

# 基于 BP 神经网络的双层体系模量反演研究

张虎<sup>1</sup>, 颜可珍<sup>2</sup>, 朱向平<sup>1</sup>

(1. 广州市骏烨建筑工程有限公司, 广东 广州 510950; 2. 湖南大学 土木工程学院)

**摘要:** 运用有限元软件计算了轻型落锤弯沉仪(LWD)荷载下 1 210 组双层体系弯沉盆数据,建立了用于模量反演的弯沉盆数据库。利用 Matlab 神经网络工具箱构建了稳定可靠的双层体系结构层模量反演模型,并利用实际测试数据对 BP 模量反算模型进行了校验。结果表明:BP 神经网络较等效厚度法反演精度更高。

**关键词:** 公路路基; 模量反演; BP 神经网络; 双层体系; 轻型落锤弯沉仪(LWD)

轻型落锤弯沉仪(Lightweight Deflectometer, LWD)作为路基施工质量控制与保证的无损检测设备在道路与铁道工程领域得到了广泛的应用。传统的 LWD 利用荷载中心弯沉值评价路基压实质量及其强度。实际上,该方法所测模量为 LWD 影响深度范围内结构层的复合模量,而非待测层的真实模量,这极大地影响了 LWD 测试结果的准确性。另外,为了进一步拓宽 LWD 应用于评价基层和路面双层体系,研究双层体系的模量反算非常重要。

近年来 LWD 已生产出带径向传感器的 LWD,可类似 FWD 对多层结构体系进行评价。Senseney 通过动力有限元模型对双层体系中弯沉与顶/底层的回弹模量的敏感性进行了分析,研究发现:中心处弯沉对顶层回弹模量较敏感,而径向传感器弯沉对于底层回弹模量更为敏感,为 LWD 模量反算选择权重因子提供指导。虽然带径向传感器的 LWD 在工程中已有应用,但目前仍没建立其模量反演方法。查旭东等通过对理论和实测弯沉盆的反算,对比分析了精确网络与噪音网络的反算能力,结果表明:神经网络法的反算结果具有良好的精度和可靠性;Tarefder 等分析 FWD 的时程曲线建立了层厚的神经网络预测模型,由预估层厚以及弯沉盆数据反算模量,与试验结果对比发现两者结果较为接近,验证了神经网络的可靠性。该文拟利用 Matlab 工具箱的 BP 神经网络建立双层的结构层模量反算模型,为促进 LWD 在双层体系中的应用并准确地评价其结构强度性能提供参考。

## 1 BP 神经网络模型

BP(Back Propagation, BP)神经网络即误差反向传播神经网络,也是典型的多层前向神经网络,由输入层、隐含层和输出层组成,相同层间不会出现相互连接,不同层间则是全互联形式,其学习训练流程如图 1 所示。对于双层体系模量预测模型,单隐含层足以达到期望预测,该文拟采用单隐含层即三层 BP 神经网络结构,其结构图如图 2 所示。

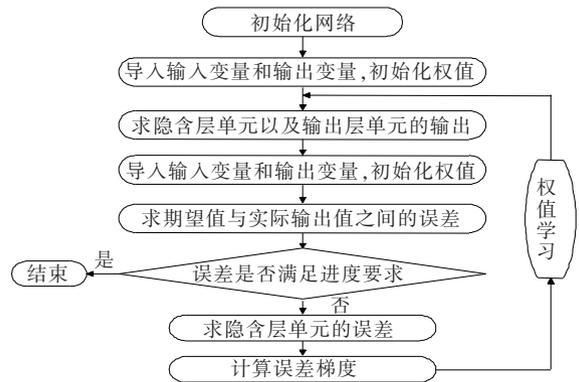


图 1 网络训练流程图

## 2 基于弯沉的双层体系模量反演模型

### 2.1 模型的建立

根据 Christopher 研究中常见的双层体系结构形式建立 LWD 荷载下双层体系二维有限元动力模型,

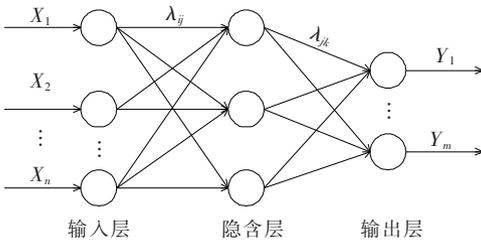


图 2 三层 BP 神经网络结构图

并基于 Grasmick 在 LWD 荷载下对双层体系进行的弯沉盆数据实测结果,认为该二维有限元动力模型可较好地描述 LWD 荷载下的动力响应规律。模型中双层体系结构为碎石基层与土基。考虑到基层与土基的密度虽有所差异,但在进行有限元正向计算过程中,密度差异对结果影响较小,而对模型进行反算时,密度并不是其输入变量,因而对密度取定值。各结构层参数取值范围如表 1 所示。

