

基于 GA-BP 神经网络模型的隧道管片变形的预测研究

Prediction Research of Tunnel Segment Deformation Based on GA-BP Neural Network Model

李洪庆

Hongqing Li

深圳市地铁集团有限公司 中国·广东 深圳 518000

Shenzhen Metro Group Co., Ltd., Shenzhen, Guangdong, 518000, China

摘要: 准确地预测盾构隧道管片的变形是保证盾构隧道施工安全的重要条件。论文依托于珠三角某隧道工程, 利用高精度高分辨率的分布式光纤传感技术对隧道管片变形进行监测, 以多层前馈神经网络 BP 模型为基础, 通过 MATLAB 建立 GA-BP 神经网络模型对盾构隧道管片变形预测结果进行分析: GA-BP 神经网络模型对于隧道管片变形的预测误差相对较小, 体现了较好的预测精度的同时又能充分展示盾构隧道管片的变形特性。

Abstract: Accurate prediction of the deformation of shield tunnel segment is an important condition to ensure the safety of shield tunnel construction. Based on a tunnel engineering in the pearl river delta, through the multi-layer feedforward neural network BP model to shield tunnel segment deformation, and using MATLAB to establish GA-BP neural network model and BP neural network model prediction results of comparative analysis: GA-BP neural network model for tunnel segment deformation prediction error is relatively small, reflects the good prediction accuracy and can fully show the deformation characteristics of the shield tunnel segment.

关键词: 预测; 隧道管片; 变形; GA-BP 神经网络

Keywords: prediction; tunnel segment; deformation; GA-BP neural network

DOI: 10.12346/etr.v4i9.7058

1 引言

随着中国城市化建设的进一步发展, 为提高土地利用效率, 降低交通拥堵, 城市地下空间的发展成为重点^[1]; 隧道, 地铁, 地下商场等建设也在飞速发展, 逐渐融入人们的日常生活中, 因此岩土工程领域中对地表以及基坑工程的沉降和衬砌变形的研究成为关键, 而其中反向传播 (Back Propagation, BP) 与径向基函数 (Radial Basis Function, RBF) 两种发展较成熟的, 应用较广的 ANN 模型理论可以适用于此^[2]。人工智能预测在变形监测领域也有了广泛的应用^[3]。Jingsheng Shi 等^[4]把从巴西 6.5 公里的巴西利亚隧道中采集到的数据通过对 BP 神经网络进行训练和测试, 预测地表沉降并分析给出了 11 个主要影响因素; 孙钧等^[5]分析盾构掘进中对土体施工扰动、地层移动以及地表沉降的力学机理, 并通过人工智能神经网络对地表沉降进行实时动态预测; 陈仁朋^[6]等通过 BP 神经网络和随机森林算法提出预测

盾构掘进过程中地表最大沉降及纵向沉降曲线的预测方法, 并基于粒子群算法确定机器学习算法的最优超参数; 黄靛钰等^[7]依托于长沙地铁三号线工程, 获取相关参数从而建立基于 BP 神经网络的水下岩溶盾构掘进参数预测模型, 通过对该模型训练可以输出盾构速度, 同步注浆量, 推力等相关掘进参数, 可以为类似工程预测模型的构建提供借鉴。

已有的研究表明神经网络模型可以成功实现对隧道衬砌的变形进行预测, 但是由于盾构施工中的不同影响因素及地质条件的不同对不同神经网络预测方法的适用性有所差异。论文针对依托珠三角某隧道工程, 采用 GA-BP 神经网络模型对位于不同地质条件下盾构隧道管片变形进行预测研究, 进而分析两种神经网络模型对破碎带内外隧道管片变形预测的适用性。

2 工程概况

珠三角某隧道工程自西向东穿越珠三角经济发达地区,

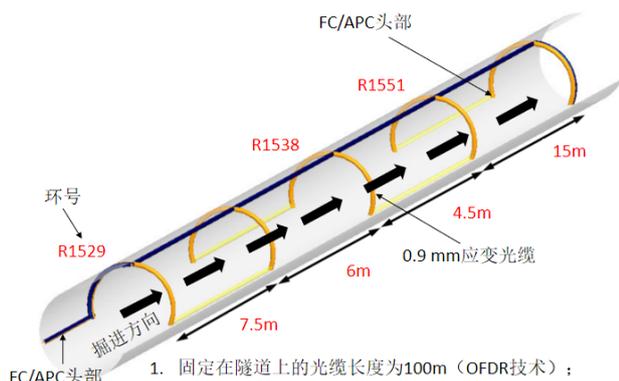
【作者简介】李洪庆 (1972-), 男, 中国山东莘县人, 本科, 副高级工程师, 从事施工管理研究。

采用盾构法施工。工程主体总长度为 11358 m，沿线穿越珠江三角洲网河区，其中穿越的狮子洋的隧洞长为 2252 m，最大水深 27 m，隧洞最大埋深接近 50 m。

