

基于 BP 神经网络的渐开线齿轮啮合刚度预测

罗鑫鑫

(湖南交通工程学院, 湖南 衡阳 421001)

摘要: 针对传统渐开线齿轮啮合刚度预测依赖于模型的精确性的问题, 本文提出了一种基于 BP 神经网络的渐开线齿轮啮合刚度预测。基于能量法建立渐开线啮合刚度与工况参数之间的变化规律, 选择转速作为输入层参数, 经过归一处理, 对渐开线齿轮进行刚度预测, 通过不同工况变化, 验证了算法的正确性。试验结果表明: 不同工况下, 基于 BP 神经网络的渐开线齿轮啮合算法能够较好的预测啮合刚度, 对比不同学习率的状态下, 期望值与预测值基本一致。

关键词: BP 神经网络; 齿轮啮合刚度; 转速; 学习率

时变齿轮刚度激励是齿轮系统动力学分析的主要内部激励之一; 而时变啮合刚度输入参数的周期性变化使得齿轮系统的输出表现出强烈的非线性特征, 导致齿轮副啮合刚度呈现出非线性变化。因此, 基于动力学变化特性基础上, 预测齿轮啮合刚度对于齿轮工况分析有着重要的现实意义。

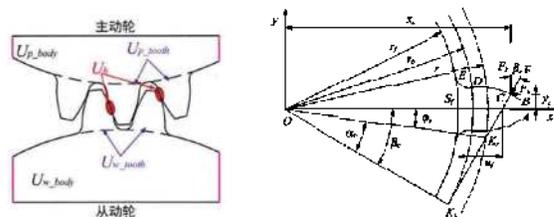
目前, 主流的齿轮刚度啮合预测方法采用解析法、有限元法等来对齿轮时变刚度啮合进行分析。势能解析法主要基于弹性动力学理论对拓扑结构下工作载荷产生的弹性变形的能量变化而得出齿轮啮合刚度。万志国等在石川模型的基础上, 针对此啮合刚度算法的少计算和多计算部分进行的优化修正, 同时与改进的 ISO6336 进行对比, 结果显示提出的修正公式具有一定的可靠性和有效性。Sanexa 等基于势能法进行齿轮副啮合刚度计算和相关阻尼建模, 并作为计算弹性支承的齿轮柔性转子-轴系统的模态分析输入参量, 研究对系统造成的模态特性和频率响应函数作用。Sun 等基于薄片假设理论, 考虑修正的基体刚度、非线性接触刚度和齿廓误差等, 计算出每个割片下的齿轮对刚度。

上述研究方法主要是基于特定模型下完成的, 模型的精度决定了刚度预测信息的准确性, 主要原因是现实条件下的模型往往难以模拟, 导致建模过程中会对部分信息进行忽略。

本文采用神经网络算法肉手, 选取齿轮啮合刚度预测的工况参数, 通过建模过程确定预测算法的输入、输出, 对齿轮啮合过程中同参数、同工况条件下, 不同模型的啮合刚度变化规律, 针对齿轮啮合过程中参数变化对于齿轮刚度的影响, 为齿轮故障预测提供一定的参考意义。

一、渐开线齿轮工况模型建模

(一) 渐开线齿轮啮合过程



(a) 齿轮弹性力学模型下能量储备分布 (b) 齿轮静定条件下动力学模型

图 1 齿轮啮合静定条件下啮合模型

渐开线齿轮副是一种常见的齿廓形式, 其啮合线为两段相交的渐开线, 图 1 (a) 为齿轮弹性动力学模型下的能量分布, 按照齿轮几何结构组成方式中其啮合过程能量储备可分为齿轮基体应

变势能、齿轮轮齿应变势能、齿轮齿面接触势能, 其总体势能为:

$$U_{总} = U_p + U_h + U_w \quad (1)$$

式中, $U_{总}$ 为啮合总势能;

U_p 为主动轮应变势能, 包含基体与轮齿部分;

U_w 为从动轮应变势能, 包含基体与轮齿部分。

(二) 渐开线齿轮啮合刚度

齿轮接触过程中主要存在的弹性变形有接触、弯曲、剪切、压缩等形式; 齿轮的啮合刚度包括接触刚度 k_h 、基体刚度 k_f 、弯曲刚度 k_b 、剪切刚度 k_s 及压缩刚度 k_a , 齿轮啮合刚度为:

$$\frac{1}{k} = \frac{1}{k_h} + \frac{1}{k_f} + \frac{1}{k_s} + \frac{1}{k_b} + \frac{1}{k_a} \quad (2)$$

