

文章编号: 1000-0747(2022)04-0770-08 DOI: 10.11698/PED.20210781

低压低产页岩气井智能生产优化方法

祝启康^{1,2}, 林伯韬¹, 杨光³, 王俐佳⁴, 陈满⁵

(1. 中国石油大学(北京)人工智能学院, 北京 102249; 2. 中国石油大学(北京)安全与海洋工程学院, 北京 102249; 3. 中国石油大学(北京)信息科学与工程学院, 北京 102249; 4. 四川页岩气勘探开发有限责任公司, 四川内江 641100; 5. 中国石油西南油气田公司四川长宁天然气开发有限责任公司, 四川长宁 644000)

基金项目: 国家科技重大专项“大型油气田及煤层气开发”课题4“页岩气排采工艺技术与应用”(2017ZX05037-004)

摘要: 针对页岩气井在生产后期因积液和地层压力不足影响产量的问题, 提出一种适用于低压低产页岩气井的智能生产优化方法, 以人工智能算法为中心, 实现气井的自动生产和运行监测。智能生产优化方法基于长短期记忆神经网络预测单井产量变化, 指导气井生产, 实现积液预警和自动间歇生产等功能, 配合可调式油嘴实现气井控压稳产, 延长页岩气井正常生产时间, 提高井场自动化水平, 实现“一井一策”的精细化生产管理模式。现场试验结果显示, 优化后的单井最终可采储量可提高15%。相较于衰竭式开发后立刻采用排采工艺的开发模式, 该方法更具有经济性, 且增产稳产效果显著, 具有较好的应用前景。

关键词: 页岩气; 低压低产气井; 生产优化; 人工智能; 长短期记忆神经网络; 可调式油嘴

中图分类号: TP392 文献标识码: A

Intelligent production optimization method for a low pressure and low productivity shale gas well

ZHU Qikang^{1,2}, LIN Botao¹, YANG Guang³, WANG Lijia⁴, CHEN Man⁵

(1. College of Artificial Intelligence, China University of Petroleum, Beijing 102249, China; 2. College of Safety and Ocean Engineering, China University of Petroleum, Beijing 102249, China; 3. College of Information Science and Engineering, China University of Petroleum, Beijing 102249, China; 4. Sichuan Shale Gas Exploration and Development Co. LTD, Neijiang 641100, China; 5. China National Petroleum Corporation Southwest Oil and Gas Field Company Sichuan Changning Natural Gas Development Co. Ltd, Changning 644000, China)

Abstract: Shale gas wells frequently suffer from liquid loading and insufficient formation pressure in the late stage of production. To address this issue, an intelligent production optimization method for low pressure and low productivity shale gas well is proposed. Based on the artificial intelligence algorithms, this method realizes automatic production and monitoring of gas well. The method can forecast the production performance of a single well by using the long short-term memory neural network and then guide gas well production accordingly, to fulfill liquid loading warning and automatic intermittent production. Combined with adjustable nozzle, the method can keep production and pressure of gas wells stable automatically, extend normal production time of shale gas wells, enhance automatic level of well sites, and reach the goal of refined production management by making production regime for each well. Field tests show that wells with production regime optimized by this method increased 15% in estimated ultimate reserve (EUR). Compared with the development mode of drainage after depletion recovery, this method is more economical and can increase and stabilize production effectively, so it has a bright application prospect.

Key words: shale gas; low pressure and low productivity gas well; production optimization; artificial intelligence; long short-term memory neural network; adjustable nozzle

引用: 祝启康, 林伯韬, 杨光, 等. 低压低产页岩气井智能生产优化方法[J]. 石油勘探与开发, 2022, 49(4): 770-777.
ZHU Qikang, LIN Botao, YANG Guang, et al. Intelligent production optimization method for a low pressure and low productivity shale gas well[J]. Petroleum Exploration and Development, 2022, 49(4): 770-777.

0 引言

单井产量预测是评价气井生产状况、编制开发方案的重要参考依据, 是实现气井智能化生产的关键。目前预测气井产量的方法有数学建模和人工智能算

法。常用的数学建模方法包括数值模拟、解析解分析和递减曲线分析。数值模拟方法评价页岩气藏产量准确性较高, 但建立模型需要大量的地质资料^[1-5]。解析解分析基于页岩气的吸附解吸和扩散规律建立产量模型, 理论求解过程复杂, 且建模一般需要试井数据^[6-8]。

递减曲线分析基于生产井的产量历史数据进行产量预测及可采储量估算,主要方法有 Arps 递减、幂指数递减、扩展指数递减和 Duong 递减^[9-11],这种方法适合预测长期产量变化,对日产量预测精度低。

随着机器学习理论与技术的发展,神经网络模型开始广泛应用于石油工程领域。吴新根等^[12]引入前馈神经网络(BP)预测油田产量效果良好。Calvette 等^[13]讨论了长短期记忆神经网络(LSTM)模型预测油气产量相比油藏数值模拟的优势。Wang 等^[14]使用集成方法、线性回归、支持向量机、回归树、高斯过程回归、LSTM 等 5 种模型预测油井产量,发现 LSTM 模型的预测结果最准确。Lee 等^[15]使用 LSTM 模型预测加拿大 Alberta 地区页岩气井的月产量,论证了 LSTM 相比递减曲线分析的优势。由于 LSTM 模型具有产量预测精度高、所需数据量小的优点,更加适用于非常规油气产量预测,因而被广泛应用于生产现场的快速分析。学者们对 LSTM 模型不断进行优化,如 Kocoglu 等^[16]使用基于贝叶斯优化的 Bi-LSTM 模型预测水平井产量,预测精度比 LSTM 模型有所提高。Zhan 等^[17]用集成学习方法组合了两种特性不同的 LSTM 模型,极大地提高了模型预测的准确性。Song 等^[18]提出基于粒子群优化的 LSTM 模型预测新疆油田日产油量,选取油嘴尺寸与产量为特征量,预测准确性较高。邱凯旋^[19]选取油管压力、套管压力、储集层温度等 7 个特征量,采用 LSTM 模型对鄂尔多斯盆地连续生产 1~4 年的气井生产数据进行建模预测,预测结果精度较高。

