

具有质量追溯功能的基于神经网络专家系统的热轧成品质量检测系统

花季伟^{1,2}, 路遥^{2*}, 雷兆明², 徐伟鑫²

(1. 天津师范大学 计算机与信息工程学院, 天津 300387; 2. 河北工业大学 控制科学与工程学院, 天津 300310)

(* 通信作者电子邮箱 saintblood@yahoo.cn)

摘要: 针对以往神经网络专家系统解释机制不健全以及无法提供推理过程的问题, 提出了结合质量追溯功能的基于径向基函数(RBF)神经网络的热轧成品质量检测专家系统, 在质量追溯部分针对专家系统的输出结果给出详细的解释及追溯过程。根据钢铁行业的特点, 对物理性能检测部分应用复合神经网络, 首先通过 RBF 神经网络对物理性能参数进行预测, 然后用复二次函数作为核函数处理输入参数, 并对输出结果进行纵向追溯和横向追溯。系统实际应用结果表明, 该专家系统提高了钢铁企业质检工作的自动化程度和效率, 与以往的人工质检方式相比节约了 60% 的时间。

关键词: 专家系统; 径向基函数神经网络; 复二次函数; 质量检测; 质量追溯

中图分类号: TP389.1 **文献标志码:** A

Hot rolling products quality test system based on neural network with function of quality-track

HUA Ji-wei^{1,2}, LU Yao^{2*}, LEI Zhao-ming², XU Wei-xin²

(1. College of Computer and Information Engineering, Tianjin Normal University, Tianjin 300387, China;

2. College of Control Science and Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300310, China)

Abstract: Concerning the problem in the conventional neural network expert system that can not provide explaining facility and reasoning process, the hot rolling products quality test system based on Radial Basis Function (RBF) neural network with function of quality-track can overcome the shortcoming. In the part of quality test, it provided detailed explanations and tracking process of the output of the expert system. According to the characteristics of steel industry, it used multi-RBF neural network in the part of physical properties test. Firstly it used RBF neural network to forecast physical properties, and then dealt with the input parameters with the multiquadratic function. Finally it made longitudinal tracing and horizontal tracing to the result. The practical application result shows this system improves the degree of automation and the efficiency quality test in iron and steel enterprise. Compared with the previous way, it saves 60% of the time.

Key words: expert system; Radial Basis Function (RBF) neural network; multiquadratic function; quality test; quality-track

0 引言

钢铁企业制造执行系统 (Manufacturing Execution System, MES) 是从客户的订单开始, 进行质量设计后, 通过制定生产计划, 作业部门根据工序生产计划组织生产, 质量跟踪贯穿整个生产过程, 质量检查完成后, 由系统自动完成质量的判定、跟踪及异常材的处理, 在产品的质量及数量上保证订单的要求。现阶段冶金行业的运营特点趋向于严格的冶金产品质量规范, 质量控制在钢铁冶金行业中占据着越来越重要的地位。其中, 质量检测是实现质量控制的最核心环节, 只有精确地检测并分析出产品判废原因并进行质量追溯, 才能把成品质量控制在最佳水平。为了更精确、更智能地进行质量检测工作, 越来越多的企业在进行质量检测时引入专家系统。而传统的专家系统存在解释机制不健全和自动化程度低的问题,

因此, 本文采用带有质量追溯的基于径向基函数 (Radial Basis Function, RBF) 神经网络的专家系统来优化这一问题。

1 基于复二次函数的 RBF 神经网络

径向基函数 (RBF) 神经网络的构成包括三层: 其中输入层由一些感知单元组成, 它们将网络与外界环境连接起来; 第二层是隐层, 它将数据从输入空间到隐藏空间之间进行非线性变换; 第三层是输出层, 它为作用于输入层的激活模式信号提供响应^[1-2]。径向基神经网络可以将低维空间非线性可分的问题映射到高维空间, 使其在高维空间线性可分。基于神经网络的这一特点, 它在很多领域被广泛应用, 如文献[3]就利用 RBF 神经网络的这一特点研究了超导电力供应系统; 文献[4]提出了基于径向基网络的软件老化预测模型; 文献[5]将 BP (Back Propagation) 神经网络和 RBF 神经网络在网络逼

收稿日期: 2012-06-04; 修回日期: 2012-07-10。 基金项目: 河北省重点基础研究项目 (09963536D); 天津师范大学博士基金资助项目 (52XB1001); 天津师范大学博士基金资助项目 (52X09013)。

