

基于定性仿真和模糊知识的离心式压缩机 排气量不足原因诊断

陆云松¹ 王福利^{1,2} 贾明兴^{1,2}

摘要 针对引起离心式压缩机排气量不足的原因, 本文提出一种基于定性仿真和模糊知识的诊断方法. 利用压缩机结构原理和故障机理等定性知识建立故障定性模型库, 并推理得到压缩机排气量受不同因素影响时的定性规则库. 对系统变量的观测值利用定性趋势提取和模糊化进行定性化处理. 提出了基于变量定性趋势和模糊定性值约束的滑动窗口加权匹配策略, 并根据匹配结果诊断出导致排气量不足的原因. 最后通过两个实例仿真验证了所提方法的有效性.

关键词 定性仿真, 模糊知识, 故障诊断, 离心式压缩机, 排气量不足

引用格式 陆云松, 王福利, 贾明兴. 基于定性仿真和模糊知识的离心式压缩机排气量不足原因诊断. 自动化学报, 2015, 41(11): 1867–1876

DOI 10.16383/j.aas.2015.c150117

Qualitative Simulation and Fuzzy Knowledge Based Fault Diagnosis of Centrifugal Compressor Insufficient Discharge

LU Yun-Song¹ WANG Fu-Li^{1,2} JIA Ming-Xing^{1,2}

Abstract In order to diagnose the causes of insufficient discharge of centrifugal compressor, a qualitative simulation and fuzzy knowledge based diagnosis method is proposed in this paper. Qualitative models are built according to the qualitative knowledge derived from structure principle and faults mechanism of the centrifugal compressor, and a qualitative rules library is obtained by inference to describe how the discharge flow is influenced by various factors. The online observations of variables are qualitatively processed by qualitative trends extraction and fuzzy approach. A weighted sliding window match strategy based on variables' qualitative trends and fuzzy qualitative value constraint is proposed for qualitative state matching, and the matching results is used to diagnose the reason of insufficient discharge of the compressor. Finally, the effectiveness of the proposed method is verified through simulation of two fault conditions.

Key words Qualitative simulation, fuzzy knowledge, fault diagnosis, centrifugal compressor, insufficient discharge

Citation Lu Yun-Song, Wang Fu-Li, Jia Ming-Xing. Qualitative simulation and fuzzy knowledge based fault diagnosis of centrifugal compressor insufficient discharge. *Acta Automatica Sinica*, 2015, 41(11): 1867–1876

大型离心式压缩机具有排气量大、转速高、功

率大、效率高等特点, 已经成为石油、化工、冶金、动力等企业的关键设备^[1]. 通常, 压缩机需要长周期连续平稳运转, 一旦出现故障或者因故障停车往往会造成巨大的经济损失. 作为离心式压缩机一种不稳定的工况现象, 喘振具有很大危害性, 是压缩机损坏的主要因素之一^[2]. 引起喘振的根本原因是压缩机排气量因为某种原因而减少并低于喘振流量, 同时压缩机出口压力小于外部管网压力造成了气流倒流. 凡是使压缩机特性曲线下移或管网特性曲线左移的故障, 都可以导致压缩机排气量不足. 尤其是某些故障 (如级间密封失效和中冷器故障等) 经常需要停机将压缩机拆解后才能够被确定. 如果能够在这些故障已经发生但未对压缩机系统造成严重损害时将其诊断出来, 可以为压缩机的安全运行提供有价值的指导.

离心式压缩机的故障诊断技术可以分为两大类,

收稿日期 2015-03-11 录用日期 2015-07-07

Manuscript received March 11, 2015; accepted July 7, 2015

国家自然科学基金 (61374146, 61174130, 61374147, 61304121), 流程工业综合自动化国家重点实验室基础科研业务费 (2013ZCX02-04), 国家科技支撑计划项目 (2013BAK02B01-02), 辽宁省科技计划项目 (2013Z231025) 资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (61374146, 61174130, 61374147, 61304121), State Key Laboratory of Synthetical Automation for Process Industries Fundamental Research Funds (2013ZCX02-04), Key Projects in the National Science and Technology Pillar Program during the Twelfth Five-year Plan Period (2013BAK02B01-02), and Science and Technology Plan of Liaoning Province (2013Z231025)

本文责任编辑 文成林

Recommended by Associate Editor WEN Cheng-Lin

1. 东北大学信息科学与工程学院 沈阳 110819 2. 流程工业综合自动化国家重点实验室 (东北大学) 沈阳 110819

1. College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819 2. State Key Laboratory of Synthetical Automation for Process Industries (Northeastern University), Shenyang 110819

即机械诊断技术和热力参数诊断技术。目前,利用信号处理等方法对机械状态参数尤其是振动信号进行故障诊断的研究已经取得很多进展^[3-6],而利用热力参数对其进行故障诊断的研究相对较少^[7-8]。离心式压缩机作为能量转换设备,气体流动和工艺参数的任何变化都直接影响着热力性能的变化,而热力性能的变化往往是设备机械故障的先兆^[9]。因此,通过对压缩机的热力参数进行监测和分析,在故障发生时能够及时诊断并排除故障原因,对确保机组的稳定运行具有重要意义。

由于离心式压缩机内部气体流动和能量转换关系非常复杂,获得其精确的机理模型并确定模型参数通常是比较困难的。而通过分析压缩机原理得到的定性知识以及在运行过程中积累的经验知识相对来说较易获取。因此,针对引起离心式压缩机排气量不足的原因,本文提出一种基于定性仿真和模糊知识的诊断方法。定性仿真是一种定性推理方法,它可以利用系统的“深层”知识如内部结构原理和“浅层”知识如操作经验等建立系统的定性模型,尤其适合由于系统过于复杂或知识不完备而无法建立准确机理模型的情况。但是定性仿真方法由于缺少定量信息容易导致推理结果是冗余的或二义的,如果在推理过程中能够充分利用可获得的定量信息,将有助于提高定性仿真推理结果的准确性。本文将模糊数学与定性仿真方法相结合,利用模糊化的系统变量中包含的定量信息来减少定性推理中的不确定性,并将生产过程中总结的经验知识经过模糊化后作为约束包含在定性模型中,从而使定性模型能够更准确地描述故障的特征。最后,通过仿真对所提方法进行验证。

