

基于支持向量机沉没度预测的潜油泵冲次优化研究

于德亮¹, 齐维贵¹, 邓盛川¹, 张永明¹, 王新民², 李鑫³

(1. 哈尔滨工业大学电气工程及其自动化学院, 黑龙江省 哈尔滨市 150001;

2. 大庆油田采油工程研究院, 黑龙江省 大庆市 163000;

3. 东北石油大学机械科学与工程学院, 黑龙江省 大庆市 163000)

Optimization Frequency of Stroke Based on Submergence Depth SVM Forecasting of Submersible Pump

YU Deliang¹, QI Weigui¹, DENG Shengchuan¹, ZHANG Yongming¹, WANG Xinmin², LI Xin³

(1. School of Electrical Engineering and Automation, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, Heilongjiang Province, China;

2. Research Institute of Oil Production Engineering, Daqing Oilfield Company, Daqing 163000, Heilongjiang Province, China;

3. Mechanical Science and Engineering Institute, Northeast Petroleum University, Daqing 163000, Heilongjiang Province, China)

ABSTRACT: In the process of oil production, the submersible reciprocating pump is driven by linear motor, such pump application is novel lifting method which has been considered as with good controllability. On this background, an optimization method for stroke frequency of submersible reciprocating pump based on submergence depth forecasting was presented. The submergence depth data in field was measured pretreated to form submergence depth time series, and then reconstruction phase space of input samples. The submergence depth forecasting model was established based on support vector machines (SVM). The economic benefit of pumping unit was used as optimization objective and submergence depth was used as parameters to optimize the stroke frequency of linear motor. In order to meet the need of field devices, the submergence depth and frequency of stroke subinterval method was adopted to establish an improved optimization method to further decrease computational complexity and data quantity. The optimization method of submersible pump can increase oil production and avoid long time full load or overload of linear motor.

KEY WORDS: submersible reciprocating pump; linear motor; submergence depth forecasting; optimization frequency of stroke; support vector machines (SVM)

摘要: 在石油开采过程中, 利用直线电机驱动潜油往复泵是一种新型举升方式。这种举升方式可使抽油机具有较好的可控性。在这一背景下, 提出一种基于沉没度预测的潜油往复泵冲次优化方法。文中对在采油厂采集的沉没度数据进行时间序列的输入空间重构, 基于支持向量机(support vector machines, SVM)建立沉没度预测模型。以抽油机的经济效益为目标, 以预测得到的沉没度为参量, 对直线电机的冲次进行优化。采用沉没度-冲次子区间匹配方法改进原优化算法, 进一步降低原方法的计算量和数据量。改进的优化算法可以更好地适应现场计算机对计算量的限制。该优化方法可以有效地提高往复泵的产油量, 并避免直线电机长期工作于满载或过载状态。

关键词: 潜油往复泵; 直线电机; 沉没度预测; 冲次优化; 支持向量机

0 引言

潜油往复电泵抽油系统又称潜油柱塞泵抽油系统, 它是一种新型的采油举升方式^[1-2], 由直线电机驱动, 具有冲次在线可调的特点。在实际应用中, 采油自动监控系统可利用此特点控制直线电机, 使往复泵的工作状态与井下动态沉没度相匹配, 达到高效、节能运行的目的。尤其应用于开采后期, 产量中低或产量波动的油井时, 可以更好地体现控制系统的优势。

与传统游梁式抽油机的节能优化控制策略不同^[3-4], 对于潜油往复泵的自动监控系统, 实时动态沉没度是一个重要参量, 可用作衡量井下油量的指

基金项目: 黑龙江省工信委产业化基金资助项目(08020017)。

Supported by Industrialization Fund of Committee of Industry and Information Technology of Heilongjiang Province (08020017).

