

文章编号: 0451-0712(2006)05-0131-04

中图分类号: TU413.6

文献标识码: B

人工神经网络与遗传算法的结合在土钉支护优化设计中的应用

刘大鹏^{1,2}, 周建中¹, 尤晓晔²

(1. 华中科技大学 武汉市 430074; 2. 北京交通管理干部学院 北京市 101601)

摘 要: 近年来, 由于智能化方法——人工神经网络和遗传算法所具有的种种优点, 其理论和应用研究得到工程界较广泛的关注。针对目前土钉支护优化设计中计算工作量大和求解时间长的问题, 提出了将神经网络与遗传算法结合进行求解的思想, 利用神经网络学习算法建立起输入参数(优化设计变量)和输出参数(安全系数最小值)之间的非线性映射关系, 当神经网络学习达到收敛条件时, 从映射关系就极易获得遗传算法求解优化问题所需的对应于给定设计变量的安全系数最小值的近似值, 以代替每次必须进行的最小安全系数求解。算例结果表明, 采用神经网络与遗传算法结合进行土钉最小长度优化求解所需要的时间大大减少, 而且具有良好的效果。

关键词: 土钉支护; 优化设计; 神经网络; 遗传算法

土钉支护技术由于具有造价低、施工快速简便、支护效果好等种种优点而在基坑开挖、边坡稳定等工程中得到了越来越广泛的应用, 而土钉支护优化

设计对于进一步减少工程造价具有实际应用价值, 因而受到广泛关注。

优化设计的目的通常是在保证工程安全可靠的

基金项目: 交通部科技教育司科研资助项目

收稿日期: 2006-02-22

参考文献:

湖南大学, 2003.

[1] 杜运兴. 预应力 CFRP 加筋土技术的应用与研究[D].

[2] JTJ 059-95, 公路路基路面现场测试规程[S].

A Study on Field Test of Prestressed CFRP Reinforced Earth Embankment

DU Yun-xing, SHANG Shou-ping, ZHOU Fen

(Civil Engineering College, Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract: The technology of prestressed CFRP reinforced earth is that carbon fabrics reinforced plastics (CFRP) is adopted as a material for reinforcement. Through lateral pressure is applied on sidewise soil by stretching and anchoring the end of CFRP strip, the stability and strength of the soil are improved. This technology is applied to Linxiang-Changsha Expressway. Subsidence observation and deflection tests for the test embankment are performed. The test results show that this technology can improve the rebound modulus of reinforced-earth embankment and speed up subsidence stability of reinforced-earth structure notably.

Key words: CFRP strip; reinforced earth; subsidence; field test

前提下,寻找造价最低的设计方案。目前,在进行土钉支护结构优化设计时,多采用遗传算法或改进的遗传算法进行求解^[1~3],也有单纯采用复合形法进行优化设计求解的^[4]。

然而,由于土钉支护的设计参数太多,如各层土钉长度及相应倾角、土钉水平间距和垂直间距、土钉直径及钢筋直径等,使优化设计求解复杂,并造成计算时间过长。即使只有4个设计变量(等土钉长度及倾角、等水平间距和垂直间距)的优化问题,采用改进的遗传进化——复合形算法求解,群体规模取 $N=100$,得到最优解时为第23代^[3],此优化计算相当于进行了2300次最小安全系数求解,可见计算量之大。

为了解决土钉支护优化设计中计算工作量大的问题,本文将神经网络与遗传算法结合,通过初始计算得到的设计变量与最小安全系数之间关系的样本集合,利用神经网络学习算法建立起结构设计参数与最小安全系数之间的非线性全局映射关系,从而获得遗传算法求解优化问题所需的目标函数近似值。计算表明,该方法只需较少的最小安全系数求解次数即可获得良好的优化解。

1 土钉支护优化设计的数学模型

土钉支护结构优化设计从数学角度来讲,就是建立一个以工程造价为目标函数,以工程设计的安全可靠性能指标等为约束条件的数学模型,寻求使目标函数最小的设计方案。如果工程造价与土钉长度成正比,则最优设计可以归结为如下一个二重优化的数学模型:

$$\min L = \sum l_i \quad (1)$$

$$\text{s. t. } \min F_s \geq K \quad (2)$$

式中: L 为整个支护工程中的土钉总长; l_i 为第 i 层土钉长度; F_s 为支护结构的安全系数; K 为满足设计规范的安全系数最小值。

由上述模型可以看出,约束条件式(2)中的 F_s 是求支护结构的最小安全系数,本身也是一个优化问题。本文采用基于瑞典条分法的计算公式^[5,6],并利用遗传算法进行最小安全系数求解。

