

# 用创新计算动力学研究神经网络的组合创新

李倩,文贵华,丁月华

(华南理工大学 计算机应用工程研究所,广东 广州 510641)

**摘要:**创新计算动力学研究创新的基本规律,不仅为创新的机械化实现奠定基础,也为人类的创新活动提供规则化支持。文中利用创新计算动力学的基本定律研究神经网络技术的组合创新活动,归纳了组合创新的重要前提,同时证明了神经网络的组合创新过程是符合创新计算的基本定律之联想与组合定律。最后,提出了相似组合、对立组合和信息域关联组合三种具体的组合创新模式。由于创新活动的广泛性和创新计算动力学的一般性,它们对于神经网络的未来发展以及其它理论或技术的创新都具有一定的启发意义。

**关键词:**创新计算动力学;创新计算定律;联想组合;神经网络

**中图分类号:**TP18

**文献标识码:**A

**文章编号:**1673-629X(2007)03-0051-04

## Research on Combinatorial Innovation of Neural Network Using Dynamics for Computational Creativity

LI Qian, WEN Gui-hua, DING Yue-hua

(Research Institute of Computer Application, South China Univ. of Technology, Guangzhou 510641, China)

**Abstract:** Dynamics for computational creativity (DCC) not only lays a theoretical basis for mechanization of innovation, but also provides the rules for human innovation activities. It is utilized to study the combinatorial innovation of neural network, and several important prerequisites to combinatorial innovation are proposed. At the same time, the innovation of neural network is proved to be in conformity with reminding and combining, which is one of the basic laws of DCC. Then according to the laws, three specific innovative schemas are concluded and illustrated. Because of the popularization of innovation and the generality of DCC, these prerequisites and innovative schemas will provide some procedural guidance for the development of neural network as well as the innovation of other technologies.

**Key words:** dynamics for computational creativity; laws of computational creativity; reminding and combining; neural network

## 0 引言

创新计算动力学是创新计算研究领域发展的一个新的系统化理论<sup>[1]</sup>。它以大量的专利数据和创造发明方法为基础,综合心理学、认知科学、物理动力学等各学科理论得到一些独特的创新基本规律,用来指导构造更加有效的创新计算实现算法。几种基本的创新计算定律有:弯曲流形定律、正态分布定律、联想与组合定律等。

近二十几年来神经网络与模糊数学、粗糙集、进化计算、混沌以及分形等其他理论和方法组合出成百上

千种新技术,被应用建模、组合优化、时间序列分析图像处理、模式识别和信号处理等领域,并在迅速地拓展<sup>[2]</sup>,而且它涉及到电子科学与技术、信息与通信工程、计算机科学、电气工程、控制科学等许多学科。因此,本文选择神经网络的组合创新活动为研究对象,证明神经网络支持创新基本定律之一——联想与组合定律的同时总结了几个重要的创新前提,而且通过分析神经网络与其他技术的集成系统提出了三种基本创新组合模式。

## 1 创新计算动力学

创新计算动力学<sup>[1,3]</sup>(Dynamics for Computational Creativity, DCC)是一个正在不断发展中的理论,它能够将现有理论和未来需要发展的理论协调地统一在一个框架内,如图1所示。在这个基本框架中,创新计算动力学根据各个学科创新成果之间的对立性和不变性等关系,提出一些基本假设,并结合动力学模型推演出

收稿日期:2006-05-29

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60003019)

**作者简介:**李倩(1982-),女,江西吉安人,硕士研究生,研究方向为创新计算理论、人工智能等;文贵华,博士,副研究员,硕士生导师,研究方向为创新计算理论、人工智能等;丁月华,高级工程师,教授,硕士生导师,研究方向为中间件技术、计算机应用技术研究 and 计算机测控。



