



移动扫码阅读

马 莉,石新莉,李树刚,等.基于 MPC 的瓦斯抽采智能调控模型研究[J].煤炭科学技术,2022,50(8):82-90.

MA Li, SHI Xinli, LI Shugang, et al. Research on intelligent control model of gas drainage based on model predictive control [J]. Coal Science and Technology, 2022, 50(8): 82-90.

基于 MPC 的瓦斯抽采智能调控模型研究

马 莉¹,石新莉¹,李树刚²,林海飞²,宋 爽²,代新冠¹

(1.西安科技大学 通信与信息工程学院,陕西 西安 710054;2. 西安科技大学 安全科学与工程学院,陕西 西安 710054)

摘要:为了提高瓦斯抽采的安全性、效率性、降低抽采的经济成本,分析了瓦斯抽采系统运行的安全约束条件及效率约束条件;分析了瓦斯抽采系统四大控制任务及瓦斯抽采优化数学模型;根据理论调控策略,提出了瓦斯抽采智能调控的完整流程。以上述调控流程为基础,提出了瓦斯抽采智能调控模型,将瓦斯抽采浓度、瓦斯抽采纯量、瓦斯抽采负压及抽采泵效能比作为被控量,抽采钻孔的阀门开度和抽采泵功率作为控制量,利用简单循环神经网络(simpleRNN)分析处理被控量历史数据的时间变化规律,学习得到被控量随时间变化的理想动态拟合曲线。通过模型预测控制算法(MPC)对控制量进行智能调控,使被控量的实际值无限趋近于其理想动态拟合曲线对应时刻的参考值。利用校正反馈和滚动优化不断增强瓦斯抽采智能调控模型的抗干扰能力,最终提高煤矿瓦斯抽采的安全性和效率。以模拟瓦斯抽采数据为例,完成了算法仿真实验。试验结果表明:瓦斯抽采浓度总体变化趋势从40%~5%随时间递减,瓦斯抽采纯量从总体变化趋势9.0~5.0 m³/min依次按时间递减,通过循环神经网络得到的理想动态拟合曲线具有很好的数据拟合度,能较准确的反映瓦斯抽采浓度数据和瓦斯抽采纯量数据的变化规律;瓦斯抽采负压及抽采泵效能比理想动态拟合曲线能较准确地维持在10~30 kPa和1.3~1.5 m³/(kW·h),满足瓦斯抽采过程的经济和安全需要;模型预测控制算法对控制量的动态调控能克服环境及非线性因素的干扰达到较好的调控效果,为瓦斯抽采智能调控提供了一定的参考依据。

关键词:瓦斯抽采;智能调控;循环神经网络;模型预测控制

中图分类号:TD713 **文献标志码:**A **文章编号:**0253-2336(2022)08-0082-09

Research on intelligent control model of gas drainage based on model predictive control

MA Li¹, SHI Xinli¹, LI Shugang², LIN Haifei², SONG Shuang², DAI Xinguan¹

(1. College of Communication and Information Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China; 2. College of Safety Science and Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China)

Abstract: In order to improve the safety and efficiency of gas extraction and reduce the economic cost of gas extraction, the safety constraints and efficiency constraints of gas extraction system operation are analyzed. The four control tasks of gas drainage system are analyzed and the mathematical model of gas drainage optimization. According to the theoretical control strategy, the complete process of intelligent control of gas extraction is put forward. On the basis of the above regulation process, an intelligent regulation model of gas extraction is proposed, which takes gas extraction concentration, gas extraction pure quantity, gas extraction negative pressure and extraction pump efficiency ratio as the controlled quantities, and the valve opening of extraction drilling hole and extraction pump power as the controlled quantities. The simple RNN is used to analyze and process the time-varying law of the historical data of the controlled quantities, and learn the ideal dynamic fitting curve of the controlled quantities changing with time. The model predictive control algorithm (MPC) is used to intelligently control the controlled variable, so that the actual value of the controlled variable infinitely approaches the reference value at the

corresponding time of its ideal dynamic fitting curve. Using correction feedback and rolling optimization, the anti-interference ability of intelligent control model of gas extraction is continuously enhanced, and finally the safety and efficiency of coal mine gas extraction are improved. Taking the simulated gas extraction data as an example, the algorithm simulation experiment is completed. The experimental results show that the overall change trend of gas extraction concentration decreases with time from 40%–5%, and the overall change trend of pure gas extraction quantity decreases with time from 9.0–5.0 m³/min. The ideal dynamic fitting curve obtained by cyclic neural network has a good data fitting degree, which can accurately reflect the change law of gas extraction concentration data and pure gas extraction data. What's more, the negative pressure of gas extraction and the efficiency of gas extraction pump can be accurately maintained between 10–30 kPa and 1.3–1.5 m³/(kW·h), which meets the economic and safety needs of gas extraction process. The model predictive control algorithm can overcome the interference of environment and nonlinear factors to achieve better control effect, which provides a certain reference for intelligent control of gas extraction.

Key words: gas drainage; intelligent control; cyclic neural network; model predictive control

0 引言

瓦斯抽采调控目前很大程度上还是依赖人工经验,无法进行实时精准调控,瓦斯抽采的效能性和安全性仍需提高^[1-2]。

针对提高井下瓦斯抽采安全性及抽采效率的相关问题,国内外专家做了大量的研究工作。其中文献[3-6]等分析了瓦斯抽采过程中的影响因素,文献[7-9]基于瓦斯抽采的安全原则与效率原则,提出了瓦斯智能抽采的原理,以电脑和移动端为平台实现了参数监测与抽采控制。文献[10-15]针对解决瓦斯抽采的安全隐患,提高瓦斯安全抽采的保障力度等相关问题开展研究。

可以看出,以上研究成果围绕瓦斯安全抽采问题,利用采集到的生产数据,通过特征提取、数学处理,神经网络量化分类等现代技术提高了瓦斯高了瓦斯抽采系统的安全性和高效性。但由于目前瓦斯抽采智能调控机制仍未完全建立,瓦斯抽采调控更多依赖人工经验,抽采系统每一部分的工况变化都将对调控结果产生影响,调控后的实时数据与理想数据存在一定的偏差,无法实现瓦斯抽采系统中工况参数之间的动态智能调控。因此,需要进一步研究瓦斯抽采智能调控模型,提高瓦斯抽采的安全性和高效性。

