

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2021.01.002

带传动装配张力的动态预测研究及其应用^{*}

林晓涵, 王少杰^{*}, 侯 亮, 杨 峥, 穆 瑞
(厦门大学 机电工程系, 福建 厦门 361005)

摘要: 目前, 在某些装配生产中存在着与张力的测量和装配调整精度相关的问题, 针对这一问题, 提出了基于神经网络和振动信号分析的张力测量和预测方法。首先, 进行了稳态张力测量及振动信号采集试验, 实现了便捷、准确的工况测量和信号获取; 然后, 通过带传动台架模拟试验获取了不同张力下的振动信号, 并开展了基于 BP、RBF、GRNN 等 3 种神经网络的张力预测研究, 实现了准确的张力预测; 最后, 将上述试验方法和预测网络模型应用于某带传动的张力预测上。研究表明: GRNN 模型快速、精准, 客车张力预测结果误差在合理范围内的概率为 86.15%, 所提方法是实现张力预测的有效途径, 对优化装配工艺和提高产品性能有重要意义。

关键词: 带传动; 皮带张力; 装配质量; 识别预测; 神经网络

中图分类号: TH132.32; U464.1; TP183

文献标识码: A

文章编号: 1001-4551(2021)01-0009-08

Dynamic tension prediction in belt drive assembly and its application

LIN Xiao-han, WANG Shao-jie, HOU Liang, YANG Zheng, MU Rui

(Department of Mechanical and Electrical Engineering, Xiamen University, Xiamen 361005, China)

Abstract: Aiming at the problems of low accuracy in the measurement and inaccuracy adjustment of tension in the assembly, a tension measurement and a prediction method based on neural network and vibration signal analysis were proposed. Firstly, the steady-state tension measurement and vibration signal acquisition test were designed to achieve convenient and accurate condition measurement and signal acquisition. Secondly, the vibration signals under different tension were obtained through the bench simulation test of belt drive, and the tension prediction research based on BP, RBF and GRNN neural networks was carried out to achieve accurate tension prediction. Finally, the above test method and prediction network model were applied to the tension prediction of a belt drive. The results indicate that GRNN model is fast and accurate, and the probability of bus tension prediction error in a reasonable range is 86.15%. The proposed method is an effective way to achieve tension prediction, which is of great significance to optimize assembly and improve product performance.

Key words: belt drive; belt tension; assembly quality; recognition and prediction; neural network

0 引 言

装配质量对产品性能与品质有着重要的影响。如装配过程中存在的装配工艺、装配方法、装配精度的不规范操作, 会直接影响产品的性能和质量。装配参数对产品性能和质量的影响通常情况下主要有 3 个方面^[1-4]: (1) 不合理装配导致系统工作不正常; (2) 零部件配合不当增加了额外振动噪声; (3) 不合理的装配

改变了系统刚度、阻尼等固有特性, 与其他零部件发生共振。

而在客车发动机总成生产过程中, 带传动系统工作的稳定性直接影响到整车的 NVH 性能, 特别是车内后排乘坐舒适性。其中, 张力调整不当, 会发生皮带滑移、跳带、磨损等状况, 这是客车生产过程中导致 NVH 性能不达标最常见的原因。

带传动张力的调整不合理, 不仅会影响原有的动

收稿日期: 2020-05-22

基金项目: 国家自然科学基金面上资助项目(51975495); 国家自然科学基金资助项目(51905460); 厦门市重大科技资助项目(3502Z20191019)

作者简介: 林晓涵(1995-), 女, 福建福州人, 硕士研究生, 主要从事带传动装配、NVH、数据分析方面的研究。E-mail: 1035276875@qq.com

通信联系人: 王少杰, 男, 博士, 硕士生导师。E-mail: wsj@xmu.edu.cn

力传递,导致其他系统工作的不正常,而且还会改变带传动的自振频率,增加与其他零部件发生共振的可能。因此,针对装配质量的研究,BOYSAL A 等^[5]基于非线性动态模型,建立了多目标优化模型,实现了对悬置软垫的制造及整车装配的优化;AHMAD A^[6]、GONZALEZBADILLO G^[7]等人基于虚拟现实技术对发动机装配线进行了动态仿真,评估了物理仿真引擎在虚拟装配应用中的性能,实现了发动机装配的效率提升及质量优化;ABELLANEBOT J V 等^[8]分析了基于传感器的夹具优化配置、传感器的数量优化,综合误差传递理论和状态空间方程,实现了多工序制造、装配过程的产品质量预测和误差补偿。

