

HPPPR模型及其在地震综合预测 研究中的初步应用^{*}

武安绪, 张宏宇, 林向东, 岳晓媛, 李平安

(北京市地震局, 北京 100080)

摘要: 在综合考虑经典投影寻踪算法特点的基础上, 针对投影寻踪计算中存在的一些不利因素, 给出相应的解决思路。利用数值仿真技术进行基于粒子群优化算法与厄密特多项式构建的投影寻踪回归模型建模能力与计算精度的检验, 再将其应用于多维地震时间序列综合建模预测中。计算结果和进一步分析表明, 基于粒子群优化算法与厄密特多项式构建的投影寻踪回归投影寻踪模型具有简单、快速、有效的特点, 在实际地震综合预测建模中取得了满意的效果, 可作为地震综合预测的一种回归分析方法。

关键词: HPPPR模型; 理论数据模拟; 地震综合预测

中图分类号: P315.75 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-0666(2009)03-0235-06

0 引言

地震综合预测方法在地震预测研究中占据着十分重要的位置, 是地震预测的主要手段之一 (梅世蓉等, 1993; 时振梁等, 1997; 张晓东等, 2003; 武安绪等, 2005; 武安绪等, 2008^a; 武安绪等, 2008^b)。其中投影寻踪 (Projection Pursuit, 简称 PP) 是最重要的综合预测方法之一 (朱令人等, 1994; 周仕勇等, 1995; 赵翠萍, 周仕勇, 1999; 武安绪等, 2003)。投影寻踪的原理是将高维数据点阵投影到低维 ($K=1\sim3$) 子空间上, 寻找能反映高维数据的结构特征的投影方向, 然后在低维空间上对数据结构或特征进行分析, 以达到研究和分析高维数据的目的。投影寻踪回归方法的思想是将输入变量向若干个一维方向进行投影, 对每一个方向的投影值, 分别用一维函数拟合, 然后用此若干个一维拟合函数的和逼近回归函数, 其表达式为 (朱令人等, 1994; 武安绪等, 2003; Friedman, Stuetzle, 1981; 成平, 李国英, 1986; 李祚泳, 1998)

$$Y = \bar{Y} + \sum_{m=1}^M \beta_m G_m \left(\sum_{j=1}^P \alpha_{mj}^T X \right) \quad (1)$$

式中, (X, Y) 为一对随机变量; \bar{Y} 表示 Y 的均值; P 为输入空间维数; M 为岭函数的个数; α_m 是第 m 个投影方向的第 j 个分量; β_m 为权值, 表示第 m 个岭函数对模型输出贡献的大小; G_m 为第 m 个光滑岭函数, 满足 $\sum_{j=1}^P \alpha_{mj}^2 = 1$, $E(G_m) = 0$, $E(G_m^2) = 1$ 。

在地震综合预测研究与分析中, 虽然投影寻踪回归 (Projection Pursuit Regression, 简称 PPR) 方法已获得广泛应用, 取得了显著效果 (朱令人等, 1994; 周仕勇等, 1995; 赵翠萍, 周仕勇, 1999; 武安绪等, 2005), 但在使用式 (1) 时不难发现该方法存在一些不利因素: 岭函数 G 无具体的函数表达式, 必须采用一个较为庞大的函数集合给出; 计算导数时需用差分代替微分; 进行预测时, 必须采用函数集合进行内插, 计算过程较为复杂。 α 一般采用高斯-牛顿法优化, 易于获得局部解, 获得最优解则有一定困难; 分组优化参数 α 、 β 与岭函数时, 需要先固定其中两个, 然后优化另一个, 完成后再固定两个优化另一个, 逐个进行, 使得已经优化好的参数会在下一个参数优化时失去其最优性, 也有陷于局部解的危险性, 不易获得方法的全局最优解。以上问题都会使 PPR 的学习过程变得复杂, 外推技术繁琐, 计算效率低下, 效果难以确定。针对这些应用中存在的不利因素和问题, 可基于粒子群优化算法 (Particle Swarm

^{*} 收稿日期: 2008-06-27.

