国防科技大学学报
JOURNAL OF NATIONAL UNIVERSITY OF DEFENSE TECHNOLOGY
第14卷第1期 1992年3月 Vol. 14 No. 1

矿产统计预报的多元信息复合方法及预测模型

孙即祥 龚亚明 王润生
（电子技术系）

摘 要 如何有效地利用多种信息进行矿产统计预报是一个有经济效益的课题。本文运用多信息复合思想，采用回归分析、判别分析和集成预报等方法使矿物预报的正确概率大大提高。

关键词 回归分析，判别分析，集成预报，统计预报
分类号 O213

矿产的寻找与确定通过钻井的办法进行将耗费巨大的资金、人力和时间。由于某种矿产的存在总是有一些信息通过某种形式反映出来，人们利用先进监测手段，获取充分多的相关信息，运用现代数据处理理论进行信息分析与综合，实现从定性到定量、从特殊到一般的飞跃，建立区域矿产矿物关系数学模型和判别式。这些数学模型和判别式要比经验更为精确和完善，从而更为可靠。根据所获得的信息，据此模型进行统计预报，推断某区域矿物种类、规模、品位和可信度。这有很大的经济和理论价值。

本文选择某典型成矿区为对象，进行多元信息复合方法和预测模型的研究。

1 回归分析

1.1 线性回归数学模型

由于存在各种随机或未知因素影响矿物的形成和发展，另外，在信息获取过程中也存在大量随机因素，因此应运用统计方法研究矿物间的关系。我们选用线性回归模型

$$y = b_0 + b_1x_1 + \cdots + b_mx_m + \varepsilon \tag{1}$$

式子，因变量 y 为研究对象的某个指标，x_i 为自变量因子，b_i 为待求系数，$\varepsilon \sim N(0,\sigma^2)$。

实测数据来自某试验区，y 是该区域所研究的矿物含量，x_i 为该区域的物探、化探、地质及遥感数据。数据结构形式是以观测单元上测量数据为阵元的图象。

将 $n(n>m+1)$ 组独立观测数据 y_i、x_{i1}、$\cdots$、x_{im} 代入子样回归方程

$$\hat{y}_i = b_0 + b_1x_1 + \cdots + b_mx_m \qquad (i = 1,2,\cdots,n) \tag{2}$$

所求的 b_i 应满足由回归方程算得 y 的回归值 $\hat{y}_i$ 与其实测值 y_i 的离差平方和达极小，即

* 1991年5月20日收稿。

$$Q(b_0,b_1,\cdots,b_m)=\sum_{i=1}^{n}(y_i-\hat{y}_i)^2$$
$$=\sum_{i=1}^{n}(y_i-b_0-b_1x_1-\cdots-b_mx_m)^2=\min \tag{3}$$

求 $Q(\cdot)$对各个 b_i 的偏导数并令其为零，可得 $m+1$ 个线性方程，其解 $\hat{b}_i$ 便是 b_i 的最小二乘解，且 $E[\hat{b}_i]=b_i$，$i=0$，1，…，m. 为简便，以后 $\hat{b}_i$ 仍写作 b_i. 于是可得关于 b_0 的式子及回归正规方程组

$$b_0=\overline{y}-b_1\overline{x}_1-\cdots-b_m\overline{x}_m \tag{4}$$
$$l_{i1}b_1+l_{i2}b_2+\cdots+l_{im}b_m=l_{iy}\qquad (i=1,2,\cdots,m) \tag{5}$$

式中

$$\begin{cases}\overline{x}_i=\dfrac{1}{n}\sum\limits_{k=1}^{n}x_{ki}, & \overline{y}=\dfrac{1}{n}\sum\limits_{k=1}^{n}y_k\\ l_{ij}=l_{ji}=\sum\limits_{k=1}^{n}(x_{ki}-\overline{x}_i)(x_{kj}-\overline{x}_j), & l_{iy}=\sum\limits_{k=1}^{n}(x_{ki}-\overline{x}_i)(y_k-\overline{y})\end{cases} \tag{6}$$

