

采用主元分析的过程故障诊断方法¹⁾

马智明

阳宪惠

(海军航空工程学院青岛分院 青岛 266041) (清华大学自动化系 北京 100084)

摘要 本文讨论了基于主元分析的几种过程故障诊断方法, 包括采用 SPE 图的故障检测方法, 故障诊断的贡献图法, 主元得分图法和特征方向法. 并将这些方法成功地用于连续生产过程的故障诊断.

关键词 主元分析, 故障诊断, 贡献图法, 主元得分图法, 特征方向法

1 引言

过程故障会降低生产效率, 导致设备损坏, 生产停滞, 甚至会危及操作人员的自身安全, 因而过程故障诊断已成为工业生产中安全保障系统的重要组成部分.

随着近年来故障诊断技术的迅速发展, 故障诊断的方法研究显得十分活跃, 工作在不同应用领域的研究人员提出了许多不同的故障检测与诊断方法. 它们可以大致可分为基于模型的方法和基于故障特征的方法. 基于模型的方法通常利用参数辨识和状态估计(Frank, 1990; Isermann, 1984). 它需要具备过程故障与模型参数或状态间的关系, 需要准确的参数模型. 然而对于复杂过程来说, 详细的理论模型往往很难得到或需要花费很高的代价, 因而限制了基于模型的故障诊断方法的应用. 基于故障特征的故障诊断方法主要指基于规则的方法, 定性模拟的方法等. 基于规则的方法通过沿症状传递的反方向进行因果搜索来诊断故障, 而定性模拟方法采用过程的定性模型, 把实际观测到的过程行为特征与正常操作条件下以及各种故障条件下的行为特征进行比较, 以检测、诊断和预报过程的故障. 它们不需要过程的详细理论模型, 但需要有关于过程结构和过程单元运行特征的相关知识. 提取过程正常和不正常运行条件下的特征, 是这种故障诊断方法的工作基础.

在生产中, 过程控制计算机不断地采集和存储大量的过程变量数据, 这些过程测量数据是对过程进行深入了解的重要途径, 可以从过程变量数据中提取到用于故障诊断的各种特征. 采用神经网络进行故障诊断(Venkata-subramanian 和 Chan, 1989; Watanabe 等, 1989; Zhang 和 Roberts, 1992; Zhang 和 Morris, 1994), 或通过对过程数据进行多变量统计分析进行故障诊断(Kresta 等, 1991; Kaspar 和 Ray, 1992; Nomikos 和 MacGregor, 1994), 都属于从过程数据提取故障诊断特征的方法. 本文主要讨论基

¹⁾ 国家 863 高技术项目

于主元分析的故障诊断方法.

2 主元分析方法

设总体为随机向量 $X = (x_1, x_2, \dots, x_p)^T$, 考虑线性组合 $Y = AX$,

其中 $Y = (y_1, y_2, \dots, y_p)^T$, $A = (a_{ij})_{p \times p}$.

若 $a_i^T a_i = 1$ ($i = 1, 2, \dots, p$), $\text{cov}(y_i, y_j) = 0$ ($i, j = 1, 2, \dots, p; i \neq j$), 且

$\text{var}(y_i)$ 在 X 的所有线性组合中最大, 则称 $y_i = a_{i1}x_1 + a_{i2}x_2 + \dots + a_{ip}x_p$ 为第 i 个主

元. 主元又称为得分向量, $a_i = (a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{ip})$ 称为负荷向量.

有数据矩阵 $X = (x_{ij})_{n \times p}$, 可以证明, 其协方差矩阵 Σ 是非负定实对称矩阵,

特征值 λ_i 一定为非负实数, 设 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$, 一定存在单位正交化特征向量

u_i 与 λ_i 对应. 当 $\text{var}(u_1^T X) = \lambda_1$, $y_1 = u_1^T X = u_{11}x_1 + u_{12}x_2 + \dots + u_{1p}x_p$ 是第一主元,

类似的可以求出其它主元.

在实际问题中, 为了消除量纲的影响, 常常将原始数据进行标准化处理. 即: 设

原始数据为 x'_{ij} , $x_{ij} = \frac{x'_{ij} - \bar{x}_j}{\sqrt{\text{var}(x_j)}}$ ($i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, p$). 这时, 求主元过程实

际上就是求相关矩阵 R 的特征值和特征向量的过程.

一般按方差累积贡献率 $\sum_{i=1}^m \lambda_i / \sum_{k=1}^p \lambda_k \geq C$ 来确定保留主元个数 m , 由经验通常

取 $C = 85\%$. 在基于主元分析的过程故障诊断中, 用来描述过程正常运行的主元个数一般不超过 3 个.

