



## 面向调线调坡的点云大数据分析及深度模型研究

胡雷, 邱运军, 王熙照, 张志轶

引用本文:

胡雷, 邱运军, 王熙照, 等. 面向调线调坡的点云大数据分析及深度模型研究[J]. 智能系统学报, 2020, 15(4): 795–803.

HU Lei, QIU Yunjun, WANG Xizhao, et al. Point cloud big data analysis and deep model research for line and slope fine-tuning[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2020, 15(4): 795–803.

在线阅读 View online: <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201911027>

## 您可能感兴趣的其他文章

### 基于级联宽度学习的多模态材质识别

Cascade broad learning for multi-modal material recognition

智能系统学报. 2020, 15(4): 787–794 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201908021>

### 基于LiDAR/INS的野外移动机器人组合导航方法

Integrated navigation approach for the field mobile robot based on LiDAR/INS

智能系统学报. 2020, 15(4): 804–810 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.202008026>

### 基于小样本学习的LCD产品缺陷自动检测方法

An automatic small sample learning-based detection method for LCD product defects

智能系统学报. 2020, 15(3): 560–567 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201904020>

### 深度强化学习中状态注意力机制的研究

State attention in deep reinforcement learning

智能系统学报. 2020, 15(2): 317–322 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201809033>

### 大数据智能：从数据拟合最优解到博弈对抗均衡解

Big data intelligence: from the optimal solution of data fitting to the equilibrium solution of game theory

智能系统学报. 2020, 15(1): 175–182 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201911007>

### 大数据与深度学习综述

Deep learning with big data: state of the art and development

智能系统学报. 2016, 11(6): 728–742 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201611021>

微信公众平台



关注微信公众号，获取更多资讯信息

DOI: 10.11992/tis.201911027

# 面向调线调坡的点云大数据分析及深度模型研究

胡雷<sup>1</sup>, 邱运军<sup>2</sup>, 王熙熙<sup>1</sup>, 张志轶<sup>3</sup>

(1. 深圳大学 计算机与软件学院, 广东 深圳 518061; 2. 中建南方投资有限公司, 广东 深圳 518022; 3. 中建轨道电气化工程有限公司, 北京 100089)

**摘要:** 已建成的隧道与原始的设计隧道之间的偏差信息对于地铁线路的安全调整非常重要。然而, 目前还没有明确的数学公式能够准确地描述和度量这个偏差。目前主流的做法是通过人工测量具有相同间隔的截面的侵限值, 并对这些侵限值进行累加求和, 最终得到该偏差, 这种方式存在误差大、耗时、成本高等缺点。为了解决这些问题, 提出了一种新的基于深度神经网络的偏差表示方法, 其能够基于点云大数据学习到设计线路的参数与侵限值之间的内在联系, 进而预测出能够使得侵限值的和最小的参数, 这些参数可以被用来辅助地铁线路的安全调整。在一个采集于实际地铁工程中的数据集中的实验结果表明, 该方法能快速计算出合适的调线调坡方案, 并且只需要很少的计算机内存资源。

**关键词:** 实际隧道; 理论隧道; 偏差; 点云大数据; 侵限值; 设计线路; 深度学习; 梯度下降; 极值

**中图分类号:** TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2020)04-0795-09

中文引用格式: 胡雷, 邱运军, 王熙熙, 等. 面向调线调坡的点云大数据分析及深度模型研究 [J]. 智能系统学报, 2020, 15(4): 795-803.

英文引用格式: HU Lei, QIU Yunjun, WANG Xizhao, et al. Point cloud big data analysis and deep model research for line and slope fine-tuning[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2020, 15(4): 795-803.

## Point cloud big data analysis and deep model research for line and slope fine-tuning

HU Lei<sup>1</sup>, QIU Yunjun<sup>2</sup>, WANG Xizhao<sup>1</sup>, ZHANG Zhiyi<sup>3</sup>

(1. Department of Computer Science & Software Engineering, Shenzhen University, Shenzhen 518061, China; 2. China Construction South Investment Co., Ltd., Shenzhen 518022, China; 3. China Construction Railway Electrification Engineering Co., Ltd., Beijing 100089, China)

**Abstract:** The deviation information between the completed tunnel and the originally designed tunnel is very important for the safety adjustment of metro lines. However, there is no clear mathematical formula that can be used to accurately describe and measure the deviation. At present, the mainstream approach is to measure the invasion value of each section with the same interval manually and then sum up these values to get the deviation. This method has the disadvantages of large error, time-consuming and high cost. To solve these problems, a novel deviation representation method based on deep neural network is proposed, which can learn the internal relationship between the parameters of the designed tunnel and the invasion values based on the point cloud data, and then predict the parameters that can make the sum of the invasion values minimum. These parameters can be used to assist the safety adjustment of metro lines. The experimental results on a data set collected from a real subway project show that the proposed method can quickly obtain the appropriate adjustment scheme of the lines and slopes with only a small amount of computer memory resources.

**Keywords:** actual tunnel; theoretical tunnel; deviation; point cloud big data; invasion limit value; design line; deep learning; gradient descent; extreme value

收稿日期: 2019-11-19.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61976141, 61732011).

通信作者: 王熙熙. E-mail: xzwang@szu.edu.cn.

