

研究论文

DOI: 10.11949/j.issn.0438-1157.20171478

一种面向控制系统解耦的序列决策 PID 参数整定方法

高月, 宿翀, 李宏光

(北京化工大学信息科学与技术学院, 北京 100029)

摘要: 传统的解耦控制方法由于其过于依赖模型辨识等问题难以被实际应用, 且存在成熟系统不宜进行控制器再设计等问题, 此外, 回路解耦控制的专家经验难以提取与传承。因此以等效传函理论为研究基础, 提出了一种面向解耦问题的基于序列决策的 PID 参数整定方法, 提取历史数据中经验丰富的操作人员的控制序列。在解决回路之间存在耦合而使控制效果不佳的问题的同时, 使工程人员的 PID 参数整定经验数字化得以传承, 辅助初级人员进行操作。最后将所提方法应用于 Matlab 和 Aspen 两个仿真平台的耦合回路系统, 获得满意结果, 并验证所提方法的有效性和正确性。

关键词: 过程控制; 参数估值; 神经网络

中图分类号: TP 29

文献标志码: A

文章编号: 0438—1157 (2018) 03—1071—10

Sequence-decision PID parameter tuning approach towards control system decoupling

GAO Yue, SU Chong, LI Hongguang

(College of Information Science & Technology, Beijing University of Chemical Technology, Beijing 100029, China)

Abstract: Traditional decoupling control methods have difficulties in industrial applications as a result of heavily relying on model identification and in controller re-designing as a result of mature system. Besides, it is difficult to extract and inherit expert experience of loops' decoupling controls. Based on equivalent transfer function theory, sequence-decision PID parameter tuning method was developed, which control sequences of experienced operators were effectively extracted from historical data. When facing poor control performance due to loops' coupling, junior staff could operate from inheritance of digitalized PID parameter tuning experience of experienced engineers. Method effectiveness and accuracy were verified in two coupling circuit systems in Matlab and Aspen simulation platforms.

Key words: process control; parameter estimation; neural networks

引 言

在化工生产中, 存在很多互相干扰的复杂情况, 回路中的控制作用会互相干扰, 使系统极为不稳定, 而且现场的被控对象存在很难控制的元素, 如不确

定性, 多外扰, 大滞后, 非最小相位等, 很难辨识精确的定常数学模型^[1]。而且现场 DCS 中有很多过程数据以及操作数据, 其中蕴含着操作人员应对耦合问题的经验。针对以上问题, 基于传统控制和先进控制的多变量协调控制方法难以奏效, 例如①以

2017-07-04 收到初稿, 2017-07-06 收到修改稿。

联系人: 宿翀。第一作者: 高月 (1993—), 女, 硕士研究生。

基金项目: 北京市优秀人才培养项目 (2015000020124G041); 国家自然科学基金项目 (61603023)。

Received date: 2017-07-04.

Corresponding author: SU Chong, suchong@mail.buct.edu.cn

Foundation item: supported by the Beijing Outstanding Talent Training Project (2015000020124G041) and the National Natural Science Foundation of China (61603023).

传统频域为代表的解耦控制, 如对角阵方法, 相对增益分析法, 特性曲线分析法, 状态变量法, 逆奈氏阵列法 (INA) 等, 由于依赖精确的数学模型, 现场难以辨识, 并且在控制过程中, 工作点由于设定值等因素的变换, 定常的解耦补偿器难以适应新的模型, 很难保证控制品质, 甚至导致系统不稳定^[2-3]。②多变量自适应解耦将被控对象的辨识, 控制和解耦相结合, 可以实现参数未知领域的解耦, 属于预测方法, 但是实现这种动态解耦控制, 依赖于复杂的在线辨识系统, 并且设计过程中依赖参考轨迹, 很难在 DCS 上实现^[4]。③鲁棒控制的一个分支, 鲁棒解耦控制通过设计鲁棒对角控制器来实现解耦, 但是鲁棒解耦控制器的设计是针对特定系统讨论特殊的解耦控制问题。内模解耦控制器可以通过设计内模结构来实现解耦, 依靠数学模型进行解耦^[5]。以上的控制器设计都需要改变原有的控制器结构或者重新设计控制系统, 但是现场 DCS 系统往往难以进行改动以及成本上不允许重新设计控制系统, 故以上的解耦方法对于实际应用均不合适, 而且没有充分利用信息丰富的历史数据, 难以将消除耦合现象的经验量化。

在实际操作中, 现场的操作人员通常会通过多次调节各回路的控制器参数, 根据经验在特定时刻改变控制器参数, 来拉开各回路的平衡点来进行协调两个回路的控制质量, 通过一系列的参数决策得到理想的控制质量。实施该调节操作的工作人员往往对生产工艺很了解, 有很多积累的操作经验。但是, 过程数据中蕴含的操作经验难以挖掘, 不能够直接指导初级操作人员。因此, 从实际化工过程提取人工经验的角度出发, 获得人工调节的经验指导, 直接通过调节 PID 参数, 以获得期望的控制性能, 是现场实施解耦控制的一条有效途径, 即将解耦部分与控制部分合二为一来调节控制器参数。文献[6]采用将两者设计为统一的结构, 但是设计步骤烦琐。通过调节 PID 参数的方法, 实质上是改变控制回路的传递函数的方法, 近年来, 很多国内外学者在内模补偿的基础上, 提出了一种等效传函的方法 (EFE)^[7-8], 将相对有效增益阵列 (ERGA) 和相对归一化增益阵列 (RNGA) 等方法应用到控制器设计中, 避免了内模解耦控制通过补偿方法求解广义逆时产生不稳定极点的问题, 并且更适用于控制器结构复杂和维数较高的系统^[9], 因此采用等效传函的方法, 可以通过整定控制器参数来进行解耦。以上的文献和方法即是整定 PID 参数解耦控制方法的理

