

文章编号:1001-9081(2007)01-0228-03

SPC 与 EPC 的集成及相关关键技术研究

褚 巍,孙树栋,于晓义

(西北工业大学机电学院,陕西 西安 710072)

(cwlbcwlb@mail.nwpu.edu.cn)

摘 要:构建了 SPC 与 EPC 的集成模型。通过对模型运转方式和各模块集成方式的分析及对模型中所采用的联合控制图技术、基于 MCMC 方法的过程调整技术、系列过程调整策略、模糊质量诊断技术、EPC 模块起停控制规则的研究阐明了该集成模型的合理性。

关键词:统计过程控制;工程过程控制;联合控制图;马尔可夫链蒙特卡罗方法;模糊质量诊断;二次损失函数

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A

Study on the integration of SPC/EPC and its key technologies

CHU Wei, SUN Shu-dong, YU Xiao-yi

(Mechatronic School, Northwestern Polytechnical University, Xi'an Shaanxi 710072, China)

Abstract: Based on the analysis of the difference and coherence between Statistical Process Control (SPC) and Engineering Process Control (EPC), the integration model of SPC and EPC was set up. After analyzing the operation of the integration mode and studying the key technologies of combined control chart, process adjustment method based on Markov chain Monte Carlo (MCMC) approach, fuzzy quality diagnosis, starting and stopping rule of EPC, and the feasibility of the integration mode were confirmed.

Key words: SPC (Statistical Process Control); EPC (Engineering Process Control); combined control chart; MCMC (Markov Chain Monte Carlo) approach; fuzzy quality diagnosis; quadratic loss function

0 引言

统计过程控制^[1](SPC)和工程过程控制^[2](EPC)分属于两种不同的过程控制方法。SPC 强调过程监测和异常识别,不提倡对过程进行频繁的调整,因为 SPC 理论认为当过程处于稳定状态时,频繁的调整会增加过程的波动。而 EPC 理论认为需要对过程的各个阶段始终应用有效的调整方法以补偿偏移、保持过程稳定。虽然 SPC 与 EPC 有所不同,但是二者的最终目标都是使过程的输出尽量接近目标值,而且 SPC 的监测功能和 EPC 的调整功能优势互补,因此二者具有一致性,如果能有效地将二者集成,会有助于解决过程监测及调整问题。

近年来,有关 SPC 与 EPC 的集成研究取得了一定的成果:利用休哈特(Shewhart)控制图监控生产过程,当异常出现时通过当前的观测数据调整过程^[3];当过程数据具有高度自相关性时,采用 EPC 消除数据间的相关性并通过 SPC 监测生产过程^[4];利用休哈特控制图、累计和(CUSUM)控制图、指数加权移动平均(EWMA)控制图监控生产过程,一旦异常发生,通过最大似然估计确定偏移量的大小并采取措施消除偏移影响^[5];近期,在偏移的参数估计方面,更为精确的贝叶斯方法得到了应用^[6]。

但是,上述方法在过程监测方面仅应用了一种控制图,而没有考虑到各种控制图在识别不同量级偏移量方面的差异,从而导致了某些过程的监测失效。因此,本文采用联合控制

图(即几种控制图的组合)以改善监测效果。控制图仅能够识别异常,而不能给出异常产生的原因,当异常情况出现时,传统的质量诊断需要通过人工完成,费时费力。本文在文献[7]的基础上,构建了模糊质量诊断模块以实现异常原因的自动诊断;在过程调整方面目前已有的方法都只是采取了单步调整措施,调整精度不高,鉴于此,本文采用系列的调整方法逐步消除偏移的影响,事实证明系列调整方法的性能要优于单步调整方法;在偏移的参数估计精度方面,贝叶斯方法具有一定的优势,然而由于需要计算复杂的高维积分^[8],其计算难度较大,为了解决该问题,笔者采用了马尔可夫链蒙特卡罗(MCMC)方法^[9]。

1 集成模型

SPC 与 EPC 的集成模型如图 1 所示。首先,由 SPC 模块监测生产过程的输出,模块中采用了 Shewhart-EWMA 联合控制图。一旦发现异常:一方面 SPC 模块将异常症状输入到模糊质量诊断模块,经过分析、诊断得到一个或几个最有可能发生的异常因素,同时启动 EPC 模块对过程进行调整,必要时还要针对异常因素修正控制方案,对于非 EPC 模块调整能力所及的异常因素,如严重的人为失误、设备老化、工具磨损、测量工具精度下降等,这些因素导致的过程偏移并不能通过 EPC 的调整所补偿,因此需要采取其他方式消除;另一方面,SPC 模块向 EPC 模块提供异常的监测数据,根据该数据 EPC 模块采用基于贝叶斯理论的 MCMC 方法估计过程偏移,将估

