

文章编号: 1001-0920(2006)06-0646-05

基于案例推理的软测量方法及在磨矿过程中的应用

周平, 岳恒, 赵大勇, 柴天佑

(东北大学 教育部暨辽宁省流程工业综合自动化重点实验室, 沈阳 110004)

摘要: 针对复杂工业过程中一些关键工艺参数难以用仪表进行在线检测的问题, 提出了基于案例推理的软测量方法。案例表示由案例产生时间、工况描述、解及相似度组成; 案例检索采用具有多相似度阈值计算的最近相邻策略; 案例重用采用基于静态相似度阈值和基于动态相似度阈值两种算法, 并给出了新的案例修正和存储策略。用该方法建立的磨矿粒度软测量模型已成功应用在某选矿厂磨矿过程中, 应用结果表明提出的方法效果显著, 具有推广应用前景。

关键词: 案例推理; 软测量; 磨矿粒度

中图分类号: TP18

文献标识码: A

Soft-sensor Approach with Case-based Reasoning and Its Application in Grinding Process

ZHOU Ping, YUE H eng, ZHA O D a-yong, CHA I T ian-you

(Key Laboratory of Process Industry Automation of Ministry of Education, Shenyang 110004, China
Correspondent: ZHOU Ping, E-mail: zqpz422913@126.com)

Abstract: A soft-sensor approach with case-based reasoning (CBR) is developed to deal with the problem that some key technical parameters cannot be measured directly online in complex industrial processes. The structure of case representation is composed of case time, case descriptors, case solution and case similarity. The improved k-nearest neighbor (k-NN) technique with multiple case similarity threshold computation is used in case retrieval. The methods based on static and dynamic similarity threshold are employed in case reuse. New strategies of case revision and case retaining are presented. A soft-sensor model for grinding particle size based on the proposed CBR is established for a grinding process in a mineral processing plant, and the successful industrial application shows the effectiveness and future prospect of the proposed method.

Key words: Case-based reasoning; Soft-sensor; Grinding particle size

1 引言

在复杂工业过程中, 由于种种原因对一些与产品质量密切相关的重要变量无法或者难以用仪表进行直接在线测量, 比如磨矿分级过程中球磨机磨矿浓度、磨矿粒度, 选别过程中精矿品位、尾矿品位等, 因而成为制约产品质量与生产效益提高的关键性因素。软测量技术就是为了解决这类问题而产生的, 它依据工业生产过程中的某些可以直接测量的过程辅助变量和相应的数学模型, 来估计过程中用仪表难以

或者无法直接在线检测的主导变量。目前实现软测量的最主要的方法为神经网络(NN)技术^[1], 但基于NN的建模存在模型训练时间长、训练结果易陷入局部极小值, 不能利用经验知识进行学习, 学习速率太大时网络出现不收敛现象, 在线校正效果不明显且泛化能力不强等问题^[2]。

案例推理(CBR)技术是人工智能领域中新兴起的一种技术, 它基于过去经验和知识进行推理, 现已在故障诊断、医疗诊断、自动纠错系统、天气预测、决

收稿日期: 2005-04-14; 修回日期: 2005-05-13

基金项目: 国家973重大基础研究计划项目(2002CB312201); 国家自然科学基金重点项目(60534041)。

作者简介: 周平(1980—), 男, 湖南邵阳人, 博士生, 从事案例推理、软测量的研究; 柴天佑(1947—), 男, 兰州人, 中国工程院院士, 教授, 博士生导师, 从事自适应控制、智能控制与综合自动化系统的研究。

