

## 智能控制的理论和方法

黄苏南 邵惠鹤 张钟俊

(上海交通大学自动化研究所, 200030)

**摘要:** 本文简要地回顾了智能控制的发展过程, 讨论了智能控制的几个主要理论与方法, 最后对智能控制的发展提出了作者的看法。

**关键词:** 智能控制; 专家系统; 模糊控制; 神经元网络; 信息论

### 1 引言

自从美国数学家维纳在四十年代创立控制论以来, 自动控制理论经历了经典控制理论和现代控制理论两个重要发展阶段。前者主要解决单变量系统的反馈控制问题, 而后者则着重解决多变量系统的优化控制问题。由于它们在工业和国防等领域均获得了成功的应用, 促进了社会生产力的发展。

进入七十年代中期之后, 科学技术的高度发展, 导致了被控对象结构上的日益复杂化和大型化。传统的自动控制理论在面临复杂性所带来的困境时, 力图突破旧的模式以适应社会对自动化学科提出的新要求。能否建立新一代的控制理论来解决复杂系统的控制问题, 已经成为各国控制理论界所共同关心的热点。

在七十年代大系统理论问世后的一段时间内, 有人曾把它推测为第三代控制理论的雏形。但是, 这种观点未能得到实践的认可。实际上大系统理论仍未突破现代控制理论的基本思想与框架, 除了高维线性系统之外, 它对其他复杂系统仍然束手无策。人们开始认识到, 在许多系统中, 复杂性不仅仅表现在高维性上, 更多的是表现在系统信息的模糊性, 不确定性, 偶然性和不完全性上。基于精确数学模型的大系统理论当然无法解决好它们的控制问题。

正当人们为寻找一种新理论费尽心机时, 人工智能由于得益于计算机技术的飞速发展, 已经渐渐形成一门学科, 并在实际应用中显示出很强的生命力。与此同时, 国际学术界对智能控制的研究十分活跃, 1985年, IEEE 在美国纽约召开了第一届智能控制学术讨论会, 会上集中讨论了智能控制的原理和系统结构等问题, 1987年1月, IEEE 控制系统学会和计算机学会又召开了智能控制国际学术讨论会, 这次会议的召开, 为智能控制作为一个独立的新学科在国际学术界的崛起奠定了基础, 1988年8月接着召开了第二次智能控制的国际会议, 以后智能控制会议每年都举行一次。到了九十年代, 各种智能控制的国际学术会议日益频繁。国内在八十年代初也开始研究智能控制, 其中重庆大学周其鉴教授开展的仿人智能控制很有特色<sup>[1~3]</sup>, 并在许多工业实际中成功地进行了应用。

虽然智能控制理论只有十几年的历史, 尚未形成比较完整的理论体系, 但其已有的

应用成果和理论发展说明了智能控制正成为自动控制的前沿学科之一。因此，有人说智能控制就是人们期望已久的第三代控制理论，尽管目前断言尚有些太早，但可以肯定地说，第三代控制理论会把智能控制理论作为它的一个重要分支。

## 2 智能控制的概念

到目前为止，智能控制尚无统一的概念。这里我们将介绍几种观点。

最早提出智能控制概念当首推傅京孙教授<sup>[4,5]</sup>，他通过对人-机控制器和机器人方面的研究，将智能控制概括为自动控制和人工智能的结合。他认为在低层次控制中用常规的基本控制器，而在高层次的智能决策，应具有拟人化功能，虽然这方面研究并未形成系统化理论，但其贡献巨大。

Saridis 在傅京孙工作的基础上，以智能机器人为背景提出了三元结构的智能控制理论体系<sup>[6]</sup>，他认为仅有二元结合无助于智能控制的有效和成功地应用，必须引入运筹学，使其成为三元结合，并提出了其递阶智能控制的理论框架。他的递阶控制理论遵循一个重要的原则即“智能与精度逆向增降”。应该说 Saridis 的工作在智能控制中占有重要地位，已形成了一个很有影响的流派。

国内蔡自兴教授在研究了上述理论结构以后，从系统的整体性和目的性出发，于1986年提出了四元结构体系<sup>[7]</sup>，他将智能控制概括为控制理论、人工智能、运筹学和系统理论四学科的交叉。他在这种理论体系中提出了其相应递阶智能控制的概念，推动了智能控制的发展。

总之智能控制已不是一个学科所能完成得了的，应结合多种学科知识解决控制问题，这一点得到了科学家的共识。基于这种认识，人们将各种学科大胆地应用于控制中，产生了许多新理论新方法<sup>[8~10]</sup>。下一节，我们将对其中最主要的几个理论进行探讨和研究。