作者简介: 花季伟 (1978-), 男, 天津人, 讲师, 主要研究方向: 物联网应用、数据挖掘; 路遥 (1986-), 女, 河北唐山人, 硕士研究生, 主要研究方向: 计算机控制与工程应用; 雷兆明 (1974-), 男, 天津人, 讲师, 主要研究方向: 物联网应用、数据挖掘; 徐伟鑫 (1987-), 男 (满), 河北承德人, 硕士研究生, 主要研究方向: 工业网络控制。

近能力、分类能力和学习速度方面进行比较,RBF 神经网络可以避免 BP 网络容易陷入局部最优的缺点^[6-8],因此采用 RBF 神经网络设计了入侵检测系统。以上应用都只需要输出结果,而不需要对结果进行解释说明。本文提出的检测系统可进一步对结果进行分析解释,并可提供完整的追溯过程。

我们可以将神经网络的设计看作是一个高维空间中的曲线逼近问题,学习就等价于在多维空间中寻找一个能够最佳拟合训练数据的曲面。传统激活函数都习惯采用高斯函数,而复二次函数具有高度对称性,形式简单、光滑性好,任意阶可导,且其在靠近训练中心点处逼近速度较快,它能以更高的精度逼近一个光滑的输入-输出映射,因此采用复二次函数作为隐层激活函数。本系统将梯度下降法应用于优化 RBF 神经网络,详细训练方法参考文献[9]。其主要作用是计算隐层节点的输出:

$$h_j = (\|X - c_j\|^2 + b_j^2)^{\frac{1}{2}}; j = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

其中: h_j 是网络的第 j 个隐层节点的输出; $c_j = [c_{j1}, c_{j2}, \dots, c_{jm}]$ 为隐层第 j 个单元基函数的中心, $\|X - c_j\|$ 表示 X 和 c_j 之间的距离^[10-11]; $B = [b_1, b_2, \dots, b_n]^T$ 称为该基函数的扩展常数或宽度,其取值越小,径向基函数的宽度就越小,基函数越具有选择性, b_j 是大于零的标准化常数; $W = [w_1, w_2, \dots, w_n]^T$ 是网络的权向量。

用复二次函数时整个网络的可调参数有两组,即基函数的中心位置、宽度和输出单元的权值。对于 RBF 来说,传统的参数确定算法通常采用聚类法。聚类法虽然能根据各聚类中心之间的距离确定各隐节点的扩展常数,但是存在着两个缺点:一是确定数据中心时只用到了样本输入信息,而没有用到样本输出信息或误差信息;二是聚类方法也无法确定聚类的数目。梯度下降法是以负梯度方向作为下降方向的极小化算法,它在确定参数的过程中结合了基于输出值处理的性能指标函数,充分考虑了样本输出信息和误差信息,有效克服了传统聚类方法的缺点,可以实现无约束最优化,而且收敛速度快。

在图 1 所示的 RBF 神经网络的结构中,设定输入向量 $X = [x_1, x_2, \dots, x_m]$, 输入节点数为 m ; $H = [h_1, h_2, \dots, h_n]^T$ 为网络的径向基向量,其中 h_j 为核函数,隐层节点数为 n , n 的值通过经验法确定。本文采用复二次核函数作核函数,如式(1)所示。RBF 网络的输出为隐层节点输出的线性组合,即:

$$\hat{y}(k) = w_1 h_1 + w_2 h_2 + \dots + w_n h_n \quad (2)$$

从式(1)和(2)可以看出,需要确定的 RBF 神经网络参数有:权向量 W 、中心矢量 c_j 、基宽度参数 B 、隐含层的节点数 m 。

对于隐含层的节点数,目前没有明确的理论证明,大多情况下是通过经验来确定。对于基宽度参数 B 、中心矢量 c_j 和权向量 W ,采用基于 Delta 学习规则的梯度下降法来确定。

设在 k 时刻系统的实际输出为 $y(k)$, 则 RBF 网络的性能指标函数:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m [y_k - \hat{y}_k]^2 \quad (3)$$

W 、 B 及 c_j 的调整采用梯度下降法:

$$w_j(k) = w_j(k-1) + \eta \frac{\partial E}{\partial w_j(k-1)} + \alpha [w_j(k-1) - w_j(k-2)] \quad (4)$$