论基础。

近年来, 基于过程历史数据挖掘过程信息的研究快速发展, 基于神经网络等数据驱动^[10-12]的建模方法^[13-21]获得丰硕成果。因此本文基于数据驱动思想对工程人员的操作历史数据进行经验的提取, 模拟工程人员在经验指导下得到控制序列。面向本文非线性、数据关系复杂, 数据维度高的耦合回路流程模型时, 大多利用智能方法构建软控制器, 但未见数据驱动来挖掘 PID 整定过程中的人工经验。在实际过程中, 整定操作为序列决策过程, 值得一提的是, 序列决策是一种对决策步骤进行建模的方法, 通常应用在投资收益分析的决策之中, 在生产过程中常用作加工工序规划之中^[22], 同时, 神经网络等建模方法已被成功应用于序列决策建模领域^[23-29]。因此序列决策思想适合解决此类按照步骤进行的 PID 整定过程建模。然而, 对于耦合回路控制器参数决策中序列决策问题的建模还未见报道。此外, 以上的决策模型都属于单点时间序列决策模型, 与本文的“复合型决策”不同, 本文根据实际的解耦需求, 提出了一种决策节点含有多种决策参数的“复合型序列决策”, 其决策结果也为多参数组合, 更加适用于多回路控制器参数整定过程, 并基于提出的序列决策模型, 构建了多级神经网络。

受上述讨论启发, 本文以等效传函的理论为支撑, 提出面向解耦问题的基于 NPCA-ANN 的序列决策 PID 参数整定模型, 旨在挖掘历史数据中有效的 PID 调节序列, 辅助达到回路解耦控制效果。

1 面向解耦的 PID 参数整定序列决策模型

1.1 耦合过程描述

工业现场工艺流程复杂, 同一个生产质量指标受多变量影响, 多个变量在多个回路中作为控制变量, 因此有着“牵一发而动全身”的控制效果, 在相互耦合的情况下, 现场发生变动后, 各回路会出现不稳定的情况, 以两个相互关联的回路为例, 如图 1 所示。

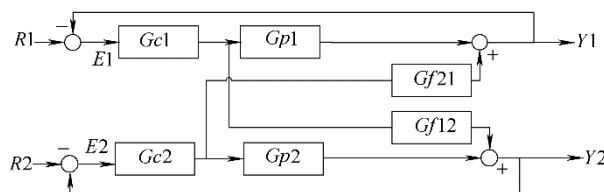


图 1 耦合回路

Fig.1 System with coupling

以上的两个单回路之间,若不存在耦合情况,两个回路控制效果良好。原本出厂的控制器参数能够快速跟踪设定值,但是在实际的工况中,因为有耦合的存在,原有的控制器参数并不能够使输出快速跟踪设定值,并且还会发生振荡。故此时,非模型解耦方法可以不通过数学计算解耦,通过调节两个回路的控制器参数,来缓解回路不稳定的状况。有经验的操作人员会根据对现场工艺的了解,调整控制器参数,可以有效快速地改变控制回路的状态响应,如图2所示,工程师判断系统发散后,在60s时调节PID参数,使回路收敛,后期会进行PID参数的微调。这个过程即本文要研究的人工PID调参的决策过程。

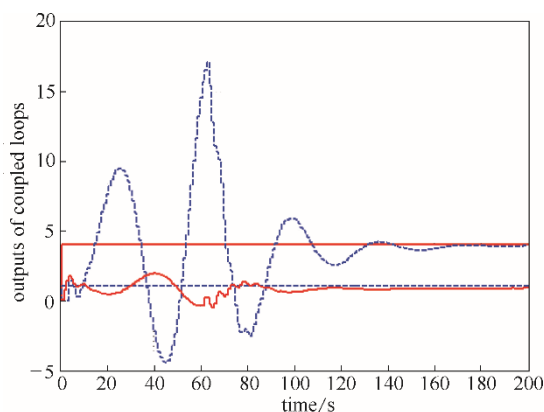


图2 操作人员在60s时调节PID参数控制

Fig.2 Tuning result of PID controller at 60th second

1.2 双回路PID整定解耦的数学分析

双回路耦合为多回路耦合系统的一部分,多回路系统可以通过耦合效果比较,优先处理耦合严重的相关回路,进而双回路的解耦为多回路解耦的主要工作。

定理1: 在两个耦合回路的输入 $R1, R2$ 不变的情况下(图1),存在控制器 $Gc1'$ 和 $Gc2'$,使得图3中输出与图1中相等,即 $Y1=Y1'$ 和 $Y2=Y2'$ 。即满足同样的解耦控制效果。

证明: 图1所示回路可以描述为

$$\begin{aligned} Y1 &= (R1 - Y1)Gc1Gp1 + (R2 - Y2)Gc2Gf21 \\ Y2 &= (R2 - Y2)Gc2Gp2 + (R1 - Y1)Gc1Gf12 \end{aligned} \quad (1)$$

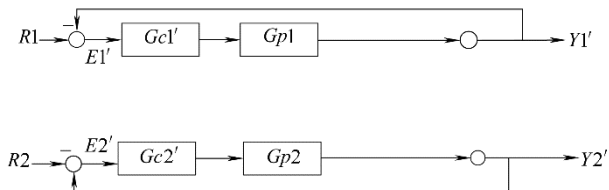


图3 等效消除耦合回路

Fig.3 Equivalent loop by decoupling

若要利用PID参数整定实现解耦的作用,即最终的控制器参数使得控制回路之间的耦合消除,如图3所示。

即图1中的两个回路通过调整PID参数,使得两回路输出与图3中两回路的输出相等,即

$$\begin{aligned} Y1 &= (R1 - Y1)Gc1Gp1 + (R2 - Y2)Gc2Gf21 = \\ &= (R1 - Y1)Gc1'Gp1 \\ Y2 &= (R2 - Y2)Gc2Gp2 + (R1 - Y1)Gc1Gf12 = \\ &= (R2 - Y2)Gc2'Gp2 \end{aligned} \quad (2)$$

由式(1)和式(2)得

$$Gc1 = Gc1' - \frac{R2 - Y2}{R1 - Y1} \frac{Gc2}{Gp1} Gf21 \quad (3)$$

$$Gc2 = Gc2' - \frac{R1 - Y1}{R2 - Y2} \frac{Gc1}{Gp2} Gf12 \quad (4)$$

由式(3)和式(4)可以解

$$Gc1 = \frac{Gp1Gp2Gc1' - Gf21Gc2'Gp2}{Gp1Gp2 - Gf12} \frac{R2 - Y2}{R1 - Y1} \quad (5)$$

$$Gc2 = \frac{Gp1Gp2Gc2' - Gf12Gc1'Gp1}{Gp1Gp2 - Gf21} \frac{R1 - Y1}{R2 - Y2} \quad (6)$$

