

说明书

一种基于 CNN-LSTM-Attention 模型的机械比能预测与优化方法

技术领域

5 本申请涉及油气开发技术领域，尤其是涉及一种基于 CNN-LSTM-Attention 模型的机械比能预测与优化方法。

背景技术

随着油气的勘探与开发的不断深入，所遇见的深层和复杂状况地层越来越多，对钻井技术提出了很多新的挑战。尤其对于超深井的钻井过程中，
10 钻井的深度与地层的复杂性会极大提高钻井的难度，使得开采成本高昂。为了保证油气井开发的高收益和高效率，对钻井过程的远程监控和钻井参数优化是必不可少的，但现有的钻井参数优化有效性较差，难以推广适用。

发明内容

本申请的目的在于提供一种针对钻井参数优化的基于
15 CNN-LSTM-Attention 模型的机械比能预测与优化方法。

本申请提供了一种基于 CNN-LSTM-Attention 模型的机械比能预测与优化方法，包括：

S1：获取目标井眼的随钻测井数据及录井数据，得到原始数据；

S2：建立所述目标井眼的 Teale 机械比能优化模型，得到钻井参数，并
20 根据所述钻井参数得到当前工况下的机械比能；

S3：对所述测井数据及录井数据进行预处理，得到处理数据包；

S4：建立 CNN-LSTM-Attention 神经网络模型，利用处理数据包对神经网络模型进行训练，得到用于机械比能预测的神经网络模型；

S5: 利用所述用于机械比能预测的神经网络模型对目标井眼进行当前工况下机械比能预测, 判断其针对目标井眼的适用性;

S6: 利用所述优化神经网络模型, 通过优化钻压和转速的配比使得优化后机械比能小于所述目标井眼中当前位置机械比能。

5 进一步地, 在本申请的一些实施例中, 在步骤 S2 中, 所述 Teale 机械比能优化模型为:

$$MSE = \frac{4WOB}{\pi D^2} + \frac{480T \cdot RPMX}{D^2 ROP}$$

其中, WOB 为钻压, kN; T 为顶驱扭矩, kN·m; RPMX 为钻头转速, r/min; D 为钻头直径, mm; ROP 为机械钻速, m/h。

10 进一步地, 在本申请的一些实施例中, 在步骤 S1 中, 所述测井数据及录井数据包括定期获取的岩石参数、钻头尺寸、钻井深度、大钩高度、钻时、钻速、大钩载荷、钻压、扭矩、顶驱转速、井下动力工具转速、钻头转速、立管压力、入口流量、出口流量、入口温度、出口温度、入口电导率、出口电导率、入口密度、出口密度、总池体积。

15 进一步地, 在本申请的一些实施例中, 在步骤 S3 中, 所述预处理包括数据清洗和相关性分析。

进一步地, 在本申请的一些实施例中, 数据清洗包括缺失值所在行的删除和异常值的处理。

进一步地, 在本申请的一些实施例中, 所述相关性分析包括利用皮尔森相关性系数量化分析相关性, 将计算所得的皮尔森相关性系数取绝对值以表征不同参数与 MSE 之间的线性相关程度。

20 进一步地, 在本申请的一些实施例中, 在进行所述相关性分析之后, 得到与 MSE 相关性系数的绝对值大于 0.25 的参数, 并对该参数的数据进行平滑处理。

进一步地，在本申请的一些实施例中，所述 CNN-LSTM-Attention 神经网络模型包括：输入层、卷积层、池化层、LSTM 层、注意力层、全连接层和输出层。

进一步地，在本申请的一些实施例中，在步骤 S5 中，判断其针对目标井眼的适用性，包括以下步骤：

利用预测值与实际值的相关系数误差 R^2 判断所述用于机械比能预测的神经网络模型是否适用。

进一步地，在本申请的一些实施例中，当所述相关系数误差 R^2 不低于 0.88 时，所述用于机械比能预测的神经网络模型适用于目标井眼；

当所述相关系数误差 R^2 低于 0.88 时，所述用于机械比能预测的神经网络模型不适用目标井眼；修改 CNN-LSTM-Attention 神经网络模型的模型参数，重复步骤 S4~S5，直至所述相关系数误差 R^2 不低于 0.88，得到适用的用于机械比能预测的神经网络模型。

