

文章编号:1009-9603(2021)06-0022-08

DOI:10.13673/j.cnki.cn37-1359/te.2021.06.003

稠油井智能转周分析技术研究及应用

杨耀忠¹,赵洪涛²,马承杰¹,岳龙²,赵峰¹,张继庆²

(1.中国石化胜利油田分公司 信息化管理中心,山东 东营 257000;

2.中国石化胜利油田分公司 石油开发中心,山东 东营 257000)

摘要:根据稠油井蒸汽吞吐的生产特点,基于胜利油田胜科采油管理区草4沙四区块稠油井生产和经营等历史数据,利用神经网络技术,建立稠油注汽转周预测模型,预测稠油注汽转周井的产量和完全成本,与稠油注汽转周井近、远期产量和完全成本的历史数据进行对比,持续对稠油注汽转周模型进行优化,实现稠油注汽转周多维度智能预测,提高稠油井产量预测准确率、稠油注汽转周最佳时机预测准确率和最佳稠油注汽转周措施方案编制效率,提升稠油井智能决策分析管理能力,提高采油管理区的效益开发水平。该项技术自2021年在胜科采油管理区稠油区块推广应用以来,为采油管理区有效注汽转周165口井次,稠油注汽转周井措施增油量为 7×10^4 t,与2020年同期相比,措施增油量增加了 1×10^4 t,措施有效增油率提升约为17%。

关键词:蒸汽吞吐;神经网络;稠油注汽转周;完全成本预测;油藏经营

中图分类号:TE345

文献标识码:A

Research and application of intelligent cycle analysis technology in heavy oil wells

YANG Yaozhong¹, ZHAO Hongtao², MA Chengjie¹, YUE Long², ZHAO Feng¹, ZHANG Jiqing²

(1. Information Management Center, Shengli Oilfield Company, SINOPEC, Dongying City, Shandong Province, 257000, China;

2. Petroleum Development Center, Shengli Oilfield Company, SINOPEC, Dongying City, Shandong Province, 257000, China)

Abstract: According to the production characteristics of steam huff and puff in heavy oil wells, this paper establishes a predictive model for the steam injection cycle of heavy oil with the neural network method and the historical production and management data of heavy oil wells in the 4th Member of Eocene Shahejie Formation (E_{s_4}) of Block Cao4 in Shengke oil production management area of Shengli Oilfield. The production and full cost of wells for steam injection cyclic of heavy oil are predicted with the proposed model and compared with their historical data of short-and long-term production and full cost. Further, the model is optimized, which enables the multi-dimensional intelligent prediction of steam injection cycle of heavy oil. Moreover, it improves the production prediction accuracy of heavy oil wells, the prediction accuracy of the best time of steam injection cycle of heavy oil, and the preparation efficiency of the best measure scheme for steam injection cycle of heavy oil and enhances the intelligent decision-making, analysis, and management ability of heavy oil wells and the benefit and development level of oil production management areas. Since the technology was popularized and applied in the heavy oil block of Shengke oil production management area in 2021, effective steam injection cycle of heavy oil has been performed for 165 well times in the oil production management area. The cumulative oil increment is 7×10^4 t in wells for steam injection cyclic of heavy oil. The oil increment is increased by 1×10^4 t, and the effective oil increase rate is about 17%, compared with those in the same period in 2020.

Key words: steam huff and puff; neural network; steam injection cycle of heavy oil; full cost prediction; reservoir management

稠油油藏约占全世界已发现石油资源的2/3。由于稠油的黏度高、流动性差,造成稠油开采难度

收稿日期:2021-08-23。

作者简介:杨耀忠(1966—),男,内蒙古乌兰察布人,正高级工程师,博士,从事油藏工程研究。E-mail: yangyaozhong.slyt@sinopec.com。

基金项目:中国石化科技攻关项目“勘探开发智能化关键技术研究”(P14130)。

大,对开发技术要求高,目前热力开采依然是稠油开发的主要方式^[1-4]。胜利油田探明热采稠油储量为 6.8×10^8 t,已动用 5.5×10^8 t,近年来稠油年产量平均为 440×10^4 t,约占油田总产量的1/5,是油田增储上产的主阵地之一。经过多年的开发,胜利油田稠油油藏普遍进入高轮次吞吐阶段,周期产量和油汽比逐轮次下降,开发效果逐渐变差。相比水驱开发,稠油井产能相对较高,但稠油注汽转周的措施费用和运行成本较高。对于注汽转周时机的确定与优化是影响稠油油藏效益开发的关键,主要通过两种方法实现:一种是基于油藏数值模拟方法预测蒸汽吞吐周期产量^[5-6],结合动态经济评价,确定最佳稠油注汽转周时机,该方法需要通过CMG等软件模拟与生产实际联动,技术要求高,难以大规模矿场应用;另一种方法是通过人工经验进行稠油注汽转周周期的确定,依赖于技术人员的水平,大多数稠油井的产量和效益难以达到预期指标。随着大数据和人工智能技术的进步,通过对稠油井智能转周分析技术的研究,探索解决稠油开发生产中的稠油注汽转周措施方案编制周期长、稠油注汽转周时机不准、措施增油效果不佳等问题的方法。以胜利油田胜科采油管理区稠油井为例,建立大数据模型样本库,采用神经网络技术预测稠油井产量和效益,通过分析稠油注汽转周井影响产量和完全成本的因素,预测稠油注汽转周井的产量和效益。经过2021年近1a的应用,共注汽转周165口井次,比2020年同期措施有效增油率提升了约17%,提高了稠油注汽转周措施方案的编制效率和开发效益。