高效的智能调控模型需基于较高精度的相关参数预测数据,随着预测时间尺度扩大,实际瓦斯抽采效果与预测瓦斯抽采效果的差异逐渐增大,导致调控结果较难满足瓦斯抽采系统实际运行需求,而模型预测控制(Model Predictive Control, MPC)可有效解决这一问题^[16-19]。

模型预测控制在每个采样时间点计算并预测系统未来有限时间段的运行状态,并以当前时刻的系统状态作为初始状态,通过在线滚动优化,得到下一时刻的最优调控策略,使每一时刻的系统状态无限

趋近于理想状态曲线^[20-22]。本研究基于 MPC 对瓦斯抽采智能调控模型进行研究,提出了瓦斯抽采系统四大控制任务及理论调控策略,在安全约束条件和效率约束条件的共同制约下,建立了瓦斯抽采优化数学模型,利用循环神经网络(simpleRNN)得到相关特征参数(瓦斯抽采浓度、瓦斯抽采纯量、瓦斯抽采负压及抽采泵效能比)随时间变化的理想曲线,并利用 MPC 模型对瓦斯抽采过程进行智能调控,通过校正反馈和滚动优化提高瓦斯抽采调控模型的抗干扰能力,不断动态智能优化抽采钻孔的阀门开度和抽采泵功率,使每一时刻瓦斯抽采系统的相关特征参数都尽可能的趋近于理想曲线,最终提高煤矿瓦斯抽采的安全性和效率。

1 瓦斯抽采原理及调控策略

瓦斯抽采系统主要由抽采泵、管路分布、阀门管控、数据监测机制以及其余附属设备构成。瓦斯智能抽采是基于安全原则及效能指标的保障下,动态调整匹配相关的工况参数,对瓦斯抽采系统的阀门开度,抽采泵功率等参数进行智能调控,在瓦斯抽采负压,温度等处于安全阈值内时,使瓦斯抽采浓度、瓦斯抽采纯量,抽采泵效能比的衡量指标达到动态最佳。

由于瓦斯抽采过程中的不稳定性,瓦斯抽采系统有四大控制任务:①提高瓦斯抽采浓度以满足瓦斯高效抽采需要;②提高瓦斯抽采纯量以满足瓦斯高效抽采需要;③维持抽采泵效能比在理想范围内以保证经济抽采;④确保瓦斯抽采在合理的负压条件下以避免发生瓦斯安全事故。

瓦斯抽采系统的4个控制任务互相影响,是一个有机组合。瓦斯抽采浓度、瓦斯抽采纯量受阀门开度、抽采泵功率的影响;抽采泵效能比与抽采泵功率,瓦斯抽采效果紧密相关;合理的负压条件是安全原则下必须满足的前提条件。笔者分析相关参数,提出了

基于模型预测控制的瓦斯抽采智能调控模型。

1.1 瓦斯抽采系统

瓦斯抽采系统一般由瓦斯抽采泵、管路系统和安全装置3部分构成。《煤矿瓦斯抽采达标暂行规定》第14条规定：煤与瓦斯突出矿井和高瓦斯矿井，必须建立地面固定瓦斯抽采系统。图1以地面固定瓦斯抽采系统为例，展示了整个系统的简单示意。

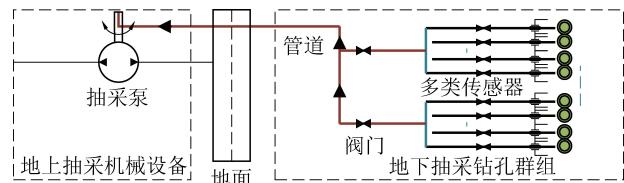


图1 瓦斯抽采系统示意

Fig.1 Schematic diagram of gas extraction system

如图1所示，地面的瓦斯抽采泵是整个系统的动力设备。多个抽采钻孔形成一个抽采群组，而整个分路管道子系统由多个抽采群组组成，最终抽采气体汇集到总管道中送至地面。而每个管道的阀门设备对整个抽采系统的抽采效果有一定的调控作用。抽采系统的控制任务是相辅相成的，首先需要满足所有的前提条件制约，其次每一时刻最佳状态下的瓦斯抽采浓度，瓦斯抽采纯量及瓦斯抽采负压，需要通过调节抽采泵功率及阀门开度实现。同时，瓦斯抽采纯量及抽采泵功率又影响着瓦斯效能比这一控制目标。所以本文通过多变量预测控制建模来实现这一复杂的任务目标。

1.2 瓦斯抽采约束条件

调控优化瓦斯抽采系统，旨在一定程度上消除人工经验调控带来的安全隐患，达到更高效，节能的抽采效果。因此抽采过程中需要满足相应的安全约束条件及效率约束条件。瓦斯抽采过程中对各类气体含量都有明确的要求。

瓦斯安全生产与瓦斯含量直接相关，当瓦斯体积分数过低时，抽采效果不达标，瓦斯体积分数过高又会带来煤与瓦斯突出的安全隐患，所以需要维持瓦斯含量在一定的范围内。根据参考文献中的参数标准，确定瓦斯抽采过程中的安全条件^[23-26]。抽采过程中CO的含量若高于 60×10^{-6} ，则表示煤矿中煤质达到了较高的氧化程度，产生煤火导致火灾的可能性急剧增加。为避免产生煤火影响瓦斯抽采安全，同时需要对氧气指标及温度指标进行参数监控。一般情况下，氧气体积分数控制在7%以下，管路出口处的气体温度需要维持在70℃以下。这是由于当温度进一步升高时，抽采区的氧气含量会随着瓦

斯的高效抽采增加，造成煤层的氧化反应加快，带来一定的安全隐患。负压超过40 kPa时，会造成煤与瓦斯突出的潜在危险。同时若检测到周边气体含有乙烯气体时，也需要给出相应的调控策略。

