

唐广智, 胡裕靖, 周新民, 等. ACT-R 认知体系结构的理论与应用[J]. 计算机科学与探索, 2014, 8(10): 1206-1215.

ISSN 1673-9418 CODEN JKYTA8  
Journal of Frontiers of Computer Science and Technology  
1673-9418/2014/08(10)-1206-10  
doi: 10.3778/j.issn.1673-9418.1403076

E-mail: fcst@vip.163.com  
<http://www.ceaj.org>  
Tel: +86-10-89056056

## ACT-R 认知体系结构的理论与应用\*

唐广智<sup>1</sup>, 胡裕靖<sup>1</sup>, 周新民<sup>2</sup>, 高 阳<sup>1+</sup>

1. 南京大学 计算机软件新技术国家重点实验室, 南京 210023

2. 江苏省公安厅, 南京 210024

### Theory and Application of ACT-R Cognitive Architecture\*

TANG Guangzhi<sup>1</sup>, HU Yujing<sup>1</sup>, ZHOU Xinmin<sup>2</sup>, GAO Yang<sup>1+</sup>

1. State Key Laboratory for Novel Software Technology, Nanjing University, Nanjing 210023, China

2. Jiangsu Province Public Security Department, Nanjing 210024, China

+ Corresponding author: E-mail: gaoy@nju.edu.cn

TANG Guangzhi, HU Yujing, ZHOU Xinmin, et al. Theory and application of ACT-R cognitive architecture. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2014, 8(10): 1206-1215.

**Abstract:** The simulations of human cognitive processes have always been an important research area in both artificial intelligence and computational cognitive science. Cognitive architecture splits human cognition into modules, and simulates human cognitive processes by interactions between these modules. ACT-R (adaptive control of thought-rational) is a representative theory in cognitive architecture area, as a hybrid cognitive architecture, it uses symbolic and sub-symbolic systems to simulate human cognitive processes. ACT-R theory has been widely used in some areas like cognitive tutors and cognitive agent. This paper summarizes the related research and development of ACT-R, and introduces system components of symbolic and sub-symbolic systems, module functions and applications of ACT-R theory.

**Key words:** computational cognitive science; cognitive architecture; adaptive control of thought-rational (ACT-R); cognitive tutors; cognitive agent

---

\* The National Natural Science Foundation of China under Grant Nos. 61035003, 61175042, 61021062 (国家自然科学基金); the National Basic Research Program of China under Grant No. 2009CB320702 (国家重点基础研究发展计划(973计划)); the Natural Science Foundation of Jiangsu Province of China under Grant No. BK2011005 (江苏省自然科学基金重点项目); the New Century Excellent Talents Foundation from MOE of China under Grant No. NCET-10-0476 (教育部新世纪优秀人才支持计划).

Received 2014-02, Accepted 2014-04.

CNKI网络优先出版 2014-05-06, <http://www.cnki.net/kcms/doi/10.3778/j.issn.1673-9418.1403076.html>

**摘要** 模拟人类认知过程是人工智能与计算认知学的一个重要研究领域。认知体系结构将人类认知模块化,通过模块之间的相互作用模拟人类认知过程。**理性思维的自适应控制系统**(adaptive control of thought-rational, ACT-R)是认知体系结构研究领域中的代表性理论,作为混合型认知体系结构,ACT-R使用symbolic系统与sub-symbolic系统共同模拟人类认知过程。ACT-R的相关研究已经应用到智能导师、智能agent等领域,并得到了越来越多的关注。**通过对ACT-R的发展与相关研究进行综述,分别介绍了symbolic与sub-symbolic的系统组成、模块功能,以及ACT-R的相关应用等内容。**

**关键词** 计算认知科学;认知体系结构;理性思维的自适应控制系统(ACT-R);智能导师;智能agent

**文献标志码** :A **中图分类号** :TP18

## 1 引言

从诞生之初到今天,人工智能的研究者们从来没有间断和放弃过建造可以完全实现人类智能的机器的尝试和努力。有许多研究者选择从认知科学的角度来观察人工智能的问题,使用认知科学的方法对人类的基本认知过程进行研究,并且使用计算机对这些过程进行模拟。人工智能的先驱者Newell提出了**认知体系结构**(cognitive architecture)的概念<sup>[1-2]</sup>,将人类智能的认知能力使用类似于计算机的体系结构表现出来,这种突破性的方法使得认知体系结构可以作为人工智能智能体(intelligent agent)的设计蓝图。Newell认为认知体系结构可以解释人类思维的不同组成部分是如何相互配合,统一运作,最终产生连贯的认知能力的。

随着神经科学和脑科学的跨越式的发展,研究者们已经具备了对大脑中特定组织结构的神活动进行观察的能力。通过对人类大脑中神经活动的观察,可以对人类认知过程在物理层面做出解释。认知体系结构最初发展阶段通过验证认知心理学家的认知实验数据,以自上而下的方式发展模型。现在,随着理论与技术的发展,认知科学家们开始以自下而上的方式验证已有的认知体系结构假设,使其更加贴近人脑的真实运作方式。