标，并依据其进行抽汲参数的合理调整，实现以产量或节能为目标的优化控制。在沉没度研究方面，文献[5]以机采效率、经济效益等为目标合理优化沉没度；文献[6]则为电泵井的沉没度提出了设计模型；文献[7]设计沉没度的控制方法，应用于变频装置中；文献[8]研究了抽油机电机矢量空间最小励磁电流节能方法。预测方法方面，有 Kalman 滤波法^[9]、神经网络^[10-11]、Box-Jenkins 法^[12]、模糊逻辑法^[13]及专家系统方法^[14]等。这些预测方法则较多地应用于电力系统的负荷预报中^[15-17]，抽油机动态沉没度的预测及优化控制少见报道。

目前，采油厂在实际生产中使用人工测量动液面，再依靠经验调整直线电机驱动，但这种方式存在周期长、工作量大、依靠人工经验、仪器设备复杂等诸多问题，很难做到及时、准确、合理调整电机状态。本文在研究基于支持向量机的沉没度预测的基础上，提出了一种以产量为目标的潜油式往复泵冲次的优化方法，为控制系统的整体优化提供了参考。

1 样本的预处理

1.1 样本数据的选取及归一化

本文对大庆油田十余口潜油往复泵抽油机的运行状态进行了长期跟踪记录，最后选取采油九厂一口潜油往复泵试验油井为研究对象，该井位于大庆油田外围，由游梁式抽油机改造而成，处于开采中后期，周围有若干注水井工作，其具有潜油往复泵油井的典型性特征，图 1 为潜油往复泵抽油机的结构示意图。

文中的原始数据样本为该井自 2008 年 6 月 1

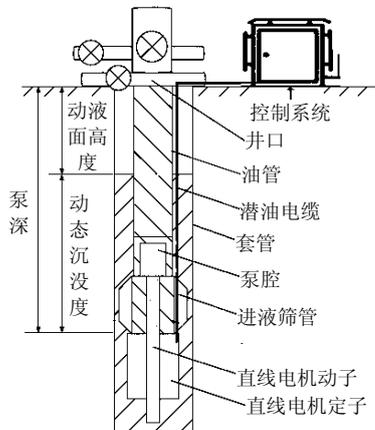


图 1 实验井结构示意图

Fig. 1 Structure diagram of oil well

日至 2010 年 5 月 31 日每天实测的动液面高度和其直线电机的工作冲次等数据。该井泵深 1 181.70m，所在作业区每日对该油井动液面测量一次，并记录潜油往复泵工作冲次，测量时做多次测量取平均值处理，并根据经验剔除明显异常数据，由相邻数据取均值代替。如图 1 所示，由泵深和测得动液面高度二者之差，得到油井每日动态沉没度数据。经处理后的时间序列样本如表 1，其中冲次数据为采油工作人员设定值。

表 1 时间序列样本

Tab. 1 Sample of time series

样本类别	2008 年 6 月至 2010 年 6 月数据				
	2008.06.01	...	2009.06.01	...	2010.05.31
动液面高度/m	224.11	...	924.25	...	520.67
沉没度/m	957.59	...	257.45	...	661.03
冲次/(次/分)	10	...	7	...	6

由于文中所用沉没度数据的变化区间为 [0, 1 181.70]，而冲次数据的变化区间为 [0 12]，二者数量级相差较多。采用非线性算法处理数据时容易造成冲次信息的淹没。因此在对网络进行训练之前必须将沉没度数据和冲次数据归一化到同一数量级。本文将表 1 中原始数据归一化到 [-1,1]。归一化过程在此不做赘述。

1.2 SVM 训练样本的构造

以归一化后的时间序列为基础，重构输入样本空间，构造 SVM 训练样本。其输入、输出矩阵为：

$$\begin{bmatrix} \mathbf{x}_1 \\ \mathbf{x}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{x}_{n-m} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x^{(1)} & x^{(2)} & \dots & x^{(m)} \\ x^{(2)} & x^{(3)} & \dots & x^{(m+1)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x^{(n-m)} & x^{(n-m+1)} & \dots & x^{(n-1)} \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$\begin{bmatrix} \mathbf{y}_1 \\ \mathbf{y}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{y}_{n-m} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x^{(m+1)} \\ x^{(m+2)} \\ \vdots \\ x^{(n)} \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中： \mathbf{x}_i 、 \mathbf{y}_i 分别为第 i 天的输入、输出向量； $x^{(i)}$ 是第 i 天的时间序列样本值； m 为输入空间嵌入维数。