3 SPE 图的故障检测方法

SPE 图指主元平方预测误差 SPE (Squared Prediction Error) 随时间变化的趋势图. 通过对过程数据 X 进行主元分析建立主元模型, 主元模型在 i 时刻的平方预测误差 SPE

可以写为: $SPE = \sum_{j=1}^m (X_{ij} - \hat{X}_{ij})^2$ 其中 X_{ij} 为 i 时刻第 j 个变量

的测量值, \hat{X}_{ij} 为 i 时刻第 j 个变量的主元模型预测值, m 为过程变量的个数.

对于过程变量向量 X 的每一个 X_i , SPE_i 是一个非负标量. SPE 图给出了 X 在 i 时刻观测值 X_i 所对应的一个标量 SPE_i 的趋势图. SPE_i 刻画了 X_i 对 PCA 模型偏离程度. 当 SPE_i 处于一定的控制限以内时, 即认为当前数据在统计意义上与建模数据是一致的, 可认为此时属正常工况. 而当 SPE_i 偏离控制限较远时, 则表明生产过程出现了某种异常, 因而可用于过程故障的检测.

图 1 即为某生产装置的 SPE 趋势图. 在时间值 80 之前, 过程处于正常平稳状态, 其 SPE 值处于规定的域值范围之内. 在时间值 80 之后, 由于出现了严重的泄露事故, 其 SPE 值发生了大幅度变化, 偏离了规定的域值范围, 表明生产过程出现了故障. 这说明基于主元分析的 SPE 图是实现过程故障检测的有效方法之一.