许多独特的创新基本规律,而这些规律用来产生与创新计算活动相关的产品<sup>[4]</sup>,例如产品概念设计中对立创新模型、专利战略分析系统等。

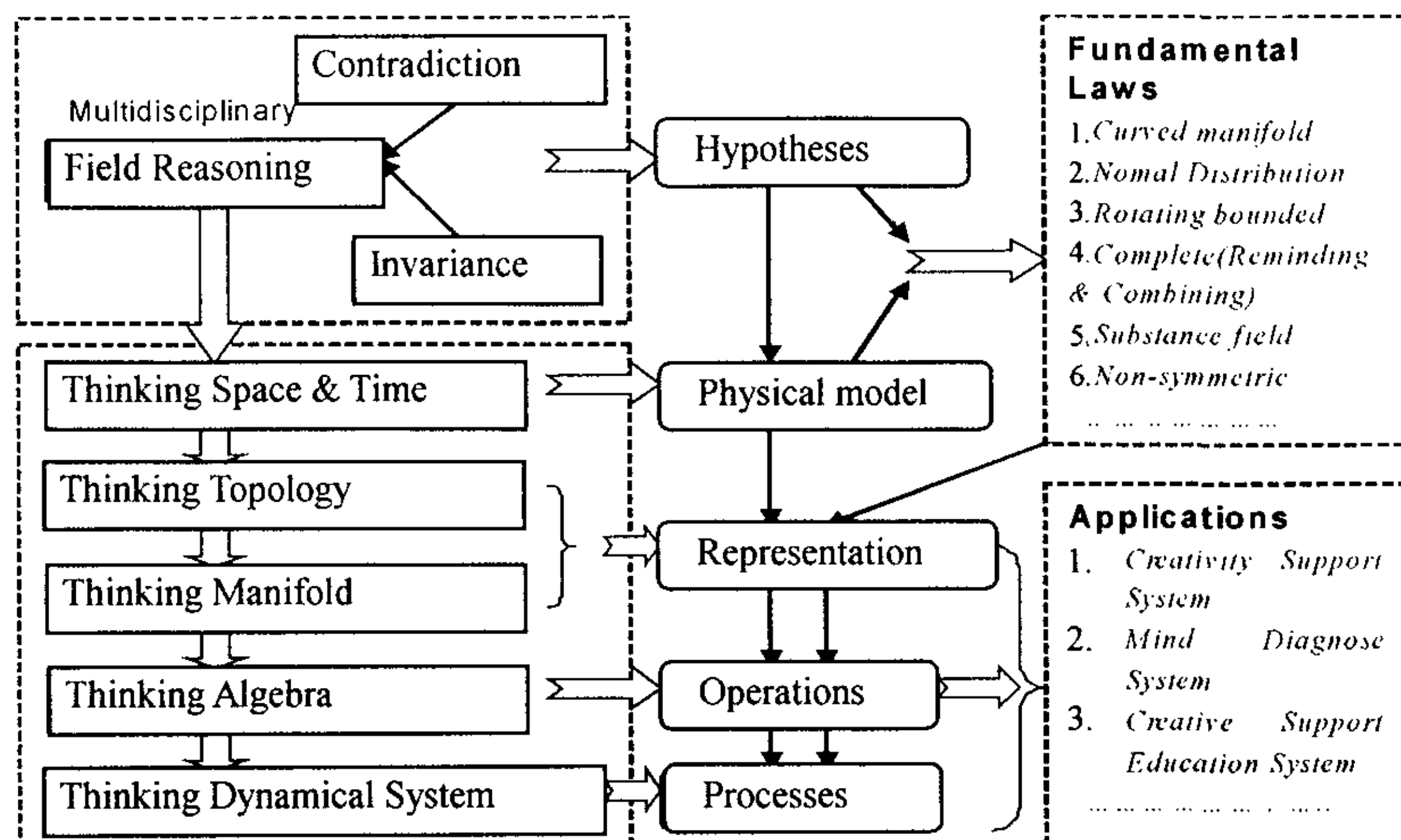


图 1 创新计算动力学框架

创新计算动力学的基本规律<sup>[1]</sup>包括:

(1) 弯曲流形定律: 创新发生于弯曲的流形, 其过程要采用流形上的动力学建立模型;

(2) 正态分布定律: 联想或组合的新对象与现有的对象之间的测地距离(流形)符合正态分布定律, 距离太远或太近的对象都不大可能被选取;

(3) 联想与组合定律: 也叫完备性定律, 即创新可通过联想与组合实现, 这个过程发生于流形上;

(4) 边界定律: 创造性表现为惯性旋转边界的突破;

