

经验公式在机械加工方面的应用研究进展

马炬彬¹ 余大明² 刘飞³ 曹洋^{3*}

1.宝武集团马钢轨交材料科技股份有限公司, 安徽 马鞍山 243000

2.安阳凯地磁力科技股份有限公司, 河南 安阳 455000

3.安阳工学院 机械与航空制造工程学院, 河南 安阳 455000

[摘要]为提高加工效率、改善工件表面质量、增加工件抗疲劳性能,开展经验公式在机械加工方面的应用研究,分析建立经验公式的方法、经验公式的一般形式和建立经验公式的步骤,针对机械加工方面应用较广泛的指数函数、响应曲面法构建经验公式进行了深入的探究,分析经验公式在表面粗糙度、切削力等方面的应用情况,探究运用智能算法构建预测模型应用现状。研究结果表明:经过以曲代直转化,利用最小二乘法拟合非线性回归方程;智能算法建立的预测模型优于最小二乘法拟合得到的回归方程;从考虑多个影响因素、不同智能算法优化区别、预测精度范围、机械加工智能化等方面,分析经验公式在机械加工应用方面可以进行更加深入的研究。研究成果为实现高效率加工、最佳工件表面质量具有重要的理论指导意义和一定的工程应用价值。

[关键词]经验公式;指数函数模型;非线性回归方程;最小二乘法;响应曲面法

DOI: 10.33142/ec.v8i5.16620

中图分类号: V214.4

文献标识码: A

Research Progress on the Application of Empirical Formulas in Mechanical Processing

MA Jubin¹, YU Daming², LIU Fei³, CAO Yang^{3*}

1. Baowu Group Masteel Rail Transit Materials Technology Co., Ltd., Ma'anshan, Anhui, 243000, China

2. Anyang Kaidi Magnetic Technology Co., Ltd., Anyang, He'nan, 455000, China

3. School of Mechanical and Aerospace Manufacturing Engineering, Anyang Institute of Technology, Anyang, He'nan, 455000, China

Abstract: In order to improve processing efficiency, enhance workpiece surface quality, and increase workpiece fatigue resistance, research on the application of empirical formulas in mechanical processing was conducted. The methods, general forms, and steps of establishing empirical formulas were analyzed. In depth exploration was conducted on the construction of empirical formulas using exponential functions and response surface methods, which are widely used in mechanical processing. The application of empirical formulas in surface roughness, cutting force, and other aspects was analyzed, and the current status of using intelligent algorithms to construct predictive models was explored. The research results indicate that after the transformation from curve to straight, the nonlinear regression equation was fitted using the least squares method; The predictive model established by intelligent algorithms is superior to the regression equation fitted by the least squares method; From the perspectives of considering multiple influencing factors, differences in optimization of different intelligent algorithms, prediction accuracy range, and intelligentization of mechanical processing, more in-depth research can be conducted on the application of empirical formulas in mechanical processing. The research results have important theoretical guidance significance and certain engineering application value for achieving efficient processing and optimal workpiece surface quality.

Keywords: empirical formula; exponential function model; nonlinear regression equation; least squares method; response surface methodology

引言

经验公式是运用客观事物的外在表现(形或数),利用数理统计方法得到^[1,2],可以根据得到的经验公式分析因变量与自变量之间的变化关系、优化自变量、预测因变量的变化情况,在自然灾害^[3,4]、金属材料^[5,6]、农业工程^[7]等方面应用非常广泛。然而,在机械加工方面,加工参数选择不当会影响工件的微观几何形状、物理机械性能、疲劳寿命等。为此,建立加工参数与工件表层性能之间的经验公式,分析加工参数与表层性能之间的影响规律,确定最优的加工参数,旨在提高加工效率、改善工件表面质量。

目前,针对经验公式在机械加工方面的应用情况,主要是根据正交试验结果,分析加工参数与物理量之间的变化关系,构建加工参数与物理量之间的指数函数关系模型或者多元非线性回归方程。通过建立指数函数模型或回归方程,预测物理量变化情况,实现对加工参数的控制。然而,指数函数模型或回归方程主要是基于最小二乘法获得。该方法拟合精度较高,但计算量较大,对于非线性方程是经过以曲代直转化得到,具有一定的局限性。

