



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 115017827 B

(45) 授权公告日 2023. 02. 07

(21) 申请号 202210768571.4

G06N 3/0442 (2023.01)

(22) 申请日 2022.06.30

G06N 3/08 (2023.01)

(65) 同一申请的已公布的文献号

G06Q 10/04 (2023.01)

申请公布号 CN 115017827 A

审查员 纪青

(43) 申请公布日 2022.09.06

(73) 专利权人 中国科学院力学研究所

地址 100190 北京市海淀区北四环西路15号

(72) 发明人 高大鹏

(74) 专利代理机构 北京和信华成知识产权代理

事务所(普通合伙) 11390

专利代理师 胡剑辉

(51) Int. Cl.

G06F 30/27 (2020.01)

G06F 18/241 (2023.01)

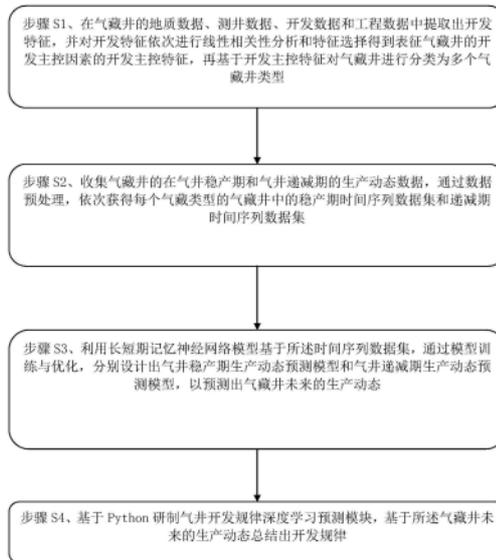
权利要求书3页 说明书7页 附图1页

(54) 发明名称

一种基于深度学习的气藏开发规律预测方法及系统

(57) 摘要

本发明公开了一种基于深度学习的气藏开发规律预测方法及系统,其特征在于,包括以下步骤:步骤S1、基于开发主控特征对气藏井进行分类为多个气藏类型;步骤S2、通过数据前处理依次在每个类型的气藏井中获取时间序列数据集;步骤S3、基于长短期记忆神经网络模型,通过模型训练与优化,分别设计气井稳产期生产动态预测模型和气井递减期生产动态预测模型;步骤S4、基于Python研制气井开发规律深度学习预测模块,基于预测的气藏井未来的生产动态总结出开发规律。本发明实现基于大数据分析的气藏分类及主控因素分析方法,提出不同类型气藏及气井开发规律深度学习预测模型,进一步揭示不同类型气藏的开发规律。



1. 一种基于深度学习的气藏开发规律预测方法,其特征在于,包括以下步骤:

步骤S1、在气藏井的地质数据、测井数据、开发数据和工程数据中提取出开发特征,并对开发特征依次进行线性相关性分析和特征选择得到表征气藏井的开发主控因素的开发主控特征,再基于开发主控特征对气藏井进行分类为多个气藏井类型;

步骤S2、收集气藏井的在气井稳产期和气井递减期的生产动态数据,通过数据预处理,依次获得每个气藏类型的气藏井中的稳产期时间序列数据集和递减期时间序列数据集,所述生产动态数据包括产气量、产水量及含水量;

步骤S3、利用长短期记忆神经网络模型基于所述时间序列数据集,通过模型训练与优化,分别设计出气井稳产期生产动态预测模型和气井递减期生产动态预测模型,以预测出气藏井未来的生产动态;

步骤S4、基于Python研制气井开发规律深度学习预测模块,基于所述气藏井未来的生产动态总结出开发规律,

所述基于开发主控特征对气藏井进行分类为多个气藏类型,包括:

在开发特征中选择影响气藏井产气和产水的地质、开发及工程方面的指标及参数值,所述指标包括井口/井底压力、压裂工艺、储层物性,所述压裂工艺包括加砂量、返排液量、压裂液掺氢量,所述储层物性包括孔隙度、渗透率;

运用皮尔逊相关系数法对各个指标与产气、产水量之间的相关性进行分析以在各个指标中筛选出所述开发主控特征,再采用离差平方和法进行系统聚类以得到各个开发主控特征的量化得分;

依次统计各个气藏井在所有开发主控特征上的得分范围,并将在开发主控特征上的得分范围相似的气藏井划归一类,以将各个气藏井分类为多个气藏类型。

2. 根据权利要求1所述的一种基于深度学习的气藏开发规律预测方法,其特征在于:所述稳产期时间序列数据集和递减期时间序列数据集的获得,包括:

