Vol. 23 No. 6 Dec. 2006

文章编号: 1000-8152(2006)06-0961-06

### 基于MAS的分布式焦炉集气管压力解耦控制

秦 斌<sup>1,2</sup>, 吴 敏<sup>2</sup>, 王 欣<sup>1,2</sup>, 阳春华<sup>2</sup>

(1. 湖南工业大学 电气工程学院, 湖南 株洲 412008; 2. 中南大学 信息科学与工程学院, 湖南 长沙 410083)

摘要: 针对焦炉集气管压力这类多变量非线性耦合系统,提出了一种基于multi-agent system(MAS)的焦炉集气管压力智能协调控制系统方案,给出了agent的分层组织结构和演化机制. 在控制agent中,采用TS模糊神经回归网络对被控对象进行分布式建模,运用分布式智能协调解耦算法进行解耦控制,监督学习与强化学习相结合,采用遗传协进化算法对多个agent协调优化. 通过agent模态变迁进行模式切换,以适应快速突变环境. 工程应用表明,提出的控制策略有效地解决了集气管压力这类复杂对象的过程控制问题.

关键词: 焦炉集气管; 解耦控制; multi-agent 系统; 强化学习; 协进化; T-S模糊神经回归网络

中图分类号: TP273, TP18 文献标识码: A

## MAS-based distributed decoupling control for the pressure of gas collectors of coke ovens

QIN Bin<sup>1,2</sup>, WU Min<sup>2</sup>, WANG Xin<sup>1,2</sup>, YANG Chun-hua<sup>2</sup>

- (1. School of Electrical Engineering, Hunan University of Technology, Zhuzhou Hunan 412008, China;
- 2. School of Information Science & Engineering, Central South University, Changsha Hunan 410083, China)

**Abstract:** For the multi-variable nonlinear coupled system such as the pressure of gas collectors of coke ovens, a scheme of intelligent coordinated control system is proposed based on multi-agent system. Firstly, the structures of hierarchical organization and evolution mechanism of agents in system are presented. In control agent, the T-S (Takagi-Sugeno) type recurrent fuzzy network (TSRFN) is employed to set up the distributed model of the plant, and the distributed intelligent coordinated decoupling control algorithm is adopted to realize the decoupling control. The supervised learning combines with reinforcement learning. The agents in system are then optimized coordinately by using the genetic co-evolution algorithm. The system can switch to different mode using the state-change of agents in order to operate in rapid time-varying environments. Finally, the real-world application shows that the proposed control strategy successfully solved the complex process control problem such as the pressure of gas collectors of coke ovens.

**Key words:** gas collectors of coke ovens; decoupling control; multi-agent system; reinforcement learning; co-evolution; T-S recurrent neural fuzzy network

### 1 引言(Introduction)

焦炉集气管压力控制是焦炉控制的关键参数之一.稳定焦炉集气管压力,对于改善环境、提高煤气回收量和质量、提高焦炉辅助产品产量和质量、延长焦炉寿命,具有重要的意义.由于被控对象是一个多扰动、变化大、耦合严重的分布式非线性系统,传统的自适应和解耦控制方案很难满足要求,需要寻找新的解决方案.

分布式人工智能研究的兴起与发展,特别是MAS的发展,为解决复杂工业过程智能控制提供了新的思路. MAS技术具有自主性、分布性、协调性,并且具有自组织能力、学习能力和推理能力<sup>[1]</sup>.

本文介绍了一个基于MAS的焦炉集气管压力智能控制系统,系统采用分层结构,由主管agent和专业agent组成的agent组为单位,组织成多层agent组系统,在控制agent中采用模糊(回归)神经网络实现对象模型估计和控制算法.在MAS中,最核心的问题是agent之间的行为协调、合作问题,为此引入模糊强化学习,采用基于协进化方法的多智能体协调解耦体系,根据不同工况,进行agent模式切换,有效地解决了集气管压力这类复杂对象的过程控制问题.