四川南部地区部分页岩气井在生产中后期出现地层压力低、井筒积液、气井排酸等问题,需要定期关井恢复地层压力或者进行排水修井作业,稳产时间短、生产数据连续性差,建立 LSTM 产量预测模型需要针对性优化。此外,当前川南地区低产页岩气井生产还存在 3 个突出问题:①气井生产中后期,井内积液、地层压力衰减快等问题使单井日产量变化幅度大,产量波动难以把握,导致工程师对生产过程中出现的井口压力突然降低、产量低于携液流量等问题预料不足,错失生产工艺介入的最佳时机。②由于井内压力不足,依靠经验设计间开方案、采取定时或定压自动间开的生产方式难以准确把握气井产量恢复时间。③生产过程中压降难以控制,地层压降过快会导致裂缝中支撑剂失效,降低储集层渗流能力,影响气井产能。

针对上述问题,本文提出一种适用于低压低产页岩气井的智能生产优化方法,由 LSTM 产量预测模型、积液预警和间歇控制等子程序和可调式油嘴、数控关井阀门

井阀门等硬件组成。通过单井产量预测和可调式油嘴精确控压,实现维持页岩气井增产稳产以及对常见异常工况的预警功能,提供针对低压低产页岩气井生产过程的解决方案。

1 气井智能生产优化的系统架构

油气田智能化生产是未来石油工业的发展趋势之一。经过信息化建设的井场可以在现有气井生产系统的基础上进行优化,添加分析预测、控压调产、自动间开、积液预警等自动生产与辅助决策功能,实现“一井一策”的生产管理模式,提升油气田的自动化与智能化水平。实现智能化生产的关键在于对气井生产状况的提前预判和存在问题的实时反馈,准确预测产量是智能化生产的核心工作。通过预测气井产量确定单井合理生产方案,控制气井压降速率,保障油气藏增产稳产,也是页岩气田后期生产管理的基础工作。

气井生产优化的系统架构主要由硬件层、控制层、算法层和应用层组成,分层实现不同功能,每一层都向上层提供服务,向下层下达指令(见图 1)。每层内含多个模块以实现具体功能,同层模块间可互相交换数据。硬件层负责收集并向上传递生产数据,接收控制信号执行对应硬件动作。控制层作为中介层,将上层命令解释为控制信号发往硬件层。算法层将传入的生产数据进一步加工处理后向上层传递,向下层发出调产、调压等任务指令。应用层直接与工程师交互,负责展示生产信息、监测预警生产状态,向下层传递工程师的指令。在该架构下,向各层分别添加对应的功能模块即可拓展气井生产系统的功能,实现对页岩气井的生产优化。

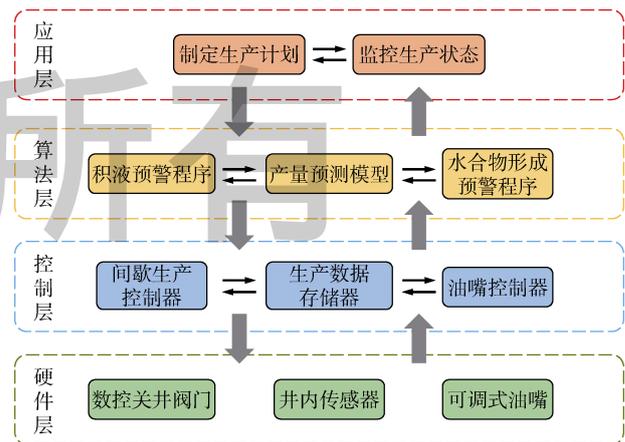


图 1 页岩气井智能生产优化架构图

2 智能生产优化方法

2.1 智能生产优化流程

利用 LSTM 算法建立页岩气井智能生产优化方

法,由图 1 中各个模块配合完成,工作步骤包括:①由设置在气井中的传感器采集气井生产数据。②采用研究区气井的生产历史数据对产量预测模型进行训练,得到包含气井生产特征的模型。③由运行在井场计算机上的产量预测模型实时接收气井生产数据,预测气井未来产量变化。④工程师参考预测数据制定生产计划,配置各项参数。⑤根据未来产量变化,及时提醒工程师可能发生的积液等风险。⑥通过可调式油嘴控制气井压降速率,并在未来预期产量不足时控制关井阀门自动间歇生产。⑦监测可调式油嘴附近是否有水合物形成。⑧使用新的生产数据更新产量预测模型。

2.2 LSTM 神经网络原理

循环神经网络(RNN)是一类以序列数据为输入,在序列的演进方向进行递归且所有节点按链式连接的递归神经网络^[3]。RNN 的结构决定了它适用于时序预测问题,其内部结构可以提取历史数据的特征信息,用于对未来数据的预测。但 RNN 无法处理数据的长期依赖问题。长短期记忆神经网络(LSTM)是 RNN 的一种变体,LSTM 通过加入门结构和记忆单元状态,使其对数据中的短期和长期信息均能较好利用,提升了算法的预测能力。模型使用 LSTM 发掘页岩气井历史生产数据与未来产量的关系。由于长宁区块页岩气井生产数据连续性较差,直接作训练集精度不佳,本文通过数据清洗和特征值添加的方式降低这种影响。

