

邹银先, 褚学伟, 段先前, 等. 不同时间序列模型在岩溶山区矿井涌水量预测中的应用[J]. 中国岩溶, 2023, 42(6): 1237-1246.
DOI: 10.11932/karst2023y031

不同时间序列模型在岩溶山区矿井涌水量预测中的应用

邹银先¹, 褚学伟², 段先前², 刘 埔², 王中美², 王益伟²

(1. 贵州省地质环境监测院, 贵州 贵阳 550081; 2. 贵州大学资源与环境工程学院, 贵州 贵阳 550025)

摘 要: 矿井涌水量预测的精度对于煤矿开采安全有着至关重要的作用。文章以老鹰山煤矿为例, 分析降雨与矿井涌水量的相关关系, 结果表明: 同期月及前第 1 个月降雨量与涌水量相关性具有逐渐减弱的趋势, 而与前第 2 个月至第 5 个月的相关性有逐渐升高的趋势; 基于矿井涌水量及降雨量, 建立了单因素季节性时间序列 SARIMA 模型及多元季节性时间序列 SARIMAX 模型对矿井涌水量进行预测, 预测结果表明: 两种模型 91.7% 的预测值达到 B 级探明的矿井涌水量, 预测精度均较高, SARIMAX 模型预测结果的 MAPE 为 18.57%, 小于 SARIMA 模型的 25.27%, 预测精度更优。

关键词: 岩溶山区; 矿井涌水量; 预测; SARIMA 模型; SARIMAX 模型

中图分类号: U453.6 **文献标识码:** A

文章编号: 1001—4810 (2023) 06—1237—10

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



0 引 言

煤炭资源是中国的重要矿产资源, 在煤矿开采过程中, 由于矿区的水文地质条件复杂, 探放水工作不到位, 矿井突水事故偶有发生^[1-3], 严重制约了煤矿资源的安全生产^[4-6]。据统计, 2000—2017 年期间, 我国共发生煤矿水灾事故 1 173 起, 死亡人数 4 760 人^[7]。因此, 矿井涌水量预测对于煤矿开采安全具有至关重要的作用。

目前对于矿井涌水量预测的方法可以分为两类: 一类为确定性预测方法, 一类为随机预测方法^[8-9]。确定性预测方法主要有地下水动力学解析法、水均衡法、数值法^[10-11]等, 该类方法均需要确定研究区域的边界条件、水文地质参数等, 然而岩溶山区受构造、岩性、岩溶发育等的影响, 地下水含水介质存在着极

强的不均匀性及各向异性^[12], 并且在煤矿开采过程中, 由于上覆地层岩性、构造等影响, 含水系统受开采扰动存在较大的差异性, 致使导水裂隙构造分布具有很强的不确定性, 很难准确地分析模型的边界条件及水文地质参数变化特征, 确定性模型实用性较差。随机预测方法主要有时间序列模型^[13-15]、分形理论模型^[16]、神经网络模型^[17-18]、灰色预测模型^[19-20]等, 该类预测模型大多都不需要考虑含水系统的特点及含水结构的变化, 主要利用矿井涌水量的动态观测数据进行分析、处理即可建立相应的预测模型, 在岩溶山区, 其预测的精度比较高, 故目前得到较为广泛的应用。在隧道或矿井涌水量预测方面, 工程上应用较多的为传统的专业理论计算公式, 许多专家和学者根据工程的具体情况对传统公式进行了修正或引入一些新理论方法对涌水量进行预测,

资助项目: 贵州省科技支撑计划(黔科合支撑[2017]2858); 贵大人基合字(2019)36 号

第一作者简介: 邹银先(1985—), 男, 高级工程师, 主要从事水文地质、环境地质研究工作。E-mail: 812526840@qq.com。

通信作者: 褚学伟(1979—), 男, 博士, 讲师, 主要研究方向岩溶水文地质、环境地质。E-mail: 28409807@qq.com。

收稿日期: 2022—05—20

并取得了一定的成效。但从科学与应用的角度来看, 这些方法仍然还不够完善, 其实用性和推广性也还有待加强^[21-24]。

本文以老鹰山煤矿矿井涌水量及区域降雨量为基础, 建立多元季节性时间序列模型(SARIMAX 模型), 并与仅用矿井涌水量建立的季节性时间序列模型(SARIMA 模型)拟合, 并对预测结果进行对比, 评估了两种模型在岩溶山区矿井涌水量预测中的适应性。

1 模型简介

时间序列模型是专门用于模拟预测按时间顺序排列的、随时间变化且相互关联的数据序列的模型。大多数时间序列模型要求数据必须具有平稳性^[25], 且时间序列必须遵循正态分布^[26]。Box 和 Jenkins^[27]开发了一种最常用的时间序列分析框架, 称为 ARIMA(差分整合移动平均自回归模型)模型。而时间序列数据往往伴随着时间的周期性或季节性, 模型可扩展为 SARIMA 模型(季节性差分自回归滑动平均模型, Seasonal Auto Regressive Integrated Moving Average)。若考虑预测变量自身的变化规律, 又兼顾了外部因素(一个或多个外生时间序列)对其产生影响, 则可考虑将外部变量及预测变量通过模型耦合或嵌套, 建立 SARIMAX 模型(动态季节性差分自回归滑动平均模型, Seasonal Auto-Regressive Integrated Moving Average with Exogenous Factors)^[28]。

1.1 SARIMA 模型

SARIMA 模型是从时序的平稳性检验出发, 采用差分方法消除序列趋势性与季节性等规律, 进而对平稳后序列建立的模型。其表达式为:

$$\text{SARIMA}(p,d,q)(P,D,Q)^S(X)$$

$$\phi(B)\Phi(B^S)\Delta_d\Delta_D^SY_t = (B)\theta(B^S)e_t + c \quad (1)$$

式中: Y_t 为 t 时刻的预测量; $\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$ 为相邻时刻之间的 p 阶自回归算子, p 为自回归阶数; $\theta(B) = 1 + \theta_1 B + \theta_2 B^2 + \dots + \theta_q B^q$ 为相邻时刻之间的 q 阶自回归算子, q 为移动平均阶数; $\Phi(B^S) = 1 - \Phi_1 B^S - \Phi_2 B^{2S} - \dots - \Phi_P B^{PS}$ 为相邻时刻之间的 q 阶自回归算子, p 为季节性自回归阶数; $\theta(B^S) = 1 + \theta_1 B^S + \theta_2 B^{2S} + \dots + \theta_Q B^{QS}$ 为相邻时刻之间的 Q 阶自回归算子, Q 为季节性移动平均阶数; $\Delta_d = (1 - B)^d$ 、 $\Delta_D^S = (1 - B^S)^D$ 、 d 、 D 、 S 、 e_t 、 c 分别为求和阶数、季节性求和阶数、季节周期长度、残差序列、常数项。