基金项目: 地震科学联合基金 (A07058) 和 2009 年震情跟踪定向工作任务 (2009029901) 基金联合资助

Optimization 简称 PSO) (Kennedy Eberhart 1995, Eberhart Kennedy 1995) 和厄密特多项式 (冯康等, 1978; Weaver 1991) 来重新构建投影寻踪回归方法 (PPR that based on Hermite multino-mial and particle swarm optimization 简称 HPPPR), 简化建模的技术与过程, 改变建模结构和学习策略, 提高建模的效率与能力。为了检验 HPPPR方法的效果, 我们将其进行多维样本数值模拟, 然后用于地震综合预测试验中, 探讨在地震综合预测研究中的有效性和实用性。

1 HPPPR地震综合预测回归模型

1.1 HPPPR投影寻踪回归模型中的岭函数拟合方式

经典投影寻踪回归模型中岭函数 G 的具体表达式没有明确给出 (朱令人等, 1994; Friedman Stuetzle 1981), 而是采用庞大的简单函数集合去光滑逼近, 这样会让使用者在实际投影寻踪回归建模与预测中选择的岭函数时造成一定困难。为了避免使用庞大的简单函数集合, 且能保证岭函数 G 拟合的光滑效果和拟合能力, 可以选择一调频调幅与正弦波混和信号

$$x(t)=[1+0.2\sin(2\pi 7.5t)]\cos[2\pi 30t+0.5\sin(2\pi 15t)]+\sin(2\pi 120t) \tag{2}$$

作为理论模型实验信号, 该模型信号由一基频 30 Hz 调制频率 15 Hz 的调频调幅成分和 120 Hz 的正弦波叠加而成 (图 1), 以此, 通过对各类多项式的分析和调频调幅实际检验, 认为只有厄密特多项式具有较强的光滑、细节、趋势、动态、非线性多尺度拟合描述能力, 其描述问题复杂程度的能力随阶次的增加会不断增强。因此可采用可变阶的正交厄密特多项式 h 拟合一维岭函数, 其表达式 (冯康等, 1978; Weaver 1991) 为

$$h_n=(\eta)^{-\frac{1}{2}}\pi^{\frac{1}{4}}2^{-\frac{n-1}{2}}H_n(x)\varphi(x),-\infty<x<\infty. \tag{3}$$

式中, $x=\alpha^T X$, η 代表多项式阶数 n 的阶乘; $\varphi(x)=\frac{1}{\sqrt{2\pi}}e^{-\frac{x^2}{2}}$; $H_n(x)$ 为厄密特多项式, $H_0(x)=1$, $H_1(x)=2x$, ..., $H_n(x)=2[xH_{n-1}(x)-(n-1)H_{n-2}(x)]$.

$H_{n-2}(x)]$.
这样 HPPPR中的岭函数可采用的具体形式为拟合多项式

$$G(x)=\sum_{n=1}^N g_n \cdot h_n(x). \tag{4}$$

式中, g_n 为多项式系数, N 为多项式阶数。

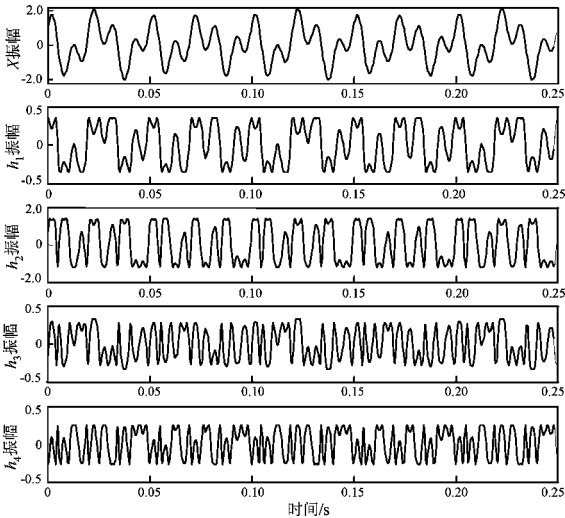


图 1 基于理论信号的 4 阶正交厄密特多项式
Fig 1 Four fractional orthogonal Hermite multino-mial based on the theoretical signal