2.3 产量预测模型设计

通过对模型特征量的选择、数据集的制作、网格搜索优化调参等方法,训练出综合表现最好的 LSTM 产量预测模型。

2.3.1 研究区概况

四川长宁区块位于扬子板块西缘四川盆地川南低陡断折带与娄山褶皱带结合部位^[20],主力储集层以五峰组—龙马溪组页岩为主,为富含有机质的黑色泥页岩^[21]。储集层埋深 2 000~4 000 m,优质储集层厚度 30~50 m,属于典型的页岩气^[20,22]。

长宁页岩气采气模式与北美相似,投产前期为获取较高的初期日产气量,多采用套管直接放喷的生产方式,导致地层能量迅速衰减,井筒积液提前出现^[23]。在生产的中后期,部分平台气井出现积液、地层能量不足等问题,产量降低,有柱塞排水或间歇关井的需求。通过观察页岩气井在经历不同关井时间后开井第 1 天的产量变化发现,当关井时间在数小时至数十小时时,气井产量基本不受影响,可认为产量的时间连续性正常。关井时间超过数天,一般油压、套压等会发

生明显变化,影响后续产量。

2.3.2 数据预处理

训练数据来自长宁区块页岩气井。为避免地质因素和钻完井工艺对气井产量的影响,选择同区块差异较小的 16 口气井。考虑到油田生产数据常用时间单位,模型将训练数据步长设置为 1 d。以 1 d 生产数据为 1 组,共 10 000 组数据。对生产数据使用 Spearman 相关系数进行关联性分析(见表 1)。原始生产数据包括井口套管压力、井口油管压力、输气压力、产水量、产气量、水气比等 6 个特征量,由于输气压力与产气量相关性较低,分析后选取除输气压力外的 5 个特征量作为模型输入变量的一部分。

表 1 Spearman 相关系数分析结果

变量	与日产气量的 Spearman 相关系数	相关性
套管压力	0.55	强
油管压力	0.60	强
输气压力	0.14	弱
产水量	0.59	强
水气比	-0.35	中等

注:Spearman 相关性分析的显著性均低于 0.05,表明相关性系数具有统计学意义

由于长宁区块气井生产数据的时间连续性较差,为提高模型预测精度,使模型适用于低产页岩气井的生产方式,引入变量“关井时间”,以井口套管压力、井口油管压力、产水量、产气量、水气比、关井时间 6 个特征量作为 LSTM 产量预测模型的输入。对“关井时间”的定义是,若气井在当日以后连续关井 n 天,则将当日对应的“关井时间”设为 n ,若正常生产则当日对应的“关井时间”为 0。引入“关井时间”变量既可以消除因长时间关井导致的产量波动变化,又可以通过模型提前预测开井后的气井产量。加入“关井时间”变量后,即可删除日产量为 0 的数据。为避免生产数据不连续影响精度,选取气井连续生产 200 d 以上的生产数据组成训练集。对于因为传感器失灵导致数据集中出现空缺数据的情况,若空缺 1 个数据,采用平均值法填充;若空缺数据较多且连续或集中于开关井时间附近,则直接放弃该段数据。

在开始训练之前,采用最大最小归一化方法对训练数据归一化,把输入值控制在 0~1 以提高模型训练效果。

2.3.3 网格搜索优化

模型使用网格搜索法优化神经网络模型的超参数。选择与模型精度相关的 LSTM 层数、全连接网络层数、LSTM 神经元数量、丢弃神经元概率、遍历次

数、批尺寸、学习率、优化器等 8 个超参数，绘制学习曲线调参。将超参数的取值范围划为合理的数等份，尝试各超参数的取值组合，以均方误差的大小比较模型优劣，最优超参数组合见表 2。训练时发现当模型的 LSTM 层数超过 2 层时，再继续增加模型层数对模型精度提升十分有限，但会导致模型的训练消耗更多计算资源，因此 2 个 LSTM 层为最优选择。

表 2 以模型 C 为例的最优超参数组合

参数类型	参数名称	参数值
结构	输入形状	30×6
	输出形状	10×1
	LSTM 层数	2
	全连接层数	1
超参数	LSTM 神经元数量	90
	丢弃神经元概率	0.2
	遍历次数	150
	批尺寸	32
训练方法	学习率	0.000 04
	训练集组数	9 000
	测试集组数	2 400
	优化器	Adam

2.4 LSTM 神经网络变体预测能力对比

在 Wang 等^[14]的研究成果基础上对比循环神经网络 (RNN)、长短期记忆神经网络 (LSTM)、门循环单元 (GRU) 等 3 种时序预测算法的优劣。GRU 是基于

LSTM 的改进算法，它将 LSTM 中的遗忘门和输入门合并成更新门，同时合并了数据单元状态和隐藏状态，模型结构相较 LSTM 更为简单。3 种时序预测算法对页岩气井日产量预测能力对比显示，RNN 表现最差，GRU 的表现与 LSTM 接近 (见表 3)。考虑到 GRU 的结构比 LSTM 更简单，收敛速度更快，将 GRU 作为产量预测模型的备选算法，两者训练过程基本相同。

表 3 3 种时序预测算法对页岩气井日产量预测能力对比

算法名称	决定系数	均方误差
RNN	0.781	1.03
GRU	0.797	0.99
LSTM	0.802	0.96

2.5 不同预测时长的 LSTM 模型对比

随机选取 4 口页岩气井共计 2 400 组数据组成测试集。建立基于 30 d 数据预测 1 d 产量 (A 模型)、基于 30 d 数据预测 5 d 产量 (B 模型)、基于 30 d 数据预测 10 d 产量 (C 模型) 3 个模型，通过决定系数比较 3 种模型对未来 1~10 d 产量预测表现 (见表 4)。同一模型的决定系数随预测时间增加呈减小趋势。在预测未来 1 d 时，3 种模型的决定系数近似。在预测未来 1~5 d 时，B、C 模型的决定系数近似。表明预测时间越长，模型的预测精确度越低；预测同一天时，3 种模型的准确度近似，但总体表现 A 模型最好、B 模型中等、C 模型最差。

