

贝叶斯判别和 Fisher 判别在矿井突水水源判别中的应用比较

于小鸽¹, 裴富华², 刘燊菲², 衡培国³, 刘 延³, 吕伟魁⁴

(1. 山东科技大学资源学院, 山东泰安 271019; 2. 山东科技大学地球科学与工程学院, 山东青岛 266590;
3. 焦作煤业(集团)有限责任公司古汉山矿, 河南焦作 454000; 4. 山东新巨龙能源有限责任公司, 山东菏泽 273700)

摘要: 矿井突水水源的有效识别对于预防矿井突水事故起到至关重要的作用, 为了解决传统水源判别方法存在准确率较低、所需数据量大的问题, 依据山东盛泉煤矿突水水源的水质资料, 选取 $\text{Na}^+ + \text{K}^+$ 、 Ca^{2+} 、 Mg^{2+} 、 Cl^- 、 SO_4^{2-} 和 HCO_3^- 这 6 种水化学成分指标作为矿井突水水源判别的依据, 分别构建 Fisher 线性判别模型和朴素贝叶斯分类模型, 并将 2 种模型的结果进行比较。结果表明, 2 种方法对于矿井突水水源的识别均有一定的实用性, 但利用 MATLAB 实现的贝叶斯判别函数更为简单, 且运行速度较快, 误判率较低, 因而可作为多分类矿井突水水源判别的有效手段。

关键词: 突水水源识别; Fisher 线性判别模型; 朴素贝叶斯分类模型; SPSS 软件; MATLAB 软件

中图分类号: TD745

文献标志码: A

文章编号: 2095-2783(2022)01-0009-06

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Application comparison of Bayes and Fisher discrimination in mine inrush water source

YU Xiaoge¹, PEI Fuhua², LIU Yifei², HENG Peiguo³, LIU Yan³, LÜ Weikui⁴

(1. College of Resources, Shandong University of Science and Technology, Taian, Shandong 271019, China;
2. College of Earth Science and Engineering, Shandong University of Science and Technology, Qingdao, Shandong 266590, China; 3. Guhanshan Mine, Jiaozuo Coal Industry (Group) Co., Ltd., Jiaozuo, Henan 454000, China; 4. Shandong New Julong Energy Co., Ltd., Heze, Shandong 273700, China)

Abstract: Effective identification of mine water inrush source plays a vital role in preventing mine water inrush accident. The traditional identification method of mine water source has the characteristics of low accuracy and large amount of data. In order to solve this problem, six kinds of water chemical composition indexes, $\text{Na}^+ + \text{K}^+$, Ca^{2+} , Mg^{2+} , Cl^- , SO_4^{2-} and HCO_3^- , were selected as the discriminant basis of mine water inrush source based on the water quality data of Shengquan coal mine, and the Fisher linear discriminant model and naive Bayesian classification model were constructed respectively. By comparing the two models, it is found that the two methods have certain practicability for the identification of mine water inrush source, but the Bayesian discriminant function realized by MATLAB software is simpler, with faster running speed and lower misjudgment rate, so it can be used as an effective means for the identification of multi-classification of mine water inrush source.

Keywords: identification of water inrush source; Fisher linear discriminant model; naive Bayesian classification model; SPSS software; MATLAB software

中国是以煤炭为主要能源的国家, 煤炭在相当长的时期内仍将是我国的主要能源, 但随着煤炭资源开采强度的不断提高, 矿井地质及水文地质条件日益复杂, 矿井突水事故时有发生, 严重制约着煤矿的安全、高效生产^[1], 因而快速、准确地识别矿井突水水源是预防矿井水害事故的重要基础和有效前提。

矿井突水水源的识别既是一个传统课题, 也是一个需要结合现场实际地质资料不断深入研究的重要难题^[2-3]。近年来, 众多学者对矿井突水水源的识别进行了大量研究: 袁文华等^[4]在对钻井测温孔资料分析的基础上建立了地温方程, 通过比较突水点

