

模糊数学方法在地震综合预报中的应用*

冯德益¹⁾ 楼世博²⁾ 顾瑾平¹⁾ 钟廷姣¹⁾ 林命週³⁾ 陈化成²⁾

摘要

本文的目的,是把模糊数学中发展起来的模糊识别的直接方法与间接方法,试用于地震综合预报。

模糊识别的直接方法,就是直接由前兆指标的从属函数来估计地震危险性并进行预报,其效果依赖于建立前兆指标的从属函数的技巧。文中以地下水氯含量、视电阻率、波速等前兆资料为基础,提出了一种主要依据前兆变化速率及相关系数,并使用其它途径来建立从属函数的具体方法与公式。使用这样的从属函数之后,可以更好地识别出前兆异常,并且更容易区分出异常的起始、终结或发生明显转折的时期。

模糊识别的间接方法,本文中采用的是模糊聚类分析方法,它与选取表示型类区别的相似系数或距离有关。我们这里采用的是基于模糊等价关系的聚类分析方法。此方法包括以下步骤: 将一系列样本按彼此间的相似程度建立一个模糊相容关系; 通过合成运算把这个模糊相容关系改造为一个模糊等价关系; 选择一个适当的参数 λ 的数值,并对原始样本进行分类。

选取某一给定地区的地震活动性的一些统计指标,或者选取由多手段单台或单手段多台得出的一些前兆数据(地形变、地下水氯含量、视电阻率等等),就可以使用上述模糊聚类分析方法来进行地震综合预报。作为说明此方法的例子,文中给出了对我国西部强震及中强震得出的一些初步结果。由所得结果可以看出,利用模糊聚类分析方法进行地震预报,总的来说,与实际发震情况符合较好。

因此,可以认为,模糊数学方法在地震综合预报中的应用具有广泛而令人乐观的前景。

一、前言

现在,世界各国已观测到了相当丰富的地震前兆资料,并且探索出了多种类型的地震前兆指标与预报因子。但是,每一项前兆指标或预报因子虽然有时也和地震有一定关系,却又不是完全肯定的、明确的关系; 而且各次地震出现的前兆异常图象往往并不完全相同。这些都表明地震前兆现象是复杂的,其所包含的前兆信息是相当模糊的。为了对多种地震前兆的模糊信息进行识别与分析,并进而在地震预报中加以应用,我们可以求助于近年来刚露出新苗头的一些常用的模糊数学方法。

1965年,美国自动控制学家柴德发表了模糊数学的开创性论文,首先提出用“模糊集合”作为表现模糊事物的数学模型^[8]。模糊数学方法已在不少科技领域中得到应用与推

* 1982年9月29日收到初稿,1983年8月12日收到修改稿。

1) 国家地震局兰州地震研究所。

2) 上海铁道学院。

3) 上海市地震局。

广。近年来,我国不少学者致力于模糊数学方法的研究与推广工作,引起了全国科技界的重视,如文献[1、2]等。

本文的目的,是把模糊识别的直接方法与间接方法,试用于地震综合预报的研究。如所周知,模糊数学方法特别适合于处理那些模糊不清的、经验性的对象和用传统的数学方法处理效果不佳的问题,并能从模糊的信息中得出清晰的结论。地震综合预报问题正好属于这一类。模糊识别方法是模糊数学方法中应用范围较广的一类方法,其关键在于结合具体研究对象进行实际应用时的经验性选择技巧。

模糊识别的直接方法,就是直接由前兆指标的从属函数来判断有震或无震,其效果依赖于建立前兆指标的从属函数的技巧。我们在文献[5]中曾对此问题作过一些初步探讨,本文将作进一步阐述。

模糊识别的间接方法,一般可采用模糊聚类分析方法。此方法用在气象预报研究方面已取得一定的成效^[3],本文将这一方法用于地震综合预报的研究,也得出了较为满意的初步结果。

此外,根据地震前兆资料本身的特点,文中还探讨了某些类似于突跳等短临前兆异常现象的模糊识别方法,以及短期和临震的综合预报途径。

本文的初步研究结果表明,模糊数学方法在地震综合预报中可以得到广泛的应用。

二、地震前兆的模糊描述与直接分析识别方法

(一) 隶属原则与模糊识别的直接方法

设 X 中有 n 个模糊子集 $A_i(X)$, $i = 1, 2, \dots, n$, 若对每一个 A_i 都建立起从属函数 $\mu_{A_i}(X)$, 则 X 中的任一元素 X_i 都可以根据下列隶属原则来确定其归属。若有

$$\mu_{A_k}(X_i) = M_{ax}\{\mu_{A_1}(X_i), \mu_{A_2}(X_i), \dots, \mu_{A_n}(X_i)\},$$

则可以认为 X_i 相对地隶属于 A_k 。

这种直接由计算元素的从属函数来判断具体对象归属的方法,可称为模糊识别的直接方法,其效果显然依赖于建立模型的从属函数的技巧。

在地震前兆分析中,我们通常可以把 X 取为流动时间坐标, A_i 取为欲识别的预报对象。例如,在预报地震强度时可取 A_1 为大震异常, A_2 为中强震异常, A_3 为小震异常, A_4 为无震异常等;在预报较大地震发生地区时可取 A_1 为甲区, A_2 为乙区, A_3 为丙区等。

为简单起见,我们也可以只判定“有震”和“无震”,或“异常”和“正常”两大类。这里“有震”是指发生震级大到足以在前兆曲线上反映出来的地震(例如 $M \geq 4$ 或 $M \geq 5$)。在这种情况下,“正常”和“异常”互成补集,而从属函数为

$$\mu_{\text{正}} = 1 - \mu_{\text{异}}.$$

按上述隶属原则,当 $\mu_{\text{异}}(X_i) > 0.5$ 时,前兆曲线在 X_i 时间段上应判为异常。不过,一般最好通过经验途径再具体定出一个阈值 μ_c 来作为异常的下限,即当 $\mu_{\text{异}}(X_i) > \mu_c$ 时,与 X_i 对应的前兆数据判为异常,否则属正常。下面我们就来讨论前兆异常从属函数 $\mu_{\text{异}}$ 的确定方法。为简化符号,我们以后用 μ 代替 $\mu_{\text{异}}$,略去其下角标。

