

文章编号: 1000-7598 (2009) 03-0757-06

基于 PCA-GEP 算法的边坡稳定性预测

谷 琼, 蔡之华, 朱 莉, 黄 波

(中国地质大学 计算机学院, 武汉 430074)

摘 要: 提出一种基于主成分分析的基因表达式程序设计算法, 并将其用于边坡稳定性预测。该算法先采用主成分分析法对样本数据进行预处理, 有效地减少预测模型的输入量, 消除输入数据间的相关性, 再将得到的新样本数据输入基因表达式, 构建边坡稳定性的预测模型。利用该预测模型对 82 个危险圆弧破坏边坡实例中的 71 个实例进行学习, 对另外 11 个实例进行预测, 取得了较好的效果。在保留传统的以误差值作为评判模型优劣标准的同时, 引入 AIC 信息准则法, 分别对 ν -SVR 算法和 GA-BP 网络算法和 PCA-GEP 算法三种预测模型进行比较分析, 结果表明, 运用该算法可以获得更优的预测模型, 其预测结果比 ν -SVR 算法和 GA-BP 网络等其他算法得到的结果具有更高的预测精度。工程实例计算表明, 该方法是合理、可行的。

关 键 词: 边坡稳定; 基因表达式程序设计; 主成分分析; 预测; AIC 信息准则; 模型选择

中图分类号: TU 432

文献标识码: A

Slope stability prediction based on PCA-GEP algorithm

GU Qiong, CAI Zhi-hua, ZHU Li, HUANG Bo

(School of Computer, China University of Geosciences, Wuhan 430074, China)

Abstract: A novel gene expression programming (GEP) algorithm based on principal component analysis (PCA) is proposed and applied to predict slope stability. The PCA technology is utilized to preprocess the sample data and to reduce the input of prediction model, which thus improves the input factors and eliminates the correlation among the inputs. Then new sample data are input into gene expression to construct the prediction model. Applying the prediction model to predict the safety factors of 11 slope samples after learning other 71 samples, satisfactory result is obtained. Reserving the criteria that model judged by error value, Akaike's information criterion (AIC)^[12] is introduced; ν -SVR algorithm, GA-BP network algorithm and PCA-GEP algorithm are compared respectively. The experimental results show the PCA-GEP algorithm is more accurate than ν -SVR algorithm and GA-BP network algorithm. The engineering example indicates that the method is reasonable and feasible; and it provides a new idea for slope assessment. It can acquire slope safety factors quickly and accurately and evaluate the slope stability. It provides the decision basis for selecting economical slope design scheme.

Key words: slope stability; gene expression programming; principal component analysis; prediction; Akaike's information criterion (AIC); model selection

1 引 言

边坡常常会由于自然或人为因素的破坏发生滑坡而造成严重灾害事故。安全、可靠、快捷、有效地分析与评价边坡的稳定性, 对边坡稳定性的预测具有重大的理论和现实意义。

国内外广泛使用的边坡稳定性分析方法有极限平衡法、数值分析法等^[1]。这些方法考虑了影响边坡稳定的主要因素, 如岩性、地形、地下水条件、

坡体含水量等, 但是有的过程比较复杂, 计算繁琐, 难以准确地描述这种非线性特征。随着现代科技的发展, 特别是计算机技术的应用, 边坡稳定性评价方法有了长足的发展, 一些复合评价方法也被逐渐应用到边坡稳定性分析中来。冯夏庭等^[2]提出了边坡稳定性的神经网络估计方法; 刘沐宇等^[3]提出了基于神经网络范例推理的边坡稳定性评价模型; 郭瑞清等^[4]提出基于自适应神经元模糊推理系统的边坡稳定性评价方法; 罗战友等^[5]通过对有限经验数

收稿日期: 2008-07-24

基金项目: 湖北省自然科学基金 (No. 2003ABA043); 湖北省人文基地资助项目 (No. 2004B0011)。

第一作者简介: 谷琼, 女, 1973 年生, 博士研究生, 工程师, 主要从事地学信息相关方面的智能计算等研究工作。E-mail: gujone@163.com

据的学习,建立了边坡稳定性与其影响因素之间的非线性关系支持向量机预测模型;余志雄等^[6]提出一种基于 ν -SVR 算法的边坡稳定性预测模型;赵胜利等^[7]采用 SOM 与 BP 复合神经网络模型,来解决边坡稳定性预测问题;薛新华等^[8]根据边坡稳定问题具有的模糊性,提出了一种判定边坡稳定性的模糊神经网络模型。