1.2 SARIMAX 模型

SARIMAX 模型是以 ARIMA 模型为基础, 将外部影响因素引入到模型中, 模型不仅能对随机误差的同期值和滞后值以及因变量的滞后值进行回归, 同时还考虑外部因素同期观测及滞后效应对因变量的影响。

SARIMAX 模型表达形式分别为:

$$\text{SARIMAX}(p,d,q)(P,D,Q)^S(X)$$

$$\phi(B)\Phi(B^S)\Delta_d\Delta_D^SY_t = \sum_{i=1}^{i=m} \sum_{k=0}^{k=n} \alpha_{ik} X_{i,t-k} + \theta(B)\theta(B^S)e_t + c \quad (2)$$

式中: Y_t 为 t 时刻的预测量; $X_{i,t-k}$ 为 $t-k$ 时刻的第 i 外部因素, i 为外部因素个数; k 为第 i 个影响预测变量的外部因素的回归阶数; α_{ik} 为第 i 个外部因素 k 时刻的回归系数; 其他参数同式(1)。

2 研究区概况

该煤矿位于云贵高原东部, 属季风性气候区, 气温 $-9 \sim 33$ $^{\circ}\text{C}$, 平均气温 12.3 $^{\circ}\text{C}$ 。年最大降雨量为 $1\,485.60$ mm, 最小为 999 mm, 一般为 $1\,261$ mm。煤矿所在区属长江流域乌江水系, 矿区主采区东面为吊水岩河, 北面为小河, 西面为石板河, 河谷断面呈箱字形和“V”字形。水系呈树枝状分布, 两旁溪谷对称发育, 河源均为泉点, 沿途受大气降雨补给, 其流量、水位受季节影响大。吊水岩河最大流量 $494 \text{ m}^3 \cdot \text{min}^{-1}$, 最小流量 $1.2 \text{ m}^3 \cdot \text{min}^{-1}$; 石板河最大流量 $178 \text{ m}^3 \cdot \text{min}^{-1}$, 最小流量 $1.2 \text{ m}^3 \cdot \text{min}^{-1}$; 小河最大流量为 $449 \text{ m}^3 \cdot \text{min}^{-1}$, 最小流量为 $17 \text{ m}^3 \cdot \text{min}^{-1}$ 。区域上为侵蚀—溶蚀中山地貌类型, 区内地形起伏较大, 总体地形中间高, 四周低, 海拔为 $1\,755 \sim 2\,103$ m, 相对高差 348 m。

矿区位于小河边向斜北西翼之西段上, 小河向斜是一敞口向东南的不对称撮箕状向斜, 向斜轴的轴向 $\text{NW}45^{\circ}$ 左右。除矿区西南部外, 矿区内地层以走向 NE 、倾向 SE 的单斜构造为基本构造形态, 倾角 $17^{\circ} \sim 33^{\circ}$ 。矿区内隐伏断层较为发育, 但规模不大。矿区主要出露第四系(Q)残积、坡积、冲积及洪积物; 三叠系永宁镇组(T_{3yn})灰岩、白云岩、泥岩; 三叠系飞仙关组(T_{3f})泥岩、粉砂岩夹泥质灰岩; 二叠系龙潭组(P_3l)泥岩、粉砂岩、页岩夹煤层及而峨眉山玄武岩组($P_3\beta$)隐晶或细晶玄武岩地层(图 1、图 2)。