为了分清各自变量 x_i 对因变量 y 影响的主次，应消除自变量量纲因素影响，作变量替换，令

$$x'_{ki}=(x_{ki}-\overline{x}_i)/\sqrt{l_{ii}} \tag{7}$$

由新变量 $x'_{\cdot i}$可产生标准正规方程

$$r_{i1}b'_1+r_{i2}b'_2+\cdots+r_{im}b'_m=r_{iy},\quad i=1,2,\cdots,m \tag{8}$$

其中

$$\begin{cases}r_{ij}=\sum\limits_{k=1}^{n}(x'_{ki}-\overline{x}'_i)(x'_{kj}-\overline{x}'_j)=l_{ij}/\sqrt{l_{ii}}\sqrt{l_{jj}}\\ r_{iy}=l_{iy}/\sqrt{l_{ii}}\sqrt{l_{yy}}, \quad l_{yy}=\sum\limits_{k=1}^{n}(y_k-\overline{y})^2\end{cases} \tag{9}$$

上式表明，r_{ij}和 r_{iy}分别是变量 x_i 与 x_j 和 x_i 与 y 的相关系数。由方程(8)，可解得 b'_i，$i=1$，2，…，m，而

$$b_i=b'_i\sqrt{l_{yy}}/\sqrt{l_{ii}},b_o=\overline{y}-(b_1\overline{x}_1+b_2\overline{x}_2+\cdots+b_m\overline{x}_m) \tag{10}$$

1.2 运用统计量 F 选择变量

回归分析最终建立最优回归方程不仅应使 $\sum\limits_{i}(y_i-\hat{y}_i)^2=\min$，而且还应使所含因子都是显著的，因此应从 $x_i(i=1,2,\cdots,m)$选择重要变量。

可以证明[2]，y 的总离差平方和

$$l_{yy}=\sum_{i=1}^{n}(y_i-\overline{y})^2=\sum_{i=1}^{n}(y_i-\hat{y}_i)^2+\sum_{i=1}^{n}(\hat{y}_i-\overline{y})^2 \tag{11}$$

其中回归平方和 $U=\sum\limits_{i=1}^{n}(\hat{y}_i-\overline{y})^2$ 反映了各自变量 x_i 的变化引起 y 的波动，而剩余平方和 $Q=\sum\limits_{i=1}^{n}(y_i-\hat{y}_i)^2$ 反映了 y 与各 x_i 之间线性关系之外的一切因素所造成 y 的波动。于

是统计量
$$F=\frac{U/m}{Q/(n-m-1)} \tag{12}$$
从总体上检验 y 是否与 x_1、x_2、…、x_m 之间有显著线性关系，即检验线性模型的可信程度。当只取 l 个变量时，$m=l$.

变量 x_k 引入方程或从方程剔除所引起的回归平方和的变化称为该变量的偏回归平方和，记为 U_k，可以用偏回归平方和检验每个 x_i 与 y 是否有显著线性关系。文[6]证明，若已有 l 个变量引入方程，则其中 x_k 的偏回归平方和
$$U_k^{(l)}=(r_{ky}^{(l)})^2/r_{kk}^{(l)} \tag{13}$$
若尚未引入方程的变量 x_k 作为第 $l+1$ 个变量引入方程，则
$$U_k^{(l+1)}=(r_{ky}^{(l)})^2/r_{kk}^{(l)} \tag{14}$$
构造 F 统计量。如果回归方程中已有 l 个变量，若剔除其中一变量 x_k，则
$$F_k^{(l)}=\frac{U_k^{(l)}}{Q^{(l)}}(n-l-1) \tag{15}$$
若作为第 $l+1$ 个变量引入 x_k，则
$$F_k^{(l+1)}=\frac{U_k^{(l+1)}}{Q^{(l)}-U_k^{(l+1)}}(n-l-2) \tag{16}$$

