

文章编号:1004-7220(2013)01-0020-06

基于神经网络法反求耳结构弹性模量

姚文娟, 程向东

(上海大学 土木工程系, 上海 200072)

摘要: 目的 通过耳结构的位移反算耳结构弹性模量。方法 基于 Patran 软件建立耳结构有限元模型, 使用 Matlab 建立计算耳结构反问题的 BP 神经网络。对耳结构有限元模型进行频率响应分析, 得到鼓膜凸和镫骨足板的位移响应; 把位移作为 BP 神经网络的输入、相对应的结构弹性模量作为输出, 对网络进行训练。结果 利用训练成熟的 BP 网络反算出耳结构的弹性模量, 相对误差非常小。**结论** 反算结果表明, 所使用的反问题方法求解耳结构弹性模量是可行的, 可为临床提供确定生物结构力学参数简捷有效的方法。

关键词: 耳结构; 神经网络; 弹性模量; 位移; 有限元分析

中图分类号: R 318.01 文献标志码: A

Inverse derivative of elastic modulus for human ear based on neural network

YAO Wen-juan, CHENG Xiang-dong (*Department of Civil Engineering, Shanghai University, Shanghai 200072, China*)

Abstract: Objective To obtain elastic modulus through displacement of the ear structure. **Methods** The finite element model (FEM) of human ear structure based on Patran software was constructed and the neural network for inverse derivative of elastic modulus for the ear was established using Matlab software. The frequency response of the ear structure FEM was calculated to obtain the displacements of tympanic membrane and stapes. The displacements acting as input data of training samples and the corresponding elastic modulus acting as output data were used to train the neural network. **Results** The elastic modulus was inversely derived by adopting this mature neural network with relatively less error. **Conclusions** The viability of the proposed methods for inverse derivative of elastic modulus was demonstrated in this paper, which could provide a simple and effective method to obtain mechanical parameters for clinic work.

Key words: Ear structure; Neural network; Elastic modulus; Displacement; Finite element analysis

随着耳生物力学在 20 世纪末开始起步, 国内外学者应用力学原理探索耳生命科学。目前研究方法基于两种:一种是解析方法, 如采用力学理论推导耳腔气体扩散方程^[1]、鼓膜振动方程^[2], 依据变分原理推导耳膜振动方程, 依据弹性力学原理推导基底膜振动方程, 建立检验人工听骨力学性质的解析模型等^[3-4]; 另一种是有限元数值模拟分析方法。如

Gan 等^[5-7]模拟了鼓膜穿孔、内耳阻抗以及中耳结构病变等问题; 刘迎曦等^[8-9]研究了外耳道、中耳砧镫关节、内耳淋巴液对传声特性的影响, 以及鼓膜病变对传声的影响, 通过 Ansys 软件建立中耳有限元模型, 基于 Matlab 编制的神经网络程序, 得到了内耳复杂结构对中耳砧骨底板作用的简化模型中的质量、弹簧刚度和弹簧阻尼 3 个参数^[10]; 姚文娟

等^[11-12]得到人工镫骨较为合理的形体,同时发现鼓膜及听骨链的最大应力区域就是鼓膜穿孔及听骨链病变部位。应用力学原理研究耳生命科学已取得长足的进展,在这个交叉学科研究中的一个重要前提是确定力学参数,前期研究中的力学参数一般是通过正常人耳试验获得^[13-16]。但是耳结构发生病变以后,力学参数发生相应改变。如何求解临床病变耳的力学参数成为一大难题,目前对此问题的研究还鲜有报道。

人工神经网络是在现代神经科学研究的基础上,依据人脑基本功能特征,模仿生物神经系统的功能和结构而发展起来的一种信息处理体系;通过模仿脑神经系统的组织及某些机理,可呈现出人脑的许多特征,具有人脑的一些基本功能,已被广泛应用于信息化、自动化、工程、经济、医学等领域^[17]。本文基于耳结构有限元模型,赋予不同的弹性模量,进行频率响应分析,得到鼓膜凸和镫骨足板的位移响应。同时基于 Matlab 编制神经网络程序,把频率响应分析得到的位移作为神经网络的输入,对应的结构弹性模量作为输出,对网络进行训练。利用训练成熟的网络,可以通过结构的位移,反算结构的弹性模量。