## 3 智能控制的有关理论

### 3.1 基于知识的专家系统

毫无疑问，现时人工智能领域应用最多的是专家系统，但是我们不要以为专家系统可以解决一切，本质上讲专家系统是收集的规则库，它清楚地表示了知识和结果。一般来说规则的最简单形式是 IF-THEN 结构，从这个结构中可以清楚看出，一个事实对应着一个结果。有了这个基本形式，就可用它对控制进行操纵，这就是所谓的“推理机制”。

就大多数专家系统来讲都是由三部分组成：

• 一个控制机制——它决定控制过程的策略，也就是说哪一个规则（或哪组）激活或什么时候激活。

• 一个推理机制——在知识之间进行逻辑推理以及与知识库的匹配。

• 知识库——包括事实，判断，规则，经验以及数学模型。

必须注意的是将控制机构和推理机制同知识库区别开来；也必须注意到在知识库中各种类型的知识也应区分开来；我们还应注意到，知识库并非传统的知识库，它包括精确的，非精确的（模糊的），符号化的，规则的等等。但推理机构应能驱动这些信息。

如果我们再将现有的各种各样的专家系统进行仔细分析之后，又可分为三类：

第一类是基于规则的专家系统<sup>[10]</sup>。严格地讲这类系统是有很大局限性的，它的规则是纯粹地规则，一个信息要想匹配成功，其输入信息既不能多也不能少。这类专家系统

是初级的，不过现仍在一些过程很简单的顺序控制中应用。

第二类是基于模糊的专家系统<sup>[12]</sup>。这类专家系统支持有关某一领域的经验信息，它可以从一些初步的信息，经过模型获得它的进一步的知识。这方面例子的最好说明是现在实际应用很多的故障诊断专家系统，即由一些症状经过专家经验（模型），获得可能的原因，并且能进一步证实其成立。这类专家系统比第一类要先进许多，它不一定要求信息完整，却可以从模型中得出一些有用的信息。

第三类是基于领域知识的专家系统<sup>[13]</sup>。这是目前专家系统研究的方向，可以根据深层知识，寻找更多的信息。这里深层知识是由某一领域特定的结构及物理性质组成，一旦我们不能由规则库找到信息，则可由深层知识进行搜索，获得有用的信息，因此，深层知识很象启发式准则函数，我们从中得到有关信息，以便知道怎样进行下一步的搜索和工作。显然这比上两类要高级许多，但是其搜索时间有些相当长，对实时性要求较高的系统不能完全满足。

然而，专家系统也有一些缺点：遇到连“专家”都不熟悉的信息时，就无能为力了；深层知识“深到”什么程度不好把握，其实时性也成问题。实际上这些问题本质上讲就是要解决知识的获取问题，以及如何进行搜索的问题。这些尚处于研究阶段，还没有特别好的办法。文献[14]介绍了一种高级专家系统，获取知识通过一个获得知识模型来完成，然后通过环境推理，选择改变状态，适应环境变化，但文中方法是在特定对象中研究的，没有一般性。文献[15]为解决深层知识的搜索问题，建议用两层知识层，第一层专门研究哪些可以就近解决，哪些必须到下一层解决，这一层很象一个滤波器，然后第二层对第一层选择后的信息进行推理，当然问题就简化了许多。更多的文献则采用现代控制论——辨识，概念，再辨识……的方法，形成自适应结构<sup>[16,17]</sup>，然而这些研究尚不成熟，仍有待发展。

### 3.2 模糊控制

就人类最初对事物的认识来看，都是定性的，模糊的，非精确的，因此将模糊信息引入智能控制具有十分重要的意义。这方面工作首先由 Zadeh 建立的模糊集合论开始的，到了现在，模糊控制已广泛地应用于工业的各个领域，尤其是家用电器的自动化方面。

模糊控制的基本组成由三个部分构成，首先是将信息模糊化，然后经模糊推理规则，给出模糊输出，再将模糊指令量化，控制操作变量。见图 1。

一般模糊化由隶属度函数完成，而隶属度并没有统一的表示，应根据实际情况而定。模糊推理控制规则通常是由输出误差  $E$ ，误差变化率  $\Delta E$  和控制输入  $u$  组成，其相应论域，一般

是语言型变量，常把语言变量分为 8 级，它们是正大 (PB)，正中 (PM)，正小 (PS)，正零 (PZ)，负零 (NZ)，负小 (NS)，负中 (NM) 和负大 (NB)。根据工程经验，通过三个量的关系组成一系列控制规则，例如：

IF  $E = PS$  and  $\Delta E = PZ$ , THEN  $u = NM$ ;

IF  $E = NB$  and  $\Delta E = PS$ , THEN  $u = PM$ .

