

- 5 White M F, Kahn C R. In: Boyer P D *et al* eds., *The insulin receptor and tyrosine phosphorylation, in the enzymes*, Orlando FL: Academic Press Inc, 1986: 247
- 6 Petruzzelli L M *et al*. *Proc Natl Acad Sci USA*, 1982; 79: 6792
- 7 White M F *et al*. *J Biol Chem*, 1984; 259: 255
- 8 Sheolson S E. *J Biol Chem*, 1988; 263: 4852
- 9 White M F *et al*. *J Biol Chem*, 1988; 263: 2969
- 10 Chou C K *et al*. *J Biol Chem*, 1987; 262: 1842
- 11 Ebina Y *et al*. *Proc Natl Acad Sci USA*, 1987; 84: 704
- 12 Morgan D O, Roth R A. *Proc Natl Acad Sci USA*, 1987; 84: 41
- 13 Jacobs S. In: Czech MP ed, *Molecular Mechanism of insulin action*, New York: Plenum Press, 1984: 31—43
- 14 Hendricks S A *et al*. *J Neurochem*, 1984; 43: 1302
- 15 O'Hare T, Pilch P F. *Biochem*, 1988; 27: 5693
- 16 Gammeltoft S *et al*. *Pepitides*, 1984; 5: 937
- 17 Petruzzelli L *et al*. *Proc Natl Acad Sci USA*, 83: 4710
- 18 Klinkhamer M P *et al*. *EMBO J* 1989; 8: 2503
- 19 Debant A *et al*. *Biochem*, 1989; 28: 14
- 20 McClain Donald A *et al*. *J Biol Chem*, 1988; 263(18): 8904

脑科学中的计算观及其最新发展

景 健*

(北京神经外科研究所, 北京 100050)

提 要

科学家们对大脑本质的认识,是物理的还是整体论的,是功能定位的还是不定位的,一直争论不休。脑科学的突破性进展澄清了争论中在概念上的混乱状态。文章着重讨论了这种进展的几个方面: 计算观在脑科学中的确立与发展,大脑的实验与模型研究对计算概念的影响,联系主义模型以及生物神经网络的研究对理解大脑信息表达与处理机制的促进作用。

关键词 计算观,算法,联系主义模型,生物神经网络,长时程增强

人类最激动人心的研究莫过于大脑研究大脑。70 年代以来,尤其是 80 年代,对大脑的研究已取得重要进展,这包括更有效的问题求解系统的设计,专家系统的发展,并行处理机的出现及相关理论(如计算观)研究的进展。本文分析了脑科学中的现代观点,详细的文献综述请见文献[1]。

1 计算观的现代发展——从计算机比喻到脑比喻

脑科学中的计算观可这样描述,即把神经元这个信号单位看做计算基元,每个基元的状态用一定的激励值(activation value)来表示,两个基元的联系用权(weight)表示,正的权表示兴奋性联系,负的权表示抑制性联系。这样,

一个特定网络的基元联系模式及其变化可以表示为数学运算。于是,几个或更多的神经元(计算基元)组成的网络,加上一些物理的约束或假定,在恰当的输入情况下,通过一定的计算过程,有可能达到确定的输出状态(计算结果)。这种输出状态可通过不同方法与该网络所期望的行为联系起来,我们就可以形式地(或计算地)研究一个神经网络,通过其计算特性以了解其行为,并与其生物学含义联系起来。我们称这种观点为细胞计算论(cellular computationism),由此产生的研究方法称作细胞计算论或计算神

* 现地址: Division of Physiology, Box 3709
Duke University Medical Center, Durham, NC
27710, USA.