其中

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial w_j(k-1)} &= \sum_{k=1}^m e(k-1) (\|x_j - c_j(k-1)\|^2 + b_j^2)^{\frac{1}{2}} \\ b_j(k) &= b_j(k-1) + \eta \frac{\partial E}{\partial b_j(k-1)} + \\ &\quad \alpha [b_j(k-1) - b_j(k-2)] \end{aligned} \quad (5)$$

其中:

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial b_j(k-1)} &= \sum_{k=1}^m e(k-1) w_j(k-1) (\|x_j - c_j(k-1)\|^2 + b_j^2)^{-\frac{1}{2}} \|x_j - c_j(k-1)\| \\ c_{j\mu}(k) &= c_{j\mu}(k-1) + \eta \frac{\partial E}{\partial c_{j\mu}(k-1)} + \\ &\quad \alpha [c_{j\mu}(k-1) - c_{j\mu}(k-2)] \end{aligned} \quad (6)$$

其中

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial c_{j\mu}(k-1)} &= \sum_{k=1}^m e(k-1) w_j(k-1) (\|x_j - c_j(k-1)\|^2 + b_j^2)^{-\frac{1}{2}} b_j(k-1) \end{aligned}$$

以上几式中, α 是动量因子, η 是学习速率,且 α 和 η 在 0 和 1 之间。

2 热轧成品质量检测专家系统

在成品质量检测系统中,成品质量参数具有高度非线性特征,要形成最终的可被用户接受的预测结果则需要将其用神经网络进行线性化。目前,进行质量检测最前沿的方法就是应用专家系统。传统专家系统的知识获取都是应用人工对以往的知识经验进行总结、分析和整理,而结合了神经网络的专家系统不需要人工对知识进行整理,只需要将以往的实例参数输入到系统中,对神经网络进行训练,训练好的神经网络会对这些参数进行处理从而得出与专家解答尽可能相同的结果,可以更高效、更精确地代替人工操作并解决非线性输入的问题^[12]。

该系统主要通过考察成品缺陷和操作参数之间的关系,从而进行成品质量检测。同时将每一次的输入参数存储到专家系统的数据库中,然后利用 RBF 神经网络对大量的质量参数数据进行处理,再通过结果转换层产生用户可理解的输出并显示在用户接口界面上。

成品质量检测专家系统主要是对型钢产品的化学性能、物理性能、尺寸精度和表面质量进行检测,通过 RBF 神经网络得出判定结果是合格产品还是判废产品。成品质量检测是一个复杂的过程,要对几十种参数性能进行输入和检测。其中化学性能(图中脚标简写为 C)部分的输入变量为成品钢坯的化学成分: C、Mn、S、P、Si、Ni、Al、Als、Cu、Ca/Als 等 38 个参数;物理性能(图中脚标简写为 P)部分的输入变量包括屈服强度、抗拉强度、断后伸长率、冲击实验(20℃、0℃、-20℃、-40℃) V 型缺口、弯曲实验;尺寸精度(图中脚标简写为 D)部分的输入变量包括边宽度、边厚度、内圆弧半径等 9 个参数;表面质量(图中脚标简写为 S)部分的输入变量包括各种缺陷类型:纵裂、边裂、折叠、压痕、麻面等 41 个参数。

目前的型钢检测技术基本上是将化学性能、物理性能、尺寸精度和表面质量分开检测,型钢各项指标性能检测的融合性差,但物理性能、尺寸精度、表面质量和化学成分之间是相互关联的。例如,当碳及其他合金元素含量过高时,会造成轧制困难、延伸率低,也容易产生裂纹导致抗拉强度过低。可见,型钢的各项性能参数都是有着隐含的关联的,其中,化学性能和物理性能基本满足单方向相关联的关系,即,产品的化

学元素含量直接影响到产品的物理性能各项参数。因此,通过神经网络对化学参数进行处理,可预测该产品的物理性能,这样可以简化物理性能的仪器检测环节,节省大量的人力物力并节约了检测成本。