策支持^[3-7]等领域取得了成功应用。从本质上说, CBR 可以作为软测量建模的一种方法使用, 相对于基于 NN 的建模, 它更具有显著的优越性: 直接援引过去的知识和经验, 模型易于实现和维护且训练简单有效; 善于利用经验知识进行学习, 并采用增量式学习方法, 具有很强的自主学习的能力, 通过学习过程中不断增加新案例、修改旧案例来提高判断推理能力^[8,9]。另外许多工业过程的工况是缓慢变化的, 对这些过程若采用基于 NN 的软测量建模, 为了保证模型的精度就必须进行频繁的模式校正; 若进行在线校正势必会加重系统负担, 影响实时性和快速性要求, 并且校正效果不明显^[2]; 若离线校正就必须进行人工干预, 且要求大量校正数据, 所以实施起来比较困难。而 CBR 的建模却不存在这些问题, 它不需模型校正, 只需在模型运行过程凭借很强的自主学习能力就能克服这种变化的影响, 并且模型精度随着模型运行而不断提高。将 CBR 技术应用到热轧层流过程模型的参数估计中, 取得了明显的效果^[10]。

本文提出了基于 CBR 技术的关键工艺参数的软测量方法, 将其应用到磨矿过程, 同时提出了磨矿粒度的软测量方法, 开发了相应的软件系统, 并应用于某选矿厂磨矿粒度的软测量中, 实际应用效果表明该方法具有较高的估计精度和较强的通用性, 具有广泛的应用前景。

2 基于案例推理的软测量建模方法

2.1 总体结构

基于案例推理的软测量建模方法的总体结构如图 1 所示。软测量模型首先读取当前运行的工况特征, 并根据工况特征在案例库中检索出相似案例, 根据相似度阈值进行匹配和重用, 得到当前工况描述

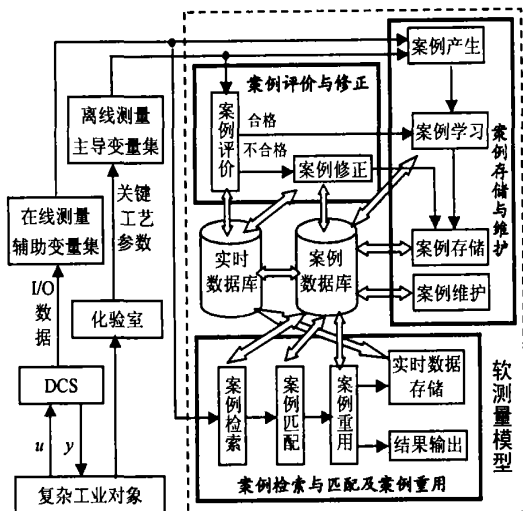


图 1 基于案例推理的软测量模型的总体结构

的案例解即待估计的主导变量软测量值。然后通过主导变量的实际测量值与软测量值进行误差分析, 对软测量模型进行精度评价, 如果达不到预期的精度, 就对其进行案例修正; 精度符合要求的则根据相应规则存入案例库。总体而言, 基于案例推理的软测量建模主要包括辅助变量的选取、案例表示结构及实时数据库的建立、样本选择即案例库初始案例的取得、案例检索与匹配、案例重用、案例评价与修正、案例存储与维护等几个过程。

2.2 辅助变量的选择

大多数软测量对象属于灰箱系统, 通过机理分析可以确定影响软测量目标(主导变量)的相关变量, 并通过分析各变量的可观、可控性初步选择辅助变量。但这样选择的辅助变量可能不是最佳的, 可能存在冗余的辅助变量, 可用相关数学工具(如粗糙集)对其进行辅助变量约简。另外, 各辅助变量对主导变量的影响权重是不同的, 其取值的好坏直接影响软测量的估计精度, 所以必须确定各辅助变量的特征权重系数。

设最终选取的主导变量为 J , 选取的辅助变量集为 $F = (f_1, f_2, \dots, f_n)$, 对应的特征属性权重集为 $\omega = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n)$, 其中 f_i 为从工业过程 I/O 数据中选取的与主导变量相关的第 i 个辅助变量, ω_i 为其对应特征权重, 并满足 $\omega_i = 1, i = 1, 2, \dots, n, n$ 为选取的辅助变量个数。