根据上述问题,本文重点分析经验公式建立的方法,研究基于最小二乘法建立指数函数经验公式、多元二次回

归方程,分析经验公式在表面粗糙度、切削力方面的应用现状,同时对运用智能算法建立预测模型方面的应用现状进行探究,基于经验公式在机械加工方面的应用情况,提出几点可以进行更进一步研究的问题。

1 经验公式建立

经验公式主要是基于试验结果获得,建立经验公式所运用的试验数据应具有代表性、可靠性、准确性以及相互独立性等特点^[1]。建立经验公式的方法,如图1所示。

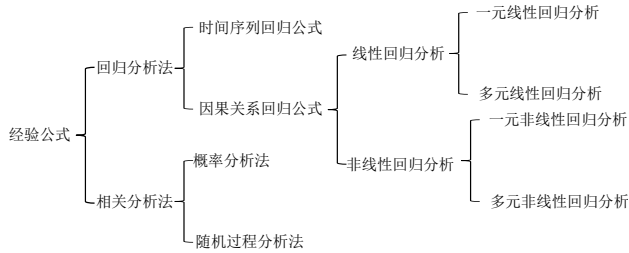


图1 经验公式构建的方法

常见经验公式的基本形式,见表1。由机械加工的特点结合经验公式建立的方法,得到回归分析法中因果关系回归公式在机械加工中应用最多。针对线性函数基于试验结果容易获得线性回归方程;对于非线性函数,则需要进行相应的变换,将非线性函数转化为线性函数,利用最小二乘法获得非线性回归方程。

表1 经验公式的基本形式

类型	基本形式
线性函数	$y=ax+b$
二次函数	$y=ax^2+b$
指数函数	$y=ba^x$
幂函数	$y=bx^a$
对数函数	$y=b\log_a x$

建立经验公式的步骤:

- (1) 根据试验数据作出散点图;
- (2) 选择适当类型的函数关系作经验公式;
- (3) 利用变量代换法将经验公式转化为线性公式;
- (4) 运用最小二乘法,基于试验结果,确定出经验公式中的待定系数。

在机械加工方面利用指数函数建立经验公式、响应曲面法建立多元二次回归方程应用较为普遍,下面针对这两种方法建立经验公式的原理进行详细介绍。

1.1 指数函数经验公式构建

在机械加工过程中,加工参数主要有:加工深度、主轴转速、进给速度等^[8,9]。当机床特性和刀具几何参数确定的情况下,基于试验结果构建回归值与加工参数之间的指数函数经验公式:

$$A = Ka^{b_1} n^{b_2} v_f^{b_3} \quad (1)$$

式中, A 为回归值; K 为决定加工材料和加工条件的

修正系数; a 为加工深度; n 为主轴转速; v_f 为进给速度; b_1 、 b_2 、 b_3 为各加工参数的指数。

对公式(1)两边同时取对数得到:

$$\lg A = \lg K + b_1 \lg a + b_2 \lg n + b_3 \lg v_f \quad (2)$$

令 $y = \lg A$, $x_1 = \lg a$, $x_2 = \lg n$, $x_3 = \lg v_f$, $b_0 = \lg K$, 则公式

(2) 简化结果为:

$$y_i = b_0 + b_1 x_{1i} + b_2 x_{2i} + b_3 x_{3i} \quad (3)$$

通过变量代换,将指数函数经验公式模型转化为多元线性回归方程。将试验结果代入公式(3),得到基于试验结果的多元线性回归方程:

$$\begin{cases} y_1 = b_0 + b_1 x_{11} + b_2 x_{12} + b_3 x_{13} + \varepsilon_1 \\ y_2 = b_0 + b_1 x_{21} + b_2 x_{22} + b_3 x_{23} + \varepsilon_2 \\ \dots\dots\dots \\ y_n = b_0 + b_1 x_{n1} + b_2 x_{n2} + b_3 x_{n3} + \varepsilon_n \end{cases} \quad (4)$$

