

1、一种基于现场实时数据驱动的煤与瓦斯突出预警方法，其特征在于，所述基于现场实时数据驱动的煤与瓦斯突出预警方法通过在掘进工作面安装的瓦斯浓度传感器和风速传感器，持续地获得瓦斯和风速环境实时数据，计算出瓦斯涌出量；

对瓦斯涌出量进行深度分析，获取基于瓦斯浓度动态变化和基于瓦斯涌出量预测评价指标逆向识别相结合的煤与瓦斯突出预警指标，建立移动平均线、偏离率、离散率、波动率、均方根误差和平均绝对百分比误差预警指标；

通过层次分析法确定各项指标权重，构建模糊综合预警模型，计算出各指标差异性综合指数，进行煤与瓦斯突出预警。

2、根据权利要求1所述的基于现场实时数据驱动的煤与瓦斯突出预警方法，其特征在于，所述基于现场实时数据驱动的煤与瓦斯突出预警方法具体包括：

步骤一，通过持续采集和监测掘进工作面回风巷的瓦斯浓度和风速数据，结合回风巷道横截面积，计算得出瓦斯涌出量；

步骤二，对取得的瓦斯涌出量进行五点三次平滑处理，去除干扰数据；

步骤三，采用统计学方法提取瓦斯涌出量变化值的移动平均线、偏离率、离散率、波动率作为特征指标；

步骤四，将煤矿正常掘进生产2个月的掘进工作面T2甲烷传感器和风速传感器数据，根据公式 $Q_s = 60Cv_sS$ 计算得到瓦斯涌出量时序数据，其中， Q_s 为巷道瓦斯涌出量， m^3/min ； C 为巷道瓦斯浓度，%； v_s 为巷道风速， m/s ；

S 为测定点巷道横截面积， m^2 ，将计算得到的瓦斯涌出量时序数据输入基于双向长短时记忆循环神经网络模型中进行训练调优，使模型训练误差达到最小，建立正常生产情况下的数据模型；所述数据模型为误差最小的双向长短时记忆循环神经网络模型；经过训练建立误差最小的双向长短时记忆循环神经网络模型参数设定如下：

一次批量的数据量 $batch_size=32$ ；

学习率 $learning_ratio=1e^{-4}$ ；

数据执行的次数 epoch=20;

数据分割比例 split_data_ratio=0.833;

多步的数量 lag_num=16;

输入值的维度 input_dim_size=16;

预测输出值维度 output_dim_size=1;

隐藏层维度 hidden_dim_size=64;

LSTM 层数 lstm_layer_nums=1;

步骤五，将实时采集计算所得的瓦斯涌出量数据作为测试数据集，输入到步骤四的数据模型中，得到瓦斯涌出量预测值，利用预测值与真实值的差异计算损失值，将损失值的均方根误差和平均绝对百分比误差作为煤与瓦斯突出的预警指标；

步骤六，根据层次分析法，将各指标按照在文献出现次数进行两两比较，

a_{ij} 为要素 i 与要素 j 重要性比较结果，采用 1-9 标度法构造矩阵，称为判断矩阵；计算最大特征值 λ_{\max} 和指标权重向量 w ，判断矩阵一致性检验，确定各项指标权重；根据确定隶属函数的原则，通过实验数据对各类指标进行隶属度函数确定；利用模糊综合评判模型，建立模糊综合评判集，将计算得到的评判集值表示各指标差异性综合指数；

步骤七，利用各指标差异性综合指数对煤矿正常生产时期瓦斯涌出量进行数据分析，将计算结果最大值乘以安全系数，确定差异性阈值；利用该阈值对计算出的各指标差异性综合指数序列进行判识，确定煤与瓦斯突出风险程度。

3、根据权利要求 2 所述的基于现场实时数据驱动的煤与瓦斯突出预警方法，其特征在于，在步骤二中，五点三次平滑法采用时间序列平滑处理方，利用三次最小二乘多项式对时间序列进行平滑处理，具体包括：

有 $n+1$ 个均匀采样点 $Y_1, Y_2, \dots, Y_{n-1}, Y_n$ ，采样间距为 h ，作变换

$$\mu_i = (t_i - t_0) / h, \quad i=0, 1, 2, \dots, n;$$

则原节点变为 $\mu_0 = 0, \mu_1 = 1, \mu_2 = 2, \dots, \mu_{n-1} = n - 1, \mu_n = n$;

