

doi:10.3799/dqkx.2012.127

结构方程模型在地球化学数据分析中的应用

刘江涛^{1,2}, 成秋明^{1,2}, 王建国¹

1. 加拿大约克大学地球与空间科学系, 安大略多伦多 M3J1P3

2. 中国地质大学地质过程与矿产资源国家重点实验室, 湖北武汉 430074

摘要: 为了实现通过确定地球化学组合元素来反映成矿异常, 本文在主成分分析模型的基础上, 引入了新的结构方程模型(SEM)。与主成分所不同的是, 结构模型综合了经典统计方法中的因子分析和路径分析方法, 以与研究对象具有较好的拟合度为标准来确定最优解, 并通过模型最优解来确定新的成分组合, 因此结构模型所确定的成分变量不一定是具有最大变化性, 而是与研究对象最接近的因子变量, 该因子能够更好地反映研究对象。介绍了结构方程模型方法的原理, 并利用加拿大Nova Scotia省西南部湖泊沉积物地球化学数据建立了与热液型金矿有关的地球化学元素结构方程模型, 研究了结构方程模型所给出的组合变量空间分布规律以及与金矿床的关系。与主成分分析方法所给出的计算结果进行对比发现, 结构模型所计算的与金矿相关的组合变量与矿床的空间相关性较高, 并且对金矿床(矿点)也具有较好的预测性。

关键词: 结构方程模型(SEM); 主成分分析(PCA); 变量相关性; 路径分析; 数学模型; 数学地质; 成矿预测; 矿床。

中图分类号: P628

文章编号: 1000-2383(2012)06-1191-08

收稿日期: 2012-07-19

Application of Structural Equation Modeling in Geochemical Data Analysis

LIU Jiang-tao^{1,2}, CHENG Qiu-ming^{1,2}, WANG Jian-guo¹

1. Faculty of Earth and Space Science, York University, Toronto M3J1L4, Canada

2. State Key Laboratory of Geological Processes and Mineral Resources, China University of Geosciences, Wuhan 430074, China

Abstract: In order to find a combination of geochemical elements reflecting the abnormal mineralization, this paper provides a method of structural equation modeling (SEM) for geochemical data processing based on principal component analysis (PCA). Different from the PCA, the structural equation model takes the favorable fitness with studying object as the criterion to determine the optimal solution, through which the new component will be determined; it is a combination of factor analysis and path analysis. Therefore, the component determined by the structural model is not necessarily the one with the largest variability, but the one closest to the object of study, which can thus better reflect the research target. This study not only describes the principle of structural equation modeling, but also makes use of it in the geochemical data analysis experiment. The geochemical data is measured from lake sediments samples obtained from the Southwest Nova Scotia, Canada, a model of geochemical elements related to the hydrothermal fluid gold mine is established. The spatial distribution law of the composite variables given by the structural model, and the relation between those variables and the gold deposits as well, is studied. A comparison with those of the PCA results shows that the factor variables related to the gold mine computed by the structural equation modeling are highly correlated to the space of the gold deposits, and they can also better predict the gold deposits.

Key words: structural equation modeling(SEM); principle component analysis(PCA); correlation ship of variables; path analysis; mathematic model; geo-mathematics; ore prospecting; ore deposits.

勘查地球化学数据是矿产资源预测中所需要的地质数据的重要来源之一。它是以地质学、地球化学作为理论基础, 通过系统测试(或测试其中的某些方

面)矿体(矿带或矿床)周围三度空间与成矿有关系的化学元素(包括同位素)的分布分配、组分分带、存在形式与成矿有关的物理化学参数(温度, 压力, pH

和 Eh 等), 并利用它们进行找矿(谢学锦, 1979; 罗先熔等, 2012).

在地球化学数据的处理中, 主成分方法(PCA)是一种被广泛应用的方法, 其主要处理过程是将高维变量投影到一个低维空间中, 从而构建一组新的易于分析和处理的变量. 通过最小方差估计, 得到一种理论上的最优线性结构变换. 其计算最优解过程不依赖任何的参数假设, 并且新的变量解唯一且彼此独立. 这个特点对主成分的计算和使用相当便利. 但其缺点也一样明显, 由于其计算过程是一个非参数估计的过程且不依赖于任何先验知识, 从而就导致了 PCA 在对数据的压缩和降维的过程中没有针对性, 且容易丢失一些被背景信息压制的关键异常信息.

为避免主成分分析方法在地球化学数据应用上的这些不足, 空间加权主成分方法被提出并被应用于地球化学数据处理(Cheng *et al.*, 2011). 本文提出这种方法其本质也是一种加权原理, 过程是在原有主成分分析的基础上, 增加了各主成分对该地区成矿指示元素——砷元素的回归拟合, 其中拟合度的调整优化通过各成分的旋转实现(因子分析), 建立了一个成矿因果模型. 以回归拟合度来约束主成分的计算过程, 并最终找到最优地球化学元素组合得分. 从而使得这种数据压缩既能保持压缩后的变量具有较大的变化性, 也能兼顾到研究对象的特殊性.

