

基于改进 BP 神经网络的高速公路边坡稳定性分析

苏俊霖¹, 杨建明¹, 罗辉², 刘茜¹

(1. 南华大学 土木工程学院, 湖南 衡阳 421001; 2. 长沙理工大学 交通运输工程学院, 湖南 长沙 410004)

摘要: 通过引入动量项和自适应学习率对传统 BP 神经网络预测模型进行改进, 建立改进 BP 神经网络边坡稳定性预测公式, 并将其应用于湖南安化某高速公路边坡工程, 将其预测结果与传统 BP 神经网络预测结果和实际安全系数进行比较, 分析边坡的稳定性并提出针对性的建议。

关键词: 公路; 边坡; 稳定性分析; BP 神经网络

中图分类号: U416.1

文献标志码: A

文章编号: 1671-2668(2018)01-0090-04

边坡工程地质条件随机性很大, 设计计算中岩土体参数和计算理论也存在一定的经验性, 传统的定量计算方法考虑因素也很有限。因此, 有学者提出采用 BP 神经网络预测边坡的稳定性。神经网络具有自组织、自适应和自学习能力, 特别是在处理多因素问题、不准确和模糊信息方面优势较大。郭钟群等运用 BP 神经网络进行边坡稳定性分析, 但由于标准 BP 算法的学习率为确定值, 学习步长小, 网络收敛速度很慢。陈建宏等采用 PCA 和 BP 神经网络分析了影响边坡稳定性的主成分。程伟华等运用 BP 神经网络进行边坡稳定性分析, 在权值修正公式上引入动量项进行改进, 但未考虑学习率的自适应性, 对学习率的选取有待改进。该文在权值修正公式中引入动量项, 同时采用自适应学习率对 BP 神经网络进行改进, 分析安化某高速公路挖方边坡的稳定性。

1 改进 BP 神经网络原理

BP 神经网络也称为误差反向传播神经网络, 是一种多层前馈型网络, 由输入层、隐含层、输出层组

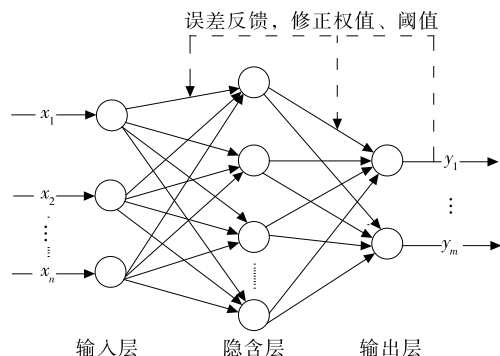


图 1 BP 神经网络的结构

成(见图 1), 其中任意一个由 3 层组合而成的网络, 只要有足够的隐含单元, 就可以达到所需精度要求。当输入节点数为 n 、输出节点数为 m 时, 构成 n 个自变量到 m 个因变量的函数映射关系。因边坡稳定性影响因素多, 且各因素与稳定性系数为一种非线性关系, 按照非线性优化方式处理问题的 BP 神经网络优势明显。但由于标准 BP 算法在数学角度看是非线性优化, 势必存在局部极小值问题, 在实际工程运用时需加以改进。标准 BP 算法在修正权值 $w(k)$ 时没有考虑梯度变化方向, 单纯按照 k 时刻负梯度方向进行, 导致过程收敛速度慢, 出现震荡、发散。为此, 引入动量项进行改进。该改进方法的实质就是权值调整量在当前变化量的基础上加上一个正比于前一个权值调整量的量, 加快模型收敛速度。公式如下:

$$w(k) = w(k-1) + (1-\alpha)\eta(k-1)d(k-1) + \alpha[w(k-1) - w(k-2)] \quad (1)$$

式中: $w(k)$ 、 $w(k-1)$ 、 $w(k-2)$ 分别为 k 、 $k-1$ 、 $k-2$ 时刻对应的权系数或权向量; α 为动量因子, $\alpha = mc$, $0 \leq \alpha < 1$; $\eta(k-1)$ 为 $k-1$ 时刻的学习率, 其值为 $[0, 1]$; $d(k-1)$ 为 $k-1$ 时刻的负梯度。

权值调整过程中学习率为一常数。 η 值的大小直接影响网络的收敛性能, 其值太小则收敛很慢, 太大则可能导致网络模型震荡或发散。为此, 通过自适应学习率进行改进。学习率的改进公式如下:

$$\eta(k) = \begin{cases} 0.75\eta(k-1), & E(k) > E(k-1) \\ 1.05\eta(k-1), & E(k) < E(k-1) \\ \eta(k-1), & E(k) = E(k-1) \end{cases} \quad (2)$$