也可将其表示成控制规则表，便于实时控制。模糊控制的输出仍是一个模糊量，并

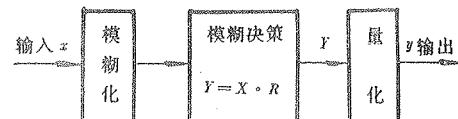


图 1 模糊推理组成

不能直接用于控制，应乘以量化因子转化成数值量进行控制。

就模糊控制的发展来看，有几篇很有影响的文献必须提到：一篇是有关模糊自组织控制器的研究<sup>[18]</sup>，提出了三个功能模块，性能测量，控制量校正，规则修正。其中规则修正已带有一定学习味道，全部控制采取语言形式，概念清晰，控制效果也很好。另一篇是有关分析模型性质的理论性文章<sup>[19]</sup>，它是将模糊控制问题，化成代数问题研究代数模型的性质，实现了模糊稳定性及其它特性的分析。这些思想特别重要，对于研究智能控制问题很有启发。

模糊控制不需要精确的数学模型，是解决不确定性系统控制的一种有效途径。但它对信息简单模糊的处理将导致系统控制精度的降低和动态品质变差。若要提高精度则必然增加量化级数，从而导致规则搜索范围的扩大，降低决策速度，甚至不能实时运行。因此，不少学者近年来开始注意到将模糊控制，规则控制与专家系统技术相结合，这给模糊控制带来了新的活力。

### 3.3 神经元网络控制

对人脑神经中枢系统智能活动的研究和模拟是智能控制研究的另一重要途径。神经元网络通过神经元以及相互连接的权值，初步实现了生物神经系统的部分功能。从已有的研究结果可以看出神经元网络有以下几个突出的优点：

- i) 可任意逼近非线性。已证明三层BP网可对任意非线性函数进行逼近。
- ii) 可学习和自适应不知道或不确定的系统，如果系统发生了变化可修改网络权值。
- iii) 能够同时处理定量，定性知识。这一点很有特色，用神经元网络处理规则已是相当成熟了。
- iv) 由于其具有分布特性，特别适合于复杂系统。
- v) 网络具有一定的容错能力，因而具有鲁棒性。

就一般来说，神经元网络用于控制有两种方法，一种是用来实现模型，一种是直接作为控制器使用。

首先我们来看作为模型的神经元网络作用<sup>[20~22]</sup>，其一般结构见图2。

它主要是利用对象的先验信息，经过误差校正反馈，修正网络权值，最终得到一个具有因果关系的函数。但是因神经元网络并不是含有时间变量的网络，因此对一些时变过程及某些滞后过程的模拟并不十分理想，在这种情况下，如用神经元网络应给予充分的信息。这方面的工程应用很多，主要是利用学习功能实现状态估计，进而进行推断控制<sup>[23]</sup>。

另一种神经元网络作为控制使用是直接充当控制器<sup>[24,25]</sup>，就象PID控制器一样，其结构见图3。

这里需注意的是对象也作为网络的一部分，整个算法仍然是梯度下降法，对

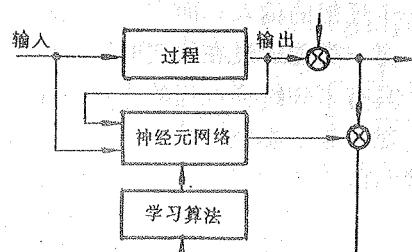


图2 神经元网络辨识

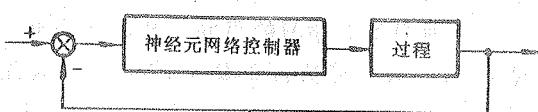


图3 神经元网络控制结构

对象求梯度时，可用近似方法。有关神经元控制器的实验结果，请参见文献[25]。作者也曾在文献[26]中对此进行了研究。新近出现了模型用神经元网络，而控制器也用神经元网络的二者结合的控制结构[27]。

神经元网络用于控制，不仅能处理精确知识，也能处理模糊信息，为此 IEEE Neural Networks 杂志专门出了一期模糊神经元控制专辑，报导了这方面的研究成果。模糊神经元控制大致分为两类：一类是模糊分类与神经元网络结合起来的控制，见文献[28]，其方法是模糊分类仍采用通常的模糊处理，分类后，模糊规则采用神经元网络，其量化因子可直接放在神经元网络输出权值上。其结构如图 4 所示。