(二) 地震前兆的模糊描述

对于不同表现形态的地震前兆,我们可采用以下三种途径来确定其从属函数。

1. 一般解析表达方式 设某一前兆手段的观测结果可表示为观测值随时间的变化曲线 $y = A(t)$, 而地震前兆异常具有一定的形态, 如“上升(下降)一平稳一回返一发震”等, 则从属函数可通过 $A(t)$ 曲线的变化速率 k 、变化幅度 Δy_m 及异常变化的持续时间 Δt_m 等来确定, 例如, 我们可以选取:

$$\mu = \left[P \left(1 + \frac{\alpha_1}{|k||r|} \right)^{n_1} + (1 - P) \left(1 + \frac{\alpha_2 S_2}{|\Delta y_m|} \right)^{n_2} \times \left(1 + \frac{\alpha_3 S_3}{|\Delta t_m|} \right)^{n_3} \right]^{-1} = [P\mu_1^{n_1} + (1 - P)\mu_2^{n_2}\mu_3^{n_3}]^{-1}, \quad (1)$$

式中 n_1, n_2, n_3 为经验指数; P 为在 0 和 1 之间变化的一个常数, 由样本学习来确定; $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ 为经验常数, 也是由前兆的样本学习来确定^[4]; r, S_i 分别表示相应的相关系数与标准离差。据我们的初步研究结果, $A(t)$ 曲线的斜率即变化速度 K , 在从属函数中往往可起主要作用^[5], 此时可近似选取 $P = 1$, 并把(1)式化为:

$$\mu = \left(1 + \frac{\alpha}{|k||r|} \right)^{-1}, \quad (2)$$

或

$$\mu = \left(1 + \frac{\alpha S}{k^2} \right)^{-1}.$$

2. 模糊集合运算表达方式 通过模糊集合的和(并)、交等运算, 我们也可以同时选取同一种前兆的几个基本特征量, 来构成较为复杂的从属函数表达式, 以便更好地提取该前兆所包含的地震信息。例如, 可以选取:

$$\mu = \mu_1^{n_1} \vee (\mu_2^{n_2} \wedge \mu_3^{n_3}) \quad (3)$$

式中 μ_1, μ_2, μ_3 分别为根据速率、幅度、持续时间各自定出的从属函数, 符号 \vee 、 \wedge 分别表示和(并)及交, 即

$$\mu_A \vee \mu_B = \max\{\mu_A, \mu_B\}, \quad \mu_A \wedge \mu_B = \min\{\mu_A, \mu_B\}$$

公式(3)的意思是: 当前兆变化速率足够大时, 或者当前兆变化幅度及持续时间都同时达到一定界限时, 属于地震异常的资格就较大, 亦即地震异常的从属函数 μ 较大。

3. 纯经验方式 在某些情况下, 不容易得出 μ 的表达式, 但可直接根据经验来对前兆进行模糊描述^[7]。例如, 不同强度的磁暴触发较大地震的作用有所不同, 我们便可将其从属函数直接定义为:

$$\mu = \begin{cases} 0.8, & \text{当连续有两次 } k \geq 7 \text{ 的磁暴时;} \\ 0.6, & \text{当连续发生 } k \geq 7 \text{ 及 } k = 6 \text{ 的磁暴各一次时;} \\ 0.4, & \text{当只有一次 } k \geq 7 \text{ 的磁暴时;} \\ 0.2, & \text{当只有一次 } k = 6 \text{ 的磁暴时;} \\ 0, & \text{无 } k \geq 6 \text{ 的磁暴.} \end{cases}$$

在确定单项前兆异常的从属函数的基础上, 可以按一定的前兆模型来确定多项前兆异常的从属函数, 见文献[5]。

(三) 用直接方法分析识别地震前兆的具体实例

这里举出用(2)式计算从属函数 μ 的两个识别地震前兆的具体实例。

图 1 给出 1976 年 11 月 6 日盐源—宁蒗 6.7 级地震前, 剑川台记录到的该区小地震的单台波速比[图 1(a)], 及其从属函数[图 1(b)]随时间的变化. 在计算 μ 时曾选取相邻五个数据为一组并作滑动平均. 由该图可以看出, 根据从属函数 μ 的变化来确定波速比异常起始时间(1969 年 9 月底、10 月初)及异常末期时段(1975 年 11 月底至 1976 年 11 月发震), 要比原始 V_p/V_s 变化曲线容易而明确得多.

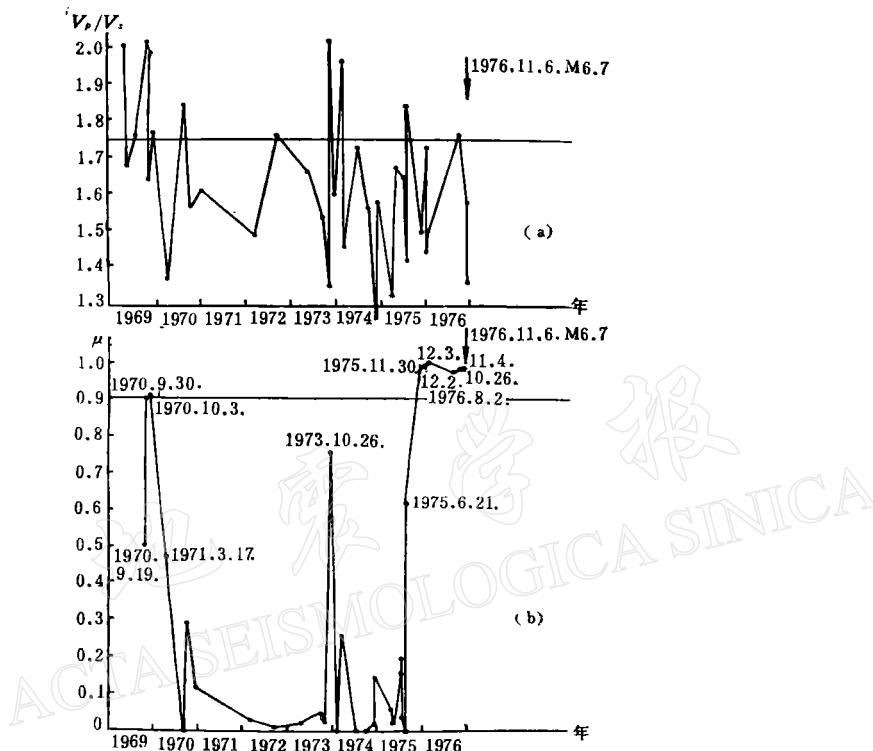


图 1 1976 年 11 月 6 日盐源—宁蒗 6.7 级地震前, 剑川台记录到的该区小地震的单台波速比 (a) 及其从属函数 (b) 随时间的变化.

