

基于两阶段灰云模型的工件加工精度异常评估

冉 琰^{1*} 律永新²

1. 重庆大学高端装备机械传动全国重点实验室, 重庆, 400044

2. 比亚迪汽车工业有限公司, 深圳, 518118

摘要:针对工件加工精度异常程度难分析评定的问题,提出一种基于两阶段灰云模型的评价方法。提取工件精度偏差数据,从偏差的动态波动规律、异常数据的精准识别、异常程度的定量表征三个层面,建立工件加工精度异常评估体系。结合自回归差分移动平均模型与统计过程控制方法检测异常数据,基于马尔科夫转移矩阵评估异常可信度。通过云模型改进的层次分析法与熵值法确定综合权重,构建两阶段正态灰云模型来评估各精度项。齿轮加工验证了所提方法的正确性和可行性。

关键词:加工精度;云模型;工件;灰色系统理论

中图分类号:TH161

DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2026.02.013

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Abnormal Evaluation of Machining Accuracy of Workpieces Based on a Two-stage Grey Cloud Model

RAN Yan^{1*} LYU Yongxin²

1.State Key Laboratory of Mechanical Transmission for Advanced Equipment, Chongqing University, Chongqing, 400044

2.BYD Auto Industry Company Ltd., Shenzhen, Guangdong, 518118

Abstract: To address the difficulty in analyzing and evaluating the degree of abnormal machining accuracy of workpieces, an evaluation method was proposed based on a two-stage grey cloud model. Workpiece accuracy deviation data were extracted, and an abnormal evaluation system for machining accuracy of workpieces was established from the dynamic fluctuation law of deviations, the accurate identification of abnormal data, and the quantitative characterization of the abnormal degree. The autoregressive integrated moving average model and statistical process control method were combined to detect abnormal data, and the Markov transition matrix was used to evaluate the credibility of anomalies. The analytic hierarchy process improved by the cloud model and the entropy weight method, was employed to determine the comprehensive weights, and a two-stage normal grey cloud model was constructed to evaluate each accuracy items. Correctness and feasibility of the proposed method were verified through gear machining experiments.

Key words: machining accuracy; cloud model; workpiece; grey system theory

0 引言

数控机床的质量是衡量国家制造业水平及综合国力的重要标志之一。机床加工工件的精度反映机床的加工质量。目前,国内外学者对机床精度的评价开展了多方面的研究。王永青等^[1]提出了数控机床精度保持性评价的一种方法,并分析了精度指标——误差敏感度。FENG等^[2]为评估数控机床精度保持性,定义了平均退化率和平均退化量。庞继红等^[3]对机床的重要精度项进行排序,并将工件精度反向映射到精度设计上。萨日

娜^[4]通过切削特性与精度特性的关联性识别机床精度特性的重要度。要小鹏等^[5]基于区间可拓灰色模糊算法,提出机床精度评价的一种方法。赵万华等^[6]从稳态误差、瞬态误差、匀速段速度波动误差评价机床运动精度。仇健^[7]检测了加工中心样机的各项精度指标,并结合检测结果对反映出的精度问题进行评价。LI等^[8]利用核主成分分析法处理斜齿轮的精度测量数据,构建了加工参数与质量检测指标的映射关系。在对数据异常检测研究上, YE等^[9]采用滑动窗口和差分整合移动平均自回归(autoregressive integrated moving average, ARIMA)模型检测时间序列数据的异常,并通过比较证明了方法的有效性。BARRIENTOS-TORRES等^[10]根据ARIMA模型与基于

收稿日期:2024-12-02

基金项目:国家自然科学基金(52275473;51835001);中央高校基本科研业务费专项资金(2025CDJZKZCQ-04)

Box-Jenkins方法生成的传递函数模型的结果选择最合适的模型。ALIZADEH等^[11]将ARIMA异常检测与车辆多通道运行时序数据的VR可视化相结合来评价车辆的运行状态。CHEN等^[12]将基于ARIMA的结构健康监测数据动态预警方法用于检测港珠澳大桥沉管隧道混凝土结构的异常应变数据。

现有研究中,对数控机床精度的评价普遍聚焦于设计环节,评价对象以整机为主,目的是明确各精度特性的重要程度,并在此基础上采取相应补偿措施,提高数控机床的精度。机床加工过程中,离线检测工件时,工件加工精度异常的分析通常难以满足及时识别与溯源的需求,无法为加工质量的动态管控提供有效支撑。本文结合云模型处理不确定性和灰色决策抑制小样本量数据误差的优点,采用滚动ARIMA检验异常加工精度数据,并根据统计过程控制(statistical process control, SPC)技术分析修正残差阈值,利用两阶段正态灰云模型及时分析并识别工件加工精度异常。

1 工件加工精度异常指标体系的建立

传统上,工件精度是根据国家标准直接通过测量结果进行评价的,如齿轮件的精度评价是通过测量结果与精度等级对应公差范围对比来实现^[13]。这种评价方式仅从公差的角度评价工件的加工质量,没有考虑精度之间的关联、加工过程的异常波动,缺少对机床加工的稳定性评价。