1) 瓦斯抽采安全约束条件。根据国家于2006年发布的《煤矿瓦斯抽采基本指标》，需要对大量相关参数指标进行监控，以达到较高的安全抽采水平。安全约束条件的数学表达式如式(1)—式(5)所示。

$$\varphi(C_2H_2) = 0 \quad (1)$$

$$\varphi(CO) < 60 \times 10^{-6} \quad (2)$$

$$T < 70 \text{ }^{\circ}\text{C} \quad (3)$$

$$\varphi(O_2) < 7\% \quad (4)$$

$$F < 40 \text{ kPa} \quad (5)$$

式中， φ 为气体体积分数； T 、 F 分别为瓦斯抽采过程中的温度和负压工况。

2) 瓦斯抽采效率约束条件。在一系列安全原则的约束下，瓦斯抽采工程同时需要达到具体的效率指标。效率约束条件的数学表达式如式(6)—(7)所示。式(6)为瓦斯抽采系统瓦斯体积分数约束表达式，式(7)为瓦斯抽采纯量约束表达式。

$$c(CH_4)_t > c(CH_4)_L \quad (6)$$

$$Q_e(CH_4)_t > Q_e(CH_4)_L \quad (7)$$

其中， $c(CH_4)_t$ 为每一时刻的瓦斯抽采浓度； $Q_e(CH_4)_t$ 为每一时刻的瓦斯抽采纯量；下标L为对应工况指标的最小临界阈值。

1.3 瓦斯抽采智能调控模型策略

在理论分析及数值计算的基础上，进一步在安全措施的制约下，以动态最高瓦斯抽采浓度、动态最大瓦斯抽采纯量及动态最佳抽采泵效能比为优化目标，构建瓦斯抽采系统高效节能的调控模型模型。确定约束条件和优化目标后，明确不同不同情况下的调控目标，为瓦斯抽采智能调控提供依据，瓦斯抽采智能调控目标及控制任务如图2所示。

在瓦斯抽采过程中，通过传感器数据采集对各个参数指标的实时数据进行在线监控。如图2所示，若参数指标未达到安全约束条件与效率约束条件中的任意一条，则停止抽采。停止抽采的情况包括：乙烯浓度大于零、CO浓度大于 60×10^{-6} 、气体温度大于70℃、氧气体积分数大于7%、抽采负压大于40 kPa，瓦斯体积分数及瓦斯抽采纯量低于最小临界值。制约条件的超标或未达标会带来安全隐患，导致煤与瓦斯突出或煤火自燃的风险。动态指标若处于达标状态，则使用调控优化模型，对四大控制任务进行智能调控，使得瓦斯抽采效果始终维持在最佳理想范围内，实现瓦斯抽采的安全、经济，高效。

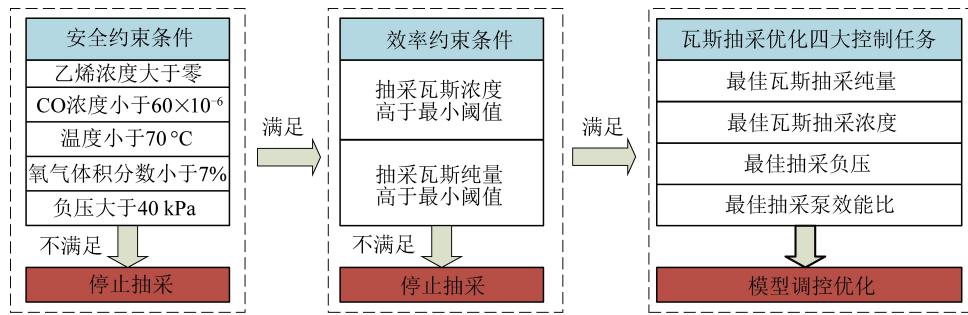


图 2 瓦斯抽采智能调控目标及控制任务示意

Fig.2 Schematic diagram of gas drainage constraints and control tasks

利用 simpleRNN 网络分别对 4 个特征变量(瓦斯抽采浓度、瓦斯抽采纯量, 瓦斯抽采负压及抽采泵效能比)进行学习预测, 得到其在未来时间段的拟合变化曲线, 并将其作为模型预测控制器的理想参考曲线。模型预测控制器通过动态调节控制量(阀门开度, 抽采泵功率)使被控量(瓦斯抽采浓度、瓦斯抽采纯量, 瓦斯抽采负压及抽采泵效能比)在任意时刻无限趋近于参考曲线中的理想值。预测控制器的结构原理如图 3 所示, 主要包括预测模型、滚动优化、校正反馈及煤矿瓦斯抽采系统 4 个部分。

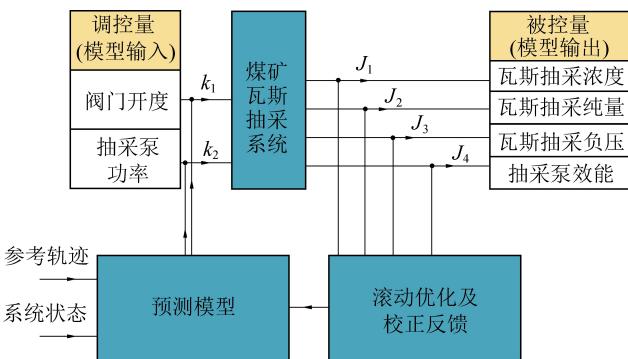


图 3 预测控制器结构原理

Fig.3 Structural principle block diagram of predictive controller

如图 3 所示, k_1, k_2 分别代表 2 个控制量(阀门开度, 抽采泵功率)作为模型预测的控制输入, J_1, J_2, J_3, J_4 分别代表 4 个被控量(瓦斯抽采浓度、瓦斯抽采纯量, 瓦斯抽采负压及抽采泵效能比)作为每一时刻的状态向量, 即模型预测的动态输出, 从而实现控制输入量的优化求解。

本文在针对瓦斯抽采系统进行理论分析后, 提出了安全约束条件及效率约束条件, 并采用 MPC 方法对瓦斯抽采进行智能调控优化。调控具体的流程如图 4 所示。

详细求解过程如下:

