

DOI: 10.7652/xjtuxb201906003

面向多品种小批量生产的贝叶斯 动态质量控制方法

陈鑫, 陈富民

(西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室, 710049, 西安)

摘要: 针对多品种小批量生产模式下由于数据量不足、生产条件多变等因素造成的工序质量控制问题,提出了一种动态质量控制方法。首先通过成组技术从过去一定时间的生产批次中选取数据,经过数据变换后作为先验信息;然后融合指数加权思想,基于共轭贝叶斯理论建模作单值-移动极差控制图,并计算工序能力指数。该方法能够根据质量特征数据实时计算控制限,实现对生产过程的动态控制,并且随着当前批数据的不断增加,该方法所计算的控制限将逐渐接近实际值,控制效果逐渐提升。仿真结果表明,较现有常用方法,该方法对控制限的估计更为精确,有更强的检出力。

关键词: 多品种小批量;动态质量控制;成组技术;指数加权;贝叶斯

中图分类号: TH16 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2019)06-0017-06

Bayesian Dynamic Quality Control Method for Multi-Variety and Small Batch Production

CHEN Xin, CHEN Fumin

(State Key Laboratory for Manufacturing Systems Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: A dynamic quality control method is proposed to deal with the problem of quality control for multi-variety and small batch production. The group technology is adopted to select data from production batches in the past, and then the data are transformed to serve as the prior information. Following the conjugate Bayesian theory combining with the exponential weighting idea, the X-MR control chart is modeled and the process capability index is calculated. This strategy can real-time evaluate the control limit according to the characteristic data of quality to dynamically control the production process. With the increasing current batch data, the obtained control limit gradually approaches the actual value, and the control effect is gradually improved. Simulation results show the higher accuracy in estimating the control limit and the stronger detection power than those of the existing methods.

Keywords: multi-variety and small batch; dynamic quality control; group technology; exponential weighting; Bayesian

随着经济的发展,用户需求日益多样化,多品种小批量生产已逐渐成为了制造业的主导模式^[1]。然而,由于该种模式数据量少、产品参数多变等特点,传统的统计过程控制(SPC)方法的应用收效甚微。

因此,如何有效解决多品种小批量生产的质量控制问题成为当前研究的热点^[2]。

近年来,国内外学者在此方面进行了大量研究。部分学者将扩充数据量作为研究重点,如余忠华等

收稿日期: 2018-11-14。 作者简介: 陈鑫(1994—),男,硕士生;陈富民(通信作者),男,副教授。

网络出版时间: 2019-01-29

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20190129.2223.006.html>

提出了基于相似元的工序相似性分析方法,并应用于SPC技术中^[3];吴小勇引入了直觉模糊集理论来解决成组工序构建中的相似性评判问题,将相似工序分类成组进行分析^[4];WIEDERHOLD等通过识别相似生产过程并将它们的数据进行聚类从而增加样本量^[5]。还有一些学者致力于质量控制方法研究,如牛占文等针对多品种小批量生产模式下SPC应用效果不佳的问题,提出结合应用通用控制图、累计和控制图、指数加权移动平均值控制图的解决方法^[6];GU等分析了各种质量控制方法的不足之处,提出了一种新型的t控制图来监测产品质量^[7]。

现有大部分研究只关注于历史生产数据或当前生产数据之一,产生了很大的信息浪费。贝叶斯理论从历史数据等先验知识中提取所需信息,结合现有数据就能有效解决多品种小批量生产模式下数据量少的问题。目前,已有一些学者将贝叶斯理论应用于中小批量生产的质量控制中,取得了一定的成果^[8-10]。然而,此类研究大多只利用单一产品的质量数据,不太适用于多品种小批量生产模式。