水温与具突水威胁含水层的水温, 初步预测了矿井突水水源; 贾旭东等^[5]采用模糊综合评判法, 在“超标加权法”的基础上提出了“偏标加权法”, 计算指标权重, 从而对山西某煤矿矿井突水水源进行了较好的判别; 樊振丽^[6]采用灰色关联分析法对断层突水进行量化分析, 对矿井突水水源进行了有效识别; 徐秀华^[7]、徐星等^[8]在优化 BP 神经网络的基础上对矿井突水水源进行了准确判别。但上述方法, 或对水文地质条件要求较严格, 或对突水水样数量具有较高要求, 且计算量过大, 不适用于突水水样数量少的矿井突水水源识别。为弥补上述方法的不足, 本文引入基于 Fisher 判别^[9]和朴素贝叶斯(Bayes)分

收稿日期: 2020-11-03

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(42002282)

第一作者: 于小鸽(1981—), 女, 副教授, 主要研究方向为矿井水害防治理论与技术, yuxiaoge2010@163.com

类^[10-11]的方法来识别盛泉煤矿工作面突水水源,并根据训练结果比较 2 种方法的适用性及可靠性。

1 理论基础

1.1 Fisher 线性判别

Fisher 线性判别的基本原理是将高维度空间样本投影到低维空间,使得投影后的样本数据在新的子空间上存在最小的类内距离及最大的类间距离,从而在子空间上存在最佳的可分离性,其判别函数形式为

$$J(w) = \frac{(m_2 - m_1)^2}{s_1^2 + s_2^2},$$

$$s_1^2 = \sum_{n \in C_1} (y_n - m_1)^2,$$

$$s_2^2 = \sum_{n \in C_2} (y_n - m_2)^2.$$

式中, $s_k (k=1,2)$ 为分类 C_1 与分类 C_2 分别投影到一维空间的类内方差。

1.2 Bayes 判别

设有 k 个 p 维总体 G_1, G_2, \dots, G_k , 其概率密度函数分别为 $f_1(x), f_2(x), \dots, f_k(x)$ 。假设样品 x 来自总体 G_i 的先验概率为 $p_i (i=1, 2, \dots, k)$, $p_1 + p_2 + \dots + p_k = 1$, 则样品来自总体 G_i 的后验概率(即 x 已知时,属于总体 G_i 的概率)为

$$P(G_i | x) = \frac{p_i f_i(x)}{\sum_{j=1}^k p_j f_j(x)} \quad (i=1, 2, \dots, k).$$

若不考虑误判率,则判别规则为

$$x \in G_i,$$

$$P(G_i | x) = \max_{1 \leq j \leq k} P(G_j | x).$$

若考虑误判率,假设 R_i 为依据判别规则判归 $G_i (i=1, 2, \dots, k)$ 的全体样品集合; $c(j|i) (i, j=1, 2, \dots, k)$ 为属于 G_i 的样品 x 被误判为 G_j 的概率,则存在 $c(i|i)=0$, 且将属于 G_i 的样品 x 被误判为 G_j 的条件概率定义为

$$P(j|i) = P(x \in R_j | x \in G_i) = \int_{R_j} f_i(x) dx.$$

得到判别规则的平均误判率为

$$ECM(R_1, R_2, \dots, R_k) = E(c(j|i))$$

$$= \sum_{i=1}^k p_i \sum_{j=1}^k c(j|i) P(j|i).$$

使平均误判率(ECM)最小的判别规则为

$$x \in G_i,$$

$$\sum_{j=1}^k p_j f_j(x) c(i|j) = \min_{1 \leq h \leq k} \sum_{j=1}^k p_j f_j(x) c(h|j).$$