式中, ε_i 为随机误差; n 为试验的次数。

将公式(4)简化为矩阵形式:

$$Y = X\beta + \varepsilon \quad (5)$$

$$Y = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix} \quad X = \begin{pmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & x_{13} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & x_{23} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & x_{n3} \end{pmatrix} \quad \beta = \begin{pmatrix} b_0 \\ b_1 \\ b_2 \\ b_3 \end{pmatrix} \quad \varepsilon = \begin{pmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{pmatrix}$$

运用试验结果求出多元线性回归方程的系数 b_0 、 b_1 、 b_2 、 b_3 。

设 b_0 、 b_1 、 b_2 、 b_3 的最小二乘估计为 $\hat{b}_0$ 、 $\hat{b}_1$ 、 $\hat{b}_2$ 、 $\hat{b}_3$, 则回归方程为:

$$\hat{y}_i = \hat{b}_0 + \hat{b}_1 x_{1i} + \hat{b}_2 x_{2i} + \hat{b}_3 x_{3i} \quad (6)$$

式中, $\hat{y}$ 为试验结果 y_i 的回归值; $\hat{b}_0$ 、 $\hat{b}_1$ 、 $\hat{b}_2$ 、 $\hat{b}_3$ 为回归系数。

利用最小二乘法拟合曲线^[5],应使残差的平方和最小。试验值 y 与回归值 $\hat{y}$ 的差值称为残差 e :

$$e = y_i - \hat{y}_i \quad (7)$$

要使残差 e 的平方和最小,则公式(8)的值最小:

$$Q(\hat{b}_0, \hat{b}_1, \hat{b}_2, \hat{b}_3) = \sum_{i=1}^n e^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (8)$$

式中, $Q(\hat{b}_0, \hat{b}_1, \hat{b}_2, \hat{b}_3)$ 为残差 e 的平方和。

由极值原理,对公式(8)中变量求一阶偏导数,并令求得的偏导数结果为0,偏导数求解为:

$$\begin{cases} \frac{\partial Q}{\partial \hat{b}_0} = 2 \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{b}_0 - \hat{b}_1 x_{1i} - \hat{b}_2 x_{2i} - \hat{b}_3 x_{3i})(-1) = 0 \\ \frac{\partial Q}{\partial \hat{b}_1} = 2 \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{b}_0 - \hat{b}_1 x_{1i} - \hat{b}_2 x_{2i} - \hat{b}_3 x_{3i})(-x_{1i}) = 0 \\ \frac{\partial Q}{\partial \hat{b}_2} = 2 \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{b}_0 - \hat{b}_1 x_{1i} - \hat{b}_2 x_{2i} - \hat{b}_3 x_{3i})(-x_{2i}) = 0 \\ \frac{\partial Q}{\partial \hat{b}_3} = 2 \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{b}_0 - \hat{b}_1 x_{1i} - \hat{b}_2 x_{2i} - \hat{b}_3 x_{3i})(-x_{3i}) = 0 \end{cases} \quad (9)$$

对公式(9)进行简化,简化后的结果为:

$$\begin{cases} 9\hat{b}_0 + \hat{b}_1 \sum_{i=1}^n x_{1i} + \hat{b}_2 \sum_{i=1}^n x_{2i} + \hat{b}_3 \sum_{i=1}^n x_{3i} = \sum_{i=1}^n y_i \\ \hat{b}_0 \sum_{i=1}^n x_{1i} + \hat{b}_1 \sum_{i=1}^n x_{1i}^2 + \hat{b}_2 \sum_{i=1}^n x_{1i}x_{2i} + \hat{b}_3 \sum_{i=1}^n x_{1i}x_{3i} = \sum_{i=1}^n y_i x_{1i} \\ \hat{b}_0 \sum_{i=1}^n x_{2i} + \hat{b}_1 \sum_{i=1}^n x_{1i}x_{2i} + \hat{b}_2 \sum_{i=1}^n x_{2i}^2 + \hat{b}_3 \sum_{i=1}^n x_{2i}x_{3i} = \sum_{i=1}^n y_i x_{2i} \\ \hat{b}_0 \sum_{i=1}^n x_{3i} + \hat{b}_1 \sum_{i=1}^n x_{1i}x_{3i} + \hat{b}_2 \sum_{i=1}^n x_{2i}x_{3i} + \hat{b}_3 \sum_{i=1}^n x_{3i}^2 = \sum_{i=1}^n y_i x_{3i} \end{cases} \quad (10)$$