1 神经网络算法优选

以神经网络为代表的人工智能算法具有自学习能力、复杂分类功能和联想记忆功能等优点,在油井产量预测中有着广泛的应用^[7-10]。通过对稠油注汽转周预测的算法进行研究,结合各种神经网络算法的特点,优选适合稠油注汽转周井预测的神经网络算法。

1.1 梯度提升回归算法

梯度提升回归(GBDT)算法是一种迭代的决策树算法,通过构造特征刻画序列的周期和趋势效应,利用Boosting方式得到回归结果。研究证明某些情况下其预测效果优于传统时序预测方法,适用于预测小区级别的天粒度、小时粒度的短期流量数据。

1.2 自回归差分移动平均模型算法

自回归差分移动平均模型(ARIMA)算法是在

平稳的时间序列基础上建立起来的,适合预测短周期的流量数据。将非平稳时间序列转化为平稳时间序列,然后将因变量仅对它的滞后值以及随机误差项的现值和滞后值进行回归建立模型。

在建立稠油注汽转周预测模型时,所采用的数据是跨年度、月度和日度的海量数据。如果直接基于GBDT和ARIMA算法构建预测模型,则会由于时间粒度周期短和时间周期记忆不稳定等问题,导致稠油井周期数据无法正常学习,难以精准预测稠油井产量和完全成本。

1.3 长短时记忆神经网络

长短时记忆(LSTM)神经网络是一种改进的循环(RNN)神经网络,它能够保存数据样本间的顺序关系,即每一次决策都参考了上一次的状态。通过学习历史数据趋势,预测未来的发展趋势。

LSTM神经网络既能较好解决RNN神经网络梯度消失问题,又能提高多元时间序列的建模能力。因此,采用LSTM神经网络对数据中的特征进行挖掘和学习,能够得到比较理想的稠油注汽转周预测模型。主要步骤包括:①对所选数据集进行相关性分析,并建立数据模型样本库。②通过选取部分稠油井数据作为训练集和验证集来进行交叉验证,并保留一部分测试数据对数据模型进行评价。③在选取多区块稠油井数据进行交叉验证时,出现对于低产量的稠油注汽转周井预测准确率不高的问题,采取对产量和完全成本等异常数据进行筛选和删除的方法,优化生产时间和注汽周期等相关参数,完善稠油注汽转周预测模型。

2 数据处理与稠油注汽转周预测模型构建

提取稠油井各周期的生产参数,对数据进行样本标定,利用大数据技术,建立稠油注汽转周预测模型,该模型包含产量预测和完全成本预测两个功能。根据稠油井的注汽及生产情况,预测未来30d的生产情况;结合产量和完全成本,筛选出未来30d从产量和完全成本角度需要稠油注汽转周的井,并按稠油注汽转周时间的紧迫性分级预警。

2.1 数据选取

收集试点区块400余口稠油注汽转周井的生产数据,共计5300余轮次,83万余条结构化数据。原始数据为日度数据的形式,特征个数为70,通过累积产液量、注汽量、生产时间、排量和井口温度等数据项进行较为全面的因素分析。

区别以往只依赖专家经验对获取的特征参数进行分析,利用相关性分析、专家经验和实际预测效果比较相结合,选取适合大数据模型训练的稠油注汽转周井的23万条生产数据作为特征样本数据。

采用 Pearson(皮尔逊)相关系数矩阵,排除人为选取参数的干扰,以稠油井静、动态历史参数为基础,通过相关系数量化各参数对注汽周期内产量的影响程度^[9],确定新的影响因素,为本区块稠油井的后续稠油注汽转周预测模型的制定提供参考。

Pearson 相关系数用来衡量两个数据集是否在一条直线上,从而判断定距变量间的线性关系。相关系数的绝对值越大,相关性越强。相关性强度判断标准为:[0, 0.2]为极弱相关或无相关,(0.2, 0.4]为弱相关,(0.4, 0.6]为中等程度相关,(0.6, 0.8]为强相关,(0.8, 1]为极强相关。据此计算各参数与产量和完全成本的相关系数,确定相关性。

2.2 产量和完全成本相关性分析

将稠油井产量和完全成本业务字段作为主要目标值,将累积产液量、注汽量、生产时间、排量和井口温度等作为产量的相关业务字段,将生产时间、泵深、冲次、冲程、日产液量、日产油量和井口温度等作为完全成本的相关业务字段,分别计算 Pearson 和 Spearman 相关系数。对稠油井动、静态数据表的业务字段进行筛选,计算它们与产量和完全成本的业务相关性。

2.2.1 产量相关性分析

首先,通过 Pearson 相关系数矩阵分析,识别影响参数,再与专家经验和实际预测效果相对比,选取适合大数据模型训练的特征参数。分析 45 个参数的相关系数计算结果,从中选取相关系数绝对值大于等于 0.016 的参数作为产量的训练输入特征,即累积产液量、注汽量、井口温度、注汽干度、焖井时间、生产时间、排量和回压等 13 个参数(图 1)。

2.2.2 完全成本相关性分析

在产量数据分析的基础上,选择 5 口井对其进行完全成本相关性分析。通过将业务相关数据代入到 Pearson 和 Spearman 相关系数计算模型中进行相关性分析,分析相关系数计算结果,选取相关系数为 0.07~0.43 的作为完全成本的训练输入特征,相关性参数包括:生产时间、泵深、冲程、冲次、回压、含水率、上行电流、下行电流、耗电量、井口温度、日产液量和日产油量共 12 个参数(图 2)。