收稿日期:2006-07-07;修订日期:2006-10-13 基金项目:国家 863 计划资助项目(2001AA412150;2003AA411110)

作者简介:褚巍(1976-),男,陕西西安人,博士研究生,主要研究方向:质量控制、制造业信息化;孙树栋(1963-),教授,博士生导师,主要研究方向:生产规划、制造业信息化、质量控制;于晓义(1980-),博士研究生,主要研究方向:生产规划、制造业信息化。

计值代入调整方程,通过调整可控因素使过程的下一个输出趋向于目标值,反复采集过程输出数据、估计偏移、调整过程,

即采用系列的过程调整策略,直至某一次调整的成本大于本次偏离目标值的质量损失,此时停止 EPC 模块的运行。

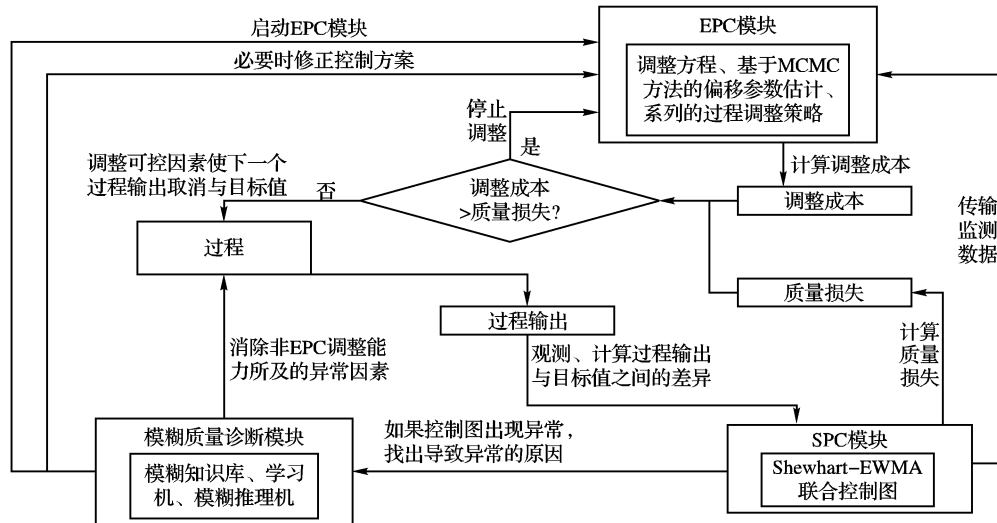


图 1 SPC 与 EPC 的集成模型

2 关键技术

2.1 Shewhart-EWMA 联合控制图

EWMA 控制图在实际应用中的计算模型可根据预测模型给出:

$$\hat{y}_{t+1} = \lambda y_t + \lambda(1 + \lambda)y_{t-1} + \dots + \lambda(1 - \lambda)^t \hat{y}_1 \quad (1)$$

其中: \hat{y}_{t+1} 为第 $t + 1$ 点过程输出的估计值, ε_t 为第 t 点的观测值和估计值之间的误差, λ 为根据不同的控制过程给定的 $(0, 1)$ 之间的数值。从式(1)可以看出过程输出预测值为以往数据的加权线性组合。其中权值 $w_i = \lambda(1 - \lambda)^{t-i}$, $\sum_{i=1}^t w_i = 1$, 当 $\lambda = 1$ 时 EWMA 控制图相当于休哈特控制图, 当 λ 趋于 0 时 EWMA 控制图相当于 CUSUM 控制图。通过式(1)可解释三种控制图识别不同偏移量的性能差异, 正是由于 EWMA 和 CUSUM 控制图反映了所有过去小波动的累加, 使其表现出有较大的波动, 从而增加了控制图对小漂移的敏感性; 而同样是由于对过去样本数据波动的累加, 与 Shewhart 控制图相比, EWMA 和 CUSUM 控制图不能很好的发现过程中的突发变化。同样, 由式(1)可知, CUSUM 控制图虽然对过程的时域信息有所考虑, 但没有考虑不同时刻的观测值反应系统质量信息多寡不相同的原则。而且, 由于 CUSUM 控制图的使用过程中还必须依靠 V-mask 方法进行判断, 使得控制图的操作十分复杂。而 EWMA 控制图的指导思想是基于一在加工过程中最近的观察值可以反应更多质量信息的理论, 新的统计变量的权值较大, 历史数据的权值随时间地推移逐渐减小, 能够同时兼顾系统的频域和时域特性, 而且指数加权滑动平均算法的判断十分简易, 复杂程度并不比传统的休哈特方法高。