令第 i 天的沉没度数据为 $L(i)$ ，由第 i 天的前 m 天的沉没度历史数据预测第 i 天沉没度。另外，本文引用了前一天即第 $i-1$ 天的冲次信息 $K(i-1)$ 作为 SVM 模型的输入，即

$$L(i) = \varphi\{L(i-1), L(i-2), \dots, L(i-m), K(i-1)\} \quad (3)$$

式中： φ 为非线性映射； m 为嵌入维数。

得到预测模型的训练样本如表2所示。

表2 沉没度预测样本

Tab. 2 Forecasting sample of submergence depth

样本	沉没度输入	冲次输入	输出
1	$L(1), L(2), \dots, L(m)$	$K(m)$	$L(m+1)$
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
$i-m$	$L(i-m), L(i-m+1), \dots, L(i-1)$	$K(i-1)$	$L(i)$
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
$n-m$	$L(n-m), L(n-m+1), \dots, L(n-1)$	$K(n-1)$	$L(n)$

2 沉没度的预测

2.1 SVM的沉没度预测

作为潜油往复泵控制系统优化的基础,沉没度的预测必须具有较高的预测精度才能保证控制系统合理匹配往复泵冲次,以达到经济性最优的目标。

SVM预测是通过非线性映射把输入空间的样本映射到高维特征空间做线性回归, $\Phi: \mathbf{R}^{m_0} \rightarrow \mathbf{R}^{m_0}$ ($m_0 \geq n_0$)。其中,选择SVM核函数为构造模型的关键,即定义高维空间和非线性映射。由于目前尚无完备的选择核函数的理论支撑,作者分别试用多项式核、径向基核及Sigmoid核,在相同训练样本条件下确定模型,并使用相同的测试样本分别评价它们的误差指标,综合比较误差测试结果和仿真运算速度,选择径向基函数为核函数。文章篇幅所限,具体过程及比较结果将在另文中给出。

SVM对应的函数回归估计如式(4)所示,即

$$y(x) = \omega \cdot \Phi(x) + b \quad (4)$$

式中: $\omega, \Phi(x)$ 为 m_0 维向量; b 为偏置量。

$$\min_{\omega, b, \xi, \xi^*} J = \frac{1}{2} \omega^T \cdot \omega + C \sum_{i=1}^N (\xi_i + \xi_i^*) \quad (5)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} y_i - \omega^T \Phi(x_i) - b \leq \varepsilon + \xi_i \\ \omega^T \Phi(x_i) + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0, \quad i = 1, \dots, N \end{cases} \quad (6)$$

求解式(5)可得到 ω , 核函数为径向基函数

$K(x_k, x_j) = \exp(-\|x_k - x_j\|^2 / \sigma^2)$ 。得到:

$$\omega = \sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha_i^*) \Phi(x_i) \quad (7)$$

由 Karush-Kuhn-Tucker(KKT)条件可求得偏置 b , 得到回归函数。

$$y(x) = \sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x) + b \quad (8)$$

式中: α_i, α_i^* 对应向量为支持向量。

由 C-C 法^[18]确定预测样本维数 $m=3$, 延时时间 $\tau=1$, 径向基函数为核函数, 由网格搜索法选择优化参数, 惩罚系数 $C=960$ 、核函数参数 $\sigma=2.7$ 。选取时间序列前 620 组归一化数据构成训练样本, 对该 SVM 模型进行训练, 得到潜油往复泵沉没度的 SVM 沉没度预测模型。

