

齿面粗糙度参数与接触应力的敏感性分析研究

陈季凌^{1,2}, 唐进元^{1,2}, 杨铎^{1,2}

(1.中南大学 机电工程学院, 湖南 长沙 410083; 2.中南大学 高性能复杂制造国家重点实验室, 湖南 长沙 410083)

摘要:对三维粗糙度参数的合理选用可以评估加工面的各项服役性能,而其过高的维度极大增加了选用的难度。为揭示三维粗糙度参数与齿面接触性能参数的关联规律,借助统计学相关分析理论探究其相关性,依据遗传算法优化的BP神经网络(GA-BP)构建预测模型,利用Morris和Sobol'全局敏感性分析方法对各参数进行定性、定量分析,筛选出对齿面接触性能影响程度最大的三维粗糙度参数,并确定其主次关系,解决了参数冗余问题,为齿面抗疲劳设计制造提供理论基础。研究结果表明,对轮齿接触最大剪应力与表面最大压力综合影响大小排列均为:算数平均高度(S_a)、峰部的实体体积(V_{mp}),其中 S_a 达到了强相关程度。

关键词:齿轮;三维表面粗糙度;Morris方法;Sobol'方法;遗传算法;BP神经网络

中图分类号:TH117.1

文献标志码:A

文章编号:1000-2758(2022)04-0883-09

齿轮加工表面在微观尺度上都是凹凸不平的表面,在传动时齿面的微观表面形貌特征直接影响着承载能力和磨损、疲劳等性能^[1-2]。关于机械加工表面形貌特征的特征方面,三维粗糙度参数因其能更真实、准确地反映一定面积区域上的表面形貌特征,弥补了二维表面参数统计性差、信息片面性等不足,而受到重视,逐渐成为研究热点^[3]。众多研究者基于三维粗糙度参数与加工面各项服役性能间关联规律开展了大量研究^[3-12]。何宝凤等^[3]认为参数 V_{mp} 值较大代表较好的承载能力, V_v 值较大代表较好的润滑能力,参数 S_a 与参数 S_q 存在最强相关性。王金明等^[4]从参数 S_a 定义深入探讨,基于此建立了复合材料切削表面的测试方法,为评估其表面质量提供基础。Stout等^[5]利用参数 S_a, S_q, S_{sk}, S_{ku} 探讨轧制钢板表面的织构转移特性,并确定了转移的程度。Bulaha^[6]借助参数 $S_a, S_{tr}, S_{sk}, S_{mrl}$ 和 S_{mr2} 评估了确定圆柱磨面的耐磨性。李伯奎等^[7]通过实验得出参数 S_{sk}, S_{ku} 与不同加工面的摩擦磨损性能有重要的对应关系。Oskars等^[8]首次在磨损估计公式中使用了 S_a, S_{tr} 等三维粗糙度参数。Civcisa等^[9]

利用三维粗糙度高度参数分析了不同材料表面的使用性能。赵仕宇等^[10]利用功率谱和三维粗糙度参数 S_q, S_{sk}, S_{ku}, S_z 和 S_{tr} 分析了影响成形件表面质量的相关因素。王栋等^[11]通过实验得出试样疲劳寿命次数与三维粗糙度参数 $S_a, S_q, S_z, S_{sk}, S_{ku}$ 均有明显的相关性。Franco等^[12]指出参数 V_{mp}, V_v 为磨损分析提供了重要信息。以上研究表明,使用三维粗糙度参数可以评估加工面的各项服役性能。

然而三维粗糙度参数众多,从众多参数中筛选出少部分代表性参数用于表征表面特定服役性能是一个难题。为剔除不必要的自变量,研究者常依据统计学线性相关分析理论剔除相关系数小于阈值的变量,从而实现自变量的初步筛选^[13-14]。考虑到三维粗糙度参数与齿面接触性能间可能存在非线性映射关系,采用遗传算法优化的BP神经网络(GA-BP)构建初步筛选的粗糙度参数与接触性能参数预测模型。同时,为进一步对参数进行筛选,基于神经网络模型,借助全局敏感性分析方法^[15-17],剔除掉敏感系数小的参数,筛选出对齿面接触性能影响最大的三维粗糙度参数。

本文基于超声磨削加工表面形貌实测数据,以

收稿日期:2021-09-29

基金项目:国家重点研发计划(2018YFB2001300)资助

作者简介:陈季凌(1998—),中南大学硕士研究生,主要从事齿面抗疲劳设计制造和表面重构研究。

通信作者:唐进元(1962—),中南大学教授,主要从事高端装备设计制造基础与应用研究。e-mail:jytangcsu_312@163.com

相关分析理论与全局敏感性分析方法为基础,借助神经网络构建三维粗糙度参数与轮齿接触最大剪应力、表面最大压力的非线性映射模型,探究三维粗糙度参数与齿面接触性能参数间的关联规律。同时对冗余的三维粗糙度参数进行降维,旨在寻找最为关键的少部分参数控制齿轮表面质量,并分析其影响齿面接触性能的参数重要性,为齿面抗疲劳设计制造提供理论基础。