### 2 工艺简介及控制要求(Scheme of the process and control demands)

焦炉集气管系统的结构如图1所示. 每座焦炉煤

气从各炭化室通过上升管被循环氨气冷却到80℃~90℃,然后进入集气管,通过各自的蝶阀进入初冷器前主管道.通过初冷器被冷却到35℃~40℃,通过横管蝶阀进入鼓风机然后由鼓风机被送往下道工序.焦炉煤气从焦炉到鼓风机分为两个独立系统,即1号和2号焦炉为一个系统,3号和4号焦炉为一个系统.

焦炉集气管系统的控制目标是将每座集气管压力稳定在80 Pa~120 Pa的范围内,并且初冷器前压力和鼓风机前后压力满足设备安全运行条件.影响每座焦炉集气管压力的因素很多,其中一个重要的因素是焦炉之间及焦炉与鼓风机之间存在着严重的耦合关系,常规方法无法将集气管压力维持在工艺要求的范围. 因此控制的关键是对不同炉况的适应与各变量之间的解耦. 被控量为4座焦炉集气管压力 $(p1\sim p4)$ 、初冷器前压力(p5,p6)及鼓风机前压力(p7,p8),控制手段主要有每座焦炉上集气管的蝶阀 $(u_1\sim u_4)$ 、横管上的蝶阀 $(u_5,u_6)$ 和鼓风机变频调速 $(u_7,u_8)$ ,其中鼓风机运行2台,备用2台.

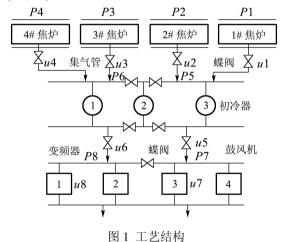


Fig. 1 Scheme of the process

# 3 基于multi-agent系统的智能控制结构(Structure of MAS-based intelligent control system)

针对焦炉集气管系统的结构和特点,本文建立一个基于MAS的集气管多级智能控制系统,首先将单系列集气管压力控制任务分解成为4个部分:两座焦炉集气管智能控制单元,初冷器后横管智能控制单元和鼓风机智能控制单元.每个单元由主管agent和专业agent组构成,专业agent可将任务进一步划分,从而形成分层递阶结构,直到任务可以由单个基本agent完成为止<sup>[2]</sup>.控制agent组的结构如图2所示,它由多个控制agent与该层的主管agent组成,控制agent实现局部操作控制算法,主管agent实现评估、决策和综合.在本系统中,每个单元的控制任务可分为安全保护任务和压力控制任务.为适应装煤期间高

压氨水对集气管压力产生高达几百Pa的巨大冲击,将压力控制任务分为冲击瞬态控制任务和常规控制任务。3个任务分别由不同控制agent实现,瞬时控制agent用来解决高压氨水冲击时大干扰冲击问题,当压力回到设定值附近范围时,使用常规控制agent来维持集气管压力的稳定。由管理agent根据不同工况激活相应的控制agent,通过控制agent的模态切换,实现不同的控制模式的转换,其中安全保护任务优先级最高。

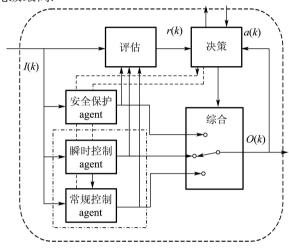


图 2 控制agent组基本结构

Fig. 2 Structure of control agent agency

单个控制agent主要由实时智能控制agent和分布式对象模型agent组成,如图3所示,实时智能控制agent根据所属区域不同分别完成焦炉集气管本地局部控制、初冷器前压力和鼓风机前压力控制,采用混合学习结构.通过多个区域控制agent参数的协进化,从而达到整体最优的目的.

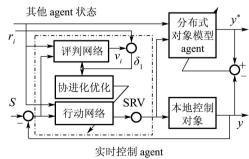


图 3 控制agent的结构

Fig. 3 Structure of control agent

### 4 分布式协调解耦控制算法(Distributed coordination decoupling control algorithm)

在本研究中采用混合学习结构:通过监督学习 获得初步规则,采用强化学习探索和利用经验,与协 进化结合,利用遗传算法寻优,从而实现整个系统的 协进化.