另一类模糊神经元控制，采用全部神经元网络结构[29]，网络结构的第二层实现模糊化，方法是将第一层每个单元的输出函数由属性函数代替，实现分类的网络化；网络第三层采用一定的逻辑顺序实现对模糊规则的学习，见图 5。

文献[30]对更为复杂的系统，将上述方法进行结合用模糊神经元网络实现了知识库、决策机构、模糊控制等全部的网络化。

可以说神经元控制的出现给智能控制注入了新的血液，特别是由于其具有的学习功能，因而控制性能比现有的控制器要好。但神经元网络也有一些缺陷，主要是学习速度较慢，一般也很容易收敛到局部最小点，有关控制的稳定性等也需要深入探讨。但随着计算机硬件水平的提高，特别是神经元芯片的出现，将加速神经元控制的实用化。

### 3.4 学习控制

学习控制分两类，一类是对具有可重复性的被控对象利用控制系统先前的经验，寻找一个理想的输入，而“寻找”的过程就是对被控对象反复训练的过程，这叫有导师学习；另一类能通过在线实时学习，自动获取知识，并将所学的知识用来不断地改善对于一个具有未知特征过程的控制性能，这种系统就是自学习控制系统。

对于第一类学习控制[31~33]，文献[31, 32]详细谈了有关线性系统学习控制律，其形式一般为

$$u_{k+1} = u_k + F(u_k, e_k, r),$$

文中还讨论了收敛性。文献[20]提出的基于神经元网络的自校正控制，也是一个简单的学习控制。这类学习控制特点是对对象的动力学模型或参数估计可省略，其实它是以期望值作为导师进行控制的。不过工业控制中，最有实际应用的学习控制应是自学习控制，这是因为我们学习的目的，并不是为学习而学习，而是要“创造”新的规则，以适应变化的环境。这方面的研究成果可分成几种，一种是基于专家系统的自学习控制器[34~38]，它一般是由选例器、知识库、学习机构等构成。文献[39]给出的自学习模糊控制是一个很成功的例子，它的学习策略就是通过修改模糊控制器的输出响应，来达到

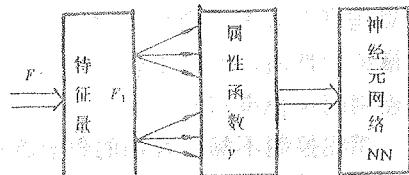


图 4 模糊分类与神经元网络的结合

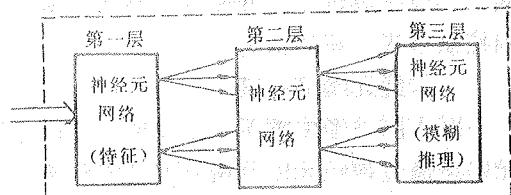


图 5 全部神经元网络结构

学习控制目的,每一次再将修正量加进规则中,形成新规则,实验表明收敛较快。另一种是最近兴起的定性控制<sup>[40,41]</sup>,它的主要思想是认为模型中的系数是待定的,且是限制在某一范围内的参数,然后通过匹配学习方法缩小模型参数范围,在此小范围内实现学习控制,其结构见图6。

这方面的研究已引起了人们的兴趣,这种方法关键在于通过在线学习确定一个系统的参数范围,在这个基础上给出最优控制。作者基于信息熵也给出了一种参数学习方法,见文献[42]。

尽管学习控制已研究了多年,但离实际要求相差甚远,主要是学习大都是离线的,在线学习能力较差,学习速度一般较慢,跟不上实时要求。学习控制的方向在于借助现有的认知科学思想综合研究。

### 3.5 基于信息论的智能控制

一般说来,智能控制总是从具有高级智能开始,到智能较少的低级控制结束的,这显然是一个从信息不确定性到确定性过程,很像通信理论中的信息传递过程,因此用信息理论研究智能控制问题是很自然的。

其实控制系统采用信息理论来研究,十几年前已有人注意到,文献[43]提出了用信息熵指标作为系统组织的统一性能指标,并且指出用这种指标可统一频域和时域的指标。其求解过程就是为寻求使熵最大的概率分布,这实际上就是最大熵原则,这种指标在一定条件下等价于极大似然指标以及均值,克服了现有的指标缺点。文献[44]用信息指标研究了反馈控制问题,导出了基于信息的控制规则,进一步文献[45]又将这种方法推广到卡尔曼滤波器。