1.2 粒子群优化算法

(1) 粒子群优化算法代替高斯—牛顿算法的意义

在经典投影寻踪回归学习过程中, 一般采用高斯—牛顿算法进行优化, 需要利用差分代替微分算法运算, 不易获得全局最优解 (朱令人等, 1994; 武安绪等, 2003; Friedman Stuetzle 1981), 而粒子群优化算法是新发展的优化算法, 不再需要进行微分运算, 具有高效的搜索思路, 设置参量也较为简单, 因此可采用粒子群优化算法代替高斯—牛顿算法。

(2) 粒子群优化算法的基本原理

粒子群优化算法是 Kennedy 和 Eberhart (1995) 受鸟群觅食行为的启发于 1995 年提出来的。该算法是模拟鸟群飞行觅食的行为, 通过鸟之间的集体协作使群体达到最优的过程, 所以粒子群优化算法是基于群体智能理论的优化算法。在粒子群优化算法中, 所有粒子都有一个由适应度函数决定的适应度和一个由速度 $V_i=(v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in})$ 决定的位移 $X_i=(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$ 。

..., v_{id})决定的在搜索空间单位迭代次数的位移。其中, 适应度函数由优化目标定义。粒子群优化算法首先初始化为一群随机粒子(随机解), 其中第 i 个粒子在 d 维解空间的位置表示为 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$, 然后算法通过迭代搜索产生最优解。每一次迭代, 粒子通过两个极值更新自己的速度和位置。一个是粒子从算法迭代初始到当前迭代次数搜索生成的最优解及个体极值 $P_{best} = (p_{best1}, p_{best2}, \dots, p_{bestd})$, 另一个则是整个粒子种群当前的最优解——全局极值。粒子根据以下公式进行速度和位置的更新:

$$v_{id} = w \times v_{id} + c_1 \times \text{rand}() \times (p_{id} - x_{id}) + c_2 \times \text{rand}() \times (g - x_{id}) \quad (5)$$

$$x_{id} = x_{id} + v_{id} \quad (6)$$

式中, v_{id} 为粒子 i 在第 d 维的速度, 且 $v_{id} \in [-v_{\max}, v_{\max}]$, x_{id} 是粒子 i 在第 d 维的当前位置; w 为惯性权重, 它使粒子保持运动惯性, 起着调整算法全局和局部收缩能力的作用。 w 取大值可使算法具有较强的全局搜索能力, 取小值则算法倾向于局部搜索, 一般的做法是将 w 初始取 0.9 并使其随迭代次数的增加递减至 0.4。这样可先侧重于全局搜索, 使搜索空间快速收敛于某一区域, 然后采用局部精细搜索以获得高精度解; $\text{rand}()$ 是均匀分布在 $(-1, +1)$ 之间的随机数; c_1 、 c_2 为学习因子, 分别调节向个体最好粒子和全局最好粒子方向飞行的最大步长, 若太小, 则粒子可能远离目标区域, 若太大则会突然向目标区域飞去, 或飞过目标区域。通常令 $c_1 = c_2 = 2$ 。粒子飞行速度由最大值 v_{\max} 限制, 若 v_{\max} 太大, 粒子将飞离最好解, 太小则会陷入局部最优。假设将搜索空间的第 d 维定义为区间 $[-v_{\max}, v_{\max}]$, 则通常 $v_{\max} = kx_{\max}$, $0.1 < k < 1.0$ 。每一维都采用相同设置方法。

式 (5) 中第 1 部分可以理解为粒子先前的速度或惯性; 第 2 部分可以理解为粒子的“认知”行为, 表示粒子本身的“思考”能力; 第 3 部分理解为粒子的“社会”行为, 表示粒子之间的信息共享与相互合作。粒子在解空间内不断跟踪个体极值与全局极值进行搜索, 直到达到规定的最大迭代次数或小于规定的误差标准为止。

