

文章编号: 1005-3662(2002)04-0001-06

基于人工智能方法的复杂过程故障诊断技术

桂卫华, 刘晓颖

(中南大学 信息科学与工程学院, 湖南 长沙 410083)

摘 要: 由于复杂过程因素多, 波动大, 反应机理复杂, 无法建立精确的数学模型, 传统的故障诊断方法很难取得令人满意的结果。针对复杂过程的特点, 利用智能技术无需建立对象精确模型的优势, 研究适合复杂过程实现的基于人工智能方法的故障诊断技术。并对构造智能诊断系统所需要解决的机器学习技术从知识获取、深浅知识表示方法和规则更新方面进行了分析。最后对基于人工智能方法的复杂过程故障诊断技术研究的发展趋势和有待解决的问题进行了分析与探讨。

关 键 词: 人工智能; 复杂过程; 故障诊断; 机器学习

中图分类号: TP 206

文献标识码: A

1 引 言

复杂过程是指石油、化工、冶金、轻工、纺织、制药、建材等具有复杂的对象、环境和任务的工业生产过程, 研究复杂过程的故障诊断方法^[1, 2], 对于保证生产流程的安全稳定运行, 提高企业的经济效益具有重要的实际意义。由于生产过程本身结构的复杂性、参数和结构的不确定、机理的复杂性、动态特性、时变、强耦合严重、开放性、建模的复杂性, 其所处的复杂环境具有的干扰的动态性与不确定性、非良定结构, 以及其复杂任务带来的多目标优化和工业控制的综合自动化, 使得故障性质^[3]主要表现为以下几个方面。

①层次性 复杂过程的结构可以划分为系统、子系统、部件、元件等各个层次, 从而形成其功能的层次性, 因而故障的产生对应于过程的不同层次表现出层次性。②时间性 故障的产生与表现常常与时间有关, 以及由其运动的动态性所决定, 如渐进性故障、间歇性故障等。③相关性 由于复杂过程是若干相互联系的子系统组成的整体, 某些子系统的故障经常是由与之相关的子系统或下一级子系统的故障传播所致, 从而表现出相关性。④模糊性 系统运行状态中的模糊性, 以及人们在状态监测和技术诊断中存在着叙谈模糊的概念及方法。⑤随机性 故障的发生常常与时间紧密相关的随机过程有关。⑥放射性 某一

部位的故障本身征兆不明显, 却引起其他部位的故障。⑦延时性 指故障的发生、发展和传播时间的延迟。⑧不确定性 既不是由于故障描述的模糊性引起, 也不是因随机性而产生, 而是由于人为主观条件限制, 在故障产生后, 不能准确说明其发生的部位与原因, 而它又确实已经存在, 只是因条件不足我们不能完全感知。⑨相对性 故障的产生与一定的条件和环境有关, 不同条件和环境下的故障表现以及对其描述与划分存在不一致性, 如不同的描述方法故障的程度就不同。

由于以上故障特性, 现有的故障诊断理论和技术正面临着复杂过程的复杂性带来的严峻挑战^[4]。对于复杂过程的故障诊断, 至今还没有十分行之有效的方法^[5]。由于复杂过程的功能单元很多, 各单元及其组合都可能产生故障, 其数量是巨大的, 很难对其进行状态描述和模拟各种故障情况。因此, 如果采用传统的推理检测方法进行故障诊断, 难以实时判别出故障原因。并且复杂过程中的制约因素很多, 最终一个故障的形成往往是众多因素造成的结果, 而各因素之间既有十分复杂的联系, 又各自对最终故障贡献的“权重”十分模糊。因而无法用精确的状态模型进行表示。如果采用一些常规的化简方法, 又不能如实反映出复杂过程的本身特性。建立在数学模型基础上的故障诊断方法一个重要的问题就是要求实际系统有精确的数学模型, 但是实际系统中的

收稿日期: 2002-06-10

作者简介: 桂卫华(1950—), 男, 湖北襄樊人, 教授, 博士生导师, 主要从事复杂过程建模、优化、故障诊断技术和流程工业综合自动化技术等方面的教学与科研工作。