1 耳结构有限元模型

1.1 有限元模型的建立

基于复旦大学附属中山医院对健康志愿者右耳 CT 扫描所得的图像,扫描参数为:准直 0.625 mm,球管旋转时间 0.4 s,重建层厚 0.625 mm,间隔 0.5 ~ 0.625 mm。通过自编程序将 CT 扫描所得的图像数值化,导入有限元软件 Patran 中进行三维重建,并设定材料参数、边界条件。本文所采用的材料属性及其他参数等和文献[4-5]相同。有限元模型如图 1~2 所示。

1.2 有限元模型的验证

不考虑外耳道影响下,在鼓膜上施加 90 dB 声压,进行频率响应分析,得到鼓膜凸和镫骨底板的频率响应曲线,并与 Gan 等^[18]的实验数据进行比较(见图 3)。

由图 3 可知,本文建立的耳结构有限元模型的计算结果比较好。鼓膜凸的位移响应与 Gan 等的实验数据对比,在趋势和幅值的大小上都非常吻合;

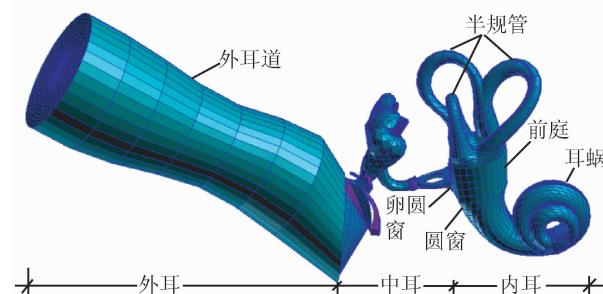


图 1 全耳有限元模型

Fig. 1 Finite element model of the whole ear

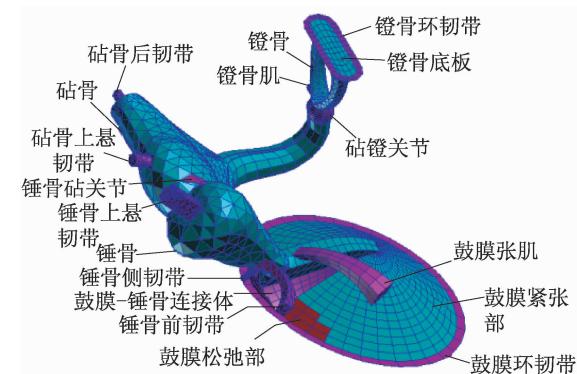


图 2 中耳有限元模型

Fig. 2 Finite element model of the middle ear

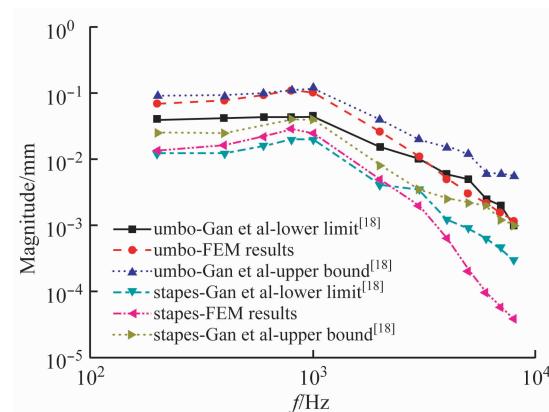


图 3 本模型与 Gan 等^[18]实验的鼓膜凸振幅和镫骨足板振幅的比较

Fig. 3 Comparison of the amplitude at umbo and stapes footplate between the FE model and the experiment of Gan, et al

镫骨足板的位移响应与 Gan 等的实验数据对比,趋势非常吻合。在幅值上,低频阶段幅值吻合得非常好;在高频阶段,幅值相比实验数值稍偏小。

2 BP 神经网络基本理论

BP 算法学习过程由信号正向传播与误差反向传播两个过程组成。输入样本从输入层传入, 经过各隐层逐层处理后, 传向输出层。此时若输出层的实际输出与期望输出不符, 则转入到误差反向传播阶段。误差反传是将输出误差以某种形式由隐层向输入层反传, 将误差分摊给各层的所有单元, 各层单元获得误差信号, 并依据误差信号修正各单元权值。信号正向传播与误差反向传播的各层权值调整过程周而复始的进行, 此过程称之为“训练”。一直进行到网络输出的误差减小到可接受程度, 或进行到预先设定的学习次数为止。

