

DOI: 10.3901/JME.2023.03.232

面向多品种小批量制造过程的 NAD-EWMA 控制图多目标优化设计方法*

陈克强 姜兴宇 刘伟军 田志强 徐效文 李世磊 索英祁
(沈阳工业大学机械工程学院 沈阳 110870)

摘要: 针对面向多品种小批量制造过程设计质量控制图面临的样本数量少、分布不确定问题, 提出一种基于非参数、自适应、动态 EWMA 控制图的多目标优化设计方法。基于非参数统计理论与自适应控制的思想, 构建与样本数据分布无关的控制图统计量, 并设计一种基于聚类距离的动态抽样方法实现样本抽样; 在此基础上, 考虑统计性、经济性建立控制图多目标优化设计模型, 基于改进人工鱼群算法与云清晰综合评价方法实现对模型求解, 进而构建面向多品种小批量制的非参数自适应动态 EWMA 控制图。最后, 以航天复杂构件制造过程为例, 对制造过程进行动态监控。结果表明, 所提方法能够快速监控到质量异常, 监控性能高, 验证了该方法的有效性和可行性, 为多品种小批量制造过程实际的质量监控提供一种有效的途径。

关键词: 多品种小批量; 质量控制; 非参数统计; EWMA 控制图; 人工鱼群算法

中图分类号: TB114

Quality Control Method of Key Processes in Multi Variety and Small Batch Manufacturing Process Based on NAD-EWMA Control Chart

CHEN Keqiang JIANG Xingyu LIU Weijun TIAN Zhiqiang XU Xiaowen
LI Shilei SUO Yingqi
(School of Mechanical Engineering, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870)

Abstract: In view of the problems of small sample size and uncertain distribution in designing quality control charts for multi-variety and small-batch manufacturing processes, a multi-objective optimization design method based on non-parametric, adaptive and dynamic EWMA control charts is proposed. According to the theory of nonparametric statistics and the idea of adaptive control, control chart statistics independent of sample data distribution are constructed, and a dynamic sampling method based on clustering distance is designed to realize sample sampling; On this basis, multi-objective optimization design of the control chart is carried out considering the statistical and economic characteristics. Based on the improved artificial fish swarm algorithm and cloud clear comprehensive evaluation method, the model is solved, and the non parametric adaptive dynamic EWMA control chart for multi variety and small batch system is constructed. Finally, taking the manufacturing process of aerospace complex components as an example, the dynamic monitoring of the manufacturing process is carried out. The results show that the proposed method can quickly monitor the abnormal quality and has high monitoring performance, which proves the effectiveness and feasibility of the method, and provides an effective way for the actual quality monitoring of multi variety and small batch manufacturing process.

Key words: multi-variety and small-batch; quality control; non-parametric statistics; EWMA control chart; AFSA

* 辽宁省揭榜挂帅科技攻关(1619403089104)和辽宁省高校创新团队(20211402)资助项目。20220328 收到初稿, 20220919 收到修改稿

0 前言

由于客户个性化需求日趋多样,多品种小批量生产方式已成为全球企业的主导生产模式,但其批次多、工序质量数据少、产品参数多导致样本数据不足、分布不确定、过程漂移反复多变等质量控制问题。而传统SPC控制图是基于有足够样本数据且假设为正态分布的统计控制方法,难以解决多品种小批量生产模式下样本数据少、分布不确定等动态多变的质量控制难题。虽然有基于成组技术、贝叶斯等改进方法,但质量控制效果都远未达到预期效果。因此,构建面向非正态的、小样本的质量控制图是提高多品种小批量制造过程产品质量的关键,也是当前质量工程领域研究难点。

多品种小批量制造过程质量控制的核心问题是分布不确定、过程漂移多变、样本数据少。在针对样本分布不确定问题上,非参数控制图已引起国内外学者广泛关注,并采用秩统计量、非参数检验等方法实现在未知样本分布的情况下构建非参数控制图。ABBASI等^[1]提出了一种基于指数加权平均(Exponentially weighted moving-average, EWMA)与累积和(Cumulative sum, CUSUM)的非参数混合控制图,对未知分布样本进行控制,但在检测较小漂移时反应略有滞后。RIAZ等^[2]在分布未知情况下,基于符号检验统计量提出一种非参数双均匀加权移动平均控制图,实现对较小漂移的有效监控。LI等^[3]针对两样本问题,基于非参数检验和EWMA控制图,提出一种在线顺序检测方法,在非正态数据情况具有较好的鲁棒性。ZHOU等^[4]基于非参数检验与有效变点模型构建非参数控制图,在未知样本分布情况下,实现对短期制造或控制初期有效监控。赵宇等^[5]针对数据分布未知、维度高、小样本问题,提出一种基于高维秩检验的多元非参数控制图,该控制图在非正态、大漂移情况下十分稳健。宋赞等^[6]设计了Lepage型非参数控制图,实现在未知分布情况下同时检测位置参数和尺度参数。刘浏等^[7-8]基于次序秩提出了一类非参数动态控制图,用于检测未知参数的持续性漂移,在不同分布下均具有良好的稳健性。由此可见,非参数控制图在样本分布未知条件下,能够实现位置、尺度等参数的漂移监控^[9-11]。

为提高控制图对不同漂移的检测效率,同时兼顾对大、小漂移的监控,常对控制图进行自适应改进。TANG等^[12]采用基于符号秩的非参数自适应

EWMA控制图,检测离散过程。HAQ等^[13]采用常数型分段函数的形式构建等效平滑函数,设计一种自适应EWMA控制图用于监控样本均值。平安等^[14]针对高质量过程样本数据呈现指数分布的情况,提出一种单边自适应EWMA控制图,并进行统计性优化,实现对指数分布下过程漂移的有效监控。敖银辉等^[15]针对多元累积和控制图在实施过程中无法准确获取过程漂移的问题,采用两种自适应方法交叉使用的方法,完成多元累积和控制图的优化设计,且稳健性良好。

此外,在针对小批量样本数据不足的问题上,国内外学者主要通过Bootstrap重采样的方法将非正态样本改造成正态分布样本^[16-17],或利用工件、工序之间的影响因素通过相似性分析和聚类分析方法^[18-21]实现工序成组,进而扩充样本数量,满足样本需求。

在控制图的优化设计方面,表征控制图性能优劣的指标主要体现在统计性、经济性两个方面。统计性设计主要指将控制图误发报警的概率维持在一个较低水平的基础上尽可能减少漏发报警的概率,普遍采用平均运行链长(Average run length, ARL)作为评价指标,分析控制图的统计性能^[22-24]。TAHIR等^[25]以平均运行链长和平均额外二次损失作为效果指标,确定制图策略的完全支配地位,来监测制造过程的质量异常。张弛^[26]以ARL为指标,建立了MEWMA的马尔科夫链模型,分析影响统计性能的主要参数,得出不同环境下参数选取方法。在针对动态质量控制图进行统计性分析时,人们相继提出平均报警时间(Average time of signal, ATS)、报警时间标准差(Standard deviation of the time to signal, SDTS)^[27]等指标度量动态控制图的统计性能。控制图的经济性设计是指在运用控制图监控时由于抽样、检验、异常查找与消除、误报和漏报异常等因素所造成的成本。顾丽君等^[28]利用遗传算法,以最小利润损失为目标,采用马尔科夫链方法实现了协方差矩阵未知条件下的VSSI T2控制图的经济性设计。杨铭等^[29-30]依据经济性原则构建最大熵控制图,结合最大熵分布和马尔科夫链模型实现对CUSUM控制图的评价。

综上,国内外学者主要集中在非参数控制图优化设计、小样本条件下的控制图应用方法等方面研究,并取得一定成效。但对于非正态、小样本特性的多品种小批量制造过程质量控制图构建及其优化设计方法,现有非参EWMA仍存在过程漂移突变导致的报警滞后、控制精度低问题,亟须建立准确、

有效的质量控制图优化设计方法。因此,主要有如下问题待解决。

(1) 在多品种小批量制造模式下,其过程漂移大小反复变化,虽然非参数 EWMA 能够实现对中小漂移的快速检测,但当过程漂移突变时,控制图会出现报警滞后、控制精度低情况。此外,在单件与批量混合的小样本条件下,传统抽样方法属于减小样本规模方法,须设计新的抽样方法以满足样本扩充需求。

(2) 在控制图优化设计方面,统计性设计更为强调受控时减少误报、失控时减少漏报,会导致造成较高的控制成本;经济性设计只考虑经济因素,使得控制图统计性产生损失,以致调整次数过于频繁。因此,需要将统计性、经济性共同作为优化设计时的目标函数,协同优化。同时,由于实际控制过程中每个监测点的样本数量、抽样间隔、单位时间生产产品数均不相同,导致 ARL、ATS 等评价指标精度不足,需要更为精确地评价指标衡量控制图性能,进而建立准确、有效地控制图多目标优化设计模型。此外,在优化设计模型求解时,现有方法在选取参数时主观性较强,导致解集质量有限,难以判断是否最优,从而无法准确、客观地选取控制图的决策参数。

基于此,为解决多品种小批量制造过程质量控制效果不足的问题,本文提出一种面向分布未知的、

自适应检测漂移的、动态的非参数自适应动态 EWMA 控制图。同时,为了兼顾统计性与经济性,引入更为准确的平均产品长度(Average product length, APL)作为统计性指标计算依据^[31-32],并完成控制图质量控制周期内的经济成本计算,进而构建 EWMA 控制图参数多目标优化设计模型,并采用具有进化特性的改进人工鱼群算法进行求解,保证模型求解质量。在此基础上,选取最优解作为参数构建控制图,实现对多品种小批量制造过程关键工序的质量监控,进而提高产品质量。

1 非参数自适应动态 EWMA 控制图

针对多品种小批量柔性制造过程产品质量不确定性,基于非参数统计的思想,在无需对总体样本分布作出假设的前提下,实现对实际样本数据的参数估计,消除传统参数方法对模型条件假设的误差,从而建立质量控制图,实现对制造过程的质量控制。基于此,非参数统计方法能够适应过程数据分布不确定的航天复杂构建制造过程,而且在其他多品种小批量的制造领域内,非参数控制图的构建与参数优化也是质量控制的关键环节。基于非参数自适应动态 EWMA 控制图的多品种小批量制造过程关键工序质量控制方法,具体如图 1 所示。