在气藏井的气井稳产期中提取出位于一段连续时序上的一组生产动态数据作为稳产期生产动态数据,以及在气藏井的气井递减期中提取出位于一段连续时序上的一组生产动态数据作为递减期生产动态数据;

采用Savitzky-Golay滤波器对气藏井的稳产期生产动态数据和递减期生产动态数据,以消除数据噪声;

将所述稳产期生产动态数据和递减期生产动态数据分别进行归一化处理,以消除各个时序数据间的量纲误差;

将归一化的稳产期生产动态数据依预设时间步长进行离散时序组合,以将一段连续时序上的稳产期生产动态数据分割为多个稳产期短时间序列,在每个稳产期短时间序列中时序最大值对应的稳产期生产动态数据作为稳产期预测目标,以及将稳产期预测目标前置时序上的所有稳产期生产动态数据作为稳产期预测输入,将稳产期短时间序列中的稳产期预测输入和稳产期预测目标组合依时序进行排列得到稳产期时间序列数据集;

将归一化的递减期生产动态数据依预设时间步长进行离散时序组合,以将一段连续时序上的递减期生产动态数据分割为多个递减期短时间序列,在每个递减期短时间序列中时序最大值对应的递减期生产动态数据作为递减期预测目标,以及将递减期预测目标前置时序上的所有递减期生产动态数据作为递减期预测输入,将递减期短时间序列中的递减期预

测输入和递减期预测目标组合依时序进行排列得到递减期时间序列数据集。

3. 根据权利要求2所述的一种基于深度学习的气藏开发规律预测方法,其特征在于:所述气井稳产期生产动态预测模型构建方法包括:

将稳产期时间序列数据集的前60%~70%的数据用作稳产期训练集,对长短期记忆神经网络模型进行训练,稳产期将时间序列数据集中在训练集之后的10%~15%的数据用作稳产期测试集,在稳产期测试集上对长短期记忆神经网络模型进行测试,验证长短期记忆神经网络模型的效果并根据测试结果优化模型,将时间序列数据集中在测试集之后的30%~15%的数据作为稳产期预测集;

在完成模型训练后,根据稳产期训练集上的拟合效果和长短期记忆神经网络模型在稳产期测试集上的稳产期预测误差,使用仿生算法优化时间窗口长度和长短期记忆网络层的神经元数量,再将训练并优化好的长短期记忆神经网络模型作为气井稳产期生产动态预测模型,将气井稳产期生产动态预测模型应用在稳产期预测集,以实现气井在气井稳产期的未来生产动态进行预测。

4. 根据权利要求3所述的一种基于深度学习的气藏开发规律预测方法,其特征在于:所述气井递减期生产动态预测模型构建方法包括:

将递减期时间序列数据集的前60%~70%的数据用作递减期训练集,对长短期记忆神经网络模型进行训练,递减期将时间序列数据集中在训练集之后的10%~15%的数据用作递减期测试集,在递减期测试集上对长短期记忆神经网络模型进行测试,验证长短期记忆神经网络模型的效果并根据测试结果优化模型,将时间序列数据集中在测试集之后的30%~15%的数据作为递减期预测集;

在完成模型训练后,根据递减期训练集上的拟合效果和长短期记忆神经网络模型在递减期测试集上的递减期预测误差,使用仿生算法优化时间窗口长度和长短期记忆网络层的神经元数量,再将训练并优化好的长短期记忆神经网络模型作为气井递减期生产动态预测模型,将气井递减期生产动态预测模型应用在递减期预测集,以实现气井在气井递减期的未来生产动态进行预测。

5. 根据权利要求4所述的一种基于深度学习的气藏开发规律预测方法,其特征在于:选择气井稳产期生产动态预测模型和气井递减期生产动态预测模型包括:

根据气井油压自动识别气藏井气井生产阶段,并根据气藏井气井生产阶段匹配相应的生产动态预测模型,其中,

当气藏井气井生产阶段识别为气井稳产期,则选用气井稳产期生产动态预测模型进行未来生产动态的预测;

当气藏井气井生产阶段识别为气井递减期,则选用气井递减期生产动态预测模型进行未来生产动态的预测。

6. 根据权利要求5所述的一种基于深度学习的气藏开发规律预测方法,其特征在于:基于Python研制气井开发规律深度学习预测模块,包括:

模块研制:基于Python研制气井开发规律深度学习预测模块,所述深度学习预测模块包括数据预处理、样本训练、机器学习模型建模、开发规律预测4个子模块;

模块测试:将所述深度学习预测模块在高性能计算平台上进行测试,以提升预测效率。

7. 根据权利要求6所述的一种基于深度学习的气藏开发规律预测方法,其特征在于:所

述基于预测的气藏井未来的生产动态总结出开发规律,包括:

基于气井稳产期的未来生产动态预测未来井底压力随天然气累计产量的变化规律;

基于气井递减期的未来生产动态预测未来气井的产气、产水、水气比数据。

8.一种根据权利要求1-7任一项所述的基于深度学习的气藏开发规律预测方法的预测系统,其特征在于,包括:深度学习预测模块和高性能计算平台,所述深度学习预测模块包括数据预处理子模块、样本训练子模块、机器学习模型建模子模块、开发规律预测子模块;

所述数据预处理子模块用于对地质数据、测井数据、开发数据和工程数据进行预处理得到生产动态数据;

所述样本训练子模块用于生成供气井稳产期生产动态预测模型和气井递减期生产动态预测模型进行模型训练的时间序列数据集;

所述机器学习模型建模子模块用于利用scikit-learn库的机器学习算法搭建气井稳产期生产动态预测模型和气井递减期生产动态预测模型;

所述开发规律预测子模块用于应用气井稳产期生产动态预测模型和气井递减期生产动态预测模型对气藏井进行未来生产动态的预测;

所述高性能计算平台用于测试深度学习预测模块。

## 一种基于深度学习的气藏开发规律预测方法及系统

### 技术领域

[0001] 本发明涉及气藏规律分析技术领域,具体涉及一种基于深度学习的气藏开发规律预测方法及系统。

### 背景技术

[0002] 近年来,国内外科研院所以及石油公司在人工智能及深度学习与油气藏开发的交叉应用上开展了许多研究工作,已经充分证明了该技术在气藏单井开发指标预测上的可行性,为许多传统方法难以处理的问题提供了新的解决方案,也为本项目的进一步深入研究提供了一定的基础。例如水平井的产量预测问题。不同开发区的水平井产量主控因素差异较大,使得基于机理模型的传统产量预测方法泛化能力较弱,在复杂的地质及工程条件下预测效果不够理想。而人工智能及深度学习将产量预测的研究重点从分析油气开发过程中的物理机理上转移到挖掘产量的数据特征上,从而获得更具普适性的预测模型,解决传统机理预测方法对模型及数据条件过度依赖的问题。学习作为一种重要的数据回归和分类手段已在很多领域得到了应用,也逐渐成为水平井产量预测中的一种重要方法。

[0003] 目前,虽然很多研究使用了人工智能及深度学习进行产量预测,但存在一些欠缺。1) 模型普适性不足。由于不同气藏的地质开发条件差异较大,在单一数据集上获得的机器学习模型难以推广使用,需要对气藏、气井进行分类研究;2) 应用场景有限。产量预测的一个重要的场景是使用井的地质工程参数及已知生产曲线预测未来的生产曲线,但目前产量预测以同步时间序列预测场景的研究为主,需将场景在机器学习中描述为一个延时时间序列的编码-解码问题。3) 模型的应用拓展不足。如何使用机器学习产量预测模型提高产量、降低成本,是目前尚未解决的一个重要问题,需进行产量主控因素分析及生产参数优化,同时开展经济评价和风险评估。

### 发明内容

[0004] 本发明的目的在于提供一种基于深度学习的气藏开发规律预测方法,以解决现有技术中模型普适性不足,应用场景有限和模型的应用拓展不足的技术问题。

[0005] 为解决上述技术问题,本发明具体提供下述技术方案:

[0006] 一种基于深度学习的气藏开发规律预测方法,包括以下步骤:

[0007] 步骤S1、在气藏井的地质数据、测井数据、开发数据和工程数据中提取出开发特征,并对开发特征依次进行线性相关性分析和特征选择得到表征气藏井的开发主控因素的开发主控特征,再基于开发主控特征对气藏井进行分类为多个气藏井类型;

[0008] 步骤S2、收集气藏井的在气井稳产期和气井递减期的生产动态数据,通过数据预处理,依次获得每个气藏类型的气藏井中的稳产期时间序列数据集和递减期时间序列数据集,所述生产动态数据包括产气量、产水量及含水量;

[0009] 步骤S3、利用长短期记忆神经网络模型基于所述时间序列数据集,通过模型训练与优化,分别设计出气井稳产期生产动态预测模型和气井递减期生产动态预测模型,以预

测出气藏井未来的生产动态；

[0010] 步骤S4、基于Python研制气井开发规律深度学习预测模块，基于所述气藏井未来的生产动态总结出开发规律。

[0011] 作为本发明的一种优选方案，所述基于开发主控特征对气藏井进行分类为多个气藏类型，包括：

[0012] 在开发特征中选择影响气藏井产气和产水的地质、开发及工程方面的指标及参数值，所述指标包括井口/井底压力、压裂工艺、储层物性，所述压裂工艺包括加砂量、返排液量、压裂液掺氢量，所述储层物性包括孔隙度、渗透率；