由式(5)和式(6)得知,如果存在 $Gc1'$ 和 $Gc2'$ 使得图3中的回路满足控制条件,那么,即存在控制器 $Gc1$ 和 $Gc2$ 使得图1中的回路控制效果等效为无耦合情况的两个回路。

证毕。

根据以上的定理可以知道,存在控制器 $Gc1$ 和 $Gc2$ 使得回路消除耦合作用。其形式如式(5)和式(6)所示。根据等价传递函数参数化的方法,利用Maclaurin级数有理逼近方法获得PID参数^[30]。

式(1)~式(6)揭示了人工调节PID参数可以达到解耦的效果。但是需要调解人员通过经验判断和不断试凑的方法进行PID控制器参数的选择,其过程实质是在搜索空间内根据经验指导进行逐步的寻优过程。利用启发式算法,例如粒子群,蚁群算法遗传算法等可以在搜索空间内对控制器参数寻优,控制人员根据自己的经验以及对模型的了解,能够在有限步数内,逐步寻找到合适的PID参数。因此,本文所提面向解耦问题的基于序列决策的PID参数整定方法,则是利用有效历史数据就此类决策过程构建了复合型序列决策模型。

1.3 基于序列决策的PID整定建模基本数学描述

历史操作数据与过程状态数据中隐含操作人员根据对过程状态判断而做出的整定序列,因此利用ANN对此序列决策建模,即为本文的主要思想。

序列决策属于运筹学领域的一个分支,是时间

序列上的决策过程。本文根据实际应用情况定义带有复合型决策节点的序列决策:

定义 1 带有复合型决策节点的序列决策过程

在序列决策过程中, 决策节点包含不同数据类型的决策条件, 且决策结果含有多个变量, 称之为带有复合型决策节点的序列决策。

区别于传统的序列决策的单变量, 单策略决策, 本文提出的方法, 在原有模型基础上, 增加变量类型与变量个数, 使决策过程包含更多有用信息, 便于决策知识的表达。本文的序列决策采用乐观法则(极大极小法则), 即选择最大收益(payoff), 来衡量决策结果的量化指标^[31]。

本文利用历史数据对决策过程建模, 旨在操作数据中选取优良的控制参数变换序列, 对其进行建模, 进而形成基于 PID 参数整定序列决策的解耦控制方法, 其中, 一个重要步骤就是在众多历史数据中选择出最优操作。具体的决策过程见图 4。

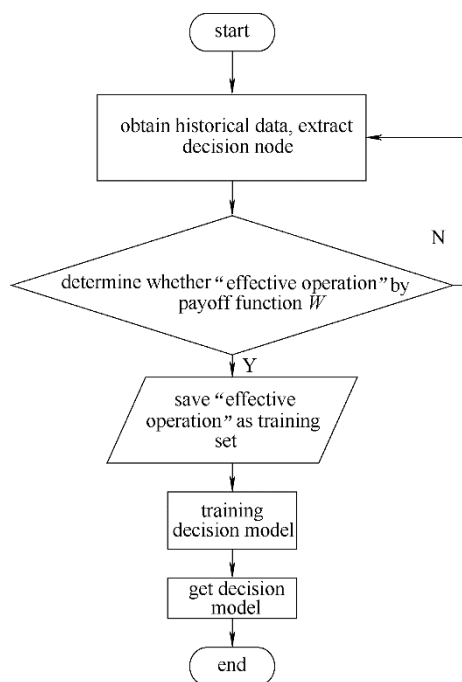


图 4 决策过程

Fig 4 Flow chart of decision process

其中, 图 4 中的收益函数 W 针对此类问题定义属于多属性决策问题的收益函数, 可以利用加权算法进行评价。利用归一化原理, 先将不同变量归一化到统一的 $[0, 1]$ 区间, 评价函数为 W , 则 W 描述为

$$W = a_1 x_1 + a_2 x_2 + \cdots + a_n x_n + b_1 x_{n+1} + b_2 x_{n+2} + \cdots + b_m x_{n+m} = A_{1,n} X_{1,n}^T + B_{1,m} X_{n+1,m}^T \quad (7)$$

其中, $A_{1,n}$ 代表决策关键向量, 是 $0 \sim 1$ 向量, 对决策结果有“一票否决权”, $B_{1,m}$ 代表在 $A_{1,n}$ 非零情况下其他变量的权值, 根据不同的决策目标, 利用机理或知识决定权值大小。 W 值直接表现控制质量的好坏, W 越大决策结果越优。利用以上的收益函数, 针对每个决策节点的历史数据进行评价, 选择出收益函数高于本决策节点 80% 的操作, 作为可以训练决策模型的“有效操作”。

解耦控制问题可以抽象为多输入多输出的预测问题, 即

$$\text{parameter}(Y) = f(X) \quad (8)$$

其中, Y 为控制器参数向量, X 是当前控制器参数和当前回路状态变量。利用神经网络的非线性逼近原理, 得到能够预测控制器参数的决策模型。由于现场操作为“调一步, 看一步”的评判原则, 所以符合序列决策的过程。即可以利用多输入多输出的神经网络构建每一步的决策模型。

此外, 针对过程数据维数过大的问题, 可以利用降维方法对输入做降维处理, 而后用于训练。非线性数据的降维, 选用输入训练神经网络进行构造一种非线性 PCA 来对数据进行降维去噪, 提高数据的可用性。

在正常工况下测得的历史数据集 $X = [X_1, X_2, \cdots, X_M]$ 。若各个变量中存在相关性, 那么理论上只用 A 个主元 ($A < N$) 就可以反映出过程的主要信息。非线性 PCA 就是一种对 X 的估计量 $\hat{X}$ 的非线性表示即

$$X = \hat{X} + E = F(T_N) + E \quad (9)$$

其中, $\hat{X}$ 是 X 的估计矩阵, E 是残差矩阵, $F(\cdot)$ 是一个非线性函数, T_N 为非线性主元得分矩阵。现在的问题是如何从历史数据之中提取到非线性特征, 得到非线性函数 $F(\cdot)$ 与非线性主元得分矩阵 T_N ^[32]。

本文基于输入神经网络(input training neural network, ITNN)来构造非线性 PCA(NPCA)模型, 其中 ITNN 的结构如图 5 所示。