文中所应用的地球化学数据来源于加拿大 Nova Scotia 省西南部湖泊沉积物地球化学数据, 在该地区发现了许多著名金矿, 砷元素也是该地区寻找金矿的一个重要指示元素(Xu and Cheng, 2001). 本文利用该地区 16 种测量的地球化学元素进行主成分分析, 找到 3 个特征值最大的主成分变量, 并对砷元素进行回归. 在模型拟合度最优的前提下, 对各成分进行旋转, 得到各成分的因子载荷以及回归过程中各潜在因子的回归系数, 从而完成整个结构模型的计算.

1 结构方程模型简介

结构方程模型(structural equation modeling, SEM)是一种通过综合统计数据和定性的因果假设来检验和估计因果关系的统计技术. 它是一种融合了因子分析与线性模型回归分析的统计技术, 是现代行为与社会领域量化研究的重要统计方法(An-

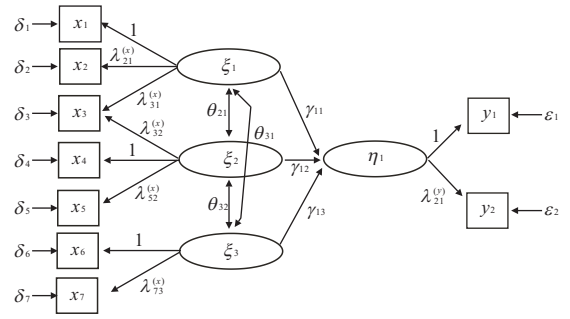


图 1 假设检验结构模型示意图
Fig. 1 Parameters of SEM model

derson and Gerbing, 1988, 1992).

这种方法的一个重要特征是能够对抽象的概念进行估计和检定. 社会与行为研究经常处理一些抽象的概念, 有时候必须给予一个操作化的定义, 以便能够透过该程序得到具体的数据, 用以反映不同个体在该概念上的强度. 此时具体进行测量的变量被称为观察变量(也称外显变量, 测量变量). 这些可以直接获得数据的变量, 若是受到同一个潜在概念的影响, 则会具有共同性, 反映在变量之间的关系上. 如果针对这些变量之间的共同性加以估计, 得到一个能够反映该潜在概念的强度的数据, 称之为潜在变量(Chin, 1998).

结构方程模型的研究已经遍及现代主流的统计学, 并且广泛应用于不同学科, 如医学、经济学、工程学、心理学、地理学、营销学与生物学(Hulland *et al.*, 1996; McQuitty, 2004). 结构方程模型可分为测量模型和结构模型两部分(图 1).

1.1 测量模型

测量模型在 SEM 中是一种验证性因子分析(confirmatory factor analysis, CFA), 它用于检验数个测量变量可以构成潜在变量的程度, 在图 1 中, 验证性因子分析即在检验测量模型中的观察变量 $x_i (i = 1, 2 \dots 7)$, $y_j (j = 1, 2)$ 与其潜在变量 $\xi_1, \xi_2, \xi_3, \eta_1$ 间的因果模型是否与观察数据契合. 图 1 中的测量模型可表达为公式(1)和公式(2):

$$\begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \\ x_5 \\ x_6 \\ x_7 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ \lambda_{21}^{(x)} & 0 & 0 \\ \lambda_{31}^{(x)} & \lambda_{32}^{(x)} & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & \lambda_{52}^{(x)} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & \lambda_{73}^{(x)} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \xi_1 \\ \xi_2 \\ \xi_3 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \delta_1 \\ \delta_2 \\ \delta_3 \\ \delta_4 \\ \delta_5 \\ \delta_6 \\ \delta_7 \end{pmatrix}, \quad (1)$$

表 1 结构方程变量表
Table 1 Variables in SEM

符号	维度	说明
x	$q \times 1$	ξ 的观察变量
y	$p \times 1$	η 的观察变量
ξ	$n \times 1$	外因潜在变量
η	$m \times 1$	内因潜在变量
δ	$q \times 1$	x 变量的测量误差
ε	$p \times 1$	y 变量的测量误差
ζ	$m \times 1$	内因潜在变量的误差
β	$m \times m$	内因潜在变量(η)间的系数矩阵
γ	$m \times n$	外因潜在变量(ξ)与内因潜在变量(η)相关联的系数矩阵
ϕ	$n \times n$	外因潜在变量协方差矩阵
λ_x	$q \times n$	x 与外因潜在变量(ξ)间的关联系数矩阵
λ_y	$p \times m$	y 与外因潜在变量(η)间的关联系数矩阵

$$\begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ \lambda_{21}^{(y)} \end{pmatrix} \eta_1 + \begin{pmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \end{pmatrix}. \quad (2)$$

1.2 结构模型

结构模型即潜在变量间因果关系模型的说明, 作为因的潜在变量即称为外因潜在变量, 以符号 ξ 表示, 作为果的潜在变量即称为内因潜在变量, 以符号 η 表示. 外因潜在变量对内因潜在变量的解释会受到其他变因的影响, 此影响变因称之为干扰潜在变量, 以符号 ζ 表示.

图 1 中结构模型可以表达为如下公式:

$$\eta_1 = \gamma_{11} \xi_1 + \gamma_{12} \xi_2 + \gamma_{13} \xi_3 + \zeta_1. \quad (3)$$

图 1 中出现的符号说明见表 1.

