

瑞利波法检测地基压实度的探讨

杨天春¹ 肖巧玲²

(1. 湖南科技大学土木工程学院, 湖南湘潭 411201; 2. 湖南科技大学机电工程学院, 湖南湘潭 411201)

【摘要】 在利用瑞利波法测试地基土的压实度时, 由于瑞利波速度与压实度之间是一种非线性关系, 因此, 必须根据瑞利波速度采用非线性反演的方法来获得地基土的压实度。过去一般是采用回归分析的方法, 现拟采用人工神经网络的方法, 即根据瑞利波速度与神经网络工具反演获得压实度。根据神经网络预测结果与灌砂法测试结果的对比可知, 神经网络预测结果的平均绝对误差为 1.188 6%, 平均相对误差为 1.221 4%, 其反演结果的精度比回归分析法更高。

【关键词】 瑞利波; 频散; 无损检测; 压实度; 人工神经网络

【中图分类号】 P 631.414

Discussion on Testing Soil Compactness by Rayleigh Wave Exploration

Yang Tianchun¹ Xiao Qiaoling²

(1. College of Civil Engineering, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan Hunan 411201;

2. College of Electromechanical Engineering, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan Hunan 411201 China)

【Abstract】 There is a nonlinear relationship between the velocities of Rayleigh and the compactness of soil in Rayleigh wave exploration. So, nonlinear inverse method is employed to obtain the compactness data based on the Rayleigh velocities. An artificial neural network is adapted to inverse the compactness instead of the regression analysis method. According to the comparison between the artificial neural network results and the result of impregnation sand method's at the same condition, the mean absolute error is 1.188 6%, and the average relative error is 1.221 4%. It illustrates that the artificial neural network method is feasible in compactness reversion, and its precision is higher than the regression analysis method.

【Key Words】 Rayleigh waves; dispersion; nondestructive testing; compactness; artificial neural network

0 引言

在工程施工中, 地基压实度是施工过程中进行质量控制的重要指标之一, 如在道路路基的施工过程中, 路基的压实度不足或不均匀沉陷是水泥混凝土路面产生脱空的主要原因。对压实度进行检测的传统方法是环刀法或灌砂法, 它们都是根据规程随机取点, 再进行室内分析处理。常规的检测方法劳动强度大、速度慢、对地基造成破损, 而且不可能开展大面积检测, 使得检测结果的代表性差。随着我国基础设施建设设施的增多, 传统的压实度检测方法已不能满足实践工作的需要。因此研究压实度无损快速检测技术具有重要意义。

瑞利波测试技术是一种无损、高速快捷的检测新技术, 它可完成对压实度的快速检测^[1]。20 世纪 70 年代, 美国人便利用瞬态激振产生的瑞利波来研究浅

层地质问题^[2]; 我国学者对瑞利波的研究应用开始于 20 世纪 80 年代, 例如杨成林等进行了稳态瑞利波法测试路基压实度的研究, 指出了压实度与面波速度之间的相关关系; Xia 等提出了利用面波反演近地表横波速度的有效途径, 拓宽了面波的应用领域^[3]。

瑞利波法检测地基压实度的理论已趋成熟, 但鉴于瑞利波在岩土介质中传播的复杂性, 瑞利波速度与土介质压实度之间的非线性关系, 作者在本文中提出了采用人工神经网络的方法反演介质压实度的方法, 并用实地检测数据对方法的有效性进行了验证。

1 理论分析

利用瑞利波法检测压实度(亦称压实系数)主要是利用其两种特性: 一是瑞利波在层状介质中的频散特性; 二是瑞利波传播速度与介质密度的相关性。根据实测频散曲线可对地基的层位进行划分, 并获

得各层的速度参数; 而利用瑞利波各层的速度与密度的相关性可计算出各层的压实度。

在介质表面施加一个震源, 就会有瑞利波沿介质表层传播, 如果震源的激振频率为 f , 传播速度为 v_R , 则波长 $\lambda_R = v_R/f$ 。理论研究表明, 瑞利波在传播过程中, 其能量主要集中在一个波长深度范围内。改变激振频率 f , 也就改变了瑞利波的波长和穿透深度。激振频率 f 由高向低变化, 就可实现由浅向深的探测, 从而进行层位划分和计算各层的 v_R 值。

在均匀弹性半空间中, 瑞利波的频散方程为

$$y^3 - 8y^2 + (24 - 16q)y - 16(1 - q) = 0 \quad (1)$$

式中: $y = v_R^2/v_S^2$, $q = v_S^2/v_P^2$, v_P 、 v_S 分别为介质纵波速度和横波速度。

根据弹性波传播理论可知

$$v_P = \sqrt{\frac{\lambda + 2\mu}{\rho}}, \quad v_S = \sqrt{\frac{\mu}{\rho}}, \quad \sigma = \frac{\lambda}{2(\lambda + \mu)}$$

