

# Prediction Analysis of Subgrade Settlement after Construction Based on Neural Network Algorithm

Rongchun Gao, Chen Chen

Yunnan Transportation Planning and Design Institute, Kunming Yunnan  
Email: jiangping1119@163.com

Received: Aug. 9<sup>th</sup>, 2017; accepted: Aug. 23<sup>rd</sup>, 2017; published: Aug. 31<sup>st</sup>, 2017

---

## Abstract

Subgrade settlement after construction plays an important role in operation and maintenance of road. As powerful nonlinear mapping ability of BP neural network algorithm, time and settlement are taken as input and output of neural network algorithm, respectively. Function relationship between settlement and time is established after neural network training. The engineering case analysis shows that the BP neural network algorithm has a certain accuracy to predict the post construction settlement of the subgrade and can meet the engineering requirements.

## Keywords

Road Engineering, Post Construction Settlement, BP Neural Network Algorithm, Transfer Function, Connection Weight

---

# 基于BP神经网络算法的路基工后沉降预测分析

高荣春, 陈 晨

云南省交通规划设计研究院, 云南 昆明  
Email: jiangping1119@163.com

收稿日期: 2017年8月9日; 录用日期: 2017年8月23日; 发布日期: 2017年8月31日

---

## 摘 要

路基工后沉降对道路运营维护具有重要影响, 基于BP神经网络算法的强大非线性映射能力, 以时间为输入、沉降量为输出进行神经网络训练, 建立沉降与时间的函数关系。工程案例分析表明采用BP神经网络

络算法进行路基工后沉降预测具有一定的精度, 能够满足工程要求。

## 关键词

道路工程, 工后沉降, BP神经网络算法, 传递函数, 连接权值

Copyright © 2017 by authors and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

路基工后沉降是道路设计和运营维护的重要指标, 科学合理地对路基工后沉降进行预测显得十分重要。冯怀平等人提出了一个适用于非饱和土地区路基的沉降预测模型, 为非饱和土地区高速铁路路基建设合理判断工后沉降提供参考[1]。曹文贵等引入组合预测的思想, 提出了有利于提高沉降组合预测精度的组合预测可能值取值区间的调整方法[2]。王海英等基于三点法的基本思想, 对星野法进行改进, 建立三点-星野法模型, 该方法为建筑垃圾填埋路基的推广和沉降预测提供参考和借鉴[3]。李景林等以某高等级公路工程路基沉降的长期观测数据为基础, 引入双屈服面弹塑性模型对工后沉降进行分析, 结果表明用双屈服面模型计算的工后沉降具有较高的可信度, 值得在设计中推广应用[4]。BP神经网络具有强大的非线性映射能力, 合适的神经网络结构几乎能够模拟任意的非线性函数关系[5], 因此可以采用BP神经网络算法对路基工后沉降进行预测。

## 2. BP神经网络算法

BP神经网络是一种多层前馈神经网络, 该网络的主要特点是信号向前传递, 误差反向传播。BP神经网络的拓扑结构如图1所示。

图1中输入层, 隐含层以及输出层之间由对应的权值和偏置值连接, 隐含层和输出层具有相应的传递函数。BP神经网络计算时, 首先将输入层数据乘以权值并加上偏置值代入隐含层的传递函数, 计算结果乘以权值并加上偏置值代入输出层的传递函数, 计算结果即为网络输出。将网络输出结果与原始输出数据对比计算误差, 然后根据误差值反向调整各层之间的权值和偏置值, 循环反复直到最终误差满足要求, 则认为达到神经网络的训练效果。

## 3. 路基工后沉降预测

采用BP神经网络算法进行路基工后沉降的预测可按照如下步骤:

1) BP神经网络初始化: 以时间(d)位为输入, 沉降为输出。由于输入输出节点均为1, 可采用2个隐含层节点, 输入层、隐含层和输出层之间的初始权值和偏置值随机确定。传递函数分别为logsig(式1)和purelin(式2)。