2.2 改进的 SVM 沉没度预测

为提高 SVM 方法在冲次变化剧烈处的预测精度, 引入往复泵冲次信息作为 SVM 沉没度预测模型的输入, 在上一节基础上构成多输入的 SVM 沉没度预测模型, 确定样本维数 $m=3$ 、延迟时间 $\tau=1$ 。核函数为径向基函数, 重新进行参数寻优 $C=1000$ 、 $\sigma=9.1$ 。仍选时间序列前 620 组归一化数据构成训练样本对模型进行训练, 得到改进的 SVM 沉没度预测模型。

SVM 和改进 SVM 沉没度预测方法的误差和仿真对比分析结果将在第 4 节中给出。

3 潜油往复泵冲次优化

3.1 往复泵冲次优化

采油过程中, 尤其是处于开采中后期的油井, 其井下油量及动态沉没度的变化是十分复杂的过程, 受到油井自身状态、邻井状态、注水井状态等诸多因素的影响, 因此无法给出准确的数学模型。在往复泵工作冲次控制中, 泵的沉没度是一个较好的控制参量, 它与冲次的匹配直接决定了油井在一段时期内的产量。由于沉没度变化相对缓慢, 且受套管容积和油层向套管内的汲液能力的制约, 与某段时间内的日产量之间具有较强的相关性。并且考虑直线电机及油井的故障率, 往复泵不宜长时间工作在过高或过低冲次的状态。因此, 作者提出一种在沉没度预测基础上, 以某段时间内油井生产的经济效益为目标的往复泵冲次优化方法。

3.2 冲次优化经济性目标函数

采油过程中, 控制系统改变抽油泵工作状态以达到增加产量、节约能源、增强可靠性等目的统称为优化目标。本文只讨论以冲次 k 为控制量条件下, 产量与耗电量综合的经济性最优化。

$$S(k) = 1440[bva(l)ek - dc(l)k] \quad (9)$$

式中: $S(k)$ 为自变量是冲次 k (次/min)的产量与耗电

综合经济性函数; b 为原油价格, 元/L; e 为油液比; v 为潜油泵有效容积, L; d 为单位电价, 元/kW; $a(l)$ 为潜油泵充满度与沉没度关系的函数; $c(l)$ 为每冲次耗电量与沉没度关系的函数。

为使研究简化, 本文认为 b 、 e 、 v 、 d 等参量为常数。潜油泵的充满度是吸入压力的函数, 而吸入压力又与沉没度密切相关^[19]。

$$p_f = p_c + \rho_0 g l \quad (10)$$

式中: p_f 为沉没压力, MPa; p_c 为井口套压, MPa; l 为动态沉没度, m。

忽略套压、油压的条件下, $a(l)$ 可以看作是以沉没度为自变量的函数, 但是其精确数学模型很难确定。同理, 不同的沉没度下, 直线电机出力不同, 其耗电量也不同。因此 $c(l)$ 也可以看作沉没度的函数。在优化过程中, 沉没度的预测模型中沉没度又是冲次 k 的函数。由此可见, $S(k)$ 是冲次 k 的非线性函数, 且其数学模型十分复杂。

本文为了尽可能简化计算, 使模型简单化, 认为除 b 、 e 、 v 、 d 等常参量外 $a(l)$ 、 $c(l)$ 也均为常值函数, 这样可将经济性函数 $S(k)$ 近似为冲次 k 的线性函数。一般情况下, 单位时间出油量的经济价值大于抽油机电能损耗, 并且不考虑二者权重的人为选择时, 可将某段时间内的经济性优化目标函数简化为

$$Y = \sum_{i=1}^n k_i \quad (11)$$

式中: n 为优化时间段总天数; k_i 为第 i 天的冲次。

3.3 冲次约束条件及优化模型

在潜油往复泵实际应用中, 直线电机如果长时间工作在较高冲次状态, 会导致潜油泵工作环境、直线电机定子机械疲劳程度严重恶化; 当直线电机长时间工作在过低冲次甚至停机状态时, 油管内容易发生结蜡等故障, 当潜油泵再次工作时, 导致直线电机负荷增加, 使直线电机的故障率上升。这两种极端情况的存在, 使得在优化过程中直线电机连续工作冲次不应超过某个上限, 且需要保持在某个下限以上。

