

一种基于现场实时数据驱动的煤与瓦斯突出预警方法

技术领域

本发明属于煤矿安全生产示警技术领域，尤其涉及一种基于现场实时数据驱动的煤与瓦斯突出预警方法。

背景技术

目前，由于煤与瓦斯突出事故仍在持续发生，煤与瓦斯突出预警模型主要选取瓦斯含量、瓦斯压力、瓦斯涌出量、钻屑法、电磁辐射法等指标，在理论上能取得较好的预测效果。

煤与瓦斯突出预警模型中的主控因素中的瓦斯含量、瓦斯压力无法实时获得，现有的机理模型采用钻屑法、电磁辐射法等容易受人为操作以及井下地质环境的影响，使预测结果具有一定的迟滞性和存在较大误差。这些情况导致上述模型在理论上能取得较好的预测效果，但是在实际应用中往往受制于数据获取的实时性而使得预测结果无法有效指导现场决策。而单一通过统计学方法或人工智能算法对瓦斯浓度进行分析和预测，都存在各自的局限性，无法达到满意的效果。

通过上述分析，现有技术存在的问题及缺陷为：现有技术中，大部分都试图基于煤与瓦斯突出机理分析灾前的演变规律，通过演变规律研判可采集数据序列的风险程度进而实现预警。基于演变规律进行风险研判需要采集的数据种类繁多，且大部分不易实时获取，同时容易受人为操作以及井下地质环境的影响，使预测结果具有一定的迟滞性和存在准确性差，难以保障预警的实效性。

解决以上问题及缺陷的难度为：需要开发大量获取演变机理相关参数的在线传感器，才能保证上述技术路线预测的精准性和实效性。

解决以上问题及缺陷的意义为：由于瓦斯涌出量最能表征煤与瓦斯突出全过程不同阶段的差异性，煤矿正常掘进期间的瓦斯涌出量变化规律隐含突出孕

育阶段的瓦斯涌出量变化规律，若能找出与该规律相违背的异常变化，即可确定煤矿掘进工作面该时期处于突出的形成和发展阶段，本发明通过统计学指标结合人工智能模型指标，挖掘瓦斯涌出量异常变化特征，从而确定煤与瓦斯突出风险程度。瓦斯涌出量可以通过现有的瓦斯浓度和风速在线传感器实时获取计算得出，不受人工干扰，解决了传统方法精准性和实效性差的问题。

发明内容

为克服相关技术中存在的问题，本发明公开实施例提供了一种基于现场实时数据驱动的煤与瓦斯突出预警方法。具体涉及一种基于瓦斯涌出量时序数据异常特征的基于现场实时数据驱动的煤与瓦斯突出预警方法。

所述技术方案如下：一种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（Root Mean Square Error, RMSE）和平均绝对百分比误差（mean absolute percentage, MAPE）预警指标，通过层次分析法（AnalyticHierarchyProcess, AHP）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。

在一实施例中，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（利用最小二乘法来逼近采样点）处理，去除干扰数据；所述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 $\mu_0 = 0, \quad \mu_1 = 1, \quad \mu_2 = 2, \dots, \quad \mu_{n-1} = n-1, \quad \mu_n = n;$

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 $n=4, \quad m=3$ 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

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

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

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

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（Bi-directionalLongShort-TermMemoryBiLSTM）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所述的数据模型中，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（RootMeanSquareError，RMSE）和平均绝对百分比误差（meanabsolutepercentage，MAPE）作为煤与瓦斯突出的预警指标；

步骤六，根据层次分析法（AnalyticHierarchyProcess，AHP），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，从而确定各项指标权重；根据确定隶属函数的原则，通过大量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（1.2~1.5），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（大于等于阈值的判定为高风险）。

在一实施例中，所述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：

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

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。

在一实施例中，所述步骤四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 h_t^+ 、后向隐藏层 h_t^- 和输出层 o_t 的计算公式分别为：

$$h_t^+ = f(w_1 x_t + w_2 C_{t-1} + w_3 h_{t-1}^+) \quad (6)$$

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

$$o_t = g(w_5 h_t^+ + w_8 h_t^-) \quad (8)。$$

在一实施例中，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。

在一实施例中，所述步骤六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。

在一实施例中，所述步骤六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；

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

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

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

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

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

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

在一实施例中，所述步骤六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 $V = \{\text{发生事故, 不发生事故}\}$ 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。