受施工误差、测量误差及结构变形等因素影响, 地铁隧道竣工后, 建成的实际隧道与原始设计线路对应的理论隧道存在偏差。为了度量偏

差,将整条隧道按相同距离间隔选取多个断面,计算出每个断面中关键点的侵限值,根据所有断面关键点侵限值大小即可判断隧道的偏差大小,进而判断原始设计线路方案是否满足行车要求。当隧道的偏差不满足要求时,需要调整原始设计线路,重新计算每个断面中关键点的侵限值。直至调整后的设计线路满足行车要求,才能进行列车轨道的铺设。但以上传统方法存在2个缺陷:

1) 无法实时地计算每个断面关键点的侵限值。传统断面测量方法只测量每个断面特定10个点的坐标位置,结合设计线路方案便可计算出断面关键点的侵限值,然而,当设计线路方案进行了调整,原来测量的每个断面10个点的坐标位置会发生变化,需要重新测量每个断面的10个点坐标位置,才能计算出每个断面的偏差程度,而重新测量需要耗费大量的时间,测量工作完成后才能计算出每个断面关键点的侵限值。

2) 根据测量值计算出的设备尺寸误差较大。传统计算设备尺寸的方法是基于轨检小车的轨距测量值<sup>[1]</sup>,轨距测量值容易受人为因素的影响,导致测量数据不准确,进而使得设备尺寸的计算误差增大。

三维激光扫描技术获取隧道点云大数据的测量方式提高了侵限值计算的效率以及关键点坐标的准确度。三维激光扫描技术能够密集地、全面地对实际隧道进行数据采集<sup>[2]</sup>,从而获取实际隧道点云大数据。与传统的基于断面10个关键点的测量方法相比,点云大数据能具体展示实际隧道细节信息。当设计线路发生变化时,能从点云大数据中快速、实时地抽取相应断面的关键点坐标;同时,点云大数据还具有很高的精度,这为侵限值及关键点坐标的计算提供了可靠的精度保证。

目前很多学者对点云大数据在隧道变形监测的应用做了大量研究。2008年,毕俊等<sup>[3]</sup>率先将点云大数据应用于地铁隧道变形监测,从地铁隧道数据采集、三维模型建立、数据处理、成果输出等方面进行了分析,该方法的主要优点是可以一次快速、完整、全方位采集隧道内部的表面数据。随后,康志忠等<sup>[4-5]</sup>、谢雄耀等<sup>[6]</sup>、潘国荣等<sup>[7]</sup>、张明智等<sup>[8]</sup>对点云大数据在隧道形变监测中的应用做了一系列的研究。然而,隧道变形监测并未能充分发挥点云大数据高密度以及高精度的优势。

本文摒弃早期研究中的隧道多点测量<sup>[9]</sup>,采用三维激光扫描的方式收集隧道数据,高精度的扫描仪能将误差控制在允许范围之内,完全满足隧道测量的精度要求。由于扫描收集到的点云大数据比较粗糙且有过多的冗余部分,需要对点云大数据进行进一步降噪以及分块处理,加快速云数据的查找过程。根据给定的设计线路参数,搭

建设计路线对应的理论隧道模型,从而准确地找到理论线路对应的断面。根据设计线路参数建立的理论隧道模型以及点云大数据对应的实际隧道模型,便可计算隧道的侵限值。最后,本文采用深度神经网络学习设计路线与侵限值之间的函数关系,采用梯度下降方法求取函数的极值,从而得到最优线路参数,达到减小实际隧道与理论隧道偏差的目的。

## 1 点云大数据获取及处理

### 1.1 点云大数据的获取

地铁隧道建成后,需要建立实际隧道模型,而在计算机中虚拟实际隧道。现有的方法是基于三维激光扫描的点云大数据建模,三维激光扫描能快速、高效地获取隧道内壁的坐标位置,所有的内壁坐标点构成隧道的点云大数据。点云大数据在三维空间中展现的是隧道内壁的三维坐标点。

扫描仪获得的点云坐标为扫描仪独立坐标系下的坐标,通过传感器及轨道设计线路等信息可得到地铁测量坐标系下的坐标,为得到点云在地铁测量坐标系下的坐标,需要标定扫描仪和轨道的相对位置关系<sup>[10]</sup>。标定的过程实际上是获得扫描坐标系和地铁测量坐标系之间的旋转参数和平移参数的过程。获取地铁坐标系下的点云大数据基本流程如下:

- 1) 建立地铁测量坐标系;
- 2) 水平调整扫描仪,使得两个坐标系相对平行;
- 3) 在隧道内壁放置扫描标志;
- 4) 在地铁测量坐标系下测量标志中心坐标和扫描仪坐标;
- 5) 扫描仪扫描隧道内壁,同时,得到扫描仪坐标系下的标志位置坐标;
- 6) 将扫描仪下的点云坐标转换为地铁测量坐标系下的坐标;
- 7) 获取地铁坐标系下的点云大数据。

### 1.2 点云分块处理

高密度的点云大数据降低了抽取特定点云数据的效率。在空间中给定平面,需要在所有点云大数据中抽取属于该平面的点云切片,抽取过程需要耗费大量计算资源以及时间,并且可能会导致计算机因运算内存不足而无法计算出结果。本文根据原始设计线路对点云大数据进行切分索引,从而将点云大数据切分成多个文件,并为这些文件加上对应索引,以便在搜索任意断面的点云数据时能够从文件名中快速找到相应的数据。点云分块具体步骤如下:

- 1) 令  $P_{m_0}=P_s$ ,  $P_{m_1}=P_s+0.01$ ;



2) 根据  $F(\Omega_1, \Omega_2)$  和  $P_{m_0}$ 、 $P_{m_1}$  得到  $P_s$  处曲线的法平面方程  $s_{P_{m_0}}$ 、 $s_{P_{m_1}}$ ;