2 研究区概况

山东盛泉煤矿位于莲花山南麓,为一典型的丘陵地形,且以 F14 断层为界将整个矿区分南、

北 2 个部分,且中部、南部地势较高,北部、西部地势低洼。

目前,矿井主采水平为 -115 水平、-250 水平。其中,-115 水平矿井的涌水量主要由 -7 m 水平砂岩水、北风井第四系砂岩水组成,占矿井涌水总量的 25%; -250 m 水平矿井的涌水量主要由五采区奥灰疏放水、61505 徐奥灰水、61506 老空水及徐灰水、61507 徐灰水组成,占矿井总涌水量的 75%。北风井第四系砂岩水的平均涌水量为 35 m³/h, 61505 徐灰水的平均涌水量为 39 m³/h, 61506 老空水的平均涌水量为 52 m³/h。

研究区矿井涌水量曲线如图 1 所示,可见: 2010—2012 年,-115 水平矿井的涌水量为 30.4~58.0 m³/h,平均值为 40 m³/h; -250 水平矿井的涌水量为 10.2~155.0 m³/h,平均值为 115 m³/h。

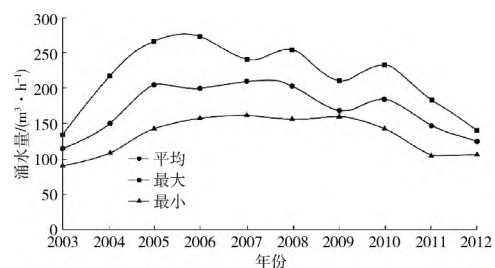


图 1 2003—2012 年研究区矿井涌水量曲线

Fig. 1 Curves of mine flow from 2003 to 2012

山东盛泉煤矿主要可采煤层为 2、4、6、11、13、15、16,但由于断裂构造发育,导致徐灰、奥灰与含煤地层产生了对接,降低了底板岩体的抗压能力,增大了突水的可能性。煤层 2、4、6 的主要直接充水含水层为顶板砂岩裂隙含水层及一灰岩溶裂隙含水层;煤层 11、13 直接充水含水层为四灰岩溶裂隙含水层;开采煤层 15 时还将不同程度地受到徐灰、草灰及奥灰岩溶裂隙含水层的威胁。

3 基于 Fisher 线性判别模型的突水水源识别

$\text{Na}^+ + \text{K}^+ + \text{Ca}^{2+} + \text{Mg}^{2+} + \text{Cl}^- + \text{SO}_4^{2-} + \text{HCO}_3^-$ 是地下水中含量最多、分布最广的离子,它们的存在反映了含水层的主要化学性质,因此是大多数学者用来分析水源判别问题的主要化学指标。本文基于山东盛泉煤矿突水水源资料,选取 $\text{Na}^+ + \text{K}^+ + \text{Ca}^{2+} + \text{Mg}^{2+} + \text{Cl}^- + \text{SO}_4^{2-} + \text{HCO}_3^-$ 这 6 种水化学成分指标作为矿井突水水源判别依据,将收集的 19 组徐灰水(1)、奥灰水(2)、砂岩水(3)突水水样数据作为训练样本(表 1),选择来自同一突水来源的 3 组数据作为待测样本(表 2)进行水源判别。