1.3 潜变量的提取

由公式(1)~(3), 潜变量的得分可以由如下公式估计:

$$\begin{aligned} \xi_1 &= (x_1 + \lambda_{21}^{(x)} x_2 + \lambda_{31}^{(x)} x_3) / (1 + \lambda_{21}^{(x)} + \lambda_{31}^{(x)}), \\ \xi_2 &= (x_1 + \lambda_{32}^{(x)} x_3 + x_4 + \lambda_{51}^{(x)} x_5) / (1 + \lambda_{32}^{(x)} + \lambda_{51}^{(x)}), \\ \xi_3 &= (x_6 + \lambda_{73}^{(x)} x_7) / (1 + \lambda_{73}^{(x)}). \end{aligned} \quad (4)$$

2 研究数据

本文的研究区位于加拿大北部 Nova Scotia 省西南部地区, 区内出露的主要地质现象包括古生代浅变质碎屑沉积岩和晚期花岗岩. 古生代浅变质沉积地层遭受了强烈的北东向褶皱作用, 形成了一系列北东向展布的平行褶皱构造, 北西向构造以断裂为主, 区内已经发现多处热液型金矿床和钨、锡、铀矿床. 地球化学取样来源于湖底沉积物, 由于测量手段的限制, 该地区含量比较低的 2 种元素——金元素和银元素的测量精度不足, 只能大致反映该地

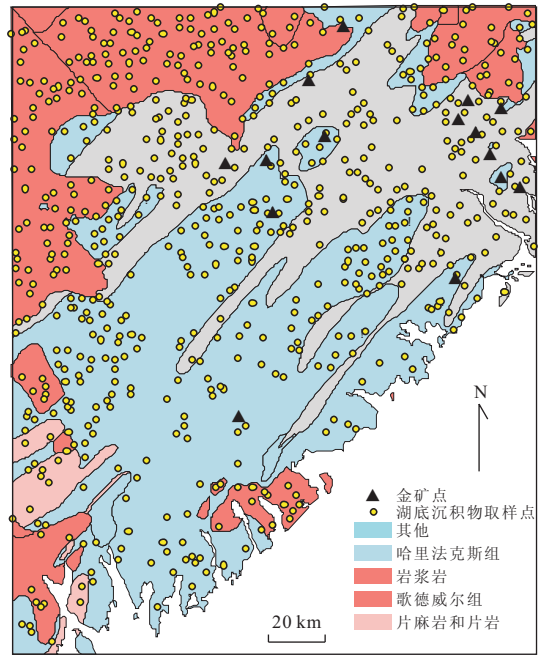


图 2 研究区金矿点和地球化学采样点分布

Fig. 2 Locations of known gold mineral deposits and lake sediment samples

区这 2 种元素的变化趋势. 研究表明, 该地区砷元素 (As) 的分布与金矿床具有较强的空间相关性 (Agterberg *et al.*, 1990; Xu and Cheng, 2001), 因此砷元素被选择作为回归因变量, 用来提取与成矿相关的潜在因子. 图 2 为采样点分布以及该地区所发现的金矿床(矿点).

3 建模过程

通过对该地区 16 种地球化学元素(氟, 锂, 铈, 铷, 锡, 铅, 钛, 铜, 铅, 锌, 钽, 银, 铋, 金, 钨, 砷)的因子分析(主成分旋转实现), 选取因子中特征值大于 1 的主要因子 3 个, 其对应于主成分 1~3. 把每个因子中载荷最大的元素作为 3 组潜变量的主变量:

- 因子 1: 锂(Li);
- 因子 2: 铜(Cu);
- 因子 3: 钨(W).

每组变量中除分别含有锂, 铜, 钨外, 其余的元素组合都是相同的. 砷元素将作为内因潜变量的测量变量.

模型图如图 3 所示, 其构建如下:

该模型为 4 个共同因子的测量模型, 包括 3 个外因潜变量和 1 个内因潜变量, 对应如图 1 所示的 ξ_1, ξ_2, ξ_3 和 η_1 , 对应的变量名称为 F_1, F_2, F_3, F_4 . 外

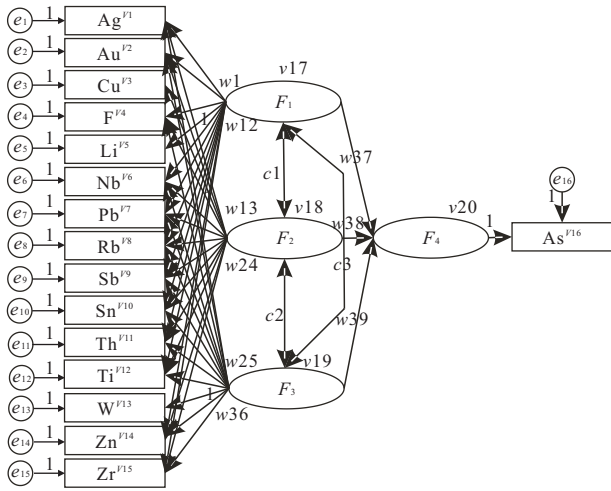


图 3 多种地球化学元素—热液型金矿的结构方程模型
Fig. 3 SEM for multi-geochemical elements and hydrothermal gold