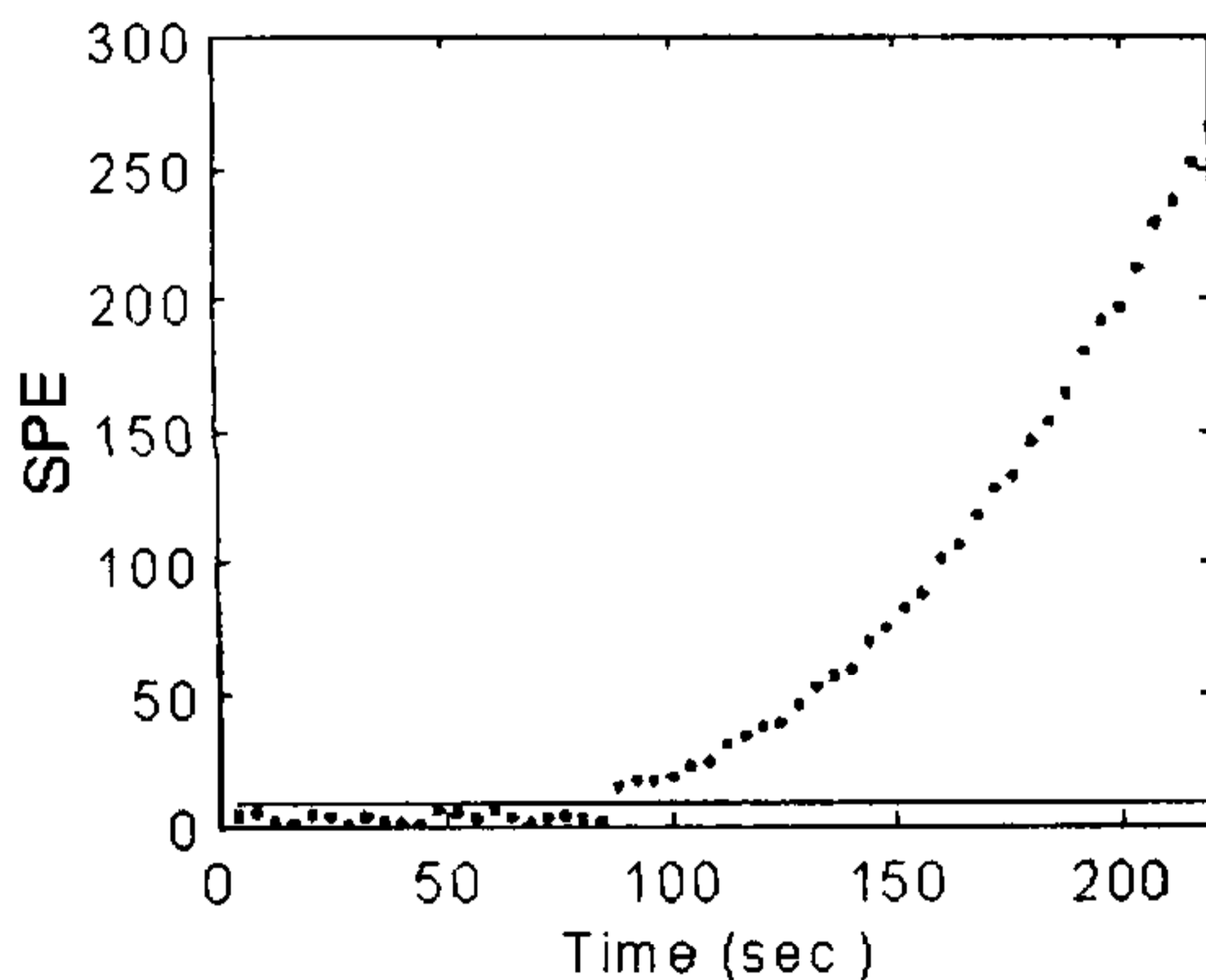


图 1 SPE_i 的趋势图

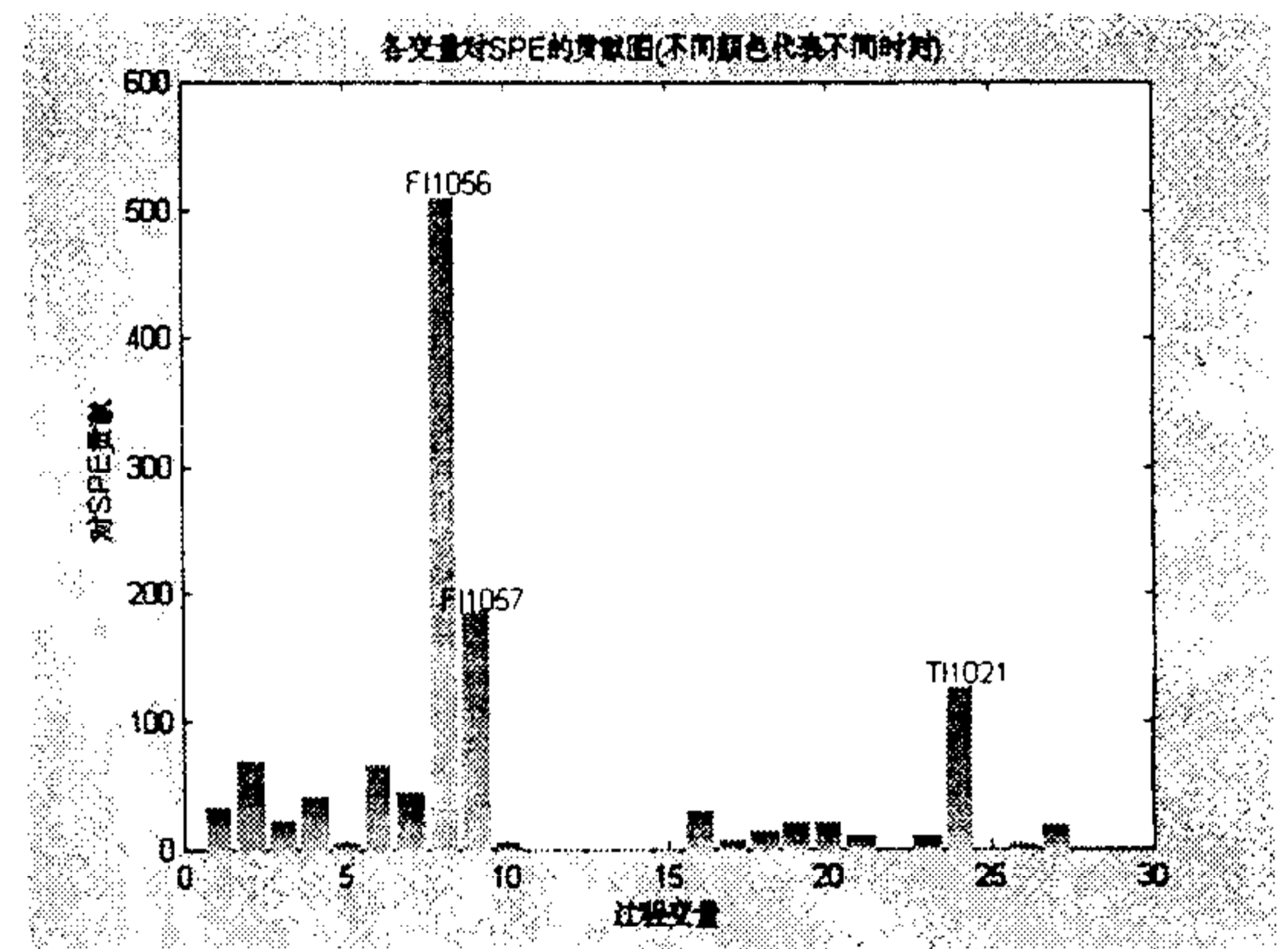


图 2 80 至 90 十个时刻各过程变量对 SPE 的贡献图

4 故障诊断的贡献图法

通过上述 SPE 图的检测, 可以发现故障, 但还需进一步寻找引起故障的原因. 由于每一时刻的 SPE 值是由该时刻各个过程变量对它的贡献累加而成的, 因此, 可以利用各个过程变量对 SPE 值贡献, 作出贡献图. 借助该贡献图进行故障分析和诊断. 当检测到 SPE 值超出规定的控制限之后, 便可切换到图 2 所示的各过程变量对 SPE 的贡献图. 利用贡献图, 找出影响过程波动的主要因素, 帮助操作人员及时确定故障原因.

图 2 表明, 此时 FI106 和 FI1057 这两个流量变量对 SPE 值的贡献最大, 表明这两

个流量变量是检测到的该次异常的起因. 这一诊断结果与当时实际的生产状况相吻合.

贡献图是故障诊断的辅助分析方法, 根据它可以找出引起异常波动的几个可能性最大的位号, 给操作人员提供信息, 以便能尽快确定故障的确切原因.

5 主元得分图法

