

[19] 中华人民共和国国家知识产权局

[51] Int. Cl.

G01N 29/04 (2006.01)

G01N 35/00 (2006.01)

G06F 17/11 (2006.01)



[12] 发明专利申请公开说明书

[21] 申请号 200510057426.1

[43] 公开日 2006年6月28日

[11] 公开号 CN 1793897A

[22] 申请日 2005.12.9

[21] 申请号 200510057426.1

[71] 申请人 重庆大学

地址 400030 重庆市沙坪坝区沙正街 174 号

[72] 发明人 张永兴 陈建功 吴曙光 王桂林

[74] 专利代理机构 重庆弘旭专利代理有限责任公司

代理人 周韶红

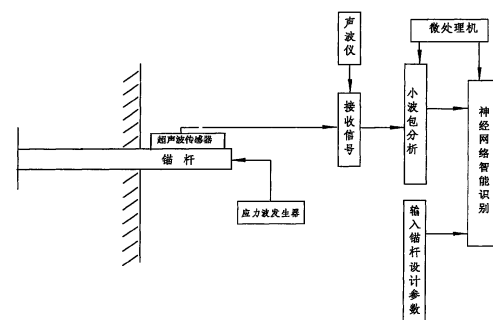
权利要求书 2 页 说明书 7 页 附图 3 页

[54] 发明名称

一种锚杆极限承载力的无损检测方法

[57] 摘要

本发明公开了一种锚杆极限承载力的无损检测方法，其特征在于：它是采用结构动测技术获取信息，采用智能信号分析技术对获取的信息进行处理，然后通过已训练好的神经网络智能识别系统进行预测锚杆极限承载力的检测方法。本发明具有操作简便、成本低、不损坏锚杆、监测面积大、检测速度快、检测精度高的显著特点，不仅可以运用于正在施工的工程，而且也可以对已经施工完毕的工程实行长期定位监测。



1、一种锚杆极限承载力的无损检测方法，其特征在于：它是采用结构动测技术获取信息，采用智能信号分析技术对获取的信息进行处理，然后通过已训练好的神经网络智能识别系统进行预测锚杆极限承载力的检测方法。

2、如权利要求1所述的锚杆极限承载力的无损检测方法，其特征在于：该方法包含以下步骤：

(1)、应力波发生器激发产生声波信号作用于待检测锚杆的顶部；

(2)、超声波传感器获取经锚杆底部反射回的声波脉冲动测信号，并将此信号传送给信号接收装置；

(3)、信号接收装置将信号传送到微处理机进行小波包分析提取能量特征向量；

(4)、处理得到的能量特征向量输入已训练好的神经网络智能识别系统进行预测，以得到锚杆的极限承载力值。

3、如权利要求1或2所述的锚杆极限承载力的无损检测方法，其特征在于：所述的神经网络智能识别系统为BP（Back Propagation）网络系统，其训练步骤如下：

(1)、建立具有输入层 L_A 、隐层 L_B 、输出层 L_C 三层结构的神经网络；

(2)、给出由输入层 L_A 到隐层 L_B 、隐层 L_B 到输出层 L_C 对应神经元的初始权值 w_1 、 w_2 和初始阈值 b_1 、 b_2 ；

(3) 给定输入向量 p 和期望输出 t ；

(4) 计算隐层 L_B 层神经元的激活值：

$$a_1 = f(\sum w_1 \cdot p + b_1)$$

计算输出层 L_C 神经元的激活值：

$$a_2 = f(\sum w_2 \cdot a_1 + b_2)$$

(5) 计算输出层 L_C 神经元输出的误差函数及其梯度：

$$E = \frac{1}{2} \sum e^2 = \frac{1}{2} \sum (t - a_2)^2$$

$$\frac{\partial E}{\partial w_2} = -\delta_2 \cdot a_1, \quad \frac{\partial E}{\partial b_2} = -\delta_2$$

$$\delta_2 = (t - a_2) \cdot a_2 \cdot (1 - a_2)$$

(6) 判断误差函数 E 是否满足 $|E| < \varepsilon$, ε 为要求的最大误差, $10^{-5} < \varepsilon < 10^{-3}$, 如果是, 则:

(7)、判断所有的 E 是否满足 $|E| < \varepsilon$, ε 为要求的最大误差, $10^{-5} < \varepsilon < 10^{-3}$, 如果是, 则结束;