表 1 双层体系结构层参数选取

双层体系 结构层	厚度 $h/\text{cm}$	模量 $E/\text{MPa}$	密度 $\rho/$ ( $\text{g} \cdot \text{cm}^{-3}$ )	泊松比
基层	15~45	120~960	2 000	0.30
土基	—	50~180	2 000	0.30

对表 1 中的双层体系结构模量和厚度参数进行随机组合,共构建 1 210 组理论双层体系结构组合形式。利用有限元软件计算 1 210 组双层体系结构组合所对应的理论弯沉盆,从而形成双层体系表面弯沉值与结构层参数之间的数据库。对于 LWD 荷载可近似看作半正弦波荷载,在 17 ms 左右达到荷载峰值,荷载直径  $D$  一般为 200 mm,荷载峰值为 10 kN,沿 LWD 荷载轴线依次布设弯沉测点  $D_0$ 、 $D_{30}$ 、 $D_{60}$ ,相对于荷载中心的距离依次为 0、30、60 cm。

依据图 2 的模型,拟采用最大最小法将数据归一到  $[-1, 1]$  区间,针对土基进行归一化的输入变量为基层厚度  $h$ ,各测点弯沉  $\omega_0$ 、 $\omega_{30}$ 、 $\omega_{60}$  共 4 个变量,输出变量为土基模量;对于基层,进行归一化的输入变量为土基模量  $E_2$  与基层厚度  $h$  和 3 个点位的弯沉值,输出变量为基层模量。采用 newff 函数创建 BP 神经网络并对其初始化,隐含层传递函数采用 S 形函数 (Tan-Sigmoid),输出层为纯线性函数 (Purelin);训练和学习函数分别采用 Levenberg-Marquardt 函数 (Trainlm) 和梯度下降动量学习函数 (Learnngdm);采用 mse 计算网络的均方误差来评价网络泛化性能。

## 2.2 土基模量反演

由于土基与路面基层厚度不同,模量参数也具有

较大差异,因此将其分开建立 2 个 BP 网络模型更为精确。在进行土基模量反演时,以基层厚度  $h$ ,各测点弯沉  $\omega_0$ 、 $\omega_{30}$ 、 $\omega_{60}$  共 4 个变量构成大小为  $1\ 210 \times 4$  的空间矩阵作为输入变量,土基模量作为输出变量。随机选取其中 1 160 组作为模型学习样本,其样本的分配按训练样本:检验样本:测试样本=70%:15%:15%分配,剩余的 50 组作为仿真验证数据,并利用试凑法确定隐含层的节点为 10 个,构建了结构为 4-10-1 的 BP 神经网络。其训练测试结果如图 3、4 所示。

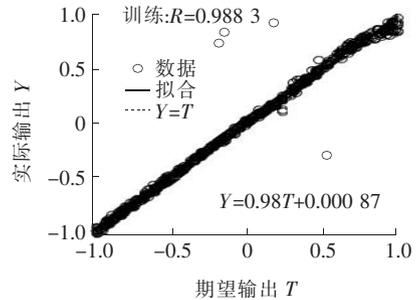


图 3 网络训练结果(土基模量)

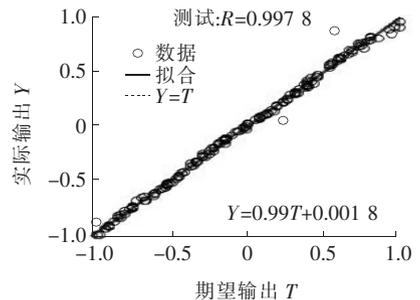


图 4 网络测试结果(土基模量)

由图 3、4 可以看出:样本实际输出  $Y$  与期望输出  $T$  之间相关系数  $R$  分别为 0.988 3、0.997 8,具备较高的拟合度,得到较为可靠的土基(底层)模量反演模型。选取剩余的 50 组样本数据利用该神经网络进行反算,其预测值与期望值如图 5 所示。从图 5 可以看出:土基回弹模量预测值最大相对误差为 7.14%,相对误差平均值为 2.69%,完全满足工程要求,说明了预测值与目标值具有良好的 consistency。

## 2.3 基层模量反演

对于基层模量的反算,其过程基本与土基模量反演相同。将土基模量  $E_2$ 、基层厚度  $h$  和 3 个点位的弯沉值一起作为输入变量构成  $1\ 210 \times 5$  的输入空间矩阵,基层模量作为输出变量构建输入输出关系。也同样随机选取其中 1 160 组作为模型学习样本,按训练样本:检验样本:测试样本=70%:15%:15%分配。模型反算结果如图 6、7 所示。