其中: λ 为拉梅模量, μ 为剪切模量, σ 为泊松比, ρ 为介质的密度。

$$\frac{v_S}{v_P} = \sqrt{\frac{1 - 2\sigma}{2(1 - \sigma)}}, \quad \text{即 } q = \frac{1 - 2\sigma}{2(1 - \sigma)} \quad (2)$$

根据式(1)和式(2), 即可得到均匀半空间中的速度 v_R 、 v_S 、 v_P 之间的比值 v_R/v_S 、 v_R/v_P 和 v_S/v_P 与介质泊松比 σ 之间的变化关系见图 1。由图 1 可知, v_R/v_S 随泊松比 σ 的增大而递增, v_R/v_P 和 v_S/v_P 随泊松比的增大而递减。

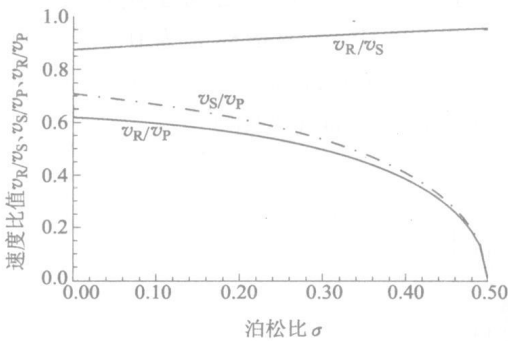


图 1 均匀半空间中速度比值与泊松比 σ 的变化关系

由于一般岩石的泊松比为 0.25, 所以在压实度检测中, 介质的泊松比 > 0.25 。因此, v_R 和 v_S 有如下关系式:

$$v_R \approx \frac{0.87 + 1.12\sigma}{1 + \sigma} v_S \approx (0.92 \sim 0.955) v_S = (0.92 \sim 0.955) \sqrt{\mu/\rho} \quad (3)$$

从式(3)来看, 似乎介质的密度 ρ 增大, 瑞利波速 v_R 应降低, 其实不然。因为对于土体介质而言, 密度 ρ 是介质孔隙度的函数, 孔隙度减小, 密度 ρ 增大, 同

时剪切模量 μ 也将增大, 而且 μ 增大速度要比 ρ 的增大快得多, 结果导致 ρ 增大时, 波速 v_R 也相应增大。由此可对特定的介质建立 v_R 与 ρ 的相关关系式。目前, 国内外对这一领域的研究已经证明^[4], v_R 与 ρ 之间可用幂函数的形式来近似表示

$$\rho = A v_R^B, \quad (4)$$

式中: A 、 B 皆为常数。

压实度 K 的定义式为

$$K = \rho/\rho_0, \quad (5)$$

式中: ρ 为地基实际压实所达到的密度, g/cm^3 ; ρ_0 为标准击实试验能达到的最大密度, g/cm^3 。显然, 压实度 K 是一个以 ρ_0 为标准的相对值, 它表征实际压实密度达到最大密度的程度。

由式(4)和式(5), 压实度 K 用波速可近似表示为

$$K = (v_R/v_{R0})^B \quad (6)$$

式中: v_R 为地基被压实后实测的波速值; v_{R0} 为标准击实试验 ρ_0 对应的波速值。

在实际工作中, 纵波速度 v_P 受介质含水量的影响较大, 而瑞利波速 v_R 则几乎不受介质含水量的影响, 故采用 v_R 计算地基的压实度更加准确。在过去的实践中, 大都通过回归分析建立类似式(6) v_R - ρ 的经验公式, 从而实现瑞利波法检测地基土压实度的无损检测^[5-6], 检测结果的正确性主要取决于经验公式的准确与否。

由以上的分析可知, v_R 与 ρ 之间是一种非线性关系, 而新近发展的人工神经网络方法在复杂的非线性系统方面具有较高的建模能力和对数据的良好拟合能力, 对解决非线性反演问题而言是一个很有价值的工具。我们主要探讨利用瑞利波速和神经网络工具反演地基土的压实度问题。

2 实践应用与人工神经网络反演

2.1 工程概况与实测结果

长沙市工程兵大道设计为高等级沥青混凝土路面, 它西接城市环线洪山庙立交桥, 东至长沙大学南校门, 全长 795.23 m, 其主要技术指标为: 城市 I 级次干道; 设计车速 40 km/h; 路幅宽 36 m; 路面载重标准为 BZZ-100。路基压实度采用瞬态瑞利波法及灌砂法进行检测和评价。现场测试工作是在路基基层碾压完毕后, 下一层路基土铺筑之前进行。