因为接触过程属于一个恒定性质的过程, 故表达式如下:

$$k_h = \frac{\pi EL}{4(1-\gamma^2)} \quad (3)$$

式中, E 表示的是齿轮弹性模量; L 表示的接触齿宽; γ 表示的泊松比。

基体刚度可表示为:

$$\frac{1}{k_f} = \frac{\pi \cos^2 \beta_c}{EL} \left[L \left(\frac{u_f}{S_f} \right) \right]^2 + M \left(\frac{u_f}{S_f} \right) + P(1+Q \tan^2 \beta_c) \quad (4)$$

式中, β_c 是纵轴以及与其接触点载荷的夹角; u_f 是接触点载荷在齿根工作圆弧以及齿轮中线交点间的距离; S_f 是齿根圆弧投影至应圆角的一半。

而弯曲、剪切以及压缩刚度的相关表达式如下:

$$\frac{1}{k_b} = \frac{2}{F^2} \left(\int_{x_c}^{x_b} \frac{M_i^2}{2EI_{x_i}} dx_i + \int_{x_c}^{x_b} \frac{M_2^2}{2EI_{x_2}} dx_2 \right) \quad (5)$$

$$\frac{1}{k_s} = \frac{2}{F^2} \left(\int_{x_c}^{x_b} \frac{1.2F_y^2}{2GA_{x_1}} dx_1 + \int_{x_c}^{x_b} \frac{1.2F_y^2}{2GA_{x_2}} dx_2 \right) \quad (6)$$

$$\frac{1}{k_a} = \frac{2}{F^2} \left(\int_{x_c}^{x_b} \frac{F_x^2}{2EA_{x_1}} dx_1 + \int_{x_c}^{x_b} \frac{F_x^2}{2EA_{x_2}} dx_2 \right) \quad (7)$$

式中, G 表示的是剪切模量; F_x 以及 F_y 分别是接触点作用力的 x 轴以及 y 轴分量; I_{x1} 、 I_{x2} 和 A_{x1} 、 A_{x2} 则表示渐开线上任意位置的截面矩和截面面积。

二、BP 神经网络算法

(一) BP 神经网络原理

BP 神经网络是基于试错和权重回归的经典人工智能算法, 其主要依托强大的学习机制以及非线性映射能力, 将复杂输入参数转化为特征向量, 然后将其从输入层输送到隐含层, 基于权重回归对非线性机理性数据进行拟合、逼近, 进而让参数能够得到智

能化和有效化预测。由图2可见, BP神经网络在结构方面是由输入、输出以及隐含层而构成。同时, 在传播机制方面, 其是由输入参数的前向传播与误差的反向传播两方面组成。

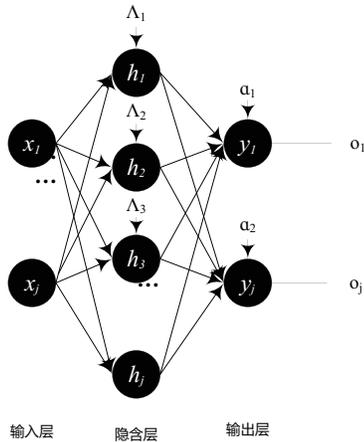


图2 BP神经网络结构原理示意图

(一) 齿轮啮合刚度预测模型建模

假设神经网络层数为 \$L\$、节点数为 \$n\$, 并且每一层的单元只接受上一层传递的输出, 特征向量由上层传递至下层, 节点输入为:

$$N_i = \sum_{j=1}^n w_{ij} x_j + \theta_i \quad (8)$$

激活函数为 \$h(x)\$, 节点输出为:

$$y_i = h\left(\sum_{j=1}^n w_{ij} x_j + \theta_i\right) \quad (9)$$

有图2所知, 以 \$y_i\$ 作为输入节点, 计算可得输出层第 \$k\$ 个节点的输入为:

$$N_k = \sum_{i=1}^q \omega_{ij} y_i + \alpha_k \quad (10)$$

则第 \$k\$ 个节点的输出为:

$$y_k = h\left(\sum_{i=1}^q \omega_{ij} h\left(\sum_{j=1}^n w_{ij} x_j + \theta_i\right) + \alpha_k\right) \quad (11)$$

