

基于栈式自编码器的土质边坡失稳风险评估

于 锦, 谭 飞, 仝德富, 郭永楠, 马邦闯

(中国地质大学工程学院(武汉), 湖北 武汉 430074)

摘 要: 运用传统方法开展边坡失稳风险评估时面临着计算量大、处理过程复杂等问题。基于深度学习理论, 提出一种快速评估土质边坡失稳风险的方法。考虑影响土质边坡稳定性的 9 个主要影响因素, 利用栈式自编码器进行训练和测试, 并采用误差反向传播算法计算误差的传递, 在多次训练中优化网络参数, 获得最优网络模型。经过测试表明: 建立的模型经过训练后能够快速、准确地确定边坡失稳的风险等级。该方法摆脱了传统风险评估方法中复杂、冗长的数据预处理和确定权重的过程, 可为边坡及其他工程风险等级的快速评估提供新的思路。

关键词: 土质边坡; 失稳风险评估; 风险等级; 栈式自编码器; 深度学习

中图分类号: X93; TU43 文献标识码: A DOI: 10.13578/j.cnki.issn.1671-1556.2020.05.023

Instability Risk Assessment of Soil Slope Based on Stacked Autoencoder

YU Jin, TAN Fei, TONG Defu, GUO Yongnan, MA Bangchuang

(Faculty of Engineering, China University of Geoscience(Wuhan), Wuhan 430074, China)

Abstract: To overcome the existing problem in assessing instability risk grade of slope, such as huge calculations, complex data processing and so on, this paper proposes a new method to rapidly assess risk of soil slope instability based on deep learning. The stacked autoencoder in deep learning model is applied to construct predictive model after training and test considering the nine main factors of soil slope stability. The calculating error is propagated by back propagation algorithm. After a considerable training, an optimal model is obtained, and the test results show that the instability risk grade of soil slope can be assessed quickly and accurately. The proposed method avoids the complicated processes of data processing and weights determination. The research results provide new ideas for rapid assessment of slope and other engineering risk grade.

Key words: soil slope; instability risk assessment; risk grade; stacked autoencoder; deep learning

边坡失稳产生的滑坡灾害同地震灾害、火山灾害一样已经成为影响人类生存和发展的三大地质灾害之一。我国每年由于各种滑坡造成的经济损失高达 200 亿元^[1]。因此, 开展边坡风险管理, 有效地判断出边坡的风险等级, 指导边坡的施工, 并降低施工风险, 确保生产安全具有重大的意义。

在边坡失稳风险评估方面, 国内外学者进行了大量的研究。如 Li 等^[2] 基于有限元与可靠度理论确定了边坡最危险滑裂面和滑动体体积, 据此定量分析了边坡风险的影响因素和损失; Xiao 等^[3] 提出

了一种辅助随机有限元法, 在考虑土体性质空间变异性的情况下, 可有效地对三维边坡进行可靠性分析和风险评估; Zhang 等^[4] 基于层次分析法和模糊识别理论建立了膨胀土边坡失稳风险分析模型; Ferrero 等^[5] 基于精确的地质结构调查, 评估了边坡稳定性条件; Pinheiro 等^[6] 通过对影响边坡的 9 个参数分配权重计算得到边坡质量系数, 并根据经验划定边坡质量系数等级, 进而评估边坡失稳风险; Macciotta 等^[7] 量化计算了边坡失效的风险, 力求最小化边坡失效风险评估过程中的不确定性因素;

收稿日期: 2020-03-27 修回日期: 2020-09-07

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金项目(CUGCJ1821、CUG170645); 国家自然科学基金项目(41920104007、51879245、11672360)

作者简介: 于 锦(1995—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为边坡风险评估。E-mail: yujinswpu@163.com