模型不确定性导致这些方法的不实用性,为克服这些问题,基于使残差对干扰的灵敏度达到最小,而对故障灵敏度达到最大的设计原则的鲁棒诊断技术便发展起来,这包括基于未知输入观测器、特征结构配置、频率技术(H_∞)和多观测器函数的极小化等故障方法^[6],但是这些方法通常比较复杂或受一定非线性限制,在实际应用中遇到了许多难以逾越的障碍。而基于人工智能的方法无需建立对象的精确数学模型,通过特征提取、模式分析和聚类分析进行故障的检测与诊断,因此将先进的人工智能技术用于复杂过程的故障诊断,为故障诊断的研究与应用开辟了新的领域。

2 基于专家系统故障诊断方法

专家系统^[7~13]是人工智能领域中最活跃的一个分支,它已广泛地应用于过程监测系统。该方法不依赖于系统的数学模型,而是根据人们长期的实践经验和大量的故障信息知识,设计出一套智能计算机程序,以此来解决复杂系统的故障诊断问题。

故障检测诊断专家系统结构框图如图1所示,人机接口把被控对象的有关数据送入动态数据库,推理机根据知识库中的知识、动态数据库中的实时数据进行推理,得出系统中是否发生故障,发生什么故障,然后对诊断结果进行评价和决策,故障排除后,再重复上述过程。

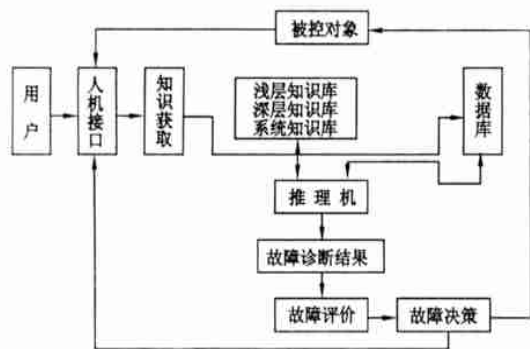


图1 基于专家系统的故障诊断

建立专家系统来进行故障检测诊断,是一个比较先进的工程技术,它可汇集各种来源的关于故障的知识,并将专家和专业技术人员的可靠性知识形式化,使一般工作人员借助于专家系统达到或接近专家的工作水平。近年来,基于专家系统的故障诊断方法研究取得了以下一些新进展:①机器学习的

研究^[14]。学习系统根据知识库中已有的知识,用户对系统提问的动态应答及故障示例等,采用各种学习方法来得到新的知识,以提高系统性能。②自适应诊断专家系统。③基于规则的产生或系统与神经网络方法相结合^[15~16],利用神经网络的自适应和自学习功能,克服传统专家系统不能用于非线性领域的弱点。④基于信息的专家系统的研究^[17]。不管是什么样的诊断系统,其核心都是信息的获取、处理和利用,也就是信息的运用。因而,基于科学家 Shannon 的信息论原理,可以将不同层次的知识用信息熵的概念统一处理。这一思想首先被用于机器人领域,后来又被应用于专家系统中。⑤将时态推理技术引入专家系统,建立基于时态推理的故障模型^[18]。实时性是衡量专家系统的一个重要指标之一,尤其是一些重要的工业过程,例如化工、电厂等,它们所在领域的固有特点要求诊断系统能在给定的时间内推导出令人信服的结果。提高系统实时性的研究主要集中于两个方面:一个是对表示知识的方法进行改造,使系统具有表达知识的能力;另一个是建立时态推理的诊断模型,用模糊数学来描述时态知识的不精确性,从而把时态信息用于故障诊断。

3 基于神经网络故障诊断方法

由于神经网络具有处理复杂多模式及进行联想、推测和记忆功能,它非常适合应用于故障诊断系统。它具有自组织自学习能力,能克服传统专家系统当启发式规则未考虑到时就无法工作的缺陷。因此,将神经网络应用于过程监测系统已成为一个非常活跃的研究领域^[19~21]。

用神经网络进行控制系统故障诊断,主要有两种方式:①离线诊断,它的学习过程和使用过程是分开的。当控制系统出现故障时,把故障信息或现象输入神经网络,经过自组织、自学习,输出合理的解决办法。传统的故障诊断专家系统,因为是以启发式规则为基础的,所以当遇到未见过的新故障信息或现象时,就不能正确处理。而神经网络是利用相似性、联想能力进行诊断的。给神经网络存入大量样本,神经网络即对这些样本进行学习,当 n 个类似的样本被学习后,根据样本的相似性,把它们归类为按相似的权值分布。当 $n+1$ 个相似的样本输入时,神经网络的归类标准表现在权值的分布上。这样,当部分信息丢