1.3 利用粒子群优化算法和厄密特多项式构建投影寻踪回归学习方法

基于粒子群优化算法和厄密特多项式构建的

投影寻踪回归学习方法是: 逐个增加岭函数, 直到满足收敛条件。学习过程可分为两个步骤: ① 根据公式 (1), 随机选择 m 个初始投影方向, 对任意一个投影方向, 计算 X 的一维投影值 Z , 找到与数据对 (Z, Y) 拟合最好的岭函数, 确定多项式的阶数 n 和系数 c 。根据拟合结果计算 m 个方向上的误差平方和; ② 根据粒子群优化算法的优化规则进行参数优化, 直到选出误差最小的那个投影方向作为第一个投影方向。确定了第一个投影方向后, 再优化参数, 计算第一个方向上的拟合残差, 如果满足精度要求则输出结果, 否则就增加一个岭函数。按照同样的方法进行参数优化, 直到增加的岭函数个数满足拟合精度的要求。

2 HPPPR模型应用分析

2.1 理论数据模拟分析

假定一数学函数 (王士同, 1998)

$$y = \left[1.0 + \sqrt{x_1} + \frac{1}{x_2} + x_3^{-1.5} \right]^2 \quad (7)$$

根据此公式产生离散的前 17 个训练样本和后 17 个测试样本 (图 2) 建立投影寻踪回归模型, 检验多维样本建模与内符预测能力。经过粒子群算法优化 HPPPR 获得的最佳投影寻踪回归模型由 3 个岭函数组成, 其投影方向分别为 $A_1 = [-0.853 \ 79 \ 0.358 \ 52 \ 0.246 \ 57]$, 表明参量 x_1 分量在该投影方向上起最主要作用; $A_2 = [-0.077 \ 92 \ 0.145 \ 80 \ 0.986 \ 24]$, 表明参量 x_3 分量在该投影方向上起最主要作用; $A_3 = [-0.385 \ 06 \ -0.894 \ 09 \ 0.228 \ 76]$, 表明参量 x_2 分量在该投影方向上起最主要作用。从 3 个岭函数的投影方向可看出, 这 3 个分量都起作用, 说明产生理论样本的分布均匀性与实际情况相符。其学习与测试结果: 学习样本的误差为 0.730 264, 实测值与预测值的相关系数为 0.991 541; 测试样本的误差为 0.945 434, 实测值与预测值的相关系数为 0.975 485。全部样本的误差为 0.814 813, 实测值与预测值的相关系数为 0.986 548 (图 2)。如果按 ± 1.0 误差门限计算, 内检结果的正确率为 100%, 而按相对误差 10% 计算, 正确率为 90%。

