

基于水化学场与水动力场示踪模拟耦合的 矿井涌(突)水水源判识

曾一凡^{1,3},梅傲霜^{1,3},武强^{1,3},华照来²,赵颀^{1,3},杜鑫^{1,3},王路²,吕扬²,潘旭¹

(1.中国矿业大学(北京)国家煤矿水害防治工程技术研究中心,北京 100083;2.陕西陕煤曹家滩矿业有限公司,陕西榆林 719000;3.北矿大(南京)新能源环保技术研究院,江苏南京 210005)

摘要:为了弥补现有方法判识结果缺少实际水循环的支撑与验证,以及对实际采矿过程中涌(突)水现象与矿井立体水文地质模型等结合不足的问题,提出一种基于水化学场机器学习分析与水动力场反向示踪模拟耦合的矿井涌(突)水水源综合判识技术。该技术首先利用水文地球化学的原理揭示矿井涌(突)水及其可能来源含水层(水体)的水化学特征,利用特征的相似性对涌(突)水来源进行定性分析;随后利用机器学习算法对涌(突)水来源进行定量判识;最后建立渗流场数值模型,实现涌(突)水来源的再验证与涌水路径的可视化输出。以曹家滩煤矿为工程实例,运用该方法对 122108 和 122109 两个工作面的涌水来源进行判识,研究结果表明:随着深度的增加,研究区地下水中阴离子始终以 HCO_3^- 为主导,而阳离子则呈现由 Ca^{2+} 为主导过渡到 $\text{Na}^+ + \text{K}^+$ 为主导的趋势;支持向量机(SVM)需要额外利用遗传算法(GA)等方法对惩罚系数 c 和核函数参数 g 进行优选,而随机森林(RF)无需复杂的参数设置和优化便能得到较为满意的性能,且具有更高的准确性;矿井涌(突)水渗流场可视化模型反向示踪显示 122109 工作面在红土隔水层“天窗”附近,存在第四系含水层地下水通过导水裂隙带涌入工作面的情况。该技术判识出 122108 工作面涌水来源于直罗组和延安组含水层地下水,122109 工作面涌水来源于第四系含水层地下水,判识结果与工程实际情况相吻合。

关键词:水源判识;水化学特征;机器学习算法;粒子反向示踪;顶板水害

中图分类号:TD745 **文献标志码:**A **文章编号:**0253-9993(2022)12-4482-13

Source discrimination of mine water inflow or inrush using hydrochemical field and hydrodynamic field tracer simulation coupling

ZENG Yifan^{1,3}, MEI Aoshuang^{1,3}, WU Qiang^{1,3}, HUA Zhaolai², ZHAO Di^{1,3}, DU Xin^{1,3}, WANG Lu²,
LÜ Yang², PAN Xu¹

(1. National Engineering Research Center of Coal Mine Water Hazard Controlling, China University of Mining and Technology-Beijing, Beijing 100083, China; 2. Shaanxi Shanmei Caojiatan Mining Co., Ltd., Yulin 719000, China; 3. China University of Mining and Technology-Beijing (Nanjing) New Energy and Environmental Protection Technology Research Institute, Nanjing 210005, China)

Abstract: Accurate source discrimination of mine water inflow or inrush is of great significance to ensure the sustainable and safe production of coal mines. A comprehensive source identification technique of mine water inflow or inrush based on the hydrochemical field machine learning analysis and hydrodynamic field reverse tracer simulation is pro-

收稿日期:2021-12-15 修回日期:2022-03-06 责任编辑:韩晋平 DOI:10.13225/j.cnki.jccs.2021.1706

基金项目:国家自然科学基金资助项目(42072284,42027801,41877186)

作者简介:曾一凡(1984—),男,湖北咸宁人,副教授。E-mail: zengyf@cumt.edu.cn

通讯作者:梅傲霜(1995—),男,河南南阳人,博士研究生。E-mail: mei_aoshuang@foxmail.com

引用格式:曾一凡,梅傲霜,武强,等.基于水化学场与水动力场示踪模拟耦合的矿井涌(突)水水源判识[J].煤炭学报,2022,47(12):4482-4494.

ZENG Yifan, MEI Aoshuang, WU Qiang, et al. Source discrimination of mine water inflow or inrush using hydrochemical field and hydrodynamic field tracer simulation coupling [J]. Journal of China Coal Society, 2022, 47(12):4482-4494.



移动阅读

posed, in order to make up for the lack of support and verification of the actual water cycle in the identification results of the present methods, as well as the insufficient combination of mine water inflow or inrush phenomenon and mine three-dimensional hydrogeological model in the actual mining process. Firstly, the principle of hydrogeochemistry is used to reveal the hydrochemical characteristics of mine water inflow or inrush and its possible source aquifer (water body), and the similarity of characteristics is used to qualitatively analyze the source of water inrush. Then, the machine learning algorithm is used to quantitatively identify the source of water inflow or inrush. Finally, the numerical model of the seepage field is established to realize the re-verification of water source and the visual output of water path. Taking the Caojiatan Coal Mine as an engineering example, this method is used to identify the water inflow sources of No.122108 and No.122109 working faces. Research results show that the anions in groundwater in the study area are always dominated by HCO_3^- , while the cations show a trend of transitioning from the dominance of Ca^{2+} to the dominance of $\text{Na}^+ + \text{K}^+$ with the increase of depth. Support Vector Machine (SVM) requires an extra Genetic Algorithm (GA) to optimize penalty coefficient c and kernel function parameter g . Random Forest (RF) can obtain satisfactory performance without complicated parameter setting and optimization, and has higher accuracy. Visualization model of mine water inflow or inrush seepage field reverse tracing shows that the NO.122109 working face is located nearby in the skylight of laterite aquifuge, and there is a situation that groundwater in the Quaternary aquifer flows into working face through water-conducting fractured zone. The result of the NO.122108 working face water inflow identified by the method is the groundwater of the Zhiluo Formation and the Yan'an Formation aquifers, and the NO.122109 working face is the groundwater of the Quaternary aquifer. The identification results are consistent with the actual situation of the coal mine.

Key words: water source identification; hydrochemical characteristics; machine learning algorithm; reverse tracer particle; roof water hazards

煤炭是我国重要的基础能源,受制于我国缺油、少气、相对富煤的能源禀赋影响,在今后相当长的一段时间内,以煤炭为主体的能源格局将在我国长期存在^[1-2]。随着煤炭资源开采强度、深度、规模和资源量的日益增大,与煤矿开采有关的水害问题愈发突出,由此引发的水害事故也愈发严重^[3]。在深入系统地查明矿区水文地质条件的基础上,利用多种方法对矿井涌(突)水进行准确判识是确保煤矿防治水工作有效开展、降低煤矿水害事故损失的前提和基础,对保障煤矿安全生产具有重要意义。

目前,基于不同含水层(水体)水化学特征上的差异性,运用模糊数学^[4]、Fisher 判别分析^[2,5-6]、Piper 三线图^[7]、距离判别分析^[8-9]等多种方法对涌(突)水及其可能来源含水层(水体)的水化学数据进行处理对比分析,是较为常用的方法。随着计算机技术的发展,近年来机器学习,特别是支持向量机(support vector machine, SVM)被广泛应用于矿井涌(突)水的水源判别中^[10-12]。另一方面,随机森林(random forest, RF)由于其良好的稳定性和鲁棒性,近年来也被逐渐应用采空区自燃预测、矿井涌(突)水水源判别等方面^[13-14]。上述方法本质都是利用数学方法对涌(突)水及其可能来源含水层(水体)的水化学数据进行处理,忽略了涌(突)水可能来

源含水层(水体)间的循环演化过程,使判识结果缺少实际水循环情况的支撑与验证;另一方面,上述方法仅对来源进行判识,缺少对实际采矿过程中涌(突)水现象与矿井立体水文地质模型等结合。因此,笔者提出一种基于水化学场机器学习分析与水动力场反向示踪模拟耦合的矿井涌(突)水水源综合判识技术,结合陕西榆林曹家滩煤矿工程背景,在已有数据资料的支撑下,利用水文地球化学的原理和方法对矿井涌(突)水及其可能来源含水层(水体)的水化学特征进行分析,一方面利用特征上的相似性,定性对涌(突)水来源进行判识,另一方面水化学特征方面的分析赋予了机器学习定量判识结果的实际意义;此外,结合实际情况,建立地下水渗流场,利用GMS软件中MODPATH反向示踪涌(突)水水源,实现了涌(突)水路径的可视化及对水化学机器学习判识结果的验证,为矿井涌(突)水来源判识提供了一种新的思路。

1 研究区概况

陕西省榆林市曹家滩煤矿,地处陕北黄土高原北部,鄂尔多斯高原东北部,毛乌素沙漠东南缘,为沙丘沙地和风沙滩地、黄土梁峁地貌。曹家滩煤矿位于我国西北内陆,为典型的温带干旱、半干旱大陆性季风