采用动态规划方法进行寻优时, 计算中需要用以往若干天沉没度来预测未来的沉没度, 每日预测结果间并不具有独立性, 而是具有较强的遗传性, 无法逐步寻优。本文将一段时间内每日预测结果在

冲次的全取值区间上分别进行匹配, 并将其作为下一日预测的输入, 建立数据表。最后以式(11)为目标, 并逆向查表, 得到 n 日内整体的最优 k 值。其简化后的动态优化模型如式(12)、(13)所示。

$$\max_{n, k_i} Y = \sum_{i=1}^n k_i \quad (12)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} k_i \geq k_{i-1} \geq \dots \geq k_{i-a} \geq K_U, & a \leq T_U \\ k_i \leq k_{i-1} \leq \dots \leq k_{i-b} \leq K_D, & b \leq T_D \end{cases} \quad (13)$$

式中: n 为优化时间段总天数; k_i 为第 i 天的冲次; K_U 、 K_D 分别为直线电机连续工作的冲次上限和冲次下限; T_U 、 T_D 分别为潜油泵高冲次及低冲次连续工作天数的上和和下限。

这种优化方法较少地引入人工经验, 同时在冲次的全值区间上进行匹配, 因此能够可靠得到设定时间内的全局最优解, 但是其缺陷是计算量、数据量巨大, 在采油现场设备的基础上难以实现。其数据量 T 如式(14)所示, 即

$$T = \sum_{i=1}^n Q^{(i-1)} \quad (14)$$

式中: n 为优化目标总天数; Q 为冲次的可调级数。

3.4 改进的冲次优化方法

为了改善 3.2 节中优化方法数据量、计算量过大的问题, 本文提出了一种冲次分区间、分时段的优化方法。

如果想得到较好的优化结果, 需要在较长时间内, 为沉没度预测结果匹配合理的直线电机冲次, 但这同时造成了优化算法的计算量和数据量以几何级数增长, 为了抑制这种增长趋势, 本文以 10 天为一个子目标时段, 将目标时间分段, 在各子时间段内分别优化, 只取前 N 个最优结果的数据进行储存。

由式(14)可以看出, 另一个影响数据量的因素是冲次的可调级数, 因此本文提出了一种子区间的优化方法。将沉没度和冲次分为若干对应的子区间。得到预测结果后, 首先判断沉没度所在子区间, 然后用该沉没度对应的冲次子区间代替冲次全值区间进行匹配, 从而大大降低了计算量、数据量。改进的优化方法数据量 T' 如式(15)所示, 即

$$T' = \sum_{t=0}^{m-1} (N_t \cdot \sum_{j=1}^{n'_j} Q_j^{(t-1)}), \quad j \in \{1, 2, \dots, J\}, t \in \{1, 2, \dots, m\} \quad (15)$$

式中: N_t 为第 t 个时间子区间保留的运算结果个数; Q'_j 为第 j 个冲次子区间中的冲次级数; n'_j 为第 t 个时间子区间天数; m 为时间子区间个数; J 为冲次

区间数。

本质上,改进的优化方法引入了人工经验,这使得其得到的优化结果并不一定是 3.2 中得到的绝对最优解,但也正是人工经验的引入,避免了往复泵的工作状态发生剧烈变化,这也是直线电机稳定工作所需要的条件。对比(14)、(15)两式,可见改进方法计算量和数据量大为减少。由此可见本文的改进方法是一种寻求最优化程度和减少运算量二者之间平衡的方法,其权重可由 N_i 、 m 、 Q'_j 、 n'_i 等参数共同决定。

