



移动扫码阅读

DOI: 10.13347/j.cnki.mkaq.20230497

吴盾, 李波, 魏超, 等. 基于锶同位素的潘二煤矿相邻灰岩含水层突水水源判识模型研究[J]. 煤矿安全, 2024, 55(5): 204–212.

WU Dun, LI Bo, WEI Chao, et al. Study on identification model of water inrush source from adjacent limestone aquifer in Paner Coal Mine based on strontium isotope[J]. Safety in Coal Mines, 2024, 55(5): 204–212.

基于锶同位素的潘二煤矿相邻灰岩含水层 突水水源判识模型研究

吴盾^{1,2,3}, 李波², 魏超⁴, 吴坚², 陆建伟²

(1.陕西省煤矿水害防治技术重点实验室, 陕西 西安 710077; 2.安徽建筑大学土木工程学院, 安徽 合肥 230601;
3.中国科学技术大学地球和空间科学学院, 安徽 合肥 230026; 4.安徽省煤田地质局勘查研究院, 安徽 合肥 230600)

摘要: 矿井突水是采矿生产过程中威胁最大的地质灾害之一, 快速有效地判别突水水源是预防矿井水害的关键所在。通过分析潘二煤矿含水层的水化学性质, 开展了相邻水岩水锶同位素的测试与分析, 选取⁸⁷Sr/⁸⁶Sr、Ca²⁺、Na⁺+K⁺、Mg²⁺、HCO₃⁻、SO₄²⁻、Cl⁻ 7 个判别指标, 结合主成分分析与 Fisher 理论、主成分分析与距离判别理论、主成分分析与 BP 神经网络, 分别建立基于锶同位素的混合水源判别模型(Sr-F 模型、Sr-D 模型、Sr-B 模型), 利用模型对未知水样进行判识。结果表明: 基于锶同位素的 Sr-B 判识模型的判识效果最好, 其准确率达到 95%; 基于主成分分析与 BP 神经网络突水水源判别模型能够有效地提高突水水源识别精度, 能准确地判识相邻灰岩含水层突水水源, 为矿井安全生产提供保障。

关键词: 锶同位素; 相邻含水层; 水源判别; 多模型; 矿井突水

中图分类号: TD745

文献标志码: B

文章编号: 1003-496X(2024)05-0204-09

Study on identification model of water inrush source from adjacent limestone aquifer in Paner Coal Mine based on strontium isotope

WU Dun^{1,2,3}, LI Bo², WEI Chao⁴, WU Jian², LU Jianwei²

(1. Shaanxi Province Key Laboratory of Coal Mine Water Disaster Prevention and Control Technology, Xi'an 710077, China;
2. College of Civil Engineering, Anhui Jianzhu University, Hefei 230601, China; 3. School of Earth and Space Sciences,
University of Science and Technology of China, Hefei 230026, China; 4. Anhui Province Coalfield Geology Bureau
Exploration Research Institute, Hefei 230600, China)

Abstract: Mine sudden water is one of the most threatening geological hazards during mining production, so rapid and effective identification of sudden water sources is the key to prevent mine water damage. In this study, we analyzed the water chemistry of Panji Coal Mine aquifer and carried out the testing and analysis of strontium isotopes of water in the adjacent water rock, selected seven discriminatory indexes: ⁸⁷Sr/⁸⁶Sr, Ca²⁺, Na⁺+K⁺, Mg²⁺, HCO₃⁻, SO₄²⁻, Cl⁻, combined with principal component analysis and Fisher's theory, principal component analysis and distance discriminatory theory, principal component analysis and BP Neural network, to establish the discriminatory models of mixed water sources based on strontium isotopes (Sr-F model, Sr-D model, Sr-B model), and use the models to discriminate unknown water samples. The results show that the Sr-B model based on strontium isotopes has the best discriminative effect, and its accuracy reaches 95%. Therefore, the identification model of water inrush sources

收稿日期: 2023-04-14 修回日期: 2024-01-30 责任编辑: 庚馨杰

基金项目: 陕西省煤矿水害防治技术重点实验室开放基金资助项目(2021SKMS06); 安徽省深地钻探工程研究中心开放基金资助项目(2022AHSD03)

作者简介: 吴盾(1985—), 男, 安徽合肥人, 副教授, 博士, 从事煤地质与煤地球化学方面的教学与研究工作。E-mail: wudun@ahjzu.edu.cn

based on principal component analysis and BP neural network can effectively improve the identification accuracy of water inrush sources, accurately identify water inrush sources in adjacent limestone aquifers, and provide guarantee for mine safety production.

Key words: strontium isotope; adjacent aquifers; water source discrimination; multiple models; mine water inrush

煤炭在我国能源结构中占据较大比重,随着经济的发展,能源需求也日益增长,开采范围也将转向深部^[1-2],而深部矿井的采空区补给含水层多且复杂,会对采空区积水产生影响,因此,矿井突水成为采矿生产过程中威胁最大的地质灾害之一。

突水问题的关键性使得不少专家学者研究探讨,提出了许多突水水源判定方法。樊振丽^[3]基于灰色关联分析的方法,对袁店二矿 F₄ 断层突水进行判别;杨飞等^[4]建立了徐庄矿 Piper 图离子库分区,根据离子守恒动态判别突水水源,同时,为了提高判识的精准性,多个方法耦合的水源识别模型也不断被提出;孙福勋等^[5]将质心距评价法在 Fisher 判别分析中得到应用,将判别准确率提高到了 83.3%;肖乐乐等^[6]构建了 PCA-Fisher 水源判别模型,消除了样本间的信息叠加,使判别的结果更加准确;宋立兵等^[7]在 Bayes 判别分析前,引入 OT-Regression 对待测样本的离群值进行校正,用 Bayes 判别模型分析验证了训练结果;邵良杉等^[8]针对判别指标变量间的信息冗余和水源判别正确率低等问题,首次引入粒子群优化支持向量机模型和 MIV 算法,构建了全新的水源判别算法;曲兴玥等^[9]在距离判别模型中引入 SSPP 因子有效降维化学指标数据;李兴莉等^[10]利用遗传算法(GA)优化 BP 神经网络的权值和阈值,结果表明,判别模型具有更高的突水判别精度和可靠性。