气候,多年平均降水量 535.51 mm,多年平均蒸发量 1 916.1 mm,蒸发量远大于降水量^[15]。曹家滩煤矿内 NW—SE 向的分水岭大致将矿区潜水划分为东西 2 个面积大致相等且相对独立的水文地质单元,西南部属榆溪河流域,东北部属秃尾河流域。煤矿东南有属秃尾河支流的野鸡河、高羔兔沟两小沟流,为季节性沟流,在沟流的下游因老乡农灌截流常出现断流,区内原有一些海子多数已经干枯,现存的一些海子水位不深,蓄水量不大。

曹家滩井田内大部分地区被风积沙所覆盖,部分地段有第四系黄土及新近系红土出露。地层由老至新依次有:三叠系上统永坪组(T_3y),侏罗系下统富县组(J_1f),中统延安组(J_2y)、直罗组(J_2z)、安定组(J_2a)、新近系上新统保德组(N_2b)、第四系中更新统离石组(Q_2l)、上更新统萨拉乌素组(Q_3s)、全新统风积沙(Q_4^{col})。其中延安组(J_2y)为曹家滩煤矿的含煤地层。延安组(J_2y)可划分为 5 个中级旋回,自下而上依次编号为一段~五段,其中延安组五段(J_2y^5)所在位置为煤矿目前主采 2^{-2} 煤层顶面至延安组(J_2y)地层顶界。此外,曹家滩煤矿在勘探和建井生产过程中没有发现大中型断层,仅发现几条落差很

小的断层,地质构造复杂程度为简单。

按照含水介质的不同,曹家滩井田含水层自 2^{-2} 煤层向上可分为侏罗系中统延安组第 5 段孔隙裂隙承压含水层、侏罗系中统直罗组孔隙裂隙承压含水层、侏罗系中统安定组孔隙裂隙承压含水层、风化岩基岩裂隙承压水含水层、第四系中更新统离石黄土弱含水层和第四系上更新统萨拉乌素组孔隙潜水含水层。隔水层主要是新近系保德组红土,其次为基岩中的泥岩和粉砂岩。其中,保德组红土为研究区隔水性能较好且较稳定的隔水层,其沿分水岭两侧最厚,自东向西、西南逐渐变薄。位于井田东翼的 122108 工作面 and 西翼的 122109 工作面所开采的 2^{-2} 煤层厚均为 10 m 左右,同为综采放顶煤开采工艺且已完成回采,2 个工作面面积相近,分别为 1.67, 1.56 km²。但根据涌水量数据统计显示,井田东翼 122108 工作面平均涌水量约为 341.21 m³/h,而西翼 122109 工作面平均涌水量约为 758.33 m³/h,涌水量差异较大。笔者尝试通过基于水化学场机器学习分析与水动力场反向示踪模拟耦合的矿井涌(突)水水源综合判识技术,对两工作面的涌水来源进行判识。其中,122109 工作面走向方向剖面示意如图 1 所示。

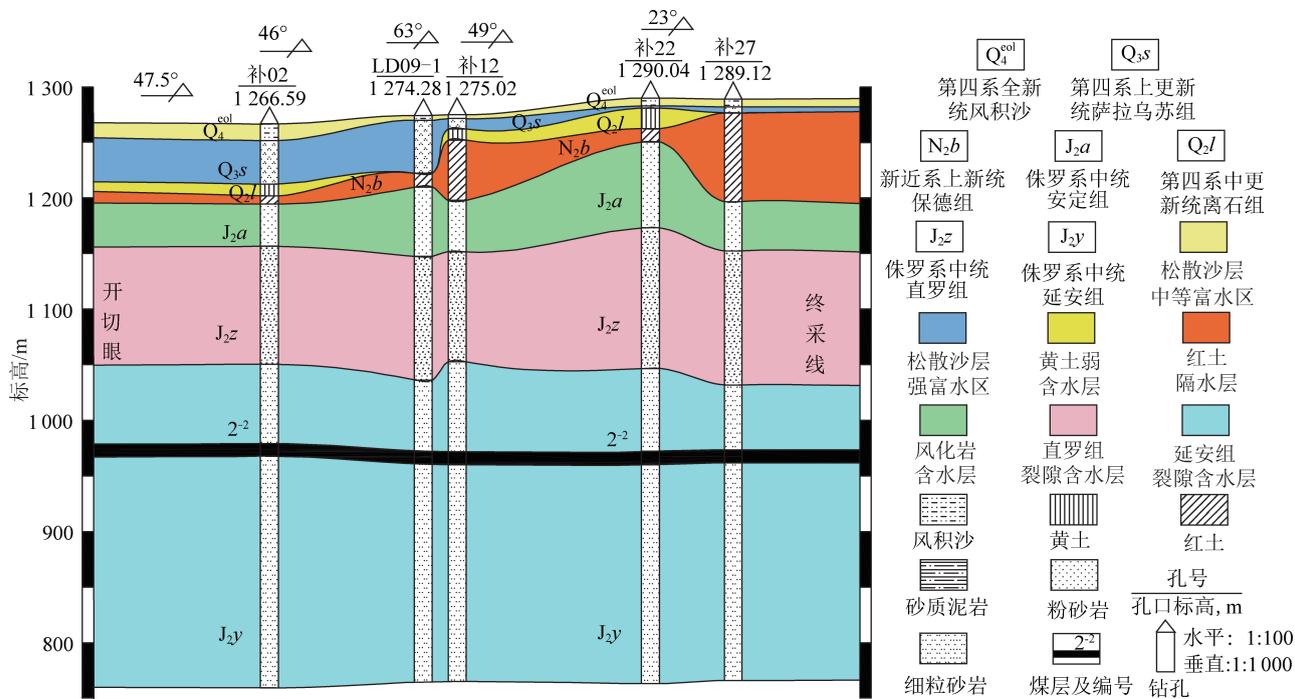


图 1 122109 工作面走向水文地质剖面示意

Fig. 1 Hydrogeologic profile of No. 122109 working face advancing direction

本次共收集到曹家滩煤矿历年水样监测数据 52 组,其中地表水水样 4 组、第四系含水层水样 16 组、风化基岩含水层水样 15 组、直罗组含水层水样 8 组、延安组第五段含水层水样 5 组、122108 工作面 and

122109 工作面矿井水水样各 2 组。上述数据共包含溶解性总固体(TDS)、总硬度(TH)、pH、总碱度(TA)、 $Na^+ + K^+$ 、 Ca^{2+} 、 Mg^{2+} 、 SO_4^{2-} 、 Cl^- 、 CO_3^{2-} 、 HCO_3^- 、 NO_3^- 共 12 项水化学指标。

2 研究区地下水化学特征成因分析

地下水中各离子的质量浓度是不同含水层信息表征的载体,具有化学指纹识别的功能^[2]。不同含水层地下水与含水介质发生着不同的水文地球化学作用,使其具有不同的水化学特征,这些差异是水化