采用 m 次多项式拟合数据 Y_i , 设拟合多项式为:

$$Y_{(\mu)} = a_0 + \mu a_1 + \mu^2 a_2 + \dots + \mu^{m-1} a_{m-1} + \mu^m a_m$$

拟合多项式中的待定系数 a_i 由最小二乘法确定, 方差和为:

$$F(a_0, a_1, a_2, \dots, a_m) = \sum_{i=0}^n \left[\sum_{j=0}^m a_j \mu_i^j - Y_i \right]^2$$

若使 $F(a_0, a_1, a_2, \dots, a_m)$ 最小, 对 $a_j (j = 0, 1, 2, \dots, m)$ 求偏导数, 有

$$\frac{\partial F}{\partial a_i} = 0$$

整理后得:

$$\sum_{j=0}^m Y_j \mu_i^j = \sum_{j=0}^m a_j \sum_{i=0}^n \mu_i^{j+1}$$

将 $n=4, m=3$ 代入式 $\sum_{j=0}^m Y_j \mu_i^j = \sum_{j=0}^m a_j \sum_{i=0}^n \mu_i^{j+1}$, 求解 a_j ,

$j = 0, 1, 2, 3$, 再将 a_j 代入式

$$Y_{(\mu)} = a_0 + \mu a_1 + \mu^2 a_2 + \dots + \mu^{m-1} a_{m-1} + \mu^m a_m;$$

$$\text{令 } \mu_n = 1, 2, 3, 4, \quad \begin{cases} \overline{Y_0} = \frac{1}{70}(69Y_0 + 4Y_1 - 6Y_2 + 4Y_3 - Y_4) \\ \overline{Y_1} = \frac{1}{35}(2Y_0 + 27Y_1 + 12Y_2 - 8Y_3 + 2Y_4) \\ \overline{Y_2} = \frac{1}{35}(-3Y_0 + 12Y_1 + 17Y_2 + 12Y_3 - 3Y_4) \\ \overline{Y_3} = \frac{1}{35}(2Y_0 - 8Y_1 + 12Y_2 + 27Y_3 + 2Y_4) \\ \overline{Y_4} = \frac{1}{70}(-Y_0 + 4Y_1 - 6Y_2 + 4Y_3 + 69Y_4) \end{cases}$$

为五点三次平滑公式, $\overline{Y_i}$ 为 Y_i 的平滑值。

4、根据权利要求 2 所述的基于现场实时数据驱动的煤与瓦斯突出预警方法, 其特征在于, 在步骤三中, 采用统计学方法提取瓦斯涌出量变化值的移动平均线、偏离率、离散率、波动率作为特征指标具体包括:

1) 提取瓦斯涌出量变化值的移动平均线获取瓦斯浓度时间序列数据的变化

趋势，瓦斯浓度数据平均值计算公式为：

$$\bar{C}_n = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n-1} C_i \quad (1)$$

式中， \bar{C}_n 为 n 个瓦斯浓度数据平均值； n 为某时间段内序列记录数； C_i 为序列中第 i 个记录的瓦斯浓度；

2) 提取瓦斯涌出量变化值的偏离率获取瓦斯浓度实时时间序列数据偏移该时间周期瓦斯浓度移动平均值的量；偏离率计算公式为：

$$A(n) = \frac{C_t - \bar{C}_n}{\bar{C}_n} \quad (2)$$

式中， C_t 表示 t 时刻瓦斯浓度； \bar{C}_n 为 n 个瓦斯浓度数据平均值；

3) 提取瓦斯涌出量变化值的离散率获取瓦斯浓度信号序列的离散程度，离散率计算公式为：

$$B(m) = \left. \begin{aligned} \mu &= \frac{1}{m} \sum_{t=1}^m C_t \\ B(m) &= \frac{1}{m-1} \sum_{t=1}^m (C_t - \mu)^2 \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