针对新模式下的工序质量控制问题,本文基于贝叶斯理论,提出了一种动态质量控制方法。首先根据成组技术和统计变换从历史生产批次中扩充数据量作为先验信息;然后融合指数加权思想,应用共轭贝叶斯方法建模,计算相应的工序能力指数,随着生产过程的进行实时计算控制限,实现动态质量控制;最后通过仿真比较本文方法与现有常用方法的优劣,结果表明,本文方法在生产各个阶段都有更好的控制效果和异常检出力,可为多品种小批量生产模式提供一种有效的质量控制方法。

1 选取先验信息

在开始质量控制之前,应该分析企业生产状况,以确定需要进行质量控制的关键质量特性等信息。针对关键质量特性,根据成组技术收集过去一定时间段内满足要求的历史质量特征数据,通过统计变换方法,使各批次历史数据满足“独立同分布”的要求,然后以变换后数据作为贝叶斯建模的先验信息。

1.1 成组技术

按照一定的相似性准则将产品分类成组是成组技术的核心^[11]。将成组技术应用到多品种小批量质量控制,企业应该侧重于对产品质量影响较大的关键工序来制定相似性分类标准。

目前,相似工序的分类方法主要有4种:目测分类、生产流程分析^[12]、编码分类^[13]、聚类分析^[14]。

企业应根据实际情况选择适合的方法,然后从人、设备、物料、方法、环境、测量6个方面^[15]制定分类准则,将相似工序分类成组。对关键质量特性进行质量控制前,收集相关关键工序同组内的历史批次质量数据,作为备选先验信息。

1.2 数据变换

由于各批次历史数据来自不同品种的产品,不满足“独立同分布”要求中关于“服从同一个分布”的条件,所以需要对这些数据进行变换,使各批次数据具有相同的分布。

进行数据变换的准则有两点:①消除不同过程均值所带来的影响;②消除不同的公差带来的影响。基于变换准则,可以确定数据变换方式为

$$y_{ij} = \frac{x_{ij} - M_j}{T_j} \quad (1)$$

式中: x_{ij} 为按时间序列排列的第j批数据中的第i个零件的原始数据; T_j 为第j批数据的公差, $T_j = T_{Uj} - T_{Lj}$, T_{Uj} 、 T_{Lj} 分别为该批数据的上、下偏差; M_j 为第j批数据的公差中心, $M_j = \frac{T_{Uj} + T_{Lj}}{2}$; y_{ij} 为变换后数据。

2 贝叶斯建模

2.1 制作控制图

随着生产的进行,产生了n个质量特征数据,经过数据变换后为 $\{y_1, y_2, \dots, y_n\} = Y$,假设Y的总体分布为正态分布 $N(\mu, \sigma^2)$,则控制图控制限为

$$\left. \begin{aligned} L_{UCL} &= \mu + 3\sigma \\ L_{CL} &= \mu \\ L_{LCL} &= \mu - 3\sigma \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

由式(2)可知,对质量控制的效果主要取决于对超参数 μ 、 σ 估计的准确程度。利用贝叶斯方法进行动态建模能够充分利用先验信息,随着生产过程的进行,逐渐提高对 μ 、 σ 估计的准确度,从而达到更好的质量控制效果。

(1)提取先验信息。假设经过变换后的各批次历史数据服从正态分布 $N(\mu_j, \sigma_j^2)$,记为 $y_{ij} \sim N(\mu_j, \sigma_j^2)$,其中

$$\left. \begin{aligned} \mu_j &= \frac{\sum_{i=1}^{n_j} y_{ij}}{n_j} \\ \sigma_j^2 &= \frac{\sum_{i=1}^{n_j} (y_{ij} - \mu_j)^2}{n_j - 1} \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

式中: n_j 为第 j 批历史数据样本容量。

由于多品种小批量生产条件多变,加工时间更接近当前生产的历史批次应当更能反映当前的生产状况,所以根据时间序列对各批次历史数据进行指数加权。

由于多品种小批量生产的特性,各企业所采取的检验方式(全检或抽样检验)和抽样方法不同,各批次数据量也可能不相同,故求取组间均值和组间方差时使用变样本容量的计算公式。