但是真正引起人们对信息理论在智能控制中应用关注的是 Saridis 等发表的一系列文献[46~57],这些文献大都发表在 Automatica, IEEE Trans. SMC 等著名的国际刊物,引起了很大的轰动,形成了一个很有特色的流派,Saridis 的理论最初是由一个三级分层递级结构模型,如图7。

组织级是结构中最智能的部分,它完成若干智能任务可能需要高级信息处理,以几乎很少或没有的精度处理大量知识信息。组织级涉及的功能是模仿人类行为的功能,并可看作知识基系统的元素,协调级是用作组织级和执行级间接口将组织级信息分配到执行级的一个中间结构,它处理环境实时信息,产生一个相应于要求任务执行的恰当子任务序列,执行级是 Saridis 理论的最低级,由若干与协调级的协调器相关的执行装置组成,其主要目标是尽可能精确地执行由不同协调器输出的具体任务。Saridis 理论的突出特点是在每一级上均实现了数字化处理,方法是将不同类型的知识同时处理,整个结构用信息流率表

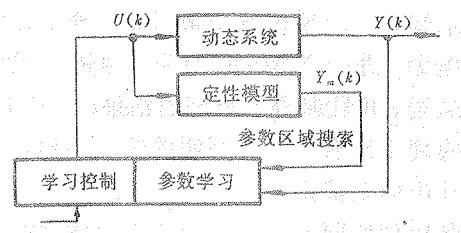
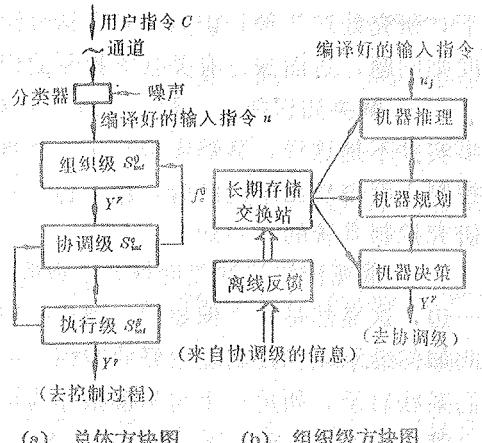


图 6 定性学习控制



(a) 总体方块图 (b) 组织级方块图

图 7 智能递阶控制结构

示知识，求解过程是采用随机搜索技术，按照 Jaynes 最大熵原则寻找概率密度函数使熵最大。进一步 Saridis 等为了改进协调级的决策，而使用 Petri 网转换器来实施建模和分析决策，并且取得了很好的结果。有关上述理论的总结性文献，请参看 [57]。可以说 Saridis 的理论已有了一个鲜明的体系结构，层次分明，实现了智能系统的数值化处理。尽管其理论框架都是在机器人上实现的，但其主要思想可应用于一般智能控制。但是，这类多级智能控制系统中，智能主要体现在高的层次上，运行控制级仍然采用现有数学解析型控制算法，不便处理过程中的定性信息和利用人的直觉推理、逻辑和经验，难以获得对不确定性系统好的控制效果。作者通过引入广义信息，从信息描述与数值化处理两方面入手，改进了这种理论方法。基于广义信息论的智能控制，不仅能处理模糊的、逻辑推理等知识，而且也能进行数值化处理，克服了用纯粹通信理论随机熵所带来的缺陷<sup>[58~64]</sup>。

上面介绍了几种有影响的智能控制理论和方法，他们有着明显的不同之处，但其基本特征在于研究的主要目标不再是控制对象，而是控制器本身；控制器不再是单一数学解析型，而是包括有数学解析和直觉推理的知识型。智能控制的结果将使得系统具有更强的自适应、自学习、自组织能力和具有更好的控制品质。

#### 4 结 论

智能控制还只有十多年历史，并已取得了一些可喜的进展。但正象我们已经注意到的，很少有智能控制器真正具有实时控制能力，尚有许多理论和应用方面的问题需要解决。作者根据自己的一些研究体会认为，今后智能控制的研究似乎可在以下方面展开：

- 基础理论的研究。现有的智能控制应用极为广泛而理论研究大大的滞后了，这一问题的研究，应从给出理论框架着手，对智能控制有个普遍遵守的法则，并在这个框架下，研究处理各种知识的一般表达方法，处理解析和直觉推理的方法，以及统一的性能准则问题，进而探讨有关智能控制的定性分析等<sup>[65]</sup>。

- 解决知识瓶颈问题。这是一个老大难问题，尽管许多文献声称能够获取知识，但事实并不是这样，显然应进一步结合神经生理学，认知心理学等学科，深入地研究人在控制方面表现出来的经验，技巧和策略，处理好淘汰与创新的关系，归结到一点就是要研究控制系统的生产能力。