将 19 组训练样本数据导入 SPSS 软件,定义突水水源类别为分组变量(1~3),定义离子浓度为自变量,得到判别变量与判别函数间的相关关系矩阵(R),即

表 1 训练样本
Table 1 Training sample

| 样本编号 | 阳离子离子浓度/(mg·L ⁻¹) | | | 阴离子离子浓度/(mg·L ⁻¹) | | | 水源类型 |
|------|---------------------------------|------------------|------------------|-------------------------------|-------------------------------|-------------------------------|------|
| | K ⁺ +Na ⁺ | Ca ²⁺ | Mg ²⁺ | CL ⁻ | SO ₄ ²⁻ | HCO ₃ ⁻ | |
| 1 | 302.08 | 229.64 | 60.71 | 86.99 | 1 211.75 | 105.81 | 1 |
| 2 | 259.30 | 189.48 | 54.95 | 76.75 | 1 019.94 | 132.29 | 1 |
| 3 | 294.61 | 203.13 | 66.69 | 1.64 | 1 132.31 | 112.46 | 1 |
| 4 | 284.95 | 203.89 | 84.61 | 81.89 | 1 205.16 | 132.29 | 1 |
| 5 | 281.98 | 165.99 | 59.78 | 76.75 | 1 027.77 | 115.75 | 1 |
| 6 | 286.97 | 192.78 | 65.58 | 140.00 | 1 052.77 | 94.83 | 1 |
| 7 | 316.04 | 171.94 | 46.61 | 124.00 | 18.32 | 94.83 | 1 |
| 8 | 285.25 | 1847.93 | 59.33 | 78.49 | 1 053.70 | 145.53 | 2 |
| 9 | 313.88 | 250.86 | 67.84 | 92.10 | 1 292.01 | 138.88 | 2 |
| 10 | 728.11 | 358.50 | 65.30 | 107.48 | 2 291.79 | 224.92 | 2 |
| 11 | 264.06 | 181.14 | 54.50 | 76.75 | 10.19 | 125.70 | 2 |
| 12 | 268.36 | 172.04 | 53.81 | 73.35 | 988.66 | 112.46 | 2 |
| 13 | 290.38 | 2.84 | 4.78 | 80.19 | 1 064.40 | 132.29 | 2 |
| 14 | 319.26 | 266.03 | 71.05 | 86.99 | 1 375.98 | 119.05 | 2 |
| 15 | 148.21 | 5.31 | 4.60 | 31.55 | 82.73 | 264.58 | 3 |
| 16 | 370.14 | 138.08 | 48.98 | 160.00 | 994.33 | 108.37 | 3 |
| 17 | 282.59 | 198.00 | 86.12 | 140.00 | 1 135.91 | 94.83 | 3 |
| 18 | 218.50 | 7.82 | 4.74 | 48.00 | 217.30 | 216.75 | 3 |
| 19 | 170.15 | 9.36 | 1.41 | 49.03 | 124.30 | 244.69 | 3 |

表 2 测试样本
Table 2 Test samples

| 训练样本 编号 | 阳离子离子浓度/(mg·L ⁻¹) | | | 阴离子离子浓度/(mg·L ⁻¹) | | | 水源类型 |
|------------|---------------------------------|------------------|------------------|-------------------------------|-------------------------------|-------------------------------|------|
| | K ⁺ +Na ⁺ | Ca ²⁺ | Mg ²⁺ | CL ⁻ | SO ₄ ²⁻ | HCO ₃ ⁻ | |
| 1 | 286.97 | 192.78 | 65.58 | 140.00 | 1 052.77 | 94.83 | 1 |
| 2 | 323.63 | 230.62 | 51.50 | 94.94 | 1 195.70 | 138.88 | 1 |
| 3 | 259.30 | 189.48 | 54.95 | 76.75 | 1 019.94 | 132.29 | 1 |

$$R = \begin{bmatrix} -0.380 & -0.045 \\ 0.205 & 0.726 \\ -0.212 & -0.524 \\ -0.180 & 0.343 \\ -0.010 & -0.303 \\ 0.181 & 0.219 \end{bmatrix}^{\circ}$$

依据先验概率(表 3),得到 Fisher 判别函数的散点图,如图 2 所示。

表 3 先验概率

| Table 3 Probationary probabilities | | | |
|------------------------------------|-------|---------|-------|
| 原属类别 | 先验 | 用于分析的案例 | |
| | | 未加权 | 已加权 |
| 1 | 0.333 | 7 | 7.000 |
| 2 | 0.333 | 7 | 7.000 |
| 3 | 0.333 | 5 | 5.000 |

由图 2 可以看出,徐灰水(1)、奥灰水(2)、砂岩水(3)这 3 类突水的水样分布相对分散,保证了判别结果的准确性,进而得到 Fisher 判别函数系数(表 4)。

