector machine for chaotic time series prediction [J]. *Acta Physica Sinica*, 2014, 63(16): 160508-1 – 160508-9.)
- [14] 刘潭, 高宪文, 王丽娜. 油气生产过程综合能耗混合建模方法 [J]. 东北大学学报(自然科学版), 2013, 34(11): 1525 – 1528.
(LIU Tan, GAO Xianwen, WANG Lina. Hybrid modeling method of comprehensive energy consumption for oil and gas production process [J]. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 2013, 34(11): 1525 – 1528.)

- [15] 姚峰, 杨卫东, 张明. 多目标差分进化在热连轧负荷分配中的应用 [J]. 控制理论与应用, 2010, 27(7): 897 – 902.
(YAO Feng, YANG Weidong, ZHANG Ming. Multi-objective differential evolution used for load distribution of hot strip mills [J]. *Control Theory & Applications*, 2010, 27(7): 897 – 902.)
- [16] SRINIVAS N, DEB K. Multi-objective optimization using non-dominated sorting in genetic algorithms [J]. *Journal of Evolutionary Computation*, 1994, 2(3): 221 – 248.
- [17] KANNAN S, BASKAR S, MCCALLEY J, et al. Application of NSGA-II algorithm to generation expansion planning [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2009, 24(1): 454 – 461.
- [18] 付亚平, 黄敏, 王洪峰, 等. 混合并行机调度问题的多目标优化模型及算法 [J]. 控制理论与应用, 2014, 31(11): 1510 – 1516.
(FU Yaping, HANG Min, WANG Hongfeng, et al. Multi-objective optimization model and algorithm for hybrid parallel machine scheduling problem [J]. *Control Theory & Applications*, 2014, 31(11): 1510 – 1516.)
- [19] GHOLAMI M H, AZIZI M R. Constrained grinding optimization for time, cost, and surface roughness using NSGA-II [J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2014, 73(5/6/7/8): 981 – 988.
- [20] 储岳中. 一类基于贝叶斯信息准则的k-均值聚类算法 [J]. 安徽工业大学学报, 2010, 27(4): 409 – 412.
(CHU Yuezong. A k means clustering algorithm based on Bayesian information criterion [J]. *Journal of Anhui University of Technology*, 2010, 27(4): 409 – 412.)
- [21] HUANG Z K, CHAU K W. A new image thresholding method based on Gaussian mixture model [J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2008, 205(2): 899 – 907.

作者简介:

刘 潭 (1985–), 男, 博士研究生, 目前研究方向为复杂工业系统建模、优化与控制, E-mail: liutan_0822@126.com;

高宪文 (1955–), 男, 教授, 博士生导师, 目前研究方向为复杂工业过程的建模、控制与优化, E-mail: gaioxianwen@ise.neu.edu.cn;

王丽娜 (1985–), 女, 博士研究生, 目前研究方向为输气管道故障检测与定位, E-mail: 87170119@qq.com.