(8)、如果步骤 (6)、(7) 为否, 则:

计算输出层 L_C 反传至隐层 L_B 的误差函数梯度:

$$\frac{\partial E}{\partial w_1} = -\delta_1 \cdot p, \quad \frac{\partial E}{\partial b_1} = -\delta_1$$

$$\delta_1 = \delta_2 \cdot w_2 \cdot a_1 \cdot (1 - a_1)$$

(9) 修正隐层 L_B 至输出层 L_C 的权值:

$$\left. \begin{aligned} \Delta w_2 &= \alpha \cdot \delta_2 \cdot a_1 \\ w_2 &= w_2 + \Delta w_2 \end{aligned} \right\}$$

式中, α 为学习率, 在 $0 \sim 1$ 之间取值;

修正输出层 L_C 神经元阈值:

$$\left. \begin{aligned} \Delta b_2 &= \alpha \cdot \delta_2 \\ b_2 &= b_2 + \Delta b_2 \end{aligned} \right\}$$

修正输入层 L_A 到隐层 L_B 的权值:

$$\left. \begin{aligned} \Delta w_1 &= \beta \cdot \delta_1 \cdot p \\ w_1 &= w_1 + \Delta w_1 \end{aligned} \right\}$$

式中, β 为学习率, 在 $0 \sim 1$ 之间取值;

修正隐层 L_B 神经元阈值:

$$\left. \begin{aligned} \Delta b_1 &= \beta \cdot \delta_1 \\ b_1 &= b_1 + \Delta b_1 \end{aligned} \right\}$$

转向第 (4) 步。

一种锚杆极限承载力的无损检测方法

技术领域

本发明涉及一种锚杆极限承载力的无损检测方法。

背景技术

锚杆锚固工程技术是当前岩土工程的一个重要领域，锚固系统因长期处于恶劣的地质环境中，易受侵蚀、自然灾害的影响而出现质量问题，一旦发生事故，将危及人民的生命财产安全，和造成极大的经济损失。我国 20 世纪 60 年代以来，在各类工程设计中使用了大量锚杆，70 年代后使用了许多锚索，90 年代更多地使用了土钉。其总数将以亿万计。这些锚杆、锚索、土钉的先进性、可靠性、经济性是无庸置疑的，但是，在用作永久支护的无数工程中，它们的使用寿命到底有多长？若一旦失效，将成为工程隐患，使工程毁之一旦。因此，遵循锚杆锚固结构系统的特点，开发一种既简便经济、迅速可靠又无损的锚杆承载力检测方法，有助于对于锚固系统进行适时监测和预报，为施工质量控制和工程可靠性检测提供可靠的手段，对避免事故发生，确保人民生命财产安全，具有极其重大的社会、经济意义。

对于锚杆荷载变化进行长期或短期监测，可通过预埋各种类型的测力计（按机械、液压、振动、电气和光弹等原理制作）进行，但这些预埋的测力计因受电磁场干扰大，在潮湿、温差大的环境下灵敏度将大大降低，影响其测试精度。对于未预埋测力计的锚杆检测，目前工程界主要采用现场拉拔实验的方法来测定锚杆静荷载——位移曲线，来确定锚杆的极限承载力，这种方法无疑是既直观，又可靠。但张拉荷载是靠千斤顶的活塞面积和油泵压力换算的，至于锁定后锚固力大小和在长期运行中的变化就无法评价，此外，要测出完整的荷载——位移曲线，不仅费时长，耗资大（目前普通锚杆拉拔检测需要抽去 5% 的样品做破坏性检测，每根费用平均高达 500 元，我国仅在矿山井巷工程中锚杆的年用量就长达 1700km 以上，按锚杆平均间距 3 米计

算, 总锚杆用量为 56.1 万根, 按抽检率 5% 计算, 工需抽检 2.81 万根, 按每根锚杆 500 元计算, 仅抽检一项, 每年需耗资 1402 万元以上, 按平均每根锚杆检测时间 3 小时计算, 需耗时 8.415 万小时; 目前国家检测标准—抽检率仅 5%, 因检测面小, 也难以代表整个锚固系统中锚杆的实际情况。