## 4.1 TS类型回归模糊神经网络及其监督学习算法(TSRNFN and its supervised learning algorithm)

针对MAS控制系统在线自组织的特点,采用MISO的TSRNFN来估计对象模型,TSRNFN的最大特点是不需要系统阶数和滞后时间等先验知识并能在线自组织.这对基于MAS的控制系统来说是至关重要的.TSRNFN模型可用图4所示的6层模糊回归神经网络来表示<sup>[3]</sup>(为简单起见,采用2输入1输出

系统),除4,5层外,其他层与一般的模糊神经网络相同,第4层输出为输入的线性组合,实现模糊推理规则的结论部分,第5层为前后关系结点,该层相当于规则层推理输出的反模糊化,连接权重代表内部规则的单值输出部分,延迟值反馈到第1层.每一个规则都有一个内部变量,用来确定过去历史对当前规则的影响程度,对于外部变量x采用高斯隶属函数,对内部反馈变量h采用全局sigmoid函数.根据系统结构和特点,将整个模型分布在各个控制agent之中.

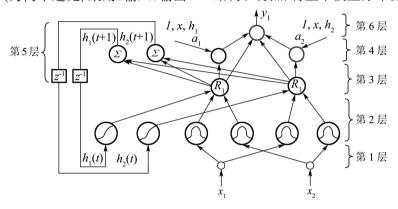


图 4 TS类型回归模糊神经网络(TSRNFN)

Fig. 4 TS type recurrent neural fuzzy networks

与其他模糊神经网络相比, TSRNFN不需要任何先验知识, 所有结构和参数都由在线学习确定, 这里采用一种新的TSRNFN混合学习算法<sup>[3]</sup>, TSRNFN的学习分结构和参数优化两个阶段, 结构学习用来确定规则和反馈结构及初步参数, 参数优化用来调整规则前件和结论部分如隶属函数的形状和位置、输入输出权系数等, 使系统达到最优.

### 4.2 分布式多变量协调解耦控制器(Distributed decoupling controller)

因为焦炉之间和初冷器鼓风机之间存在严重的耦合关系, 因此解决解耦问题是本课题的关键, 在同一系统中的两座焦炉、横管和鼓风机之间采用分布式模糊解耦算法. 焦炉agent分布式多变量解耦结构参见图3, 为简化计算, 取本地和其他agent状态输入 $s^0 = \{s^0_1(k), \cdots, s^0_k(k), \cdots, s^0_q(k)\}$ 作为解耦控制器输入; 将输入状态映射成联合行动本地输出, 实现各变量之间的解耦.

根据控制器的变量结构组成T-S型模糊神经网络控制模型,模型可表达为简捷的矩阵代数形式:

$$R^s: \text{IF } s^0 \text{ is } A^s, \text{ Then } u_i(k+1) = d^s_{0i} + d^s_{1i} s^0(k).$$

(1)

 $R^s$ 为第s条规则,  $s=1,2,\cdots,L$ ;  $A^s$ 为模糊集合

矩阵,矩阵d<sub>0i</sub>,d<sub>1i</sub>,A<sup>s</sup>中的诸元素为自适应调节参数,对于已有的经验数据,使用前述类似的算法进行学习.为获取正确输入输出训练数据和维护较完备的规则库,在本项目中采用基于遗传算法的自适应启发评判(AHC)原理进行探索和利用<sup>[4]</sup>,典型的自适应启发评判包括3个基本组成:评判(ACE)模块、动作模块(ASE)和随机实值单元(SRV).由状态向量和外界或环境提供的外部强化信号作为输入,评判模块将状态映射为期望的价值,采用TD方法进行更新,从而产生自适应评判.动作模块产生一个可能合理的动作,将状态映射为行动,随机实值单元(SRV)按行动输出的Boltzmann分布进行随机搜索:

$$a_i(t) = \Psi(u(t), \rho(t)). \tag{2}$$

 $\Psi$ 为正态分布函数,  $\rho(t)$ 根据评价来确定探索范围的大小. 在内部强化信号的指导下, 动作模块试图学习最优控制或决策能力. 评判网络和行动网络采用相同结构的T-S模糊网络结构, 其结论部分参数分别用 $b_{0i}^{o}$ ,  $b_{ij}^{s}$ 表示.

