

# 基于产生式系统的模糊认知图建模方法及其在控制中的应用<sup>①</sup>

## Control Based on FCM Establish with Production System

汪成亮 彭锦文 (重庆大学 计算机学院 重庆 400044)

**摘要:** 介绍了模糊认知图的基本原理,首次在 FCM (fuzzy cognitive map) 建模阶段引入产生式系统提出基于产生式系统的 FCM 建模方法,然后结合智能控制理论提出了基于 FCM 的控制框架以解决多输入变量系统的控制问题,并以混液池密度控制问题为例对其进行了检验。研究表明:FCM 与产生式系统的结合弥补了传统 FCM 建模方法在专家知识整合上的缺陷、基于 FCM 的控制框架是解决多输入多输出控制问题的一条新途径。

**关键词:** 模糊认知图 产生式系统 智能控制

### 1 引言

控制理论经历了经典控制理论、现代控制理论和智能控制三阶段。经典控制理论主要解决单变量系统的反馈控制问题。现代控制理论则着重解决多变量系统的优化控制问题<sup>[1]</sup>。上世纪 60 年代起控制技术与计算智能相结合,借助于模糊逻辑<sup>[2]</sup>、神经网络<sup>[3]</sup>、遗传算法等人工智能技术对复杂系统进行控制,逐渐形成了智能控制概念。由于复杂系统的个性差异所以探索发展不同的控制策略以适应各种不同类型的复杂系统将是今后复杂控制理论发展的趋势。

传统控制理论在现代工业系统中已被大量成功使用,常规控制方法的控制思想和技术推动了世界工业的飞速发展,但同时一些棘手的问题。由于常规控制方法在系统表示、分析和求解等方面显示出的局限性<sup>[4]</sup>,很难达到系统建模和控制的要求。因此,开发具有推理能力和系统描述能力的复杂自治系统是非常必要的,而模糊认知图具有这种处理能力,目前在管理决策、故障诊断、社会现象分析<sup>[5]</sup>、决策控制系统等领域都有较为广泛的应用。

### 2 基于产生式系统的模糊认知图建模方法

FCM 作为一种知识表示和复杂系统的建模工具,具有良好的智能品质,它的一些特点使其具备了控制的潜质<sup>[6]</sup>,如:

- 1)可方便地表示专家知识;
- 2)能够模拟动态系统的行为,为复杂系统建模;
- 3)FCM 是一种数值推理,由数据驱动,因此灵活性很高;
- 4)具有较强的学习能力,可实现在线和离线学习;
- 5)FCM 的每一个节点与弧都有很强的语义,从而使整个 FCM 呈现很强的语义;
- 6)没有明确的输入与输出端,每个节点即可作为输入,也可以作为输出,可方便地应用于多变量控制系统。

以上特点满足智能控制系统中对智能工具的需求,因此将 FCM 应用到控制系统中是解决一些控制问题的一条新途径。

对于多输入变量的实时系统,从各种工业传感器传入的实时数据到 FCM 模型的状态值需要一个转换和预处理,在 FCM 建模过程中引入产生式系统,完成

<sup>①</sup> 基金项目:重庆市自然科学基金(CSTC,2007BB6118);中国博士后科学基金(20080430750)

收稿时间:2009-01-09

实时数据的处理及 FCM 建模工作。

### 2.1 经典模糊认知图模型

一个动态系统用 FCM 可以表示成一个 4 元组(C, E, X, f), 其中:

$C=\{C_1, C_2, \dots, C_n\}$ 是构成有向图的顶点的概念集合, 此处对概念结点进行拓展, 将概念结点分为普通概念结点和规则概念结点, 规则概念结点中包含的规则为建立 FCM 模型所需专家知识和数据格式转换知识。所有的概念结点都具备一个状态值。