收稿日期: 1990-10-18 修回日期: 1991-03-27

经科学 (computational neuroscience)^[2] 的研究策略。

脑科学中的计算观可以追溯到计算机比喻——即大脑与计算机一样,也存在硬件与软件两个层次,大脑的生物结构相当于计算机的硬件,而大脑的智能活动包括心灵现象则相当于软件。因此,模拟大脑的智能活动,只需设计不同的程序,然后在计算机上运行。这种计算机比喻的观点有很大的局限性,因而又发展成为脑比喻(brain metaphor)。然而,计算机比喻的基点是认为大脑与计算机同样存在一个信息处理的层次。从广义上讲,计算就是信息处理,因而计算机比喻明确地将计算观点引入了脑科学。

计算概念是不断发展的(事实上,此概念的发展也正标志着脑科学的进步),计算概念不只从信息科学、计算机科学中吸取养料,随着脑科学的发展,它自身也发生了变化,得到了充实。下面我们就会看到神经科学、人工智能、计算科学是如何互相影响,互相促进的。

1.1 Marr 的视觉计算理论^[3]与并行视觉计算

70 年代末,符号人工智能 (artificial intelligence, AI) 发展的计算机视觉停滞不前,于是 Marr 提出视觉处理中实际存在三个层次:

第一是计算理论,也是最抽象的一个层次。在这个层次要解决:(1)计算,即信息处理的目的是什么?比如视觉所处理的物体图像的形状或颜色等;(2)执行这一计算的逻辑是怎样的?

第二是选择处理的输入、输出表象 (representation, 认知科学中译作表征)以及完成表象转换的算法,即系统为完成一定的计算任务采用的是什么样的表象与算法。

第三是硬件实现 (implementation) 层次,即物理上如何实现信息处理。

Marr 进一步分析了三维模型表象与形状识别的关系,此时真正接触到视觉认知的问题。他提出了模块组织假说,即认知主体依据物体的自然轴线将物体分成几个模块,各个模块又分别按其自然轴线分解,这样最终达到了形状识别的目的(而物体的局部形状的变异不影响

高层次形状的识别)。但是,这种模块组织法有一个固有矛盾无法解决,因为按物体的自然轴线分解物体需要识别该物体,于是识别与分解就造成一个死循环(又称作蛋-鸡问题)^[4]。

Marr 形状识别理论(包括认知科学中其它早期理论)的失败使科学家们认识到,除了分析模式识别的计算实质外,其它两个层次:算法及建构对认知也是很重要的。这种认识源于 80 年代初,由于当时科学家已对二维强度阵列(如视网膜)的区域(domain)与三维物体的区域如何联系起来已深入了解。一可见物体的图象中,阵列中每个基元(相当于神经元)的反应强度依赖于成象小片亮度及其三维表面的内在特性,如物体相对于观察者的指向。将光学约束与对物理表面本质的可信假说联合起来,就可能按照三维表面的内在特性来阐释包含于强度阵列中的信息^[5]。

由于感知阵列对物体的视觉信息处理具有各(计算)基元同时计算及并行排列的方式,因而人们开始对并行处理进行各种理论及应用研究。发现,设计的一些简单的并行机,如大规模集成网络 (very large scale integrated, VLSI)^[2],可很容易完成一些形状识别任务。由于特定的计算任务对硬件设计有影响,因而这种并行机不能像 Von Neumann 机那样制成通用机。

将多个中央处理单元 (CPU) 并联起来构建的联络机,由于具有了并行性,其计算速度大增^[6]。利用光学元件的某些性质建造的光学神经计算机可完成诸如对缺失物体恢复其完整图象的任务^[7]。

Pylyshyn 将 Marr 的层次三分法应用到认知科学中,论证了的大脑的认知只不过是计算的一种型式。不过,他强调制造并行机只改变了硬件,因而与认知无关^[8]。下面我们将讨论并行研究中的理论分析以及对 Pylyshyn 这一观点的反驳。

1.2 联系主义人工智能与脑比喻

联系主义方法是综合神经/逻辑(符号)两方法的优点而发展起来的。联系主义网络虽然不

是神经元的精确模型,但却是似脑(brain-like)的,而且可以模拟某些认知现象。这些系统可以容错直至修正误差;联系主义系统表现非平凡(non-trivial)的学习,给定一些输入实例,即可自组织。这些系统还能讨论语义问题^[9]。

