第 44 卷 第 11 期 山 东 大 学 学 报 (理 学 版) 2009 年 11 月
Vol.44 No.11 Journal of Shandong University(Natural Science) Nov. 2009

文章编号:1671-9352(2009)11-0075-04

变尺度混沌粒子群与小波的地基沉降预测应用

吴瑞海[1],董吉文[1],段琪庆[2]
(1. 济南大学信息科学与工程学院, 山东 济南 250022; 2. 济南大学土木建筑学院, 山东 济南 250002)

摘要:针对粒子群算法易出现早熟,搜索精度低的问题,从惯性权重的确定和算法搜索精度两个方面进行了改进。其中惯性权重由随迭代次数非线性递减函数和一随机扰动项确定,利用这个扰动项的突变性来跳出极小值区域,同时为增加粒子的多样性,提高算法搜索精度,引入了变尺度混沌搜索,并将该方法和标准粒子群算法分别与小波去噪结合,预测地基累计沉降量并做了对比,实验表明本文方法具有良好的全局和局部搜索能力,预测精度高。

关键词:小波分析;粒子群优化算法;地基沉降;预测
中图分类号:TP183 **文献标志码**:A

A scale chaos particle swarm optimization algorithm and the wavelet in the forecast application of foundation settlement

WU Rui-hai[1], DONG Ji-wen[1], DUAN Qi-qing[2]
(1. School of Information Science and Engineering, University of Jinan, Jinan 250022, Shandong, China;
2. School of Civil Engineering and Architecture, University of Jinan Jinan 250002, Shandong, China)

Abstract: Contrary to the problem of premature and low searching precision which the particle swarm optimization (PSO) has, this paper improved it from two aspects: the method of fixing inertia weight and the method of improving the algorithm's searching precision. The inertia weight was determined by a function whose value was decreased nonlinearly and a stochastic value. The stochastic value randomness to jump out the local optima is used. In order to improve the particle's diversity and the algorithm's ability of searching global optima, the scale chaos searching was introduced. Also we made a comparison with the standard particle swarm optimization (SPSO) with wavelet to forecast foundation settlement. The experiment indicated that the method had strong global and local searching optima and high forecast precision.

Key words: wavelet analysis; particle swarm optimization; foundation settlement; prediction

0 引言

近年来,随着经济和城市建设的快速发展,现代化的高层楼房和高架桥梁越来越多,由于复杂的地质因素、施工因素及未知自然灾害等的影响,危及地基的安全,使地基产生沉降,带来安全隐患。近几年地基安全沉降观测越来越受到人们的重视,根据以往的数据,如何有效预测地基的沉降规律是最大限度减小损失和灾害的有效方法。

小波分析自从出现以后就由于它具有的多分辨率分析、提取信号局部信息等特点而被广泛应用,主要有信号的特征提取、噪声分析与去除、图像压缩与重构、图像的边缘检测等[1-2]。实际沉降预测工程中,沉降数据极易受外界噪声因素的影响,如观测点的人为破坏,测量人员的测量误差等,因此对数据噪声的有效分析和去除也是提高预测精度的有效方法。

粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)[3-4]

收稿日期:2009-07-01
作者简介:吴瑞海(1983-),男,硕士研究生,研究方向为智能计算及应用. Email:wrhwww@163.com
董吉文(1964-),男,博士,教授,研究方向为智能计算及应用. Email:ise_dongjw@ujn.edu.cn
段琪庆(1964-),男,副教授,研究方向为 GIS 及变形监测. Email:duanqiqing@163.com