表 2 潜变量 F_1, F_2, F_3 回归系数

Table 2 Regression coefficient for F_1, F_2, F_3

观察变量	潜变量 1	潜变量 2	潜变量 3
Ag	-0.03	0.04	-0.01
Au	0.09	0.02	-0.01
F	0.63	0.74	0.11
Li	0.89	0.04	0.03
Nb	0.70	-0.23	-0.03
Pb	0.34	0.16	0.11
Rb	1.04	-0.46	0.07
Sb	0.00	0.12	0.05
Sn	0.38	-0.15	0.00
Th	0.71	0.20	0.08
Ti	0.94	-0.25	1.52
Zn	0.12	0.84	-0.02
Zr	0.97	-0.56	-0.01

因潜在变量(即 F_1 (潜变量 1), F_2 (潜变量 2), F_3 (潜变量 3))都包含有 13 个测量指标变量, 内因潜在变量 F_4 包含 1 个测量指标变量砷(As). 16 个测量指标的测量误差项 ($\delta_1 \sim \delta_{15}, \epsilon_1$) 的变量名称分别为 $e_1 \sim e_{16}$. 模型在 AMOS 统计软件中搭建, 该模型中变量共有 36 个, 模型中被估计的参数(自由参数)61 个, 模型的自由度为 75. 计算后, 各回归系数如表 2 所示. 结构方程中各外因潜变量 (F_1, F_2, F_3) 对内因潜变量 (F_4) 的回归系数依次为 -0.14, 0.94, 0.48. 由公式 4 和潜变量回归系数可计算出潜变量得分.

4 SEM 图示结果比较

为了对比结构方程模型与主成分分析方法对该地区地球化学信息提取结果的异同, 此处将从载荷

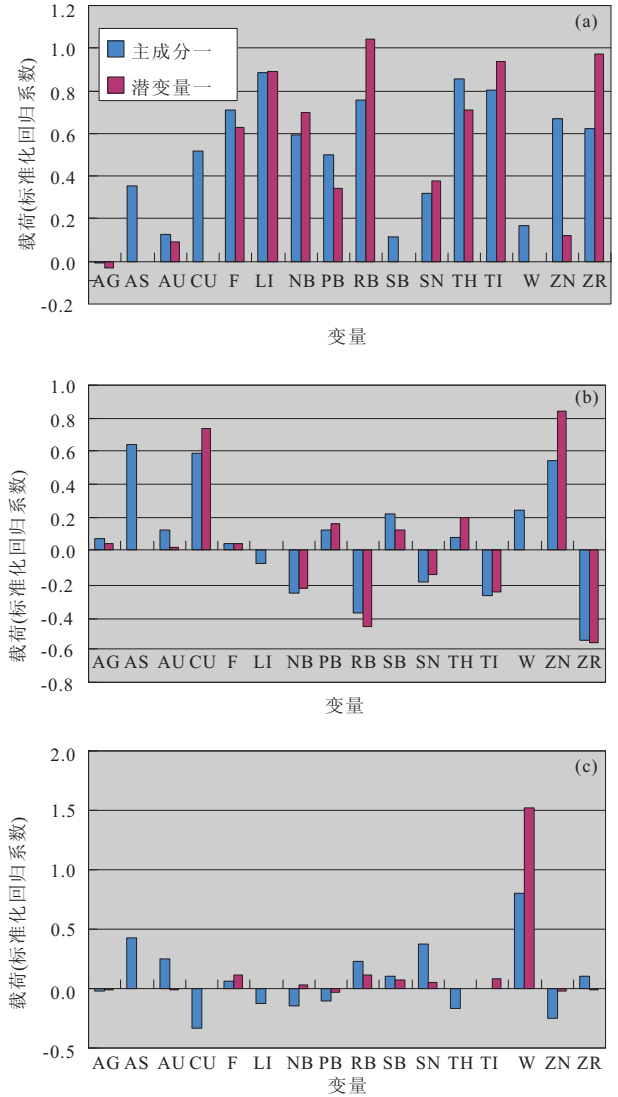


图 4 主成分载荷与潜变量回归系数图

Fig. 4 The loading for PCA and regression coefficient latent variables

a. 主成分 1 与潜变量 1 载荷图; b. 主成分 2 与潜变量 2 载荷图; c. 主成分 3 与潜变量 3 载荷图

(回归系数)得分以及对砷元素的回归拟合状况分别进行讨论.