通过投影寻踪回归模型对理论样本的学习与内符预测检验结果可证明: 基于粒子群优化算法

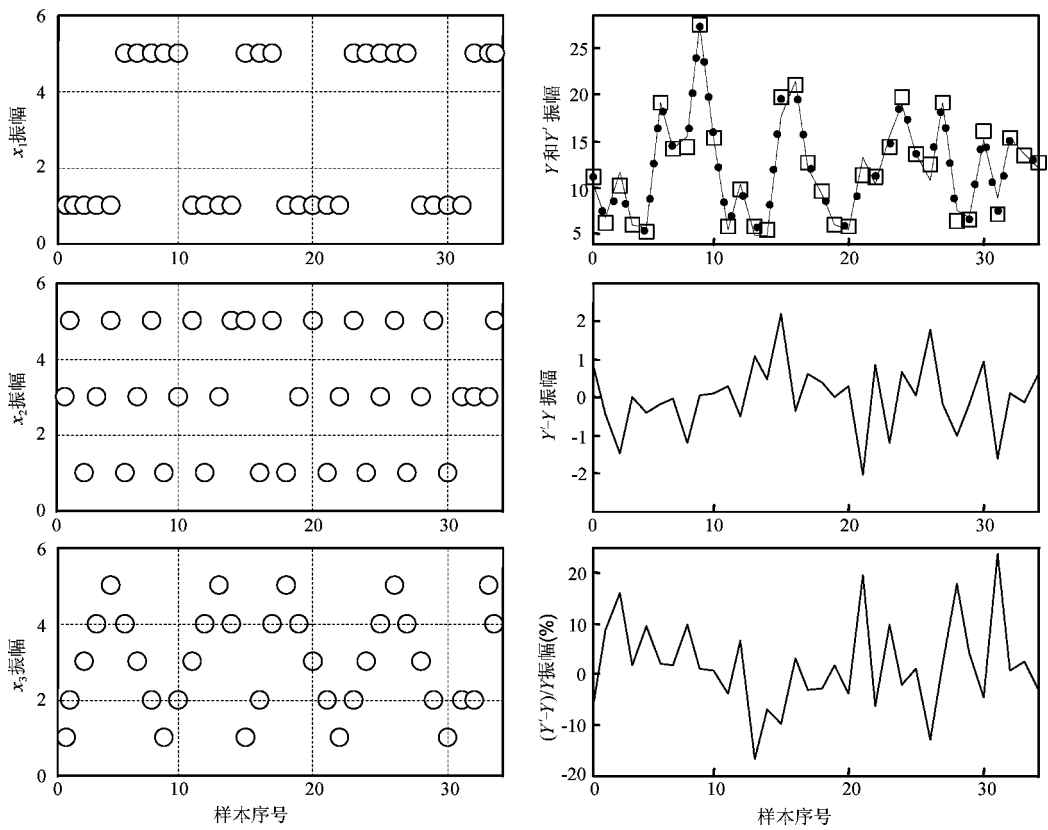


图 2 理论数据通过 HPPPR 学习与检验获得的实测值与预测值序列
(实线表示实测值; 虚线表示预测值)

Fig 2 Real value and prediction value series obtained through HPPPR study and test
with theoretical data (solid line: real value; dotted line: prediction value)

和厄密特多项式的 PPR 模型拟合能力较强, 训练速度较高, 误差收敛较快; 系统受训练样本空间分布影响较小, 可得到全局最优解, 获得的回归模型具有较强的表达能力与外推泛化能力。因此, 笔者利用该方法对实际的多维地震样本资料进行综合建模预测, 研究地震资料的综合处理能力。

2.2 基于中国大陆典型震例的 HPPPR 地震综合预测分析例子

(1) 影响震级水平的前兆因子复杂性与地震综合预测研究的意义

地震综合预测是地震预测工作中的重要方法之一, 也是地震工作者不断追求的目标, 但地震前兆十分复杂, 成百上千条前兆异常各具特色, 其与未来震级水平很难找到具有明确物理意义的对应关系特征量。如何从复杂的前兆现象中提取带有共性的特征参量, 从而建立地震综合预测的判据, 是地震综合预测的难点, 也是关键。地震学家利用经典 PPR 方法, 在这方面已进行了大量的有益的探索, 取得了明显的效果 (朱令人等,

1994 周仕勇等, 1995 赵翠萍, 周仕勇, 1999 武安绪等, 2003)。本文中, 笔者利用由粒子群优化算法和厄密特多项式构建的 PPR 模型建立多维地震综合预测模型, 探索多种前兆异常、地震活动参量多维时间序列和中强地震震级之间的非线性映射关系, 这样可以利用某个地区出现异常后或某一个地区的历史地震演化特征, 为预测某地区某时间段将要发生的地震震级水平提出综合预测判据。这在一个地区出现多个异常后要判断可能发生的震级水平, 或在年度会商中预测某一个地区未来一年的震级水平, 都将是十分重要的研究工作, 这些工作在地震发生机制还没有解决之前, 具有积极的探索意义。下面笔者利用中国大陆典型实际地震震例数据开展地震前兆综合预测模型分析, 研究 HPPPR 地震综合预测模型的有效性。

(2) 中国震例中地震前兆异常基础资料的筛选

从 20 世纪 70 年代以来中国大陆发生了大量的

中强地震, 积累了丰富的震例资料。充分利用这些资料对未来的地震预测工作具有重大意义。笔者将利用这些实际震例资料, 建立 HPPPR 地震综合预测模型。地震研究中, 震级是最重要的预测参数之一。影响震级水平的因素很多, 笔者采用王伟等 (1999) 整理出的中国震例中的因素量, 即地震震带、地震空区、应变释放、地震频次、 b 值、地震窗、波速比、短水准、地倾斜、地电、水氡、水位、应力、宏观和异常数量共 15 项前兆指标作为 HPPPR 模型的输入, 实发震级作为系统的输出, 建立多维地震综合预测 HPPPR 模型, 根据前兆异常量预测某地区可能发生的地震的震级水平。