学特征可作为水源判别依据的根本原因。涌(突)水水源判别中,掌握当地水化学特征的成因,了解不同含水层之间的演化关系,是保证判别结果准确的基础。

2.1 水化学参数统计特征

运用 SPSS 软件对研究区地表水和各含水层地下水水样的水化学成分进行统计分析,结果见表 1。

表 1 水化学参数统计特征值
Table 1 Statistical summary of hydrochemical parameters

类别	项目	质量浓度/(mg·L ⁻¹)										pH
		Na ⁺ +K ⁺	Ca ²⁺	Mg ²⁺	SO ₄ ²⁻	Cl ⁻	CO ₃ ²⁻	HCO ₃ ⁻	NO ₃ ⁻	TDS	TH	
地表水	最小值	9.74	18.16	3.50	9.03	3.02	0	57.00	0.09	102.00	60.00	7.23
	最大值	13.60	56.80	8.35	32.00	22.80	19.00	182.00	1.60	251.92	180.00	9.71
	平均值	11.87	36.96	6.39	18.50	10.26	6.25	127.00	1.01	157.73	120.14	8.27
	SD	1.99	16.77	2.09	9.67	9.17	8.96	57.76	0.72	68.61	51.21	0.94
	CV	0.17	0.45	0.33	0.52	0.89	1.43	0.45	0.71	0.43	0.43	0.11
第四系水	最小值	6.29	25.34	6.53	3.44	1.74	0	138.00	0.09	117.40	105.30	7.53
	最大值	42.37	102.26	35.82	35.20	21.32	10.78	366.25	14.36	526.58	324.77	8.38
	平均值	12.65	48.05	11.72	16.08	6.10	2.34	176.99	4.21	220.19	154.17	7.94
	SD	8.47	17.13	6.91	10.55	6.02	3.38	53.15	4.65	93.68	49.98	0.33
	CV	0.67	0.36	0.59	0.66	0.99	1.45	0.30	1.10	0.43	0.32	0.04
风化层水	最小值	14.74	20.01	7.00	3.19	1.02	0	132.00	0.26	127.00	23.95	6.51
	最大值	50.48	57.80	23.30	36.00	3.56	14.37	223.82	16.34	343.35	128.00	8.72
	平均值	30.75	29.54	14.83	14.59	2.75	4.33	170.28	5.66	201.42	100.27	8.15
	SD	12.08	12.02	4.66	8.92	0.64	5.85	29.74	4.97	65.73	30.85	0.50
	CV	0.39	0.41	0.31	0.61	0.23	1.35	0.17	0.88	0.33	0.31	0.06
直罗组水	最小值	6.51	4.37	1.89	5.07	2.50	0	165.00	0.02	205.00	18.70	7.94
	最大值	114.17	59.80	16.91	41.50	13.12	22.07	233.21	3.77	390.90	174.00	8.99
	平均值	58.17	23.79	8.04	24.28	5.38	9.08	198.81	1.38	297.43	98.32	8.41
	SD	36.98	17.85	5.40	13.51	3.69	8.02	21.80	1.52	69.17	55.89	0.36
	CV	0.64	0.75	0.67	0.56	0.69	0.88	0.11	1.11	0.23	0.57	0.04
延安组水	最小值	39.89	3.16	1.06	5.67	12.90	0	189.38	0.12	236.00	12.26	8.30
	最大值	274.34	38.81	16.11	234.00	57.10	31.30	342.25	48.39	747.00	142.00	8.90
	平均值	145.30	19.41	7.53	97.61	29.92	16.01	254.31	11.99	500.24	79.30	8.51
	SD	102.41	13.50	6.11	100.92	19.21	13.12	60.70	20.87	220.05	54.35	0.26
	CV	0.70	0.70	0.81	1.03	0.64	0.82	0.24	1.74	0.44	0.69	0.03
矿井水	最小值	151.49	9.08	3.00	75.00	13.30	0	281.00	0.41	355.00	35.00	355.00
	最大值	502.39	30.10	16.30	241.00	77.90	20.29	1 139.00	0.80	1 010.00	150.00	1 010.00
	平均值	322.53	20.82	7.94	179.75	42.63	5.07	653.75	0.50	723.50	85.30	723.50
	SD	148.59	9.81	5.80	72.88	28.11	10.15	388.07	0.20	272.63	48.68	272.63
	CV	0.46	0.47	0.73	0.41	0.66	—	0.59	0.39	0.38	0.57	0.38

注:SD 为标准偏差;CV 为变异系数,量纲为 1。

从表 1 可以看出,地表水中阳离子的主要成分质量浓度为 Ca²⁺>Na⁺+K⁺>Mg²⁺,阴离子的主要成分质量浓度为 HCO₃⁻>SO₄²⁻>Cl⁻>CO₃²⁻>NO₃⁻;地表水中主要离子质量浓度与第四系水差别不大,说明地表水可能

与第四系水有较好的水力联系。另一方面,地下水整体阳离子主要成分质量浓度为 Na⁺+K⁺>Ca²⁺>Mg²⁺,整体阴离子的主要成分质量浓度为 HCO₃⁻>SO₄²⁻>Cl⁻>CO₃²⁻>NO₃⁻;地下水中,pH,NO₃⁻ 的质量浓度随着

深度的增加,波动不大;TDS, $\text{Na}^+ + \text{K}^+$, SO_4^{2-} , Cl^- , CO_3^{2-} , HCO_3^- 的质量浓度随着深度的增加有增加的趋势,TH, Ca^{2+} , Mg^{2+} 的质量浓度随深度增加有减少的趋势。整体而言,研究区地表水和地下水偏碱性,空间离散程度不大,硬度不大。

2.2 水化学参数相关性分析

Pearson 相关性可以对地下水样本中各化学组分变化的相似性及来源一致性进行揭示^[16-17]。利用 SPSS 软件对各含水层地下水的 Pearson 相关性进行计算,计算结果见表 2。从表 2 可以看出,第四系地下水中, HCO_3^- 与 TDS 的正相关度较高(0.836),为研究区浅层第四系地下水的主要组分; Ca^{2+} , Cl^- , HCO_3^- 三者之间、 Na^+ 和 Mg^{2+} 之间也有较好的正相关关系,相关系数为 0.8 左右,显示了研究区第四系地下水水化学特征的形成可能和方解石等碳酸盐矿物,以及硅酸盐矿物的风化溶解有关。直罗组含水层中, $\text{Na}^+ + \text{K}^+$ 和 Ca^{2+} 有较高的负相关关系(-0.922),可

能与阳离子交替吸附作用有关; $\text{Na}^+ + \text{K}^+$ 和 Cl^- 之间具有较高的正相关关系(0.744),说明可能存在岩盐等蒸发岩的风化溶解; $\text{Na}^+ + \text{K}^+$, Cl^- 和 CO_3^{2-} 之间,具有较好的正相关关系(>0.8),可能具有相同来源。延安组含水层中, TDS 主要与 $\text{Na}^+ + \text{K}^+$ 和 CO_3^{2-} 有较高的正相关关系(>0.9),说明 $\text{Na}^+ + \text{K}^+$ 与 CO_3^{2-} 的空间分布对该含水层的 TDS 有重要影响作用; Mg^{2+} 和 $\text{Na}^+ + \text{K}^+$ 之间负相关关系显著(-0.880), Cl^- , CO_3^{2-} 和 $\text{Na}^+ + \text{K}^+$ 之间的正相关关系显著(0.9 附近)说明延安组含水层可能存在较明显的阳离子交替吸附作用和岩盐的溶解;此外, Ca^{2+} , Mg^{2+} 和 CO_3^{2-} 有明显的负相关关系(-0.9 左右), HCO_3^- 和 Mg^{2+} , CO_3^{2-} 之间有显的相关关系(-0.943, 0.930)。整体来看,各含水层水化学参数的相关性有较明显变化,暗示了不同含水层可能存在不同的水化学成因,另一方面,风化层水各组成成分的相关性较弱,可能表明了不同位置的风化层水有不同的来源。

表 2 研究区地下水水化学参数相关性系数矩阵

Table 2 Pearson's correlation coefficients of groundwater chemical parameters in study area

类别	离子	TDS	$\text{Na}^+ + \text{K}^+$	Ca^{2+}	Mg^{2+}	SO_4^{2-}	Cl^-	CO_3^{2-}	HCO_3^-	NO_3^-
第四系水	TDS	1	-0.261	0.607 *	-0.036	-0.335	0.507 *	0.119	0.836 * *	0.013
	$\text{Na}^+ + \text{K}^+$	0.035	1	0.198	0.912 * *	-0.120	-0.158	-0.042	-0.135	-0.284
	Ca^{2+}	-0.366	0.671 * *	1	0.518 *	0.153	0.682 * *	-0.396	0.790 * *	-0.321
	Mg^{2+}	-0.011	0.285	0.580 *	1	-0.044	0.097	-0.268	0.149	-0.291
	SO_4^{2-}	-0.172	0.230	-0.005	-0.475	1	0.180	-0.458	-0.233	-0.269
风化层水	Cl^-	-0.214	0.481	0.406	-0.039	0.200	1	-0.403	0.704 * *	-0.376
	CO_3^{2-}	0.641 *	-0.160	-0.398	-0.006	-0.396	-0.647 * *	1	-0.246	-0.027
	HCO_3^-	0.550 *	0.288	-0.047	-0.018	0.165	0.218	-0.146	1	-0.173
	NO_3^-	0.101	-0.402	-0.362	-0.009	-0.063	0.032	0.163	-0.269	1
直罗组水	TDS	1	0.606	-0.664	0.010	0.096	0.641	0.511	0.502	-0.422
	$\text{Na}^+ + \text{K}^+$	0.988 * *	1	-0.922 * *	-0.656	0.297	0.744 *	0.904 * *	-0.036	-0.581
	Ca^{2+}	-0.840	-0.755	1	0.349	0	-0.548	-0.832 *	-0.215	0.494
	Mg^{2+}	-0.877	-0.880 *	0.699	1	-0.618	-0.548	-0.562	0.584	0.407
	SO_4^{2-}	0.766	0.833	-0.33	-0.576	1	0.515	0.366	-0.681	-0.493
延安组水	Cl^-	0.855	0.907 *	-0.476	-0.656	0.986 * *	1	0.814 *	-0.182	-0.325
	CO_3^{2-}	0.945 *	0.894 *	-0.933 *	-0.898 *	0.524	0.642	1	-0.249	-0.386
	HCO_3^-	0.815	0.776	-0.826	-0.943 *	0.327	0.446	0.930 *	1	-0.092
	NO_3^-	0.280	0.163	-0.673	-0.433	-0.396	-0.258	0.574	0.701	1