2.3 案例表示结构及实时数据库的建立

基于案例推理的软测量模型的案例表示结构如表 1 所示, 其主要由工况描述和解组成。案例的工况描述为选取的辅助变量, 案例的解就是待估计的主导变量。另外为了便于相关案例操作的需要, 在案例库表中增加时间 T 和相似度 SM 属性, 其中时间为案例产生时间, 相似度为当前工况描述与案例库中该条案例的相似度。该属性值只有在进行具体案例操作时才有意义, 然后根据案例特征属性权重的大小确定索引。

表 1 案例表示结构

时间	工况描述	案例解	相似度
	辅助变量	主导变量	
T	F	J	SM

为了进行案例修正与评价及案例存储操作的需要, 另建立实时数据库, 记录每一次软测量的时间、工况描述及其相应的主导变量的软测量值 J_{rel} , 把时间属性作为索引以便在检索时能快速找到需要的数据记录, 实时数据库表示结构如表 2 所示。

表2 实时数据库表示结构

时间	工况描述	主导变量
	辅助变量	软测量值
T	F	J_{rc1}

2.4 样本选择即案例库初始案例的获得

样本可以是以往好的经验数据,也可以实地进行数据采集,但无论是引用经验数据还是数据采集都必须保证主导变量和辅助变量时序上的匹配。另外,数据覆盖范围应宽而均匀且具有代表性,并且在工业对象正常工作范围之内数据。

对收集到的数据要进行预处理,先用统计假设检验剔除含有显著误差的数据,然后用平均滤波的方法去除随机误差。设数据处理后共得到 m 组数据集,即

$$M = \{[T_i, f_{1,i}, f_{2,i}, \dots, f_{n,i}, J_i] \mid i = 1, \dots, m\} \quad (1)$$

把这 m 组数据按如下规则配对,即成为案例库的初始案例:

$$\begin{aligned} & \{[T_i, f_{1,i}, f_{2,i}, \dots, f_{n,i}] \mid i = 1, \dots, m\} \\ & \{J_i \mid i = 1, \dots, m\} \end{aligned} \quad (2)$$

2.5 案例检索与匹配

案例检索与匹配是实现案例推理的关键,其主要目的就是根据对新问题的描述从案例库中检索出最佳案例作为新问题的求解依据。案例的检索策略主要有最近相邻(k -NN)、归纳推理、知识引导以及模板等^[11]。其中 k -NN 策略由于概念清晰、容易实现和理解而被普遍采用。本文案例检索采用改进的具有多相似度阈值计算的 k -NN 策略。

设当前运行工况为 M_{GK} , 其对应的工况描述为 $F = (f_1, f_2, \dots, f_n)$, 定义案例库中现有案例为 $C_k = \{T_k, F_k, J_k\}$, $F_k = (f_{1,k}, \dots, f_{n,k})$, $k = 1, \dots, m$, m 为案例库中案例数量,那么 M_{GK} 的描述特征 $f_i (1 \leq i \leq n)$ 与案例的描述特征 $f_{i,k}$ 的相似度为

$$\text{sim}(f_i, f_{i,k}) = \begin{cases} 1 - |f_i - f_{i,k}| / \text{Max}(f_i, f_{i,k}), & \text{数值型属性;} \\ 1, f_i = f_{i,k}, & \text{枚举型属性;} \\ 0, f_i \neq f_{i,k}, & \\ 1 - (|f_i - f_{i,k}| / E), & \text{有序型属性} \end{cases} \quad (3)$$

式中 E 为有序属性的等级数

显然相似度 $\text{sim}(f_i, f_{i,k})$ 定义在实数区间 $[0, 1]$ 内,并满足对称性和自反性,即为相似关系。当前工况 M_{GK} 和案例 C_k 的相似度函数定义为

$$\text{SM}(M_{GK}, C_k) = \sum_{i=1}^n \omega_i \text{sim}(f_i, f_{i,k}), \quad (4)$$

式中 ω_i 为特征权重系数

相似度计算完毕后,赋值给案例库中相应案例的“相似度”属性。在进行案例匹配之前先确定相似度阈值,为此提出了以下静态和动态两种相似度阈值计算方法:

记 $\text{SM}_{\max} = \max_{k=1,2,\dots,m} (\text{SM}(M_{GK}, C_k))$, SM_{yz} 为相似度阈值

