

人机联合判断震情的方法与实例

张郢珍 栗生平 张国民

(国家地震局分析预报中心)

摘 要

本文以模式识别为基础,利用地震活动、地壳形变、电阻率、地下水、水氡等几种前兆观测资料,提出了人机联合判断震情的方法。根据地震前后实际观测资料与孕震模式所预测的前兆变化,确定了单项前兆异常的定量标准,然后采用模式识别的 CORA-3 算法与 Fisher 判别准则相结合的方法,由人机联合,最佳判断未来地震形势。作为方法的实例,本文对华北地区 1969 年以来的有震 ($M_s \geq 5.8$) 样本与无震样本进行学习,并对预测样本进行了地震危险性的判别。

一、引 言

通过对我国近二十年来的地震现场观测和震例总结,不少研究者指出:强震发生前数年,在震中区周围二百公里左右范围内,不同程度地观测到某些异常现象。但在地震预报实践中,当某些异常情况出现时,我们往往很难依此对震情作出合理判断。如何最佳地判断震情?我们认为可采取两种办法:其一,是根据某种物理模式加以判决,如以往在各类地震会商会上,人们自觉或不自觉地按某些经验或某种物理模式进行判断;其二,是根据多次强震前所显示的某种组合特征,按数学方法进行最佳判别。当物理模式与数学方法研究到某种程度时,将两者结合起来,并在计算机上实现这种结合,这将使震情判断工作向前迈进一步。本文试图根据大多数地震工作者对地震孕育过程和前兆现象的认识,提出将孕震模式与数学判断相结合的具体作法,并以华北地区为例,对待预测区按人机联合的方法进行了地震危险性的判别。

二、判别方法

用计算机判断震情,就是让计算机模拟人的思维方法,去分析和识别各种异常,并按以往历次地震中各项观测手段对应的好坏情况、各种异常之间配套或组合关系,按一定物理模式或逻辑判断以及数学方法作出未来有震或无震的判断。这类问题可归结为两类模式识别分类问题。

两类问题的线性判别函数的一般形式及决策规则为:

本文 1984 年 12 月 12 日收到,1985 年 5 月 27 日收到修改稿。

$$g(\mathbf{X}) = \mathbf{W}^T \mathbf{X} \geq R_0 \rightarrow \mathbf{X} \in \begin{cases} \omega_1 \\ \omega_2 \end{cases} \quad (1)$$

其中 \mathbf{W} 称为权向量, R_0 称为阈值权. 令 \mathbf{X} 和 \mathbf{W} 为 d 维向量, 即

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_d \end{bmatrix} \quad \mathbf{W} = \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_d \end{bmatrix} \quad (2)$$

方程 $g(\mathbf{X}) = R_0$ 定义了一个决策面, 它是一个超平面, 将特征空间分成两个半空间, 它把属于 ω_1 类的点同属于 ω_2 类的点划分开来. 即对 ω_1 的决策域为 R_1 , 而对 ω_2 的决策域为 R_2 , 当 \mathbf{X} 在 R_1 一侧时, 属 ω_1 类, 当 \mathbf{X} 在 R_2 一侧时属 ω_2 类. 因此模式识别分类问题就取决于如何确定 \mathbf{W} 和 R_0 .

本文将采用模式识别中的 CORA-3 算法^[1-2]提取特征, 并用 Fisher 准则^[3]确定判别值. 这样在提取特征时能顾及到各向量之间的组合情况, 同时在预测分类时, 可满足最佳决策条件. 为清楚起见, 简要说明其方法要点:

1. 确定判别函数的特征向量

在将 CORA-3 算法用于震情分析时, 首先确定在所研究的地区, 发生大于某个阈值地震的地区为 I 类, 而出现异常但无地震发生的为 II 类. 然后确定 d 维空间中的原始特征向量, 这些特征向量就是对大震前地震活动与前兆现象进行描述的某些逻辑提问, 并采用二进制形式作为回答. 特征向量 \mathbf{x}_i 代表这样一些问题, 如大震发生前在震中区周围是否出现 b 值异常? 是否出现趋势性前兆异常? 如果某个地震前的情况对向量 \mathbf{x}_i 的回答是肯定的则用“1”表示, 否定的以“0”表示. 如果有 P 个样本(其中包括有震样本与无震样本), 则对(1)式的回答构成了由 P 行 d 列 0 或 1 的系数矩阵:

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1d} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2d} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{p1} & a_{p2} & \cdots & a_{pd} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{X}_1 \\ \mathbf{X}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{X}_d \end{bmatrix} \quad (3)$$

然后采用 \mathbf{x}_i 向量的一维, 二维, 三维向量组合构成新的向量集. 其构成方法是: 一维向量集为原向量集本身, 二维, 三维向量集分别按向量全组合 c_d^2, c_d^3 构成. 因此新向量的总个数为 $c_d^1 + c_d^2 + c_d^3$, 各新向量之系数的可能取值由原系数矩阵中的元素逻辑构成, 即(3)式中的系数与新向量的可能取值相一致则回答“是”(记为“1”), “否”则取为“0”.

分别计算 I, II 类新向量系数之频度 $N_j^I, N_j^{II} (j = 1, 2, \cdots, c, c = c_d^1 + c_d^2 + c_d^3)$, 根据预先选定的阈值 K_1, K_2, K_3, K_4 来确定某个新向量能否作为 I 类或 II 类特征. 如果某一新向量在 I 类中的频度高 ($N_j^I \geq K_1$), 同时在 II 类中的频度低 ($N_j^{II} \leq K_3$), 则该新向量被选为能描述 I 类的特征, 以 D 表示. 反之若某新向量在 I 类中的频度很低 ($N_j^I \leq K_2$), 而在 II 类中的频度很高 ($N_j^{II} \geq K_4$), 则该新向量被认为是 II 类特征, 以 N 表示.

当选取了某 K_i 值后, 对选取作为特征的新向量所构成的线性判别函数[其形式如(1)式], 再进行 Fisher 准则线性判别分类.

2. Fisher 线性判别准则

假设有一集合包括 d 维样本 $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_L$ 共 L 个, 其中 L_1 个属于 ω_1 类的样本记为子集 \mathbf{X}_1 ; L_2 个属于 ω_2 类的样本记为子集 \mathbf{X}_2 ; 若对 \mathbf{X} 进行线性变换, 这样得到相应于 L 个样本的集合, 它们是一维样本,

$$Y = \mathbf{W}^T \mathbf{X} = \frac{1}{L_i} \sum_{\mathbf{X} \in \mathbf{X}_i} \mathbf{W}^T \mathbf{X} \quad i = 1, 2 \quad (4)$$

并可分为两个子集 y_1, y_2 , 该方法定义:

d 维空间

① d 维 X 空间样本的均值 m_i 为:

$$m_i = \frac{1}{L_i} \sum_{\mathbf{X} \in \mathbf{X}_i} \mathbf{X} \quad i = 1, 2 \quad (5)$$

② d 维 X 空间 ω_i 类样本类内离散度矩阵 \mathbf{S}_i 和总离散度矩阵 \mathbf{S}_w 为:

$$\begin{cases} \mathbf{S}_i = \sum_{\mathbf{X} \in \mathbf{X}_i} (\mathbf{X} - m_i)(\mathbf{X} - m_i)^T & i = 1, 2 \\ \mathbf{S}_w = \mathbf{S}_1 + \mathbf{S}_2 \end{cases} \quad (6)$$

③ 样本类间离散度矩阵 \mathbf{S}_B 为:

$$\mathbf{S}_B = (m_1 - m_2)(m_1 - m_2)^T \quad (7)$$

一维 Y 空间

① 一维 Y 空间样本均值 \tilde{m}_i 为:

$$\tilde{m}_i = \frac{1}{L_i} \sum_{Y \in y_i} Y \quad i = 1, 2 \quad (8)$$

② Y 空间 ω_i 类样本类内离散度 \tilde{S}_i^2 及总类内离散度 \tilde{S}_w 为

$$\begin{cases} \tilde{S}_i = \sum_{Y \in y_i} (Y - \tilde{m}_i)^2 & i = 1, 2 \\ \tilde{S}_w = \tilde{S}_1^2 + \tilde{S}_2^2 \end{cases} \quad (9)$$

这样 Fisher 准则函数为:

$$J_{(w)} = \frac{(\tilde{m}_1 - \tilde{m}_2)^2}{\tilde{S}_1^2 + \tilde{S}_2^2} \quad (10)$$