上述研究提高了突水水源判别的准确性,对一般突水水源能够很好的判别,但是对水力联系密切的相邻含水层,如:石炭系太原组石灰岩含水层和奥陶系马家沟组白云岩含水层(即奥灰水和太灰水),模型的判别效果较差。准确识别突水水源是及时分析突水原因和矿井防治水的关键环节。因此需要更加有效的判识模型对这类灰岩水精准判识。

而非传统同位素如:氯同位素(³⁷Cl)、锶同位素(⁸⁷Sr/⁸⁶Sr)等广泛存在水体中^[11],反映了物质来源变化、地下水的扩散作用、混合作用以及地下水中盐分来源等,可用于煤矿突水水源的判别。安艳晴^[12]利用 Sr²⁺、⁸⁷Sr/⁸⁶Sr、 $\delta^{13}\text{C}$ 作为判别因子

构建 Fisher 判别法,判别出新集二矿含水层中的砂岩水和太灰水;汪洋^[13]利用¹⁴C 等指标构建同位素线性混合模型定量分析计算各含水层间补给关系及补给量;黄望望^[14]通过分析 $\delta^{37}\text{Cl}$ 、⁸⁷Sr/⁸⁶Sr 与常规离子的关系来精确判别出新集矿区含水层中的太灰水和奥灰水。

为此,选取非传统同位素⁸⁷Sr/⁸⁶Sr 与常规水化学离子,构建基于锶同位素的 Sr-F 模型、Sr-D 模型、Sr-B 模型,来判别潘二矿相邻含水层(即奥灰水和太灰水)的突水水源,得出相对最优判识模型,为煤矿防治水方面工作提供参考和指导。

1 样品采样与试验分析

1.1 灰岩水样品采集与测试

1)灰岩水样采集。淮南矿业集团潘二煤矿位于淮南市境内的中北部边缘,是淮南矿业集团的主力生产矿井,矿井年生产能力 380 万 t,主采 A 组煤,A 组煤为早二叠系山西组煤。潘二煤矿含水层为石炭—二叠系煤田,上覆巨厚松散层,局部古近系“红层”发育,下伏太原组灰岩和奥陶系灰岩发育。自上而下,淮南煤田发育新生界松散砂层孔隙水、二叠系煤系砂岩裂隙水含水层、石炭系太原组石灰岩岩溶裂隙水、奥陶系白云岩岩溶裂隙水和寒武系白云岩岩溶裂隙水充水含水层。按矿井开采进水方式可分为顶板间接充水含水层,(顶/底板)直接充水含水层和底板间接充水含水层,其中奥灰含水层与太灰含水层为相邻含水层。为此,利用定向钻分别钻至石炭系太原组石灰岩含水层和奥陶系马家沟组白云岩含水层,来采集纯净的单一含水层水样,太原组和马家沟组水样各取 30 件,共 60 件。采样时使用聚乙烯塑料瓶采集 1 000 mL 矿井水水样,经 0.45 μm 滤膜过滤后,于 0~4 $^{\circ}\text{C}$ 保存,采样容器均需用 3% 的 HNO₃ 浸泡 24 h,然后用去离子水多次清洗直至干净,水样品共计 60 件。

2)常规水化学离子测试。阳离子(K⁺、Na⁺、Ca²⁺和 Mg²⁺)水样经过 0.45 μm 滤膜过滤,加 HNO₃ 酸化后,采用电感耦合等离子体发射光谱仪(IRIS Intrepid II XSP)。所有样品重复测试 3 遍,以保证其准确度,测试精度为 0.01 mg/L。测试方

法参照 HJ/76—2015 标准。阴离子(SO₄²⁻、Cl⁻)的浓度采用离子色谱仪进行测定,仪器型号为 ICP-1500;HCO₃⁻测试采用双指示剂滴定法,测试方法参照 HJ/T84—2001 标准。

3)非传统同位素⁸⁷Sr/⁸⁶Sr 及 Sr²⁺测试。Sr²⁺采用电感耦合等离子体质谱(ICP-MS)测试,水样置于聚四氟乙烯消解罐中,加入 5 mL HNO₃ 和 2 mL 30% 的 H₂O₂,在消解仪中进行消解,样品经冷却、过滤到 50 mL 比色管中定容,采用电感耦合等离子体质谱(ICP-MS)测试。⁸⁷Sr/⁸⁶Sr 同位素采用固体质谱计 Triton(000682 T)测试,取 500 mL 水样蒸干后,将残渣溶解在 0.5 mL HNO₃ 和 0.5 mL HCl

混合溶液中蒸干,然后再溶解在 5 mL 浓度为 1.5 mol/L 的 HCl 中用离心机分离,吸取清液,放在小型聚四氟乙烯蒸发皿中蒸干,蒸干后溶解在 2 mL 浓度为 1.5 mol/L 的 HCl 中,最后用离子交换柱分离,使用 NISTSRM987Sr 同位素标准物质为标样,测试方法参照 GB/T 37848—2019(上述测试均在中国科学技术大学理化科学实验中心完成)。

