

利用神经网络进行近似分析的结构优化设计*

Structural Optimization Using Approximation Analysis by Neural Networks

李文勇

李泉永

Li Wenyong

Li quanyong

(桂林电子工业学院机电与交通工程系 桂林市金鸡路 541004)

(Dept. of Electronic Machinery & Traffic Engineering, Guilin Institute of Electronic Technology, Jingjilu, Guilin, Guangxi, 541004, China)

摘要 利用神经网络的高度并行和非线性映射的功能, 提出用多层 BP 网络描述任一弹性结构的应力、位移等量和结构设计变量之间的映射关系, 建立了基于神经网络的结构全局近似分析方法。利用复合形优化思想对 BP 网络进行设计和学习, 建立结构近似分析的神经网络模型。桁架算例分析表明, 利用神经网络进行近似分析的结构优化设计具有较高的设计精度和适应性。

关键词 神经网络 结构近似分析 复合形法 结构优化

中图法分类号 TB 115 TP 183

Abstract The mapping between the elastic structure's stress and displacement and its design variables with multi-layer BP networks is described using the high parallelity and nonlinear mapping of the Artificial Neural Networks (ANNs). An approach to the global Structural Approximation Analysis (SAA) is developed by ANNs. The idea of multiplex shape optimization method is introduced to design and train the neural networks, and then establish the ANNs' model for SAA. The example of truss shows the structural optimization using approximation analysis by ANNs has high precision and adaptability.

Key words neural networks, structural approximation analysis, multiplex shape method, structural optimization

一般的结构近似分析是利用一些设计点处的结构应力、位移以及应力和位移对设计变量的梯度, 进而求出一些新的设计点处的应力和位移。由于这种近似分析方法不仅需要已知设计点应力和位移的一阶梯度信息, 增加了一定的计算量, 而且是一种局部性的结构近似分析方法。随着设计变量的增多、区域的增大, 其近似分析的精度会急剧下降。

本文将利用神经网络的高度并行、非线性映射的功能, 提出了用多层 BP 网络来描述任一弹性结构的应力、位移等量和结构设计变量之间的映射关系, 从而来建立基于神经网络的结构全局近似分析方法^[1]。由于弹性结构的应力、位移与结构设计变量之间强非线性映射关系, 在设计这种近似分析的人工神经网络模型的权值和偏差时, 如果采用普通的 BP 算法必将导致网络进入某个局部结构点, 样本的

学习效率将会很低。文中将利用复合形优化的思想对 BP 网络进行设计和学习, 建立结构近似分析的神经网络模型, 并进行结构的近似分析。

1 基于人工神经网络的结构近似分析

1.1 理论基础

弹性结构的有限元分析即求出结构的应力 (σ) 与位移 (W) 等量与该结构的设计变量和外加载荷的映射关系, 这种单元刚度合成的映射关系是比较复杂的。所以要进行结构的近似分析, 首先要近似表示出结构的这种复杂的映射关系。

根据 Kolmogorov 多层神经网络映射存在定理^[2], 我们可以利用一个三层 (或者三层以上) 的 BP 网络建立结构的应力、位移等量与设计变量之间的全局映射模型; 然后将结构的设计点的变量作为网络模型的输入, 则其相应的输出即为结构在设计点的应力和位移的近似值。而神经网络模型对结构分析映射关系的近似程度则将决定了对结构设计点的近似分析

的精度。

1.2 结构近似分析的神经网络映射模型的建立

基于人工神经网络的结构近似分析模型的建立,主要取决于网络模型的结构参数——权值(W)和偏差(B)的求解。一般要通过对一系列样本点进行学习和训练,运用一定的学习算法找出使样本点的应力、位移实际值与网络模型输出值误差最小的一组权值和偏差,从而确定出结构近似分析的网络模型。具体步骤如下:

(1) 选择多层 BP神经网络结构,包括网络的层数、每层的神经元数和每层的激活函数。如图 1所示。

(2) 按照一定的概率密度遍历结构设计变量空间,选择有代表性的一定数量的结构设计点进行详细的有限元分析,将其设计变量和详细分析结果作为多层 BP网络模型样本点的输入和输出。