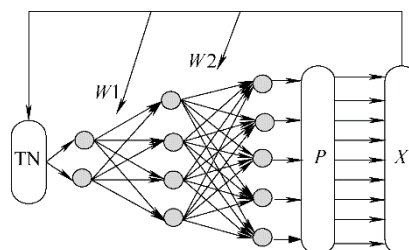


图 5 面向 NPCA 的 ITNN 网络结构

Fig 5 Structure of IT-NN

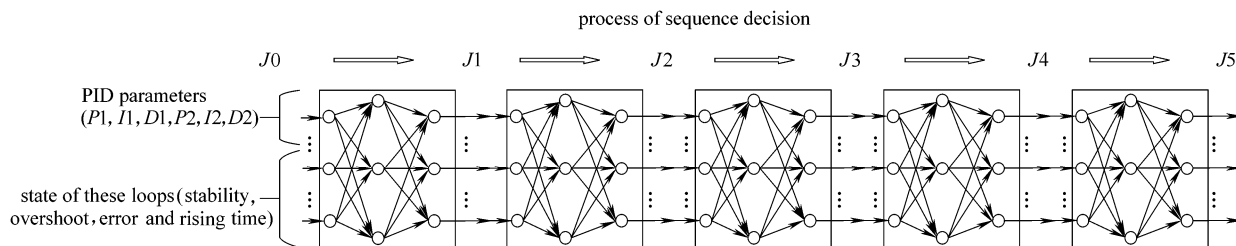


图6 基于NPCA-ANN的PID整定过程序列决策模型

Fig.6 Structure of NPCA-ANN for PID tuning

1.4 面向解耦的序列决策PID参数整定模型

本文基于NPCA-BP神经网络框架,构造序列决策中每个决策点的模型。其中,利用式(9)中得到的非线性主元 T_N 作为BP神经网络的输入数据,可以有效降低网络的运算复杂度。由NPCA-ANN构成的每个决策节点的决策模型,而后构建的整体序列决策模型如图6所示。其中,每个决策点是一个NPCA-BP,这是一个序列决策过程模型中的一个单元。本文根据实际操作情况,默认操作人员在5步之内可以整定好PID参数。

具体的序列决策PID整定模型建立步骤如下。

(1) 历史数据中按照评价函数 W [式(7)]选择用于训练网络的历史数据,按照比例确定训练集与测试集;

(2) 设计输入训练神经网络的结构(图5),利用历史数据的测试集检验网络结构;

(3) 将所有历史数据通过以上确定的ITNN网络降维,得到 T_N [式(9)];

(4) 设计每个决策节点的BP网络,并用降维过的数据检验得出最优网络结构;

(5) 得到每个决策节点的网络模型,构成序列决策模型(图6)。

2 实例仿真

2.1 Matlab仿真

工业现场有很多控制回路由于相互干扰很难保证系统稳定,在酒精精馏塔中塔顶温度与塔底温度控制回路相互独立,又因能量传递上有着强耦合的作用。以文献[33]中给出的精馏塔数学模型为仿真对象,请专家经过反复摸索,通过调节PID参数,可以将耦合去除。大量的调节数据即可用来训练决策模型。利用Simulink仿真平台搭建带有耦合的双回路仿真模型,如下。

耦合回路的数学模型^[33]和Matlab模型分别如式(10)和图7所示。

$$G(s) = \begin{bmatrix} G_{11}(s) & G_{12}(s) \\ G_{21}(s) & G_{22}(s) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{0.66e^{-s}}{5.7s+1} & \frac{-0.012e^{-8.4s}}{7.06s+1} \\ \frac{-0.049e^{-9.2s}}{8.09s+1} & \frac{0.87e^{-s}}{(3.89s+1)(18.9s+1)} \end{bmatrix} \quad (10)$$

该模型在互相干扰的情况下,PID难以应对存在互相耦合的情况,其过程变换如图8、图9所示。

针对以上模型可以看出相互干扰存在于各个回

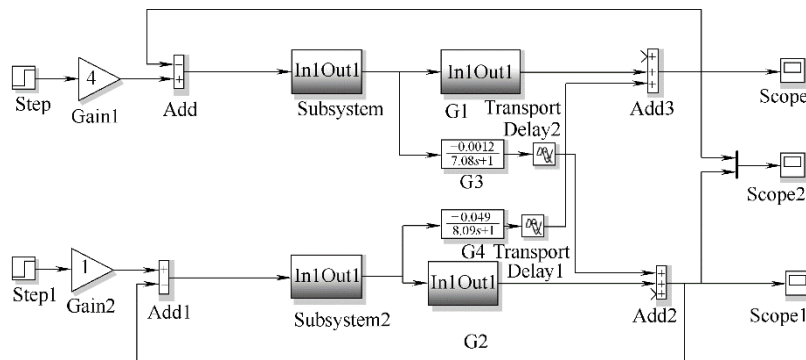


图7 仿真回路MATLAB模型

Fig.7 MATLAB model of simulation

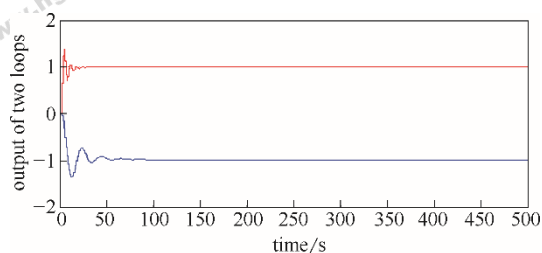


图 8 无关联回路 PID 整定后阶跃响应曲线

Fig.8 Responding curve of loops without coupling

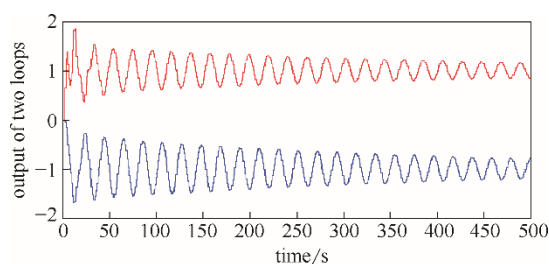


图 9 同一参数下加入关联后阶跃响应曲线

Fig.9 Responding curve of loops with coupling

路中对控制质量影响很大,甚至会造成系统的不稳定,针对以上模型进行控制决策的实验仿真。

通过以上模型初始化 PID 参数,整定 PID 参数至满意效果的操作数据作为历史数据。

(1) 针对双回路的控制器参数决策问题,定义评价函数

$$W = 1 \times S_1 + 1 \times S_2 + 0.7 \times O_1 + 0.7 \times O_2 + 0.6 \times E_1 + 0.6 \times E_2 + 0.4 \times T_1 + 0.4 \times T_2 \quad (11)$$