本申请提供一种基于 CNN-LSTM-Attention 模型的机械比能预测与优化方法，利用 CNN-LSTM-Attention 神经网络对钻井时机械比能进行实时预测，其预测精度要远超普通机器学习模型。对同一区域内的新目标井，机械比能预测模型精度满足所要求。利用该模型，通过优化钻压和转速的配比可以有效降低机械比能，司钻员可以参考优化后的钻压和转速来调整钻井参数，从而提高钻井效率，达到优化钻井的目的。

附图说明

图 1 为本申请所提供的基于 CNN-LSTM-Attention 模型的机械比能预测与优化方法的流程示意图。

图 2 为本申请所提供的基于 CNN-LSTM-Attention 模型的机械比能预测与优化方法中建立的 CNN-LSTM-Attention 结构示意图；

图 3 (a) ~图 3 (d) 为本申请所提供的四种机械学习模型的结构示意

图，其中，图 3（a）为长短期记忆网络 LSTM 的结构示意图，其中 A 为 LSTM 的模块，每个模块的具体内容如图 3（a）的中间的区域一样，左右用 A 表示仅为简化表示，其具体结构与图 3（a）的中间的区域一致；图 3（b）为 BP 的结构示意图；图 3（c）为 RF 的结构示意图；图 3（d）为 SVM 的结构示意图；

图 4（a）~图 4（e）为本申请所提供的 CNN-LSTM-Attention 模型和其余四种机器学习模型预测结果和误差对比图，其中，图 4（a）为 SVM 的预测结果和误差对比图，图 4（b）为随机森林(RF) 的预测结果和误差对比图，图 4（c）为 GA-BP 的预测结果和误差对比图，图 4（d）为 LSTM 的预测结果和误差对比图；图 4（e）为 CNN-LSTM-Attention 模型的预测结果和误差对比图；

图 5（a）~图 5（e）为本申请所提供的 CNN-LSTM-Attention 模型和其余四种机器学习模型预测 R^2 对比图；其中，图 4（a）为 SVM 的预测 R^2 对比图，图 4（b）为随机森林(RF) 的预测 R^2 对比图，图 4（c）为 GA-BP 的预测 R^2 对比图，图 4（d）为 LSTM 的预测 R^2 对比图；图 4（e）为 CNN-LSTM-Attention 模型的预测 R^2 对比图。

图 6 为本申请所提供的实施例中利用目标井对训练模型进行优化前验证图；

图 7 为本申请所提供的实施例中通过优化钻压和转速的配比来进行目标井机械比能实时优化示意图；

图 8 为本申请所提供的实施例中通过数据预处理得到的部分数据。

具体实施方式

下面将结合实施例对本申请方案进行清楚、完整地描述，显然，所描述的实施例是本申请一部分实施例，而不是全部的实施例。基于本申请中

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，都属于本申请保护的范围。

钻速方程对钻井效率是传统的钻井效率评价的重要方法之一，但该方程只考虑了钻速对钻井效率的影响，对于地层参数、钻压等因素未做深入讨论，因此有效性不足，评价结果的可用性较低。为了解决这一技术问题，目前利用机械比能对钻井效率进行评价成为了钻井参数的研究热点。机械比能是由 Teale 提出的，利用钻压、钻速、转速、扭矩和钻头直径等参数计算所得的一种用于评价破岩效率的综合指标，代表了钻头在钻压和扭矩作用下，破碎单位体积岩石做的功（所需要的机械能量），可以作为量化评价钻井效率的关键依据，机械比能越大，则说明破岩效率越低。但机械比能模型由于其仅在理想情况下进行了钻头破岩实验，所使用公式仅利用到钻头的转速和扭矩进行计算，难以真正实用。发明人在此基础上进行优化，并提出了优化后的机械能比模型，并在此基础上提出了一种基于 CNN-LSTM-Attention 模型的机械比能预测与优化方法，结合 CNN-LSTM-Attention 神经网络实现快速、有效的实时预测、优化钻井参数，其预测精度更高。

在对机械比能的预测和优化中，钻井参数包括钻压、转速、机械钻速等都是随着钻井深度不断变化的，而钻井深度是一个递增不会减小的参数。这其实可以类比成时间的增加，将这些参数看作时序特征进行处理。将 CNN 在数据特征提取方面的优越性能和 LSTM 在时间序列数据处理方面的优越性相结合，优化钻井参数对机械比能进行预测，使得钻井效率更加高效。