保障装配质量不能仅依赖于零件公差设计,还必须通过测量与调整等装配工艺来共同实现^[9]。由于我国客车装配生产还是以人工为主,容易出现张力的测量与装配精度低的问题。为避免张力不当导致的质量性能问题,进行张力预测是能够及时发现问题,并采取相关调整的有效途径。进行张力预测需要从采集到的信号中建立模型,以估计装配的参数。

传统的张力预测方法是建立回归数学模型,需要分析现象之间相关的具体形式,并用数学公式表示出来。NESTOR A^[10]通过理论分析,建立了一种同步带齿型载荷分布模型,并通过理论结果和实测值的对比,分析验证了模型准确性;CEPON G^[11]将阻尼引入了柔性多体皮带传动模型中,通过数值分析和实验研究了皮带传动系统的张紧力在不同预紧力下的振动变形特性;MECKSTROTH R J 等人^[12]基于显式积分有限元理论对发动机带传动系统进行了仿真分析,通过对系统中张紧器摆动量、带张力、皮带的振动、皮带滑动率等的分析计算,实现了发动机的装配减振优化设计;但这种方法不但复杂难以求解,且建模过程也比较耗时。

所以性能更优的人工神经网络被越来越广泛地应用于模式识别、预测估计等复杂问题上^[13]。将神经网络应用于工业装配质量控制上,在这方面国内已有一些学者开展了相关研究。GUH R S 等^[14]利用 BP 神经网络和专家系统,对产品制造装配过程的控制图模式进行了识别和分析;陈勤和^[15]建立了支持向量机和 BP 神经网络两种预测模型,实现了通过螺栓拧紧关键因子对发动机前期装配整体质量的预测,并根据预测发动机的振动量,及时发现了装配质量问题,节约了生产时间和成本;赵明志^[16]以某变速箱生产为应用背景,针对变速箱短期的装配质量预测问题,建立了基于 PSO-BP 的神经网络装配质量预测模型;张根保等^[17]以某磨床的砂轮架装配为例,验证了 PSO-BP 神经网络

对产品装配质量预测模型的有效性。

神经网络在工业装配预测上的成功案例证明了其可行性和有效性,但将其应用于带传动张力装配预测方面的研究目前还较少。

在带传动张力的智能控制中^[18],牟学鹏^[19]介绍了一种带式输送机张力智能监控系统,通过在带传动系统中安装张力传感器,可以实时反馈当前张力是否处于理想范围内;董立红等^[20]同样针对带式输送机进行了研究;PAN^[21]研究了使用非接触式光电角度电位器和直流无刷电机的主动送线式电子张力控制器,并基于模糊控制 PID 算法给出了仿真条件下的控制参数和系统阶跃响应曲线。

这些研究的基本思路都是需要先获取张力值,从而对张力实施调控。这类带式输送机采集的数据多来源于张力传感器、电控系统中的电流信号、控制系统行为数据等。但是这些方法对于空间容量狭窄的客车带传动系统并不适用。

综上所述,围绕大型带式输送机张力控制和神经网络预测方法的研究,相关学者已经取得了很多成果,并得到了好的效果;然而针对客车的带传动,目前还没有很好地解决数据采集和张力预测的问题。

本文提出一种基于神经网络和振动信号分析的带传动张力测量和预测方法,首先进行台架稳态张力测量及振动信号采集试验;在试验台架上模拟带传动系统,采集不同张力下的振动信号作为神经网络训练和测试的数据基础,分别建立 BP、RBF、GRNN 3 种常见神经网络的预测模型;最后分析并评估网络模型对台架带传动张力预测的效果。

1 神经网络的张力动态预测方法

带传动张力预测方法过程如图 1 所示。

图 1 主要包含以下几项内容:

(1) 根据客车带传动工作特点,本文设计带传动台架试验,采集试验数据;从台架上采集到不同张力状态下的振动信号经过数据处理分析,生成网络模型的输入;