总之, 目前对于锚杆系统的检测方法还停留在比较传统的方法, 无法适应大规模工程建设的要求, 所以锚杆极限承载力无损检测的技术的研究一直是交通、市政等工程建设的重大关键技术之一。

发明内容

本发明的目的在于提供一种操作简便、成本低、不损坏锚杆的锚杆极限承载力的检测方法。

本发明的目的是这样实现的: 其特征在于: 它是采用结构动测技术获取信息, 采用智能信号分析技术对获取的信息进行处理, 然后通过已训练好的神经网络智能识别系统进行预测锚杆极限承载力的检测方法。

上述方法包含以下步骤:

- (1)、应力波发生器激发产生声波信号作用于待检测锚杆的顶部;
- (2)、超声波传感器获取经锚杆底部反射回的声波脉冲动测信号, 并将此信号传送给信号接收装置;
- (3)、信号接收装置将信号传送到微处理机进行小波包分析提取能量特征向量;
- (4)、处理得到的能量特征向量输入已训练好的神经网络智能识别系统进行预测, 以得到锚杆的极限承载力值。

上述的神经网络智能识别系统为 BP (Back Propagation) 网络系统, 其训练步骤如下:

- (1)、建立具有输入层 L_A 、隐层 L_B 、输出层 L_C 三层结构的神经网络;
- (2)、给出由输入层 L_A 到隐层 L_B 、隐层 L_B 到输出层 L_C 对应神经元的初始权值 w_1 、 w_2 和初始阈值 b_1 、 b_2 ;
- (3) 给定输入向量 p 和期望输出 t ;

(4) 计算隐层 L_B 层神经元的激活值:

$$a_1 = f(\sum w_1 \cdot p + b_1)$$

计算输出层 L_C 神经元的激活值:

$$a_2 = f(\sum w_2 \cdot a_1 + b_2)$$

(5) 计算输出层 L_C 神经元输出的误差函数及其梯度:

$$E = \frac{1}{2} \sum e^2 = \frac{1}{2} \sum (t - a_2)^2$$

$$\frac{\partial E}{\partial w_2} = -\delta_2 \cdot a_1, \quad \frac{\partial E}{\partial b_2} = -\delta_2$$

$$\delta_2 = (t - a_2) \cdot a_2 \cdot (1 - a_2)$$

(6) 判断误差函数 E 是否满足 $|E| < \varepsilon$, ε 为要求的最大误差, $10^{-5} < \varepsilon < 10^{-3}$, 如果是, 则:

(7)、判断所有的 E 是否满足 $|E| < \varepsilon$, ε 为要求的最大误差, $10^{-5} < \varepsilon < 10^{-3}$, 如果是, 则结束;

(8)、如果步骤 (6)、(7) 为否, 则:

计算输出层 L_C 反传至隐层 L_B 的误差函数梯度:

$$\frac{\partial E}{\partial w_1} = -\delta_1 \cdot p, \quad \frac{\partial E}{\partial b_1} = -\delta_1$$

$$\delta_1 = \delta_2 \cdot w_2 \cdot a_1 \cdot (1 - a_1)$$

(9) 修正隐层 L_B 至输出层 L_C 的权值:

$$\left. \begin{aligned} \Delta w_2 &= \alpha \cdot \delta_2 \cdot a_1 \\ w_2 &= w_2 + \Delta w_2 \end{aligned} \right\}$$

式中, α 为学习率, 在 0~1 之间取值;

修正输出层 L_C 神经元阈值:

$$\left. \begin{aligned} \Delta b_2 &= \alpha \cdot \delta_2 \\ b_2 &= b_2 + \Delta b_2 \end{aligned} \right\}$$

修正输入层 L_A 到隐层 L_B 的权值:

$$\left. \begin{aligned} \Delta w_1 &= \beta \cdot \delta_1 \cdot p \\ w_1 &= w_1 + \Delta w_1 \end{aligned} \right\}$$

式中, β 为学习率, 在 0~1 之间取值;

修正隐层 L_B 神经元阈值:

$$\left. \begin{aligned} \Delta b_1 &= \beta \cdot \delta_1 \\ b_1 &= b_1 + \Delta b_1 \end{aligned} \right\}$$