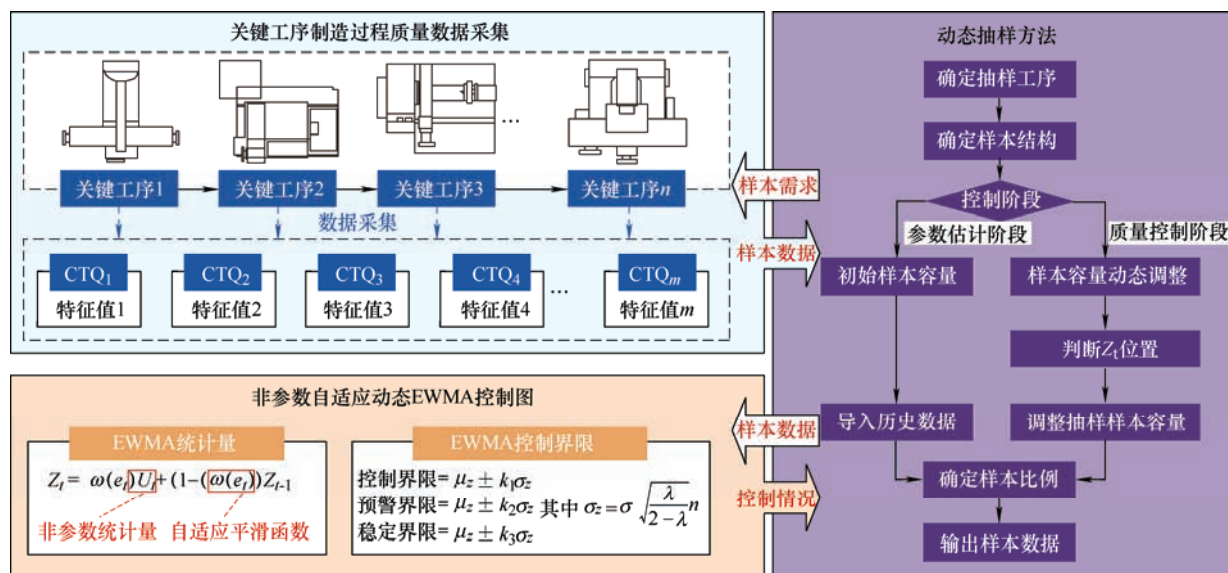


图 1 多品种小批量制造过程关键工序质量控制方法

1.1 U 统计量

设样本为取自总体 X 的样本,则可构造随机变量 U 为

$$U = \frac{1}{n} \sum x_i \quad (1)$$

相比于原始样本,这个 U 统计量的期望仍为原始样本的均值,但其方差会减小到原始样本方法的 $1/n$ 。因此,样本的概率密度函数将被改变,其统计量概率分布将更为集中于样本均值,故而概率分布密度函数的交集区将会减小,可降低样本判别错误

的概率, 图 2 所示为原始样本值作为统计量与 U 统计量的样本概率分布函数对比示意图(以正态分布为例)。

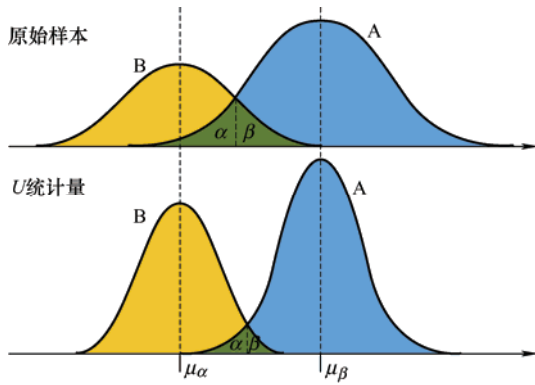


图 2 原始样本值统计量与 U 统计量的概率分布函数对比

定义 1 设样本为取自总体 X , h 为 m 元函数($m < n$), 若为总体分布参数的无偏估计(即), 则

$$U_n \stackrel{\text{def}}{=} U_n(X_1, X_2, \dots, X_n) = \frac{1}{n(n-1) \cdots (n-m+1)} \sum_{1 \leq i_1 \neq i_2 \neq \dots \neq i_m \leq n} h(X_{i_1}, X_{i_2}, \dots, X_{i_m})$$

称为 U 统计量, 或称为以 h 为核的基于样本的 U 统计量。

如果给定 X_1, X_2, \dots, X_m 的核函数 $h(X_1, X_2, \dots, X_m) = \sum_{i=1}^m p_i X_i$ 为总体均值 μ 的无偏估计。特别地当 $m=2$ 且 $p_1 = p_2 = \frac{1}{2}$ 时, 则

$$U_n = \frac{2}{n(n-1)} \sum_{1 \leq i < j \leq n} \frac{X_i + X_j}{2} = \bar{X} \quad (2)$$

那么此时 U_n 为总体均值的一个无偏估计。

同理, 如果给定 X_1, X_2, \dots, X_m 的核函数 $h(X_i, X_j) = X_i^2 - X_i X_j$, 那么可取 $U_n = \frac{1}{n(n-1)} \sum_{1 \leq i \neq j \leq n} (X_i^2 - X_i X_j)$ 为总体方差 σ^2 的一个无偏估计, 即

$$U_n = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 = S^2 \quad (3)$$

1.2 NAD-EWMA 控制图统计量

在航天复杂构件的制造过程中, 多采用多品种小批量柔性混流的生产方式, 因此作出如下假设:

设随机变量 X 不服从正态分布, 且其样本分布情况未知, 设其均值记为 μ , 方差记为 σ^2 。当过程受控时, 过程均值的目标值记为 $\mu = \mu_0$, 标准差记为 $\sigma = \sigma_0$; 当过程失控时, σ 保持不变, 但

$\mu = \mu_0 + \delta\sigma$, 其中 δ 为过程均值的波动, 即过程只发生均值的偏移。基于此假设, 构建 EWMA 控制图的统计量, 具体如下。

采用 U 统计量方法, 对样本均值进行估计, 将式(2)代入式(4)得到式(5), 构建非参数的 EWMA 控制图的统计量为

$$Z_t = \lambda \bar{X} + (1 - \lambda)Z_{t-1} \quad (4)$$

$$Z_t = \lambda U_t + (1 - \lambda)Z_{t-1} \quad (5)$$

式中, λ 为平滑系数, 且 $\lambda \in (0, 1)$; $Z_0 = \mu_0$ 。

在多品种小批量制造过程中, 由于其多品种交叉并行、单品种批量小、生产与试制并存等生产特点, 以致实际的样本漂移大小难以确定。如果直接由质量控制从业人员认为设定统计量光滑参数, 会导致控制过程存在较大误差, 将大幅降低对制造过程的监控准确性。因此, 引入等效平滑函数代替光滑参数, 保证控制图在不同漂移情况下, 对制造过程的有效控制。非参数自适应动态 EWMA 控制图(Non-parametric adaptive dynamic EWMA, NAD-EWMA)的统计量为

$$Z_t = \omega(e_t)U_t + (1 - \omega(e_t))Z_{t-1} \quad (6)$$

式中, $\omega(e_t)$ 为等效平滑函数, 且 $\omega(e_t) = \frac{\phi(e_t)}{e_t}$ 。由于过程误差的估计项 $e_t = U_t - Z_{t-1}$, 那么便有

$$\omega(e_t) = \begin{cases} \frac{e_t + (1 - \lambda)\gamma}{e_t} = 1 + \frac{(1 - \lambda)\gamma}{e_t} & e_t < -\gamma \\ \frac{\lambda e_t}{e_t} = \lambda & |e_t| \leq \gamma \\ \frac{e_t - (1 - \lambda)\gamma}{e_t} = 1 - \frac{(1 - \lambda)\gamma}{e_t} & e_t > \gamma \end{cases} \quad (7)$$

显然, 等效平滑函数 $\omega(e_t)$ 的函数值与误差项的绝对值有直接关系, 而阈值 γ 在控制图设计阶段作为主要参数, 将直接影响等效平滑函数的取值, 进而影响控制图性能。在完成控制图设计后, γ 可作为常数代入控制图的等效平滑函数。

1.3 控制界限

为了保证控制图能够更好地利用样本信息、提高控制效率, 将控制图控制界限内的区域划分出预警区域与稳定区域, 如图 3 所示。故而非参数自适应动态 EWMA 控制图的管理界限如下

$$\begin{aligned} UCL &= \mu_0 + k_1 \sigma_Z & LCL &= \mu_0 - k_1 \sigma_Z \\ UWL &= \mu_0 + k_2 \sigma_Z & LWL &= \mu_0 - k_2 \sigma_Z \\ USL &= \mu_0 + k_3 \sigma_Z & LSL &= \mu_0 - k_3 \sigma_Z \end{aligned} \quad (8)$$

式中, k_1 、 k_2 、 k_3 分别为控制界限系数、预警界限系数、稳定界限系数, 且 $0 < |k_3| < |k_2| < |k_1|$, 取 $k_2 = \frac{2}{3}k_1$, $k_3 = \frac{1}{3}k_1$, $\sigma_z = \sigma \sqrt{\frac{\lambda}{2-\lambda}}$ 。

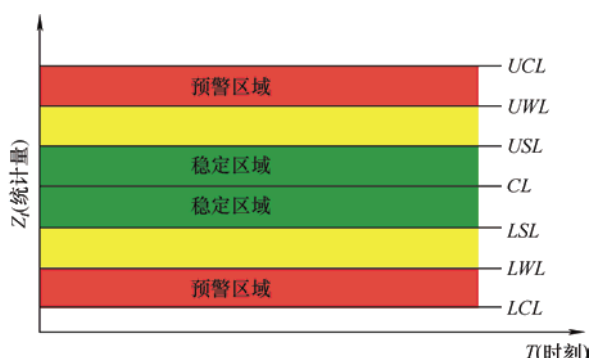


图3 控制图控制区域划分

因此, NAD-EWMA 控制图统计量 Z_i 将有三种抽样情况, 若统计量 Z_i 落在预警区域, 则视为过程即将失控, 从而扩大样本容量, 以保证统计量可获取更多完成对总体样本参数的估计; 若统计量 Z_i 落在预警区域与稳定区域之间, 不更改样本容量; 若统计量 Z_i 落在稳定区域, 则视为过程稳定, 可适当减少样本容量, 以保证参考工序的样本数据占有更大的样本比例, 进而提高控制图的控制精度。

1.3 动态抽样方法设计

一般情况下, 控制图会根据其抽样方法的不同分为动态控制图与静态控制图。现有研究, 在针对控制过程的动态抽样方法上主要集中在改变样本容量、抽样区间、抽样时间点等方法上, 但多品种小批量的制造过程中, 传统的抽样方法已经不再适用, 需构建一种新的数据抽样方法, 从而提高控制图的监控效率。

针对多品种小批量制造过程的特点, 多采用多品种混流生产的生产方式, 导致单一品种样本数据量少、总体工序量数量较多的问题。因此, 为了扩大样本量, 在采用陈克强等^[33]提出的关键工序识别与聚类分析方法的基础上, 将参考关键工序(实际实施质量控制的关键工序)与聚类关键工序的聚类距离作为指标, 设计一种可变样本比例的抽样方法, 如图3所示, 具体步骤如下所述。

步骤1 选定参考关键工序, 确定所需样本容量 N 。

步骤2 获取参考关键工序的历史数据样本量 N_0 , 如果 $N_0 > N$, 不抽取聚类关键工序样本数据; 否则, 获取各聚类关键工序的聚类距离, 确定聚类工序样本比例。