本文在ARIMA模型的基础上引入SPC技术,通过分析精度的预测值与实际值的偏差特性,识别出偏差超出合理范围的异常数据,从而评价工件的加工精度异常。

1.1 加工精度特征量验证

根据工件各项精度的测量结果得到各指标的偏差,对测量值的均值 u 、标准差 σ 与极差 Δ 进行归一化处理:

$$u' = u/a_k \quad (1)$$

$$\sigma' = \sigma/a_k \quad (2)$$

$$\Delta' = \Delta/a_k \quad (3)$$

式中: a_k 为公差。

1.2 异常值

存在明显差异的数据称为异常值。本文首先将加工精度聚类,然后通过ARIMA-SPC方法评价机床工件加工精度异常,最后根据聚类与工件加工精度异常结果进行评价。

1.3 异常程度

工件加工精度异常的评判既要考虑异常次

数,又要考虑异常程度。工件加工误差越大,异常越严重。偏差 β 在置信区间 $[c_1, c_2]$ 内时,异常程度函数为 $\exp(x)$,反之则为 $\arctan x$ 。由此可得工件加工精度异常程度的评价函数

$$y = \begin{cases} \frac{2}{\pi} \arctan \frac{c_1 + c_2 - 2\beta}{c_2 - c_1} & \beta \leq c_1 \\ 0.5 \exp \frac{4(c_1 - \beta)}{c_2 - c_1} & c_1 < \beta \leq \frac{c_1 + c_2}{2} \\ 0.5 \exp \frac{4(\beta - c_2)}{c_2 - c_1} & \frac{c_1 + c_2}{2} < \beta < c_2 \\ \frac{2}{\pi} \arctan \frac{2\beta - (c_1 + c_2)}{c_2 - c_1} & \beta \geq c_2 \end{cases} \quad (4)$$

2 基于ARIMA-SPC的异常检测方法

2.1 滚动ARIMA预测

ARIMA模型是时间序列中最重要的模型之一。时间序列可能包含离群值,为提高模型评估的准确性,本文采用滚动原点的ARIMA方法,即先平稳化处理数据的时间序列,绘制自相关函数(autocorrelation function, ACF)与偏自相关函数(partial autocorrelation function, PACF)图,寻找ARIMA模型最优的自回归项数 p 、差分次数 d 、滑动平均项数 q ,计算预测精度

$$F_A = 1 - \frac{1}{na_k} \sum_{i=1}^n |X_i - X'_i| \quad (5)$$

式中: X'_i 为第 i 个原数据 X_i 对应的预测数据, $i=1,2,\dots,n$; n 为预测数据总长度。

根据预测精度选取滚动ARIMA模型的滚动原点。

2.2 SPC分析

利用SPC分析可判断生产过程数据的异常点^[14]。SPC控制图分为计量型数据控制图和计数型数据控制图,本文采用计量数据型数据控制图,该控制图控制限为 $\bar{X} \pm 2.660\bar{R}_m$,其中, \bar{X} 为数据均值中心线对交数据, \bar{R}_m 为移动极差的均值。

2.3 ARIMA-SPC的异常点识别

1)通过滚动ARIMA模型得到预测数据后,将其与原始数据进行对比,以初步识别异常;结合SPC方法改进置信区间,进一步精准定位异常数据。残差是预测值与原始数据的差,置信区间根据SPC单值控制图的控制限计算得到。假设比较数据量为 n_1 ,原始数据集 $X = \{x(t_1), x(t_2), \dots, x(t_{n_1})\}$,均值为 \bar{X} ,控制限为 U_{CL}, X_{CL} ;预测数据集 $X' = \{x'(t_1), x'(t_2), \dots, x'(t_{n_1})\}$,均值为 \bar{X}' ,控制限为 U'_{CL}, X'_{CL} 。残差的置信区间为

$$(\bar{X} - \bar{X}' - Z_{\alpha/2} \sqrt{(\sigma_1^2 + \sigma_2^2)/n_1}, \bar{X} - \bar{X}' + Z_{\alpha/2} \sqrt{(\sigma_1^2 + \sigma_2^2)/n_1})$$

式中: α 为正态分布分位点。

2)根据置信区间得到异常值后,识别异常值

的可信性。本文采用二阶聚类算法将数据划分成 k 类, 根据同聚类数据中的同时刻异常共现概率定义异常状态, 计算 i 时刻数据点的异常可信度 r_i 。然后根据随机过程的马尔科夫性质, 建立马尔科夫转移概率矩阵。具体过程如下: 设系统 X 在 i 时刻的状态为 m (没有发生异常时, $m=0$; 发生异常时, $m=1$), 确定 i 时刻的状态概率 $P[(X_i=m)|m=0, 1]$ 。然后根据异常值计算转移概率 $p_i = P[(X_{i+1}-X_i)]$ 。得到状态转移矩阵 R 与转移概率, 通过状态转移矩阵与马尔科夫链计算 i 时刻下系统数据的异常概率 p_i , 最后将 $q_i = (p_i + r_i)/2$ 作为最终的异常值概率。