3) 从点云文件中找到介于  $s_{P_{m_0}}$ 、 $s_{P_{m_1}}$  之间的点并存储到文件  $file_{m_0}$  中去;

4) 令  $P_{m_0}=P_{m_1}$ ,  $P_{m_1}=P_{m_1}+0.01$ ;

5) 重复 2)~4) 直到  $m_0>e$ 。

其中  $s$ 、 $m_0$ 、 $m_1$  表示里程数值,  $\Omega_1$  表示纵断面参数,  $\Omega_2$  表示平面参数,  $F(\Omega_1, \Omega_2)$  表示直角坐标系中调线调坡的线路中心线方程,  $P_{m_0}$  表示  $F(\Omega_1, \Omega_2)$  上里程为  $m_0$  的点,  $P_{m_1}$  表示  $F(\Omega_1, \Omega_2)$  上里程为  $m_1$  的点,  $e$  表示  $F(\Omega_1, \Omega_2)$  的终点里程。

处理后的点云如图 1 所示, 图中一种颜色表示一个文件中的点云数据。

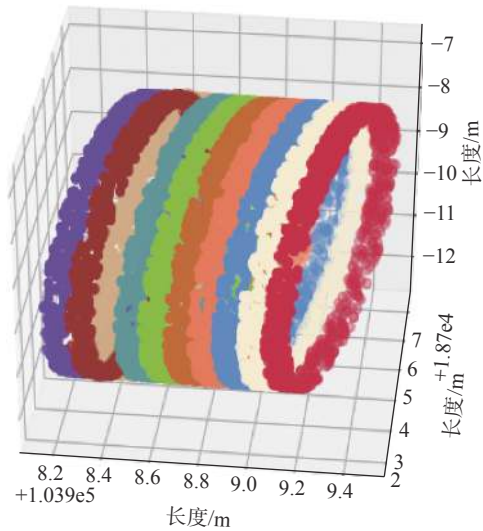


图 1 点云切片处理

Fig. 1 Point cloud block processing

### 1.3 点云去噪处理

通过三维激光扫描技术获取的点云大数据具有非接触测量、高密度、高精度、高效率、数字化采集、信息丰富等优点<sup>[11, 19, 22]</sup>。然而, 由于激光信号实际测量过程中会受到目标表面反射特性、大气折射等影响, 收集到的点云大数据不可避免地会产生噪声。且隧道内壁常附着有电缆、电灯、管道等干扰设备, 成为多余的噪声点云, 导致模拟隧道与实际隧道不相符。因此, 在应用点云数据前, 需对原始点云大数据进行去噪处理。点云去噪的具体步骤如下:

1) 令  $m=s+0.01$ ;

2) 根据最小二乘法在二维坐标系中拟合出实际的圆心  $O$  和半径  $R$ ;

3) 令  $m=m+0.01$ ;

4) 根据  $F(\Omega_1, \Omega_2)$  和  $P_m$  得到  $P_m$  处曲线的法平面方程  $s_{P_m}$ ;

5) 将  $file_m$  中的点投影到  $s_{P_m}$  上, 将平面中的所有点云映射到平面  $s_{P_m}$  的二维坐标系中;

6) 设二维坐标系中的点与点  $O$  距离为  $d$ , 删除  $d>R+0.01$  与  $d<R-0.01$  的点, 根据最小二乘法拟合出实际的圆心  $O$  和半径  $R$ ;

7) 重复 4)~6) 直到  $m>e$ 。

图 2 为去噪前后的对比图, 其中蓝色的点云表示去噪之前的点云, 红色的点云代表经过去噪算法处理之后的点云。从图中可以明显看出, 使用去噪算法, 能够将点云中处于半空中的噪点去除。