在对型钢产品的物理性能检测时,采用复合神经网络的形式:1)在第一神经网络部分输入化学性能参数,经过隐层处理后输出预测的物理性能参数,完成物理性能的预测。2)该输出直接作为第二神经网络部分的输入层,经过第二神经网络的隐层处理,最终输出物理性能检测结果。具体结构如图 1 所示,其中第一神经网络的输入端 x_{c1} 到 x_{c32} 为化学性能检测参数;第一神经网络的输出端即第二神经网络的输入端 $y_{c1}(x_{p1})$ 到 $y_{c9}(x_{p9})$ 为物理性能检测参数对化学性能、尺寸精度和表面质量的检测则可应用普通神经网络进行。

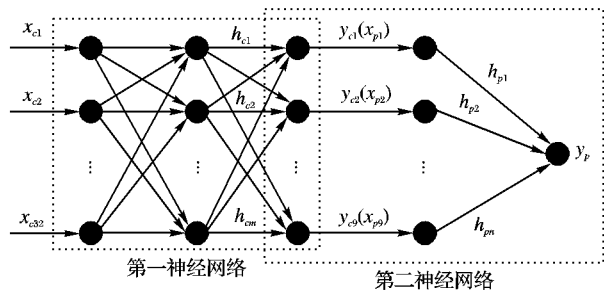


图 1 化学-物理性能检测复合神经网络

如图 2 以表面质量检测为例。其中输入端 x_{s1} 到 x_{s41} 为表面质量检测参数,对于检测表面质量,主要应用人工检测的方式。表面缺陷不分等级程度,因此有此缺陷则输入为 1,无此缺陷则输入为 0。经过各自隐层的变换后,最后对应产生四组输出 y_c, y_p, y_d, y_s 。这四组输出均是数值型输出。随后经过结果判断层,对产品质量进行综合判定,得出两个输出: Y_1 为合格, Y_2 为不合格。若被判定为不合格产品,则对神经网络的 4 个输出值进行进一步验证,从而具体判断产品的不合格原因。接下来,将数值输出转化为实践输出,最终展现在用户接口界面上的将会是两种可能的结果:合格、不合格(及结果分析)。

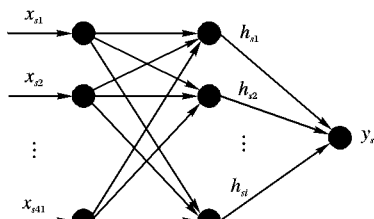


图 2 表面质量检测神经网络

本系统数据库采用 Oracle 11g,数据库中存放的数据分为输入数据和反馈数据两大类,其中输入数据为专家系统知识

获取部分服务;反馈数据为经过 RBF 神经网络处理后从推理机中输出的结果数据、权值和各种神经网络系数,存放在数据库中形成知识库。

对于推理机部分,该神经网络专家系统的推理过程是一个并行的计算过程,它主要分为 5 个步骤:1)将参数通过 RBF 神经网络输入层输入;2)经过特定的网络传递方式传输到隐层的输入端;3)隐层对获取的数据进行复二次函数训练后,从隐层的输出端输出处理后的数据;4)对各组输出数据进行线性化,输出 y_c, y_p, y_d, y_s ; 5)通过输出解析后将综合判定结果一方面传递至用户接口界面,另一方面传递至数据库。

3 实验结果分析

目前,型钢产品的合格率可以达到 96.27%,本实验抽取了 200 组型钢产品的样本进行该专家系统的测试,其中,从测试结果中的不合格样品中抽取了 4 组数据,从合格成品样品中抽取了 1 组数据列举如下。为考察神经网络的泛化能力,该 5 组数据不存在于神经网络的训练样本集。表 1 列举了工字钢的化学性能数据作为 4 组输入数据的代表,表 2 为对化学成分数据、物理性能数据、尺寸精度数据和表面质量参数进行综合判定后的判定结果及结果分析,设化学成分的权数为 W_{ci} 、物理性能的权数为 W_{pi} 、尺寸精度的权数为 W_{di} 、表面质量的权数为 W_{si} ,则最后 4 组神经网络的输出结果分别为:

$$y_c = \sum_{i=1}^{38} W_{ci} h_{ci}$$
$$y_p = \sum_{i=1}^9 W_{pi} h_{pi}$$
$$y_d = \sum_{i=1}^9 W_{di} h_{di}$$
$$y_s = \sum_{i=1}^{41} W_{si} h_{si}$$

其中 $W_{ci}, W_{pi}, W_{di}, W_{si}$ 与 $h_{ci}, h_{pi}, h_{di}, h_{si}$ 采用以上所述梯度下降法公式确定。其中钢种产品牌号为 Q295, A 级钢。