表 4 3 种模型预测未来 1~10 d 产量的决定系数对比

模型	决定系数										总体	
	第 1 天	第 2 天	第 3 天	第 4 天	第 5 天	第 6 天	第 7 天	第 8 天	第 9 天	第 10 天		
A	0.802											0.802
B	0.792	0.765	0.737	0.729	0.711							0.746
C	0.791	0.769	0.720	0.736	0.704	0.719	0.693	0.638	0.612	0.590		0.697

3 个不同预测时长 LSTM 模型在测试集上的表现显示 (见图 2)，A 模型预测产量变化幅度最为准确，B 模型其次，C 模型仅能预测产量变化趋势。说明随预测时间延长，模型整体的预测精度会降低。在产量大幅波动或频繁关井的时间段 (见图 2a、图 2c)，3 个模型拟合效果均较差，说明气井积液或频繁关井会降低模型的预测精度。综上所述，在设计产量预测模型时应结合 A、B、C 模型，在预测 1~5 d 产量时参考 A、B 模型的预测结果，预测 5~10 d 产量时参考 C 模型。

2.6 “关井时间”变量对 LSTM 产量预测模型精度的影响

为验证加入“关井时间”变量对模型预测精度的影响，选取气井关井前后生产数据片段 10 份，分别测试加入和未加入“关井时间”的模型对开井当日产量

的预测能力，结果均显示加入该变量后模型预测精度得到提升 (见图 3)。

2.7 积液预警、间歇生产和油嘴控压模块设计

根据 Turner 临界携液流量模型^[24]计算发生积液时的临界流量。当预测产量低于临界携液流量时，结合油管和套管压差变化^[25]，可判断积液并及时预警。

对页岩气井的间歇生产，由于产量受多因素影响，生产状态不稳定，无规则可循。以定时或定压的方式决定间歇期的方法具有很大随机性。LSTM 模型的预测结果能反映未来 10 d 产量变化趋势，通过模型预测值提前判断气井是否进入间歇期，由程序实现自动间歇，能提高间歇效果，避免气井过度生产损伤地层。可调式油嘴能稳定页岩气井的产量和压力，提高产能。该方法适用于生产中晚期的页岩气井，在采气时通过