1 数据获取与计算

本研究所依据的数据来源于实测超声磨削表面,针对实测表面展开接触性能参数与三维粗糙度参数的计算。

1.1 粗糙表面数据获取与接触应力计算

对齿轮材料 12CrNi4A (9 mm×9 mm×16 mm) 进行超声振动平面磨削,采用半径为 100 mm 宽度为 20 mm 的 CBN 砂轮(120 目)进行加工。加工条件为:砂轮转速 1 500 r/min,切削速度 200 mm/min,切削深度 5~25 μm,冷却液 120 L/min(Castrol Syntilo 2000)。超声振动采用横向进给方式,频率为 20 kHz,振幅为 0~10 μm。

使用白光干涉仪 Wyko NT9100 对磨削工件表面形貌进行测量,获得工件表面微观形貌的高度矩阵数据 $Z(x,y)$ (共 228 组)。所使用的白光干涉仪采集工件表面形貌的放大倍率为 5 倍,仪器镜头的整个采集过程始终垂直于工件表面。基于 Wen 等^[18]提出的三维粗糙表面微凸体建模与接触分析方法,并借助弹性半空间理论和接触力学理论求解在齿面压力和剪切力作用下产生的次表面应力场,计算出最大剪应力(τ)与表面最大压力(M_p),其中应力单位为 MPa。

1.2 三维粗糙度参数选用与计算

依据 ISO25178 中规定的三维粗糙度参数,对超声磨削试验采集表面微观形貌数据进行计算。基于相关文献^[3-12]初步筛选出对加工表面接触性能影响较大的表征参数作为目标参数,包括算术平均高度(S_a)、最大峰高和最大谷深的和(S_z)、偏斜度(S_{sk})、峰态(S_{ku})、谷部的空隙容积(V_{vv})、峰部的实体体积(V_{mp})、纹理特征比(S_{tr})、分离突出峰部与中心部的负载面积率(S_{mr1})、分离突出谷部与中心部的负载面积率(S_{mr2})共 9 个三维粗糙度参数。其中除 S_{mr1} , S_{mr2} 外的三维粗糙度参数的数学表达式如表 1 所示,

关于 S_{mr1} , S_{mr2} 的计算方法如图 1 所示。

表 1 三维粗糙度参数的数学表达式

参数	数学表达式
$S_a/\mu\text{m}$	$S_a = \frac{1}{A} \int_A Z(x,y) dx dy$ (A 为定义区域)
$S_z/\mu\text{m}$	$S_z = \max(S_p) + \max(S_v)$ (S_p, S_v 对应最大峰高、峰谷)
S_{sk}	$S_{sk} = \frac{1}{S_q^3} \left[\frac{1}{A} \int_A Z^3(x,y) dx dy \right]$ (S_q 为根均方高度)
S_{ku}	$S_{ku} = \frac{1}{S_q^4} \left[\frac{1}{A} \int_A Z^4(x,y) dx dy \right]$
$V_{vv}/\mu\text{m}^3$	$V_{vv} = \frac{K}{100\%} \int_a^{100\%} (S_{dc}(a) - S_{dc}(q)) dq$ (a 默认值为 80%, K, S_{dc} 定义详见文献[3])
$V_{mp}/\mu\text{m}^3$	$V_{mp} = \frac{K}{100\%} \int_0^b (S_{dc}(q) - S_{dc}(b)) dq$ (b 默认值为 10%)
S_{tr}	$S_{tr} = \frac{\min \sqrt{t_x + t_y}}{\max \sqrt{t_x + t_y}}$ (t_x, t_y 定义详见文献[3])

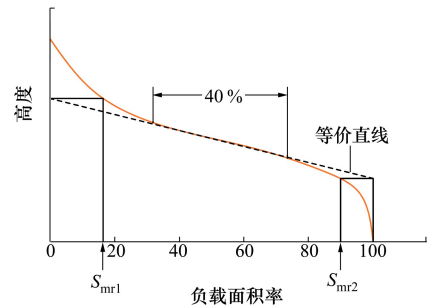


图 1 取样区域的 Abbott 曲线图

2 预测模型构建与全局敏感性分析

本研究采用统计学相关分析理论初步对三维粗糙度参数进行初步筛选,借助 BP 神经网络搭建三维粗糙度参数与接触性能参数的预测模型。基于预测模型,应用全局敏感性分析方法计算出各个三维粗糙度参数的敏感度并进一步筛选参数。

2.1 相关分析

相关分析常用于研究 2 个或 2 个以上不同变量

间的种种相关特性和紧密程度^[13]。对数据展开相关分析首先须通过显著性检验,若显著性 p 值小于 0.05,即可认为此差异具有统计学意义^[19],即对结果真实程度的一种估计方式, p 值越小,表明结果越显著。其次划分相关程度,皮尔逊相关系数 (Pearson correlation coefficient) 因其能从线性相关角度定量描述两变量间的相关趋势,故常用作判别指标。因本文所使用的数据均为连续变量,此处运用皮尔逊相关系数分别探究三维粗糙度参数与接触性能参数的关联程度。计算公式为

$$r_{i,j} = \frac{\text{cov}(i,j)}{\sigma_i \sigma_j} \quad (1)$$

式中, $r_{i,j}$ 是变量 i, j 间的皮尔逊相关系数,分子为两变量间的协方差,分母为各变量的方差。表 2 中所列出的皮尔逊相关系数 r 值范围,常用于衡量两变量间的相关程度。