[0013] 运用皮尔逊相关系数法对各个指标与产气、产水量之间的相关性进行分析以在各个指标中筛选出所述开发主控特征，再采用离差平方和法进行系统聚类以得到各个开发主控特征的量化得分；

[0014] 依次统计各个气藏井在所有开发主控特征上的得分范围，并将在开发主控特征上的得分范围相似的气藏井划归一类，以将各个气藏井分类为多个气藏类型。

[0015] 作为本发明的一种优选方案，所述稳产期时间序列数据集和递减期时间序列数据集的获得，包括：

[0016] 在气藏井的气井稳产期中提取出位于一段连续时序上的一组生产动态数据作为稳产期生产动态数据，以及在气藏井的气井递减期中提取出位于一段连续时序上的一组生产动态数据作为递减期生产动态数据；

[0017] 采用Savitzky-Golay滤波器对气藏井的稳产期生产动态数据和递减期生产动态数据，以消除数据噪声；

[0018] 将所述稳产期生产动态数据和递减期生产动态数据分别进行归一化处理，以消除各个时序数据间的量纲误差；

[0019] 将归一化的稳产期生产动态数据依预设时间步长进行离散时序组合，以将一段连续时序上的稳产期生产动态数据分割为多个稳产期短时间序列，在每个稳产期短时间序列中时序最大值对应的稳产期生产动态数据作为稳产期预测目标，以及将稳产期预测目标前置时序上的所有稳产期生产动态数据作为稳产期预测输入，将稳产期短时间序列中的稳产期预测输入和稳产期预测目标组合依时序进行排列得到稳产期时间序列数据集；

[0020] 将归一化的递减期生产动态数据依预设时间步长进行离散时序组合，以将一段连续时序上的递减期生产动态数据分割为多个递减期短时间序列，在每个递减期短时间序列中时序最大值对应的递减期生产动态数据作为递减期预测目标，以及将递减期预测目标前置时序上的所有递减期生产动态数据作为递减期预测输入，将递减期短时间序列中的递减期预测输入和递减期预测目标组合依时序进行排列得到递减期时间序列数据集。

[0021] 作为本发明的一种优选方案，所述气井稳产期生产动态预测模型构建方法包括：

[0022] 将稳产期时间序列数据集的前60%~70%的数据用作稳产期训练集，对长短期记忆神经网络模型进行训练，稳产期将时间序列数据集中在训练集之后的10%~15%的数据用作稳产期测试集，在稳产期测试集上对长短期记忆神经网络模型进行测试，验证长短期记忆神经网络模型的效果并根据测试结果优化模型，将时间序列数据集中在测试集之后的30%~15%的数据作为稳产期预测集；

[0023] 在完成模型训练后，根据稳产期训练集上的拟合效果和长短期记忆神经网络模型

在稳产期测试集上的稳产期预测误差,使用仿生算法优化时间窗口长度和长短期记忆网络层的神经元数量,再将训练并优化好的长短期记忆神经网络模型作为气井稳产期生产动态预测模型,将气井稳产期生产动态预测模型应用在稳产期预测集,以实现气井在气井稳产期的未来生产动态进行预测;

[0024] 作为本发明的一种优选方案,所述气井递减期生产动态预测模型构建方法包括:

[0025] 将递减期时间序列数据集的前60%~70%的数据用作递减期训练集,对长短期记忆神经网络模型进行训练,递减期将时间序列数据集中在训练集之后的10%~15%的数据用作递减期测试集,在递减期测试集上对长短期记忆神经网络模型进行测试,验证长短期记忆神经网络模型的效果并根据测试结果优化模型,将时间序列数据集中在测试集之后的30%~15%的数据作为递减期预测集;

[0026] 在完成模型训练后,根据递减期训练集上的拟合效果和长短期记忆神经网络模型在递减期测试集上的递减期预测误差,使用仿生算法优化时间窗口长度和长短期记忆网络层的神经元数量,再将训练并优化好的长短期记忆神经网络模型作为气井递减期生产动态预测模型,将气井递减期生产动态预测模型应用在递减期预测集,以实现气井在气井递减期的未来生产动态进行预测。

[0027] 作为本发明的一种优选方案,选择气井稳产期生产动态预测模型和气井递减期生产动态预测模型包括:

[0028] 根据气井油压自动识别气藏井气井生产阶段,并根据气藏井气井生产阶段匹配相应的生产动态预测模型,其中,

[0029] 当气藏井气井生产阶段识别为气井稳产期,则选用气井稳产期生产动态预测模型进行未来生产动态的预测;