2.4 异常检测算法步骤

根据数据的时间序列特征, 建立基于 ARI-MA-SPC 的异常识别方法, 具体过程如下:

输入: 时间序列 $Y = (y(t_1), y(t_2), \dots, y(t_n))$ 。

输出: 时间序列 Y 的异常值信息。

1) 对时间序列 Y 进行二阶聚类, 得到若干类工件加工精度的聚类结果。

2) 根据确定的滚动原点 l 对时间序列 Y 进行 ARIMA 分析, 得到预测结果。

3) 对预测结果与对应原始时间序列数据之间的残差进行 SPC 分析, 得到统计控制图。

4) 比较预测结果与原始数据, 确定残差及对应的置信区间。

5) 比较残差与阈值, 初步确定与预测结果偏差较大的异常点, 并根据马尔科夫转移矩阵计算异常值, 并计算可信度。

6) 根据异常点与聚类结果分析时间序列中的异常值信息, 识别异常点。

3 确定综合权重

机床工件加工精度异常程度的评价中, 单一权重难以兼顾主观经验与客观信息^[15]。本文通过云模型-层次分析法确定主观权重, 通过熵权法确定客观权重, 采用组合赋权法确定评价指标组合权重。

3.1 云模型-层次分析法确定主观权重

层次分析法(AHP)将数学方法与定性分析相结合, 通过比较指标重要程度确定权重^[16]。本文在层次分析法的基础上引入云模型理论, 主观权重计算步骤如下:

1) 以云模型标度表示指标重要性的比较结果。层次分析法一般采用标度 1、3、 \dots 、9 比较 2 个指标, 确定各准则层对目标层的权重。因此, 建立以期望 $E_{xk} = k (k=1, 2, \dots, 9)$, 熵 $E_{n1} = E_{n3} =$

$\dots = E_{n9} = 0.3, E_{n2} = E_{n4} = \dots = E_{n8} = 0.6$, 超熵 $E_{e1} = E_{e3} = \dots = E_{e9} = 0.05, E_{e2} = E_{e4} = \dots = E_{e8} = 0.1$ 的云模型标度。

2) 根据评价目标的评价因素 A_1, A_2, \dots, A_n , 引用云模型标度构造评判矩阵:

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \dots & a_{nn} \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中: a_{ij} 为 A_i 与 A_j 相比的相对重要性。

3) 计算专家评判矩阵 A 的最大特征根 λ_{\max} 及其对应的特征向量 $p = (p_1, p_2, \dots, p_n)$, $p_i = (E'_{xi}, E'_{ni}, H'_{ei})$, 其中, $E'_{xi}, E'_{ni}, H'_{ei}$ 分别为特征向量的期望、熵、超熵, $i=1, 2, \dots, n$ 。相关计算公式如下:

$$E'_{xi} = \left(\prod_{j=1}^n E_{xij} \right)^{1/n} / \left(\sum_{i=1}^n \left(\sum_{j=1}^n E_{xij} \right)^{1/n} \right) \quad (7)$$

$$E'_{ni} = \frac{\left(\prod_{j=1}^n E_{xij} \left(\sum_{j=1}^n \left(\frac{E_{nij}}{E_{xij}} \right)^2 \right)^{1/2} \right)^{1/n}}{\sum_{i=1}^n \left(\prod_{j=1}^n E_{xij} \left(\sum_{j=1}^n \left(\frac{E_{nij}}{E_{xij}} \right)^2 \right)^{1/2} \right)^{1/n}} \quad (8)$$

$$H'_{ei} = \frac{\left(\prod_{j=1}^n E_{xij} \left(\sum_{j=1}^n \left(\frac{H_{ej}}{E_{xij}} \right)^2 \right)^{1/2} \right)^{1/n}}{\sum_{i=1}^n \left(\prod_{j=1}^n E_{xij} \left(\sum_{j=1}^n \left(\frac{H_{ej}}{E_{xij}} \right)^2 \right)^{1/2} \right)^{1/n}} \quad (9)$$

根据云模型熵的情况修正初始主观权重

$$w_i = \frac{E'_{xi}(1 - E'_{ni}/2)}{\sum_{i=1}^n E'_{xi}(1 - E'_{ni}/2)} \quad (10)$$

熵越大, 不确定性越大, 权重越小。

4) 为检验权重分配的一致性, 需要对结果进行一致性检验。一致性比例计算公式为

$$C_R = C_I / R_I \quad (11)$$

$$C_I = (\lambda_{\max} - n) / (n - 1) \quad (12)$$

$$\lambda_{\max} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{B_i}{w_i} \quad (13)$$

$$B = A w = (B_1, B_2, \dots, B_n) \quad w = (w_1, w_2, \dots, w_n)$$

式中: C_I 为判断结果一致性的指标; R_I 为平均一致性指标, 取值见表 1。

当 $C_R < 0.1$ 时, 表示层次分析的结果一致性较好, 否则需要对判断矩阵重新赋值, 使其通过一致性检验。

表 1 平均一致性指标 R_I 的取值

Tab.1 The value of average consistency metric R_I

	阶数								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
R_I	0	0	0.52	0.89	1.12	1.26	1.36	1.41	1.46