设 $N_1, N_2, \dots, N_i, \dots, N_n$ 分别为各聚类关键工序

的理论抽样数量, $d_1, d_2, \dots, d_i, \dots, d_n$ 为参考关键工序与各聚类关键工序的聚类距离, 那么聚类工序理论抽样比例为

$$N_1 : \dots : N_i : \dots : N_n = d_1 : \dots : d_i : \dots : d_n \quad (9)$$

步骤3 根据式(10)计算各聚类关键工序理论抽取样本数量 N_i 。

$$N_i = (N - N_0) \frac{d_i}{\sum_{i=1}^n d_i} \quad (10)$$

步骤4 根据实际历史数据量对各聚类关键工序的抽取样本量进行调整, 具体如下。

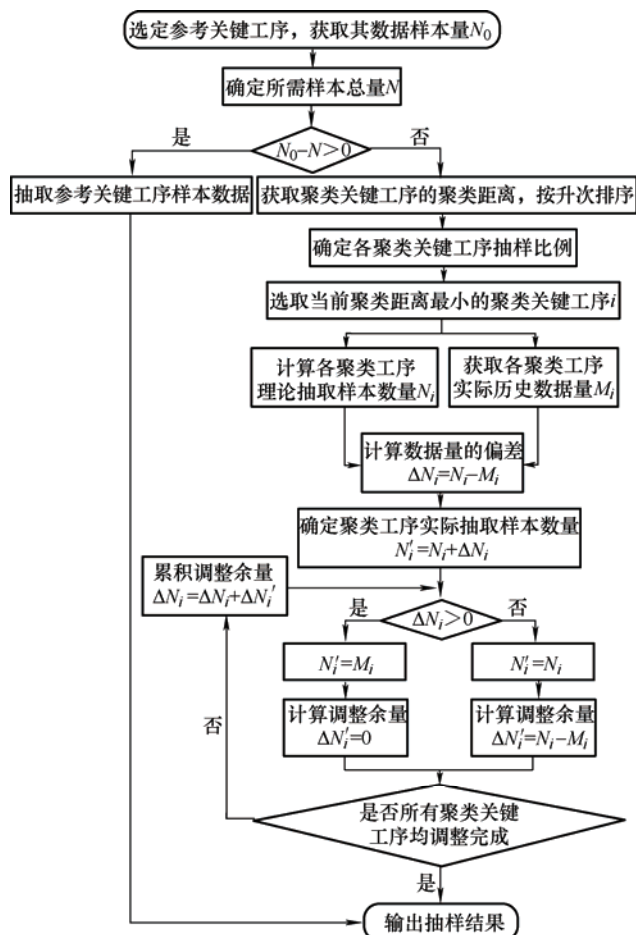


图4 抽样基本流程图

设 $M_1, M_2, \dots, M_i, \dots, M_n$ 为各聚类关键工序的实际样本数量, $N'_1, N'_2, \dots, N'_i, \dots, N'_n$ 各聚类关键工序的实际抽取样本数量, 聚类工序的理论抽取样本数量与实际样本量的偏差 $\Delta N_i = N_i - M_i$, 根据聚类距离依次对每个聚类工序的抽样数量进行调整, 具体方法如下。

步骤4.1 按照聚类距离将排序, 选取最小聚类距离的工序。

步骤4.2 计算聚类工序的理论抽取样本数量与实际样本量的偏差 ΔN_i , 获得聚类关键工序的实际

样本数量 N'_i , 计算调整余量 $\Delta N'_i$

if $\Delta N_i \leq 0$, $N'_i = N_i$, $\Delta N'_i = 0$ 。

if $\Delta N_i > 0$, $N'_i = M_i$, $\Delta N'_i = N_i - M_i$ 。

步骤 4.3 将调整余量 $\Delta N'_i$ 累积至下一聚类关键工序, 即 $N_{i+1} = N_{i+1} + \Delta N'_i$ 。

2 控制图多目标优化设计

控制图的一个质量控制周期是指从生产过程开始到消除异常的一个周期, 在一个质量控制过程周期内控制图设计的优劣性评价主要包括统计性与经济性, 统计性优化设计主要目的在于减小误发警报概率, 并将其维持在一个较小值, 从而提高控制效率; 而经济性优化设计, 主要考虑抽样、检验、异常排查及消除等因素造成的质量损失成本, 具体如图 5 所示。

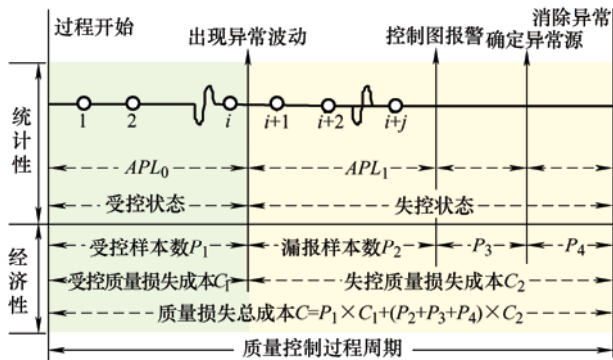


图 5 质量控制过程周期示意图

2.1 基于马尔科夫链模型的 NAD-EWMA 平均运行链长

将控制图 UCL 与 LCL 间划分为 $2m+1$ 个等宽子区间, 则每个区间的宽度 d 为

$$d = \frac{UCL - LCL}{2m+1} = \frac{2k_1\sigma}{2m+1} \sqrt{\frac{\omega}{(2-\omega)}} \quad (11)$$

式中, ω 为等效平滑函数值, 则第 i 个子区间的中心位置 Y_i 为: $Y_i = LCL + \left(i - \frac{1}{2}\right)d$, 且当 m 足够大时, Y_i 可近似为 Z_i 。因此, EWMA 控制图的控制过程可看成一个离散的马尔科夫链模型, 用 Y_i 表示马尔科夫链的状态, 那么统计量 Z_i 受控的条件为 $Y_i - 0.5d \leq Z_i \leq Y_i + 0.5d$ 。

将统计量失控的状态表示为 Y_a , 统计量失控时不会自动返回, 故而 Y_a 为一个吸收态。因此, 控制过程为一个带有吸收壁的马尔科夫链, 其状态转移概率矩阵 P 可以表示为

$$P = \begin{bmatrix} R & (I-R)U \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (12)$$

式中, U 为一个 $2m+1$ 维且元素全为 1 的列向量; R 为 $(2m+1) \times (2m+1)$ 维的实值矩阵, 矩阵内元素 r_{ij} 为转移状态 i 到转移状态 j 的概率, 则有 $p_{ij} = P\{Z_j = Y_j | Z_i = Y_i\}$ 。

由于 $Z_i = \omega U_i + (1-\omega)Z_{i-1}$, 且 $Z_{j-1} = Z_i$ 那么便有

$$\begin{aligned} r_{ij} &= P\{Y_j - 0.5d \leq Z_j \leq Y_j + 0.5d\} = \\ &= P\{Y_j - 0.5d \leq \omega U_j + (1-\omega)Z_i \leq Y_j + 0.5d\} = \\ &= P\left\{\frac{1}{\omega}(Y_j - 0.5d - (1-\omega)Z_i) \leq U_j \leq \frac{1}{\omega}(Y_j + 0.5d - (1-\omega)Z_i)\right\} = \\ &= P\left\{\frac{1}{\omega}(Y_j - 0.5d - (1-\omega)Y_i) \leq U_j \leq \frac{1}{\omega}(Y_j + 0.5d - (1-\omega)Y_i)\right\} \end{aligned}$$

为了便于分析, 假设 $U \sim N(\mu, \sigma^2)$, 那么通过

正态分布的累计概率密度函数则有

$$\begin{aligned} r_{ij} &= P\left\{\frac{1}{\omega}(LCL + (j-1)d - (1-\omega)(LCL + (i-0.5)d)) \leq U_j \leq \frac{1}{\omega}(LCL + jd - (1-\omega)(LCL + (i-0.5)d))\right\} = \\ &= \Phi\left(\frac{1}{\omega}(LCL + jd - (1-\omega)(LCL + (i-0.5)d))\right) - \Phi\left(\frac{1}{\omega}(LCL + (j-1)d - (1-\omega)(LCL + (i-0.5)d))\right) \end{aligned}$$

因此, NAD-EWMA 控制图的平均运行链长 (Average run length, ARL) 可通过下式求出

$$ARL = P_m \cdot (I - R)^{-1} \cdot U \quad (13)$$

式中, P_m 为一个 $2m+1$ 的行向量, 除了第 $m+1$ 项元素为 1 外, 其余元素均为 0。

2.2 统计性指标

平均产品长度 (Average product length, APL), 即过程出现异常波动到异常波动被控制图发现时平均产品数量。相比传统的平均运行链长, APL 能够在样本容量、抽样间隔有差异时, 有效地对控制图的监控效率进行评价。如图 5 所示, 从生产过程出

现异常波动开始, 到异常被发现之间生产的产品总数 L 可表示为

$$L = D + h(S - 1) + NS \quad (14)$$

式中, N 为样本容量; S 为生产过程出现异常到被发现之间抽样的样本个数; h 表示样本之间间隔的产品数, 即为样本集内关键工序的个数; D 为从过程出现异常波动到之后的第一个样本之间的产品数。因此, 产品长度的期望 APL 可以表示为

$$APL = E(D) + (N + h)E(S) - h \quad (15)$$

根据过程异常发生的随机性可假设其异常位置服从均匀分布, 故而有 $E(D) = \frac{(N + h)}{2}$; 此外, 根据 S 的定义可知, $E(S)$ 即为 ARL 。于是,

$$APL = (N + h)ARL + \frac{(N - h)}{2} \quad (16)$$

2.3 经济性指标

在控制图的经济优化设计中时, 通常采用单位时间内产生的费用来衡量一个质量周期内的成本大小。但实际生产过程中, 若确认异常、排除异常的阶段生产线处于停机状态, 那么平均费用随之减小, 这是与连续生产的生产原则相违背。此外, 多品种小批量生产模式下, 单一产品的批量较小, 若采用单位时间内平均费用作为评价指标, 则无法准确衡量出控制图的经济性。因此, 本文采用平均产品费用(Average product cost, APC)作为经济性评价指标, 即一个质量周期内的平均费用出院该生产周期的总产品数。

假设生产过程受控状态的时间服从均值为的指数分布 $\frac{1}{\theta}$, 那么一个质量周期内的总产品数的期望可以表示为

$$P_E = \frac{\rho}{\theta} + APL_1 + \gamma_1 T_1 \rho + \gamma_2 T_2 \rho + (1 - \gamma_1) \frac{s}{ARL_0} T_0 \rho \quad (17)$$