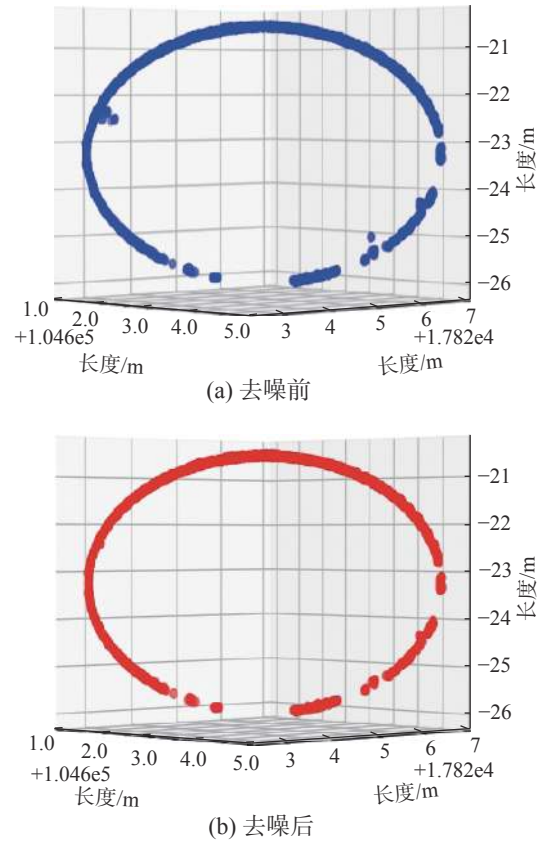


图 2 点云去噪

Fig. 2 Point cloud denoising

图 3 为点云处理流程图, 介绍了点云的获取、分块以及去噪的过程。

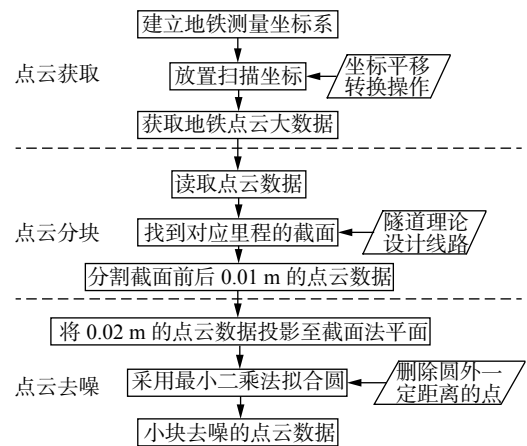


图 3 点云处理流程图

Fig. 3 Point cloud processing flow

## 2 建模与使用点云大数据

将设计线路进行优化求解的前提是建立合理的数学模型,要求该模型能准确、形象地反应理论隧道情况,并具有普遍性和通用性<sup>[20-21]</sup>。本文通过几何关系构建设计线路平纵断面二维图,利用设计线路中的交点坐标、缓和曲线长度、圆弧半径等参数构建平、纵断面模型,从而可以模拟理论隧道模型,准确获取任意里程的理论断面。结合上述经过处理的点云大数据,可获取同一里程对应的实际断面。对比同一里程的理论断面与实际断面,即可计算该里程关键点的侵限值。通过左下方关键点的侵限值,便可计算疏散平台尺寸。

### 2.1 平面建模

地铁线路的空间位置是用线路中心线在水平面及铅垂面的投影表示。线路在水平面上的投影为铁路线路的平面图。平面局部线路的构建方式如图4所示,点A到点C之间的直线、缓和曲线以及圆弧的实线部分构成了平面的局部线路图。点D、E为前缓和曲线与直线及圆弧的相交点,点F、G为后缓和曲线与直线及圆弧的相交点,点H为圆弧的圆心。

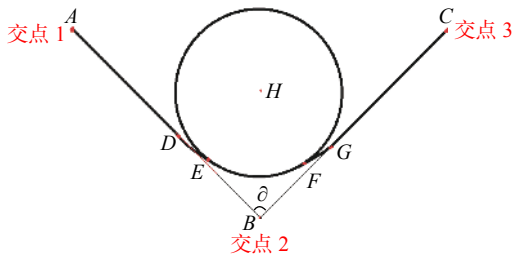


图4 平面局部线路图

Fig. 4 Plane diagram

设 $\vartheta$ 为两直线的夹角,则 $\vartheta$ 可根据式(1)余弦定理计算:

$$\vartheta = \arccos\left(\frac{b^2 - a^2 - c^2}{-2ac}\right) \quad (1)$$

式中 $a$ 、 $b$ 、 $c$ 为线段 $BC$ 、 $AC$ 、 $AB$ 的长度。

设直线 $AB$ 、 $BC$ 与 $X$ 坐标轴的夹角分别为 $\theta_{ab}$ 、 $\theta_{bc}$ ,根据式(2)、(3)可计算出 $\theta_{ab}$ 、 $\theta_{bc}$ 。

$$\theta_{ab} = \arctan\left(\frac{y_b - y_a}{x_b - x_a}\right) \quad (2)$$

$$\theta_{bc} = \arctan\left(\frac{y_b - y_c}{x_b - x_c}\right) \quad (3)$$

已知前、后缓和曲线的长度以及圆弧半径分别为 $l_{b1}$ 、 $l_{b2}$ 、 $r_b$ ,根据对应的缓和曲线公式 $\beta = \frac{L}{2R}$ 可求出前、后缓和曲线的转角 $\beta_{b1}$ 、 $\beta_{b2}$ ,角度相减可求出圆弧的转角 $\beta_R = \vartheta - \beta_{b1} - \beta_{b2}$ ,根据公式 $x = L\left(1 - \frac{L^2}{40R^2}\right)$

可求出前、后缓和曲线在相对坐标系下的横坐标 $x_{b1}$ 、 $x_{b2}$ ,根据公式 $y = \frac{x^2}{6R}$ 可求出前、后缓和曲线在相对坐标系下的纵坐标 $y_{b1}$ 、 $y_{b2}$ 。

坐标轴变换如图5所示。

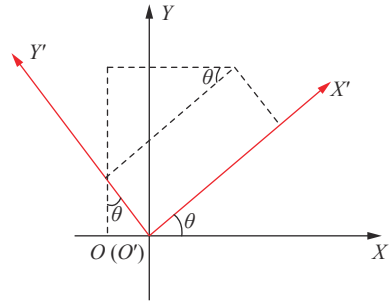


图5 坐标轴变换

Fig. 5 Axis rotation translation

根据图中旋转平移的转换关系,可以得到以下公式:

$$x = x' \cos(\theta) + y' \sin(\theta) + x_0 \quad (4)$$

$$y = y' \cos(\theta) - x' \sin(\theta) + y_0 \quad (5)$$

设缓和曲线起始点 $D$ 坐标为 $(x_D, y_D)$ ,根据坐标轴转换式(4)、(5),可以求出缓和曲线终点 $E$ 坐标为 $(x_E, y_E)$ ,同理可求得 $F$ 、 $G$ 点坐标分别为 $(x_F, y_F)$ 、 $(x_G, y_G)$ ,将 $G$ 点的坐标代入直线 $BC$ 方程,从而可以根据推导的方程式求出未知数 $x_D$ 与 $y_D$ ,进而可求出 $E$ 、 $F$ 、 $G$ 点的坐标 $(x_E, y_E)$ 、 $(x_F, y_F)$ 、 $(x_G, y_G)$ 。