1 离心压缩机原理及排气量不足原因分析

离心式压缩机是透平式压缩机的一种,主要包括吸气室、叶轮、扩压器、弯道和回流器以及蜗壳等部分。气体由吸气室进入高速旋转的叶轮,在离心力的作用下叶轮的机械能转化为气体的内能、内压能和动能,使气体的温度和流动速度增加。然后气体进入扩压器,气体的流动速度降低使动能转化为内压能,从而达到压力升高的目的。经过弯道和回流器后,气体流入压缩机的下一级并继续压缩。最后高压气体经蜗壳排出,进入与压缩机连接的管网。

离心式压缩机在不同转速下的特性曲线如图1所示,其工作点是压缩机特性曲线与管网特性曲线的交点。将压缩机特性曲线的最高点连接起来形成喘振线,它把压缩机特性曲线分为左、右两支。其中,特性曲线的右半支是压缩机的稳定运行区域。当工作点运行在特性曲线左半支时,压缩机处于非设计

工况,气体流量小于喘振流量,如果此时外部管网压力高于压缩机出口压力,则非常容易造成气流倒流进而发生喘振。

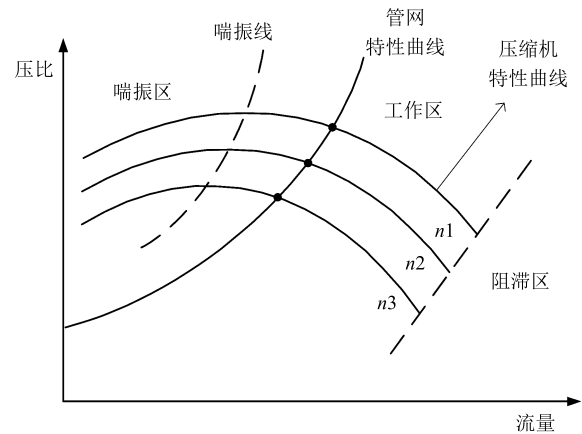


图1 离心式压缩机特性曲线

Fig. 1 Centrifugal compressor characteristic curve

引起压缩机排气量不足的原因有很多,归纳起来可分为以下几种情况:

1) 压缩机入口参数改变。在压缩机入口容积流量稳定的情况下,进气压力降低或进气温度升高都会使压缩机特性曲线下移,导致压缩机入口的质量流量下降,进而影响到压缩机的出口排气量。常见的原因包括入口过滤器堵塞导致进气压力降低,上游工艺变化引起进气温度升高等。

2) 管网阻力过高。如果压缩机排气管网中的管道或者阀门发生堵塞,将使管网阻力增大,管网特性曲线向左移动,从而导致压缩机排气压力升高,排气量减少。

3) 压缩机转速下降。压缩机转速与排气量成正比关系,如果由于某种原因(如电动机皮带打滑)使压缩机的转速突然降低,压缩机特性曲线将向下移动,排气量必然会减少。

4) 压缩机内部故障。例如,压缩机的中间冷却器因为结垢或者冷却水流量减少等原因造成其换热效率降低,则经过压缩后的高温气体的热量不能充分被冷却水带走,导致下一级进气温度上升,使压缩机排气量降低。另外,在压缩机运行过程中,因为磨损、腐蚀等原因经常导致级间密封失效。随着密封处的泄露量逐渐增大,使该级入口处气体温度逐渐升高,泄露处以后的各级排气温度均升高,从而导致压缩机排气量减少。这两种情况都会使压缩机特性曲线下移。

通过对上述主要原因的总结可以发现,凡是使压缩机特性曲线下移或管网特性曲线左移的情况,都可能使压缩机排气量减小进而引起压缩机发生喘

振.

2 基于定性仿真和模糊知识的诊断方法

2.1 定性仿真方法

1986 年, Kuipers 提出了基于定性微分方程的定性仿真方法^[10]. 它可以利用不完备的先验知识, 将系统用变量、变量的操作域和定性约束进行描述来建立定性模型, 并进行定性推理预测系统的定性行为. 由于定性仿真方法只利用了系统的定性信息, 因此在进行推理时难免会出现冗余行为. 为此, 学者们通过将定量信息与定性仿真方法相结合, 先后提出 Q2、Q3、FuSIM 等改进算法^[11-12], 并应用于系统的故障诊断, 在很多领域如集成电路、电站锅炉、水下机器人等方面得到了广泛的应用^[12-14].

在定性仿真方法中, 变量 X 在时刻 t 的定性状态 $Qs(X, t)$ 用 $\langle qual, qdir \rangle$ 表示. 其中, 定性值 $qual$ 表示变量 X 在时刻 t 取值的大小或范围, 定性趋势 $qdir$ 描述了时刻 t 变量 X 的变化方向. 定性约束体现了在给定操作域中各变量之间的关系, 是对系统结构和深层知识的描述. 定性约束主要包括代数约束和函数约束, 如 $ADD(X, Y, Z)$ 、 $MULT(X, Y, Z)$ 、 $M^+(X, Y)$ 和 $M^-(X, Y)$ 等, 其定义如下:

定性加约束 $ADD(X, Y, Z)$ 为真的充分必要条件是 $X, Y, Z : [a, b] \rightarrow \mathbf{R}^*$ 满足 $X(t) + Y(t) = Z(t)$, 对于任意的 $t \in [a, b]$;

定性乘约束 $MULT(X, Y, Z)$ 为真的充分必要条件是 $X, Y, Z : [a, b] \rightarrow \mathbf{R}^*$ 满足 $X(t) * Y(t) = Z(t)$, 对于任意的 $t \in [a, b]$;

定性函数约束 $M^+(X, Y)$ 为真的充分必要条件是对于 $X, Y : [a, b] \rightarrow \mathbf{R}^*$, 存在函数 $H(t)$, 其中 $H(t)$ 的定义域是 $Y[a, b]$, $H(t)$ 的值域是 $X[a, b]$, $H'(t) > 0$ 且满足 $X(t) = H(Y(t))$, 对于任意的 $t \in [a, b]$. 即函数 $X(t)$ 与 $Y(t)$ 的单调性一致;

定性函数约束 $M^-(X, Y)$ 与 $M^+(X, Y)$ 的定义类似, 除了 $H'(t) < 0$. 即函数 $X(t)$ 与 $Y(t)$ 的单调性相反.