上述两方面相结合,可得历史数据的组间均值与组间方差为

$$\left. \begin{aligned} \bar{\mu} &= \frac{\sum_{j=1}^m k^j n_j \mu_j}{\sum_{j=1}^m k^j n_j} \\ \sigma^2 &= \frac{\sum_{j=1}^m k^j (n_j - 1) \sigma_j^2}{\sum_{j=1}^m k^j (n_j - 1)} \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

式中: k 为加权系数,一般取为 $(N+14)/14$, N 为平均各批次的生产天数; m 为先验信息的历史数据总批次。

(2)求 μ, σ^2 估计值。由于 μ, σ^2 为正态分布的超参数,根据共轭贝叶斯理论^[16],可设 σ^2 的先验分布为逆 Gamma 分布,记为 $\text{IGa}(\alpha, \beta)$, μ 的先验分布为正态分布,考虑到 μ 和 σ^2 间有相互影响,故其共轭先验分布有乘积形式 $\pi(\mu | \sigma^2) \pi(\sigma^2)$,其中

$$\mu | \sigma^2 \sim N(a, b^2); \sigma^2 \sim \text{IGa}(\alpha, \beta)$$

①估算 σ^2 。对于 $\sigma^2 \sim \text{IGa}(\alpha, \beta)$,根据逆 Gamma 分布的性质,其期望和方差分别为

$$E(\sigma^2 | \sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_m^2) = \frac{\beta}{\alpha - 1} = \bar{\sigma}^2 \quad (5)$$

$$D(\sigma^2 | \sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_m^2) = \frac{\beta^2}{(\alpha - 1)^2 (\alpha - 2)} =$$

$$\frac{\sum_{j=1}^m k^j (n_j - 1) (\sigma_j^2 - \bar{\sigma}^2)^2}{\sum_{j=1}^m k^j (n_j - 1) - 1} \quad (6)$$

联立(5)(6)两式,可得

$$\alpha = \frac{[E(\sigma^2 | \sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_m^2)]^2}{D(\sigma^2 | \sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_m^2)} + 2$$

$$\beta = \frac{[E(\sigma^2 | \sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_m^2)]^3}{D(\sigma^2 | \sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_m^2)} + E(\sigma^2 | \sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_m^2)$$

在得到当前批数据 Y 后,根据共轭分布性质可知,后验分布形式与先验分布相同,故可设

$$\left. \begin{aligned} \sigma^2 | Y &\sim \text{IGa}(\alpha', \beta') \\ \alpha' &= \alpha + \frac{n}{2} \\ \beta' &= \beta + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 + \frac{\kappa_0 n}{2(n + \kappa_0)} (\bar{\mu} - \bar{x})^2 \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

式中: $\bar{x}$ 为当前生产数据的均值; κ_0 为先验分布所提供信息在当前批次所占份额(在多品种小批量情况下,一般可取 $\kappa_0 = 30$)。

因此,可得 σ^2 的贝叶斯估计为

$$\sigma_B^2 = E(\sigma^2 | Y; \sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_m^2) = \frac{\beta'}{\alpha' - 1} =$$

$$\beta + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 + \frac{\kappa_0 n}{2(n + \kappa_0)} (\bar{\mu} - \bar{x})^2 / (\alpha + \frac{n}{2} - 1) \quad (8)$$

②估算 μ 。对于 $\mu | \sigma^2 \sim N(a, b^2)$,由正态分布的性质,可得期望为

$$a = E(\mu | \sigma^2; \mu_1, \mu_2, \dots, \mu_m) = \bar{\mu}$$

在得到当前批数据 Y 后,根据共轭分布性质可知

$$\mu | \sigma^2, Y \sim N(a', b'^2)$$

$$a' = \frac{\kappa_0}{\kappa_0 + n} a + \frac{n}{\kappa_0 + n} \bar{x}$$

由共轭贝叶斯,可得 (μ, σ^2) 的联合先验密度函数为

$$\pi(\mu, \sigma^2) \propto \sigma^{-1} (\sigma^2)^{-(\alpha+1)} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} [2\beta + \kappa_0 (\mu - a)^2] \right\}$$