将 (10) 转换为矩阵形式, 转换后的结果为:

$$\begin{bmatrix} 9 & \sum_{i=1}^n x_{1i} & \sum_{i=1}^n x_{2i} & \sum_{i=1}^n x_{3i} \\ \sum_{i=1}^n x_{1i} & \sum_{i=1}^n x_{1i}^2 & \sum_{i=1}^n x_{1i}x_{2i} & \sum_{i=1}^n x_{1i}x_{3i} \\ \sum_{i=1}^n x_{2i} & \sum_{i=1}^n x_{1i}x_{2i} & \sum_{i=1}^n x_{2i}^2 & \sum_{i=1}^n x_{2i}x_{3i} \\ \sum_{i=1}^n x_{3i} & \sum_{i=1}^n x_{1i}x_{3i} & \sum_{i=1}^n x_{2i}x_{3i} & \sum_{i=1}^n x_{3i}^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{b}_0 \\ \hat{b}_1 \\ \hat{b}_2 \\ \hat{b}_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n y_i \\ \sum_{i=1}^n y_i x_{1i} \\ \sum_{i=1}^n y_i x_{2i} \\ \sum_{i=1}^n y_i x_{3i} \end{bmatrix} \quad (11)$$

对 (11) 左边的矩阵项进行展开, 展开后的结果为:

$$\begin{bmatrix} 9 & \sum_{i=1}^n x_{1i} & \sum_{i=1}^n x_{2i} & \sum_{i=1}^n x_{3i} \\ \sum_{i=1}^n x_{1i} & \sum_{i=1}^n x_{1i}^2 & \sum_{i=1}^n x_{1i}x_{2i} & \sum_{i=1}^n x_{1i}x_{3i} \\ \sum_{i=1}^n x_{2i} & \sum_{i=1}^n x_{1i}x_{2i} & \sum_{i=1}^n x_{2i}^2 & \sum_{i=1}^n x_{2i}x_{3i} \\ \sum_{i=1}^n x_{3i} & \sum_{i=1}^n x_{1i}x_{3i} & \sum_{i=1}^n x_{2i}x_{3i} & \sum_{i=1}^n x_{3i}^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & \cdots & 1 \\ x_{11} & x_2 & x_{13} & \cdots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & x_{23} & \cdots & x_{2n} \\ x_{31} & x_{32} & x_{33} & \cdots & x_{3n} \end{bmatrix} \quad (12)$$

对 (11) 右边的矩阵项进行展开, 展开后的结果为:

$$\begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n y_i \\ \sum_{i=1}^n y_i x_{1i} \\ \sum_{i=1}^n y_i x_{2i} \\ \sum_{i=1}^n y_i x_{3i} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & \cdots & 1 \\ x_{11} & x_2 & x_{13} & \cdots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & x_{23} & \cdots & x_{2n} \\ x_{31} & x_{32} & x_{33} & \cdots & x_{3n} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$\text{令 } Y = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix}, \quad X = \begin{pmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & x_{13} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & x_{23} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & x_{n3} \end{pmatrix}, \quad \hat{\beta} = \begin{pmatrix} \hat{b}_0 \\ \hat{b}_1 \\ \hat{b}_2 \\ \hat{b}_3 \end{pmatrix},$$

其中 $\hat{\beta}$ 为估计值向量, 将 (11)、(12)、(13) 进行简化, 简化后的结果为:

$$X^T X \hat{\beta} = X^T Y \quad (14)$$

对 (14) 进行整理得到估计向量 $\hat{\beta}$, 整理后的结果为:

$$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (15)$$

将试验结果代入公式 (15), 计算出估计向量 $\hat{\beta}$, 运用回归计算获得响应值与加工参数之间的指数函数经验公式。

1.2 响应曲面法构建经验公式

响应曲面法即响应曲面设计方法(Response Surface Methodology, RSM), 是利用合理的试验设计方法基于试验结果, 运用多元二次回归方程来拟合因素与响应值之间的函数关系, 通过分析回归方程寻求最优工艺参数, 解决多变量问题的一种统计方法^[10,11]。