理性思维的自适应控制系统(adaptive control of thought-rational, ACT-R)是由美国卡内基梅隆大学Anderson等人提出的认知体系结构假设理论<sup>[3]</sup>。ACT-R从认知心理学实验和神经科学两个角度同时进行模型的构造,因此它不仅可以模拟真实世界的认知问题,还可以对复杂的认知神经科学数据进行

统一化的整合<sup>[4]</sup>。ACT-R认知体系结构在计算机上得到完整的实现,使得研究者们可以借用计算机直接模拟人类认知行为。

本文组织结构如下:第2章对ACT-R系统进行了概述,包括认知科学及认知体系结构概述和ACT-R的整体结构;第3章讨论了ACT-R的symbolic系统,包括symbolic中的知识概念、各个模块和模块与产生式系统的合作等;第4章讨论了ACT-R的sub-symbolic系统,包括知识的调度与学习等;第5章讨论了ACT-R的各种主要应用;第6章对ACT-R进行了展望。

## 2 ACT-R概述

认知科学的基础研究认为,人类的思维过程是可以被理解的<sup>[5]</sup>,包括人类的决策过程、推理过程,甚至是科学家的创造过程等。因此思维过程可以被表达成一定的结构和在这些结构上的计算过程,这就是认知体系结构。**早期的认知体系结构被分为符号主义(symbolic)和联结主义(connectionist)两大类。**随着理论的发展,认知体系结构更倾向于使用混合(hybrid)的方式构建模型。ACT-R就是一种混合型的认知体系结构。除ACT-R外还有很多知名的认知体系结构,例如Newell等人开发的Soar系统<sup>[6]</sup>,密西根大学开发的EPIC系统<sup>[7]</sup>,基于ACT-R开发的多智能体系统CoJACK<sup>[8]</sup>等。

认知体系结构是认知科学研究的一种整体性的体现方式。ACT-R所追求的是在整体的角度表达人类的认知过程。系统由多个模块、多层结构所实现,通过不同模块和不同层次之间的相互配合实现各种功能。

**ACT-R系统**是一个混合型认知体系结构,由symbolic系统和sub-symbolic系统两部分组成。因为sub-symbolic系统构成的是模块内部的工作方式,所以无法显式地在图中表达。从图1中可以看到ACT-R的symbolic系统内部结构,整个系统由若干不同模块组成,其中最重要的过程性模块通过缓冲块将其他所有模块连接成一个整体。symbolic系统本身可以看作由一个产生式系统驱动的模式,通过过程性模块中的产生式规则来对不同模块的缓冲块进行操作。运行在外部结构后台的sub-symbolic系统通过一系列的数学方法对symbolic系统中模块内部的操作进行控制,大量的学习过程参与了sub-symbolic系统的运行。

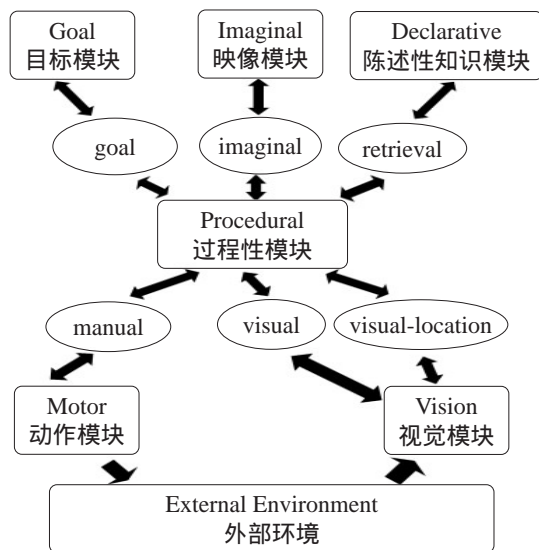


Fig.1 Internal architecture of symbolic system of ACT-R

图1 ACT-R的symbolic系统的内部结构

通过运行ACT-R系统构造的基于计算机的虚拟人类认知过程,研究者们可以得到大量的人类认知数据,包括认知过程每一步的时间、认知过程的准确度、认知过程产生的反应人类大脑内部运作的fMRI图像<sup>[9]</sup>等。因此有大量的认知科学家使用ACT-R系统构建认知实验<sup>[10]</sup>,并与由人类参与的真实实验数据进行比较。

ACT-R的一个显著特性是具有很强的整体性。Newell对一个具有整体性的认知体系结构进行了如下的定义<sup>[2]</sup>,即一个可以表达人类行为所有方面的单一系统。尽管在这个系统内部有各种的组成部分,但它们需要相互配合在一起用来表现行为。任何的

行为在作用于外在环境之前与认知结构的大部分组成部分都有着千丝万缕的因果关系。如果一种理论最初就过分地集中在一个部分,那么在最开始时就会陷入困境。这并不是说人类应该抛弃分解性、独立性、不可入性和模块化。这些特性可以帮助人类打碎任意构成行为的组织网络,因此对于人类理解和简化理论有着很重要的作用。但这并不能取代人类建立一个统一理论的重要性。