4.1 主成分载荷图与潜变量回归系数

图 4 为通过主成分方法和结构方程模型方法得到成分(潜变量)的载荷(回归系数)图, 通过对比发现, 对应的主成分和潜变量都具有相似的载荷结构. 这种相似性表现为在主成分中贡献率高的元素往往在潜变量中也很重要, 其不同主要体现在各元素对主成分与潜变量的贡献率的大小和重要性的差异上, 例如在主成分 1 中, 前 8 位最重要元素依次为 Li, Th, Ti, Rb, F, Zn, Zr, Nb, 而在潜变量 1 中, 重要性在前 8 位的元素依次为 Rb, Zr, Ti, Li, Th, Nb, F,

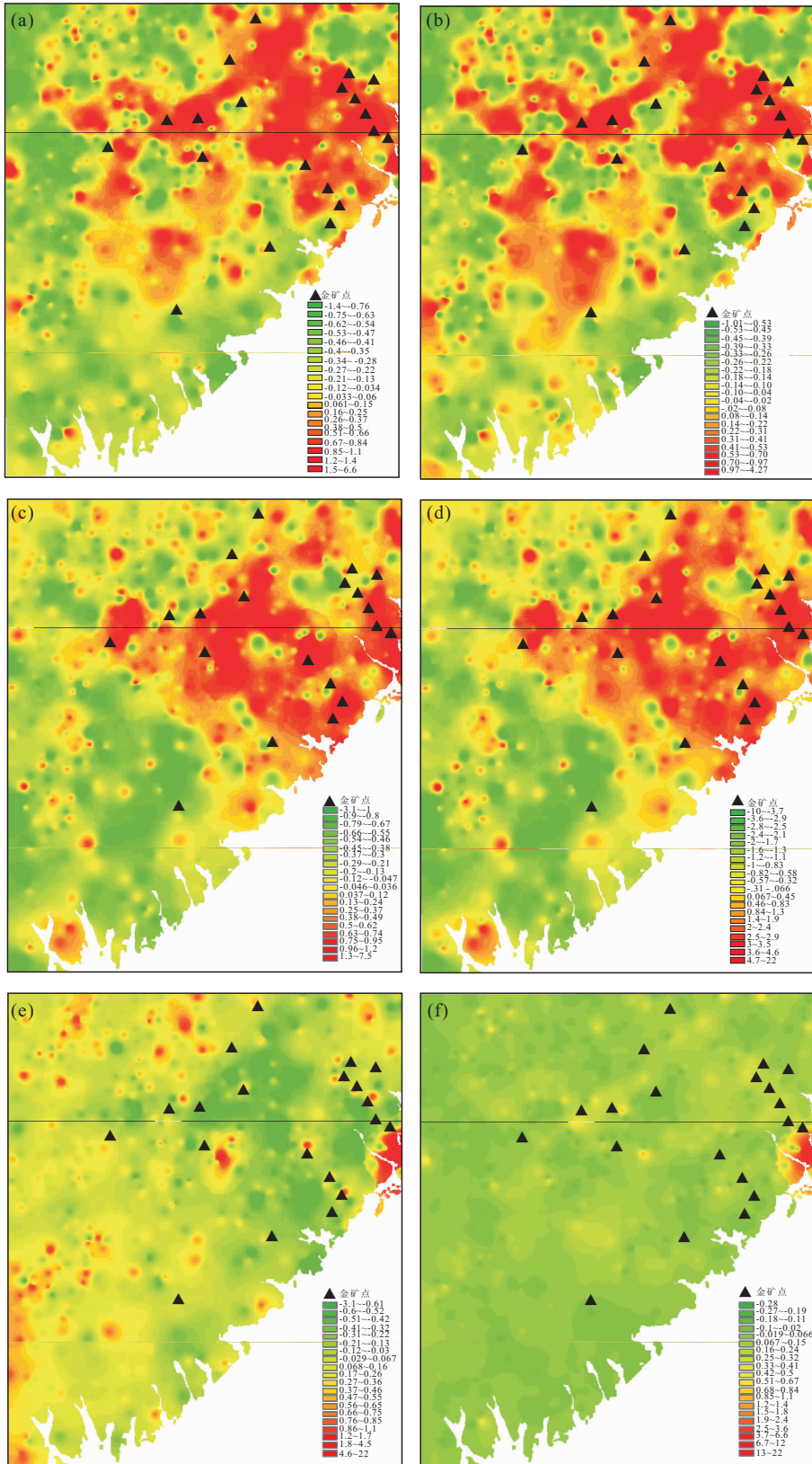


图 5 主成分方法和结构方程模型方法采样点得分

Fig. 5 Sample score of PCA and SEM analysis

a. 第一主成分; b. 结构方程模型潜变量 1; c. 第二主成分; d. 结构方程模型潜变量 2; e. 第三主成分; f. 结构方程模型潜变量 3; 以上分布图均采用对采样点进行 IDW 插值后得到