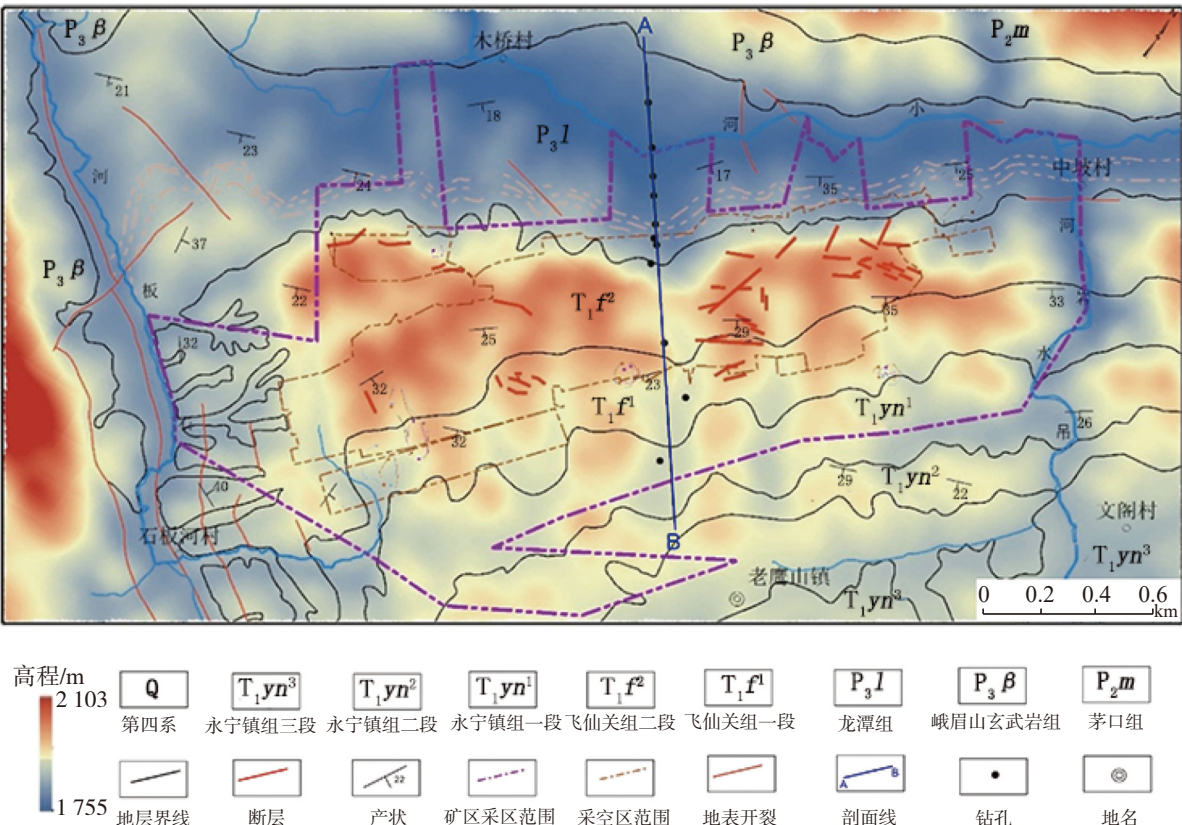


图 1 研究区环境地质简图

Fig. 1 Environmental geology of the study area

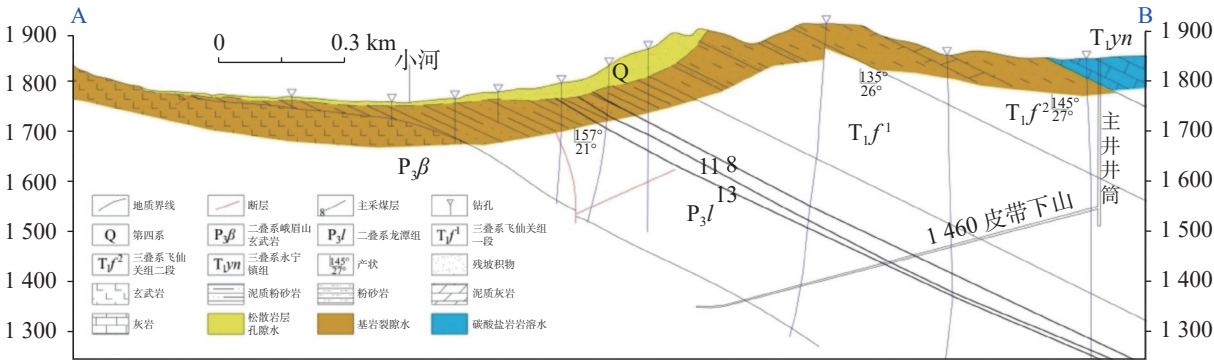


图 2 研究区剖面图

Fig. 2 Section of the study area

矿区内主要含水层为第四系(Q)孔隙含水层,富水性弱;三叠系永宁镇组三段(T_{1yn}^3)裂隙岩溶水含水层、一段(T_{1yn}^1)岩溶裂隙水含水层,为矿区内主要富水地层;三叠系飞仙关组(T_{1f})、二叠系龙潭组(P_3l)、峨眉山玄武岩($P_3\beta$)裂隙承压含水层,主要为泥岩、页岩、粉砂岩夹少量碳酸盐岩,富水性弱;主要隔水层为三叠系永宁镇组二段泥岩、粉砂岩层。区内地下水主要接受大气降水补给,表层以岩溶裂隙、基岩裂隙、松散层孔隙垂向径流为主,下部以沿

层面裂隙、构造裂隙及采动裂隙径流为主;地下水多以泉排泄于地表或经裂隙进入采空区。区内地下水化学类型为 $HCO_3\cdot SO_4\cdot Ca\cdot Mg$ 或 $HCO_3\cdot SO_4\cdot Ca\cdot Na$ 型水。

矿区主采区面积约 5.0 km^2 ,主采煤层为 8[#]、11[#]、13[#]煤,采空区投影面积最大达 1.9 km^2 。受采空影响,采动裂隙直达地表,致使地表裂隙发育(图 1)。另外,根据物探结果显示,矿区范围内 1 485 m、1 550 m、1 580 m、1 680 m 标高存在多处老空积水区域(图 1)。

故矿区主要充水水源为大气降水,同时老空水也对矿井涌水起到一定的影响。矿区内隐伏断层发育,但规模较小,且受三叠系飞仙关组、二叠系龙潭组软质岩层影响,富水性弱,其填充性往往较好,对导水的作用影响不大,故矿区主要的充水通道为采动裂隙。

3 数据分析及模型建立

3.1 数据来源

数据来源于煤矿实测降雨量及涌水量,按月取其平均值。本次模拟预测采用 1994 年 10 月至 2014 年 12 月的月平均降雨量及月平均涌水量建立相应模型,采用 2015 年数据进行预测对比。

3.2 降雨量与涌水量的相关关系

从矿区月平均降雨量及涌水量可看出(图 3),矿井涌水量与降雨量变化存在较强的一致性。降雨量控制涌水量具有明显的季节性变化,并且涌水量变化相对于降雨量存在一定的滞后效应。图 4 反映了 1994—2015 年同期月份及前 4 个月平均月降雨量与涌水量之间的相关关系,由图 4 可以看出,涌水量与降雨量在同期月及前 4 个月的相关系数 r 分别为 0.58、0.80、0.68、0.45、0.11。根据相关程度的判定标准,当 $0 < |r| < 0.3$, 变量之间呈弱线性相关, $0.3 \leq$

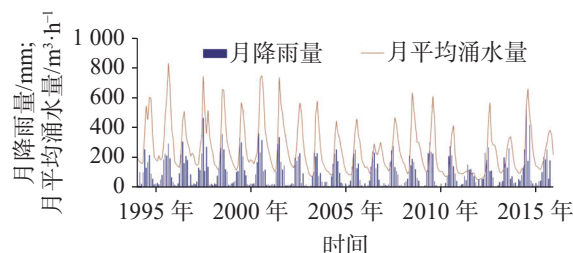


图 3 月平均降雨量及月平均涌水量时序图

Fig. 3 Time sequence diagram of average monthly rainfall and average monthly water inflow

$|r| < 0.5$, 变量之间呈低度线性相关, $0.5 \leq |r| < 0.8$, 变量之间呈显著线性相关, $0.8 \leq |r| < 1$, 变量之间呈高度线性相关^[29]。矿井涌水量与同期月、前第 2 月、前第 3 月呈显著线性相关,与前第 1 月呈高度线性相关,而与前第 4 月呈低相关线性关系。随着开采年限的增加,其矿井涌水量与同期月及前 4 个月的相关系数 r 存在如图 5 的变化。由图 5 可以看出,同期月及前第 1 个月降雨量与涌水量相关性具有逐渐减弱的趋势,而与前第 2 个月至第 4 个月的相关性有逐渐升高的趋势。

