

DOI: 10.11779/CJGE2014S2060

基于小波分析的深基坑地表沉降预测研究

郭健¹, 查吕应², 庞有超², 沈爽爽¹, 夏鹏¹

(1. 武汉轻工大学土建学院, 湖北 武汉 430023; 2. 总参工程兵科研三所, 河南 洛阳 471023)

摘要: 深基坑开挖必然引起地表沉降, 地表沉降监测数据不可避免要受到施工及周边环境的干扰, 使沉降数据真实性受到极大的影响。以武汉深基坑工程的大量监测数据为基础, 提出一种小波分析法与径向基神经网络的混合建模方法, 对深基坑地表变形进行沉降预测分析。首先运用小波分析对实测数据进行去噪处理, 提取反映实际变化的沉降数据作为径向基神经网络输入的特征向量, 构建小波网络 W-RBF 预测模型, 采用滚动预测方法对地表沉降进行预测。工程应用结果表明, W-RBF 模型预测性能, 要优于带有噪声构造的原始数据预测结果, 具有较高的预测精度, 可满足深基坑工程的信息化施工要求。

关键词: 深基坑; 小波分析; 滚动预测; 地表沉降; RBF 神经网络; 现场监测

中图分类号: TU473

文献标识码: A

文章编号: 1000-4548(2014)S2-0343-05

作者简介: 郭健(1968-), 男, 教授, 主要从事岩土力学、地下工程风险预测与控制方面的研究与教学。E-mail: guojianxh@163.com。

Prediction for ground settlement of deep excavations based on wavelet analysis

GUO Jian¹, ZHA Lü-ying², PANG You-chao², SHEN Shuang-shuang¹, XIA Peng¹

(1. School of Civil Engineering and Architecture, Wuhan Polytechnic University, Wuhan 430023, China; 2. The Third Engineering

Scientific Research Institute of the Headquarters of the General Staff, Luoyang 471023, China)

Abstract: Deep excavation will cause ground settlement inevitably. The measured data of ground settlement are usually disturbed by construction and surrounding environment, and the validation is greatly affected because of the noise in the settlement data. Based on the large amount of data collected from deep excavations, a new model combining the wavelet analysis with the radial basis function (RBF) neural network is proposed to predict ground settlement. The wavelet analysis is used to denoise effectively the measured data, and the settlement curve close to the practical situation can be obtained and taken as the characteristic vector of the RBF neural input layer. A prediction model for the wavelet network (W-RBF) is formed to predict ground settlement based on rolling prediction. The results of case study show that the prediction performance of W-RBF model is significantly better than that by using raw data with noises. It has high prediction accuracy and is fit for modern information construction.

Key words: deep excavation; wavelet analysis; rolling prediction; ground settlement; RBF neural network; site monitoring

0 引言

近年来, 随着超大规模地下工程的大量涌现, 深基坑开挖的深度不断加大, 工程安全问题日趋严峻, 在环境复杂的市区进行深基坑开挖, 必然受到周边环境的制约。由于工程地质性状复杂性与不确定性, 现有设计理论不能同时考虑复杂地层、复杂环境、地下水变化、支护刚度变化、支护时机等因素对地表沉降的影响^[1]。人们迫切需要在制定支护方案时, 能准确地预测地表沉降及其对周边环境的影响程度, 使地表沉降控制在一定范围之内, 避免出现土体失稳、地表不均匀沉降、塌陷等灾害情况。现场获取的地表沉降实测数据, 是施工过程中各种影响因素综合作用的集

中体现, 因此, 对沉降实测数据的特性进行研究已成为预测和控制地表沉降的一个有效途径^[2]。

近几十年来, 国内外一些学者^[3-5]根据实测数据, 利用有限元等数值分析方法, 对地表沉降机理及预测进行了研究。然而, 由于地质条件复杂性以及施工参数的变化, 地表沉降监测数据又不可避免要受到外界环境的影响, 单纯采用数学分析方法是很难全面反映地表沉降特性, 所计算结果预测误差大而无法真实地反映实际地表沉降^[6]。因此, 如何利用历史数据建立

基金项目: 湖北省自然科学基金项目 (2012FFC10701); 住建部科学技术项目计划 (2013-K3-10)