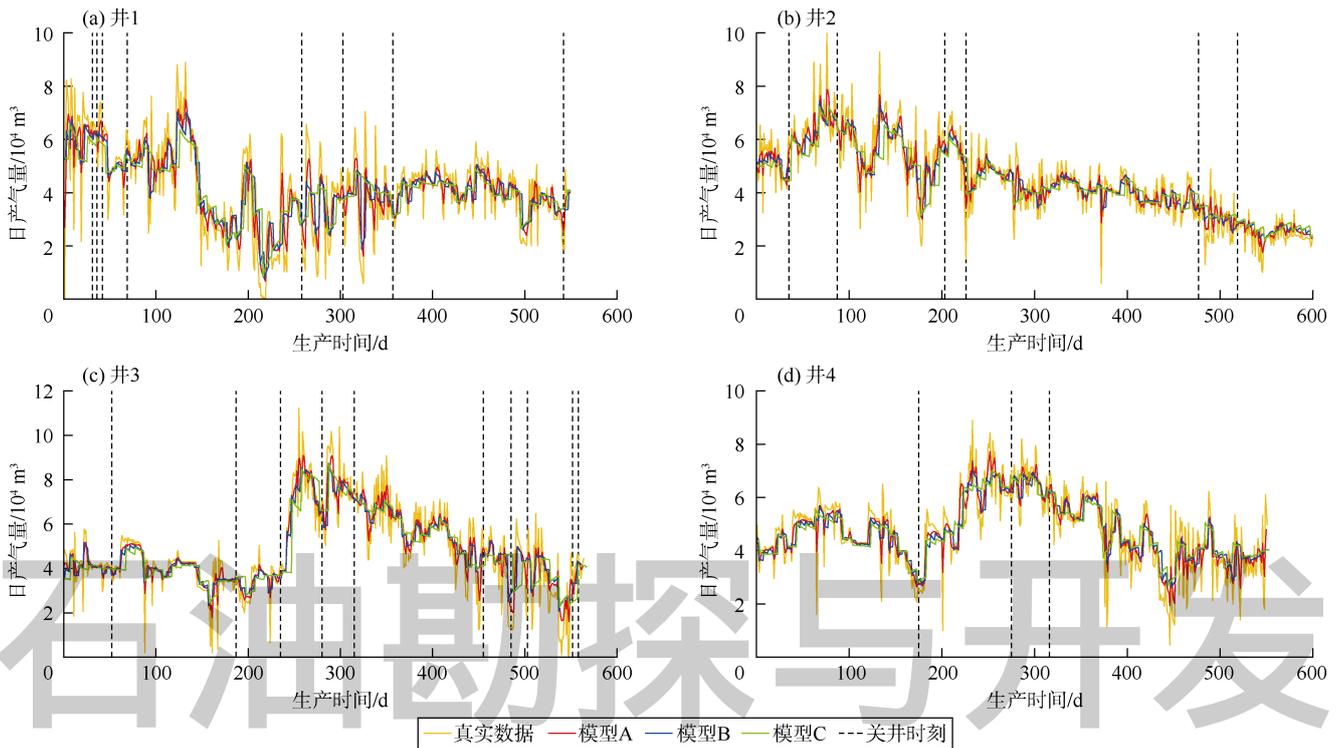


图2 3个不同预测时长 LSTM 模型在测试集上的表现

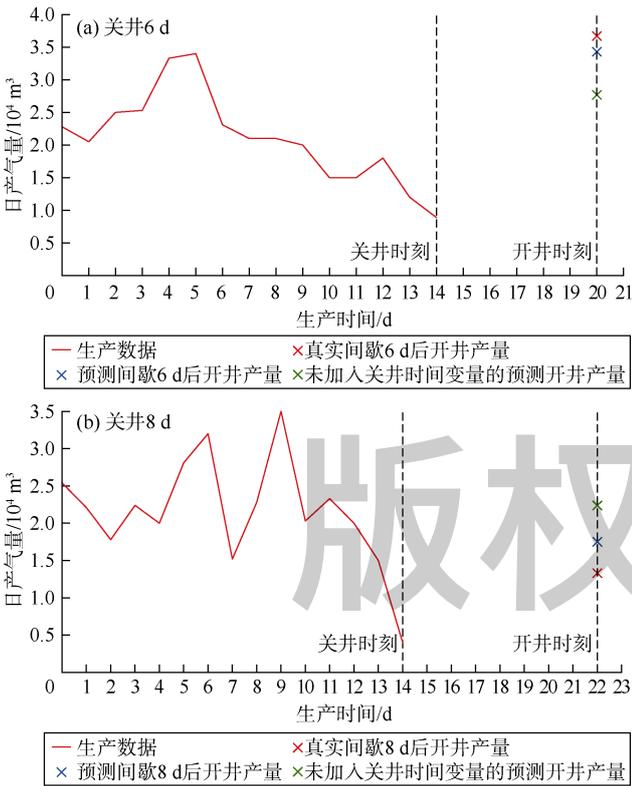


图3 关井时间变量对 LSTM 产量预测模型精度的影响

改变油嘴直径以限制井内压降速率在一合理区间内，避免地层压力衰竭过快损伤储集层。采用实时采集压力数据、判断压力变化速率、调整油嘴大小、采集下一阶段压力数据 4 步循环控制井口压降，维持气井压降

在合理区间（见图 4）。①井口压力传感器每分钟采集一次压力数据，为避免生产波动影响压力数据采集，取 1 h 内压力平均值，与上一小时的压力平均值相减得到 Δp 。②生产初期，将逐级改变油嘴口径的生产数据传入远程监控平台，通过绘制流体流动指数与油嘴口径的关系曲线，结合实时生产分析等工具，确定最合适生产的油嘴口径，判断合理降压区间 $p_{min} \sim p_{max}$ ，传入计算控制部分执行。③当气井压降超出设定的合理压降区间时，即 $\Delta p < \Delta p_{min}$ 或 $\Delta p > \Delta p_{max}$ 时，可调式油嘴判断应调大还是调小口径，每次改变一个最小调节量（直径变化 0.2 mm）。通过不断重复该步骤，使气井压降回归至合理区间。④后台采集数据监测油嘴工作状态，在必要时人为干预油嘴口径变化，避免形成水

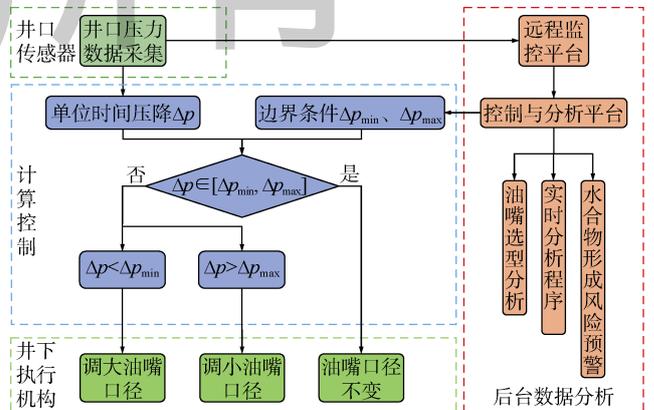


图4 可调式油嘴控压生产控制流程图

合物堵塞油嘴、油嘴分压过大等生产安全问题。

3 现场应用

3.1 试验井选取

选取四川南部长宁区块某平台2口井作为试验井1和试验井2。为验证优化效果,选择同区块2口井作为对照井1和对照井2,对照井仅采集生产数据。4口井均在投产初期参与试验,其中试验井2与对照井1的钻完井、压裂和生产情况近似,是理想的对照对象。试验井在试验期间控压生产,生产情况稳定,排水正常,井筒内无积液或积液位置很低,放压生产时井口压力和日产气量递减较快,控压后井口压力保持较好。对照井1放压生产,产量波动频繁,但无积液风险。对照井2放压生产,产量多次突降后又恢复正常,进入衰竭期后有一定积液风险(见表5、图5)。

表5 试验井和对照井基本信息表

井号	井深/m	垂深/m	改造段长度/m	平均井口压力/MPa	平均产气量/ $(10^4 \text{ m}^3 \cdot \text{d}^{-1})$
试验井1	4 891	2 859	2 064	17.98	12.16
试验井2	4 850	2 813	1 850	16.01	9.32
对照井1	5 375	3 510	1 854	15.56	9.22
对照井2	5 230	3 470	1 695	8.79	4.49

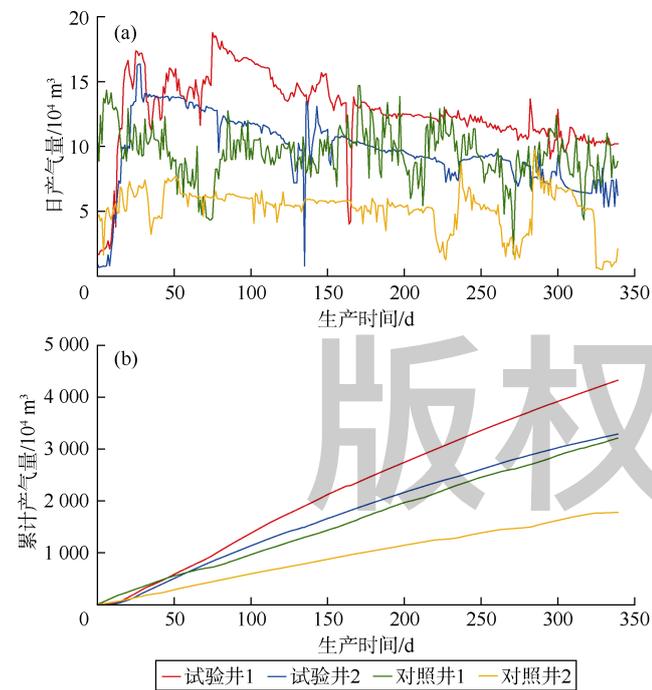


图5 试验井和对照井试验期间日产气量曲线(a)与累计产气量曲线(b)