目前,尽管边坡稳定性分析方法众多,但由于边坡工程的复杂性,更合理的稳定性评价方法还有待进一步的探索、研究。主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)可以处理大量过程参数间的关系与变化,排除次要因素,提取主要因素。基因表达式程序设计(Gene Expression Programming, GEP)是一种新型遗传算法,在运行时具有很高的效率和预测精度。笔者提出一种基于主成分分析的基因表达式程序设计新算法,记为 PCA-GEP,并将此方法应用于边坡稳定性的预测。PCA-GEP 算法结合两者的优点,首先采用 PCA 方法对影响边坡稳定的众多变量进行降维处理,有效地减少了预测模型的输入量,消除输入数据间的相关性,再用 GEP 建立边坡稳定性的预测模型。在保留传统的以误差值作为评判模型优劣标准的同时,本文还引入了 AIC 准则,结合 AIC 准则,分别对 ν -SVR 算法^[6]、GA-BP 网络算法^[1]及 PCA-GEP 算法三种模型的优劣进行比较分析,并讨论了 GEP 各项参数的设置和函数的设计选择对实验结果及运行速度的影响。

2 PCA-GEP 算法

PCA 方法是以每个主成分(综合指标)的方差贡献率作为权重,来构造综合评价函数,即用较少的综合指标 $Z_i (i=1,2,\dots,p, p \leq m)$ 反映 m 个原指标 $X_j (j=1,2,\dots,m)$ 所包含的信息。在具体分析时,只挑选前几个方差最大的主成分,从而达到简化系统结构、抓住问题实质的目的。GEP 是一种新的基于基因型和表现型的自适应演化算法。它是从遗传算法(Genetic Algorithm, GA)和遗传程序设计(Genetic Programming, GP)中发展而来,它的显著优点是可以利用简单编码来解决复杂的问题。PCA 及 GEP 的详细介绍请参考文献[9]。

本文提出的 PCA-GEP 算法框架描述如下:

输入: 训练样本观测值 $X = (X_{ij})_{n \times p}$;

函数集 Function set;

基因头部长度 Length Of Head;

输出: 样本的预测值, 最优个体 Best Chromosome;
BEGIN:

1. Input sample sets X
2. Compute mean and standard deviation of X ,
standardization $X, X \rightarrow X'$ //计算 X 的均值和
标准差, 对 X 标准化
3. Covariance Matrix = cov(X') //计算协方差矩阵
4. [Eigenvalue, EigenVector] = eig(covariance Matrix)
//计算协方差矩阵的特征值和特征向量
5. Eigenvalues = flipud(eigenvalue) //降序排列特
征值
6. Select Eigenvalues and Eigenvector
//选择相应的特征值和特征向量
7. Determine K pieces of principal components
according to their accumulative contributions ratio
//根据累积贡献率确定 K 个主成分
8. Compute the sample value of the first K pieces of
principal components; //计算前 K 个主分量的样本
值
9. Randomly initialize the population //随机地产生
初始种群
10. While (termination conditions are not reached)
11. Convert the Chromosomes into expression trees
//解析染色体
12. Evaluate the fitness of each chromosome //评价
适应度
13. If (termination conditions are reached)
14. Return the Best chromosome //返回最优解
15. Else
16. Keep the best chromosome //保存上一代最优个体
17. Apply genetic operations on population
//对种群执行遗传操作
18. End if
19. End while
- END

3 边坡稳定性的预测

3.1 PCA 预处理输入数据

影响边坡稳定性的因素很多, 根据工程经验, 影响边坡稳定的因素有岩石重度、岩石的内聚力、内摩擦角、边坡角、边坡高度、孔隙压力比、岩体结构类型、节理、节理面与边坡面的位置关系、地下水等。描述边坡稳定性的指标有安全系数、边坡稳定性状态等^[1]。本文主要根据前 6 个影响因素来计算边坡的安全系数, 作为评价边坡稳定性的指标。

从文献[1]中收集到的 82 个危险圆弧破坏实例, 选取表中所列的前 71 个实例作为训练样本, 后 11

个实例作为预测样本, 来检验模型预测效果 (由于篇幅限制, 表 1 只列出预测样本部分的数据)。文献 [1] 中大部分未知孔隙压力比的实例, 分别以已经给出的边坡状态破坏和稳定类别的孔隙压力比实例的平均值代替。