3.3 数据预处理及模型建立

3.3.1 数据预处理及序列平稳性检验

本文所选取的模型所需数据需要具有平稳性特

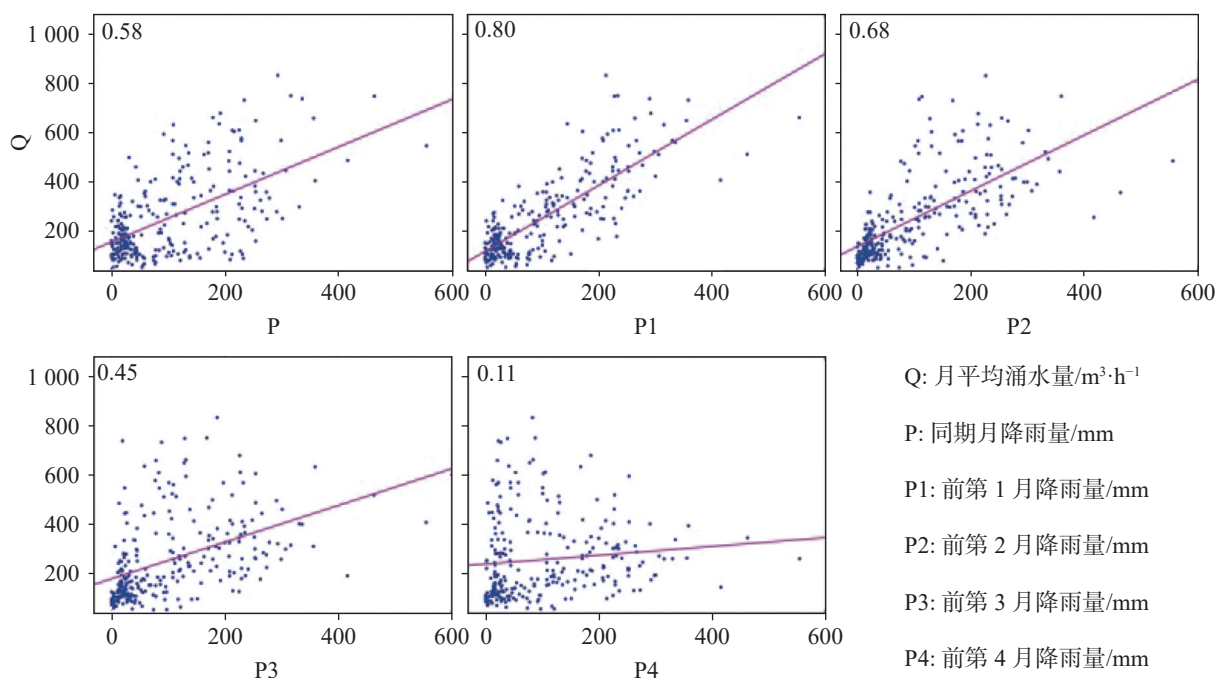


图 4 同期月及前 4 月月平均降雨量与月平均涌水量相关关系图

Fig. 4 Correlation between average monthly rainfall and average monthly water inflow in the same month and the first 4 months

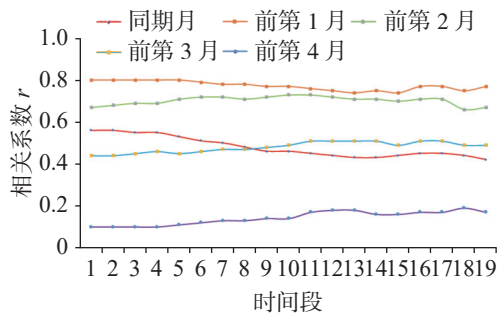


图 5 不同时段同期月及前 4 月月平均降雨量与月平均涌水量相关关系变化趋势图

注：横坐标 1 代表 1994—2015 年降雨量与涌水量之间的相关关系，2 代表 1995—2015 年降雨量与涌水量之间的相关关系，依次类推，19 代表 2012—2015 年降雨量与涌水量之间的相关关系

Fig. 5 Change trend of the correlation between the average monthly rainfall and the average monthly water inflow in the same period and the first 4 months in different periods

Note: Abscissa 1 represents the correlation between precipitation and water inflow from 1994 to 2015. Abscissa 2 represents the correlation between precipitation and water inflow from 1995 to 2015. Successively, abscissa 19 represents the correlation between precipitation and water inflow from 2012 to 2015.

征,故需对数据进行平稳性检验,若数据不具有平稳性,需对数据进行相应的预处理。时间序列一般由系统性成分(水平、趋势及季节性)和非系统性成分(噪声)两部分组成^[30],而系统的非平稳性来自于序列的趋势及季节性。为使非平稳性序列转为平稳性序列,可采用数据变换、低阶差分、季节性差分等形式消除序列的非平稳性。

对于原始平均月涌水量数据,由图 3 涌水量时序图可见,自 1994—2016 年矿井月平均涌水量总体趋势变化不大,虽具有步长为 12 的季节性波动,但序列较为平稳。采取 ADF 检验的方法进行单位根检验序列的平稳性,结果表明(表 1),原始涌水量序列统计量 $t=-9.324$,小于其临界值 $t_{\alpha=0.05}=-2.873$,其伴随概率 $P=0.000<0.050$,时间序列数据平稳,符合模型建立条件。

表 1 序列 ADF 检验结果表
Table 1 Results of sequence ADF test

ADF 检验统计量		原始涌水量 Q 序列	
		t-Statistic	Prob.
		-9.324761	0.0000
检验界值	1% level	-3.456408	
	5% level	-2.872904	
	10% level	-2.572900	