根据定性约束的定义, 可以得到各约束的定性传递规则, 反映了在该约束作用下变量间的相互影响, 如表 1~3 所示. 考虑到在 $X > 0, Y > 0$ 的情况下, 定性乘约束 $MULT$ 对变量的定性影响与定性加约束 ADD 是一样的, 因此将二者共同用表 1 表示. 其中, “+”表示变量的定性趋势为上升; “-”表示变量的定性趋势为下降; “0”表示变量的定性趋势为稳定; “?”代表定性趋势不确定. 在进行定性推理时, 利用定性模型中包含的定性约束及其定性传递规则来推导系统变量的定性状态.

表 1 中, 当 X 和 Y 的定性趋势为其中一个上升“+”、另一个下降“-”时, Z 的定性趋势是“?”, 即定性趋势不确定, 可能为 $\{+, 0, -\}$ 中的任意一种. 这将导致与该约束相关的变量在定性推理过程中状态不唯一, 从而产生冗余的定性状态. 下面将结合模糊数学对定性仿真方法的不足加以改进.

表 1 ADD 和 MULT 定性约束影响 ($X > 0, Y > 0$)
Table 1 Influence of qualitative constraints ADD and MULT ($X > 0, Y > 0$)

		X		
		+	0	-
Y	+	+	+	?
	0	+	0	-
	-	?	-	-

表 2 M^+ 定性约束影响
Table 2 Influence of qualitative constraints M^+

X	+	0	-
Y	+	0	-

表 3 M^- 定性约束影响
Table 3 Influence of qualitative constraints M^-

X	+	0	-
Y	-	0	+

2.2 融合模糊知识的定性模型

由于定性模型中包含的系统定性知识不完备, 使得定性推理过程中会产生一些虚假和二义的行为. 尤其当系统很复杂时, 如果能够减少这种虚假行为将会有效提高定性仿真结果的准确性. 针对表 1 中“定性趋势不确定”的情况, 本文将生产经验总结的定性知识形成模糊规则 “If ... then ...” 对定性约束进行补充, 从而给出一个比较确定的推理结果.

定性约束 $ADD(X, Y, Z)$ 和 $MULT(X, Y, Z)$ 分别代表 $Z = X + Y$ 和 $Z = X \times Y$, 通过求导得到 $Z' = X' + Y'$ 和 $Z' = X'Y + XY'$. 可见, Z 的定性趋势由 X 和 Y 的导数变化率即趋势变化快慢来决定, X 和 Y 的定性趋势 $\{+, 0, -\}$ 显然不包含这个信息. 因此, 表 1 中当 X 和 Y 一个上升、另一个下降时, Z 的定性趋势是不能确定的, 记为“?”. 对于实际系统, 根据生产经验和过程历史数据, 通常能够总结出变量趋势变化快慢的一些规律, 结合

模糊集合将其定义为 {快、中、慢} 并形成规则. 以 $ADD(X_1, Y_1, Z_1)$ 为例:

“If X_1 上升为慢, 且 Y_1 下降为快, then Z_1 的定性趋势为下降”.

如果没有模糊信息, “ X_1 上升, Y_1 下降” 得到的结果是 “ Z_1 为?”, 即 Z_1 的定性趋势有三个: {+, 0, -}. 而根据该条 “If ... then ...” 模糊规则可知, 相对于较慢的 “ X_1 上升”, 较快的 “ Y_1 下降” 对 Z_1 的定性趋势影响更大, 因此得到 “ Z_1 的定性趋势为下降”, 即 “-”. 可见, 通过模糊规则的使用, 使 Z_1 的定性推理结果由三个减少为一个, 实现了减少定性模型在推理过程中不确定性的目的.

另外, 实际系统变量在很多方面具有不确定性和模糊性. 例如, 随着故障的发展某些变量超过预先设定的阈值, 认为其状态为异常. 对于复杂系统来说, 变量阈值的设定通常是比较困难的, 需要根据生产经验不断进行调整. 因此, 本文利用模糊集合对变量进行模糊化描述, 并将与故障相关的某些关键变量的模糊定性值作为约束包含在故障定性模型中, 从而使定性模型能够更准确地描述故障特征, 从而提高诊断的精度.

常见的隶属函数有三角形、梯形、正态型等, 确定隶属函数的常用方法有模糊统计法、例证法、经验法等. 根据专家经验和过程历史数据的特点可知, 压缩机系统变量的取值范围里有大量连续的数值以隶属度 1 属于某个模糊集, 因此梯形隶属函数更适合用于描述压缩机系统的变量. 它采用四元参数组 $[a, b, \alpha, \beta]$ 来表示, 其定义如式 (1) 和图 2 所示.

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0, & x < a - \alpha \\ \alpha^{-1}(x - a + \alpha), & x \in [a - \alpha, a] \\ 1, & x \in [a, b] \\ \beta^{-1}(b + \beta - x), & x \in [b, b + \beta] \\ 0, & x > b + \beta \end{cases} \quad (1)$$

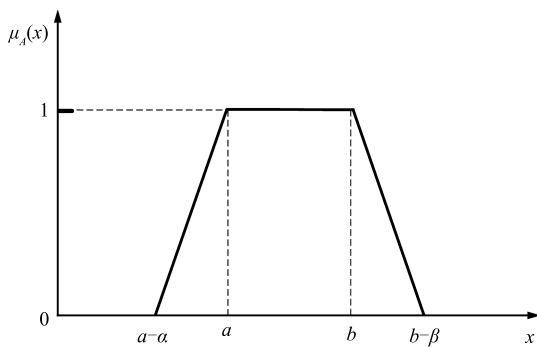


图 2 四元参数组

Fig. 2 4-tuple parameters

模糊量空间 Q_F 是对系统变量取值范围的抽象, 由变量所取的模糊定性值子集组成. 量空间的值应当是有限的、渐变的, 并且覆盖变量的取值范围. 根据压缩机系统变量的特点, 确定模糊量空间为 $Q_F = \{PS, PM, PL\}$, 分别代表变量幅值过低、正常、过高, 也可以代表变量变化趋势的慢、中、快, 如图 3 所示. 每个变量的四元参数组根据实际经验来确定.