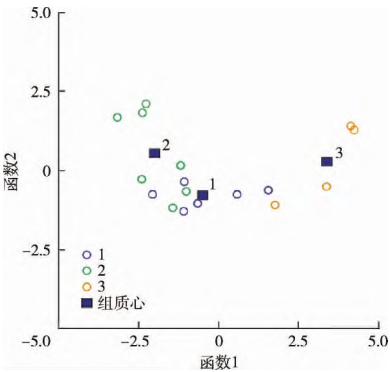


图 2 典则判别函数散点图

Fig. 2 Scattered diagram of discriminant function

表 4 Fisher 分类判别系数

| 判别指标名称 | 原属类别 | | |
|---------------------------------|---------|---------|---------|
| | 1 | 2 | 3 |
| K ⁺ +Na ⁺ | -0.214 | -0.244 | -0.192 |
| Ca ²⁺ | -0.003 | 0 | -0.006 |
| Mg ²⁺ | 0.089 | -0.034 | 0.212 |
| CL ⁻ | 0.695 | 0.649 | 0.907 |
| SO ₄ ²⁻ | 0.030 | 0.048 | 0.006 |
| HCO ₃ ⁻ | 0.540 | 0.536 | 0.666 |
| 常量 | -53.879 | -53.948 | -83.399 |

由表 4 构建 Fisher 线性判别模型,线性判别函数如下:

$$F_1 = -53.879 - 0.214X_1 - 0.003X_2 + 0.089X_3 + 0.695X_4 + 0.03X_5 + 0.54X_6;$$

$$F_2 = -53.948 - 0.244X_1 - 0.034X_3 + 0.649X_4 + 0.048X_5 + 0.536X_6;$$

$$F_3 = -83.399 - 0.192X_1 - 0.006X_2 + 0.212X_3 + 0.907X_4 + 0.006X_5 + 0.666X_6。$$

将表 1 中的 19 组训练样本数据代入构建的 Fisher 线性判别模型, F_1 、 F_2 、 F_3 分别为徐灰水、奥灰水、砂岩水的得分情况, SPSS 软件训练结果见表 5。

可以看出, 19 组训练样本中有 16 组的训练结果与矿井实际突水情况相吻合, 准确率达 84.21%, 表明模型训练精度较高。

表 5 SPSS 软件训练结果
Table 5 SPSS training results

| 样本编号 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 | 16 | 17 | 18 | 19 |
|------|---|---|---|---|---|---|---|---|---|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|
| 实际结果 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 2 | 2 | 2 | 2 | 2 | 2 | 2 | 3 | 3 | 3 | 3 | 3 |
| 训练结果 | 2 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 | 1 | 2 | 2 | 3 | 3 | 3 | 3 | 3 |

在 Fisher 线性判别模型的基础上测试未知水源类型, 将 19 组训练样本及 3 组待测样本数据同时导入 SPSS 软件, 通过求取群组平均值得出非标准化典型判别化函数, 该函数为各类别重心在空间中的坐标位置。待测样本判别函数散点图如图 3 所示。可以看出, 待测样本分布在 1 类和 2 类水源附近。

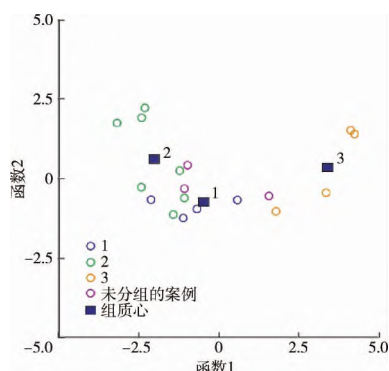


图 3 待测样本判别函数散点图

Fig. 3 Scattered diagram of discriminant function of the sample to be tested

基于数据处理得到的典型判别函数系数可以得到 Fisher 判别函数, 即

$$Z_1 = 1.025X_1 - 0.436X_2 + 1.068X_3 +$$

$$1.672X_4 - 2.913X_5 + 1.181X_6,$$

$$Z_2 = -1.41X_1 + 0.495X_2 - 1.037X_3 +$$

$$0.752X_4 + 1.659X_5 + 1.238X_6。$$

$$\mu(1) = [289.42; 17.22 \quad 193.84; 21.39 \quad 62.70; 11.80 \quad 98.15; 24.94 \quad 1094.00; 88.13 \quad 112.61; 15.62],$$