Mori 等^[8]基于地形数据,提出了一种在暴雨工况下边坡失稳风险评估模型;李东升^[9]将可靠度理论与风险评估结合,以决策树作为分析工具,在考虑边坡工程投资和相应风险的基础上,进行边坡工程风险决策,在一定程度上消除了决策过程中人为因素的影响,使决策更具科学性;张雷等^[10]在分析高等级公路边坡工程风险因子的基础上,应用层次分析法对边坡失稳风险等级进行了评估研究;何海鹰等^[11]基于层次分析法,利用岩质边坡风险的诸多影响因素建立了岩质高边坡风险评估指标体系;梁涛等^[12]基于模糊层次分析法原理、步骤和 MATLAB 语言环境,通过需求分析、界面设计、代码编写、功能模块设计等流程,研发出公路边坡风险评估软件 RASlope;李典庆等^[13]基于子集模拟的边坡风险评估的高效随机有限元法,推导出基于子集模拟的边坡失效概率和失效风险的计算公式。

上述研究中,大多采用模糊集理论、层次分析法、有限元理论等建立了边坡失稳风险评估模型,或是采用概率论方法计算边坡失效概率并确定边坡失稳风险等级,或是考虑一些特殊工况下边坡风险的影响因素,而在确定边坡风险影响因素的权重值或概率时,通常采用专家打分法、头脑风暴法、事故树分析法、频率统计法等方法,其中一些方法存在许多人为主观因素的影响,且计算权重的过程也较为繁琐。

深度学习源自于机器学习,是一门人工智能科学。机器学习发展至今,最重要的网络模型即人工神经网络模型。深度学习是人工神经网络的进一步深入,也称为深度神经网络,它较普通 BP 神经网络具有更深的结构层次、更多的激活函数种类、更多的模型结构、更加智能等特点,主要包括卷积神经网络^[14]、深度信念网络^[15]、循环神经网络^[16]、自编码器神经网络^[17]等。其中,自编码器神经网络能降低数据维度,获取最优初始参数,是一种无监督学习的神经网络,它可以不断地调整参数以重构经过压缩的输入样本。而栈式自编码器是自编码器的一种多层组合,当维度压缩到合适的状态、参数足够优化时,将多个自编码器连接可得到栈式自编码器。本文基于深度学习模型——栈式自编码器开展了土质边坡失稳风险评估研究,可快速评估土质边坡失稳风险,并克服了传统方法计算量大、处理过程复杂等缺陷,以提高边坡风险管理效率。

1 土质边坡稳定性影响因素的确定

影响土质边坡稳定性的因素较多,一般基于最主

要的控制性因素开展土质边坡稳定性研究。如夏元友等^[18]以土体容重、黏聚力、内摩擦角、边坡角、边坡高度、孔隙水压力(孔隙水压力系数)6个主要因素为研究对象,应用 RBF 神经网络开展了土质边坡稳定性影响因素的敏感性分析;冯夏庭等^[19]同样基于上述6个土体参数,应用 BP 神经网络开展了土质边坡稳定性评价;高超等^[20]以上述6个土体参数中的5个土体参数为研究对象,应用神经网络开展了黄草坝古滑坡稳定性研究。可见,上述6个因素是影响土质边坡稳定性的最主要因素。此外,夏季暴雨时节往往是滑坡灾害发生的高发时期,因此水的影响不可忽视;地震对土质边坡的影响同样巨大,强震之下土体振动液化时有发生;人类生产生活也会加剧滑坡风险。因此,本文基于上述影响土质边坡稳定性的6个主要土体参数以及年均降雨量、抗震烈度、人类活动共9个因素,开展了土质边坡失稳风险评估研究。

在对土质边坡稳定性各影响因素的风险等级进行划分时,应做到合理布局,风险等级划分过多、过于细化,则会使数据处理过程较复杂,模型训练耗时加大,不利于工程应用;若风险等级划分过少、过于简单,则针对性、差异性不强,总风险评级结果则不具参考价值。土质边坡稳定性的风险等级划分后采用类似二进制方式进行标定处理,方便数据在模型中的输入和输出,有利于提高模型的训练效率和预测结果的准确性。本文在详细阅读和分析相关文献^[21-25]的基础上,将土质边坡失稳风险分为3级,1~3级边坡失稳风险程度递增(见表1),并采用类似二进制方式对每个风险等级进行标定,标定值见表1;分别将上述9个影响因素划分为4~5个风险等级,也采用类似二进制方式对各影响因素的每个风险等级进行标定,其标定值见表2。