我们的目的是使 $J_{(w)}$ 的分子尽可能地大, 而分母尽可能小, 可用求极值办法, 最后得到使 $J_{(w)}$ 为极值的 W 的估值 \hat{W} 的公式为

$$\hat{W} = \mathbf{S}_w^{-1}(m_1 - m_2) \quad (11)$$

有了 \hat{W} 可建立 Fisher 线性判别函数 (1) 式, 并计算 ω_1, ω_2 类的临界值 R_0 及各类判别值 R_1, R_2

$$\begin{cases} R_0 = \left(\sum_{\mathbf{X} \in \mathbf{X}_1} \mathbf{X} + \sum_{\mathbf{X} \in \mathbf{X}_2} \mathbf{X} \right) \hat{W} / (L_1 + L_2) \\ R_1 = \sum_{\mathbf{X} \in \mathbf{X}_1} \mathbf{X} \hat{W} / L_1 \\ R_2 = \sum_{\mathbf{X} \in \mathbf{X}_2} \mathbf{X} \hat{W} / L_2 \end{cases} \quad (12)$$

另外, 可采用 F 检验对分类显著性进行检验:

$$\begin{cases} F_{d, L_1+L_2+d-1} = \frac{L_1 L_2 (L_1 + L_2 - d - 1) H^2}{L_1 L_2 (L_1 + L_2 - 2) d} \\ H^2 = (m_1 - m_2) \hat{W} \end{cases} \quad (13)$$

按上述方法就可得到对样本的最佳决策判别和预测分类。

三、人机联合判断震情的方案及步骤

根据历年震情判断会的工作情况,结合上述模式判别方法,提出如下人机联合工作方案及判断步骤框图(图1)。

- I. 收集、整理前兆异常等有关资料,进行排除干扰和滤波处理,鉴别异常之真伪;
- II. 确定各单项观测手段判别异常的定量化指标;
- III. 根据地质构造和以往前兆异常所对应的地震活动区,确定有震与无震样本,以及待预测的样本地区;
- IV. 根据孕震模式及实际工作经验,选择与判别目的有关的因素作为模式识别中的识别向量 \mathbf{x}_i ;
- V. 按 CORA-3 算法提取各类样本的向量组合特征,并按 Fisher 准则函数方法计算取向量和判别值;
- VI. 根据计算机输出的判别结果,由地震工作者确定是否进行某种等级的地震预报。

四、人机联合判断震情之实例

1. 各单项前兆异常的定量化标准

为统一确定地震活动性的异常标准,我们选取包括震中在内的经纬度 $2^\circ \times 2^\circ$ 范围,利用国家地震局分析中心数据库的东部地震目录,下限取为 $M_L \geq 2$ 级地震,计算该区从有地震目录起到发震时为止,每三个月为单位的 b 值、应变能 \sqrt{E} , 和频度 N 随时间的变化。根据变化曲线与地震的对应关系,并参考各次震例总结中确定异常的标准^[4-6],我们规定了如下统计异常的判别标准(见表1)。同时采取与计算地震活动性相同的范围来统计前兆异常情况。在本文中主要考虑中期趋势异常,而且规定,在此范围内只要有一个测点的某一观测项目达到表1中相应的异常标准,则定为该观测项目有异常;若无观测资料则定为无异常。

归纳上述地震活动与前兆异常特点是:大震前地震频度增加,应变能加速释放, b 值降低,地下水位与电阻率趋势下降,地壳形变速率增加,水中氡含量增加等特征。这些统计异常的标准主要是以实际震例分析结果为依据,但异常所表示的物理含意是与国内外主要的一些孕震模式^[7]相一致。如雪崩—不稳定裂隙形成模式,或膨胀—扩散模式等,虽然它们的理论基础与所预期的前兆随时间发展的变化有所不同,但从它们所预测的孕震中期阶段的前兆异常特征来看仍十分相似。它们估计随着孕震区中构造应力的增加,小震频度增加,波速比下降,形变速率增加,对电阻率的变化,膨胀—扩散模式要求先上升然后再下降,而雪崩—不稳定模式则不要求先上升,但两模式均预测地震前电阻率有趋势下降