2.3 样本及数据质量分析

2.3.1 样本质量分析

蒸汽吞吐稠油井一个周期内分为排水期、高峰

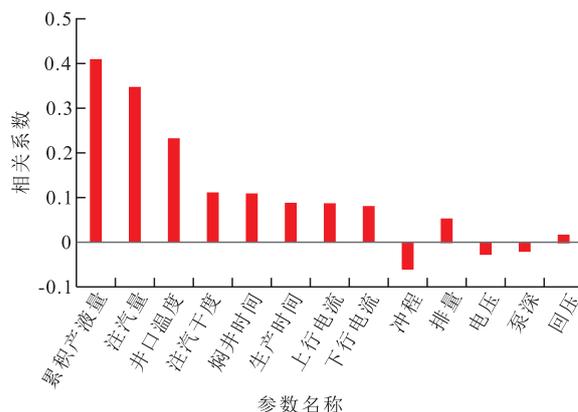


图 1 产量主要影响参数相关性计算结果

Fig.1 Correlation calculation results of main influencing factors of production

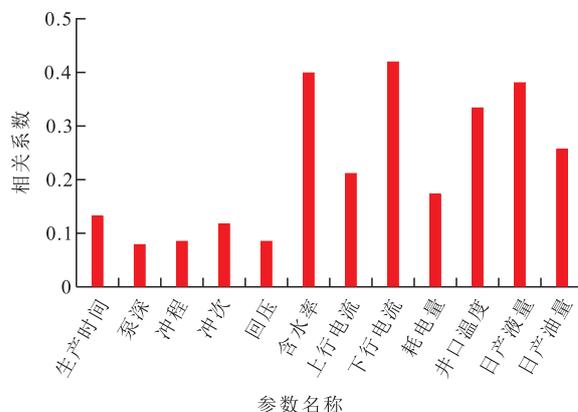


图 2 完全成本主要影响参数相关性计算结果

Fig.2 Correlation calculation results of main influencing factors of full cost

期、稳产期和递减期 4 个阶段^[11-12]。排水期的产量较低,含水率较高;高峰期,产量较高,达到峰值,含水率迅速下降;稳产期,生产周期较长,产量和含水率基本平稳,该阶段是保证油井整体效益的根本;由于前期消耗导致地层压力亏空,递减期的动液面下降较快,产量降低较快。这 4 个阶段的产量呈现不同的特征,需要对样本数据进行相应处理。

区别以往人工样本标定,对 23 万条稠油注汽转周井的生产数据实现样本自动分割和标定,即按时间序列自动识别每口井递减阶段,并提取成样本,每一周期数据为一个样本。因稠油井生产时间长,产量随着注汽转周措施的实施而波动,因此每口稠油井样本不适合直接作为训练样本进行输入,需要将每口井的历史生产数据进行样本标定,将 1 口井标定为多个样本,形成最终的训练数据(图 3)。