根据降雨量与涌水量相关关系分析可知,同期月与前 1、2 月数据显著性显著相关,故可选以上 3 个月作为外部影响因素作为建模因子。

3.3.2 模型识别

对于 SARIMA 模型及 SARIMAX 模型,根据原始涌水量 Q 序列相关函数图(图 6)可见,偏自相关系数在 $k=2$ 或 3 后截尾,故 p 可取 2 或 3,自相关系数具有拖尾性, q 取 0;在 $k=12$ 时自相关系数值较大,因此取 $Q=1$;偏自相关函数值在 $k=11$ 时显著不为 0,因此可取 $P=0$ 或 1;根据数据预处理结果,序列为平稳序列 $d=0$, $D=0$ 。根据以上分析,得到以下 4 个可选模型: $\text{Model}(3, 0, 0)(1, 0, 1)^{12}$, $\text{Model}(3, 0, 0)(1, 0, 0)^{12}$; $\text{Model}(2, 0, 0)(1, 0, 1)^{12}$, $\text{Model}(2, 0, 0)(1, 0, 0)^{12}$ 。

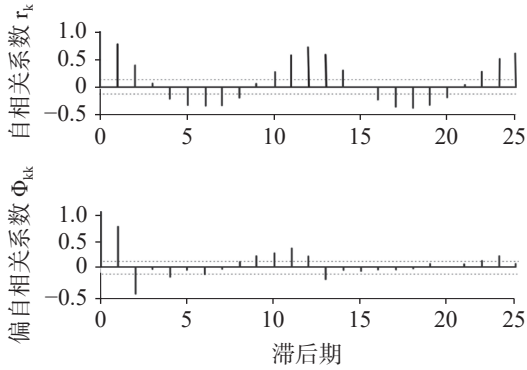


图 6 涌水量自相关及偏自相关函数图

Fig. 6 Auto-correlation and partial auto-correlation function of water inflow

根据模型的初步识别结果,建立相应的数学模型,但并不是所有模型均为最优模型,需对个模型进行参数显著性检验,分析模型拟合优度及模型的拟合精度,确定最优模型。其检验参量可选用样本的可决系数 $R^{2[31]}$ 、验证水文模型模拟结果的好坏纳什效率系数(NSE)(纳什和萨特克利夫,1970)^[32]、平均绝对百分比误差(MAPE)、偏差、均方根误差(RMSE)^[33]、AIC 值^[34]、BIC 值^[35]等指标进行检验。由于 NSE、RMSE、 R^2 和 MAPE 标准有一定的相关性,故选取 NSE、AIC 值、BIC 值作为验证模型优劣的准则。

表 2 中, NSE 表示模型的整体拟合优度,该值小于 1,越接近于 1,模型的拟合效果越好; AIC 和 BIC 都表示信息准则,其值越小,模型拟合度越优。对三类模型的检验结果表明, $\text{SARIMA}(3, 0, 0)(1, 0, 1)^{12}$ 、 $\text{SARIMAX}(3, 0, 0)(1, 0, 0)^{12}$ NSE 值最接近 1,且 AIC 和 BIC 值最小,最终建立以上两个模型进行对比。

表 2 不同模型下的标准 BIC、AIC、NSE 及 MAPE 值

Table 2 Standard BIC, AIC, NSE and MAPE values under different models

Model(p, d, q)(P, D, Q) ^S	BIC	AIC	NSE	MAPE/%
SARIMA(3, 0, 0)(1, 0, 1) ¹²	2.8805	2.8593	0.8291	16.74
SARIMA(3, 0, 0)(1, 0, 0) ¹²	2.9614	2.9438	0.7591	18.74
SARIMA(2, 0, 0)(1, 0, 1) ¹²	2.8802	2.8626	0.8255	17.29
SARIMA(2, 0, 0)(1, 0, 0) ¹²	2.9625	2.9484	0.7528	18.90
SARIMAX(3, 0, 0)(1, 0, 1) ¹²	2.6747	2.6435	0.8627	17.85
SARIMAX(3, 0, 0)(1, 0, 0) ¹²	2.6693	2.6416	0.8626	17.88
SARIMAX(2, 0, 0)(1, 0, 1) ¹²	2.6814	2.6537	0.8555	18.42
SARIMAX(2, 0, 0)(1, 0, 0) ¹²	2.6768	2.6526	0.8549	18.55

3.3.3 参数确定及模型检验

采用 t 检验对参数的显著性进行检验, $P_{\max}=0.02<0.05$, 说明模型参数均显著, 其参数估计结果具有统计意义。

根据以上两种模型, 分别确定模型参数如表 3。

表 3 模型参数估计

Table 3 Estimation of model parameters

模型	参数	参数估计值	标准误差	T	显著性
SARIMA(3, 0, 0)(1, 0, 1) ¹²	AR{1}	0.8504	0.0452	18.8302	0
	AR{2}	-0.3628	0.0676	-5.3686	0
	AR{3}	0.1456	0.0625	2.3285	0.02
	SAR{1}	0.9655	0.0070	137.3414	0
	SMA{1}	-0.7492	0.0367	-20.4154	0
SARIMAX(3, 0, 0)(1, 0, 0) ¹²	AR{1}	0.7389	0.0498	14.8260	0
	AR{2}	-0.0904	0.0382	-2.3698	0.02
	AR{3}	0.2206	0.0389	5.6650	0
	SAR{1}	0.4438	0.0462	9.5986	0
	Beta(P)	0.4131	0.0537	7.6868	0
	Beta(P1)	-0.2044	0.0617	-3.3120	0
	Beta(P2)	0.7389	0.0498	14.8260	0

根据 SARIMA 模型及 SARIMAX 模型模型拟合结果(图 7), 其纳什效率系数(NSE)及平均绝对百分

比误差 (MAPE) 分别为 0.8291、16.74 及 0.8626、17.88, 说明两个模型的拟合效果较好。结合其残差序列相关函数图(图 8), 两个模型的残差序列自相关函数图显示, 序列为白噪声。说明两个模型对原序列中包含的有用信息充分提取, 模型均适用于涌水量的预测。

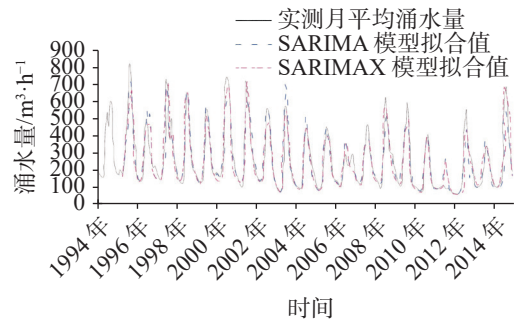


图 7 SARIMA 模型及 SARIMAX 模型拟合结果图
Fig. 7 Fitting result of the SARIMA model and the SARIMAX model