以上步骤求出了点 $D$ 、 $E$ 、 $F$ 、 $G$ 坐标,比较 $x$ 值的大小,即可判断给定的任意一点落在直线、圆弧还是缓和曲线区间。当 $x < x_D$ 时,给定的点在 $AB$ 直线上,将 $x$ 代入 $AB$ 直线的方程即可求出 $y$ 值。

当 $x_D < x < x_E$ 时,给定的点在 $DE$ 前缓和曲线上,以 $D$ 点为原点、 $AB$ 为 $x$ 轴、 $AB$ 的垂线为 $y$ 轴建立坐标系,根据式(6)、(7):

$$x = L\left(1 - \frac{L^4}{40R^2 l_s^2}\right) \quad (6)$$

$$y = \frac{x^3}{6RX} \quad (7)$$

可求出缓和曲线长度为 $L$ 的相对坐标(其中 $X$ 为 $L = l_s$ 时的坐标),根据坐标的转换公式,即可求出前缓和曲线上任意一点的坐标值。

当 $x_E < x < x_F$ 时,给定的点在 $EF$ 圆弧上,可以将 $x$ 代入 $BC$ 直线的方程即可求出 $y$ 值。同理可以采用求前缓和曲线的方式求圆弧上任意一点的坐标值。

当 $x > x_F$ 时,给定的点在 $FG$ 后缓和曲线上,求法同前缓和曲线,相对坐标系选 $G$ 点为原点。即可求出后缓和曲线上任意一点的坐标值。

关键点位置	实际值/mm	理论值/mm	侵限值/mm
左上	1 831	2 007	-176
右上	2 360	2 022	338
左中1	2 442	2 625	-183
右中1	2 956	2 625	331
左中2	2 260	2 433	-173
右中2	2 758	2 417	341
左下	2 084	2 242	-158
右下	2 591	2 235	356
顶点	4 518	4 468	50
底点	855	774	81



### 3 深度神经网络模型

深度神经网络是一种常见的神经网络,它具有深度的网络层数,每个神经层之间完全连接。根据万有逼近定理<sup>[13]</sup>,如果网络的隐藏层包含足够多的神经元,那么深度神经网络能以任意精度逼近任意连续函数。由于深度神经网络具有很强的表达能力<sup>[14,24-26]</sup>,因而可用于求取平纵断面参数与侵限值之间的关系。

#### 3.1 神经网络构建

##### 3.1.1 全连接神经网络模型的构建

深度神经网络是一种自上而下的监督学习模型<sup>[15]</sup>,通过带标签的数据训练,误差自下向上传输,对网络中的参数进行微调。首先初始化所有网络层的权值和偏置,采用矩阵乘法得到第 $n-1$ 层的结果,将第 $n-1$ 层的输出作为第 $n$ 层的输入,计算第 $n$ 层,由此得到输出层的计算结果 $O$ ,计算 $O$ 与真实标签 $O'$ 的偏导,更新第 $n$ 层的权值与偏置,计算第 $n$ 层的偏导,继续更新第 $n-1$ 层的权值与偏置,由此可以得到各层更新后的参数。

本文搭建的深度网络模型如图8所示。

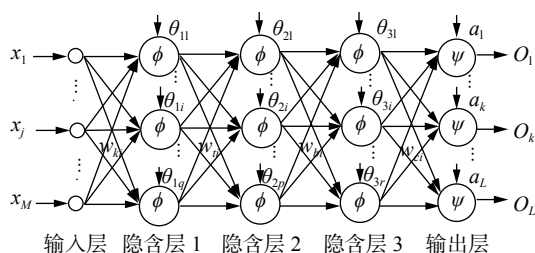


图8 深度神经网络结构

Fig. 8 Deep neural network structure

图8参数设置具体如下:

**输入层** 向量 $x_j$ 包含平纵断面参数,是29维的向量;

**隐藏层1** 32个神经元,激活函数为ReLU;

**隐藏层2** 64个神经元,激活函数为ReLU;

**隐藏层3** 128个神经元,激活函数为ReLU;

**输出层** 将隐含层3的输出结果经过线性变换,得到输出 $O_k$ 。

##### 3.1.2 卷积神经网络模型的构建

卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)是深度学习领域具有代表性的神经网络,在图像处理以及其他领域取得了突破性的进展。其中的权值共享、池化等技术,克服了一般神经网络的过拟合问题,使得卷积神经网络在测试集上有着优秀的表现。本文结合地铁调线调坡中的问题,采用卷积神经网络学习设计线路与侵限值之间的函数关系,网络模型的搭建具体如下:

**输入层** 向量 $x_j$ 包含平纵断面参数,是29维的向量;

**卷积层1**  $1 \times 3$ 的卷积核,随机初始化参数;

**池化层1** 采样窗口为 $2 \times 2$ ,步长设置为1;

**卷积层2**  $1 \times 5$ 的卷积核,随机初始化参数;

**池化层2** 采样窗口为 $3 \times 3$ ,步长设置为1;

**全连接层** 128个神经元,激活函数为ReLU;

**回归层** 采用实际侵限值与预测值的均方误差作为损失函数。

卷积神经网络结构如图9所示。

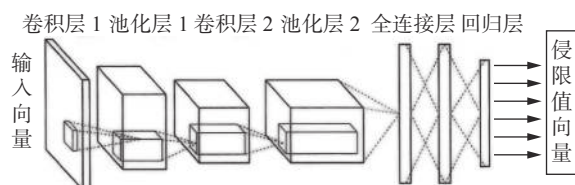


图9 卷积神经网络结构

Fig. 9 Convolution neural network structure

#### 3.2 训练数据及方法

原始的设计线路参数是已知的,对每个参数设定可调节的范围,在设定的范围内随机生成100 000组线路参数,即可得到输入数据集。每组数据集对应一组线路参数,采用上述侵限值的计算方法,计算每组数据集对应的侵限值之和,即可得到输出数据集。将数据集的70%用于训练深度神经网络,余下的30%作为测试集进行测试。