2.1 BP 网络模型

以3层网络模型为例, 如图4所示。

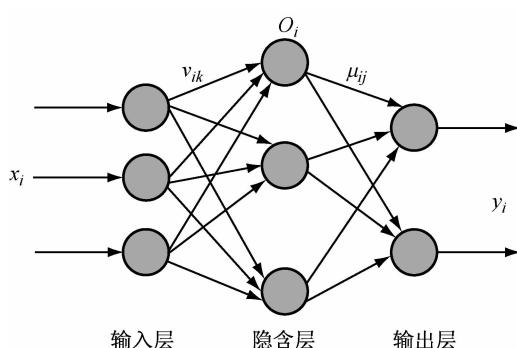


图4 神经网络模型
Fig. 4 Neural network model

对于输出层:

$$y_j = f(\text{net}_j) \quad (1)$$

$$\text{net}_j = \sum \mu_{ij} o_i \quad (2)$$

对于隐层:

$$o_i = f(\text{net}_k) \quad (3)$$

$$\text{net}_k = \sum v_{ik} x_i \quad (4)$$

式(1)、(3)中传递函数 $f(x)$ 为 tansig 函数:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (5)$$

2.2 BP 算法

设网络的期望输出为 r_j , 当网络输出与期望输出不一致时, 输出误差定义为:

$$E = \frac{1}{2} \sum (r_j - y_j)^2 =$$

$$\frac{1}{2} \sum \left\{ r_j - f \left[\sum \mu_{ij} f \left(\sum v_{ik} x_i \right) \right] \right\}^2 \quad (6)$$

由式(6)可知, 网络误差为各层 μ_{ij} 、 v_{ik} 的函数, 即改变各层权值便可改变误差 E , 当“训练”进行到使 E 达到能接受的一个较小值时, 认为网络训练达到成熟。

3 耳结构弹性模量的反算

本文利用 Matlab 编制了用于反算耳结构弹性模量的 BP 网络, 具有两个隐含层。网络输入层的神经元个数为 2 个, 两个隐层的神经元个数均为 5 个, 输出层神经元个数为 1 个, 网络神经元传递函数为 S 型正切函数 tansig, 训练函数采用自适应梯度下降法学习函数 trainlm。设置训练最大次数为 10^3 次, 学习速率为 0.1, 训练目标值为 10^{-5} 。

3.1 网络训练

图3中, 在频率 $0.2 \sim 1.3$ kHz 范围内, 鼓膜凸的数值计算结果完全在 Gan 等的实验数据上下限范围内; 在频率 $0.2 \sim 1.1$ kHz 范围内, 锤骨足板的数值计算结果完全在 Gan 等的实验数据上下限范围内。所以将频率响应分析得到的频率为 1 kHz 的位移作为神经网络的输入, 对应的结构弹性模量作为输出, 对网络进行训练。

本文假设病变位置为砧锤关节, 在 Patran 中赋予砧锤关节不同的弹性模量, 在 Nastran 中进行数值模拟计算得到 99 组数据。从中随机选择 90 组数据作为网络的训练样本, 剩余的 9 组样本用以检验网络的正确性。某一次训练完成以后得到网络预测输出(见图5), 红色圆圈对应的纵坐标值是被随机选择为检验网络模型正确性的 9 个检测样本真值, 黑色十字线对应的纵坐标值则是通过网络计算得到的相对应的检测样本的值; 两者输入一致, 在图中表达为红色圆圈与黑色十字线重合。网络预测误差如图6所示, 网络预测误差百分比如图7所示。

由图5可知, 网络的预测输出和期望输出基本上是一致的; 图6中的网络预测误差是指期望输出和预测输出之差, 认为预测输出与期望输出非常接近; 图7中的预测误差百分比是指网络预测误差与预测输出的比值, 最大误差百分比在 3% 以内, 认为网络已经训练成熟。

