

# 权 利 要 求 书

---

1、一种基于 CNN-LSTM-Attention 模型的机械比能预测与优化方法，其特征在于，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；

5        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；

10       S5：利用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。

2.根据权利要求 1 所述的基于 CNN-LSTM-Attention 模型的机械比能预测与优化方法，其特征在于，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。

3.根据权利要求1所述的基于CNN-LSTM-Attention模型的机械比能预测与优化方法,其特征在于,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。

4.根据权利要求1所述的基于CNN-LSTM-Attention模型的机械比能预测与优化方法,其特征在于,在步骤S3中,所述预处理包括数据清洗和相关性分析。

5.根据权利要求4所述的基于CNN-LSTM-Attention模型的机械比能预测与优化方法,其特征在于,所述数据清洗包括缺失值所在行的删除和异常值的处理。

6.根据权利要求4所述的基于CNN-LSTM-Attention模型的机械比能预测与优化方法,其特征在于,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。

7.根据权利要求4所述的基于CNN-LSTM-Attention模型的机械比能预测与优化方法,其特征在于,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。

8.根据权利要求1所述的基于CNN-LSTM-Attention模型的机械比能预测与优化方法,其特征在于,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。

9. 根据权利要求1所述的基于CNN-LSTM-Attention模型的机械比能预测与优化方法，其特征在于，在步骤S5中，判断其针对目标井眼的适用性，包括以下步骤：

5 将利用训练后的CNN-LSTM-Attention模型预测出来的随井深变化的机械比能值于实钻井眼中记录的机械比能值进行对比比较；

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。

10 10. 根据权利要求9所述的基于CNN-LSTM-Attention模型的机械比能预测与优化方法，其特征在于，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。