表1 土质边坡失稳风险的分级与标定

Table 1 Grading and calibration of instability risk of soil slope

风险等级	风险特征	标定值
1级	低度风险	001
2级	中度风险	010
3级	高度风险	100

表2 土质边坡稳定性影响因素风险的分级与标定

Table 2 Risk grading and calibration of stability factors of soil slope

影响因素	风险等级	标定值
重度 A	$A \leq 15 \text{ m}$	00001
	$15 \text{ m} < A \leq 20 \text{ m}$	00010
	$20 \text{ m} < A \leq 25 \text{ m}$	00100
	$25 \text{ m} < A \leq 30 \text{ m}$	01000
	$A > 30 \text{ m}$	10000

续表 2

影响因素	风险等级	标定值
黏聚力 B	$B > 20$ kPa	0001
	$18 \text{ kPa} < B \leq 20 \text{ kPa}$	0010
	$16 \text{ kPa} < B \leq 18 \text{ kPa}$	0100
	$B \leq 16$ kPa	1000
内摩擦角 C	$C > 30^\circ$	0001
	$20^\circ < C \leq 30^\circ$	0010
	$10^\circ < C \leq 20^\circ$	0100
	$C \leq 10^\circ$	1000
边坡角 D	$D \leq 15^\circ$	0001
	$15^\circ < D \leq 30^\circ$	0010
	$30^\circ < D \leq 60^\circ$	0100
	$D > 60^\circ$	1000
边坡高度 E	$E \leq 5$ m	0001
	$5 \text{ m} < E \leq 10 \text{ m}$	0010
	$10 \text{ m} < E \leq 15 \text{ m}$	0100
	$E > 15$ m	1000
孔隙水压力系数 F	$F \leq 0.25$	0001
	$0.25 < F \leq 0.5$	0010
	$0.5 < F \leq 1$	0100
	$F > 1$	1000
年平均降雨量 G	$G < 100$ mm	000001
	$100 \text{ mm} \leq G < 200 \text{ mm}$	000010
	$200 \text{ mm} \leq G < 500 \text{ mm}$	000100
	$500 \text{ mm} \leq G < 1\ 000 \text{ mm}$	001000
	$1\ 000 \text{ mm} \leq G < 1\ 500 \text{ mm}$	010000
抗震烈度 H	雨量 $\geq 1\ 500$ mm	100000
	$H \leq 6^\circ, 0.05 g$	0001
	$H = 7^\circ, 0.10 g$	0010
	$H = 7^\circ, 0.15 g$	0100
	$H \geq 8^\circ, 0.20 g$	1000
人类活动	人流车流少, 无开挖扰动	0001
	人流车流一般, 偶尔开挖扰动	0010
	人流车流较大, 开挖扰动较多	0100
	人流车流量大, 开挖扰动频繁	1000

2 栈式自编码器网络结构

栈式自编码器由自编码器堆叠构成。自编码器包括编码和解码两个部分, 数据先通过输入层进入中间层进行编码, 然后压缩成更低维度的数据, 从中提取数据特征, 最后进入重构层解码还原数据, 见图 1。经过多组数据训练后, 模型可学习到数据的特征及其映射关系。输入数据 x^i 的编码过程如下式:

$$y^j = f[(w^{ij})^T x^i + b^j] \quad (1)$$

式中: $x^i = [x_1^i, x_2^i, \dots, x_n^i]$ 为输入层 i 的输入向量; $y^j = [y_1^j, y_2^j, \dots, y_m^j]$ 为中间层 j 上的输出向量, 即编码结果; $w^{ij} = [w_1^{ij}, w_2^{ij}, \dots, w_m^{ij}]$ 为输入层 i 与中间层 j 的连接权重矩阵; b^j 为中间层神经元上偏置值向量; $f(\cdot)$ 为激活函数。目前, 在深度学习方面应用广泛的激活函数有 Sigmoid 函数、Tanh 函数和 Relu 函数, 其函数式分别如下:

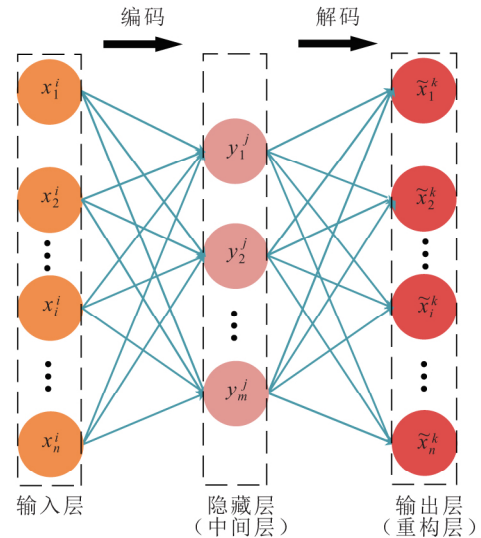


图 1 自编码器(三层结构)

Fig. 1 Autoencoder (three-layer structure)

$$f(x) = \frac{1}{(1 + e^{-x})} \quad (2)$$

$$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (3)$$

$$f(x) = \max(0, x) \quad (4)$$

由上述 3 个函数式可知, Sigmoid 函数的值域为 $[0, 1]$, Tanh 函数的值域为 $[-1, 1]$, Relu 函数的值域为 $[0, +\infty]$ 。而本文对各影响因素值进行标定后, 每个因素都被转换为 0、1 表示, 因此应用 Sigmoid 函数作为本模型的激活函数是合适且可行的, 见图 2。

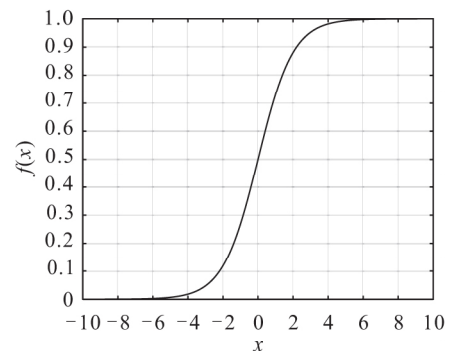


图 2 Sigmoid 函数

Fig. 2 Sigmoid function

中间层与重构层之间的解码过程如下式:

$$\bar{x}^k = f[(w^{jk})^T y^j + b^k] \quad (5)$$

式中: $\bar{x}^k = [\bar{x}_1^k, \bar{x}_2^k, \dots, \bar{x}_n^k]$ 为重构层输出向量, 即解码结果; $w^{jk} = [w_1^{jk}, w_2^{jk}, \dots, w_n^{jk}]$ 为中间层 j 和重构层 k 之间的连接权重矩阵; b^k 为重构层神经元上偏置值向量。

经过上述的编码和解码过程,得到重构值 \hat{x} ,再采用误差反向传播算法调整连接权重 w 和偏置值 b ,不断地迭代上述过程直至误差函数收敛于极小值。误差函数可使用如下代价函数[见公式(6)]或交叉熵代价函数[见公式(7)]:

$$E = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N \|x_i^i - \hat{x}_i^k\|^2 \quad (6)$$

$$E = - \sum_{i=1}^N [x_i^i \log \hat{x}_i^k + (1 - x_i^i) \log (1 - \hat{x}_i^k)] \quad (7)$$