在一实施例中，所述步骤七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。

结合上述的所有技术方案，本发明所具备的优点及积极效果为：由于瓦斯涌出量最能表征煤与瓦斯突出全过程不同阶段的差异性，煤矿正常掘进期间的瓦斯涌出量变化规律隐含突出孕育阶段的瓦斯涌出量变化规律，若能找出与该规律相违背的异常变化，即可确定煤矿掘进工作面该时期处于突出的形成和发展阶段。本发明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，提出了基于瓦斯涌出量动态变化和基于 BiLSTM 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，建立了移动平均线、偏离率、离散率、波动率、RMSE 和 MAPE 预警指标，挖掘瓦斯涌出量异常变化特征，从而确定煤与瓦斯突出风险程度。瓦斯涌出量可以通过现有的瓦斯浓度和风速在线传感器实时获取计算得出，不受人工干扰，解决了传统方法精准性和实效性差的问题。

当理解的是，以上的一般描述和后文的细节描述仅是示例性和解释性的，并不能限制本发明的公开。

附图说明

此处的附图被并入说明书中并构成本说明书的一部分，示出了符合本公开的实施例，并与说明书一起用于解释本公开的原理。

图 1 是本发明实施例提供的基于现场实时数据驱动的煤与瓦斯突出预警方法流程图。

图 2 是本发明实施例提供的基于现场实时数据驱动的煤与瓦斯突出预警方法原理图。

图 3 是本发明实施例提供的双向 LSTM 算法模型原理示意图。

图 4 是本发明实施例提供的结合统计学指标（移动平均线、偏离率、离散率、波动率）计算指标差异性综合指数，得到预警阈值示意图。

具体实施方式

为使本发明的上述目的、特征和优点能够更加明显易懂，下面结合附图对本发明的具体实施方式做详细的说明。在下面的描述中阐述了很多具体细节以便于充分理解本发明。但是本发明能够以很多不同于在此描述的其它方式来实施，本领域技术人员可以在不违背本发明内涵的情况下做类似改进，因此本发明不受下面公开的具体实施的限制。

如图 1 所示，本发明实施例提供的基于现场实时数据驱动的煤与瓦斯突出预警方法包括：

S101，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；

S102，对取得的瓦斯涌出量进行五点三次平滑（利用最小二乘法来逼近采样点）处理，去除干扰数据；

S103，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；

S104，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 $Q_s = 60Cv_sS$ ， 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 ，计算得到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（均方根误差和平均绝对百分比误差）达到最小，建立正常生产情况下的数据模型；

S105，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所述的数据模型中，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（RootMeanSquareError, RMSE）和平均绝对百分比误差（meanabsolutepercentage, MAPE）作为煤与瓦斯突出的预警指标；

S106，根据层次分析法（AHP），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，从而确定各项指标权重；根据确定隶属函数的原则，通过大量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；

S107，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（1.2~1.5），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（大于等于阈值的判定为高风险）。

在一优选实施例中，步骤 S102 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 $\mu_0 = 0, \quad \mu_1 = 1, \quad \mu_2 = 2, \dots, \quad \mu_{n-1} = n-1, \quad \mu_n = n;$

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

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

$$\text{令 } \mu_n = 1, 2, 3, 4, \quad \left\{ \begin{array}{l} \overline{Y}_0 = \frac{1}{70}(69Y_0 + 4Y_1 - 6Y_2 + 4Y_3 - Y_4) \\ \overline{Y}_1 = \frac{1}{35}(2Y_0 + 27Y_1 + 12Y_2 - 8Y_3 + 2Y_4) \\ \overline{Y}_2 = \frac{1}{35}(-3Y_0 + 12Y_1 + 17Y_2 + 12Y_3 - 3Y_4) \\ \overline{Y}_3 = \frac{1}{35}(2Y_0 - 8Y_1 + 12Y_2 + 27Y_3 + 2Y_4) \\ \overline{Y}_4 = \frac{1}{70}(-Y_0 + 4Y_1 - 6Y_2 + 4Y_3 + 69Y_4) \end{array} \right.$$