### 3 ACT-R的symbolic系统

从图1中可以看到ACT-R的symbolic系统的组成结构<sup>[3]</sup>。图1中,除外部环境外,矩形代表功能模块,椭圆形代表缓冲块。在symbolic系统中模块之间使用缓冲块机制相互沟通。各个模块与核心的过程性模块(procedural model)之间使用陈述性知识块(declarative knowledge)传输信息,过程性模块中使用过程性知识(procedural knowledge)处理信息。陈述性知识存储在陈述性知识模块(declarative model)中。外部环境的输入为视觉模块(vision model),输出为动作模块(motor model)。除此之外,还有映像模块(imaginal model)和目标模块(goal model)对人类真实认知行为进行模拟。

#### 3.1 知识的表达

ACT-R系统中的核心信息是知识,在这个假设中人类所有的认知过程都建立在知识的基础上。过程性模块的产生式系统中的产生式规则是以知识的形式表现的,过程性模块通过缓冲块对不同模块的命令是以知识的形式表现的,不同模块放置在各自缓冲块上的信息也是以知识的形式表现的。在所有这些知识中,ACT-R对知识的表达有两种形式:一种是陈述性知识;另一种是过程性知识。

陈述性知识比较接近日常生活中对知识的定义,例如算术知识:1+1=2,麦当劳是一个快餐店,在桌子上的特定位置有一瓶水,我的下一个目标是找一个好工作等。每一个独立的陈述性知识由一个知识块(chunk)表示。知识块是ACT-R中陈述性知识表达的原子单位。

每个知识块由两部分组成:知识块的类型

(chunk-type) 属性信息(slot)。知识块的类型定义了同一类的知识块,例如 鸟类、加法规则、目标等。ACT-R 系统自带了很多预先定义的类型,但是在模拟过程中知识块的类型也可以手动进行定义。属性信息的属性类型由知识块的类型唯一决定,例如 鸟类 类型的所有知识块的属性应该相同,可能为 羽毛颜色、寿命 等,但是不同的知识块属性的信息值可以不同。

过程性知识不同于陈述性知识,它在日常生活中的体现并没有陈述性知识那么明显。在日常生活中的过程性知识的定义更加接近于行为能力的定义,例如人类的语言行为、人类驾驶汽车的行为、人类进行数学计算的行为,或者人类操作计算机的行为等。这些行为都是通过大量的过程性知识叠加在一起实现的。

由图 1 可知,ACT-R 的 symbolic 系统的核心是一个产生式系统,过程性知识实际上是以产生式规则(production rule)的方式实现的。每个产生式规则由条件(condition)和行为(action)两部分组成,当条件得到满足时就会触发行为,如产生式规则 1 中所描述的进行加法运算的产生式规则。从图中可以看出陈述性知识出现在多个不同的模块中,这一点会在后面的几个小节中加以阐述。

在产生式规则 1 中所描述的规则为:若目标缓冲块中有一个类型为 目标,状态为进行加法,两个加数分别为 add1 和 add2 的目标知识块,检索缓冲块中有一个类型为加法事实,两个加数和目标知识块同为 add1 和 add2,和为 sum 的知识块,则将目标知识块的和属性的值改为 sum,状态属性改为完成加法。

#### 产生式规则 1 加法规则

Addition

IF

goal

ISA goal

state addition

addend1 =add1

addend2 =add2

retrieval

ISA addition-fact

addend1 =add1

addend2 =add2

sum =sum  
THEN  
goal  
sum =sum  
state finish

过程性知识只存在于过程性模块中,因为在 ACT-R 假设中,人类认知行为的模拟是通过对产生式规则的激发表现的。在过程性模块中一次只能有一个产生式规则被激发,这体现了 ACT-R 系统中并行性与单一性共存的思想,不同的模块可以并行地同时处理信息,但是中枢的过程性模块具有单一运行的瓶颈,这解释了人类大脑为何不会淹没在外部世界巨大的信息量中,同时也得到了神经科学的验证。在选择激发的产生式规则时会有多个产生式规则条件同时被满足,这时就需要 sub-symbolic 系统的运行来选择一个特定的产生式规则。

### 3.2 缓冲块机制

缓冲块是 ACT-R 系统中其他功能性模块与过程性模块的接口,主要有 3 种功能。第一种是命令功能,产生式规则通过满足条件,从而激发行为,向特定模块的缓冲块中存入一个知识块,从而命令模块进行特定的操作。例如在视觉操作中,在视觉缓冲块(visual buffer)中存入一个特定知识块,使得眼睛可以去关注特定的物体,这个将在后面输入输出小节中详细地阐述。第二种是数据寄存功能,特定模块完成操作后将信息放入模块的缓冲块中,从而可以在之后的系统运行中满足后面产生式规则的条件,进而可以触发新的行为。例如视觉模块完成关注操作后将看到的物体的具体信息存入视觉缓冲块中。第三种为状态查询功能,缓冲块的状态代表了模块的状态。例如如果视觉缓冲块的状态为空闲(free),则代表了视觉模块的状态为空闲。