收稿日期: 2014-07-28

有效的预测模型,对未来地表沉降进行预测,是一项十分重要的工作。

本文基于小波理论,对原始的监测数据进行去噪处理,以获取反映真实地表沉降变化的曲线,再利用径向基神经网络(Radial Basis Function Neural Network,简称RBFNN)构建地表沉降分析模型,对地表沉降进行滚动预测。工程实例表明,该方法具有良好的预测精度和工程适用性

1 工程概况

1.1 工程背景

武汉一高层商住楼工程项目,位于武汉后湖,净用地面积近 $3 \times 10^4 \text{ m}^2$,总建筑面积为 $15 \times 10^4 \text{ m}^2$,其中46层的住宅楼三幢、33层的住宅楼两幢、13层的办公楼两幢。基坑开挖面积约为 $2.3 \times 10^4 \text{ m}^2$,最大开挖深度为15.5 m,基坑开挖深度大,基坑周长约为460 m。根据岩土工程勘察报告及地区经验,基坑支护有关的土体参数物理力学如表1所示。

表1 基坑土体的力学参数

Table 1 Mechanical parameters of rock mass of deep foundation pit

土层名称	厚度/m	天然重度/($\text{kN}\cdot\text{m}^{-3}$)	黏聚力/kPa	内摩擦角/($^\circ$)	压缩模量/MPa	泊松比
杂填土	1.7~7.8	18.0	8.0	10.0		
黏土	0.8~7.2	17.4	18.0	10.0	8.67	0.35
粉质黏土	7.2~17.2	17.0	15.5	6.0	6.26	0.32
粉砂互层	2.1~15.2	17.6	9.3	7.0	12.50	0.30
粉细砂	9.0~23.6	20.0	0.0	33.0	14.30	0.25

1.2 水文地质条件

根据地勘报告,场地上部地下水主要为赋存于杂填土中的上层滞水,稳定水位埋深0.8~1.5 m,其对应标高18.19~20.35 m;下部地下水主要为承压水,其水位变化受长江水位变化影响,承压水头埋深为3.8 m,其标高为16.0 m,承压水位标高为14.0~18.0 m,年变幅为3~4 m。

1.3 施工技术与监测布设

本项目采用“悬臂桩+土钉支护”的复合支护方式,土方开挖采用分层分段开挖。由于场地内地质条件的变化,勘察资料的局限性及土力学的模糊性,使基坑和周边环境在开挖施工过程中存在诸多不确定因素。为了确保基坑安全,随时掌握开挖及支护施工过程中边坡的动态变化,实施信息法施工。

基坑周边的监测范围按规范不小于基坑深度3倍进行布点设置,在基坑开挖前5天完成周边地表和建

筑物沉降监测点的布设,支护结构水平位移监测、沉降监测、测斜监测与支护施工进度同步进行。根据支护形式和现场施工条件,共设计25个地表沉降监测点,编号为A1~A25,如图1所示。基坑工程施工近12个月,在施工期间,基坑围护结构各项监测参数基本正常,监测数据均较稳定。