[0030] 当气藏井气井生产阶段识别为气井递减期,则选用气井递减期生产动态预测模型进行未来生产动态的预测。

[0031] 作为本发明的一种优选方案,基于Python研制气井开发规律深度学习预测模块,包括:

[0032] 模块研制:基于Python研制气井开发规律深度学习预测模块,所述深度学习预测模块包括数据预处理、样本训练、机器学习模型建模、开发规律预测4个子模块;

[0033] 模块测试:将所述深度学习预测模块在高性能计算平台上进行测试,以提升预测效率。

[0034] 作为本发明的一种优选方案,所述基于预测的气藏井未来的生产动态总结出开发规律,包括:

[0035] 基于气井稳产期的未来生产动态预测未来井底压力随天然气累计产量的变化规律;

[0036] 基于气井递减期的未来生产动态预测未来气井的产气、产水、水气比等数据。

[0037] 作为本发明的一种优选方案,本发明提供了一种根据所述的基于深度学习的气藏开发规律预测方法的预测系统,包括:深度学习预测模块和高性能计算平台,所述深度学习预测模块包括数据预处理子模块、样本训练子模块、机器学习模型建模子模块、开发规律预测子模块;

[0038] 所述数据预处理子模块用于对地质数据、测井数据、开发数据和工程数据进行预

处理得到生产动态数据；

[0039] 所述样本训练子模块用于生成供气井稳产期生产动态预测模型和气井递减期生产动态预测模型进行模型训练的时间序列数据集；

[0040] 所述机器学习模型建模子模块用于利用scikit-learn库的机器学习算法搭建供气井稳产期生产动态预测模型和气井递减期生产动态预测模型；

[0041] 所述开发规律预测子模块用于应用供气井稳产期生产动态预测模型和气井递减期生产动态预测模型对气藏井进行未来生产动态的预测；

[0042] 所述高性能计算平台用于测试深度学习预测模块。

[0043] 本发明与现有技术相比较具有如下有益效果：

[0044] 本发明基于气藏井的地质数据、测井数据、开发数据和工程数据对气藏井进行分类为多个气藏类型，实现基于大数据分析的气藏分类及主控因素分析方法，提出不同类型气藏及气井开发规律深度学习预测模型，进一步揭示不同类型气藏的开发规律，并且对于不同的产量预测问题分别建立静态或动态产量预测机器学习模型，并结合预测结果分析不同机器学习模型在不同数据集上的适用条件，提高模型普适性，拓展应用场景和提高模型应用拓展力。

## 附图说明

[0045] 为了更清楚地说明本发明的实施方式或现有技术中的技术方案，下面将对实施方式或现有技术描述中所需要使用的附图作简单地介绍。显而易见地，下面描述中的附图仅仅是示例性的，对于本领域普通技术人员来讲，在不付出创造性劳动的前提下，还可以根据提供的附图引伸获得其它的实施附图。

[0046] 图1为本发明实施例提供的气藏开发规律预测方法流程图。

## 具体实施方式

[0047] 下面将结合本发明实施例中的附图，对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述，显然，所描述的实施例仅仅是本发明一部分实施例，而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例，本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例，都属于本发明保护的范围。

[0048] 如图1所示，本发明提供了一种基于深度学习的气藏开发规律预测方法，包括以下步骤：

[0049] 步骤S1、在气藏井的地质数据、测井数据、开发数据和工程数据中提取出开发特征，并对开发特征依次进行线性相关性分析和特征选择得到表征气藏井的开发主控因素的开发主控特征，再基于开发主控特征对气藏井进行分类为多个气藏井类型；

[0050] 基于开发主控特征对气藏井进行分类为多个气藏类型，包括：

[0051] 在开发特征中选择影响气藏井产气和产水的地质、开发及工程方面的指标及参数值，指标包括井口/井底压力、压裂工艺、储层物性，压裂工艺包括加砂量、返排液量、压裂液掺氢量，储层物性包括孔隙度、渗透率；

[0052] 运用皮尔逊相关系数法对各个指标与产气、产水量之间的相关性进行分析以在各个指标中筛选出开发主控特征，再采用离差平方和法进行系统聚类以得到各个开发主控特

征的量化得分；

[0053] 依次统计各个气藏井在所有开发主控特征上的得分范围,并将在开发主控特征上的得分范围相似的气藏井划归一类,以将各个气藏井分类为多个气藏类型。

[0054] 步骤S2、收集气藏井的在气井稳产期和气井递减期的生产动态数据,通过数据预处理,依次获得每个气藏类型的气藏井中的稳产期时间序列数据集和递减期时间序列数据集,生产动态数据包括产气量、产水量及含水量；