注: * 在 0.05 级别(双尾)相关性显著; ** 在 0.01 级别(双尾)相关性显著;相关性系数矩阵是上下 2 个三角形组成,之间用左上到右下的 1 隔开,右上角代表第四系水和直罗组水中各离子的相关性系数矩阵,左下角代表风化层水和延安组水各离子的相关性系数矩阵。

2.3 水化学类型及其空间分布

研究区各含水层地下水的 Piper 三线图(图 2)显示,从空间上来看,研究区内地表水和各含水层地下水中阳离子主要成分变化较大,地表水和第四系地下

水以 Ca^{2+} 为主导,风化层水无主导阳离子,直罗组水分布覆盖 Ca^{2+} 主导、无主导和 $\text{Na}^+ + \text{K}^+$ 主导 3 种情况,延安组水分布覆盖无主导和 $\text{Na}^+ + \text{K}^+$ 主导 2 种情况,矿井水以 $\text{Na}^+ + \text{K}^+$ 为主导,随着水样深度的增加,阳离

子含量呈现由 Ca^{2+} 为主导过渡到 $\text{Na}^+ + \text{K}^+$ 为主导的趋势。

从图 2 中读取了它们的水化学类型见表 3 (M801, M802 和 M901, M902 分别为 122108 和 122109 工作面涌水)。地表水和第四系水的水化学主要类型均为 $\text{HCO}_3\text{-Ca}$ 型(75%和 69%),代表这 2 类水之间水力联系较强。风化层水的水化学类型比较复杂,没有占明显主导作用的水化学类型,部分阳离子以 Ca^{2+} (Mg^{2+}) 为主导,部分阳离子以 Na^+ (K^+) 为主导,也可能是由于部分地区存在红土薄弱区,使风化层水与第四系水存在水力联系。直罗组水的水化学类型以 $\text{HCO}_3\text{-Na}$ (50%) 为主,可能和阳离子交替吸附作用及硅酸盐矿物的溶解有关。

延安组的水化学类型主要为 $\text{HCO}_3 \cdot \text{SO}_4\text{-Na}$ (40%) 和 $\text{HCO}_3\text{-Na} \cdot \text{Mg} \cdot \text{Ca}$ (20%),可能和含水层中石膏的溶解以及 Ca^{2+} , Na^+ 发生阳离子交替吸附作用有关。矿井水中 122108, 122109 工作面水化学类型主要为 $\text{HCO}_3\text{-Na}$, 矿井水的水化学类型与直罗组和延安组地下水的水化学类型相近,与地表水和第四系水的水化学类型不同,与部分风化层水的水化学类型相似。初步判断,矿井水来源于直罗组和延安组裂隙含水层的补给,可能有少量风化层水的来源。

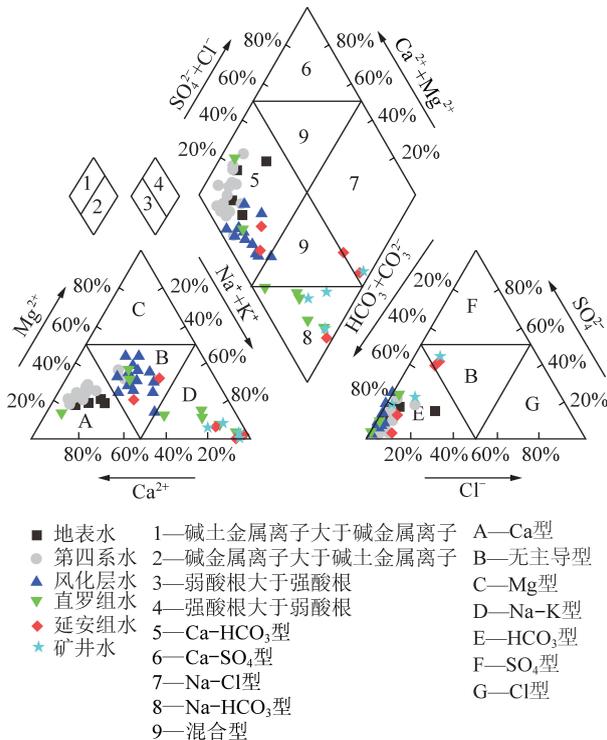


图 2 研究区地表水和地下水 Piper 三线图

Fig.2 Piper diagram of surface water and groundwater in study area

表 3 研究区水样水化学类型统计

Table 3 Statistical table of hydrochemistry types in study area

类别	编号	水化学类型	类别	编号	水化学类型	
地表水	S1	$\text{HCO}_3\text{-Ca}$	风化层水	A7	$\text{HCO}_3\text{-Na} \cdot \text{Ca}$	
	S2	$\text{HCO}_3\text{-Ca}$		A8	$\text{HCO}_3\text{-Ca} \cdot \text{Na}$	
	S3	$\text{HCO}_3\text{-Ca}$		A9	$\text{HCO}_3\text{-Na} \cdot \text{Mg} \cdot \text{Ca}$	
	S4	$\text{HCO}_3 \cdot \text{Cl-Ca}$		A10	$\text{HCO}_3\text{-Ca} \cdot \text{Mg} \cdot$	
第四系水	Q1	$\text{HCO}_3\text{-Ca} \cdot \text{Mg}$		A11	$\text{HCO}_3\text{-Ca} \cdot \text{Na} \cdot \text{Mg}$	
	Q2	$\text{HCO}_3\text{-Ca}$		A12	$\text{HCO}_3\text{-Ca} \cdot \text{Na} \cdot \text{Mg}$	
	Q3	$\text{HCO}_3\text{-Ca} \cdot \text{Mg} \cdot \text{Na}$		A13	$\text{HCO}_3\text{-Ca} \cdot \text{Na} \cdot \text{Mg}$	
	Q4	$\text{HCO}_3\text{-Ca}$		A14	$\text{HCO}_3\text{-Ca} \cdot \text{Mg} \cdot \text{Na}$	
	Q5	$\text{HCO}_3\text{-Ca}$		A15	$\text{HCO}_3\text{-Mg} \cdot \text{Ca} \cdot \text{Na}$	
	Q6	$\text{HCO}_3\text{-Ca}$		Z1	$\text{HCO}_3\text{-Na}$	
	Q7	$\text{HCO}_3\text{-Ca} \cdot \text{Mg}$		Z2	$\text{HCO}_3\text{-Na}$	
	Q8	$\text{HCO}_3\text{-Ca}$		直罗组水	Z3	$\text{HCO}_3\text{-Na}$
	Q9	$\text{HCO}_3\text{-Ca}$			Z4	$\text{HCO}_3\text{-Ca} \cdot \text{Mg} \cdot \text{Na}$
	Q10	$\text{HCO}_3\text{-Ca} \cdot \text{Mg}$			Z5	$\text{HCO}_3\text{-Ca} \cdot \text{Mg} \cdot \text{Na}$
	Q11	$\text{HCO}_3\text{-Ca}$			Z6	$\text{HCO}_3\text{-Ca}$
	Q12	$\text{HCO}_3\text{-Ca} \cdot \text{Mg}$	Z7		$\text{HCO}_3\text{-Na}$	
Q13	$\text{HCO}_3\text{-Ca}$	Z8	$\text{HCO}_3\text{-Na} \cdot \text{Ca}$			
Q14	$\text{HCO}_3\text{-Ca}$	延安组水	Y1	$\text{HCO}_3\text{-Na} \cdot \text{Mg} \cdot \text{Ca}$		
Q15	$\text{HCO}_3\text{-Ca}$		Y2	$\text{HCO}_3\text{-Na}$		
Q16	$\text{HCO}_3\text{-Ca}$		Y3	$\text{HCO}_3 \cdot \text{SO}_4\text{-Na}$		
A1	$\text{HCO}_3\text{-Mg} \cdot \text{Ca} \cdot \text{Na}$		Y4	$\text{HCO}_3\text{-Ca} \cdot \text{Na}$		
A2	$\text{HCO}_3\text{-Mg} \cdot \text{Ca} \cdot \text{Na}$		Y5	$\text{HCO}_3 \cdot \text{SO}_4\text{-Na}$		
风化层水	A3	$\text{HCO}_3\text{-Mg} \cdot \text{Ca}$	矿井水	M801	$\text{HCO}_3\text{-Na}$	
	A4	$\text{HCO}_3\text{-Ca} \cdot \text{Na} \cdot \text{Mg}$		M802	$\text{HCO}_3 \cdot \text{SO}_4\text{-Na}$	
	A5	$\text{HCO}_3\text{-Na} \cdot \text{Mg} \cdot \text{Ca}$		M901	$\text{HCO}_3\text{-Na}$	
A6	$\text{HCO}_3\text{-Na} \cdot \text{Ca}$	M902		$\text{HCO}_3\text{-Na}$		