如图1所示土钉支护边坡形状及滑动面,假定:(1)滑动面为圆弧面,破坏形式为主动土体绕圆心 C 产生微小转动;(2)滑动面上土的极限平衡条件符合Mohr—Coulomb破坏准则,土达到极限状态时,土钉达到抗拉或被拔出的极限状态;(3)忽略条块间的作用力

对边坡稳定性的影响;(4)土条宽度取得足够小,可认为土钉拉力作用在土条底边中点。则稳定安全系数为:

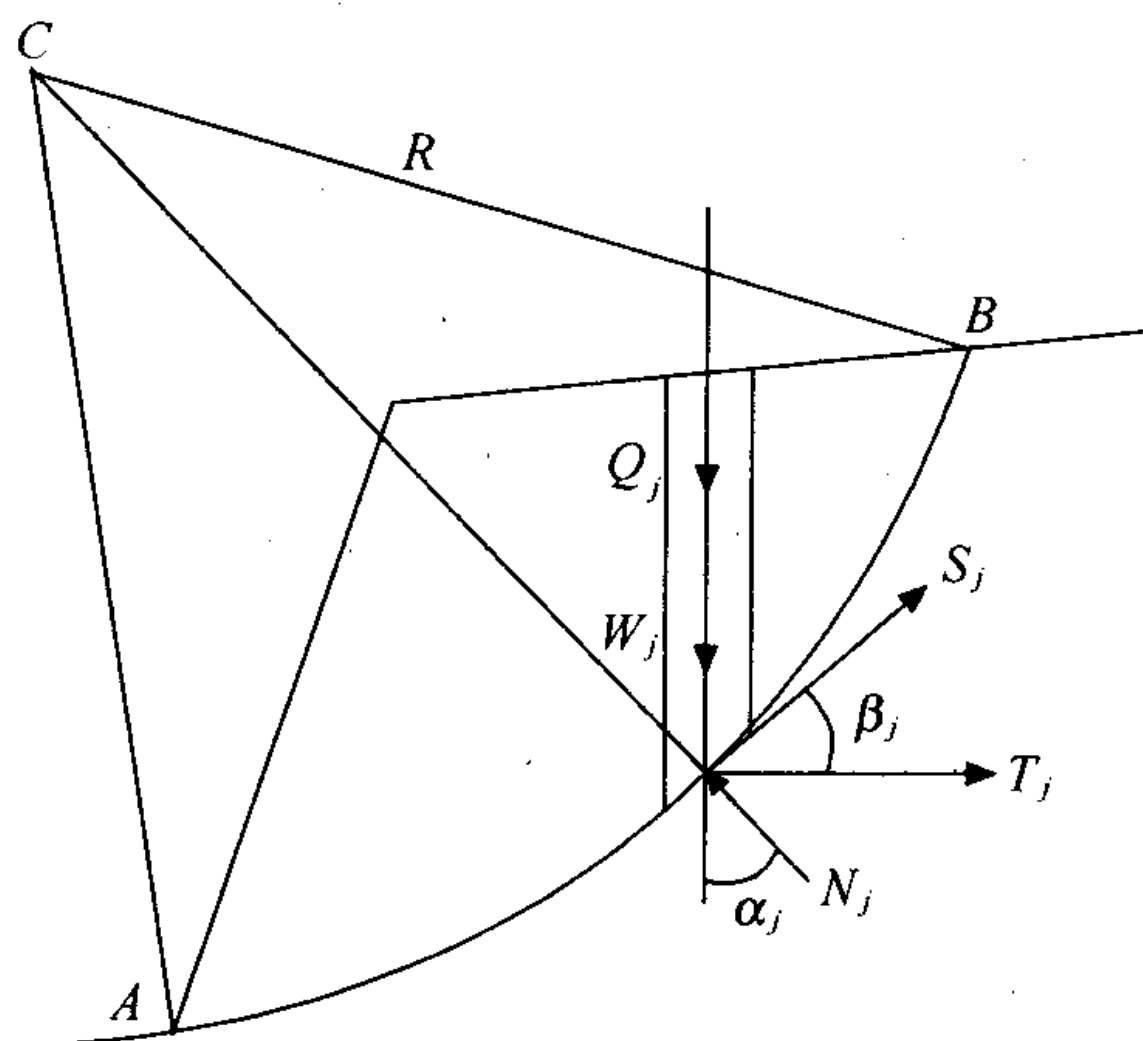


图1 土钉支护边坡及土条受力分析

$$F_s = \frac{\sum_{j=1}^n [c_j l_j + (W_j + Q_j) \cos \alpha_j \tan \varphi_j]}{\sum_{j=1}^n (W_j + Q_j) \sin \alpha_j + \frac{\sum_{L=1}^m \frac{T_L}{S_h} (\cos \beta_L + \sin \beta_L \tan \varphi_L)}{\sum_{j=1}^n (W_j + Q_j) \sin \alpha_j}} \quad (3)$$

式中: c_j 为土条 j 在滑动面处土体的粘聚力,kPa; φ_j 为内摩擦角, $^\circ$; α_j 为土条 j 在滑动面处的切线倾角, $^\circ$; l_j 为土条 j 的底边长,m; Q_j 为土条 j 上的超载; S_h 为土钉水平间距,m; β_L 为第 L 根土钉与滑动面切向的夹角, $^\circ$; φ_L 为第 L 根土钉在滑动面位置的土体内摩擦角, $^\circ$ 。

式(3)中滑动面上任一土钉的抗拉能力 T_L 按下列公式计算,并取其中的较小值。

土钉拔出强度条件为:

$$T_L = \pi D L_a \tau \quad (4)$$

土钉拉断强度条件为:

$$T_L = K_y \frac{\pi d^2}{4} f_y \quad (5)$$