$E:(C_i, C_j) \rightarrow wij$  是一映射,  $wij \in E, C_i, C_j \in C$ , 用  $wij$  表示  $C_i$  与  $C_j$  间的因果影响程度, 其值域在  $[-1, 1]$  之间, 如果  $wij > 0$ , 则结果概念节点  $C_j$  的状态值随原因概念节点  $C_i$  的状态值成正比例变化; 反之, 如果  $wij < 0$ , 则结果概念节点  $C_j$  的状态值随原因概念节点  $C_i$  的状态值成反比例变化,  $E(C \times C) = (wij)_{n \times n}$  是该有向图的连接矩阵。

$X:C_i \rightarrow xi$  是一映射,  $xi(t)$  表示节点  $C_i$  在  $t$  时刻的状态, 值域在  $[-1, 1]$  之间, 其状态值越大表示该概念的状态越活跃。  $X(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)]^T$  表示  $C$  在  $t$  时刻的状态, 则

$$x_i(t+1) = f\left(\sum_{j \neq i}^n w_{ij}(x_j(t))x_j(t)\right) \quad (1)$$

若  $w$  的变化大于等于 2 阶微分, 因果关系的测度可能呈现振荡或混沌状态, 对此我们不予考虑, 我们考虑  $w$  的变化具有一阶微分方程, 即:

$$w_{ij}(t+1) = f(x_i(t)) = \omega_{ij}x_j(t) + c_{ij} \quad (2)$$

其中,  $\omega_{ij}$  是  $xi(t)$  对  $wij(t+1)$  的影响因子,  $c_{ij}$  是一常数。上式表示下一时刻的概念间关系是由本时刻原因状态值线性决定。当概念间的关系与其原因状态无关时, 则概念间的关系呈静态因果关系。(1)式可写成:

$$x_i(t+1) = f\left(\sum_{j \neq i}^n (\omega_{ij}x_j(t) + c_{ij})x_j(t)\right) \quad (3)$$

$f$ : 是变换函数, 变换函数的作用是将输出变换到  $[0, 1]$ 。在这里我们使用 Logistic 函数:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-Cx}} \quad (4)$$

公式(3)反映了  $X(t+1)$  与  $X(t)$  间的关系, 它反映了

各原因变量间的权值及其在  $t$  时刻的状态值对  $t+1$  时刻结果变量的综合影响。

系统的动态行为, 表现在状态值及其权重的相互作用, 每给定一个输入状态, 用邻接矩阵与输入状态矢量相乘得到输出, 输出结果又作为下一次的输入, 依次迭代进行下去, 最后进入最终模式, 以此产生出系统对真实的模拟。

### 2.2 基于产生式系统的建模方法

在实际应用中, FCM 的建立通常是依赖专家来完成, 为了克服个人估计的片面性, 通常采用多名专家分别构造系统的 FCM, 然后将其综合。目前多专家的 FCM 的合成研究很少, 多采用简单的算术平均的方法求出综合的 FCM, 这种简单的处理方式可能导致一些重要信息的丢失, 从而合成结果不能反映真实, 为此, 根据 FCM 知识表示的特点, 提出基于产生式系统的建模方法。

产生式系统是构造知识型系统和建立认知模型时常用的知识表示的形式系统。产生式系统由知识库、全局数据库和推理机三个基本部分组成。①知识库: 存放各种相关产生式规则, 构成知识库。产生式规则, 指形如  $\alpha \rightarrow \beta$  或 IF  $\alpha$  THEN  $\beta$  或其等价形式的一条规则, 其中  $\alpha$  称为产生式的前件;  $\beta$  称为产生式的后件。②全局数据库: 模拟人脑的短期记忆 (STM), 用来存放表示有关工作环境的动态数据条款。③推理机: 对产生式的选用和整个系统的工作进行控制的子系统。