其中, S_1 、 S_2 是两个回路的收敛稳定状态,对于控制回路来时是至关重要的属性,所以 S_1 、 S_2 为权值最大项, O_1 、 O_2 是两个回路的超调量, E_1 、 E_2 为两个回路的稳态误差变量, T_1 、 T_2 为两个回路的调节时间变量。针对于生产过程,不稳定与快速波动是首要控制变量,稳态误差和调节时间次之,其中的权重值根据控制效果要求,由 3 名控制领域专家,经过群体决策分析得来。回路的稳定状态是零一取值变量,故 S_1 和 S_2 可以取值 0 或 100%,超调量 O_1 、 O_2 取值在 [0, 100%],调节时间 T_1 、 T_2 取值是在固定仿真时间内 [0, 100%],可利用式 (11) 对决策结果进行评价判断。定义当回路发散时的状态为 [0, 0, 100%, 100%, 100%, 100%]。根据以上的收益函数可以在历史数据中选择“有效”控制器参数调节过程数据,用于训练决策模型,获得智能控制器参数决策模型。选用 5 次决策后能够满足双回路的控制效果的历史数据用于训练决策模型,针对不同的初始控制参数和不同的控制效果状态作为调节的初始状态。采用 500 数据用作训练,用 30 个数据

进行检验。训练完成的决策模型即可针对不同的初始控制器参数与回路状态进行预测控制参数的调整值。

(2) 利用所选的历史数据进行降维模型设计:降维模型 ITNN 的网络结构为 14-10-10,通过 ITNN 降维后的数据 T_N 为 10 维。

(3) 将所有历史数据降维,得到 T_M [式 (9)]。

(4) 通过 ITNN 降维后的数据 T_N 为 10 维,输出是 6 维数据,通过交叉验证得到神经网络的结构为 10-8-6,1 层隐含层,8 个隐含层节点,网络的学习率为 0.6。训练每个节点的决策神经网络模型,其训练平均相对误差和利用 30 数据进行检验的平均相对误差 (mean relative error, MRE) 如表 1 所示,基于神经网络的决策过程参数如表 2 所示。

表 1 决策神经网络平均相对误差

Table 1 MRE of decision ANN(NPCA-BP)

Node	Decision node 1st	Decision node 2nd	Decision node 3rd	Decision node 4th	Decision node 5th
training MRE	0.00668	0.000121	0.000176	0.000802	0.000577
testing MRE	0.0827	0.0931	0.00342	0.00452	0.00091

表 2 决策过程数据

Table 2 Decision data

Node	State	Parameter
	[S_1 , S_2 , O_1 , O_2 , T_1 , T_2]	[K_{p1} , K_{i1} , K_{d1} , K_{p2} , K_{i2} , K_{d2}]
J1	[0, 0, 100%, 100%, 100%, 100%]	[6, 0.5, 0.02, 8, 0.15, 0.02]
J2	[1, 1, 50%, 40%, 10%, 20%]	[3, 0.5, 0.02, 4, 0.15, 0.02]
J3	[1, 1, 20%, 15%, 5%, 10%]	[3, 1, 0.02, 2, 0.15, 0.02]
J4	[1, 1, 20%, 10%, 5%, 8%]	[3, 1.5, 0.02, 1.5, 0.2, 0.02]
J5	[1, 1, 20%, 10%, 5%, 7%]	[3, 1.5, 0.02, 1.5, 0.3, 0.02]

通过以上参数调节过程,可以看出控制效果如图 10 所示。

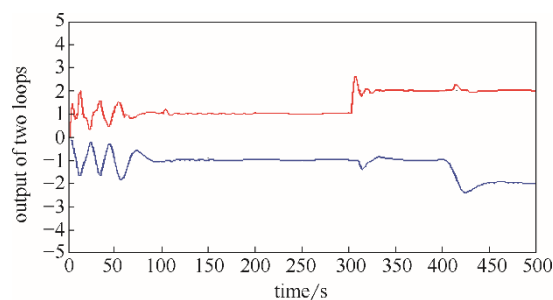


图 10 调节过程控制响应图

Fig 10 Response of tuning process

以原有控制参数为 [6, 0.5, 0.02, 8, 0.15, 0.02] 在 50 和 100 s 的时候进行粗调参数,将不稳定的状况,在 150 和 200 s 的时候进行微小调节,最终获

得PID参数。当两个回路都稳定的时候,在第300s和第400s的时候分别改变两个回路的设定值,从响应曲线中看出,可以快速稳定地跟踪设定值变化,有效克服关联关系影响,避免了回路未整定PID之前的振荡不稳定状态的发生,收到很好的控制效果。

本文采用的方法有别于其他学者进行控制器设计^[34-36],本文所提方法利用历史操作数据做离线的序列决策建模,更有实际应用意义。经过训练最终能够通过决策模型得到的控制效果与通过设计模糊解耦控制器^[33]的对比如图11~图14所示。

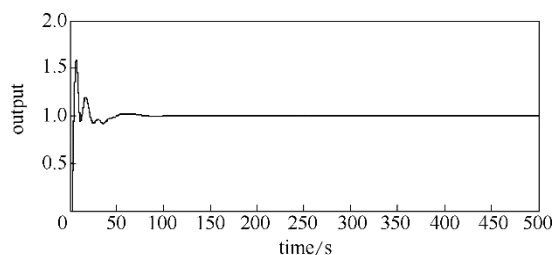


图11 序列决策PID参数塔顶温度回路阶跃响应曲线
Fig. 11 Response of tower top with sequence decision PID tuning

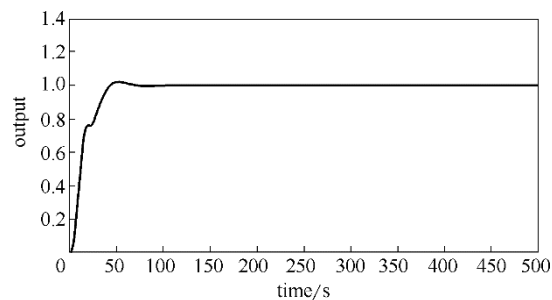


图12 模糊解耦控制系统塔顶温度阶跃响应曲线
Fig. 12 Response of tower top with fuzzy decoupling method