(2) 基于神经网络的张力预测,是通过建立振动信号与张力值之间的映射关系来实现的。神经网络建模作为关键步骤,需要对其设定合适的网络参数,并输入样本集进行训练;训练完成的网络模型可以实现特征集到张力值的输入输出计算,即张力的预测;不同的神经网络采用不同计算方法,使用时可参考训练结果进行选择。决定系数、相对误差等作为评判网络模型性能的指标;

他外界因素干扰,在静态下调节的张力和稳定运转后停机测量的张力可能出现偏差。所以张力的调整需要经过预调及稳定运转校正环节,以保证测量张力值的有效性,即训练标签的准确性。不同张力工况通过从动轮端的千斤顶螺栓调节跨距实现,并使用测量精度比车间常用的挠度法更精确的音波式张力计对张力进行测量^[22]。笔者分别将带传动系统张力设为 210 N、240 N、270 N、300 N、330 N、360 N、390 N,采集这 7 种工况下的振动信号,具体步骤如下:

(1) 张力预调,通过旋动千斤顶螺栓控制带传动跨距,使用音波式张力计测量固定测点的张力值;

(2) 固定好后启动电机,使皮带运转一段时间,并获得均匀受力;

(3) 使用张力计测量同一点的张力,验证张力值的稳定性,当皮带运转一段时间后测点的张力值与预调值一致时进入振动信号采集阶段;否则重新调整张力值。

2.2 数据处理与分析

采集到的原始信号转变成神经网络的输入需要经过数据处理、特征提取、特征筛选几个数据分析步骤。

信号处理流程如图 3 所示。

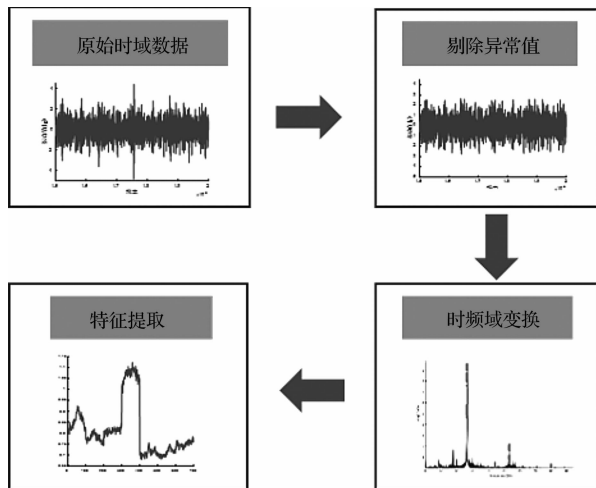


图 3 信号处理流程

通过对比不同工况下时域、频域的振动信号可以发现:(1)在时域上,不同张力下其表现在振动信号的振幅均方根值、最大峰值等统计参数存在明显区别;(2)在频域上,不同振动信号表现在驱动频率与被驱动频率上的幅值相差较多。

因此,笔者从振动信号中提取了方差、标准差、偏度、均方根、峰峰值、均值、峰度、波峰因数、脉冲因子等 9 个常见时域特征,主动轮转速频率 1 阶~4 阶谐波下峰值、从动轮转速频率 1 阶~4 阶谐波下峰值 8 个频域特征。而台架试验共采集 7 个通道的不同振动数

据,故最终得到 7×17 维特征。

笔者采用 Fisher 准则^[23,24]对 119 维特征进行贡献量的排序与筛选,标准化并平均特征在不同类别的 Fisher 比,得到特征筛选的判定,如图 4 所示。

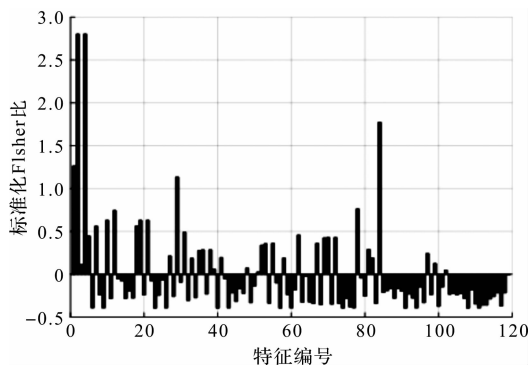


图 4 特征筛选的判定

笔者取最终结果大于 0 的前 38 维作为敏感特征集,为后续网络模型的训练测试提供数据基础。

3 神经网络的张力预测

神经网络的多层感知拓扑结构,特别适用于处理多因素、多条件等模糊问题。神经网络作为回归预测模型时,具有很好的非线性映射能力,建模简单便捷,能够处理复杂数据等优点。已有研究表明,相较于传统的回归方法,神经网络的性能更优。因此,此处笔者选取了较为经典的 3 种回归神经网络进行测试比较。