1.2 相邻含水层水样品的地球化学特征

1.2.1 常规水化学特征

通过对潘二煤矿邻近含水层水样进行常规水化学分析,获得邻近含水层的常规水化学特征。60 件水样品的常规水化学指标的测试结果见表 1。

表 1 60 件水样品的常规水化学指标的测试结果

Table 1 Hydrochemical characteristics of 60 water samples

样品编号	样品类型	Ca ²⁺ /(mg·L ⁻¹)	Mg ²⁺ /(mg·L ⁻¹)	K ⁺ +Na ⁺ /(mg·L ⁻¹)	HCO ₃ ⁻ /(mg·L ⁻¹)	Cl ⁻ /(mg·L ⁻¹)	SO ₄ ²⁻ /(mg·L ⁻¹)
1	太灰水	31.12	15.12	112.56	150.11	26.06	211.33
2	太灰水	35.14	27.27	1 088.40	268.97	975.20	895.63
3	太灰水	31.12	6.30	256.92	31.27	210.41	307.39
4	太灰水	12.02	1.22	1 169.21	1 113.62	1 008.55	16.81
5	太灰水	8.02	2.43	1 222.99	1 226.50	957.15	57.64
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
26	太灰水	193.75	25.83	1 149.13	600.44	1 032.05	493.17
27	太灰水	89.14	25.61	422.39	617.61	128.52	821.71
28	太灰水	125.99	2.98	896.82	101.96	185.74	564.81
29	太灰水	188.63	3.14	1 166.96	369.10	885.32	816.79
30	太灰水	74.10	13.44	239.16	277.37	718.23	826.76
标准差	太灰水	63.66	9.91	401.02	531.55	361.79	304.62
31	奥灰水	81.43	31.36	743.47	318.98	942.63	317.80
32	奥灰水	47.71	15.12	982.38	350.25	734.51	537.94
33	奥灰水	69.76	26.69	768.39	343.98	749.40	521.80
34	奥灰水	52.49	21.87	744.37	330.98	809.12	320.44
35	奥灰水	72.75	20.69	824.57	324.21	825.91	375.67
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
56	奥灰水	59.30	25.01	867.17	341.14	940.75	330.00
57	奥灰水	59.76	16.55	914.51	341.91	736.06	454.44
58	奥灰水	65.28	19.09	793.79	326.54	824.97	501.69
59	奥灰水	56.25	28.00	778.68	325.90	834.41	468.33
60	奥灰水	80.99	24.29	884.22	323.95	768.40	379.95
标准差	奥灰水	9.89	5.03	74.60	9.32	55.98	69.07

通过对水样品常规离子含量的数理统计分析,发现太灰水水样的 Ca²⁺、Mg²⁺、K⁺+Na⁺、HCO₃⁻、Cl⁻和 SO₄²⁻含量的平均值分别为 74.10 mg/L($n=30$, 1 倍标准差=63.66)、11.92 mg/L($n=30$, 1 倍

标准差=9.91)、705.77 mg/L($n=30$, 1 倍标准差=401.02)、640.38 mg/L($n=30$, 1 倍标准差=531.55)、626.93 mg/L($n=30$, 1 倍标准差=361.80)和 404.11 mg/L($n=30$, 1 倍标准差=304.62),奥灰水水样为:

64.01 mg/L($n=30$, 1 倍标准差=9.89)、23.80 mg/L($n=30$, 1 倍标准差=5.03)、842.63 mg/L($n=30$, 1 倍标准差=74.60)、333.02 mg/L($n=30$, 1 倍标准差=9.32)、964.11 mg/L($n=30$, 1 倍标准差=55.98)和 430.31 mg/L($n=30$, 1 倍标准差=69.07)。从上述统计的平均值来看,太灰水和奥灰水水样的常规离子含量差异较小。此外,太灰水和奥灰水的离子高低变化顺序大体一致,表现为阳离子为: $K^+ + Na^+ > Ca^{2+} > Mg^{2+}$,而两者阴离子含量高低变化顺序略有不同,即太灰水为 $HCO_3^- > Cl^- > SO_4^{2-}$,奥灰水为 $Cl^- > HCO_3^- > SO_4^{2-}$ 。

根据上述数据,绘制的水样品水化学特征的 Piper 三线图如图 1 所示。

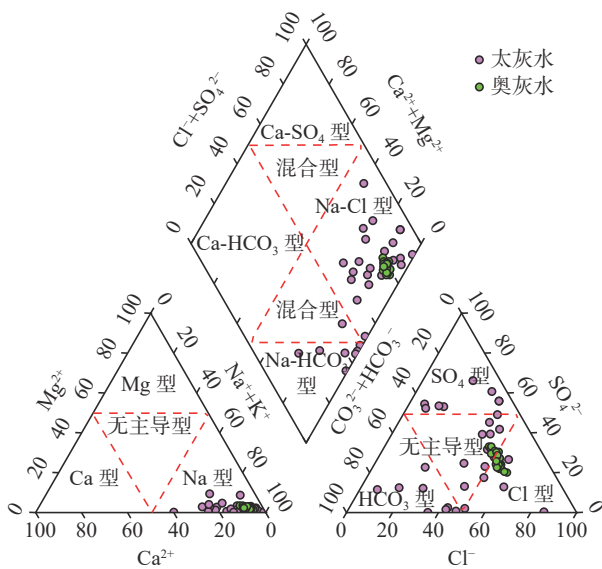


图 1 水样品水化学特征的 Piper 三线图

Fig.1 Piper three-line diagram of hydrochemical characteristics of water samples

由图 1 可以看出:太灰水的水化学成分分布较广泛, HCO_3^- 和 Cl^- 的当量百分比含量比较分散; Na^{2+} 的当量百分比含量在 65% 以上,其他离子含量都较低;奥灰水分布较为集中,主要以 Na^{2+} 、 Cl^- 为主,其中 Na^{2+} 的当量百分比占 80% 以上, Cl^- 的当量百分比含量占 50%-70% 之间。可得到太灰水和奥灰水的水化学类型,太灰水的水化学类型主要为 $Cl \cdot HCO_3 \cdot K + Na$ 型和 $Cl \cdot Na$ 型,含水层岩性主要为:石灰岩、砂岩、页岩等,含水层中 K^+ 、 Na^+ 、 Cl^- 主要是由于太灰水封闭性较好,径流过程中发生的水岩作用,使得沉积盐中的 K^+ 、 Na^+ 、 Cl^- 释放到水中, HCO_3^- 主要来自方解石和白云石