3 监测方案

由于 GS06-GS07 段穿越狮子洋有多层与设计线路交角 40°~90° 的破碎带分布，受断裂带影响，该地段岩体分化不均匀，为上软下硬岩土体，因此选取 GS06-GS07 段为监测段，监测区段长为 3196 m，外径为 7.4 m，厚为 0.3 m，环向采用 7 块管片拼装，隧道管片宽 1.5 m。

选取位于破碎带外的 1529 环和 1538 环管片及位于破碎带内的 1551 环管片布设光纤，进行监测，全分布式传感器整体布设如图 1 所示。



1. 固定在隧道上的光缆长度为100m (OFDR技术)；
2. 光缆的头部在两个末端进行数据采集；
3. 具体距离可以根据现场实际情况进行调整。

图 1 全分布式传感器整体布设

4 GA-BP 神经网络预测模型

4.1 BP 神经网络预测模型

BP 神经网络算法结构主要分为输入层，隐含层及输出层三层结构，属于多层前馈神经网络，信号进入输入层后通过隐含层传递至输出层，输出层将误差通过梯度下降法反向传播的方式训练神经网络的权重和阈值，使 BP 神经网络的预测结果与输出结果的误差不断缩小，直至满足设定的要求。BP 神经网络的结构如图 2 所示。

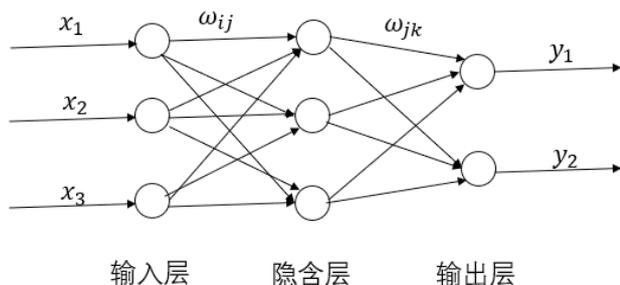


图 2 BP 神经网络结构

4.2 GA-BP 神经网络预测模型

BP 神经网络自适应能力强，在实际应用方面比较成熟，但是在收敛速度及易陷入局部最优解等劣势^[8]。遗传算法 (Genetic Algorithms) 可以解决上述所说的劣势，是一种基于进化论和遗传机制提出的生物智能算法达到并行随机搜索最优化的结果。它在参数的编码中诠释了适者生存的原理，通过选择相应的函数对个体进行选择、交叉、变异的筛选，筛选出的新群体不仅传承了上一代的信息，同时又会比上一代更优异。如此循环，直到满足误差要求。

在遗传算法中，优化问题的解表示为一个变量序列，其被称为个体。通过实数编码的方法对个体进行编码，因此个体可以理解实数串，每个实数串即个体都含有神经网络的权值及阈值。所以在确定神经网络结构的同时也形成了一个有权值、阈值的神经网络结构。BP 神经网络根据个体信息获得初始值和阈值，进行数据训练后获得预测值，将预测输出和期望输出值之间的误差绝对值和个体的适应度值关系表示为如下公式：

$$F = k(\sum_{i=1}^n \text{abs}(y_i - o_i)) \quad (1)$$

式中，F 为个体适应度值；k 为系数；n 为网络输出节点数；为 BP 神经网络第 i 个节点的期望输出；为第 i 个节点的预测输出。

5 结果分析

由于采取数据样本有限，首先将监测数据进行多项式拟合，位于破碎带内的管片拟合结果如图 3 所示。

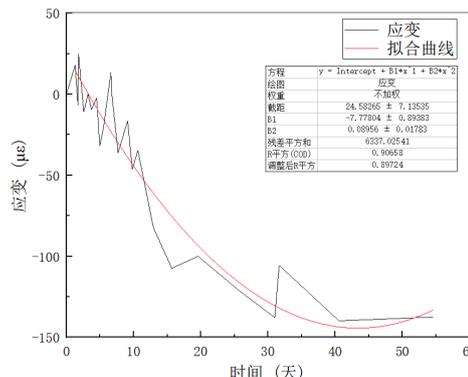


图 3 破碎带外管片拟合结果

位于破碎带外的管片环拟合后的多项式与监测结果残差最大为 36 με，残差小于 20 με 的占总数的 69.5%，残差平方和为 6337.02541 με，R 平方为 0.906，拟合度很好。

位于破碎带内的管片环拟合结果如图 4 所示。拟合后的多项式与监测结果残差最大为 44 με，残差小于 20 με 的占总数的 50%，残差平方和为 7056.67882 με，R 平方为 0.71，拟合度一般。

位于破碎带外管片的整体多项式拟合曲线与实际曲线拟

合度较好,位于破碎带内的管片环多项式拟合曲线与实际曲线拟合度一般。R平方为0.71。从管片应变变化中可以看出初始10天管片应变在小范围波动,可能是由于盾构掘进对管片周围的土体产生的影响。随后管片压缩应变随着时间的推移逐渐增大,在50~60天左右压应变达到130~150 $\mu\epsilon$,管片受压应变趋于稳定。