注:阴阳离子以毫克当量百分数 25%作为划分依据。

3 机器学习判别模型

水文地球化学方面的分析,仅依据水化学特征的相似性,适用于各含水层水质差别较大情况下的水源判识,在水质类型相似或水质情况复杂时往往会出现误判,因此,需要借助数学方法与计算机技术对涌(突)水水源进行进一步判断。本次机器学习水源判识指标包括 TDS(溶解性总固体), TH(总硬度), pH, TA(总碱度), $\text{Na}^+ + \text{K}^+$, Ca^{2+} , Mg^{2+} , SO_4^{2-} , Cl^- , CO_3^{2-} , HCO_3^- , NO_3^- 共 12 项。

SVM 基于统计学习理论基础和结构风险最小化原理实现模式分类和非线性回归^[18]。对于模式分类问题,其主要思想是建立一个超平面作为分类的决策

曲面,使类域边界之间的隔离距离最大,进而将不同类别数据分开。SVM 的结构如图 3 所示,其中 K 为核函数,种类主要有线性核函数、多项式核函数、径向基核函数和 sigmoid 核函数等。本文中 SVM 核函数选取最为常见且已被证实具有最优水源判别能力的径向基核函数^[11],其形式为

$$K(x, x_i) = \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$

式中, σ 为核宽度。

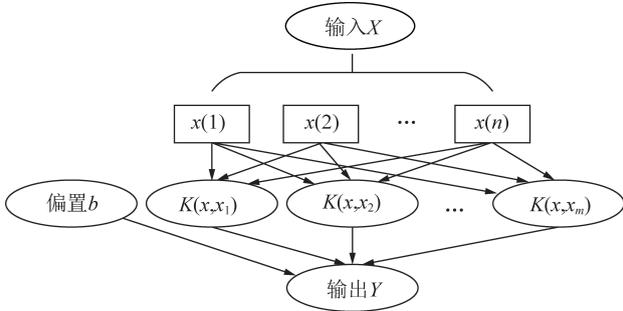


图 3 SVM 结构示意图

Fig. 3 SVM structure diagram

RF 是一种包含若干个决策树的模型,这些随机树的形成采用的是随机的方法。其基本原理是输入测试数据后,首先让每一个决策树进行单独分类,最后选取分类结果最多的那个类别作为最终输出结果。RF 结构如图 4 所示,具体流程:

(1)重采样。利用 bootstrap 方法对训练数据进行重采样,随机产生 T 个训练集,每次没有被抽到的训练数据组成 T 个袋外数据 (out-of-bag, OOB),抽到的训练数据为袋内数据 (In bag);

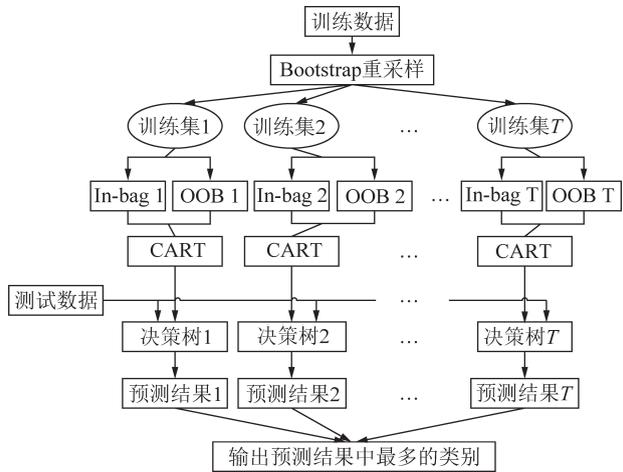


图 4 RF 模型计算流程

Fig. 4 RF model calculation process

(2)生成决策树。从每个训练集样本中的 M 个属性中随机挑选 m 个属性,作为节点分裂属性集,然后从属性集中选出最优属性进行节点分裂,构建出每

个训练集对应的 CART 树,且每棵树都保持完整成长,不进行任何裁枝,即 m 保持不变;

(3)决策。由于每个 CART 树在训练集选择和属性选择上都是随机的,因此,这 T 个决策树是独立的,将测试集输入每个决策树,得到 T 个预测结果,对于分类问题,利用少数服从多数的原则,选择输出结果最多的类别为测试集所属的类别。

3.1 数据预处理

数据是否采用归一化处理,以及不同的归一化方式对模型的准确性有着不同的影响^[19]。交叉验证 (Cross Validation, CV) 是一种测试分类器性能的统计分析方法,其基本原理是将原始数据在某种意义下分组,一部分作为训练集,一部分作为验证集,然后用训练集训练出分类模型并用验证集检验模型的准确率。其中 K 折交叉验证 (K-fold Cross Validation) 的方法可以有效避免欠学习或过学习状态的发生,能得到具有说服力的结果。笔者利用 K 折交叉验证对不同数据预处理方式得到的模型验证集准确率进行计算,进而对不同归一化方式进行选取。结果(表 4)表明,RF 和 SVM 采用 $[-1, 1]$ 归一化方式对本文的数据进行预处理,可以有效提高模型的精度。

表 4 采用不同归一化方式准确率对比

Table 4 Accuracy comparison of different normalization methods

归一化方式	准确率/%	
	支持向量机	随机森林
不进行归一化处理	88.89	94.45
$[-1, 1]$ 归一化	90.17	98.00
$[0, 1]$ 归一化	76.28	92.83

注:准确率为 10 次十折交叉验证的均值。

3.2 模型参数的选取优化

在使用 SVM 做分类预测时,需要调整惩罚系数 c 和核函数参数 g ,以得到比较理想的分类准确率。与传统的网格搜索 (Grid search) 算法寻优相比,启发式的遗传算法 (Genetic Algorithm, GA) 寻优不必遍历网格内的所有参数点,具有较强的鲁棒性,且已被证实可以在复杂的参数空间中快速选取到最佳 c, g 值^[10, 12]。因此,笔者利用 GA 算法对 SVM 的参数进行优化,建立参数优化的 GA-SVM 模型。利用 LIBSVM 工具箱^[20]、Sheffield 遗传算法工具箱和 gaSVMcgForClass 函数^[21] 实现惩罚系数 c 和核函数参数 g 的寻优,计算得到最优惩罚系数 $c = 1.996 8$,最优核函数参数 $g = 4.093 6$ 。

由 RF 模型的计算流程可知,每棵决策树在生成

时,没有被抽到的样本数据被保留在了 OOB 子集中,利用 OOB 子集数据中的样本可以计算得到每棵树的 OOB 错误率,则模型中所有决策树的 OOB 错误率均值可以对 RF 模型的性能进行评价。此外,在决策树生长过程中,节点预选变量 m 过多可能导致模型过拟合,预测精度下降^[13]。笔者利用 MATLAB 对不同决策树棵树 T 和节点预选变量 m 对应的 OOB 错误率进行计算,结果如图 5 所示。由图 5 可以看出,随着决策树棵数的增加,运算量增大,但是 OOB 错误率的降低并不明显,因此,本文所使用的 RF 模型中选取决策树棵树 $T=150$,节点预选变量 $m=1$ 。

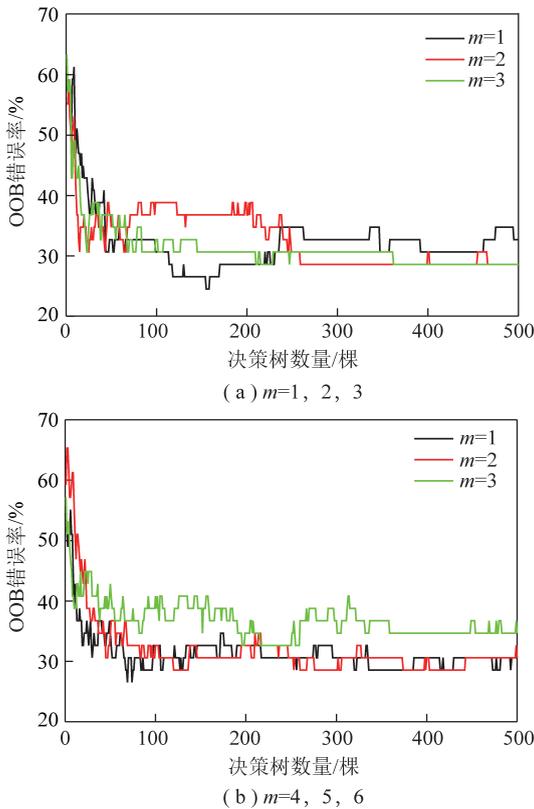


图 5 随机森林 OOB 错误率

Fig.5 OOB error rate of random forest

3.3 模型选取与水源判别

将原始数据输入模型进行 10 次十折交叉验证,得到 GA-SVM 模型和 RF 模型的训练集与验证集准确率如图 6 和表 5 所示。

从图 6 可以看出,GA-SVM 和 RF 的训练集和验证集准确率均处于高位,说明 2 种模型的预测分类结果均具有一定的可信度。GA-SVM 的训练集正确率在接近 100%处小范围波动,验证集的正确率在接近 100%处波动较大,产生了较大的预测误差,RF 训练集正确率均为 100%,验证集正确率在接近 100%处小范围波动,说明与 GA-SVM 相比,RF 可以更好地降低噪声对预测分类结果的影响,具有更好的鲁棒性,