(5) 非对称性定律: 人脑侧重于抽象的产品构思, 而计算机系统侧重于具体的产品实现过程。

显然, 联想与组合定律解释了整个创新过程: 以联想开始, 然后根据联想起的对象之间的关系组合产生新的对象。其中, 基本联想方法有相似联想、对立联想<sup>[5]</sup>和信息域关联联想<sup>[6]</sup>。前二者都是以对事物表面的认识为基础, 区别在于观察的角度不同, 一般只能发现对象的表面相关性, 而信息域关联联想却能将那些表面上没有相关性的对象之间的必然联系挖掘出来。不同的联想对象之间的相互关系必然导致不同的组合结构。下面通过分析神经网络的组合创新成果来讨论这个问题。

## 2 神经网络组合创新的分析

神经网络从一个用于计算任何可计算函数的 MP 模型发展到今天能解决诸如组合优化、模式识别、预测、联想记忆等各种问题的庞大神经网络体系, 依靠的不仅仅是本身技术的完善, 神经生物学、心理学、物理学等众多学科的研究成果都对神经网络的改进做出了

突出贡献, 例如非线性动力学中能量函数的思想引导了 Hopfield 网络的形成。

从这些集成多种理论方法而产生的新型神经网络

的发展史上可归纳出进行组合创新的几个重要的前提:

(1) 充分了解神经网络内外特性。

例如, 神经元之间的连接方式、训练网络的学习算法等内部结构, 以及神经网络以大规模模拟计算为主, 具有很强的自学习能力、鲁棒性、容错性等优点, 同时搜索能力受学习算法的影响, 网络可能会过早稳定在误差或能量函数的局部极小点等外部特点;

(2) 明确组合创新的方向, 可从神经网络外部连接形式、内部网络结构、学习算法乃至神经元的设计等方面着手于它的创新。

例如, BP 或 Hopfield 网络在进行最优化计算时陷入局部极小值的原因是学习误差或能量函数只能单方向减小, 所以可通过改进学习算法来增加网络向全局最小点收敛的可能性;

(3) 联想其它智能方法或理论进行创新, 不拘泥某一个学科范围。

例如, 目前用于神经网络创新的模糊逻辑、进化算法、粒子群算法、粗糙集、混沌与分形理论等各个学科理论或方法;

(4) 清楚每一种组合形式及其作用, 正如 Hideyuki Takagi 在文献[7]中指出, 并联或串联等外部连接组合方式可以使不同的方法或技术扬长避短, 进行优势互补, 而将一种方法内嵌到另一种方法或技术中则一般可使后者去除旧的劣势, 出现新的特性, 甚至可解决以前无法解决的问题。

1985 年 Ackley, Hinton 和 Sejnowski 以模拟退火思想为基础, 通过对 Hopfield 模型引入随机机制设计出 Boltzmann 机, 第一次实现了多层神经网络的功能, 并证明了 1969 年 Minsky 和 Papert 提出的单层感知器的所有局限性在多层感知器中是不可能克服的推断是不正确的<sup>[2]</sup>。

根据上述创新组合的前提, 笔者认为, 神经网络的组合创新过程是符合联想与组合定律的, 也就是说, 联想与组合定律可贯穿于神经网络整个组合创新的设计与实现过程。

## 3 神经网络的组合创新模式

通过对模糊神经网络<sup>[7]</sup>、进化神经网络<sup>[8]</sup>、粗糙集



神经网络<sup>[9]</sup>、混沌神经网络<sup>[10]</sup>、小波神经网络<sup>[11]</sup>等神经网络组合创新思想以及成果的研究分析,根据联想与组合定律总结出三种基本的组合创新模式:相似组合、对立组合和信息域关联组合。

### 3.1 相似组合

相似组合,即从问题的方法域出发,通过相似联想找出与神经网络方法具有一定相似度的其它智能方法或技术,然后将它与神经网络以并联的松散形式组合成一个新系统。其中,并联的松散形式有分工型(补助型)和对比型两种,如图2所示(带箭头的线段表示数据流,方框和圆都表示数据处理,方框中的字符表示处理数据的方法,NN表示神经网络,X表示其它智能方法或技术,图3采用相同的表示法)。