产生式规则 2 利用了全部的 3 种缓冲机制功能。其中在目标缓冲块(goal buffer)和视觉位置辨认缓冲块(visual-location buffer)中存放的都是从各自所属的模块中产生的信息,之后的第三个条件通过视觉缓冲块验证视觉模块的状态。在条件全部满足时规则被激发,产生的行为在视觉模块中放入一个类型为 move-attention 的知识块,这是一个对视觉模块的



命令,命令视觉移动视线到特定的位置。

产生式规则2 视觉辨认规则

attend-letter

IF

goal

ISA read-letters

state find-location

visual-location

ISA visual-location

? visual

state free

THEN

visual

ISA move-attention

screen-pos =visual-location

goal

state attend

### 3.3 陈述性知识模块

陈述性知识模块是长期储存陈述性知识的模块,它所模拟的是人类的记忆功能。由图1可知,陈述性知识模块所对应的缓冲块为检索缓冲块。产生式规则通过在该缓冲块中放置具有检索信息的知识块,然后陈述性知识模块通过 sub-symbolic 系统操作进行信息检索,从其内部取出相应的知识块。例如:若要在人类记忆中寻找  $2+3=?$ ,则需要在检索缓冲块中放入一个类型为加法规则,加数为2和3的知识块。陈述性知识模块接收到检索命令后,会在记忆中寻找含有这些信息的特定知识块并放在检索缓冲块上。

陈述性知识模块可以从 ACT-R 系统的运行中获得新的知识,在产生式规则激发后,所有缓冲块中的信息在离开缓冲块后都会自动地以新知识块的形式存入陈述性知识模块中。若有知识块完全与陈述性知识模块中的现有知识块相同,则将两个知识块的名字合并,形成同一个知识块。

### 3.4 输入输出机制

在早期的 ACT-R 体系结构中并不存在真正意义上的输入输出机制,那时整个系统是完全与外部环境相隔离的,更像一个单纯的思考模型。随着这个系统逐渐向高度的完备性发展,ACT-R 吸收了以输

入输出机制见长的 EPIC 认知体系结构假设,从而建立了与外部环境的沟通能力。在 ACT-R 中的输入输出各有两种,从图1中可以看到其中的一组:输入为视觉模块,输出为动作模块。除此之外还有一组不同的方式:输入为听觉模块,输出为语言模块。因为在 ACT-R 中两组的处理方式非常类似,所以这里只讨论前面的一组。

视觉模块是一个很特殊的模块,其有两个相对应的缓冲块。从图1中可以看到,两个缓冲块分别为视觉位置辨认缓冲块和视觉缓冲块。两个缓冲块分别代表了 ACT-R 假设中视觉操作过程的两个步骤:第一步是获取想要观察物体的位置信息,这需要产生式规则在视觉位置辨认缓冲块中的存入命令,这个命令中含有物体的简单特征,例如是否被视觉视线观察过,以及颜色、物体的类型等,视觉模块的位置识别操作将快速地从符合特征的物体中随机抽取一个来获取位置信息;第二步是通过视觉位置辨认缓冲块中的位置信息,将视觉的注意(attend)转移到特定位置获取物体的详细信息,产生式规则2可以激发这一过程。

作为输出的动作模块相对简单,只需在动作缓冲块中存入类型为动作形式和相应类型的输出内容的命令,就可以对外部环境产生相应的动作输出。例如:想要做用键盘按一个键的动作,则可在缓冲块中放入一个类型为 press-key,属性为 key,属性值为任意的键盘键位的命令,就会输出一个按键的动作。

### 3.5 映像模块与目标模块

相较于前文中所述的功能性模块,映像模块与目标模块是特殊的非功能性模块,因此 ACT-R 系统在缺失这两个模块的情况下也可以正确地运行。这两个模块的存在很好地反映了 ACT-R 系统对人类思维进行反向工程的构造方法,因为这两个非功能性模块对于正常人类的认知过程是不能缺少的。因此为了更加准确地模拟人类的认知过程,ACT-R 在发展过程中加入了这两个模块。

映像模块模拟了人类认知对于来自外部环境的输入的学习能力。在人类的真实认知过程中并不是直接使用视觉识别到的信息,而是将这个信息转化为大脑中虚拟的映像。映像模块创造出含有相应信

息的新知识块,这个新的知识块是输入模块的缓冲块中输入信息的一个映像,它包含该输入信息所有有价值的信息。

目标模块的存在是因为人类认知行为在缺少外部刺激的情况下,需要在内部设定目标来进行运作。目标模块的功能有两个:一个是产生新的目标,与映像模块类似,新的目标知识块通常是目标模块相对于陈述性知识模块中存储的目标知识块所建立的一个映像。二是通过目标缓冲块中的目标知识块标注系统当前的状态和目标。