式中： C_t 表示 t 时刻瓦斯浓度； m 为某时间段内序列记录数；

4) 提取瓦斯涌出量变化值的波动率获取瓦斯浓度变化的实际情况；提取波动率包括振幅变化率计算和频次变化率计算，

振幅变化率计算公式 R_{OSC} 为：

$$R_{OSC}(n) = [(C_{Tmax} - C_{Tmin}) / C_{Tmax}] \quad (4)$$

式中： $R_{osc}(n)$ 为 n 时间段内的振幅变化率； C_{Tmax} ， C_{Tmin} 分别为时间间隔内瓦斯浓度的最大值和最小值；

频次变化率计算公式 R_{OFC} 为：

$$R_{OFC} = f(C_{(t-n)-t}) \quad (5)$$

式中： $C_{(t-n)-t}$ 为从 $t-n$ 时刻起到 t 时刻的瓦斯浓度； $f()$ 表示计算变化次数。

5、根据权利要求 2 所述的基于现场实时数据驱动的煤与瓦斯突出预警方法，其特征在于，在步骤四中，双向长短时记忆循环神经网络模型包括：

每一时刻都有八个权重循环使用：输入到前向和后向隐藏层的权重（ w_1 、

w_4)；前向隐藏层的权重 (w_2 、 w_3)；后向隐藏层的权重 (w_6 、 w_7)；前向和后向隐藏层到输出层的权重 (w_5 、 w_8)；前向隐藏层 \hat{h}_t 、后向隐藏层 h_t 和输出层 o_t 的计算公式分别为：

$$\hat{h}_t = f(w_1 x_t + w_2 \hat{c}_{t-1} + w_3 \hat{h}_{t-1}) \quad (6)$$

$$h_t = f(w_4 x_t + w_6 c_{t-1} + w_7 h_{t-1}) \quad (7)$$

$$o_t = g(w_5 \hat{h}_t + w_8 h_t) \quad (8)。$$

6、根据权利要求 2 所述的基于现场实时数据驱动的煤与瓦斯突出预警方法，其特征在于，所述步骤五均方根误差计算公式为：

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (c_i - \hat{c}_i)^2} \quad (9)$$

所述平均绝对百分比误差计算公式为：

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{c_i - \hat{c}_i}{c_i} \right| \quad (10)$$

式中： c_i 表示真实瓦斯浓度； \hat{c}_i 表示预测瓦斯浓度； n 表示样本数量。

7、根据权利要求 2 所述的基于现场实时数据驱动的煤与瓦斯突出预警方法，其特征在于，在步骤六中，确定各项指标权重具体包括：采用 1-9 标度法构造判断矩阵 A ，计算最大特征值 λ_{\max} 和指标权重向量 w ，判断矩阵一致性检验；一致性检验判断矩阵表达式为：

$$C_1 = \frac{\lambda_{\max} - n}{R_1(n-1)} \quad (11)$$

式中： C_1 为一致性比例； n 为比较指标个数； R_1 为平均随机一致性指标；当 $C_1 < 0.1$ 时，构建的判断矩阵满足要求。

8、根据权利要求 2 所述的基于现场实时数据驱动的煤与瓦斯突出预警方法，其特征在于，在步骤六中，隶属度函数确定包括：

移动平均线：利用实时的瓦斯浓度移动平均线与上一周期瓦斯浓度平均 \bar{c}_{ave} 的比值进行划分；

偏离率、离散率：利用实时偏离率、离散率与计算周期的平均值进行比较

划分取值区间；

波动率：利用实时波动率与计算周期的平均值进行比较划分取值区间，取振幅变化率和频次变化率中计算结果较大的值；

均方根误差和平均绝对百分比误差：利用实时事故前夕瓦斯浓度序列预测结果评价值和正常生产瓦斯浓度序列预测结果评价平均值的比值划分取值区间；

$$U_1(\bar{C}_i) = \begin{cases} 1 & (\frac{\bar{C}_i}{\bar{C}_{ave}} \geq 2 \cup \frac{\bar{C}_i}{\bar{C}_{ave}} \leq 0.5) \\ |\frac{\bar{C}_i}{\bar{C}_{ave}} - 1| & (1 < \frac{\bar{C}_i}{\bar{C}_{ave}} < 2 \cup 0.5 < \frac{\bar{C}_i}{\bar{C}_{ave}} < 1) \\ 0 & (\frac{\bar{C}_i}{\bar{C}_{ave}} = 1) \end{cases} \quad (12)$$