(3) 建立地震前兆异常持续时间与实发地震震级之间的 HPPPR 综合预测模型

由于样本的无序性, 笔者按照王伟等 (1999) 整理出的中国震例样本顺序, 从中选择前 30 个震例作为学习样本, 最后 15 个震例作为内检样本, 通过 HPPPR 模型的学习与预测, 获得实测震级的预测值 (图 3)。经过粒子群算法优化 HPPPR 获得的最佳投影寻踪回归模型由 4 个岭函数组成, 其投影方向分别为 $A_1 = [0.094\ 225\ 0.221\ 0.052\ 0.008\ 896\ 0.282\ 276\ 0.190\ 953\ 0.103\ 522\ 0.029\ 945\ 0.386\ 918\ 0.474\ 192\ -0.238\ 101\ 0.183\ 297,\ 0.474\ 192\ 0.006\ 500\ -0.205\ 153\ -0.287\ 369]$, 表明地倾斜、水位分量在该投影方向上起最主要作用; $A_2 = [0.155\ 244\ 0.091\ 555\ -0.283\ 544\ -0.050\ 775\ -0.630\ 332\ -0.053\ 172\ 0.084\ 225,\ 0.359\ 576\ -0.140\ 549\ -0.443\ 728\ 0.138\ 252,\ 0.235\ 230\ -0.200\ 028\ 0.112\ 516\ 0.065\ 121]$, 表明 b 值分量在该投影方向上起最主要作用; $A_3 = [0.229\ 026\ -0.500\ 773\ 0.144\ 175\ -0.353\ 133,\ -0.059\ 426\ 0.175\ 419\ -0.027\ 787\ -0.236\ 302,\ -0.173\ 341,\ -0.302\ 473\ 0.441\ 094\ 0.015\ 269\ -0.377\ 031,\ -0.026\ 328\ -0.034\ 521]$, 表明地震空区分量在该投影方向上起最主要作用; $A_4 = [-0.358\ 981,\ -0.430\ 502\ 0.364\ 036\ 0.439\ 754\ -0.020\ 925\ 0.001\ 574\ 0.058\ 240\ 0.170\ 358\ 0.206\ 046\ -0.237\ 612\ 0.041\ 558\ 0.013\ 788\ -0.146\ 901,\ 0.440\ 076\ -0.104\ 703]$, 表明宏观分量在该投影方向上起最主要作用。从 4 个岭函数的投影方向可看出起作用的 4 个不同前兆因子分量, 说明前兆因子与所预测的地震的对应情况是复杂的。由

图 3 统计可得: 学习样本的误差为 0.030 114 实测值与预测值的相关系数为 0.938 604 测试样本的误差为 0.051 217 实测值与预测值的相关系数为 0.963 980 全部样本的误差为 0.034 216 实测值与预测值的相关系数为 0.946 914。如果按 ± 0.5 级震级误差门限计算, 内检结果的正确率为 100%, 而按相对误差 5% 计算, 正确率为 93%。因此, 该模型可作为地震前兆综合预测模型。从 HPPPR 方法对震例样本的学习和内检结果看, 模型学习能力较强, 具有较高的外推泛化能力。

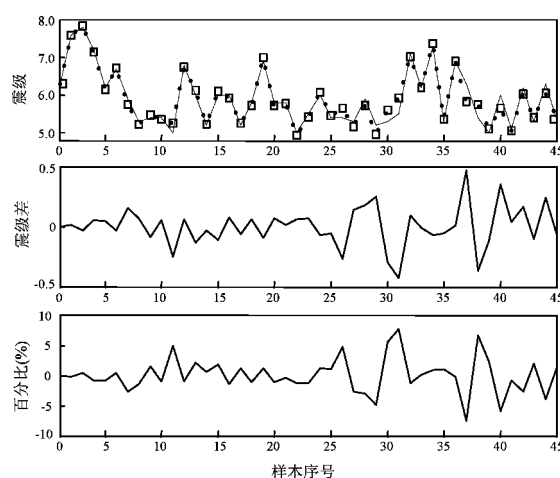


图 3 中国大陆典型震例样本的实发震级与预测震级回归模型

(实线表示实发震级序列; 虚线表示预测震级序列)