为五点三次平滑公式， \overline{Y}_i 为 Y_i 的平滑值。

在一优选实施例中，步骤 S104 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（（Bi-directionalLongShort-TermMemoryBiLSTM）；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；

在一优选实施例中，步骤 S106 中，1-9 标度法见表。

表 1 1-9 标度表

| 标度 | 含义 |
|----|-------------------------|
| 1 | 表示两个因素相比，具有同样重要性 |
| 3 | 表示两个因素相比，一个因素比另一个因素稍微重要 |
| 5 | 表示两个因素相比，一个因素比另一个因素明显重要 |

| | |
|------------|---|
| 7 | 表示两个因素相比，一个因素比另一个因素强烈重要 |
| 9 | 表示两个因素相比，一个因素比另一个因素极端重要 |
| 2, 4, 6, 8 | 上述两相邻判断的中值 |
| 倒数 | 因素 i 与 j 比较的判断 a_{ij} ，则，因素 j 与 i 比较的判断 $a_{ji}=1/a_{ij}$ |

下面结合具体实施例对本发明的技术方案作进一步描述。

实施例

本发明提供的基于现场实时数据驱动的煤与瓦斯突出预警方法包括：分析煤与瓦斯突出演化过程，提出了基于瓦斯涌出量动态变化和 BiLSTM 瓦斯涌出量预测评价指标结合的煤与瓦斯突出预警指标，建立了移动平均线、偏离率、离散率、波动率、均方根误差（RootMeanSquareError，RMSE）和平均绝对百分比误差（meanabsolutepercentage，MAPE 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。

将建立的预警指标在实际发生的一次煤与瓦斯突出事故中进行验证。利用统计学指标、深度学习指标以及综合指标对该煤矿正常生产时期瓦斯涌出量进行预警分析：在正常生产期间统计学指标和深度学习指标均出现多次超过 0.5 的橙色预警，而综合指标均未出现预警，从而确定综合指标在瓦斯突出预警准确度方面具有很大优势，能够全面诠释突出前瓦斯变化规律。

具体地，如图 2 所示，本发明提供的基于现场实时数据驱动的煤与瓦斯突出预警方法包括以下步骤：

1、基于统计学的突出预警指标

1) 移动平均线

移动平均线主要是反映瓦斯浓度时间序列数据的变化趋势，表明采掘活动过程的动态工程扰动和瓦斯浓度在一定时期内的变化状态（上升、水平走向、下降），趋势具有稳定的特点，即趋势一旦确立，就会延续一段时间，直到外力迫使其改变这一状况，否则趋势一直延续。

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

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) 偏离率

偏离率反映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，偏离率考虑了该时间周期内由于煤层瓦斯含量、瓦斯压力、煤层透气性系数变化等因素所表现出的瓦斯浓度变化情况。

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

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) 离散率

离散率反映了瓦斯浓度信号序列的离散程度，即各值偏离均值的程度。离散率越大，瓦斯浓度变化幅度越大；反之越小。一定时间步长的瓦斯浓度值的离散率表明了瓦斯涌出的变化程度。

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

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) 波动率

变动率的描述包含两方面：一是序列的振动幅度，可通过振幅变化率 R_{OSC} 来表示，即在一定的时间间隔内，初始时刻瓦斯涌出量与末端时刻瓦斯涌出量之间的相对变化率；另一方面是序列的变化次数，可通过频次变化率 R_{OFC} 来表示，即在一定的时间间隔内瓦斯浓度变化的次数。这两方面的综合，描述了瓦斯浓度变化的实际情况。

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

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。

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

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。

2、基于双向 LSTM 神经网络（BiLSTM 模型）的突出预警指标

双向 LSTM 神经网络（BiLSTM）有利用过去和未来数据信息进行学习的能力，即可以利用上部储层信息和下部储层信息来预测储层物性参数，弥补了 LSTM 的不足。双向 LSTM 算法模型原理其示意图如图 3 所示，从下至上依次为输入层、前向层、后向层和输出层。作为信息传递方向相反的两个 LSTM 网络层，前向 LSTM 层可以获取之前时刻的时序信息，后向 LSTM 可以获取未来时刻的时序信息，即该模型能从前、后两个方向充分获取上下储层段的信息来预测当前储层段的状态，提高模型性能。