4 仿真分析

4.1 沉没度预测误差仿真及分析

沉没度预测的关键在于,冲次发生剧烈变化引起沉没度变化时,预测结果仍可以很好地跟踪沉没度的变化。对 ARMA、SVM 和改进 SVM 沉没度预测方法进行仿真实验,得到沉没度预测误差曲线如图 2 所示,分别对比 3 种方法的预测误差,可以看出预测精度方面改进的 SVM 方法优于 SVM 方法和 ARMA 方法。

为直观地考察不同预测方法的优劣,本文采用以下 3 个预测精度指标进行评价,结果在表 2 中列出。

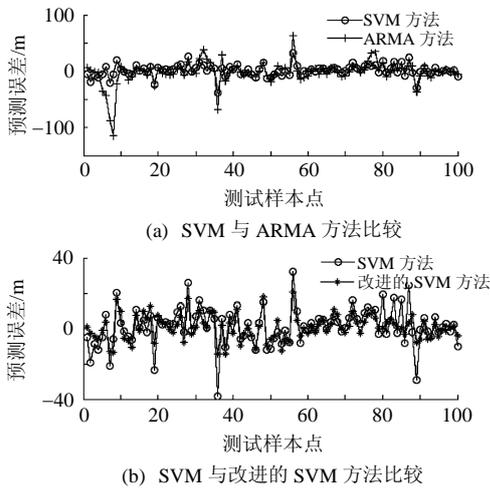


图 2 沉没度预测误差曲线

Fig. 2 Curves of error

1) 平均相对误差。

$$M_{APE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |[y_d(i) - y_t(i)] / y_t(i)| \times 100\% \quad (16)$$

2) 均方根误差。

$$R_{MSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [y_d(i) - y_t(i)]^2} \quad (17)$$

式中 $y_t(i)$ 和 $y_d(i)$ 分别为第 i 日的实际沉没度和预测沉没度值。

3) 测试样本中,预测相对误差 $|e_i| \leq 10\%$ 的样本点占总样本数的百分比。

表 3 沉没度预测误差分析

Tab. 3 Error analysis of submergence depth forecasting

误差分析	平均相对误差/%	均方根误差	($e_i \leq 10\%$ 比例)/%
ARMA	12.80	27.79	82
SVM	9.63	19.28	85
改进的 SVM	4.35	13.29	91

由以上的分析结果比较,改进的 SVM 预测方法能够更好地预测潜油泵的沉没度变化,这也是本文在改进的 SVM 预测方法的基础上进行冲次优化讨论的原因。

4.2 往复泵冲次优化方法仿真

在 2.2 节 SVM 改进预测方法和 3.2 节冲次优化方法的基础上,对测试样本进行仿真实验。选取测试样本天数为 50 天, $N_i=3$ 、 $n'_i=10$ 、 $Q'_j=3$ 、 $T_U=3$ 、 $T_D=1$ 、 $K_U=11$ 、 $K_D=2$,冲次子区间划分如表 4 所示。

50 日内,往复泵连续不间断工作条件下,现场经验调整冲次的 $Y=288$,优化方法调整的冲次为 $Y=315$ 。仿真曲线如图 3 所示,可以看出优化方法

表 4 冲次子区间表

Tab. 4 Subinterval of stroke

冲次子区间对应		冲次子区间对应	
动态沉没度	冲次子区间	动态沉没度	冲次子区间
[1 181.7,1 100)	{12,11,10}	[600,500)	{6,5,4}
[1 100,1 000)	{11,10,9}	[500,400)	{5,4,3}
[1 000,900)	{10,9,8}	[400,300)	{4,3,2}
[900,800)	{9,8,7}	[300,200)	{3,2,1}
[800,700)	{8,7,6}	[200,100)	{2,1,0}
[700,600)	{7,6,5}	[100,0]	{1,0}