多元二次回归方程的一般形式为:

$$y(x) = \beta_0 + \sum_{i=1}^n \beta_i x_i + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1, i < j}^n \beta_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^n \beta_{ii} x_i^2 + \varepsilon \quad (16)$$

式中, $y(x)$ 为响应值; x_i 、 x_j 为自变量; β_0 为常数项; β_i 为线性项系数; β_{ij} 为交互作用项系数; β_{ii} 为 x_i 的二次项系数; ε 为误差项。

运用响应曲面法构建的多元二次回归方程属于多元非线性回归方程, 基于上面详细介绍的最小二乘法原理结合试验结果, 得到加工参数与回归值之间的多元二次回归方程。

2 经验公式的应用

为深入探究机械加工过程中, 加工参数与物理量之间的变化规律, 构建因变量物理量与自变量加工参数之间的函数关系, 国内外的研究工作者对此进行了大量的研究。在众多研究中, 表面粗糙度、切削力模型的建立是学者们研究的重点。

2.1 经验公式在表面粗糙度方面的应用

在机械加工过程中, 针对经验公式在表面粗糙度方面的应用, 学者们从一种方法建立经验公式、两种方法对比分析建立经验公式等两个方面进行了大量研究。

高超等^[12]由金刚石砂带磨削钢化玻璃磨边表面粗糙度正交试验结果, 建立表面粗糙度理论预测模型。王永鑫^[13]基于 TC18 钛合金正交车削表面粗糙度试验结果, 用 SPSS 分析软件对表面粗糙度指数函数进行自定义, 将试验结果代入表面粗糙度指数函数, 利用最小二乘回归法进行拟合, 得到 TC18 钛合金车削加工后的表面粗糙度模型。刘涛^[14]由金属切削加工原理, 确定机床和刀具几何参数, 可知变截面蜗旋盘齿面的粗糙度与加工参数呈指数函数关系, 基于变截面蜗旋盘正交铣削加工表面粗糙度试验结果, 构建吃刀深度、进给量、刀具转速、背吃刀量与表面粗糙度之间的指数函数模型。甄婷婷等^[15]基于指数回归分析和单向陶瓷基复合材料平面磨削试验结果, 运用 MATLAB 建立沿轴向、径向、法向磨削粗糙度经验公式, 分析进给速度、切削速度、磨削深度对表面粗糙度的影响程度。王彦^[16]基于三因素四水平的正交车削试验结果, 利用 MATLAB

软件构建车削表面粗糙度线性回归预测模型。武文革等^[17]运用 Design Expert 软件对高速铣削 Ti6Al4V 响应曲面试验结果进行多元回归拟合,获得表面粗糙度与加工参数之间的二次多项回归模型。刘金华^[18]由面齿轮正交表面粗糙度试验结果,运用回归分析的指数函数形式建立面齿轮表面粗糙度模型。

马廉洁等^[19]由氟金云母陶瓷切屑断裂过程,构建材料车削表面粗糙度理论模型,通过试验对建立的理论模型进行验证,得到脆性材料的表面粗糙度理论模型比传统预测表面粗糙度几何模型精度高。赵明启^[20]基于车削 50%SiCp/Al 表面粗糙度正交试验结果,构建加工参数与表面粗糙度之间的多元回归方程和指数方程,由表面粗糙度预测偏差平均值可知,多元回归方程预测精度优于指数方程。常文春等^[21]指出运用线性回归拟合表面粗糙度模型预测效果不佳,提出采用二次多项式广义回归拟合表面粗糙度模型,从预测模型的回归系数显著性检验中看出回归模型各项对表面粗糙度的影响程度。