式中: D 为孔径,m; d 为钉径,m; L_a 为土钉穿过滑面的锚固长度,m; f_y 为钢筋屈服强度,kPa; τ 为土钉抗拔界面粘结强度,kPa; K_y 为钢筋屈服强度的安全系数。

2 神经网络与遗传算法结合求解过程

人工神经网络是模仿生物脑结构和功能的一种信息处理系统,它由大量的、同时也是简单的非线性

处理单元按照人脑结构广泛互连而成,形成了一个复杂的网络系统。该系统具有信息的分布式存储和并行处理,良好的自适应性和自组织性,较强的学习、记忆、联想和识别功能,容错性好等特点。

神经网络的最大特点是只需样本数据而不需要建立数学模型,就能建立起输入与输出之间的非线性映射关系,这就为利用遗传算法进行优化求解奠定了基础。

遗传算法是建立在自然选择和自然遗传学机理基础上的迭代自适应概率搜索最优解的方法,它模拟自然界生物进化过程,体现了优胜劣汰的自然选择的优化思想,其算法的鲁棒自适应性强,可以找到全局优化解。

遗传算法与传统的优化求解方法相比,有几个明显的特点:

(1)不受搜索空间的限制,如导数的连续性或存在性,事实上,它不需要任何导数信息;

(2)同时搜索解空间内的许多点,并在优良点附近繁殖,而且寻优过程仍不断注意搜索解空间中的更优点,因而可避免传统优化方法仅收敛于局部最优解的不足,并求得全局最优解;

(3)寻优过程虽然具有随机性,但并不是在解空间中盲目地进行穷举式的搜索,而是一种启发式的搜索,其趋优的搜索轨迹,仅占解空间的很小部分,因而可避免过大的工作量。

将神经网络与遗传算法结合,进行土钉支护结构优化设计的主要步骤为:

(1)一次性进行若干具有不同设计参数的土钉支护最小稳定性安全系数求解,得到优化设计变量与稳定性安全系数之间的对应关系;

(2)将结构设计参数与稳定性安全系数的关系作为样本来训练神经网络,以获得设计参数与稳定性安全系数之间的非线性全局映射关系;

(3)建立优化模型,利用神经网络建立的映射关系计算目标函数值(近似值);