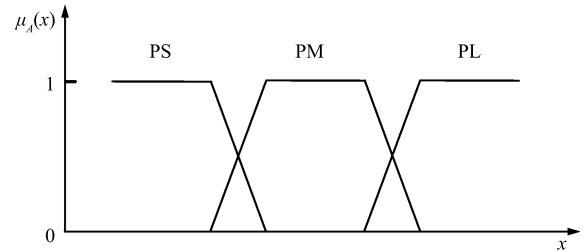


图 3 模糊量空间

Fig. 3 A fuzzy quantity space

2.3 定性诊断

基于定性仿真的故障诊断方法根据系统的定性模型进行定性推理得到系统的定性状态, 并与系统实际的运行状态进行匹配, 根据匹配结果来确定与系统当前状态最接近的定性模型, 进而得到诊断结果. 建立故障的定性模型时, 将导致故障发生的最根本原因的变量称为该故障的主导变量, 与故障相关且能够反映故障特征的变量称为该故障的关键变量. 定性模型中, 变量的定性状态包括定性值 $qval$ 和定性趋势 $qdir$ 两部分, 相应的对变量观测值的定性化处理包括模糊化处理和定性趋势提取.

变量的模糊化处理通过第 2.2 节中定义的四元参数组和模糊量空间来实现. 提取变量观测值的定性趋势时, 本文借鉴文献 [15] 中的定性趋势分析技术. 当系统运行工况改变或者发生某个故障时, 与之相关的变量通常会经历一个变化过程, 而趋势可以描述变量在一个时间区间内的变化信息. 为了与定性仿真方法中变量的定性趋势保持一致, 本文采用上升、稳定、下降三类形状来描述观测值的定性趋势, 如图 4 所示.

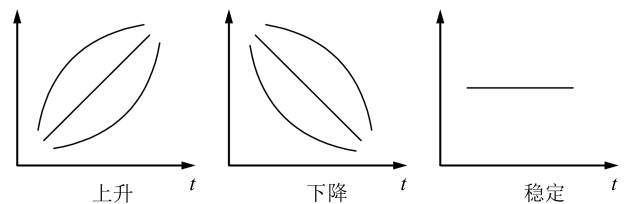


图 4 观测值的定性趋势

Fig. 4 Qualitative trends of observations

趋势具有函数的特性, 因此可以用一个多项式来近似. 在线提取变量观测值定性趋势的主要思路是, 用最小二乘技术对观测值进行二次多项式线性拟合, 并利用累积和技术 (*Cusum*) 检验该曲线是否可以被接受, 最后根据拟合后的曲线来判断趋势. 在拟合前, 需要设定一个合理的最小数据拟合长度 N , 对于每个新的趋势片段当数据积累到 N 个后进行拟合. 提取观测值的定性趋势可分为以下步骤:

步骤 1. 数据预处理. 首先, 对数据进行平滑处理来减小传感器噪声的影响; 其次, 对数据进行标准化处理来消除量纲.

步骤 2. 数据拟合. 从当前第 i 个数据段 Seg_i 的起始点 $(t_{i,1}, y_{i,1})$ 开始积攒 N 个数据, 利用最小二乘法对 Seg_i 进行拟合, 见式 (2).

$$y(t) = a_{i,0} + a_{i,1}t + a_{i,2}t^2 \quad (2)$$

步骤 3. 新数据判断. 取下一个采样点数据 $(t_{i,N+1}, y_{i,N+1})$, 计算该点的拟合值、拟合误差及误差累积和, 分别如式 (3)~(5) 所示. 如果 $|Cusum(t_{i,N+1})|$ 小于阈值 δ_{Cusum} , 表明当前模型是可以接受的, 继续判断下一个数据. 否则, 认为当前时刻的数据是数据段 Seg_i 的分割点, 将其作为一个数据段 Seg_{i+1} 的起始点, 返回步骤 2.

$$\hat{y}_{i,N+1} = a_{i,0} + a_{i,1}t_{i,N+1} + a_{i,2}t_{i,N+1}^2 \quad (3)$$

$$e(t_{i,N+1}) = y_{i,N+1} - \hat{y}_{i,N+1} \quad (4)$$

$$Cusum(t_{i,N+1}) = Cusum(t_{i,N}) + e(t_{i,N+1}) = \sum_{j=1}^{N+1} e(t_{i,j}) \quad (5)$$

步骤 4. 趋势识别. 根据每个数据段得到的模型, 通过求解其一阶导数可以确定变量的定性趋势, 利用二阶导数可以得到趋势的变化率.

进行模型匹配时, 本文提出基于变量定性趋势和模糊定性值的滑动窗口加权匹配策略. 其中, 定性趋势匹配是将变量观测值提取的定性趋势 (Qt_{obs}) 和定性模型推理得到的定性趋势 (Qt_{mod}) 进行匹配, 匹配得分见表 4. 变量模糊定性值匹配是将变量观测值的模糊定性值 (Fu_{obs}) 与定性模型中该变量的模糊定性值 (Fu_{mod}) 进行匹配, 匹配得分见表 5. 模型匹配的滑动窗口宽度为 W , 它决定了用于计算最终匹配得分的采样点个数.

定性模型的匹配得分是该模型中定性趋势匹配得分与模糊定性值匹配得分之和. 模型匹配得分需要进行归一化处理, 避免不同定性模型包含的变量和约束不相同的问题. 具体的匹配步骤如下:

表 4 变量定性趋势匹配得分

Table 4 Matching scores of variable qualitative trends

		Qt_{mod}		
		+	0	-
Qt_{obs}	+	1	0	-1
	0	0	1	0
	-	-1	0	1

表 5 模糊定性值匹配得分

Table 5 Matching scores of fuzzy qualitative values

		Fu_{mod}		
		PS	PM	PL
Fu_{obs}	PS	1	0	-1
	PM	0	1	0
	PL	-1	0	1

步骤 1. 计算变量的匹配得分. 利用表 4 和表 5 计算定性模型中每个变量在单个采样点的匹配得分, 记为 sco_j .