步骤 1: 在初始时间 $t=k$ 的采样点, 对瓦斯抽采系统的相关特征参数利用传感器进行数据采集, 包括被

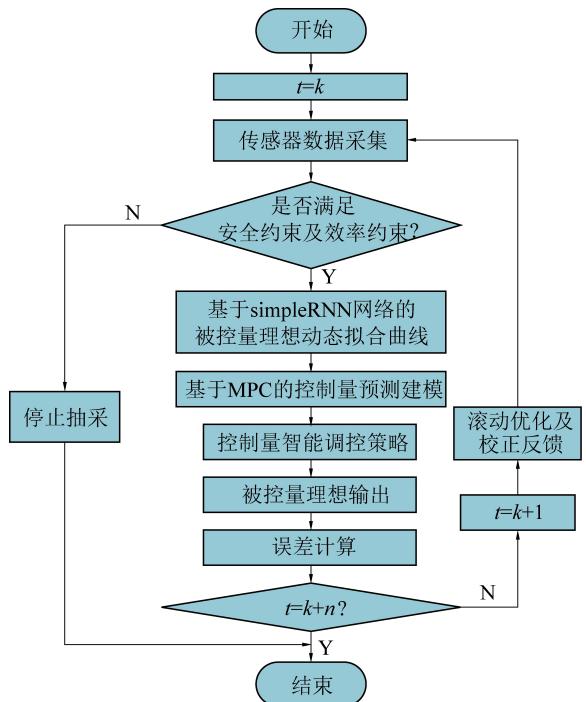


图 4 瓦斯抽采智能调控流程

Fig.4 Flow chart of intelligent control of gas extraction

控量(瓦斯抽采浓度、瓦斯抽采纯量, 瓦斯抽采负压及抽采泵效能比)及控制量(阀门开度, 抽采泵功率)。

步骤 2: 判断当前所有特征参数的取值是否满足瓦斯抽采系统的安全约束及效率约束, 若不满足任意一条约束则停止抽采, 结束智能调控过程。若满足所有约束, 则进入步骤 3。

步骤 3: 利用当前采样时间点前的历史数据, 通过 simpleRNN 网络分别分析被控量的时间序列信息, 得到理想变化曲线, 并将其作为 MPC 模型需要无限接近的参考曲线。

步骤 4: 利用 MPC 对控制量进行预测建模, 输入为瓦斯抽采系统当前被控量状态, 以无限接近参考曲线为目标, 输出控制量的调控策略。

步骤 5: 估计在当前控制量的调控策略下, 被控量的理想输出, 与当前被控量的实际值进行误差计算。

步骤6:判断当前采样时间点是否为系统设定的调控结束时间点,若不满足,则更新当前采样时间点,并利用误差进行滚动优化及校正反馈,重复步骤1—步骤5,否则结束智能调控过程。

2 模型搭建及优化

2.1 基于 simpleRNN 的被控量理想参考曲线

simpleRNN(简单循环神经网络)是一类以序列数据为输入,在序列的演进方向进行递归的神经网络。本文使用 simpleRNN 分别处理瓦斯抽采浓度、瓦斯抽采纯量、瓦斯抽采压力及抽采泵效能比的历史数据随时间的变化信息,得到的拟合变化曲线作为模型预测控制(MPC)的理想参考曲线。

2.1.1 simpleRNN 网络信息计算过程

一般将 simpleRNN 网络划分为 3 层结构:输入层,隐藏层及输出层。如图 5 所示,在 t 时刻具体的计算公式如式(8)~式(11)。图 5 和下述公式中, X_t, X_{t-1}, X_{t+1} 分别为该层神经网络当前时刻,上一时刻和下一时刻的输入向量; O_t, O_{t-1}, O_{t+1} 分别为该层神经网络对应时刻的输出向量; H_t, H_{t-1}, H_{t+1} 分别为该层神经网络对应时刻的隐藏向量。

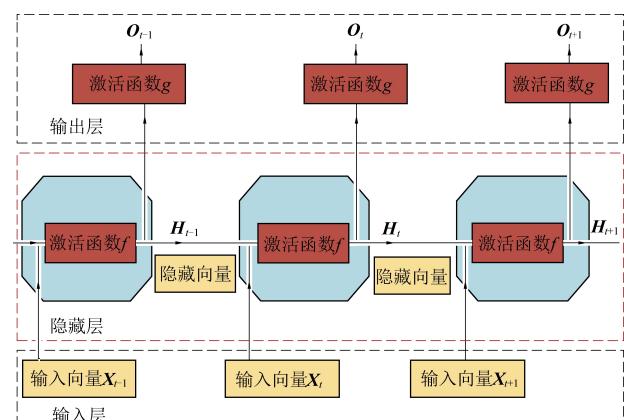


图 5 simpleRNN 网络结构示意

Fig.5 Schematic diagram of simpleRNN network structure

$$H_t = f(\mathbf{U} \cdot \mathbf{X}_t + \mathbf{W} \cdot \mathbf{H}_{t-1}) \quad (8)$$

$$O_t = g(\mathbf{V} \cdot \mathbf{H}_t) \quad (9)$$

式(8)为当前时刻 t 隐藏层的隐藏向量 \mathbf{H}_t 的计算公式,即 t 时刻隐藏层激活函数 f 的输出值。在式(8)中 t 时刻隐藏层激活函数 f 的数据接收由两个不同的部分组成:上一时刻 $t-1$ 的隐藏向量 \mathbf{H}_{t-1} 以及 t 时刻输入层的输入向量 \mathbf{X}_t 。其中 \mathbf{U} 为输入层到隐藏层的权重矩阵, \mathbf{W} 为上一个隐藏层到下一个隐藏层的权重矩阵。

式(9)为当前时刻 t 输出层的输出向量 \mathbf{O}_t 的计算公式。在式(9)中 t 时刻输出层激活函数 g 接收

隐藏层的隐藏向量 \mathbf{H}_t 为输入, \mathbf{V} 为隐藏层到输出层的权重矩阵。式(8)与式(9)中 f 与 g 分别为隐藏层激活函数和输出层激活函数。在网络层中,不同的激活函数可为数据表达加入不同的非线性特征,需通过对实际问题的分析描述,确定使用哪种激活函数可获得更准确的表达及能佳的模型性能。