3.1 神经网络算法简介

(1) BP 神经网络。

BP(back propagation)神经网络是一种按照误差逆向传播算法训练的多层前馈神经网络^[25],其拓扑结构如图 5 所示。

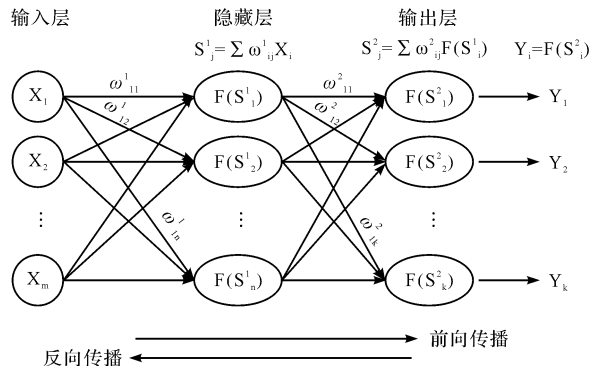


图 5 BP 神经网络拓扑结构

图 5 中,主要学习过程分为正向传播和反向传播两个阶段。通过一次正向传播和一次反向传播,网络的参数就会更新一次。正向传播和反向传播不断往复进行并更新网络参数,直到达到训练精度或训练次数等要求,训练停止。

(2) RBF 神经网络。

径向基函数(radial basis function)是某种沿径向对称的标量函数,通常定义为空间中任一点 x 到某一中心 x_c 之间欧氏距离的单调函数,可记作: $\varphi(\|x - x_c\|)$;但其作用往往是局部的,即当 x 远离 x_c 时,函数取值很小。

最常用的径向基函数是高斯核函数,即:

$$\varphi(\|x - x_c\|) = e^{-\frac{\|x - x_c\|^2}{2\sigma^2}} \quad (1)$$

式中: x_c —核函数中心; σ —函数的宽度参数,控制了函数的径向作用范围。

RBF 与 BP 的区别主要在于训练方法上。BP 激励函数一般为 sigmoid 函数,通过不断调整神经元的权值来逼近最小误差;而 RBF 激励函数一般为高斯函数,通过对输入与函数中心点的距离直接计算权重。

RBF 神经网络拓扑结构如图 6 所示。

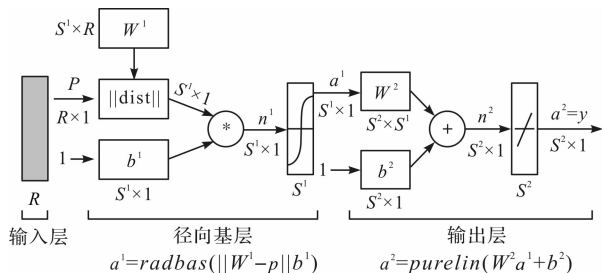


图 6 RBF 神经网络拓扑结构

图 6 中,RBF 网络的基本思想就是用 RBF 作为隐单元的“基”构成径向基层空间,这样就可以将输入矢量直接映射到隐空间,而不需要通过权连接,其变换是非线性的^[26]。当 RBF 的中心点确定以后,这种映射关系也就确定了。相较于 BP 神经网络,RBF 具有最佳逼近、分类能力好、学习过程收敛速度快,以及可克服局部最小值问题等优点^[27]。

(3) GRNN 神经网络。

GRNN(general regression neural network)广义回归神经网络是径向基神经网络的一种,GRNN 神经网络拓扑结构如图 7 所示。

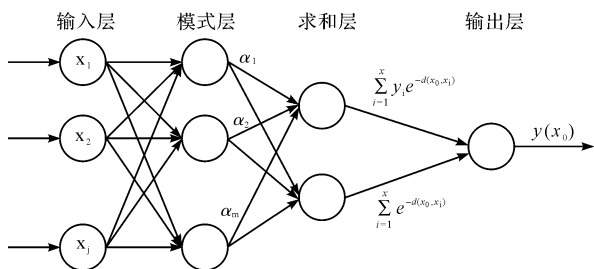


图 7 GRNN 神经网络拓扑结构

图 7 中,GRNN 与 RBF 的区别在于多了一层求和

层,而去掉了隐含层与输出层的权值连接,即由输入层、模式层、求和层、输出层组成。GRNN 具有较强的非线性映射能力和学习速度,样本数据少时,预测效果好,还可以处理受外界影响的非线性因素^[28]。