2.2 经验公式在切削力方面的应用

机械加工过程中,切削力的大小影响工件的加工效率、表面质量、使用寿命等,通过建立加工参数与切削力之间的函数关系,获得加工参数与切削力之间的影响规律,选择合适的加工参数控制加工过程中切削力的大小,从而提高工件加工效率、改善工件表面质量。针对经验公式在切削力方面的应用,学者们运用一种方法构建加工参数与切削力之间的经验公式,或者运用两种方法对比分析构建加工参数与切削力之间的经验公式等方面进行了大量研究。

王永鑫^[13]对 TC18 钛合金进行车削正交试验,运用 9257B 型三向测力仪测量轴向力、径向力、切向力,基于测试结果建立主轴转速、进给深度、切削深度等加工参数与切削力之间的数学模型。常文春等^[21]对 TB6 钛合金材料进行四因素五水平的正交铣削试验,建立切削速度、每齿进给量、轴向切深、径向切深与切削力的指数函数经验模型,运用多元线性回归法对构建的经验模型进行回归分析,得到不同方向的切削力回归模型。史丽晨等^[22]基于钛合金车削切削力试验结果,建立指数形式的切削力经验公式,对经验公式进行线性化处理,得到一元线性回归模型,利用 SPSS 软件进行线性回归分析,获得切削力回归模型。

惠记庄^[23]基于最小二乘法原理,分析切削力的主要影响因素,对比分析单因素试验法和平面交点正交试验法建立的切削力经验公式,发现正交设计回归分析法不但可以减少试验次数,而且建立的经验公式误差较小。肖航志^[24]基于超声振动辅助磨削氧化锆陶瓷轴向切削力试验结果,构建切削力指数预测模型和 BP 神经网络预测模型。由压痕断裂力学理论,分析超声振动辅助磨削氧化锆陶瓷去除机理,获得材料切削力理论预测模型。对比分析指数预测模型、BP 神经网络预测模型、理论预测模型预测值、相

对误差,确定出 BP 神经网络模型整体预测精度最高。

3 智能算法建立预测模型的应用

近几年,随着科技的发展运用最小二乘法构建的经验公式已不能满足需求。新的建立模型方法的涌现如神经网络、遗传算法等方法,这些智能算法弥补了最小二乘法计算量较大,拟合时的局限性等问题,为进一步探究加工参数与物理量之间的变化关系,优化加工参数,提高工件表面质量奠定了基础^[25,26]。

马占龙等^[27]运用数值模拟方法对磨削温度场进行仿真分析,开展磨削温度试验,利用 BP 神经网络方法构建磨削温度预测模型,发现将仿真分析与预测模型相结合获得的磨削温度准确性较高。颜菲^[28]将电流密度、镀液温度、搅拌速率加工参数作为输入变量,把表粗糙度、腐蚀速率作为输出变量,对比分析改进的 BP 神经网络、传统的 BP 神经网络预测模型结果,发现运用粒子群算法对 BP 神经网络进行优化后构建的预测模型精度较高。徐戊娇^[29]由喷丸成形表面粗糙度正交试验结果,运用 BP 神经网络对试验结果进行处理,得到经过喷丸处理后的铝合金工件表面粗糙度预测模型。郭力^[30]基于磨削曲轴球墨铸铁材料声发射信号分析数据,获得工件表面粗糙度,利用遗传算法对 BP 神经网络训练后的样本进行优化,得到工件表面粗糙度预测模型,发现优化后的模型有更高的预测精度。苏晓云^[31]基于铣削大理石正交表面粗糙度试验结果,运用改进后的粒子群算法优化 BP 神经网络,构建大理石表面粗糙度预测模型,将优化后的神经网络方法得到的表面粗糙度结果与利用最小二乘法建立的经验公式获得的表面粗糙度结果进行对比分析,发现运用神经网络方法预测的表面粗糙度更适合于实际生产。胡敬文^[32]基于磨削灰铸铁正交试验结果,分析加工参数对表面偏斜度、表面峰度的变化规律,运用 BP 神经网络构建表面偏斜度、表面峰度预测模型。Zhao C L^[33]在并联机床的研究和应用中,发现加工参数对机床加工的影响较大,于是将改进后的 BP 神经网络应用于并联机床的粗糙度预测模型,构建的模型能够有效地预测加工参数变化时的粗糙度。Chen Y 等^[34]提出了嵌套神经网络表面粗糙度预测模型。Mia M^[35]提出了基于人工神经网络的 EN24T 钢车削硬化平均表面粗糙度预测模型。Jha A^[36]运用神经网络建模方法解决了精车削过程中表面粗糙度、生产率、刀具寿命三个目标互相冲突的优化问题。