3.2 提产效果分析

利用RTA油气藏递减分析软件绘制气井产能曲线(见图6),产能曲线的斜率可以直观地反映气井产能,

斜率越小表示气井产能越大。试验井2的斜率小于对照井1,表明通过控压可使生产井保持较高的产能。最终可采储量预测曲线(见图7)显示,试验井2的最终可采储量是对照井1的115.38%。说明智能生产优化方法对气井产能提升效果较好(见表6)。

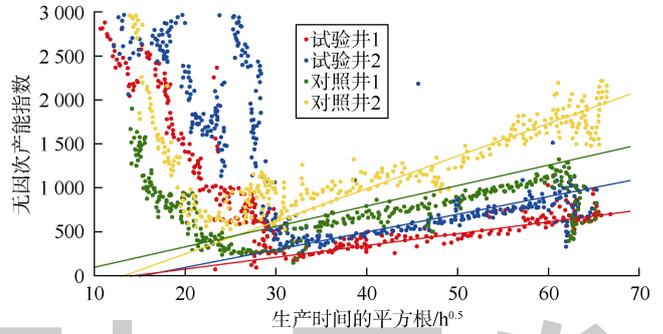


图6 气井产能曲线

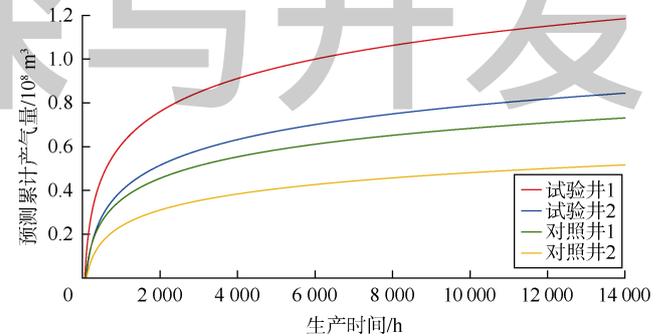


图7 最终可采储量预测曲线

表6 产能分析数据表

井号	平均井口压降速率/ $(\text{MPa} \cdot \text{d}^{-1})$	裂缝导流能力/ $(10^{-3} \mu\text{m}^2 \cdot \text{m})$	改造体积与储集层厚度之比/ 10^4 m^2	估算最终可采储量/ 10^8 m^3
试验井1	0.061 5	1.00	87.13	1.184
试验井2	0.053 9	2.60	76.31	0.844
对照井1	0.084 2	1.10	63.59	0.730
对照井2	0.065 3	0.68	40.50	0.516

3.3 产量预测效果分析

预测产量与实际产量对比图显示(见图8),模型预测产量变化趋势整体准确,多数预测值的误差小于等于15%。但从试验开始(第0天),试验井的预测值较真实值整体偏低。为此,在第250天使用试验期间生产数据对模型进行二次训练,之后预测偏差明显减小,解决了模型在试验井上预测值整体偏低的问题(见图8a、图8b)。分析认为,其原因在于,加入可调式油嘴后,试验井的生产特征发生改变,基于原有生产数据的LSTM模型未掌握这一特征,需要及时对模型进行更新。对照井1整体预测结果较差(见图8c)的原因该井在试验期间数次停产修井,人为干预降低