图 2 为江苏溧阳 6.0 级地震前, 由溧阳台记录到的马鞍山铁矿爆破资料得出的波速比与振幅比月均值随时间的变化曲线[图 2(a)], 及其对应的综合异常从属函数变化曲线[图 2(b)]. 由该图可以看出, 根据波速比与振幅比合并后求得的综合从属函数 $\mu = \mu_1 \vee \mu_2$ 变化曲线, 可识别出地震波前兆异常的 α_1 、 α_2 、 β 等不同阶段的起始时间.

三、模糊聚类分析在地震预报中的应用

(一) 模糊聚类分析方法简介

地震样本之间的相似程度各不相同, 其区分的界限也相当不清晰, 因此使用模糊聚类分析方法甚为合适. 如同一般聚类分析一样, 模糊聚类分析的基本思想是将比较接近的样本归为一类. 但往往事先并不知道要聚成几类, 也不知道哪些样本是聚类过程的中心, 这些都需要在聚类过程中来确定. 目前已探索出几种模糊聚类分析方法. 本文只选用其

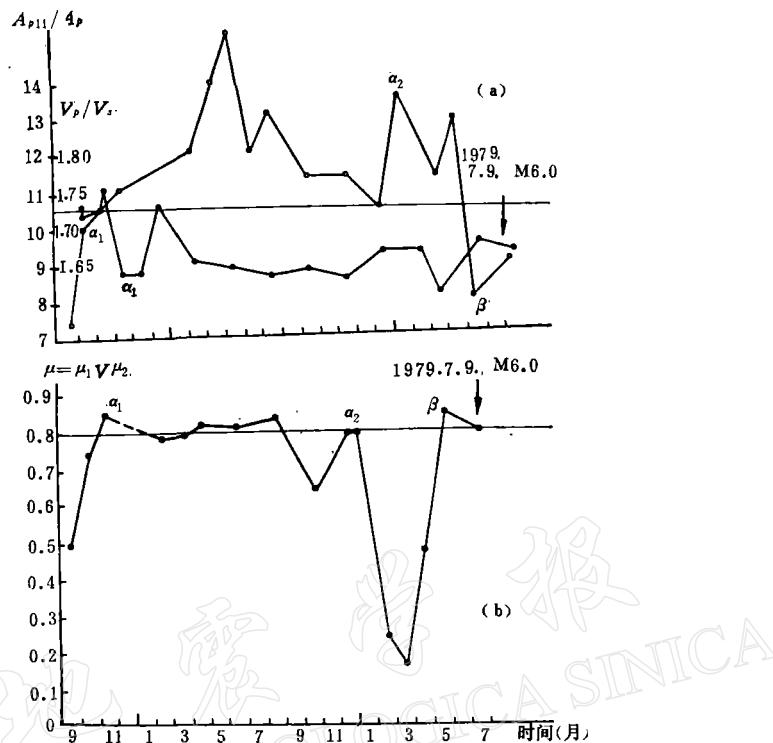


图 2 1979 年 7 月 9 日溧阳 6.0 级地震前, 由矿山爆破地震资料得出的波速比与振幅比随时间的变化 (a) 及其异常从属函数的变化曲线 (b).

中的一种, 即基于模糊等价关系的聚类方法, 此方法已用于天气预报研究^[3].

1. 模糊等价关系的建立 当样本之间的相似关系是模糊关系时, 就不能用一般聚类分析方法中的距离与相似系数来刻划它们的类似程度. 这种模糊相似关系往往光由人主观给出, 仅满足自反性和对称性, 而不满足传递性. 因此, 我们首先需要在这个“模糊相似关系”的基础上引进一个模糊等价关系.

定义 1 设 R 为模糊集 X 上的一个模糊关系, 若 R 满足以下三个条件, 则称 R 为 X 上的一个模糊等价关系:

- (1) 自反性: $\mu_R(x, x) = 1, \quad \forall x \in X;$
- (2) 对称性: $\mu_R(x, y) = \mu_R(y, x) \quad \forall x, y \in X;$
- (3) 传递性: 若 $\mu_R(x, y) \geq \lambda, \mu_R(y, z) \geq \lambda$, 则 $\mu_R(x, z) \geq \lambda.$

其次, 对于某一个样本集, 若已规定了某些样本之间的一个模糊关系 F_1 , 并且 F_1 满足条件(1)、(2), 但不满足条件(3), 那么就还要求我们在 F_1 的基础上产生出一个模糊关系.

定义 2 F_1 的 n 阶模糊关系 F_n 为:

$$\mu_{F_n} = \sup_{x_1, x_2, \dots, x_{n-1} \in X} \min [\mu_{F_1}(x, x_1), \mu_{F_1}(x_1, x_2), \dots, \mu_{F_1}(x_{n-1}, y)], \quad (n = 2, 3, \dots) \quad (4)$$

由此定义可得出以下命题:

- (1) $0 \leq \mu_{F_1}(x, y) \leq \mu_{F_2}(x, y) \leq \dots \leq \mu_{F_n}(x, y) \leq 1, \quad \forall x, y \in X;$

$$(2) \mu_F(x, z) \geq \min[\mu_F(x, y), \mu_F(y, z)], \quad \forall x, y \in X,$$

此处有

$$\mu_F(x, y) = \lim_{n \rightarrow \infty} \mu_{F_n}(x, y);$$

(3) F 是 X 上的一个等价模糊关系.