表 1 危险圆弧破坏的边坡实例
Table 1 Cases of circular slope failure

编号	重度 $\gamma / (\text{kN/m}^3)$	内聚力 c / kPa	内摩擦角 $\varphi / (^\circ)$	边坡角 $\psi / (^\circ)$	边坡高度 H / m	孔隙压力比 r_u	安全系数 F	边坡状态
72	20	20	36	45.0	50	0.323	0.96	破坏
73	27	40	35	47.1	292	0.323	1.15	破坏
74	25	46	35	50.0	284	0.279	1.34	稳定
75	31.3	68	37	46.0	366	0.323	1.20	破坏
76	25	46	36	44.5	299	0.279	1.55	稳定
77	27.3	10	39	40.0	480	0.279	1.45	稳定
78	25	46	35	46.0	393	0.279	1.31	稳定
79	25	48	40	49.0	330	0.279	1.49	稳定
80	31.3	68.6	37	47.0	305	0.323	1.20	破坏
81	25	55	36	45.5	299	0.279	1.52	稳定
82	31.3	68	37	47.0	213	0.323	1.20	破坏

利用统计软件 SPSS10.0^[10], 对原始数据经主成分分析 (PCA) 后得到的特征值及累计方差贡献率, 见表 2。一般情况下, 前 k 个主成分的特征根大于 1 或者累计贡献率达到 85 %, 都表明取前 k 个主成分基本上包含了全部测量指标所具有的信息。由表 2 可以看出, 前 4 个特征值的累计贡献率已达到 88.534 %, 因此提取 4 个主成分, 并计算相应的特征向量。

表 2 总方差解释
Table 2 Explanation for total variance

成分	特征根	方差贡献率 / %	累计贡献率 / %
1	3.172	52.872	52.872
2	0.848	14.130	67.002
3	0.731	12.176	79.178
4	0.561	9.357	88.534
5	0.424	7.070	95.605
6	0.264	4.395	100.000

3.2 用 GEP 建立预测模型

经过 PCA 预处理后的数据在 Gepsoft Automatic Problem Solver3.0 平台上建模。

3.2.1 自变量的选取与确定

由于影响边坡稳定性的各因素之间关系不明确, 存在着复杂的非线性关系。边坡稳定性的预测问题实质是根据其主要影响因素建立函数关系。采用基因表达式程序设计方法进行预测不需要知道各

因素之间的因果关系, 只要提供足够的实验或者实测数据就可以建立模型, 达到准确预测的目的。经过主成分分析后, 输入变量由原来的 6 个减少为 4 个, 以 4 个主成分变量作为 GEP 的自变量进行建模。

3.2.2 用 GEP 建模的参数设定

GEP 建模的主要运行参数如表 3 所示。

表 3 GEP 的参数设置
Table 3 Parameter setting of GEP algorithm

运行参数	详细描述
进化代数	1000
种群大小	100
适应度函数	Mean Squared Error
函数集	+, -, ×, /, Sqrt, Exp, Ln, Abs, Sin, Cos
染色体的组织结构	基因头长度 8, 染色体由 5 个基因组成
变异概率	0.044
倒位概率	0.1
IS 变换概率、RIS 变换概率	0.1、0.1
单点重组概率、两点重组概率	0.3、0.3
基因重组概率、基因变换概率	0.1、0.1
连接函数	+

3.3 实验结果与分析

以下将 PCA-GEP 方法得到的边坡安全系数与文献 [1] 和文献 [6] 预测的结果进行比较 (表 4)。

从表 4 可以看出, 这三种模型预测结果的平均绝对误差值与相对误差值非常接近, PCA-GEP 的平均绝对误差值为 0.047, 略低于 GA-BP 网络和 v-SVR 算法的平均绝对误差值 0.051、0.062, PCA-GEP 的平均相对误差值为 3.596 %, 略低于 GA-BP 网络和 v-SVR 算法的平均绝对误差值 4.206 %、4.816 %, 且边坡状态的预测值与实际值完全吻合, 故从平均相对误差和平均绝对误差的角度看, PCA-GEP 较 GA-BP 网络和 v-SVR 稍优。

在建模中, 一个关键问题是确定模型的阶数及模型精度。本文引入 AIC 信息准则法 (Akaike's information criterion) 来分析评判这三种模型。