式中, ρ 为单位时间生产的产品数; APL_1 为从过程异常发生到该异常被发现之间的产品数; T_0 为确认错误报警时间; T_1 为查找异常原因的时间; T_2 为消除异常的时间; s 为受控状态下抽取样本数的期望; γ_1 与 γ_2 , 表示寻找异常、消除异常原因时的产线状态; ARL_0 表示受控状态下出现一次错误报警平均需要抽取的样本数。

为了能够更加符合生产实际, 根据 Tagueuchi 二次质量损失函数可将质量损失成本分为受控时质量损失 C_1 成本与失控时质量成本 C_2 , 即

$$C_1 = K\sigma_0^2 \rho \quad C_2 = K(1 + \delta^2)\sigma_0^2 \rho \quad (18)$$

式中, K 为质量损失系数, 常选取为固定常数, 过程偏移 $\delta = \frac{|\mu_1 - \mu_0|}{\sigma_0}$ 。

综合考虑平均质量损失、误报警成本、抽样检测成本、查找和消除异常成本等因素后, 一个质量周期内的质量控制成本如下

$$C_E = C_1 \frac{1}{\theta} + C_2 (APL_1 + \gamma_1 T_1 \rho + \gamma_2 T_2 \rho) + W \quad (19)$$

式中, γ_1 与 γ_2 分别取 0 或 1, 表示寻找异常、消除异常原因时停线或者生产; W 为每次查找和排除异常的平均费用。综上, 一个质量周期内的平均产品成本可以表示为

$$APC = \frac{C_E}{P_E} = \frac{C_1 \frac{1}{\theta} + C_2 (APL_1 + \gamma_1 T_1 \rho + \gamma_2 T_2 \rho) + W}{\frac{\rho}{\theta} + APL_1 + \gamma_1 T_1 \rho + \gamma_2 T_2 \rho + (1 - \gamma_1) \frac{s}{ARL_0} T_0 \rho} \quad (20)$$

然而, 在多品种小批量的生产模式下, 尤其是航天复杂构件的制造生产线, 引起产品的成本高昂、技术要求严格, 在发生异常时, 多采取停线排除异常的方式, 故而式(20)中 γ_1 、 γ_2 均取 0, 因此可以简化为

$$APC = \frac{C_E}{P_E} = \frac{C_1 \frac{1}{\theta} + C_2 APL_1 + W}{\frac{\rho}{\theta} + APL_1 + \frac{s}{ARL_0} T_0 \rho}$$

2.4 NAD-EWMA 控制图参数多目标优化设计模型

2.4.1 问题描述

控制图的经济性与统计性是控制图优劣的重要指标, 因此在 NAD-EWMA 控制图的多目标优化设计过程中, 其多目标优化问题可以描述为: 有控制图参数变量样本抽样数 N 、聚类工序抽样数 ΔN 、控制图参数 k_1 、 λ 、 γ , 要求在受控状态下, 保证 APL_0 在一个较好 B 的基础上, 使其失控平均产品数 APL_1 与控制图实施成本 APC 最低。因此, 本文确定以失控平均产品数与实施成本为目标的基础上, 以 N 、 ΔN 、 k_1 、 λ 、 γ 为决策变量, 以实现优化后的 NAD-EWMA 控制图统计性与经济性俱佳。

2.4.2 条件假设

考虑优化模型的准确性与有效性, 且便于计算, 对模型做出如下假设。

① 在马尔科夫链模型中, 为了有效计算平均运行链长, 且不增加算法的计算量, 将控制区间分为 101 个子区间, 即选定 $m=50$ 。

② 在统计性指标 APL 中, 为不失一般性, 选取 $B=370$; 抽样间隔 h 为参与控制的关键工序数;

③ 在经济性指标中, 单位时间生产产品数 $\rho=1$ (即每小时生产 1 个), $T_0=T_1=2$ 小时, $\theta=0.01$, 每次查找和排除异常的平均费用 $W=1\ 000$ (元)。

④ 在经济指标中, 质量损失系数 K 的变化同时影响受控、失控时的质量成本, 进而影响平均产品成本 APC 。在优化求解后期, 由于 APC 趋于最低, 只要 K 不出现成倍的变化, 对 APC 的影响将不灵敏^[30]。因此, 为了便于计算, 选取 $K=1$ 。

⑤ 在式(21)中, 由于小批量生产 s 较小, 因此 $\frac{s}{ARL_0}T_0\rho \ll 100$; 而 $\frac{\rho}{\theta} + APL_1 > 100$, 故而将 $\frac{s}{ARL_0}T_0\rho$ 项舍去。

2.4.3 模型建立

基于上述分析, NAD-EWMA 控制图的多目标优化设计时, 便有统计性目标函数 f_1 与经济性目标函数 f_2 , 即在保证受控状态下的平均产品长度 APL_0 保持在一个较好值 B 的基础上, 对控制图的决策变量组合 $\Omega = \{N, \Delta N, k_1, \lambda, \gamma\}$ 进行优化选择决策, 并使产品的平均费用 C 和失控状态下 APL_1 最小。那么 NAD-EWMA 控制图的多目标优化设计模型具体如下

$$\begin{aligned} \min f_1 &= APL_1 = (N+h)ARL_1 + \frac{(N-h)}{2} \\ \min f_2 &= APC = \frac{C_1 + C_2 APL_1 + W}{\frac{\rho}{\theta} + APL_1} \\ \text{s.t.} \quad &\begin{cases} APL_0 \geq B \\ N \text{ 为自然数} \\ k_1 \in [1, 4] \\ \lambda \in (0, 1] \\ \gamma \in [3, 7] \\ 0 \leq N_r \leq N \leq N_{\max} \\ \Delta N = N - N_r \end{cases} \end{aligned}$$

为了便于求解, 采用线性加权的方式对目标函数进行处理, 具体优化设计模型如下

$$\begin{aligned} \min f &= \alpha \cdot f_1 + \beta \cdot f_2 \\ \text{s.t.} \quad &\begin{cases} APL_0 \geq B \\ N \text{ 为自然数} \\ k_1 \in [1, 4] \\ \lambda \in (0, 1] \\ \gamma \in [3, 7] \\ 0 \leq N_r \leq N \leq N_{\max} \\ \Delta N = N - N_r \end{cases} \end{aligned} \quad (21)$$

式中, N_{\max} 为样本总数、 N_r 为参考(质控)关键工序样本数; α 、 β 分别为 f_1 与 f_2 的加权系数, 且 $\alpha + \beta = 1$ 。 α 、 β 采用云清晰综合评价的方法进行评定赋值, 如第 3.1 节所述。

3 基于云清晰综合评价与改进人工鱼群算法的模型求解

控制图优化设计模型的求解, 是构建面向多品种小批量的非参数自适应动态 EWMA 质量控制图的关键, 本文采用线性加权的方法处理多目标优化模型, 以实现统计性、经济性俱佳, 但目标函数的权重获取会直接影响求解结果的优劣。基于此, 本文采用云清晰综合评价的方法对权重进行赋值, 以获取准确、客观的权重值。此外, 选择有效的算法进去模型求解, 也直接影响求解结果的准确性以及求解速度。因此, 本文采用改进人工鱼群算法对线性加权后的模型进行求解, 以提高求解精度与收敛速度, 进而实现对控制图多目标优化设计模型的客观、准确求解。

3.1 云清晰综合评价

云模型的整体特征主要通过其数字特征进行表达自身语言值的数学性质, 包括期望 Ex 、熵 En 、超熵 He , 而云发生器是实现云的数字特征与云滴转换的主要手段, 进而实现对不确定性的推理。通过正向云发生器与 X 条件发生器的组合, 可实现对评价指标体系的云模型化, 其原理如图 6 所示。

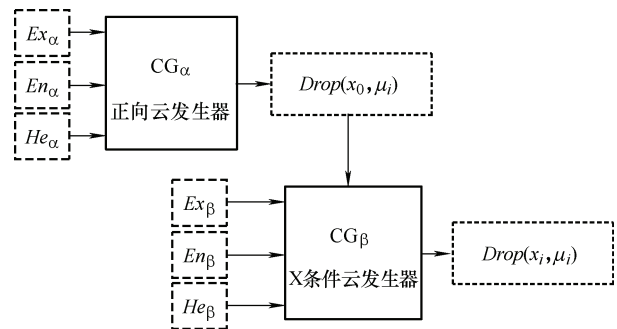


图 6 评价指标体系的云模型

为了降低专家评价时的主观性, 采用清晰综合评价^[32]的方法根据表 1 中的评价标准对指标进行评价; 在此基础上, 为了准确对评价结果的随机性与不确定性进行定量描述, 采用图 6 中正向云模型 $CG_\alpha(Ex_\alpha, En_\alpha, He_\alpha)$ 对评分结果进行描述, 以 X 条

件云模型 $CG_\beta(Ex_\beta, En_\beta, He_\beta)$ 进行定量计算, 进而 得出评价结果的具体评分, 操作步骤如下。

表 1 清晰综合评价指标重要度划分

指标重要程度	不重要	稍微重要	一般重要	强烈重要	极端重要	专家组人数	赞同人数	清晰隶属度
特征值	1	2	3	4	5	a	b	a/b

步骤 1 选定 i_{clear} 个专家组, 基于清晰综合评价的方法, 对 n 个指标的重要度划分为五级, 并进行评价, 获得清晰评价向量 $W = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n\}$ 。

步骤 1.1 选定 i_{clear} 个由有限个专家组成的专家组。

步骤 1.2 各专家组对指标的重要程度进行评价打分, 进而得到各指标重要度评价的清晰数 $\underline{A}_i(x)$ 。

步骤 1.3 计算各指标重要度评价清晰数均值, 进而获得清晰评价向量 W 。

步骤 2 根据各同意专家对指标评价结果进行等级评分, 确定其对应正向云模型特征值 $(Ex_\alpha, En_\alpha, He_\alpha)$, 具体如表 2 所示。

表 2 云模型特征值评分方法

评价等级	等级内容	评分范围	云模型
X^1	不重要	[1, 20]	$CG_\alpha^1(Ex_\alpha^1, En_\alpha^1, He_\alpha^1)$
X^2	稍微重要	[21, 40]	$CG_\alpha^2(Ex_\alpha^2, En_\alpha^2, He_\alpha^2)$
X^3	明显重要	[41, 60]	$CG_\alpha^3(Ex_\alpha^3, En_\alpha^3, He_\alpha^3)$
X^4	强烈重要	[61, 80]	$CG_\alpha^4(Ex_\alpha^4, En_\alpha^4, He_\alpha^4)$
X^5	绝对重要	[81, 100]	$CG_\alpha^5(Ex_\alpha^5, En_\alpha^5, He_\alpha^5)$