的溶滤作用^[15],还与微生物活动有关^[16];奥灰水的水化学类型主要为 $Cl \cdot Na$ 型,含水层岩性主要为白云质灰岩,局部方解石脉填充,含水层中 Na^+ 、 Cl^- 主要来自盐岩的风化作用,而阳离子交换作用使得 Na^+ 浓度大于 Cl^- 浓度^[15]。含水层中的离子主要来自周围的岩石,而石灰岩以碳酸钙为主、白云质灰岩以碳酸钙镁为主,因此,潘二煤矿太灰水与奥灰水的主要离子含量接近,二者的水化学类型也相似,因此,仅仅通过常规离子含量的差异难以有效判识邻近含水层突水水源。

1.2.2 相邻含水层水样品中 Sr 的含量和同位素特征

地质学中锶同位素组成通常指 $^{87}Sr/^{86}Sr$,其变化主要反映了物质来源变化,所以锶同位素及其比值($^{87}Sr/^{86}Sr$)与 Ca、Mg 等元素及其组合可以广泛用于分析地下水的循环与演化,指示地下水水岩作用强度^[17], Sr^{2+} 及 $^{87}Sr/^{86}Sr$ 测定结果分别列于各水样品中。60 件水样品的 $^{87}Sr/^{86}Sr$ 结果见表 2。

表 2 60 件水样品的 $^{87}Sr/^{86}Sr$ 结果

Table 2 $^{87}Sr/^{86}Sr$ results for 60 water samples

样品编号	含水层	$Sr^{2+}/(mg \cdot L^{-1})$	$^{87}Sr/^{86}Sr$ 比值/%	相对误差/%
1	太灰水	7.649 44	0.710 61	-0.22
2	太灰水	7.035 73	0.710 43	0.08
3	太灰水	8.682 02	0.710 49	0.01
4	太灰水	9.811 30	0.711 77	0.16
5	太灰水	9.848 15	0.710 40	0.35
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
26	太灰水	12.593 31	0.710 53	-0.08
27	太灰水	4.177 07	0.711 30	0.13
28	太灰水	7.311 35	0.710 24	-0.11
29	太灰水	1.533 09	0.711 26	-0.10
30	太灰水	8.370 70	0.711 44	0.32
平均值	太灰水	9.350 0	0.710 98	
标准差	太灰水	3.430 0	0.000 47	
31	奥灰水	2.091 75	0.712 15	0.07
32	奥灰水	3.950 34	0.712 01	0.02
33	奥灰水	1.350 58	0.712 14	-0.11
34	奥灰水	2.069 07	0.711 45	0.07
35	奥灰水	5.341 54	0.712 36	0.26
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
56	奥灰水	4.651 96	0.712 35	-0.06
57	奥灰水	4.291 86	0.712 52	0.30
58	奥灰水	1.812 11	0.712 08	0.18
59	奥灰水	4.428 72	0.712 35	0.23
60	奥灰水	3.824 09	0.712 26	0.33
平均值	奥灰水	3.010 0	0.712 26	
标准差	奥灰水	1.450 0	0.000 17	

根据表 2 中数据绘制不同含水层的 $^{87}\text{Sr}/^{86}\text{Sr}$ 与 Sr^{2+} 关系图和不同含水层 $^{87}\text{Sr}/^{86}\text{Sr}$ 的变化,不同含水层的 Sr 元素分布关系如图 2 所示。

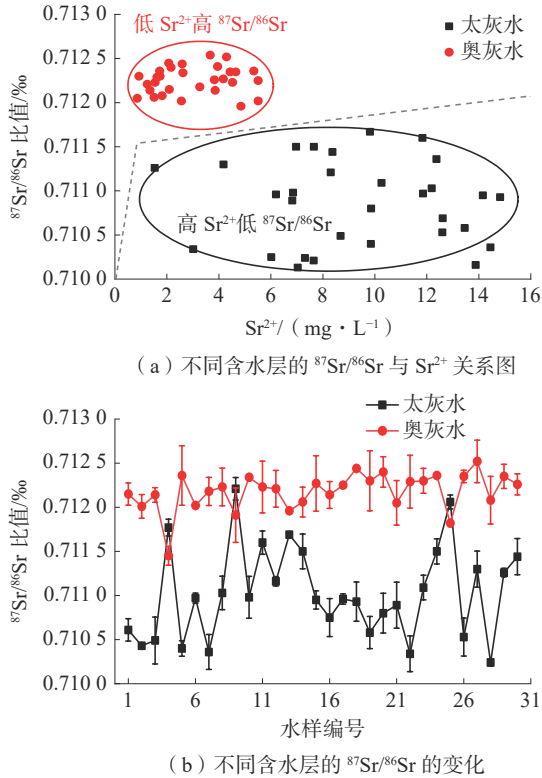


图 2 不同含水层的 Sr 元素分布关系

Fig.2 Distribution relationships of Sr elements in different aquifers

由图 2 可以看出:太灰含水层水样总体上呈高 Sr^{2+} 与低 $^{87}\text{Sr}/^{86}\text{Sr}$ 比值趋势,据相关研究表明,可能与太灰水埋深较大有关;而奥灰含水层水样呈低 Sr^{2+} 与高 $^{87}\text{Sr}/^{86}\text{Sr}$ 比值趋势,据相关研究表明,可能是与地下水的年龄较老有关,是水-岩作用“时间积累效应”的反映^[18]。除 3 个太灰含水层水样以外,其余水样的 $^{87}\text{Sr}/^{86}\text{Sr}$ 值均低于奥灰含水层水样。同时,太灰水和奥灰水在铷同位素方面表现出一定的差异。