为准确预测日度生产情况,对周期样本进行二次样本标定,即以各个周期为界限,每 20 个数据为一个样本,进行迭代样本标定(图 4)。

2.3.2 数据预处理和数据质量分析

数据预处理主要包括:①数据清洗。主要是剔

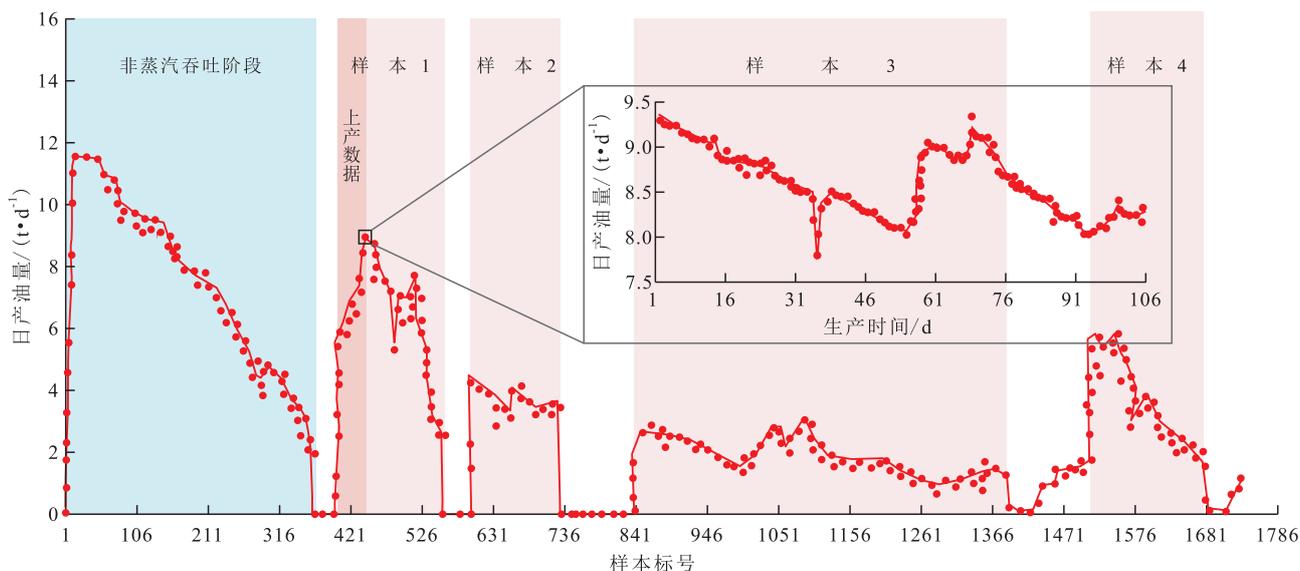


图3 CQC128-P14-0井训练样本集1

Fig.3 Training sample set1 of Well CQC128-P14-0

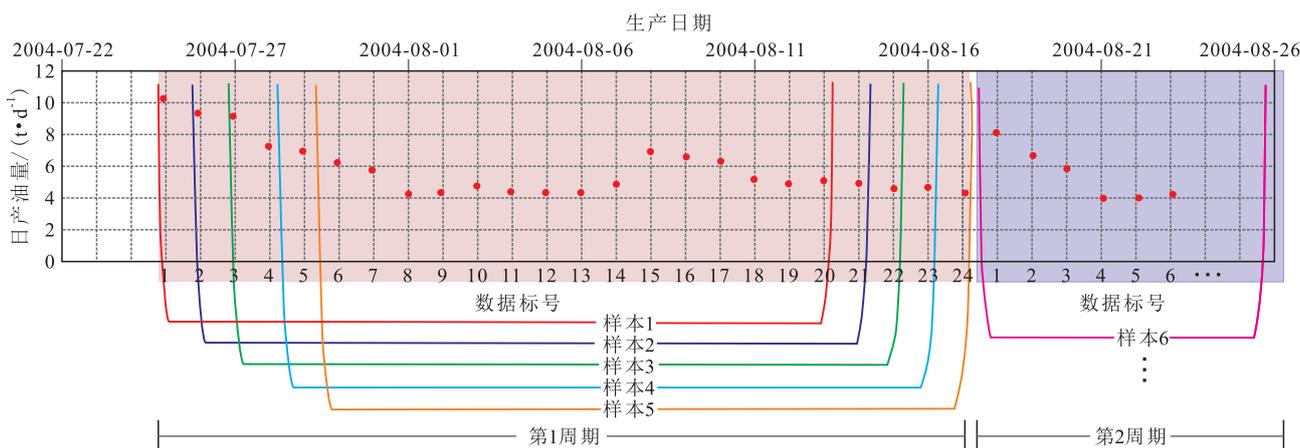


图4 周期样本二次标定

Fig.4 Secondary calibration of cycle samples

除原始数据集中的重复数据,平滑噪声数据,处理缺失值和异常值等。②数据集成。将多个数据源中的数据结合起来并统一存储。③数据变换。通过平滑聚集、数据概化和规范化等方式,将数据转换成适用于数据挖掘的形式。④数据归约。通过数据集成优化方式,不但能够产生更小但保持原数据完整性的新数据集,而且能够减少无效、错误数据,以及大幅缩减数据挖掘所需的时间、降低储存数据的成本。

数据预处理一方面是要提高稠油注汽转周井产量数据的质量,另一方面是要让数据更好地适应稠油注汽转周预测模型。在稠油注汽转周产量样本数据的处理过程中对试算井数据进行质量分析,对关井期间和排水期或其他原因导致的异常数据进行清理。如C-X425稠油井,通过对该井第1周期

数据进行分析,找出生产周期内的返排水期异常数据以及下泵转抽作业关井、停电以及上作业等导致的异常数据(图5),进行数据清理和归约,以确保样

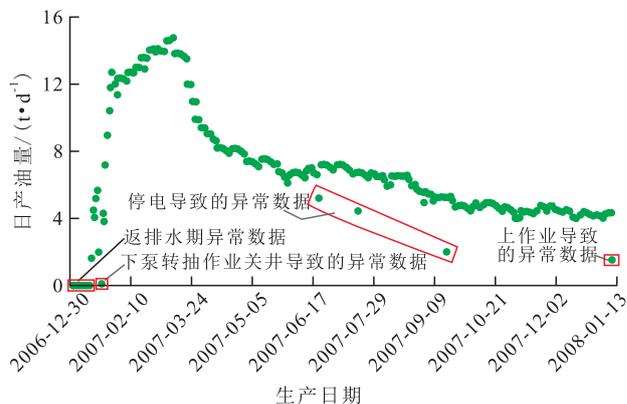


图5 C-X425稠油井第1周期数据预处理方法示意

Fig.5 Schematic diagram of preprocessing method for first-cycle data of C-X425 heavy oil well

本库数据的准确性和可靠性。

2.4 稠油注汽转周预测模型构建

通过采用大数据人工智能技术进行多种算法测试,找到适合稠油注汽转周规律的预测算法,再结合稠油注汽转周的历史产量数据和影响相关性的主要特征参数,构建稠油注汽转周预测模型,从而准确预测稠油注汽转周产量。

LSTM神经网络通过“门”结构实现信息的处理功能,使用sigmoid函数和按位乘法操作,经过遗忘门、输入门、记忆门和输出门的逻辑结构处理,对样本库标定数据进行计算,实现预测目标。“门”结构逻辑算法通过以下4步来实现(图6)。