1) 静态的相似度阈值确定(SSTD),有

$$\text{SM}_{yz} = \begin{cases} X_{yz}, & \text{SM}_{\max} > X_{yz}; \\ \text{SM}_{\max}, & \text{SM}_{\max} < X_{yz}. \end{cases} \quad (5)$$

式中阈值 X_{yz} 由领域专家确定,一般取 $X_{yz} = 0.9$

2) 动态的相似度阈值确定(DSTD),有

$$\text{SM}_{yz} = \begin{cases} \text{SM}_{yz}^{(1)}, & \text{Num}(\text{SM} > \text{SM}_{yz}^{(1)}) < b^{(1)}; \\ \text{SM}_{yz}^{(2)}, & (\text{Num}(\text{SM} > \text{SM}_{yz}^{(1)}) > b^{(1)}) \\ & (\text{Num}(\text{SM} > \text{SM}_{yz}^{(2)}) < b^{(2)}); \\ \vdots \\ \text{SM}_{yz}^{(w)}, & (\text{Num}(\text{SM} > \text{SM}_{yz}^{(w-1)}) < b^{(w-1)}) \\ & (\text{Num}(\text{SM} > \text{SM}_{yz}^{(w)}) < b^{(w)}); \\ \text{SM}_{\max}, & \text{Num}(\text{SM} > \text{SM}_{yz}^{(w)}) < b^{(w)}. \end{cases} \quad (6)$$

式中: $\>$ 为与算子,表示前后为与的关系;函数 $\text{Num}(\text{SM} > \text{SM}_{yz}^{(i)})$ 表示案例库中相似度 SM 大于阈值 $\text{SM}_{yz}^{(i)}$ 的案例个数。阈值 $\text{SM}_{yz}^{(i)}$ 满足 $0 < \text{SM}_{yz}^{(w)} < \dots < \text{SM}_{yz}^{(1)} < 1$,其具体数值由领域专家并结合案例库的案例情况而定。一般取 $\text{SM}_{yz}^{(k)} = 1 - 0.05k$, $b^{(k)} = 5$, $k = 1, \dots, w$, $w = 3$

SSTD 适用于案例检索时相似度 SM 和 SM_{\max} 接近的案例比较稀少的情况,DSTD 则适合于密集情况。实际应用中可以将这两种方法结合使用,即根据每次案例检索的情况来确定使用哪种相似度阈值确定方法。具体确定可通过人机交互的形式,也可根据如下算法,但是必须牺牲系统资源

$$\text{If Num}((\text{SM}_{\max} - \text{SM}) < \psi_1) \quad \psi_2$$

Then DSTD

Else SSTD

可以取 $\psi_1 = 0.025$, $\psi_2 = 10$ 。在案例库建立之初 ψ_1 可以相对大点而 ψ_2 相对小点,之后可以适当减小 ψ_1 而增大 ψ_2 。

案例库中所有与当前工况描述的相似度达到阈值 SM_{yz} 的案例都被检索出来作为匹配案例,并将其按相似度、时间属性值降序排列

2.6 案例重用

一般情况下,案例库中不存在与当前工况描述完全匹配的案例,因而检索出的匹配工况的解并不

能直接作为当前工况的解, 需要对检索到的相似案例进行案例重用 本文在 SSTD 和 DSTD 基础上给出了基于 SSTD 和 DSTD 的案例重用算法 设匹配案例集为: $C_k = \{T_k, F_k, J_k, SM_k\}, k = 1, \dots, h, h < m, SM_k$ 为 C_k 对应的相似度属性值 设 \tilde{C} 为具有最大相似度 SM_{max} 的案例, 其解为 \tilde{J} .