式中: x_i^i 和 \hat{x}_i^k 分别表示 x^i 和 \hat{x}^k 的第 i 个元素。

重构层误差项计算公式为

$$\delta^k = \frac{\partial E}{\partial \hat{x}^k} f'(z^k) \quad (8)$$

式中: δ^k 为重构层 k 上的误差项; z^k 为重构层的输入值。

中间层误差项计算公式为

$$\delta_i^j = [(w_i^{jk})^T \delta_i^k] \odot f'(z_i^j) \quad (9)$$

式中: δ_i^j 为中间层 j 上第 i 个神经元的误差项; z_i^j 为中间层 j 上第 i 个神经元的输入值; \odot 为向量的点积运算符,表示每个元素相乘。

依据上面公式计算得到的误差项需进行连接权值和偏置值的修正。

重构层权值的修正公式为

$$w^{jk}(n+1) = w^{jk}(n) + \eta \cdot \delta^k \cdot y^j \quad (10)$$

式中: η 为学习效率; n 为权重 w 被修正的次数。

中间层权值的修正公式为

$$w^{jk}(n+1) = w^{jk}(n) + \eta \cdot \delta^j \cdot x^i \quad (11)$$

重构层偏置的修正公式为

$$b^k(n+1) = b^k(n) + \eta \cdot \delta^k \quad (12)$$

中间层偏置的修正公式为

$$b^j(n+1) = b^j(n) + \eta \cdot \delta^j \quad (13)$$

输入一个样本数据即进行一次上述运算时,则表示完成了一个样本数据的学习。遍历一次训练样本,即完成一次训练。当重构值与输入值之间的误差达到要求精度,停止模型训练,输入测试样本,进行泛化能力测试。

基于上述自编码器构建的栈式自编码器的一般结构分别由第一个、第二个自编码器输入层和中间层,第三个自编码器的中间层和重构层堆叠构成,见图 3。堆叠各个部分前,需要将各个自编码器单独训练,训练自编码器的数量由训练误差和数据复杂度共同决定,其训练过程见图 4。从第二层开始,第一个编码器的输出 feat1 即编码结果将作为第二个编码器的输入,第二个编码器的输出 feat2 将作为

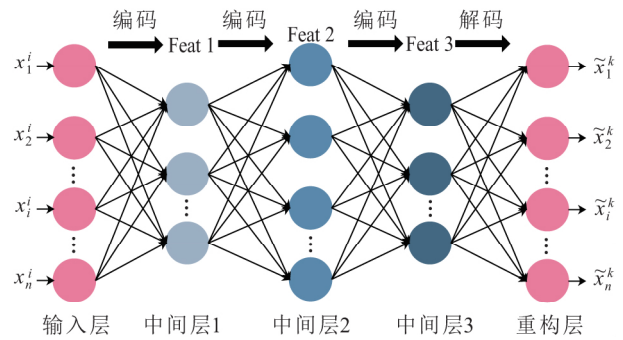


图 3 栈式自编码器结构

Fig. 3 Structure of stacked autoencoder

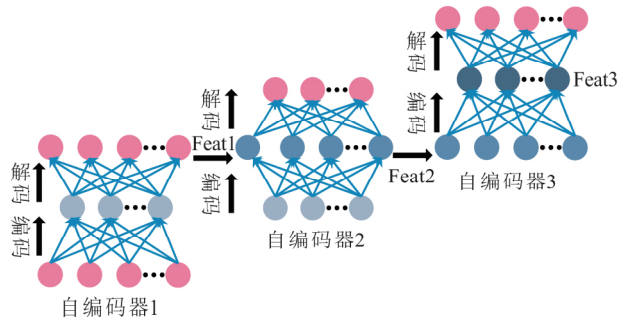


图 4 栈式自编码器的训练过程

Fig. 4 Training process of stacked autoencoder

第三个编码器的输入,后续反复地将前一个自编码器的中间层作为后一个自编码器的输入层进行迭代训练。本文将最后解码层替换为激活函数为 $f(x_i^i) = e^{x_i^i} / \sum_i e^{x_i^i}$ 的 softmax 分类层,以达到风险评级的目的。