其中, 期望 Ex_α^i 表示相对重要程度的标度值; 熵 En_α^i 反映评分值的模糊性与评价结果的随机性; 超熵 He_α^i 代表评价事件的不确定性。在界定等级之后, 可以等级边界作为约束空间, 进而将 Ex_α^i 、 En_α^i 计算, 如式(23)、式(24)所示, 由于 He_α^i 越大, 云滴的雾化性越严重, 为了使云滴更趋近于正态分布, 为根据经验选定常取 0.01。

$$Ex_\alpha^i = \frac{\sum_{i=1}^n X^i}{n} \quad (22)$$

$$En_\alpha^i = \sqrt{\frac{\pi}{2}} \cdot \frac{\sum_{i=1}^n |X^i - \bar{X}|}{n} \quad (23)$$

步骤 3 根据已得到的云特征值, 利用 X 条件云发生器, 生成若干个评分值的定量值, 取其平均

值作为最终各指标评价等级对应的定量值, 并构成云矩阵 $U = [\mu_{ij}]_{5 \times n}$, 根据式(25)计算 μ_{ij} , 并根据最大隶属度原则选取最终定量值, 得到云值向量 $\mu = \{\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n\}$ 。

$$\mu_{ij} = \exp \left[\frac{-(x_{ij} - Ex)^2}{2En^2} \right] \quad (24)$$

式中, En' 为以 En_α 为期望、 He_α 为标准差的标准正态随分布, 即 $En' = NORM(En_\alpha, He_\alpha)$ 。

步骤 4 将清晰评价向量 $W = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n\}$ 与云值向量 $\mu = \{\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n\}$ 对应项相乘, 并根据式(26)计算对应指标权重, 得到权向量 $r = \{r_1, r_2, \dots, r_n\}$ 。

$$r_i = \frac{\omega_i r_i}{\sum_{i=1}^n \omega_i r_i} \quad (25)$$

3.2 基于改进人工鱼群的模型求解算法

在本文的控制图多目标优化设计中, 由于控制图的决策变量组合的不同, 会直接影响其统计性能与经济性能, 是一种典型的多目标组合优化问题。人工鱼群算法(Artificial fish swarm algorithm, AFSA), 是一种通过模仿鱼群觅食行为提出的群智能优化算法。相比传统的优化算法如遗传算法、粒子群等算法, AFSA 因其自上而下的寻优模式, 具有良好的全局优化能力, 能够跳出局部最优点; 同时, AFSA 对初始参数不敏感、鲁棒性强, 且具有良好的并行分析能力, 能够快速地得到一个可行解。

但 AFSA 在求解本文所提出的控制图多目标优化设计模型时, 其平衡探索与开发的能力较差, 后期寻优盲目性大、精度不准确、速度降低, 容易陷入局部最优。基于此, 本文将 AFSA 的人工鱼视野与步长进行自适应改进, 提高探索能力, 保证算法后期的收敛速度与迭代精度, 进而实现对控制图多目标优化设计模型的求解, 改进 AFSA 具体如图 7 所示。

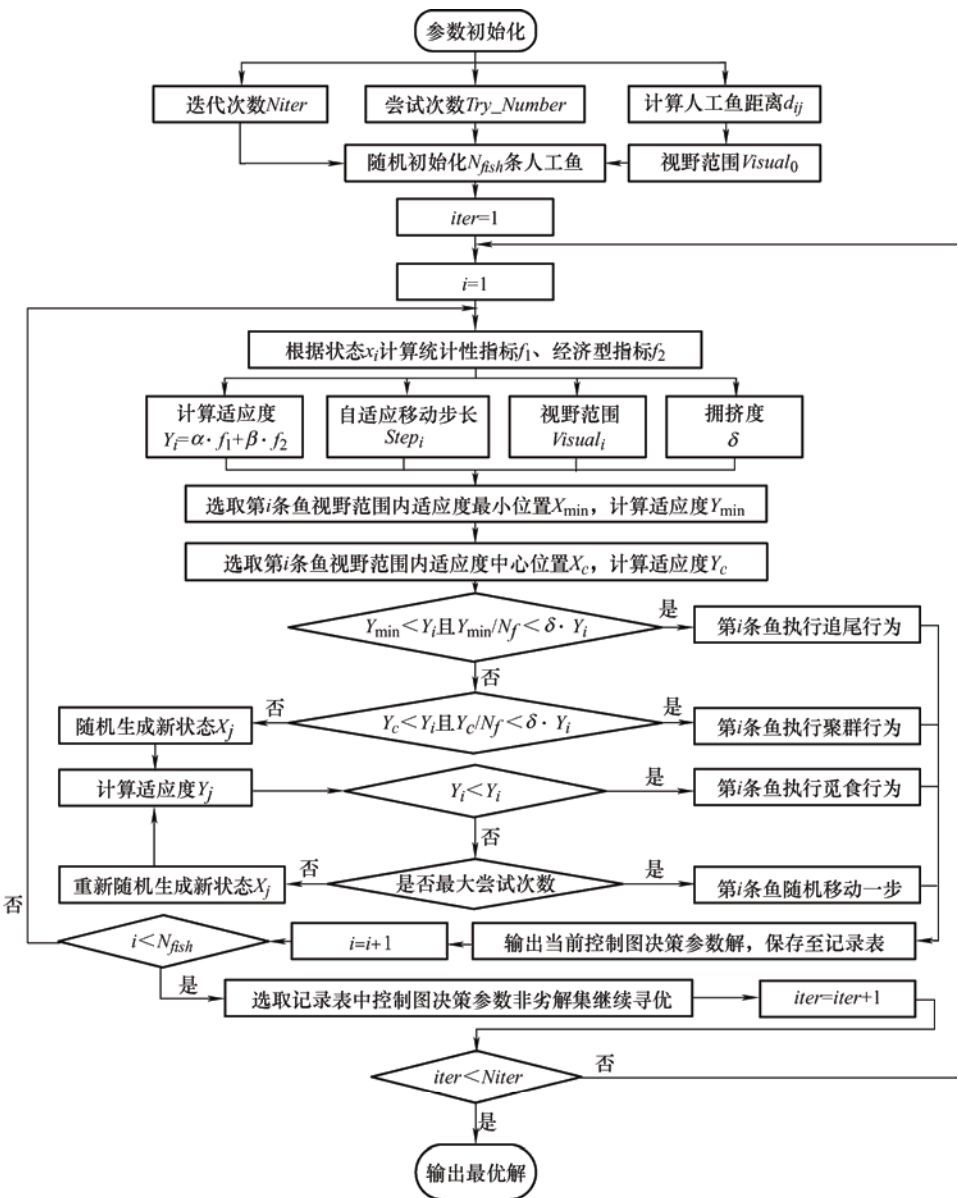


图 7 改进 AFSA 算法流程图

(1) 变量定义。
改进人工鱼群算法参数定义如表 3 所示。

表 3 改进人工鱼群算法参数定义

参数	描述	参数	描述
$Niter$	最大迭代次数	N_{fish}	初始人工鱼数量
Try_Number	尝试次数	$iter$	迭代次数
$Visual_i$	人工鱼视野	i	人工鱼序号
j	视野范围内第 j 条人工鱼	$Visual_0$	人工鱼初始视野
k	视野范围内第 k 条人工鱼, $k \neq j$	d_{ij}	人工鱼 i 与 j 之间距离
$Step_i$	人工鱼步长	δ	人工鱼拥挤度
U_d	基于 U 统计量的人工鱼距离均值估计	N_f	视野内人工鱼数量
X_{i-next}	人工鱼移动后的状态	$rand()$	(0, 1)间随机数
X_i	当前状态	Y_i	当前状态适应度
X_j	随机生成的新状态	Y_j	随机生成新状态适应度
X_C	视野内中心位置状态	Y_C	种群中心适应度
X_{min}	视野内适应度最小状态	Y_{min}	种群中最小适应度

(2) 人工鱼视野。

针对人工鱼群算法后期收敛速度慢、寻优结果精度低、计算性能差的确定, 将 AFSA 的固定视野 $Visual$ 进行改进, 使人工鱼在迭代前期具有较大的视野, 加快算法收敛速度, 提高全局搜索能力; 在迭代后期, 保证人工鱼的视野与迭代次数呈反比例关系, 改善局部寻优能力, 进而提高算法精度。

设为初始视野 $Visual_0$, 之后将每次迭代的第 i 条人工鱼的视野设置为

$$Visual_i = Visual_{i-1} \cdot \frac{N_{iter} - i}{N_{iter}} \quad (26)$$

$$式中, Visual_0 = U_d = \frac{2}{n(n-1)} \sum_{1 \leq j < k \leq n} \frac{d_{ij} + d_{ik}}{2}。$$

(3) 自适应步长。

为避免算在迭代后期出现人工鱼在极值点处出现震荡现象, 引入自适应步长函数, 使人工鱼的步长与视野呈正相关, 以保证算法前期有较大的步长, 提高收敛速度; 后期逐步降低收敛速度, 提高搜索精度。

$$Step_i = \left(1 - \frac{i}{N_{iter}}\right) \cdot Visual_i \quad (27)$$

(4) 人工鱼行为描述。

假设有 n 条人工鱼, 每个人工鱼的状态 $X_i = (x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n)^T$, 其中 x_i 为包含控制图决策变量组合的行向量, 选取控制图优化设计模型中的目标函数作为食物浓度为, 即, $Y_i = \alpha \cdot f_1(x_i) + \beta \cdot f_2(x_i)$ 。

① 觅食行为。

人工鱼当前状态为 X_i , 在其视野范围 $Visual_i$ 内, 根据式(29)随机生成状态新的状态 X_j 。若适应度 $Y_j > Y_i$, 执行式(30) X_i 更新为 X_j ; 否则, 再次随机生成新的状态进行尝试。如果进行多次试探之后, 仍然不满足条件, 则根据式(31)随机移动一步。

$$X_j = X_i + rand() \times Visual_i \quad (28)$$

$$X_{i-next} = X_i + rand() \times Step_i \times \frac{X_j - X_i}{\|X_j - X_i\|} \quad (29)$$

$$X_{i-next} = X_i + rand() \times Step_i \quad (30)$$

② 聚群行为。

在人工鱼视野范围内 ($d_{ij} < Visual_i$), 如果 $Y_c < Y_i$ 且 $N_f^{-1} \cdot Y_c < \delta \cdot Y_i$, 执行式(33) X_i 更新为 X_c ; 否则, 执行觅食行为。

$$X_c = \frac{\sum_{j=1}^{N_f} X_j}{N_f} \quad (31)$$

$$X_{i-next} = X_i + rand() \times Step_i \times \frac{X_c - X_i}{\|X_c - X_i\|} \quad (32)$$

③ 追尾行为。

在人工鱼视野范围内 ($d_{ij} < Visual_i$), 选取适应度最小位置 X_{min} , 如果 $Y_{min} < Y_i$ 且 $N_f^{-1} \cdot Y_{min} < \delta \cdot Y_i$, 则表明该伙伴的位置较好, 执行式(34) X_i 更新为 X_{min} ; 否则, 执行聚群行为。

$$X_{i-next} = X_i + rand() \times Step_i \times \frac{X_{min} - X_i}{\|X_{min} - X_i\|} \quad (33)$$