AIC 准则^[11]由日本学者赤池提出, 其定义如下:

$$AIC = N \ln Re + 2p \quad (1)$$

式中: N 为实验数据的个数; p 为所设模型参数的个数; Re 为权重残差平方和, 由如下公式计算:

$$Re = \sum W_i (Q_{\text{实际}} - Q_{\text{模型}})^2 \quad (2)$$

式中: $Q_{\text{实际}}$ 为样例的实际值; $Q_{\text{模型}}$ 为相应模型的预测值; W_i 为权重, 通常取实际值平方的倒数, 模型的 AIC 值越小, 则模型越好。

从 AIC 表达式的最后一项易知, 对一个模型来说, 模型的参数越少, $2p$ 值就越小, 从而 AIC 值就越小, 该模型越优。从 Re 的表达式可知, 当 W_i 为实际值平方的倒数时, Re 为预测数据的相对误差平方和, 所以 Re 值越小, 同时也就意味着相对误差越小。并且, 通常情况下, 对于一个较好的模型, 相对误差并不会非常大, 往往小于 1, 经平方运算后会更小, 所以 Re 值一般较小, 为了凸显其作用, 对其取对数值, 以扩大其权重。由此也可以看出, AIC

的值受相对误差的影响很大。综合上述两点, AIC 值在要求模型参数较少的同时, 其中也蕴含了低相对误差、高精度的要求。

表 4 的三种预测方法的 AIC 值经计算分别为 -23.3529 、 -23.4453 、 -28.3751 , PCA-GEP 算法的 AIC 值最低, 由此可见 PCA-GEP 建模所得到的预测结果更接近于实测值, 优于 ν -SVR 算法和 GA-BP 建模所得到的预测结果, 从而表明用 PCA-GEP 进行边坡安全系数预测是合理可靠的。

表 4 ν -SVR 算法、GA-BP 神经网络算法和 PCA-GEP 算法的边坡安全系数预测结果比较
Table 4 Comparison among prediction results of slope safety factors by ν -SVR, GA-BP and PCA-GEP

样本 编号	安全 系数	边坡 状态	安全系数预测值及其误差									
			ν -SVR 算法 ^[6]			GA-BP 神经网络 ^[1]			PCA-GEP 算法			边坡 状态
			安全 系数	绝对 误差	相对误差 /%	安全 系数	绝对 误差	相对误差 /%	安全 系数	绝对 误差	相对误差 /%	
72	0.96	破坏	1.0295	0.0695	7.240	1.093	0.1328	13.835	0.9511	0.0089	0.930	破坏
73	1.15	破坏	1.3060	0.1560	13.565	1.254	0.1043	9.069	1.1246	0.0254	2.209	破坏
74	1.34	稳定	1.3420	0.0020	0.149	1.222	0.1182	8.822	1.3602	0.0202	1.506	稳定
75	1.20	破坏	1.1545	0.0455	3.792	1.202	0.0022	0.183	1.2002	0.0002	0.013	破坏
76	1.55	稳定	1.4142	0.1358	8.761	1.501	0.0496	3.197	1.5277	0.0223	1.436	稳定
77	1.45	稳定	1.4034	0.0466	3.214	1.457	0.0069	0.479	1.3505	0.0995	6.859	稳定
78	1.31	稳定	1.3211	0.0111	0.847	1.268	0.0422	3.223	1.2699	0.0401	3.058	稳定
79	1.49	稳定	1.4455	0.0445	2.987	1.559	0.0694	4.659	1.4806	0.0094	0.630	稳定
80	1.20	破坏	1.1572	0.0428	3.567	1.198	0.0023	0.190	1.1846	0.0154	1.283	破坏
81	1.52	稳定	1.4355	0.0845	5.559	1.488	0.0317	2.086	1.4414	0.0786	5.171	稳定
82	1.20	破坏	1.2395	0.0395	3.292	1.206	0.0063	0.527	1.0024	0.1976	16.464	破坏
平均值				0.0616	4.816		0.0514	4.206		0.0470	3.596	
最小值				0.0020	0.149		0.0022	0.183		0.0002	0.013	
最大值				0.1560	13.565		0.1328	13.835		0.1976	16.464	