在训练过程中,神经网络的线性输出与真实标签采用最小二乘法计算损失,误差BP优化器采用Adam优化器<sup>[16]</sup>,初始学习率为0.1。为了减小过拟合,在训练中每层神经元drop out比率设置为0.25,当迭代次数达到设定值且损失值收敛后停止训练。

#### 3.3 优化线路参数

当神经网络的损失值收敛后,说明神经网络通过权值以及偏置的更新能够逼近平纵断面参数与侵限值之间的函数关系。提取神经网络中最终的权值与偏置,将其设为常数,并且将设计线路参数设置为变量,采用梯度下降法<sup>[23]</sup>求得最优线路参数。具体步骤如下:

1) 提取神经网络参数 $w_1 \sim w_4, b_1 \sim b_4$ ,将其设为常量;

2) 将原始线路参数 $F(\Omega_1, \Omega_2)$ 设置为变量;

3) 定义侵限值为 $((F(\Omega_1, \Omega_2)w_1 + b_1)w_2 + b_2)w_3 + b_3)w_4 + b_4$ ;

4) 反向求导;

5) 更新线路参数,得到 $F'(\Omega_1, \Omega_2)$ ;

6) 重复步骤3)~5),直至侵限值收敛,最终结

果  $F'(\Omega_1, \Omega_2)$  即为最优结果。

## 4 实验结果

本文在时间上与效果上对比遗传算法以及人工调节的结果。在计算的准确性上,对比人工测量以及利用侵限值算出的疏散平台尺寸。

### 4.1 深度神经网络训练结果

深度神经网络模型构建完成后,将训练数据集输入模型中进行训练,如图10、11所示。

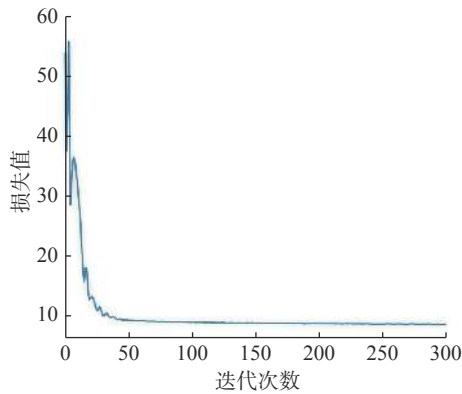


图10 全连接神经网络损失函数收敛过程  
Fig. 10 Convergence process of Fully Connected NN

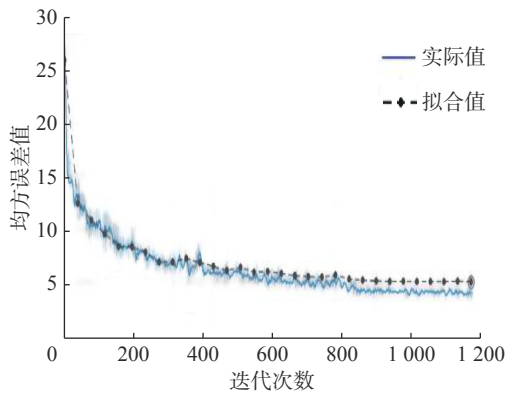


图11 卷积神经网络损失函数收敛过程  
Fig. 11 Convergence process of CNN

经过多次迭代后,全连接神经网络模型和CNN模型的损失值(输出值与真实标签的标准差)达到收敛,表示模型的训练过程已完成。随

后,对已训练好的模型进行测试,测试集的损失值为8.86,略低于训练集的损失值,说明构建的模型已学习到线路参数与侵限值之间的关系。

### 4.2 梯度下降结果

深度神经网络模型训练完成后,抽取模型的参数,构建以线路参数为未知数求取侵限值的表达式,采用上述的梯度下降算法求取最优线路参数。梯度下降损失函数收敛过程如图12所示,经过多次迭代后,损失值达到收敛,线路侵限值达到最小,即可获取最优的线路参数。

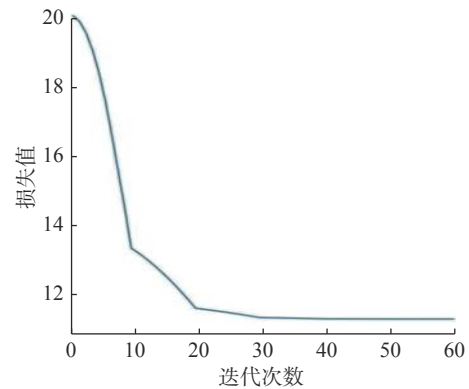


图12 梯度下降损失函数收敛过程  
Fig. 12 Convergence process of loss value

### 4.3 实验对比

遗传算法与深度神经网络模型的对比如表2所示,在结果、时间与计算资源方面,本文将深度神经网络模型与遗传算法进行了对比。从表中可以看出,深度神经网络模型在时间与计算资源的消耗上具有明显优势。但根据调整后侵限比较,神经网络的调节结果比遗传算法略差,而且,全连接神经网络模型与CNN模型在优化效果上差别不大,但综合计算时间和计算内存,全连接神经网络模型比CNN模型在优化地铁线路问题中显得更胜一筹。另外,图13对比了根据点云大数据算得的疏散平台尺寸与真实疏散平台尺寸。从图中可以看出,通过本文的方法计算出的尺寸与真实尺寸的偏差大多数在1~2 cm,最大偏差不超过3 cm。所有偏差值均在误差允许范围内,表明本文计算疏散平台尺寸方法具有可靠性。

