

# 进化神经网络间接编码方法的计算框架研究

蔺想红, 李志强, 魏伟一

(西北师范大学计算机科学与工程学院, 甘肃兰州 730070)

**摘要:** 针对传统的直接编码方法对大规模神经网络难以进化的问题, 研究者提出了进化神经网络的间接编码方法, 这类方法的核心思想是网络子结构的重复可通过一组基因的多次表达来实现从基因型到表现型的映射, 这种基因重用机制可在较小的基因空间中进行大规模神经网络的快速搜索. 本文在总结和分析各类间接编码实现方法的基础上, 给出了进化神经网络间接编码方法的一般性计算框架, 每一次神经网络的进化过程分为三个阶段: 发育阶段、学习阶段和进化阶段. 并从计算框架的基因组进化过程和神经网络发育过程两个方面比较分析了各种典型间接编码方法的优缺点.

**关键词:** 进化神经网络; 间接编码; 发育控制; 网络结构

**中图分类号:** TP183

**文献标识码:** A

**文章编号:** 0372-2112 (2013)05-0852-07

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>

**DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2013.05.004

## A Computational Framework for Indirect Encoding Methods of Evolutionary Neural Networks

LIN Xiang-hong, LI Zhi-qiang, WEI Wei-yi

(School of Computer Science and Engineering, Northwest Normal University, Lanzhou, Gansu 730070, China)

**Abstract:** According to the difficulties in the evolving large scale neural networks using the traditional direct encoding methods, many researchers are proposing the novel indirect encoding methods for evolutionary neural networks. That is, a network structure that repeats many times can be represented by a single set of genes that is reused in mapping from genotype to phenotype, and such genetic reuse allows searching the large scale neural networks through a lower dimensional genotypic space. In this paper, we introduce a general computational framework for the indirect encoding methods of evolutionary neural networks through the study of existed methods, in which every evolutionary process of neural networks is divided into three stages: development, learning and evolution. Additionally, we analyze the advantages and disadvantages for the different indirect encoding methods from two aspects of the computational framework: genome evolution and neural network development.

**Key words:** evolutionary neural network; indirect encoding; developmental control; network structure

### 1 引言

近年来,越来越多的研究人员进行神经网络与进化算法相结合的研究工作,从而开辟了新的进化神经网络研究领域<sup>[1,2]</sup>.将两者相结合的原因在于:(1)应用神经网络对某一具体问题求解时,神经网络的设计极其复杂,没有系统的规律可以遵循,仅凭设计者的主观经验与反复实验,这样不仅使设计工作的效率很低,而且还不能保证设计出的网络结构和权值等参数是最优的,极大地限制了神经网络的应用与发展;(2)进化算法<sup>[3]</sup>的优点在于搜索过程中使用的是基于目标函数值的评价信息,而不是传统方法所采用的目标函数的导数信息

或待求解问题的领域知识,进化算法的这一特点使其成为具有良好普适性和可规模化的优化方法,并且它的搜索遍及整个空间,容易得到全局最优解,因此可以应用进化算法进行神经网络的自动设计与优化.进化神经网络可以作为自适应系统的一种一般性框架,在没有人为干预的情况下系统自适应的调整神经网络的连接权值、结构和学习规则.

根据神经网络在进化过程中基因编码方式的不同,进化神经网络可分为两类:直接编码方法和间接编码方法.直接编码方法将神经网络的所有连接信息直接编码构成染色体,染色体的长度由神经网络连接矩阵的大小决定,其值为  $O(N^2)$ ,其中  $N$  表示网络中神经元的数

目.人们从进化神经网络的连接权值、结构及学习规则等不同方面进行了大量的研究,取得了诸多成果<sup>[4]</sup>.但是随着网络规模的增大,用于表示神经网络的基因序列迅速增大,比如一个具有一千个神经元的网络,就需要上百万的基因来编码其连接信息,这就需要大量的存储空间.此外,在如此大规模的基因序列上进行变异操作,需要上百万代(或变异操作)才能改变每一个神经连接.因此,对于大规模神经网络的进化,由于其搜索空间巨大,直接编码方法是低效的,甚至是不可能的.间接编码方法和直接编码方法的区别在于基因型和表现型之间的映射不再是直接的对应关系,而是模拟生物神经系统形成的发育过程,包括神经元的分裂、树突和轴突的生长,以及突触的形成等,从而生成神经网络中神经元的属性特征、连接权值、结构和学习规则<sup>[5,6]</sup>.神经网络的结构具有高度重复性,这样就可能用少量的基因表达大量的神经元群,通过间接的映射过程,应用相对较小的基因序列就可生成大规模的神经网络,并且小数量的基因变化可造成神经网络结构的巨大变化.应用间接编码方法进化神经网络的核心思想是基因重用,即一组基因在不同的发育阶段多次表达生成重复的网络子结构,可在较小的基因空间中进行大规模神经网络的快速搜索<sup>[7]</sup>.