因此, μ 的边缘后验密度

$$\pi(\mu | Y) = \int_0^\infty \pi(\mu, \sigma^2 | Y) d\sigma^2 \propto$$

$$\left[1 + \frac{1}{2\alpha + n} \left(\frac{\mu - a'}{s} \right)^2 \right]^{-\frac{2\alpha + n + 1}{2}}$$

这是自由度为 $(2\alpha + n)$ 的 t 分布,其中

$$s = 2\beta' / [(2\alpha + n) \sqrt{\kappa_0 + n}]$$

则可得 μ 的贝叶斯估计为

$$\mu_B = E(\mu | Y; \mu_1, \mu_2, \dots, \mu_m) = a' =$$

$$\frac{\kappa_0}{\kappa_0 + n} a + \frac{n}{\kappa_0 + n} \bar{x} \quad (9)$$

(3)计算控制限。由于多品种小批量生产的数据量小,选用单值-移动极差(X-MR)控制图,结合实时生产数据,使用式(8)(9),计算 σ, μ 的贝叶斯估计值,求单值图的控制限

$$X_{\text{UCL},B} = \mu_B + 3\sigma_B$$

$$X_{\text{CL},B} = \mu_B$$

$$X_{\text{CLC},B} = \mu_B - 3\sigma_B$$

移动极差的控制限为

$$\left. \begin{aligned} R_{\text{UCL}} &= 3.267\bar{R}_S \\ R_{\text{CL}} &= \bar{R}_S \\ R_{\text{LCL}} &= 0 \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

根据统计学知识,可得 $\bar{R}_S = \frac{2}{\sqrt{\pi}}\sigma_B$,故移动极差控制限计算式(10)可转化为

$$\left. \begin{aligned} R_{\text{UCL},B} &= (6.534/\sqrt{\pi})\sigma_B \\ R_{\text{CL},B} &= (2/\sqrt{\pi})\sigma_B \\ R_{\text{LCL},B} &= 0 \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

2.2 工序能力分析

若当前生产批次处于受控状态,应该计算工序能力指数,来判断工序能力是否满足要求。常用(双边公差)的工序能力指数计算公式如下

$$C_p = \frac{T}{6\sigma_x} \quad (12)$$

$$C_{pk} = \frac{T - 2|\mu_x - M|}{6\sigma_x} \quad (13)$$

式中: C_p 为分布中心与公差中心重合时的无偏移工序能力指数; C_{pk} 为有偏移工序能力指数; μ_x 、 σ_x 分别为原始数据的均值和标准差。根据数据变换式(1),可知

$$\left. \begin{aligned} \mu_x &= T\mu + M \\ \sigma_x &= T\sigma \end{aligned} \right\} \quad (14)$$

将 $\mu = \mu_B$ 、 $\sigma = \sigma_B$ 代入式(14),然后结合式(13)可得工序能力指数计算式如下

$$C_{pk} = \frac{T - 2|T\mu_B|}{6T\sigma_B}$$

然后,根据工序能力评价标准^[17]进行评判。

3 仿 真

以某柴油机加工车间的镗喷油器孔工序为例,利用仿真生成数据,比较本文方法与现有常用方法的优劣。

某月生产 A 品种的柴油机,其镗喷油器孔的公差为 $\Phi 72_0^{+0.046}$ mm。通过成组技术,选取过去一段时间内符合要求的历史质量特征数据,按时间序列排列如表 1 所示。

假设仿真过程的工序能力指数为 1,则每批数据的标准差 $\sigma_{xj} = T_j/6$,均值为 M_j 。根据式(14),可得经数据变换后的各批数据的总体分布的均值 $\mu = 0$,标准差 $\sigma = \frac{\sigma_{xj}}{T_j} = \frac{1}{6}$ 。因此,可根据正态分布 $N(0,$