(3) 选择网络模型的初始结构参数

(4) 选择适当的全局性网络学习算法来对样本点进行学习,得到结构近似分析的网络模型的全局最优结构参数 W, B 。

(5) 进行结构的近似分析计算

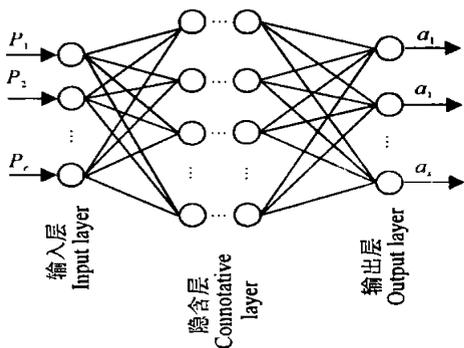


图 1 结构近似分析网络模型结构

行归一化处理。而在进行结构设计点的近似分析后,则将网络的输出值进行上述比例因子的逆转换,得到实际的近似分析值。

1.3 用于神经网络模型设计的复合形算法

结构近似分析的神经网络模型对样本点的学习过程是对网络结构参数—权值系数和偏差进行优化的过程,本质上是对网络误差这一高度非线性函数求全局最优解。

对于现有的 BP网络的误差反向传播算法是采用沿梯度下降的搜索求解,必然会出现网络的学习收敛速度慢,以及容易陷入局部最优的结构参数等问题。本文利用复合形优化的方法来对 BP网络进行设计和学习^[3]。计算过程如下:

(1) 选择复合形顶点数 k , 一般取 $n+1 \leq k \leq 2n$, n 为网络模型所需设计的网络权值和偏差数。并随机产生具有 k 个顶点的初始复合形。

(2) 计算各个顶点对应的网络误差值,比较其大小,找出误差的最小点 x_c , 最大点 x_b 。如果 x_c 的网络误差小于所要求的误差,则计算终止,返回 x_c 对应的网络权值和偏差值;否则继续步 (3)。

(3) 计算除去网络误差的最大点以外的 $k-1$ 个顶点的中心点。

(4) 计算 x_b 相对与 x_c 的反射点 $x_r, x_r = x_c + a(x_c - x_b)$, 并可通过改变 a 大小直到反射点 x_r 的网络误差小于 x_b 的误差,然后取代构成新的复合形并返回到步 (2)。

由此可见采用复合形的方法来学习和训练神经网络模型是直接以网络误差为目标来搜索最优网络结构参数的过程,避免了计算复杂网络误差函数的梯度。

2 结构优化设计

在得到结构近似分析模型的基础上,即可进行结构的近似分析。

由于利用神经网络进行的结构近似分析必然会有一些的计算误差,因此在结构的优化设计中,还必须在必要的时候进行结构的详细分析。优化设计的流程图如图 2所示。

由上述框图可以看出本文在对新的结构设计点分析前,首先进行是否进行结构的详细分析判断。笔者所编程序中是以设计点收敛程度(即接近最优解的程度)来作为判断准则,当优化迭代过程中前后两次结构的设计目标函数值的相对差量小于给定值,则调用结构详细分析模块,否则利用结构近似分析网络模型进行近似分析。

Fig. 1 The model structure of structural approximation analysis network

本文选择了包含两个隐层的四层 BP网络来作为结构近似分析的网络模型结构,同时为了防止该模型的误差曲面存在着平坦区(应力、位移对结构几何参数的非敏感区域),通过计算实验比较,选择具有更明显非线性特征的双曲正切函数来 $\tan h(n)$ 作为隐层的激活函数,即取:

$$f(n) = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}}$$

由于作为激活函数的双曲正切函数的值域为 $[-1, +1]$, 而机械结构的设计变量(几何参数和外加载荷)和网络的输出量(位移和应力)的值域范围又相差很大。为了保证各个参数对网络误差的影响处于同等水平,不使某些变量在网络的学习中占主导地位,因此必须对所选样本点的参数按照一定的比例进

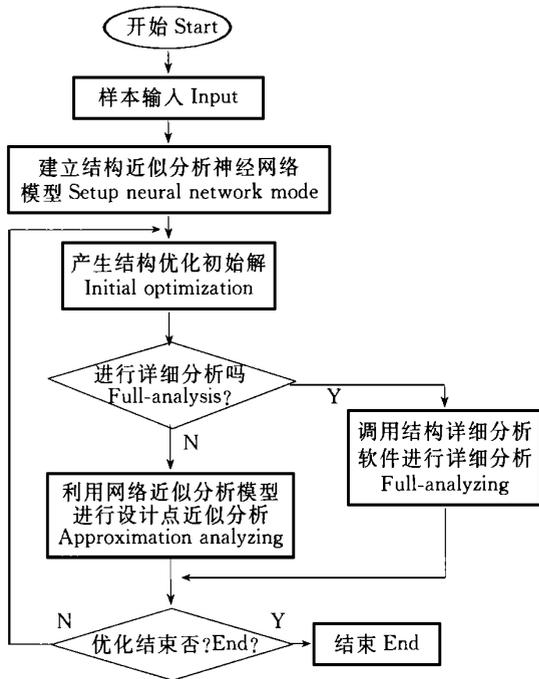


图2 利用神经网络进行近似分析的结构优化设计流程
Fig. 2 The flow chart of structural optimization using approximation analysis by neural networks