因此,要应用间接编码方法解决大规模神经网络的进化问题,不但需要构建合适的基因编码方式,提高基因的重用性和进化能力,还必须从生物神经系统的发育过程出发,设计丰富的神经网络发育机制,通过适当的计算框架合理利用和整合基因进化和神经发育,达到应用进化神经网络对复杂问题的自适应求解.基于基因进化和神经发育的间接编码方法的计算框架正是本文重点研究的内容.

## 2 间接编码的主要实现方法

当前,进化神经网络的间接编码方法越来越受到人们的重视,已出现了多种基于间接编码的计算模型来构建神经网络.结合基因型的表示及神经网络生成方式的不同,我们将进化神经网络的间接编码方法分为以下四类:

(1)文法规则方法.用表达发育过程的文法规则集合表示基因型,通过重复使用文法规则生成神经网络.主要有 Kitano<sup>[8]</sup>提出的基于文法重写规则的图生成文法,基于上下文有关的 L-系统方法<sup>[9,10]</sup>,Jung<sup>[11]</sup>考虑网络结构中包含的地形信息而提出的地形发育方法和属性文法<sup>[12]</sup>等.该类方法的优点是发育过程控制简单,很容易生成神经网络.但文法规则的进化困难,限制了对复杂问题的求解.

(2)细胞指令方法.应用程序树表示基因型,程序

树的每个节点表示控制细胞发育的一个指令,神经网络的生成主要由这些细胞指令控制.Gruau<sup>[13]</sup>提出的细胞编码方法可直接将程序树表示为 Lisp S-表达式,应用遗传规划进行程序树的进化.Luke 和 Spector<sup>[14]</sup>针对细胞编码方法存在的一些问题提出了边编码方法.Suchorzewski<sup>[15]</sup>给出了与细胞编码方法类似的发育符号编码方法,该方法具有更为复杂的发育指令集合,不仅可以进行细胞的分裂,还可以进行神经网络层的划分.这些间接编码方法的特点是神经网络的发育表示更接近编程语言,基因的重用通过子程序的递归调用来实现.

(3)基因调控网络方法.应用基因表达的动态特性表示细胞命运特化的发育过程,通过细胞分裂与分化、细胞的迁移和轴突的生长等更具生物可解释性的发育机制来形成神经网络.Astor 和 Adami<sup>[16]</sup>在较低的层次建立了神经网络的发育模型,每个细胞在内部状态和外部环境的共同作用下在二维平面内移动,通过细胞的迁移和轴突的生长来形成神经网络.Dellaert 和 Beer<sup>[17]</sup>应用 Boolean 网络实现基因调控网络,并利用 Boolean 函数表达的蛋白质来控制细胞的发育过程.Federici<sup>[18]</sup>应用简单的递归神经网络对基因调控网络进行建模,同 Boolean 网络的离散 Boolean 函数相比,递归神经网络表示的连续函数对基因空间的搜索具有较好的调整特性和较丰富的中性区域.最近, Lin 等人<sup>[19]</sup>以人工基因组模型为框架描述基因调控网络,给出了一种更有效的进化大规模脉冲神经网络的发育方法,通过细胞分裂与分化构建细胞分裂树,并在此基础上生成具有特定属性的脉冲神经元、连接权值和神经网络结构,以及每个神经元特有的学习规则.实际上,在基因层次上控制进化神经网络的发育过程,基因调控网络是比较理想的模型.

(4)结构模式生成方法.基因型用结构模式生成网络(Compositional Pattern Producing Network, CPPN)<sup>[20]</sup>表示,神经网络中的神经元数目在进化之前确定,并且每个神经元都具有相应的坐标,不同神经元之间的连接权值通过进化的 CPPN 和对应的坐标信息得到.Stanley 等人<sup>[21,22]</sup>给出的结构模式生成方法在更高的抽象层次上进化神经网络,其重点在于探索神经元之间的交互模式,即实现神经网络连接矩阵特有的结构模式.这种编码几何坐标信息的结构模式生成网络也被称为 HyperNEAT.