神经网络建模需要设置几个重要的调节参数,例如 BP 神经网络的网络结构、训练目标、学习率、激活函数,RBF 和 GRNN 的径向基扩展速度等;通过特征集的训练对神经网络模型参数进行调整。

各神经网络参数调整如下:

BP 网络设置 2 个隐藏层,各 5 个神经元,隐藏层训练函数为 logsig,训练精度为 10^{-6} ,学习率为 0.01;RBF 扩展速度设为 1.8,GRNN 光滑因子 0.5。

3.2 神经网络模型的评价指标

为评估回归网络模型好坏,此处使用 3 个指标作为评判标准。其中,均方误差、均方根误差、决定系数用于评价对比同一数据间不同神经网络的测试结果;同时,平均相对误差能够更好地对比台架试验数据与实车数据验证之间的结果。

(1) RMSE(root mean squared error),均方根误差是均方误差的开方值,能够将得到的误差结果与输入数据保持同一量级,更便于直观地描述和判断误差的大小。RMSE 的值越小,说明预测模型描述实验数据具有更好的精确度。

其求解方程如下式所示:

$$RMSE(y, \hat{y}) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (2)$$

式中: N —样本数; y_i —第 i 个期望样本; $\hat{y}_i$ —第 i 个预测样本; $\bar{y}_i$ —期望样本平均值。

(2) R^2 (R-Squared)。决定系数,也称为拟合优度,其表达式为:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (3)$$

式(3)中,分子部分表示真实值与预测值的平方差之和,分母部分表示真实值与其均值的平方差之和。 R^2 的取值范围为 $[0, 1]$,决定系数越大,自变量对因变量的解释程度高,所引起的变动占总变动的百分比越高。

(3) T (Time)。建模训练时间,以时间评估神经网络的模型复杂度以及计算速度。时间越短,在工程应用上就越能节约时间成本。

3.3 神经网络的测试结果分析

笔者将台架试验中每组工况数据分割成 100 组样

本,则 7 个张力工况共要得到 700 组数据;从中得到的特征集按 4:1 的比例分成训练集和测试集,即 560 组训练样本,140 组测试样本;分别建立 BP、RBF、GRNN 3 种神经网络的回归模型,将打乱的训练集输入神经网络进行训练,测试集即可作为神经网络预测能力的验证指标。

3 种回归神经网络预测结果如图 8 所示(其中: F —皮带张力)。

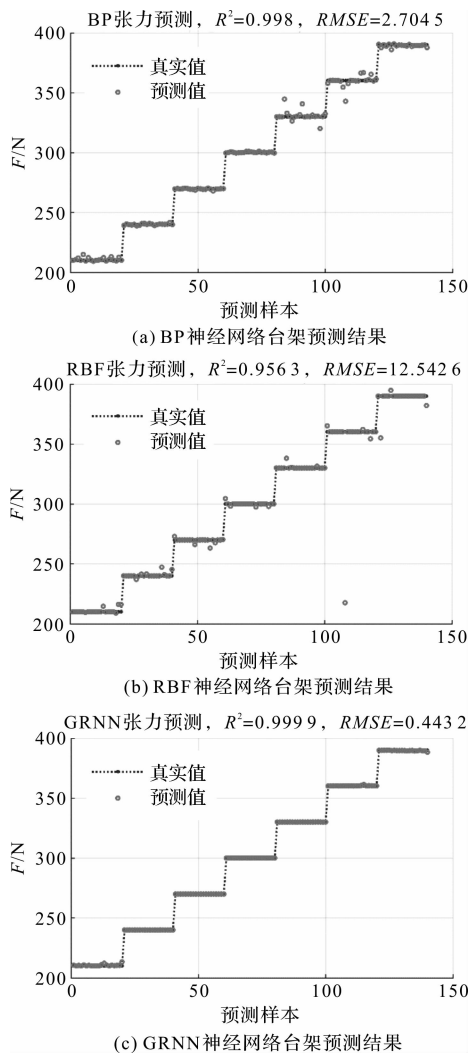


图 8 3 种回归神经网络预测结果

实心圆—真实值;空心圆—张力预测值,空心圆偏离实心圆越远,代表预测误差越大。

笔者整理了各神经网络模型在台架试验的张力预测上的各项评价指标,不同神经网络张力预测的结果对比如表 1 所示。

表 1 不同神经网络张力预测的结果对比

神经网络	R^2	RMSE	T/s
BP	0.998 0	2.704 5	2.658 5
RBF	0.956 3	12.542 6	0.884 6
GRNN	0.999 9	0.443 2	0.250 4