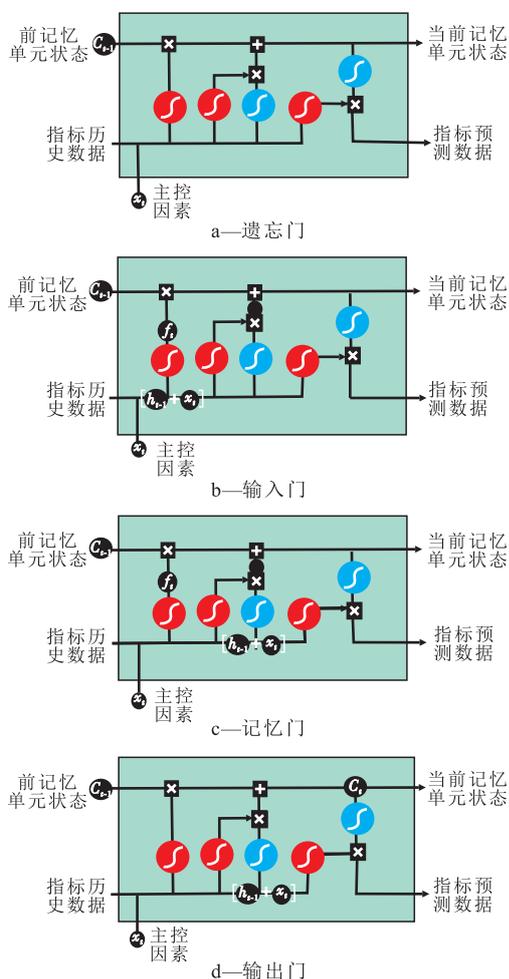


图6 LSTM神经网络的逻辑门结构示意图

Fig.6 Logic gate structure of LSTM neural network

第1步,遗忘门。遗忘门的工作就是接受上一个单元模块传过来的输出值,并决定要保留和遗忘哪个部分,在第 t 时间步记忆单元遗忘层的值 f_t 的计算公式为:

$$f_t = \theta_f(W_f x_t + U_f h_{t-1} + b_f) \quad (1)$$

第2步,输入门。输入门的工作是根据上一次输出和本次输入来计算当前输入的单元状态,当第 t

时间步输入的信息通过输入门,在第 t 时间步记忆单元输入层的值 o_t 和隐藏层状态的值 h_t 的计算公式分别为:

$$o_t = \theta_o(W_o x_t + U_o h_{t-1} + V_o C_t + b_o) \quad (2)$$

$$h_t = o_t \times \theta_h(C_t) \quad (3)$$

第3步,记忆门。记忆门的工作是用来控制是否将在第 t 时间步的数据并入单元状态中的控制单位。记忆单元隐藏层状态 C_t 在第 t 时间步的计算公式为:

$$C_t = i_t \tilde{C}_t + f_t C_{t-1} \quad (4)$$

第4步,输出门。输出门的工作是决定有多少输出信息可以传递到后面的神经网络中。在第 t 时间步记忆单元输出层的值 i_t 和最终记忆单元的输出值 \tilde{C}_t 的计算公式分别为:

$$i_t = \theta_i(W_i x_t + U_i h_{t-1} + b_i) \quad (5)$$

$$\tilde{C}_t = \theta_c(W_c x_t + U_c h_{t-1} + b_c) \quad (6)$$

2.5 预测模型应用效果

草4沙四区块位于东营凹陷南斜坡东段乐安油田中区,是胜利油田胜科采油管理区所辖稠油区块中油井数最多、产量最高的单元。探明石油地质储量为 670×10^4 t, 50°C 地面脱气原油黏度为 $1\,000 \sim 26\,000$ mPa·s,属于中高孔、中高渗透、具有弱边水的层状构造稠油油藏,开发方式主要为注氮气辅助蒸汽吞吐开发。该单元于2005年投产,2005至2009年为产能建设阶段,累积投产新井80口,阶段累积产油量为 42.2×10^4 t,2009至2012年为稳产阶段,阶段累积产油量为 75.7×10^4 t,2012至2019年为产能逐渐递减阶段,2020年该单元已有稠油井120口,年产油量为 6×10^4 t,占石油开发中心稠油产量的18.1%。目前由于该单元稠油井的平均注汽转周达12轮次,地层压力下降,含水率上升,措施效果逐渐变差,单元产量逐渐下降,开发难度加大。

通过选取2020年1—10月胜科采油管理区60口稠油井日度生产数据进行预测分析,识别影响样本库的相关性的主要参数,利用相关性分析、业务经验和实际预测效果比较相结合,选取适合预测模型的生产数据,并在45个日度生产数据和注汽参数中优选出生产时间、泵深、排量、冲程、转速、回压、日产液量、含水率、电流和井口温度等22个参数作为测试相关性的主要参数。

将测试数据集和其对应的关键参数作为LSTM神经网络的输入样本,并对稠油注汽转周预测模型进行测试,获得稠油井产量预测模型及月度完全成本预测模型,随机抽取样本的80%作为LSTM神经

网络预测样本库模型,从而准确预测周期产量及完全成本。表1为胜科采油管理区稠油注汽转周产量预测样本库,表2为2021年某月度胜科采油管理区完全成本预测样本库。

表1 胜科采油管理区稠油注汽转周产量预测样本库
Table1 Sample database of production prediction after steam injection cycle of heavy oil in Shengke oil production management area

井号	注汽周期/个	生产时间/d	平均日产量/(t·d ⁻¹)	日产量/(t·d ⁻¹)	平均预测准确率/%
C-X428	13	4 167	3.7	2.6	91.91
C-X211	20	5 016	2.9	2.5	96.40
C-X217	3	4 971	1.1	0.1	75.55
C-X414	21	4 509	3.5	3.2	97.93
C-X427	21	4 648	3.9	2.8	89.50
C-X424	16	5 126	2.4	1.8	96.39
C-P18	11	2 432	3.6	2.8	95.96
C-X314	16	5 212	2.4	2.2	97.68
C-X423	15	4 047	3.8	2.4	94.21
C-X422	14	3 958	2.0	1.6	95.71
C-X425	12	4 238	6.2	4.0	85.97
C-X426	13	4 772	3.0	2.1	87.46
C-328	7	5 481	1.1	0.8	95.81
C-X217	9	5 699	2.7	4.3	95.40
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