3.2 熵值法确定客观权重

熵是对系统不确定程度的度量。指标数据间的差值越小, 信息量越大, 不确定性越小, 熵值越

小^[17]。通过熵值法确定的客观权重向量 $v=(v_1, v_2, \dots, v_n)$ 。

3.3 基于主客观权重的组合赋权

主客观组合赋权可在减少决策主观性的同时弥补客观权重方法的不足,使权重更加客观合理^[18]。利用乘法集成法计算决策指标的组合权重,得到综合权重

$$W=(W_1, W_2, \dots, W_n) \quad W_i = \frac{w_i v_i}{w \cdot v} \quad (14)$$

4 两阶段正态灰云聚类模型

4.1 正态灰云模型

灰云模型在传统灰色系统理论的白化函数基础上引入了云模型,将云模型的数字特征(期望、熵、超熵)融入白化函数,使模型既能体现灰色系统的“信息不确定性”,又能反映评价对象或数据本身的“随机性”,从而更全面刻画信息的不确定性。正态灰云模型是云模型数据分布曲线符合正态分布的一种灰云模型。

灰云的数字特征 G_L 有峰值 C_x 、左右界值 L_x 与 R_x 、熵 E_n 、超熵 H_e , 记为: $G_L=(C_x; L_x; R_x; E_n; H_e)$ 。本文采用正态灰云模型, 因此有

$$C_x = \frac{L_x + R_x}{2} \quad (15)$$

$$E_n = \frac{R_x - L_x}{6} \quad (16)$$

$$H_e = \frac{E_n}{\alpha} \quad (17)$$

式中: α 为给定常数, 本文取6。

评估过程中, 假设共有 m 个被评对象、 n 个评估指标, 评估指标有 s 种灰类。 x_{ij} 为被评对象 i 的评价指标 j 的量化值。第 j 个评估指标属于第 k 类灰类的正态灰云模型的白化权函数记为 $f_j^{(k)}(x_{ij})$, 根据白化权函数将正态灰云模型分为适中测度正态云模型

$$f_j^{(k)}(x) = \begin{cases} \exp\left(-\frac{(x - C_x)^2}{2(E_n')^2}\right) & x \in [L_x, R_x] \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (18)$$

上限测度正态灰云模型

$$f_j^{(k)}(x) = \begin{cases} \exp\left(-\frac{(x - C_x)^2}{2(E_n')^2}\right) & x \in [L_x, C_x] \\ 1 & x \in [C_x, R_x] \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (19)$$

下限测度正态灰云模型

$$f_j^{(k)}(x) = \begin{cases} 1 & x \in [L_x, C_x] \\ \exp\left(-\frac{(x - C_x)^2}{2(E_n')^2}\right) & x \in [C_x, R_x] \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (20)$$

4.2 计算两阶段灰云聚类系数

1) 确定各指标等级的云模型量化值, 根据式(18)~式(20)计算每个指标第 k 个灰类的白化权值。多次计算白化权值, 并将每次计算的结果视为一个云滴, 取 q 次计算的白化权值并进行归一化处理, 最终获得较为稳定的白化权值。白化权均值 $f_j^{(k)}(x_{ij})$ 的计算公式为

$$f_j^{(k)}(x_{ij}) = (f_{j1}^{(k)}(x_{ij}) + f_{j2}^{(k)}(x_{ij}) + \dots + f_{jq}^{(k)}(x_{ij})) / 2 \quad (21)$$

$$\mu_j^{(k)}(x_{ij}) = f_j^{(k)}(x_{ij}) / \sum_{k=1}^s f_j^{(k)}(x_{ij}) \quad (22)$$

2) 确定聚类系数。第 i 个评价对象的第 k 个灰类的综合聚类系数记为

$$\sigma_i^{(k)} = \sum_{j=1}^m W_j \mu_j^{(k)}(x_{ij}) \quad (23)$$

3) 进而得到评价对象 i 的综合聚类向量

$$\sigma_i = (\sigma_i^{(1)}, \sigma_i^{(2)}, \dots, \sigma_i^{(s)})$$

根据

$$\max_{1 \leq k \leq s} (\sigma_i^{(k)}) = \sigma_i^{(k')} \quad (24)$$

判断对象 i 所属的灰类 k' , 从而确定对应异常等级。灰云聚类系数向量 σ_i 中的几个较大分量相近, 因此基于正态灰云模型的判断明显不可靠。为提高判断的准确性, 采用两阶段灰云聚类模型来进一步区分向量内的较大分量。当最大分量与次大分量的差小于 ξ 时, 建立权核聚类函数 η_k :

$$\eta_k = (\eta_{k1}, \eta_{k2}, \dots, \eta_{ks}) / \eta_k \quad k = 1, 2, \dots, s$$

$$\eta_{kl} = w_{s-k+l} = 2(s-k+l) - 1 \quad l = 1, 2, \dots, s$$

$$\eta_k = \sum_{l=1}^s \eta_{kl}$$

假设 $\sigma_i^{(k^*)}$ 、 $\sigma_i^{(k^{**})}$ 分别为 σ_i 的最大分量与次大分量, 根据建立的权核聚类函数修正聚类综合系数:

$$\omega_i^{(k)} = \begin{cases} \frac{\eta_k (\sigma_i^{(k^*)} + \sigma_i^{(k^{**})})}{\eta_k \sigma_i^{(k^*)} + \eta_{k'} \sigma_i^{(k^{**})}} \sigma_i^{(k)} & k = k^* \\ \frac{\eta_{k'} (\sigma_i^{(k^*)} + \sigma_i^{(k^{**})})}{\eta_k \sigma_i^{(k^*)} + \eta_{k'} \sigma_i^{(k^{**})}} \sigma_i^{(k)} & k = k^{**} \\ \sigma_i^{(k)} & \text{其他} \end{cases} \quad (25)$$