表 2 相关程度判定表

相关系数范围	相关程度
$0 \leq r_{i,j} < 0.3$	弱相关与不相关
$0.3 \leq r_{i,j} < 0.7$	中等相关程度
$0.7 \leq r_{i,j} < 1$	强相关程度

2.2 GA-BP 网络预测模型

本文借助相关分析去除掉弱相关程度的三维粗糙度参数,剩余的参数与齿面接触性能参数既包含线性关系又包含非线性关系,且在利用全局敏感性分析前需要建立一个稳定的映射模型,故采用 BP 神经网络拟合模型。传统的 BP 神经网络存在一些缺陷:缺少对冗余参数(输入参数)的有效筛选、易产生过拟合、易陷入局部最优解^[20]等。

遗传算法 (genetic algorithm) 是一种用于解决最佳化的搜索算法,它具备全局寻优的能力,用于更新 BP 神经网络的初始权值。GA 算法包括:种群初始化、适应度函数、选择操作、交叉操作、变异操作^[21]。

种群个体的初始化是对初始值进行编码,一般采用实数编码,编码包括网络的权值与阈值。据 BP 神经网络的误差计算得到,如(2)式所示

$$E = c \left[\sum_{i=1}^R \text{abs}(K_i - L_i) \right] \quad (2)$$

式中: c 为常数; R 为神经网络中的节点数; K_i 为神经网络的输出数; L_i 为期望数值。

选择操作、交叉操作和变异操作是为了在神经

网络中产生新的权值与阈值,满足适应度值的要求即将新的权值与阈值赋予 BP 网络,进而使得网络具有全局寻优的功能。遗传算法弥补了 BP 神经网络易陷入局部最优的不足,提高了神经网络的准确性与稳定性,但由于输入的三维粗糙度参数的冗余将导致预测结果不稳定,因此本文提出一种结合统计学相关分析与全局敏感性分析的筛选方法,并基于 GA-BP 神经网络对接触性能参数进行预测。

2.3 全局敏感性分析方法

本文使用了 2 种被广泛应用的全局敏感性分析方法: Morris^[15] 方法和 Sobol'^[16] 方法。Morris 方法可以基于少量样本定性确认相对重要参数,而 Sobol' 方法可基于较多样本对参数做定量敏感性分析。通过对比 2 种方法的敏感性分析结果,为三维粗糙度参数筛选提供合理依据。

2.3.1 Morris 方法

为了能在全局范围内研究模型参数的敏感性, Morris 在 1991 年提出了 Morris 方法。该方法每次仅改变一个参数的取值,依次计算得出各个参数“基本影响”,进而得到模型中输入参数对输出结果的影响,以较小的计算代价得出参数全局灵敏度的比较及参数相关性和非线性的定性描述^[16]。

设系统模型为 $y = f(x_1, x_2, \dots, x_m)$, m 表示参数的维度,依据 Morris 的抽样准则,将各参数值映射至 $[0, 1]$ 区域内,使各参数从集合 $M = \{0, 1/(k-1), 2/(k-1), \dots, 1\}$ 内取值,其中 k 为各参数的水平数,每个参数从 M 中随机取值获得第一个样本点 $\mathbf{X}_0 = (x_1, x_2, \dots, x_m)$,对 \mathbf{X}_0 的任意一个参数 x_i 增加扰动 s 即可得到样本点 $\mathbf{X}_1 = (x_1, \dots, x_i + s, \dots, x_m)$,其中 s 为 $1/(k-1)$ 的整数倍,样本点 \mathbf{X}_2 基于 \mathbf{X}_1 对非 x_i 参数增加扰动,以此类推直至遍历所有参数,得到一组样本点集 $\{\mathbf{X}_0, \mathbf{X}_1, \dots, \mathbf{X}_m\}$ 。由相邻 2 组的样本点即可计算出各参数对输出结果的作用值,第 q 个参数的作用值可用公式(3)计算

$$e_q = \frac{f(\mathbf{X}_q) - f(\mathbf{X}_{q-1})}{\Delta}, q = 1, 2, \dots, m \quad (3)$$

式中, $\mathbf{X}_q = (x_1, \dots, x_{q+s}, \dots, x_m)$, $\mathbf{X}_{q-1} = (x_1, \dots, x_q, \dots, x_m)$ 。

一组样本集仅代表对模型的局部敏感性分析,将获得样本点集的过程重复 n 次,即可代表整个样本空间,假定某个参数 x_i 服从分布 N ,即可计算得到均值 μ_i ,其中 μ_i 值用于衡量对系统输出值的影响, μ_i 值越大,影响程度越大,反之则小,进而可确定 x_i 的

全局敏感性。

2.3.2 Sobol'方法

Sobol'方法是一种基于方差分解的敏感性分析方法,它可以有效解出高度非线性模型中参数间相互作用产生的灵敏度,计算结果稳定可靠。

假定模型为 $Y = F(x) = f(x_1, x_2, \dots, x_M)$, 且 $f(x)$ 的平方可积,其中 M 为参数维度,可把模型分解成如下形式

$$F(x) = F_0 + \sum_{i=1}^n F_i(x_i) + \sum_{i < j} F_{ij}(x_i, x_j) + \dots + F_{1,2,\dots,n}(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (4)$$