### **4.3** 分布式评判网络学习算法(Learning algorithm of distributed critic networks)

1) 外部强化信号.

根据实验和控制要求可确定解耦参考模型,取

期望解耦输出(解耦参考模型输出)与实际输出(根据需要也可能是对象模型输出)之差的平方和作为系统的性能指标函数,表达式为

$$E_i = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{m} (y_{di}^k(t) - \hat{y}_i^k(t))^2.$$
 (3)

i = 1, 2, 3, 4分别对应两座焦炉集气管压力、初冷器前压力和鼓风机前压力控制性能指标,m为控制周期内的采样数.取外部综合性能指标为

$$h_i = \frac{1}{E_i + \beta_i \sum_{j=1, j \neq i}^{q} E_j + \lambda_i L(u - v)}.$$
 (4)

 $\beta_i$ 为相应控制单元局部性能指标和全局性能指标的平衡系数. 因为控制的主要目标是焦炉集气管压力, 取 $\beta_1 = \beta_2 = 0.2$ ,  $\beta_3 = \beta_4 = 1.5$ , 对于初冷器和鼓风机控制单元强化信号包含使前级控制输出在蝶阀灵敏度范围内指标项 $\lambda_i L(u-v)$ , 其中 $\lambda_1 = 0$ ,  $\lambda_2 = \lambda_3 = 0.3$ , L(u-v) 为根据经验确定的查表函数. 当综合性能信号 $h_i$ 大于预定值且误差小于要求值时认为学习是成功的, 取外部强化信号 $r_i(t)$ 为1, 其他情况为0. 时间差分信号(TD)可由下式给出:

$$\delta_i(t) = r_i(t) + \gamma_i V_i(t) - V_i(t-1).$$
 (5)

其中:  $r_i(t)$ 为实际强化信号,  $V_i(t-1)$ 为当前状态期望预测值,  $V_i(t)$ 为下一状态期望预测值. 当强化信号 $r_i$ 持续小于某一阀值时, 认为本次探索失败,期望值 $V_i(t)=0$ . 目标是选取各个动作使所有未来奖赏之和最大.  $\gamma$ 为折扣因子, 在本研究中取 $\gamma=0.9$ . 评价网络权值更新规则为

$$\Delta b_{ji}(t+1) = -\eta \delta_i \frac{a - y \, O_i^{(3)} U_j^{(4)}}{\sigma_i^2 \sum_{k=1}^r O_k^{(3)}} \tag{6}$$

式中: a为由SRV确定的实际行动, y为行动网络确定的行动期望值,  $u_i^{(n)}$ ,  $o_i^{(n)}$ 分别为网络n层的第i个输入和输出.

行动网络可用相同的TD方法学习, 在本文中由监督学习算法得到系统初步参数, 然后根据内部强化信号 $\delta$ 用GA算法进行协进化优化。

## 4.4 基于协进化方法的多智能体协调解耦控制(Multi-agent coordination decoupling control based on co-evolution method)

采用协进化方法处理多智能体之间的协作. 在 协进化计算中, 各个物种群体都采用进化算法实 现进化过程, 而在对个体进行适应度评价时. 对那 些有利于群体间协调的个体赋予较高的适应度, 这样各个群体就会向着有利于相互协调适应的方 向进化,从而产生协调行为. 协进化不断进行下去 的结果就会形成智能体之间和以及智能体和环境 之间的最终共同适应.

适应度函数取为

$$F_{i} = \begin{cases} \frac{1}{|\delta_{i}(t)|}, & |\delta_{i}(t)| \geqslant \tau, \\ \frac{1}{\tau}, & |\delta_{i}(t)| < \tau, \end{cases}$$
 (7)

它是本地性能指标和其他协作系统的性能指标函数, $\tau$ 为一预设定正数, $\mathbf{R}\tau = 0.001$ . 以分布式辨识模型为对象,采用协进化的基本思想,应用实数编码遗传进化算法得到多变量解耦控制器结构和参数.