1.3 变量引入或剔除的实现方法

使用高斯——约当消去法解正规方程具体实现变量的引入和剔除。消去方程(8)系数矩阵第 k 列（使第 k 列变为 0，1 形式）等价于把 x_k 引入回归方程。当同时求系数矩阵之逆且并用一个存储空间时，可以证明，对 k 列作两次消去运算（不要求紧接着），阵列的阵元变为未对 k 列作这两次消去运算时的值，此表明已引入的变量 x_k 从回归方程中剔除。从一个消去过程的中间或最后结果看，其与前面变量消去次序无关。引入或剔除变量 x_k，可按下面的消去变换公式改变方程系数矩阵 $R^{(l)}=(r_{ij}^{(l)})$：
$$r_{ij}^{(l+1)}=\begin{cases} r_{kj}^{(l)}/r_{kk}^{(l)} & i=k,j\neq k \\ r_{ij}^{(l)}-r_{ik}^{(l)}r_{kj}^{(l)}/r_{kk}^{(l)} & i\neq k,j\neq k \\ 1/r_{kk}^{(l)} & i=k,j=k \\ -r_{ik}^{(l)}/r_{kk}^{(l)} & i\neq k,j=k \end{cases} \tag{17}$$
而初始矩阵 $R^{(0)}=(r_{ij})$。

1.4 逐步回归算法

为克服自变量的相关性，这里采用“统计判别动态收剔”的逐步回归方法。其大致思想是：

(1) 按式(6)、(9)求了各变量间的相关系数，建立标准正规方程(8)。

(2) 运用式(17)实现变量的收剔。

(3) 求引入或剔除的变量的偏回归平方和并进行显著性检验。这里 $U^{(0)}=0,Q^{(0)}=r_{yy}^{(0)}-U^{(0)}=1$. 对已引入的各变量 x_i 用式(13)计算它的 U_i，然后求 $U_k=\min\limits_i[U_i]$，对 U_k 用式(15)检验 x_k 的显著性，若不显著，则将 x_k 剔除。若已进入方程的各变量均显著，则对尚未进入方程的各变量用式(14)计算其 U_i，然后求 $U_k=\max\limits_i[U_i]$，用式(16)检验 x_k 的显

著性；若显著，则把 x_k 引入回归方程。若没有可剔除和再引入的变量时，转(4)。

(4) 用式(10)、(4)计算 $b_i(i=1,2,\cdots,m)$ 和 b_0，对所得的回归方程进行必要的分析和统计检验。

2 判别分析

本文将不同矿产情况作为不同类别，从区域中选取的样本各指标测量值作为该样本的特征矢量，通过对已知类别样本的学习建立判别函数，该函数将特征空间划分为若干个子空间。根据未知类别的样本特征点（即特征矢量）在何特征子空间而确定该样本属于何类。

2.1 判别分析中的变量选择

应选择重要变量建立判别函数。设有 N 个分属于 K 个类别的样本，第 k 类有 n_k 个样本。每个样本有 m 个指标，它们构成该样本的特征矢量。第 k 类中第 j 个样本特征矢量 $\boldsymbol{x}_j^{(k)}$ 的第 i 个变量记为 x_{ikj}或 x_i，第 k 类的第 i 个变量的均值记为 $\bar{x}_{ik}$，设每个样本均服从具有相同方差的正态分布

$$\boldsymbol{x}_j^{(k)} \sim N(\mu^{(k)},\Sigma) \qquad \begin{cases} j=1,2,\cdots,n_k \\ k=1,2,\cdots,K \end{cases} \tag{18}$$

其中 $\mu^{(k)}$为期望矢量，Σ 为协方差矩阵。

类内的样本特征矢量的平均矢量 $\bar{\boldsymbol{x}}^{(k)}$为

$$\bar{\boldsymbol{x}}^{(k)} = \frac{1}{n_k}\sum_{j=1}^{n_k}\boldsymbol{x}_j^{(k)}, \quad k=1,2,\cdots K \tag{19}$$