4 模型预测及分析

利用以上两种不同的模型, 对 2015 年矿井月平均涌水量进行预测, 模型预测结果如表 4。由表 4 可以看出, 除 SARIMA 模型 2015 年 11 月及 SARIMAX 模型的 2015 年 7 月的预测结果 MAPE

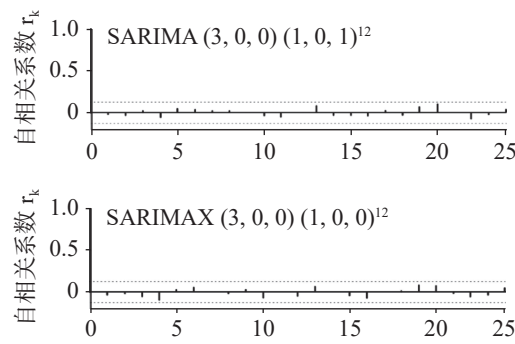


图 8 残差序列相关函数图

Fig. 8 Correlation function chart of residual sequence

大于 40% 以外,其他各月的预测结果 MAPE 均小于 40%,根据钱学溥^[36]对矿井涌水量预测精度的分级,本预测结果可达到 B 级探明的矿井涌水量。根

据预测结果的相对误差, SARIMA 模型的前 4 个月和 SARIMAX 模型的前 5 个月 MAPE 误差均在 25% 以内,其后的误差随步长出现极大值或波动性较大,说明两个模型在短期预测中效果较好,而对于长期预测适应性较差,但其预测精度仍能达到 C 级控制的矿井涌水量。从两个模型的预测精度来看, SARIMAX 模型比 SARIMA 模型的预测精度高,其主要原因是 SARIMA 模型为单变量预测模型,仅从涌水量本身的时序变化预测后期变化,忽略了引起涌水量变化的外部因素,而 SARIMAX 模型虽仅引入了降雨量对涌水量的影响,但作为涌水量的重要影响因素之一,对于提高其预测精度有着明显的作用。

表 4 2015 年涌水量预测值

Table 4 Prediction value of water inflow in 2015

预测时段	实测及预测流量/m ³ ·h ⁻¹			MAPE/%	
	实测	SARIMA模型	SARIMAX模型	SARIMA模型	SARIMAX模型
2015年1月	143.0	150.9	156.2	5.51	9.22
2015年2月	137.6	119.5	125.0	13.15	9.16
2015年3月	125.8	100.0	131.6	20.53	4.59
2015年4月	119.9	98.5	148.3	17.86	23.72
2015年5月	150.3	103.0	139.3	31.46	7.30
2015年6月	185.3	161.5	240.3	12.82	29.68
2015年7月	251.4	339.7	387.4	35.14	54.10
2015年8月	292.4	398.8	384.5	36.38	31.50
2015年9月	362.2	318.2	379.5	12.14	4.78
2015年10月	382.0	247.8	365.5	35.14	4.32
2015年11月	347.2	180.9	258.1	47.90	25.65
2015年12月	219.0	141.9	177.7	35.22	18.85

5 结 论

(1)大气降水为矿区主要补给水源,采动裂隙为矿区主要的充水通道。涌水量变化相对于降雨量存在一定的滞后效应,随着开采水平的延伸,回采面积的增大,采空塌陷致使导水裂隙带回填等影响,降水影响的滞后效应愈发明显;

(2)两种模型 91.7% 的预测结果达到 B 级探明的矿井涌水量,预测精度较高。SARIMAX 模型预测结果的 MAPE 为 18.57%,前 3 个月的响度误差均小于 10%, SARIMA 模型预测结果的 MAPE 为 25.27%,前 3 个月相对误差最大为 20.53%,说明 SARIMAX

模型预测在引入外部影响因素后,无论是短期预测还是长期预测,其预测精度均优于 SARIMA 模型。

参考文献

[1] Bukowski P. Water hazard assessment in active shafts in Upper Silesian coal basin mines[J]. *Mine Water and the Environment*, 2011, 30(4): 302-311.

[2] K Polak, K Ro Kowski, P Czaja. Causes and effects of uncontrolled water inrush into a decommissioned mine shaft[J]. *Mine Water and the Environment*, 2016, 35(2): 128-135.

[3] Wu Qiang, Xu Ke, Zhang Wei. Roof aquifer water abundance evaluation: A case study in Taigemiao, China[J]. *Arabian Journal of Geosciences*, 2017, 10(11): 254.

[4] Wu Qiang. Progress, problems and prospects of prevention and control technology of mine water and reutilization in China[J].