转向第(4)步。

本发明所采用的小波包分析为现有的成熟技术。

本发明为锚杆承载力的无损检测提供了一种新的检测方法，克服了现行国家标准（GB50086-2001、GB50007-2002）抗拔试验仅取样5%和10%，因样本量少而缺乏代表性差的问题，可使监测面积达到100%；本发明具有操作简便、成本低、不损坏锚杆、监测面积大（可达100%）、检测速度快（平均5分钟时间）、检测精度高的显著特点，不仅可以运用于正在施工的工程，而且也可以对已经施工完毕的工程实行长期定位监测，这是常用的应力计检测与拉拔检测方法难以比拟的；本发明可广泛应用于自然边坡、道路边坡、建筑边坡、地基基础、危岩治理、滑坡治理、围岩工程、隧道工程、基坑支护、桥梁工程、矿山等工程中的锚杆极限承载力检测。

附图说明

图1为本发明实施例的检测系统结构组成框图；

图2为本发明实施例所采用神经网络训练框图；

图3为本发明实施例所采用的神经网络图；

图4为本发明实施例的锚杆极限承载力的误差曲线图。

具体实施方式

参见图1，一种锚杆极限承载力的无损检测方法，其特征在于：它是采用结构动测技术获取信息，采用智能信号分析技术对获取的信息进行处理，然后通过已训练好的神经网络智能识别系统进行识别锚杆极限承载力的检测方法。

该方法具体包含以下步骤：

- (1)、应力波发生器激发产生声波信号作用于待检测锚杆的顶部；
- (2)、超声波传感器获取经锚杆底部反射回的声波动测信号，并将此信号传送给信号接收装置；

(3)、信号接收装置将信号传送到微处理机进行小波包分析提取能量特征向量;

(4)、处理得到的能量特征向量输入已训练好的神经网络智能识别系统进行预测, 以得到锚杆的极限承载力值。

参见图 2, 上述神经网络智能识别系统为 BP (Back Propagation) 网络系统, 其训练步骤如下:

(1)、建立具有输入层 L_A 、隐层 L_B 、输出层 L_C 三层结构的神经网络;

(2)、给出由输入层 L_A 到隐层 L_B 、隐层 L_B 到输出层 L_C 对应神经元的初始权值 w_1 、 w_2 和初始阈值 b_1 、 b_2 ;

(3) 给定输入向量 p 和期望输出 t ;

(4) 计算隐层 L_B 层神经元的激活值:

$$a_1 = f(\sum w_1 \cdot p + b_1)$$

计算输出层 L_C 神经元的激活值:

$$a_2 = f(\sum w_2 \cdot a_1 + b_2)$$

(5) 计算输出层 L_C 神经元输出的误差函数及其梯度:

$$E = \frac{1}{2} \sum e^2 = \frac{1}{2} \sum (t - a_2)^2$$

$$\frac{\partial E}{\partial w_2} = -\delta_2 \cdot a_1, \quad \frac{\partial E}{\partial b_2} = -\delta_2$$

$$\delta_2 = (t - a_2) \cdot a_2 \cdot (1 - a_2)$$

(6) 判断误差函数 E 是否满足 $|E| < \varepsilon$, ε 为要求的最大误差, $10^{-5} < \varepsilon < 10^{-3}$, 如果是, 则:

(7)、判断所有的 E 是否满足 $|E| < \varepsilon$, ε 为要求的最大误差, $10^{-5} < \varepsilon < 10^{-3}$, 如果是, 则结束;

(8)、如果步骤 (6)、(7) 为否, 则:

计算输出层 L_C 反传至隐层 L_B 的误差函数梯度:

$$\frac{\partial E}{\partial w_1} = -\delta_1 \cdot p, \quad \frac{\partial E}{\partial b_1} = -\delta_1$$

$$\delta_1 = \delta_2 \cdot w_2 \cdot a_1 \cdot (1 - a_1)$$

(9) 修正隐层 L_B 至输出层 L_C 的权值:

$$\left. \begin{aligned} \Delta w_2 &= \alpha \cdot \delta_2 \cdot a_1 \\ w_2 &= w_2 + \Delta w_2 \end{aligned} \right\}$$

式中， α 为学习率，在0~1之间取值；

修正输出层 L_C 神经元阈值：

$$\left. \begin{aligned} \Delta b_2 &= \alpha \cdot \delta_2 \\ b_2 &= b_2 + \Delta b_2 \end{aligned} \right\}$$