所有样本特征矢量总的平均矢量 $\bar{\boldsymbol{x}}$ 为

$$\bar{\boldsymbol{x}} = \frac{1}{N}\sum_{k=1}^{K}\sum_{j=1}^{n_k}\boldsymbol{x}_j^{(k)} \tag{20}$$

样本特征矢量的类内离差矩阵

$$W_{m\times m} \equiv W = (\omega_{ij})_{m\times m} = \sum_{k=1}^{K}\sum_{j=1}^{n_k}(\boldsymbol{x}_j^{(k)} - \bar{\boldsymbol{x}}^{(k)})(\boldsymbol{x}_j^{(k)} - \bar{\boldsymbol{x}}^{(k)})' \tag{21}$$

样本特征矢量类间离差矩阵

$$B_{m\times m} \equiv B = (b_{ij})_{m\times m} = \sum_{k=1}^{K} n_k(\bar{\boldsymbol{x}}^{(k)} - \bar{\boldsymbol{x}})(\bar{\boldsymbol{x}}^{(k)} - \bar{\boldsymbol{x}})' \tag{22}$$

样本特征矢量总的离差矩阵

$$T = W + B \equiv (t_{ij})_{m\times m} \tag{23}$$

在上述符号意义下

$$\Lambda = \frac{|W|}{|T|} \tag{24}$$

是 Wilks 统计量，服从 $\Lambda(m,N-K,K-1)$分布[4]。由于 W 是类内离差阵，T 是总的离差阵，故 Λ 反映了 K 类数据的可分性。理论证明[4] Λ 可用于检验统计假设 H_0：

$$\mu^{(1)} = \mu^{(2)} = \cdots = \mu^{(k)} \tag{25}$$

Λ 作为特征矢量类别可分性的度量时，Λ 越小，矢量越易分类。

令 $$W=\begin{array}{c}\begin{bmatrix}W_{11} & W_{12}\\ W_{21} & W_{22}\end{bmatrix}\begin{array}{l}L\\ m-L\end{array}\\ \begin{array}{cc}L & m-L\end{array}\end{array},\quad T=\begin{array}{c}\begin{bmatrix}T_{11} & T_{12}\\ T_{21} & T_{22}\end{bmatrix}\begin{array}{l}L\\ m-L\end{array}\\ \begin{array}{cc}L & m-L\end{array}\end{array}$$

为反映对应的变量，Λ 加上变量的下标，利用行列式分块求值公式[6]，有

$$\Lambda_{1,2,\cdots,m}=\frac{|W|}{|T|}=\frac{|W_{11}|\,|W_{22}-W_{21}W_{11}^{-1}W_{12}|}{|T_{11}|\,|T_{22}-T_{21}T_{11}^{-1}T_{12}|}\tag{26}$$

令 $$\Lambda_{L+1,\cdots,m/1,2,\cdots,L}=\frac{|W_{22}-W_{21}W_{11}^{-1}W_{12}|}{|T_{22}-T_{21}T_{11}^{-1}T_{12}|}\tag{27}$$

可得

$$\Lambda_{1,2,\cdots,L,L+1,\cdots,m}=\Lambda_{1,2,\cdots,L}\ \Lambda_{L+1,\cdots,m/1,2,\cdots,L}\tag{28}$$

可以证明[4]，$\Lambda_{L+1,\cdots,m/1,2,\cdots,L}$服从$\Lambda$（$m-L$，$N-K-L$，$K-1$）分布，令

$$\boldsymbol{x}_j^{(k)}=\begin{bmatrix}\boldsymbol{x}_{j1}^{(k)}\\ \boldsymbol{x}_{j2}^{(k)}\end{bmatrix}\begin{array}{l}L\\ m-L\end{array}\tag{29}$$

在 $\boldsymbol{x}_{j1}^{(k)}$给定时，$\boldsymbol{x}_{j2}^{(k)}$的条件期望记为

$$\mu_{2/1}^{(k)}=\mathrm{E}[\boldsymbol{x}_{j2}^{(k)}/\boldsymbol{x}_{j1}^{(k)}]\tag{30}$$