80 年代,除了视觉研究方面的影响外,Hopfield 在 1982 年证明^[10]他提出的简化神经网络具有集体计算特性——内容寻址记忆(content addressable memory)^[11]等,于是掀起了神经网络的研究热潮。在他之前(1981 年),Hinton 和 Anderson 已编辑了题为《记忆的并行模型》(Parallel Models of Memory)一书,为这种研究作了理论及概念准备^[12]。1986 年,Rumelhart 等编辑的《并行分布处理》(Parallel Distributed Processing)一书^[13],介绍并总结了几年来的研究进展,使联系主义走向成熟。进一步,由 Sejnowski 主编的 Neural Computation 杂志于 1989 年开始出版发行。

联系主义从一开始就是为了更好地模拟认知现象的,其倡导者不断反驳 Pylyshyn 等的关于联系主义与认知无关的看法。Churchland 等^[14]认为,实际上,神经科学中有三种层次概念,即分析、组织与处理的层次。Marr 的层次三分法是指分析的层次。Marr 的各层次相互独立的说法^[5]只适用于算法的形式特征(即不同的算法可在不同的机器上实现)。硬件显然影响计算任务执行的速度、范围、效能和完美性;从组织的层次看,神经科学中有以下的组织结构:分子-突触-神经元-网络-层-功能图-CNS,于是硬件实现就有不同的层次,相应的还会有各层次的任务分析和算法。虽然这些不同尺度的结构在概念上是分离的,在物理上却是不可分的。因而心理算法可能与不同的层次有关:如牙痛这种知觉状态可能只与低层次有关,而注意则可能与不同层次的机制有关。处理的层次概念可这样看,离感觉输入的细胞越远,信息处理的层次越高。实际上,大脑的信息处理是通过复杂的并行处理流实现的。在较高层次,处理方式的相互作用则更强。因此,脑科学充实并发展了计算(信息处理)的概念,我们

将这种看法称作脑比喻。

2 计算与联系主义

现在,我们将计算概念作一个总结。计算区别于演算和运算:(1)在计算科学中,它指 Turing 自动机的可计算性:确定的输入,在有限的步骤内,通过一定的规则,取得一定的结果;(2)视觉计算理论和计算神经科学中,计算指任务分析或信息处理。Ballard 用它指与信息处理有关的硬件实现的工作细节^[15];另一些人,如 Hildreth 等则把它限制于任务分析^[16];(3)认知科学中,它指符号操作层次上,在能提供语义解释的符号代码的形式表达上,所进行的某种受规则约束的变换。(1)、(3)两个概念已广泛见于文献中,下面我们只谈计算的第二个概念及其与联系主义的关系。

2.1 联系主义的问题

联系主义模型涉及两个问题:一是表达,一是计算。表达是联系主义与符号处理模型联系的纽带,而计算又使联系主义与神经研究联系起来。

2.1.1 表达

符号 AI 中的表达即符号表达,这种表达使符号之间的形式研究得到深入,并有助于分析符号信息处理的机制与本质。但它有一个缺点,即由于不能与计算基元(神经元)联系起来,因而不能有效地模拟大脑。

联系主义模型,用计算基元这种处理单元直接表达所研究的实体(entities),比如特殊的概念对象:如特征、字母、单词;或者是抽象的基元,但可用于定义有意义的模式。如果一个计算基元表达一个实在,则称作局部表达;如果多个基元表达一个实在,则称作分布表达。

PDP 模型大多采用分布表达,因为这种网络具有许多特征,如容错等^[17]。另外也有采用局部表达的联系主义网络^[9]。研究表明,大脑则很可能是将局部表达与分布表达巧妙地结合起来,完成各种信息处理^[18]。

2.1.2 计算特性

联系主义网络经过一定的计算达到一稳定

态的过程叫做弛豫,而该稳定态即计算结果.计算基元的同时计算,即并行特性是联系主义网络的主要特征.这使之与传统的 Von Neumann 串行计算机区分开来,相反却与大脑的处理方式更接近了.

2.2 能量方法——约束满足网络

为了用数学表达联系主义网络的计算过程,需要找到一个整体函数,使其与网络的计算过程具有一定的相关关系,比如此函数随着计算变小(或大),而计算结果则对应于此函数最小(或大)的状态. Hopfield 证明了他所提出的神经网络有这种整体函数存在,他称之为能量 (energy) 函数^[10]. 也有人采用能量的负值,称作拟合 (goodness). 这种用整体函数来表达网络的计算过程的联系主义方法称作能量方法^[19].