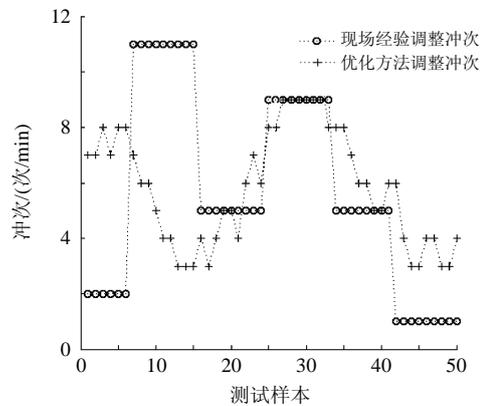


图 3 冲次优化曲线

Fig. 3 Curves of optimization frequency of stroke

的冲次调整较经验调整更为平缓,且集中于冲次区间中段,因此保证了电机工作的平稳性。总冲次较原来提高了 8.7%,证明优化冲次后,产量得到了明显提高。

5 结论

1) 提出了基于 SVM 的动态沉没度时间序列预测方法。对比 ARMA 预测模型,证明改进 SVM 动态沉没度预测方法有较高的预测精度,可以为往复泵冲次控制提供依据。

2) 讨论了往复泵冲次优化的目标函数,提出一种简化模型,并给出相应的优化算法。

3) 针对往复泵冲次优化方法计算量大、数据量大、难于实现的特点,提出一种改进的冲次优化方法,并给出其数据量计算公式,及其相应参数。证明其可以有效地降低冲次优化方法的计算量和数据量。

4) 基于动态沉没度预测方法和冲次优化方法,对测试样本进行实验分析。结果表明,这种方法可以有效地提高一段时间内的往复泵总冲次,从而提高产量,并能够有效平稳冲次波动,避免直线电机长时间工作于超载或欠载状态,提高其可靠性。

参考文献

- [1] Li Liyi, Li Liqing, Wu Hongxing, et al. Novel sucker rod pumping system based on linear motor technology [J]. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2004, 11(1): 6-10.
- [2] 付国太, 张柏, 任怀丰, 等. 往复磁力驱动柱塞泵举升工艺技术研究[J]. *石油学报*, 2006, 27(4): 122-129. Fu Guotai, Zhang Bai, Ren Huaifeng, et al. Lifting technology for reciprocating magnetic drive plunger pump [J]. *Acta Petrolei Sinica*, 2006, 27(4): 122-129(in Chinese).
- [3] 崔学深, 罗应立, 杨玉磊, 等. 周期性变工况条件下异步电机节能机理和节能途径[J]. *中国电机工程学报*, 2008, 28(25): 90-97. Cui Xueshen, Luo Yingli, Yang Yulei, et al. Energy saving theory and approach for asynchronous motor under the periodically variable running condition[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2008, 28(25): 90-97(in Chinese).
- [4] 周美兰, 孟大伟. 容量自适应电动机优化设计[J]. *中国电机工程学报*, 2003, 23(5): 132-135. Zhou Meilan, Meng Dawei. The optimal design of the motor with adaptive capacities[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2003, 23(5): 132-135(in Chinese).
- [5] 林日亿, 孙茂盛, 张邵东, 等. 有杆抽油泵沉没度的优化设计方法[J]. *石油大学学报: 自然科学版*, 2005, 29(4): 87-90. Lin Riyi, Sun Maosheng, Zhang Shaodong, et al. Optimization design method to determine submergence depth of sucker rod pump[J]. *Journal of the University of Petroleum: Natural Science Edition*, 2005, 29(4): 87-90(in Chinese).
- [6] 关成尧, 赵国春, 张翼翼, 等. 套管放气井环空流动与电泵井合理沉没度计算方法[J]. *石油学报*, 2010, 31(1): 153-156. Guan Chengyao, Zhao Guochun, Zhang Yiyi, et al. Calculation method of multi-phase flow and optimization submergence depth of electric pump in casing annulus gas-venting wells[J]. *Acta Petrolei Sinica*, 2010, 31(1): 153-156(in Chinese).
- [7] 齐光峰, 闫敬东, 周亮. 螺杆泵最佳沉没度闭环控制系统[J]. *油气田地面工程*, 2010, 29(3): 5-6. Qi Guangfeng, Yan Jingdong, Zhou Liang. Closed-loop control system with optimal submergence depth of screw pump[J]. *Oil-Gasfield Surface Engineering*, 2010, 29(3): 5-6(in Chinese).
- [8] 丁宝, 孙满意. 基于矢量空间最小励磁电流的电机节能研究[J]. *中国电机工程学报*, 2006, 26(1): 142-145. Ding Bao, Sun Manyi. Research on energy-saving of induction motor based upon vector space minimum excitation current[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2006, 26(1): 142-145(in Chinese).
- [9] 齐维贵, 朱学莉, 张延丽. 抽油机节能的模糊神经网络控制研究[J]. *中国电机工程学报*, 2004, 24(6): 137-140. Qi Weigui, Zhu Xueli, Zhang Yanli. A study of fuzzy neural network control of energy saving of oil pump [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2004, 24(6): 137-140(in Chinese).
- [10] Infield D G, Hill D C. Optimal smoothing for trend removal in short term electricity demand forecasting [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 1998, 13(3): 1115-1120.
- [11] Czernichow T, Piras A, Imhof K, et al. Short term electrical load forecasting with artificial neural networks [J]. *Engineering Intelligent Systems*, 1996, 4(2): 85-99.
- [12] Box G E P, Jenkins G M. *Time series analysis-forecasting and control*[M]. San Francisco, CA: Holden-day, 1976: 126-166.
- [13] Mori H, Kobayashi H. Optimal fuzzy inference for short-term load forecasting[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 1996, 11(1): 390-396.