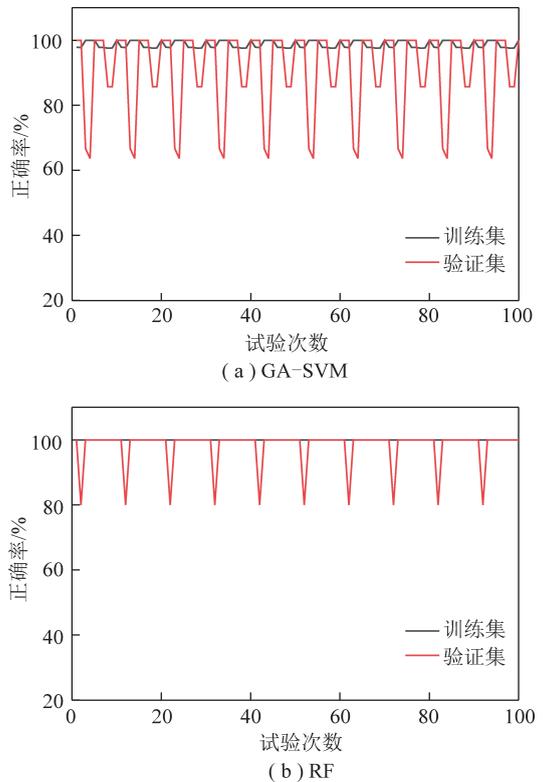


图 6 GA-SVM 和 RF10 次十折交叉验证结果对比

Fig.6 Comparison of GA-SVM and RF 10-fold cross validation results

表 5 10 次十折交叉验证正确率对比

Table 5 Comparison of 10-fold cross validation accuracy

项目	准确率/%	
	GA-SVM	RF
训练集	98.63	100
验证集	90.17	98.00

也说明了 RF 具有优于 GA-SVM 的稳定性。从表 5 可以看出,RF 的训练集准确率和验证集准确率分别为 100%和 98.00%,分别高出 GA-SVM 训练集和验证集准确率 1.37%和 7.83%。此外,SVM 在进行模型训练时,参数 c 和 g 对模型分类准确率影响较大,需要额外利用 GA 算法等方法对其进行优选,增加了模型的复杂度,而 RF 无需复杂的参数设置和优化便能得到较为满意的性能,且决策树为非线性处理器,可将 RF 视为若干个非线性关系组合形成的更为复杂的非线性关系处理器。总之, $[-1,1]$ 归一化后的 RF 模型在研究区矿井水水源判别方面与 GA-SVM 相比具有更优的性能。

将待判别的 122108 和 122109 工作面的矿井水水化学数据进行 $[-1,1]$ 归一化后输入训练好的 RF 模型,即可快速得到预测结果。RF 利用各个决策树对数据进行预测分类,且每个决策树给出一个预测分

程一致。模型水平长 5.8 km,垂向上标高在 948.66~1 288.32 m,因此,将模型 Y 轴(水平方向)剖分为 583 列,X 轴(厚度)剖分为 2 列(11.23 m),Z 轴(垂直方向)剖分为 31 层,共计 36 146 个活动单元格。

通过反复调参,使剖面渗透系数符合附近历次抽水试验成果并与岩性变化规律相对应,且剖面流场形态与实际流场形态相一致,最终利用 GMS 软件运行后,得到煤层开采前等水位线分布如图 8(a)所示。

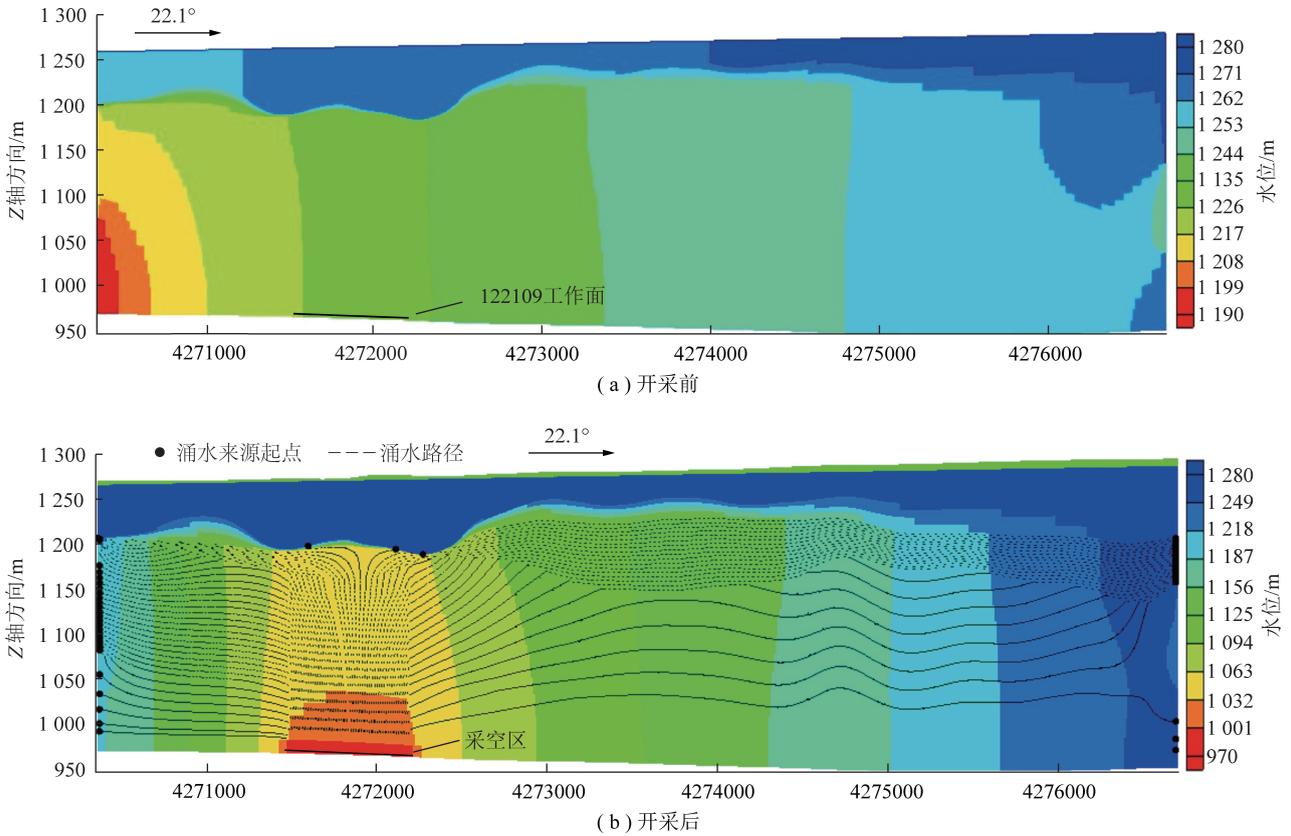


图 8 开采前后典型剖面水头分布情况

Fig. 8 Water head distribution of typical section before and after mining

4.3 采动后涌水来源情况模拟

煤层开采影响下,顶板岩体中,上部岩体的移动变形小于下部岩体,因而采空区上方的岩层会自下而上发育导水裂隙带和弯曲下沉带。其中导水裂隙带自下而上可分为垮落带和断裂带。根据岩层的断裂、开裂及离层发育程度及导水能力,可以将断裂带区域自下而上进一步分为严重断裂区、一般开裂区和微小开裂区(表 7),其中垮落带高度约为导水裂隙带高度

的 1/4,严重断裂区和一般开裂区高度约为导水裂隙带高度的 1/2,微小开裂区高度约为导水裂隙带高度的 1/4^[22]。煤层上覆岩体的断裂变形也会造成其渗透率发生变化,随着与开采煤层垂直距离的增加,导水裂隙带的渗透系数增加幅度逐渐减小,变化幅度由上至下均为开采前的 1~10 倍^[22-26]。

表 7 断裂带分区情况^[22]

Table 7 Fractured zone division^[22]

断裂带	岩层断开程度	裂隙连通性
严重断裂区	大部分岩层全厚度断开,但仍保留原有沉积层次	好
一般开裂区	岩层全厚度内未断开或很少断开,层次完整	较好
微小开裂区	部分岩层有微小裂隙,基本不断开	不太好

通过在 122109 工作面施工的“两带”钻孔的手段,以钻进过程中冲洗液漏失量、钻孔内水位变化、岩芯鉴定、钻孔电视等多种方法,综合确定 122109 工作面垮落带最大发育高度为 53.99 m,波及到延安组含水层;断裂带最大发育高度为 215.01 m,波及到风化基岩含水层。因此,结合导水裂隙带分区情况及导水裂隙带渗透系数变化情况,将模型对应导水裂隙带发育高度下部 1/4 位置、中部 1/2 位置和上部 1/4 位置渗透系数分别设置为原有 10 倍、5 倍和 2 倍。此外,根据研究区附近已有红土层采动前后压水试验成果,虽然导水裂隙带未波及到红土层,但应力的改变也导致了其渗透系数变为开采前的 10 倍^[27],将模型对应