$$\mu(2) = [352.76; 166.81 \quad 468.19; 611.75 \quad 53.80; 22.59 \quad 85.05; 11.75 \quad 1295.25; 464.10 \quad 142.69; 37.98],$$

$$\mu(3) = [237.92; 90.13 \quad 71.71; 90.46 \quad 29.17; 37.44 \quad 85.72; 59.51 \quad 510.91; 510.72 \quad 185.84; 78.90],$$

$$C = \begin{bmatrix} 13 & 381.494 & 6 & 353.645 & 1 & 232.924 & 1 & 728.177 & 48 & 457.109 & -112.450 \\ 6 & 353.654 & 155 & 112.891 & 2 & 558.123 & 354.075 & 45 & 416.554 & -2 & 050.711 \\ 1 & 232.924 & 2 & 558.123 & 716.485 & 503.734 & 9 & 307.921 & -927.720 \\ 1 & 728.177 & 354.075 & 503.734 & 1 & 080.810 & 8 & 396.896 & -1 & 142.392 \\ 48 & 457.109 & 45 & 416.554 & 9 & 307.921 & 8 & 396.896 & 235 & 901.144 & -10 & 403.179 \\ -112.450 & -2 & 050.711 & -927.720 & -1 & 142.392 & -10 & 403.179 & 2 & 814.677 \end{bmatrix}。$$

同时计算 3 组待测样本数据的判别得分及后验概率值(表 6), 可以看出: 待测样本 1 中第 1 组后验概率最高, 待测样本 2 中第 2 组后验概率最高, 待测样本 3 中第 1 组后验概率最高; 判别结果分别为徐灰水、奥灰水、徐灰水。

表 6 待测水样判别得分及后验概率值
Table 6 Criteria and posterior probabilities of water samples to be tested

| 待测样本 | Z_1 | Z_2 | 后验概率 1 | 后验概率 2 | 后验概率 3 |
|------|-----------|----------|----------|----------|----------|
| 1 | 1.564 24 | 0.586 99 | 0.506 68 | 0.003 87 | 0.489 44 |
| 2 | -0.930 88 | 0.390 03 | 0.443 89 | 0.556 03 | 0.000 08 |
| 3 | -1.048 42 | 0.332 25 | 0.633 03 | 0.366 93 | 0.000 03 |

4 基于朴素 Bayes 分类模型的突水水源识别

针对 Bayes 多分类判别分析, 通常调用朴素 Bayes 分类器^[12], 具体设计步骤如下:

步骤 1 求解训练样本均值和协方差矩阵;

步骤 2 采用 predict 函数对样本进行分类训练。

基于 Readtable 函数, 读取“水源分类. xls”数据, 分别定义自变量 Na^+ 、 K^+ 、 Ca^{2+} 、 Mg^{2+} 、 Cl^- 、 SO_4^{2-} 、 HCO_3^- 为 x_1 、 x_2 、 x_3 、 x_4 、 x_5 、 x_6 , 提取表 1 中所有数据作为训练样本, 指定响应变量为 y , 调用 fitcnb 函数训练朴素 Bayes 分类器, 得到 3 类训练样本的均值向量($\mu(i)$)和协方差矩阵(C):

使用语句 $\text{label}=\text{predict}(\text{Mdl},\text{T})$ 对训练样本进行训练,输出结果见表7。可以看出:19组训练样本中有16组训练样本的训练结果与矿井实际突水情