式中, F_0 为常数项, $i = 1, 2, \dots, n$, 若 $x_i \sim U(0, 1)$, 其中 U 为均匀分布,则模型 $F(x)$ 方差分解形式唯一,其分解结果如下

$$V = \sum_{i=1}^n V_i + \sum_{i < j} V_{ij} + \dots + V_{1,2,\dots,n} \quad (5)$$

式中: V 表示总方差, V_i 与 V_{ij} 分别表示单双因子方差,以此类推, $V_{1,2,\dots,n}$ 为 n 个因子方差。化简后得到

$$1 = \sum_{i=1}^n S_i + \sum_{i < j} S_{ij} + \dots + S_{1,2,\dots,n} \quad (6)$$

式中: $S_i = V_i/V$, 反映 x_i 为一阶主效应的敏感度; S_{ij} 反映 x_i 与 x_j 中二阶交互效应的敏感度,以此类推。将包含 x_i 的敏感度累加,即可得到 x_i 的总效应敏感度 S_{xi} 。

3 研究结果与分析

3.1 技术路线

为合理地筛选出与齿面接触性能参数间敏感性较大的三维粗糙度参数,制定图 2 所示的技术路线。

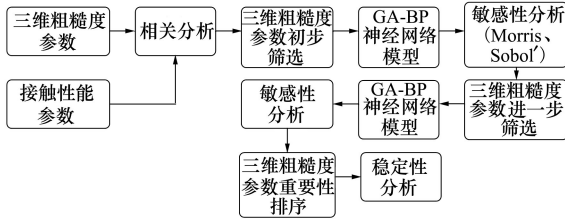


图 2 关联规律探究技术路线图

1) 依据相关分析理论,从统计学角度对三维粗糙度参数与接触性能参数进行显著性检验并计算对应的相关系数,利用皮尔逊相关系数阈值初步筛选参数并对筛选结果进行参数重要性排序。

2) 为减少模型复杂度,利用 GA-BP 模型(遗传

算法优化的 BP 神经网络)分别构建三维粗糙度参数与最大剪应力 (τ)、表面最大压力 (M_p) 间的预测模型。

3) 基于 GA-BP 神经网络模型,分别应用 Morris 方法与 Sobol'方法对参与拟合模型的三维粗糙度参数进行全局敏感性分析,对比 2 种方法的分析结果,从定性、定量分析角度对三维粗糙度参数进一步筛选。

4) 将筛选后的参数重新放入 GA-BP 模型中,再次利用 2 种全局敏感性分析方法对参数重要性进行排序,将排序结果与步骤 3) 结果进行比较,并将对比结果与相关分析排序结果进行交叉验证,得到最终的三维粗糙度参数重要性排序结果。

5) 为探讨上述参数筛选过程的有效性,将参数筛选前后的神经网络模型进行对比,验证其有效性。

3.2 相关分析结果

三维粗糙度参数与齿面接触性能参数的相关分析结果如图 3 所示。根据表 2 的相关程度划分选取相关程度大于 0.3 且接近 0.3 的中等及以上相关程度的三维粗糙度参数,其中筛选出的参数均通过显著性检验。

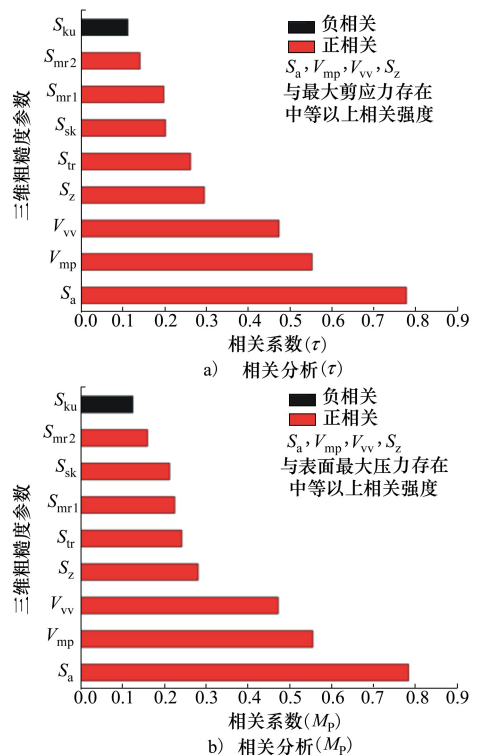


图 3 三维粗糙度参数与接触性能参数间的相关分析

从图 3 可以看出,与轮齿接触最大剪应力、表面

最大压力呈现中等相关程度及以上的粗糙度参数依次为: S_z, S_a, V_{vv}, V_{mp} , 按照相关程度由大到小排序依次为: S_a, V_{mp}, V_{vv}, S_z 。这4个参数对最大剪应力与表面最大压力均起到正向促进作用, 其中 S_a 均达到强相关程度。

通过显著性 p 值检验与统计学相关分析筛选出: S_a (算术平均高度), S_z (取样区域中最大峰高和最大谷深的和), V_{mp} (峰部的实体体积), V_{vv} (谷部的空隙容积) 作为模型原始输入变量。为简化模型, 将 τ (最大剪应力) 与 M_p (表面最大压力) 依次作为 GA-BP 网络的输出变量。利用 Matlab 搭建神经网络模型, 从 228 组超声磨削加工表面实测数据中随机抽样 $228 \times 0.8 \approx 182$ 组数据用于训练神经网络模型, GA-BP 模型自动将其按照 3 : 1 : 1 的比例划分为训练集、验证集与测试集, 剩余 46 组数据作为测试集。基于训练后的映射模型对输入变量的参数重要性进行全局敏感性分析。