本系统从 4 个方面全面检测成品,并给出不合格原因,有利于之后详细追溯分析导致产品不合格的原因。

表 1 化学性能数据(部分)

| 综合判定 | 化学成分/% | | | | | |
|---------|--------|------|-------|-------|--------|-----|
| | C | Mn | Si | P | S | ... |
| 目标值下限 | 0.16 | 0.80 | | | | ... |
| 目标值上限 | 0.18 | 1.50 | ≤0.55 | ≤0.05 | ≤0.045 | ... |
| 不合格样品 1 | 0.41 | 1.84 | 0.37 | 0.043 | 0.038 | ... |
| 不合格样品 2 | 0.16 | 1.26 | 0.42 | 0.047 | 0.042 | ... |
| 不合格样品 3 | 0.24 | 1.13 | 0.51 | 0.049 | 0.031 | ... |
| 不合格样品 4 | 0.16 | 0.94 | 0.49 | 0.045 | 0.021 | ... |
| 合格样品 5 | 0.18 | 1.32 | 0.51 | 0.05 | 0.029 | ... |

表 2 综合判定及结果分析

| 综合判定 | 化学性能 | 物理性能 | 尺寸精度 | 表面质量 | 结果判定 |
|---------|-------|-------|--------|------|-----------------------------|
| 不合格样品 1 | 0.806 | 11.02 | 30.410 | 0.26 | 不合格:化学性能不合格、物理性能不合格、表面质量不合格 |
| 不合格样品 2 | 0.737 | 12.46 | 30.790 | 0.13 | 不合格:化学性能不合格、表面质量不合格 |
| 不合格样品 3 | 0.798 | 12.46 | 30.295 | 0 | 不合格:化学性能不合格、物理性能不合格 |
| 不合格样品 4 | 0.710 | 12.77 | 33.382 | 0 | 不合格:尺寸精度不合格 |
| 合格产品 5 | 0.749 | 13.55 | 30.418 | 0 | 合格 |

4 质量追溯

目前神经网络专家系统可以很好地解决传统专家系统的

“瓶颈”问题,但神经网络专家系统本身具有的解释机制“黑箱”问题却迟迟无法解决。本文提出将神经网络专家系统和质量追溯相结合的方法,针对神经网络专家系统的判定结果,

对不合格产品进行质量追溯,该质量追溯一方面重现了传统专家系统的推理过程并完善神经网络专家系统解释机制不健全的缺陷,另一方面可以追溯到问题工序从而进一步发觉责任环节。

热轧型钢生产属于流程工业,产品从最初原料到最终产品的生产过程是连续的,因此它的生产质量信息也是连续的。而且每道工序工艺参数多,生产环境复杂,影响型钢产品质量的因素众多。同时不可忽视的,型钢产品一般是由一种原料经过化学和物理变化,生产出多种产品,因此生产过程中出现的质量问题将会影响到多种下游产品,故而热轧型钢产品在质量追溯时,需要根据产品的生产工艺流程,逆向追溯到原材料。

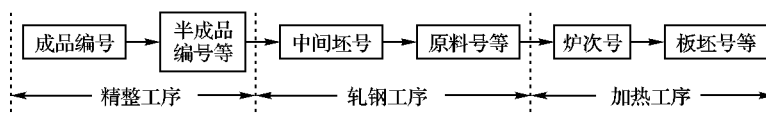


图3 横向追溯结构

2) 纵向追溯。

当产品出现质量问题,并通过横向追溯锁定出现问题的工序后,接下来就需要针对这个工序开展纵向追溯,也就是对具体问题进行分析。首先根据质量缺陷原因确定问题产品批次,实时追查同一批次产品库存、生产部门等信息,锁定问题产品范围。然后着重分析造成质量缺陷的明确原因,进而改进质量控制方法,从而提高产品质量。

5 结语

本文着重阐述了一种采用 RBF 神经网络专家系统与质量追溯相结合的热轧成品质量检测系统,它从化学性能、物理性能、尺寸精度和表面质量四个方面对成品进行质量检测,通过综合判定进行结果判断,并给出粗略结果分析,随后进行全方位的质量追溯,一方面详细解释专家系统的判定结果,另一方面进行制造工序的责任追溯。由于本系统中对神经网络添加了结果转换层并对不合格产品进行进一步质量追溯,得出详细判废原因并追溯问题工序的详细环节,克服了以往神经网络专家系统解释功能不健全的缺点,并为整个质量检测系统的后续完善工作提供了理论依据。

参考文献:

[1] HAYKIN S. Neural networks[M]. 叶世伟,史忠植,译.北京:机械工业出版社,2004.