[0055] 稳产期时间序列数据集和递减期时间序列数据集的获得,包括：

[0056] 在气藏井的气井稳产期中提取出位于一段连续时序上的一组生产动态数据作为稳产期生产动态数据,以及在气藏井的气井递减期中提取出位于一段连续时序上的一组生产动态数据作为递减期生产动态数据；

[0057] 采用Savitzky-Golay滤波器对气藏井的稳产期生产动态数据和递减期生产动态数据,以消除数据噪声同时可以确保数据信号的形状、宽度不变；

[0058] 将稳产期生产动态数据和递减期生产动态数据分别进行归一化处理,以消除各个时序数据间的量纲误差,将数据映射到0~1范围之内处理,可使数据处理更加便捷快速,同时把有量纲表达式变成无量纲表达式,便于不同单位或量级的指标能够进行比较和加权计算,避免太大的数在计算中引发数值问题；

[0059] 将归一化的稳产期生产动态数据依预设时间步长进行离散时序组合,以将一段连续时序上的稳产期生产动态数据分割为多个稳产期短时间序列,在每个稳产期短时间序列中时序最大值对应的稳产期生产动态数据作为稳产期预测目标,以及将稳产期预测目标前置时序上的所有稳产期生产动态数据作为稳产期预测输入,将稳产期短时间序列中的稳产期预测输入和稳产期预测目标组合依时序进行排列得到稳产期时间序列数据集；

[0060] 将归一化的递减期生产动态数据依预设时间步长进行离散时序组合,以将一段连续时序上的递减期生产动态数据分割为多个递减期短时间序列,在每个递减期短时间序列中时序最大值对应的递减期生产动态数据作为递减期预测目标,以及将递减期预测目标前置时序上的所有递减期生产动态数据作为递减期预测输入,将递减期短时间序列中的递减期预测输入和递减期预测目标组合依时序进行排列得到递减期时间序列数据集。

[0061] 比如稳产期生产动态数据包括 $A_{t1}$ 、 $A_{t2}$ 、 $A_{t3}$ 、 $A_{t4}$ 、 $A_{t5}$ 、 $A_{t6}$ 、 $A_{t7}$ 、 $A_{t8}$ 、 $A_{t9}$ ,将预设时间步长为3,则稳产期生产动态数据分割为3个稳产期短时间序列 $\{A_{t1}$ 、 $A_{t2}$ 、 $A_{t3}\}$ 、 $\{A_{t4}$ 、 $A_{t5}$ 、 $A_{t6}\}$ 、 $\{A_{t7}$ 、 $A_{t8}$ 、 $A_{t9}\}$ , $\{A_{t1}$ 、 $A_{t2}$ 、 $A_{t3}\}$ 中稳产期预测目标为 $A_{t3}$ ,稳产期预测输入为 $A_{t1}$ 、 $A_{t2}$ ,依次类推。

[0062]  $\{A_{t1}$ 、 $A_{t2}$ 、 $A_{t3}\}$ 、 $\{A_{t4}$ 、 $A_{t5}$ 、 $A_{t6}\}$ 、 $\{A_{t7}$ 、 $A_{t8}$ 、 $A_{t9}\}$ 分别为三个模型训练样本,将 $A_{t1}$ 、 $A_{t2}$ 作为长短期记忆神经网络模型输入项, $A_{t3}$ 作为长短期记忆神经网络模型输出项进行模型训练,依次类推。

[0063] 在气藏开采中,随着地层压力的不断下降,气藏物性和驱动能量逐渐发生变化,从而使得气井开发方式也随之改变,因此,根据气井生产阶段和长短期记忆神经网络模型,分别设计气井稳产期生产动态预测模型和气井递减期生产动态预测模型。根据气井油压自动识别气井生产阶段,并应用相应的生产动态预测模型。

[0064] 步骤S3、利用长短期记忆神经网络模型基于时间序列数据集,通过模型训练与优化,分别设计出气井稳产期生产动态预测模型和气井递减期生产动态预测模型,以预测出气藏井未来的生产动态；

[0065] 气井稳产期生产动态预测模型构建方法包括：

[0066] 将稳产期时间序列数据集的前60%~70%的数据用作稳产期训练集,对长短期记忆神经网络模型进行训练,稳产期将时间序列数据集中在训练集之后的10%~15%的数据用作稳产期测试集,在稳产期测试集上对长短期记忆神经网络模型进行测试,验证长短期记忆神经网络模型的效果并根据测试结果优化模型,将时间序列数据集中在测试集之后的30%~15%的数据作为稳产期预测集；