2.1.2 simpleRNN 网络的训练过程

在只有一个输入的传统前馈网络中,某一层隐藏层 j 在某一具体时刻 t 的激活状态 $\text{net}_j(t)$ 的具体数学表达式可如式(10)所示。

$$\text{net}_j(t) = \sum_z^m x_z(t) w_{jz} + b_j \quad (10)$$

式中: m 为第 j 层隐藏层的节点总数量; z 为第 j 层隐藏层的某个具体节点; $x_z(t)$ 为每个节点 z 的当前取值; w_{jz} 为第 j 层隐藏层对应节点 z 的特征权重; b_j 为第 j 层隐藏层偏置参数的字母示意。

但由于结构组成的不同,对于循环神经网络来说,每个隐藏层在某一个特定时间点的激活状态的确定不再是仅受到输入层的影响,同时上一时刻隐藏层的状态也会左右激活状态的结果。隐藏层中每一个节点状态都被“重复循环”地考虑利用在神经网络的内部结构中,通过这种方式构建成一个完整的循环神经网络。因此,相较于前馈网络,隐藏层激活状态的确定方式被替代为

$$\text{net}_j(t) = \sum_z^m x_z(t) w_{jz} + \sum_l^c h_l(t-1) u_{jl} + b_j \quad (11)$$

$$h_j(t) = f(\text{net}_j(t)) \quad (12)$$

在式(11)中,与式(10)相同的部分代表含义不变,此外隐藏层节点数量保持不变,为在时刻上进行区分 c 代表上一时刻第 j 层隐藏层的节点总数量, l 代上一时刻第 j 层隐藏层的某个具体节点。 $h_l(t-1)$ 为上一时刻每个节点 l 的取值, u_{jl} 代表上一时刻第 j 层隐藏层对应节点 l 的特征权重。式(12)中, f 同样代表隐藏层的激活函数,即某一层隐藏层 j 在某一具体时刻 t 的输出值为激活函数对激活状态 $\text{net}_j(t)$ 的映射值。

2.2 基于 MPC 的调控量预测模型

MPC 通过求解一个有限域开环最优控制问题来获得在每一个采样瞬间的当前控制动作。由于模型的预测值与系统当前的真实值存在误差,降低了更远未来控制输出的系统价值,所以模型预测控制的输出系列中仅第 1 个控制输出被执行。

时间序列的采样点构成时域,其中 M 个采样时长构成一个预测时域,预测时域的前 N 个采样时长

构成一个控制时域,且满足 $M > N$ 。在 t 时刻利用对应 M 个采样时长内的预测数据,以在控制时域 N 内被控量实际值无限趋近于理想曲线为目标进行优化,得到控制时域 N 内的瓦斯抽采最优智能调控策略,并只执行控制时域 N 内最优控制序列的第一个决策命令。整个过程滚动向前,从初始采样点 $k=1$ 开始,直至达到系统设定的调控时长 $k=n$ 结束。

由于瓦斯抽采系统中各参数相互影响,相互作用,基于 MPC 的预测模型将瓦斯抽采系统相关被控量的历史数据与未来输入作为模型输入量,以进一步预测系统调控量的输出值。模型预测控制采用常系数线性离散状态模型:

$$\mathbf{Y}_t = \mathbf{A}\mathbf{Y}_{t-1} + \mathbf{B}\mathbf{D}_t + \mathbf{E} \quad (13)$$

式中, \mathbf{Y}_t 为当前时刻的状态向量; \mathbf{Y}_{t-1} 为上一时刻的状态向量; \mathbf{D}_t 为当前时刻的控制输入; \mathbf{E} 为常数项; \mathbf{A} 与 \mathbf{B} 则分别为各状态向量的权重矩阵和各控制输入的权重矩阵。假定未来 T 步的控制输入已知,则可得到未来 T 步的状态,如式(14)—式(16)所示:

$$\mathbf{Y}_{t+1} = \mathbf{A}\mathbf{Y}_t + \mathbf{B}\mathbf{D}_{t+1} + \mathbf{E} \quad (14)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{Y}_{t+2} = & \mathbf{A}\mathbf{Y}_{t+1} + \mathbf{B}\mathbf{D}_{t+2} + \mathbf{E} = \mathbf{A}^2\mathbf{Y}_{t+1} + \mathbf{A}\mathbf{B}\mathbf{D}_t + \\ & \mathbf{B}\mathbf{D}_{t+1} + \mathbf{A}\mathbf{E} + \mathbf{E} \end{aligned} \quad (15)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{Y}_{t+T} = & \mathbf{A}^T\mathbf{Y}_t + \mathbf{A}^{T-1}\mathbf{B}\mathbf{D}_t + \cdots + \mathbf{A}^{T-i}\mathbf{B}\mathbf{D}_{t+i-1} + \cdots + \\ & \mathbf{B}\mathbf{D}_{t+T-1} + \mathbf{A}^{T-1}\mathbf{E} + \cdots + \mathbf{E} \end{aligned} \quad (16)$$

2.3 滚动优化和反馈校正

在实际的调控过程中,MPC 的预测时域及控制时域在时间轴上持续滚动向前,利用下一轮预测时域的预测数据与当前时刻的瓦斯抽采系统状态反馈信息,进行下一轮瓦斯抽采系统运行优化调控,在未来时间段多次下发对应时段的智能调控策略,以代替一次性离线全时段优化。由于不确定因素的影响(非线性、模型失配,环境干扰),实际状态值不可能与模型的理想输出值完全匹配。为了提高预测控制克服系统不确定性的能力,使其具有较强的抗扰动特性,预测控制利用反馈信息完成校正反馈。通过输出量的实际测量值与模型的理想预测值进行比较,得出模型的预测误差,再利用模型的预测误差来对模型的预测值进行修正。

预测控制从本质上来说是一种优化控制算法,利用最优化某一性能指标的最终结果来确定未来时刻的控制作用。由于控制策略决定未来行为,预测控制利用滚动式的有限优化策略替代不变的全局最优目标,要求过程输出沿着一条期望的平滑曲线达