$$f_1(t) = \frac{1}{e^{-t} + 1} \quad (1)$$

$$f_2(t) = t \quad (2)$$

2) 隐含层输出计算: 将时间  $t(d)$  乘以权值然后加上偏置之后代入输入层和隐含层之间的传递函数(式1), 可得隐含层的输出如式(3)。

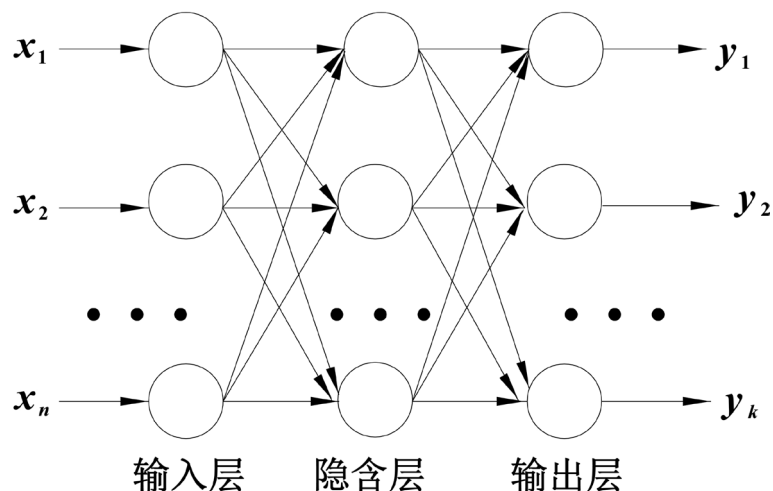


Figure 1. The BP neural network topology  
图 1. BP 神经网络拓扑结构

$$H_j = f_1(\omega_{ij}t_j + b_j) = \frac{1}{e^{(\omega_{ij}t_j + b_j)} + 1} \quad (3)$$

3) 输出层输出计算: 将隐含层输出值  $H_j$  乘以权值然后加上偏置之后代入隐含层和输出层之间的传递函数(式 2), 可得输出层的输出如式(4)。

$$O_k = f_2(\omega_{jk}H_j + b_k) = \frac{\omega_{jk}}{e^{(\omega_{jk}H_j + b_k)} + 1} + b_k \quad (4)$$

4) 误差计算: 根据式(4)计算的网路输出  $O_k$  和实测的沉降值  $Y_k$ , 计算网络的预测误差  $e_k$ 。

$$e_k = O_k - Y_k \quad (5)$$

5) 权值更新: 根据网络预测误差  $e$ , 按照式(6)和式(7), 更新网络连接的权值。

$$\omega_{ij}^{i+1} = \omega_{ij}^i + \eta H_j (1 - H_j) t_i \sum_{k=1}^m \omega_{jk} e_k \quad (6)$$

$$\omega_{jk}^{i+1} = \omega_{jk}^i + \eta H_j e_k \quad (7)$$

式中  $\eta$  为学习速率, 在此取 0.1。

6) 偏置值更新: 根据网络预测误差  $e$ , 按照式(8)和式(9), 更新网络节点的偏置值。

$$b_j^{i+1} = b_j^i + \eta H_j (1 - H_j) t_i \sum_{k=1}^m \omega_{jk} e_k \quad (8)$$