4 实例验证与分析

某航天复杂构件制造企业是典型的多品种小批量制造模式的企业, 其产品品种型号多样、产品批量较少、生产过程复杂且不稳定, 产品质量无法保证。通过调查分析, 发现其产品质量不稳定的主要原因是该企业目前所采用的质量管理方式主要依赖于事后检验, 现有的过程控制方法效率不足, 缺少有效、稳定且经济地质量控制方法。本文基于上述关键工序质量控制方法, 以其复杂框架类、曲轴类、通道体类、油缸体类四种典型品种为例, 考虑统计性与经济性构建非参数自适应动态 EWMA 控制图, 实现对其制造过程关键工序的质量控制, 进而提高该企业的产品质量。

4.1 初始参数估计

以航天复杂构件中的油缸类零件加工过程为例, 其结构如图 8 所示, 基于陈克强等提出的关键工序识别与聚类分析方法, 获取关键工序及其聚类关键工序, 识别出具体如表 4、5 所示。

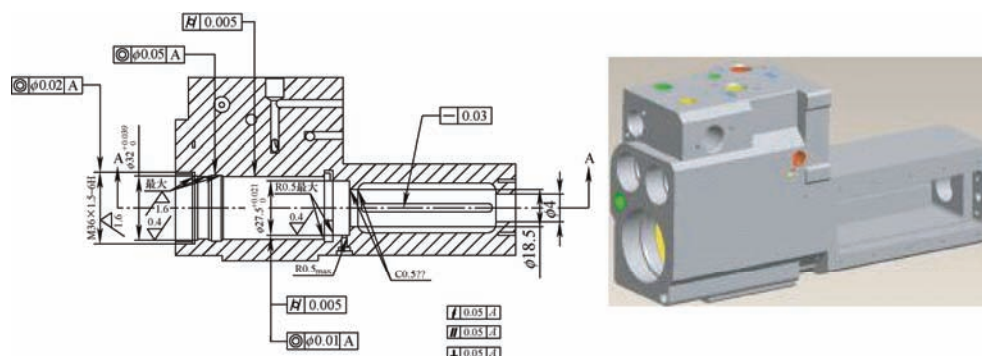


图 8 油缸体工程图与三维模型

表 4 各关键工序聚类距离与技术要求

关键工序	R1	C1	C2	C3	C4	C5
聚类距离	—	2.1604	2.1043	1.7105	1.4151	0.0263
技术要求	$\phi 27.5_0^{+0.33}$	$\phi 45_0^{+0.188}$	$\phi 30_0^{+2}$	$\phi 28_{-0.127}^{+0.102}$	$8_{-0.086}^{+0.056}$	$18_{-0.300}^{+0.010}$

表 5 参考关键工序与聚类关键工序生产历史数据

序号	R1	C1	C2	C3	C4	C5	C6
1	27.655	45.017	31.880	27.969	7.921	17.832	27.655
2	27.772	45.136	31.540	27.959	8.056	17.970	27.772
3	27.811	45.104	31.204	27.998	8.033	17.969	27.811
4	27.637	45.165	31.103	28.055	7.968	17.872	27.637
5	27.759	45.135	31.390	28.016	8.011	17.908	27.759
6	27.755	45.010	30.231	27.996	8.038	17.944	27.755
7	27.636	45.009	31.572	27.958	—	17.940	27.636
8	27.616	45.035	31.850	28.058	—	17.949	27.616
9	27.677	—	31.848	27.896	—	17.876	27.677
10	27.765	—	31.703	—	—	17.989	27.765
11	—	—	31.571	—	—	—	—
12	—	—	30.533	—	—	—	—
13	—	—	31.057	—	—	—	—
14	—	—	30.275	—	—	—	—

表 6 历史数据抽样结果

关键工序	R1	C1	C2	C3	C4	C5
理论抽取数量	10	6	6	5	4	0
实际抽取结果	10	6	6	5	3	0

根据表 6 的抽样结果，对各关键工序进行数据抽取，并对数据采用相对公差转化法进行归一化，结果如表 7 所示。

表 7 相对公差转换后抽样数据集

序号	1	2	3	4	5	6
1~6	0.4485*	0.381 8	0.975 8	-0.084 8	-0.339 4	-0.175 8
7~12	-0.218 2	0.006 1	-0.133 3	-0.557 6	-0.797 9*	-0.819 1
13~18	0.446 8	0.106 4	0.755 3	0.436 2	-0.566 8*	0.978 6
19~24	0.613 9	0.253 6	0.145 3	0.453 1	0.685 6*	-0.161 6
25~30	-0.248 9	0.091 7	0.589 5	0.112 7*	-0.90 14	1.000 0

4.2 多目标优化设计及算法求解

改进人工鱼群优化算法在 Windows 10 操作系统，Intel Xeon E5-2670 CPU，16G 内存台式电脑上运行，采用 Python 语言实现。改进人工鱼群算法，设定最大迭代次数 $N_{iter}=900$ 、尝试次数 $Try_Number=50$ 、人工鱼数量 $N_{fish}=30$ ，拥挤度 $\delta=0.1$ 。基于此，随机生成初始解集，具体如表 6 所示。据假设条件 $m=50$ 构建控制图的马尔科夫模型，并根据式(14)计算其平均运行链长，进而可根据式(16)得到其 APL。在此基础上，取 $\theta=0.01$ 、 $\rho=1$ 、 $W=1\ 000$ ，根据式(18)可得受控时质量损失系数 $C_1=0.319\ 8$ 成本与失控时质量成本系数 $C_2=0.321\ 3$ ，进而计算统计性指标与经济性，具体如下

$$APL_1 = (N + h) \cdot \frac{P_m \cdot (I - R)^{-1} \cdot U}{\left(P_m \cdot (I - R)^{-1} \cdot U\right) - 1} \cdot U + \frac{(N - h)}{2} = 46.928\ 6$$
$$APC = \frac{C_1 \frac{1}{\theta} + C_2 APL_1 + W}{\frac{\rho}{\theta} + APL_1} = 7.103\ 6$$

基于云清晰综合评价方法，选定 5 个专家组，基于清晰综合评价的方法，对统计性、经济性指标进行评价，评价结果如表 8，进而获得清晰评价向量 $W = \{2.822\ 9, 2.955\ 3\}$ 。根据各同意专家对指标评价结果进行等级评分，计算正向云发生器的 Ex_α 、 En_α 、 μ_{ij} ，并采用逆向云发生器随机生成 100 个云滴(评分值)，取其均值作为定量值，进而得到云值向量 $\mu = \{0.834\ 2, 0.995\ 6\}$ ，结果如表 9 所示。在此基础上，计算出云清晰综合评价得到的权重向量 $R = \{0.444\ 7, 0.555\ 3\}$ 。

表 8 专家组清晰综合评价结果

专家组序号	1	2	3	4	5	评分
特征值	1	2	3	4	5	
统计性	同意人数	4	6	5	7	5
	总人数	5	9	8	12	9
	隶属度	0.8	0.667	0.625	0.583	0.556
经济性	同意人数	3	5	7	4	6
	总人数	4	9	8	5	11
	隶属度	0.75	0.556	0.875	0.8	0.546

基于此，可计算出该初始解的适应度(目标函数

值) $Y = \alpha \cdot APL_1 + \beta \cdot APC$ 。在此基础上,可获得所有根据优化模型的望小特性,选取适应度最小的非劣解作为最优解。

表 9 同意专家对各指标的等级评分结果

专家序号	统计性指标					经济性指标				
	X^1	X^2	X^3	X^4	X^5	X^1	X^2	X^3	X^4	X^5
1	9	26	54	79	97	11	29	59	73	99
2	18	29	44	70	86	11	30	57	67	89
3	17	34	45	78	97	3	34	43	77	83
4	5	36	49	71	94	—	35	43	65	100
5	—	21	44	61	94	—	30	59	—	94
6	—	25	—	62	—	—	—	59	—	100
7	—	—	—	80	—	—	—	49	—	—
Ex_{α}^j	12.250	28.500	47.200	71.571	93.600	8.333	31.000	53.00	72.333	90.333
En_{α}^j	3.167	3.167	3.167	3.167	3.167	3.167	3.167	3.167	3.167	3.167
$\bar{\mu}_{ij}$	0.616 7	0.531 8	0.179 1	0.834 2	0.219 3	0.476 6	0.961 3	0.372 8	0.588 2	0.995 6
云向量值	0.834 2					0.995 6				

表 10 算法每次迭代更新的最优解及对应指标值

序号	迭代次数 $iter$	样本容量 N	调整余量 ΔN	控制界限系数 k_1	等效平滑系数 λ	阈值 γ	统计性指标 APL_1	经济型指标 APC	目标函数 Y
1	1	37	27	2.810 7	0.073 8	0.972 2	57.886 8	6.630 4	29.424 1
2	17	43	33	2.789 6	0.071 7	1.309 7	58.998 2	7.654 1	28.903 3
3	18	43	33	2.789 6	0.071 7	1.309 7	58.998 2	7.654 1	28.903 3
4	25	43	33	3.822 6	0.075 5	1.271 1	76.236 9	7.927 3	28.050 0
5	31	35	25	2.226 6	0.080 2	0.810 4	54.622 6	6.764 3	28.046 9
6	33	48	38	2.945 1	0.092 9	1.087 6	69.174 1	6.966 6	27.931 9
7	34	48	38	2.945 1	0.092 9	1.087 6	69.174 1	6.966 6	27.931 9
8	60	32	22	2.779 8	0.061 0	0.949 7	42.184 4	5.711 2	21.426 1
9	61	30	20	3.235 8	0.098 3	1.251 8	39.656 1	7.227 1	21.345 5
10	62	30	20	3.235 8	0.098 3	1.251 8	39.656 1	7.227 1	21.345 5
11	69	43	33	3.383 8	0.080 0	1.093 4	57.701 8	5.000 1	20.835 1
12	70	43	33	3.383 8	0.080 0	1.093 4	57.701 8	5.000 1	20.835 1
13	75	40	30	2.219 5	0.083 7	1.223 9	66.825 7	6.764 5	20.816 3
14	90	21	11	3.082 7	0.074 7	0.604 2	33.711 9	7.777 1	19.310 3
15	91	21	11	3.082 7	0.074 7	0.604 2	33.711 9	7.777 1	19.310 3
16	121	21	11	5.065 7	0.084 2	0.299 2	40.556 6	7.872 1	18.440 9
17	122	21	11	5.065 7	0.084 2	0.299 2	40.556 6	7.872 1	18.440 9
18	135	27	17	4.811 9	0.060 8	0.349 9	42.304 8	9.031 9	17.121 3
19	136	27	17	3.793 7	0.095 3	0.299 8	29.673 7	10.34 8	17.103 1
20	137	27	17	3.793 7	0.095 3	0.299 8	29.673 7	10.34 8	17.103 1
21	145	25	15	3.286 9	0.073 1	0.239 0	43.230 0	6.540 5	16.944 1
22	151	17	7	3.651 1	0.067 5	0.259 7	27.568 6	8.137 8	16.778 7
23	181	17	7	3.075 9	0.057 1	0.019 8	27.557 0	8.138 5	16.773 9