- Journal of China Coal Society, 2014, 39(5): 795-805.
- [5] Sun Wenjie, Wu Qiang, Dong Donglin. Avoiding coal-water conflicts during the development of China's large coal-producing regions[J]. *Mine Water and the Environment*, 2012, 31(1): 74-78.
- [6] Wu Qiang, Zhou Wanfang. Prediction of inflow from overlying aquifers into coalmines: A case study in Jinggezhuang coalmine, Kailuan, China[J]. *Environmental Geology*, 2008, 55(4): 775-780.
- [7] 吴金刚, 毛俊睿, 柴沛. 2000—2017年我国煤矿重特大水事故规律分析[J]. *煤矿安全*, 2019, 50(10): 239-242, 247.
WU Jingang, MAO Junrui, CHAI Pei. Law of major & particular major coal mine flooding accidents in China from 2000 to 2017[J]. *Safety in Coal Mines*, 2019, 50(10): 239-242, 247.
- [8] Yang Yongguo, Han Baoping, Xie Kejun, Xie Xiande. To forecast the water yield of coal mine applying the time series interrelated model with multivariation[J]. *Coal Geology & Exploration*, 1995(6): 38-42.
- [9] 左文喆, 王斌海, 程紫华, 张耀斌. 矿井涌水量预测方法综述[J]. *化工矿物与加工*, 2016, 45(9): 71-74.
ZUO Wenzhe, WANG Binhai, CHENG Zihua, ZHANG Yaobin. Review of methodology in predicting mine discharge[J]. *Industrial Minerals and Processing*, 2016, 45(9): 71-74.
- [10] Zhang Kai, Cao Bin, Lin Gang, Zhao Mingdong. Using multiple methods to predict mine water inflow in the Pingdingshan No. 10 coal mine, China[J]. *Mine Water and the Environment*, 2017, 36(1): 154-160.
- [11] 李燕, 畅俊斌, 白孝斌, 刘慧, 田国林. 矿井涌水量数值模拟研究: 以锦东煤矿为例[J]. *地下水*, 2019, 41(1): 25-27.
LI Yan, CHANG Junbin, BAI Xiaobin, LIU Hui, TIAN Guolin. The numerical simulation of mine water inflow: A case study of the Jindong Coal Mine[J]. *Ground Water*, 2019, 41(1): 25-27.
- [12] 褚学伟, 许模, 王中美, 李博. 基于 SARIMA模型的岩溶山区泉流量动态预测[J]. *工程地质学报*, 2017, 25(3): 867-872.
CHU Xuewei, XU Mo, WANG Zhongmei, LI Bo. Dynamic prediction of spring flow in karst mountain area based on SARIMA model[J]. *Journal of Engineering Geology*, 2017, 25(3): 867-872.
- [13] 赵凌, 张健, 陈涛. 基于ARIMA的乘积季节模型在城市供水预测中的应用[J]. *水资源与水工程学报*, 2011, 22(1): 58-62.
ZHAO Ling, ZHANG Jian, CHEN Tao. Application of product seasonal ARIMA model to the forecast of urban water supply[J]. *Journal of Water Resources and Water Engineering*, 2011, 22(1): 58-62.
- [14] 刘北战, 梁冰. 基于SVM降雨充水矿井涌水量预测[J]. *辽宁工程技术大学学报(自然科学版)*, 2010, 29(Suppl.1): 72-74.
LIU Beizhan, LIANG Bing. Prediction of water inflow of mine with rainfall yield based on SVM[J]. *Journal of Liaoning Technical University (Natural Science)*, 2010, 29(Suppl.1): 72-74.
- [15] An Xin, Jia Jinzhang. Time serier prediction of mine water inflow of ARIMA model[J]. *Journal of Liaoning Technical University (Natural Science)*, 2015, 34(7): 785-790.
- [16] Huang Chuhan, Feng Tao, Wang Weijun, Liu Hui. Mine water inrush prediction based on fractal and support vector machines[J]. *Journal of the China Coal Society*, 2010, 35(5): 806-810.
- [17] Khalil B, Broda S, Adamowski J. Short-term forecasting of groundwater levels under conditions of mine-tailings recharge using wavelet ensemble neural network models[J]. *Hydrogeology Journal*, 2015, 23(1): 121-141.
- [18] Liang Bing, Li Gang, Wang Zonglin, Liu Yongwei. Prediction of water inflow of mine with rainfall yield based on BP artificial neural network[J]. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 2009, 21(1): 122-125.
- [19] Wang Hao, Luo Ankun, Chai Rui, Liu Qisheng. Application of GM Model in coal mine water inflow prediction[C]//Seventh International Conference on Measuring Technology & Mechatronics Automation, 2015: 192-195.
- [20] Shi Longqi, Zhao Yunping, Wang Ying, Cong Peizhang, Ji Liangjun. Prediction of mine water inflow based on gray theory[J]. *Coal Technology*, 2016, 35(9): 115-118.
- [21] 蒙彦, 雷明堂. 岩溶隧道涌水研究现状及建议[J]. *中国岩溶*, 2003, 22(4): 287-292.
MENG Yan, LEI Mingtang. Research status and suggestion of water gushing in karst tunnel[J]. *Carsologica Sinica*, 2003, 22(4): 287-292.
- [22] 邓忠, 廖培涛, 秦平亮, 唐勇臣, 康志强. 大藤峡水库对广西盘龙铅锌矿矿坑涌水量影响预测[J]. *中国岩溶*, 2021, 40(2): 198-204.
DENG Zhong, LIAO Peitao, QIN Pingliang, TANG Yongchen, KANG Zhiqiang. Influence of the Datengxia reservoir on water inrush amount of the Panlong lead-zinc mine in Guangxi[J]. *Carsologica Sinica*, 2021, 40(2): 198-204.
- [23] 郑克勋, 裴熊伟, 朱代强, 吴述戎, 郭维祥. 岩溶地区地下水位变动带隧道涌水问题的思考[J]. *中国岩溶*, 2019, 38(4): 473-478.
ZHENG Kexun, PEI Xiongwei, ZHU Daiqiang, WU Shuyu, GUO Weixiang. Thoughts on tunnel water inrush in changing zones of groundwater level in karst areas[J]. *Carsologica Sinica*, 2019, 38(4): 473-478.
- [24] 李铎, 魏爱华, 贾磊, 陈康. 山东福山铜矿岩溶裂隙水充水矿井涌水量预测[J]. *中国岩溶*, 2017, 36(3): 319-326.
LI Duo, WEI Aihua, JIA Lei, CHEN Kang. Prediction of water inflow in karst-fracture of Fushan copper mine, Shandong Province, China[J]. *Carsologica Sinica*, 2017, 36(3): 319-326.
- [25] A J Adeloye, M Montaseri. Preliminary streamflow data analyses prior to water resources planning study[J]. *Hydrological Sciences Journal*, 2002, 47(5): 679-692.
- [26] Adhikari R, Agrawal R K. An introductory study on time series modeling and forecasting[M]. LAP LAMBERT Academic Publishing, 2013.
- [27] Box G E P, Jenkins G M, Gregory C Reinsel, Greta M Ljung.