$$b_k^{i+1} = b_k^i + e_k \quad (9)$$

7) 判断算法迭代是否满足结束条件(误差满足要求), 若不满足, 返回步骤 2, 以下一节点数据进行计算。

#### 4. 工程案例

为了说明本方法的适用性, 研究资料来自于国家 I 级铁路兰武二线铁路的 DK101+070 断面的沉降观测数据[6], 如图 2。

采用 BP 神经网络以时间为输入, 沉降值为输出, 隐含层节点为 2 个, 进行神经网络训练, 如图 3 和图 4。

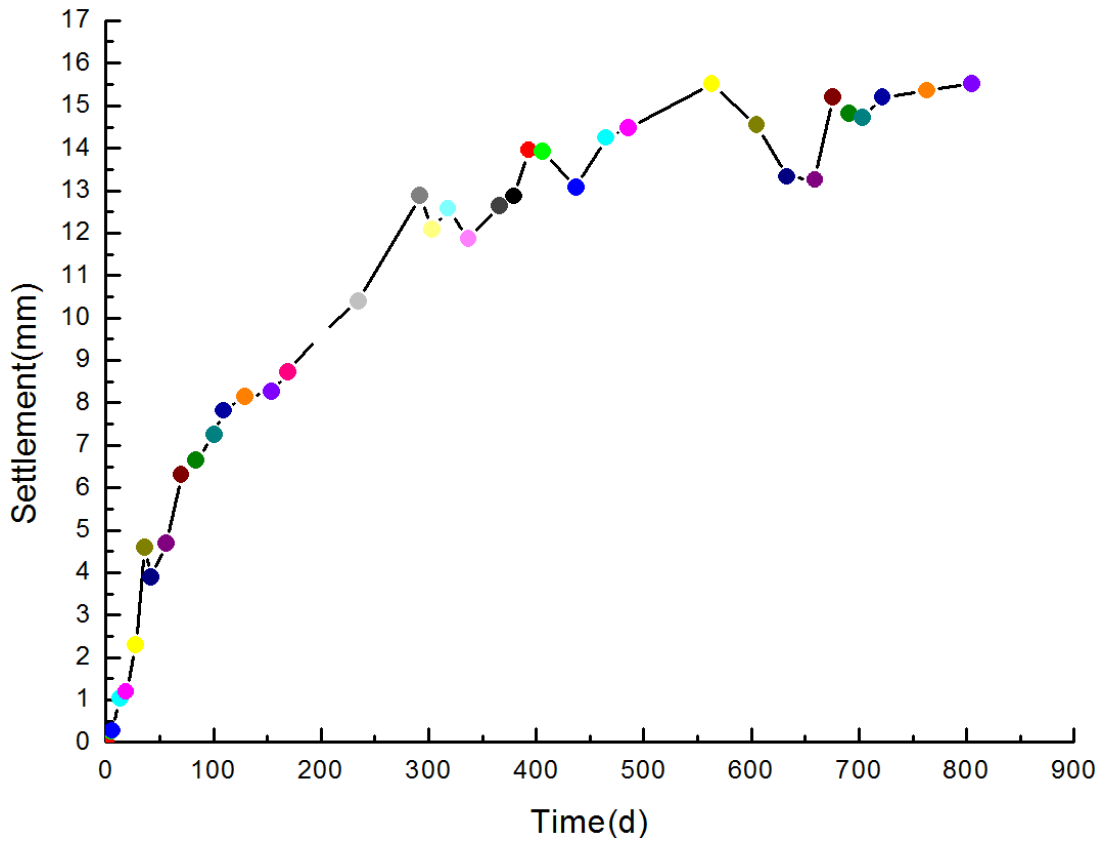


Figure 2. Measured data of subgrade settlement  
图 2. 实测路基沉降数据

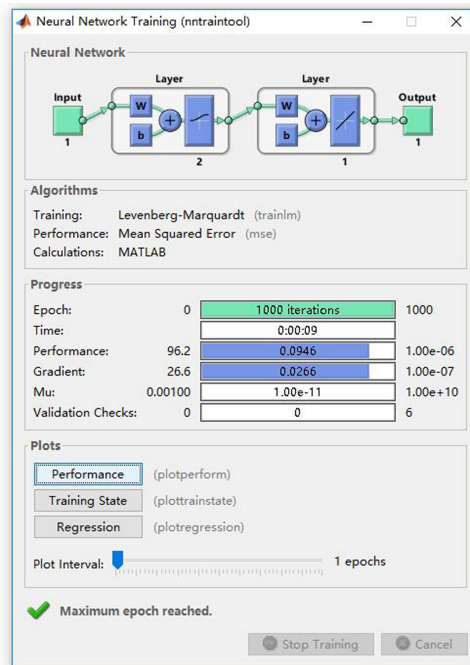


Figure 3. BP neural network training  
图 3. BP 神经网络训练

最终采用 BP 神经网络计算的拟合公式为

$$y = 15.45 - \frac{2}{e^{13.67t-383.6} + 1} - \frac{45877}{e^{0.0045t+8.15} + 1} \quad (10)$$