3.3 全局敏感性分析结果

对参数进行敏感性分析的主要研究工具为软件包 SALib, SALib 是由 Python 编写并用于执行敏感性分析的开源库, 其中包括了本研究所涉及的全局敏感性分析方法。

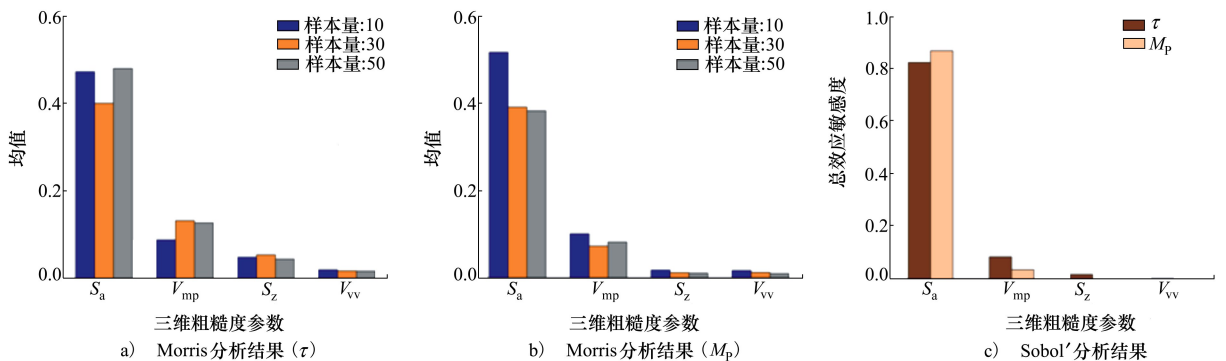


图4 全局敏感性分析结果一

为合理评估粗糙度参数重要性排序结果, 保留神经网络的拓扑结构, 仅变动模型的输入输出参数, 将剔除变量后的三维粗糙度参数 (S_a, V_{mp}) 作为神经网络的输入变量, 基于实测样本重新训练网络, 并将训练好的神经网络映射模型再次提取出来, 重新生成均匀样本并进行全局敏感性分析。为与参数筛选前的样本量选用方法保持一致, 分别设置 Morris 法的样本量为 6, 18 和 30, Sobol' 法的样本量为 1 000。全局敏感性分析结果如图 5 所示, 神经网络训练的

由于输入样本的不均匀性, 直接基于实测样本进行全局敏感性分析可能会导致分析结果出现误差, 故将神经网络训练后的映射模型提取出来, 基于映射模型生成均匀样本并进行全局敏感性分析。根据文献 [15], Morris 方法所需样本量为 $n+1$ 的整数倍, 其中 n 为参数的个数, 为探索得到合理结果的最佳样本量, 分别设置样本量为 10, 30 和 50。同时, 为验证 Morris 定性分析结果的可靠性, 本研究采用 Sobol' 敏感性分析方法, 生成 1 000 个样本对 4 个粗糙度参数做定量分析。对三维粗糙度参数重要性的定性、定量结果分析如图 4 所示, 其中均值 μ 与总效应敏感度 S 越大, 表明它对接触性能参数的影响越大。

基于 BP 模型, 由软件包 SALib 运用 Morris 法与 Sobol' 法分别计算得到各参数的均值与总效应敏感度 S , 得到图 4 结果。由图 4 的定性定量分析结果可以直观得到, 在预测最大剪应力与表面最大压力的神经网络模型中, 参数 V_{vv}, S_z 的 2 种敏感性分析结果均远低于其他参数值。由此得到最终的参数筛选结果: 参数 S_a, V_{mp} 作为预测轮齿接触最大剪应力、表面最大压力的输入变量, 参数 V_{vv}, S_z 剔除。

迭代过程如图 6 所示。

对比图 5 与图 4 结果, 可见剔除参数后的三维粗糙度参数敏感性分析排序结果与剔除前排序一致; 对比图 5 与图 3 结果, 2 种敏感性分析结果与相关分析结果排序仍然保持一致。2 种对比结果最终得出一致结论, 即通过统计学相关分析与全局敏感性分析的参数筛选后, 影响轮齿接触最大剪应力、表面最大压力的三维粗糙度参数重要性排序均为: $S_a > V_{mp}$ 。对 S_a, V_{mp} 进行相关分析, 二者的皮尔逊相关系

数为0.653,为中等相关强度。虽然两参数存在一定的相关性,依据相关文献^[4-6,8-11]可以看出 S_a 的重要地位及其广泛性的应用。此外,文献^[12]提出参数

V_{mp} 为磨损分析提供了重要信息,文献^[3]提出 V_{mp} 值较大代表较好的承载能力。由此可以得出筛选结果与各文献中的结果相对应,故保留参数 S_a, V_{mp} 。