修正输入层 L_A 到隐层 L_B 的权值：

$$\left. \begin{aligned} \Delta w_1 &= \beta \cdot \delta_1 \cdot p \\ w_1 &= w_1 + \Delta w_1 \end{aligned} \right\}$$

式中， β 为学习率，在0~1之间取值；

修正隐层 L_B 神经元阈值：

$$\left. \begin{aligned} \Delta b_1 &= \beta \cdot \delta_1 \\ b_1 &= b_1 + \Delta b_1 \end{aligned} \right\}$$

转向第(4)步。

参见图3，该图描述了一个具有一个隐层的BP网络，图中， p 为输入向量， R 为输入数， Q 为输入矢量(样本)， w_1 、 b_1 和 w_2 、 b_2 分别为第1层、第2层神经元的权值和阈值， s_1 、 s_2 分别为第1层、第2层神经元数， a_1 和 a_2 为输出向量，本例中， $R=5$ ， $Q=5$ ， $s_1=3$ ， $s_2=1$ 。

将样本集的数据代入BP网络中，采用Levenberg-Marquardt优化算法，经过训练后，网络 L_A 层到 L_B 层各神经元之间的权值如表1所示：

表1 L_A 层到 L_B 层神经元之间的权值

$L_B \setminus L_A$	1	2	3	4	5
1	0.3384	-0.007	-0.0038	0.0101	0.002
2	0.0024	-0.0167	0.0017	0.015	0.007
3	1.6091	0.2149	0.0119	-0.0036	-0.0191

L_B 层到 L_C 层神经元之间的权值为：14.255、13.902、17.128。 L_B 层神经元的阈值分别为：-0.2355、7.8415、-3.8519。 L_C 层神经元的阈值为13.932。训练时，误差指标为0.02，实际训练步数为234。

经过训练后的 BP 网络就具有联想功能，可以对工程锚杆极限承载力进行预测，具体步骤如下：输入需预测工程锚杆的小应变动测参数；计算 L_b 层各神经元激活值；计算 L_c 层神经元的激活值。