## 4 ACT-R 的 sub-symbolic 系统

### 4.1 知识块的选择机制

前文讨论了从陈述性知识模块中检索知识块的方法,通过寻找满足检索信息的知识块的方式来从记忆中选择相应的知识块。此时存在多个知识块同时满足条件时选择哪一个的问题,这需要 sub-symbolic 系统提供的选择机制来解决。从人类认知过程的角度,这个机制反映的是人类在记忆中先想起哪一个知识。

sub-symbolic 系统知识块的选择机制将每个陈述性知识模块中存储的知识块赋予一个数值,这个数值称为活跃度(activation),活跃度由式(1)计算。活跃度代表了一个知识块在记忆中的活跃程度,在每次检索过程中陈述性知识模块会选择满足条件的知识块中活跃度最高的那一个放入检索缓冲块。活跃度存在一个阈值  $\tau$  (retrieval threshold),只有活跃度超过阈值的知识块才可以被检索。

$$A_i = B_i + C_i + \varepsilon \quad (1)$$

式(1)为计算活跃度的基本公式。其中,  $A_i$  代表知识块的活跃度;  $B_i$  代表知识块的基础活跃度;  $C_i$  代表知识块与系统整体的关联活跃度;  $\varepsilon$  代表噪音。

知识块的基础活跃度(base-level activation)衡量了知识块使用的频繁程度。由式(2)可知,基础活跃度与知识的被表达(presentation)相关。有两种方式可以称作一个知识块被表达:一是知识块从缓冲块中被去处,以一个新知识块的形式进入陈述性知识模块;二是如果前者中的知识块与陈述性知识模块中已有的知识块相同,则两个知识块合并。基础活

跃度可以表达两种关于人类记忆的认知现象:一是人类对于使用过多次的知识有更好的了解与记忆;二是人类对最近才使用过的知识有更好的记忆。

$$B_i = \ln\left(\sum_{t=1}^n t_i^{-d}\right) \quad (2)$$

式(2)为计算基础活跃度的基本公式。知识块使用的频繁程度使用每次被表达距离当前的时间倒数和的方式表示。其中,  $t$  代表知识块每次被表达距离当前的时间;  $d$  代表衰减参数(decay parameter)。

知识块的关联活跃度(spreading activation)用来量化知识块与 ACT-R 系统各个模块的缓冲块中知识块的关联程度。表现了记忆中的知识与现有环境的上下文关系。关联活跃度由式(3)计算,知识块间的关联强度由式(4)计算。

$$C_i = \sum_k \sum_j W_{kj} S_{ji} \quad (3)$$

$$S_{ji} = S - \ln(fan_j) \quad (4)$$

式(3)为计算关联活跃度的基本公式。其中,  $k$  代表不同缓冲块中的知识块;  $j$  代表了一个知识块中不同的属性;  $W_{kj}$  代表了第  $k$  个缓冲块的第  $j$  个属性所占的权值;  $S$  代表了第  $j$  个属性与知识块  $i$  的关联强度。由式(3)可以看到,一个知识块的关联活跃度与 ACT-R 系统所有缓冲块中存放的知识块都有关,而且不同知识块的不同属性值所占的权重不同。 $S$  实际代表了两个知识块的关联强度,因为一个知识块的某个属性值本身也是一个知识块。例如苹果和西瓜,它们共有的属性是形状,属性的值为圆形,则圆形本身也是一个知识块,表达圆形是什么形状。

式(4)中,  $S$  代表了最大关联强度;  $fan_j$  值表示知识块  $j$  在陈述性知识模块中出现的次数总和,包括其自身知识块出现的次数和以其他知识块的属性值出现的次数。因此可以看出,出现次数越多知识块  $j$  与特定知识块  $i$  的关联强度越低。当知识块  $i$  中有与知识块  $j$  代表的属性的值相同的属性值时,两个知识块就会存在关联强度,否则关联强度为零。

由式(4)可以看到,关联强度值实际为知识块在陈述性知识模块中的风扇效应(fan effect)值。风扇效应是 Anderson 在实验中发现的人类记忆认知现象,它表现为:具有某些相同属性值的知识在记忆中

大量出现时,会降低人类回溯某个特定知识的时间,同时也会加大回溯知识的难度。在 sub-symbolic 系统中对风扇效应值进行了量化。

为了准确地模拟人类认知过程的不稳定性,在知识块活跃度的计算中加入噪音值  $\varepsilon$ 。噪音值是一个随机值。由式(5)可知噪音值的随机性符合逻辑分布。

$$\sigma^2 = \frac{\pi^2}{3} s^2 \quad (5)$$

式(5)为噪音值逻辑回归方差的基本公式。噪音逻辑分布的均值为 0, 方差为  $\sigma^2$ 。 $s$  是系统中控制方差的参数。

通过认知心理学实验可以知道,人类掌握得越熟练的知识可以越快想到。因此知识块的调度时间(retrieval latency)应该随着活跃度的上升而减小。式(6)为计算知识块调度时间的基本公式。式(7)为知识块调度概率的基本公式。

$$Time = Fe^{-A_i} \quad (6)$$

$$probability_i = \frac{1}{1 + e^{\frac{\tau - A_i}{s}}} \quad (7)$$

式(6)中, $F$ 为可以在系统中设定的调度时间参数。式(7)中, $\tau$ 为知识块调度的阈值; $A_i$ 为知识块的活跃度; $s$ 为式(5)中控制方差的参数。 $s$ 作为控制方差的参数,实际上控制了知识块调度对于活跃度变化的敏感度。通过式(7)可以看出,当一个知识块的活跃度没有达到阈值  $\tau$  时,它被调度的概率小于 50%,因此系统会将其忽略。一个知识块可以被调度的概率对 sub-symbolic 系统知识块的检索过程没有实质影响,因为整个系统通过选择活跃度最大的知识块进行调度。