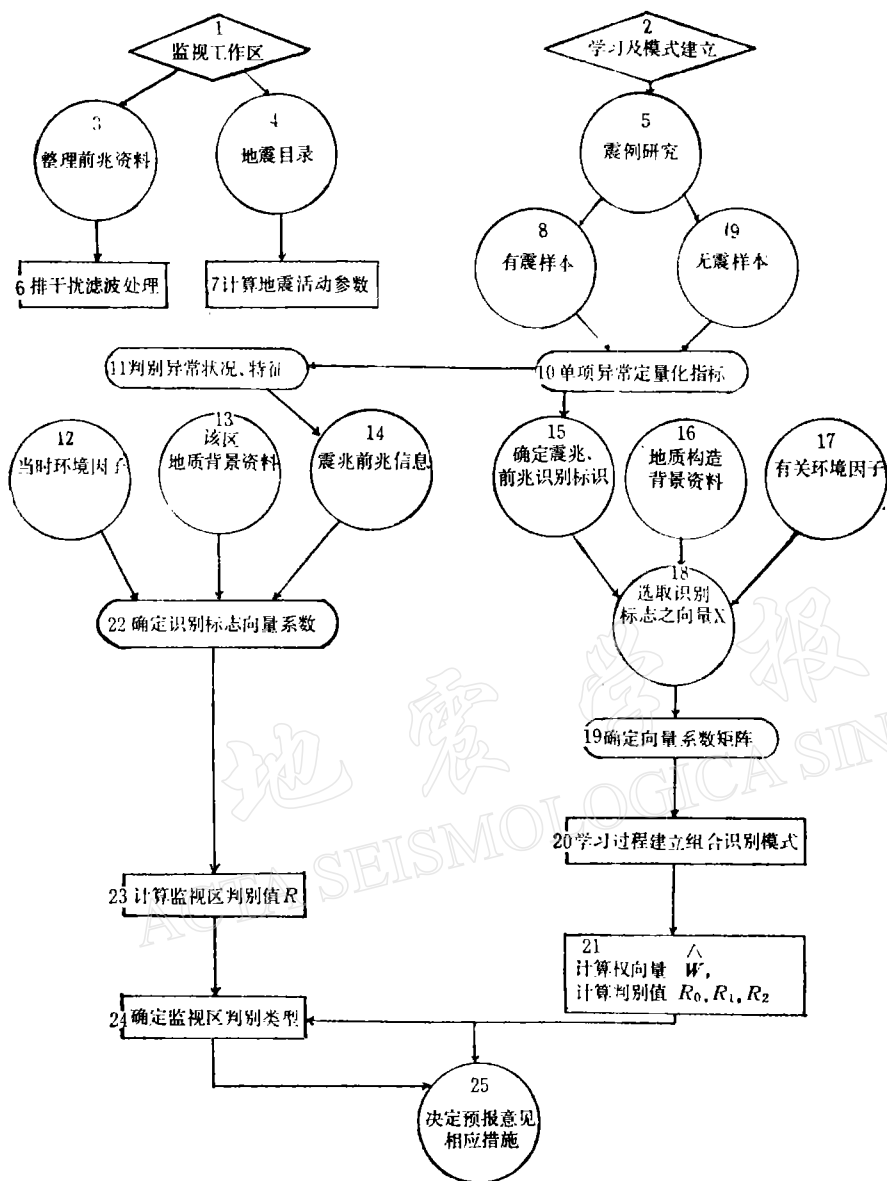


图 1 人机联合判断震情工作框图

Fig. 1 Block diagram for judging earthquake risk by human-computer interaction

1. work area monitored, 2. learning and establishing model, 3. observation data, 4. catalogue of earthquakes, 5. study of earthquake examples, 6. elimination of noise from data and filter processing, 7. calculation of parameters of seismicity, 8. samples with earthquake occurrence, 9. samples with no earthquake occurrence, 10. quantity index of individual observation anomalies, 11. judgement of the state of anomalous changes and features, 12. environmental factors including sunspot activity and change in the earth's rotation velocity 13. information about the tectonic background in this region, 14. information about seismicity and precursors, 15. determination of recognition mark of seismicity and precursors, 16. information about tectonic background for each strong earthquake, 17. environmental factors for each strong earthquake, 18. selecting vectors of recognition mark X , 19. determination of vector coefficient matrix, 20. learning process-establishing combination recognition model, 21. calculation of weight vector \hat{W} , calculation of discriminating values R_0, R_1, R_2 , 22. same as 19, 23. calculation of discriminating value of monitoring area R , 24. determination of discriminating type of monitoring area (danger or no-danger), 25. conclusion of prediction and responsible measure.