设总分为10, 则等级 k 对应的分值

$$d_k = 10k/s \quad (26)$$

评价对象 i 的分值

$$D_i = \sum_{k=1}^s \omega_i^{(k)} d_k \quad (27)$$

5 实例

以齿轮加工为例, 计算评价对象即齿轮各精度项(见表2)。

5.1 异常值计算

5.1.1 评估指标数据的预处理

收集齿轮精度项的几何误差, 使用式(1)~式

表2 齿轮精度项
Tab.2 Gear accuracy term

序号	精度项	释义
1	F_{aL}	轮廓总偏差(左)
2	f_{iaL}	齿廓形状偏差(左)
3	f_{HaL}	齿廓斜率偏差(左)
4	f_{aR}	轮廓总偏差(右)
5	f_{iaR}	齿廓形状偏差(右)
6	f_{HaR}	齿廓斜率偏差(右)
7	$F_{\beta L}$	螺旋线总偏差(左)
8	$f_{i\beta L}$	螺旋线形状偏差(左)
9	$f_{H\beta L}$	螺旋线斜率偏差(左)
10	$F_{\beta R}$	螺旋线总偏差(右)
11	$f_{i\beta R}$	螺旋线形状偏差(右)
12	$f_{H\beta R}$	螺旋线斜率偏差(右)
13	f_{ptL}	单齿距偏差(左)
14	f_{ptR}	单齿距偏差(右)
15	F_{pL}	累计齿距偏差(左)
16	F_{pR}	累计齿距偏差(右)
17	F_r	径向跳动

(3)进行预处理,计算测量值的均值、标准差与极差,采用二阶聚类原始精度数据,将几何误差精度项分类。

5.1.2 确定滚动原点

根据拟合效果绘制 ACF 与 PACF 图,确定 ARIMA 模型的最优 p, d, q 。建立以滚动步长为 1,以序列数据的第 55、56、57、58、59 个样本为滚动原点的 ARIMA 模型。对比不同模型对序列数据的预测结果,利用式(5)计算的 F_A 选取最合理的滚动原点。根据计算结果得到表 3 所示的预测精度。滚动原点为第 57 个样本时,预测精度较高,样本数据提取量最为合适。

表3 ARIMA 模型预测精度

Tab.3 Prediction accuracy of ARIMA models

滚动原点	预测精度 F_A	
	滚动 ARIMA	ARIMA
55	0.954 064	0.864 639
56	0.953 881	0.864 367
57	0.954 266	0.864 273
58	0.954 220	0.864 322
59	0.954 220	0.863 587

5.1.3 预测比较

ARIMA 预测异常通常将残差的 3 倍标准差作为阈值。对于标准差较大的数列,直接基于数列标准差推导评估阈值会导致阈值过大,降低判断的准确性。本文比较预测值与原始数据,确定残差及其置信区间,建立统计控制图。识别异常值之后,依据马尔科夫性分析时间序列的状态转

移特征,根据状态转移规律计算时间序列第 i 个异常值的可信度 p_i ,并根据同聚类精度项异常发生概率确定可信度 r_i ,继而计算总共的可信度 q_i 。对于已判断出的异常值,采用式(4)计算其异常程度。

5.2 确定主客观权重

根据异常情况确定主要异常工件(序号为 13、15、17、21、23、25),以异常工件的异常度(异常发生的概率)与异常严重程度(异常发生时的危害大小)为评价指标,采用云模型-AHP 计算主观权重,采用熵权法确定客观权重。最后通过乘法集成法综合主客观权重,确定指标的综合权重。

5.3 建立正态灰云模型

首先根据评估指标体系,确定评估指标等级。本文将异常程度分为“不严重、轻微严重、一般严重、较为严重、十分严重”。然后,根据指标评价体系,由式(15)~式(17)得到表 4 所示的两阶段正态灰云模型数字特征,其中,“—”表示分布在左界限到中点的隶属度为 1。构建指标的正态灰云模型,如图 1 所示。

表4 五等级灰云白化权模型数字特征

Tab.4 Numerical characteristics of the five-level gray cloud whitening weight model