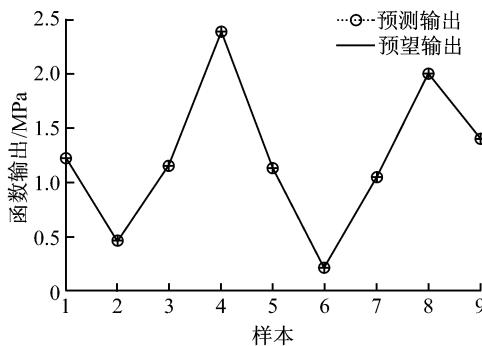


图 5 BP 网络预测输出

Fig. 5 Prediction of output for BP neural network

参考弹性模量见表 1。

表 1 BP 网络反算算例

Tab. 1 Examples of inverse derivative using BP neural network

	鼓膜凸位移/ μm	镫骨足板位移/ μm	参考弹性模量/ MPa
正常耳	0.100	0.025	0.600
病变耳 1	0.087	0.004	0.137
病变耳 2	0.105	0.035	9.259
病变耳 3	0.104	0.031	1.525
病变耳 4	0.105	0.035	13.446

反算流程如图 8 所示。首先把鼓膜凸的振幅和镫骨足板的位移按前后顺序写成两行一列矩阵 P , 采用之前训练网络时的正归一化参数设置 inputs, 对 P 进行正归一化, 保证数据单位一致, 并在区间 $[-1, 1]$ 内; 然后通过训练成熟的网络对 P 预测计算; 得到预测计算结果以后, 需要对其进行反归一化处理, 反归一化的参数设置采用之前训练网络所采用同样的设置 outputs, 最终得到正确结果。通过正常耳位移反算得到弹性模量为 596.8 kPa, 预测误差为 0.003 2, 预测误差百分比为 0.5%。另外 4 组病变耳反算结果见表 2。

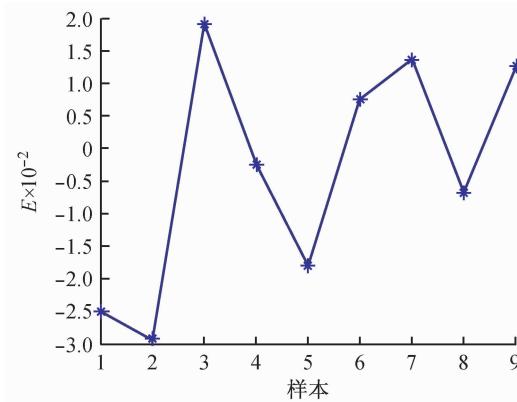


图 6 BP 网络预测误差

Fig. 6 Prediction of error for BP neural network

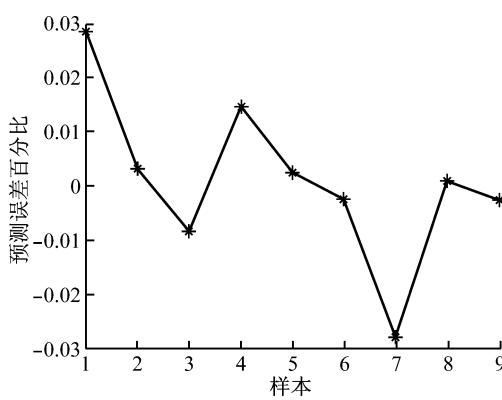


图 7 神经网络预测误差百分比

Fig. 7 Prediction of percentage error for BP neural network

3.2 BP 网络反问题求解

利用训练成熟的网络, 通过鼓膜凸和镫骨足板的位移反算结构的弹性模量。本文对 1 组正常耳和 4 组病变耳进行弹性模量的反求, 所对应的位移和

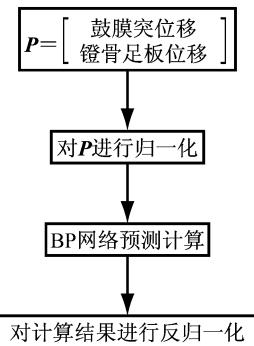


图 8 BP 网络反算流程图

Fig. 8 Flow chart of the BP neural network

4 讨论

算例的预测结果与期望结果非常吻合, 相对误差非常小, 认为本文使用 BP 网络反算耳结构弹性模量是可行的。需要注意的是: ①首先需要保证有限元模型的正确性; ②需要保证训练样本的全面性,

表2 算例计算结果**Tab. 2 The results of examples**

	参考弹性模量/	预测弹性模量/	预测误差
	MPa	MPa	百分比/%
正常耳	0.600	0.597	0.5
病变耳1	0.137	0.134	2.3
病变耳2	9.259	9.222	0.39
病变耳3	1.525	1.510	1.0
病变耳4	13.446	13.513	0.4