通过分析表 10 与图 9 可以发现,在图 9 中, AFSA 算法在迭代 301 次开始收敛达到最小值

18.013 3;而改进 AFSA 在人工鱼迭代 181 次收敛到最小值 16.773 9。通过改进前后对比可以发现,自适应视野与步长的改进取得了一定的效果,收敛速度与迭代精度均有显著提高。通过分析图 10 可以发现,在改进 AFSA 算法迭代初期,控制图的失控平均产品长度 APL_1 波动较大,这是由于算法初期抽样数据 N 的波动较大所致,在在 ARL 稳定时, N 的波动会引起 APL_1 较大呈现较大的波动;在算法开始收敛后,由于 N 的波动较小,逐渐趋于稳定,故而 APL_1 波动开始稳定,并开始在最小值附近波动,控制图的统计性能趋向稳定。

此外,优化前后,虽然 APL_1 波动明显,但成本 C 波动较小,这主要是由于控制图的性能对其参数变化比较敏感,而在多品种小批量制造过程中,由于抽样间隔较小,其过程失控时的质量损失成本也相对固定、消除异常等环节的经济成本较高所致,但统计性与经济性仍然存在优化冲突,优化后的最优解在保证统计性能提升的同时也兼顾了控制图的实施成本,验证了优化设计方法的有效性。

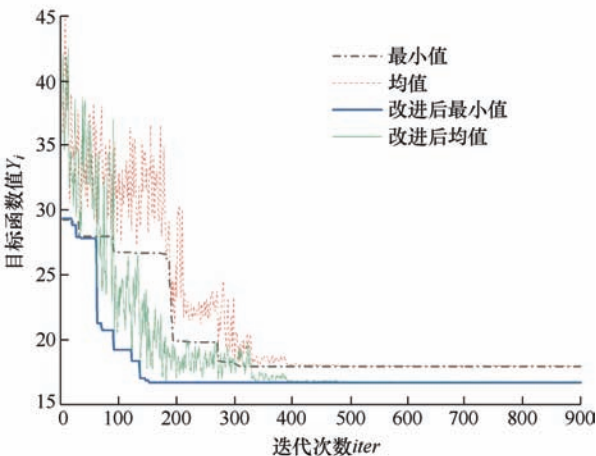


图 9 改进前后算法迭代对比图

4.3 基于 NAD-EWMA 控制图的制造过程质量控制

根据所获取的最优解 X_{23} 中的控制图参数,将各关键工序的制造过程的观测数据进行转换,并进行归一化转换,如表 11 所示。在此基础上,根据文中所述的抽样方法行抽样,进而完成控制图统计量及控制界限的计算,如表 12 所示,并绘制相应的 NAD-EWMA 控制图,如图 11 所示。

表 11 各关键工序制造过程数据(转换后)

序号	R1	C2	C3	C4	C5	C6
1	-0.527 3	-0.797 9	-0.566 8	0.685 6	0.112 7	0.071 1
2	0.624 2	-0.797 9	-0.151 7	0.275 1	0.549 3	-0.156 4
3	0.963 6	-0.691 5	-0.491 7	0.825 3	0.873 2	-0.554 5
4	-0.393 9	0.457 4	0.392 8	-0.067 7	0.478 9	0.447 9
5	0.654 5	-0.808 5	-0.560 3	0.179 0	-0.422 5	0.251 2
6	-0.424 2	-0.159 6	-0.618 2	-0.135 4	0.957 7	-0.156 4
7	0.587 9	-0.468 1	0.158 2	-0.738 0	0.901 4	-0.374 4
8	-0.818 2	-0.159 6	-0.731 9	-0.231 4	-0.549 3	-0.753 6
9	0.036 4	-0.989 4	-0.771 6	0.205 2	-0.084 5	-0.829 4
10	-0.478 8	-0.617 0	-0.266 5	0.091 7	-0.436 6	-0.184 8

表 12 控制图控制阶段各时刻参数值

抽样时刻	样本容量 N	统计量 Z_i	等效平滑函数值 $\omega(e_i)$	U 统计量 U_i	方差 S_i^2	标准差 σ_z	UCL	UWL	USL	LSL	LWL	LCL
1	57	0.123 8	0.057 1	0.123 8	0.320 9	0.097 1	0.293 0	0.236 6	0.152 0	0.095 6	0.011 0	-0.045 4
2	12	-0.018 4	0.884 0	-0.037 1	0.322 0	0.505 1	0.132 7	0.076 1	-0.008 8	-0.065 4	-0.150 3	-0.206 9
3	12	-0.018 2	0.057 1	-0.014 6	0.261 6	0.087 7	0.123 3	0.077 4	0.008 4	-0.037 6	-0.106 6	-0.152 5
4	17	0.014 6	0.637 5	0.033 3	0.225 7	0.325 0	0.152 3	0.112 6	0.053 1	0.013 5	-0.046 0	-0.085 7
5	12	0.077 7	0.771 8	0.096 4	0.286 7	0.424 4	0.247 6	0.197 2	0.121 6	0.071 2	-0.004 4	-0.054 8
6	12	0.089 6	0.389 9	0.108 3	0.273 8	0.257 5	0.252 7	0.204 6	0.132 4	0.084 2	0.012 0	-0.036 1
7	12	0.088 8	0.057 1	0.075 0	0.273 2	0.089 6	0.219 1	0.171 0	0.099 0	0.051 0	-0.021 0	-0.069 1
8	12	0.089 7	0.057 1	0.105 2	0.271 6	0.089 4	0.248 4	0.200 7	0.129 1	0.081 3	0.009 7	-0.038 0
9	12	0.071 7	0.491 3	0.053 0	0.286 2	0.305 3	0.203 9	0.153 6	0.078 2	0.027 8	-0.047 6	-0.097 9
10	—	0.045 1	0.587 9	0.026 4	0.285 3	0.344 6	0.176 8	0.126 7	0.051 5	0.001 3	-0.073 9	-0.124 0

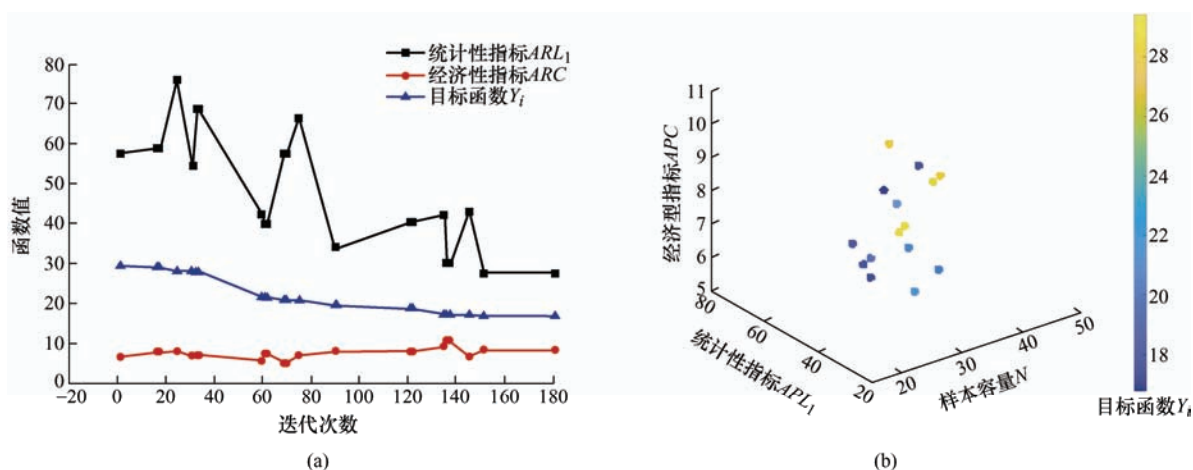


图 10 算法迭代后非劣解的指标对比

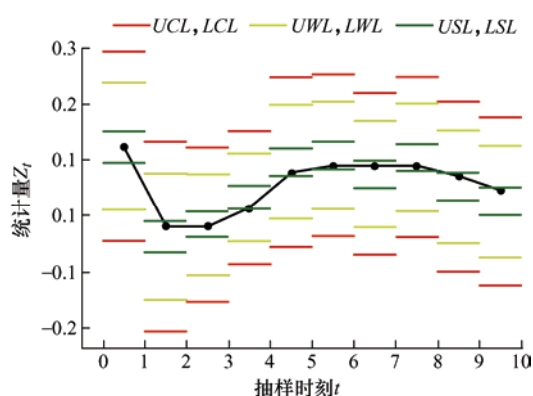


图 11 关键工序制造过程质量监控控制图

通过 Python 语言, 采用本文所提优化设计方法, 分析比较基于 U 统计量的 NAD-EWMA 控制图、基于次序秩的 ADF-EWMA 控制图、自适应 DF-EWMA 控制图、传统 EWMA 控制图四种控制图的性能优劣。为不失一般性, 以 $ARL_0=370$ 为标准, 以实际生产过程产的历史数据信息为基础, 进行讨论分析, 结果如表 13 所示。结果表明, 基于 U 统计量的 NAD-EWMA 控制图与基于次序秩的 ADF-EWMA 控制图表现都很稳健, DF-EWMA 次之。而 EMWA 由于实施简单方便, 其经济性较好, 但稳健性较差。因此, 基于 U 统计量的 NAD-EWMA 的优化设计具有改进效果。故而, 在面向样本分布未知、过程漂移多变的多品种、小批量的生产模式下, 本文采用的 NAD-EWMA 具有较好的控制效果。

表 13 不同控制图的统计性、经济性对比

控制图类别	ARL_0	APL_1	APC	Y_i
NAD-EWMA	369.74	27.557 0	8.138 5	16.773 9
ADF-EWMA	362.45	27.558 1	8.138 4	16.774 3
DF-EWMA	348.64	27.560 4	8.138 3	16.775 3
EWMA	308.55	27.568 3	8.137 8	16.778 5

5 结论

(1) 提出了一种面向非正态、小样本情况的非参数自适应动态 EWMA 控制图; 在对关键工序聚类分析扩大样本数据的基础上, 设计了一种基于聚类距离的动态抽样方法, 实现控制图所需数据的抽样, 从而实现对样本的参数估计。

(2) 构建了 NAD-EWMA 控制图的马尔科夫链模型, 进而确定了 NAD-EWMA 控制图统计性与经济性评价指标的计算方法, 并针对多品种小批量制造模型进行了方法简化; 建立了 NAD-EWMA 控制图的多目标优化设计模型, 为后续多目标参数优化设计提供支撑。