到预设的参考轨迹。即一次离线无法完成优化过程,整个过程是动态前进和反复在线进行的。

3 算法仿真

以模拟数据作为算法仿真的数据基础,瓦斯抽采系统的 4 个被控量为:瓦斯抽采浓度、瓦斯抽采纯量,瓦斯抽采负压及瓦斯抽采泵效能比;根据现场专家经验及建议,被控量相应的控制目标为:①瓦斯抽采浓度:瓦斯抽采浓度总体变化趋势从 40%~5% 随时间递减,当前时刻的实际值无限接近理想参考曲线的最佳值。②瓦斯抽采纯量:瓦斯纯量从总体变化趋势 9.0~5.0 m³/min 依次按时间递减,当前时刻的实际值无限接近理想参考曲线的最佳值。③抽采泵效能比维持在 1.3~1.5 m³/(kW·h),满足经济抽采需要。④抽采负压维持在 10~30 kPa 的安全范围之间。实际过程中,控制量的可调节范围分别是:①阀门开度在 0~100%。②抽采泵的功率在 200~500 kW/h 调控。

3.1 基于 simpleRNN 的被控量理想参考曲线动态拟合

以每 30 min 的时间间隔进行一组数据采样,统计 21 d 的数据变化,共计 1 003 条数据。数据包括 6 个参数:瓦斯抽采浓度、瓦斯抽采纯量、瓦斯抽采负压、瓦斯抽采效能比,阀门开度及抽采泵功率,对原始数据进行清洗,采用邻近均值法对数据缺失值和异常值进行补全。由于数据中含有不同量纲的数据,为提高预测的准确度及运算速度,利用归一化方法将数据缩放至 0~1。再将数据以常规的比例 7:3 划分为训练集和测试集,利用 simpleRNN 分别处理被控量数据中的时间信息,得到理想参考曲线,如图 6 所示。

图 6 分别是被控量瓦斯抽采浓度、瓦斯抽采纯量,瓦斯抽采负压及抽采泵效能比的理想参考曲线结果图。黑色曲线代表各个被控量的真实数据;红色曲线代表模型超参数选择为神经元 128 个,迭代次数为 100 次时各个被控量的最终模型拟合数据;绿色曲线代表模型超参数选择为神经元 64 个,迭代次数为 100 次时各个被控量的最终模型拟合数据;蓝色曲线代表模型超参数选择为神经元 128 个,迭代次数为 50 次时各个被控量的最终模型拟合数据;黄色曲线代表模型超参数选择为神经元 192 个,迭代次数为 150 次时各个被控量的最终模型拟合数据。

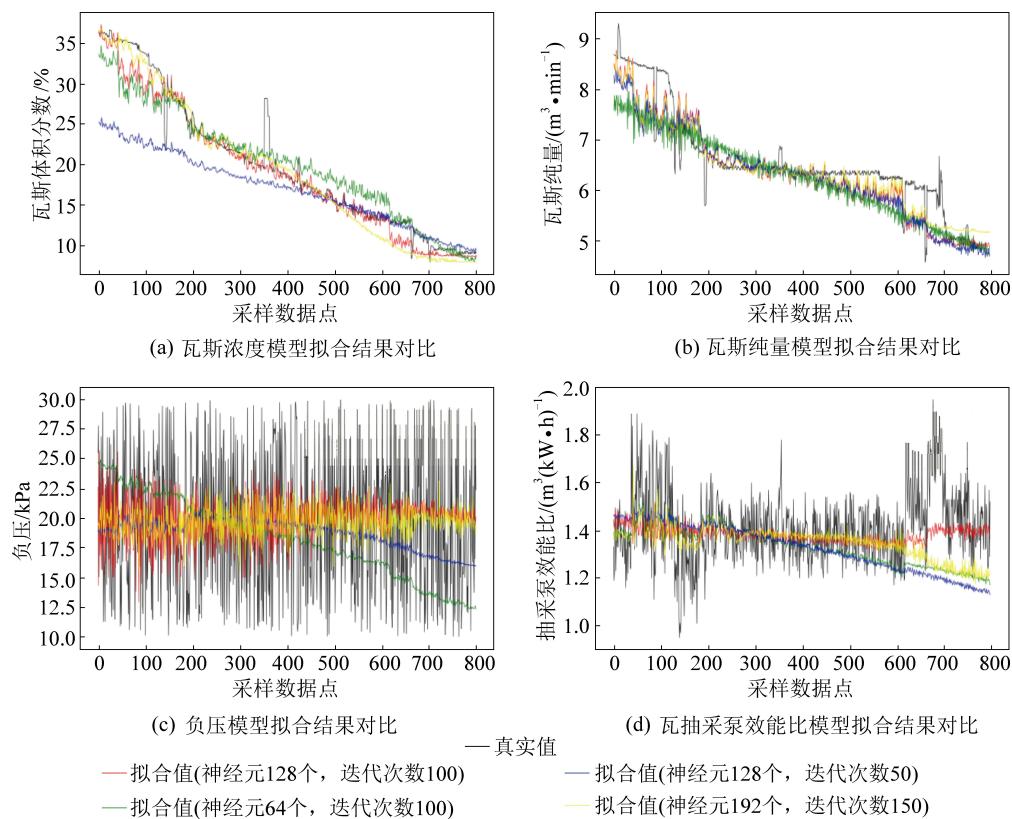


图 6 被控量理想参考曲线

Fig.6 Ideal reference curve of controlled quantity

由图 6 中可看出, 随着超参数神经元个数和迭代次数的增加, 模型的输出数据与各个特征的真实数据之间的拟合度增加, 即红色曲线和黄色曲线能更好地表达真实数据的变化状态。当模型超参数达到合理取值时, 神经元个数和迭代次数的持续增加并没有明显的提升模型输出数据的拟合度, 即黄色曲线相较于红色曲线并没有更好地表达真实数据的变化状态, 仅提高了模型的责任度, 加大模型过拟合的风险。

由图 6 可看出, 综合考虑模型责任度和数据拟合效果的基础上, 红色曲线不仅最优地表达了真实

数据的变化状态, 而且使得瓦斯抽采负压、抽采泵效能比分别维持在 15~25 kPa, 1.3~1.5 m³/(kW·h)。

综上所示, 模型超参数选择为神经元 128 个, 迭代次数为 100 次时, 模型输出结果适合作为模型预测控制的理想参考曲线, 并且模型责任度较低。

3.2 基于模型预测控制的控制量动态调整

确定了理想参考曲线后, 需要通过模型预测控制对控制量进行动态调节, 使被控量在任意时刻无限接近于理想参考曲线。瓦斯抽采系统的 2 个控制量为: 阀门开度、抽采泵功率, 利用常系数线性离散状态模型得到的动态调控结果如图 7 所示。