对此，发明人在本申请中提供的方案具体如下；

一种基于 CNN-LSTM-Attention 模型的机械比能预测与优化方法，包括：

S1：获取目标井眼的随钻测井数据及录井数据，得到原始数据；

S2：建立所述目标井眼的 Teale 机械比能优化模型，得到钻井参数，并

根据所述钻井参数得到当前工况下的机械比能；

S3：对所述测井数据及录井数据进行预处理，得到处理数据包；

S4：建立 CNN-LSTM-Attention 神经网络模型，利用处理数据包对神经网络模型进行训练，，得到用于机械比能预测的神经网络模型；

5 S5：利用所述优化神经网络模型对目标井眼进行当前工况下机械比能预测，判断其针对目标井眼的适用性；

S6：利用所述优化神经网络模型，通过优化钻压和转速的配比使得优化后机械比能小于所述目标井眼中当前位置机械比能。

其中，卷积神经网络（Convolutional Neural Networks, CNN）是一种前
10 馈神经网络，它的人工神经元可以响应一部分覆盖范围内的周围单元，对于大型图像处理有出色表现。本申请提供的 CNN 由输入层、卷积层、激活层、池化层、全连接层和输出层构成。其中输入层用于接收数据，本申请中接收的数据为预处理后得到的处理数据包。卷积层的目的是提取接收的数据的不同特征，从低级特征中组合提取更复杂的多级特征。池化层通常
15 接在卷积层后面，引入它的目的就是为了简化卷积层的输出，对特征进行筛选，将卷积后维数很大的特征分成几个部分，取其中的最大值或平均值，如此一来就可以得到维度较小的特征。全连接层则将卷积层或池化层的信息进行整合。一维卷积层可以提取时间轴的特征，其输出如下：

$$y_i = \text{ReLU}(\sum_{j=1}^k \omega_j x_{i-j+k} + b) \quad (1)$$

20 其中， x_i 是输入的时间序列中的一个时间步， ω_j 是卷积核的权重矩阵， k 是卷积核的数量， b 是偏差， i 和 j 都是卷积操作中滑动窗口的位置索引，表示卷积操作中的滑动窗口的位置； x_{i-j+k} 表示卷积核在输入序列上“窗口滑动”的结果，用来提取局部特征。

LSTM(Long Short-Term Memory)是长短期记忆网络，是一种时间递归神经网络，可以在有限的记忆能力中只保留相关信息来进行预测，并忘记不相关的数据，适合于处理和预测时间序列中间隔和延迟相对较长的重要事件。

5 图 3 为 LSTM 的一个单元，可以发现 LSTM 由四个交互的层，三个 Sigmoid 和一个 tanh 层，复杂的结构可以妥善解决普通 RNN 存在的问题。LSTM 引入了细胞状态 C_t ，并使用输入门、遗忘门、输出门三种门来保持和控制信息。

其中输入门、遗忘门、输出门三种门来保持和控制信息的，其特征在
10 于：

LSTM 第一步通过遗忘门 f_t 决定我们会从细胞状态中丢弃什么信息；

$$f_t = \sigma(W_f [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (2)$$

式中， σ 为 sigmoid 激活函数； W_f 为遗忘门的权重矩阵； x_t 为当前时刻 t 的输入特征； b_f 为遗忘门的偏差； h_{t-1} 为上一个时刻的隐藏状态，即上一步
15 LSTM 单元的输出或记忆。

第二步输入门 i_t 将决定储存在细胞状态中的信息，同时创建一个候选向量 \tilde{C}_t ，该向量为时间 t 时神经元的过程输入；

$$i_t = \sigma(W_i [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (3)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (4)$$

20 式中， W_c 和 b_c 表示计算候选向量过程中当从时间 $t-1$ 到时间 t 时隐藏层中神经元的输入数据的权重和偏差； W_i 和 b_i 则是计算输入门时的权重和偏