[0067] 在完成模型训练后,根据稳产期训练集上的拟合效果和长短期记忆神经网络模型在稳产期测试集上的稳产期预测误差,使用仿生算法优化时间窗口长度和长短期记忆网络层的神经元数量,再将训练并优化好的长短期记忆神经网络模型作为气井稳产期生产动态预测模型,将气井稳产期生产动态预测模型应用在稳产期预测集,以实现气藏井在气井稳产期的未来生产动态进行预测；

[0068] 气井递减期生产动态预测模型构建方法包括：

[0069] 将递减期时间序列数据集的前60%~70%的数据用作递减期训练集,对长短期记忆神经网络模型进行训练,递减期将时间序列数据集中在训练集之后的10%~15%的数据用作递减期测试集,在递减期测试集上对长短期记忆神经网络模型进行测试,验证长短期记忆神经网络模型的效果并根据测试结果优化模型,将时间序列数据集中在测试集之后的30%~15%的数据作为递减期预测集；

[0070] 在完成模型训练后,根据递减期训练集上的拟合效果和长短期记忆神经网络模型在递减期测试集上的递减期预测误差,使用仿生算法优化时间窗口长度和长短期记忆网络层的神经元数量,再将训练并优化好的长短期记忆神经网络模型作为气井递减期生产动态预测模型,将气井递减期生产动态预测模型应用在递减期预测集,以实现气藏井在气井递减期的未来生产动态进行预测。

[0071] 针对不同类型气藏井数据,基于粒子群等仿生算法的不断迭代寻优获得最优LSTM神经网络模型参数,其所对应的模型即为训练得到的最优模型。

[0072] 选择气井稳产期生产动态预测模型和气井递减期生产动态预测模型包括：

[0073] 根据气井油压自动识别气藏井气井生产阶段,并根据气藏井气井生产阶段匹配相应的生产动态预测模型,其中,

[0074] 当气藏井气井生产阶段识别为气井稳产期,则选用气井稳产期生产动态预测模型进行未来生产动态的预测；

[0075] 当气藏井气井生产阶段识别为气井递减期,则选用气井递减期生产动态预测模型进行未来生产动态的预测。

[0076] 步骤S4、基于Python研制气井开发规律深度学习预测模块,基于气藏井未来的生产动态总结出开发规律。

[0077] 基于Python研制气井开发规律深度学习预测模块,包括：

[0078] 模块研制:基于Python研制气井开发规律深度学习预测模块,深度学习预测模块包括数据预处理、样本训练、机器学习模型建模、开发规律预测4个子模块；

[0079] 模块测试:将深度学习预测模块在高性能计算平台上进行测试,以提升预测效率。

[0080] 基于预测的气藏井未来的生产动态总结出开发规律,包括：

[0081] 基于气井稳产期的未来生产动态预测未来井底压力随天然气累计产量的变化规

律；

[0082] 基于气井递减期的未来生产动态预测未来气井的产气、产水、水气比等数据。

[0083] 根据不同气藏井的实际生产情况,气井在稳产期时一般采用配产降压方式进行开发,因此选择天然气累计产量的时间序列数据为LSTM神经网络的输入数据,预测未来井底压力随天然气累计产量的变化规律;气井在递减期时一般采取定压降产方式进行开发,气井日产量的主控因素是自身的递减趋势,因此以气井日产量的时间序列数据预测未来气井的产气、产水、水气比等数据。综合以上预测结果归纳的开发规律,针对压裂工艺、井型及井网模式、压力控制界限、动用层位等提出指导建议。

[0084] 基于上述气藏开发规律预测方法,本发明提供了一种预测系统,包括:深度学习预测模块和高性能计算平台,深度学习预测模块包括数据预处理子模块、样本训练子模块、机器学习模型建模子模块、开发规律预测子模块;

[0085] 数据预处理子模块用于对地质数据、测井数据、开发数据和工程数据进行预处理得到生产动态数据;

[0086] 样本训练子模块用于生成供气井稳产期生产动态预测模型和气井递减期生产动态预测模型进行模型训练的时间序列数据集;

[0087] 机器学习模型建模子模块用于利用scikit-learn库的机器学习算法搭建气井稳产期生产动态预测模型和气井递减期生产动态预测模型;

[0088] 开发规律预测子模块用于应用气井稳产期生产动态预测模型和气井递减期生产动态预测模型对气藏井进行未来生产动态的预测;