推理方式、搜索策略及冲突消解策略等产生式系统的推理控制策略决定了之后的推理结果和知识表达效果。使用产生式系统处理多专家知识, 专家知识的差异性和领域知识的权威性决定了专家规则在优先级和可信度上的差异, 推理机在推理过程中使用基于优先级法和可信度法的冲突消解策略, 确定最后的 FCM 模型。产生式系统对多专家知识的处理可以充分发挥多名专家的认知能力和知识的综合能力, 有效地整合多专家知识, 是 FCM 利用专家知识建模的一个新的途径。

FCM 的构建过程重要包括两个步骤:

首先需要分析出在求解问题中所涉及到的各个因素, 最终输出由领域专家或决策者定义的概念集合 AC, 概念集合中包含普通概念结点和规则概念结点。规则结点中包含了构建 FCM 所需专家知识构成的规

则，以及对实时数据进行预处理所需的规则。专家知识规则中包括一标示此条规则优先级和可信度的标示符，此标示符作用于产生式系统的冲突消解策略用于克服 FCM 建模阶段专家知识的片面性。

然后分析各概念结点的状态值及概念间的相互影响。分析过程在产生式系统中完成，产生式系统的知识库包括与建模相关的所有专家知识，FCM 模型的概念结点确定后推理机工作，推理机通过冲突消解策略进行推理确定各概念结点间相互影响关系，得到 FCM 模型。

整个分析过程如图 1 所示。

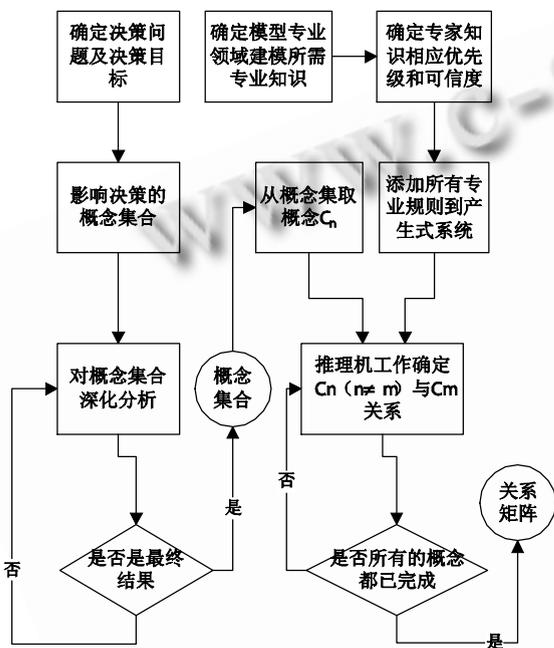


图 1 构建 FCM 过程

### 3 基于模糊认知图的控制

作为一非传统的表达方式，FCM 可用来建立系统的输入输出模型，知识和系统的动态特性都被存储在变量与变量间的因果关系所构成的有向网络中。变量间因果关系的表示和推理构成了它在自动控制应用中的一个闪光点。

基于 FCM 的控制采用的是以模型为基础的控制策略，取自 FCM 的因果系统表达能力和数值推理能力。它充分利用被控过程中的变量(控制变量和被控变量)间的因果关系，通过 FCM 模型推理获得控制变量的值，并将其作用于实际过程以调节被控变量，实现过程控制。

FCM 作为控制器可以完全替代传统控制元件，实现传统控制器所能实现的所有功能。它类似于一个闭环控制方法，其控制行为依赖于被控系统的实际过程，同时又直接作用于被控对象影响系统的行为以达对系统的控制调节作用<sup>[6]</sup>。控制过程如图 2 所示：