式中: $E(k)$ 为 k 时刻的均方误差, $E(k-1)$ 为 $k-1$ 时刻的均方误差, 误差变大时减小学习率, 反之则增大学习率。

网络构造样本集输入为 $x_1, x_2, x_3, \cdots, x_{n-1}$, 样本集输出为 $y_1, y_2, \cdots, y_{m-1}$, 对应的映射关系为:

$$f(x_1, x_2, x_3, \cdots, x_{n-1}) = Y(y_1, y_2, \cdots, y_{m-1}) \tag{3}$$

$$Y(y_n, y_{n+1}, \cdots, y_{n+k}) = f(x_n, x_{n+1}, \cdots, x_{n+k}) \tag{4}$$

给定新的 x_n 时, 输出的 y_n 即为预测值。改进后的 BP 神经网络依旧保留原来的优势, 可通过有导师学习来逼近任意的非线性映射。在用于实际边坡稳定性分析时, 将边坡稳定性影响参数与边坡稳定性通过构造的 BP 神经网络寻找映射关系。

2 工程应用

2.1 工程概况

湖南安化某高速公路边坡所在场地属构造剥蚀堆积地貌、垄岗丘陵与河谷地形, 是山前丘陵与沅水河谷的过渡地带, 地形起伏大。公路左侧主要为填方, 右侧以切方为主。该文分析右侧切方边坡的稳定性。右侧切方边坡的岩土体主要由粉质黏土和风化岩构成, 风化岩属泥盆系中统棋子桥组, 以泥灰岩、泥质灰岩为主, 夹有页岩, 局部有滑坡堆积的碎

石土和泥石流沉积的碎块石土。岩土体较脆弱, 现场踏勘发现裂缝较明显, 上部土体有向下滑动趋势。在开挖过程中, 受地质条件和降雨的影响, 其中下方未设置抗滑桩部分区域出现局部不稳现象。

2.2 建立预测模型

因该边坡的土性与文献[10]中边坡土性较接近, 以该文献中 38 个边坡实例作为样本, 选取 32 个用于训练, 其中稳定边坡和破坏边坡均有选取, 其他 6 个样本用来检测网络模型的可靠性。样本中边坡状态: 1 表示稳定, 0 表示破坏。输入向量为容重、粘聚力、内摩擦角、边坡角、边坡高及孔隙压力比, 输出向量为安全系数、边坡状态。

隐含层节点数取 11, 构造 6—11—2 BP 网络模型。激活函数选用 S(sigmoid)函数, 传递函数选用 tansig, 训练函数选用 traingdx。传统 BP 神经网络中学习率取 0.05; 改进神经网络中动量因子 d 取 0.9, 输入层至隐含层的初始学习率取 0.05, 隐含层至输出层的初始学习率取 0.22。

表 1 为部分训练样本。对训练样本进行归一化, 因孔隙压力比的取值为 $[0, 1]$, 其影响甚微, 不作处理。归一化后样本数据见表 2。表 3 为检测样本。

表 1 部分训练样本

样本编号	重度/(kN·m ⁻³)	粘聚力/kPa	内摩擦角/(°)	边坡角/(°)	边坡高/m	孔隙压力比	安全系数	边坡状态
1	22.4	10.0	35.0	45	10	0.40	0.90	0
2	20.0	20.0	36.0	45	50	0.50	0.83	0
3	20.0	0.1	36.0	45	50	0.25	0.79	0
4	20.0	0.1	36.0	45	50	0.50	0.67	0
5	22.0	0.0	40.0	33	8	0.35	1.45	1
6	24.0	0.0	40.0	33	8	0.30	1.58	1
7	20.0	0.0	24.5	20	8	0.35	1.37	1
8	18.0	0.0	30.0	20	8	0.30	2.05	1

表 2 归一化处理后的训练样本

样本编号	重度	粘聚力	内摩擦角	边坡角	边坡高	孔隙压力比	安全系数	边坡状态
1	0.077 7	-0.705 9	0.750 0	0.724 1	-0.974 8	0.400 0	0.900 0	0.000 0
2	-0.170 9	-0.411 8	0.800 0	0.724 1	-0.806 7	0.500 0	0.830 0	0.000 0
3	-0.170 9	-0.997 1	0.800 0	0.724 1	-0.806 7	0.250 0	0.790 0	0.000 0
4	-0.170 9	-0.997 1	0.800 0	0.724 1	-0.806 7	0.500 0	0.670 0	0.000 0
5	0.036 3	-1.000 0	1.000 0	-0.103 4	-0.983 2	0.350 0	1.450 0	1.000 0
6	0.243 5	-1.000 0	1.000 0	-0.103 4	-0.983 2	0.300 0	1.580 0	1.000 0
7	-0.171 0	-1.000 0	0.225 0	-1.000 0	-0.983 2	0.350 0	1.370 0	1.000 0