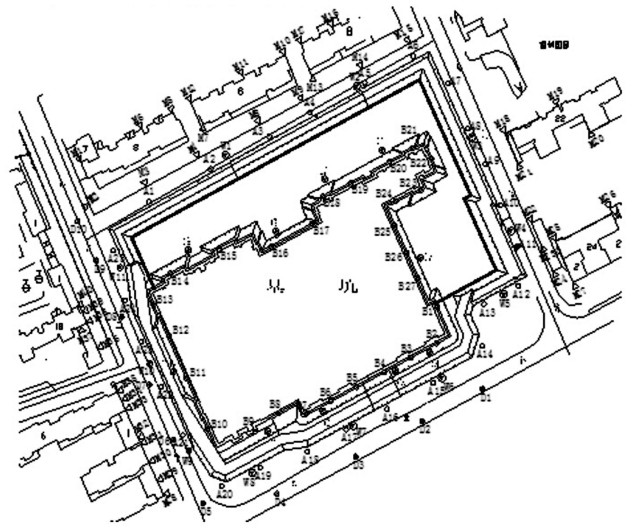


图1 基坑地表沉降监测点布设平面图

Fig. 1 Layout of monitoring sections of ground settlements

2 小波分析与网络预测

小波分析(wavelet analysis)是近年数学分析中发展起来的信号处理方法,具有“数学显微镜”之称。在时域和频域都具有较高的分辨率,小波能够对原始信号各频率成分进行分解,实现去噪、逼近非线性函数的功能^[7]。小波分析主要是通过尺度伸缩和平移变换,对原始信号进行处理与分析,提取有效的局部信息。其原理是根据噪声与信号的不同性质,利用小波多分辨率分析的特点,通过除去原始数据中的高频细节(噪声)部分,可获取真实信号^[8-9]。

2.1 小波分解(小波变换)

若设任意一函数,表示为平方可积的信号空间,通过伸缩和平移产生的一个函数族:

$$W_i(a,b) = |a|^{-1/2} \int_R f(t) \cdot \psi[(t-b)/a] dt, \quad (1)$$

式中, a 是用于控制伸缩的变量,称为尺度因子, b 是用于控制平移的变量,称为平移因子, $\psi(t)$ 称为小波基函数。

本文采用Mallat算法,对原始信号 $f(t)$ 进行分解,将 $f(t)$ 分解成不同频率成分:

$$f(t) = c_{j,k} \sum_k \varphi_{j,k} + d_{j,k} \sum_k \psi_{j,k}, \quad (2)$$

式中,第一项是信号 $f(t)$ 频率不超过 $2^{-j/2}$ 的低频部分,第二项是信号 $f(t)$ 频率在 $2^{-j/2}$ 与 $2^{-(j+1)/2}$ 之间的

高频部分。其中, $c_{j,k}$ 是最大尺度上小波变换的低频系数, $d_{j,k}$ 是各层分解的高频系数。如果将 $f(t)$ 分解得到的高频部分 (噪声) 置为 0, 就可以获取去噪后的低频部分 (平滑信号)。

由于基坑施工工艺及周边环境的影响, 地表沉降监测数据必然混入噪声, 使监测数据真实性受到极大的影响。基于此, 假设一组监测数据为

$$f(t) = S(t) + e(t) \quad (3)$$

式中 $S(t)$ 为反映地表实际沉降变化趋势的数据信号, 其特征一般呈现出比较有规律性的平滑信号; $e(t)$ 为噪声信号, 一般在频域上表现为高频信号。因此, 通过对 $f(t)$ 进行小波分解可得到一组高频信号并设置为 0, 则可实现真实信号与噪声的分离, 达到除噪目的, 并能获得一组低频信号可逼近 $S(t)$ 。

在利用小波进行信号去噪时, 常使用的正交小波函数 Morlets, Daubechies, Coiflets 及 Symlets。大量研究表明, Daubechies 小波 (简称 db 小波) 在分频性能方面具有独到的优势, 经 db 小波分析得到高频信号能够完整地反映噪声信号。因此, 本文采用 Daubechies 小波来处理实测沉降数据, 解决去噪问题^[10]。

2.2 小波网络预测模型

土体受力变形演化是一个典型的非线性问题, 其演化过程呈高度非线性和复杂性, 很难用精确地力学数学模型描述。近年来, 发展起来的智能方法以黑箱或灰箱结构, 来描述岩土力学的高度非线性关系, 避免了对复杂非线性结构的显式表达, 取得了良好的效果^[11-12]。

径向基函数 (Radial Basis Function, 简称 RBF) 神经网络, 是 Moody 等^[13] 基于模拟人脑的局部调节和交叠感受, 提出的一种前馈式神经网络, 既有生物背景, 又具有全局最佳的逼近任意非线性映射难以解析表达的能力, 在非线性系统辨识及工程预测方面有着广泛应用^[14]。

本文对地表沉降监测数据进行小波多尺度分解, 获取去噪后的沉降数据; 以 RBF 网络为基础算法, 构建基于小波变换的 RBF 网络模型 (简称 W-RBF), 在满足施工精度要求的前提下, 采用滚动预测方法, 通过不断用新的监测数据代替前面的历史数据来实现预测。实现沉降预测包括 4 个主要过程:

(1) 使用小波分解沉降监测数据, 通过去噪处理, 获取预测模型的训练样本集。

(2) 使用训练样本集, 训练并建立 W-RBF 预测模型。

(3) 使用验证数据集, 检验 W-RBFNN 模型的泛化能力。

(4) 预测地表沉降值。

W-RBFNN 模型结构由两个模块组成, 预测流程如图 2 所示。

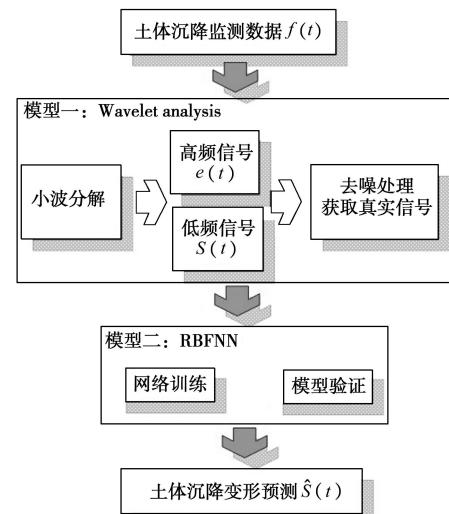


图 2 W-RBFNN 预测流程图

Fig. 2 Flow chart of W-RBFNN prediction model

采用平均相对误差率 ARER 和均方根误差 RMSE, 分别对预测的性能和模型的精度 (均方根误差越小, 预测效果越好) 进行分析评估, 即

$$ARER = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{\hat{S}(t) - f(t)}{f(t)} \right| \times 100\% \quad (4)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n [\hat{S}(t) - f(t)]^2}{n}} \quad (5)$$

式中, $\hat{S}(t)$ 是沉降预测值, $f(t)$ 是沉降实测值, n 是预测样本数。

3 工程应用

3.1 小波参数选取

根据监测数据分析测点 A15、A17 (见图 1) 地表沉降特性, 其沉降曲线如图 3 所示。

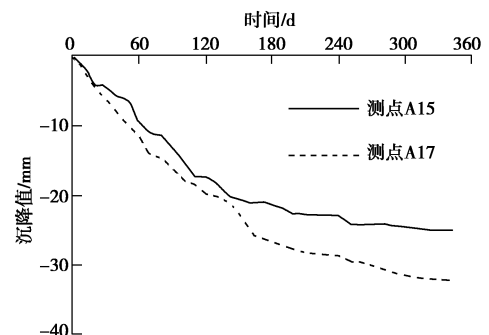


图 3 测点 A15, A17 的地表沉降实测曲线

Fig. 3 Measured curves of ground settlements at A15 and A17

通过对地表沉降数据进行多尺度小波变换与多次测算, 选取去噪效果比较好的 12 阶 db 小波基函数进行分析, 去噪尺度选择 Level=3, 4, 5, 则去噪后的地表沉降变化曲线如图 4 所示。

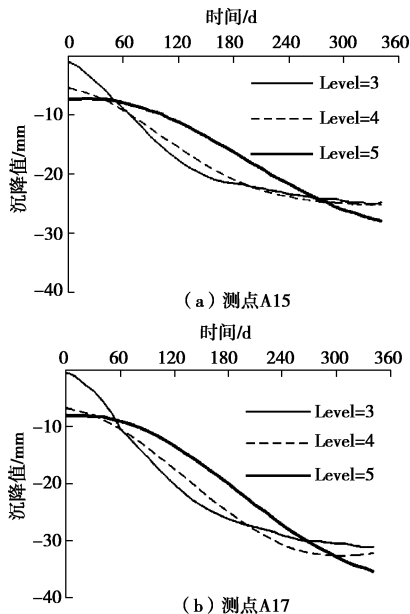


图 4 db12 小波不同尺度去噪后的地表沉降曲线图

Fig. 4 Ground settlements reconstructed from db12 wavelet denoise at different levels

由图 4 可知，在相同范围内不同尺度下所对应的低频信号，均出现了一个完整的 db 小波函数图形。根据误差值分析（见图 5），尺度 3（Level=3）小波去噪效果最好，误差振荡范围小于±2.0 mm，其输出细节特征，与实际沉降变化趋势保持一致。因此，本项目可选取 db12、尺度 3 的小波进行去噪处理。