根据以上的分析, 综合 Shewhart 控制图对较大偏移比较敏感和 EWMA 控制图对较小偏移比较敏感的优势, 本文采用 Shewhart-EWMA 联合控制图监控过程波动。

2.2 基于 MCMC 方法的过程调整技术

EPC 模块接受 SPC 模块传送的异常输出信息, 由于该输出中包含了过程偏移和系统及测量误差的综合信息, 因此真正的过程偏移并不能通过测量直接得到, 所以需要通过参数

估计确定偏移的大小。

设调整方程为:

$$Y_{ij} = \theta_i + u_{ij-1} + v_{ij} \quad (2)$$

其中: Y_{ij} 表示质量特性的实测数据与理论数据的偏差值; θ_i 表示生产过程中由于某种异常因素所导致的任意一次的偏移, 设其服从正态分布 $\theta_i \sim N(\mu, \sigma_\theta^2)$; v_{ij} 为系统及测量误差, 设其服从正态分布 $v_{ij} \sim N(0, \sigma_v^2)$; u_{ij} 为针对受到第 i 个过程偏移影响的第 j 个产品或产品样本组的某一质量特性所采取的调整措施, i, j 均为大于 0 的整数。变换式(2) 得到质量特性实测偏差数据的转换值:

$$X_{ij} = Y_{ij} - u_{ij-1} = \theta_i + v_{ij} \quad (3)$$

由式(4)可生成一个单向分类随机效应模型^[9], 即三阶段分层模型(3HM)。设 $x^{ij}(x_{11}, x_{12}, \dots, x_{ij})$ 为针对该类偏移调整后的通过式(3)所得到的全部实测偏差数据的转换值, 在至少已知一个实测数据或实测数据均值的条件下, 通过后验分布 $(\theta_i | x^{ij}, 3HM)$ 可得过程偏差估计 $\hat{\theta}_{ij}$, 通过后验预测分布 $(\theta'_{i+1} | x^{ij}, 3HM)$ (其中 J 表示第 i 个过程偏移与第 $i + 1$ 个过程偏移之间的产品或产品样本组总数) 可预测第 $i + 1$ 个过程偏移 $\hat{\theta}_{i+1}$ 。为了进行后续调整, 必需估计未知参数 σ_θ^2 , 即至少已知 2 个缘于不同过程偏移的产品或产品样本组的实测数据, 因此 i 起始于 2。当第一个过程偏移产生后, 其调整规则可用两阶段分层模型(2HM)求得。通过 x_{11} 可得 $\hat{\theta}_{11}$, 通过后验分布 $(\theta_1 | x^{1j}, 2HM)$ 可得过程偏差估计 $\hat{\theta}_{1j}$ 。为了估计未知参数 σ_v^2 , 至少需已知缘于该过程偏移的 2 个产品或产品样本组的实测数据, 因此 j 起始于 2。

但要想得到边缘后验分布 $p(\theta_i | x^{ij})$, 还需要计算复杂的高维积分, 其难度较大。为了解决该问题, 本文采用了 MCMC 方法, MCMC 方法提供了从后验分布直接抽样的途径, 通过获得的样本估计所关心的量, 从而隐含地求解了积分。在 MCMC 方法中吉布斯(Gibbs)抽样^[8] 是最为行之有效的一种, 对于分层模型而言, 其优势在于可以不考虑参数及阶段数量的影响。

设 $Z = (Z_1, Z_2, \dots, Z_{l+3}) = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_l, \mu, \sigma_\theta^2, \sigma_v^2)$, 其中 Z 表示分层模型中的未知参数。由于分层模型中未知参数