层位渗透系数也进行调整。而红土层上覆第四系松散沉积物主要成分为细沙和少量亚沙土、亚黏土,位于弯曲下沉带,研究区已有成果表明在采动影响下,其渗透性变异程度不大,模型中对应渗透系数不做调整^[28-29]。将调整后的参数输入至模型中,使用 GMS

软件中的 Drain 模块模拟煤层开采后的情况,利用 MODPATH 模块的反向示踪功能对煤层开采后的涌水来源进行模拟,其中开采后水头分布情况如图 8(b)所示,122109 工作面矿井水来源路径情况如图 9 所示。

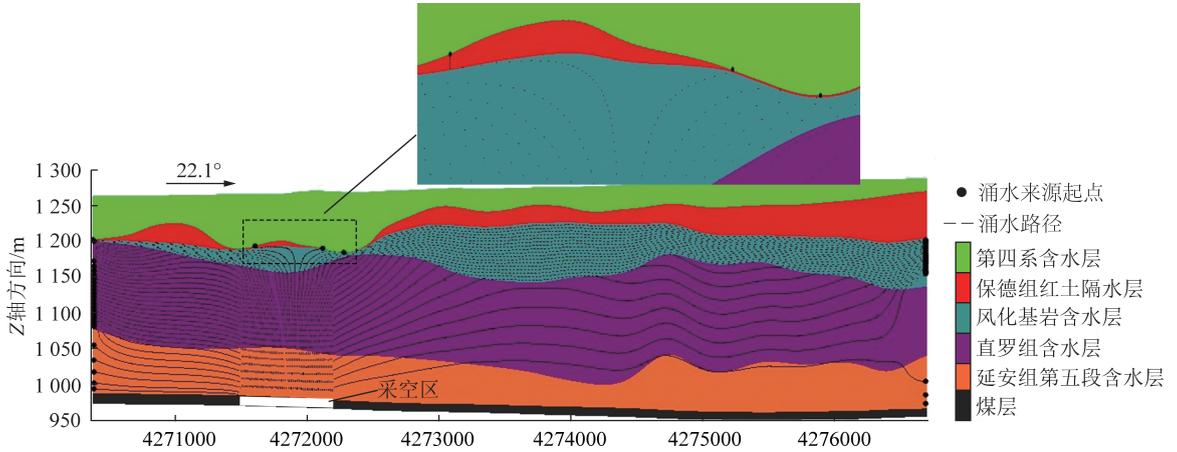


图 9 开采后涌水来源判识示意

Fig.9 Source identification diagram of water inflow after mining

从模型计算结果可以看出,开采后,典型剖面流场较开采前发生了明显变化,受煤层开采影响,采空区附近含水层水头明显降低。MODPATH 模块反向示踪计算结果显示,在红土薄弱区存在第四系水越流并通过导水裂隙带补给矿井水的情况。

5 讨 论

根据水文地球化学特征相似性和随机森林方法的判识结果,122108 工作面矿井水的主要来源为直罗组和延安组含水层地下水。此工作面北部紧邻的 122106 工作面“三带”发育规律研究项目,通过理论分析、现场实测、物理相似模拟及数值计算等方法,综合确定导水裂隙带最大发育高度为 162.0 m,波及到直罗组地层,与水文地球化学和随机森林方法判识结果吻合。可以确定 122108 工作面矿井涌水的主要来源为直罗组和延安组含水层。

水文地球化学特征相似性判识 122109 工作面矿井水主要来源为深层直罗组或延安组含水层地下水,而随机森林方法判识结果显示其主要来源为第四系含水层地下水。通过引入典型剖面二维地下水数值模拟的方法,发现存在第四系含水层地下水通过红土薄弱区和缺失区及导水裂隙带涌入 122109 工作面的情况。研究区内保德组红土结构致密,半坚硬状,透水性差,分布连续,是较为稳定的隔水层。因此,当导水裂隙带发育至安定组风化基岩含水层时,红土层是否可以有效阻隔第四系水越流补给安定组风化基岩

含水层,直接影响到 122109 工作面矿井水是否存在第四系含水层地下水作为来源。收集整理研究区范围内各类钻孔共 129 个,插值生成煤矿矿权范围内红土厚度分布图,并将收集整理的水化学数据中,存在坐标的 14 个第四系含水层取样点和 14 个风化基岩含水层取样点投射至红土厚度分布图,最终成图如图 7 所示。

从图 7 可以看出,研究区红土分布情况为中部及东部较厚,厚度可达 50~134 m;而研究区西部红土较薄,厚度普遍在 50 m 以下,且存在红土缺失区,经计算,缺失区面积为 1.13 km²。由前文分析可知,研究区第四系地下水中阳离子为 Ca²⁺,而风化层水无主导离子。结合图水化学类型分布情况来看,在中部和东部红土较厚区,风化层水中 Ca²⁺质量浓度不大,其与临近的第四系水水化学类型存在明显差异,而在红土薄弱区,特别是在红土缺失区,风化层水中 Ca²⁺质量浓度显著增加。经进一步计算发现,研究区第四系水中 Ca²⁺毫克当量百分比平均为 61.60%,红土厚度 15~134 m 处 Ca²⁺毫克当量百分比平均为 31.77%,而红土厚度 0~15 m 处 Ca²⁺毫克当量百分比平均为 40.82%。对比分析判断,在西部红土缺失区和薄弱区,第四系含水层与风化层水之间存在水力联系。考虑到红土缺失区域与 122109 工作面存在重叠,重叠面积为 0.17 km²,因此,在红土缺失区域内,存在第四系含水层地下水通过导水裂隙带涌入 122109 工作面的情况,这与随机森林判识和典型剖面二维数值模拟

判识结果相吻合。水文地球化学特征相似性判识 122109 工作面涌水来源为直罗组或延安组含水层地下水,可能是因为判识过程仅参照了 K^+ , Na^+ , Ca^{2+} , Mg^{2+} 等常规离子质量浓度,忽略了 pH、TDS、总硬度和总碱度等理化指标,导致判识结果出现误差。此外,在实际生产过程中,122108 工作面平均涌水量约为 $341.21 \text{ m}^3/\text{h}$,而 122109 工作面平均涌水量约为 $758.33 \text{ m}^3/\text{h}$,达到 122108 工作面涌水量的 2.22 倍,结合 122109 工作面上部存在 0.17 km^2 红土缺失区,且第四系萨拉乌苏组含水层水量大的特点,综合判断 122109 工作面涌水主要来源于第四系含水层地下水。

6 结 论

(1) 通过水文地球化学的原理和方法,对曹家滩煤矿地下水特征机理进行了研究,赋予了机器学习定量判识结果实际意义。发现随着深度的增加,研究区地下水中阴离子始终以 HCO_3^- 为主导,而阳离子则呈现由 Ca^{2+} 为主导过渡到 $\text{Na}^+ + \text{K}^+$ 为主导的趋势。

(2) 通过十折交叉验证方法,得出 RF 方法正确率为 98.00%,优于 GA-SVM 的 90.17%。此外,SVM 需要额外利用 GA 算法等方法对参数 c 和 g 进行优选,增加了模型的复杂度,而 RF 无需复杂的参数设置和优化便能得到较为满意的性能。因此,利用 RF 得出 122108 工作面涌水来源于直罗组和延安组含水层地下水,而 122109 工作面涌水来源于第四系含水层地下水。

(3) 选取 122109 工作面取样点附近典型剖面,利用反向示踪原理,结合曹家滩矿水文地质条件、工程地质条件和抽水试验渗透系数等信息,建立 MOD-PATH 矿井涌(突)水渗流场可视化模型,实现涌水路径的可视化输出,并对 RF 判识结果进行验证。结果显示,122109 工作面在红土薄弱区和缺失区位置,存在第四系含水层地下水通过导水裂隙带涌入工作面的情况。

(4) 基于水化学场机器学习分析与水动力场反向示踪模拟耦合的矿井涌(突)水水源综合判识结果,结合工程实例进行讨论验证分析,发现判识结果与工程实际情况相吻合,证明该方法具有较高的准确性和可信程度。最终判断 122108 工作面涌水来源于直罗组和延安组含水层地下水,122109 工作面涌水来源于第四系含水层地下水。判识结果可为曹家滩煤矿以后防治水工作的开展提供参考依据。

参考文献 (References):

[1] 谢和平,吴立新,郑德志. 2025 年中国能源消费及煤炭需求预测

[J]. 煤炭学报,2019,44(7):1949-1960.

XIE Heping, WU Lixin, ZHENG Dezhi. Prediction on the energy consumption and coal demand of China in 2025 [J]. Journal of China Coal Society, 2019, 44(7): 1949-1960.