$$U_2(A_i) = \begin{cases} 1 & (|\frac{A_i}{A_{ave}}| \geq 4) \\ \frac{1}{2} |\frac{A_i}{A_{ave}}| - 1 & (2 < |\frac{A_i}{A_{ave}}| < 4) \\ 0 & (|\frac{A_i}{A_{ave}}| \leq 2) \end{cases} \quad (13)$$

$$U_3(B_i) = \begin{cases} 1 & (\frac{B_i}{B_{ave}} \geq 4) \\ \frac{1}{2} \frac{B_i}{B_{ave}} - 1 & (2 < \frac{B_i}{B_{ave}} < 4) \\ 0 & (\frac{B_i}{B_{ave}} \leq 2) \end{cases} \quad (14)$$

$$U_4(R_i) = \begin{cases} 1 & (\frac{R_i}{R_{ave}} \geq 2) \\ \frac{R_i}{R_{ave}} - 1 & (1 < \frac{R_i}{R_{ave}} < 2) \\ 0 & (\frac{R_i}{R_{ave}} \leq 1) \end{cases} \quad (15)$$

$$U_5(RS_i) = \begin{cases} 1 & (\frac{RS_i}{RS_{taue}} \geq 5) \\ \frac{1}{3} (\frac{RS_i}{RS_{taue}} - 2) & (2 < \frac{RS_i}{RS_{taue}} < 5) \\ 0 & (\frac{RS_i}{RS_{taue}} \leq 2) \end{cases} \quad (16)$$

$$U_6(M_i) = \begin{cases} 1 & (\frac{M_i}{M_{taue}} \geq 5) \\ \frac{1}{3} (\frac{M_i}{M_{taue}} - 2) & (2 < \frac{M_i}{M_{taue}} < 5) \\ 0 & (\frac{M_i}{M_{taue}} \leq 2) \end{cases} \quad (17)。$$

9、根据权利要求2所述的基于现场实时数据驱动的煤与瓦斯突出预警方法，其特征在于，在步骤六中，模糊综合评判模型的建立包括：

a.建立因素集

因素集 U 表示为 $U = (u_1, u_2 \cdots u_n)$ ；其中，元素 u_i 表示影响因素，其中 $i=1, 2, \cdots n$ ；

b.建立评价集

评价集表示为 $V=(v_1, v_2 \cdots v_m)$ ，其中，元素 v_j 表示评判结果，其中 $j=1, 2, \cdots m$ ；
取 $V=\{\text{发生事故}, \text{不发生事故}\}$ 时， $V=\{I, II\}$ ；

c. 建立权重集

因素集 U 中的各个元素在评判中重要程度不同，对各个元素 u_i 按重要程度给出不同的权重集 W ， W 为因素集 U 上的模糊子集，表示为 $W=(w_1, w_2, \cdots w_n)$ ；权重集为 $W=(w_1, w_2)$ 时， $w_1 + w_2 = 1$ ；

d. 单因素模糊评判

评判对象按因素集中第 i 个因素 u_i 进行评判，对评价集中第 j 个元素 v_j 的隶属程度为 r_{ij} ，则对第 i 个因素 u_i ，评判结果表示为 $R_i=\{r_{i1}, r_{i2}, \cdots r_{im}\}$ ， R_i 表示单因素评判集；

e. 模糊综合评判

由单因素评判集构造多因素综合评判矩阵 R ， $R=\{R_1, R_2\}^T$ ；采用加权平均型模型，按照模糊矩阵的乘法运算，得到模糊综合评判集 B 为：

$$B=WR=\{b_1, b_2, \cdots, b_m\} \quad (18)$$

式中： b_i 为模糊综合评判指标，其中， $i=1, 2, \cdots m$ ，表示在综合考虑所有影响因素的情况下，评判对象对评价集 V 中的第 i 个元素的隶属度。

10、根据权利要求 2 所述的基于现场实时数据驱动的煤与瓦斯突出预警方法，其特征在于，在步骤七中，利用模糊综合评判集 B 的值表示各指标差异性综合指数，通过模型预测评价指标均方根误差和平均绝对百分比误差，结合瓦斯浓度动态变化特征指标进行煤与瓦斯突出评价与预警；煤矿正常生产时，各指标差异性综合指数在正常范围内波动，当指数达到正常范围内的最大值时，进行橙色预警；当各指标差异性综合指数趋近于 1，表示煤与瓦斯突出发生的可能性越大，进行红色预警。