差。

第三步对细胞状态进行更新，将 C_{t-1} 更新为 C_t ;

$$C_t = f_t C_{t-1} + (1 - f_t) \tilde{C}_t \quad (5)$$

最终输出门 o_t 确定输出值， h_t 为当前神经元的输出。

$$o_t = \sigma(W_o [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (6)$$

$$h_t = o_t \tanh(c_t) \quad (7)$$

式中， h_t 为当前时间步的隐藏状态，即当前神经元的输出； o_t 为输出门的输出； b_o 为输出门的偏置； c_t 为当前时间步的细胞状态，包含了之前的记忆和当前时间步的输入信息。； \tanh 为双曲正切函数； W_o 为输出门的权重矩阵。

注意力机制(Attention mechanism, Attention)模拟人脑在处理信息时自动关注信息中最重要的部分而将没用的信息自动忽略。它可以帮助模型对输入的 X 每个部分赋予不同的权重，提取出最重要的信息，使模型做出更准确的判断，同时不会对模型的计算带来更大的压力。注意力机制的计算公式如下：

$$e_i = u \text{ReLU}(wh_i + b) \quad (7)$$

$$\alpha_i = \frac{\exp(e_i)}{\sum_i \exp(e_i)} \quad (8)$$

$$C = \sum_i \alpha_i h_i \quad (9)$$

其中 e_i 表示在第 i 时刻 h_i 的注意力的概率分布； u 和 w 表示加权系数。
 b 是偏差， C 是加权特征； h_i 为第 i 时刻输入序列中的向量。

在步骤 S1 中，所述测井数据及录井数据包括主要包括有可以实时操作
 5 的控制参数，如 WOB、RPM 等；和不能控制(或实时操纵)的客观参数，如
 Depth、岩性、钻井液参数等；以及随控制和目标参数而变化的响应参数，
 如 ROP、TOR 等。具体的，本申请中测井数据及录井数据包括定期获取的
 岩石参数、钻头尺寸、钻井深度、大钩高度、钻时、钻速、大钩载荷、钻
 10 压、扭矩、顶驱转速、井下动力工具转速、钻头转速、立管压力、入口流
 量、出口流量、入口温度、出口温度、入口电导率、出口电导率、入口密
 度、出口密度、总池体积。

获取这些参数之后，针对岩石这种非数字信息，对其中不同的岩石信息利用 LabelEncoder 进行编码。用于后续步骤使用。

在步骤 S2 中，机械比能 MSE 利用定期获取的实际工况下的钻井参数
 15 计算所得，其计算时具体所采用的 Teale 机械比能优化模型为：

$$MSE = \frac{4WOB}{\pi D^2} + \frac{480T \cdot RPMX}{D^2 ROP} \quad (10)$$

其中，WOB 为钻压，kN； T 为顶驱扭矩，kN·m；RPMX 为钻头转速，
 r/min； D 为钻头直径，mm；ROP 为机械钻速，m/h。

通过上式即可得到目标井在钻井时的机械比能。

20 在步骤 S3 中，所述预处理包括数据清洗和相关性分析；

其中数据清洗包括缺失值所在行的删除和异常值的处理；

其中异常值处理包括：利用增强箱型图在中位数两侧绘制更多的分位数来提供数据分布的信息，借此将数据中的异常值可视化并从数据样本中

剔除。

所述相关性分析包括利用皮尔森相关性系数量化分析相关性，将计算所得的皮尔森相关性系数取绝对值以表征不同参数与 MSE 之间的线性相关程度。如选取皮尔森相关性系数绝对值大于 0.25，即前 11 个特征(Bit Size、Depth、ROP、Hook load、WOB、TOR、Motor RPM、RPMX、Flow In 、Conductivity In、Conductivity Out))作为训练所需的特征。进一步利用 Savitzky-Golay 滤波器对数据进行平滑处理，提高数据精度，滤掉数据中的高频成分并保留信号的核心趋势。对所有数据进行标准化处理，标准化后的数据保留了原始数据的分布，又消除了不同量纲对数据训练的影响，以便算法可以有效识别和学习各参数。

在步骤 S5 中，判断其针对目标井眼的适用性，包括以下步骤：

利用预测值与实际值的相关系数误差 R^2 判断所述用于机械比能预测的神经网络模型是否适用。其具体可以为：

当所述相关系数误差 R^2 不低于 0.88 时，所述用于机械比能预测的神经网络模型适用于目标井眼；

当所述相关系数误差 R^2 低于 0.88 时，所述用于机械比能预测的神经网络模型不适用目标井眼；修改 CNN-LSTM-Attention 神经网络模型的模型参数，重复步骤 S4~S5，直至所述相关系数误差 R^2 不低于 0.88，得到适用的用于机械比能预测的神经网络模型。