利用瑞利波法在现场共检测了 35 个点, 其中 13 个测点的瞬态瑞利波速与灌砂法测试的压实度结果见表 1^[7]。

表1 实测结果对比表

测点号	灌砂法密度 $\rho / (\text{g} \cdot \text{cm}^{-3})$	灌砂法压实度 $K / \%$	瑞利波速 $v_R / (\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$	测点号	灌砂法密度 $\rho / (\text{g} \cdot \text{cm}^{-3})$	灌砂法压实度 $K / \%$	瑞利波速 $v_R / (\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$
1	1.890	97.88	228	8	1.803	93.37	180
2	1.894	98.08	228	9	1.755	92.55	155
3	1.911	98.96	268	10	1.831	95.45	216
4	1.906	98.71	234	11	1.794	92.91	256
5	1.834	98.29	296	12	1.881	96.09	232
6	1.887	97.72	206	13	1.904	94.72	199
7	1.801	93.27	226				

表1中密度 ρ 为采用灌砂法所测得的土样密度;压实度 K 为根据灌砂法测试结果计算所得的压实度;波速 v_R 为相应检测点上应用瞬态瑞利波法所测得的路基基层介质的瑞利波速度。

2.2 人工神经网络反演

神经网络是人工智能的一个分支,它是由许多具有非线性映射能力的神经元组成,神经元之间通过权重系数相连接^[8]。根据待识别客体的固有特性、统计特性、结构特性、模糊性、知识性,对待识客体进行描述、量化,作为神经网络的输入。然后提出一些标准的(即已知其类别归属的)样本,对其设置期望值进行比较,据此去调整权值,经过反复学习,直到获得理想的输出为止,再用此理想的学习结果去识别未知的客体。

BP(Back Propagation)网络是一种多层前馈神经网络,名字源于网络权值的调整规则采用的是误差后向传播学习算法,其应用非常广泛。BP网络通常有一个或多个隐层,隐层中的神经元一般采用sigmoid型传递函数,输出层的神经元一般采用线性传递函数、sigmoid型的对数函数等。在确定了BP网络的结构后,利用输入输出样本集对其进行训练,也即对网络的权值和阈值进行学习和调整,调整的指导思想是使误差函数($e = t - a$, t 和 a 分别为期望输出和网络的计算输出)沿负梯度方向变化,以使网络实现给定的输入输出映射关系。经过训练的BP网络就具有联想功能,对于不是样本集中的输入也能给出合适的输出。

1) 网络训练

一个具有一个隐层的BP网络见图2。图2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。

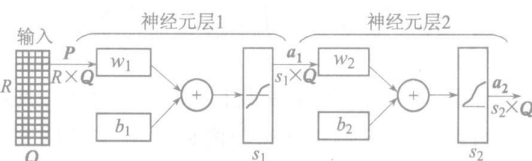


图2 BP网络结构

在本文计算中,将表1中的实测结果作为训练样本,且将瑞利波速 v_R 作为神经元的输入因子,则 $R=1$ 。单隐层BP网络中间层的神经元个数需要通过实验来确定,由于输入神经元有1个,所以中间层神经元个数最后通过实验选定为7。将表1中灌砂法所获得压实度 K 作为相应的期望输出,则输出神经元个数 $s_2=1$ 。将表1中的13对现场测试结果作为网络输入层神经元的输入数据,则 $Q=13$ 。

按照一般的设计方案,中间层神经元的传递函数选为sigmoid型正切函数(tansig),输出层神经元的传递函数为sigmoid型对数函数,之所以选sigmoid型对数函数(logsig),是因为该函数为0-1函数,正好满足网络输出的要求。网络的训练函数选Levenberg-Marquardt BP训练函数(trainlm),因为该函数收敛速度快,网络的训练误差也比较小。

将表1中已知其输入、输出的样本集数据代入设计好BP网络中,进行网络学习训练,经过训练后,神经网络的输入与输出之间建立非线性的对应关系。本文训练中,误差指标 e 为0.0001,训练的最大步数 n 为2000,最后经过2000步训练后的误差 e 为0.000277848(见图3)。