评价指标	不严重	轻微严重	一般严重	较为严重	十分严重
U_{11}	$[-; (0, 0.0083, 0.0014)]$	$(0.0250, 0.0083, 0.0014)$	$(0.0500, 0.0083, 0.0014)$	$(0.0750, 0.0083, 0.0014)$	$[(0.1000, 0.0083, 0.0014); -]$
U_{12}	$[-; (0, 0.0167, 0.0028)]$	$(0.0500, 0.0167, 0.0028)$	$(0.1000, 0.0167, 0.0028)$	$(0.1500, 0.0167, 0.0028)$	$[(0.2000, 0.0167, 0.0028); -]$
U_{13}	$[-; (0, 0.0500, 0.0083)]$	$(0.1500, 0.0500, 0.0083)$	$(0.3000, 0.0500, 0.0083)$	$(0.4500, 0.0500, 0.0083)$	$[(0.6000, 0.0500, 0.0083); -]$
U_2	$[-; (0, 0.0833, 0.0139)]$	$(0.2500, 0.0833, 0.0139)$	$(0.5000, 0.0833, 0.0139)$	$(0.7500, 0.0833, 0.0139)$	$[(1.0000, 0.0833, 0.0139); -]$
U_3	$[-; (0, 0.0833, 0.0139)]$	$(0.2500, 0.0833, 0.0139)$	$(0.5000, 0.0833, 0.0139)$	$(0.7500, 0.0833, 0.0139)$	$[(1.0000, 0.0833, 0.0139); -]$

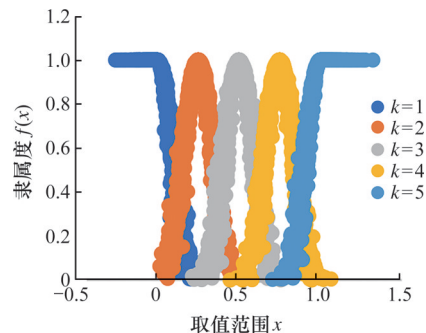


图1 正态灰云白化权模型

Fig.1 Normal gray cloud whitening weight model

5.4 计算综合聚类

由式(18)~式(20)计算各指标的灰云白化权值,并进行归一化处理。通过式(21)~式(27)得到各评估对象关于k类的综合聚类系数,如表5所示。根据齿轮加工精度项的评分值可知精度项的重要性排序:

$$f_{H\beta R} > f_{H\alpha R} > f_{pL} > f_{i\beta R} > f_{H\alpha L} > f_{H\beta L} > f_{i\beta L} > F_{\beta R} > f_{pR} > f_{i\alpha R} > F_{\beta L} > f_{i\alpha L} > f_{\alpha R} > F_{\alpha L} > F_r > F_{pL} > F_{pR}$$

表5 综合聚类系数计算结果

Tab.5 The results of the comprehensive clustering coefficient are calculated

序号	评估对象	综合聚类系数					评分值D	排序
		不严重	轻微严重	一般严重	较为严重	十分严重		
1	$F_{\alpha L}$	0.3680	0.1855	0.0401	0.2948	0.1811	4.9356	14
2	$f_{i\alpha L}$	0.1488	0.1274	0.0607	0.1197	0.1602	5.7360	12
3	$f_{H\alpha L}$	0.1333	0.3427	0.3805	0.3245	0.3106	7.0147	5
4	$f_{\alpha R}$	0.3446	0.3407	0.4202	0.2300	0.3234	5.3606	13
5	$f_{i\alpha R}$	0.0047	0.0032	0.0980	0.0305	0.0242	5.8923	10
6	$f_{H\alpha R}$	0.3680	0.1855	0.0401	0.2948	0.1811	7.7895	2
7	$F_{\beta L}$	0.1488	0.1274	0.0607	0.1197	0.1602	5.7818	11
8	$f_{i\beta L}$	0.1333	0.3427	0.3805	0.3245	0.3106	6.6894	7
9	$f_{H\beta L}$	0.3446	0.3407	0.4202	0.2300	0.3234	6.7758	6
10	$F_{\beta R}$	0.0047	0.0032	0.0980	0.0305	0.0242	6.1865	8
11	$f_{i\beta R}$	0.3680	0.1855	0.0401	0.2948	0.1811	7.1333	4
12	$f_{H\beta R}$	0.1488	0.1274	0.0607	0.1197	0.1602	7.9138	1
13	f_{pL}	0.1333	0.3427	0.3805	0.3245	0.3106	7.4669	3
14	f_{pR}	0.3446	0.3407	0.4202	0.2300	0.3234	5.9219	9
15	F_{pL}	0.0047	0.0032	0.0980	0.0305	0.0242	4.7224	16
16	F_{pR}	0.3680	0.1855	0.0401	0.2948	0.1811	4.7195	17
17	F_r	0.1488	0.1274	0.0607	0.1197	0.1602	4.8498	15

本文模型与灰色聚类模型、普通灰云聚类模型的评估结果如表6所示。

如表7所示,将加工精度异常状态按评分值划分5个等级,评分值小于等于6分的加工精度视为处于可接受的异常状态,大于6分的加工精度视为处于需要措施调整的严重异常状态。两阶段灰云模型中, $F_{\alpha L}$ 的评分值为4.9356,处于可以接受的加工精度异常状态; $f_{H\beta R}$ 的评分值为7.9138,处于严重异常状态。