为了更好的说明本申请所提供的一种基于 CNN-LSTM-Attention 模型的机械比能预测与优化方法，便于本领域的技术人员理解该方法的技术效果，下面通过一个例子来具体说明。

获取射洪-盐亭区块和中江-蓬莱区块 9 口实钻井眼的随钻测井及录井数据，包括定期获取的岩石参数、钻头尺寸、钻井深度、大钩高度、钻时、

钻速、大钩载荷、钻压、扭矩、顶驱转速、井下动力工具转速、钻头转速、立管压力、入口流量、出口流量、入口温度、出口温度、入口电导率、出口电导率、入口密度、出口密度、总池体积；

钻井参数的获取周期为 1m，即钻头每钻进 1m 地层便通过综合测井仪

5 采集和记录各项工程参数获取一次钻井参数。

上述岩石参数为定期获取的实际工况下的岩石种类，其具体获取得到的岩石种类包括：砂岩、泥岩、白云岩、页岩、石灰岩等，利用 LabelEncoder 进行编码，将文字信息转化为数字信息，其转换得到的数字信息如下：

岩石种类	LabelEncoder 编码	岩石种类	LabelEncoder 编码	岩石种类	LabelEncoder 编码	岩石种类	LabelEncoder 编码
中砂岩	0	泥岩	23	生屑白云质灰岩	46	硬石膏	69
云质泥岩	1	泥灰岩	24	白云岩	47	碳质泥岩	70
云质灰岩	2	泥质云岩	25	白云质泥岩	48	碳质页岩	71
云质石膏	3	泥质灰岩	26	白云质灰岩	49	粉砂岩	72
云质膏盐	4	泥质白云岩	27	白云质石灰岩	50	粉砂质泥岩	73
介壳灰岩	5	泥质石灰岩	28	白云质石膏	51	粉砂质白云岩	74
凝灰岩	6	泥质砂岩	29	白云质石膏层	52	粉砂质页岩	75
凝灰质泥岩	7	泥质粉砂岩	30	白云质粉砂岩	53	细砂岩	76
凝灰质粉砂岩	8	泥质细砂岩	31	白云质细砂岩	54	膏盐层	77
叶肢介页岩	9	溶孔洞白云岩	32	盐岩	55	膏盐岩	78
含云泥岩	10	火山角砾岩	33	石灰岩	56	膏质云岩	79
含云泥灰岩	11	灰岩	34	石膏	57	膏质灰岩	80
含云泥质灰岩	12	灰质中砂岩	35	石膏层	58	膏质白云岩	81
含云灰岩	13	灰质云岩	36	石膏质白云岩	59	藻云岩	82

含泥灰岩	14	灰质泥岩	37	砂质泥岩	60	藻白云岩	83
含灰泥云岩	15	灰质白云岩	38	砂质灰岩	61	角砾白云岩	84
含灰泥岩	16	灰质石膏	39	砂质灰泥岩	62	铝土质泥岩	85
含灰泥质白云岩	17	灰质粉砂岩	40	砂质白云岩	63	页岩	86
含藻白云岩	18	灰质细砂岩	41	砂质页岩	64	鲕粒灰岩	87
团块灰岩	19	灰质页岩	42	硅质灰岩	65	鲕粒白云岩	88
安山岩	20	煤层	43	硅质白云岩	66	——	——
沉凝灰岩	21	玄武岩	44	硅质石灰岩	67	——	——
泥云岩	22	生屑灰岩	45	硅质页岩	68	——	——

对原始数据进行预处理，包括将数据中存在得缺失值所在的行删除；利用增强箱型图在中位数两侧绘制更多的分位数来提供数据分布的信息，借此将数据中的异常值可视化并从数据样本中剔除；利用皮尔森相关性系数量化分析相关性，将计算所得的皮尔森相关性系数取绝对值以表征不同特征与 MSE 之间的线性相关程度。选取皮尔森相关性系数绝对值大于 0.25，即前 11 个特征(Bit Size、Depth、ROP、Hook load、WOB、TOR、Motor RPM、RPMX、Flow In 、Conductivity In、Conductivity Out))作为训练所需的特征；利用 Savitzky-Golay 滤波器对数据进行平滑处理，提高数据精度，滤掉数据中的高频成分并保留信号的核心趋势；得到处理数据包，其处理得到的部分数据如图 8 所示。