根据图 8 与表 1 可知:

(1)图 8(a)中,BP 神经网络预测得到的数值能够较集中地在期望值附近,决定系数 R^2 为 0.998 0,表明建立的模型中自变量与因变量相关性较好;均方根误差 RMSE 为 2.704 5,整体预测效果较好;BP 神经网络在张力 330 N 及张力 360 N 时出现相对较多偏离点,在中间段张力预测表现较好。模型计算时间为 2.658 5 s;

(2)图 8(b)中,RBF 神经网络曲线中决定系数 R^2 为 0.956 3。在张力为 360 N 时出现预测异常点,导致整体 RMSE 较大,为 12.542 6;RBF 预测精度不如 BP 神经网络,但其计算时间 0.884 6 s 比 BP 的 2.658 5 s 短。从 RBF 在不同张力样本上的预测结果知,其误差分布均匀;

(3)图 8(c)中,在 GRNN 网络模型测试中,预测值基本落在期望值上,得到的决定系数 R^2 为 0.999 9,接近于 1,证明该模型中自变量与因变量的相关性为 3 种神经网络中最好的;得到总均方根误差 0.443 2 最小,模型计算时间 0.250 4 s 最短。

4 基于客车试验的预测方法验证

笔者从某带传动系统上采集获得验证数据。试验在整车静止时发动机怠速 800 r/min 工况下进行。

客车带传动信号采集如图 9 所示。



图 9 客车带传动信号采集

图 9 中,与台架试验方案相同,客车数据采集使用激光位移传感器测量皮带横向振幅,使用三向加速度传感器测量带轮附近点以替代带轮振幅。在 830 N ~ 1330 N 张力区间内,以 50 N 等间距调节张力,分别测量采集带传动振动信号;采样频率 1 024 Hz,采集时间 500 s,以 5 s 为单位时间分割数据,则同一状态下产生 100 组样本。

同样,笔者利用前述方法对数据进行处理和特征提取,建立神经网络模型,训练并得到 3 种神经网络在

客车带张力预测的应用验证,如图10所示。

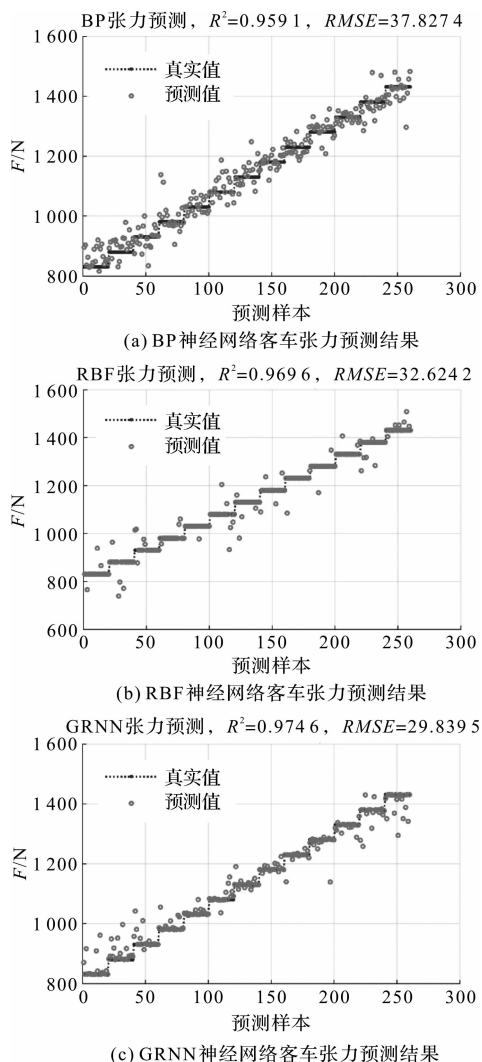


图10 3种神经网络在客车带张力预测的应用验证

笔者整理了各神经网络模型在客车张力预测验证上的各项性能指标,不同神经网络在客车张力预测的验证结果如表2所示。

表2 不同神经网络在客车张力预测的验证结果

神经网络	R^2	RMSE	T/s
BP	0.959 1	37.827 4	0.687 7
RBF	0.969 6	32.624 2	0.281 2
GRNN	0.974 6	29.839 5	0.027 7