3 模型构建与训练

本次研究从某高速公路施工便道边坡和湖北秭归县、巴东县等边坡工程收集了 44 个边坡样本,边坡样本土体以粉质黏土为主,土体容重介于 $10 \sim 24 \text{ kN/m}^3$,边坡高度介于 $1 \sim 75 \text{ m}$,边坡角介于 $20^\circ \sim 75^\circ$,黏聚力介于 $10 \sim 25 \text{ kPa}$,内摩擦角介于 $0^\circ \sim 45^\circ$,孔隙水压力系数介于 $0 \sim 1$ 。地震、降雨和人类活动频度依据边坡所在地的实际情况确定。为了避免模型训练过程产生过拟合、精度不高等问题,借鉴深度学习中数据增强(Data Augmentation)的方法将样本集数据增强到 156 个。数据增强的目的是让有限的样本产生更多的等价数据,增加训练样本的数量和多样性(噪声数据),提升模型鲁棒性^[26]。数据增强方法在图像识别等深度学习模型中应用较为广泛,主要操作方法包括几何变换(旋转、翻转、裁剪、拼接等)、色彩空间变换、随机擦除、对抗训练、神

经风格迁移等。通过生成随机数为样本序号,随机划分 136 个训练样本和 20 个测试样本,并依据表 1 和表 2 对样本数据进行标定处理。

对样本数据标定之后,输入数据维数由 9 变为 39,输出数据维数为 3。初步拟定使用一个编码器,样本数据将由 39 个维度(39 个神经元)降低到 18 个维度(18 个神经元),再经分类层(3 个神经元)输出,见图 5。自编码器的激活函数采用 Sigmoid 函数,分类层采用 Softmax 函数,自编码器单独的无监督训练采用二次代价函数,即以公式(6)为误差函数,分类层训练和栈式自编码器有监督情况下的微调均采用交叉熵代价函数,即以公式(7)为误差函数。自编码器单独训练时,训练误差随迭代次数的变化见图 6。

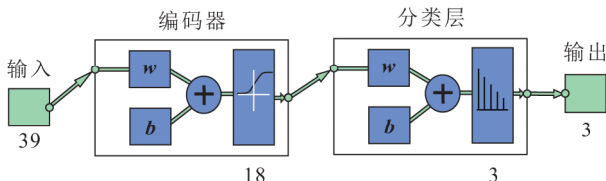


图 5 土质边坡失稳风险评估栈式自编码器
Fig. 5 Stacked autoencoder of instability risk assessment of soil slope

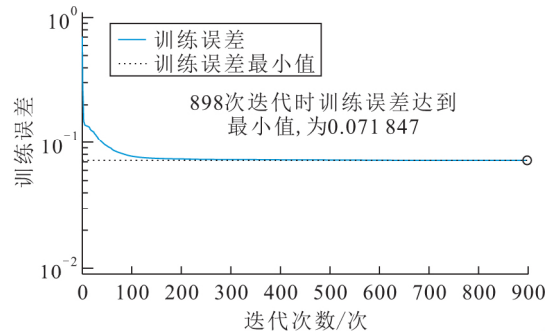


图 6 自编码器训练误差随迭代次数的变化
Fig. 6 Variation of training error of autoencoder with the number of iterations