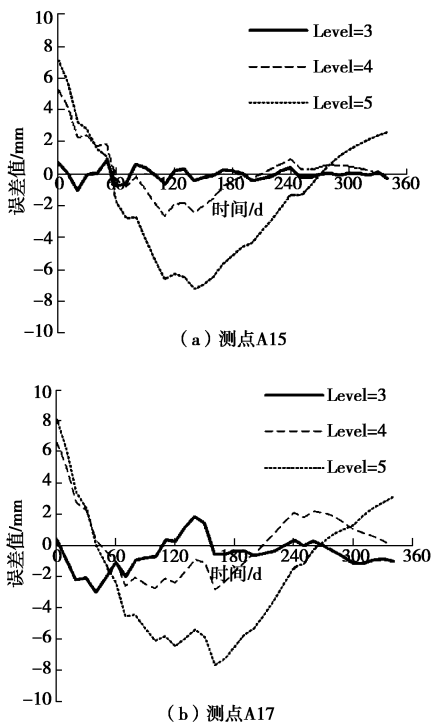


图 5 db12 小波去噪后的误差曲线

Fig. 5 Error curves reconstructed from db12 wavelet denoise at different levels

由上述分析可知，原始沉降监测数据经过 db12、

Level=3 的小波去噪后，能够最大保留地表沉降数据的细节特性，使沉降变化规律更加清晰。

3.2 地表沉降预测与分析

利用 RBF 网络模型，对测点 A19 的地表沉降数据进行滚动预测。选择沉降序列最佳历史点数为 6，用后 30 个时步数据检验 W-RBF 模型预测能力。

为了验证小波消噪处理对地表沉降预测的影响，本文采用 RBF 直接对未进行消噪处理的监测数据进行预测。图 6 给出了两种处理方法的预测值和实测值的对比曲线，图 7 为两种方法的预测误差值曲线对比图，预测结果分析见表 2。

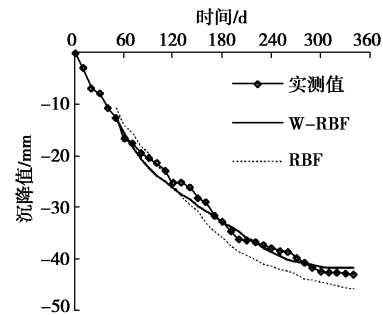


图 6 测点 A19 地表沉降实测值与预测值比较

Fig. 6 Comparison between measured and predicted settlements at point A19

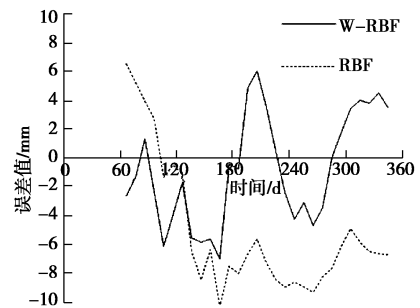


图 7 测点 A19 的预测误差曲线比较

Fig. 7 Comparison of error curves at point A19

表 2 预测值与实测值对比分析

Table 2 Comparison between measured and predicted settlements

模型	模型精度 /mm	平均误差率 /%	最大误差 /mm
W-RBF 模型	3.9	9.6	-6.9
RBF 模型	7.2	19.7	-10.5

从表 2 和图 6~8 可以看出，在相同的条件下，W-RBF 模型精度为 3.9 mm、平均误差率为 9.6%、最大误差 -6.9 mm，均优于 RBF 模型的预测结果。W-RBF 模型的预测值与实测值吻合较好，误差小，预测精度高，能够适应深基坑工程地表沉降预测的需要。

4 结 论

运用小波分析对实测数据进行去噪，是获取真实

沉降值是一种有效的方法。根据武汉一深基坑工程的资料, 详细分析了深基坑开挖引起地表沉降的特性, 通过对地表沉降的预测对比分析, 得出以下结论:

(1) 本文依据地表沉降实测数据中真实信号和噪声时频特性的不同, 利用小波进行多尺度分解, 实现了地表沉降数据中噪声的分离, 达到了去噪目的。

(2) 本文提出小波去噪的思路, 用于提取地表沉降预测模型的输入特征量, 再利用径向基神经网络模型进行地表沉降预测分析, 能够提高模型的预测可靠性, 减小误差, 其效果比直接用原始数据要准确。

(3) 工程应用结果表明, 小波网络 W-RBF 模型对地表沉降进行滚动预测, 具有较高的预测精度, 所得到的性能要高于带有噪声构造原始数据的预测结果, 能够满足施工要求, 在深基坑工程的信息化施工中有一定的实用性。

参考文献:

- [1] 李 淑, 张顶立, 房 倩, 等. 北京地铁车站深基坑地表变形特性研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2012, **31**(1): 189 - 198. (LI Shu, ZHANG Ding-li, FANG Qian, et al. Research on characteristics of ground surface deformation during deep excavation in Beijing subway[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2012, **31**(1): 189 - 198. (in Chinese))
- [2] 邓英尔, 谢和平. 全过程沉降预测的新模型与方法[J]. 岩土力学, 2005, **26**(1): 1 - 4. (DENG Ying-er, XIE He-ping. New model and method of forecasting settlement during complete process of construction and operation[J]. Rock and Soil Mechanics, 2005, **26**(1): 1 - 4. (in Chinese))
- [3] PECK R B. Deep excavations and tunnelling in soft ground [C]// Proceedings of International Conference on Soil Mechanics and Foundation Engineering. Mexico, 1969: 225 - 290.
- [4] SCHUSTER M, TUNG G, KUNG C, et al. Simplified model for evaluating damage potential of buildings adjacent to a braced excavation[J]. Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering, 2009, **135**(12): 1823 - 1835.
- [5] AYE Z, KARKI D, SCHULZ C. Ground movement prediction and building damage risk-assessment for the deep excavations and tunneling works in Bangkok subsoil[C]// International Symposium on Underground Excavation and Tunneling. Bangkok, 2006: 281 - 297.
- [6] 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. (in Chinese))
- [7] 杨兴明, 张培仁, 陈锐锋. B 样条小波基在信号去噪中应用与性能分析[J]. 现代雷达, 2006, **28**(7): 62 - 66. (YANG Xing-ming, ZHANG Pei-ren, CHEN Rui-feng. Construction of B-spline wavelet bases and performance analysis in signal-denoising[J]. Modern Radar, 2006, **28**(7): 62 - 66. (in Chinese))
- [8] MALLAT S G. A theory for multi-resolution signal decomposition: the wavelet representation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, **11**(7): 674 - 693.
- [9] GUO J, DING L Y, LUO H B, et al. Wavelet prediction method for ground deformation induced by tunneling[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2014, **41**(3): 137 - 151.
- [10] DING L Y, MA L, LUO H B, et al. Wavelet Analysis for tunneling-induced ground settlement based on a stochastic model[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2011, **26**(5): 619 - 628.
- [11] 冯夏庭. 智能岩石力学导论[M]. 北京: 科学出版社, 2000. (FENG Xia-ting. Introduction to intelligent rock mechanics[M]. Beijing: Science Press, 2000. (in Chinese))
- [12] 杨成祥, 冯夏庭, 刘红亮, 等. 非线性位移时间序列分析模型的进化识别[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2004, **5**(5): 497 - 500. (YANG Cheng-xiang, FENG Xia-ting, LIU Hong-liang, et al. Evolutionary identification of analysis model for nonlinear displacement time series[J]. Journal of Northeastern University, 2004, **5**(5): 497 - 500. (in Chinese))
- [13] MOODY J, DARKEN C. Fast learning in networks of locally tuned processing[J]. Neural Computation, 1989, **2**(1): 281 - 289.
- [14] 刘鑫朝, 颜宏文. 一种改进的粒子群优化 RBF 网络学习算法[J]. 计算机技术与发展, 2006(2): 185 - 187. (LIU Xin-chao, YAN Hong-wen. A RBF neural network learning algorithm based on improved PSO[J]. Computer Technology and Development, 2006(2): 185 - 187. (in Chinese))

(本文责编 胡海霞)