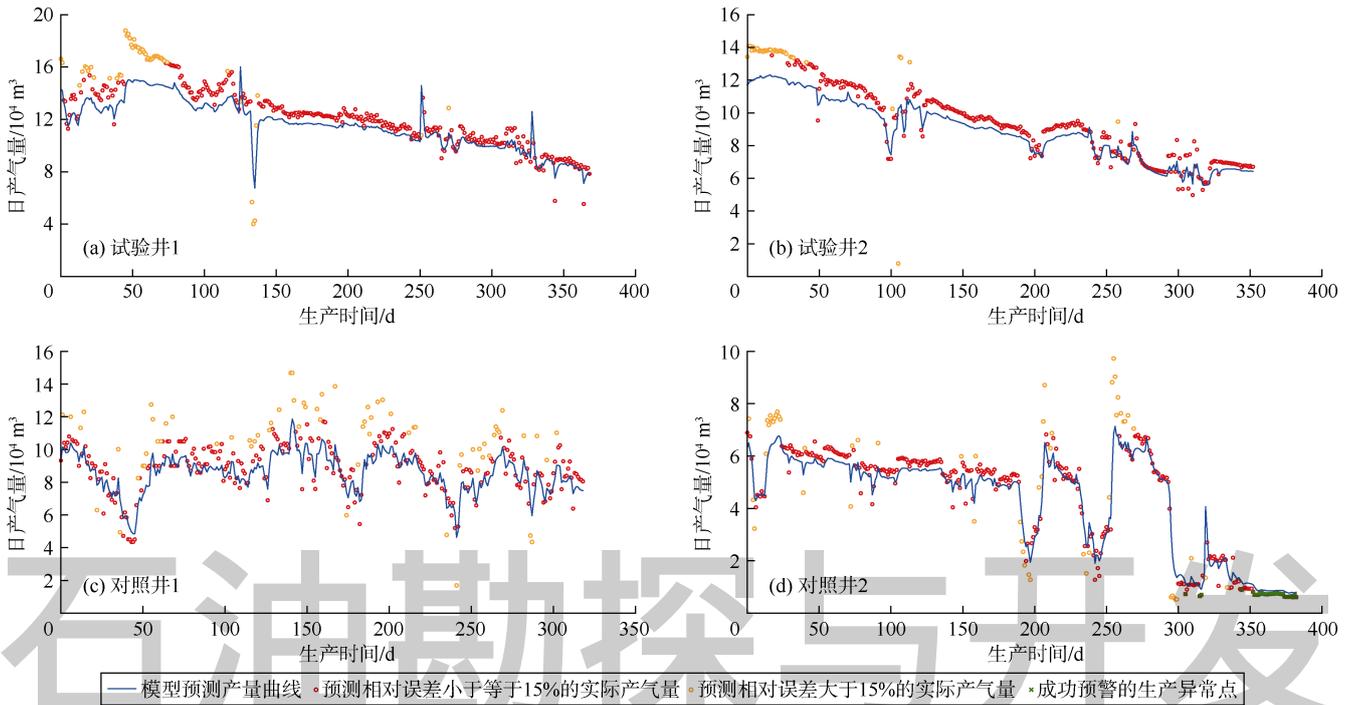


图8 LSTM模型产量预测曲线

了模型的预测精度,认为可采用该井试验期间生产数据对模型进行二次训练以改善预测效果。

预警的准确性与模型预测产量的精度相关。模型准确预测的时间越长,预警越准确。如对照井2在第350天产量跌至 $0.5 \times 10^4 \text{ m}^3$,本文模型提前预警产能不足并自动间歇(见图8d)。

4 结论

基于LSTM神经网络的产量预测模型可准确预测页岩气单井未来5d产量变化,并可实现自动间歇和积液监测功能,提升生产效率。通过可调式油嘴调整压降速率,实现缓慢压降,可保障稳定生产,提高气井的最终可采储量。

针对不同气井的生产特性,配置合理的单井压降速率和间歇生产方案,实现“一井一策”的生产管理模式,可充分释放单井生产潜力。现场试验结果表明,应用本文方法的气井在多因素综合作用下产能保持更好,单井最终可采储量可提高15%。

本文提出的LSTM产量预测模型和基于模型的衍生功能适用于页岩气井生产全周期,该优化方法以相对较低的成本较好地解决了页岩气井生产中导致减产的多项问题,从而实现页岩气生产降本增效的目的。

未来将继续深入研究并完善页岩气井智能生产优化方法,提高LSTM产量预测模型的预测精度和鲁棒性,通过加入储集层静态参数提高模型的泛化能力。

建立更为全面的多井综合智能生产管理系统,集成自动采集与分析、油气井设备安全生产监测、井场产能预测与自动调产等功能,以进一步提高油气田开发的智能化水平。

符号注释:

n ——关井时间, d; Δp ——井口压力降幅, MPa; Δp_{\min} ——井口最小压降, MPa; Δp_{\max} ——井口最大压降, MPa。

参考文献:

- [1] WATSON A T, GATENS J M III, LEE W J, et al. An analytical model for history matching naturally fractured reservoir production data[J]. SPE Reservoir Engineering, 1990, 5(3): 384-388.
- [2] OZKAN E, RAGHAVAN R, APAYDIN O G. Modeling of fluid transfer from shale matrix to fracture network[R]. SPE 134830-MS, 2010.
- [3] 位云生, 王军磊, 于伟, 等. 基于三维分形裂缝模型的页岩气井智能化产能评价方法[J]. 石油勘探与开发, 2021, 48(4): 787-796. WEI Yunsheng, WANG Junlei, YU Wei, et al. A smart productivity evaluation method for shale gas wells based on 3D fractal fracture network model[J]. Petroleum Exploration and Development, 2021, 48(4): 787-796.
- [4] 姚军, 孙海, 樊冬艳, 等. 页岩气藏运移机制及数值模拟[J]. 中国石油大学学报(自然科学版), 2013, 37(1): 91-98. YAO Jun, SUN Hai, FAN Dongyan, et al. Transport mechanisms and numerical simulation of shale gas reservoirs[J]. Journal of China University of Petroleum (Edition of Natural Science), 2013, 37(1): 91-98.
- [5] 何易东, 任岚, 赵金洲, 等. 页岩气藏体积压裂水平井产能有限元数值模拟[J]. 断块油气田, 2017, 24(4): 550-556.