定义 3 设 $x, y \in X$, 若 $\mu_F(x, y) \geq \lambda$, 则称 x 与 y 有强于 λ 的关系, 记为 $x F_\lambda y$, 即:

$$x F_\lambda y \Leftrightarrow \mu_F(x, y) \geq \lambda.$$

这是一个普通关系. 我们接着可得出以下命题:

(4) 若 F 是 X 上的一个等价模糊关系, 且 $x F_\lambda y, y F_\lambda z$, 则有 $x F_\lambda z$;

(5) 若 $\lambda \geq \xi$, 则 $x F_\lambda y \Rightarrow x F_\xi y$.

此命题说明 F_λ 比 F_ξ 所得到的等价类子集“小”, 或者说以 F_λ 来对集合进行聚类分析时比 F_ξ 要分得更“细”. 因此, 若将 X 中与 x 的关系强于 λ 的元素归为一类, 则当 λ 从 0 增加到 1 时, 由 F_λ 对 X 所作的分类只有一种归并过程.

(6) 若 X 为包含 n 个元素的有限集, 则

$$\mu_{F_{n-1}}(x, y) = \lim_{m \rightarrow \infty} \mu_{F_m}(x, y), \quad x, y \in X.$$

若给出 X 上的一个模糊关系 F_1 , 其矩阵表达形式为:

$$F_1 = [\mu_{ij}] \quad i, j = 1, 2, \dots, n,$$

其中 $\mu_{ij} = \mu_{F_1}(x_i, x_j)$, 则有

$$\begin{aligned} \mu_{F_2}(x_i, x_j) &= \sup[\min\{\mu_{F_1}(x_i, x_1), \mu_{F_1}(x_1, x_j)\}, \min\{\mu_{F_1}(x_i, x_2), \\ &\quad \mu_{F_1}(x_2, x_j)\}, \dots, \min\{\mu_{F_1}(x_i, x_n), \mu_{F_1}(x_n, x_j)\}] \\ &= \max_{1 \leq r \leq n} [\min(\mu_{ir}, \mu_{rj})], \end{aligned}$$

而 $F_1 \circ F_1 = [\mu_{ij}^*]$, 其中

$$\mu_{ij}^* = \max_{1 \leq r \leq n} [\min(\mu_{ir}, \mu_{rj})],$$

于是, $\mu_{F_2}(x_i, x_j) = \mu_{ij}^*$, 从而有

$$F_2 = F_1 \circ F_1 = F_1^2. \quad (5)$$

由此可得, 对于有限集来说, 为了得到模糊等价关系, 只需将开始的模糊关系进行有限次合成“ \circ ”运算即可. 即是说, 若有 n 个元素, 则 $F_1^{n-1} = F_1 \circ F_1 \circ \dots \circ F_1$ 为模糊等价关系. 实际上合成计算次数可大大小于 $n-1$, 因为可利用

$$F_1 \circ F_1 = F_1^2, \quad F_1^2 \circ F_1^2 = F_1^4, \quad F_1^4 \circ F_1^4 = F_1^8 \dots$$

等.

2. 基于模糊等价关系的聚类方法 此方法是先将待分类的几个样本按它们彼此间的相似程度, 建立一个模糊相容关系, 然后将这个关系经过“合成”运算, 改造成为一个模糊等价关系, 再利用 λ 水平集方法进行分类. 具体做法可分成以下三步:

(1) 建立样本间的模糊相容关系. 设有 n 个样本 $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$, 则可根据它们两两之间的相似程度建立一个模糊关系:

$$u_R(X_i, X_j) = \frac{(X_i, X_j)}{\|X_i\| \cdot \|X_j\|} = r_{ij} \quad 0 \leq r_{ij} \leq 1 \quad (6)$$

r_{ij} 表示样本 X_i 与 X_j 间的相似程度. 显然, $r_{ii} = 1$ (自反性) 及 $r_{ij} = r_{ji}$ (对称性). 这种样本间的关系称为模糊相容关系, 并可用模糊矩阵 $R = [r_{ij}]$ 来表示, R 是 $n \times n$ 阶矩阵. (6) 中 $\|X_k\|$ 为欧氏空间向量 X_k 的范数 ($k = i, j$), (X_i, X_j) 为欧氏空间向量 X_i, X_j 的内积.

(2) 用矩阵的合成运算得到模糊等价关系由已建立的模糊相容关系 $R = [r_{ij}]$, 用自乘方法将其改变成为模糊等价关系. 设 $Q = R \cdot R = [q_{ij}]_{n \times n}$ 为 R 与 R 的合成, 则有

$$q_{ij} = \max_k \min(r_{ik}, r_{kj}), \quad 1 \leq k \leq n \quad (7)$$

根据前述结果, $R^{n-1} = \underbrace{R \cdot R \cdots R}_{n-1 \uparrow}$ 就是一个模糊等价关系.

(3) 取定一个 λ 值, 使得模糊关系矩阵中满足

$$u_R^{n-1}(X_i, X_j) \geq \lambda, \quad 0 \leq \lambda \leq 1 \quad (8)$$

的 X_i 与 X_j 归为一类, 反之则不属于同一类. 于是对每一个取定的 λ 值都可以得到一组协调的分类. λ 值应以分类效果最佳为原则来选定. λ 取得越大, 分类就越细.

(二) 实际应用

1. 地震活动性的模糊聚类分析及其在中长期地震预报中的应用

作为预报因子, 我们可以选取几个相邻时间段上的地震次数 N , 最大震级 M 及 b 值, 或代替它的平均震级 \bar{M} , 或参数 γ (见 [6]), 以及它们对时间的导数 $\dot{N}, \dot{M}, \dot{b}$ 或 $\dot{\bar{M}}$, 或 $\dot{\gamma}$. 利用模糊聚类分析方法, 可以分别对未来某一个时间段上可能发生的最大地震的震级范围及大致发震地区作出预测. 下面举出两个具体应用实例.

例 1 我国南北地震带银川—松潘段, 用前两个月的 12 个地震活动指标, 判断下一个月有无 $M \geq 4.5$ 地震.