的分布具有共轭性,从而可获知相应的未知参数的全条件后验分布 $p(Z_k | x^j, Z_1, \dots, Z_{k-1}, Z_{k+1}, \dots, Z_{I+3}) (k = 1, 2, \dots, I + 3)$, 给定任意初始值 $Z^{(0)} = \{Z_1^{(0)}, Z_2^{(0)}, \dots, Z_I^{(0)}, Z_{I+1}^{(0)}, Z_{I+2}^{(0)}, Z_{I+3}^{(0)}\} = \{\theta_1^{(0)}, \theta_2^{(0)}, \dots, \theta_I^{(0)}, \mu^{(0)}, \sigma_\theta^{2(0)}, \sigma_v^{2(0)}\}$, 经过 t 次迭代, 可得 $Z^{(t)} = \{\theta_1^{(t)}, \theta_2^{(t)}, \dots, \theta_I^{(t)}, \mu^{(t)}, \sigma_\theta^{2(t)}, \sigma_v^{2(t)}\}$, 并最终得到 $Z^{(1)}, Z^{(2)}, Z^{(3)}, \dots, Z^{(t)}$ 。计算由不同的 $Z^{(0)}$ 出发, 马尔科夫链经过一段时间的迭代后, 可以认为各时刻 $Z^{(t)}$ 的分布为平稳分布, 此时它收敛, 而在收敛出现前的 m 次迭代中, 各状态的分布还受到初始值的影响, 不能认为是平稳分布, 因此应将前 m 个迭代值去掉, 即:

$$Z_k \sim \frac{1}{n - m} \sum_{t=m+1}^n Z_k^{(t)}, k = 1, 2, \dots, I + 3 \quad (4)$$

由此可知 $\theta_i (i = 1, 2, \dots, I)$ 的边缘后验分布。

2.3 系列的过程调整策略

由于系统及测量误差的存在, 当偏移产生时, 不论采取任何参数估计方法, 一次偏移参数估计的精度都不会很高, 因此根据该估计值所采取的一次性调整措施的精度也同样不会很高, 而且相应的系统损失会比较大, 戴明的沙漏试验^[10]证明了这一点。因此, 在本文中笔者采用了系列的过程调整策略, 即当过程偏移产生时, 重复采集过程输出数据、估计偏移量、调整过程使输出逐渐趋向于目标值。

2.4 模糊质量诊断

用模糊质量诊断模块解决问题的过程, 实际上是利用知识库中的规则进行推理的过程。设 $A = \{S_1, S_2, \dots, S_m\}$ 是通过监测等到的异常症状的集合, $B = \{C_1, C_2, \dots, C_n\}$ 是所有可能发生的异常原因的集合。生产过程中所观察到的症状可以用模糊集 A 上的一个隶属度向量 $X = (x_1, x_2, \dots, x_m)$ 来表示, 其中 x_i 表示过程有关数据对第 i 种症状 S_i 的隶属度。在 A 和 B 之间建立模糊推理, 其一般形式为 $S_i \xrightarrow{r_{ij}} c_j$ 。其中, r_{ij} 为该推理的可信度。于是, A 到 B 的所有模糊推理可表示成一个模糊关系矩阵 R , 其中的元素就是 r_{ij} , 关系矩阵的构造对系统的有效性有直接的影响, 可通过专家调查法、模糊统计法、二元对比排序法确定元素 r_{ij} 。诊断算法模型可以用式(5)表示:

$$Y = X \odot R \quad (5)$$

其中, Y 为模糊集 B 上的一个隶属度向量, 合成规则 \odot 的确定方式有多种, 常用的有最大—最小逻辑算法、平均—最小逻辑算法、混合算法这三种常用的方法。假如各种模糊症状的论域及相应的隶属函数、模糊关系矩阵 R 和合成规则 \odot 都已经确定, 那么质量诊断系统的运算模型也就基本上确定。使用时只要输入反应过程状况的有关数据, 诊断系统就会通过各个症状的隶属函数转化成隶属度向量 X , 模糊症状的隶属函数有多种形式可供选择, 比如三角函数或矩形函数。如果生产过程判异, 则通过式(5)的合成运算, 输出结果 $Y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$, 其中 y_j 是对异常因素 C_j 的隶属度。设定阈值 λ_1 , 于是就可以输出可信度大于或等于 λ_1 的异常因素。