3 桁架结构实例优化设计

本文选取了四杆和五杆桁架结构来分别作为静定和超静定结构的实例设计实验。桁架结构图如图3和图4所示。已知桁架结构的截面积和节点4处所加的外载荷 $P = 2100\text{N}$, 优化设计的目标函数为结构的重量最轻; 约束条件有:

- (1) 节点4的垂直方向的位移 $\leq 0.2\text{cm}$;
- (2) 各杆所受应力小于许用应力。
- (3) $1.0\text{cm}^2 \leq s_1 \leq 10.0\text{cm}^2$, $1.0\text{cm}^2 \leq s_2 \leq 10.0\text{cm}^2$ 。其中 s_1 为横、竖杆的截面积, s_2 为斜杆的截面积, 许用应力分别为: $[\sigma] = 2000\text{N/cm}^2$, $[\sigma] = 1500\text{N/cm}^2$ 。

本文选用4层前馈BP网络(包含两隐含层)作为结构近似分析的网络模型, 根据分析的桁架结构确定输入层神经元个数为2(分别为杆件截面积), 四杆结

表2 利用神经网络进行近似分析的结构优化设计的计算结果
Table 2 The result of structural optimization using approximation analysis by neural networks

优化结果 Optimization	s_1	s_2	优化重量 Optimizing weight	详细分析次数 Times of full-analysis	近似分析次数 Times of approximation analysis
四杆桁架结构 Four-bar truss					
利用神经网络进行近似分析的结构优化设计 Approximation analysis by neural networks	5.4516	9.4344	2969.7	85	187
全部详细分析的优化设计 Full-analysis	5.4498	9.4380	2969.69	139	0
五杆桁架结构 Five-bar truss					
利用神经网络进行近似分析的结构优化设计 Approximation analysis by neural networks	2.4953	3.7135	1798.9	79	201
全部详细分析的优化设计 Full-analysis	2.4942	3.7146	1798.9	171	0

s_1 为1、2杆的优化截面积(单位为 cm^2), s_2 为3(5)杆的优化截面积(单位为 cm^2); s_1 : Optimization section area (cm^2) of trusses 1, 2, 4; s_2 : Optimization section area (cm^2) of truss 3 (5).

构的网络输出层神经元个数为3(分别为节点4的垂直向位移和1、3杆的应力), 五杆结构的网络输出层神经元个数为5(分别为节点4的垂直向位移和1、3、4、5杆的应力), 激活函数为线性函数。第一隐含层神经元个数取为2, 第二隐含层神经元个数取为5, 激活函数为双曲正切函数。

在设计变量的取值范围内, 本文随机选取了36个样本点, 实际计算中的网络输入输出值均进行了归一化, 公式为: $s = 2(\frac{x_i - x_c}{x_{\max} - x_{\min}})$, 其中 x_{\max} , x_{\min} 分别为该组数据的最大值和最小值, x_c 为 $\frac{x_{\max} + x_{\min}}{2}$ 。

笔者利用 Matlab 及其神经网络工具箱编制了相应的计算程序来对算例的桁架结构的网络近似分析模型结构参数求解。经过2000次的迭代学习, 两结构的网络学习误差 SSE 分别小于为 0.002 (表1) 并利用学习所得的权值和偏差在优化设计迭代过程中进行结构设计点的近似分析, 分析结果按照归一化的逆向求出实际近似分析值。表2给出了对两算例利用神经网络进行近似分析的结构优化设计的计算结果。

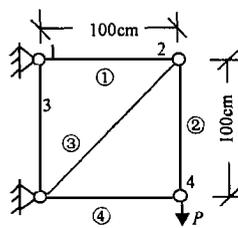


图3 四杆桁架结构图
Fig. 3 Four-bar truss

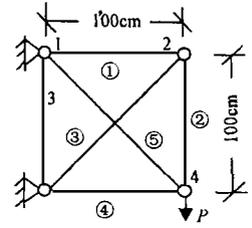


图4 五杆桁架结构图
Fig. 4 Five-bar truss

表1 样本点学习误差

网络输出项 Entry	W_{41}	e_1	e_3	e_4	e_5
四杆桁架结构 Four-bar truss	0.0015	0.0017	0.0001756		
五杆桁架结构 Five-bar truss	0.0020	0.0013	0.0006742	0.0005903	0.0014