- HE Yidong, REN Lan, ZHAO Jinzhou, et al. Finite element numerical simulation of shale gas production of hydraulically fractured horizontal well with stimulated reservoir volume[J]. *Fault-Block Oil and Gas Field*, 2017, 24(4): 550-556.
- [6] 邓佳. 页岩气储层多级压裂水平井非线性渗流理论研究[D]. 北京: 北京科技大学, 2015.
- DENG Jia. Nonlinear seepage theory of multistage fractured horizontal wells for shale gas reservoirs[D]. Beijing: University of Science and Technology Beijing, 2015.
- [7] 刘华, 胡小虎, 王卫红, 等. 页岩气压裂水平井拟稳态阶段产能评价方法研究[J]. *西安石油大学学报(自然科学版)*, 2016, 31(2): 76-81.
- LIU Hua, HU Xiaohu, WANG Weihong, et al. Study on productivity evaluation method of fracturing horizontal shale gas well in pseudo-steady state[J]. *Journal of Xi'an Shiyou University (Natural Science Edition)*, 2016, 31(2): 76-81.
- [8] 尚颖雪, 李晓平, 宋力. 考虑水溶气的页岩气藏物质平衡方程及储量计算方法[J]. *天然气地球科学*, 2015, 26(6): 1183-1189.
- SHANG Yingxue, LI Xiaoping, SONG Li. Material balance equation and reserves calculation method considering water soluble gas for shale gas reservoirs[J]. *Natural Gas Geoscience*, 2015, 26(6): 1183-1189.
- [9] DUONG A N. Rate-decline analysis for fracture-dominated shale reservoirs[J]. *SPE Reservoir Evaluation & Engineering*, 2011, 14(3): 377-387.
- [10] ARPS J J. Analysis of decline curves[J]. *Transactions of the AIME*, 1945, 160(1): 228-247.
- [11] SESHADRI J, MATTAR L. Comparison of power law and modified hyperbolic decline methods[R]. SPE 137320-MS, 2010.
- [12] 吴新根, 葛家理. 应用人工神经网络预测油田产量[J]. *石油勘探与开发*, 1994, 21(3): 75-78, 131.
- WU Xingen, GE Jiali. The application of artificial neural network in predicting output of oil fields[J]. *Petroleum Exploration and Development*, 1994, 21(3): 75-78, 131.
- [13] CALVETTE T, GURWICZ A, ABREU A C, et al. Forecasting smart well production via deep learning and data driven optimization[R]. OTC 29861-MS, 2019.
- [14] WANG F Y, ZAI Y, ZHAO J Y, et al. Field application of deep learning for flow rate prediction with downhole temperature and pressure[R]. IPTC 21364-MS, 2021.
- [15] LEE K, LIM J, YOON D, et al. Prediction of shale-gas production at Duvernay Formation using deep-learning algorithm[J]. *SPE Journal*, 2019, 24(6): 2423-2437.
- [16] KOCOGLU Y, GORELL S, MCELROY P. Application of Bayesian optimized deep Bi-LSTM neural networks for production forecasting of gas wells in unconventional shale gas reservoirs[R]. URTEC-2021-5418-MS, 2021.
- [17] ZHAN C, SANKARAN S, LEMOINE V, et al. Application of machine learning for production forecasting for unconventional resources[R]. URTEC-2019-47-MS, 2019.
- [18] SONG X Y, LIU Y T, XUE L, et al. Time-series well performance prediction based on Long Short-Term Memory (LSTM) neural network model[J]. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2020, 186: 106682.
- [19] 邱凯旋. 基于解析解和神经网络的非常规油气藏产能预测研究[D]. 北京: 北京大学, 2021.
- QIU Kaixuan. Productivity prediction of unconventional oil and gas reservoirs based on analytic solution and neural network[D]. Beijing: Peking University, 2021.
- [20] 马新华, 谢军, 雍锐, 等. 四川盆地南部龙马溪组页岩气储集层地质特征及高产控制因素[J]. *石油勘探与开发*, 2020, 47(5): 841-855.
- MA Xinhua, XIE Jun, YONG Rui, et al. Geological characteristics and high production control factors of shale gas reservoirs in Silurian Longmaxi Formation, southern Sichuan Basin, SW China[J]. *Petroleum Exploration and Development*, 2020, 47(5): 841-855.
- [21] 邱小松, 杨波, 胡明毅. 中扬子地区五峰组—龙马溪组页岩气储层及含气性特征[J]. *天然气地球科学*, 2013, 24(6): 1274-1283.
- QIU Xiaosong, YANG Bo, HU Mingyi. Characteristics of shale reservoirs and gas content of Wufeng-Longmaxi Formation in the middle Yangtze region[J]. *Natural Gas Geoscience*, 2013, 24(6): 1274-1283.
- [22] 马新华, 李熙喆, 梁峰, 等. 威远页岩气田单井产能主控因素与开发优化技术对策[J]. *石油勘探与开发*, 2020, 47(3): 555-563.
- MA Xinhua, LI Xizhe, LIANG Feng, et al. Dominating factors on well productivity and development strategies optimization in Weiyuan shale gas play, Sichuan Basin, SW China[J]. *Petroleum Exploration and Development*, 2020, 47(3): 555-563.
- [23] 范宇, 岳圣杰, 李武广, 等. 长宁页岩气田采气工艺实践与效果[J]. *天然气与石油*, 2020, 38(2): 54-60.
- FAN Yu, YUE Shengjie, LI Wuguang, et al. Practice and effect of gas production technology in Changning shale gas field[J]. *Natural Gas and Oil*, 2020, 38(2): 54-60.
- [24] TURNER R G, HUBBARD M G, DUKLER A E. Analysis and prediction of minimum flow rate for the continuous removal of liquids from gas wells[J]. *Journal of Petroleum Technology*, 1969, 21(11): 1475-1482.
- [25] 王小佳, 高福志, 陈龙, 等. 苏里格气田低产低效井间开管理的摸索及间开效果分析[J]. *中国石油和化工标准与质量*, 2013, 33(7): 204.
- WANG Xiaojia, GAO Fuzhi, CHEN Long, et al. Exploration and analysis of low productivity gas well management in Sulige gas field[J]. *China Petroleum and Chemical Standard and Quality*, 2013, 33(7): 204.

第一作者简介: 祝启康(1999-), 男, 陕西咸阳人, 中国石油大学(北京)安全与海洋工程学院在读学士, 主要从事人工智能在石油与天然气领域的应用研究。地址: 北京市昌平区府学路18号, 中国石油大学(北京)人工智能学院, 邮政编码: 102249。E-mail: cupb_zqk@163.com

联系作者简介: 林伯韬(1983-), 男, 福建龙岩人, 博士, 中国石油大学(北京)人工智能学院教授, 主要从事油气工程信息化与智能化技术方面的教学与研究工作。地址: 北京市昌平区府学路18号, 中国石油大学(北京)人工智能学院, 邮政编码: 102249。E-mail: linbotao@vip.163.com

收稿日期: 2021-10-31 修回日期: 2022-06-23

(编辑 王晖)