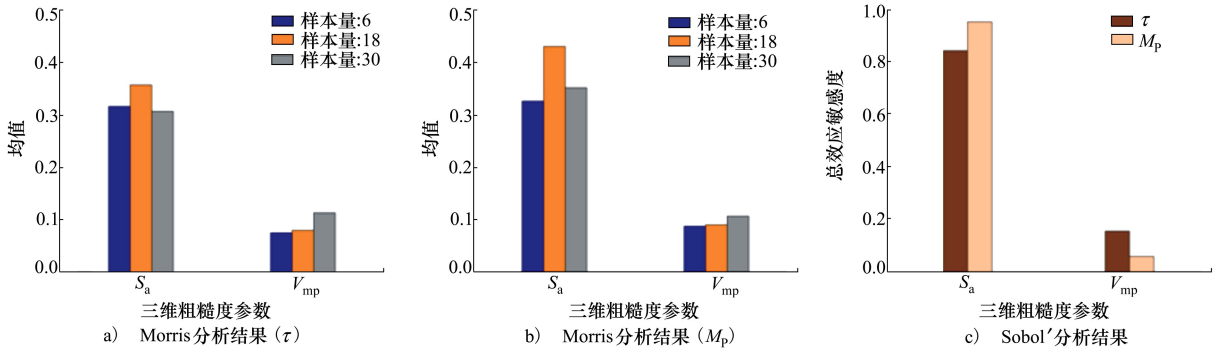


图5 全局敏感性分析结果二

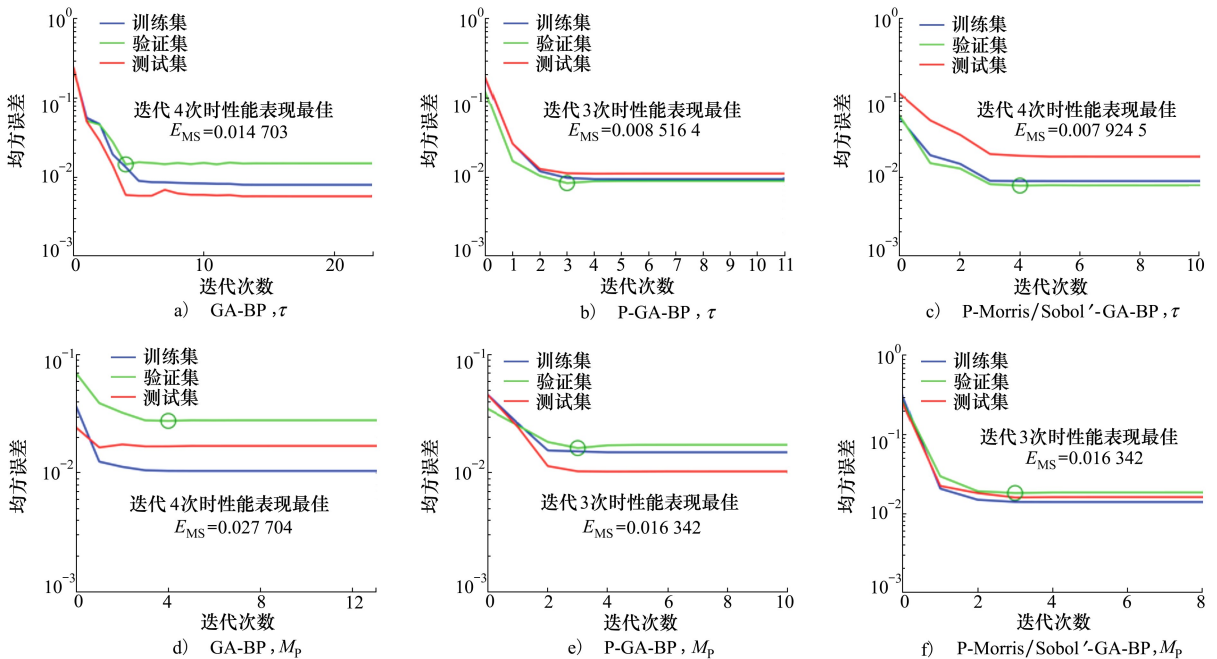


图6 3种不同网络的综合表现

4 GA-BP神经网络稳定性分析

上述研究利用统计学相关分析理论与全局敏感性分析方法对三维粗糙度进行降维且得出,算术平均高度(S_a)、峰部的实体体积(V_{mp})作为预测轮齿接触最大剪应力(τ)、表面最大压力(M_p)的关键参数。然而参数降维后 GA-BP 神经网络的稳定性是否可靠,需对其进行进一步验证。

4.1 稳定性分析

为深入探讨相关分析与全局敏感性分析筛选参数前后对模型稳定性的影响,不更改神经网络的隐含层层数、隐含层神经元个数以及网络训练学习率等相关参数,仅变动神经网络的输入参数,基于上述参数筛选过程展开对比分析。即对未筛选参数的 GA-BP 模型、相关分析筛选参数后的 GA-BP 模型(P-GA-BP)、相关分析与全局敏感性分析筛选参数后的 GA-BP 模型(P-Morris/Sobol'-GA-BP)进行训练,图6为各模型的训练迭代过程。

根据预测数据,计算均方误差(MSE)与平均绝对百分比误差(MAPE)可以评价数据的变化程度,MSE值越小,说明预测模型描述实验数据具有更好的精确度,MAPE值越小,模型误差越小。均方误差与平均绝对百分比误差的计算如(7)~(8)式所示。

$$E_{MS} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M (y_m - y_{m'}) \quad (7)$$

$$E_{MAP} = \frac{100\%}{M} \sum_{m=1}^M \left(\left| \frac{y_m - y_{m'}}{y_m} \right| \right) \quad (8)$$