步骤 2. 单采样点加权匹配. 利用式 (6) 将步骤 1 中的匹配得分 sco_j 进行加权求和, 得到定性模型在该采样点的匹配得分, 记为 Sco_i . 其中, m 为定性模型中所有约束包含的变量个数. 式 (7) 中权重 $\omega_j > 0$, 和为 1.

$$Sco_i = \sum_{j=1}^m \omega_j sco_j \quad (6)$$

$$\sum_{j=1}^m \omega_j = 1 \quad (7)$$

步骤 3. 滑动窗口匹配. 计算从当前时刻 k 向前 W 个时刻的窗口内匹配结果累积和的平均值 $Score_k$, 如式 (8) 所示.

$$Score_k = \frac{1}{W} \sum_{i=k-W+1}^k Sco_i \quad (8)$$

在本文算法中, 最小数据拟合长度 N 、滑动窗口宽度 W 以及变量的权重是很重要的参数, 这些参数选取的是否合适将在很大程度上影响最终诊断结果的准确性. 为了减少噪声对数据拟合结果的干扰, 同时保证进行拟合的数据是单调的, 本文选取的 N 远大于数据噪声周期, 且小于过程数据的最短趋势长度. 选取 W 时从结果的鲁棒性 (数据平滑作用) 和灵敏性两方面考虑, 前者为了减小定性趋势提取

结果可能对匹配结果造成的波动, 后者为了保证窗口内数据包含更多所关注的过程变化信息. 因此, 本文选取的滑动窗口宽度 W 介于 $N/2$ 和 N 之间. 变量的权重根据变量在定性模型中的重要程度来取值. 由于不同故障的主导变量通常是不同的, 而主导变量比其他变量更能体现出故障的特征, 因此主导变量的权重应取为较大的值. 对于关键变量, 将其中能够较好体现故障特征的一部分变量的权重取为稍大的值, 其余变量的权重取为较小的值.

2.4 算法流程

本文算法包括离线建立定性模型和在线定性诊断两个部分. 其中, 离线建模时对每种导致压缩机排气量不足的原因建立定性模型, 步骤如下:

步骤 1. 根据压缩机原理及故障机理确定变量间的定性约束. 对定性约束 ADD 和 MULT 中涉及的变量, 利用压缩机运行过程中积累的经验知识建立相应的“*If ... then ...*”模糊规则.

步骤 2. 选取最能体现故障特征的变量, 将其模糊定性值作为约束包含在定性模型中. 模糊量空间根据压缩机的运行经验来确定.

在线定性诊断的具体步骤如下:

步骤 1. 提取观测值的定性趋势.

步骤 2. 对观测值进行模糊化处理. 涉及的变量为定性模型中模糊定性值约束包含的变量.

步骤 3. 利用定性模型进行定性推理. 将故障主导变量观测值提取的定性趋势作为已知条件, 利用定性传递规则推导出定性模型中其他变量的定性状态. 如果在推理过程中遇到 ADD 和 MULT 约束出现“定性趋势不确定”的情况, 选择离线建立的“*If ... then ...*”模糊规则来得到推理结果.

步骤 4. 模型匹配. 利用表 4 和表 5 对定性模型中的变量进行定性趋势匹配和模糊定性值匹配, 并通过单点加权匹配和滑动窗口匹配计算最终的匹配得分.

根据模型匹配结果, 得分最高的定性模型与系统当前状态最吻合, 利用该定性模型包含的信息即可得到诊断结果.

3 压缩机排气量不足原因及定性规则库

3.1 影响压缩机排气量的原因

影响离心式压缩机排气量的因素有很多, 忽略与设计、制造和安装有关的因素, 本文重点研究在压缩机运行过程中能够影响其排气量的主要原因. 某离心式压缩机系统示意图如图 5 所示, 系统主要由离心式压缩机、中间冷却器、防喘阀 A 和煤气调节阀 B 组成. 系统的主要变量及其取值范围见表 6.

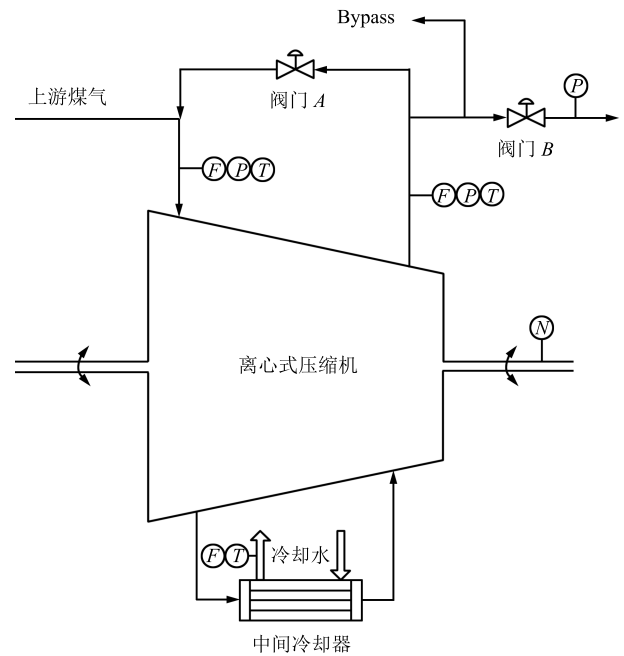


图 5 离心式压缩机系统示意图

Fig. 5 A schematic diagram of centrifugal compressor

表 6 离心式压缩机系统变量

Table 6 Variables of centrifugal compressor

变量	描述	取值范围	单位
P_{in}	压缩机入口压力	[105, 110]	kPa
T_{in}	压缩机入口温度	[283, 313]	K
Q_{in}	压缩机入口流量	[45, 65]	kg/s
P_{out}	压缩机出口压力	[370, 450]	kPa
T_{out}	压缩机出口温度	[423, 463]	K
Q_{out}	压缩机出口流量	[45, 65]	kg/s
P_t	压缩机压比	[3.3, 4.3]	-
T_t	压缩机温比	[1.35, 1.65]	-
n	压缩机转速	[5 200, 5 400]	rpm
α_A	防喘阀 A 开度	[0, 100]	-
α_B	调节阀 B 开度	[0, 100]	-
T_c	中冷器回水温度	[313, 333]	K
Q_c	中冷器冷却水流量	[1 000, 1 200]	m ³ /h
P_{gw}	管网压力	[220, 310]	kPa

通过第 3.1 节中对引起压缩机排气量不足的原因分析, 将典型故障及相关变量的变化趋势总结如下:

1) 入口气体压力过低 (Fault 1). 压缩机进气压力降低并小于正常值, 进气流量将减少, 从而引起排气量不足. 出口压力将随着入口压力的降低而降低, 压缩机的压比和温比将随着排气量减少而增加.

2) 入口气体温度过高 (Fault 2). 随着进气温度的升高气体密度逐渐减小, 质量流量随之下降, 当进气温度超过正常范围时将引起排气量不足. 同时, 压缩机的出口气体温度将升高, 出口压力和压比将随之降低.