- 重视传统控制理论与人工智能的结合。现有大多数智能控制将传统的控制论摒弃一边，这显然是失之偏颇的。现代控制理论已成功地运用于航空、航天等许多领域，因此如何继承现代控制理论好的东西，应引起人们的注意。近来出现的定性控制或许给我们某些启示，如用一个精确模型作为标称系统，然后引入模型参数的变动范围，在高层决策中，就是要通过学习匹配给出较为精确的模型参数，这个层次可用人工智能的方法，将决定的参数送入低级，在此基础上，运用现代控制论进行优化控制。

- 研究智能递阶控制的方法。尽管智能递阶控制已有一些结果，但尚没有一套方法可循，没有象大系统理论递阶控制那样有一个清晰的算法，诸如每一级采用什么工具，上下级如何进行协调等等。我们认为按照智能控制的递阶原则，最上层智能程度最高，可采用思维推理方法，如逻辑推理和直觉推理等；中间层智能程度次之，它又兼有将最高层推理的定性知识转换给下一级可接受的定量知识，因此可用模糊控制的方法；控制级

则可利用所有的常规控制。

目前,智能控制的应用领域已渗透到生物、农业、地质、军事、空间技术、环境科学等众多领域,在世界各国的高技术研制计划中,有其重要的地位,可以说智能控制的发展与完善,终将引起控制领域的全面革命。

### 参 考 文 献

- [1] 周其鉴,李祖枢,陈民辅.智能控制及其展望.信息与控制,1987,(2),39—45
- [2] 李祖枢.智能控制理论研究.信息与控制,1991,27—37
- [3] 陈民辅,周其鉴.实时专家系统在过程控制中的地位和作用.第一届全球华人智能控制和智能自动化大会论文集,北京,科学出版社,1993,260—264
- [4] Fu, K. S. and Walts, M. A Heuristic Approach to Reinforcement Learning Control System. IEEE Trans. Automat. Contr., 1965, AC-10(4), 390—398
- [5] Fu, K. S. Learning Control Systems and Intelligent Control Systems: An Intersection of Artificial Intelligence and Automatic Control. IEEE Trans. Automat. Contr., 1971, AC-16(1), 70—72
- [6] Saridis, G. N. Intelligent Robotic Control. IEEE Trans. Automat. Contr., 1983, AC-28(5), 547—557
- [7] 张钟俊,蔡自兴.智能控制与智能控制系统.信息与控制,1989,5,30—39
- [8] Berkman, R. C. et al. Advanced Automation Concepts for Large-Scale Systems. IEEE Trans. Control System Magazine, 1991, October, 4—12
- [9] Astrom, K. J. Where Is the Intelligent in Intelligent Control? IEEE Control Systems Magazine, 1991, Jan., 37—39
- [10] Narendra, K. S. Intelligent Control. IEEE Control Systems Magazine, 1991, Jan., 39—40
- [11] Naidu, E. B. An Expert System for Real-Time Scheduling in Flexible Manufacturing System. Information and Decision Technologies, 1992, 18(3), 151—170
- [12] Pierre, M. M. An Approach to Monitoring and Diagnosis Engineering Processes by a Knowledge-Based Systems. Applied AI, 1992, 6(4), 417—425
- [13] 黄苏南,俞金寿等.乙烯裂解生产故障诊断专家系统的研究.化学世界,1991,33(2),86—89
- [14] Enrico Frascari, G. B. An Expert System for Assessing the Credit of Industrial Clients. Int. J. Expert Systems Research and Applications, 1990, 3(1), 73—95
- [15] Yasdi, R. Learning Classification Rules from Data Base in the Context of Knowledge Acquisition and Representation. IEEE Trans. Knowledge and Data Engng., 1991, 3(3), 293—306
- [16] Nussbaum, M. et al. Intelligent Manual: An Aid for Process Engineering. Engineering Applications of AI, 1992, 5(1), 43—49
- [17] Alice, E. S. et al. An Intelligent Composite System for Statistical Process Control. Engineering Applications of AI, 1992, 5(6), 1882, 519—526
- [18] Procyk, T. J. et al. A Linguistic Self-Organizing Process Controller. Automatica, 1979, 15, 15—30
- [19] Braae, M. and Rutherford, D. A. Theoretical and Linguistic Aspects of the Fuzzy Logic Controller. Automatica, 1979, 15, 553—577
- [20] Chen, F. C. Back Propagation Neural Networks for Nonlinear Self-Tuning Adaptive Control. IEEE Control Systems Magazine, 1990, April, 47—52
- [21] Fujii, T. Ura, T. Neural-Networks-Based Adaptive Control System for AUVS. Engng. Applic. of AI, 1991, 4(4), 309—318
- [22] Giacomin, J. Neural Networks Simulation of An Automatic Shock Absorber. Engng. Applic. of AI, 1991, 4(1), 59—64
- [23] Willis, M. J. et al. Artificial Neural Networks in Process Engineering. IEE Proceedings-D, 1992, 138(3): 256—266
- [24] Hu, J. Y., Huang, X. H. and Chen, J. J.. Neural Network Adaptive Control. Proc. of IEEE Symp. on Industrial Electronics, Xi'an, 1992, 117—120
- [25] Cheng, G. S., Manoff, M. and Lu, Y. Z.. A Novel Industrial Controllers with ANN. Proc. of 5th MICONEX'92, Beijing, 1992, 84—90
- [26] Huang Sunan and Shao Huihe. Design of Intelligent Controller. Proc. of IEEE TENCON'93, Beijing, 1993, 4, 308—