由图 6 可见,当自编码器训练到 898 次时,训练误差最小值约为 0.07,可判定此时的精度基本达到要求,可结束训练。

4 模型泛化能力测试

经过训练后,对模型泛化能力进行测试,得到 20 个测试样本的预测输出值与目标值的对比以及模型泛化能力测试精度的混淆矩阵,见表 3 和图 7。

表 3 模型泛化能力测试结果

Table 3 Generalization ability test results of the model

样本序号	预测输出值	预测风险等级	目标值	目标风险等级
1	2.68×10^{-277}	1	3.81×10^{-161}	2 级
2	9.06×10^{-144}	1.26×10^{-10}	1	1 级
3	1.04×10^{-45}	1	1.32×10^{-18}	2 级
4	3.11×10^{-302}	1	1.55×10^{-162}	2 级
5	0.000 632 035	0.999 368	5.24×10^{-69}	2 级
6	4.41×10^{-114}	1	5.83×10^{-13}	2 级
7	0.000 147 065	0.999 853	5.12×10^{-172}	2 级
8	6.93×10^{-40}	1	3.54×10^{-32}	2 级
9	9.79×10^{-74}	9.39×10^{-17}	1	1 级
10	1.02×10^{-62}	0.258 866	0.741 133 807	2 级
11	3.58×10^{-43}	0.999 847	0.000 153 012	2 级
12	3.31×10^{-94}	2.20×10^{-28}	1	1 级
13	3.41×10^{-85}	1	2.54×10^{-165}	2 级
14	6.64×10^{-288}	1	2.38×10^{-103}	2 级
15	1.29×10^{-190}	1	2.16×10^{-80}	2 级
16	3.77×10^{-245}	1	2.92×10^{-21}	2 级
17	0.031 970 236	0.968 030	5.25×10^{-14}	2 级
18	0.999 836 806	0.000 163	8.39×10^{-96}	3 级
19	2.37×10^{-217}	1	2.41×10^{-39}	2 级
20	1.33×10^{-58}	0.999 999	8.70×10^{-7}	2 级

由表 3 和图 7 可见,本文提出的土质边坡失稳风险评估模型,获得了数值上 95% 的准确率;除 10 号样本未达到预期值外,其他样本均得到了高精度的预测

输出值。由此可见,本文应用栈式自编码器建立的土质边坡失稳风险评估模型是可行且有效的,可将该模型应用于土质边坡工程失稳的风险等级评估。

1 5.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
0 0.0%	15 75.0%	0 0.0%	100% 0.0%
0 0.0%	1 5.0%	3 15.0%	75.0% 25.0%
100% 0.0%	93.8% 6.3%	100% 0.0%	95.0% 5.0%

目标值

图 7 模型泛化能力测试精度的混淆矩阵

Fig. 7 Confusion matrix of accuracy of generalization ability test accuracy of the model

5 结论与建议

本文基于栈式自编码器深度学习模型,提出了一种快速评估土质边坡失稳风险的方法,主要得到以下结论:

(1) 运用栈式自编码器建立的土质边坡失稳风险评估模型具有计算速度快、评估结果客观性高等特点,并获得了数值上 95% 的准确率,说明应用深度学习模型构建风险评估模型进行土质边坡失稳风险评估是可行且有效的。

(2) 本文提出的方法仅需依据工程勘察资料,获取边坡稳定性的 9 个影响因素后,即可快速预测得到边坡失稳的风险等级。由于边坡状态会随着气候、人类活动等外界因素而发生变化,运用本方法可在边坡的不同阶段和不同状态下,多次快速地确定边坡失稳的风险等级,从而为开展边坡全寿命风险管理节约了成本,加快了边坡失稳风险等级评估过程。

(3) 深度学习中有许多模型可以利用,将性能更佳的深度学习模型运用于边坡、隧道、地下空间工程的风险评估、变形预测、超前地质预报等研究,将可获得更多意义重大的研究成果,这也是今后的研究方向。

参考文献:

- [1] 谢全敏,边翔,夏元友. 滑坡灾害风险评价的系统分析[J]. 岩土力学,2005,26(1):71-74.
- [2] Li Z, Huang H, Nadim F, et al. Quantitative risk assessment of cut-slope projects under construction[J]. *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering*, 2010, 136(12): 1644-1654.
- [3] Xiao T, Li D Q, Cao Z J, et al. Three-dimensional slope reliability and risk assessment using auxiliary random finite element method[J]. *Computers and Geotechnics*, 2016, 79: 146-158.
- [4] Zhang J, He P, Xiao J, et al. Risk assessment model of expansive soil slope stability based on Fuzzy-AHP method and its engineering application[J]. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 2018, 9(1): 389-402.
- [5] Ferrero A M, Migliazza M, Roncella R, et al. Rock slopes risk assessment based on advanced geostructural survey techniques [J]. *Landslides*, 2011, 8(2): 221-231.
- [6] Pinheiro M, Sanches S, Miranda T, et al. A new empirical system for

rock slope stability analysis in exploitation stage[J]. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 2015, 76: 182-191.