式中: M 为数据数量; $y_{m'}$ 为第 m 个数据的预测值; y_m 为第 m 个数据的真实值。

(7)~(8)式计算的对比结果如表3所示,可以看出P-Morris/Sobol'-GA-BP模型的 E_{MS} 与 E_{MAP} 值略低于GA-BP神经网络,可见前者模型稳定性略高于后者,也从侧面进一步证实了参数筛选的有效性。

表3 测试集均方误差与平均绝对百分比误差对照表

输出变量	网络类型	E_{MS}	$E_{MAP}/\%$
τ	GA-BP	700.6	2.68
	P-GA-BP	734.1	2.79
	P-Morris/Sobol'-GA-BP	662.3	2.66
M_p	GA-BP	5 766.0	2.40
	P-GA-BP	6 196.4	2.48
	P-Morris/Sobol'-GA-BP	4 880.9	2.19

4.2 结果分析

由表3与图6可直观看出,对比未进行参数筛选的预测模型,利用相关分析与全局敏感性分析对

三维粗糙度参数进行筛选的预测结果(E_{MS} 、 E_{MAP})相对偏小,且在BP网络迭代过程中不易出现过拟合。这是因为未进行参数筛选的BP模型输入变量过多,造成了输入变量的冗余,致使网络不稳定。而经参数筛选后缩减了无关变量的输入,提高了网络预测的稳定性,进而减小预测误差。

5 结论

本文基于实测超声磨削微观表面数据,探究三维粗糙度参数影响齿面接触性能参数的主次关系,并对其进行降维,得到了以下结论:

1) 皮尔逊显著性检验与相关分析结果表明:与轮齿接触最大剪应力(τ)、表面最大压力(M_p)呈现中等相关及以上的三维粗糙度参数按照相关程度大小排序依次为: S_a 、 V_{mp} 、 V_{vv} 、 S_z ,均起到正向促进作用。其中参数 S_a 与接触性能参数的相关系数最大,达到强相关程度。

2) 利用Morris和Sobol'方法对三维粗糙度参数敏感性进行定性与定量分析并得到一致结果,影响轮齿接触最大剪应力、表面最大压力的参数重要性从大到小依次排序为 S_a 、 V_{mp} 。故在实际工程中评判齿面接触性能参数时,更要关注 S_a 、 V_{mp} 这2个参数。

3) 稳定性分析结果表明,基于相关分析与全局敏感度分析筛选参数后训练的GA-BP模型在稳定性上略高于未筛选参数训练的GA-BP模型,实现了三维粗糙度参数降维,也进一步验证了参数筛选的有效性。

参考文献:

- [1] MIRU K, MIN S, WOO D, et al. Tribological effects of a rough surface bearing using an average flow analysis with a contact model of asperities [J]. International Journal of Precision Engineering and Manufacturing, 2017, 18(1): 99-107
- [2] MENG Xianghui, GU Chunxing, XIE Youbai. Elasto-plastic contact of rough surfaces: a mixed-lubrication model for the textured surface analysis [J]. Meccanica, 2017, 52: 1541-1559
- [3] 何宝凤,魏翠娥,刘柄显,等.三维表面粗糙度的表征和应用[J].光学精密工程,2018,26(8):1994-2011
HE Baofeng, WEI Cui'e, LIU Bingxian, et al. Three-dimensional surface roughness characterization and application [J]. Optics and Precision Engineering, 2018, 26(8): 1994-2011 (in Chinese)
- [4] 王金明,杨志翔.复合材料切削表面粗糙度测试方法的研究 [J]. 宇航材料工艺, 2004(4): 59-62
WANG Jinming, YANG Zhixiang. Study of roughness measurement on cutting surface of composites [J]. Aerospace Materials Technology, 2004(4): 59-62 (in Chinese)
- [5] STOUT K J, SULLIVAN P J, MCKEOWN P A. The use of 3-D topographic analysis to determine the microgeometric transfer characteristics of textured sheet surfaces through rolling [J]. CIRP Annals-Manufacturing Technology, 1992, 41(1): 621-624
- [6] BULHAHA N. Analysis of service properties of cylindrically ground surface, using standard ISO 25178-2:2012 surface texture