$\frac{1}{36})$ 生成仿真数据。

表 1 历史质量特征数据

序号	公差/mm	数据量
1	$\Phi 72_0^{+0.046}$	5
2	$\Phi 66_0^{+0.046}$	13
3	$\Phi 27_0^{+0.033}$	11
4	$\Phi 76_0^{+0.030}$	16
5	$\Phi 66_0^{+0.046}$	8
6	$\Phi 27_0^{+0.033}$	12
7	$\Phi 68_0^{+0.046}$	9
8	$\Phi 45_0^{+0.039}$	15
9	$\Phi 18_0^{+0.027}$	15

3.1 分布参数估计误差分析

应用休哈特控制图进行质量控制的效果主要取决于对分布参数估计的准确程度,故通过仿真比较本文方法与两种现有常用方法对参数 μ 、 σ 的估计情况,说明本文方法的可行性。

针对上述柴油机加工车间的质量控制问题,两种现有常用方法的处理过程如下。

方法 1:通过成组技术、数据变换和假设检验方法,利用多品种的历史批次扩充数据量,每批历史数据取 5 个,计算各批次历史数据均值及标准差的平均值作为参数 μ 、 σ 的估计值,然后计算控制限,使用此固定控制限对工序质量进行控制。

方法 2:利用当前生产数据的均值与平均移动极差,计算 μ 、 σ 的估计值,随着生产的进行实时计算控制限。

具体仿真过程如下:

- (1)根据正态分布 $N(0, \frac{1}{36})$ 生成数据,然后从母体中取 n 个数据作为当前批, n 的初始值为 1;
- (2)根据表 1,从母体取 9 批数据作为历史数据;
- (3)根据历史数据,按照方法 1 计算均值和标准差的估计值 μ_{m1} 、 σ_{m1} ,求估计误差的绝对值(如均值估计误差 $e_{\mu,m1} = |\mu_{m1} - 0|$);
- (4)根据当前批数据,以方法 2 计算均值和标准差估计值 μ_{m2} 、 σ_{m2} ,然后求估计误差的绝对值;
- (5)根据历史数据和当前批数据,以本文方法计算 μ_B 、 σ_B ,求估计误差的绝对值;
- (6)从步骤(1)至(5)记为完成一次仿真,一共进行 1 000 次仿真,求当前批样本容量为 n 时的平均参数估计误差;
- (7)令当前批样本容量 $n = n + 1$,返回步骤(1)。
- 随着当前批样本容量的增加,3 种方法对参数

μ, σ 的估计值平均误差的变化见图 1。从图 1 可以看出:方法 1 在生产初期误差较小,在当前批样本容量较大时适用性较差;方法 2 只适用于当前批样本容量较大的情况;本文方法在整个生产阶段都有更好表现,并且随着当前批样本容量的增加,估计误差逐渐减小,较两种现有常用方法有明显优势。

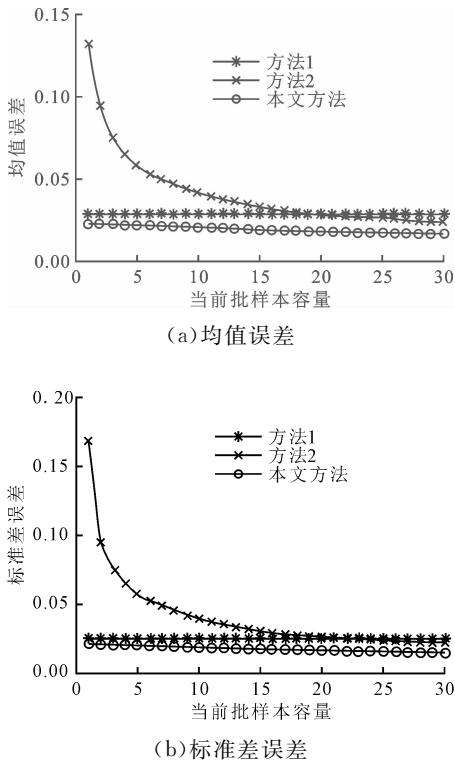


图 1 分布参数估计平均误差

由于方法 1 的准确性依赖于历史数据的可靠程度,当历史批次数据量减少或波动加剧时,方法 1 的控制效果显著下降。由于多品种小批量生产的复杂性可以预期,在实际生产中,本文方法的优越性会更加明显。