1) 基于 SSTD 的案例重用如下:

$$J_{GK} = \begin{cases} \tilde{J}, & (SM_{max} = 1) \quad (SM_{yz} = SM_{max}); \\ \left(\prod_{k=1}^h (SM_k \times J_k) \right) / \prod_{k=1}^h SM_k, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

式中 \prod 为或算子, 表示前后为或的关系

2) 基于 DSTD 的案例重用如下:

$$J_{GK} = \begin{cases} \tilde{J}, & (SM_{max} = 1) \quad (SM_{yz} = SM_{max}); \\ \left(\prod_{k=1}^{b(i)} (SM_k \times J_k) \right) / \prod_{k=1}^{b(i)} SM_k, & SM_{yz} = SM_{yz}^{(i)}. \end{cases} \quad (8)$$

案例重用后将结果输出并将该本次案例求解的时间、工况描述及其解存入实时数据库

2.7 案例评价与修正

为了验证案例重用结果的有效性, 必须进行案例评价与修正 修正的第一步是对重用结果进行评价, 如果成功则不必修正, 否则进行案例修正, 以改善软测量模型的估计精度 本文的案例评价是依据它在实际环境中运行效果的反馈; 案例修正是在新解执行过程出现了问题的基础上进行

首先读取主导变量的实测值 J_{real} 以及取样时间 T_{QY} . 然后在实时数据库中检索“时间”属性值与 T_{QY} 最接近的数据纪录, 记检索到的数据纪录为 $C_T =$

$\{T, F, J\}$, 求 $\Delta J = |J - J_{real}|$ 设 J_{HG} 为领域专家确定的软测量精度合格标准, 若 $\Delta J < J_{HG}$, 则软测量精度合格, 不需要进行案例修正, 按照 2.8 节案例存储策略进行案例存储即可; 否则进行如下案例修正

将 F 重新进行案例检索与匹配及案例重用操作, 然后从匹配案例中挑选出具有最大相似度 SM_{max} 的案例 $\tilde{C} = \{\tilde{T}, \tilde{F}, \tilde{J}\}$. 若 $SM_{max} < Y_{YZ}$ (阈值 Y_{YZ} 由领域专家确定), 把案例 $C_T = \{T_{QY}, F, J_{real}\}$ 加入到案例库; 否则, 把案例 \tilde{C} 用 C_T 取代即可 这里假设过程数据的在线仪表检测以及 J_{real} 和 T_{QY} 都是比较准确的, 否则应进行必要的数据处理

2.8 案例存储与维护

案例库中的案例会随着时间的推移而不断增加, 如果不采取适当的措施, 很有可能在一段时间后出现案例重叠大的问题, 使得案例缺乏典型性, 又会

加大推理的时间 为了使案例库控制在一定规模内, 必须对加入案例库中的案例进行学习 对准备加入案例库中的新案例, 按照前面的相似度计算公式计算其与案例库中所有案例的相似度 若求出的相似度都小于或者等于某一个给定的阈值 $\xi (0 < \xi < 1)$, 则加入该新案例; 若至少存在一个相似度大于该阈值 ξ , 则改写具有最大相似度且“时间”较早的旧案例; 若存在一个相似度为 1, 则表明该案例与新案例完全匹配, 不予存储 另外对案例库中一些时间久远、不适应目前工况的历史案例应进行适当删减 若发现案例不一致, 即两个案例的工况描述相近而解相差甚远, 则必须找出不一致的原因并加以修正

3 基于案例推理的软测量模型的工业应用

3.1 工艺简介

磨矿作业的目的是将大颗粒矿石磨碎到一定的粒度, 使各种有用矿物与脉石分离呈单体解离状态, 以利于后续选别作业将有用矿物提取出来 某选矿厂的磨矿作业流程为典型的两段式磨矿, 如图 2 所示 一段磨矿由格子型球磨机和螺旋分级机组成, 二段磨矿由格子型球磨机和水力旋流器组成