上述研究结果表明: Sr 在地下水含量低,易受所流经区域岩石、矿物成分及同位素交换作用的影响,因此地下水 $^{87}\text{Sr}/^{86}\text{Sr}$ 比值反映了所流经区域岩石、矿物的同位素成分特征^[19],此外由于 $^{87}\text{Sr}/^{86}\text{Sr}$ 在地下水演化对的时间尺度上很稳定,因此常用于示踪地下水-岩作用的程度^[20]。由于常规离子无法有效判识邻近含水层的突水水源,因此利用太灰含水层和奥灰含水层 $^{87}\text{Sr}/^{86}\text{Sr}$ 及 Sr^{2+} 值的

差异来构建判别模型来精细识别煤矿相邻含水层的突水水源。

2 基于铷同位素的邻近含水层突水水源判识模型

利用铷同位素来优化 Fisher 判别法(F 模型)、距离分析法(D 模型)、BP 神经网络模型(B 模型),分别构建基于铷同位素的 Sr-F、Sr-D、Sr-B 并选出相对最优判识模型。首先利用主成分分析理论从 7 个指标中选出主成分即判别因子,再将铷同位素作为判别因子联合上述判别因子,结合 F 模型、D 模型、B 模型等理论及算法构建基于铷同位素的判别模型,通过 40 组水样数据来训练模型,使模型稳定可靠,最后分别利用上述模型判识 20 组水样,得出每个模型的突水水源判别准确率,确定基于铷同位素相对最优的突水水源判识模型。

2.1 主成分分析

2.1.1 突水水源判别指标的确定

含水层中水化学组分较多,考虑用每 1 种水化学组分作为水源判别的指标不太现实。综合考虑各组分对于不同水源的差异性和数据的有效性,选取 $^{87}\text{Sr}/^{86}\text{Sr}(X_1)$ 、 $\text{K}^+\text{Na}^+(X_2)$ 、 $\text{Ca}^{2+}(X_3)$ 、 $\text{Mg}^{2+}(X_4)$ 、 $\text{SO}_4^{2-}(X_5)$ 、 $\text{Cl}^-(X_6)$ 、 $\text{HCO}_3^-(X_7)$ 共 7 种组分的含量,作为矿井突水识别模型的水源指标。潘二矿井突水水源分为 2 类:石炭系太原组灰岩含水层 I,奥陶系灰岩含水层 II(简称太灰、奥灰)。

2.1.2 主成分分析

对 60 件水样品的常规水化学指标的测试结果和 $^{87}\text{Sr}/^{86}\text{Sr}$ 结果进行归一化处理,然后进行主成分分析。各水化学主成分指标 Pearson 相关系数矩阵见表 3。

表 3 各水化学主成分指标 Pearson 相关系数矩阵

Table 3 Pearson correlation coefficient matrix of each hydrochemical principal component index

指标	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7
X_1	1.000						
X_2	0.211	1.000					
X_3	-0.104	-0.317	1.000				
X_4	-0.284	-0.022	0.850	1.000			
X_5	0.917	0.140	-0.060	-0.217	1.000		
X_6	0.011	0.033	0.241	0.084	-0.114	1.000	
X_7	0.987	0.251	-0.172	0.810	0.090	0.054	1.000

由表 3 可知: X_1 和 X_5 、 X_1 和 X_7 、 X_3 和 X_4 、 X_4 和 X_7 表现出了显著的正相关性,相关系数依次为 0.917、0.987、0.850、0.810。由此可知,输入

因素中的几个因素彼此具有明确的相关性,这必定会对矿井突水水源预测模型的精度造成影响,容易造成水源误判。因此,有必要对输入数据进行主成分分析。

经对 $X_1 \sim X_7$ 数据的主成分分析,得到了 $Y_1 \sim Y_7$ 各成分的特征值(Y_1 最大,特征值为 2.473; Y_7 最小,特征值为 0.012)、方差贡献率(Y_1 贡献率最大,达 42.683%, Y_7 则最小,为 0.088%)及累计贡献率($Y_1 \sim Y_6$ 的累计贡献率已达 99.912%)。通常选取的主成分数据一般占 80% 以上即可,因此,选取了前 4 个主成分,包含原始数据 95% 以上的信息。添加其他主成分后,其贡献率偏低且导致计算量增加,不能达到简化计算的目的,故通过主成分分析方法处理后,提取到的前 4 个主成分(即: 87 Sr/86 Sr(Y_1)、 $K^{++}Na^{+}$ (Y_2)、 Ca_2^{+} (Y_3)、 Mg^{2+} (Y_4)),包含了原数据的 95.271% 的信息,可以概括原始变量。根据主成分分析矩阵, Y_1 、 Y_2 、 Y_3 、 Y_4 与原始变量之间的关系可表达为:

$$Y_1 = 0.952X_1 - 0.347X_2 - 0.412X_3 - 0.524X_4 + 0.911X_5 - 0.072X_6 + 0.9271X_7 \quad (1)$$

$$Y_2 = -0.292X_1 - 0.204X_2 + 0.887X_3 + 0.730X_4 + 0.318X_5 + 0.304X_6 + 0.268X_7 \quad (2)$$

$$Y_3 = -0.041X_1 + 0.184X_2 - 0.103X_3 + 0.122X_4 - 0.178X_5 + 0.690X_6 + 0.027X_7 \quad (3)$$

$$Y_4 = -0.012X_1 + 0.601X_2 + 0.037X_3 + 0.341X_4 + 0.031X_5 - 0.671X_6 - 0.041X_7 \quad (4)$$