观察图10拟合曲线及表2,并结合台架建模时的结果进行比较,可得出以下结论:

(1) BP、RBF、GRNN 3种神经网络在建立客车张力预测模型时得到的决定系数相差不大,但均达到了0.95以上,拟合相关性较好;

(2)在3种神经网络中,GRNN表现最好,其得到的决定系数最高,为0.974 6,得到的均方根误差最小,为29.839 5,建模时间最短,为0.027 7 s。这一对比结果与台架建模时的结论一致;

(3)虽然3种神经网络得到的决定系数相近,但从预测图像上相较来说,BP神经网络预测值落点明显偏离真实值的数量较多。以偏离真实值 ± 30 N内为可接受的张力预测误差范围,统计不同神经网络预测值有效的概率可知,在260个测试样本中,BP预测值有效个数为175个,有效率67.31%;RBF预测值有效个数为222个,有效率85.38%;GRNN预测值有效个数为224个,有效率86.15%。由此可见,BP神经网络模型在张力预测上的应用性较差;

(4)张力预测模型的决定系数、均方根误差结果均比台架建模时得到的结果更差。原因是由于客车实际工况复杂,导致采集到的数据中包含无用噪声,影响了后续特征提取及模型训练精度。

综上所述,RBF和GRNN神经网络在决定系数、均方根误差、预测值有效率上更能满足工程应用要求,均能作为张力预测的网络模型;若应用于批量预测上,GRNN在计算速度上表现更优。

5 结束语

笔者设计了皮带台架稳态张力的测量实验,模拟工业皮带装配状态,获取了不同工况下的振动信号,并建立了BP、RBF、GRNN 3种神经网络回归预测模型;经过台架试验测试及实际客车工程验证,表明GRNN是3种神经网络模型中性能最好的1种,张力预测有效率为86.15%。

本文的主要创新点在于:

(1)在分析客车带传动系统的基础上,融合振动信号分析与神经网络学习的知识,建立了一种传动皮带张力的测量和预测模型;

(2)基于客车带传动模型的特点,设计了稳态张力测量及振动信号采集试验,实现了便捷准确的工况测量和信号获取;

(3)开展了基于BP、RBF、GRNN 3种神经网络的张力预测性能对比研究,实现了准确的张力预测,并成功应用于带传动的张力预测上。

该神经网络为工程带传动实时监测系统提供了预测模型,具有实际工程应用价值。

参考文献(References):

- [1] 杨荣立. 制造工艺对转向系统 NVH 性能的影响[J]. 汽车实用技术,2017(8):90-92.
- [2] 《中国公路学报》编辑部. 中国汽车工程学术研究综述·2017[J]. 中国公路学报,2017,30(6):1-197.
- [3] 郝耀东,潘能贵,何智成,等. 基于阻尼特性鲁棒性的车身