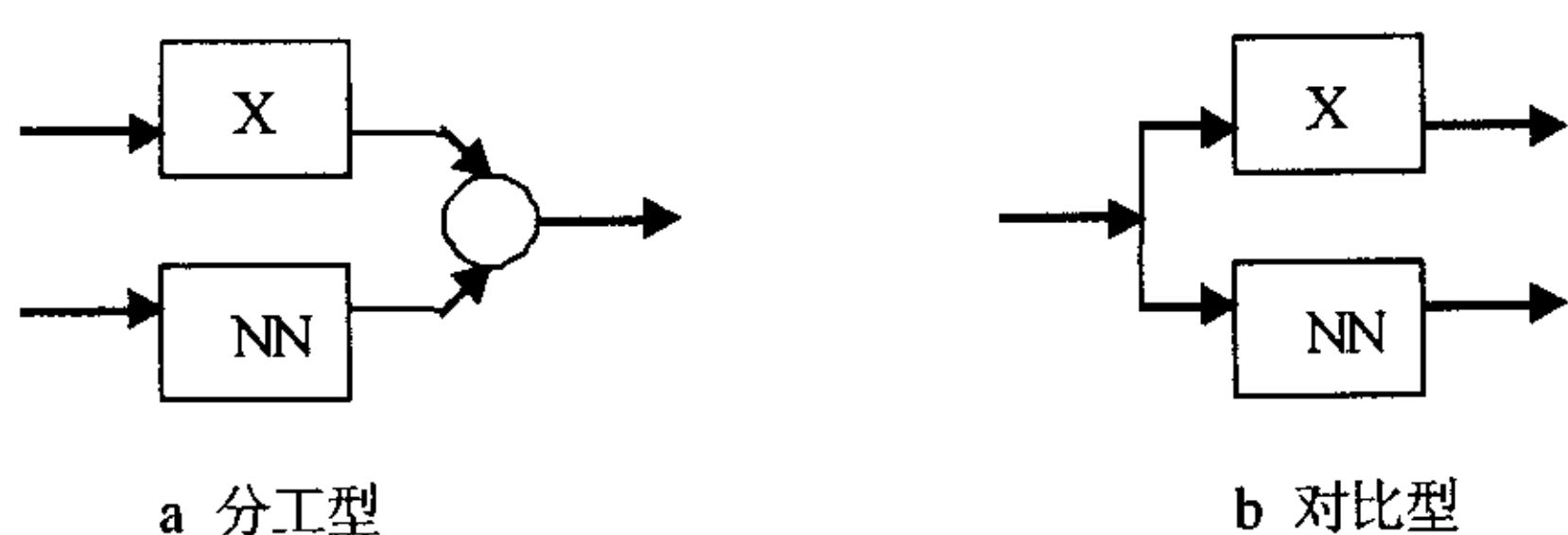


图2 相似组合形式

神经网络与其它方法进行分工型的组合意味着它们分别处理各自的数据,对比型的组合则意味处理的数据是相同的。例如,神经网络与模糊逻辑都具有非线性、并行计算和分类能力等性质,在一些电饭煲控制系统<sup>[7]</sup>中神经网络被用来处理食物的初始温度、食物的种类和外界环境温度等精确参数,而模糊逻辑处理食物的当前温度、食物的数量和预定温度等模糊参数,然后根据它们的输出调整电阻的发热量,确定煮熟食物所需的时间以及一些保温或加热等操作。显然,这种控制系统采用了分工型组合,这是相似联想模式的一种创新。而另一种组合——对比型的例子多数用在评估或预测问题上,即对比多种方法的计算结果,选择一个精确解或最优解,如 Haider 和 Abbas 等人提出的一个用户认证的算法<sup>[12]</sup>,口令必须通过神经网络、模糊逻辑和统计计算三种方法的三次核对才能确认。

### 3.2 对立组合

对立组合,即根据神经网络在解决问题时所出现的优势或劣势,从网络结构、能量函数、前馈或反馈机制等方面进行分析,并通过对立联想找出与神经网络可以进行优势互补、扬长避短的其它方法,再以串联型松散形式或强耦合形式将二者结合起来(见图3)。其