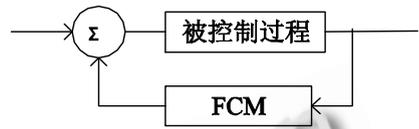


图 2 FCM 控制结构

#### 3.1 模糊认知图的控制框架

基于 FCM 的控制系统可以被描述成一个多级系统，如图 3 所示，该框架可以分为三层：模型层、数据接口、控制层。

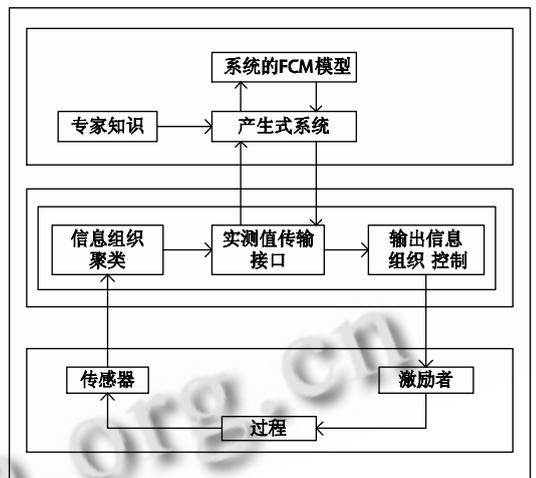


图 3 FCM 控制框架

最上层是 FCM 模型层，该层的主要功能是根据输入状态，经过 FCM 模型的推理，达到固定点，然后取出控制变量的值，将其传输给下一层。

模型层中使用基于产生式系统的建模方法建立 FCM 模型，产生式系统在模型层的主要功能有三，其一是在 FCM 模型的概念集合确定后利用知识库中的专家知识建立 FCM 模型；二是数据转换推理功能，中间层传送来的信息经产生式系统转换成 FCM 所需要的数据格式，当概念结点表示几个感应数据综合作用结果时，产生式系统根据规则由所需感应器数据推理确定概念结点的状态值；三是 FCM 推理结果中的传送数据经产生式系统转换成实际系统可接受的数据格

式，并传送到中间层。

中间层也称数据接口层，它的主要功能有三，其一是将传感器传送过来的信息进行组织分类；其二是传输接口，将分类后的信息传送到模型层；其三是将 FCM 传送来的数据组织、过滤并传送至下一层用于控制实际过程。

最底层的功能主要是接收上层传送的控制信息对过程实施控制，同时通过传感器采集被控信息，传输至上一层。

### 3.2 模糊认知图的控制原理

FCM 作为控制器，其主要的控制过程如下：首先为控制变量指定初值，由传感器获得被控变量的值，输入到 FCM，通过 FCM 模型运算获得控制变量的值，并将其输出到实际系统中，在新的控制变量值的作用下，又可从系统中的传感器上得到新的被控变量的值。依次进行下去直至系统达到最佳状态。

#### 3.2.1 控制算法描述

```
procedure CN_FCMControl(W: FCM Matrix,;
State vector, M: control variable, N: Controlled
variable, R: Rule, AC: concept aggregate, D: real
time data)
```

```
begin
```

```
W= EstablishModel(R, AC); // input the
rule and concept aggregate to production
system, production system make sure the FCM
model
```

```
α =FormatConversion(D); //production sys-
tem conversion the data format
```

```
begin while( IsTarget(n)) //estimate the
goal of control if to achieve
```

```
begin while(isEndState()) // estimate
the state vector if to achieve final state
```

```
α =FCMReason(W, ); //FCM reason
operation return the state vector
```

```
end
```

```
M=Extraction (); // extraction control
variable from
```

```
m = FormatConversion(M);
```

```
n=Incentive(m); // incentive control
variable to real control system and evaluate the
return to next time control variable
```

```
N= FormatConversion(n);
```

```
α =(M, N);
```

```
end
```

```
end
```

#### 3.2.2 选择合适状态值的方法

根据 FCM 的形式化模型公式(3)

$$y(t+1)=f(u_i)=f\left(\sum_{\substack{i=1 \\ j \neq i}}^n (\omega_{ij}x_j(t) + c_{ij})x_j(t)\right) \quad (5)$$

我们给定一个输入，可得到一个固定点，该固定点则是我们所要的结果。

## 4 应用实例

下面我们通过一个经典的控制实例来说明 FCM 的控制过程。

### 4.1 问题描述

有一混液池，由管 p1, p2 分别向水池中注入不同比重的液体，混合好的液体由管 p3 流出。该问题的控制目标是：要求池中的液面高度在  $h_{max} \leq h \leq h_{min}$  范围，液体的比重在  $d_{max} \leq d \leq d_{min}$  范围内。(混液池中有一传感器，用于测量液体的比重和液面的高度)