况相吻合,准确率达到84.21%,表明朴素 Bayes 分类模型对于矿井突水水源识别具有一定的适用性。

表7 MATLAB 软件输出结果

Table 7 MATLAB outputs

| 样本编号 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 | 16 | 17 | 18 | 19 |
|------|---|---|---|---|---|---|---|---|---|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|
| 实际结果 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 2 | 2 | 2 | 2 | 2 | 2 | 2 | 3 | 3 | 3 | 3 | 3 |
| 输出结果 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 | 1 | 2 | 2 | 3 | 3 | 1 | 3 | 3 |

采用熵权法计算各判别指标权重,结果见表8,可以看出:19组训练样本(权重1)与3组待测样本(权重2)中均显示 Ca^{2+} 和 HCO_3^- 所占比重较大,对水源判别起到了相对主导的作用。

表8 熵权法计算得到的判别指标权重

Table 8 Indicator weights

| 指标 | K^++Na^+ | Ca^{2+} | Mg^{2+} | Cl^- | SO_4^{2-} | HCO_3^- |
|-----|--------------------------|------------------|------------------|---------------|--------------------|------------------|
| 权重1 | 0.120 | 0.328 | 0.088 | 0.089 | 0.090 | 0.285 |
| 权重2 | 0.155 | 0.211 | 0.163 | 0.150 | 0.168 | 0.153 |

综上所述,可以看出朴素 Bayes 分类器对于待测样本判别的可行性。由表1和表2中 Ca^{2+} 和 HCO_3^- 的对比结果可见,待测样本中突水水源来自徐灰水的可能性较大。将训练样本和待测样本共计22组数据同时调入 fitcnb 函数,训练得出的结果为(1,1,1),即待测样本均来自于徐灰水。

5 结果分析

分别构建 Fisher 线性判别模型和朴素 Bayes 分类模型,通过对山东盛泉煤矿19组突水水样进行训练,两者准确率均高达84.21%。将上述运用训练样本建立的2种模型对待测水样进行预测,所得结果与传统判别方法(本文选用模糊综合评判法)进行对比,结果见表9。可以看出:基于模糊综合评判的判别方法,将样本2与样本3均误判为奥灰水,准确率为33.3%;基于 SPSS 的 Fisher 线性判别模型将样本2的徐灰水误判成奥灰水,准确率为66.7%;朴素 Bayes 分类器训练结果则全部正确。

表9 待测样本判别结果比较

Table 9 Comparison of discriminant results of samples to be tested

| 待测样本 | 模糊综合评判 | Fisher 判别 | 朴素 Bayes 分类 | 实际类别 |
|------|--------|-----------|-------------|------|
| 1 | 1 | 1 | 1 | 1 |
| 2 | 2 | 2 | 1 | 1 |
| 3 | 2 | 1 | 1 | 1 |

6 结 论

1) Fisher 线性判别模型和朴素 Bayes 分类模型这2种方法均适用于矿井突水水源识别,但 Fisher

判别的表达更直观,而 Bayes 判别在多分类的情况下较 Fisher 判别更为准确。

2) 朴素 Bayes 分类模型不仅在数据较少的情况下可以进行工作,计算量较传统方法更小,分类效率和正确率均较高,且在多分类水源判别上具有一定的可靠性。

(由于印刷关系,查阅本文电子版请登录:<http://www.paper.edu.cn/journal/zgkjlw.shtml>)

[参考文献] (References)