$\Lambda_{L+1,\cdots,m/1,2,\cdots,L}$可用于检验统计假设 H_0：

$$\mu_{2/1}^{(1)}=\mu_{2/1}^{(2)}=\cdots=\mu_{2/1}^{(K)}\tag{31}$$

它也等价于检验 $\boldsymbol{x}_{j2}^{(k)}$的各变量分类能力。

改变 L，连续地使用关系式(28)，可得递推关系

$$\Lambda_{1,2,\cdots,m}=\Lambda_1\ \Lambda_{2/1}\ \Lambda_{3/1,2,\cdots}\ \Lambda_{m/1,2,\cdots,m-1}\tag{32}$$

可以证明 $$\frac{1-\Lambda_{r/1,2,\cdots,L}}{\Lambda_{r/1,2,\cdots,L}}\cdot\frac{N-K-L}{K-1}\tag{33}$$

的极限分布是 $F(K-1,N-K-L)$。

可以用消去运算计算行列式的值。对矩阵 W，第 $l+1$ 步消去其第 r 列的消去变换一般公式是

$$w_{(l)ij}=\begin{cases}w_{rj}^{(l)}/w_{rr}^{(l)} & i=r,j\neq r\\ w_{ij}^{(l)}-w_{ir}^{(l)}w_{rj}^{(l)}/w_{rr}^{(l)} & i\neq r,j\neq r\\ 1/w_{rr}^{(l)} & i=r,j=r\\ -w_{ir}^{(l)}/w_{rr}^{(l)} & i\neq r,j=r\end{cases}\tag{34}$$

不失一般性，在消去顺序和自然顺序相同设定下，用消去运算计算行列式值的公式为

$$|W_{i\times i}|=w_{11}w_{22}^{(1)}\cdots w_{ii}^{(i-1)}\tag{35}$$

式中 $W_{i\times i}$为 W 的 i 阶主子阵，$w_{rr}^{(l)}$表示对 $W_{i\times i}$作第 l 步消去运算后第(r,r)阵元。于是有一般的公式

$$\Lambda_{1,2,\cdots,r}=\frac{|W_{r\times r}|}{|T_{r\times r}|}=\frac{w_{11}w_{22}^{(1)}\cdots w_{rr}^{(r-1)}}{t_{11}t_{22}^{(1)}\cdots t_{rr}^{(r-1)}},\quad 1\leqslant r\leqslant m\tag{36}$$

当第 l 步选定 x_1，x_2，…，x_L 后，若要再选入一个新变量 x_r 应使$\Lambda_{1,2,\cdots,L,r}$要小，即等价于使$\Lambda_{r/1,2,\cdots,L}$要小，此时 $$\Lambda_{r/1,2,\cdots,L}=\frac{w_{rr}^{(l)}}{t_{rr}^{(l)}}\tag{37}$$

$\Lambda_{r/1,2,\cdots,L}$反映 x_r 的区分能力。由其构造的 F 统计量为

$$F=\frac{1-\Lambda_{r/1,2,\cdots,L}}{\Lambda_{r/1,2,\cdots,L}}\cdot\frac{N-K-L}{K-1}=\frac{t_{rr}^{(l)}-w_{rr}^{(l)}}{w_{rr}^{(l)}}\cdot\frac{N-K-L}{K-1}\sim F(K-1,N-K-L) \tag{38}$$

设已计算了 l 步引入了 x_1、x_2、…、x_{L-1}、x_r 等 L 个变量，第 $l+1$ 步检验其中各变量是否存在相关性而使判别能力变小。若检验 x_r，由消去变换性质可认为 x_r 是第 l 步引入的，

此时

$$\Lambda_{r/1,2,\cdots,L-1}=\frac{w_{rr}^{(l-1)}}{t_{rr}^{(l-1)}}=\frac{t_{rr}^{(l)}}{w_{rr}^{(l)}} \tag{39}$$