三、渐开线齿轮刚度预测

(一) 渐开线齿轮参数选择

本文的研究对象为未采用齿面改性、未添加极压抗磨剂且输入载荷无波动的齿轮。工况选择为: 主动轮转速 \$n_1=600\text{r/min}\$, 转矩 \$T=50\text{N}\cdot\text{m}\$, 无磨损, 其余工作参数如表1所示。

表1 齿轮基本参数

名称	主 / 从动轮	名称	主 / 从动轮
齿数 \$z\$	40	模数 \$m\$	3
弹性模量 \$E\$ (N/mm ²)	206000	齿顶高系数 \$h\$	1
泊松比 \$\gamma\$	0.3	顶隙系数 \$c\$	0.25
分度圆压力角 \$\alpha\$ (°)	20	重合度 \$\varepsilon\$	1.7315
齿宽 \$L\$ (mm)	20		

(二) 归一化参数

齿轮参数样本输入需要对样本数据进行归一化处理, 本文采用 \$[0, 1]\$ 之间作为归一化处理区间, 则参数归一化表达式为:

$$x_{i0} = \frac{x_i - \min}{\max - \min} \quad (19)$$

则工作参数转化为相应的转化因子, 则部分转化数据为:

表2 部分归一化参数

工况参数	工况 1	工况 2	工况 3
齿面受力 \$F\$	0.76	0.64	0.34
主动轮转速 \$n_1\$	0.12	0.24	0.45
从动轮转速 \$n_2\$	0.16	0.28	0.52
主轴转速 \$n_3\$	0.11	0.22	0.43
从动轴转速 \$n_4\$	0.14	0.25	0.51

四、结果与分析

按照表2所示, 本文选取 10 种工况, 对工作参数进行特征化处理, 齿轮参数样本输入需要对样本数据进行归一化处理, 对刚度预测模型进行训练, 其结果如下图所示:

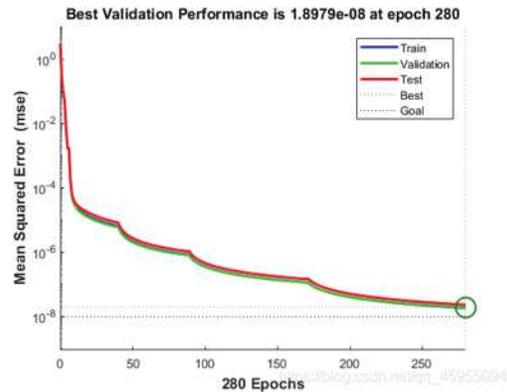


图3 单个工况下齿轮啮合预测结果

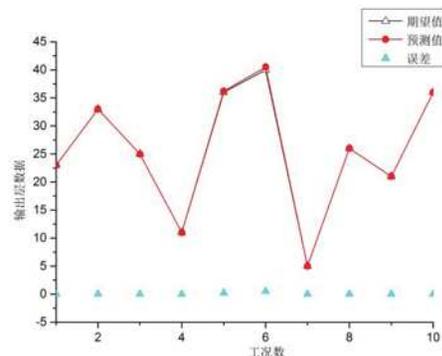


图4 多工况条件下的输出结果与预测值之间变化

由图3所示, 单个工况条件下, 神经网络训练模型经过 280 个迭代循环之后, 达到稳定, 误差低于 \$2e-8\$, 通过逆归一化处理可知: 误差值小于 0.04%; 由图4可知, 而多工况条件下, 在工况 5 和工况 6 之间出现有 0.2 和 0.5 的输出误差, 逆归一化处理, 其误差结果低于 1.2%。

五、结语

本文结合能量法模型提出了一种基于 BP 神经网络的齿轮啮合刚度预测方法。利用能量模型建立齿轮啮合刚度与工况参数之间的变化规律, 利用归一化处理将工况参数转化输入层变化参数, 选取 10 种变化工况, 以转速作为神经网络输入参数, 研究不同工况下齿轮啮合参数与啮合刚度之间的变化规律。结果表明: 单个工况下, 误差低于 \$2e-8\$; 多工况条件下, 最高误差结果低于 1.2%。

参考文献:

[1] 周长江, 唐进元, 钟志华. 齿轮传动的线外啮合与冲击摩擦 [J]. 机械工程学报, 2008 (03): 75-81.
 [2] 万志国, 訾艳阳, 曹宏瑞, 等. 时变啮合刚度算法修正与齿根裂纹动力学建模 [J]. 机械工程学报, 2013 (11): 153-160.