- NVH 性能设计[J]. 振动与冲击, 2018, 37(19): 139-145.
- [4] 宋怀兰, 王志清, 张 飞, 等. 商用车后桥主减速器轴承预紧对 NVH 影响研究[J]. 上海汽车, 2018(10): 5-8, 14.
- [5] BOYSAL A, RAHNEJAT H. Torsional vibration analysis of a multi-body single cylinder internal combustion engine model[J]. **Applied Mathematical Modelling**, 1997, 21(8): 481-493.
- [6] AHMAD A, AL-AHMARI A M, ASLAM M U, et al. Virtual assembly of an airplane turbine engine[J]. **Ifac Paper-sonline**, 2015, 48(3): 1726-1731.
- [7] GONZALEZBADILLO G, MEDELLINCASTILLO H I, LIM T, et al. A new methodology to evaluate the performance of physics simulation engines in haptic virtual assembly[J]. **Assembly Automation**, 2014, 34(2): 128-140.
- [8] ABELLANEBOT J V, LIU J, SUBIRON F R, et al. Quality prediction and compensation in multi-station machining processes using sensor-based fixtures[J]. **Robotics and Computer-integrated Manufacturing**, 2012, 28(2): 208-219.
- [9] 洪 军, 郭俊康, 刘志刚, 等. 基于状态空间模型的精密机床装配精度预测与调整工艺[J]. 机械工程学报, 2013, 49(6): 114-121.
- [10] NESTOR A. KAROLEV, PETER W. Gold. Load distribution of timing belt drives transmitting variable torques[J]. **Mechanism & Machine Theory**, 1995, 30(4): 553-567.
- [11] CEPON G, MANIN L, BOLTEŽAR M, et al. Introduction of damping into the flexible multibody belt-drive model: A numerical and experimental investigation[J]. **Journal of Sound and Vibration**, 2009, 324(324): 283-296.
- [12] MECKSTROTH R J, WASFY T M, LEAMY M J. Finite element study of dynamic response of serpentine belt-drives with isolator clutches[C]. SAE 2004 World Congress & Exhibition, Portugal: [s. n.], 2004.
- [13] 胡向东, 李秋实. 基于人工鱼群算法优化神经网络的 WSN 数据融合[J]. 重庆邮电大学学报: 自然科学版, 2018, 30(5): 614-619.
- [14] GUH R S. Integrating artificial intelligence into on-line statistical process control[J]. **Quality & Reliability Engineering**, 2003, 19(1): 1-20.
- [15] 陈勤和. 发动机装配拧紧工艺与冷试振动相关性及其质量预测研究[D]. 重庆: 重庆大学机械工程学院, 2018.
- [16] 赵明志. 基于 MES 的变速箱装配质量动态控制与预测研究[D]. 合肥: 合肥工业大学机械工程学院, 2017.
- [17] 张根保, 赵洪乐, 李冬英. 多装配特征影响下的装配质量特性预测方法[J]. 计算机应用研究, 2015, 32(3): 709-712.
- [18] 刘晋宁. 矿用带式输送机张紧调节装置的设计与应用[J]. 机械制造, 2020, 58(3): 39-40, 70.
- [19] 牟学鹏. 带式输送机张力智能监控系统的设计与应用[J]. 煤矿机械, 2010, 31(10): 187-189.
- [20] 董立红, 赵鹏兵. 带式输送机拉紧装置张力的灰色预测 PID 控制[J]. 煤炭学报, 2013, 38(2): 342-347.
- [21] PAN J, WANG X Y, CHEN W H, et al. Electronic tension control of high-speed and active sending line based on fuzzy pid control[J]. **Advanced Materials Research**, 2011(338): 677-684.
- [22] 安兆亮, 瞿潮庆, 顾建秀. 音波张力计工作原理的理论分析及检测方法探索[J]. 上海计量测试, 2007(3): 32-33.
- [23] 王 颀, 郑 链. 基于 Fisher 准则和特征聚类的特征选择[J]. 计算机应用, 2007(11): 2812-2813, 2840.
- [24] 郑宇杰, 杨静宇, 徐 勇, 等. 一种基于 Fisher 鉴别极小准则的特征提取方法[J]. 计算机研究与发展, 2006(7): 1201-1206.
- [25] 黄 丽. BP 神经网络算法改进及应用研究[D]. 重庆: 重庆师范大学数学科学学院, 2008.
- [26] 朱明星, 张德龙. RBF 网络基函数中心选取算法的研究[J]. 安徽大学学报: 自然科学版, 2000(1): 72-78.
- [27] 宋宜斌, 王培进. 一种基于 RBF 神经网络的预测器模型及其研究[J]. 计算机工程与应用, 2004(6): 105-107, 134.
- [28] 郝 鑫. 广义回归神经网络和遗传算法研究及其在化工过程建模中的应用[D]. 杭州: 浙江大学材料与化工学院, 2004.

[编辑: 冯黎雅]

本文引用格式:

林晓涵, 王少杰, 侯 亮, 等. 带传动装配张力的动态预测研究及其应用[J]. 机电工程, 2021, 38(1): 9-16.

LIN Xiao-han, WANG Shao-jie, HOU Liang, et al. Dynamic tension prediction in belt drive assembly and its application[J]. **Journal of Mechanical & Electrical Engineering**, 2021, 38(1): 9-16.《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>