其中 W_{41} 为节点4的垂直向位移; $e_i (i = 1 \sim 5)$ 为杆所受应力。

其中优化方法选用了复合形优化方法。同时为了便于比较也给出了全部详细分析的优化结果

4 结语

基于人工神经网络的结构近似分析方法具有不需要梯度信息的特点,它在结构的应力、位移等与结构设计变量之间的全局性映射模型的基础上进行结构近似分析,因此该方法具有全局性。结构的设计变量作为网络的输入,应力、位移作为网络的输出,使得该方法不局限于特定结构,从而具有较强的适应性

为了提高结构近似分析的精度,关键在于降低网络模型的学习误差。由 BP 网络的设计原则,我们可

以增加隐含层神经元数目或增加网络的层数来解决。使用本文所提供的基于人工神经网络的结构近似分析,不仅能够大大减少计算量,而且具有较高的分析精度,对于工程中有效开展这类问题的结构优化设计,具有重要的意义。

参考文献

- 1 余俊等. 优化方法程序库 OPB-2——原理与应用. 武汉: 华中理工大学出版社, 1997.
- 2 丛爽. 面向 MATLAB 工具箱的神经网络理论与应用. 合肥: 中国科学技术大学出版社, 1998.
- 3 孙靖民. 机械优化设计. 北京: 机械工业出版社, 1996.

(责任编辑: 黎贞崇)

(上接第 85 页 Continue from page 85)

3 例子

考虑如下的离散周期大系统:

$$\begin{cases} \begin{pmatrix} x_1(k+1) \\ x_2(k+1) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{1}{2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{2} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \end{pmatrix} + \\ \begin{pmatrix} \frac{1}{8} + \frac{1}{8}(-1)^k \cos(\frac{k}{m}c) & 0 \\ 0 & \frac{1}{8} + \frac{1}{8}(-1)^k \cos(\frac{k}{m}c) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_3(k) \\ x_4(k) \end{pmatrix} \\ \begin{pmatrix} x_3(k+1) \\ x_4(k+1) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{1}{2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{2} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_3(k) \\ x_4(k) \end{pmatrix} + \\ \begin{pmatrix} \frac{1}{8} + \frac{1}{8}(-1)^k \sin(\frac{k}{m}c) & 0 \\ 0 & \frac{1}{8} + \frac{1}{8}(-1)^k \cos(\frac{k}{m}c) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \end{pmatrix} \end{cases} \quad (I)$$

这里 m 非零的偶数,容易计算 $r = 2, R^{(1)} = R^{(2)} = \frac{4}{3}I, p_{11} = p_{22} = \frac{1}{2}I, t = \frac{4}{3}, s \leq \frac{1}{4}$,取 $W = \frac{1}{4}$,容易验证定理 1 的条件得到满足,因此 (I) 的零解是渐近稳定的。

参考文献

- 1 李黎明,王慕秋. 非自治离散大系统的结构扰动下周期解的存在性. 系统科学与数学, 1990, 10 (2): 131-136.
- 2 王慕秋,王联,崔学伟. 离散大系统在结构扰动下周期解的存在性. 数学研究与评论, 1993, 8 (4): 559-565.
- 3 苏美玉. 离散大系统周期解的存在性. 河南师范大学学报, 1988, (1): 6-10
- 4 刘永清,宋中昆. 大型动力系统的理论与应用. (卷 1). 广州: 华南理工大学出版社, 1986.

(责任编辑: 黎贞崇)

分散元素可形成独立矿床

据科学时报 (2001年 5月 8日)报道,以中科院院士涂光炽 研究员高振敏领衔主持承担的国家自然科学基金重点项目“分散元素成矿机制研究”在贵阳通过了国家自然科学基金委验收组的验收。该项目经过科技人员 3年多时间的工作,先后在我国西南地区确定和发现了以锆、铈、镉、硒、碲等分散元素独立组成的矿床,不仅提出了分散元素独立矿床和分散元素超常富集的概念,而且同时指出了上述分散元素的成矿机制和找矿方向,并在生产实践中得到了充分的印证,打破了长期以来“分散元素不能形成独立矿床,只能以伴生元素存于其它元素形成的矿床内”的论断,为我国矿业的开采提供了新的探矿方向。以中国工程院院士陈毓川为首的验收专家组认为,“该项目学术思想和技术路线先进,研究工作在国内外具有开拓性,所取得的研究成果具有深远的科学意义和较大的应用前景。”