(3) 提出了一种云清晰综合评价方法, 实现了对模型目标函数的线性加权, 实现目标函数的多目标处理; 在此基础上, 针对传统人工鱼群算法中的人工鱼视野与步长影响算法性能问题, 采用了自适应视野与步长, 进而提高了算法性能, 并实现了对本文模型的多目标求解。

(4) 以某航天复杂构件制企业的实际生产状况为例, 运用 Python 语言对本文的所涉及的方法进行编程仿真, 仿真结果验证了本文方法的有效性与可行性。

参 考 文 献

- [1] ABBASI A, ASLAM M, SAGHIR A. A mixed nonparametric control chart for efficient process monitoring[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2018, 99(9): 2549-2561
- [2] RIAZ M, ABID M, NAZIR H Z, et al. A non-parametric double homogeneously weighted moving average control chart under sign statistic[J]. Quality and Reliability

- Engineering, 2021, 37(4): 1544-1560.
- [3] LI Zhonghua, XIE Mei, ZHOU Maoyuan. Rank-based EWMA procedure for sequentially detecting changes of process location and variability[J]. Quality Technology & Quantitative Management, 2018, 15(3): 354-373.
- [4] ZHOU M Y, ZHOU Q, GENG W. A new nonparametric control chart for monitoring variability[J]. Quality and Reliability Engineering International, 2016, 32(7): 2471-2479.
- [5] 赵宇, 李艳婷. 面向小样本高维数据的秩检验非参控制图[J]. 中国机械工程, 2022, 33(9): 1104-1114.
- ZHAO Yu, LI Yanting. Nonparametric control chart of rank test for small samples of high-dimensional data[J]. China Mechanical Engineering, 2022, 33(9): 1104-1114.
- [6] 宋赞, 周茂袁, 张阡, 等. 联合监测过程位置参数和尺度参数的非参数 Shewhart 控制图[J]. 数理统计与管理, 2022, 41(1): 94-107.
- SONG Zhi, ZHOU Maoyuan, ZHANG Kan, et al. A distribution-free Shewhart control chart for joint monitoring of location and scale parameters[J]. Journal of Applied Statistics and Management, 2022, 41(1): 94-107.
- [7] 刘浏, 邓泽培, 张健, 等. 一类基于次序秩的带可变抽样区间的非参数动态控制图[J]. 系统科学与数学, 2016, 36(10): 1804-1814.
- LIU Liu, DENG Zepi, ZHANG Jian, et al. Dynamic nonparametric control charts with variable sampling interval based on sequential ranks[J]. Journal of Systems Science and Mathematical Sciences, 2016, 36(10): 1804-1814.
- [8] 刘浏, 张健. 基于次序秩的非参数 EWMA 联合控制图[J]. 数理统计与管理, 2013, 32(6): 1049-1059.
- LIU Liu, ZHANG Jian. A sequential rank-based combined nonparametric EWMA control chart[J]. Journal of Applied Statistics and Management, 2013, 32(6): 1049-1059.
- [9] MUKHERJEE A, MAROZZI M. Distribution-free lepage type circular-grid charts for joint monitoring of location and scale parameters of a process[J]. Quality & Reliability Engineering International, 2016, 33(2): 241-274.
- [10] Chong Zhilin, MUKHERJEE A, KHOO M B C. Some distribution-free lepage-type schemes for simultaneous monitoring of one-sided shifts in location and scale[J]. Computers & Industrial Engineering, 2018, 115: 653-669.
- [11] MUKHERJEE A, SEN R. Optimal design of Shewhart-lepage type schemes and its application in monitoring service quality[J]. European Journal of Operational Research, 2018, 266(1): 147-167.
- [12] TANG Anan, SUN Jinsheng, HU Xuelong, et al. A new nonparametric adaptive EWMA control chart with exact run length properties[J]. Computers & Industrial Engineering, 2019, (130): 404-419.
- [13] HAQ A, GUULZAR R, KHOO M B C, et al. An efficient adaptive EWMA control chart for monitoring the process mean[J]. Quality and Reliability Engineering International, 2018, 34(4): 563-571.
- [14] 平安, 孙金生, 胡雪龙, 等. 自适应指数加权移动平均指数控制图设计[J]. 统计与决策, 2021, 37(22): 27-31.
- PING An, SUN Jinsheng, HU Xuelong, et al. Design of an adaptive exponential weighted moving average exponential control chart[J]. Statistics & Decision, 2021, 37(22): 27-31.
- [15] 敖银辉, 吴先沛. 带参数估计的加权自适应多元累计和控制图及其应用[J]. 统计与决策, 2020, 36(10): 28-32.
- AO Yinhui, WU Xianpei. Weighted adaptive MCUSUM control charts with parameter estimation and its application[J]. Statistics & Decision, 2020, 36(10): 28-32.
- [16] ZHAO M J, DRISCOLL A R. The c-chart with bootstrap adjusted control limits to improve conditional performance[J]. Quality and Reliability Engineering International, 2016, 32(8): 2871-2881.
- [17] 王海宇. 基于未知分布的小批量 Bootstrap 控制图[J]. 统计与决策, 2014(4): 83-85.
- WANG Haiyu. Small batch bootstrap control chart based on unknown distribution[J]. Statistics & Decision, 2014(4): 83-85.
- [18] STEINER S H, LEE G P, WESOLOWSKY G O. Shewhart control charts to detect mean and standard deviation shifts based on grouped data[J]. Quality & Reliability Engineering, 2015, 12(5): 345-353.
- [19] WIEDERHOLD M, GREIPEL J, OTTONE R, et al. Clustering of similar processes for the application of statistical process control in small batch and job production[J]. International Journal of Metrology and Quality Engineering, 2016, 7(4): 404-412.
- [20] 周康渠, 游思琦, 杨坤. 基于相似性分析的工序质量控制研究及应用[J]. 重庆理工大学学报, 2019, 33(3): 119-125.
- ZHOU Kangqu, YOU Siqu, YANG Kun. Research and application of process quality control based on similarity analysis[J]. Journal of Chongqing University of Technology, 2019, 33(3): 119-125.
- [21] 张根保, 李立章, 冉琰, 等. 多品种小批量生产模式下基于相似元的工序能力分析[J]. 工程设计学报, 2018,

- 25(1): 18-26+34.
- ZHANG Genbao, LI Lizhang, RAN Yan, et al. Process capability analysis based on similarity cell under the multiple-variety and small-batch production mode[J]. Chinese Journal of Engineering Design, 2018, 25(1), 18-26.
- [22] HU Xuelong, CASTAGLIOLA P. Guaranteed conditional design of the median chart with estimated parameters[J]. John Wiley & Sons, Ltd, 2017, 33(8): 1873-1884.
- [23] HU Xuelong, CASTAGLIOLA P, ZHOU X J, et al. Conditional design of the EWMA median chart with estimated parameters[J]. Communications in Statistics-Theory and Methods, 2019, 48(8): 1871-1889.
- [24] QUININO R C, HO L L, CRUZ F R B & BESSEGATO L F. A control chart to monitor the process mean based on inspecting attributes using control limits of the traditional X-bar chart[J]. Journal of Statistical Computation and Simulation, 2020, 90(11): 1-22.
- [25] TAHIR N, MUHAMMAD A R, HAN D. Generalized multiple dependent state optimal control charts under ranked set sampling for monitoring process mean[J]. Quality and Reliability Engineering International, 2020, 36(5): 1494-1512.
- [26] 张驰. 基于马尔可夫链模型的 MEWMA 控制图性能分析与优化[J]. 西安电子科技大学学报, 2013, 23(3): 37-40.
- ZHANG Chi. Performance analysis and optimization of MEWMA control chart based on markov chain model[J]. Journal of Xidian University, 2013, 23(3): 37-40.
- [27] 胡雪龙, 周晓剑, 黄卫东, 等. 变采样间隔中位数控制图设计[J]. 工业工程与管理, 2017, 22(4): 62-67.
- HU Xuelong, ZHOU Xiaojian, HUANG Weidong, et al. Design of variable sampling interval median chart[J]. Industrial Engineering and Management, 2017, 22(4): 62-67.
- [28] 顾丽君, 唐庆国. 未知协方差条件下的 VSSI T-2 控制图的经济性设计[J]. 统计与决策, 2018, 34(10): 183-185.
- GU Lijun, TANG Qingguo. Economic design of VSSI T2 control chart with unknown covariance[J]. Statistics & Decision, 2018, 34(34): 183-185.
- [29] 杨铭, 宋明顺, 方兴华. 基于经济性原则的控制图构建及仿真[J]. 统计与决策, 2020, 36(2): 29-33.
- YANG Ming, SONG Mingshun, FANG Xinghua. Multivariate time series similarity measure for dynamic time warping of adaptive cost[J]. Statistics & Decision, 2020, 36(2): 29-33.
- [30] 宋明顺, 杨铭, 方兴华. 基于最大熵分布的控制图改进与评价研究[J]. 中国管理科学, 2019, 27(12): 208-216.
- SONG Mingshun, YANG Ming, FANG Xinghua. Improved control charts based on maximum entropy and their evaluations[J]. Chinese Journal of Management Science, 2019, 27(12): 208-216.
- [31] 王海宇, 乔百豪, 瞿博阳. 基于 APL 的 EWMA 控制图经济统计优化设计[J]. 运筹与管理, 2020, 29(2): 19-27.
- WANG Haiyu, QIAO Baihao, QU Boyang. Economic-statistical design of EWMA control chart based on APL[J]. Operations Research and Management Science, 2020, 29(2): 19-27.
- [32] 王海宇, 瞿博阳, 乔百豪. 考虑监测成本和效率的累积和控制图经济统计多目标优化设计[J]. 数理统计与管理: 2021, 40(5): 761-770.
- WANG Haiyu, QU Boyang, QIAO Baihao. Economic-statistical multi-objective design of CUSUM chart considering monitoring cost and efficiency[J]. Journal of Applied Statistics and Management, 2021, 40(5): 761-770.
- [33] 陈克强, 刘伟军, 姜兴宇, 等. 面向多品种小批量制造过程的关键工序识别与聚类分析方法[J]. 计算机集成制造系统, 2022, 28(3): 812-825.
- CHEN Keqiang, LIU Weijun, JIANG Xingyu, et al. Method of key process identification and cluster analysis in multi-variety and small-batch manufacturing process[J]. Computer Integrated Manufacturing, 2022, 28(3): 812-825.

作者简介: 陈克强, 男, 1993 年出生, 博士研究生。主要研究方向工序质量控制、激光智能制造。

E-mail: ckq_1106@smail.sut.edu.cn

刘伟军(通信作者), 男, 1969 年出生, 博士, 教授, 博士研究生导师。主要研究方法为智能制造、激光制造。

E-mail: wjliu@sut.edu.cn