假设TSRNFN中有S个规则,则每一动态规则按如下顺序编码为

Rule 
$$i: |c_1^i|c_2^i| \cdots |c_n^i|\sigma_1^i| \cdots |\sigma_n^i|d_0^i| \cdots |d_n^i|$$
. (8)

按上述编码,从规则1到规则S构成了整个网络的染色体表达.外部输入分区相对于网格分区具有柔性特征,柔性分区不需要预先划分,并且可减少总的规则数.

采用两点交叉和非一致变异以及规则化几何等级理论,对文献[6]模糊规则控制遗传操作参数的方法进行扩展,采用多个模糊规则库与多个遗传种群一起实现整体种群快速协进化.对每代种群中的个体进行评估,当E小于预定的参数,这表明行动网络在本次学习已经得到GA的良好的训练,探索风险较小,可实际输出到控制对象,采用GA与强化学习相结合可得到全局优化解,采用对象模型的好处在于可减少对实际对象探索的风险,加快协进化收敛速度<sup>[7]</sup>.而采用强化学习的优点在于通过探索和利用,在线动态学习最优控制策略,避免模型的不足.

学习后焦炉集气管本地控制、横管蝶阀和鼓风 机变频调速形成梯级协调体系,调节范围逐步加 大,由后级保证前级的工作在有效范围内.当出现 高压氨水冲击等异常炉况时,切换到瞬态控制模 式,通过多级协调控制可较好地克服高压氨水对 被控压力的冲击.

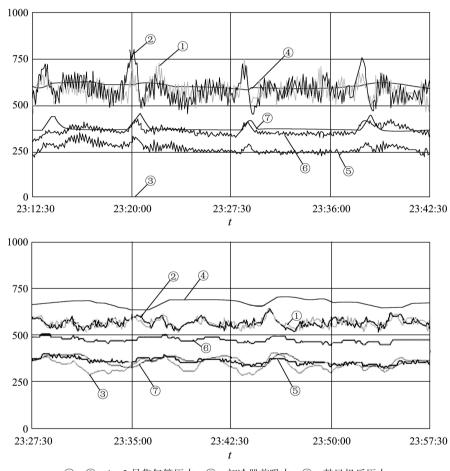
### 5 工业实现及运行结果(Industrial implementation and results)

根据上述方案实现的焦炉集气管压力集散控制系统,分别由1,2号炉PLC系统3,4号炉PLC系

统、鼓风机和冷却回收系统PLC及智能变送器和智能执行器构成. 各系统之间采用工业以太网通过交换机联接, 各智能变送器完成感知agent功能, 智能执行器完成反应agent和执行agent的功能, 通过现场总线与PLC控制相连.

实际工业应用表明,该系统工作可靠,性能稳定,功能齐全,操作方便,控制精度达到要求.在同一时段学习前后的现场运行的历史趋势曲线如图5所示.图中上方为两座焦炉的压力曲线及鼓风机后压力,下方分别为两座焦炉集气管蝶阀阀位

及初冷器横管蝶阀阀位,由图5可知,学习前初冷器前压力较低,两座焦炉集气管压力耦合严重,集气管蝶阀阀位较低,抗干扰能力差,学习后初冷器前压力控制在适当范围,整个系统处于协调状态,当出现内部扰动和外部扰动(如图6中鼓风机后压力变化)时,能快速调节达到稳定,调节对其它焦炉集气管压力的影响较以前明显削弱,具有良好的解耦性能,保证焦炉集气管压力稳定在工艺要求的范围内.3,4号焦炉系统运行结果与1,2号焦炉相似.



①, ②-1, 2号集气管压力, ③-初冷器前吸力, ④-鼓风机后压力,

⑤,⑥—1,2号集气管调节阀位,⑦—初冷器横管调节阀位

图 5 实际历史趋势曲线

Fig. 5 Real historical trend curves

#### 6 结论(Conclusion)

焦炉集气管压力是一个多变量耦合、非线性严重的复杂被控对象,应用常规控制方法很难实现长期稳定的自动控制,本系统提出了基于MAS的集成智能控制系统,在控制agent中,以TSRNFN网络为核心,实现对象模型估计、模糊多变量解耦控制器和强化学习功能,焦炉、横管和鼓风机形成

梯阶协调体系,运用强化学习和协进化方法形成各agent之间以及agent和环境之间的最终共同适应,实际运行结果表明系统设计是成功的.