- Time series analysis: Forecasting and control[J]. *Journal of Time Series Analysis*, 2016, 37(5): 709-711.
- [28] Liu L M, Gregory B H. Forecasting and time series analysis using the SCA statistical system, Volume 1 and 2[M]. Chicago, USA: Scientific Computing Associates Corporation, 2004.
- [29] Chen Zhaorong, Wu Yang. Statistics[M]. Hefei: Anhui University Press, 2019.
- [30] Shi Moli. Practical course of time series prediction[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2012.
- [31] Krause P, Boyle D P, F B se. Comparison of different efficiency criteria for hydrological model assessment[J]. *Advances in Geosciences*, 2005, 5: 89-97.
- [32] Nash J E, Sutcliffe J V. River flow forecasting through conceptual models part I-a discussion of principles[J]. *Journal of Hydrology*, 1970, 10(3): 282-290.
- [33] Legates D R, McCabe G J. Evaluating the use of "goodness-of-fit" measures in hydrologic and hydroclimatic model validation[J]. *Water Resources Research*, 1999, 35(1): 233-241.
- [34] Akaike H T. A new look at the statistical model identification[J]. *Automatic Control, IEEE Transactions on*, 1974, 19(6): 716-723.
- [35] Schwarz G E. Estimating the dimension of a model[J]. *The Annals of Statistics*, 1978, 6(2): 461-464.
- [36] Qian Xuepu. Estimation rating and precision comment on mine inflow prediction[J]. *Coal Geology of China*, 2007, 19(5): 48-50, 67.

Application of different time series models to the prediction for mine water inflow in karst mountainous areas

ZOU Yinxian¹, CHU Xuewei², DUAN Xianqian², LIU Pu², WANG Zhongmei², WANG Yiwei²

(1. *Guizhou Geological Environment Monitoring Institute, Guiyang, Guizhou 550081, China*; 2. *College of Resources and Environmental Engineering, Guizhou University, Guiyang, Guizhou 550025, China*)

Abstract Coal resources are one of the important mineral resources in China. In the process of coal mining, due to the complex hydrogeological conditions in the mining area, and ineffective water exploration and discharge, accidents of mine water inrush occasionally occur, which may seriously restrict the safe production of coal resources. According to statistics, from 2000 to 2017, there were 1,173 accidents of coal mine flood in China, with 4,760 deaths. Therefore, the prediction reliability of mine water inflow plays a vital role in the safety of coal mining. A time series model is specifically designed to simulate and predict a time-sequential, time-varying, and interrelated data series. Most time series models require that the data must be stationary and the time series must follow a normal distribution. Taking Laoyingshan coal mine as an example, this study establishes a model of Seasonal Auto-Regressive Integrated Moving Average (SARIMAX model) and a model of Seasonal Auto-Regressive Integrated Moving Average with eXogenous factors (SARIMA model), compares the fitting and prediction results of these two models, and evaluates their adaptability in prediction of mine water inflow in karst mountainous areas. Based on the monthly average rainfall and monthly average water inflow from October 1994 to December 2014, a SARIMA model for univariate seasonal time series and a SARIMAX model for multivariate seasonal time series have been established. To establish a corresponding mathematical model, it is necessary to perform a parameter significance test on each model, analyze the model fitting goodness and model fitting accuracy, and determine the optimal model. The test parameters can be selected from the coefficient of determination R^2 of the sample, the Nash efficiency coefficient (NSE), the mean absolute percentage error (MAPE), the deviation, the root mean square error (RMSE), the AIC value, the BIC value and other indicators to test. Since NSE, RMSE, R^2 , and MAPE standards are correlated in some degree, the NSE, AIC and BIC values are selected as the criteria for validating the quality of the model.

The above two different models are used to predict the average monthly water inflow of the mine in 2015. The model prediction results show that, except for the SARIMA model in November 2015 and the SARIMAX model in July 2015, the MAPE is greater than 40%. According to Qian Xuepu's classification of the prediction accuracy of mine water inflow, these prediction results can reach the mine water inflow of Level B. According to the relative error of the prediction results, the MAPE errors of the SARIMA model in the first 4 months and those of the SARIMAX model in the first 5 months are both within 25%, and the subsequent errors experience a maximum value or a large fluctuation

with the step size, indicating good short-term prediction but poor adaptability for long-term prediction of these two models. Even so their prediction accuracy can still reach the mine water inflow controlled by Level C. In terms of the prediction accuracy, the SARIMAX model is more accurate in prediction than the SARIMA model. The main reason is that the SARIMA model is a univariate prediction model, which predicts the later changes only based on the time series changes of the water inflow itself, but ignores the external factors caused by the water inflow. The SARIMAX model only introduces the influence of rainfall on water inflow, but as one of the important factors affecting water inflow, rainfall plays an obvious role in improving the prediction accuracy. The correlation between rainfall and mine water inflow indicates that atmospheric precipitation is the main source for water recharge, and mining fissures are the main recharges channels in the mining area. The change of water inflow has a certain hysteresis effect relative to rainfall. With the extension of mining level, the increase of the mining area and the backfilling of the water-conducting fissures caused by the goaf collapse, the hysteresis effect of rainfall becomes increasingly obvious. The correlation between rainfall and inflow in the same month and the first previous month radually decreases, while it gradually increases from the second and fifth months. Based on the mine water inflow and rainfall, the SARIMA model for univariate seasonal time series and the SARIMAX model for multivariate seasonal time series have been established to predict the mine water inflow. The prediction results show that 91.7% of the predicted values of the two models reach the mine water inflow of Level B, and the prediction accuracy is high. The MAPE of SARIMAX model is 18.57%, less than that of SARIMA model (25.27%), indicating higher accuracy of SARIMAX model.

Key words karst mountainous area, mine water inflow, prediction, the SARIMA model, the SARIMAX model

(编辑 杨 杨)

《中国岩溶》继续入选《中文核心期刊要目总览》和 《科技期刊世界影响力指数 (WJCI) 报告》 (2023 版)

近日, 2023 版《中文核心期刊要目总览》和《科技期刊世界影响力指数(WJCI)报告》正式公布,《中国岩溶》连续入选。

中文核心期刊是由北京大学图书馆主持评选, 每 3 年评选一次。采用定量评价和定性评审相结合的方法, 依据期刊被索量、被摘量、被引量、他引量、影响因子、基金论文比、Web 下载量等评价指标, 经过 9473 位学科专家筛选和评审, 从全国正式出版的中文期刊中评选出 1987 种核心期刊。

《WJCI 报告》依据世界各国和地区 R&D 投入、科研论文产出、科研人员数量、期刊规模和水平确定各国和地区入编来源期刊数, 从全球正在出版的 6 万余种科技学术期刊中精选了最具地区代表性、学科代表性、行业代表性的优秀期刊 15555 种。2023 版《WJCI 报告》来源期刊中, 中国学术期刊共 1772 种(其中, 中文期刊 1350 种)。

(供稿: 杨 杨)