若用 21 个样本 (N_1-N_{11} 为有震, $N_{12}-N_{21}$ 为无震) 取 $\lambda = 0.983$ 进行分类, 则可分出八个有震类型: N_1 (1967 年 10 月, 靖远, $M5.3$) 与 N_5 (1971 年 6 月, 吴忠 $M5.5$) 合为一类, 二者震级相近, 发震地区也接近; N_2 (1969 年 9 月, 武都东南, $M5.0$) 与 N_6 (1973 年 5 月, 南坪, $M5.5$) 合为一类, 二者的震级与发震地区也都接近; N_3 (1969 年 10 月, 阿坝, $M5.3$) 与 N_{11} (1976 年 8 月, 松潘, $M7.2$) 合为一类, 二者的发震地区相近; 其它五个有震样本, 即 N_4 (1970 年 12 月, 西吉, $M5.5$)、 N_7 (1973 年 8 月, 松潘, $M6.5$)、 N_8 (1973 年 9 月, 中宁, $M5.0$)、 N_9 (1974 年 1 月, 松潘, $M5.7$) 与 N_{10} (1974 年 11 月, 松潘, $M5.7$) 都单独成一类; 有两个无震样本混入有震之中, 另取四个无震样本进行检验, 均预测为无震. 若用前三个月的 N, M, \dot{N}, \dot{M} 共 12 个地震活动指标来判断下一个月有无 $M \geq 4.5$ 地震, 并取 $\lambda = 0.957$, 则 N_1 与 N_5 合为一类, 其它有震样本单独列类. 经预测检验, 1979 年 7 月礼县 5.1 级地震可聚入有震样本 N_{10} 这一类, 地点与震级均相近, 一些无震样本的检验效果也较好.

例 2 我国西部川、滇、甘、宁、青五省区, 取时间间隔为 1 年, 要求判断下一年内可能发生多强的地震.

统计的地震下限为 $M > 4.0$. 在 1950—1970 年间选取了十五个 $M \geq 5.5$ 的样本进

行模糊聚类分析,其中包括 $M > 6.0$ 地震 9 次。取三年的 12 个指标,即每年取 N 、 M 、 \dot{N} 、 \dot{M} 四个基本指标,预测下一年的震情。若选定 $\lambda = 0.935$, 则 15 个样本可分为八类,即: (1) $N_1(M5.5)$ 、 $N_5(M6.75)$ 、 $N_7(M6.8)$ 、 $N_8(M7.0)$ 、 $N_{12}(M6.8)$; (2) $N_2(M7.25)$ 、 $N_9(M5.8)$ 、 $N_{14}(M5.4)$; (3) $N_6(M6.0)$ 、 $N_{13}(M5.7)$; (4) $N_3(M7.5)$; (5) $N_4(M6.0)$; (6) $N_{10}(M6.1)$; (7) $N_{11}(M6.5)$; (8) $N_{15}(M7.7)$ 。由此结果可以看出,每一个地震类型中可能有震级范围相差不大的地震组出现,如第(1)类中有四次 $M = 6.75—7.0$ 地震,第(2)类中有两次地震的震级为 5.4 及 5.8,第(3)类中的两次地震的震级为 6.0 及 5.7。然后,我们用三个新样本来进行预测检验,即 N_{16} (1973 年)、 N_{17} (1974 年)及 N_{18} (1976 年)。用 $\lambda = 0.935$, 得出: N_{16} 可划入第(6)类或第(8)类, N_{17} 可划入第(1)类, N_{18} 可划入第(2)类。实际发震结果为 $N_{16}(M7.9$, 炉霍)、 $N_{17}(M7.1$, 永善)、 $N_{18}(M7.6$, 龙陵; $M7.2$, 松潘)。两者相对比便可看出,若按其所划入的类中的最大震级作预测,则预测结果与实际发震情况符合得相当好,即 N_{16} 预测为 7.7, N_{17} 预测为 7.0, N_{18} 预测为 7.25;若按所划入类中的平均震级 M 进行预测,则震级偏小 0.5—1.0。