失时,如 n 个样本中丢失了 n_1 个($n_1 < n$),那么神经网络还可以通过另外 $n - n_1$ 个样本去学习,并不影响全局。这种学习过程称为“有导师的学习”。② 在线诊断。将神经网络与控制系统直接相连,让其自动获得故障信息及现象,然后由神经网络内部自组织、自学习,使学习过程和使用过程合而为一。这种学习过程是“无导师学习”。

常用于故障诊断的神经网络模型种类有:Hopfield 网,Hamming 网,ART 网,BP 网和Hohlnon 网。

4 基于模糊数学诊断方法^[22-23]

设用一个集合 Y 定义系统中所有可能发生各种故障原因,由这些故障原因引起的各种症状,如温度、压力、湿度的波动等定义为一个集合 X 。

由于故障征兆是界限不分明的模糊集合,用传统的二值逻辑方法显然不合理,可选用确定隶属函数,用相应的隶属度来描述这些症状存在的倾向性。模糊诊断的方法就是通过某些症状的隶属度来求出各种故障原因的隶属度,以表征各故障存在的倾向性。

将症状集合 X 中的各元素转换成隶属度,就构成了故障症状模糊矢量 X 。将故障诊断原因集合 Y 中的各元素转换成隶属度,就构成了故障原因模糊矢量 Y 。

根据模糊数学原理,可得到 Y 和 X 的因果模糊关系为:

$$Y = X \circ R$$

(1)

式(1)称为故障原因与征兆之间的模糊关系方程。其中,“ \circ ”为模糊逻辑算子, R 为模糊关系矩阵。在故障诊断中,模糊诊断矩阵 R 的构造需要以大量现场实际运行数据为基础,其精度的高低主要取决于所依据的观测数据的准确性及丰富程度。

5 基于模糊神经网络的故障诊断方法^[24-28]

在诊断领域中,模糊逻辑理论和神经网络技术在知识表示、知识存贮、推理速度及克服知识窄台阶效应等方面起到了很大作用。近年来,基于神经网络的模糊控制器逐渐成为研究的热点,原因在于二者之间的互补、关联性。模糊控制和神经网络各自优势在于:模糊控制易于获得由语言

表达的专家知识,能有效地控制难以建立精确模型而凭经验可控制的系统,而神经网络则由于其仿生特性更能有效利用系统本身的信息,并能映射任意函数关系,具有并行处理和自学习能力,容错能力也很强。二者间的具体异同见表 1。

表 1 神经网络与模糊逻辑的比较

	神经网络	模糊逻辑
组成	神经元互连	模糊逻辑模糊规则
映射关系	点与点之间的对应	块与块之间的对应
知识存储方式	连接权值	规则的方式
知识表达能力	弱	强
容错能力	强	较强
学习能力	能进行学习	不能学习
精度比较	高	较高
计算量	多	少
应用	用于建模、模式识别、估计用于可凭经验处理的系统	

在集成大系统中,神经网络可用于处理低层感知数据,模糊逻辑可用于描述高层的逻辑框架。神经网络和模糊系统均属于无模型控制器和非线性动力学系统,但神经网络适合于处理非结构化信息,而模糊系统对处理结构化的知识更有效。因此,有必要将模糊逻辑与神经网络融合起来构成模糊神经网络,使之能同时具有模糊逻辑和神经网络的优点,主要表现在既能表示定性知识又能具有强大的自学习能力和数据处理能力。

模糊神经网络是在传统的前向人工神经网络中加入模糊层,模糊层将每个输入量转化为模糊集: $q_j = \{\text{负大, 负中, 负小, 零, 正小, 正中, 正大}\}$, 作为 7 种类型的神经元。通过适当选择模糊神经网络的模糊层权值调整所需成员函数。