表2 遗传算法与深度神经网络模型的对比  
Table 2 Comparison between GA and deep model

调整方法	侵限点个数	侵限值总和	计算时间/min	计算内存/GB
原始设计线路	551	212 122.09	—	—
遗传算法调整后	95	78 346.67	180	2
全连接网络调整后	154	117 269.56	5	0.15
CNN调整后	172	119 654.69	13	0.47



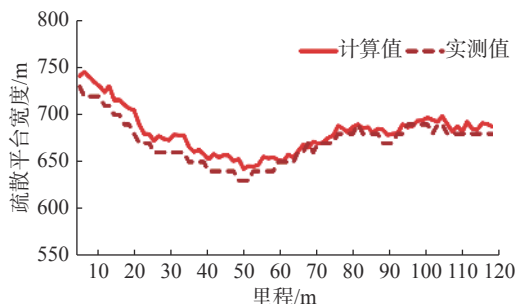


图13 疏散平台尺寸比较

Fig. 13 Evacuation platform size comparison

## 5 结束语

本文结合点云大数据与线路参数计算侵限值,并使用深度神经网络模型学习线路参数与侵限值之间的函数关系。构建了以线路参数为自变量、侵限值为因变量的表达式,采用梯度下降算法求取最小侵限值对应的最优线路参数。虽然,实验结果显示深度神经网络模型最终优化效果略差于遗传算法,但深度模型比遗传算法需要更少的运行时间和计算机内存资源。本文的研究提供了一种高效的方法获取最优线路参数。未来的工作主要包含3个方面:

1) 给定10个关键点的权重优先级,计算出合理的10个关键点权重值;

2) 研究地铁隧道中包含的矩形、马蹄形等不同形状的隧道。

3) 研究基于在线学习算法的智能地铁线路辅助系统,提升模型的实时预测能力。

## 参考文献:

- [1] 常占奎. 三维激光扫描仪在轨距提取中的应用研究[J]. 铁道建筑, 2018, 58(6): 137-139.  
CHANG Zhankui. Application research of 3D laser scanner in gauge extraction[J]. Railway engineering, 2018, 58(6): 137-139.
- [2] 薛懋, 王霄. 论三维激光扫描技术在地质测绘中的应用[J]. 世界有色金属, 2019(10): 87-91.  
XUE Mao, WANG Xiao. On the application of 3D laser scanning technology in geological surveying and mapping[J]. World nonferrous metals, 2019(10): 87-91.
- [3] 毕俊, 冯琰, 顾星晔, 等. 三维激光扫描技术在地铁隧道收敛变形监测中的应用研究[J]. 测绘科学, 2008(S2): 14-15.  
BI Jun, FENG Yan, GU Xingye, et al. Research on application of 3D laser scanning technology in metro tunnel convergence and deformation monitoring[J]. Science of surveying and mapping, 2008(S2): 14-15.
- [4] 托雷, 康志忠, 谢远成, 等. 利用三维点云大数据的地铁隧道断面连续截取方法研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2013(2): 49-53, 63.  
TUO Lei, KANG Zhizhong, XIE Yuancheng, et al. Research on continuous intercepting method of metro tunnel section using 3D point cloud big data[J]. Journal of Wuhan university( information science edition), 2013(2): 49-53, 63.
- [5] 康志忠, 托雷, 王保前, 等. 基于三维激光扫描的地铁隧道连续形变监测数据处理软件系统[J]. 测绘工程, 2013, 22(5): 82-86.  
KANG Zhizhong, TUO Lei, WANG Baoqian, et al. Data processing software system for continuous deformation monitoring of subway tunnel based on 3D laser scanning[J]. Engineering of surveying and mapping, 2013, 22(5): 82-86.
- [6] 谢雄耀, 卢晓智, 田海洋, 等. 基于地面三维激光扫描技术的隧道全断面变形测量方法[J]. 岩石力学与工程学报, 2013(11): 59-69.  
XIE Xiongyao, LU Xiaozhi, TIAN Haiyang, et al. Tunnel full-section deformation measurement method based on 3D ground laser scanning technology[J]. Chinese journal of rock mechanics and engineering, 2013(11): 59-69.
- [7] 潘国荣, 张超. 三维激光扫描在地铁隧道变形监测中的开发应用[J]. 东华理工大学学报(自然科学版), 2016(S1): 4-8.  
PAN Guorong, ZHANG Chao. Development and application of 3D laser scanning in metro tunnel deformation monitoring[J]. Journal of east China institute of technology(natural science edition), 2016(S1): 4-8.
- [8] 张明智, 张明栋. 三维激光扫描技术在地铁隧道变形监测中的应用[J]. 城市勘测, 2018(3): 25-29.  
ZHANG Mingzhi, ZHANG Mingdong. Application of 3D laser scanning technology in metro tunnel deformation monitoring[J]. Urban geotechnical investigation & surveying, 2018(3): 25-29.
- [9] 赵凌. 地铁站出入通道多摄像机移动目标跟踪研究[J]. 重庆理工大学学报(自然科学版), 2019, 33(5): 95-101.  
ZHAO Ling. Study on moving target tracking of multi camera in subway access channel[J]. Journal of Chongqing university of technology( natural science edition), 2019, 33(5): 95-101.
- [10] 张瀚, 高飞. 一种点云配准新方法在隧道变形监测中的应用研究[J]. 信息通信, 2016(5): 21-23.  
ZHANG Han, GAO Fei. Application study of a new method of point cloud registration in tunnel deformation monitoring[J]. Introduction of bluetooth technology, 2016(5): 21-23.
- [11] 陈仁朋, 王诚杰, 鲁立, 等. 开挖对地铁盾构隧道影响及控制措施[J]. 工程力学, 2017(12): 1-13.  
CHEN Renpeng, WANG Chengjie, LU Li, et al. Influence of excavation on metro shield tunnel and control