2. 单台多种手段前兆资料的模糊聚类分析及其在中短期地震预报中的应用

作为例子,我们选取 1971 年 5 月—1976 年 9 月期间松潘地区水氡含量 R_n , 视电阻

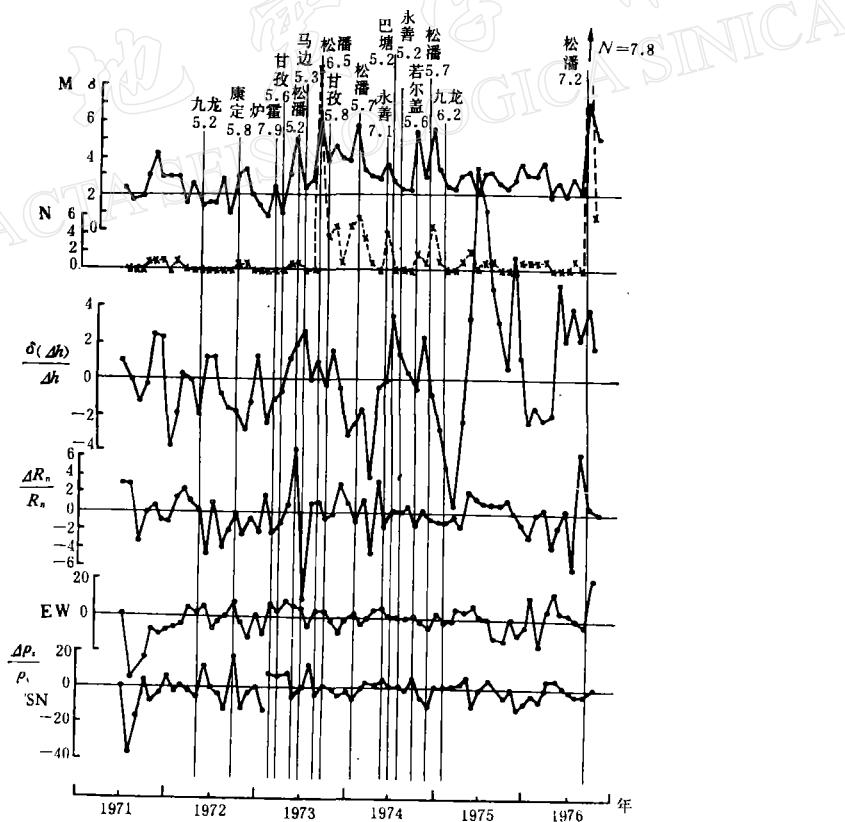


图 3 松潘台视电阻率 ρ_s 、水氡 R_n 、定点水准高差 Δh 的相对变化量月变化速率
以及每月 3 级以上小震次数 N 与最大震级 M 等随时间的变化

率东西、南北道 ρ_{EW} 、 ρ_{NS} ，定点短水准高差 Δh 等的相对变化量的月均值变化速率，以及该局部地区每月的 3 级以上小震次数 N 、最大震级 M 等，作为基本预报因子。用前三个个月的资料预测第四个月在四川境内及川、滇交界处有无 $M_s \geq 5$ 的地震发生。这样一共就有 18 个预报因子或预报指标。图 3 上给出所选用的各基本前兆因子随时间的变化及对应的四川 $M_s \geq 5$ 地震的发震月份。由该图很难直接看出 $M_s \geq 5$ 地震的综合前兆特征。

现在使用模糊聚类分析方法。取 $\lambda = 0.78$ ，可以把 13 个有震样本，即发生过 $M_s \geq 5$ 地震的样本划分为以下七类：(1) N_1 (1973 年 5 月, $M5.1$, 松潘)、 N_5 (1972 年 4 月, $M5.2$, 九龙); (2) N_2 (1973 年 8 月, $M6.5$, 松潘)、 N_6 (1972 年 9 月, $M5.8$, 康定)、 N_7 (1973 年 2 月, $M7.9$, 炉霍); (3) N_3 (1974 年 1 月, $M5.7$, 松潘)、 N_4 (1974 年 11 月, $M5.7$, 松潘)、 N_8 (1973 年 3 月, $M5.6$, 甘孜)、 N_{13} (1975 年 1 月, $M6.2$, 九龙); (4) N_9 (1974 年 5 月, $M7.1$, 永善); (5) N_{10} (1974 年 6 月, $M5.2$, 巴塘); (6) N_{11} (1974 年 7 月, $M5.2$, 永善); (7) N_{12} (1974 年 9 月, $M5.6$, 若尔盖西北)。

由以上分类情况可看出某些特点：第一、主震与前、余震一般都不聚在同一个类型之中，说明它们的前兆反映特性相差较大，但同一主震区的两次余震却可能聚为一类，如第(3)类中的两次松潘余震；第二、松潘、甘孜、康定三地区的地震一般都可聚在同一前兆类型里，如第(1)、(2)、(3)类，这可能与地质构造条件等因素有关；第三、同一地区震级相差较大的地震可能聚在不同的类型之中，如第(2)类的平均震级最大，第(3)类次之，第(1)类再次之。

另外，我们还作了两个新样本，即 N_{14} 、 N_{15} 的检验。结果表明， N_{14} (1976 年 8 月)可划入第(4)类，对应着松潘 7.2 级地震； N_{15} (1976 年 7 月)不归入原来的有震类之列，可判为无震，实际上也未发生过 $M_s \geq 5$ 地震。两次检验都正确。

3. 单手段多台前兆资料的模糊聚类分析及其在中短期地震预报中的应用

现以四川地电台网为例来进行探讨。选用 1972 年 2 月—1978 年 9 月期间松潘 SN、EW，会理 SN、EW，米易 SN、EW，甘孜 NE、NW 及雅安 NE、NW 等五个台 10 个方向的视电阻率相对变化量月均值的变化速率作为基本预报因子，用前三个数据预测第四个月在松潘—永善、绥江沿线四川境内及川、滇边界附近地区有无 $M_s \geq 5$ 的地震发生。这样就一共有 30 个预报指标。

经过模糊聚类分析计算，取 $\lambda = 0.79$ ，可将 13 个有震样本分为以下十类：(1) N_1 (1974 年 2 月, $M5.2$, 九龙); (2) N_2 (1972 年 9 月, $M5.8$, 康定); (3) N_3 (1973 年 2 月, $M7.9$, 炉霍)、 N_{13} (1975 年 3 月, $M5.3$, 云南绥江); (4) N_4 (1973 年 3 月, $M5.6$, 甘孜)、 N_{14} (1976 年 9 月, $M5.2$, 四川西南); (5) N_5 (1973 年 8 月, $M6.5$, 松潘); (6) N_6 (1974 年 1 月, $M5.7$, 松潘); (7) N_7 (1974 年 6 月, $M5.2$, 巴塘); (8) N_9 (1975 年 1 月, $M6.2$, 九龙); (9) N_{10} (1976 年 8 月, $M7.2$, 松潘)、 N_{12} (1974 年 7 月, $M5.2$, 永善); (10) N_{11} (1974 年 5 月, $M7.1$, 永善)。

对 9 个新样本的检验结果如下： N_{15} (1976 年 11 月, $M6.7$, 宁蒗)可划入第(10)类， N_{16} (1976 年 12 月, $M6.7$, 宁蒗)可划入第(6)类；其它 7 个样本均不能划入以上十类当中，其中 N_8 (1974 年 9 月)、 N_{20} (1978 年 2 月)、 N_{21} (1978 年 6 月)、 N_{22} (1978 年 1 月)等四

个样本属于无 $Ms \geq 5$ 地震的情况,本来就不应列入有震样本之列,而 N_{17} (1977年5月, M5.1, 宁蒗)、 N_{18} (1977年2月, M5.3, 盐源)、 N_{19} (1977年4月, M5.7, 盐源)等三次地震都是盐源—宁蒗老震区的余震,且震级不大,应另外单独分类. 可见检验效果尚好.