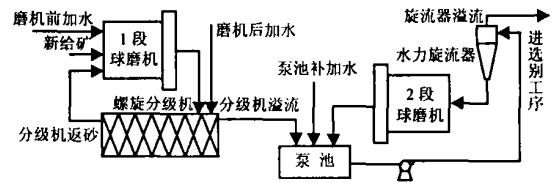


图 2 某选矿厂磨矿作业流程

水力旋流器是一种典型的离心式分级机, 当矿浆以一定压力进入旋流器后, 在其内部离心力的作用下, 细粒级进入溢流, 粗粒级进入底流形成循环负荷^[12]. 旋流器溢流矿浆粒度(又称磨矿粒度)为整个磨矿作业的粒度指标, 其对下段选别工序的影响甚大, 需要严格控制 但是在实际生产中, 由于多种原因难以得到磨矿粒度的实时在线检测值, 因此必须采用有效手段, 实现粒度的在线检测以及在此基础上的粒度控制 这对于稳定磨矿粒度、提高金属回收率是非常重要的, 也是很多选矿企业急需解决的实际问题 解决这一问题的有效手段就是利用软测量技术实现磨矿粒度的在线软测量

3.2 基于案例推理的磨矿粒度软测量模型的建立

文献[12, 13] 给出的旋流器分离粒度的理论模型表明: 旋流器的分级效果是由旋流器的结构参数和操作工艺参数共同决定的 其中结构参数有旋流器给料口直径、溢流口直径和沉砂口直径等 由于结构参数变化缓慢, 不作为软测量模型的辅助变量, 其影响可通过 CBR 的自学习来克服 操作工艺参数有

旋给流量、旋给压力、旋给浓度、给矿粒度分布等对这些操作参数进行可观、可控性分析以及与其他变量的相关性分析,并从变量约简的角度选择如下参数作为软测量模型的辅助变量:分级机溢流浓度、旋给浓度、旋给压力。以此变量作为案例的特征属性,并根据专家经验确定其特征权重分别为0.3, 0.4, 0.3。根据权重的大小把旋给浓度设为主索引,旋给压力和分级机溢流浓度设为从索引。然后以工业实验的方式获得样本数据,进行相应数据处理后按照式(2)进行规则配对,即构成初始案例,共80组。最后按照本文所述的方法建立基于CBR的磨矿粒度软测量模型。

建模过程中涉及到的相关技术及阈值或系数确定如下:

案例库和实时数据库存储都采用具有线性组织结构的列表形式,并采用Microsoft Access数据库格式,每一条案例或数据记录作为一个存储单元,并用VBA语言+SQL语句对其进行检索、查询及相关数据库操作。案例检索与匹配采用SSTD和DSTD相结合的方法,并通过人机交互来完成。SSTD中 $X_{yz} = 0.9$,DSTD中 $w = 3$,其中阈值 $SM_{yz}^{(k)} = 1 - 0.05k$, $b^{(k)} = 5$, $k = 1, 2, 3$ 。案例评价与修正过程中,精度合格标准 $J_{HG} = 2.5$,阈值 $Y_{YZ} = 0.9$;案例存储与维护过程中,阈值 $\xi = 0.9$ 。

3.3 工业应用效果

模型建立完后,用Rockwell公司的RSView 32监控软件中的VBA语言进行软测量软件的开发,并将其运行在该选矿厂的磨矿智能优化控制系统平台上。如今已连续稳定运行了8个月,图3为该软测量软件运行5个月后的—段时间的实际应用效果曲线,表3为一些重要指标统计。其中磨矿粒度为-200目百分含量计的粒度,偏差为粒度化验值与软测量值之差, σ 为偏差的标准方差。

以上数据和图表表明,本文提出的基于案例推理的软测量方法建立的磨矿粒度软测量模型,能够

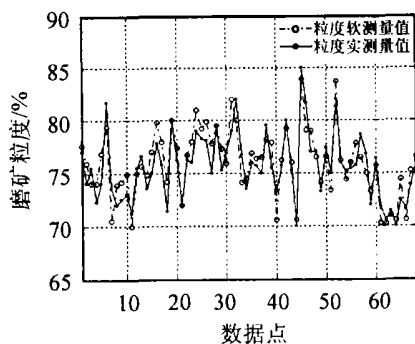


图3 粒度软测量值和实际化验值对比曲线

表3 软测量值与实际化验值对比统计

指标	偏差绝对值 e (%) 分布情况					σ
	$e < 1$	$1 < e < 2$	$2 < e < 3$	$3 < e < 4$	$e > 4$	
数量(68)	26	22	17	3	0	1.8
频度/%	38.2	32.4	25	4.4	0	