模糊层与模糊设置负大和正大有关,神经元的采用补偿 Sigmoid 函数和 Sigmoid 函数作为激发函数,其他神经元采用 Gaussian 函数作为激发函数。隐含和输出层的神经元采用 Sigmoid 函数。模糊神经网络的每个输出量代表一种特定故障,其输出量在 0 到 1 范围内取值。当与故障对应的网络输出量为 1 时,该故障一定存在。若对于特定的输入模式,没有神经网络输出值为 1,则该输入模式不表示故障情况。

6 故障诊断中的机器学习技术

故障诊断的智能化水平与系统的机器学习能力密切相关,如果诊断系统具有学习能力,就可以从环境变化中学习新知识,不断实现自我完善。因此机器学习技术是提高智能故障诊断系统诊断

能力的主要途径。

1) 知识获取技术 知识获取是构造人工智能系统中的一个“瓶颈”问题,也是机器学习的实质问题。遗传算法(GA)作为模拟生物界的自然选择与生物遗传机制的一种搜索算法^[29],从其开始就与机器学习有着密切的关系。而遗传算法的全局最优解搜索能力以及其本质并行性等特点,在数据量庞大、实时性要求高的故障诊断应用中,基于遗传算法的知识在线获取就体现出它的很大优势^[30]。

2) 深浅知识集成表示方法^[31] 基于浅知识(人类专家的经验知识)的系统具有知识表达直观、形式统一、模块性强、推理速度快等优点,由于过程的复杂性,它很难完整表示诊断对象的故障诊断领域的知识,致使诊断难以得出甚至不能得出结论,此时只有使用深知识(诊断对象的模型、原理知识)才能进行进一步诊断。因此只有将这两种方法结合起来,才能有效提高故障诊断的准确性和推理诊断的效率^[32]。

深浅知识的集成表示模型从纵向来看,每种设备、部件和零件都具有某些方面的继承性,从横向来看,体现了同层相关的属性。这种树型的知识结构,易于用面向对象的方法实现,而且借鉴数据库技术和树的结构运算理论,容易实现知识的管理和维护,为提高推理效率创造了条件。

3) 规则更新方法 由于在系统运行过程中,新模式会不断添加到知识库中,在已有的模式中也会增加新成员。这就导致以前得到的规则集需要随之更新。如果不能解决好规则更新问题,将无法保证故障判断的准确性。

粗糙集理论是一种处理含糊和不精确信息的新方法^[33,34]。它的一个重要特点是不需要预先给定问题的某些特征或属性的数量描述,如概率分布、隶属度或隶属函数等,而是直接从给定问题的描述信息出发,依据不同的观察点把事例集划分成等价类来确定给定问题的近似域,从而发现问题的本质特征和规律。因此,基于粗糙集理论规则更新方法可以满足不断变化的外部情况,而不只是单纯依赖机器决策。

文献[35]根据粗糙集理论,提出在数据库中规则更新的评判函数法和属性统计法。指出必须根据外部环境的发展变化,发挥决策者的先验知识和主观能动性来提出新模式或新成员,在此基

础上进行规则集的更新,并提出数据库中规则获取和更新的策略模型,以便作出正确的决策。

7 基于人工智能方法的故障诊断技术应用

目前,人工智能方法已成为故障诊断领域中的研究热点,并在一些工业领域得到了应用。如美国 Combustion Engineering Simcon 公司的 IPOM 故障诊断系统,由模式识别、智能显示、专家系统与 DCS 数据高速公路的接口组成,主要用于检测和诊断生产过程中的故障^[36];日本大阪油化公司开发的 Echos 系统,用于乙烯裂解的异常诊断以及川崎钢铁公司用于高炉炉况控制的 GO-STOP 系统^[37]。

文献[38,39]设计了基于专家系统的锌浸出过程故障诊断模型:首先采集与故障诊断有关的异常状态,建立故障树和相关的故障模式,然后决定确定因子,最后在此基础上构造故障诊断的规则模型。故障判别采用贝叶斯判别式与前向、后向推理机制结合,在实际应用中获得了满意的效果。

文献[40]将人工神经网络与专家系统结合应用于密闭鼓风炉冶炼铅锌过程的故障诊断,提出并设计了铅锌冶炼过程的集成智能故障诊断系统:元系统是整个系统的总控制器,负责获取测试数据,启动神经网络进行诊断并对诊断结果进行解释和评价,当神经网络对新出现故障不能给出正确的诊断结论时,将激活专家系统进行诊断。专家系统利用深层知识库进行推理,得出诊断结论,并启动学习机制对神经网络进行训练。