#### 参考文献(References):

 SKAREK P, VARGA L Z. Multi-agent cooperation for particle accelerator control[J]. Expert Systems with Applications, 1996, 11(4): 481 – 487.

- [2] 秦斌, 吴敏, 王欣, 等. 基于MAS的分布式集成智能控制系统开发与应用[J]. 小型微型计算机系统, 2006, 27(7): 1405 1408. (QIN Bin, WU min, WANG Xin, et al. Development and application of distribution integrated intelligent control system based on multiagent system[J]. *Mini-micro System*, 2006, 27(7): 1405 1408.)
- [3] Juang Chia FENG. A TSK-type recurrent fuzzy network for dynamic systems processing byneural network and genetic algorithms[J]. IEEE Trans on Fuzzy System, 2002, 10(2): 155 – 170.
- [4] LIN C T, LEE C S. Reinforcement structure/parameter learning for neural-network-based fuzzy logic control system[J]. *IEEE Trans on Fuzzy System*, 1994, 2(1): 46 – 63.
- [5] ZHOU Changjiu. Robot learning with GA-based fuzzy reinforcement learning agents[J]. *Information Sciences*, 2002, 1451(1-2): 45 – 68.
- [6] HERRERA F, LOZANO M. Adaptive genetic operators based on coevolution with fuzzy behaviors[J]. *IEEE Trans on Evolutionary Com*putation, 2001, 5(2): 149 – 165.
- [7] SUTTON R S. Integrated architectures for learning, planning, and reacting based on approximating dynamic programming[C]// PORTER

B W, MOONEY R J. *Proc of the Seventh Int Conf on Machine Learning*. San Mateo, CA: Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1990: 216 – 224.

#### 作者简介:

**秦 斌** (1963—), 男, 教授, 博士, 主要从事复杂工业过程建模与智能控制, E-mail: qinbin99@163.com;

**吴 敏** (1963—), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究领域为鲁棒控制, 非线性控制和过程控制, E-mail: min@mail.csu.edu.cn;

**王 欣** (1971—), 女, 副教授, 中南大学信息科学与工程学院博士生, 主要研究方向为复杂工业过程建模与智能控制、实时智能调度系统:

**阳春华** (1965—), 女, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为智能 控制、实时优化调度.

#### (上接第960页)

- [4] 张著洪, 黄席樾. 一种新的免疫算法及其在多模态函数优化中的应用[J]. 控制理论与应用, 2004, 21(1): 17-21. (ZHANG Zhuhong, HUANG Xiyue. Novel immune algorithm and
  - its application to multi-modal function optimization[J]. *Control Theory & Applications*, 2004, 21(1): 17 21.)
- [5] 李中华, 毛宗源, 郑日荣, 等. 基于人工免疫算法的电梯交通动态 分区的优化[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2004, 32(10): 46-50.
  - (LI Zhonghua, MAO Zongyuan, ZHENG Rirong, et al. Optimization of the dynamic zoning for elevator traffic based on the artificial immune algorithm[J]. *J of South China University of Technology (Natural Science)*, 2004, 32(10): 46 50.)
- [6] LORENZ E N. Deterministic non-periodic flows[J]. J of Atmospheric Science, 1963, 20(3): 130 – 141.

- [7] LI B, JIANG W S. Optimizing complex functions by chaos search[J]. *Cybernetics and Systems*, 1998, 29(4): 409 – 419.
- [8] CANABARRO A A, GL'ERIA I M, LYRA M L. Periodic solutions and chaos in a non-linear model for the delayed cellular immune response[J]. *Physica A*, 2004, 342(1-2): 234 241.
- [9] GOLDBERG D E. Genetic Algorithm in Search, Optimization, and Machine Learning[M]. Reading, MA: Addison-Wisely, 1989.

### 作者简介:

**左兴权** (1971—), 男, 博士, 副教授, 研究方向为人工免疫系统、优化调度、智能控制等, E-mail: Zuoxq@tsinghua.edu.cn;

**范玉顺** (1962—), 男, 江苏扬州人, 教授, 博士生导师, 研究方向为系统建模与优化、车间管理与控制等.