是一种最常用的仿生学算法,因其简单易实现而被广泛应用,但它也有易早熟收敛,搜索精度低等问题,为此研究者们提出带遗传交叉因子的粒子群算法[5]、基于混沌搜索的混沌粒子群算法[6],利用双指数分布动态调整粒子速度的方法[7]等,这些方法虽有一定的成效,但仍不可完全避免早熟问题,为此本文从惯性权重的确定方法、搜索精度2个方面进行了改进:惯性权重由随迭代次数非线性减小的函数和一随机扰动项确定,这个随机扰动项会使惯性权重忽大忽小,大的惯性权重有助于进行全局搜索并能改善粒子的多样性,小的惯性权重有助于局部搜索,因此这个扰动项可以使算法跳出局部极小值,同时为了提高搜索精度引入了变尺度混沌搜索,并将该方法和标准粒子群算法分别与小波去噪结合,预测地基沉降量并做了对比,实验表明该方法具有良好的全局和局部搜索能力,预测精度高。

1 小波分析理论基础

1.1 小波变换的定义

小波(wavelet)就是指小的波形,它满足可容许性条件:

$$C_\phi = \int_R \frac{|\Psi(\omega)|^2}{\omega} d\omega < \infty。 \quad (1)$$

它具有“小”和“波动性”的特点。“小”是指小波函数在时域都具有紧支集或近似紧支集;波动性是指正负交替的波动性。

对于任意的平方可积空间函数或信号 $f(t)$,其连续小波变换定义为该函数与一族小波函数的内积:

$$WT_f(a,\tau) = \langle f(t), \varphi_{a,\tau}(t) \rangle, \quad (2)$$

其中 a 为伸缩因子,τ 为平移因子,$\varphi_{a,\tau}(t)$ 是由小波母函数 $\varphi(t)$ 经伸缩和平移后得到的,即

$$\varphi_{a,\tau}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}}\varphi\left(\frac{t-\tau}{a}\right), a > 0, \tau \in R。 \quad (3)$$

连续小波变换的逆变换为

$$f(t) = \frac{1}{C_\phi}\int_0^{+\infty} \frac{da}{a^2}\int_{-\infty}^{+\infty} WT_f(a,\tau)\varphi_{a,\tau}(t) d\tau。 \quad (4)$$

连续小波变换(continue wavelet transform, CWT)的信息量是冗余的,对于去噪通常采用的是连续小波变换,以牺牲计算量、存贮量为代价来获得好的结果。常用的小波基有Morlet小波、Harr小波、B样条小波等[1-2]。

1.2 多分辨率分析

设尺度函数为 $\phi(t)$,由其经过一系列的伸缩和平移后张成的尺度空间为 $\{V_j\}_{j\in z}$。设 W_m 为 V_m 在 V_{m-1} 中的补空间,称为小波空间或细节空间,即 $V_{m-1} = V_m \oplus W_m$,$V_m \perp W_m$,则多分辨率分析的定义为

$$V_0 = V_1 \oplus W_1 = V_2 \oplus W_2 \oplus W_1 = V_3 \oplus W_3 \oplus W_2 \oplus W_1 = \cdots。$$

将函数 $f(t)$ 向尺度空间上投影可得到函数 $f(t)$ 的概貌部分,乃是函数 $f(t)$ 的总趋势;向小波空间 W_m 投影可得到 $f(t)$ 在相应尺度上的细节部分。设 $f_s^j(t)$ 为函数 $f(t)$ 向尺度空间 V_j 投影后所得到的 j 尺度下的概貌信号[1-2],则

$$f_s^j = \sum_k c_{j,k}\varphi_{j,k}(t), k \in z,$$

其中 $c_{j,k} = \langle f(t), \varphi_{j,k}(t) \rangle$。

若将函数 $f(t)$ 向 j 尺度下的的小波空间投影,则可得到该尺度下的细节信号,即

$$f_d^j = \sum_k d_{j,k}\varphi_{j,k}(t), k \in z,$$

其中 $d_{j,k} = \langle f(t), \varphi_{j,k}(t) \rangle$。

2 基本粒子群优化算法

粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)[3-4],又称微粒群算法,它把每个寻优的问题解都想象成一个没有体积、没有质量的粒子,称之为“Particle”。每个粒子有2个状态描述:位置和速度。每个位置就是一个问题的解,速度控制着粒子在解空间中每次搜索方向和搜索的步长。同时每个粒子还记录着到目前所搜寻到的最佳位置,该值称为局部最优值PBest,所有局部最优值中的最优值称为全局最优值GBest。