[0089] 高性能计算平台用于测试深度学习预测模块。

[0090] 本发明基于气藏井的地质数据、测井数据、开发数据和工程数据对气藏井进行分类为多个气藏类型,实现基于大数据分析的气藏分类及主控因素分析方法,提出不同类型气藏及气井开发规律深度学习预测模型,进一步揭示不同类型气藏的开发规律,并且对于不同的产量预测问题分别建立静态或动态产量预测机器学习模型,并结合预测结果分析不同机器学习模型在不同数据集上的适用条件,提高模型普适性,拓展应用场景和提高模型应用拓展力。

[0091] 以上实施例仅为本申请的示例性实施例,不用于限制本申请,本申请的保护范围由权利要求书限定。本领域技术人员可以在本申请的实质和保护范围内,对本申请做出各种修改或等同替换,这种修改或等同替换也应视为落在本申请的保护范围内。

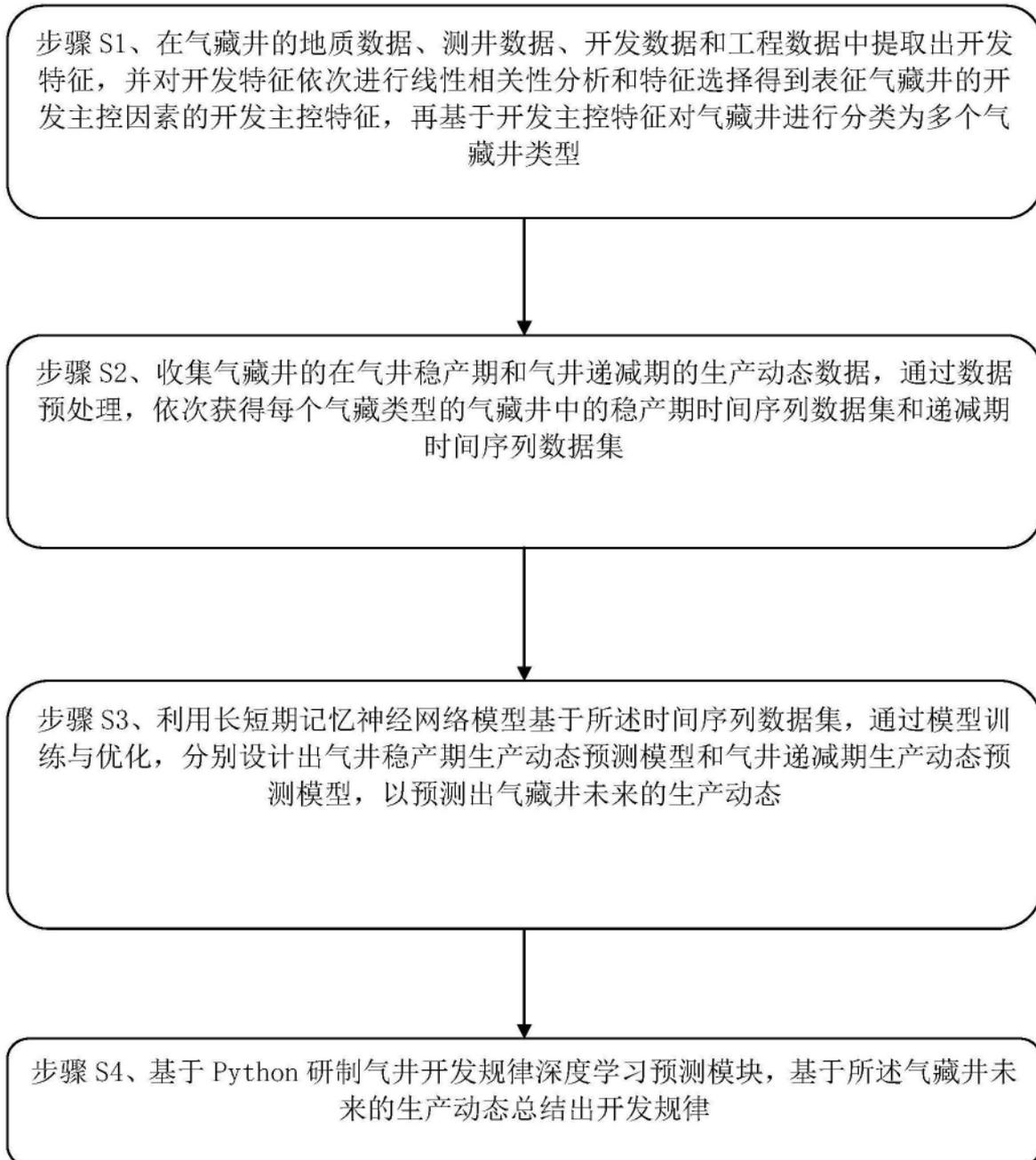


图1