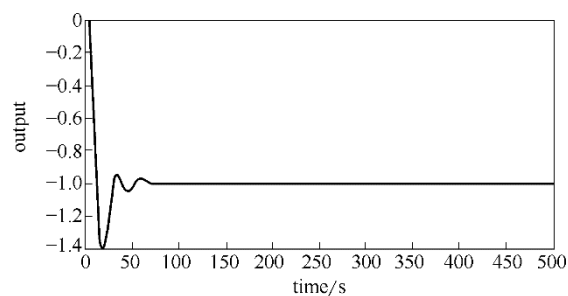


图13 序列决策PID参数塔底温度回路阶跃响应曲线
Fig. 13 Response of tower bottom with sequence decision PID tuning

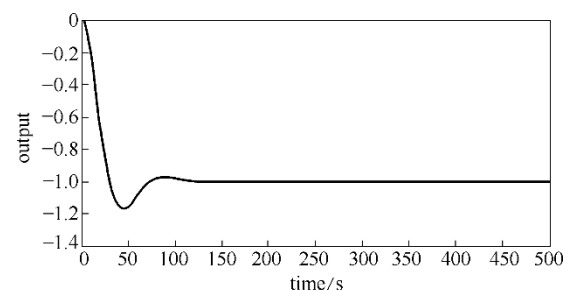


图14 模糊解耦控制系统塔底温度阶跃响应曲线
Fig. 14 Response of tower bottom with fuzzy decoupling method

从图11~图14可以看出,本文所提方法的PID参数整定,可以在不用改变原有控制系统结构基础上,只通过改变PID参数的值即可实现解耦控制器功能。并且与文献[33]中的模糊解耦控制效果进行对比,能够达到控制要求。

2.2 Aspen 平台仿真

根据实际的精馏过程搭建了一个精馏塔工作模型如图15所示。

其中塔底再沸器的温度控制回路,与塔顶汽包压力控制回路为两个相互独立的回路,但是由于精

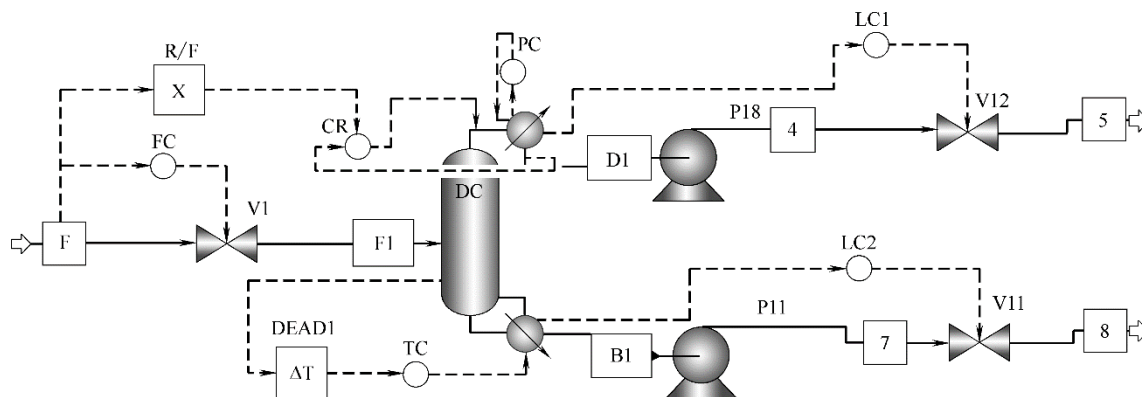


图15 Aspen 精馏塔动态仿真模型

Fig.15 Dynamic simulation model of distillation tower based on Aspen

馏塔内温度传递的机理, 存在耦合, 在只考虑单独回路控制效果最佳的情况下, 相应效果图如图 16。

从图 16 中可以看到, 当塔底再沸器温度设定值变化 5°C , 带给塔顶压力变化范围为 0.5 bar ($1\text{ bar} = 0.1\text{ MPa}$) 的变化量, 塔顶压力变化 1 bar 的时候, 也会影响塔底温度变化, 耦合程度较大。

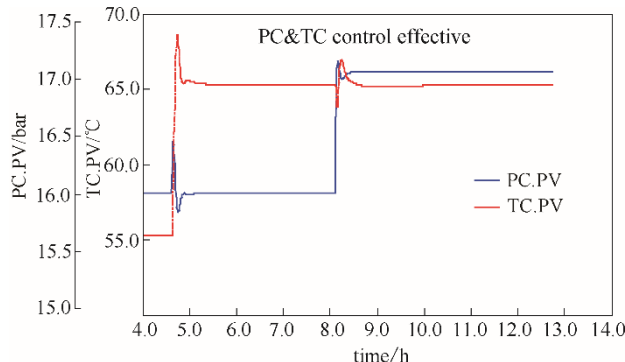


图 16 TC 与 PC 控制回路阶跃响应效果

Fig.16 Response of TC loop and PC loop

基于 1.4 节所提构建面向解耦问题的序列决策 PID 参数整定过程模型中的步骤 (1) ~ (5), 工作人员通过调节两个回路的 PID 控制器参数值, 使得两个回路在能满足自身控制效果的同时, 还能有效减弱耦合效果, 其调节过程如图 17 所示。

可以从图 17 中看出, 原有的控制器参数, 在调整两个回路的控制器参数之后, 耦合效果明显减弱。

PID 参数整定过程的控制效果如表 3 所示。在表 3 中也可以直观地看出, 经过 5 个决策节点的不同 PID 控制器参数变换, 最终使得原有回路的控制质量发生变化: (1) 原有控制器参数在 TC 回路设定值从 55.3°C 变化到 65.3°C 的时候, 两个回路的性能指标为: $[5\%, 1.45, 3.75\%, 0.67]$ (TC 回路超调量,

TC 回路调节时间, PC 回路超调量, PC 回路调节时间]), 优化后的控制器参性能指标为 $[4\%, 0.7, 2.00\%, 0.6]$; (2) 当 PC 回路发生设定值变化时, 性能指标从 $[3.80\%, 1.65, 0.70\%, 1.07]$ 变化为 $[1\%, 1.3, 0, 0.7]$ 。