续表 2

样本编号	重度	粘聚力	内摩擦角	边坡角	边坡高	孔隙压力比	安全系数	边坡状态
8	-0.378 2	-1.000 0	0.500 0	-1.000 0	-0.983 2	0.300 0	2.050 0	1.000 0
9	0.554 4	0.176 5	0.750 0	0.586 2	0.747 9	0.250 0	1.150 0	0.000 0
10	0.554 4	0.470 6	1.000 0	0.517 2	0.693 3	0.250 0	1.440 0	1.000 0
11	0.554 4	0.029 4	0.750 0	0.517 2	0.491 6	0.250 0	1.270 0	1.000 0
12	0.554 4	0.102 9	0.750 0	0.227 6	0.327 7	0.250 0	1.240 0	1.000 0
13	0.554 4	-0.058 8	0.650 0	0.558 6	0.247 9	0.250 0	1.160 0	0.000 0
14	0.554 4	-0.058 8	0.650 0	0.531 0	0.797 5	0.250 0	1.300 0	1.000 0
15	0.585 5	-0.588 2	0.550 0	0.448 3	-0.554 6	0.250 0	1.249 0	1.000 0
16	0.585 5	-0.073 5	0.485 0	0.448 3	-0.449 6	0.250 0	1.245 0	1.000 0
17	0.585 5	-0.705 9	0.950 0	0.379 3	0.958 0	0.250 0	1.434 0	1.000 0
18	0.347 2	0.352 9	0.750 0	0.862 1	0.844 5	0.250 0	1.280 0	1.000 0
19	0.347 2	0.352 9	0.750 0	0.655 2	0.810 9	0.250 0	1.370 0	1.000 0
20	-0.326 4	-0.264 7	-1.000 0	-0.310 3	-0.991 6	0.250 0	1.090 0	0.000 0
22	0.077 7	-0.705 9	0.750 0	-0.310 3	-0.974 8	0.250 0	2.000 0	1.000 0
23	-0.025 9	-0.705 9	0.517 0	-0.310 3	-0.932 8	0.250 0	1.700 0	1.000 0
24	0.036 3	-0.411 8	0.800 0	0.724 1	-0.806 7	0.250 0	0.890 0	0.000 0
25	-1.000 0	-1.000 0	0.500 0	0.034 5	-1.000 0	0.250 0	1.460 0	1.000 0
26	-1.000 0	-1.000 0	0.500 0	0.724 1	-0.983 2	0.250 0	0.800 0	0.000 0
27	-1.000 0	-1.000 0	0.500 0	0.034 5	-1.000 0	0.250 0	1.440 0	1.000 0
28	-1.000 0	1.000 0	0.850 0	1.000 0	-0.174 4	0.250 0	1.200 0	0.000 0
29	-0.170 9	-0.411 8	0.800 0	0.724 1	-0.806 7	0.250 0	0.960 0	0.000 0
30	0.554 4	0.176 5	0.750 0	0.869 0	0.210 1	0.250 0	1.150 0	0.000 0
31	0.347 2	0.617 6	0.800 0	0.689 7	0.239 5	0.250 0	1.550 0	1.000 0
32	0.585 5	-0.705 9	0.950 0	0.379 3	1.000 0	0.250 0	1.445 0	1.000 0

表 3 检测样本

样本编号	重度/(kN·m ⁻³)	粘聚力/kPa	内摩擦角/(°)	边坡角/(°)	坡高/m	孔隙压力比	安全系数	边坡状态
33	27.3	26.0	1	50	92.0	0.25	1.246	1
34	22.0	10.0	36	45	50.0	0.25	1.020	0
35	26.0	50.0	45	30	200.0	0.25	1.200	0
36	25.0	46.0	35	46	432.0	0.25	1.230	1
37	27.3	16.8	28	50	90.5	0.25	1.252	1
38	27.3	10.0	39	41	511.0	0.25	1.470	1

2.3 改进 BP 神经网络与未改进网络对比

用未改进的 BP 神经网络与改进后的 BP 神经网络分别对表 2 中数据进行训练,对表 3 的数据进行检测。结果显示:未改进的 BP 神经网络需 9 970

步才能收敛,改进后的 BP 神经网络仅经过 518 步训练即收敛,收敛更快,说明引入动量项和自适应学习率可大大节省边坡稳定性预测时间。两种模型的预测结果与实际安全系数对比见图 2。