设问题解空间的大小为 d,粒子的位置和速度分别表示为

$$X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \cdots, x_{id}),$$
$$V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \cdots, v_{id})。$$

局部最优值和全局最优值分别表示为

$$\mathrm{PBest}_i = (p_{i1}, p_{i2}, \cdots, p_{id}),$$
$$\mathrm{GBest} = (g_1, g_2, \cdots, g_d)。$$

则粒子的更新公式为

$$V_i = W \times V_i + C_1 \times r_1 \times (\mathrm{PBest}_i - X_i) + C_2 \times r_2 \times (\mathrm{GBest} - X_i),$$
$$X_i = X_i + V_i。$$

其中 W 为非负的惯性因子;C_1 和 C_2 为学习因子,经验值为 $C_1 = C_2 = 4$;r_1 和 r_2 为0~1之间的随机数。

粒子群优化算法的一般步骤:

(1) 初始化。确定种群大小,解空间的范围,粒子的最大最小速度,最大迭代次数及结束条件,随机均匀初始化每个粒子的位置和速度,评价每个粒子当前位置的适应性,计算所有粒子局部最优值和整个种群全局最优值。

(2) 利用更新公式更新粒子的速度和位置。

(3) 计算整个种群全局最优值和每个粒子的局部最优值。

(4) 判断是否达到最大迭代次数或结束条件,如果是,则退出循环,否则转为(2) 继续运行。

3　改进粒子群优化算法

粒子群优化算法简单易实现而被广泛应用,但它易陷入局部极小值区域。本文主要从 2 个方面进行改进:惯性权重的确定方法和搜索精度的改善。

3.1　惯性权重的改进

文献[8-9] 对多样性控制进化的基本思想是将种群定义为 2 种状态:吸引和扩张,使种群不断地在这两种状态中进行转换,以解决优化算法的早熟收敛问题。其中文献[9] 的基本思想是:根据种群的多样性;当种群多样性下降到多样性低限 d_{low} 时,给收缩控制系数一个较大的值,让量子粒子群子群进行扩张,此时算法进行全局搜索,种群的多样性会增大;当种群多样性增大到设定的最大允许多样性 d_{high} 时,给收缩控制系数一较小的值,让其收缩,即处于吸引态,此时种群的多样性会慢慢减小;当多样性减小到小于 d_{low} 后又给收缩控制系数一较大值让其扩张,当扩张到多样性大于 d_{high} 时又给收缩控制系数一小的值,让种群收缩。依次进行该过程,使种群不断在这两种状态之间进行转换直至达到迭代次数或满足终止条件为止。

受多样性控制进化思想的启发,本文将惯性权重改进如下:惯性权重由随迭代次数非线性减小的函数和一随机扰动项共同确定,调整公式为

$$w = w_0 \times \arctan\left(\frac{\mathrm{iter}_{\max} - \mathrm{iter}}{\mathrm{iter}_{\max}}\right) + \alpha \times \mathrm{rnd}(0,1)。\tag{13}$$

式中,$w_0 = 0.6$,$\mathrm{iter}_{\max}$ 为最大迭代次数,iter 为当前迭代次数,α 是调节参数,用来调节变异的幅度,本文取为 0.01,rnd(0,1) 是 0 ~ 1 之间的随机数。

这里的随机扰动项会使惯性权重忽大忽小,大的惯性权重有助于进行全局搜索,小的惯性权重有助于进行局部搜索,这样就会使得惯性权重在整体随机迭代次数减小的同时,局部会有所增大,因此当算法处于局部极小值区域时就很可能有大的惯性权重跳出极小值区域。本文利用了这个随机扰动项的扰动性来跳出局部极小值区域,同时由于这个扰动项的扰动性存在,也可以提高算法的收敛速度。