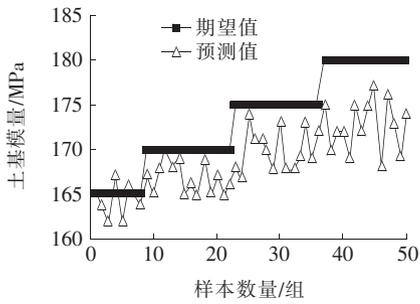


图5 土基模量反演模型预测值与期望值比较

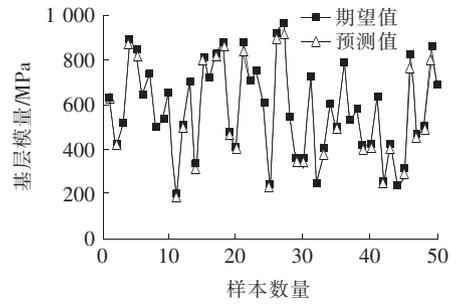


图8 基层回弹模量预测值与期望值比较

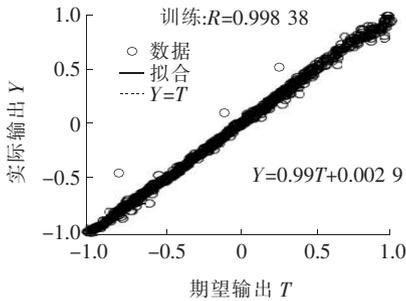


图6 网络训练结果(基层模量)

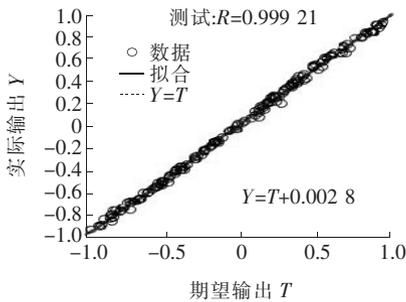


图7 网络测试结果(基层模量)

由图6、7可以看出:样本实际输出与期望输出之间相关关系系数 $R$ 分别为0.98838、0.99921,具备较高的拟合度,说明了基层模量反演模型能满足工程应用要求。为了进一步验证模型的可靠性,选取剩余的50组样本利用该文的神经网络进行反算,得到预测值与期望值如图8所示。从图8可以看出:基层模量预测值最大相对误差为9.03%,最小为0.15%,相对误差平均值为2.98%,说明模型能满足工程实践要求,可用于双层体系顶层模量反算。

### 3 模型的校验

为了进一步检验该文神经网络模型的预测能力和精度,应结合已有的实测数据,对该文模型精度进行校核。并与等效厚度法计算结果进行对照。等效厚度法采用 Odemark 模量与厚度当量假定,将路基上不同模量的厚度土层折算成与路基下部填料同模量的等效层

厚。由于对双层体系结构而言,目前尚无实测的弯沉数据可以使用,故该文采用理论弯沉盆作为参考标准。下面拟利用 Jacob G 的实测弯沉数据,结合上文建立的反演模型来进行分析。首先对实测弯沉盆进行标准化,结果如表2所示。得到了12组标准化双层体系实测弯沉值,利用该文模型进行反算,结果如表3所示。

表2 标准化弯沉盆

养护时 间/d	测点 位置	标准荷载 $\bar{F}$ /kN	$\bar{\omega}_0 /$ $\mu\text{m}$	$\bar{\omega}_{30} /$ $\mu\text{m}$	$\bar{\omega}_{60} /$ $\mu\text{m}$
1	I	10	279	96	45
	C	10	266	96	44
	O	10	379	114	51
	A	10	308	102	46
2	I	10	251	92	44
	C	10	239	94	45
	O	10	341	112	49
3	A	10	277	99	46
	I	10	219	89	45
	C	10	211	89	45
	O	10	279	101	47
	A	10	236	93	46

从表3可以看出:该文模型反算出的模量与等效厚度法的模型有较大差异。为了进一步验证两种方法的可靠性,分别将两种模型反算得到的土基、基层模量值作为已知参数代入有限元软件正算双层体系的弯沉盆,计算结果见表4。

从表4可以看出:BP神经网络法和等效厚度法反算模量后再计算得到的理论弯沉盆与实测弯沉盆的平均均方差分别为6.00%和6.88%,等效厚度法反算模量下的理论弯沉盆的均方差均略大于BP模型反演模量下的理论弯沉盆。由此可见,相比于等效厚度法复杂的试算过程,BP神经网络反演方法计算效率更高,反演精度也略优于等效厚度法,进一步表明BP神经网络反算双层体系结构层模量的适用性和可靠性,且在大规模反算的实时处理上更具优势。