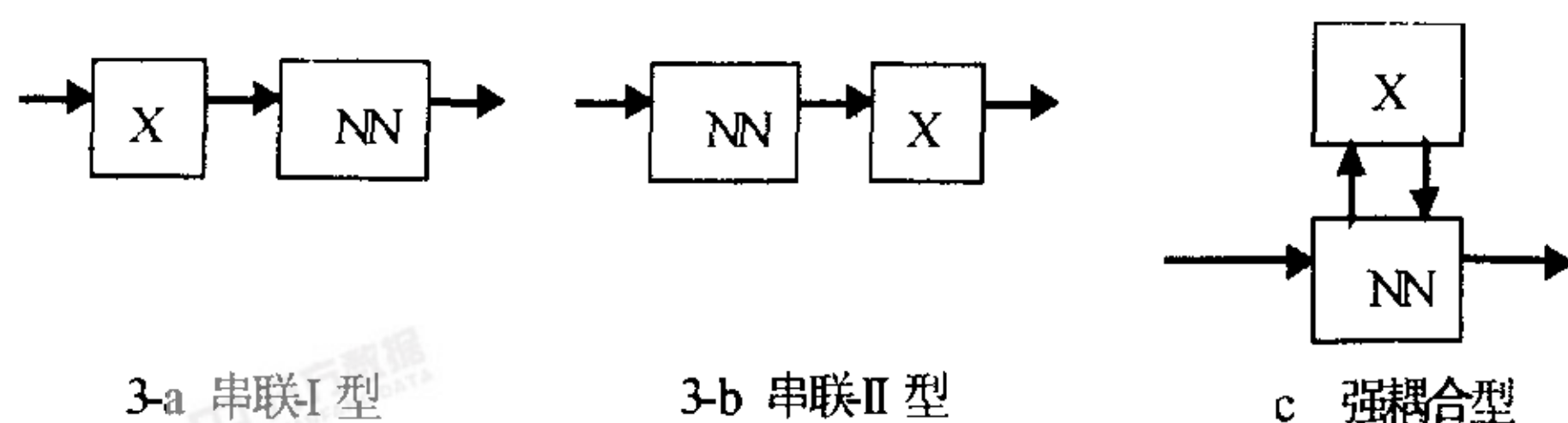


图3 对立组合形式

中,串联形式要求其它方法作为神经网络的前置处理器或作为神经网络的后置处理器,而强耦合形式是利用其它方法优化神经网络的结构,改进训练网络的学习算法,提高学习精度等,但不涉及神经元。

例如,人们针对神经网络和遗传算法的优缺点提出了这两种方法的结合方案<sup>[13,14]</sup>:1)以遗传算法为主体,神经网络产生遗传算法的初始种群或进化过程的后代;2)以神经网络为主体,遗传算法用于训练神经网络,或提供网络参数诸如权值、期望输出等,或进行消除网络中间层冗余的神经元等优化。这两个结合方案的创新算法都已经用于解决多点传送 Qos 路由、事件调度等许多问题,性能都比单独采用神经网络或遗传算法要好。

值得一提的是,对立组合的联想范围是不仅包括能够解决神经网络相同问题的其他方法或技术,只要要求它们之间满足互补性。例如,主元分析法可作神经网络的前置处理器,减少网络的输入维数<sup>[15]</sup>。

### 3.3 信息域关联组合

信息域关联组合,即建立信息域前后向关联矩阵,通过与神经网络存在着信息域中相关联系的其它智能方法或技术对包括神经元在内的神经网络结构进行创新,设计出特殊的神经网络。例如,人脑研究得出的混沌理论可用来理解脑中某些不规则的活动,而神经网络的本质是对人脑的模拟,故有人提出把混沌理论引入到神经网络模型中,创造出一种新型神经网络——混沌神经网络。该模型在联想记忆、模式识别、决策分析等方面的表现优于传统的网络模型,具有广阔的应用前景<sup>[10]</sup>。类似于这种创新过程产生的成果还包括模糊神经元<sup>[7]</sup>、粗糙神经元<sup>[9]</sup>、小波神经元<sup>[11]</sup>以及近几年提出的属性神经网络<sup>[16]</sup>和过程神经网络<sup>[17]</sup>等。由于信息域关联联想以解决问题所需的基本理论或原理为基础,在信息域包含的概念及其一组信息域的基本假定之上建立信息域前后关联矩阵,同时引入模拟退火算法建立创造性联想模型,这个模型有利于将神经生物学、脑科学、心理学以及物理学等多学科的研究成果引入到神经网络的创新上,同时也推动其他学科的发展。因此,信息域关联组合能够实现跨学科的联想与组合,在这三种组合创新模式中,它是难度最大、构造最复杂并最具创新性。