表 1 各类前兆异常指标
Table 1 Index of various precusory anomalies

前兆种类	异常形态	异常量
1 b 值	①由高值逐步降低; ②起伏下降连续 6 个月.	≤ 0.65 ≤ 0.65
2 $\Sigma\sqrt{E}$	①长期 (6--13 年) $\Sigma\sqrt{E}/t$; ②短期 (1--2 年) $\Sigma\sqrt{E}/t$.	$\geq 30\text{J/a}$ $\geq 60\text{J/a}$
3 N 频度	趋势增高	$\geq 2 \times$ 平均频度
4 地下水位	①趋势性下降总幅度; ②趋势性下降,然后短时间(几月内)转为上升.	$>$ 季节性变化幅度 下降总幅度 $>$ 季节性变化幅度
5 地壳形变	①局部地区垂直形变相对年速率; ②与继承性构造运动反向年速率; ③跨断层短水准高差趋势变化,幅度; ④跨断层短基线趋势伸缩幅度.	$\geq 3\text{mm/a}$ $\geq 3\text{mm/a}$ $\geq 1.5\text{mm}$ $\geq 5 \times 10^{-6}$
6 电阻率	趋势下降,幅度	$\geq 2\%$
7 水氡含量	趋势上升,幅度	$\geq 15\%$

过程. 由此说明表(1)中所归纳的前兆异常及判别标准是有其明确的物理含意.

2. 模式识别标志的选取

在进行实例分析中,华北地区选取了如下十二个识别标志:

- (1) 是否存在 b 值异常 ($b \leq 0.65$);
- (2) 是否出现应变能加速释放(长期 $\Sigma\sqrt{E} \geq 30\text{J/a}$, 短期 $\Sigma\sqrt{E} \geq 60\text{J/a}$);
- (3) $M \geq 2$ 级的地震频度是否增加(\geq 平常 2 倍);
- (4) 大震前 2 年未来震中区是否有中等地震(≥ 4 级) 活动;
- (5) 该区历史上是否发生过 6 级以上强震($\leq 150\text{km}$ 范围内);
- (6) 是否出现地下水位趋势异常;
- (7) 是否出现地壳形变速率增加或与继承性构造活动反向运动;
- (8) 是否出现电阻率趋势下降异常($\geq 2\%$);
- (9) 是否出现水氡含量增加趋势($\geq 15\%$);
- (10) 是否为气象异常区(旱区);
- (11) 是否为地球自转速度减慢时段;
- (12) 纬度 38° 以北地震是否发生在太阳活动磁性双周内,而 38° 以南地震是否发生在单周内.

3. 有震与无震样本区与待预测区的确定

华北地区自 1969 年以来共发生 $M_s \geq 5.8$ 级的地震 10 次(表 2). 图 2 中绘出了有震样本区、有异常无震的样本区,以及待预测区.

为构成识别向量系数矩阵,对图 2 中的 28 个地区的地震活动分别计算 b 值, $\Sigma\sqrt{E}$, N , 并判断异常与否. 其它前兆资料取自国家地震局分析预报中心及有关震例总结^[4-6].

4. 判别结果与讨论

表 2 华北地区有前兆观测资料的中强地震
Table 2 List of moderate-strong earthquakes with precursor observation data in North China (Since 1969)

日期(年.月.日)	纬度	经度	震级	地点
1969.7.18	38°2′	119°4′	7.4	渤海
1975.2.4	40°7′	122°7′	7.3	海城
1976.4.6	40°10′	112°10′	6.2	和林格尔
1976.7.28	39°6′	118°2′	7.8	唐山
1979.7.9	31°28′	119°16′	6.0	溧阳
1979.8.25	41°12′	108°03′	6.0	五原
1981.8.13	40°30′	113°25′	5.8	丰镇
1981.11.9	37°26′	114°58′	5.9	邢台
1983.11.7	35°17′	115°36′	5.8	菏泽
1984.5.21	32°28′	121°35′	6.3	南黄海