4 结论

在机械加工过程中,为建立经验公式,通常基于试验结果,构建加工参数与物理量之间的回归模型。如果加工参数与物理量之间是线性关系,比较容易求出加工参数域物理量之间的线性回归方程;如果加工参数与物理量之间是非线性关系,需要利用最小二乘法获得加工参数与物理量之间的非线性回归方程。运用最小二乘法获得非线性回

归方程,计算量较大,由曲变直的相互转化具有一定的局限性。智能算法的出现,弥补了运用最小二乘法建立经验公式的一些不足。但针对经验公式在机械加工方面的应用,还存在一些问题需要更进一步地研究:

(1)在机械加工过程中,影响表面粗糙度、切削力的因素有很多,但大多数学者只是建立二、三或者四个加工参数与表面粗糙度、切削力之间的经验公式,没有更加全面地考虑加工过程中的影响因素,需要探究考虑影响因素的多少对所建立的经验公式预测精度的影响程度。

(2)运用不同智能算法对神经网络训练后的结果进行优化,不同智能算法对神经网络训练后结果优化情况的区别。

(3)建立经验公式的一个目的是进行预测,预测精度应该是一个范围,这个范围设定多少才合适,需要进行深入研究。

(4)完善智能算法理论,建立一套完整建立预测模型体系和专家系统,当给出加工参数,系统就可以输出预测值,确定出最优加工参数,实现机械加工的智能化。

基金项目:安阳工学院博士科研启动基金项目(BSJ2025016)。

[参考文献]