- [14] Rahman S, Bhatnagar R. An expert system based algorithm for short term load forecast[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 1988, 3(2): 392-399.
- [15] 张永明, 齐维贵, 王军栋, 等. 基于支持向量机的时间序列交叉负荷预报方法[J]. 电网技术, 2007, 31(2): 207-210.
Zhang Yongming, Qi Weigui, Wang Jundong, et al. Time series crossover load forecasting approach based on support vector machines[J]. Power System Technology, 2007, 31(2): 207-210(in Chinese).
- [16] 牛东晓, 谷志红, 邢棉, 等. 基于数据挖掘的SVM短期负荷预测方法研究[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(18): 6-12.
Niu Dongxiao, Gu Zhihong, Xing Mian, et al. Study on forecasting approach to short-term load of SVM based on data mining[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(18): 6-12(in Chinese).
- [17] 杜杰, 陆金桂, 曹一家, 等. 短期电力负荷预报间隔采样混沌模型[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(10): 28-32.
Du Jie, Lu Jingui, Cao Yijia, et al. The interval sampling chaotic model of electric load forecasting[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(10): 28-32(in Chinese).
- [18] Kim H S, Eykholt R, Salas J D. Nonlinear dynamics, delay times and embedding windows[J]. Physica D (S0167-2789), 1999, 127(1): 48-60.
- [19] 马菊莲, 马军鹏, 周好斌. 具有自学习功能的智能抽油机变频控制系统研究[J]. 钻采工艺, 2010, 33(4): 77-82.
Ma Julian, Ma Junpeng, Zhou Haobin. Study on variable frequency control system of smart pumping unit with the function of self-learning[J]. Drilling and Production Technology, 2010, 33(4): 77-82(in Chinese).



于德亮

收稿日期: 2011-05-10。

作者简介:

于德亮(1982), 男, 博士研究生, 从事抽油机节能控制、预测控制和信号处理等方面的研究工作, udeliang1032@163.com。

(责任编辑 张媛媛)