拟合曲线如图 5。

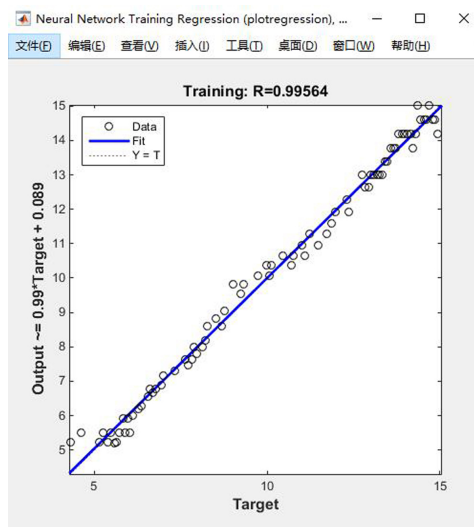


Figure 4. Fitting precision of neural network

图 4. 神经网络拟合精度

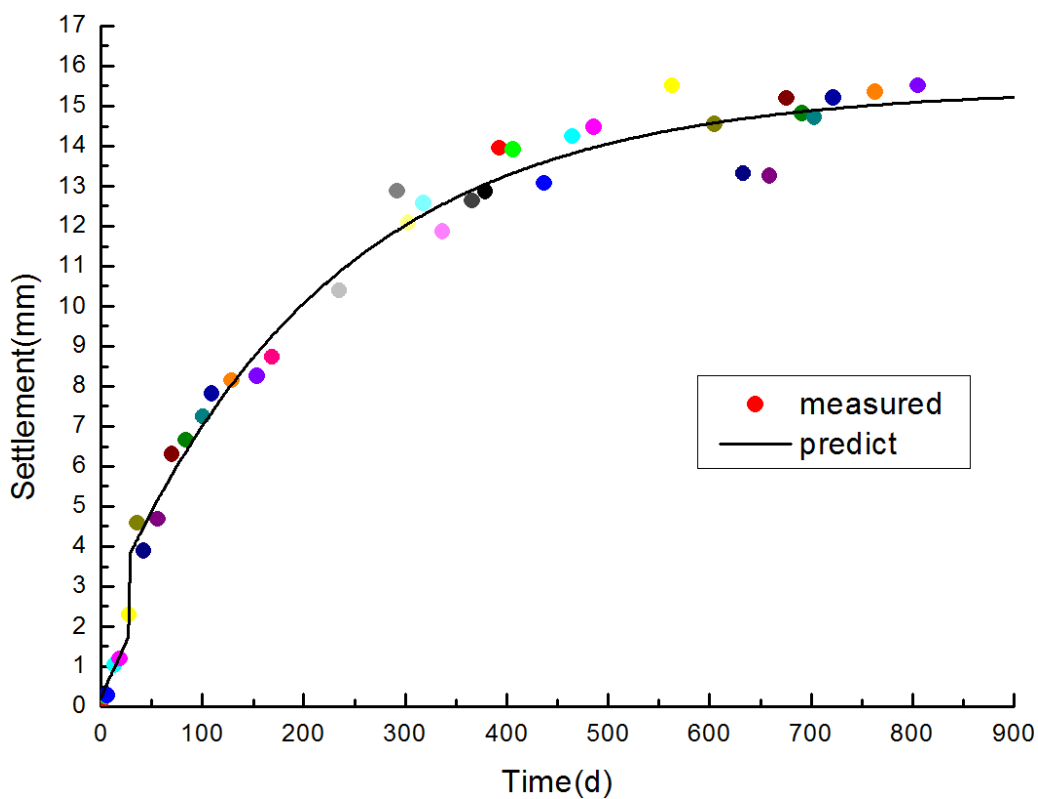


Figure 5. Fitting curve with BP neural network

图 5. BP 神经网络拟合曲线

**Table 1.** The predicted value compared with the measured value  
**表 1.** 预测值与实测值对比

时间(d)	实测值(mm)	预测值(mm)	相对误差(%)
28	2.29	2.37	3.53
84	6.65	6.38	4.12
129	8.14	8.04	1.24
235	10.39	10.85	4.43
366	12.63	12.90	2.13
465	14.25	13.82	3.05
676	15.19	14.82	2.45

选取时间为 28 d、84 d、129 d、235 d、366 d、465 d、676 d 和 722 d 将其代入式(10), 计算这些时间点的路基沉降预测值, 并于实测结果进行对比, 如表 1。

从表 1 对比结果可以看出这些时间点的预测值和实测值的相对误差均低于 5%, 能够满足工程应用, 可以用公式(10)的数学模型对 DK101+070 断面的沉降数据进行预测。

## 5. 结论

本文采用 BP 神经网络算法对路基工后沉降进行了预测分析, 结合兰武二线铁路的 DK101+070 断面的沉降实测数据对此实际工程案例进行了神经网络训练, 得到了其沉降预测数学模型, 通过预测值与实测值进行对比, 说明 BP 神经网络能够对路基工后沉降进行预测, 其精度能够满足工程要求。

## 参考文献 (References)

- [1] 冯怀平, 耿会岭, 韩博文, 等. 非饱和土地区高速铁路路基沉降预测模型[J]. 岩土工程学报, 2017, 39(6): 1089-1095.
- [2] 曹文贵, 印鹏, 贺敏, 等. 基于数据新旧程度和预测取值区间调整的沉降组合预测方法[J]. 岩土力学, 2017, 38(2): 534-540.
- [3] 王海英, 常肖, 阮祺, 等. 建筑垃圾填埋路基沉降预测的三点-星野法[J]. 铁道科学与工程学报, 2017, 14(3): 473-478.
- [4] 李景林, 董淑海, 杨杰, 等. 双屈服面模型在高填方路基工后沉降分析中的应用[J]. 公路, 2017(3): 1-6.
- [5] 姜屏. 基于位移监测信息的边坡稳定性实时评判分析方法[D]: [博士学位论文]. 长春: 吉林大学, 2012.
- [6] 冯震, 祝海涛, 熊仲华. 泊松模型预测路基沉降[J]. 华东地质学院学报, 2003, 20(4): 364-366.

**知网检索的两种方式：**

1. 打开知网页面 <http://kns.cnki.net/kns/brief/result.aspx?dbPrefix=WWJD>  
下拉列表框选择：[ISSN]，输入期刊 ISSN：2326-3431，即可查询
2. 打开知网首页 <http://cnki.net/>  
左侧“国际文献总库”进入，输入文章标题，即可查询

投稿请点击：<http://www.hanspub.org/Submission.aspx>

期刊邮箱：[oitt@hanspub.org](mailto:oitt@hanspub.org)