#### 4.2 产生式规则的选择机制

当有多个产生式规则的条件同时被满足时,因为过程性模块每次只允许一个产生式规则被激发,所以需要 sub-symbolic 系统提供选择机制选择特定规则激发。产生式规则使用量化数值来帮助选择,这个数值称为效用(utility),由式(8)进行计算。式(8)中,辅助效用学习的回报值  $R_i(n)$  由式(9)进行计算。效用刻画了产生式规则的有效程度,每次选择当前最有效的规则进行激发。这与人类的真实认知过程中进行某种操作时总会选择自身认为最有用的

那一步的认知现象是相吻合的。

$$U_i(n) = U_i(n-1) + \alpha[R_i(n) - U_i(n-1)] \quad (8)$$

$$R_i(n) = R - t_i \quad (9)$$

式(8)为效用学习的基本公式。在 sub-symbolic 系统中对产生式规则的回报是在最后任务完成后给予的。因此任务完成后,运行过程中激发的所有产生式规则都会通过式(8)修改自身的效用。式(8)中, $U_i(n)$ 代表第  $n$  次应用产生式规则  $i$ ;  $U_i(n-1)$ 代表第  $n-1$  次应用产生式规则  $i$ ,也就是前一次; $R_i(n)$ 代表系统对产生式规则  $i$  的回报值; $\alpha$ 为学习比值(learning rate),是系统中的参数。

式(9)中, $R$ 为系统设定的完成任务后结果的回报值; $t_i$ 为完成任务时刻与产生式规则  $i$  被激发时刻的时间差。由式(9)可知,越早被激发的产生式规则在完成任务后获得回报值越小。假定有两种回报状态,当回报是正值时离完成任务时间越近的产生式规则效用增加得越多,当回报为负值时越早激发的产生式规则减小得越多。这反映了人类的真实认知现象:当人类做对了一件事的时候会认为自己最后所做的选择很有用,而当做错了一件事会认为最初几步的决策出了问题。

效用为了模拟人类认知过程的不稳定性,也存在噪音值。产生式规则的选择概率与知识块相同,对系统运行无实质影响。式(10)为计算产生式规则选择概率的基本公式。

$$probability_i = \frac{e^{\frac{U_i}{\sqrt{2}s}}}{\sum_j e^{\frac{U_j}{\sqrt{2}s}}} \quad (10)$$

式(10)中,分式的分子表示了某个特定的产生式规则,分母表示了所有满足条件的产生式规则的和。

学习新的产生式规则有两种方式:

(1)通过转换陈述性知识获得新的产生式规则,这模拟了人类从外界教材或是说明书中获得能力的认知过程。现阶段这种方式可以使 ACT-R 系统从外部环境中获取新的产生式规则,但是这种方式还存在局限性。

(2)对现有产生式规则进行再处理进而产生新



的产生式规则。再处理方法主要有合并(composition)和类比(analogy)两种。合并方法通过将一系列连续过程的产生式规则简化,进而产生新的更加直接和简单的产生式规则。类比方法的思想是将两个相似的需要产生式规则进行处理的信息进行类比,通过一个已经使用产生式规则解决的信息,类比地产生出可以处理另一个相似信息的产生式规则。

## 5 ACT-R的发展与应用

在 ACT-R 理论与模型发展的近 30 年中,它从一个对于人类认知过程的简单理论逐渐发展为一个完整的人类认知体系结构。为了对更多的人类认知行为进行解释,ACT-R 在学习与记忆领域、问题解决与选择机制领域、感知与注意领域、语言与沟通领域、刻画个体差异领域都取得了很大的发展。ACT-R 认知体系结构也应用在了许多人工智能与神经科学领域。例如:在人机交互研究中构建用户模型,构建智能导师系统评估学生能力并给予帮助,构建与环境交互的更贴近人类行为的人工智能体,解析复杂的 fMRI 数据<sup>[9-10]</sup>等。

### 5.1 智能导师系统

智能导师系统是一个以 ACT-R 认知体系结构为内核,辅助学生进行数学学习的软件<sup>[11]</sup>。它的核心部分为一个包含大量产生式规则的过程性知识模块。智能导师系统初始化时包含解决数学问题所需要的所有过程性知识,同时为了可以检查到学生的思路错误和思维偏差,智能导师在初始化时还应该包括错误解题过程的过程性知识。

智能导师系统通过 ACT-R 系统的返回信息来帮助学生。这些帮助分为两种类型:一是在学生解决数学问题的同时给予学生有关解题过程的返回信息。二是通过观察学生整体的解题过程对学生的能力进行评估。功能通过模型跟踪(model tracing)和知识跟踪(knowledge tracing)来实现。首先进行模型跟踪,通过观察学生的解题步骤,将学生每步用到的过程性知识载入系统中。所有步骤都被转换为过程性知识后,开始进行知识跟踪,通过每一步所需要的时间,以及学习步骤的合理性,来评估学生的解题能