Fig 3 Real magnitude and predictive magnitude regression model of typical seismic sample in Chinese mainland (solid line: real earthquake series; dotted line: predictive earthquake series)

3 结语

(1) HPPPR 模型用厄密特多项式作为岭函数的具体拟合形成, 具有光滑内插与外延优点, 与经典的投影寻踪回归方法相比, 无需记录岭函数的参数表, 计算过程较为简单, 且可以揭示高维地震数据中更多的非线性信息 (武安绪等, 2003); 用简便的粒子群算法优化投影方向, 不要求导运算, 不进行复杂的数学运算, 增强了投影寻踪回归方法的实用性。应用表明, 粒子群参量优化能力很强, 速度快, 精度高, 在参数设置得当的情况下, 可很快获得全局解。因此, 粒子

群优化算法可以作为一些地震模型参量反演的主要优化工具。

(2) HPPPR模型中的参数优化不再需要分组,而是同时完成,避免了循环内部拟合抵消的耦合现象,加快了计算速度,获得的解是全局最优解。多维数值仿真与地震综合预测分析例子证明,基于粒子群优化算法和厄密特多项式构建的 HPPPR地震综合预测模型是合理的,建模能力和预测精度都较高,说明该方法是有效的,可用于地震综合预测研究。

参考文献:

成平, 李国英. 1986. 投影寻踪——一种新兴的统计方法 [J]. 应用概率统计, (3): 138—143.

冯康, 张建中, 张绮霞, 等. 1978. 数值计算方法 [M]. 北京: 国防工业出版社.

李祚泳. 1998. 投影寻踪的理论及应用进展 [J]. 大自然探索, (1): 47—50.

梅世蓉, 冯德益, 张国民, 等. 1993. 中国地震预报概论 [M]. 北京: 地震出版社.

时振梁, 汪良某, 傅征祥, 等. 1997. 中国大陆中长期强震危险性预测方法研究 [M]. 北京: 海洋出版社.

王士同. 1998. 神经模糊系统及其应用 [M]. 北京: 北京航空航天大学出版社.

王炜, 蒋春曦, 张军, 等. 1999. BP神经网络在地震综合预报中的应用 [J]. 地震, 15 (2): 118—126.

武安绪, 吴培稚, 谷庭瑶, 等. 2005. Modular模糊神经网络及其在

官厅水库地震危险性估计中的应用 [J]. 大地测量与地球动力学, 25 (增刊): 32—36.

武安绪, 张晓东, 张永仙, 等. 2008^a. 查表法设计地震活动模糊预测预警系统 [J]. 地震, 28 (2): 101—107.

武安绪, 张永仙, 张晓东, 等. 2008^b. 地震前兆综合预测支持向量机模型研究 [J]. 地震, 28 (3): 55—60.

武安绪, 朱红彬, 邢成起, 等. 2003. 应力释放模型在华北地区四个主要地震活动构造带中长期地震活动危险性趋势分析中的初步应用 [M] //段尔焕, 杜现泽, 徐人平. 地震研究与工程抗震. 北京: 原子能出版社.

张晓东, 傅征祥, 张永仙, 等. 2003. 1999~2002年地震预报研究进展 [J]. 地震学报, 25 (5): 479—491.

赵翠萍, 周仕勇. 1999. 新疆主要地震区 PP回归综合预报模型研究 [J]. 西北地震学报, 21 (1): 37—43.

周仕勇, 朱令人, 邓传玲. 1995. PP聚类在震群分析中的应用研究 [J]. 地震学报, 17 (3): 312—321.

朱令人, 周仕勇, 邓传玲. 1994. 地震综合预报的新方法——投影寻踪回归 [J]. 地震学报, 16 (增刊): 1—9.

Weaver H J 1991. 离散和连续傅里叶分析理论 [M]. 王中德, 张辉译. 北京: 北京邮电学院出版社.