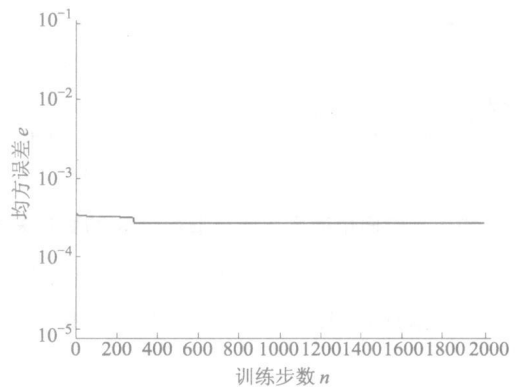


图3 网络训练的误差曲线

2) 网络的预测结果及验证

经过训练后的BP网络具有联想功能,可对根据其它测点的瑞利波速度来预测该点的压实度。现场另外5个测点的测试结果见表2,其中灌砂密

度 ρ 、灌砂压实度 K 和瑞利波速 v_R 各栏的含义与表 1 相同。根据前面已经训练好的 BP 网络,再利用表 2 中的瑞利波速可预测出测点 14~18 的压实度(见表 2)。将 BP 网络的预测结果与灌砂法获得的结果进行对比,即可获得绝对误差和相对误差值。

由表 2 可知,瑞利波法的压实度预测结果与灌

砂法压实度结果对比的绝对误差在 0.005 3%~4.608 6%之间,相对误差在 0.005 7%~4.725 8%之间,平均绝对误差为 1.188 6%,平均相对误差为 1.221 4%。文献[7]采用回归分析方法所得到结果的平均绝对误差为 2.31%,平均相对误差为 2.43%。可见,神经网络反演结果的精度比回归分析法要高,准确性更好。

表 2 人工神经网络反演预测结果

测点号	灌砂法密度 $\rho / (\text{g} \cdot \text{cm}^{-3})$	灌砂法压实度 $K / \%$	瑞利波速 $v_R / (\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$	压实度的 BP 预测结果 / %	预测结果 绝对误差 / %	预测结果 相对误差 / %
14	1.755	92.55	155	92.545	0.005 3	0.005 7
15	1.831	95.45	216	95.429	0.021 0	0.022 0
16	1.794	92.91	256	97.519	-4.608 6	4.725 8
17	1.881	96.09	232	97.153	-1.062 9	1.094 1
18	1.904	94.72	199	94.475	0.245 2	0.259 5
平均					1.188 6	1.221 4

3 结 论

在过去应用瑞利波法检测地基压实度的实践中,大都通过回归分析的方法建立 $v_R-\rho$ 的经验公式,从而实现瑞利波法检测地基土压实度的无损检测,检测结果的正确性主要取决于经验公式的准确与否。由于瑞利波速 v_R 与介质密度 ρ 是非线性的关系,因此笔者在本文中提出了人工神经网络的反演方法。

通过本文的试验研究来看,利用瑞利波速度和神经网络方法检测地基土压实度的方法是可行的。根据神经网络预测结果与灌砂法检测结果的对比来看,神经网络预测的压实度结果比较准确、可靠,该方法可在今后的应用中加以推广。通过对预测结果的误差分析可知,神经网络的预测结果比传统回归分析方法的准确度更高,误差更小。

人工神经网络对非线性反演问题而言是一种比较好的方法,它对反演目标的先验知识要求很少,反演速度也较快,但是该方法收敛速度慢,为提高反演的精度,还必须增大训练样本的个数。

参 考 文 献

[1] 董雪华,景朋涛,王西林. 瞬态瑞雷波法在地基强夯

效果检测中的应用[J]. 岩土工程技术, 2003(5): 261-264.

[2] 杨天春. 瑞利波“之”字形频散与道路结构频散曲线的正演研究[D]. 长沙:中南大学, 2004.

[3] Xia J, Miller R D and Park C B. Estimation of near-surface shear wave velocity by inversion of Rayleigh wave[J]. Geophysics, 1999, 64(3): 691-700.

[4] 杨成林,时福荣,李从信,等. 应用瑞雷波等方法对公路质量进行无损检测[J]. 物探与化探, 1996, 20(2): 104-115.

[5] 苏跃宏,刘俊芳,刘 博. 瑞利波检测路基压实度试验研究[J]. 内蒙古工业大学学报, 2004, 23(3): 226-229.

[6] 苑东义. 瑞雷波法在公路路基压实度测试中的应用[J]. 平原大学学报, 2002, 19(4): 29-31.

[7] 董海文,李 嘉. 瞬态面波法检测路基压实度的研究与探讨[J]. 湖南城市学院学报:自然科学版, 2004, 13(2): 24-26.

[8] 飞思科技产品研究中心. 神经网络理论与 MATLAB7 实现[M]. 北京:电子工业出版社, 2005: 44-107.

收稿日期: 2006-12-18