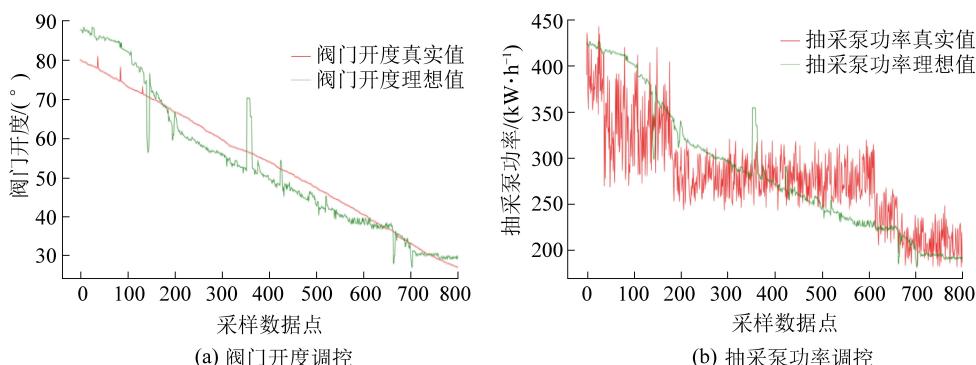


图 7 控制量的动态调控值

Fig.7 Dynamiccontrol value of control quantity

图 7a, 图 7b 分别代表控制量阀门开度, 抽采泵功率随时间变化较上一采样时刻动态调控值。由图 7a 可得, 阀门开度的调控值在 -15° ~ 15° 。由图 7b 可得, 抽采泵功率的调控值在 $100 \sim 150 \text{ kW/h}$ 。大多时刻的调控幅度较为平缓, 当出现大幅度调控值时, 是在环境或非线性因素干扰的情况下, 当前时刻被控量的理想参考曲线与真实值出现大幅度的差值, 具体数据展示见表 1 和表 2, 说明模型预测控制可对控制量进行有效动态调控。

表 1 阀门开度关键点数据

Table 1 Data display of key points of valve opening

数据点 序号	阀门开度 真实值/(°)	阀门开度 理想值/(°)	调控值/(°)
142	70.77	74.63	-3.85
143	70.73	61.16	9.57
354	56.73	51.69	5.04
355	56.66	70.28	-13.62

表 2 抽采泵功率关键点数据

Table 2 Data display of key points of drainage
pump power

数据点 序号	抽采泵功率 真实值/ (kW · h ⁻¹)	抽采泵功率理 想值/(kW · h ⁻¹)	调控值/ (kW · h ⁻¹)
22	401.9	420.5	19
23	369.1	418.6	50
354	297.7	280.2	-17
355	287.4	354.5	67

4 结 论

1) 由于瓦斯抽采系统具有变量多、耦合大, 干扰性强的复杂特性, 分析了瓦斯抽采进行的前提约束条件, 包含安全约束条件, 效率约束条件。提出了四大控制任务, 确定了瓦斯抽采智能调控系统的被控量和控制量。

2) 在满足约束条件下, 采用 simpleRNN 网络分别处理被控量(瓦斯抽采浓度、瓦斯抽采纯量, 瓦斯抽采负压及抽采泵效能比)数据中的时间信息, 得到被控量的理想参考曲线。

3) 在得到了较好的被控量的理想参考曲线后, 利用模型预测控制(MPC)对控制量(阀门开度, 抽采泵功率)进行动态调控, 通过校正反馈, 滚动优化不断调整调控量的取值, 使每一时刻被控量的实际取值无限趋近于理想参考曲线。

参考文献(References):

- [1] 袁亮. 我国深部煤与瓦斯共采战略思考[J]. 煤炭学报, 2016, 41(1):1-6.
YUAN Liang. Strategic thinking of simultaneous exploitation of coal and gas in deep mining[J]. Journal of China Coal Society, 2016, 41(1):1-6.
- [2] 袁亮. 煤及共伴生资源精准开采科学问题与对策[J]. 煤炭学报, 2019, 44(1):1-9.
YUAN Liang. Scientific problem and countermeasure for precision mining of coal and associated resources[J]. Journal of China Coal Society, 2019, 44(1):1-9.
- [3] 赵旭生, 刘延保, 申凯, 等. 煤层瓦斯抽采效果影响因素分析及技术对策[J]. 煤矿安全, 2019, 50(1):179-183.
ZHAO Xusheng, LIU Yanbao, SHEN Kai, et al. Influence factors analysis of coal seam drainage effect and its technical countermeasures[J]. Safety in Coal Mines, 2019, 50(1):179-183.
- [4] 肖寒撼, 李维光, 华道友, 等. 单一煤层采煤工作面瓦斯抽采量与推进度之间关系研究[J]. 中国煤炭, 2018, 44(3):140-142, 146.
XIAO Hanhan, LI Weiguang, HUA Daoyou, et al. Study on the relationship between advance rate and gas drainage volume of single coal seam work face[J]. China Coal, 2018, 44(3):140-142, 146.
- [5] 王兆丰, 席杰, 陈金生, 等. 底板岩巷穿层钻孔一孔多用瓦斯抽采时效性研究[J]. 煤炭科学技术, 2021, 49(1):248-256.
WANG Zhaofeng, XI Jie, CHEN Jinsheng, et al. Study on time effectiveness of gas drainage by crossing layer drilling in floor rock roadway with one hole and multi-purpose[J]. Coal Science and Technology, 2021, 49(1):248-256.
- [6] SOLOMON A. Wassie, Schalk Cloete, Abdelghafour Zaabout et al. Experimental investigation on the generic effects of gas permeation through flat vertical membranes[J]. Powder Technology, 2016, 316:207-217.
- [7] 周福宝, 刘宏, 刘应科, 等. 煤层群开采工作面瓦斯精准定量溯源原理与技术[J]. 煤炭科学技术, 2021, 49(5):11-18.
ZHOU Fubao, LIU Hong, LIU Yingke, et al. Principle and technology of precise and quantitative gas traceability in coal seam group mining face[J]. Coal Science and Technology, 2021, 49(5):11-18.
- [8] XIA Tongqiang, ZHOU Fubao, WANG Xinxin, et al. Safety evaluation of combustion-prone longwall mining gobs induced by gas extraction: a simulation study[J]. Process Safety and Environmental Protection, 2017, 109:677-687.
- [9] 周福宝, 刘春, 夏同强, 等. 煤矿瓦斯智能抽采理论与调控策略[J]. 煤炭学报, 2019, 44(8):2377-2387.
ZHOU Fubao, LIU Chun, XIA Tongqiang, et al. Intelligent gas extraction and control strategy in coal mine[J]. Journal of China Coal Society, 2019, 44(8):2377-2387.
- [10] 刘晓悦, 李朋园. 基于 PCA 和 IFOA-BP 煤与瓦斯突出软测量建模[J]. 矿业研究与开发, 2018, 38(4):109-115.
LIU Xiaoyue, LI Pengyuan. Soft sensor modeling of coal and gas outburst based on PCA and IFOA-BP[J]. Mining Research and Development, 2018, 38(4):109-115.