- [1]张怀慧.经验公式的建立及其检验[J].大连水产学院学报,2000(3):193-200.
- [2]那春雨,姜增辉,刘玮,等.钻削参数对钻削 TC4 小孔切削力的影响[J].制造技术与机床,2025,1(6):17-19.
- [3]李磊,支梅,马卫国,等.自然灾害视域下应急救援物资需求预测研究综述[J].技术与创新管理,2022,43(5):581-588.
- [4]刘建康,程尊兰,吴积善.基于经验公式建立的滑坡泥石流坝溃口形式预测模型[J].四川大学学报(工程科学版),2013,45(2):84-89.
- [5]商正,王进峰,潘丽娟,等.基于最小能耗的 SiCp/Al 复合材料切削参数敏感分析及优化[J].现代制造工程,2020(1):25-28.
- [6]姜洪源,武国启,夏宇宏,等.金属橡胶材料声学特性参数经验公式建立[J].内燃机学报,2008,26(6):561-564.
- [7]申德超,肖志刚.基于量纲分析的函数理论建立挤压脱胚玉米生产淀粉糖浆的糖化液过滤问题的经验公式[J].农业工程学报,2005(12):25-29.
- [8]赵薇,陈建刚,舒林森,等.镍基高温合金熔覆涂层干式端铣的可加工性研究[J].现代制造工程,2025(4):116-122.
- [9]董庆运,陈光军,王飞,等.冰固持条件下切削参数对不锈钢铣削力及平面度影响的试验研究[J].工具技术,2025,59(2):18-22.
- [10]李晨,侯英,陈中航,等.基于响应曲面法提高塔磨机利用系数的优化研究[J].矿山机械,2025,53(5):25-31.
- [11]金明选,苏建新,张祥,等.基于响应曲面法和 NSGA2 的内斜齿轮成形磨削参数优化[J].机电工程,2025,5(20):1-10.
- [12]高超,王生,王会,等.砂带磨削表面粗糙度理论预测及灵敏度分析[J].表面技术,2018,47(11):295-305.
- [13]王永鑫,张昌明.TC18 钛合金车削加工的切削力和表面粗糙度[J].机械工程材料,2019,43(7):69-73.
- [14]刘涛,张文超,张文帅.变截面涡轮盘齿面粗糙度的双预测模型[J].表面技术,2019,48(8):323-329.
- [15]甄婷婷,王盛,王映,等.单向碳纤维复合材料平面磨削粗糙度模型研究[J].机械设计,2019,36(1):125-128.
- [16]王彦,李金泉.基于回归分析方法的切削表面粗糙度模型预测研究[J].工具技术,2015,49(6):85-88.
- [17]武文革,刘丽娟,范鹏,等.基于响应曲面法的高速铣削 Ti6Al4V 表面粗糙度的预测模型与优化[J].制造技术与机床,2014(1):39-43.
- [18]刘金华,明兴祖,高钦.基于正交实验分析的面齿轮磨削表面粗糙度的研究[J].机械传动,2017,41(9):1-5.
- [19]马廉洁,蔡重延,毕长波,等.车削氟金云母陶瓷脆性破碎机理及表面粗糙度模型[J].东北大学学报(自然科学版),2019,40(2):239-250.
- [20]赵明启.车削高体积分 SiCp/Al 复合材料表面粗糙度敏感性分析及预测[J].现代制造工程,2018(5):108-111.
- [21]常文春,易湘斌,李宝栋,等.高速铣削 TB6 钛合金切削力和表面粗糙度预测模型[J].制造技术与机床,2017(4):102-107.
- [22]史丽晨,杜小渊,豆卫涛,等.基于无心车床主轴电动机单元电流的钛合金切削力经验公式的试验研究[J].制造技术与机床,2016(7):83-86.
- [23]惠记庄.采用回归分析法建立切削力经验公式[J].西安公路交通大学学报,1996(4):102-105.
- [24]肖行志,郑侃,廖文和.超声振动辅助磨削牙科氧化锆陶瓷切削力预测模型研究[J].振动与冲击,2015,34(12):140-145.
- [25]李铭,张海军,王江峰,等.汽轮机热力性能智能评估及故障诊断研究进展[J].能源与环境,2025(2):24-27.
- [26]刘浩,李国庆,张深,等.机器学习在涡轮机械中的应用进展[J].工程热物理学报,2023,44(4):938-951.
- [27]马占龙,王高文,张健,等.基于有限元及神经网络的磨削温度仿真预测[J].电子测量与仪器学报,2013,27(11):1080-1085.
- [28]颜菲,张军.粒子群算法优化的人工神经网络预测 Ni-Fe 合金镀层的性能[J].电镀与环保,2019,39(1):24-27.
- [29]徐戊娇,刘承尚,鲁鑫垚.喷丸处理后 6061 铝合金工件表面粗糙度的模拟计算及预测[J].吉林大学学报(工学版),2019,49(4):1280-1287.
- [30]郭力,邓喻.采用遗传算法优化神经网络的铸铁表面粗糙度声发射预测[J].机械科学与技

术,2018,37(10):1512-1516.

[31]苏晓云,汪建新,辛李霞.基于神经网络的铣削大理石表面粗糙度预测模型[J].表面技术,2017,46(8):274-279.

[32]胡敬文.基于BP神经网络的表面偏斜度和峰度预测建模[J].表面技术,2017,46(2):235-239.

[33]ZHAO C L, GUAN X S. The prediction of surface roughness of parallel machine tools based on the neural network[J].Applied Mechanics and Materials,2014(556):1328-1331.

[34]CHEN Y, SUN R, GAO Y, et al. A nested-ANN prediction model for surface roughness considering the

effects of cutting forces and tool vibrations[J].Measurement,2016(98):25-34.

[35]MIA M, DHAR N R. Prediction of surface roughness in hard turning under high pressure coolant using Artificial Neural Network[J].Measurement,2016(92):464-474.

[36]JHA A, RATHORE R K. Optimization of force and surface roughness for carbonized steel in turning process through neural network[J].International Journal of Engineering Research and Applications,2016,6(6):43-46.

作者简介:曹洋(1989—),男,博士,安阳工学院讲师,研究方向为高效精密加工技术。