- [1] 蓝航,陈东科,毛德兵. 我国煤矿深部开采现状及灾害防治分析[J]. 煤炭科学技术, 2016, 44(1): 39-46. LAN H, CHEN D K, MAO D B. Current status of deep mining and disaster prevention in China [J]. Coal Science and Technology, 2016, 44(1): 39-46. (in Chinese)
- [2] 魏久传,肖乐乐,牛超,等. 2001—2013 年中国矿井水害事故相关性因素特征分析[J]. 中国科技论文, 2015, 10(3): 336-341. WEI J C, XIAO L L, NIU C, et al. Characteristics analysis of the correlation factors of China mine water hazard accidents in 2001-2013 [J]. China Sciencepaper, 2015, 10(3): 336-341. (in Chinese)
- [3] 姜子豪,胡友彪,据棋定,等. 矿井突水水源判别方法[J]. 工矿自动化, 2020, 46(4): 28-33. JIANG Z H, HU Y B, JU Q D, et al. A discriminating method of mine water inrush source [J]. Industry and Mine Automation, 2020, 46(4): 28-33. (in Chinese)
- [4] 袁文华,桂和荣. 任楼煤矿地温特征及在水源判别中的应用[J]. 安徽理工大学学报(自然科学版), 2005, 25(4): 9-11. YUAN W H, GUI H R. The characteristics of geothermal temperature and its application in distinguishing the source of water in Renlou mine [J]. Journal of Anhui University of Science and Technology (Natural Science), 2005, 25(4): 9-11. (in Chinese)
- [5] 贾旭东,郭英海,解奕伟,等. 模糊综合评判在矿井突水水源判别中的应用及探讨[J]. 矿业安全与环保, 2006, 33(3): 57-59. BEN X D, GUO Y H, XIE Y W, et al. Application and discussion of fuzzy comprehensive evaluation in identifying mine inrush water source [J]. Mining Safety and Environmental Protection, 2006, 33(3): 57-59.

- (in Chinese)
- [6] 樊振丽. 基于灰色关联分析的矿井突水水源量化判别方法[J]. 煤矿开采, 2017, 22(2): 10-14.
FAN Z L. Quantify discriminated method of water source inrush based on grey relational analysis [J]. Coal Mining Technology, 2017, 22(2): 10-14. (in Chinese)
- [7] 徐秀华. 基于 BP 神经网络的煤矿透水水源判别方法[J]. 华北科技学院学报, 2019, 16(4): 57-64.
XU X H. Identification method of coal mine water-bursting source based on BP neural network [J]. Journal of North China Institute of Science and Technology, 2019, 16(4): 57-64. (in Chinese)
- [8] 徐星, 李垣志, 田坤云, 等. ACPSO-BP 神经网络在矿井突水水源判别中的应用[J]. 重庆大学学报(自然科学版), 2018, 41(6): 91-101.
XU X, LI Y Z, TIAN K Y, et al. Application of ACP-SO-BP neural network in discriminating mine water inrush source [J]. Journal of Chongqing University, 2018, 41 41(6): 91-101. (in Chinese)
- [9] 杨晓彤, 王来斌, 张忠文. Fisher 方法在矿井突水水源判别中的应用[J]. 科技信息, 2014(11): 97.
YANG X T, WANG L B, ZHANG Z W. The application of fisher approach to discrimination of mine water-inrush source [J]. Science and Technology Information, 2014(11): 97. (in Chinese)
- [10] 杨海丽, 郑治波. 贝叶斯判别法及其应用研究[J]. 科教导刊, 2020(9): 44-46.
YANG H L, ZHENG Z B. Research on Bayesian discrimination and its application [J]. The Guide of Science & Education, 2020(9): 44-46. (in Chinese)
- [11] 据棋定, 胡友彪, 张淑莹. 基于主成分分析与贝叶斯判别法的矿井突水水源识别方法研究[J]. 煤炭工程, 2018, 50(12): 90-94.
JU Q D, HU Y B, ZHANG S Y. Mine water inrush source identification method based on principal component analysis and Bayesian discriminant [J]. Coal Engineering, 2018, 50(12): 90-94. (in Chinese)
- [12] 王阳, 周云才. 朴素贝叶斯分类算法的设计与分析[J]. 电脑知识与技术, 2019, 15(11): 206-208.
WANG Y, ZHOU Y C. Design and analysis of naive Bayesian classification algorithm [J]. Computer Knowledge and Technology, 2019, 15(11): 206-208. (in Chinese)