- [11] 杨丽,刘晖,毛善君,等.基于多元分布滞后模型的瓦斯浓度动态预测[J].中国矿业大学学报,2016,45(3):455-461.
YANG Li, LIU Hui, MAO Shanjun, et al. Dynamic prediction of gas concentration based on multivariate distribution lag model [J]. Journal of China University of Mining & Technology, 2016, 45(3):455-461.
- [12] WU Yaqin, GAO Ronglei, YANG Jinzhen. Prediction of coal and gas outburst: A method based on the BP neural network optimized by GASA [J]. Process Safety and Environmental Protection, 2020, 133:64-72.
- [13] DONG Guowei, REN Xiaolian, WANG Zhen. A novel early-warning method for atypical outbursts disasters in mines; extraction of indexes from gas concentration data for the early warning of atypical outbursts [J]. Arabian Journal of Geosciences, 2019, 12(10):86-95.
- [14] 马晟翔,李希建.改进的BP神经网络煤矿瓦斯涌出量预测模型[J].矿业研究与开发,2019,39(10):138-142.
MA Shengxiang, LI Xijian. Study on prediction model of coal mine gas emission by improved BP neural network [J]. Mining Research and Development, 2019, 39(10):138-142.
- [15] 李兴莉,蔡红梅.基于GA-BP神经网络的矿井突水判别数学模型研究[J].煤炭技术,2019,38(5):121-123.
LI Xingli, CAI Hongmei. Research on mine water inrush discriminating mathematical model based on GA-BP neural network [J]. Coal Technology, 2019, 38(5):121-123.
- [16] ALEMDEMISIE, ZHU Weihang, Chanyalew Taye Belachew. A multi-objective optimization model for gas pipeline operations [J]. Computers and Chemical Engineering, 2017, 100:94-103.
- [17] KWABENA Addo Pambour, RicardoBolado-Lavin, Gerard P.J. Dijkema. An integrated transient model for simulating the operation of natural gas transport systems [J]. Journal of Natural Gas Science and Engineering, 2016, 28:672-690.
- [18] 张丙昌,任正云,陈安钢.基于预测PI的多变量控制在锅炉燃烧系统中的应用[J].计算机测量与控制,2017,25(9):55-59.
ZHANG Bingchang, REN Zhengyun, CHEN Angang. Application of multivariable control based on predictive PI in boiler combustion system [J]. Computer Measurement & Control, 2017, 25(9):55-59.
- [19] 陈厚合,李泽宁,姜涛,等.基于模型预测控制的智能楼宇用能灵活性调控策略[J].电力系统自动化,2019,43(16):116-129.
CHEN Houhe, LI Zening, JIANG Tao, et al. Flexible energy scheduling strategy in smart buildings based on model predictive control [J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(16):116-129.
- [20] 林海飞,周捷,高帆,等.基于特征选择和机器学习融合的煤层瓦斯含量预测[J].煤炭科学技术,2021,49(5):44-51.
LIN Haifei, ZHOUJie, GAOFan, et al. Coal seam gas content prediction based on fusion of feature selection and machine learning [J]. Coal Science and Technology, 2021, 49(5):44-51.
- [21] 胡国忠,许家林,秦伟,等.基于关键层运动的邻近层卸压瓦斯抽采优化设计方法[J].煤炭科学技术,2021,49(5):52-59.
HU Guozhong, XUJialin, QINWei, et al. Optimization designing method of pressure-relief gas drainage in adjacent layers based on key strata movement [J]. Coal Science and Technology, 2021, 49(5):52-59.
- [22] GUO Xingang, FahadAlbalawi, Taous-MeriemLaleg-Kirati. Observer-based economic model predictive control for direct contact membrane distillation [J]. Chemical Engineering Research and Design, 2020, 156:86-99.
- [23] 张东旭.煤层气智能抽采监控指标体系的建立[J].煤矿安全,2014,45(3):95-97.
ZHANG Dongxu. The establishment of coal bed gas extraction intelligent monitoring index system [J]. Safety in Coal Mines, 2014, 45(3):95-97.
- [24] 赵洪瑞.基于PLC模糊控制的煤层气智能抽采方法[J].煤矿安全,2016,47(8):98-100.
ZHAO Hongrui. Coal bed methane intelligent extraction method based on PLC fuzzy control [J]. Safety in Coal Mines, 2016, 47(8):98-100.
- [25] 李爽,薛广哲,方新秋,等.煤矿智能化安全保障体系及关键技术[J].煤炭学报,2020,45(6):2320-2330.
LI Shuang, XUE Guangzhe, FANG Xinqiu, et al. Coal mine intelligent safety system and key technologies [J]. Journal of China Coal Society, 2020, 45(6):2320-2330.
- [26] 张江华,李国富,孟召平,等.过采空区煤层气井地面抽采关键技术[J].煤炭学报,2020,45(7):2552-2561.
ZHANG Jianghua, LI Guofu, MENG ZhaoPing, et al. Key technology of surface extraction for coalbed methane wells crossing goaf [J]. Journal of China Coal Society, 2020, 45(7):2552-2561