利用能量方法来表示联系主义网络的计算,有三个问题需要解决:一是形式地确定所期望的行为,使此方法与特殊的证明技术无关;二是期望状态有最大的拟合(即最小的能量);三是系统确实达到了最大的拟合态. Hopfield 的网络虽然具有集体计算特性,但却不能保证系统最终达到了能量最小的状态. Hinton 等采用随机单元,并引入模拟退火 (simulated annealing) 的算法,可保证网络能达到能量最小的状态,这种网络称作 Boltzmann 机^[20].

2.3 模型研究与生物神经网络

脑模型研究的目的在于,将通过分子及细胞技术所能达到的微观水平与通过行为研究所能达到的系统水平联系起来. 实际构建的神经模型有两种^[2],一是真实的脑模型,即依据神经网络的几乎每个细节来构建模型,它能阐释大脑的基本物化机制及行为现象;二是简化模型,即依据神经元简化后的逻辑特征,及神经元之间的联系来构建模型,其目的是为提取基本计算问题及理解那些控制神经系统活动的计算约束,提供概念框架. 下面以对学习及记忆机制的研究为例说明这两种模型的现状.

Rumelhart 等在联系主义模型的三层网络基础上发展了回转 (back-propagation) 学习算

法,成为简化模型的一个范例,但这种算法在生物学上不可信^[1,21]. Crick 提出应根据大脑本身的特点来设计算法^[21]. 比如海马神经回路中存在长时程增强 (long-term potentiation, LTP) 机制,可能是学习记忆的细胞基础^[22]. 对海马 CA1 区单突触兴奋性通路的一个简短强直刺激即可增强诱发电位的幅度,并可维持几个小时直至几天. 实验表明 LTP 是由 Ca^{2+} 通过 NMDA 受体门通道的内流引起的,而 Ca^{2+} 内流又由突触前后的两个信号所触发,一是源于突触前活动的化学信号——谷氨酸递质与 NMDA 受体相联,二是源于突触后细胞当前活动的电信号——强的去极化. 这种 LTP 型式符合 Hebb 样突触修饰模式,即是由时间依赖的,高度局域化的和强的突触前与突触后相互作用机制所决定的一种运用依赖型 (use-dependent) 的突触传递增强,因此又称作 Hebb 样突触. 由于 LTP 的诱发与 NMDA 受体的激活有关,所以 Crick 认为新的模型应整合 NMDA 受体的行为^[23-25].

现已提出多种 LTP 诱发的生物物理模型^[23]. 其中,有人假定 Ca^{2+} 内流通过定位于树突脊 (shaft) 的 NMDA 受体,而 Zador 等^[24]提出的模型则假定 Ca^{2+} 内流通过定位于树突棘头部 (spine head) 的 NMDA 受体,计算机模拟暗示由于通过树突棘颈部 (neck) 的扩散相对较小, Ca^{2+} 的大量增加应主要局限于棘头部,从而棘头部将 Ca^{2+} 的局部增加放大,诱发 LTP. 于是,这种模型所建议的树突棘在调控 Ca^{2+} 动力学中的重要性与传统上强调棘的电紧张特性的看法相对. 进一步,又对 Hebb 样学习规则进行形式算法分析^[23,25],以了解其计算特性. 这些研究表明,活动调变 (activity-modification) 关系对生物物理及分子的细节非常敏感,因此更多地依靠神经生物学信息建构生物神经网络是模型研究的一个方向,随着更多的精确的生物复杂性及多样性的表现形式引入了网络模拟,我们将会对特定网络所能完成的计算类型有更深入的了解.

3 结语——计算(信息处理)与大脑

大脑是一种信息处理机,这是当代科学家的共识。问题在于,大脑在信息处理的哪些方面(如方式,速度等)优于其它信息处理机?联合实验与模型方法来发现神经表达与计算的原则是当前脑研究的关键;进一步,是什么决定了大脑的特殊性,这种特殊性意味着什么,是否如 Marr 所说,这正说明了人的价值?