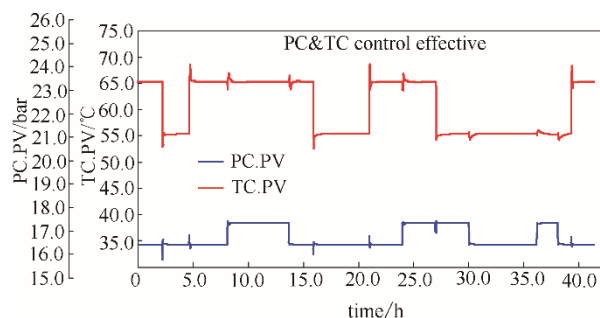


图 17 PID 参数调整过程中的控制性能

Fig.17 Process of PID tuning

2.3 小结

Matlab 平台可以从理论上模拟解耦过程, 可以通过传递函数表达实际生产过程中的耦合过程, 可以很直观地看出耦合作用存在对于生产过程变量改变带来的影响。当相对增益较大且设定值变化较大的时候, 原有控制器参数不能够应对较大的误差波动。通过逐步调整控制器参数, 可以将控制效果控制在可接受范围之内, 理论上存在等价参数解耦 PID 控制器, 在人为操作中可根据人工经验趋近该等价参数解耦 PID 控制器, 通过实验仿真收到很好的控制效果。

Aspen 平台可以模拟实际的生产过程, 按照生产工艺机理构建动态模型。由于模型的整体性, 实验对比即使不能从两个独立不耦合情况下的 PID 参数的角度进行, 依然可以通过调节 PID 参数降低耦合作用带来的影响, 在动态仿真中, 可以看出, 在

表 3 仿真数据

Table 3 Data of simulation process

Control node	Time/h	TC parameter			PC parameter			TC set point/ $^{\circ}\text{C}$	PC set point/bar	TC		PC	
		P	I	D	P	I	D			Overshoot/%	Adjusting time	Overshoot/%	Adjusting time
J1 (with original parameter)	2.6—4.58	2.35	11	0	20	12	0	55.3	16	—	—	—	—
	4.58	2.35	11	0	20	12	0	65.3	16	5	1.45	3.75	0.67
	8.02	2.35	11	0	20	12	0	65.3	17	3.80	1.65	0.70	1.07
J2	13.6	4.35	11	0	40	12	0	65.3	16	2	1.5	0.60	0.6
	15.9	4.35	11	0	40	12	0	55.3	16	4	1.1	2.50	0.8
J3	20.8	4.35	22	0	40	22	0	65.3	16	5	1	2.50	0.7
	23.9	4.35	22	0	40	22	0	65.3	17	2	0.6	0.50	0.6
J4	27	4.35	30	0	40	22	0	55.3	17	1	1.3	2.00	0.4
	30.1	4.35	30	0	40	22	0	55.3	16	1	1.7	0.58	0.6
J5	36	4.35	30	0	50	22	0	55.3	17	1	1.3	0	0.7
	39.2	4.35	31	0	50	22	0	65.3	16	4	0.7	2.00	0.6

实际的生产过程中,完全可以通过调节PID参数降低耦合作用的影响。

综合以上的Matlab和Aspen建模过程以及决策过程,本文提出的序列决策PID参数整定策略,不依赖系统的数学模型,只通过过程数据以及操作的历史数据可以挖掘操作人员通过调节PID参数解除关联的相关经验,完全不用改动原有的控制器结构,能够有效地减弱耦合效果,在实施效率和实用性上优于其他先进控制方法。在仿真中能够有效快速稳定地跟踪设定值的变化。

3 结 论

本文利用序列决策思想对面向解耦问题中的PID整定过程进行建模,采用决策序列来描述决策过程,利用多属性决策的评价方法筛选出优秀数据进行训练。针对序列决策中的不同决策节点采用神经网络算法挖掘经验丰富工程师的PID参数整定经验,能够有效预测决策后的控制器参数,同时,为初级操作人员提供指导。

本文的研究仍处于对实际决策过程建模的初步探索阶段,旨在模拟人员操作序列解决耦合问题,未来工作还会在可变步长的序列决策模型构建,以及解耦后回路协调控制性能等方面的研究上进行更深入的探讨。