- 311
- [27] Yabuta, T. and Yamada, T.. Neural Network Controller Characteristics with Regard to Adaptive Control. *IEEE Trans. SMC*, 1992, 22(1), 170—177
  - [28] Sankar, K. P. and Sushmita, M.. Multilayer Perceptron, Fuzzy Sets and Classification. *IEEE Trans. Neural Networks*, 1992, 3(5), 533—545
  - [29] Jang, J. R.. Self-Tuning Fuzzy Controller Based on Temporal Back Propagation. *IEEE Trans. Neural Networks*, 1992, 3(5), 714—723
  - [30] Berenji, H. R. and Khedkar, P.. Learning and Tuning Fuzzy Logic Controllers Through Reinforcements. *IEEE Trans. Neural Networks*, 1992, 3(5), 724—740
  - [31] Arimoto, S. et al. Learning Control Theory for Dynamical Systems. Proc. 24th Conference on Decision and Control, 1985
  - [32] Zheng, G. et al. Iterative Learning Control Systems. *Int. J. Systems Sci.*, 1992, 22(4), 837—858
  - [33] Mirzal, A. R., Cowan, C. F. and Crawford, T. M.. Application of Recursive Least Squares Algorithm for Learning and Mathematical Reasoning. *Engng. Applic. of AI*, 1990, 3(6), 118—126
  - [34] Adeli, H. and Yeh, C.. Explanation-Based Machine Learning in Engineering Design. *Engng. Applic. of AI*, 1990, 3(6), 127—137
  - [35] Silva, C. W.. A Two-Level Servo Structure with Knowledge-Based Tuning. *Engng. Applic. of AI*, 1990, 3(7), 180—185
  - [36] Low, R. T., Lui, H. C., Tan, A. H. and Teh, H. H.. Connectionist Expert System with Adaptive Learning Capability. *IEEE Trans. on Knowledge and Data Engng.*, 1991, 3(2), 200—207
  - [37] Looney, C. G.. Rule Acquiring Expert Controllers. *IEEE Trans. on Knowledge and Data Engng.*, 1991, 3(2), 252—256
  - [38] Wang, W. and Chen, J. H.. Learning by Discovering Problem Solving Heuristics Through Experience. *IEEE Trans. on Knowledge and Data Engng.*, 1991, 3(4), 415—420
  - [39] Anderson, T. R. and Nielsen, S. B.. An Efficient Single Output Fuzzy Control Algorithm for Adaptive Applications. *Automatica*, 1985, 21(5), 539—545
  - [40] Roo, H. R. et al. A Dynamic Learning Model for On-Line Quality Control Using the Taguchi Approach. *Applied AI*, 1992, 6(4), 459—462
  - [41] Nagib, G., Gharieb, W. and Binder, Z.. Quality Multi-Model Control Using a Learning Approach. *Int. J. Systems Sci.*, 1992, 23(6), 855—869
  - [42] 黄苏南,邵惠鹤.基于信息的学习控制方法·过程模型化及控制(卷6).上海:上海交通大学出版社,1994
  - [43] Zaborszky, J.. An Information Theory Viewpoint for the General Identification Problem. *IEEE Trans. Automat. Contr.*, 1966, AC-11, 130—131
  - [44] Yewting, A. et al. Discrete-Time Entropy Formulation of Optimal and Adaptive Control Problems. *IEEE Trans. Automat. Contr.*, 1992, AC-37(4), 1—83—1088
  - [45] 田玉楚,徐功仁.连线随机信号的最小误差熵估计.过程模型化及控制,杭州:浙江大学出版社,1987,58—64
  - [46] Saridis, G. N.. Knowledge Implementation: Structure of Intelligent Control Systems. In: Meystel A, Luh, J. Y. S., ed. s, Proc. of IEEE int. sym. on intel. Contr., Philadelphia, Pennsylvania, USA, 1987, 1, 9—17
  - [47] Saridis, G. N..On the Theory of Intelligent Machines: A Survey. In: Proc. of the 27th Conf. on Deci. and Contr., Austin, Texas, USA, 1988, 3, 1799—1804
  - [48] Saridis, G. N. and Valavanis, K. P.. Analytical Design of Intelligent Machines. *Automatica*, 1988, 24(2), 123—133
  - [49] Saridis, G. N.. Analytic Formulation of the Principle of Increasing Precision with Decreasing Intelligence for Intelligent Machines. *Automatica*, 1989, 25(3), 461—467
  - [50] Saridis, G. N. and Valavanis, K. P.. Mathematical Formulation of the Organization Level of An Intelligent Machine. Proc. of IEEE Int. Conf. on Rob. and Automat., San Francisco, California, USA, 1986, 1, 267—272
  - [51] Valavanis, K. P. and Saridis, G. N.. Architectural Models for Intelligent Machines. Proc. of 25th Conf. on Deci. and Contr., Athens, Greece, 1986, 2, 1231—1236
  - [52] Valavanis, K. P. and Saridis, G. N.. Probabilistic Modelling of Intelligent Robotic Systems. *IEEE Trans. on Rob. and Automat.*, 1991, 7(1), 164—171
  - [53] Valavanis, K. P. and Stellakis, H. M.. A General Organizer Model for Robotic Assemblies and Intelligent Robotic Systems. *IEEE Trans. on SMC*, 1991, 21(2), 302—317