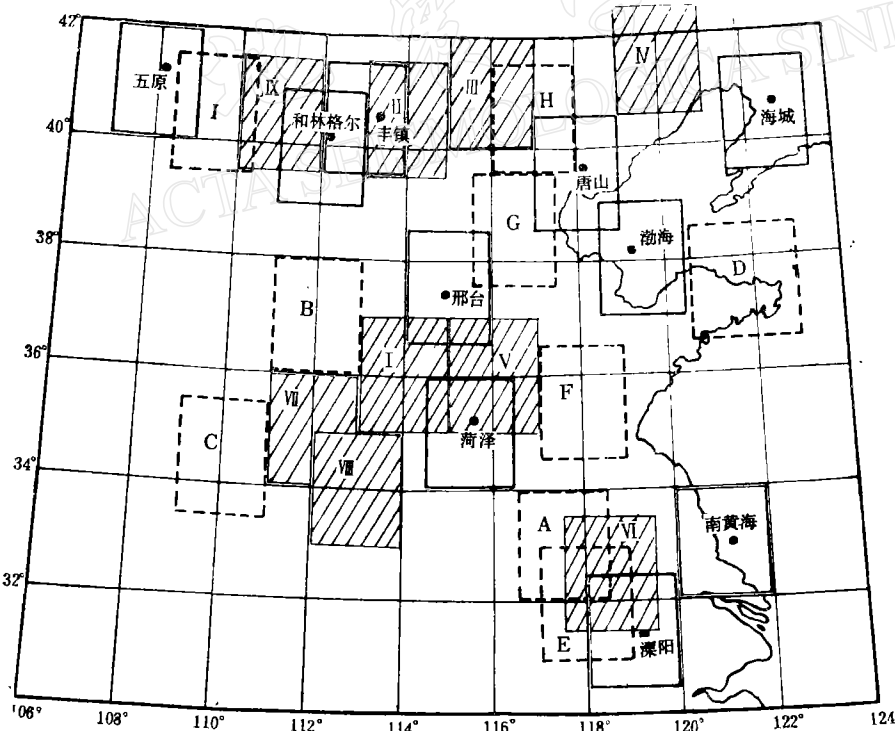


图 2 震情判断的样本区与待预测区

实线方框区为有震样本区；虚线方框区为有异常无震样本区；阴线方框区为待预测区

Fig. 2 Scheme of sample areas and to be estimated areas for which earthquake risk solid-line rectangles represent sample areas where earthquakes ($M \geq 5.8$) occurred; broken-line rectangles represent sample areas with precursory anomalies but no earthquakes; shaded rectangles represent areas for which seismic risk to be estimated

按上述步骤计算,当选取不同 K_i 值时,可得到一组判别值,我们选取结果比较稳定,且能通过判别显著性检验的一组值,为我们的最后结果.当 K_i 值分别取为 0.7, 0.4, 0.4, 0.7 时,选取了 7 个危险性特征和 14 个不危险性特征.在危险性特征中,识别标志 (1), (2), (3), (4), (6), (8), (12) 等问题被选中,表明地震活动 (b -值, $N, \Sigma \sqrt{E}$)、地下水位,电阻率及太阳活动,在判断地震危险性中起主导作用,可作为识别地震发生的异常特征.

同时由 Fisher 准则判别函数,得到如下临界判别值与各类地区实际判别结果(表 3):

$R_0 = 5.643 \quad R_1 = 8.456 \quad R_2 = 2.518$

按此判别值对 I 类地区的内检判别结果,其误识率为 0,对 II 类地区的内检判别结果,其误识率为 25%.由此结果表明,选取上述 K_i 值与判别特征,将 II 类区(出现某些异常,但无中强地震发生)误判为 I 类区(发生 6 级左右或 6 级以上地震)的可能性要比 I 类误判为 II 类的可能性大.从加强监测工作来说,这种结果还是可取的.

由表 3 可知,在 9 个待预测区中,仅第二区其判别值落在 R_0 与 R_1 之间,该区应作为

表 3 各类地区计算的判别结果
Table 3 discrimination results for various areas

I 类区		II 类区		待预测区	
序号	R 值	区号	R 值	区号	R 值
1 渤海	7.872	A	0	I	2.549
2 海城	7.872	B	8.344	II	8.344
3 和林格尔	7.190	C	4.864	III	4.864
4 唐山	10.521	D	6.003	IV	3.454
5 溧阳	10.521	E	0	V	0
6 五原	13.098	F	0	VI	2.549
7 丰镇	6.786	G	2.651	VII	2.651
8 邢台	6.786	H	0	VIII	0
9 菏泽	7.515	I	0.803	IX	0.803
10 南黄海	6.388				