使用 MinMaxScaler 进行数据标准化，以确保数据在相同的数值范围内。

形成训练数据：定义了一个名为 `split_data` 的函数，用于将数据划分为训练集和测试集，并分别保存为 x_train、y_train、x_test 和 y_test。将数据转换为张量，并保存为 x_train_tensor、y_train_tensor、x_test_tensor 和

y_test_tensor。 同时将训练集的数据 train_data 和测试集的数据 test_data 加载为迭代器 train_loader 和 test_loader。

创建 CNN_LSTM_Attention 网络模型，该模型包括了卷积层、池化层、LSTM 层、注意力机制层、全连接层、激活函数、Dropout 层以及输出层，如图 2。通过卷积操作提取接收的数据的局部特征；通过池化操作降低数据维度并保留主要特征；通过 LSTM 层学习到序列中的时间序列关系，并选择性遗忘不重要的部分，结构如图 3(a)；在 LSTM 层之后，使用注意力机制层来对 LSTM 输出进行加权整合，通过自动学习序列中不同位置的重要性，以便更好地捕捉关键信息；为了准备最终的输出，将注意力输出和 LSTM 输出展平（flatten）为一维张量，然后通过两个全连接层（fc1 和 fc2）进行逐层映射。这些全连接层通过 ReLU 激活函数进行非线性变换，有助于模型学习更复杂的特征表示。为了避免过拟合，模型中引入了一个 Dropout 层，以一定的概率随机丢弃部分神经元的输出。最终通过一个线性层（fc2）输出结果。

使用训练数据迭代器进行模型训练。定义损失函数（如均方误差损失函数）和优化器（如 Adam 优化器），然后进行多个训练周期的迭代，通过计算预测值和真实值的损失，并使用反向传播算法更新模型的参数。同时，累计每个训练批次的损失值，以监控训练过程中的损失变化，通过循环迭代训练集，并持续优化模型参数，直到达到指定的训练轮次，完成模型训练的过程。

使用训练好的模型对测试集数据进行预测，并将预测结果和真实值进行可视化展示。

为了验证本申请所提供的用于机械比能预测的神经网络模型的预测能力，发明人在建立 CNN-LSTM-Attention 神经网络模型是，还同时建立了 4 种不同的机器学习模型，利用相同的处理数据包同步进行训练，并建立其他 4 种网络模型，其具体所采用的四种不同的机器学习模型包括

SVM(Support Vector Machine, 支持向量机), 随机森林 (Random forest), GA-BP 神经网络 (遗传神经网络), LSTM, 其结构如图 3 (a)~图 3 (d) 所示。

为了全面的验证本申请提供的用于机械比能预测的神经网络模型的预测能力, 发明人评价了本申请所提供的神经网络模型和同时建立的 4 种机器学习模型, 其所采用的评价指标包括均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)、相关系数误差 (R^2) 和平均绝对百分比误差 (Mean Absolute Percentage Error, MAPE)。

其具体评价方法包括以下步骤:

设 M 口井作为训练集、N 口井作为验证集, 利用相关系数误差 R^2 评价预测值与真实值直接的拟合程度; 利用平均绝对误差百分比 MAPE 评价预测值与真实值之间的百分比误差; 利用均方根误差 RMSE 评价预测值与原始数据的标准偏差;

其中,

$$R^2 = \frac{SSR}{SST} = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (11)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (12)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (13)$$

式中, n 是样本数量, y_i 是真实值, \hat{y}_i 是预测值, \bar{y}_i 是平均值; SSR 为

回归平方和；SST 为总平方和。

根据预测结果和真实值，计算 RMSE、 R^2 和 MAPE，并将结果输出。同时对比 SVM，随机森林(RF)，GA-BP，LSTM 四种机器学习模型与 CNN-LSTM-Attention 模型之间的各项评价指标之间的差异,如图 4 (a)~图 4 (e) 和图 5 (a)~图 5 (e)，表格为五种模型评价指标对比。