(4)利用遗传算法进行优胜劣汰的寻优搜索运算,求出最优解。

3 应用举例

某均质直立边坡,土体与土钉等参数见表1。土钉层数为5层,假设各层土钉倾角相等、长度不等,优化变量取各层土钉长度及其倾角共6个参数,为使边坡最小安全系数达到1.25,求优化解。

表1 边坡几何尺寸和土体参数

支护高度 H/m	9	第1排土钉到坡顶距离/m	1.0
墙面倾角/ $^{\circ}$	0	土钉屈服强度 f_y/MPa	310
孔径 D/m	0.10	土容重 $\gamma/(\text{kN} \cdot \text{m}^{-3})$	19
钉径 d/m	0.025	内摩擦角 $\varphi/(^{\circ})$	28
钉距 $S_y=S_h/\text{m}$	1.8	粘聚力 c/kPa	3
土钉层数	5	界面粘结强度 τ/kPa	80

注: S_y 为土钉的垂直间距。

神经网络学习所需的样本数据可以利用正交设计法^[7]获得设计变量空间,对6个设计变量的每个均取5个数值,因此可采用 $L_{25}(5^6)$ 即5水平6因素的25样本正交表。设计变量取值范围见表2。

表2 设计变量取值范围

变量	$L1/\text{m}$	$L2/\text{m}$	$L3/\text{m}$	$L4/\text{m}$	$L5/\text{m}$	$\theta/(^{\circ})$
取值范围	5~13	5~13	5~13	5~13	5~13	2~18

然而,由于各层土钉长度等参数与稳定性安全系数之间的强非线性关系,使得仅采用25个样本进行神经网络的学习,难以获得好的效果,因此,在5水平6因素的25样本正交表的基础上进行改进,形成125个样本的求解规模。即使这样,与纯粹采用遗传算法所需的最小安全系数求解次数相比,神经网络与遗传算法结合进行求解的计算时间也将大大减少。

神经网络与遗传算法结合求土钉支护优化解的具体过程如下:

(1)对正交设计获得的125组设计变量空间,采用遗传算法进行最小安全系数求解(第1次优化求解),从而获得125个供神经网络学习和训练的样本;

(2)采用3层BP神经网络对样本进行学习和训练,得到输入(各层土钉长度和土钉倾角)与输出(最小安全系数)之间的非线性全局映射关系,当神经网络的学习使各个元素(样本)的计算输出与实际输出的相对误差的绝对值小于2%时,认为网络收敛;

(3)利用训练好的神经网络权系数,计算不同设计变量下的最小安全系数近似值供遗传算法调用,然后通过遗传算法进行优胜劣汰的满足最小安全系数为1.25的土钉最小长度的筛选运算,当连续5代不再产生使目标函数更优的染色体,且新母代中的不同染色体种类数不大于10个时,终止遗传算法运算。

本文所选初始亲代集团的染色体为90个,由30个随机形成的染色体经随机交叉形成另外60个染色体组成。另外,突变数取5~8。

由于土钉长度和倾角均为实数(也可限制为整数),因此可以采用实数直接操作的遗传算法求解^[8]。对于实数变量而言,2个染色体 $\{\alpha_i, \beta_i\}$ 与 $\{\alpha_j, \beta_j\}$ 相同是指:对任意给定的 δ (本例取 $\delta=0.005$),满足 $|\alpha_i - \alpha_j| < \delta$ 和 $|\beta_i - \beta_j| < \delta$ 。

为了在土钉最小长度求解中提高搜索效率,可以利用上一代已经求出的满足最小安全系数为1.25的土钉最小总长度 TL_{\min} ,在下一代染色体的形成中进行处理,处理方法为:如果形成新一代染色体时产生的第 i 个染色体土钉总长度 $TL(i)$ 大于上一代已经求出的最小土钉总长度 TL_{\min} ,则进行变换,变换式为:

$$L(i, j) = \xi \times L(i, j) \times TL_{\min} / TL(i)$$

$$(i=1, 2, 3, \dots, 90)$$

式中: $L(i, j)$ 为新一代染色体集合中的第 i 个染色体的第 j 层土钉长度; $TL(i) = \sum L(i, j)$; $0.9 \leq \xi \leq 1$ 。