表 4 各项异常在有震样本与无震样本中出现的比例
Table 4 Ratio of appearance of various anomalous for sample areas with earthquakes and sample areas with no earthquake

种类	在有震样本中的比例	在无震样本中的比例
b -值	0.80	0.22
能量释放	0.80	0.33
小震频度增加	0.80	0.33
发生中等地震	0.50	0.22
不发生在历史强震震中区	0.50	0.11
地下水位	0.80	0.44
地壳形变	0.50	0.33
电阻率	0.70	0.44
水氡	0.40	0.22
气候异常	0.80	0.55
地球转速减慢	0.66	0.22
太阳活动	0.70	0.44

加强工作重点地区。其余 8 个区之 R 值均落在 R_0 与 R_2 之间, 故判为地震形势不危险地区。该结果说明, 当某些地区出现异常时, 不必要在大范围内预报地震造成虚报, 而可根据判别结果, 缩小我们加强监视工作的范围。

通过上述实例分析还可得到: $M_s \geq 5.8$ 级地震前, 所选取的 12 项标志中, 震前出现异常的地震占总地震数之比例, 以及有异常但无震占无震区的比例 (表 4)。由此表也可粗略得到现有观测手段在综合预报中的作用。有些手段 (如地壳形变) 虽物理意义明确, 但由于某些地震前, 震中区周围无观测资料, 因而在综合预报中其作用受到限制, 而有些观测资料在无震时出现异常的比例高可能造成虚报的结果。

以上实例表明, 可以通过人机联合的方法, 借助模式识别与线性判别准则函数, 进行未来地震趋势的判断工作。地震资料处理及震情判断工作系统化、计算化, 无疑是我们努力的方向之一。本文只是初步探讨的结果, 还有待进一步充实与完善。

本项工作得到国家地震局分析预报中心领导梅世蓉研究员、马宗晋研究员的支持和指导。在模式识别算法方面得到王碧泉同志的帮助, 并与傅征祥、高旭、张肇诚同志进行了有益的讨论, 在资料收集中得到高旭、黄德瑜、刘蒲雄、孙士宏等同志的帮助, 谨此致谢。

参 考 文 献

- [1] Gelfand, I. M., Sh. A. Guberman, V. I. Keilis-Borok, L. Knopoff, F. Press, E. Ya. Ranzman, I. M. Rotwain and A. M. Sadovsky, Pattern recognition applied to earthquake epicenters in California, *Phys. Earth Planet. Inter.*, **11** 227—283, 1976.
- [2] 王碧泉、杨锦英、王春珍, 大震前地震活动的图象识别, *地震学报*, **4**, 105—115, 1982.
- [3] 刘承祚、孙惠文, *数学地质基本方法及应用*, 地质出版社, 1981.
- [4] 高旭、邱竞男、姜秀娥等, 我国地震前兆特征的统计分析与研究, *地震*, 1984, 5: 1—10.
- [5] 马宗晋、傅征祥、张郢珍、汪成民、张国民、刘德富, 1966—1976 年中国九大地震, 地震出版社, 1982.
- [6] 国家地震局〈1976 年唐山地震编辑组〉, 一九七六年唐山地震, 地震出版社, 1982.
- [7] Mjachkin, V. I, W. F. Brace, G. A. Sobolev and J. H. Dieterich, Two models for earthquake forerunners, in: *Earthquake Prediction and Rock Mechanics*, ed. Wyss, M., 169—182, Birkhäuser Verlag Basel, 1975.

METHOD OF JUDGING EARTHQUAKE RISK TREND BY HUMAN-COMPUTER INTERACTION WITH A REAL EXAMPLE

ZHANG YINGZHEN SU SHENGPING AND ZHANG GUOMIN

(Center for Analysis and Prediction, State Seismological Bureau)

Abstract

Based on pattern recognition, using observation data for various precursors, including micro-seismicity, crustal deformation, earth resistivity, ground water level, radon content, we propose a method to judge earthquake risk trend by human-computer interaction. According to observation data before and after earthquakes and precursor phenomena predicated by models of earthquake forerunner, the quantitative index of precursor anomalies have been determined. Then the combination of the algorithm CORA-3 of pattern recognition with Fisher's linear discriminant function have been used to judge the coming earthquake risk trend. As an example, sample with earthquake, sample with no-earthquake and sample that needs prediction in North China have been discriminated from each other.