例如有一根锚杆的输入向量为[1.8, 50, 301, 3400, 202]，网络的计算输出为 25.16，与静载试验结果对比，相对误差为 1.8%。

从图 4 可以看出：人工神经网络预测能力与训练样本集的选择有密切关系，样本集愈大，参数覆盖范围愈宽，则预测效果愈好。

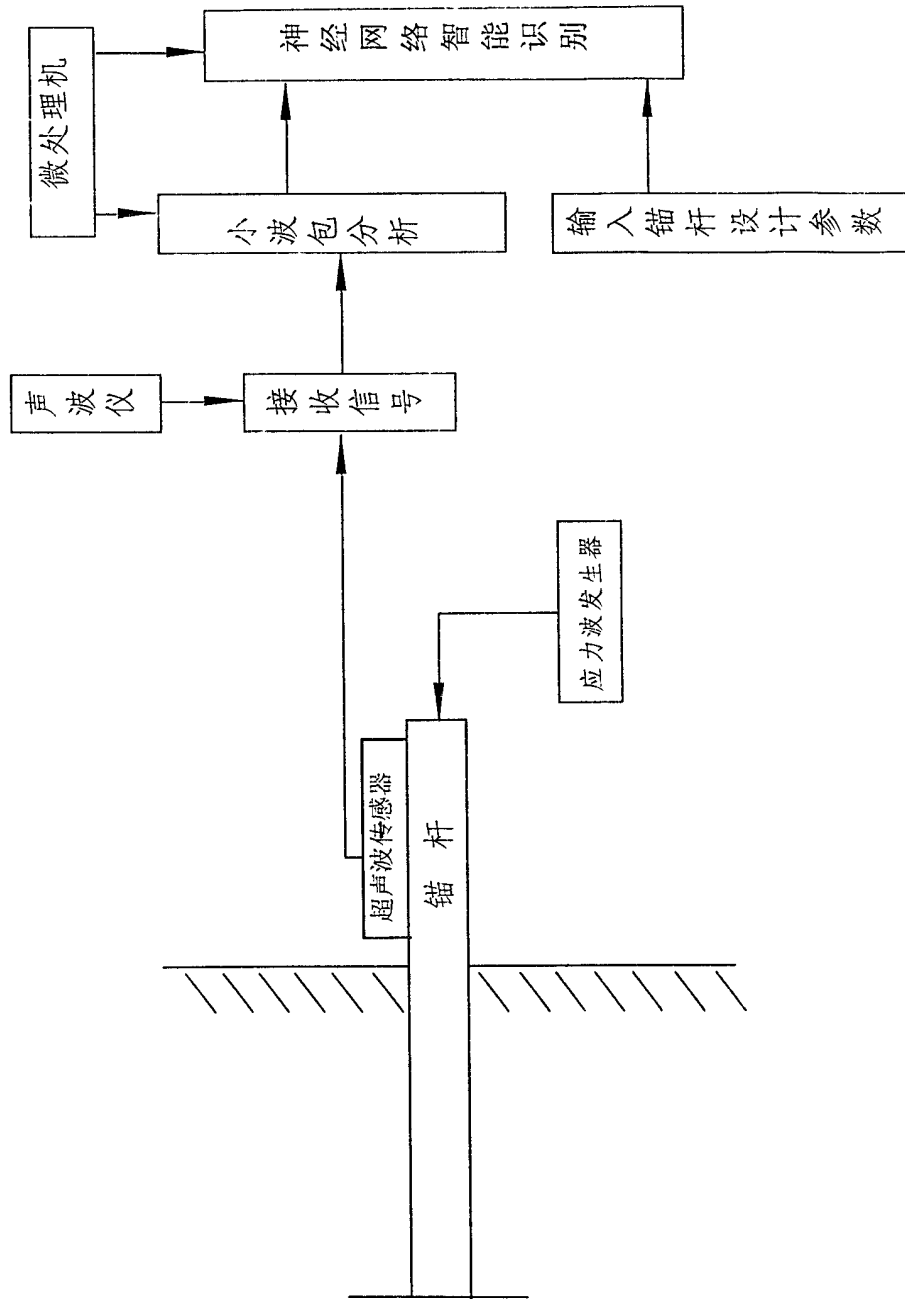