注:日产量为2021-06-16日产量数据。

表2 2021年某月度胜科采油管理区完全成本预测样本库
Table2 Sample database of full cost prediction in a month of 2021 in Shengke oil production management area

井号	预测完全成本/元	实际完全成本/元	预测准确率/%
C-X428	47 645	41 970.37	88.09
C-X211	44 272	41 766.68	94.34
C-X217	50 534	49 131.49	97.22
C-X414	45 083	42 043.36	93.26
C-X427	44 944	42 234.28	93.97
C-X424	53 861	41 911.66	77.81
C-P18	46 946	41 766.34	88.97
C-X423	45 188	41 901.95	92.73
C-X422	52 492	41 803.63	79.64
C-X426	45 414	42 060.15	92.61
C-328	46 719	52 372.05	89.21
C-X217	48 645	48 492.09	99.69
⋮	⋮	⋮	⋮

2.6 稠油注汽转周预测模型优化

系统根据源头数据更新频率对稠油井从产量和完全成本两个维度进行稠油注汽转周时机预测,为采油管理区相关技术人员提供快捷的分析预测服务。采用2020年1—10月胜科采油管理区的稠油注汽转周井数据进行预测分析,发现油井产量低

于2 t的预测准确率小于70%。通过对稠油注汽转周预测模型的反复测试,确定影响稠油低产井预测准确率主要包括2个因素:①异常数据点。②影响油井产量低于2 t的相关性参数。为此,对稠油注汽转周预测模型进行优化,主要优化环节为输入特征的优选和模型参数优选。输入特征的优选主要包括增加或删除特征值及特征融合,模型参数的优化主要是优化模型迭代次数、学习率及模型结构等。

按照稠油注汽转周预测模型的优化流程(图7),将2021年1—10月稠油注汽转周的165口井的数据通过剔除异常产量数据和优化影响油井产量低于2 t的相关性参数的方式进行进一步预测。

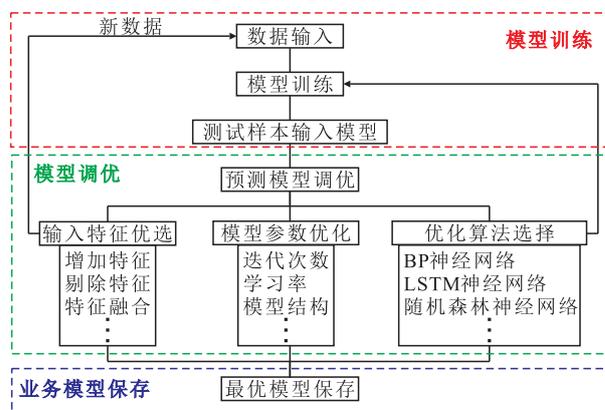


图7 稠油注汽转周预测模型优化流程

Fig.7 Optimization process of predictive model for steam injection cycle of heavy oil

稠油注汽转周预测模型经优化后,预测准确率明显提升,例如C-X424井第7周期产量预测,模型优化前产量预测准确率仅为74%,对输入特征参数重新进行优选后,准确率提升至96%(图8)。

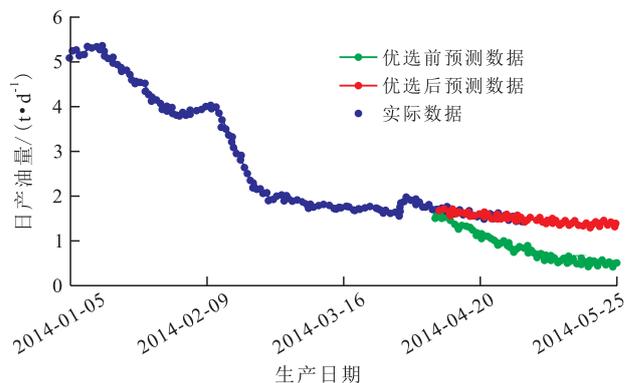


图8 C-X424井第7周期产量预测结果对比

Fig.8 Comparison of predicted seventh-cycle production from Well C-X424

3 应用实例

3.1 稠油井产量预测

用胜科采油管理区165口稠油井进行稠油注汽

转周预测模型的验证,其中C-211和C-X427等116口稠油井产量预测准确率大于等于90%(图9a, 9b),占总井数的70%(图9d);C-X425等140口稠油井产量预测准确率大于等于80%(图9c),占总井数的85%(图9d)。