4 讨 论

由于 GEP 方法存在着随机因素, 通过实验发现各项参数的设置和函数的设计选择对进化代数和成功率影响较大, 是决定实验结果和速度的关键因素。

4.1 GEP 参数的设置

GEP 算法的参数设置主要包括: 群体规模、演化代数、基因头长、基因个数, 以及遗传操作的概率, 这些参数的不同设置对演化速度和预测性能都有一定的影响, 当问题越复杂, 群体规模、演化代数、基因头长、基因个数等参数越大时, GEP 的演化效率就越明显^[12]。

4.2 函数集合及适应度函数的选择

设计 GEP, 首先要选择能用于构造程序的函数及终结符集合。GEP 的函数概念相当广泛, 它包括算术运算符, 如 $+$ 、 $-$ 、 $\times$ 、 $\div$ 等; 初等数学函数, 如 $\sin$ 、 $\cos$ 、 abs 、 $\log$ 、 $\ln$ 等; 其他一些函数, 如 $\max$ 、 $\min$ 等; 布尔运算符, 如 $\vee$ 、 $\wedge$ 等; 关系运算符, 如 $<$ 、 $>$ 、 $=$ 、 $\neq$ 、 $\leq$ 、 $\geq$ 等; 条件运算符,

如 if-then-else ; 还有自定义函数。运算符的选择会对最后的公式产生很大的影响。函数的选择在所有输入数据下都应该是有定义的。如果输入数据有负值时, 选择开平方函数后, 则必须还选择绝对值函数。当采用 $\sin$ 和 $\exp$ 得到的函数, 适应度大小相近, 但当同时含有这两种运算符的情况下, 含有 $\exp$ 因子就无法出现。函数的选择是一个需要经验和尝试才能解决的问题。过大的函数集合, 将极大地扩大基因表达式编程的搜索空间, 大大降低搜索效率。

适应度函数的选择直接影响着整个遗传操作的方向及所建立模型的准确度, 不同的问题应采取不同的适应度函数。根据函数表达式的特点, 对于一般只含有算术运算符的函数, 如 $f = v_0 + gt^2/2$ 使用 RMSE 的成功率最高, 而对于只包含初等数学函数的, 使用 MSE 的效果最好。这是由于适应度函数 RMSE 缩小了不同基因间的适应度差距, 使得“优良”的基因和“次优”的基因存活到下一代的数量差异减小, 抑制了早熟, 这对于一些函数关系起到

了积极的作用;而为了加快进化,扩大不同质量的基因间的优劣差距,MSE 效果最好,MAE 正好是前两者的一个折中。

4.3 实例讨论

就本文的实例而言,当函数集合选用了“+、-、 $\times$ 、 $\div$ 、Sqrt、Exp、Ln、Abs、Sin、Cos”等算术运算符号和初等数学函数时,适应度函数分别选择 RMSE、MSE、MAE,测试数据经过 10 次试验的平均最佳适应度值分别为 816.556、981.778、855.667,可见使用 MSE 的效果最好。当适应度函数选择 MSE 时,函数集合和符号在选择上述 10 项的基础上,增加 Mod、Pow、Tan、Csc、Sec 等时,最佳适应度值并没有明显的增高,反而延长了实验时间、减慢了实验速度。

需要指出的是,尽管本文采用了主成分分析法对基因表达式程序设计的结构进行了优化,但在函数的选择和参数的设置上由于带有一定的随机性,如果经过精心的选择,还有可能进一步提高适应度的值,最终的预测效果还会提高。

5 结 论

影响边坡稳定性的因素是多方面的,各因素之间的关系不明确,边坡稳定与其影响因素之间存在着复杂的非线性关系。本文所提出的 PCA-GEP 方法结合 PCA 和 GEP 两者的优点。以 PCA 为数学基础的数据预处理在保留测试数据主要信息的前提下,去除数据间的相关性,减少噪音影响,提高数据集的质量,有效降低数据维数,使原来的多维问题得以简化。在此基础之上的边坡稳定状态预测根据 GEP 具有染色体简单、线性、紧凑、易于进行遗传操作等优点,实现复杂函数的自动建模。其建模过程具有智能化、模型结构更加灵活多样、方法的适用性更广、拟合与预测的精度更高等优点。PCA-GEP 的方法以精简过的参数矩阵作为基因表达式程序设计的输入量时,在训练样本数并未减少的基础上消除了基因表达式输入之间的相关性,同时减少了基因表达式的输入数,简化了模型的结构,可从整体上提高模型的性能。

PCA-GEP 算法的应用实例计算与分析结果表明,PCA-GEP 建模所得到的预测结果更接近实测值,比 ν -SVR 算法和 GA-BP 算法得到的结果具有更高的预测精度,该方法可在经济、工程地质、化学、矿产开采等领域的预测中得到更为广泛的应用。

致谢:本文在写作过程中得到了冯夏庭教授的热心指导与建议,为此表示衷心的感谢!