由其构造的 F 统计量

$$F=\frac{1-\Lambda_{r/1,2,\cdots,L-1}}{\Lambda_{r/1,2,\cdots,L-1}}\cdot\frac{N-K-(L-1)}{K-1}=\frac{w_{rr}^{(l)}-t_{rr}^{(l)}}{t_{rr}^{(l)}}\cdot\frac{N-K-(L-1)}{K-1} \tag{40}$$

2.2 判别函数的建立

设在给定的显著性水平下，最后选中 p 个变量：x_1、x_2、…、x_p，Bayes 准则下正态母体的线性判别函数为

$$\phi_k(x_1,x_2,\cdots,x_p)=\ln q_k+c_{ok}+\sum_{i=1}^{p}c_{ik}x_i,\quad k=1,2,\cdots,K \tag{41}$$

式中

$$c_{ok}=-\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{p}c_{ik}\bar{x}_{ik},\ c_{ik}=(N-K)\sum_{j=1}^{p}w_{ij}^{(l)}\bar{x}_{jk} \tag{42}$$

q_k 为第 k 类的先验概率，在实际中可取 k 类出现的频率：$q_k=\dfrac{n_k}{N}$ (43)

2.3 逐步判别分析算法

(1) 对所有的变量计算 $\Lambda_i=\dfrac{w_{ii}}{t_{ii}}$，$i=1$，2，…，$m$，对 $\Lambda_k=\min\limits_i[\Lambda_i]$按式(38)进行显著性检验，若显著则将 x_k 引入。

(2) 设已计算了 l 步引入了 L 个变量，第 $l+1$ 步应在已选变量中求 $\Lambda_{k/\cdots}=\max\limits_i\left[\dfrac{t_{ii}^{(l)}}{w_{ii}^{(l)}}\right]$，并按式(40)对 x_k 进行显著性检验，决定留舍。若剔除，应继续对留下的变量作如上的处理。设到第 l'步已知无可剔除变量，这时应在未选入的变量中求 $\Lambda_{k/\cdots}=\min\limits_j\left[\dfrac{w_{jj}^{(l)}}{t_{jj}^{(l)}}\right]$，并按式(38)对 x_k 进行显著性检验，决定取舍，若选入则从头进行(2)。

(3) 变量剔除或选入均按公式(34)进行消去变换，产生 $w_{ii}^{(l)}$和 $t_{ii}^{(l)}$。

(4) 若没有可剔除和再引入的变量后，按式(41)、(42)、(43)对已选中的变量 x_1、…、x_p 建立线性判别函数。对于给定的未知类别的样本 $\boldsymbol{y}=(y_1,\cdots,y_p)'$，若 $\phi_g=\max\limits_k[\phi_k(\boldsymbol{y})]$，则判样本 $\boldsymbol{y}$ 属于第 g 类。

3 集成预报

将几种不同预报方法所得的信息再进行“复合”，进行集成预报，其正确概率要比只

使用单一方法对事物预报高得多[3]。为此，我们采用将回归预报和判别预报进行复合，分别运用 3 个回归方程和 3 组判别函数对铅锌矿和钨锡矿进行预测评估，所有方法均判为有矿的区域定为 1 类区，只有 5 个方法判为有矿的定为 2 类区，其余类推。在线性回归预报中采用均值加方差的方法算得矿产区类别分割阈值。显然，上述的评估类别的方法更可靠地反映了含矿的概率情况。

4 预报结果及预报评估

参与多信息复合的数据及图件共 42 种，来自：美国 Landsat-2 1973 年 12 月 26 日所获郴县幅 MSS 4、5、6、7 波段，中科院遥感地面站 1988 年 12 月 1 日所获 TM 2、4、5、7 波段，中国航空服务公司 1985 年 10 月所获侧视雷达 X 波段图象及其它观测方式。物探信息有航磁、重力，化探信息有铜、铅、锌、钨、锡、钼、铋、铍、硼、钡、锰、砷、铬、镍、钒、钴等 16 种元素测量数据，地学信息有岩性、地层界线、岩体、岩脉、蚀变、褶皱及线性构造等。为了适应拥有不同数据的情况，根据地质矿产资料及专业人员经验将数据分为 3 组：(1) 16 种化探数据，(2) 全部地质数据及线性构造数据，(3) 全部地质、物探、化探数据。