3) 管网阻力过高 (Fault 3). 如果管网阻力增大, 将导致压缩机排气压力升高, 排气量减少. 压缩机的压比和温比将随着排气量减少而增加, 出口压力和温度均会升高.

4) 转速下降过多 (Fault 4). 如果压缩机的转速突然降低, 排气量将随之减少. 压比和温比同样与转速成正比关系, 也将减小.

5) 中间冷却器的换热效率降低 (Fault 5). 压缩机入口参数不受影响, 而压缩机的出口气体温度将超过正常范围, 出口压力也会降低. 中冷器的冷却水流量和温度可能发生变化.

(6) 级间密封失效 (Fault 6). 随着损坏的密封处泄露量逐渐增大, 该级入口处气体温度逐渐升高, 压缩机出口气体温度随之升高, 导致压缩机排气量减少. 根据压缩机原理可知其压比将随着泄露量的增大而减小, 从而出现了压比下降而温比上升这种与压缩机特性不吻合的故障工况.

3.2 定性模型和定性规则库

通过对系统结构原理和各种故障机理的分析, 可以利用定性仿真方法和模糊知识建立不同情况下系统的定性模型. 下面以“入口气体压力过低”为例, 建立其定性模型如下:

- 1) 入口温度为常数: $T_{in} = C$;
- 2) 入口流量和入口压力成正比: $M^+(Q_{in}, P_{in})$;
- 3) 出口流量和入口流量成正比: $M^+(Q_{out}, Q_{in})$;
- 4) 压比和出口流量成反比: $M^-(P_t, Q_{out})$;
- 5) 温比和压比成正比: $M^+(T_t, P_t)$;
- 6) 压缩机压比乘约束: $MULT(P_t, P_{in}, P_{out})$;
- 7) 压缩机温比乘约束: $MULT(T_t, T_{in}, T_{out})$;

8) 出口压力和管网压力成正比: $M^+(P_{out}, P_{gw})$;

9) 入口压力过低: $P_{in} = PS$;

10) 入口流量过低: $Q_{in} = PS$;

11) 出口流量过低: $Q_{out} = PS$.

考虑到每种异常情况下系统变量的变化趋势基本是固定的, 因此可以利用定性模型离线进行推理, 将得到的各变量的定性趋势和模糊定性值约束作为诊断的定性规则. 在线诊断时, 只需将变量观测值进行定性化处理然后直接与定性规则进行匹配. 这样可以简化在线诊断的推理过程, 提高诊断的效率.

同样以“入口气体压力过低”为例, 推导其定性规则. 首先确定主导变量的定性状态 $P_{in} = -$; 然后根据定性模型中各约束的定性传递规则来确定其他关键变量的定性状态. 根据约束 $T_{in} = C$ 得到 $T_{in} = 0$; 根据约束 $M^+(Q_{in}, P_{in})$ 得到 $Q_{in} = -$; 根据约束 $M^+(Q_{out}, Q_{in})$ 得到 $Q_{out} = -$; 根据约束 $M^-(P_t, Q_{out})$ 得到 $P_t = +$; 根据约束 $M^+(T_t, P_t)$ 得到 $T_t = +$; 根据约束 $MULT(T_t, T_{in}, T_{out})$ 和 $T_{in} = 0$ 得到 $T_{out} = +$; 根据约束 $MULT(P_t, P_{in}, P_{out})$ 以及 $P_{in} = -$ 和 $P_t = +$, 可知这种情况对应表 1 中的“?”即趋势不确定的情况. 根据生产经验能够得到模糊规则: “If P_{in} 下降为慢, 且 P_t 上升为快, then P_{out} 的定性趋势为上升”. 由此可以得到 $P_{out} = +$; 最后根据约束 $M^+(P_{out}, P_{gw})$ 得到 $P_{gw} = +$. 以此类推, 可以建立其他故障情况下的定性模型并推导出对应的定性规则, 如表 7 所示. 定性模型中各变量的权重系数如表 8 所示. 表 7 和表 8 中某些变量的状态为空白, 表示该定性规则不包含这些变量.

4 仿真及分析

以第 3.1 节中的离心式压缩机系统为例, 对引起压缩机排气量不足的主要原因进行仿真和诊断. 仿真数据利用经典的压缩机 Greitzer 模型以及某离心式压缩机的参数产生^[16]. 假设系统在同一时间内

表 7 引起压缩机排气量不足原因的定性规则

Table 7 Qualitative rules of the causes of compressor insufficient discharge

原因	P_{in}	T_{in}	Q_{in}	P_{out}	T_{out}	Q_{out}	P_t	T_t	n	T_c	Q_c	P_{gw}	Fu.1	Fu.2	Fu.3
Fault 1	-	0	-	+	+	-	+	+				+	$P_{in} = PS$	$Q_{in} = PS$	$Q_{out} = PS$
Fault 2	0	+	0	-	+	-	-	-					$T_{in} = PL$	$T_{out} = PL$	$Q_{out} = PS$
Fault 3	0	0	-	+	+	-	+	+				+	$P_{gw} = PL$	$Q_{in} = PS$	$Q_{out} = PS$
Fault 4	0	0	-	-	-	-	-	-	-				$n = PS$	$Q_{in} = PS$	$Q_{out} = PS$
Fault 5	0	0	0	-	+	-	-	+		+	-		$Q_c = PS$	$T_{out} = PL$	$Q_{out} = PS$
Fault 6	0	0	0	-	+	-	-	+			0		$T_{out} = PL$	$Q_{out} = PS$	

表 8 定性规则中各变量的权重
Table 8 The weights of variables in qualitative rules

原因	P_{in}	T_{in}	Q_{in}	P_{out}	T_{out}	Q_{out}	P_t	T_t	n	T_c	Q_c	P_{gw}	Fu_1	Fu_2	Fu_3
Fault 1	0.2	0.05	0.1	0.1	0.05	0.05	0.1	0.05				0.05	0.1	0.1	0.05
Fault 2	0.05	0.2	0.1	0.05	0.1	0.05	0.1	0.1					0.1	0.1	0.05
Fault 3	0.05	0.05	0.1	0.05	0.05	0.05	0.1	0.05				0.2	0.2	0.05	0.05
Fault 4	0.05	0.05	0.1	0.1	0.05	0.05	0.1	0.05	0.2				0.1	0.1	0.05
Fault 5	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05		0.15	0.2		0.1	0.1	0.05
Fault 6	0.05	0.15	0.1	0.05	0.1	0.05	0.1	0.15			0.1		0.1	0.05	