由表6、表7可知,灰色聚类,灰云模型、两阶段灰云模型对齿轮加工精度的评分结果大体一致,这说明了两阶段灰云模型评分的合理性,验证了两阶段正态灰云模型评估工件加工精度异常的有效性。精度项 $F_{\alpha L}$ 在灰色聚类、灰云聚类的评分值分别为5.0988与5.0408,评估的灰色等级为4,但根据加工精度制定的等级划分体系结果,工件的实际精度评分值不对应到相应的等级。两阶段

表6 不同模型的评估结果

Tab.6 Evaluation results of different models

评估对象	灰色聚类模型		灰云模型		两阶段灰云模型	
	灰色等级	评分值	灰色等级	评分值	灰色等级	评分值
$F_{\alpha L}$	4	5.0988	4	5.0408	1	4.9356
$f_{i\alpha L}$	4	5.6860	4	5.7360	4	5.7360
$f_{H\alpha L}$	4	6.9250	4	7.0147	4	7.0147
$f_{\alpha R}$	3	5.3181	3	5.3606	3	5.3606
$f_{i\alpha R}$	2	5.7855	4	5.8923	4	5.8923
$f_{H\alpha R}$	4	7.7307	4	7.7895	4	7.7895
$F_{\beta L}$	4	5.6928	4	5.7818	4	5.7818
$f_{i\beta L}$	4	6.7088	4	6.6894	4	6.6894
$f_{H\beta L}$	4	6.8019	4	6.7758	4	6.7758
$F_{\beta R}$	4	6.2734	4	6.1865	4	6.1865
$f_{i\beta R}$	4	7.1307	4	7.1333	4	7.1333
$f_{H\beta R}$	4	7.9390	4	7.9138	4	7.9138
f_{pL}	4	7.4204	4	7.4669	4	7.4669
f_{pR}	3	5.8787	4	5.9219	4	5.9219
F_{pL}	2	4.7887	2	4.7224	2	4.7224
F_{pR}	3	4.7465	3	4.7195	3	4.7195
F_r	3	4.8697	3	4.8498	3	4.8498

表7 加工精度异常状态评分等级表

Tab.7 Machining accuracy abnormal state rating scale

序号	评分值	异常等级
1	(0,2]	不严重
2	(2,4]	轻微严重
3	(4,6]	一般严重
4	(6,8]	较为严重
5	(8,10]	十分严重

灰云模型的评分值为4.9356,因此将 $F_{\alpha L}$ 的异常等级确定为3更加合理。

6 结语

本文引入云模型改进层次分析法、修正权重,减小了主观影响,使权重更加合理准确。采用两阶段正态灰云模型代替灰色聚类白化权函数,在保留灰色聚类模型原有优势基础上,兼顾了评估等级信息的模糊性、灰性和随机性,具有更强的普适性和代表性。针对残差的标准差过大导致阈值过大的问题,采用ARIMA-SPC的异常检测方法,利用原值与预测值的SPC分析定义了残差阈值。某齿轮17项精度的两阶段灰云模型评分结果显示,螺旋线斜率偏差(右)、齿廓斜率偏差(右)均属于“较为严重”等级,为后续加工质量的追溯与控制提供理论依据与实践参考。

参考文献:

[1] 王永青, 吴嘉锟, 刘阔, 等. 数控机床精度保持性的定量

- 评价与误差敏感度分析[J]. 机械工程学报, 2019, 55(5): 130-136.
- WANG Yongqing, WU Jiakun, LIU Kuo, et al. Quantitative Evaluation and Error Sensitivity Analysis of Accuracy Retentivity of CNC Machine Tools[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(5): 130-136.
- [2] FENG Cong, YANG Zhaojun, CHEN Chuanhai, et al. Quantitative Evaluation Method for Machining Accuracy Retention of CNC Machine Tools Considering Degenerate Trajectory Fluctuation[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2022, 36(6): 3119-3129.
- [3] 庞继红, 张根保, 周宏明, 等. 基于粗糙集的数控机床精度设计质量特性反向映射研究[J]. 机械工程学报, 2012, 48(5): 101-107.
- PANG Jihong, ZHANG Genbao, ZHOU Hongming, et al. Study on Reverse Mapping of Accuracy Design Quality Characteristics for Numerical Control Machine Based on Rough Set[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2012, 48(5): 101-107.
- [4] 萨日娜, 张树有, 刘晓健. 面向零件切削性评价的数控机床精度特性重要度耦合识别技术[J]. 机械工程学报, 2013, 49(9): 113-120.
- RinaSA, ZHANG Shuyou, LIU Xiaojian. Identification of Accuracy Characteristics Importance of Machine Tool for Parts Machinability Evaluation[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(9): 113-120.
- [5] 要小鹏, 黄华川, 殷国富, 等. 基于IEGF-AHP算法的机床精度评价[J]. 中国机械工程, 2016, 27(23): 3215-3220.
- YAO Xiaopeng, HUANG Huachuan, YIN Guofu, et al. Accuracy Evaluation of CNC Machines Based on IEGF-AHP Algorithm[J]. China Mechanical Engineering, 2016, 27(23): 3215-3220.
- [6] 赵万华, 张俊, 刘辉, 等. 数控机床精度评价新方法[J]. 中国工程科学, 2013, 15(1): 93-98.
- ZHAO Wanhua, ZHANG Jun, LIU Hui, et al. New Evaluation Method on the Precision of NC Machine Tools[J]. Engineering Sciences, 2013, 15(1): 93-98.
- [7] 仇健. GMC2550u桥式加工中心样机综合精度测评研究[J]. 机械工程学报, 2014, 50(1): 137-151.
- QIU Jian. Study on Testing and Evaluation of Comprehensive Accuracy of GMC2550u Prototype Bridge-type Machining Centre [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2014, 50(1): 137-151.
- [8] LI Yangfan, ZHANG Yingjie, AN Ning. Accuracy Reliability Analysis of CNC Machine Tools Considering Manufacturing Errors Degrees[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: Journal of Risk and Reliability, 2024, 238(3): 643-653.
- [9] YE Feng, LIU Zihao, LIU Qinghua, et al. Hydrologic Time Series Anomaly Detection Based on Flink[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2020, 2020: 3187697.
- [10] BARRIENTOS-TORRES D, MARTINEZ-RÍOS E A, NAVARRO-TUCH S A, et al. Water Flow Modeling and Forecast in a Water Branch of Mexico City through ARIMA and Transfer Function Models for Anomaly Detection[J]. Water, 2023, 15(15): 2792.
- [11] ALIZADEH M, HAMILTON M, JONES P, et al. Vehicle Operating State Anomaly Detection and Results Virtual Reality Interpretation[J]. Expert Systems with Applications, 2021, 177: 114928.
- [12] CHEN Jianzhong, JIANG Xinghong, YAN Yu, et al. Dynamic Warning Method for Structural Health Monitoring Data Based on ARIMA: Case Study of Hong Kong-Zhuhai-Macao Bridge Immersed Tunnel [J]. Sensors, 2022, 22(16): 6185.
- [13] 高婷, 韩江, 李大柱, 等. 椭圆族齿轮精度标准建立与偏差测量模型研究[J]. 机械传动, 2015, 39(9): 11-14.
- GAO Ting, HAN Jiang, LI Dazhu, et al. Research of the Model of the Deviation Measurement and Accuracy Standard Establishment of the Ellipse Family Gear[J]. Journal of Mechanical Transmission, 2015, 39(9): 11-14.
- [14] 钱夕元, 荆建芬, 侯旭暹. 统计过程控制(SPC)及其应用研究[J]. 计算机工程, 2004, 30(19): 144-145.
- QIAN Xiyuan, JING Jianfen, HOU Xuxian. Research of Statistical Process Control (SPC) and Its Application[J]. Computer Engineering, 2004, 30(19): 144-145.
- [15] 朱常安, 胡文华, 薛东方, 等. 基于组合赋权-灰色云模型的雷达质量评估[J]. 兵器装备工程学报, 2023, 44(5): 133-141.
- ZHU Changan, HU Wenhua, XUE Dongfang, et al. Radar System Quality Evaluation Based on a Combination Weighting-gray Cloud Model [J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2023, 44(5): 133-141.
- [16] 邓雪, 李家铭, 曾浩健, 等. 层次分析法权重计算方法分析及其应用研究[J]. 数学的实践与认识, 2012, 42(7): 93-100.
- DENG Xue, LI Jiaming, ZENG Haojian, et al. Research on Computation Methods of AHP Wight Vector and Its Applications[J]. Mathematics in Practice and Theory, 2012, 42(7): 93-100.
- [17] 孙明玮, 齐玉东. 基于云模型和改进灰色关联分析模型的网络服务质量综合评估[J]. 计算机科学, 2019, 46(5): 315-319.
- SUN Mingwei, QI Yudong. Comprehensive Evaluation of Network Service Quality Based on Cloud Model and Improved Grey Relational Analysis Model[J]. Computer Science, 2019, 46(5): 315-319.
- [18] 邓朝晖, 孟慧娟, 张华, 等. 基于组合赋权的机床加工工艺参数多目标综合决策方法[J]. 中国机械工程, 2016, 27(21): 2902-2908.
- DENG Zhaohui, MENG Huijuan, ZHANG Hua, et al. A Multi-objective Comprehensive Decision Method for Machine Tool Machining Process Parameters Based on Combination Weight[J]. China Mechanical Engineering, 2016, 27(21): 2902-2908.

(编辑 张 洋)

作者简介:冉琰(通信作者),女,1988年生,教授、博士研究生导师。研究方向为数控机床可靠性、机电产品质量。发表论文100余篇。E-mail: ranyan@cqu.edu.cn.

本文引用格式:

冉琰,律永新. 基于两阶段灰云模型的工件加工精度异常评估[J]. 中国机械工程, 2026, 37(2): 383-389.

RAN Yan, LYU Yongxin. Abnormal Evaluation of Machining Accuracy of Workpieces Based on a Two-stage Grey Cloud Model [J]. China Mechanical Engineering, 2026, 37(2): 383-389.