在建立主元模型的基础上, 根据各主元的负荷向量, 可以计算出每个时刻的主元分值. 可以据此作出单个主元分值的趋势图, 也可以作出两个主元的相对得分图.

由于不同异常工况下, 主元得分在平面图上的位置不同. 因而可以利用主元得分图发现过程的异常波动. 如在图 3 所示的两个主元的相对得分图中, 画出正常工况下主元得分的点簇位置, 以及表明控制阈的椭圆型, 以判断过程是否出现了异常. 在图 3 (a) 中, 正常运行数据用“O”来表示, 故障数据用“+”来表示, 实线椭圆代表了 99%可信度的控制限, 虚线椭圆代表了 95%可信度的控制限. 当主元得分超出了 95%可信度的控制限时, 人们可以有 95%的把握确信过程中出现了不正常情况. 当主元得分超出 99%可信度的控制限时, 可以 99%地确信过程中出现了不正常情况. 从图中可以看出所有代表故障情况的主元都超出了 99%可信度的控制限. 因此可以判定过程中出现了不正常情况.

图 3(b) 为另一实际蒸馏过程第 1、2 主元的相对得分图. 从图中可以明显区分出正常工况与事故状态下的点簇位置. 如果能够得到常见的几种故障下数据的点簇位置, 还可以采用类似于专家系统的方法, 借助已有的故障知识, 根据采样数据在主元得分平面图上的位置判断故障的类型.