土钉支护结构优化设计问题的适应度函数可以取为:

$$\begin{cases} TL(i) & \text{if } \min F_s \geq K \\ TL(i)(1 + 2 \times (K - \min F_s)) & \text{else} \end{cases}$$

表3给出了将神经网络(NN)与遗传算法(GA)结合(NN+GA)进行土钉最小长度优化求解与纯粹采用遗传算法进行优化求解结果的比较。

表3 优化求解结果的比较分析

NN+ 整型GA	变量	$L1/m$	$L2/m$	$L3/m$	$L4/m$	$L5/m$	$\theta/(^{\circ})$	土钉总长	F_s 预测	F_s 实际
	取值	9	11	9	8	7	10	44	1.254	1.237
NN+ 实型GA	变量	$L1/m$	$L2/m$	$L3/m$	$L4/m$	$L5/m$	$\theta/(^{\circ})$	土钉总长	F_s 预测	F_s 实际
	取值	10.25	10.58	9.79	6.00	6.62	8.02	43.24	1.250	1.209
整型GA 变量	变量	$L1/m$	$L2/m$	$L3/m$	$L4/m$	$L5/m$	$\theta/(^{\circ})$	土钉总长	F_s 预测	F_s 实际
	取值	9	11	9	9	7	11	45	/	1.263
实型GA 变量	变量	$L1/m$	$L2/m$	$L3/m$	$L4/m$	$L5/m$	$\theta/(^{\circ})$	土钉总长	F_s 预测	F_s 实际
	取值	9.12	11.34	8.78	8.12	7.15	11.15	44.51	/	1.250

注:“ F_s 预测”表示采用神经网络与遗传算法结合求得的土钉最小长度优化解所对应的安全系数值;“ F_s 实际”表示利用神经网络与遗传算法结合求得的优化变量重新进行稳定性分析得到的最小稳定性安全系数。

从表3可见,要使最小稳定性安全系数值大于1.25,采用纯遗传算法进行优化求解得到的土钉总长至少为44.5 m,土钉最佳倾角约为11°。采用神经网络与遗传算法结合求解时,受神经网络训练精度所限,求得的土钉最小长度优化解所对应的安全系数预测值与实际值存在一定误差,但相差不大,与纯遗传算法求解得到的土钉总长非常接近,而且两者各层土钉长度分布规律相同。重要的是,采用神经网络与遗传算法结合进行土钉最小长度优化求解所需要的时间大大减少。

从表3还可以看出,各层土钉长度的最佳分布形式为:上部和中部土钉长,而下部的土钉短。

4 结语

神经网络学习算法与遗传算法结合进行土钉支护优化设计求解的重要优点是,只需少量样本建立起输入与输出之间的全局映射关系,从而得出不同设计变量下的最小安全系数近似值供遗传算法调用,这样可大大减少用其他优化方法寻求最小安全系数的计算次数,因而有效减少求解时间。当网络的

训练精度足够时,可以获得良好的优化效果。利用该法求解时需要注意的是,应该有相当的样本空间提供给神经网络学习和训练,使训练后的网络供遗传算法调用时不致产生过大误差。

参考文献:

- [1] 肖专文,龚晓南,谭昌明. 基坑土钉支护优化设计的遗传算法[J]. 土木工程学报,1999,32(3).
- [2] 贺可强,阳吉宝,王胜利. 遗传算法在土钉支护结构优化设计中的应用[J]. 岩土工程学报,2001,23(5).
- [3] 梧松,吴玉山. 土钉支护结构优化的改进遗传进化—复合形算法[J]. 岩土力学,2002,23(2).
- [4] 秦四清. 土钉支护结构优化设计[J]. 中国岩土,2000,(1).
- [5] 张明聚,宋二祥,陈肇元. 土钉支护设计的修正条分法[J]. 工程勘察,1997,(6).
- [6] 张明聚,宋二祥,陈肇元. 基坑土钉支护稳定分析方法及其应用[J]. 工程力学,1998,15(3).
- [7] 任露泉. 试验优化技术[M]. 北京:机械工业出版社,1987.
- [8] 黄豪,沈成武,雷建平. 一种连续变量的遗传算法[J]. 武汉交通科技大学学报,1999,23(2).