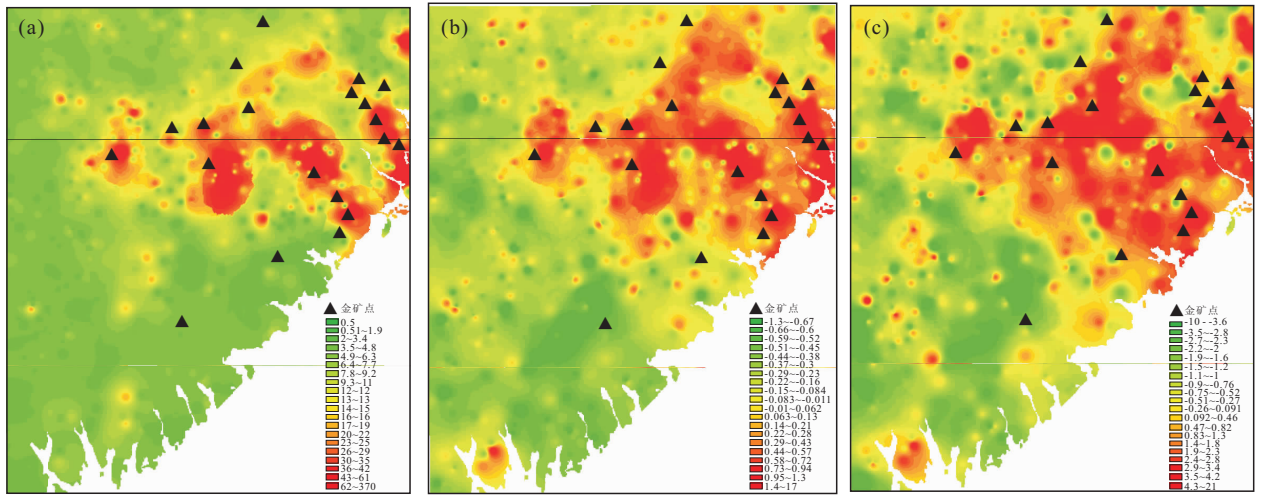


图 6 砷元素分布与对砷元素的预测得分

Fig. 6 The distribution of As and the prediction score for As

a. 研究区内砷元素分布图; b. 利用主成分 1~3 对砷元素回归预测图; c. 结构方程模型中对砷元素的预测图; 以上分布图均采用对采样点进行 IDW 插值后得到

Sn, 其中有 7 个元素与主成分相同, 但重要性顺序和载荷不同.

4.2 主成分与潜变量得分

图 5 为主成分与潜变量的得分图. 其中, 图 5a 为该地区 16 种地球化学元素第一主成分得分图. 图 5b 为通过结构方程模型得到的潜变量 1 的得分图. 图 5c, 5d, 5e, 5f 依次是主成分 2, 潜变量 2, 主成分 3, 潜变量 3. 经统计发现, 主成分 1 和潜变量 1 的相关系数为 0.96, 主成分 2 和潜变量 2 的相关系数为 0.91, 主成分 3 和潜变量 3 的相关系数为 0.83. 总体来说, 潜变量与主成分具有非常高的相似度. 此外, 潜变量 3 反映的变化性比主成分 3 要弱. 以上结果说明结构方程模型方法提取的潜变量继承了原始数据大部分的变化性(与主成分具有高相关性), 但这些变化性保留的前提是与回归对象具有相关性, 而与回归对象不相关的变化性则在分析时被剔除了(潜变量 3).

4.3 砷元素分布及其预测得分图

图 6a 为砷元素的分布图, 图 6b 为通过主成分对砷元素的预测得分图, 图 6c 为通过潜变量对砷元素的预测得分图. 由于主成分本身包含有砷元素载荷(其对应的在主成分 1~3 中的载荷分别为 0.36, 0.64, 0.43), 因此通过主成分方法对砷元素的回归预测图与砷元素具有较高的相关性, 其相关系数为 0.85; 反之, 由于结构方程模型中外因潜变量的观察变量中不包含砷元素, 导致潜变量对砷元素的预测值与砷元素的相关性比主成分预测的要低, 其相关

系数为 0.62. 但若剔除主成分中砷元素对各成分的贡献, 其主成分对砷元素回归预测值与砷元素的相关性为 0.52, 低于潜变量预测值与砷元素的相关性. 这说明了结构方程模型中的回归约束有效地提高了提取的潜变量对特定回归变量的相关性.

4.4 回归拟合度

图 7 为累加矿点和累加分类面积进行回归的线性拟合图, 其中 7a, 7c, 7e 为主成分 1, 主成分 2 以及主成分对砷元素的预测图的拟合结果, 7b, 7d, 7f 分别为潜变量 1, 潜变量 2 和潜变量对砷元素的预测图的拟合结果, 该拟合反映的是各变量对该地区金矿点(矿床)的预测性. 累计矿点数—累计分类面积回归拟合表明, 在对该地区的金矿分布拟合过程中, 潜变量 F_1, F_2 以及通过潜变量得到的砷元素预测图比与之对应的主成分得分图拟合度更好(PC1: $R^2=0.89, F_1: R^2=0.96, PC2: R^2=0.85, F_2: R^2=0.99$, 主成分预测图: $R^2=0.95$, 潜变量预测图: $R^2=0.98$), 说明结构方程模型提取的潜变量提高了对该地区金矿点(矿床)的预测性.