让网络能够通过训练学习到全面的知识,才能进行准确的非线性隐射;③保证BP网络训练成熟,如训练步数等参数的设置是关键。如此,便可以进行比较精确的反问题求解。

本文假设中耳的砧镫关节发生病变,只是一个特例。对于不同的临床病变耳,只需要确定出病变的位置,然后基于正常耳有限元模型产生BP神经网络的训练样本,对网络进行训练,便可得到求解特定反问题的BP神经网络。如果病变位置有n个,需要求解的弹性模量也有n个;首先确定每个病变位置弹性模量的可能值,使用正交试验法对n个位置的弹性模量值进行组合,以尽量少的正问题求解次数,得到尽可能多的求解结果,然后通过正问题求解得到m个位移。便得到m个输入、n个输出的神经网络训练样本,同时改变BP神经网络程序中的输入输出神经元数,便可使用训练样本对其进行训练。训练成熟以后便可通过位移反算得到n个弹性模量。

5 结论

相对于反问题,正问题的求解是成熟的,本文基于Matlab 编制求解反问题的BP神经网络,利用耳结构有限元模型进行正问题的求解,产生求解反问题的BP网络训练样本,对网络进行训练一定步数以后,网络达到成熟。使用成熟的BP网络便可对特定反问题进行求解,本文通过对几个算例的计算,得到以下结论:

(1) BP神经网络求解耳结构反问题的方法取得了较好的效果,认为此方法可行,由此可提供临床病变耳的力学参数。

(2) 对于不同病变位置的耳结构,可以通过不

同的训练样本形成求解特定反问题的BP网络。

(3) 本研究为无法通过实验测试的病变活体结构力学参数的反演提供了简捷有效的方法。

参考文献:

- [1] Molnárka G, Miletics EM, Fücsék M. A mathematical model for the middle ear ventilation [J]. Am Inst Phys, 2008, 1046: 106-109.
- [2] 姚文娟, 李武, 黄新生, 等. 耳膜振动方程的建立与求解 [J]. 振动与冲击, 2008, 27(3): 465-472.
- [3] Pozrikidis C. Boundary-integral modeling of cochlear hydrodynamics [J]. J Fluid Structure, 2008, 24(3): 336-365.
- [4] 姚文娟, 李武, 李晓青, 等. 人工听骨不同接人方式对耳结构动力响应的影响[J]. 医用生物力学, 2010, 25(3): 175-181.
- [5] Yao WJ, Li W, Li XQ, et al. Effect of tympanic membrane perforation on vibration of hearing system [J]. J Med Biomech, 2010, 25(3): 163-168.
- [6] Gan RZ, Cheng T, Dai C, et al. Finite element modeling of sound transmission with perforations of tympanic membrane [J]. Acoust Soc Am, 2009, 126(1): 243-253.
- [7] Gan RZ, Reeves BP, Wang X. Modeling of sound transmission from ear canal to cochlea [J]. Ann Biomed Eng, 2007, 35(12): 2180-2195.
- [8] Gan RZ, Sun Q, Feng B, et al. Acoustic-structural coupled finite element analysis for sound transmission in human ear—Pressure distributions [J]. Med Eng Phys, 2006, 28(5): 395-404.
- [9] 刘迎曦, 李生, 孙秀珍. 人耳传声数值模型[J]. 力学学报, 2008, 40(1): 107-113.
- [10] 刘迎曦, 李生, 孙秀珍. 人耳鼓膜病变数值分析[J]. 医用生物力学, 2008, 23(4): 275-278.
- [11] Liu YX, Li S, Sun XZ. Numerical analysis of pathologic tympanic membrane of human ear [J]. J Med Biomech, 2008, 23(4): 275-278.
- [12] 刘迎曦, 李生, 孙秀珍, 基于神经网络的人中耳内边界参数识别[J]. 医用生物力学, 2009, 24(6): 414-417.
- [13] Liu YX, Li S, Sun XZ. Internal boundary parameters identification of human middle ear with neural network [J]. J Med Biomech, 2009, 24(6): 414-417.
- [14] 姚文娟, 李晓青, 李武, 等. 中耳病变及人工镫骨形体研究 [J]. 医用生物力学, 2009, 24(2): 118-122.
- [15] Yao WJ, Li XQ, Li W, et al. Research on pathological changes of middle-ear and artificial stapes [J]. J Med Biomech, 2009, 24(2): 118-122.

(下转第49页)