为了提高模型的鲁棒性，在本实施例的最终的结果采用 5 次训练的结果取平均值。最后利用最优训练模型对司钻参数进行优化。从图 5 (a)~图 5 (e) 中可以发现 SVM 的训练效果最差，由于其预测出来的结果大多偏小，所以导致 APE 低的假象。模型的 R^2 仅为 0.73，RMSE 也很大；随机森林(RF)的训练效果同样不佳，类似于 SVM 模型，这是普通机器学习方法在处理大量非线性数据时远远不如深度学习的体现，深度学习在对大量数据进行处理时具有更强的学习能力。GA-BP 在预测结果的拟合程度上略小于 LSTM，但在 MAPE 上 GA-BP 具有明显的优势，这说明 LSTM 还无法完全捕捉钻井数据之间的特征相关性。在利用 CNN-LSTM-Attention 模型进行预测时，其拟合精度达到了 0.93，相比于其他模型的预测精度显著提升，同时 MAPE 也处于较好的范围内，说明利用 CNN-LSTM-Attention 模型来预测 MSE 有着不错的效果。

表 R^2 MAPE and RMSE of RF、GABP、SVM、LSTM and CNN-LSTM-Attention

	SVM	RF	GA-BP	LSTM	CNN-LSTM-Attention
R^2	0.74	0.87	0.89	0.90	0.93
MAPE	29.75	31.64	28.56	56.64	24.79
RMSE	908.00	615.13	512.67	471.03	235.99

在具体的实施例中，利用机器学习的方法，用前人钻井经验和参数来修正即将开钻或以开始作业的目标井的司钻参数是优化钻井的主要目的。在对目标井眼进行实时优化前需要验证模型的适应性，判断训练好的模型是否能在目标井眼的机械比能预测上有较好的表现，利用目标井眼钻井参数预测机械比能如图 6，可以发现，预测所得机械比能与原工况下机械比能

相差不大，预测值和实际值可得 R^2 为 0.90，所以利用该模型对实钻井眼进行优化是符合要求的。

目前针对实时钻井优化，不用起下钻司钻员就可以调整的实钻参数为转速和钻压，且 CNN-LSTM-Attention 模型在预测 MSE 上有着更好的效果，所以本文选择井眼为前文所述目标井眼，优化区间为 1210m 至 6360m，利用训练好的模型针对特征转速和钻压进行实时优选，将当前深度下不同参数配比的钻压和转速导入模型求机械比能，筛选出最优钻压和转速配比以及所对应的机械比能最优解。若优化后机械比能反而高于原始机械比能，则采用原始 MSE 所对应的钻压和转速，最终达到提高钻井效率、实时优化钻井的目的。图 7 显示了优化后的 MSE 结果。钻压从 30 kN 到 250 kN，转速从 30 r/min-90 r/min 中，间隔为 5 单位取值。定义优化百分比 (Optimization_Percentage) 来描述利用 CNN-LSTM-Attention 模型优化 MSE 的效果，优化百分比的计算方式如公式 (14) 所示。通过计算输出优化后 MSE 和实际 MSE 值，可以发现优化后的 MSE 平均比优化前降低 35.6%，从图中可以看出，对于原 MSE 较低的区域(1210m-4250m)，优化百分比较大，平均优化百分比约为 41%，而随着深度增加，原 MSE 提高(4250m-6360m)，优化百分比较之前稍微减小，约 30%。可以看出，利用 CNN-LSTM-Attention 模型优化 MSE 对于提高钻井效率有明显的帮助。综上所述，本申请提供的基于 CNN-LSTM-Attention 模型的机械比能预测与优化方法，针对目前单一机器学习方法的机械比能预测精度较低的研究现状，提出了利用 CNN-LSTM-Attention 模型预测机械比能，更有效的分析钻井效率，同时利用该模型通过优化钻压和转速的配比从而降低机械比能，达到优化钻井的目的。

$$Optimization_Percentage = \frac{Original_MSE - Optimized_MSE}{Original_MSE} \times 100\% \quad (14)$$

最后应说明的是：以上各实施例仅用以说明本申请的技术方案，而非对其限制；尽管参照前述各实施例对本申请进行了详细的说明，本领域的普通技术人员应当理解：其依然可以对前述各实施例所记载的技术方案进行修改，或对其部分或全部技术特征进行等同替换；而这些修改或替换，并不使相应技术方案的本質脱离本申请各实施例技术方案的范围。