- [54] Graham, J. H. and Saridis, G. N., Linguistic Decision Structures for Hierarchical Systems. *IEEE Trans. SMC*, 1982, 12(3):325—333
- [55] Saridis, G. N. and Graham, J. H., Linguistic Decision Schemata for Intelligent Robots. *Automatica* 1984, 20(1):121—126
- [56] Wang, F. Y. and Saridis, G. N., A Coordination Theory for Intelligent Machines. *Automatica*, 1990, 26(5):833—844
- [57] Valavanis, K. P. and Saridis, G. N., Information-Theoretic Modeling of Intelligent Robotic Systems. *IEEE Trans. SMC*, 1988, 18(6):854—872
- [58] 黄苏南,邵惠鹤.智能控制的信息方法.第一届全球华人智能控制和智能自动化大会论文集,北京:科学出版社,1993,281—286
- [59] 黄苏南,邵惠鹤.故障诊断的信息方法及其在化工中的应用.第一届全球华人智能控制和智能自动化大会论文集,北京:科学出版社,1993,1546—1551
- [60] Huang Sunan and Shao Huihe. Information Approach of Intelligent Systems. Proc. of IEEE TENCON'93, Beijing, 1993, 2:708—712
- [61] Huang Sunan and Shao Huihe. Analysis of Neural Networks Self-Tuning Control. Proc. of AMSE International Conference, Hefei, 1992, 1191—1195
- [62] 黄苏南,邵惠鹤.基于广义信息论的智能控制理论框架及应用.过程模型化及控制,上海:上海交通大学出版社,1994,6
- [63] 黄苏南,邵惠鹤.基于信息论的智能控制理论研究.信息与控制,1994
- [64] 黄苏南,邵惠鹤.基于信息的专家系统理论及应用.控制与决策,1994
- [65] 黄苏南,邵惠鹤.智能控制的定性分析.中国控制与决策年会论文集,1994

## Study of Several Intelligent Control Theory

HUANG Sunan, SHAO Huihe and ZHANG Zhongjun

(Research Institute of Automatic Control, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai, 200030, PRC)

**Abstract:** This paper describes the development of intelligent control theory. Several important methods have been reviewed and the prospects of the intelligent control theory are probed.

**Key words:** intelligent control; expert systems; fuzzy control; neural network control

### 本文作者简介

黄苏南 见本刊1994年第2期第167页。

邵惠鹤 见本刊1994年第2期第167页。

张钟俊 1915年生,1934年毕业于国立交通大学电气工程系,1935年及1938年获美国麻省理工学院电机系硕士和博士学位,曾任中国自动化学会副理事长等职。目前主要兴趣是:工业大系统,工业过程控制,非线性控制及智能控制等。