2.2 基于铯同位素的 Sr-F 模型

由于相邻含水层铯含量差异较大,引入铯同位素作为 Fisher 判别法的判别因子构建基于铯同位素的 Sr-F 模型,来增大不同样本间的差异,提高 Fisher 判别法的水源判识准确率。利用上述 40 个样本数据进行学习,以 I 和 II 这 2 类水源作为 2 个不同的总体,并假设 2 类水源总体的协方差矩阵相等。将上面通过主成分分析法得到的 4 个主成分 Y_1 、 Y_2 、 Y_3 、 Y_4 作为 Fisher 判别分析模型的 4 个判别指标,按照前面提出的 Fisher 判别分析法利用 SPSS 19.0 软件中的分析-分类-判别分析进行判别运算,可得的判别函数求得 Fisher 判别函数如下:

$$\text{第1判别函数: } Z_1 = -0.658Y_1 + 1.137Y_2 + 0.412Y_3 + 0.524Y_4 \quad (5)$$

$$\text{第2判别函数: } Z_2 = 0.824Y_1 + 0.384Y_2 - 0.213Y_3 + 0.397Y_4 \quad (6)$$

由软件易得判别函数在 I 类和 II 类突水水源的中心得分,第 1 个判别式在 I 类水源(太灰水)的中心得分为 -0.627;在 II 类水源(奥灰水)的中心得分为 0.325。第 2 个判别式在 I 类水源(太灰水)的中心得分为 0.325;在 II 类水源(奥灰水)的中心得分为 -0.327。可以通过比较待判水样的函数值与 2 类水源组别的中心值的距离来识别新样本的组别。

为了验证建立的主成分分析与 Fisher 判别分析水源识别模型是否满足实际要求,结合前面 Fisher 判别法理论,将上述 40 个训练样本(水样编号依次记为 1~40)逐个代入已建立的判别准则中,计算出各类样本的函数值与各组别的中心值距离加以对比,就可得出各样本的突水类别。判别结果显示:样本中有 9 个水样回判错误,其中将编号为 6、11、12、15 的太灰水水样误判成了奥灰水,将编号为 23、24、29、32、39 的奥灰水水样误判成了太灰水,判别综合正确率为 77.5%。判别错误的原因可能由于个别来源不同的水样在水质上较为相近,存在较强的关联性,因而导致了误判。

2.3 基于铯同位素的 Sr-D 模型

引入铯同位素作为距离判别法的判别因子构建基于铯同位素的 Sr-D 模型,来增大样本与总体的距离,提高距离判别法的水源判识准确率。在上述研究数据中的 2 个含水层各选取 20 个水样(共 40 个)进行学习。以 I、II 这 2 类水源作为 2 个不同的总体,并假设 2 个水源总体的协方差矩阵相等。根据主成分分析结果,将 Y_1 、 Y_2 、 Y_3 、 Y_4 的 4 个指标作为距离判别分析模型的判别因子,按照本文提出的距离判别分析法进行建模。

在利用样本数据进行学习时,当输入变量个数确定时,样本数据的个数会对判别分析模型的预测精度有所影响。为此,在利用 40 组样本数据进行主成分分析的基础上,简要探讨一下样本数据个数对判别分析模型精度的影响规律。在 40 个样本数据个数中,来自 I 和 II 水源的样本数均为 20 组,为了体现均等性和随机性,在每个水源样本数据中分别依次从最后各抽取 3 组数据,剩余的样本作为学习样本进行建模并对模型的预测精度进行检验,考察样本数据个数对预测精度的影响。按照抽样原则,进行 4 次抽样,进而分别得到 40、27、21、17、12 组样本数据。对上述 5 种情况的样本数据进行学习,并利用回代估计法考察对应模型的误判率。学习样本数对误判率的影响规律如图 3 所示。

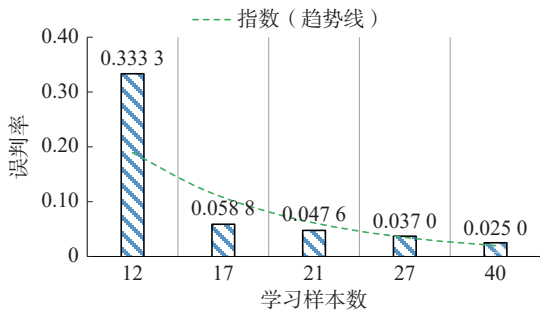


图 3 学习样本数对误判率的影响规律

Fig.3 The influence law of the number of learning samples on misjudgment rate

由图 3 可以看出：在样本数据为 12 组的情况下，所得判别模型对 12 组全体样本回代判别时，所得误判率为 0.333，显然精度非常低。之后随着学习样本个数的增加，在其余 4 种情况下，依次所得误判率分别为 0.058 8、0.047 6、0.037 0、0.025 0。误判率在学习样本个数为 27 时已经很小。之后随着学习样本个数的增加，误判率呈现依次降低、逐渐趋向收敛的趋势。检验结果说明学习样本个数对判别模型的精度预测有较大影响，在条件允许的情况下，应尽量获取最大数量的学习样本用于判别模型的构建，其所得到判别模型的预测精度会更高。

综上所述，在研究数据的 2 个含水层各选取 20 个水样(样品编号为 1~20 和 31~50，共 40 个)作为训练样本逐个代入已建立的判别准则中进行回判，回判结果发现将 15 号太灰水样误判成了奥灰水，将 42 号奥灰水样误判成了太灰水，其判别正确率为 96.7%。误判原因可能由于奥灰水样与太灰水样在水质上比较相近，有较强的关联性，从而造成了误判。通过回判结果，总体认为本文构建的基于主成分分析与距离判别模型稳定程度高，而且比较可靠，较为准确地对煤矿相邻含水层突水水源进行分类识别。

2.4 基于铯同位素的 Sr-B 模型

由于相邻含水层铯含量差异较大，因此，引入铯同位素作为 BP 神经网络模型的判别因子建基于铯同位素的 Sr-B 模型，以增加 BP 神经网络模型的输入层数量和不同输入层的差异，提高 BP 神经网络模型的水源判别准确率。