力。除此之外,智能导师系统还被用来观察学生的能力发展以及精神状态,进而使认知科学研究者对人类的学习过程以及不同精神状态下的认知能力表达进行观察。

智能导师的概念不仅被应用在数学教育领域,还被发展到了很多领域。在汽车驾驶的辅助系统中,通过 ACT-R 假设这种辅助系统可以理解人们的驾驶行为,并且纠正错误的驾驶行为和辅助进行正确的驾驶行为<sup>[12]</sup>,这种驾驶辅助系统同样可以使用在飞行员领域<sup>[13]</sup>。工业上的人工操作辅助系统也是 ACT-R 假设的潜在应用,通过这种辅助系统可以简化复杂的人工操作。通过智能导师系统的辅助,大脑认知过程使用一种符合其内部运行规律的方法进行学习,加快学习速度和加强记忆能力。

### 5.2 智能 agent

人工智能领域、经济领域或者其他一些需要对人类行为进行预测的领域,均在开展对人工智能体的研究。这些研究使用数学和统计学理论对人类行为进行预测,但是计算认知科学偏向于使用认知实验数据和神经科学数据构建人工智能体模型。因为人类行为使用数学工具是无法准确模拟的。例如博弈行为、认知心理学实验表明,人类的行为并不完全符合博弈论的设想,在某些博弈问题上人类的表现甚至不如啮齿动物<sup>[14]</sup>。ACT-R 认知体系结构被用来对这个现象进行解释和模拟。

上文提到的建立更加符合人类行为的 agent 的思想,在 ACT-R 的应用中有着很广阔的前景。计算认知科学研究者将 ACT-R 系统应用在了机器人和模拟环境下 agent 行为的研究中<sup>[13]</sup>。研究者将 ACT-R 系统加入到了 UT 虚拟环境中,这是一个类似对战类游戏的虚拟环境,在这个环境中可以进行多 agent 的模拟。例如模拟多 agent 之间由电台进行交流的行为,模拟多 agent 各自行为对于群体行为的影响等。研究者还将 ACT-R 系统使用在了 ActivMedia 机器人上。通过使用机器人的传感器,与 ACT-R 进行交互的外部环境不再是电脑中的模拟环境,而是成为真实的自然环境。因此可以研究机器人在自然环境下以人类方式进行交互的方法。研究者们还使用 ACT-R 系



统构建了许多其他类型的人工智能体,例如室内移动服务机器人<sup>[15]</sup>等。

## 6 总结与展望

本文对 ACT-R 理论进行了讨论。主要论述了 ACT-R 的内部结构与运行原理,并对其主要应用进行了简单的介绍。首先,研究了 ACT-R 的 symbolic 与 sub-symbolic 系统,及其基本体系结构。其中,在 symbolic 系统中讨论了 ACT-R 的主要模块和知识的表现形式。在 sub-symbolic 系统中主要讨论了两种知识的选择机制,知识块的活跃度选择机制和产生式规则的效用选择机制。在应用部分主要讨论了两个 ACT-R 的经典应用,智能导师系统和智能 agent。除此之外,ACT-R 理论还在许多领域有着广泛的应用和成果,例如神经科学研究等。

ACT-R 理论发明者 Anderson 认为现有的 ACT-R 理论并不是对人类认知体系结构最终的答案,它更像是一个人类认知的基本骨架,在 ACT-R 中还有许多需要完善的内容,认知体系结构需要人工智能、认知心理学、神经科学等众多领域的研究者们从不同角度不断地增加和完善内容。相对于构造真正具有人类认知能力的模型,ACT-R 还有很长的一段路程要走,认知体系结构现有的学习能力局限性很强,与外界环境进行交互的感知-动作系统只能进行简单的交互动作,内部核心的产生式系统虽然很好地满足了现有的认知模拟,但是对于将来更加复杂的认知操作是否继续适用也是研究者们关心的问题。

ACT-R 的另一个发展方向是如何更好地刻画人与人之间的差异性。虽然人与人之间基本的认知过程类似,但是在这些过程中因为教育与环境的差异,不同人之间存在一定的认知差异,而正是这种认知差异造就了不同的人类认知过程,也就导致了不同人之间解决问题的方式不同。如果一个认知体系结构可以自动模拟差异化的人类智能,则这个认知体系结构就可以更好地被用来进行群体和人与人之间交互的研究和模拟。