较好地跟踪旋流器给料的变化,根据过程的实时数据估计出磨矿粒度值。由于CBR采取增量式的学习,从而随着时间的推移,其估计精度会进一步提高,是一种具有很高实用价值、低成本、高估计精度的粒度计量手段,具有广泛的应用前景。

4 结 语

本文结合复杂工业过程和CBR的特点,提出了基于案例推理的软测量建模方法,并在磨矿粒度软测量中得到成功应用。本文提出的方法具有如下特点:实现简单易于维护;实时性好,可靠性强,估计精度高,并且估计精度与时间渐长;通用性和扩展性好,即可单独作为软测量工具使用,也可以作为预测模型引入到智能控制中实现基于综合生产指标的优化控制^[14]。本文提出的方法特别适合那些工况变化时,动态特性的模型结构与参数发生变化的复杂工业对象,具有在工业界推广应用的价值。

参考文献(References)

- [1] Yang Y X, Chai T Y. Soft Sensing Based on Artificial Neural Network [A]. *Proc of the American Control Conf* [C]. Albuquerque: IEEE, 1997: 674-678.
- [2] 熊志化, 黄国宏, 邵惠鹤. 基于高斯过程和支持向量机的软测量建模比较及应用研究[J]. *信息与控制*, 2004, 33(6): 754-757.
(Xiong Z H, Huang G H, Shao H H. Comparison and Application Research on Soft Sensor Modeling Based on Gaussian Processes and Support Vector Machines [J]. *Information and Control*, 2004, 33(6): 754-757.)
- [3] Grant P W, Harrism P M, Moseley L G. Fault Diagnosis for Industrial Printers Using Case-based Reasoning [J]. *Engineering Application of Artificial Intelligence*, 1996, 9(2): 163-173.
- [4] Hsu C C, Ho C S. A New Hybrid Case-based Architecture for Medical Diagnosis [J]. *Information Sciences*, 2004, 166(1-4): 231-247.
- [5] Kohno T, Hamada S, Arai D, et al. Error Repair and Knowledge Acquisition via Case-based Reasoning [J]. *Artificial Intelligence*, 1997, 91(1): 85-101.
- [6] Fdez-Riverola F, Corchado J M. CBR Based System for Forecasting Red Tides [J]. *Knowledge-based Systems*, 2004, 16(5-6): 321-328.

(下转第655页)

指标, 在启停处, 力峰值是三者中最小的, 说明其抗干扰性最好。即用鲁棒控制器时, 作用在对接模拟装置上的附加力最小, 说明鲁棒控制器较其他两种控制器的鲁棒性更好。

5 结 论

为模拟空间对接强制校正阶段的推出和拉近过程, 本文提出了基于六自由度并联机器人位置内环的柔顺力控制策略。针对参数变化、模型变动和外来干扰等不确定性, 用 μ 综合控制理论设计鲁棒力控制器。 μ 分析结论和实验结果表明, 所设计的鲁棒力控制器较经典力控制器具有鲁棒稳定性和鲁棒性能好等优越性。所描述的鲁棒力控制器的设计方法, 对于工业机器人的类似应用具有一定的借鉴意义。

参考文献(References)