- parameters[C]//Proceedings of the 10th International Scientific and Practical Conference, Rezekne, Latvia, 2015: 16-21
- [7] 李伯奎. 三维表面偏斜度与陡度的规律研究[J]. 计量技术, 2008(10): 3-6
LI Bokui. Research on the law of three-dimensional surface skewness and steepness[J]. Metrology Technology, 2008(10): 3-6 (in Chinese)
- [8] OSKARS L, JURIS K, IRINA B. Wear estimation using 3D surface roughness parameters[J]. Key Engineering Materials, 2013, 527: 167-172
- [9] CIVCISA G, LEEMET T. 3D surface roughness parameters of nanostructured coatings with application in the aerospace industry [J]. Applied Mechanics and Materials, 2015, 772: 3-7
- [10] 赵仕宇, 周超, 詹艳然. 5052 铝合金薄板数控渐进成形制件表面质量分析[J]. 塑性工程学报, 2018, 25(6): 40-46
ZHAO Shiyu, ZHOU Chao, ZHAN Yanran. Surface quality analysis of 5052 aluminum alloy thin sheet workpieces formed by numerical control incremental forming[J]. Journal of Plasticity Engineering, 2018, 25(6): 40-46 (in Chinese)
- [11] 王栋, 律谱, 陈真真. 三维表面粗糙度对 18CrNiMo7-6 钢旋转弯曲疲劳寿命的影响[J]. 表面技术, 2019, 48(11): 283-289
WANG Dong, LYU Pu, CHEN Zhenzhen. Effect of three-dimensional surface roughness on rotating bending fatigue life of 18CrNiMo7-6 steel[J]. Surface Technology, 2019, 48(11): 283-289 (in Chinese)
- [12] FRANCO L A, SINATORA A. 3D surface parameters (ISO 25178-2): actual meaning of Spk and its relationship to Vmp[J]. Precision Engineering, 2015, 40:106-111
- [13] 郭文娟. 维生素 D 与 2 型糖尿病患者心率变异性的相关分析[D]. 济南: 山东大学, 2019
GUO Wenjuan. Relationship between vitamin D level and heart rate variability in type 2 diabetes[D]. Jinan: Shandong University, 2019 (in Chinese)
- [14] 隋孟琪. 基于混合特征提取和集成学习的个人贷款违约预测研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2020
SUI Mengqi. Research on the prediction of personal loan default based on hybrid feature selection and heterogeneous ensemble [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2020 (in Chinese)
- [15] 李剑铎, 段青云, 戴永久, 等. CoLM 模拟土壤温度和湿度最敏感参数的研究[J]. 大气科学, 2013, 37(4): 841-851
LI Jianduo, DUAN Qingyun, DAI Yongjiu, et al. A study of the most sensitive parameters for simulating soil temperature and moisture of CoLM[J]. Atmospheric Sciences, 2013, 37(4): 841-851 (in Chinese)
- [16] MORRIS M D. Factorial sampling plans for preliminary computational experiments[J]. Technometrics, 1991, 33(2): 161-174
- [17] SOBOL' I M. Sensitivity estimates for nonlinear mathematical models[J]. Mathematical Modelling & Computational Experiment, 1993, 1: 407-414
- [18] WEN Y, TANG J, ZHOU W, et al. A reconstruction and contact analysis method of 3-D rough surface based on ellipsoidal asperity[J]. Journal of Tribology, 2019, 142(4):1-37
- [19] 金林, 李研. 几种相关系数辨析及其在 R 语言中的实现[J]. 统计与信息论坛, 2019, 34(4): 3-11
JIN Lin, LI Yan. Discrimination of several correlation coefficients and their implementation in R software[J]. Statistics and Information Forum, 2019, 34(4): 3-11 (in Chinese)
- [20] 臧冬伟, 陆宝宏, 朱从飞, 等. 基于灰色关联分析的 GA-BP 网络需水预测模型研究[J]. 水电能源科学, 2015, 33(7): 39-42
ZANG Dongwei, LU Baohong, ZHU Congfei, et al. Study on short-duration rainstorm intensity formula for Anqing city[J]. Hydropower Energy Science, 2015, 33(7): 39-42 (in Chinese)
- [21] 李超. 基于自适应遗传算法的 BP 神经网络预测研究及应用[D]. 太原: 山西师范大学, 2012
LI Chao. The research and application of BP neural network prediction model based on adaptive genetic algorithm[D]. Taiyuan: Shanxi Normal University, 2012 (in Chinese)

Study on sensitivity analysis of tooth surface roughness parameters and contact stress

CHEN Jiling^{1,2}, TANG Jinyuan^{1,2}, YANG Duo^{1,2}

(1.College of Mechanical and Electrical Engineering, Central South University, Changsha 410083, China;
2.State Key Laboratory of High Performance Complex Manufacturing, Central South University, Changsha 410083, China)

Abstract: The reasonable selection of three-dimensional roughness parameters can evaluate the service performance of the machined surface, and its excessively high dimension greatly increases the difficulty of selection. In order to reveal the correlation law between the 3D roughness parameters and the tooth surface contact performance parameters, the correlation analysis theory is used to explore the correlation, and the nonlinear mapping model is constructed by using the BP neural network, the genetic algorithm optimization and Morris and Sobol' two global sensitivity. The qualitative analysis method conducts the qualitative and quantitative analysis of each parameter, selects the three-dimensional roughness parameters that have the greatest impact on the contact performance of the tooth surface, and determines the primary and secondary relationship, solves the problem of parameter redundancy, and provides the theoretical basis for the anti-fatigue design and manufacturing of the tooth surface. The results show that the overall influence of the maximum shear stress on the gear tooth contact and the maximum surface pressure are arranged in the following order: the arithmetic average height (S_a) and the peak volume (V_{mp}), in which S_a has a strong correlation.

Keywords: gear; three-dimensional roughness; Morris method; Sobol' method; genetic algorithm; BP neural network

引用格式:陈季凌,唐进元,杨铎. 齿面粗糙度参数与接触应力的敏感性分析研究[J]. 西北工业大学学报, 2022, 40(4): 883-891

CHEN Jiling, TANG Jinyuan, YANG Duo. Study on sensitivity analysis of tooth surface roughness parameters and contact stress[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2022, 40(4): 883-891 (in Chinese)