## 4 结束语

神经网络的组合创新支持了创新计算动力学的基本定律——联想与组合定律,同时,创新计算动力学的研究为神经网络与其他智能理论或方法的有机结合提供了三种组合创新模式。由于创新活动的广泛性和创



新计算动力学的一般性,它们不仅能为神经网络的进一步发展提供程序化指导,同时由于创新活动的广泛性和创新计算动力学的一般性,对其它理论或技术的创新也具有一定的启发意义。

### 参考文献:

[1] Wen Guihua, Shadbolt R N. Fundamental Laws of Dynamics for Computational Creativity[C]// Proceedings of Computational Creativity Workshop at Nineteenth International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI05). Edinburgh, UK:[s. n.],2005.

[2] 高 隽. 人工神经网络原理及仿真实例[M]. 北京:机械工业出版社,2003.

[3] 文贵华,郑启伦,丁月华. 创新计算的旋转动力学理论框架[C]//第九届全国人工智能学术会议论文集. 北京:[出版者不详],2001.

[4] 文贵华. 创新计算的旋转动力学理论[M]. 北京:国防工业出版社,2005.

[5] 文贵华,丁月华,张 宇. 基于对立的联想算法[J]. 计算机研究与发展,1999,36(8):982-987.

[6] 文贵华,郑启伦,丁月华. 基于信息域关联的创造性联想算法 CRA[J]. 模式识别与人工智能,1999,12(4):393-401.

[7] Takagi H. Fusion Technology of Neural Networks and Fuzzy Systems: A Chronicled Progression from the Laboratory to Our Daily Lives [J]. Applied Mathematics and Computer Science, 2000,10(4):647-673.

[8] 李孝安,康继昌,蔡小斌,等. 进化神经网络研究进展[J].

控制与决策,1998,13(6):617-623.

[9] 张东波,王耀南,易灵芝. 粗集神经网络及其在智能信息处理领域的应用[J]. 控制与决策,2005,20(2):121-125.

[10] 董 军,胡上序. 混沌神经网络研究进展与展望[J]. 信息与控制,1997,26(5):360-367.

[11] Zhang Q H, Benveniste A. Wavelet networks [J]. IEEE Transactions on Neural Networks,1992,3(6):889-898.

[12] Haider S, Abbas A, Zaidi A K. A multi-technique approach for user identification through keystroke dynamics[C]// IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. Nashville, Tennessee, USA:[s. n.],2000:1336-1341.

[13] Pan Daru,Du Minghui,Wang Yukun, et al. A Hybrid Neural Network and Genetic Algorithm Approach for Multicast QoS Routing[C]//Lecture Notes in Computer Science 3174. Berlin: Springer-Verlag, 2004:269-274.

[14] Zhao Fuqing,Hong Yi,Yu Dongmei, et al. Integration of Artificial Neural Networks and Genetic Algorithm for Job-Shop Scheduling Problem[C]//Lecture Notes in Computer Science 3496. Berlin: Springer-Verlag, 2005:770-775.

[15] Ao S I, Ng M K. Gene expression time series modeling with principal component and neural network[J]. Soft Computing - A Fusion of Foundations, Methodologies and Applications, 2005,10(4):351-358.

[16] 宣士斌,冯嘉礼. 属性神经网络模型[J]. 计算机研究与发展,2002,39(11):1442-1446.

[17] 何新贵,梁久祯. 过程神经元网络的若干理论问题[J]. 中国工程科学,2000(12):40-44.

(上接第 50 页)

约为 4k 和 8k,则合并完后,4k 和 8k 的空闲链表就由原来的空状态变为如图 4 所示。图中,实框表示系统运行一段时间后稳定时,内存情况。虚框表示根据统计信息合并后新插入的大块内存。