首先我们通过对问题分析，确定控制变量和被控变量，以构成我们建立 FCM 模型的变量集。对于该问题。很明显，池中液体的比重和液面高度是由三个管的状态共同决定的，任一管的状态的变化都将引起池中比重和液面高度的变化。所以三个管的状态被定义为控制变量，池中液面的高度和液体比重定义为被控变量。管子的开关状态：我们以完全打开状态为 1，关闭状态 0，管状态 p 可以描述为  $0 \leq p \leq 1$ 。

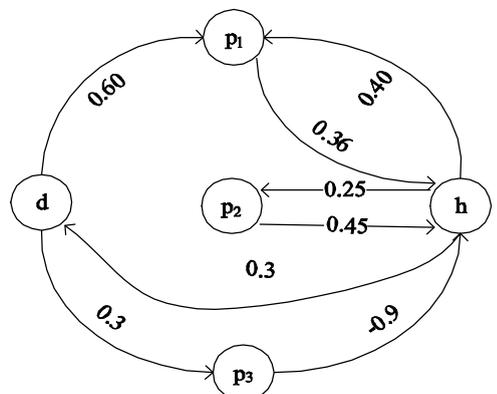


图 4 FCM 模型

## 4.2 系统的模糊认知图模型

由上分析,我们选取三个管的状态以及液体比重和液面高度 5 个变量{p1, p2, p3, d, h}作为建模变量。同时添加完备的模型相关专家知识到知识库,产生式系统工作,推理机根据规则优先级和可信度进行冲突消解推理,最后确定各概念结点相互影响,建立 FCM 模型如图 4 所示。

根据上图我们可以写出它的邻接矩阵:

$$W = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0.36 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.45 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -0.9 \\ 0.6 & 0 & 0.3 & 0 & 0 \\ 0.4 & 0.25 & 0 & 0.3 & 0 \end{bmatrix}$$

## 4.3 获取控制变量

p1, p2, p3 作为控制变量,给定三个管子的初始状态:p1=0.45, p2=0.39, p3=0.04, 由传感器测得, h=0.1, d=0.0100。以此作为系统的初始状态,输入到 FCM 模型,根据公式

输出结果如表 1 所示:

表 1 第一次仿真结果

	p1	p2	p3	d	h
1	0.4500	0.3900	0.0400	0.1000	0.0100
2	0.5009	0.501125	0.49775	0.570036	0.576275
3	0.55168	0.56447	0.373169	0.610607	0.621672
4	0.555718	0.569486	0.363662	0.608964	0.632968
5	0.556722	0.570731	0.361313	0.608862	0.63352
6	0.556771	0.570792	0.361198	0.608837	0.633678
7	0.556785	0.57081	0.361165	0.608836	0.633685
8	0.556786	0.57081	0.361164	0.608836	0.633687
9	0.556786	0.570811	0.361163	0.608836	0.633687
10	0.556786	0.570811	0.361163	0.608836	0.633687
11	0.556786	0.570811	0.361163	0.608836	0.633687

由上表可以看出,仿真到第 9 步,系统达到固定点。系统的状态为:0.556786,0.570811, 0.361-163,0.608836, 0.633687。

取控制变量 p1, p2, p3 的值,经产生式系统转换后传送到实际系统,使 p1, p2, p3 三管的开关状态为 0.556786, 0.570811, 0.361163。

对第一次仿真结果可以进行如下解释:初始状态时 p1,p2,p3 三管开关状态分别是 0.45,0.39,0.04。

推理系统到达固定点时 p1,p2,p3 三管开关状态分别是:0.556786, 0.570811, 0.361163。此时的模拟结果表示混液池中液体比重太小,需加大入水管 p1,p2 开关的大小,同时为保证池中液体高度在规定范围内需加大出水管 p3 开关的大小。此项决策与专家人工干预相符。