Eberhart R, Kennedy J 1995. A new optimizer using particle swarm theory [C] //Proceedings of the Sixth International Symposium on MicroMachine and Human Science. IEEE service center, Piscataway, NJ, Nagoya, Japan. 39—43.

Friedman JH, Suetzle W. 1981. Projection Pursuit Regression [J]. American Statistician, 76: 817—823.

Kennedy J, Eberhart R 1995. Particle swarm optimization [J]. IEEE International Conference on Neural Networks 4 (27): 942—1948.

HPPPR Model and Its Primary Application to the Study of Seismic Synthesis Forecast

WU An-xu ZHANG Hong-yu LIN Xiang-dong YUE Xiao-yuan LI Ping-an
(Earthquake Administration of Beijing Municipality Beijing 100080 China)

Abstract

Considering its characteristics, we give the solution to the flaws of the conventional Project Pursuit Regression (PPR) algorithm. We use the numerical emulation technique to test the modeling ability and calculating accuracy of PPR that based on particle swarm optimization and Hermite multynomial, and apply HPPPR to the synthetic seismic forecasting modeling of multi-dimensional seismic time series. The result shows that PPR model that based on particle swarm optimization and Hermite multynomial is simple, fast and effective, and it is satisfying in the real seismic synthesis forecasting modeling and it can serve as a regressing method.

Key words: HPPPR model; academic numerical simulation; seismic synthesis forecast



邓柏昌 华南理工大学物理系副教授。1982年7月毕业于合肥工业大学地质系应用地球物理专业,获学士学位。1992年毕业于北京师范大学物理系物理教学专业,获硕士学位。主要从事电离层物理、地震电磁预报、电磁场理论及工科大学物理教学法等方面的研究工作。



武安绪 北京市地震局副局长。1989年毕业于云南大学地球物理系。目前主要从事地震活动、地壳形变、数字波形、综合预报、爆炸识别、信号处理、软件开发等研究工作。



蒋锋云 中国地震局第二监测中心工程师。2002年毕业于东华理工大学测绘系测绘工程专业,获理学学士学位。2006年毕业于中国地震局地震研究所固体地球物理专业,获理学硕士学位。主要从事地震预报与GPS数据处理及分析等方面的工作。



段虎荣 陕西铁路工程职业技术学院讲师。2002年7月毕业于长安大学测量工程专业,获学士学位;2006年7月毕业于长安大学大地测量与工程测量学专业,获硕士学位;2008年4月开始攻读长安大学大地测量与工程测量学博士学位。主要从事卫星大地测量研究工作。



武艳强 中国地震局地震预测研究所助理研究员。2003年天津大学计算机信息管理专业毕业,获学士学位;2008年中国地震局地震预测研究所固体地球物理学专业毕业,获理学硕士学位。主要从事大地测量数据处理与分析、孕震形变场识别等方面的研究工作。



张建国 河北省地震局邯郸地震中心台工程师。2006年毕业于中国科学技术大学地球与空间科学学院固体地球物理专业,获理学学士学位。2008年毕业于吉林大学地球探测科学与技术学院固体地球物理专业,获理学硕士学位。主要从事地震监测工作。



李俊 四川大学电子信息学院在读硕士研究生。2006年毕业于四川大学电气信息学院,获工学学士学位。主要从事网络多播技术的研究工作。



庞卫东 2006年毕业于昆明理工大学地球科学系资源勘查工程专业,获学士学位,现为云南大学地球物理系在读硕士研究生。主要从事地球物理数据处理、地震地质及地震活动性分析方面的研究工作。



吕坚 江西省地震局预报中心工程师。2007年毕业于中国科学技术大学地球物理专业,获学士学位。主要从事地震活动性、地震危险性和数字地震学研究工作。



赵刚 中国地震局地壳应力研究所副研究员。2002年毕业于中国地震局地壳应力研究所固体地球物理专业,获理学硕士学位。主要从事前兆观测技术研究工作。

注:秦嘉政、付虹、张立、潘纪顺、王赞赞、杨国华、胡亚轩、周光全的简介已分别刊登在本刊 Vol28 No4, Vol30 No1, Vol29 No4, Vol31 No3, Vol32 No2, Vol31 No1, Vol30 No2, Vol29 No2