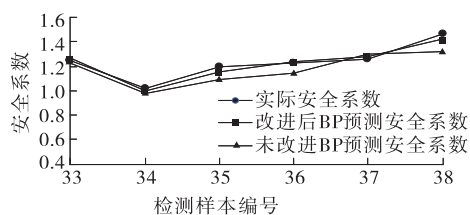


图2 边坡安全系数对比

由图2可知:未改进的BP神经网络误差大,改进后的BP神经网络预测安全系数更接近实际值,准确率更高,说明引入动量项和自适应学习率可提高预测模型的准确度。

将该改进模型预测方法用于安化某高速公路右侧挖方边坡稳定性预测,通过分析该边坡的实际土体参数,得出安全系数为1.1203,状态为破坏。预测结果与边坡的实际情况相吻合,说明该模型用于预测边坡稳定性可行,对实际工程具有借鉴价值。边坡预测稳定性系数小于边坡安全系数1.2,建议对该边坡采用抗滑桩或抗滑挡墙进行治理,防止边坡破坏危及道路施工和运营安全。

3 结论

(1) 边坡工程稳定性预测分析中,采用引入动量项和自适应学习率的改进BP神经网络的收敛速度明显加快,可节省时间,且其预测误差更小,准确度更高。

(2) 改进预测模型用于边坡稳定性预测可行,可为工程设计和施工提供参考,便于对边坡及时进行处理。

(3) 安化某高速公路边坡的预测稳定系数为1.12,小于边坡安全系数1.2,建议采用抗滑桩或抗滑挡墙及时对边坡进行治理。

参考文献:

- [1] 栾婷婷,谢振华,张雪冬.露天矿山高陡边坡稳定性分析及滑坡预警技术[J].中国安全生产科学技术,2013,9(4).
- [2] 王晓东,陈守龙.路基边坡稳定性有限元数值分析[J].安徽建筑,2011,18(1).
- [3] 郭钟群,余金勇,彭道强,等.基于BP神经网络的边坡稳定性分析[J].铜业工程,2013(6).
- [4] 陈建宏,郑荣凯,陈浩.基于PCA和BP神经网络边坡稳定性分析[J].中国安全生产科学技术,2014,10(5).
- [5] 程伟华,乔登攀,张磊,等.BP神经网络在露天矿边坡稳定性分析中的应用[J].矿冶,2012,21(2).
- [6] 王小川,史峰,郁磊,等.MATLAB神经网络43个案例分析[M].北京:北京航空航天大学出版社,2011.
- [7] 张月琴,刘翔,孙先洋.一种改进的BP神经网络算法与应用[J].计算机技术与发展,2012,22(8).
- [8] 刘莉,刘强,刘大鹏.引入动量项的变步长BP神经网络预测算法[J].探测与控制学报,2015,37(5).
- [9] 张华节,李瑾.学习速率连续变化的BP神经网络算法[J].四川兵工学报,2011,32(4).
- [10] 付义祥,刘世凯,刘大鹏.RBF神经网络在边坡岩体稳定性中的预测研究[J].武汉理工大学学报:交通科学与工程版,2003,27(2).
- [11] JTG E40—2007,公路土工试验规程[S].

收稿日期:2017—05—16

(上接第89页)

相关要求。

参考文献:

- [1] 何敏.级配碎石基层沥青路面受力特性研究[D].西安:长安大学,2009.
- [2] 李君.高等级公路柔性基层级配碎石的研究[D].大连:大连理工大学,2004.
- [3] C P Valkering, F D R Stapel, J Li jzenga. The shell pavement design method on a personal computer[A]. Proceedings of 7th International Conference on Asphalt Pavement[C].1992.
- [4] 王修山.级配碎石沥青路面材料与结构特性研究[D].西安:长安大学,2010.
- [5] 钟梦武,吴善周.级配碎石回弹模量试验方法研究[J].

公路,2007(6).

- [6] JTG D50—2006,公路沥青路面设计规范[S].
- [7] JTG E60—2008,公路路基路面现场测试规程[S].
- [8] 柳音.级配碎石柔性基层性能试验研究[D].重庆:重庆交通大学,2008.
- [9] JTG E40—2007,公路土工试验规程[S].
- [10] 陈艳琼.级配碎石柔性基层路用性能控制[J].福建建材,2012(11).
- [11] 郝丕琳.辽宁省普通公路沥青路面级配碎石基层的路用性能研究[D].沈阳:沈阳建筑大学,2011.
- [12] 周卫峰,李彦伟,张秀丽,等.基于振动成型的级配碎石路用性能及设计标准[J].重庆交通大学学报:自然科学版,2009,28(3).

收稿日期:2017—05—29