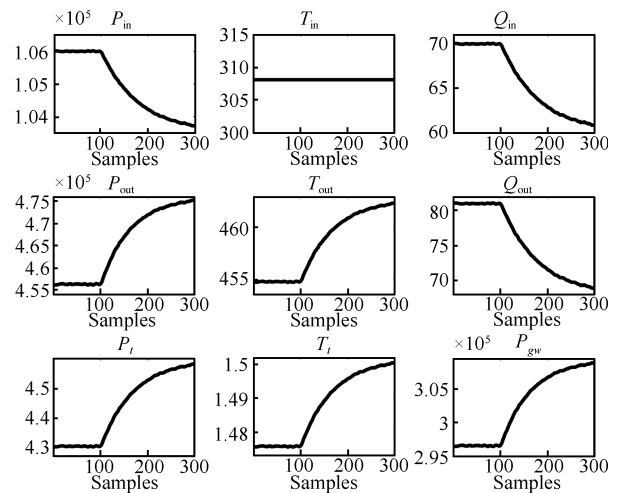
只有一个故障发生，并且压缩机在仿真过程中未发生喘振，在第 100 时刻引入某种故障。根据仿真数据的特点和参数选取规则，定性趋势提取的最小数据拟合长度 $N = 25$ ，模型匹配的滑动窗口宽度 $W = 20$ 。各变量的模糊量空间和四元参数组根据实际经验确定。分别以“入口气体压力过低” (Fault 1) 和“级间密封泄露” (Fault 6) 为例，其诊断结果如图 6 和图 7 所示。

模型匹配的阈值设为 0.8，如果故障发生时某个定性规则的匹配得分大于 0.8，说明该模型与系统运行状态一致。图 6 中，在 1~100 时刻之间，“正常模型” (Normal) 的得分最高；从 100 时刻开始由于某种原因引起压缩机排气量下降时，“正常模型”的匹配得分逐渐下降，而“入口气体压力过低” (Fault 1) 定性规则的匹配得分逐渐升高，并在 150 时刻得分超过 0.8。之后随着变量模糊定性值的匹配程度增大，匹配得分达到 1。诊断结果说明引起压缩机排气量不足的原因为“入口气体压力过低”。图 7 中，从 100 时刻开始，“级间密封泄露” (Fault 6) 定性规则的匹配得分逐渐升高，在 130 时刻得分达到 0.8，于 160 时刻超过 0.8 并一直持续到最后。诊断结果说明此时引起压缩机排气量不足的原因为“级间密封泄露”。

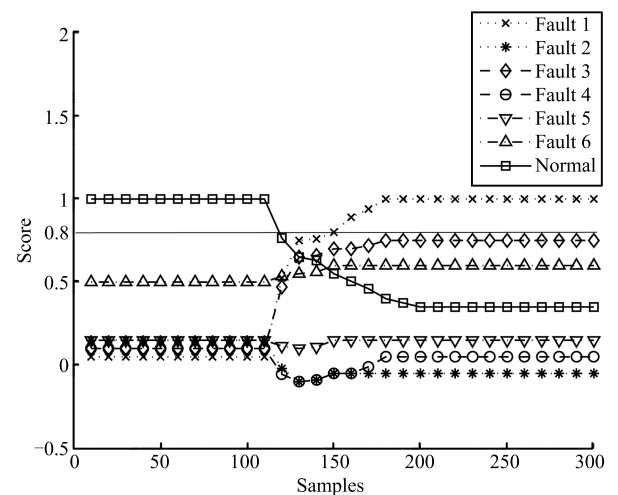
由于某些故障原因之间会存在部分变量定性趋势相同的现象 (如“入口气体压力过低”和“出口管网阻力过高”)，导致它们的匹配得分比较接近。在设置变量权重时，将能够体现不同故障原因之间差异较大的变量设定较大的权重值，这样可以使定性规则匹配结果的差异度增大，从而更准确地诊断出引起故障的原因。

5 结论

本文针对引起离心式压缩机排气量不足的原因，提出了一种定性仿真和模糊知识相结合的故障诊断

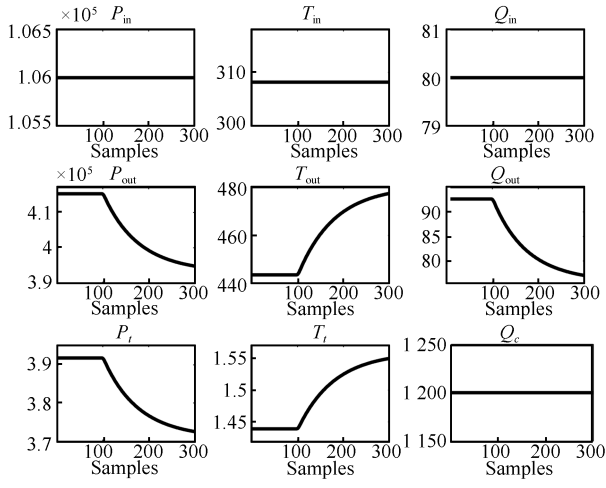


(a) 主要变量的变化趋势
(a) Trends of main variables



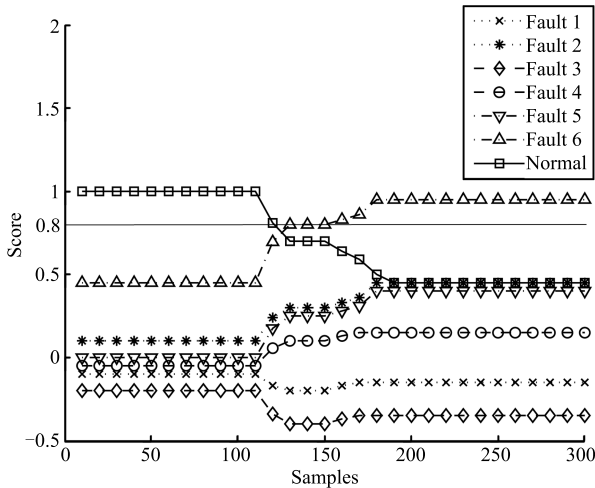
(b) 匹配结果
(b) Matching results

图 6 入口气体压力过低引起压缩机排气量不足的诊断结果
Fig. 6 Diagnosis result of compressor insufficient discharge caused by low suction pressure



(a) 主要变量的变化趋势

(a) Trends of main variables



(b) 匹配结果

(b) Matching results

图 7 级间密封失效引起压缩机排气量不足的诊断结果

Fig. 7 Diagnosis result of compressor insufficient discharge caused by interstage seal failure

方法. 利用压缩机热力参数建立了导致排气量不足原因的定性规则库, 与定性化处理后的变量观测值进行滑动窗口加权匹配, 得到最终的诊断结果. 提出的方法可以有效减少定性推理过程中的不确定性, 能够准确地诊断出发生的故障, 具有建模简单、计算量小和诊断精度高等优点, 为压缩机热力参数诊断提供了一种新的方法. 本文在仿真诊断时做了单故障假设, 而实际系统中存在着不同部件同时发生故障的可能性, 因此未来的工作将对压缩机系统的多故障诊断进行研究.