2.5 田口二次损失函数

田口二次损失函数^[3]可表示为 $L(y) = k(y - T)^2$, 令 $k = A/\Delta^2$, 其中 A 表示返工、返修或报废成本, Δ 表示质量特性的公差范围值。设某一步的调整成本 C , 当 $C < A(y - T)^2/\Delta^2$ 时, 说明 EPC 成本小于本次的质量损失, 可以进行本次调整; 而当 $C \geq A(y - T)^2/\Delta^2$ 时, 停止调整。由此得到了控制 EPC

模块停止运行的规则, 避免了原来由于 EPC 始终作用于过程而导致的过度调整的情况发生。

3 应用实例

本例中加工对象是直径为 $158 \pm 0.5\text{mm}$ 的质量特性, 当加工到第五组产品时控制图通过判异准则发现异常。一方面 SPC 模块将异常信息传递至模糊质量诊断模块, 确定其对于双侧公差尺寸特性超过上偏差的症状的隶属度为 1, 通过系统判断得到: 刀具位置偏移导致异常的隶属度为 0.92, 刀具磨损导致异常的隶属度为 0.75。根据设定阈值 $\lambda_1 = 0.8$ 可知最终原因为刀具位置偏移。另一方面 EPC 模块根据 SPC 模块提供的异常数据调整过程, 设田口二次损失函数中的参数 $C/A = 0.05$; 观测偏差数据 $Y_{31} = 0.55$, $C/A = 0.05 < (y - T)^2/\Delta^2 = 0.55$, 因此可以进行调整, $X_{31} = 0.55$, 以通过前两次偏移参数估计得到的本次偏移预测值 $E(\theta'_3 | x^{26}, 3HM) = 0.442$ 及 $E(\mu | x^{26}, 3HM) = 0.456$, $E(\sigma_\theta | x^{26}, 3HM) = 0.11$, $E(\sigma_v | x^{26}, 3HM) = 0.163$ 为初始值进行 Gibbs 抽样得到 $E(\theta_3 | x^{31}, 3HM) = 0.447 = -u_{31}$ 。重复采集观测数据观测偏差数据, 判断是否停止调整, 如果需要调整则通过 Gibbs 抽样估计参数值。本例中异常出现后的第五个观测值 $Y_{35} = 0.04$, $C/A = 0.05 > (y - T)^2/\Delta^2 = 0.04$, 此时停止调整过程并得到参数估计值 $E(\theta_3 | x^{35}, 3HM) = 0.451$ 。

4 结语

本文构建了 SPC 与 EPC 的集成模型, 通过对模型的分析及其中关键技术的研究阐明了该模型的合理性。在现代制造环境下, 两种控制方法互为补充, 其整合不仅拓宽了质量控制领域的理论研究范围, 也给统计应用方法论的研究提供了大量的机会, 必将成为质量控制领域今后研究的重点。

参考文献:

- [1] 张公绪, 孙静. 质量工程师手册[M]. 北京: 企业管理出版社, 2002.
- [2] BOX GEP, KRAMER T. Statistical process monitoring and feedback adjustment: a discussion[J]. Technometrics, 1992, 34(3): 251 - 267.
- [3] SEATTLE WA, TAGUCHI G. Quality Engineering in Japan[J]. Communications in Statistics-Theory and Methods, 1985, (14): 2785 - 2801.
- [4] MACGREGOR JF. On-line statistical process control[J]. Chemical Engineering Progress, 1988, (10): 21 - 31.
- [5] WIKLUND SJ. Estimating the process mean when using control charts[J]. Economic Quality Control, 1992, (7): 105 - 120.
- [6] CHEN A, ELSAYED EA. An alternative mean estimator for processes monitored by SPC charts[J]. International Journal of Production Research, 2000, 38(13): 3093 - 3109.
- [7] 吕宏伟, 吴力合. 模糊诊断模型[J]. 数学的实践与认识, 2004, 34(1): 65 - 70.
- [8] SPIEGELHALTER DJ, THOMAS A, BEST NG, et al. Bayesian inference Using Gibbs Sampling. version 0.30[Z]. Cambridge: Medical Research Council Biostatistics Unit, 1994.
- [9] MOSTAFA SM, AHMAD R. Empirical Bayes quadratic estimators of variance components in normal linear models[J]. Statistics, 1986, (17): 337 - 348.
- [10] DAVIS W. Using corrective action to make matters worse by not considering variation[J]. Quality progress, 2000, 33(10): 56 - 61.