3.2 平均运行链长

平均运行链长(ARL)是评价控制图性能的重要指标^[18]。生产过程处于稳态时的平均运行链长记为 $L_{ARL,0}$,生产过程发生异常波动时的平均运行链长记为 $L_{ARL,1}$ 。 $L_{ARL,0}$ 越大表示控制图误报率越低, $L_{ARL,1}$ 越小表示控制图的漏报率越低,即异常检出力越强。

据研究表明^[19],当累积和(CUSUM)控制图的参数 $k = 0.5, h = 4.77$ 时,其受控平均运行链长 $L_{ARL,0}$ 与常用的休哈特控制图相当。因此,在该参数情况下,比较累积和控制图方法与其他休哈特控制图相关方法的 $L_{ARL,1}$,以比较各方法的异常检出力。

方法 3(累积和控制图):通过成组技术、数据变

换和假设检验方法,利用多品种的历史批次扩充数据量,每批历史数据取 5 个,计算各批次历史数据标准差的平均值作为分布参数 σ 的估计值 σ_c ,作累积和控制图,其中参数 $K = 0.5\sigma_c, H = 4.77\sigma_c$ 。

利用仿真方法估计从不同位置开始发生波动时本文方法及其他 3 种现有常用方法的 $L_{ARL,1}$ 。仿真过程如下:

- (1)根据正态分布 $N(0, \frac{1}{36})$ 生成当前批的前 p 个数据,然后根据分布 $N(0, \frac{1}{36})$ 生成之后的数据, p 的初始值为 5;
- (2)根据表 1,按分布 $N(0, \frac{1}{36})$ 生成 9 批数据作为历史数据;
- (3)分别应用 3 种常用方法和本文方法进行控制,计算从开始发生波动到控制图报警之间的运行链长;
- (4)从步骤(1)至(3)记为完成一次仿真,一共进行 1 000 次仿真;
- (5)计算各方法的 $L_{ARL,1}$;
- (6)令 $p = p + 1$,返回步骤(1)。

表 2 列出了随着发生波动位置的变化,各种方法 $L_{ARL,1}$ 的变化。

从表 2 可以看出,当受控生产数据较少时,方法 1 的 $L_{ARL,1}$ 与本文方法接近,均小于方法 2 与方法 3。随着受控生产数据的增加,本文方法的优势渐渐呈现, $L_{ARL,1}$ 明显小于其他 3 种方法。因此,当标准差发生波动时,本文方法有更强的异常检出力。

表 2 几种方法平均运行链长 $L_{ARL,1}$ 的比较

p	$L_{ARL,1}$			
	方法 1	方法 2	方法 3	本文
5	21.3	28.7	37.4	21.2
10	2.14	23.6	37.2	19.9
15	21.6	20.8	37.2	19.3
20	20.7	20.6	34.7	18.4
25	21.2	19.0	36.5	17.7

4 结 论

结合成组技术、指数加权及贝叶斯理论的优点,提出了一种动态质量控制方法。首先使用成组技术和数据变换方法扩充数据量作为先验信息;然后结合指数加权思想及贝叶斯理论建模,并计算工序能

力指数;最后通过仿真验证了该方法的有效性。与现有常用方法相比,本文方法在适用范围、控制效果、异常检出力等方面均有提高,一定程度上解决了多品种小批量生产模式下的质量控制问题。在后期工作中,可以进一步研究抽样方法和分组准则等因素对质量控制的具体影响,进一步提高多品种小批量生产的质量控制效果。

参考文献:

- [1] 赫川伟. 多品种、小批量制造模式下质量控制的研究 [D]. 兰州: 兰州理工大学, 2009: 10.
- [2] 张根保, 冉琰. 基于模糊物元的小批量生产典型工序能力分析 [J]. 机械工程学报, 2015, 51(23): 116-122.
ZHANG Genbao, RAN Yan. Typical process capability analysis of small-batch production based on fuzzy matter-element [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(23): 116-122.
- [3] 余忠华, 殷建军, 吴昭同. 工序相似性分析及其在SPC方法中的应用研究 [J]. 系统工程理论与实践, 2002, 22(11): 6-10, 25.
YU Zhonghua, YIN Jianjun, WU Zhaotong. Similarity analysis between the processes and its application in SPC [J]. System Engineering Theory and Practice, 2002, 22(11): 6-10, 25.
- [4] 吴小勇. 多品种小批量环境下成组工序质量控制方法的研究及应用 [D]. 重庆: 重庆大学, 2011: 7-8.
- [5] 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.
- [6] 牛占文, 陈天骏, 刘笑男. 多品种小批量生产的SPC应用研究 [J]. 工业工程, 2010, 13(4): 100-103.
NIU Zhanwen, CHEN Tianjun, LIU Xiaonan. Statistical process control (SPC) for quality control in multi-product-and-small-batch production [J]. Industrial Engineering Journal, 2010, 13(4): 100-103.
- [7] GU K, JIA X, YOU H, et al. A t-chart for monitoring multi-variety and small batch production run [J]. Quality & Reliability Engineering International, 2014, 30(2): 287-299.
- [8] 余忠华, 吴昭同. 面向小批量制造过程的质量控制方法研究 [J]. 机械工程学报, 2001, 37(8): 60-64.
YU Zhonghua, WU Zhaotong. Algorithm of quality control in small batch manufacturing process [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2001, 37(8): 60-64.
- [9] KOOLI I, LIMAM M. Bayesian np control charts with adaptive sample size for finite production runs [J]. Quality and Reliability Engineering International, 2009, 25(4): 439-448.
- [10] WU Xiaosong, MIAO Rui, ZHANG Xinyi, et al. A conjugate Bayesian approach to control chart for multi-batch and low volume production [J]. International Journal of Production Research, 2015, 53(7): 2179-2185.
- [11] 孙成志. 企业生产管理 [M]. 沈阳: 东北财经大学出版社, 2016: 59-61.
- [12] 许立民. DC公司基于成组技术的车间生产组织改善研究 [D]. 济南: 山东大学, 2015: 30-51.
- [13] 杨笋. 基于成组技术的零件分类与编码 [J]. 精密制造与自动化, 2014(1): 4-5, 24.
YANG Sun. Classification and coding of parts based on group technology [J]. Precise Manufacturing and Automation, 2014(1): 4-5, 24.
- [14] ERSHOV I A, STUKACH O. Approach to the clustering modeling for the strong correlative control measurements for estimation of percent of the suitable integrated circuits in the semiconductor industry [C] // 2016 Dynamics of Systems, Mechanisms and Machines (Dynamics). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2017: 1-4.
- [15] 张公绪, 孙静. 质量工程师手册 [M]. 北京: 企业管理出版社, 2002: 352-364.
- [16] 茆诗松, 汤银才. 贝叶斯统计 [M]. 北京: 中国统计出版社, 2012: 10-23.
- [17] 方志耕. 质量管理 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2015: 123-124.
- [18] 曾超, 刘坚, 李蓉. 基于MEWMA控制图的车身焊接装配尺寸偏差控制研究 [J]. 中国机械工程, 2014, 25(5): 692-697.
ZENG Chao, LIU Jian, LI Rong. Body assembly quality control based on MEWMA control chart [J]. China Mechanical Engineering, 2014, 25(5): 692-697.
- [19] DOUGLAS C M. Statistical quality control: a modern introduction [M]. Singapore: John Wiley & Sons, 2013: 422-424.

(编辑 杜秀杰)