对铅锌矿和钨锡矿依三组数据共算得 6 个数学模型，线性相关显著性检验 F 统计量大大地大于 $F_{0.01}$，说明线性模型是可信的。按矿产情况将区域分别分为 5 和 6 类，对铅锌矿和钨锡矿依三组数据共算得 33 个判别函数。由于篇幅限制，有关的数学模型、判别式等从略。

与已知矿床（点）对比，可知本数学预报具有较高的可信度。已知铅锌矿床（点）分布单元有 59 个，其中 43 个被包含在预报单元中，符合率达 73%；有工业矿体单元 29 个全部被包含在预报单元中，符合率达 100%. 已知钨锡矿床（点）分布单元有 45 个，其中 28 个包含在预报单元中，符合率达 62%；有工业矿体单元 26 个，24 个被包含在预报单元中，符合率达 92.3%. 在集成预报中，对铅锌矿的符合率达 95.5%，对工业矿体预报符合率达 100%；对钨锡矿预报符合率达 84.4%，工业矿体预报符合率达 100%. 据此可推知，那些数学预报了的但尚未探明的单元应着力勘探找矿，可望具有远大前景。

湖南省遥感中心对本课题提供了原始数据并参与了预报结果的评价。

参 考 文 献

1 华东师范大学数学系. 概率论与数理统计教程. 高等教育出版社，1983
2 董德元等. 试验研究的数理统计方法. 中国计量出版社，1987
3 王完皓等. 天气预报中的概率统计方法. 科学出版社，1978
4 张尧庭等. 多元统计分析引论. 北京：科学出版社，1982
5 中科院计算中心概率统计组. 概率统计计算. 北京：科学出版社，1979
6 北京大学编. 遥感图象地质解释教程. 地质出版社，1981
7 Staël Von Holstein, C A-A S. An Expriment in Probabililistis Weather Forecasting, J. Appl. Met., 1971, 10(4)

Complex Method for Multivariate Information and its Prediction Model in the Statistical Prediction of Minerals

Sun Jixiang Gong Yaming Wang Runsheng
(Department of Electronic Technology)

Abstract

It is a problem of economical benefit how the multi-information for the statistical prediction of minerals is utilized effectively. Tht complex thought of multi-information is presented and regression analysis, discriminant analysis and integrated prediction is adopted in the paper. So the correct probability of the mineral prediction is raised greatly.

Key words regression analysis, discriminant analysis, integrated prediction, statistical prediction

---

我校研制出新一代变推力液体火箭发动机

我国新一代变推力液体火箭发动机——SBF－4 多次起动、双组元、双调节变推力液体火箭发动机于 1991 年 3 月 27 日在长沙通过了技术鉴定。鉴定委员会由来自全国各有关科研院所和高等院校的十一名专家、教授组成。我国液体火箭发动机领域的技术权威之一，航空航天部 11 所刘传儒研究员任鉴定委员会主任委员。鉴定委员会认真听取了课题组同志的技术汇报，对实际测试结果和有关技术文件进行了认真的审核和充分讨论，一致认为，该发动机总体方案先进，结构布局合理，调整方便，具有系统简单、尺寸小、工作稳定可靠、成本低等特点；在国内处于领先地位，其性能指标已达到国催先进水平，某些指标达到 80 年代国内先进水平。

该项课题是一项适应我国航天技术发展、涉及设计、生产、试验等诸多环节的综合性工程项目，技术难度大。以陈启智教授为首的课题组克服重重困难，瞄准国外先进水平，大胆创新，解决了关机、微机控制和组元比控制三项技术难点，并自行开发研制了一套液体火箭发动机热试车数据采集和实时处理软件，体现了我校在国内变推力液体火箭发动机领域的较高的研究水平。研制任务也带动了学科的建设和发展，有 20 余篇学术论文在国际国内有关学术会议和杂志上发表。

（杨乐平）