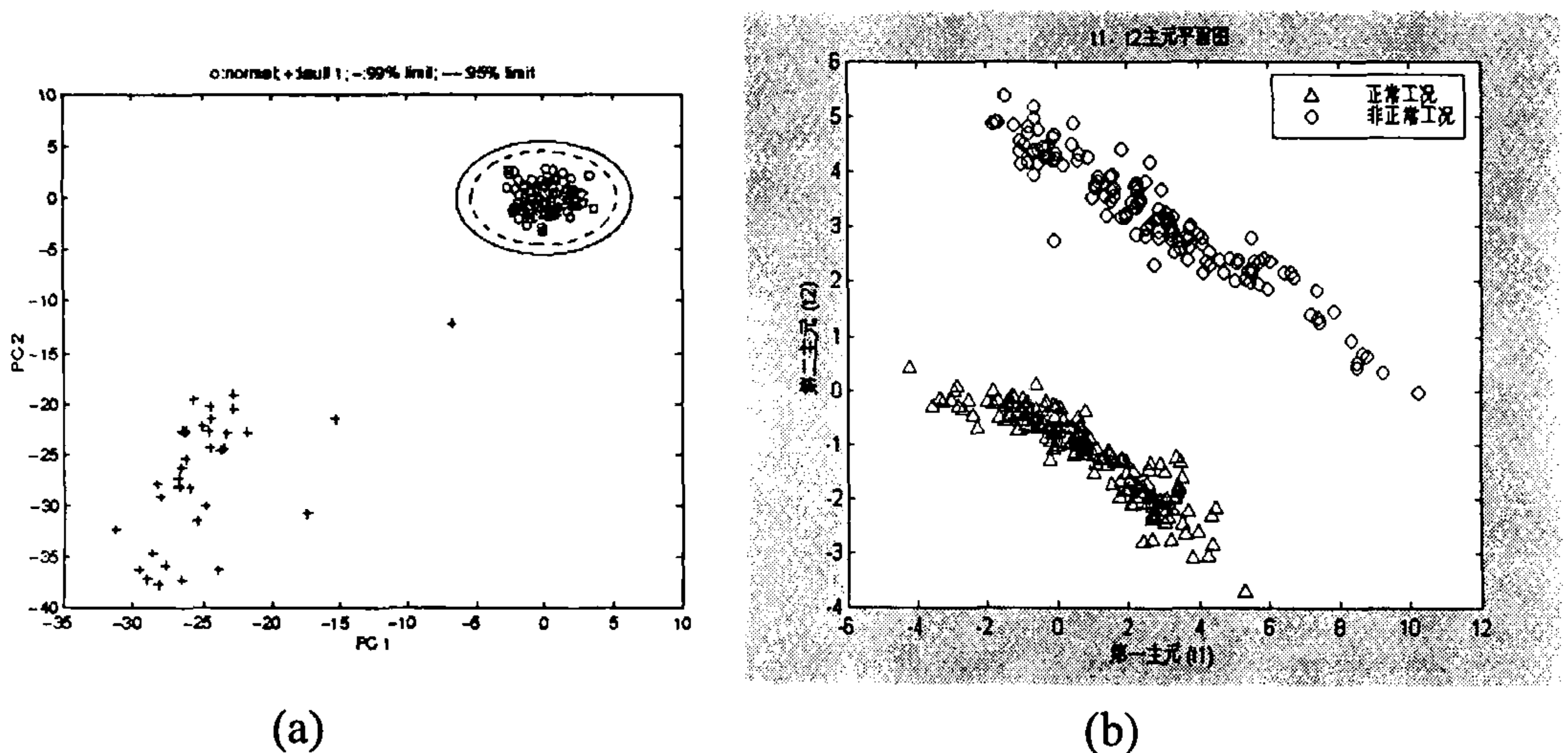


图 3 两个不同装置的第一、第二主元相对得分图

6 特征方向法

当过程中可能出现的故障较多时, 仅从主元得分图上点簇位置将难以区分所有的故障. 为了有效地区分故障, 需要找到各个故障独特的特征. 一个特定的故障往往会使过程测量数据朝一特定的轨迹变化. 对过程故障数据进行主元分析, 用故障数据的第一个主元来表示该故障在测量空间的方向. 通过对不同故障数据进行主元分析, 可以得到不同故障的特征方向(Zhang 等, 1996), 即得到不同故障的特征. 将这些故障的特征方向放入一个矩阵, 从而构成一个故障特征方向库:

$$F = [D_1, D_2, \dots, D_n]$$

其中 D_i 是第 i 个故障的特征方向. 如果用 M_D 来代表当前数据方向, 那么它与第 i 个故障的特征方向的相近程度可以用 $M_D^T D_i$ 来代表. 由主元的定义可知, $M_D^T D_i$ 实质是 M_D 与 D_i 间角度的余弦. 显然, 当 $M_D^T D_i$ 非常接近于 1 时, M_D 的方向与 D_i 的方向非常接近.

故障诊断通过将当前数据方向与故障特征方向库中一系列故障的特征方向相比较来实现. 如果当前的数据方向非常接近于某个故障的特征方向, 就表明很可能当前在过程中出现了该特征方向所代表的故障.

规定一个诊断阈值 τ , 当 $M_D^T D_i \geq \tau$ 时, 就可以认为第 i 个故障出现了. 通常 τ 是接近于 1 但小于 1 的数.

7 结束语

采用主元分析方法分析连续生产过程的运行数据, 并以此为基础开展过程故障的检测与诊断, 是一项具有研究与技术开发价值的工作. 该项技术在我国的研究与应用都刚刚开始, 还有许多问题有待研究解决, 比方如何提高故障检测与诊断的准确率, 如何根据应用条件确定合适的控制阈等等. 此外, 主元分析方法在统计过程监控、统计质量控制方面, 也存在广泛的研究和开发前景.

参 考 文 献

- 1 Zhang J, Martin E.B., Morris A. J., Fault detection and diagnosis using multivariate statistical techniques. *Trans Ichem*, 1996, 74 (1, Part A)
- 2 冯炜 阳宪惠, 质量指标的统计相关分析与建模, 清华大学学报 自然科学版, Vol.38, No.9, 1998
- 3 孙文爽, 陈兰祥. 多元统计分析 北京: 高等教育出版社, 1994
- 4 Anne Raich, Ali Cinar, Diagnosis of process disturbances by statistical distance and angle measures, *Computers chem. Engng*, 1997, Vol 21, No.6, .661-673