Anderson 认为人类的科学发现过程可以通过一些基本的认知过程来阐明<sup>[5]</sup>,神经科学和脑科学的研

究也正在逐渐地揭示这些认知过程是如何产生、配合和激发具有创造性的思想。未来 ACT-R 的更加完整的认知体系结构将可以和人类一样,通过自身产生创造性的思想。

## References:

- [1] Newell A. Production systems: models of control structures[M]// Chase W G. Visual Information Processing. New York: Academic Press, 1973: 463-526.
- [2] Newell A. Unified theories of cognition[M]. Cambridge, MA, USA: Harvard University, 1990: 42-107.
- [3] Anderson J R, Bothell D, Byrne M D, et al. An integrated theory of the mind[J]. Psychological Review, 2004, 111(4): 1036.
- [4] Anderson J R. Using brain imaging to guide the development of a cognitive architecture[M]//Integrated Models of Cognitive Systems. New York, NY, USA: Oxford University Press, 2007: 49-62.
- [5] Anderson J R. Cognitive psychology and its implications[M]. [S.l.]: Worth Publishers, 2005.
- [6] Laird J E, Newell A, Rosenbloom P S. Soar: an architecture for general intelligence[J]. Artificial Intelligence, 1987, 33(1): 1-64.
- [7] Kieras D E, Meyer D E. An overview of the EPIC architecture for cognition and performance with application to human-computer interaction[J]. Human-Computer Interaction, 1997, 12(4): 391-438.
- [8] Evertsz R, Ritter F E, Busetta P, et al. CoJACK—achieving principled behaviour variation in a moderated cognitive architecture[C]//Proceedings of the 17th Conference on Behavior Representation in Modeling and Simulation (BRIMS '08). Orlando, FL, USA: University of Central Florida, 2008: 80-89.
- [9] Qin Y, Bothell D, Anderson J R. ACT-R meets fMRI[M]//Web Intelligence Meets Brain Informatics. Berlin, Heidelberg: Springer, 2007: 205-222.
- [10] Stocco A, Lebiere C, Anderson J R. Dopamine, learning, and production rules: the basal ganglia and the flexible control of information transfer in the brain[C]//Proceedings of the AAAI Fall Symposium: Biologically Inspired Cognitive Architectures. Menlo Park, CA, USA: AAAI, 2009: 169-175.
- [11] Ritter S, Anderson J R, Koedinger K R, et al. Cognitive tutor: applied research in mathematics education[J]. Psychonomic

Bulletin & Review, 2007, 14(2): 249-255.

- [12] Cao Shi, Qin Yulin, Shen Mowei. Modeling the effect of driving experience on lane keeping performance using ACT-R cognitive architecture[J]. Chinese Science Bulletin, 2013, 58(21): 2078-2086.
- [13] Xue Hongjun, Pang Junfeng, Luan Yichun, et al. Cockpit pilot cognitive behavioral integration simulation modeling[J]. Computer Engineering and Applications, 2013, 49(23): 266-270.
- [14] Best B J, Lebiere C. Cognitive agents interacting in real and virtual worlds[M]//Cognition and Multi-Agent Interaction: From Cognitive Modeling to Social Simulation. New York: Cambridge University Press, 2006: 186-218.
- [15] Jiang Jiliang, Tu Dawei, Zhang Guodong, et al. A mecha-

nism of human-root coupling and collaborative operation for indoor mobile service robots based on a cognitive architecture model[J]. CAAL Transactions on Intelligent Systems, 2012, 7(3): 251-258.

### 附中文参考文献:

- [12] 曹石, 秦裕林, 沈模卫. 驾驶经验与横向控制的 ACT-R 认知体系结构建模[J]. 科学通报, 2013, 58(21): 2078-2086.
- [13] 薛红军, 庞俊峰, 栾义春, 等. 驾驶舱飞行员认知行为一体化仿真建模[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(23): 266-270.
- [15] 江济良, 屠大维, 张国栋, 等. 基于认知模型的室内移动服务机器人人机耦合协同作业机制[J]. 智能系统学报, 2012, 7(3): 251-258.



TANG Guangzhi was born in 1992. He is a student at Department of Computer Science and Technology, Nanjing University. His research interests include computational cognitive science and game theory.

唐广智(1992 ) 男, 南京大学计算机科学与技术系学生, 主要研究领域为计算认知科学, 博弈论。



HU Yujing was born in 1988. He is a Ph.D. candidate at Department of Computer Science and Technology, Nanjing University. His research interests include reinforcement learning, multi-agent learning and game theory.

胡裕靖(1988 ) 男, 南京大学计算机科学与技术系博士研究生, 主要研究领域为强化学习, 多 agent 学习, 博弈论。



ZHOU Xinmin was born in 1961. He received the M.S. degree from Nanjing Aviation College in 1992. Now he is a senior engineer at Jiangsu Province Public Security Department. His research interests include criminal identification, image processing and pattern recognition technology.

周新民(1961 ) 男, 1992 年于南京航空学院获得硕士学位, 现为江苏省公安厅高级工程师, 主要研究领域为刑事鉴别, 图像处理与模式识别技术。



GAO Yang was born in 1972. He received the Ph.D. degree from Nanjing University in 2000. Now he is a professor at Department of Computer Science and Technology, Nanjing University, and the member of CCF. His research interests include reinforcement learning, data mining and intelligent agent.

高阳(1972 ) 男, 2000 年于南京大学获得博士学位, 现为南京大学计算机科学与技术系教授, CCF 会员, 主要研究领域为强化学习, 数据挖掘, 智能 agent。