References

1 Paparella F, Dominguez L, Cortinovis A, Mercangoz M, Pareschi D, Bittanti S. Load sharing optimization of parallel

compressors. In: Proceedings of the 2013 European Control Conference. Zurich, Switzerland: IEEE, 2013. 4059–4064

2 Gravdahl J T, Egeland O. *Compressor Surge and Rotating Stall: Modeling and Control*. New York: Springer Publishing Company, 2011.

3 Azadeh A, Saberi M, Kazem A, Ebrahimpour V, Nourmohammadzadeh A, Saberi Z. A flexible algorithm for fault diagnosis in a centrifugal pump with corrupted data and noise based on ANN and support vector machine with hyperparameters optimization. *Applied Soft Computing*, 2014, **13**(3): 1478–1485

4 Sakthivel N R, Nair B B, Elangovan M, Sugumaran V, Saravanmurugan S. Comparison of dimensionality reduction techniques for the fault diagnosis of mono block centrifugal pump using vibration signals. *Engineering Science and Technology, an International Journal*, 2014, **17**(1): 30–38

5 Muralidharan V, Sugumaran V, Indira V. Fault diagnosis of monoblock centrifugal pump using SVM. *Engineering Science and Technology, an International Journal*, 2014, **17**(3): 152–157

6 Ma Jie, Li Gang, Chen Mo. Nonlinear fault reconstruction based fault prognosis for rotating machinery. *Acta Automatica Sinica*, 2014, **40**(9): 2045–2049 (马洁, 李钢, 陈默. 基于非线性故障重构的旋转机械故障预测方法. *自动化学报*, 2014, **40**(9): 2045–2049)

7 Loboda I, Yepifanov S. A mixed data-driven and model based fault classification for gas turbine diagnosis. In: Proceedings of the ASME Turbo Expo 2010: Power for Land, Sea and Air. Glasgow, UK: ASME, 2010. 257–265

8 Zanolini S M, Astolfi G, Barboni L. Applications of fault diagnosis techniques for a multishaft centrifugal compressor. In: Proceedings of the 18th Mediterranean Conference on Control and Automation. Marrakech, Morocco: IEEE, 2010. 64–69

9 Huang Zhong-Yue, Wang Xiao-Fang, Wang Wei. *Turbine Compressor*. Beijing: Chemical Industry Press, 2014. (黄钟岳, 王晓放, 王威. 透平式压缩机. 北京: 化学工业出版社, 2014.)

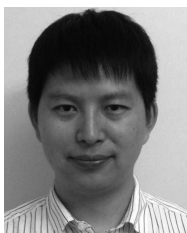
10 Kuipers B J. Qualitative simulation. *Artificial Intelligence*, 1986, **29**(3): 289–338

11 Qi X Z, Liu B J. Novel approach of fuzzy qualitative simulation. In: Proceedings of the 2008 IEEE International Conference on Automation and Logistics. Qingdao, China: IEEE, 2008. 2920–2924

12 Liu Bing-Jie, Hu Chang-Hua, Ye Xue-Mei, Cai Guang-Bin. Improvements of Q3 algorithm and its application in sneak circuit analysis. *Control and Decision*, 2007, **22**(8): 893–898 (刘丙杰, 胡昌华, 叶雪梅, 蔡光斌. Q3 算法的改进及其在潜在通路分析中的应用. *控制与决策*, 2007, **22**(8): 893–898)

13 Wang Hong-Jiang, Sun Bao-Min, Tian Jin-Bu. The application of qualitative simulation to process monitoring and fault diagnosis of boiler. *Journal of Engineering Thermophysics*, 2007, **28**(1): 12–14 (王洪江, 孙保民, 田进步. 定性仿真在锅炉状态监控和故障诊断中的应用. *工程热物理学报*, 2007, **28**(1): 12–14)

- 14 Song Wei-Xu. Research on Fault Diagnosis of AUV Thruster and Sensor Based on Fuzzy Qualitative Simulation [Master dissertation], Harbin Engineering University, China, 2011. (宋伟胥. 基于模糊定性仿真的 AUV 推进器与传感器故障诊断方法研究 [硕士学位论文], 哈尔滨工程大学, 中国, 2011.)
- 15 Dash S, Maurya M R, Venkatasubramanian V, Rengaswamy R. A novel interval-halving framework for automated identification of process trends. *AIChE Journal*, 2004, **50**(1): 149–162
- 16 Chu F, Wang F L, Wang X G, Zhang S N. Performance modeling of centrifugal compressor using kernel partial least squares. *Applied Thermal Engineering*, 2012, **44**: 90–99



陆云松 东北大学博士研究生. 主要研究方向为复杂工业过程监测与故障诊断. 本文通信作者.

E-mail: yunsonglu@126.com

(**LU Yun-Song** Ph. D. candidate at Northeastern University. His research interest covers complex industrial process monitoring and fault diagnosis.

Corresponding author of this paper.)



王福利 东北大学教授. 主要研究方向为复杂工业过程建模、控制与优化, 工业过程监测、质量预报与故障诊断.

E-mail: wangfuli@ise.neu.edu.cn

(**WANG Fu-Li** Professor at Northeastern University. His research interest covers complex industrial process modeling, control and optimization, industrial process monitoring, quality prediction and fault diagnosis.)



贾明兴 东北大学教授. 主要研究方向为复杂工业过程建模、控制与优化, 过程监测与故障诊断.

E-mail: jiamingxing@ise.neu.edu.cn

(**JIA Ming-Xing** Professor at Northeastern University. His research interest covers complex industrial process modeling, control and optimization, process monitoring and fault diagnosis.)