图 4 上给出利用上述五个地电台的电阻率变化速率作模糊聚类分析, 所能判断的 $M_s \geq 5$ 地震的震中分布. 由该图可以看出, 这些“可监视的”地震都在距上述五个台中某

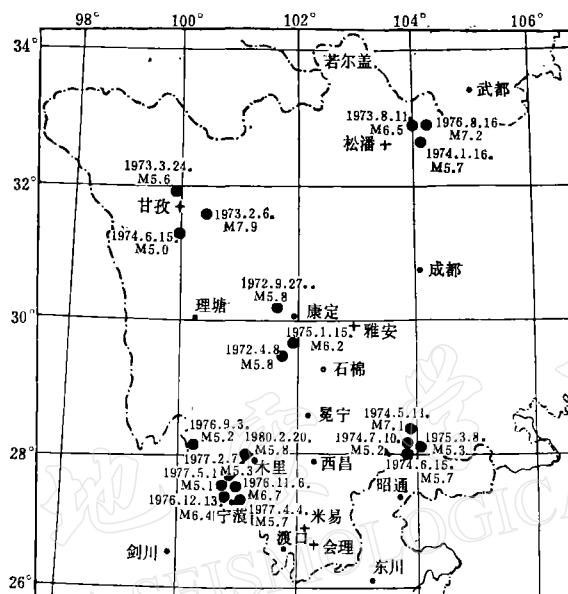


图4 由松潘、甘孜、雅安、米易、会理等五个台的电阻率资料作为模糊聚类分析，所能监视的 $M_s \geq 5.0$ 地震的震中分布。

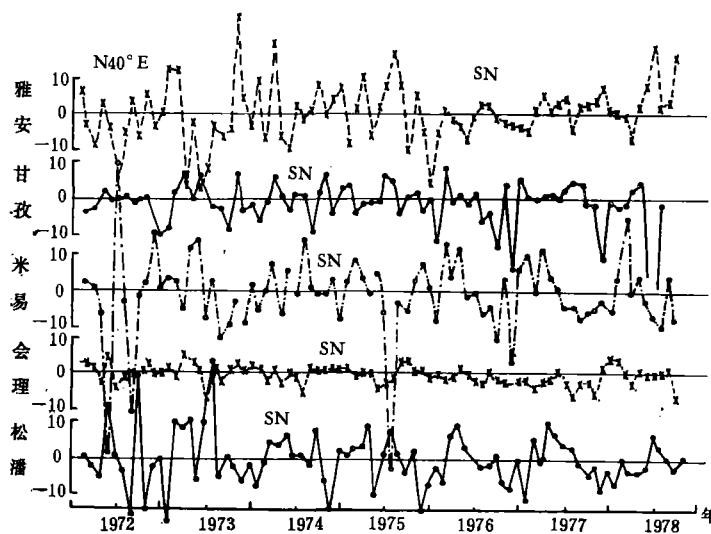


图5 四川五个地电台视电阻率相对变化量月均值的变化速率随时间的变化
(图中只绘一道)

一个或某两个台约 250 公里范围以内的五个小区域之中。至于究竟发生在哪一个小区域，还需要作进一步探讨，其中包括分别考查每一个台的电阻率变化情况，如图 5 所示。

4. 突发性前兆指标的聚类分析及其在短期地震预报中的应用

除趋势性前兆变化资料以外，我们也可以对一些间断性或突发性前兆指标进行模糊描述并用来作综合预报，尤其是短期和临震预报。例如，我们曾将兰州台的水氡突跳、地磁“斜率”（即地磁场水平分量与垂直分量的变化量之比值）及磁暴等三种“短期指标”分别进行模糊描述：水氡突跳时从属函数取 1，无突跳时取 0；地磁斜率月均值大于或等于 0.16 时取 1，否则取 0；一次磁暴的 k 指数大于或等于 7 时取 0.4， $k = 6$ 时取 0.2，几天内发生的多次磁暴可叠加计算。然后利用模糊聚类方法，把时间按旬分段，用前 20 天的六个预报指标取两月滑动累加值，预测未来 10 天中在距兰州 360 公里范围内有无 $M_s \geq 4.5$ 地震发生。

选取 $\lambda = 0.99$ ，可以把 12 个有震样本分为八类：(1) N_1 (1973 年 5 月上旬，M5.1，松潘)；(2) N_2 (1973 年 8 月中旬，M6.5，松潘)；(3) N_3 (1974 年 1 月中旬，M5.7，松潘)；(4) N_4 (1974 年 5 月中旬，M4.5，玛曲)；(5) N_5 (1974 年 9 月下旬，M5.6，若尔盖)；(6) N_6 (1974 年 11 月中旬，M5.7，松潘)；(7) N_7 (1976 年 8 月中旬，M7.2，松潘)；(8) N_8 (1976 年 8 月中旬，M7.2，松潘)、 N_9 (1976 年 9 月上旬，M5.1，松潘)、 N_{10} (1976 年 9 月下旬，M4.6，松潘)、 N_{11} (1976 年 11 月中旬，M5.1，松潘)、 N_{12} (1976 年 12 月中旬，M4.6，松潘)。

对三个有震样本及六个无震样本的检验结果如下：有震样本 N_{13} (1978 年 2 月下旬，M4.5，玛曲西) 应独立另分成一类， N_{14} (1979 年 7 月下旬，M4.7，礼县) 与 N_3 聚为一类， N_{15} (1979 年 12 月下旬，M4.6，九条岭) 与 N_8-N_{12} 聚为一类；无震样本中有五个能与有震样本完全分开，即 1978 年 4 月下旬、6 月下旬、10 月下旬、1979 年 10 月下旬与 11 月下旬，这些时段内被监视地区未发生过 $M \geq 4.0$ 地震。但有一个无震样本，即 1978 年 8 月下旬，可与 N_4 聚为一类，不过该时段内在松潘地区发生过 $M = 4.0$ 地震，故可属于判断不太准之列。