- [7] Macciotta R, Martin C D, Morgenstern N R, et al. Development and application of a quantitative risk assessment to a very slow moving rock slope and potential sudden acceleration[J]. *Landslides*, 2016, 13(4): 765-785.
- [8] Mori T, Sugiyama T, Hosooka I, et al. Slope failure risk assessment modeling using topographic data and numerical calculation of soil conservation by tree root systems[J]. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing & Spatial Information Sciences*, 2019, IV-2/W5: 217-222.
- [9] 李东升. 基于可靠度理论的边坡风险评价研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2006.
- [10] 张雷, 顾文红, 王晓雪, 等. 高等级公路边坡工程风险因子识别及评估[J]. 地下空间与工程学报, 2007(增刊 1): 1265-1268, 1273.
- [11] 何海鹰, 胡甜, 赵健. 基于 AHP 的岩质高边坡风险评估指标体系[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2012, 43(7): 2861-2868.
- [12] 梁涛, 王浩, 泮俊, 等. 公路边坡风险评估软件 RASlope 的研发与应用[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2016, 27(1): 62-70.
- [13] 李典庆, 肖特, 曹子君, 等. 基于高效随机有限元法的边坡风险评估[J]. 岩土力学, 2016, 37(7): 1994-2003.
- [14] Lawrence S, Giles C L, Tsoi A C, et al. Face recognition: A convolutional neural-network approach[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1997, 8(1): 98-113.
- [15] Le Roux N, Bengio Y. Representational power of restricted Boltzmann machines and deep belief networks[J]. *Neural Computation*, 2008, 20(6): 1631-1649.
- [16] Hochreiter S, Schmidhuber J. Long short-term memory[J]. *Neural Computation*, 1997, 9(8): 1735-1780.
- [17] Hinton G E, Salakhutdinov R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. *Science*, 2006, 313(5786): 504-507.
- [18] 夏元友, 熊海丰. 边坡稳定性影响因素敏感性人工神经网络分析[J]. 岩石力学与工程学报, 2004, 23(16): 2703-2704.
- [19] 冯夏庭, 王泳嘉, 卢世宗. 边坡稳定性的神经网络估计[J]. 工程地质学报, 1995, 3(4): 54-61.
- [20] 高超, 滕伟福, 李才华, 等. 基于神经网络的黄草坝古滑坡稳定性评价[J]. 安全与环境工程, 2009, 16(6): 100-103.
- [21] 王浩, 林一夫, 梁涛, 等. 福建山区高速公路路堑高边坡风险分级方法研究[J]. 工程地质学报, 2016, 24(4): 492-500.
- [22] 何海鹰, 胡甜, 赵健. 基于 AHP 的岩质高边坡风险评估指标体系[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2012, 43(7): 408-415.
- [23] 魏爽. 三峡库区土质边坡风险性分析及安全评价[D]. 重庆: 重庆交通大学, 2012.
- [24] 谭鑫. 湖南省高速公路土质高边坡安全风险评估指标体系研究[D]. 长沙: 长沙理工大学, 2013.
- [25] 杜佃春, 唐承铁. 地震效应和孔隙水压力对边坡稳定性影响的上限分析[J]. 铁道科学与工程学报, 2015, 12(6): 1348-1352.
- [26] Lemley J, Corcoran P. Deep learning for consumer devices and services 4—A review of learnable data augmentation strategies for improved training of deep neural networks[J]. *IEEE Consumer Electronics Magazine*, 2020, 9(3): 55-63.

通讯作者: 谭 飞(1985—), 男, 博士, 教授, 主要从事岩土工程方面的教学和研究工作。E-mail: tanfei@cug.edu.cn