料。

质量追溯系统在进行质量追溯的过程中,按信息的流向主要分为两类,横向追溯和纵向追溯。

1) 横向追溯。

当型钢产品质量出现问题,质量追溯子系统能够依据成品编号信息追溯到加热的工序、轧钢工序和精整工序三道工序,并能够依据各种信息的关联内容,将质量追溯的信息链横向展开,严格按照生产工艺流程的逆序来追溯,并迅速锁定质量问题的具体环节,通过对 4 层神经网络的输出结果分别校验,找出问题参数组,并对同一板坯号的产品组的该项性能参数进行复验。追溯步骤如图 3 所示。

- [2] GALUSHKIN A I. Neural networks theory[M]. Berlin: Springer-Verlag, 2010.
- [3] PARK H S, PEDRYCZ W, CHUNG Y D, et al. Modeling of the charging characteristic of linear-type superconducting power supply using granular-based radial basis function neural networks[J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(1): 1021 - 1039.
- [4] 杜小智, 齐勇, 鲁慧民. 视频点播系统的软件老化估计和预测[J]. 计算机研究与发展, 2011, 48(11): 2139 - 2146.
- [5] 尉秀梅. 基于 RBF 神经网络的入侵检测系统[D]. 济南: 山东大学, 2005.
- [6] 王雅娣, 曹长修, 任江洪, 等. 模糊 RBF 神经网络在专家系统知识库建立中的应用[J]. 计算机工程, 2005, 31(3): 175 - 177.
- [7] 王耀南, 张东波, 黄辉先, 等. 粗糙集意义下的一种 RBF 神经网络设计方法[J]. 控制与决策, 2007, 22(10): 1091 - 1096.
- [8] 兰天鸽. 自构造 RBF 神经网络及其参数优化[J]. 计算机工程, 2008, 33(9): 200 - 202.
- [9] 史忠植. 神经网络[M]. 北京: 高等教育出版社, 2009: 257.
- [10] MITCHELL T M. Machine learning[M]. New York: McGraw-Hill, 1997: 23.
- [11] 王永骥, 涂健. 神经元网络控制[M]. 北京: 机械工业出版社, 1998: 248.
- [12] 敖志刚. 人工智能及专家系统[M]. 北京: 机械工业出版社, 2010: 67.

(上接第 3557 页)

[7] 宁树实, 王伟, 潘学军. 基于准时制思想的炼钢-连铸生产动态调度算法[J]. 信息与控制, 2007, 36(1): 56 - 62.

[8] WORAPADYA K, BURANATHITI T. Production rescheduling based on stability under uncertainty for continuous slab casting[C]// Proceedings of Asian Simulation and Modelling. Bangkok: King Mongkut's University of Technology Thonburi, 2009: 170 - 176.

[9] 于港, 田乃媛, 徐安军. 炼钢-连铸区段生产调度与计算机仿真[J]. 北京科技大学学报, 2009, 31(9): 1183 - 1188.

[10] OUELHADJ D, COWLING P I, PETROVIC S. Utility and stability measures for Agent-based dynamic scheduling of steel continuous casting[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation. New York: IEEE, 2003:

175 - 180.

[11] MIKKEL T J. Improving robustness and flexibility of tardiness and total flow-time job shops using robustness measures[J]. Applied Soft Computing, 2001, 1(1): 35 - 52.

[12] PETER B. Scheduling and constraint propagation[J]. Discrete Applied Mathematics, 2002, 123(1/2/3): 227 - 256.

[13] SUBRAMANIAM V, RAHEJA A S. mAOR: a heuristic based reactive repair mechanism for job shop schedules[J]. International Journal Advanced Manufacturing Technology, 2003, 22(9/10): 669 - 680.

[14] TSANG E. Foundations of constraint satisfaction[M]. Sandiego: Academic Press, 1993.

[15] 李铁克, 肖拥军, 王柏林. 基于局部性修复的 HFS 机器故障重调度[J]. 管理工程学报, 2010, 24(3): 45 - 49.