[2] 穆文平. 北阳庄矿煤层底板断层突水机理与岩溶水疏降水量预测[D]. 北京:中国矿业大学(北京),2018.

MU Wenping. Mechanism of water inrush on faults of coal seam floor and prediction of dewatering rate from karst aquifers in Beiyangzhuang mine [D]. Beijing: China University of Mining & Technology-Beijing, 2018.

[3] 景国勋,秦瑞琪. 2011—2020 年我国煤矿水害事故相关因素特征分析[J]. 安全与环境学报,2022,22(4):2297-2304.

JING Guoxun, QIN Ruiqi. Analysis on the characteristics of correlative factors in coal mine water disasters from 2011 to 2020 [J]. Journal of Safety and Environment, 2022, 22(4): 2297-2304.

[4] WANG Yi, YANG Weifeng, LI Ming, et al. Risk assessment of floor water inrush in coal mines based on secondary fuzzy comprehensive evaluation [J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 2012, 52: 50-55.

[5] 马济国,姜春露,朱赛君,等. 基于主成分分析的潘谢矿区突水水源 Fisher 判别模型[J]. 煤炭技术,2020,39(9):132-134.

MA Jiguo, JIANG Chunlu, ZHU Saijun, et al. Fisher discriminant model of water inrush source in Panxie mining area based on principal component analysis [J]. Coal Technology, 2020, 39(9): 132-134.

[6] WU Qiang, MU Wenping, XING Yuan, et al. Source discrimination of mine water inrush using multiple methods: A case study from the Beiyangzhuang Mine, Northern China [J]. Bulletin of Engineering Geology and the Environment, 2019, 78(1): 469-482.

[7] 董东林,张健,林刚,等. 矿井涌(突)水源混合水识别模型研究[J]. 煤炭工程,2020,52(12):124-127.

DONG Donglin, ZHANG Jian, LIN Gang, et al. Identification model of the source of water-inrush [J]. Coal Engineering, 2020, 52(12): 124-127.

[8] 周健,史秀志,王怀勇. 矿井突水水源识别的距离判别分析模型[J]. 煤炭学报,2010,35(2):278-282.

ZHOU Jian, SHI Xiuzhi, WANG Huaiyong. Water-bursting source determination of mine based on distance discriminant analysis model [J]. Journal of China Coal Society, 2010, 35(2): 278-282.

[9] 王心义,徐涛,黄丹. 距离判别法在相似矿区突水水源识别中的应用[J]. 煤炭学报,2011,36(8):1354-1358.

WANG Xinyi, XU Tao, HUANG Dan. Application of distance discriminant in identifying water inrush resource in similar coalmine [J]. Journal of China Coal Society, 2011, 36(8): 1354-1358.

[10] 刘东锐,赵国彦,彭康. 矿井水源判别的 GA-SVM 模型研究[J]. 安全与环境学报,2015,15(1):35-39.

LIU Dongrui, ZHAO Guoyan, PENG Kang. GA-SVM model for mining water discrimination [J]. Journal of Safety and Environment, 2015, 15(1): 35-39.

[11] 杨勇. 矿井突水水源类型在线判别理论与方法研究[D]. 徐州:中国矿业大学,2018.

YANG Yong. Research on the on-line discriminant theory

- and methods of mine inrush water[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2018.
- [12] 慕灯聪. 矿井突水水源在线识别模型研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2017.
- MU Dengcong. Study on on-line identification model of source of mine water inrush[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2017.
- [13] 郝谦, 武雄, 穆文平, 等. 基于随机森林模型判别矿井涌(突)水水源[J]. 科学技术与工程, 2020, 20(16): 6411-6418.
- HAO Qian, WU Xiong, MU Wenping, et al. Groundwater source determination of mine inflow or inrush using a random forest model[J]. Science Technology and Engineering, 2020, 20(16): 6411-6418.
- [14] 邓军, 雷昌奎, 曹凯, 等. 采空区煤自燃预测的随机森林方法[J]. 煤炭学报, 2018, 43(10): 2800-2808.
- DENG Jun, LEI Changkui, CAO Kai, et al. Random forest method for predicting coal spontaneous combustion in gob[J]. Journal of China Coal Society, 2018, 43(10): 2800-2808.
- [15] 解欢. 陕北大纪汗沙地治理的节水特性分析及土地质量评价[D]. 西安: 西安理工大学, 2019.
- XIE Huan. Analysis of water-saving characteristics and evaluation of land quality in Dajihan sandy land of Northern Shanxi Province major; Soil and water conservation and desertification control[D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2019.
- [16] WANG Zhuoran, TIAN Xiao, WU Xiong. Hydrochemical characteristics and quality assessment of shallow groundwater and CBM co-produced water in the Shizhuangnan block, Qinshui Basin, China[J]. Environmental Earth Sciences, 2018, 77(3): 1-19.
- [17] 刘慧, 白皓, 田国林. 神木市窟野河流域地下水水化学时空演化特征[J]. 人民黄河, 2019, 41(8): 76-81.
- LIU Hui, BAI Hao, TIAN Guolin. Spatial-temporal variations of groundwater hydrochemical characteristics in the Kuye River Basin of Shenmu[J]. Yellow River, 2019, 41(8): 76-81.
- [18] CORTES Corinna, VAPNIK Vladimir. Support-vector networks[J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273-297.
- [19] RAJAEI Taher, KHANI Salar, RAVANSALAR Masoud. Artificial intelligence-based single and hybrid models for prediction of water quality in rivers; A review[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2020, 200.
- [20] CHANG C C, LIN C J. Libsvm: A library for support vector machines[J]. Acm Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2011, 2(3): 1-27.
- [21] LI Yang. Libsvm-Faroutultimate: A toolbox with implements for support vector machines based on libsvm [EB/OL]. <http://www.matlabsky.com>.
- [22] 孟召平, 张娟, 师修昌, 等. 煤矿采空区岩体渗透性计算模型及其数值模拟分析[J]. 煤炭学报, 2016, 41(8): 1997-2005.
- MENG Zhaoping, ZHANG Juan, SHI Xiuchang, et al. Calculation model of rock mass permeability in coal mine goaf and its numerical simulation analysis[J]. Journal of China Coal Society, 2016, 41(8): 1997-2005.
- [23] 师修昌. 煤炭开采上覆岩层变形破坏及其渗透性评价研究[D]. 北京: 中国矿业大学(北京), 2016.
- SHI Xiuchang. Study on deformation-failure of overlying strata induced by coal mining and its permeability assessment[D]. Beijing: China University of Mining & Technology-Beijing, 2016.
- [24] 徐智敏, 孙亚军, 高尚, 等. 干旱矿区采动顶板导水裂隙的演化规律及保水采煤意义[J]. 煤炭学报, 2019, 44(3): 767-776.
- XU Zhimin, SUN Yajun, GAO Shang, et al. Law of mining induced water conduction fissure in arid mining area and its significance in water-preserved coal mining[J]. Journal of China Coal Society, 2019, 44(3): 767-776.
- [25] 梁涛, 刘晓丽, 王思敬. 采动裂隙扩展规律及渗透特性分形研究[J]. 煤炭学报, 2019, 44(12): 3729-3739.
- LIANG Tao, LIU Xiaoli, WANG Sijing. Fractal study on the crack network evolution and permeability change in mining rock mass[J]. Journal of China Coal Society, 2019, 44(12): 3729-3739.
- [26] 程香港, 乔伟, 李路, 等. 煤层覆岩采动裂隙应力-渗流耦合模型及涌水量预测[J]. 煤炭学报, 2020, 45(8): 2890-2900.
- CHENG Xianggang, QIAO Wei, LI Lu, et al. Model of mining-induced fracture stress-seepage coupling in coal seam overburden and prediction of mine inflow[J]. Journal of China Coal Society, 2020, 45(8): 2890-2900.
- [27] 王启庆. 西北沟壑下垫层 N2 红土采动破坏灾害演化机理研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2017.
- WANG Qiqing. Study on the evolution mechanism of disasters induced by mining-induced failure of N2 laterite in gully cushion, Northwestern China[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2017.
- [28] 赵春虎, 靳德武, 王皓, 等. 榆神矿区中深煤层开采覆岩损伤变形与含水层失水模型构建[J]. 煤炭学报, 2019, 44(7): 2227-2235.
- ZHAO Chunhu, JIN Dewu, WANG Hao, et al. Construction and application of overburden damage and aquifer water loss model in medium-deep buried coal seam mining in Yushen mining area[J]. Journal of China Coal Society, 2019, 44(7): 2227-2235.
- [29] 赵春虎. 深埋煤层采动覆岩渗透能力变异与地下水响应模拟[J]. 南水北调与水利科技, 2018, 16(2): 171-176.
- ZHAO Chunhu. Study on permeability variation and groundwater response under disturbance of deep coal seam mining[J]. South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology, 2018, 16(2): 171-176.