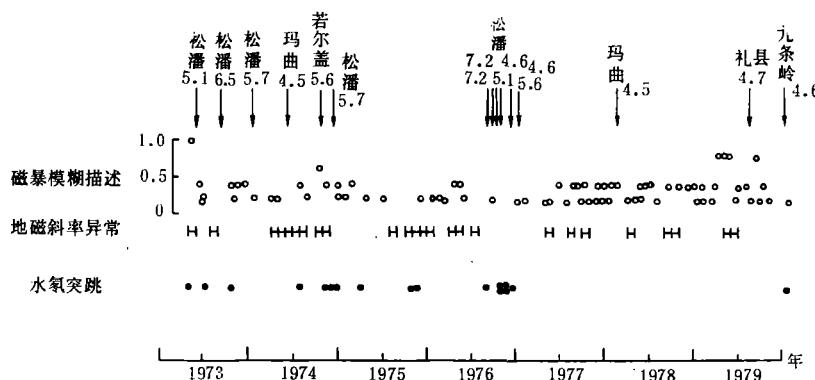


图 6 兰州台水氡突跳、地磁斜率异常及强磁暴与 360 公里范围内发生的 $M_s \geq 4.5$ 地震的对应情况

为对比起见,图 6 上给出了兰州台水氡突跳、地磁斜率异常及强磁暴与 360 公里范围内发生的 $M_s \geq 4.5$ 地震的对应情况。由该图可以看出,直接利用这些原始资料对未来的震情进行预测,还是有较大困难的。

四、结 束 语

前面我们着重介绍了两种常用的模糊数学方法及其在地震预报中的应用。当然,还有其它一些模糊数学方法,如模糊信息检索法、模糊相似选择法等也可用于地震综合预报的研究^[8,9]。在利用这些模糊数学方法的基础上,我们可通过以下途径来监视一个固定地区未来的地震活动:(一)利用各种地震活动性指标,通过模糊聚类分析或信息检索等方法,对该地区下一个时间段上的地震活动趋势(如最大震级范围等)作出总的判断;(二)利用该区的各种前兆手段,通过单台多手段及多台单手段等的直接方法与间接方法进行模糊识别与综合分析,首先识别出前兆异常的不同阶段,然后利用各种经验公式或其它经验途径对地震三要素进行预测;(三)不断检验预测效果,不断学习,使模糊预测方法逐步改进与完善,以便对未来的震情作出更有把握一些的预测,这也是模糊数学方法的重要特点之一。不过,需要着重指出,模糊数学作为地震综合预报只是一种新的分析识别工具,地震预报问题的最终解决还是取决于对前兆本身的观测与研究,取决于地震科学本身的发展;对前兆的观测与研究进行得越精确、越深入,模糊数学方法的实际应用效果就越好。

最后,关于模糊数学方法在地震研究中的各方面初步应用结果,可详细参阅作者们的新著^[10]的第四章,此处不再赘述。

参 考 文 献

- [1] 汪培庄,模糊数学简介(I)、(II),数学的认识与实践,2、3,1980。
- [2] 楼世博、金晓龙,模糊数学,自然杂志,5,1978。
- [3] 楼世博、陈化成, Fuzzy 聚类与天气预报,模糊数学,1,1,1981。
- [4] 钱敏平、陈传娟,利用模糊方法进行癌细胞识别,生物化学和生物物理进展,6,1979。
- [5] 冯德益、林命週、顾瑾平等,模糊数学在地震预报和震源孕育模式研究中的应用,西北地震学报,3,3,1981。
- [6] 冯德益、顾瑾平等,地震活动的统计指标与发震时间的概率预报,地震研究,4,1,1—8,1981。
- [7] 王增甲、赵建民,利用模糊方法识别地震前兆的讨论,西北地震学报,4,1,143—144,1982。
- [8] 冯德益、顾瑾平等,模糊信息检索法在以震报震研究中的应用,地震,5,11—13,1982。
- [9] 冯德益、顾瑾平、林命週,模糊优先比方法在地震研究中的应用,地震,3,29—31,1983。
- [10] 冯德益、楼世博等编著,模糊数学方法与应用,地震出版社,1983。

THE APPLICATION OF FUZZY MATHEMATICS IN MULTI-APPROACH EARTHQUAKE PREDICTION

FENG DEYI¹⁾ LOU SHIBO²⁾ GU JINPING²⁾

ZHONG TINGJIAO¹⁾ LIN MINGZHOU³⁾ CHEN HUACHENG²⁾

Abstract

In this paper, the direct and indirect methods for fuzzy recognition developed in fuzzy mathematics are applied to the study of multi-approach earthquake prediction.

The direct method for fuzzy recognition consists of assessment of earthquake risk and making prediction by use of membership functions of different precursors directly. Its effectiveness depends on the technique of constructing these membership functions. Based on the various data of radon content of underground water, apparent earth resistivity, seismic velocities and other precursors, the concrete methods and formulae for constructing the corresponding membership functions have been suggested by employing mainly the rate of precursor change and coefficient of correlation and by other means. In applying these membership functions, the abnormal features of a precursor can be recognized more clearly and the times of beginning, finishing or transitions of an anomaly more easily.

The indirect method for fuzzy recognition, used in this paper, is the method of fuzzy clustering analysis, which depends on the selection of similarity coefficient or distance. Here we use a method of clustering analysis based on the fuzzy equivalent relation. This method includes the following steps: obtaining first a fuzzy compatible relation according to the degrees of similarities between samples; then transforming this compatible relation into a fuzzy equivalent relation by use of combinational operation; finally selecting a suitable value for parameter λ , and classifying the original samples.

Taking some statistical indices of seismicity in a given region, or taking the data of a number of precursors observed (crustal deformation, radon content of underground water, apparent resistivity etc.) at one station or of one precursor at a series of stations, then multi-approach earthquake prediction may be made by using the method of fuzzy clustering analysis as mentioned. For illustration of this method some preliminary results obtained for large and moderate earthquakes occurred in the western part of China were shown. It can be seen from these results that the prediction by using fuzzy clustering analysis is generally in better conformity with the actual cases of earthquake occurrence.

It is considered therefore that the prospect for using the methods of fuzzy mathematics in multi-approach earthquake prediction is optimistic.

1) Seismological Institute of Lanzhou, State Seismological Bureau.

2) Shanghai Institute of Railway Technology.

3) Shanghai Seismological Bureau.