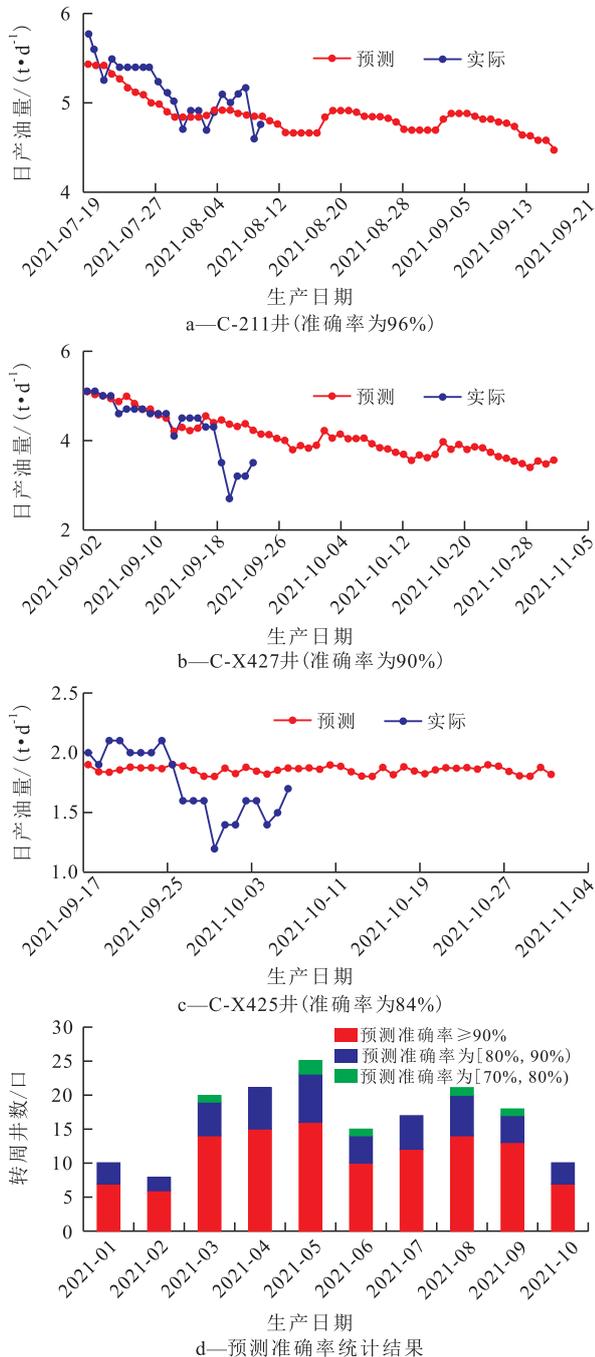


图9 预测产量与实际产量对比

Fig.9 Comparison between predicted production and actual production

3.2 稠油井完全成本预测

结合实际业务需求,通过对稠油井完全成本构成进行分析,确定模型构建方法和技术路线,按照稠油注汽转周井的完全成本进行模型构建。

通过科目费用归类及影响参数调整和模型优

化,对165口稠油注汽转周井进行完全成本预测,其中C-1等140口井的完全成本预测准确率大于80%(图10),占总井数的70%。

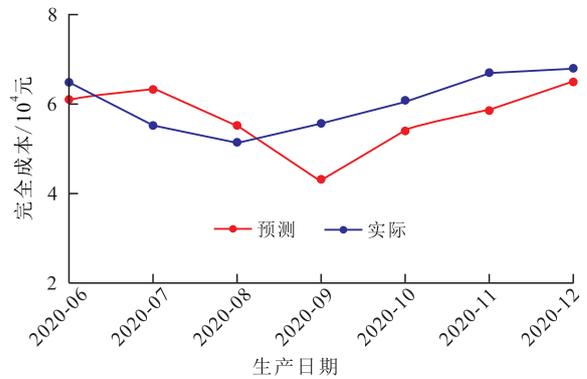


图10 C-1井完全成本预测

Fig.10 Full cost prediction of Well C-1

3.3 稠油注汽转周预测效果分析

稠油注汽转周的产量和完全成本预测模型的应用效果主要体现在以下三点:①稠油注汽转周措施方案的编制时间由原来3~5 d缩短到1~2 d。②通过对产量和完全成本的预测,可计算出稠油井的效益转周有效期,提高了稠油注汽转周措施有效率。③截至2021年10月,稠油注汽转周井措施增油量为 7×10^4 t,2020年同期同区块措施增油量为 6×10^4 t,措施增油量增加了 1×10^4 t,措施有效增油率提升约为17%。实践证明,LSTM神经网络算法比较适合稠油井生产经营规律的预测分析,稠油注汽转周预测模型可提升油藏经营的效益和效率。

4 结论

结合稠油注汽井周期性生产的特点,采用LSTM神经网络对稠油注汽转周井的产量和完全成本进行智能预测,解决了稠油井计划转周顺序和数量,以及注汽转周措施方案的优选等难题。针对稠油注汽转周预测模型构建中参数相关性分析和样本筛选等难点,在相关系数矩阵计算分析中增加了注汽转周相关性参数,更加完整地找出影响稠油井产量和完全成本变化的相关性参数,样本数据筛选采用单周期和多周期样本数据标定,确保了样本数据的准确性。经过反复测试和迭代优化,提高了稠油注汽转周预测模型的精准度和可靠性。首次将完全成本预测经营指标应用在油藏经营分析决策中,提高了采油管理区生产经营决策的科学性。通过2021年在胜科采油管理区应用,措施有效增油率提升约为17%,稠油注汽转周井的措施方案编制效率提升了1倍。