5 模型适配度指标 (goodness-of-fit indices)

根据学者 Hair *et al.* (1998) 的建议, 在检验整体模型适配度指标时, 应先检验该模型参数是否有违规现象, 主要包含以下 3 个方面:

1. 有无负的误差方差存在;

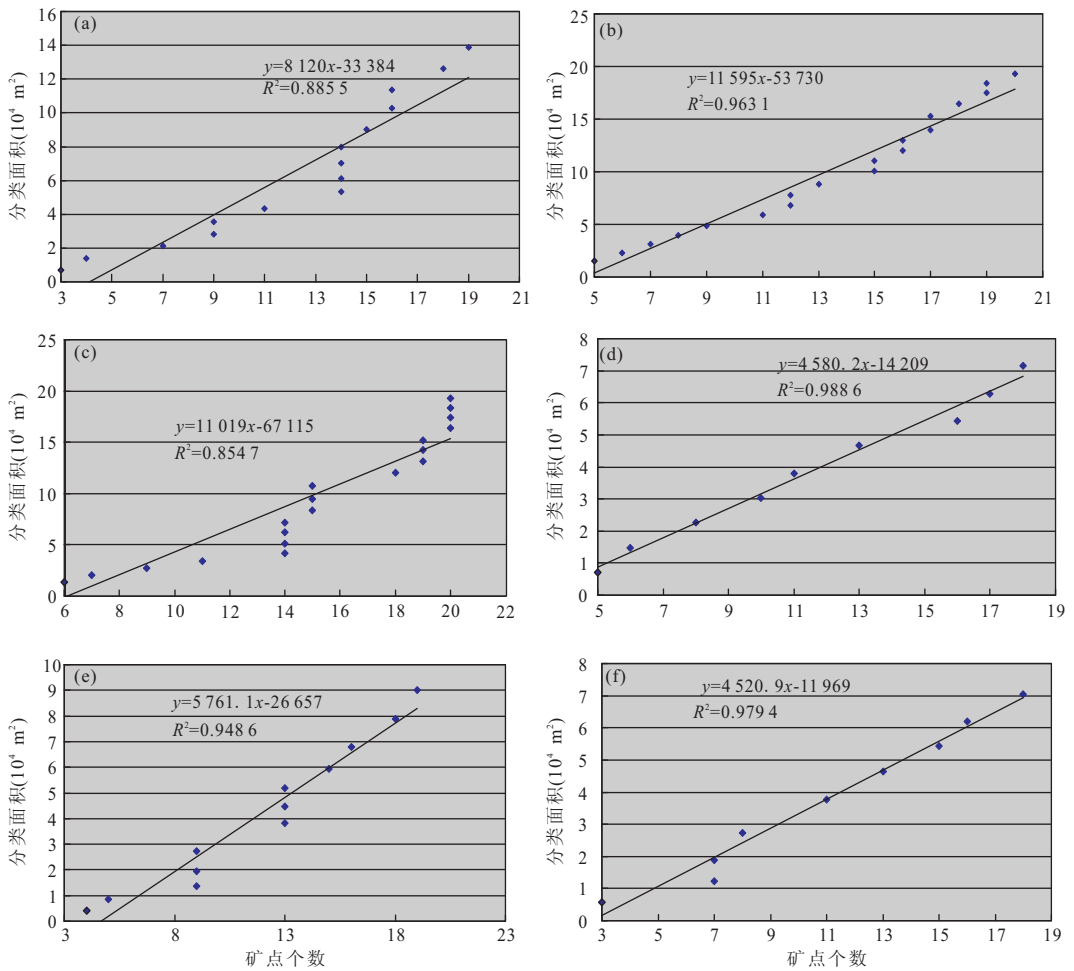


图 7 各得分图的矿点个数—分类面积回归拟合图(x 表示矿点个数,y 表示分类面积)

Fig. 7 Regression between deposits area and class area

a. 第一主成分 PC1; b. 潜变量 F₁; c. 第二主成分 PC2; d. 潜变量 F₂; e. 主成分对砷元素预测得分; f. 潜变量对砷元素的预测得分

表 3 模型适配度检验结果

Table 3 Goodness of fit statistics

适配统计变量	模型值	良好适配值
χ^2/df	28.70	0.00~5.00
RMR	0.05	0.00~0.05
RMSEA	0.10	0.08~0.10
GFI	0.90	0.90~1.00

检验结果表明,除卡方自由度比外,其他统计检验都能基本支持模型假设成立。

- 2. 标准化参数系数是否大于等于 1;
 - 3. 是否有太大的标准误差存在。
- 计算结果表明,该模型满足以上 3 点要求。

在对模型整体适配度检验中,笔者选择了卡方自由度比(χ^2/df)、残差均方和平方根(RMR)、模型渐进残差均和平方根(RMSEA)以及适配度指数 GFI(Bentler and Bonett, 1980; Hu and Bentler, 1998; 温忠麟和侯杰泰, 2004)。检验参数的实际值

和能够支持模型假设的推荐值见表 3。

6 结论

通过对结构方程模型和主成分方法在地球化学数据处理应用中的综合比较表明,构建合适的结构方程模型能够在实现数据压缩的同时,有效地提取出针对特定地球化学元素的潜变量因子。提取出的潜变量不仅保留了原始观察变量的主要变化性,也提高了对特定回归元素的针对性。和对应的主成分相比,潜变量因子和该地区的金矿点的分布具有更好的空间相关性,从而对金矿点也具有更好的预测性,更加有利于发现该地区的金矿点(矿床),对找矿靶区的圈定和野外勘查工作具有更好的指导意义。