参 考 文 献

- 1 景键,徐向东,自然杂志,1990;13(1,3,4):17,172,232
- 2 Sejnowski T J, Koch C, Churchland P S. *Science*, 1988; 241: 1299
- 3 Marr D. *Vision*. San Francisco: Freeman and Company, 1982: 23—29
- 4 Pinker S. *Cognition*, 1984; 18: 1
- 5 Ballard D H, Hinton G E, Sejnowski T J. *Nature*, 1983; 306: 21
- 6 Hillis W D. *Sci Ameri*, 1987; 256: 86
- 7 Abu-Mostafa Y S, Psaltis D. *Sci Ameri*, 1987; 256: 66
- 8 Pylyshyn Z W. *Computation and cognition*. Cambridge: MIT Press, 1984: 210—216
- 9 Feldman J A, Ballard D H. In: Waltz D *et al.* eds *Connectionist models and their implications*, Norwood: Ablex Publishing Corp, 1988: 13—62
- 10 Hopfield J J. *Proc Natl Acad Sci USA*, 1982; 79: 2554
- 11 Kohonen T. *Content-addressable memories*. New York: Springer-Verlag, 1987: 2—5
- 12 Hinton G E, Anderson J A. *Parallel models of memory*. Hillsdale: Lawrence Erlbaum Associates, 1981: 1—295
- 13 Rumelhart D E, McClelland J L *et al.* *Parallel distributed processing*. Cambridge: MIT press, 1986: Vol I 1—547; Vol II, 1—611
- 14 Churchland P S, Sejnowski T J. *Science*, 1988; 242: 741
- 15 Ballard D H. *Behav Br Sci*, 1986; 9: 67
- 16 Hildreth E C, Koch C. *Ann Rev Neurosci*, 1987; 10: 477
- 17 Hinton G E, McClelland J L, Rumelhart D E. In: Rumelhart D E *et al.* eds, *Parallel distributed processing*, Vol I, Cambridge: MIT Press, 1986: 77—109
- 18 Anderson A. *Nature*, 1988; 331: 657
- 19 Feldman J A. In: Devijer P A *et al.* eds, *Pattern recognition theory and applications*, Berlin: Springer-Verlag, 1987: 221—247
- 20 Hinton G E, Sejnowski T J, In: Rumelhart D E *et al.* eds, *Parallel distributed processing*, Vol I, Cambridge: MIT Press, 1986: 283—317
- 21 Crick F. *Nature*, 1989; 337: 129
- 22 Bliss T V P, Lynch M A. In: Landfield P W *et al.* eds, *Long-term potentiation: from biophysics to behavior*, New York: Alan R Liss Inc, 1988: 3—72
- 23 Brown T H, Kairiss E W, Keenan C L. *Ann Rev Neurosci*, 1990; 13: 475
- 24 Zador A, Koch C, Brown T H. *Proc Natl Acad Sci USA*, 1990; 87: 6718
- 25 Sejnowski T J, Chattarji S, Stanton P. In: Durbin C *et al.* eds, *The computing neuron*, Workingham: Addison-Wesley Publishing Company, 1989: 105—124

科技情报

《生物化学与生物物理进展》被选人 1989—1990 年度“CA”千种表

美国《化学文摘》(CA)社出版的《化学文摘文献源索引》(Chemical Abstracts Service Source Index)于每年第 4 期公布当年“CA”引用量最多的 1000 种期刊的名单,简称“CA 千种表”。根据 1989 年 7 月—1990 年 6 月的“CA 千种表”,我国共有 47 种期刊榜上有名。以下是我国入选的医药卫生和生物学方面的期刊名单(前面的序号表示在国内的名次,括号中的数字表示在世界的排名):

9. 科学通报(427);10. 药学报(438);13. 中国药理学报(552);19. 中国医药工业杂志(662);25. 中草药(732);28. 生物化学杂志(742);33. 药物分析杂志(784);34. 生物化学与生物物理进展(814);37. 中国药科大学学报(847);41. 卫生毒理学杂志(904)。

【《中国科学文摘》编辑部 王晓华】