- measures[J]. Engineering mechanics, 2017(12): 1–13.
- [12] 王兆宁. 铁路隧道建筑限界快速检测技术研究与应用[J]. 铁道建筑, 2019(3): 141–144.  
WANG Zhaoning. Research and application of rapid inspection technology for railway tunnel building boundary[J]. Railway engineering, 2019(3): 141–144.
- [13] HORNIK K, STINCHCOMBE M, WHITE H. Universal approximation of an unknown mapping and its derivatives using multilayer feedforward networks[J]. *Neural networks*, 1990, 3(5): 551–560.
- [14] CHEN L, WU C. A note on the expressive power of deep rectified linear unit networks in high-dimensional spaces[J]. *Mathematical methods in the applied sciences*, 2019, 42(9): 3400–3404.
- [15] CHEN Yali, YANG Yanping, FANG Qing. Discriminative region guided deep neural network towards food image classification[C]// CCF Chinese Conference on Computer Vision. Singapore, 2017: 425–434.
- [16] 燕续峰, 翟少鹏, 王治华, 等. 深度神经网络在非侵入式负荷分解中的应用[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(1): 171–180, 224.  
YAN Xufeng, ZHAI Shaopeng, WANG Zhihua, et al. Application of deep neural network in non-intrusive load decomposition[J]. Automation of electrical power system, 2019, 43(1): 171–180, 224.
- [17] CAO W, GAO J, MING Z, et al. Fuzziness-based online sequential extreme learning machine for classification problems[J]. *Soft Computing*, 2018, 22: 3487–3494.
- [18] CAO W, MING Z, XU Z, et al. Online sequential extreme learning machine with dynamic forgetting factor[J]. *IEEE access*, 2019, 7: 179746–179757.
- [19] 何原荣, 郑渊茂, 潘火平, 等. 基于点云数据的复杂建筑体真三维建模与应用[J]. 遥感技术与应用, 2016(6): 1091–1099.  
HE Yuanrong, ZHENG Yuanmao, PAN Huoping, et al. 3D modeling and application of complex building based on point cloud data[J]. Remote sensing technology and application, 2016(6): 1091–1099.
- [20] 贾鹤鸣, 孟羽佳, 邢致恺, 等. 基于点云拼接的植物三维模型重建[J]. 应用科技, 2019, 46(1): 19–24.  
JIA Heming, MENG Yujia, XING Zhikai, et al. Reconstruction of three dimensional model of plant based on point cloud stitching[J]. Applied Science and Technology, 2019, 46(1): 19–24.
- [21] 陈兵. 轨道交通调线调坡设计相关研究[J]. 铁道勘测与设计, 2014(3): 25–29.  
CHEN Bing. Relative research on slope design of rail transit[J]. Railway survey and design, 2014(3): 25–29.
- [22] 王智, 李勇, 张洪德, 等. 三维激光扫描技术在地铁隧道施工质量检测中的应用研究[J]. *城市勘测*, 2018(3): 114–116.  
WANG Zhi, LI Yong, ZHANG Hongde, et al. Application research of 3D laser scanning technology in metro tunnel construction quality inspection[J]. *Urban exploration and survey*, 2018(3): 114–116.
- [23] WANG J, WEN Y, GOU Y, et al. Fractional-order gradient descent learning of BP neural networks with Caputo derivative[J]. *Neural networks*, 2017, 89: 19–30.
- [24] HAN K, YU D. Speech emotion recognition using deep neural network and extreme learning machine[J]. *Inter-speech*, 2014(4): 223–227.
- [25] GLOROT X, BORDES A, BENGIO Y. Deep sparse rectifier neural networks[J]. *Journal of machine learning research*, 2010, 15: 315–323.
- [26] KERMANY D, GOLDBAUM M, CAI W. Identifying medical diagnoses and treatable diseases by image-based deep learning. [J]. *Cell*, 2018, 172(5): 1122.

#### 作者简介:



胡雷, 硕士研究生, 主要研究方向为机器学习、深度学习。申请专利软件著作权 2 项。



邱运军, 高级工程师, 主要研究方向为轨道交通接触网、供电与轨道系统。申请专利 2 项, 参与城市轨道交通工程设备安装指南、施工作业操作手册及施工安全预控等多本著作的编著。



王熙照, 教授, 博士生导师, Machine Learning and Cybernetics 主编, 中国人工智能学会常务理事、知识工程专委会主任、机器学习专委会副主任, IEEE-SMC 计算智能专委会主席, 主要研究方向为不确定性建模和面向大数据的机器学习。主持完成国家自然科学基金等项目 30 余项, 担任多个国际/国内学术会议的大会或程序主席, 创办的机器学习与控制国际会议(ICMLC)已持续 18 年。深圳市海外高层次人才, 曾获省级自然科学一等奖和吴文俊人工智能自然科学一等奖, 曾获全国模范教师称号。发表学术论文 200 余篇, 出版学术专著 3 部、教材 2 部。