图 1

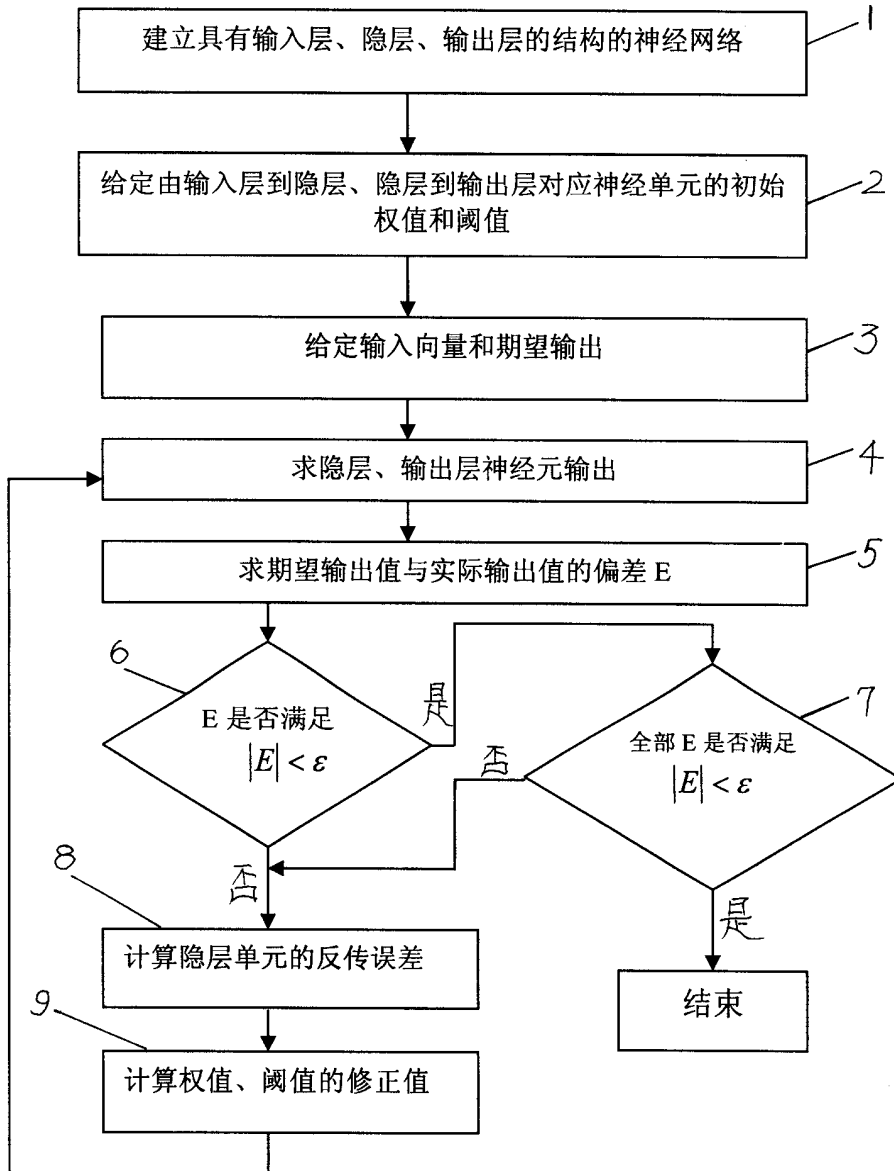


图 2

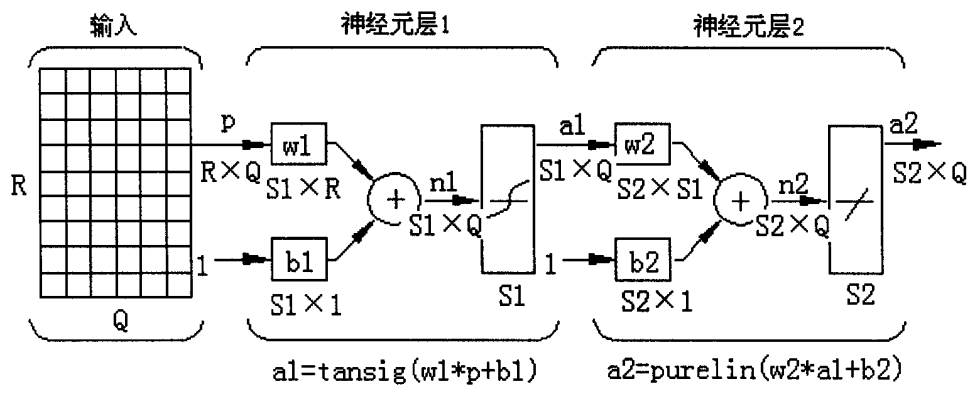


图 3

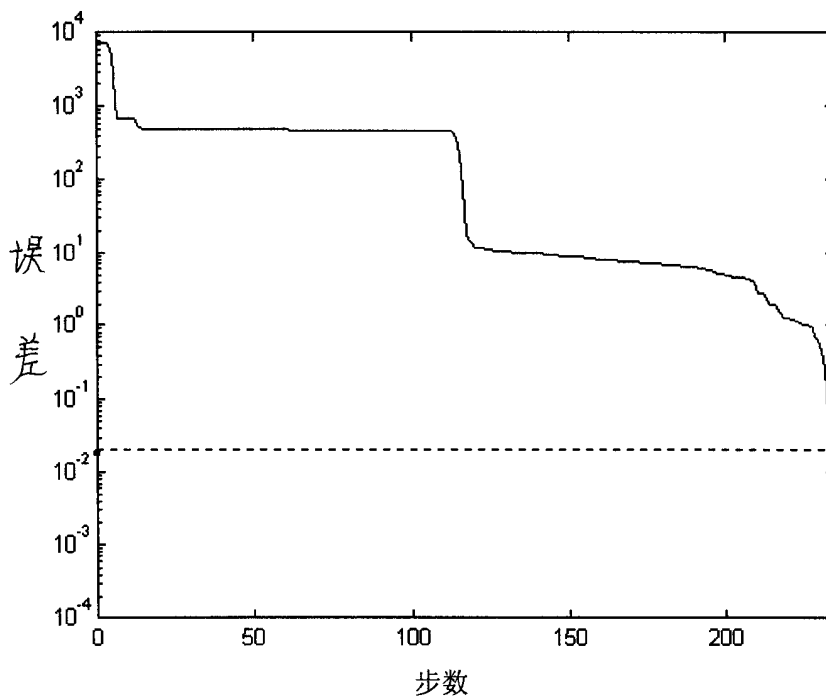


图 4