符号解释

b_c ——隐藏层中的常数;
 b_f ——遗忘层中的常数;
 b_i ——记忆单元中的常数;
 b_0 ——输出层中常数;
 C_t ——记忆单元第 t 时间步隐藏层状态;
 \widehat{C}_t ——最终记忆单元的输出值;
 f_t ——第 t 时间步记忆单元遗忘层的值;
 h_t ——输入层第 t 时间步记忆单元隐藏层状态的值;
 i_t ——第 t 时间步记忆单元输入层的值;
 o_t ——第 t 时间步记忆单元输入层的值;
 t ——隐藏层记忆单元的时间长度;
 U_c ——隐藏层中上一时间步输出值对应的权重;
 U_f ——遗忘层中上一时间步输出值对应的权重;
 U_i ——记忆单元中上一时间步输出值对应的权重;
 U_0 ——输出层中上一时间步输出值对应的权重;
 V_0 ——输出层中隐藏层状态对应的权重;
 W_c ——隐藏层中输入对应的权重;
 W_f ——遗忘层中输入对应的权重;
 W_i ——记忆单元中输入对应的权重;
 W_0 ——输入层中输入对应的权重;
 x_t ——第 t 时间步时的输入;
 θ_c ——隐藏层激活函数;
 θ_f ——遗忘层的激活函数;
 θ_h ——对隐藏层状态值的激活函数;
 θ_i ——输出层激活函数;
 θ_0 ——输入层激活函数。

参考文献

- [1] 于连东.世界稠油资源的分布及其开采技术的现状与展望[J].特种油气藏,2001,8(2):98-103.
YU Liandong. Distribution of world heavy oil reserves and its recovery technologies and future[J]. Special Oil & Gas Reservoirs, 2001, 8(2): 98-103
- [2] 付顺龙,张易航,刘汝敏,等.稠油、超稠油热采技术研究进展[J].能源化工,2020,41(2):26-31.
FU Shunlong, ZHANG Yihang, LIU Rumin, et al. Research progress of thermal recovery technology in heavy oil and super heavy oil reservoir[J]. Energy Chemical Industry, 2020, 41(2): 26-31.
- [3] 许鑫,刘永建,尚策,等.稠油油藏蒸汽驱提高热利用率研究[J].特种油气藏,2019,26(2):112-116.
XU Xin, LIU Yongjian, SHANG Ce, et al. Thermal utilization enhancement of steam-flooding in heavy oil reservoir[J]. Special Oil & Gas Reservoirs, 2019, 26(2): 112-116.
- [4] 李伟忠.胜利油田稠油未动用储量评价及动用对策[J].特种油气藏,2021,28(2):63-71.
LI Weizhong. Evaluation and development countermeasures for nonproducing reserves of heavy oil reservoirs in Shengli Oilfield [J]. Special Oil & Gas Reservoirs, 2021, 28(2): 63-71.
- [5] 胡廷惠,王传军,陈来勇,等.稠油油藏比采油指数拟合模型研究及应用[J].油气藏评价与开发,2017,7(3):50-54.
HU Tinghui, WANG Chuanjun, CHEN Laiyong, et al. Research and application of fitting model of specific productivity index in heavy oil reservoir [J]. Reservoir Evaluation and Development, 2017, 7(3): 50-54.
- [6] 王厚东,闫伟,孙金,等.稠油热采井注热过程数值模拟与参数优选[J].中国海上油气,2016,28(5):104-109.
WANG Houdong, YAN Wei, SUN Jin, et al. Numerical simulation and parameter optimization for heat injecting progress of heavy oil thermal recovery wells [J]. China Offshore Oil and Gas, 2016, 28(5): 104-109.
- [7] 李承龙,赵国忠.基于压敏效应的变启动压力梯度面积井网产量计算模型[J].断块油气田,2020,27(3):327-334.
LI Chenglong, ZHAO Guozhong. Production calculation model of areal well pattern with variable start-up pressure gradient based on pressure sensitive effect [J]. Fault-Block Oil and Gas Field, 2020, 27(3): 327-334.
- [8] 刘巍,刘威,谷建伟,等.利用卡尔曼滤波和人工神经网络相结合的油藏井间连通性研究[J].油气地质与采收率,2020,27(2):118-124.
LIU Wei, LIU Wei, GU Jianwei, et al. Research on interwell connectivity of oil reservoirs based on Kalman filter and artificial neural network [J]. Petroleum Geology and Recovery Efficiency, 2020, 27(2): 118-124.
- [9] 谷建伟,周梅,李志涛,等.基于数据挖掘的长短期记忆网络模型油井产量预测方法[J].特种油气藏,2019,26(2):77-81, 131.
GU Jianwei, ZHOU Mei, LI Zhitao, et al. Oil well production forecast with long-short term memory network model based on data mining [J]. Special Oil & Gas Reservoirs, 2019, 26(2): 77-81, 131.
- [10] 张亚云,陈勉,陈军,等.页岩润湿性的神经网络预测模型[J].断块油气田,2018,25(6):726-731.
ZHANG Yayun, CHEN Mian, CHEN Jun, et al. Prediction model of shale wettability based on neural network [J]. Fault-Block Oil and Gas Field, 2018, 25(6): 726-731.
- [11] 黄帅,彭彩珍.基于灰色关联的产量递减因素分析[J].油气藏评价与开发,2018,8(4):33-35,41.
HUANG Shuai, PENG Caizhen. Study on production decline factors based on gray correlation [J]. Reservoir Evaluation and Development, 2018, 8(4): 33-35, 41.
- [12] 宋传真,曹丽丽,曹立迎.低渗稠油油藏蒸汽吞吐合理开发井距的确定——以叙利亚O油田为例[J].断块油气田,2019,26(2):210-214.
SONG Chuazhen, CAO Lili, CAO Liying. Determination of reasonable well spacing for low-permeability heavy-oil reservoirs by steam huff and puff: taking O oilfield in Syria for example [J]. Fault-Block Oil and Gas Field, 2019, 26(2): 210-214.