实际系统接受控制变量后,混液池中液体比重和高度变化。间隔 t 时刻后,混液池中传感器读数显示未达到控制目标,此时再次通过传感器获取比重和液面高度并输入到模型层中,产生式系统将其转换成对应的变量值:d=0.28, h=0.4。以 0.556786, 0.570811, 0.361163, 0.28, 0.4 构成新的输入状态,执行第二次仿真。

第二次的仿真结果如表 2 所示:

表 2 第二次仿真结果

	p1	p2	p3	d	h
1	0.556786	0.570811	0.361163	0.2800	0.4000
2	0.544879	0.556014	0.389361	0.608836	0.610501
3	0.554725	0.568253	0.365992	0.609149	0.631721
4	0.556611	0.570594	0.361572	0.608886	0.633369
5	0.556758	0.570776	0.361229	0.60884	0.633662
6	0.556784	0.570808	0.361169	0.608836	0.633683
7	0.556785	0.57081	0.361164	0.608836	0.633687
8	0.556786	0.570811	0.361163	0.608836	0.633687
9	0.556786	0.570811	0.361163	0.608836	0.633687
10	0.556786	0.570811	0.361163	0.608836	0.633687

从第二次仿真可以看到,仿真到第 8 步,系统达到固定点,系统的状态为:0.556786, 0.570811, 0.361163, 0.608836, 0.633687。

对第二次仿真结果可以进行如下解释:在第一次系统控制作用后,混液池中液体高度和比重发生变化,此变化值是系统控制过程的中间态。在第二次推理系统到达固定点后比较 p1,p2,p3 的值发现此时和第一次仿真固定点结果没有变化,说明智能控制的目的已经达到,混液池出水管中液体的比重达到了要求浓度,且混液池中液体状态也控制在要求范围之内。控制系统不发出新的控制指令,在外界条件不发生变化的情况下管 p1,p2,p3 开关大小保持不变,则混液池中液体状态将会恒定不变。

该分析结果与实际使用专家知识人工干预控制  
(下转第 139 页)

过程基本一致,基于 FCM 的控制过程的控制目标基本达到。

## 5 结论

本章将 FCM 应用到控制系统中解决一些智能控制问题,研究了 FCM 用于控制的方法,给出了基于 FCM 控制框架。在控制过程中,充分利用了 FCM 的模型特点,用模型表示系统中控制变量和被控变量间的因果关系,通过 FCM 的数值推理获取控制变量,再通过控制变量作用于实际过程达到对被控变量的调节作用,实现多输入多输出控制。通过控制实例,进一步说明了用 FCM 控制的过程。

关于 FCM 控制系统的研究目前尚处于探索阶段,还未形成相应的理论体系和系统的设计方法,还存在许多问题有待研究与探讨。

### 参考文献

1 王全良,甄新平,潘立登.多变量系统解耦内模控制及

其 PID 转化应用方法的研究.北京化工大学学报(自然科学版),2005,32(6):87-89.

2 韩力群.智能控制理论及应用.北京:机械工业出版社,2008:98-120.

3 张燕,王繁珍,陈增强.基于递归神经网络的多变量系统预测控制.南开大学学报(自然科学版),2006,39(1):49-53.

4 蔡自兴.智能控制.2nd ed.,北京:电子工业出版社,2004:150-163.

5 Papageorgiou EI, Papandrianos NI, Apostolopoulos D, Vassilakos P. Complementary use of Fuzzy Decision Trees and Augmented Fuzzy Cognitive Maps for Decision Making in Medical Informatics. In: Hainan University.2008 International Conference on BioMedical Engineering and Informatics. Hainan, China. Hainan University, 2008:888-892.

6 林春梅.模糊认知图模型方法及其应用研究[博士学位论文].上海:东华大学,2006.