根据主成分分析结果，选取前 4 个主成分即可表示含水层的主要信息，使数据由原来的 60×7

减少至 60×4 ，大幅降低了运算量。建立相应的神经网络模型，进行突水水源识别的训练和预测。将数据样本分为训练集和测试集，分别从太灰含水层和奥灰含水层水样中随机选取各 15 件样本(共 30 件)用来建立模型，再利用 10 件水样用来预测结果；利用 MATLAB 12.0 软件编写程序，对输入变量进行数据归一化操作，并建立 BP 神经网络模型结构。经过多次试验对比分析，在输入层为 4 层、输出层为 2 层、系统允许误差为 0.001、学习速率为 0.04、惯性系数为 0.7、最大迭代次数为 2 000 次时，验证当神经网络隐含层神经元数目为 9 时，该神经网络模型结构较为简单，且收敛速度快、精度高。选取 4-9-2 的网络结构进行训练和识别验证，其中隐含层传输函数为非线性的 Tansig 型函数，输出层的隐含函数为纯线性的 Purelin 型函数。

将经过降低维数处理的预测样本主成分数据在训练好的预测模型中进行验证，并利用模型的识别结果与突水水源识别的真实性进行对比。可知模型的归一化系数均大于 99.5%，即验证网络预测识别建立的模型对突水水源的识别较为成功。一般来说，神经网络的性能优劣主要由其泛化能力来评价。对测试样本的验证分析表明，该网络模型具有很强的泛化能力，能够较为真实地反映输入与输出之间的关系。神经网络模型的训练收敛曲线在迭代次数为 117 时达到要求，即均方误差小于 0.000 1。

神经网络模型的检测结果表明，在用于预测的 10 件突水水样中(随机水样序号依次记为 1~10)，太灰水的期望概率值分别为 1、1、1、1、1、0、1、0、0、1；奥灰水的期望概率值分别为 0、0、0、0、0、1、0、1、1、0。太灰水的预测概率值分别为 1.044 4、0.915 4、0.954 7、1.014 3、1.012 9、0.435 4、0.995 3、-0.017 0、0.082 8、1.029 7；奥灰水的预测概率值分别为 0.074 8、-0.073 1、0.007 9、-0.069 1、0.113 4、0.572 4、0.038 3、0.923 5、0.962 5、0.099 8。9 件水样水源的预测概率值与期望概率值相近，水源的识别准确率达到 90%。结果表明：本方法所建立的基于主成分分析与 BP 神经网络判别模型能够较为准确地对煤矿相邻含水层突水水源进行分类识别。

2.5 不同判别模型的判别效果比选

为对比上述 3 种判别模型的判别效果，将上述表格中剩余的 20 个水样(太灰水 10 个、奥灰水

10 个)分别代入上述判别模型中,得出未知水源的判别结果。基于锶同位素的未知水源判识模型的判别结果见表 4。

表 4 基于锶同位素的未知水源判识模型的判别结果

Table 4 Discrimination results of identification model of unknown water source based on strontium isotope

水样编号	Sr-F模型	Sr-D模型	Sr-B模型	实际类型
21	太灰水	太灰水	太灰水	太灰水
22	太灰水	太灰水	太灰水	太灰水
23	太灰水	太灰水	太灰水	太灰水
24	奥灰水*	奥灰水*	太灰水	太灰水
25	太灰水	太灰水	太灰水	太灰水
26	太灰水	太灰水	奥灰水*	太灰水
27	太灰水	太灰水	太灰水	太灰水
28	奥灰水*	太灰水	太灰水	太灰水
29	太灰水	太灰水	太灰水	太灰水
30	太灰水	太灰水	太灰水	太灰水
51	奥灰水	奥灰水	奥灰水	奥灰水
52	太灰水*	奥灰水	奥灰水	奥灰水
53	奥灰水	太灰水*	奥灰水	奥灰水
54	奥灰水	奥灰水	奥灰水	奥灰水
55	奥灰水	奥灰水	奥灰水	奥灰水
56	太灰水*	奥灰水	奥灰水	奥灰水
57	奥灰水	奥灰水	奥灰水	奥灰水
58	奥灰水	奥灰水	奥灰水	奥灰水
59	奥灰水	太灰水*	奥灰水	奥灰水
60	奥灰水	奥灰水	奥灰水	奥灰水
误判数量	4	3	1	
准确率	80%	85%	95%	

从判别结果可以看出: Sr-F 模型的判识准确率为 80%, Sr-D 模型的判识准确率为 85%, Sr-B 模型的判识准确率为 95%, Sr-B 模型对邻近含水层突水水源的判识准确率最高。

3 结 语

1)利用实验测试获取潘二煤矿邻近含水层水样的⁸⁷Sr/⁸⁶Sr 和常规水化学参数,结果表明煤矿的邻近含水层常规离子含量差异较小,含水层的 Sr 含量和⁸⁷Sr/⁸⁶Sr 差异较大,其中:太灰水的 Sr²⁺平均含量为 9.35 mg/L,高于奥灰水的 3.01 mg/L,太灰水的⁸⁷Sr/⁸⁶Sr 为 0.710 86,低于奥灰水的 0.712 26。

2)利用锶同位素作为判别因子来优化判别模型,分别构建基于锶同位素的 Sr-F 模型、Sr-D 模型和 Sr-B 模型,对 3 种模型进行训练以达到最佳

状态,对比各判别模型的判识效果,结果表明基于锶同位素的 Sr-B 模型的判别效果最好,其准确率达到 95%。

参考文献(References):

[1] 钱鸣高,许家林,王家臣.再论煤炭的科学开采[J].煤炭学报,2018,43(1):1-13.
QIAN Minggao, XU Jialin, WANG Jiachen. Further on the sustainable mining of coal[J]. Journal of China Coal Society, 2018, 43(1): 1-13.

[2] 袁亮.煤炭精准开采科学构想[J].煤炭学报,2017,42(1):1-7.
YUAN Liang. Scientific conception of precision coal mining[J]. Journal of China Coal Society, 2017, 42(1): 1-7.