文献[41]以密闭鼓风炉为研究对象,在利用小波分析进行数据预处理的基础上,将专家系统、模糊控制、神经网络等先进的理论和技术有机的结合起来,提出了模块化的混合故障诊断系统,实现对整个密闭鼓风炉生产系统的状态监测和故障诊断,对密闭鼓风炉的生产具有重要的指导意义和现实意义。

文献[42]针对目前国内通用故障诊断软件较少见的情形,提出了基于知识模型库的故障诊断软件的结构方案。该软件合理有序地集成了以智能诊断方法为主的故障诊断方法,并采用智能决策模块在推理过程中不断修正集成推理的策略,直至给出相应的最佳处理方案,因此能够高效地实施故障诊断功能。

8 人工智能诊断技术发展趋势

尽管基于人工智能方法的诊断技术已经获得了很大的发展,但是还存在着许多有待发展解决的问题,主要有以下四个方面。

① 由于依靠单一智能技术的故障诊断已难以满足复杂过程故障诊断的任务要求。因此,将多种不同的智能技术结合起来的集成诊断系统是智能化故障诊断研究的一个发展趋势^[43, 44]。主要结合的技术有基于规则的专家系统与神经网络的结合,模糊逻辑、神经网络与专家系统的结合等等。其中模糊逻辑、神经网络与专家系统结合的诊断模型是最具发展前景的,也是目前人工智能领域的研究热点之一。这方面的研究刚刚开始,很多问题需要深入研究。例如,模糊逻辑与神经网络的组合机理、组合后的实现算法、便于神经网络处理的模糊知识的表达方式等。如何使智能系统既具有神经网络的学习能力又具有灵活的知识表达能力和严谨的逻辑性,是一个值得深入研究的问题。

② 由于学习问题的复杂性与多样性以及目前计算机工作原理带来的制约和限制,机器学习问题至今尚无突破性进展。因此,采用先进的理论与算法在知识获取、规则更新等问题上取得突破,从而提高系统在线学习能力,是今后人工智能诊断技术研究的一个重要方向。

③ 现有的智能诊断模型由于诊断能力依赖知识库中的现有知识,对异常类故障的处理无法获得满意的结果。解决该问题的有效途径是将有监督算法^[45]与无监督算法集成起来,研究一种新的神经网络算法,再与模糊逻辑、专家系统技术相结合。

④ 根据实际工程的需要,开发出实用的基于人工智能技术的故障诊断系统软件,从而使我国流程工业的自动控制系统向高可靠性发展。

9 结 语

基于人工智能方法的故障诊断技术凭借智能化的优势可以有效克服复杂过程因素多、波动大、反应机理复杂、无法建立精确的数学模型的困难,因此研究复杂过程的智能诊断技术不仅对于保证流程工业生产的安全稳定运行,从而切实提高企业的经济效益具有重要的现实意义;而且为故障

诊断技术的研究与应用开辟了新的领域。

参考文献:

- [1] 刘晓颖, 桂卫华. 复杂过程的故障诊断技术[J]. 计算机工程与应用, 2001, 37(7): 11—13.
- [2] 刘晓颖, 桂卫华. 复杂过程的集成智能故障诊断技术[J]. 化工自动化及仪表, 2001, 28(4): 16—18.
- [3] 吴今培, 肖建华. 智能故障诊断与专家系统[M]. 北京: 科学出版社, 1997.
- [4] 张萍, 王桂增, 周东华. 动态系统的故障诊断方法[J]. 控制理论与应用, 2000, 17(2): 153—158.
- [5] 陈凯, 朱杰, 王豪行. 复杂系统故障诊断中的模糊聚类方法[J]. 上海交通大学学报, 1998, 32(6): 61—64.
- [6] Wen, X., Liu, Z. J., Zhang H. Y. An Approach to Failure Detection with Model Parameter Uncertainties[C]. IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes, Hull, U. K., 1997.
- [7] 蒋慰孙. 对专家规则控制的若干看法[J]. 化工自动化及仪表, 1999, 26(5): 1—4.
- [8] 黄席樾, 熊庆宇, 石为人, 等. 冶金连铸工业过程实时专家控制系统的设计与实现[J]. 自动化学报, 1998, 24(3): 405—409.
- [9] 阳春华, 沈德耀, 吴敏, 等. 焦炉配煤专家系统的定性定量综合设计方法[J]. 自动化学报, 2000, 26(2): 226—232.
- [10] Wu, M., Tang Z. H., Gui, W. H. Expert Fault Diagnosis System for Leaching Process in Zinc Hydrometallurgy[J]. Transaction on Nonferrous Metals Society of China, 2000, 10(5): 699—703.
- [11] Wu, M., Nakano, She, J. H. A Model-based Expert Control System for the Leaching Process in Zinc Hydrometallurgy[J]. Expert Systems with Applications, 1999, 16(1): 135—143.
- [12] Wu, M., Gui, W. H., Shen, D. Y., Wang, Y. L. Expert Fault Diagnosis Using Rule Models with Certainty Factors[C]. Proceedings of the 3rd World Congress on Intelligent Control and Automation, 2000.
- [13] Wu, M., Tang Z. H., Gui, W. H. Expert Fault Diagnosis System for Leaching Process in Zinc Hydrometallurgy[J]. Transaction on Nonferrous Metals Society of China, 2000, 10(5): 699—703.
- [14] 蔡自兴. 智能控制—基础与应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 1998.
- [15] Wu, M., Tang Z. H., Gui, W. H. Expert Control Strategy Using Neural Networks for Electrolytic Zinc Process[J]. Transaction on Nonferrous Metals Society of China, 2000, 10(4): 555—560.
- [16] 刘晓颖, 桂卫华, 朱爽, 等. 基于神经网络的动力锅炉故障诊断专家系统[J]. 基础自动化, 2001, 8(5): 55—57.
- [17] 黄苏南, 邵惠鹤. 基于信息的专家系统理论及应用[J]. 控制与决策, 1995, 10(2): 119—126.
- [18] 叶文, 吕勇哉, 沈平. 时态覆盖集诊断模型 TGSC[J]. 计算机学报, 1994, 17(5): 347—353.
- [19] 万维汉, 万百五, 杨金义. 闪速炉的神经网络冰镍