References

- [1] TANASKOVICA M, FAGIANO B L, NOVARAC C, *et al.* Data-driven control of nonlinear systems: an on-line direct approach[J]. *Automatica*, 2017, **75**: 1-10.
- [2] WEI X J, MOTTERSHEAD J E. Block-decoupling vibration control using eigenstructure assignment[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2016, **74**: 11-28.
- [3] RAM Y M, MOTTERSHEAD J E. Multiple-input active vibration control by partial pole placement using the method of receptances[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2013, **40**: 727-735.
- [4] 白辰, 樊焱, 任章, 等. 基于模糊神经网络的MIMO系统自适应解耦控制[J]. *北京航空航天大学学报*, 2015, **41**(11): 2131-2136.
BAI C, FAN Y, REN Z, *et al.* Adaptive decoupling control of a MIMO system based on fuzzy neural networks[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2015, **41**(11): 2131-2136.
- [5] 陈苏平, 孙优贤. 多变量过程的鲁棒解耦[J]. *自动化学报*, 1995, **21**(2): 214-220.
CHEN S P, SUN Y X. Robust decoupling of multivariable processes[J]. *Acta Automatica Sinica*, 1995, **21**(2): 214-220.
- [6] JUAN C, HE Z F, QI X. A new control method for MIMO first order time delay non-square systems[J]. *Journal of Process Control*, 2011, **21**(4): 538-546.
- [7] CHIRANJEEVI T, VIJETHA I V V, CHAKRAVARTHI B, *et al.* Tuning and control of multi-variable systems[J]. *Int. J. of Electronics and Electrical Engineering*, 2014, **2**(4): 309-320.
- [8] SHEN Y L, SUN Y X, XU W. Centralized PI/PID controller design for multivariable processes[J]. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2014, **53**(25): 10439-10447.
- [9] 栾小丽, 王志强, 刘飞. 多变量非方系统集中式PI控制器设计[J]. *控制与决策*, 2016, **31**(5): 811-816.
LUAN X L, WANG Z Q, LIU F. Centralized PI control for multivariable non-square systems[J]. *Control and Decision*, 2016, **31**(5): 811-816.
- [10] 王飞跃. 平行控制: 数据驱动的计算控制方法[J]. *自动化学报*, 2013, **38**(4): 293-302.
WANG F Y. Parallel control: a method for data-driven and computational control[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2013, **38**(4): 293-302.
- [11] 王元卓, 靳小龙, 程学旗. 网络大数据: 现状与展望[J]. *计算机学报*, 2013, **36**(6): 1125-1138.
WANG Y Z, JIN X L, CHENG X Q. Network big data present and future[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2013, **36**(6): 1125-1138.
- [12] 柴天佑. 工业过程控制系统研究现状与发展方向[J]. *中国科学*, 2016, **8**: 1003-1015.
CHAI T Y. Research status and development trend of industrial process control system[J]. *Scientia Sinica Informationis*, 2016, **8**: 1003-1015.
- [13] GALIT S, SOUMYA R, JUAN M V E, *et al.* The elephant in the room: predictive performance of PLS models[J]. *Journal of Business Research*, 2016, **69**: 4552-4564.
- [14] 汤健, 贾美英, 刘卓, 等. 基于偏最小二乘算法的高维谱数据特征选择[J]. *控制工程*, 2015, **22**(6): 1127-1130.
TANG J, JIA M Y, LIU Z, *et al.* Feature selection approach of high dimension spectral data based on partial least squares algorithm[J]. *Control Engineering of China*, 2015, **22**(6): 1127-1130.
- [15] SCHLITGEN R, CHRISTIAN M R, MARKO S, *et al.* Segmentation of PLS path models by iterative reweighted regressions[J]. *Journal of Business Research*, 2016, **69**: 4583-4592.
- [16] YOU W J, YANG Z J, JI G L. PLS-based recursive feature elimination for high-dimensional small sample[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2014, **55**: 15-28.
- [17] ZHANG N, SHETTY D. An effective LS-SVM-based approach for surface roughness prediction in machined surface[J]. *Neurocomputing*, 2016, **198**: 35-39.
- [18] SHANG C, YANG F, HUANG D X, *et al.* Data-driven soft sensor development based on deep learning technique[J]. *Journal of Process Control*, 2014, **24**(3): 223-233.
- [19] HOSSAIN M S, GONG Z C, ISMAIL Z, *et al.* Artificial neural networks for vibration based inverse parametric identifications: a review[J]. *Applied Soft Computing*, 2017, **52**: 203-219.
- [20] ZAKARYAZAD A, DUMAN E. A profit-driven artificial neural network(ANN) with applications to fraud detection and direct marketing[J]. *Neurocomputing*, 2016, **75**: 121-131.
- [21] LEEMA N, KHANNA H N, KANNAN A. Neural network classifier optimization using differential evolution with global information and back propagation algorithm for clinical datasets[J]. *Applied Soft Computing*, 2016, **49**: 834-844.
- [22] 欧阳华兵. 基于BP神经网络的面向STEP-NC加工工序序列生成[J]. *计算机集成制造系统*, 2015, **21**(7): 1810-1819.
OUYANG H B. STEP-NC oriented generation of working steps sequence based on BP neural networks[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2015, **21**(7): 1810-1819.

- [23] OLUWAROTIMI W S, GRACE M A, SANGAIAHC A K, *et al.* Prediction of high spatio-temporal resolution land surface temperature under cloudy conditions using microwave vegetation index and ANN[J]. *Expert Systems with Applications*, 2017, **68**: 163-172.
- [24] CHEN J Y, CHEN H J, WU Z H, *et al.* Forecasting smog-related health hazard based on social media and physical sensor[J]. *Information System*, 2017, **64**: 281-291.
- [25] NIMA H N, GUERMAZI A, FRANK W R, *et al.* Prediction of medial tibiofemoral compartment joint space loss progression using volumetric cartilage measurements: data from the FNIH OA biomarkers consortium[J]. *Eur. Radiol.*, 2017, **27**: 464-473.
- [26] SHWETHA H R, KUMAR D N. Prediction of high spatio-temporal resolution land surface temperature under cloudy conditions using microwave vegetation index and ANN[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2016, **117**: 40-55.
- [27] BEŞİKÇİ E B, ARSLAN O, TURAN O, *et al.* An artificial neural network based decision support system for energy efficient ship operations[J]. *Computers & Operations Research*, 2016, **66**: 393-401.
- [28] ZOU J, CHANG Q, ARINEZ B G, *et al.* Dynamic production system diagnosis and prognosis using model-based data-driven method[J]. *Expert Systems With Applications*, 2017, **80**: 200-209.
- [29] XU P, HAN H J, SHI Z. Development of QSBR models for anoxic biodegradability of polycyclic aromatic hydrocarbons by using SMLR and BP-ANN[J]. *Separation and Purification Technology*, 2017, **178**: 1-5.
- [30] 栾小丽, 陈强, 刘飞. 高维多变量系统集中式 PI 控制器设计[J]. *控制与决策*, 2014, **29**(4): 605-610.
- LUAN X L, CHEN Q, LIU F. Centralized PI control for high dimensional multivariable systems[J]. *Control and Decision*, 2014, **29**(4): 605-610.
- [31] HU J H, ZHANG Y, CHEN X H, *et al.* Multi-criteria decision making method based on possibility degree of interval type-2 fuzzy number[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2013, **43**: 21-29.
- [32] TAN S, MAVROVOUNIOTIS M L. Reducing data dimensionality through optimizing neural network inputs[J]. *AIChE J.*, 1995, **41**(6): 1471-1480.
- [33] 郝立军, 杨燕华. 模糊解耦控制在精馏塔的应用[J]. *石油化工自动化*, 2005, **6**: 27-29.
- HAO L J, YANG Y H. The fuzzy decoupling control used in rectifying tower[J]. *Automation In Petro-chemical Industry*, 2005, **6**: 27-29.
- [34] LI M X, JIA Y M, MATSUNO F. Attenuating diagonal decoupling with robustness for velocity-varying 4WS vehicles[J]. *Control Engineering Practice*, 2016, **56**: 49-59.
- [35] WANG Y G, PANG X F, PIAO Z L, *et al.* Intelligent decoupling PID control for the forced-circulation evaporation system[J]. *Chinese Journal of Chemical Engineering*, 2015, **23**: 2075-2086.
- [36] GARRIDO J, VAZQUEZ F, MORILLA F. Multivariable PID control by inverted decoupling: application to the Benchmark PID[J]. *IFAC Proceedings*, 2012, **45**(3): 352-357.