BiLSTM 模型每一时刻都有 8 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 的计算公式如下：

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

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

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

选用均方根误差（RootMeanSquareError, RMSE）和平均绝对百分比误差（meanabsolutepercentage, MAPE）作为指标来衡量模型的预测准确度。RMSE 和 MAPE 反映预测瓦斯浓度与实际瓦斯浓度之间的偏差，其值越小，预测效果越好，其值越大，则失真度越高。MAPE 具有对异常值更好的鲁棒性，反映的是模型的整体预测效果，而 RMSE 更加强调了异常值对模型预测效果的影响，同时运用这两种指标可以更好的评估模型预测准确度。

计算公式分别为：

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

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

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。

3、煤与瓦斯突出预警系统构建

(1) AHP 确定权重

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。为检验评价指标权重分配合理，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。

(2) 隶属度函数确定

据确定隶属函数的原则，通过大量实验数据对各类指标进行隶属度函数确定。其中，移动平均线：利用实时的瓦斯浓度移动平均线与上一周期（周期取一个小时）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；RSME、MAPE：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。

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

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

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

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

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

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

(3) 建立模糊综合预警模型

模糊综合评判包含三大要素：因数集、评判集、单因素评判。在单因素评判的基础上，再进行多因素模糊综合评判。

a. 建立因素集

因素集 U 为影响评判对象的各个因素组成的集合，可表示为 $U = (u_1, u_2, \dots, u_n)$ 。其中，元素 u_i 表示影响因素，其中 $i=1, 2, \dots, n$ 。本发明取评判因素指标集为瓦斯浓度变化特征、瓦斯预测模型指标 2 个评判因素构成的集合，即 $U = (u_1, u_2)$ 。

b. 建立评价集

评价集是对评判对象可能做出的评判结果所组成的集合，可表示为 $V = (v_1, v_2, \dots, v_m)$ ，其中，元素 v_j 表示评判结果，其中 $j=1, 2, \dots, m$ 。本发明取 $V = \{\text{发生事故}, \text{不发生事故}\}$ ，即 $V = \{I, II\}$ 。

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，须对各个元素 u_i 按其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，可表示为 $W = (w_1, w_2, \dots, w_n)$ 。本发明中，由于因素集由 2 个因素组成，因此，权重集为 $W = (w_1, w_2)$ 且 $w_1 + w_2 = 1$ 。

d. 单因素模糊评判

首先单独从一个因素出发进行评判，确定评判对象对评判集元素的隶属程

度。设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 ，评判结果可表示为 $R_i = \{r_{i1}, r_{i2}, \dots, r_{im}\}$ ， 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（ R 评判矩阵），即 $R = \{R_1, R_2\}^T$ 。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 ，即

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

式中： b_i 为模糊综合评判指标，其中， $i=1, 2, \dots, m$ ，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。

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 RMSE 和 MAPE，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一定范围内波动，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。

（4）煤与瓦斯突出预警

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（1.2~1.5），确定差异性阈值。对比该阈值与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。当指数达到阈值时，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。

下面结合实验数据对本发明的积极效果作进一步描述。

将本发明上述方法按照步骤应用于发生事故煤矿，进行效果验证。采集事故发生前 2 个月的正常生产时期的甲烷传感器和风速传感器，计算出瓦斯涌出量，利用训练好的模型进行预测，进行运算得到此时的模型 RMSE 和 MAPE 值，结合统计学指标（移动平均线、偏离率、离散率、波动率）计算指标差异性综合指数（如图 4 所示），得到预警阈值；然后将事故前夕的瓦斯涌出量作为测

试集，进行煤与瓦斯突出预警。通过结果发现事故发生前 5 天出现超过阈值的预警，并在其他事故煤矿得到验证，与实际一致。

本领域技术人员在考虑说明书及实践这里公开的公开后，将容易想到本公开的其它实施方案。本申请旨在涵盖本公开的任何变型、用途或者适应性变化，这些变型、用途或者适应性变化遵循本公开的一般性原理并包括本公开未公开的本技术领域中的公知常识或惯用技术手段。说明书和实施例仅被视为示例性的，本公开的真正范围和精神由所附的权利要求指出。

应当理解的是，本公开并不局限于上面已经描述并在附图中示出的精确结构，并且可以在不脱离其范围进行各种修改和改变。本公开的范围应由所附的权利要求来限制。