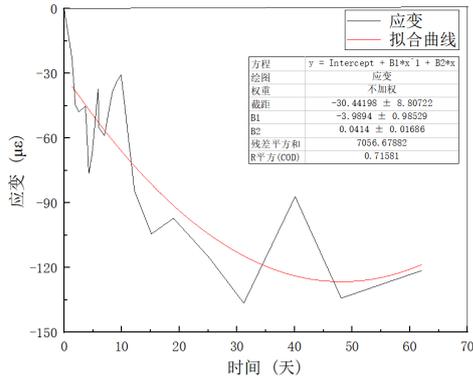


图4 破碎带内管片拟合结果

对于少量监测信息,采用GA-BP神经网络有更好的预测结果,将拟合的曲线选取50天数据做预测,预测51-55天的数据,与真实值作对比,破碎带外管片环预测结果如图5所示,图6为破碎带内管片环预测结果。

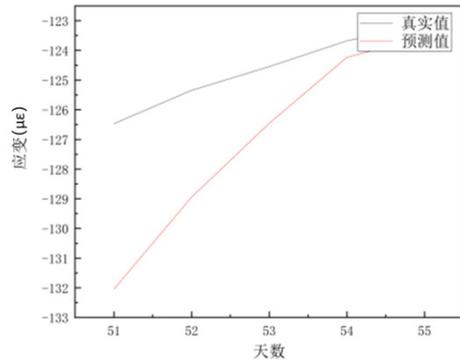


图5 破碎带外管片环预测结果

位于破碎带外管片环使用GA-BP算法预测的5天数据与真实值最大误差为4.4%,平均误差为1.9%,使用GA-BP算法对隧道管片环进行预测的结果较好,平均误差不超过3%。

破碎带内管片环使用GA-BP算法预测的5天数据与真实值最大误差为7.2%,平均误差为3.4%,使用GA-BP算法对隧道管片环进行预测的结果较好,平均误差不超过4%。

从预测结果可以看出,使用GA-BP算法预测的误差较小,除了破碎带内的管片环预测极值达到7.2%,整体都可

控制在5%以内。位于破碎带内的管片环预测效果相对误差大一些,可能是由于破碎带内的上下岩体破碎,为不均匀质土体,盾构掘进等其他施工影响因素导致管片受力不均。

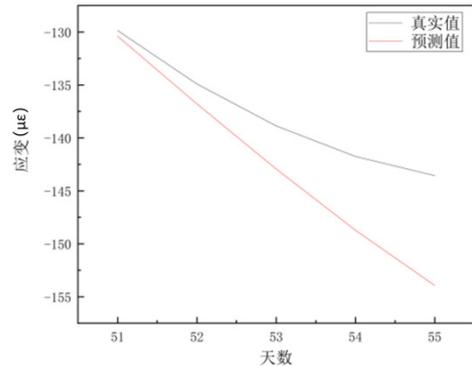


图6 破碎带内管片环预测结果

6 结语

论文依托于珠三角某隧道工程,利用神经网络算法构建了GA-BP神经网络模型对盾构隧道管片变形进行预测分析,得到主要结论如下:

①基于GA-BP神经网络模型的盾构隧道管片变形预测模型能够实现对不均匀地层盾构施工条件下变形的预测。

②GA-BP神经网络模型在隧道管片变形预测中展现出很好的适用性,预测精度高。

参考文献

- [1] 钱七虎.迎接中国城市地下空间开发高潮[J].岩土工程学报,1998(2):112-113.
- [2] 张杨杨,隋天雨,裴俊,等.人工神经网络技术及其在岩土工程领域的应用[J].科技创新与生产力,2021(3):62-64+69.
- [3] 岳岭,刘方,刘辉,等.基于人工神经网络的大直径盾构隧道施工地层变形预测分析[J].铁道标准设计,2020,64(1):122-126.
- [4] Shi J., Ortigao J. A. R., Bai J. Modular Neural Networks for Predicting Settlements during Tunneling[J].Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering,1998(124):389-395.
- [5] 孙钧,袁金荣.盾构施工扰动与地层移动及其智能神经网络预测[J].岩土工程学报,2001(2):261-267.
- [6] 陈仁朋,戴田,张品,等.基于机器学习算法的盾构掘进地表沉降预测方法[J].湖南大学学报(自然科学版),2021,48(7):1.
- [7] 黄靓钰,阳军生,张聪,等.基于BP神经网络的水下岩溶地层盾构掘进参数预测与分析[J].土木工程学报,2020,53(S1):75-80+98.
- [8] 阳俊,曾维伟.基于GA-BP神经网络的采空区地表沉降预测模型[J].矿冶工程,2022,42(2):42-45.