但 SEM 应用于地球化学数据处理中也存在一些不足。本文所采用的模型虽然满足了最低限度的模型假设检验,但总体来说,模型适配度不佳。其原因是

SEM 在社会科学研究应用中,其变量往往经过精心设计,每个变量在模型中都具有明确的和不可或缺的意义(Cook and Campbell, 1979),样本采集也有明确的范围,这样的模型需要通过显著性和可靠性检验来验证模型设计的正确性与合理性(Bentler and Bonett, 1980; Bagozzi, 1981; Bentler, 1990)。而在勘查地球化学中,采样得到的数据往往包含了大量的背景数据,这些背景数据中有些部分与模型研究的对象并没有直接的因果关系,它们在分析时若被包含其中,就会直接改变数据集在数据空间中的分布形态,从而导致 SEM 这种基于协方差矩阵计算的处理方法出现偏差。采样点的范围对数据集分布形态的影响也是基于同样原因。SEM 模型适配度验证的是假设模型所隐含的协方差矩阵与总体样本(往往使用观测样本数据代替)的协方差矩阵之间的差异,这就造成了基于地球化学数据建立的结构方程模型很难较好的满足模型的显著性和可靠性检验。所以,SEM 这种基于模型拟合度进行回归系数和因子载荷调整,并在此基础上对结果进行模型检验的数据处理方法,并不能完全满足地球化学数据处理的需要,该方法的深入应用还需要找到一种新的模式来调整模型参数,并作为评价整体模型演化的标准,这将是本文后续的研究工作。

References

- Agterberg, F. P., Bonham-Carter, G. F., Wright, D. F., 1990. Statistical pattern integration for mineral exploration. In: Gaal, G., Merriam, D. F., eds., Computer Applications in Resource Estimation, Prediction and Assessment for Metals and Petroleum, Pergamon Press, Oxford.
- Anderson, J. C., Gerbing, D. W., 1988. Structural equation modeling in practice: a review and recommended two-step approach. *Psychological Bulletin*, 103(3): 411—423. doi:10.1037/0033-2909.103.3.411
- Anderson, J. C., Gerbing, D. W., 1992. Assumptions and comparative strengths of the two-step approach. *Sociological Methods Research*, 20(3): 321—333. doi:10.1177/0049124192020003002
- Bagozzi, R. P., 1981. Evaluating structural equations models with unobservable variables and measurement error: a comment. *Journal of Marketing Research*, 18(3): 375—381.
- Bentler, P. M., 1990. Comparative fit indexes in structural models. *Psychological Bulletin*, 107(2): 238—246. doi:10.1037/0033-2909.107.2.238
- Bentler, P. M., Bonett, D. G., 1980. Significance tests and goodness of fit in the analysis of covariance structures. *Psychological Bulletin*, 88(3): 588—606. doi:10.1037/0033-2909.88.3.588
- Cheng, Q. M., Bonham-Carter, G., Wang, W. L., et al., 2011. A spatially weighted principal component analysis for multi-element geochemical data for mapping locations of felsic intrusions in the Gejiu mineral district of Yunnan, China. *Computers & Geosciences*, 37(5): 662—669. doi:10.1016/j.cageo.2010.11.001
- Chin, W. W., 1998. Issues and opinion on structural equation modeling. *Mis Quarterly*, 22(1): 7—16.
- Cook, T. D., Campbell, D. T., 1979. Quasi-experimentation: design and analysis issues for field settings. Houghton Mifflin, Boston.
- Hair, J. F., Anderson, R. E., Tatham R. L., et al., 1998. Multivariate data analysis (5th ed.). Prentice Hall International, UK.
- Hu, L., Bentler, P. M., 1998. Fit indices in covariance structure modeling: sensitivity to under parameterized model misspecification. *Psychological Methods*, 3(4): 424—453. doi:10.1037/1082-989X.3.4.424
- Hulland, J., Chow, Y. H., Lam, S., 1996. Use of causal models in marketing research: a review. *International Journal of Research in Marketing*, 13(2): 181—197. doi:10.1016/0167-8116(96)00002
- Luo, X. R., Wen, M. L., Ouyang, F., 2012. Reconnaissance geochemical. Metallurgical Industry Press, Beijing (in Chinese).
- McQuitty, S., 2004. Statistical power and structural equation models in business research. *Journal of Business Research*, 57(2): 175—183. doi:10.1016/S0148-2963(01)0030-0
- Wen, Z. L., Hou, J. T., Mash, H. W., 2004. Structural equation modeling: cutoff criteria for goodness of fit indices and chi-square test. *Acta Psychologica Sinica*, 36(2): 186—194 (in Chinese with English abstract).
- Xie, X. J., 1979. Regional geochemical exploration. Geological Publishing House, Beijing (in Chinese).
- Xu, Y. G., Cheng, Q. M., 2001. A fractal filtering technique for processing regional geochemical maps for mineral exploration. *Geochemistry: Exploration, Environment, Analysis*, 1(2): 147—156. doi:10.1144/gechem.1.2.147

附中文参考文献

- 罗先熔, 文美兰, 欧阳菲, 2012. 勘察地球化学. 北京: 冶金工业出版社.
- 温忠麟, 侯杰泰, 马什赫伯特, 2004. 结构方程模型检验: 拟合指数与卡方准则. 心理学报, 36(2): 186—194.
- 谢学锦, 1979. 区域化探. 北京: 地质出版社.