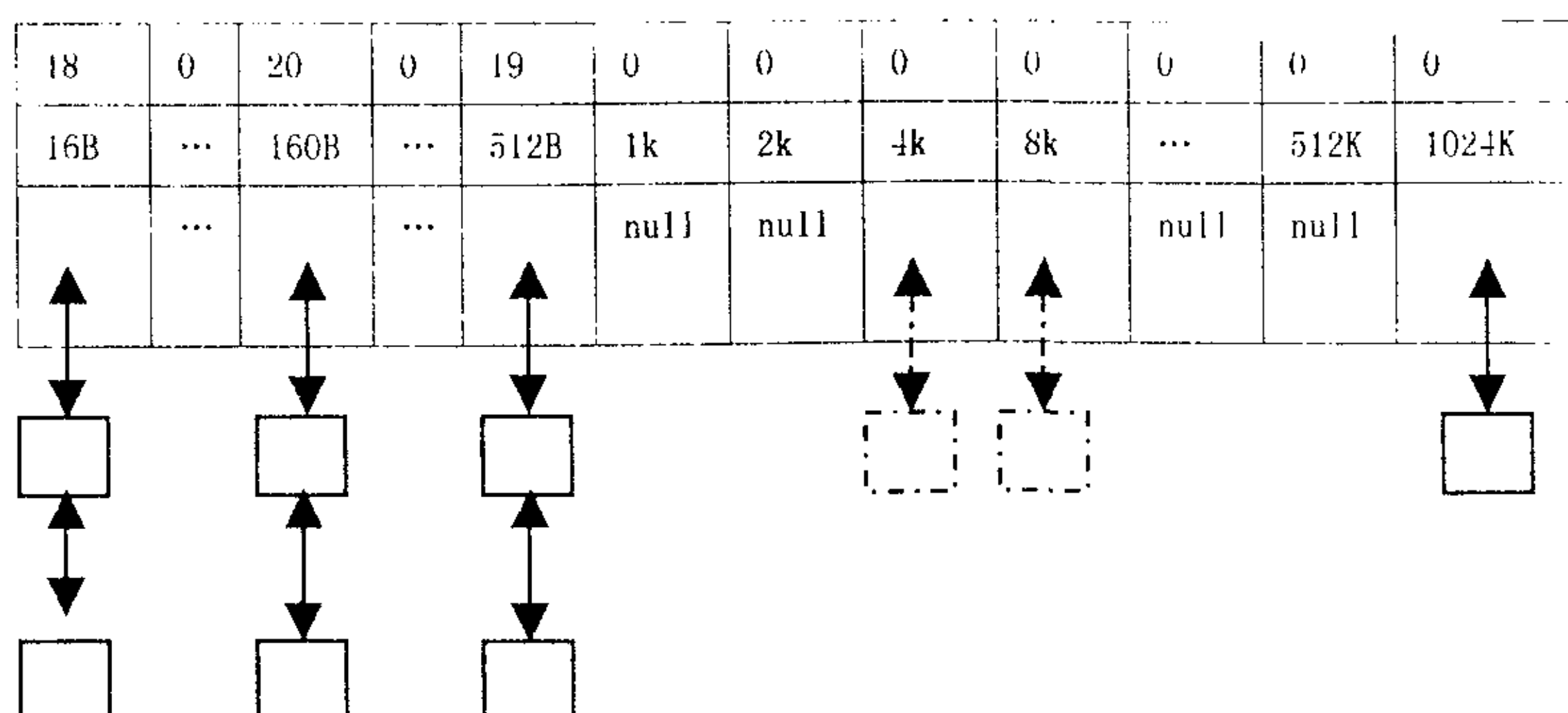


图 4 系统稳定,合并相应空闲块后的情况

## 6 小 结

自适应动态内存分配方法是结合了 buddy 和 first-fit 的一种改良算法,它吸收了 first-fit 和 buddy 的

优点,同时增加了统计域可以分析出应用对内存块的需求特点,从而可以采用相应的内存分配方式,达到快速、可靠、高效的内存分配,尤其适用于在资源有限,没有虚拟存储技术支持的嵌入式系统中应用。

### 参考文献:

[1] 曾非一,桑 楠,熊光泽. 嵌入式系统内存管理方案研究[J]. 单片机与嵌入式系统应用,2005(1):5-5.

[2] 邝 坚. Tornado/VxWorks 入门与提高[M]. 北京:科学出版社,2004:121-122.

[3] Lindblad J. 内存碎片处理技术[EB/OL]. 2004-10-10. <http://info.ec.hc360.com/html/001/002/001/016/45936.htm>.

[4] 严蔚敏,吴伟民. 数据结构(C语言版)[M]. 北京:清华大学出版社,1997:203-206.

[5] 倪西钧,汤可夫,吴大为. 一个应用与动态内存管理算法中的数据结构[J]. 兰州理工大学学报,2004,30(16):91-92.