3.2　搜索精度的改进

为提高算法后期种群的多样性及提高算法的搜索精度,引入变尺度混沌搜索。混沌运动具有不重复的遍历其范围内所有状态的特性,因此其搜索性能要优于随机搜索[10-11]。

本文采用 Logistic 混沌系统,其迭代公式[12] 为

$$x_{i+1} = \mu x_i(1 - x_i), i = 1,2,\cdots。\tag{14}$$

当 $\mu = 4, 0 \leqslant x_i \leqslant 1$ 时,Logistic 完全处于混沌状态。为了控制变异步长,本文增加了一个尺度参数 τ,即迭代公式变为

$$x_{i+1} = \tau\mu x_i(1-x_i), i = 1,2,\cdots。\tag{15}$$

既为了使变异能覆盖整个搜索空间,又为了能提高搜索的精度,因此在设计变异操作时应使算法在初期具有较大的变异幅度,以便能够遍历整个搜索空间进行全局搜索,在算法后期应使其具有较小的变异幅度,以使算法在全局最优值附近进行局部搜索,因此变异尺度参数设计为随机迭代次数单调递减的,即 $\tau = a \times \mathrm{iter}/\mathrm{iter}_{\max}$,$a$ 为幅度调节参数,本文取为 0.4,其中 iter 为当前迭代次数,$\mathrm{iter}_{\max}$ 为最大迭代次数。

4　工程实例分析

以济南市某居民楼的连续 20 期累计沉降观测数据为例,进行工程实例分析,累计沉降观测数据曲线如图 1 所示。本文经过多种常用小波基去噪分析对比,最终选用 Haar 小波基进行去噪,去噪后的结果如图 2 所示。

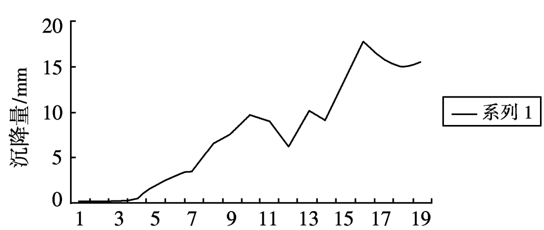

图 1　原始数据序列

Fig.1　Raw data sequence

神经网络结构输入层为 3,中间层为 10,输出层为 1,为了减小样本值对网络收敛性能的影响,本文采用下面的归一化公式首先对所有的数据进行归一化处理。

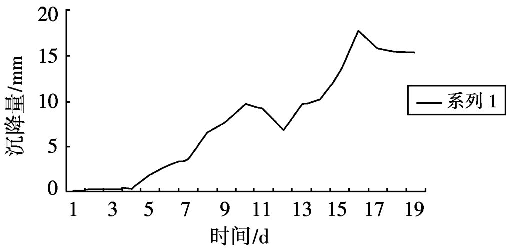

图 2 小波去噪后曲线

Fig.2 De-noise data

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}, \tag{16}$$

本文的误差评价标准为

$$e = \frac{1}{N}\sqrt{\sum_{j=1}^{N}\sum_{i=1}^{O}(d_i - y_i)^2}, \tag{17}$$

其中 N 为样本的个数,O 为网络输出层神经元的个数,d_i 是实际的沉降值,即期望输出值,y_i 是网络实际输出值。

分别用本文的方法与标准的 PSO 优化 BP 网络的参数来预测地基累计沉降量,并进行了对比,结果如表 1 ~ 2 所示。对于未去噪数据,2 种方法的预测误差大部分值都在 0.01 左右,表 1 列出了误差为 0.009 310 和 0.010 584 的情况;对于去噪后的数据,表 2 中列出误差为 0.003 136 和 0.001 864 的情况;标准 PSO 方法一般预测误差都在 0.002 5 ~ 0.004 0 之间,而本文的方法大部分预测误差都在 0.001 8 ~ 0.004 0 之间振荡,表 2 中列出误差为 0.001 864 的预测情况。实验表明本文改进的方法以及与小波分析结合的思想使预测精度有了很大的提高。