参 考 文 献

- [1] 冯夏庭. 智能岩石力学导论[M]. 北京: 科学出版社, 2000.
- [2] 冯夏庭, 王泳嘉, 卢世宗. 边坡稳定性的神经网络估计[J]. 工程地质学报, 1995, 3(4): 54—61.
FENG Xia-ting, WANG Yong-jia, LU Shi-zong. Neural network estimation of slope stability[J]. **Journal of Engineering Geology**, 1995, 3(4): 54—61.
- [3] 刘沐宇, 冯夏庭. 基于神经网络范例推理的边坡稳定性评价方法[J]. 岩土力学, 2005, 26(2): 193—197.
LIU Mu-yu, FENG Xia-ting. Evaluation of slope stability based on case-based reasoning integrated with neural network[J]. **Rock and Soil Mechanics**, 2005, 26(2): 193—197.
- [4] 郭瑞清, 木合塔尔·扎日, 刘新喜. 基于自适应神经元模糊推理系统的岩质边坡稳定性评价方法[J]. 岩石力学与工程学报, 2006, 25(S1): 2785—2789.
GUO Rui-qing, MUHTAR Za-ri, LIU Xin-xi. Stability evaluation method of rock mass slope based on adaptive neural-net work based fuzzy interference system[J]. **Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering**, 2006, 25(S1): 2785—2789.
- [5] 罗战友, 杨晓军, 龚晓南. 基于支持向量机的边坡稳定性预测模型[J]. 岩石力学与工程学报, 2005, 24(1): 144—148.
LUO Zhan-you, YANG Xiao-jun, GONG Xiao-nan. Support vector machine model in slope stability evaluation[J]. **Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering**, 2005, 24(1): 144—148.
- [6] 余志雄, 周创兵, 李俊平, 等. 基于 ν -SVR 算法的边坡稳定性预测[J]. 岩石力学与工程学报, 2005, 24(14): 3468—2475.
YU Zhi-xiong, ZHOU Chuang-bing, LI Jun-ping, et al. Predicting slope stability based on ν -SVR algorithm[J]. **Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering**, 2005, 24(14): 3468—2475.
- [7] 赵胜利, 吴雅琴, 刘燕, 等. 基于 SOM-BP 复合神经网络的边坡稳定性分析[J]. 河北农业大学学报, 2007, 30(3): 105—108.
ZHAO Sheng-li, WU Ya-qin, LIU Yan, et al. Analysis of slope stability based on SOM-BP neural network[J]. **Journal of Agricultural University of Hebei**, 2007, 30(3): 105—108.

- [8] 薛新华, 姚晓东. 边坡稳定性预测的模糊神经网络模型[J]. 工程地质学报, 2007, 15(1): 77—82.
XUE Xin-hua, YAO Xiao-dong. A fuzzy neural network model for predicting slope stability[J]. **Journal of Engineering Geology**, 2007, 15(1): 77—82.
- [9] 谷琼, 蔡之华, 朱莉, 等. 一种基于 PCA 的 GEP 算法及在采煤工作面瓦斯涌出量预测中的应用[J]. 应用基础与工程科学学报, 2007, 15(4): 569—577.
GU Qiong, CAI Zhi-hua, ZHU Li, et al. A novel GEP algorithm based on PCA and its application in predicting the amount of gas emitted from coalface[J]. **Journal of Basic Science and Engineering**, 2007, 15(4): 569—577.
- [10] 卫海英. SPSS10.0 for Windows 在经济管理中的应用[M]. 北京: 中国统计出版社, 2001.
- [11] YAMAOKA K, NAKAGAWA T, UNO T. Application of Akaike's information criterion (AIC) in the evaluation of linear pharmacokinetic equations[J]. **Journal of Pharmacokinetics and Pharmaceutics**, 1978, 6(2): 165—175.
- [12] 黄晓冬. 基于 GEP 的函数关系挖掘及其在数据滤波中的应用[硕士学位论文 D]. 成都: 四川大学, 2004.