

# 小波神经网络预测软土路基沉降研究

王友利 湖南省常德市鼎城区交通局 415101

**摘要:** 利用小波神经网络在非线性的建模中收敛迅速等优越性, 提出预测高速公路软土地基最终沉降量的方法。其要点是: 将前期沉降观测值作为样本, 通过对小波神经网络结构的训练寻求沉降及其主要影响因素的内在关系, 据以预测后期沉降量。

**关键词:** 高速公路软基; 小波神经网络; 沉降; 预测

## 引言

地基最终沉降量是指在地基在外荷载作用下, 地基表面最终变形稳定时的沉降量。高速公路对路基变形和稳定性的要求十分严格, 而软土的强度低、透水性差、压缩性大、灵敏度高、变形稳定时间长的特性为公路设计和施工带来许多困扰。因此, 软基沉降预测一直是道路工程界关注的热点问题。

结合了小波变换良好的时域、频域性质和传统神经网络的自学习功能而形成的小波神经网络(简称小波网络), 不但具有逼近能力强、收敛速度快、预测精度高的特点, 而且能从根本上避免局部最优等非线性优化问题。本文通过探讨小波网络的建模方法, 并通过与传统 BP 网络进行性能测试对比, 研究其解决高速公路软土地基沉降预测的可行性。

## 1. 小波网络模型

### 1.1. 小波母函数

小波网络是基于小波分析而构成的具有神经网络思想的模型, 与传统 BP 网络的根本区别在于, 它是用非线性的小波基替代了隐含层中通常的非线性 Sigmoid 传递函数。

Grossmann 和 Morlet 对小波母函数给出了如下的定义: 设函数  $\phi(t) \in L^2$ , 如果积分

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\hat{\phi}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega \text{ 收敛, 则称 } \phi(t) \text{ 是一个小波母函数。}$$

而  $\phi(t)$  趋向于零的速度是衡量小波母函数性质好坏的一个重要标志。本文所采用的 Morlet 小波函数:  $\phi(t) = \cos(1.75x)\exp(-x^2/2)$ , 具有计算稳定、误差小和鲁棒性好等特点, 且呈指数衰减的下降速度。

### 1.2. 网络结构与学习算法

现假定训练样本总数为  $N$ , 输入层单元数为  $L$ , 则第  $n$  个样本的输入为  $P^n = \{p_i^n\}$ ; 输出层单元数为  $S$ , 第  $n$  个样本的网络输出为  $TP^n = \{tp_i^n\}$ , 对应的目标输出为  $T^n = \{t_i^n\}$ , 中间层为小波变换层, 小波基数目为  $M$ , 第  $j$  个小波单元的

输出为  $\psi[(y-b_j)/a_j]$ , ( $y = \sum_{i=1}^L V_{ji} p_i^n$ ) 为第  $i$  个小

波的输入, 其中  $a_j$ 、 $b_j$  分别为伸缩因子、平移因子,  $V_{ji}$  表示中间层第  $j$  个单元与输入层第  $i$  个单元之间的连接权,  $U_{kj}$  表示输出层第  $k$  个单元与中间层第  $j$  个单元之间的连接权。

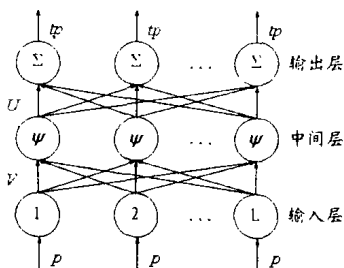


图1 ANN网络结构图

接下来就是要优化网络参数  $V_{ji}$ 、 $U_{kj}$ 、 $b_j$ 、 $a_j$ , 并确定小波基单元数  $M$ , 使得网络输出  $TP^n$  和目标输出  $T^n$  达到最优拟合。本文选择逐步检验法来确定小波基单元数  $M$ 。针对单个  $M$ , 其算法伪码如下:

(1) 将网络参数  $V_{ji}$ 、 $U_{kj}$ 、 $b_j$  和  $a_j$  赋以随机的初始值。

(2) 输入学习样本  $P$  和目标输出  $T$ 。

(3) 网络的自学习, 即利用上述网络结构和当前的网络参数计算出网络的输出和误差函数。

第  $n$  个样本的第  $k$  个网络输出为:

$$tp_k^n = \sum_{j=1}^M U_{kj} \psi \left( \frac{\sum_{i=1}^L V_{ji} p_i^n - b_j}{a_j} \right) \quad (k=1, 2, \dots, S; n=1, 2, \dots, N)$$

$$\text{误差函数为: } E = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^S (tp_k^n - t_k^n)^2$$

(4) 利用梯度下降法求网络参数  $V_{ji}$ 、 $U_{kj}$ 、 $b_j$  和  $a_j$  的变化:

(5) 误差的反向传播:

$$\Delta U_{kj}^{new} = -\eta \frac{\partial E}{\partial U_{kj}} + \alpha \Delta U_{kj}^{old}$$

$$\Delta V_{ji}^{new} = -\eta \frac{\partial E}{\partial V_{ji}} + \alpha \Delta V_{ji}^{old}$$

$$\Delta b_j^{new} = -\eta \frac{\partial E}{\partial b_j} + \alpha \Delta b_j^{old}$$

$$\Delta a_j^{new} = -\eta \frac{\partial E}{\partial a_j} + \alpha \Delta a_j^{old}$$

式中  $\eta$  和  $\alpha$  分别为网络的学习率和动量系数, 网络在动量系数的作用下, 可以避免陷入局部极小值。

修改网络参数  $V_{ji}$ 、 $U_{kj}$ 、 $b_j$  和  $a_j$ :

$$U_{kj}^{new} = U_{kj}^{old} + \Delta U_{kj}^{new}$$

$$V_{ji}^{new} = V_{ji}^{old} + \Delta V_{ji}^{new}$$

$$b_j^{new} = b_j^{old} + \Delta b_j^{new}$$

$$a_j^{new} = a_j^{old} + \Delta a_j^{new}$$

(6) 当误差函数小于预先设定的  $\varepsilon$ , 则停止网络学习; 否则返回步骤 (3)。

## 2. 影响软土地基沉降的因素

根据大量实测资料, 运用 AHP 法, 归纳总结出影响软土路基沉降的主要因素: 处理方式、软土层厚度、地表硬壳层厚度、软土的压缩模量、硬壳层的压缩模量、路堤宽高比、施工工期和竣工时的沉降量。将这 8 个指标作为网络的输入, 选用路堤中线下地表最终沉降量  $S$  为网络的输出。取一个隐含层, 节点数取 17 个 (为输入层神经元数的  $2n+1$  个)。

## 3. 结论

本文提出用基于小波基的神经网络模型来预测软土路基沉降, 其本质是将神经网络的思想与小波分析进行结合, 即用非线性小波基取代了神经网络常用的非线性 Sigmoid 函数。本文的应用结果表明, 小波网络在软土路基沉降预测中能取得很好的预测效果, 且比 BP 神经网络收敛速度快, 预测精度高, 模型的泛化能力强。

虽然小波网络的理论研究还处于初始阶段, 但由于其所具有的优点, 必将在道路工程领域有着广泛的应用前景。

## 参考文献

- [1] 陈基明. 小波分析基础[M]. 上海: 上海大学出版社. 2002
- [2] Martin T. Hagan. Neural Network Design[M]. 北京: 机械工业出版社. 2002

## 更正

1. 本刊 2005 年第 9 期 36 页《乳化沥青在公路预防性养护中的应用》一文作者及单位应为: 高善春 龙建路桥四处 哈尔滨 150070。

2. 本刊 2005 年第 9 期 45 页《地方商品交易会管理信息系统》一文作者及单位应为: 张晓明 李思义 黑龙江省信息中心

3. 本刊 2005 年第 10 期《科学技术卷》第 6 页《以事件驱动的数据流在 MIS 系统中的应用》一文作者及单位应为: “李易 西北工业大学软件与微电子学院”。

4. 本刊 2005 年第 7 期 33 页《谈大力培育富硒农产品》一文作者及单位应为: 陈加友 胜利油田黄河钻井胜华集团农业公司

特此更正并向作者致歉!

中国科技信息杂志社