- 质量模型与稳态优化控制研究[J]. 自动化学报, 1999, 25(6): 800—803.
- [20] 张义忠, 冯振声. 基于神经网络的复杂电子装备故障诊断系统[J]. 计算机工程与应用, 2000, 36(3): 159—161.
- [21] 闻新, 周露. 神经网络故障诊断技术的可实现性[J]. 导弹与航天运载技术, 2000, 1(2): 17—22.
- [22] Frank, P. M., Kiupe, N. Residual Evaluation for Fault Diagnosis Using Adaptive Thresholds and Fuzzy Inference[C]. Proc. of IFAC World Congress, San Francisco, USA, 1996.
- [23] Hwang, H. S. Automatic Design of Fuzzy Rule Base for Modelling and Control Using Evolutionary Programming[J]. IEEE Proc. Control Theory Appl, 1999, 146(1): 9—16.
- [24] Zhang, J., Morris, A. J. and Martin, E. B. Robust Process Fault Detection and Diagnosis Using Neuro-Fuzzy Networks[C]. Proc. of IFAC World Congress, San Francisco, USA, 1996.
- [25] Gomm, J. B. On-Line Learning for Fault Classification Using an Adaptive Neuro-Fuzzy Network[C]. Proc. of IFAC World Congress San Francisco, USA, 1996.
- [26] Arafah, L., Singh, H. and Putatunda, S. K. A Neuro Fuzzy Logic Approach to Material Processing [J]. IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics-Part C: Applications and Reviews, 1999, 29(3): 362—370.
- [27] Srinivasan, D., Cheu, R. L. and Poh, Y. P., *et al.* Automated Fault Detection in Power Distribution Networks Using a Hybrid Fuzzy-Genetic Algorithm Approach[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2000, 13(2): 407—418.
- [28] Tsang, E. C. C., Wang, X. Z. and Yeung, D. S. Improving Learning Accuracy of Fuzzy Decision Trees by Hybrid Neural Networks[J]. IEEE Trans. on Fuzzy Systems, 2000, 8(5): 601—614.
- [29] 桂卫华, 黄泰松, 阳春华. 一种改进的遗传算法及其在企业原料采购优化中的应用[J]. 矿冶工程, 2001, 21(3): 59—62.
- [30] 张雪江, 朱向阳, 钟秉林. 利用遗传基因算法从数据库自动生成知识库[J]. 计算机工程与设计, 1997, 6(3): 22—28.
- [31] 王道平, 马少平. 故障诊断系统中深浅知识集成表示方法研究[J]. 小型微型计算机系统, 2001, 22(9): 1025—1028.
- [32] Chittaro, L., Rano, R. Diagnosis of Multiple Faults with Flow-Based Functional Models: The Functional Diagnosis with Efforts and Flows Approach[J]. Reliability Engineering & System Safety, 1999, 64(2): 137—150.
- [33] 李永敏, 朱善君, 陈湘晖. 等. 基于粗糙集理论的数据挖掘模型[J]. 清华大学学报, 1999, 39(1): 110—113.
- [34] 刘发升, 杨炳儒. 一种基于粗糙集的多层次、逐步求精的发掘算法[J]. 计算机工程与应用, 1999, 35(5): 11—12.
- [35] 张学民, 安利平. 动态数据库规则获取和更新的粗糙集方法[J]. 天津大学学报, 2001, 34(4): 529—532.
- [36] 徐湘元, 毛宗源. 过程控制的发展方向-智能控制[J]. 化工自动化及仪表, 1998, 25(2): 1—5.
- [37] 毕学工. 高炉过程数学模型及计算机控制[M]. 北京: 冶金出版社, 1996.
- [38] Wu, M., She, J. H., Nakano, Gui, W. H. Expert Control and Fault Diagnosis of the Leaching Process in a Zinc Hydrometallurgy Plant[J]. Control Engineering Practice, 2002, 10(4): 433—422.
- [39] Wu, M., She, J. H., Nakano, Gui, W. H. Expert Control and Fault Diagnosis of the Leaching Process in Zinc Hydrometallurgy Plant[C]. Proceedings of the IFAC Workshop on Future Trends in Automation in Mineral and Metal Processing, 2000.
- [40] 刘晓颖, 桂卫华, 朱爽. 铅锌冶炼过程的故障诊断神经网络专家系统[J]. 上海海运学院学报, 2001, 22(3): 89—91.
- [41] 丁云飞, 桂卫华, 刘晓颖. 密闭鼓风炉的混合故障诊断方法[C]. 中国控制会议论文集, 2001.
- [42] 朱爽, 桂卫华, 刘晓颖. 等. 通用故障诊断软件系统的设计开发研究[J]. 基础自动化, 2001, 8(4): 36—39.
- [43] Liu, X. Y., Gui, W. H., Zhu, S., Wu, M. Fault Diagnosis Technology for Complex Process[C]. Proceedings of the First China-Japan International Workshop on Internet Technology and Control Applications, June, 2001.
- [44] Zhang, J., Morris, J. Process Modelling and Fault Diagnosis Using Fuzzy Neural Networks[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1996, 79(1): 127—140.
- [45] 王雅琳, 桂卫华, 阳春华. 等. 自适应监督式分布神经网络及其工业应用[J]. 控制与决策, 2001, 16(5): 549—552.

Fault Diagnosis Technologies Based on Artificial Intelligence for Complex Process

GUI Wei-hua, LIU Xiao-ying

(Information Science & Engineering Institute, Central South University, Hunan Changsha 410083, China)

Abstract Owing to many factors, great fluctuations and intricate reactive mechanism of complex process, it is hard to get the satisfied results by the traditional fault diagnosis methods. In allusion to the characteristics of complex process, without object precise model, this paper studies the fault diagnosis technologies based on artificial intelligence, and analyses the pivotal technologies for construction of intelligent diagnosis system from knowledge acquisition, integrated model of shallow and deep knowledge and updating rules. In the end, future research direction is predicted about fault diagnosis technologies for complex process based on artificial intelligence, and problems that should be met are pointed out and discussed.

Key words artificial intelligence; complex process; fault diagnosis; machine learning