表 1 两种方法未去噪数据预测结果

Table 1 Forcast results of raw data by SPSO and IPSO

期数	原始沉降 /mm	预测值 /mm	
		SPSO	IPSO
18	0.882 452	0.868 551	0.858 684
19	0.835 771	0.857 231	0.852 413
20	0.855 456	0.844 216	0.842 558

表 2 两种方法去噪数据预测结果

Table 2 Forcast results of de-noising data by SPSO and IPSO

期数	原始沉降 /mm	预测值 /mm	
		SPSO	IPSO
18	0.882 452	0.887 792	0.887 917
19	0.835 771	0.863 132	0.859 947
20	0.855 456	0.853 892	0.856 004

5 结语

小波分析良好的多分辨率和局部信息分析、提取能力,使其广泛应用于信号分析、特征提取、图像处理等领域,其多分辨率的特性是其去噪分析的有效方法。原始地基沉降观测数据易受各种噪声因素的影响,噪声的去除与分析是不可忽略的问题。

针对 PSO 算法易陷入局部极小值,本文从惯性权重确定和搜索精度 2 个方面进行了改进。惯性权重由一随迭代次数非线性递减的函数和一扰动项确定,当算法进入局部极小值区域时,利用扰动项的随机扰动性来跳出局部极小值区域;同时为了解决算法后期粒子多样性降低以及提高算法搜索精度问题,引入了变尺度混沌搜索。并将该方法和标准粒子群算法分别与小波去噪结合,优化 BP 网络参数,对地基累计沉降量进行预测对比,实验表明本文的方法具有良好的全局和局部搜索能力,预测精度高。

参考文献:

[1] 黄声享,尹晖,蒋征. 变形监测数据处理[M]. 武汉:武汉大学出版社,2002.

[2] 彭玉华. 小波变换与工程应用[M]. 北京:科学出版社,1999.

[3] EBERHART R C, KENNEDY J. A new optimizer using particle swarm theory[C]// Nagoya: Proc 6th Int Symposium on Micro Machine and Human Science, Nagoya, Japan: IEEE, 1995:39-43.

[4] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle Swarm Optimization [C]// Proceedings IEEE Int'l Conference on Neural Networks, IV. Piscataway, NJ: IEEE Service Center, 1995: 1924-1948.

[5] 李季,孙秀霞,李士波,等. 基于遗传交叉因子的改进粒子群优化算法[J]. 计算机工程, 2008, 34(2):181-183.

[6] 刘华蓥,林玉娥,张君施. 基于混沌搜索解决早熟收敛的混合粒子群算法[J]. 计算机工程与应用,2006, 13:77-79.

[7] 赵鹏军,刘三阳. 基于双指数分布的粒子群算法[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(29):44-46.

[8] URSEM R K. Diversity-guided evolutionary algorithm[C]// Proceedings of the Parallel Problem Solving from Nature Conference, Berlin: Spring, 2002: 462-471.

[9] 孙丽丹,孙俊,须文波. 基于全局层次的自适应 QPSO 算法[J]. 计算机工程与应用, 2007,43(26):50-53.

[10] 郭海燕. 基于混沌优化的量子遗传算法[J]. 西南科技大学学报,2005,20(3):1-4.

[11] 滕皓,邵阔义,曹爱增, 等. 量子遗传算法的变尺度混沌优化策略研究[J]. 计算机应用研究, 2009,26(2): 533-548.

[12] 冯景新,钟伟民,钱锋. 变尺度混沌量子粒子群算法[J]. 华东理工大学学报:自然科学版, 2008, 34(5): 714-718.

(编辑:孙培芹)