[3] 樊振丽.基于灰色关联分析的矿井突水水源定量判别方法[J].煤矿开采,2017,22(2):10-14.
FAN Zhenli. Quantify discriminated method of water source of mine water inrush based on grey relational analysis[J]. Coal Mining Technology, 2017, 22(2): 10-14.

[4] 杨飞,石志远,郑士田,等.基于 Piper 图的离子库分区和突水水源动态转化及判别[J].现代矿业,2022,38(7):250-254.
YANG Fei, SHI Zhiyuan, ZHENG Shitian, et al. Partition of ion bank based on the Piper diagram and dynamic transformation and discrimination of mine water inrush source[J]. Modern Mining, 2022, 38(7): 250-254.

[5] 孙福勋,魏久传,万云鹏,等.基于 Fisher 判别分析和质心距评价法的矿井水源判别[J].煤田地质与勘探,2017,45(1):80-84.
SUN Fuxun, WEI Jiuchuan, WAN Yunpeng, et al. Recognition method of mine water source based on Fisher's discriminant analysis and centroid distance evaluation [J]. Coal Geology & Exploration, 2017, 45(1): 80-84.

[6] 肖乐乐,胡嵩岩,牛超,等.彬长矿区地下水化学特征及突(涌)水源判别[J].西安科技大学学报,2022,42(4):724-732.
XIAO Lele, HU Songyan, NIU Chao, et al. Chemical characteristics of groundwater and identification of water inrush sources in Binchang mining area[J]. Journal of Xi'an University of Science and Technology, 2022, 42(4): 724-732.

[7] 宋立兵,董东林,王振荣,等.基于多方法耦合的矿井突水水源识别模型研究[J].煤炭工程,2022,54(2):140-146.
SONG Libing, DONG Donglin, WANG Zhenrong, et al. Identification model of water inrush source based

- on multi-method coupling[J]. *Coal Engineering*, 2022, 54(2): 140-146.
- [8] 邵良杉, 李相辰. 基于 MIV-PSO-SVM 模型的矿井突水水源识别[J]. *煤炭科学技术*, 2018, 46(8): 183-190. SHAO Liangshan, LI Xiangchen. Identification of mine water inrush source based on MIV-PSO-SVM[J]. *Coal Science and Technology*, 2018, 46(8): 183-190.
- [9] 曲兴玥, 施龙青. 基于 Matlab 因子分析及距离判别模型的矿井突水水源识别[J]. *煤炭科学技术*, 2018, 46(8): 178-182. QU Xingyue, SHI Longqing. Discrimination on mine water inrush source based on Matlab factor analysis and distance distinguished model[J]. *Coal Science and Technology*, 2018, 46(8): 178-182.
- [10] 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.
- [11] 周秋石, WANG R. 氯同位素地球化学研究进展[J]. *Earth Science Frontiers*, 2020, 27(3): 42-67. ZHOU Qiushi, WANG R. Advances in chlorine isotope geochemistry[J]. *Earth Science Frontiers*, 2020, 27(3): 42-67.
- [12] 安艳晴. 复杂多含水层矿井水文地球化学特征与水源判别研究[D]. 合肥: 安徽大学, 2020.
- [13] 汪洋. 司家营铁矿水化学特征及水源判别[D]. 唐山: 华北理工大学, 2019.
- [14] 黄望望. 新集矿区地下水水文地球化学与环境同位素特征[D]. 合肥: 安徽大学, 2020.
- [15] 汤之铭, 姜春露, 安士凯, 等. 潘谢矿区地下水稀土元素地球化学特征及控制因素[J]. *中国稀土学报*, 2021, 39(6): 962-972. TANG Zhiming, JIANG Chunlu, AN Shikai, et al. Geochemical characteristics and controlling factors of rare earth elements in groundwater in Panxie mining area[J]. *Journal of the Chinese Society of Rare Earths*, 2021, 39(6): 962-972.
- [16] 张乐中, 曹海东. 利用水化学特征识别桑树坪煤矿突水水源[J]. *煤田地质与勘探*, 2013(4): 42-45. ZHANG Lezhong, CAO Haidong. Distinguishing the sources of water inrush in Sangshuping coal mine by hydrochemical characteristics[J]. *Coal Geology & Exploration*, 2013(4): 42-45.
- [17] 张雅, 苏春利, 马燕华, 等. 水化学和环境同位素对济南东源饮用水源地地下水演化过程的指示[J]. *环境科学*, 2019, 40(6): 2667-2674. ZHANG Ya, SU Chunli, MA Yanhua, et al. Indicators of groundwater evolution processes based on hydrochemistry and environmental isotopes: A case study of the Dongyuan drinking water source area in Ji'nan city[J]. *Environmental Science*, 2019, 40(6): 2667-2674.
- [18] 叶萍, 周爱国, 刘存富, 等. 河北平原地下水水-岩作用新证据—锶同位素示踪演变特征[J]. *水文地质工程地质*, 2007, 34(4): 41-43. YE Ping, ZHOU Aiguo, LIU Cunfu, et al. New water-rock interaction evidence for groundwater in the Hebei plain: Characteristics of Sr isotope tracer[J]. *Hydrogeology & Engineering Geology*, 2007, 34(4): 41-43.
- [19] BULLEN T D, KENDALL C. Kinetic and mineralogic controls on the evolution of groundwater chemistry and $^{87}\text{Sr}/^{86}\text{Sr}$ in a sandy silicate aquifer, northern Wisconsin, USA[J]. *Geochimica et Cosmochimica Acta: Journal of the Geochemical Society and the Meteoritical Society*, 1996, 60(10): 1807-1821.
- [20] MILLER E K, BLUM J D, FRIEDLAND A J. Determination of soil exchangeable-cation loss and weathering rate using Sr isotope[J]. *Nature*, 1993, 362: 438-441.