- [1] 娄汉文, 曲广吉, 刘济生. 空间对接机构[M]. 北京: 航空工业出版社, 1992: 187-191.
(Lou H W, Qu G J, Liu J S. *Space Docking Machine* [M]. Beijing: Aeronautics Industry Press, 1992: 187-191.)
- [2] Dasgupta B, M rthyunjaya T S. The Stewart Platform Manipulator: A Review [J]. *Mechanism and Machine Theory*, 2000, 35(1): 15-40
- [3] 殷跃红, 慰忠信, 黄晓曦. 智能机器系统力觉及力控制技术[M]. 北京: 国防工业出版社, 2001: 95-97.
(Yin Y H, Wei Z X, Huang X X. *Force Sensing and Force Control Technology for Intelligent System* [M]. Beijing: Defense Industry Press, 2001: 95-97.)
- [4] Balas G J, Doyle J C, Glover K, et al. μ -analysis and Synthesis Toolbox User's Guide [M]. Minneapolis: M U SYN Inc and M athW orks Inc, 2001: 346-452
- [5] Zhang S Y, Han J W, Zhao H. RCP and RT Control of 6-DOF Parallel Robot [A]. *Proc of the Fourth Int Workshop on Robot Motion and Control* [C]. Poznan, 2004: 133-137.
- [6] 张尚盈, 赵慧, 韩俊伟. 六自由度运动平台实时控制的正/反解算法[J]. *机床和液压*, 2002, 183(3): 133-135.
(Zhang S Y, Zhao H, Han J W. Forward and Inverse Solution Algorithms for Real-time Control of 6-DOF Platform [J]. *Machine Tool and Hydraulics*, 2002, 183(3): 133-135.)
- [7] 王洪瑞. 液压6-DOF 并联机器人操作手运动和力控制的研究[M]. 保定: 河北大学出版社, 2001.
(Wang H R. *Motion and Force Control Study of Hydraulic Driven 6-DOF Parallel Robots' Manipulator* [M]. Baoding: Press of Hebei University, 2001.)
- [8] 周克敏, Doyle J C, Glover K. 鲁棒与最优控制[M]. 北京: 国防工业出版社, 2002: 157-161.
(Zhou K M, Doyle J C, Glover K. *Robust and Optimal Control* [M]. Beijing: Defense Industry Press, 2002: 157-161.)
- [9] 梅生伟, 申铁龙, 刘康志. 现代鲁棒控制理论与应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2003: 105-115.
(Mei S W, Shen T L, Liu K Z. *Modern Robust Control Theory and Application* [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2003: 105-115.)
- [7] A lthoff K D, Bergmann R, Wess S, et al. Case-based Reasoning for Medical Decision Support Tasks: The Inreca Approach [J]. *Artificial Intelligence in Medicine*, 1998, 12(2): 25-41.
- [8] Slonima T Y, Schneider M. Design Issues in Fuzzy Case-based Reasoning [J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 2001, 117(2): 251-267.
- [9] Finnie G, Sun Z H. R^5 Model for Case-based Reasoning [J]. *Knowledge-based Systems*, 2003, 16(1): 59-65
- [10] 谭明浩, 柴天佑. 基于案例推理的层流冷却过程建模[J]. *控制理论与应用*, 2005, 22(2): 248-253.
(Tan M H, Chai T Y. Modeling of the Laminar Colling Process with Case-based Reasoning [J]. *Control Theory and Applications*, 2005, 22(2): 248-253.)
- [11] Grupe F H, Urxiler R, Ramarapu N K, et al. The Application of Case-based Reasoning to the Software Development Process [J]. *Information & Software Technology*, 1998, 40(9): 493-499
- [12] 张晓东, 王伟, 王小刚. 选矿过程神经网络粒度软测量方法的研究[J]. *控制理论与应用*, 2002, 19(1): 85-88.
(Zhang X D, Wang W, Wang X G. Research of the Particle Size Neural Network Soft Sensor for Concentration Process [J]. *Control Theory and Applications*, 2002, 19(1): 85-88.)
- [13] Plitt L R. A Mathematical Model of the Hydrocyclone Classifier[J]. *CIM Bull*, 1976, 69(776): 114-123
- [14] 柴天佑, 杨辉, 张肃宇, 等. 稀土萃取分离过程综合自动化系统[J]. *控制工程*, 2005, 12(1): 1-7.
(Chai T Y, Yang H, Zhang S Y, et al. Integrated Automation System for Rare Earths Countercurrent Extraction Process [J]. *Control Engineering of China*, 2005, 12(1): 1-7.)

(上接第650页)