表 3 基于实测弯沉盆的模量预测值

养护时 间/d	测点 位置	BP 神经网络法/MPa		等效厚度法/MPa	
		底层模量	顶层模量	底层模量	顶层模量
1	I	110	261	91	319
	C	110	292	92	348
	O	95	177	79	225
	A	105	224	87	297
2	I	112	323	92	401
	C	111	383	90	418
	O	96	206	81	297
	A	108	278	87	372
3	I	112	456	92	512
	C	110	493	90	585
	O	105	281	84	443
	A	107	389	89	513

表 4 标准化实测弯沉盆与理论弯沉盆对比

养护时 间/d	测点位置	$\bar{\omega}_0/$	$\bar{\omega}_{30}/$	$\bar{\omega}_{60}/$	$RMSE/$	
		$\mu\text{m}$	$\mu\text{m}$	$\mu\text{m}$	%	
1	I	BP 法	269	88	44	5.4
		等效法	272	105	43	6.2
	C	BP 法	247	85	43	7.9
		等效法	260	103	43	4.6
	O	BP 法	348	103	51	7.3
		等效法	340	122	51	7.2
A	BP 法	287	90	45	8.0	
	等效法	289	110	46	5.8	
2	I	BP 法	242	86	43	4.5
		等效法	246	103	43	7.1
	C	BP 法	226	86	44	6.0
		等效法	245	105	44	7.0
	O	BP 法	312	98	49	8.7
		等效法	298	118	50	8.0
A	BP 法	263	89	45	6.6	
	等效法	262	109	46	6.6	
3	I	BP 法	203	82	42	7.3
		等效法	223	99	43	7.1
	C	BP 法	206	86	44	2.7
		等效法	209	99	43	7.0
	O	BP 法	272	95	48	3.9
		等效法	242	108	46	8.7
A	BP 法	226	89	45	3.7	
	等效法	228	104	45	7.2	
平均均方值/%		BP 法			6.00	
		等效法			6.88	

## 4 结论

(1) 利用有限元软件计算得到了 LWD 荷载下双层体系的弯沉盆数据,结合 Matlab 神经网络工具箱构建了双层体系的模量 BP 反演模型。

(2) 该文模型与等效厚度法相比,BP 神经网络反演精度更高,且更适用于大规模实时数据处理,为促进 LWD 在双层体系中的应用并准确地评价其结构强度性能提供参考。

(3) 该文模型是基于理论弯沉盆而建立的,在今后的应用中需进一步积累实测数据,提高模型的反算精度,并进一步研究模型的鲁棒性和抗噪性等。

## 参考文献:

- [1] Jacob G. Grasmick, Michael A. Mooney, Christopher T. Senseney, et al. Comparison of Multiple Sensor Deflection Data from Lightweight and Falling Weight Deflectometer Tests on Layered Soil[J]. Geotechnical Testing Journal, 2015, 35(6): 851—863.
- [2] 郝梦辉, 王志刚, 周建军. 手持式落锤弯沉仪 (FWD) 快速检测路基压实度应用技术研究[J]. 公路交通科技(应用技术版), 2014(10).
- [3] Moshe Livneh, Yair Goldberg. Use of Falling — Weight Deflectometer and Light Drop — Weight for Quality Assessment during Road Formation and Foundation Construction[C]. TRB 80th Annual Meeting, 2001.
- [4] Senseney, C. T., Michael A. Mooney. Characterization of a Two — Layer Soil System Using a Lightweight Deflectometer with Radial Sensors[C]. TRB 2010 Annual Meeting, 2010.
- [5] Christopher T. Senseney, Jacob Grasmick, Michael A. Mooney. Sensitivity of Lightweight Deflectometer Deflections to Layer Stiffness via Finite Element Analysis[J]. Can. Geotech. J. 2015, 52: 961—970.
- [6] 查旭东. 路面结构层模量反算方法综述[J]. 交通运输工程学报, 2002(4).
- [7] 查旭东, 王秉纲. 基于人工神经网络的路面模量反算[J]. 交通运输工程学报, 2002(2).
- [8] Rafiqul A. Tarefder, Sanjida Ahsan, Mesbah U. Ahmed. Neural Network — Based Thickness Determination Model to Improve Backcalculation of Layer Moduli without Coring[J]. Int. J. Geomech, 2015, 15(3).
- [9] 徐鸿喆. 便携式落锤弯沉仪 (PFWD) 检测技术的开发与应用[D]. 河北工业大学硕士学位论文, 2012.
- [10] 刘晶磊, 叶庆志, 宋绪国, 等. 基于传递矩阵法的重载铁路路基基床应力及变形分析方法研究[J]. 铁道标准设计, 2014(9).