## 3 间接编码方法的计算框架

### 3.1 间接编码的关键技术

从当前神经科学对基因表达和神经发育等相关研究成果出发,并结合上节中各类间接编码的实现方法,间接编码方法的关键技术主要有以下三个方面:

(1)基因的编码方式及进化的适应性.间接编码方法对基因编码方式的要求是:首先,基因组解码后能够表达各种神经网络的发育控制规则,这些发育规则能够生成神经元属性、连接权值、网络结构和学习规则;其次,基因在发育过程中具有良好的重用性,基因可在不同的发育阶段多次表达;最后,设计与基因编码方式相适应的遗传算子,提高对神经网络进化的适应性.

(2)神经网络发育控制规则的建模方法.在不同的抽象层次上进行神经网络的发育模型构造,直接影响着神经网络发育生成的方式与效率,同时也决定了对具体问题的求解能力.在更低的抽象层次上建模,就需要考虑更多生物神经系统发育的细节,如细胞分裂的对称与不对称机制,神经元分化的属性特征,突触的形成及可塑性,神经元的迁移与程序性凋亡等,这样所构造的人工神经网络就更接近于生物神经系统.但过于复杂的发育机制会消耗大量的计算资源,不利于生成较大规模的神经网络.因此,在对具体问题求解时,应合理地抽象进化神经网络的发育控制规则.

(3)神经网络的突触可塑性及学习技术.生物神经系统在生命周内,以神经元的突触可塑性为基础,群体中的个体在生命周内进一步调整神经网络的连接权值及结构以提高对环境的适应性,将这种学习机制称为生命周期学习,个体的生命周期学习会影响整个种群进化的适应值<sup>[23]</sup>.这样,神经网络的连接权值在两个不同的时间尺度上变化:首先,在进化的每一代,由个体发育得到每个神经连接的初始权值;然后,在个体的生命周内,连接权值通过学习过程动态变化.

### 3.2 间接编码的计算框架

充分考虑间接编码方法的基因编码方式,神经网络的发育控制规则和学习技术,构成图1所示的进化神经网络间接编码方法的一般性计算框架,由随机生成的初始基因组群体开始,对于每一次神经网络的进化过程,分为三个阶段:发育阶段、学习阶段和进化阶段,最后判断通过进化与发育生成的神经网络是否满足某一指标,或者已完成预定迭代次数,不满足则继续.

(1)发育阶段.图2给出了由一个基因组个体发育生成神经网络的过程.在给定的一个基因组群体中选择一个基因组进行解码,构成特定的发育控制规则,发育控制规则根据间接编码方法的不同可表示为文法规则或基因表达的发育指令.神经网络的发育过程具体包括两个部分:神经元的生成与神经突触及可塑性的生成.当细胞满足分裂条件时,细胞进行分裂,否则细胞分化为特定的神经元.当所有细胞全部分化为神经元后,根据神经连接规则形成神经元之间的突触,最终生成神经网络的拓扑结构及连接权值,以及神经网络的学习规则.在神经网络的发育过程中,不同的间接编

码方法对上面两部分的实现上存在差异.比如结构模式生成方法,当神经网络中的神经元数目已给定时,在神经网络的发育过程中只进行神经连接的生成.此外,比如细胞指令方法,神经元与神经连接的生成也可以同时进行,当细胞分裂时,分裂后的子细胞具有和母细胞相同的神经连接.

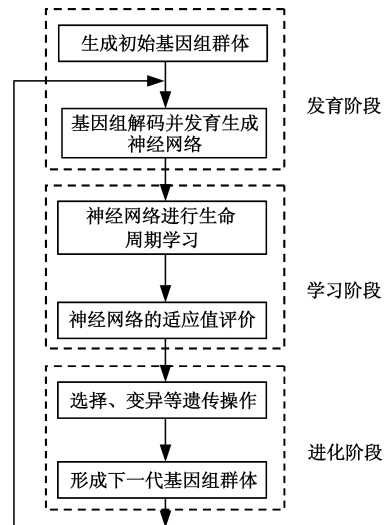


图1 进化神经网络间接编码方法的计算框架

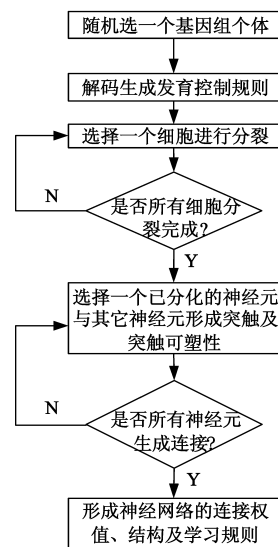


图2 间接编码方法的神经网络发育过程

(2)学习阶段.应用生成的神经网络对特定的问题进行求解时,根据相应的学习规则进行神经网络的生命周期学习,连接权值及网络结构自适应的调整,最后根据求解能力判定神经网络的优劣,即按一定的评价准则给出每个神经网络的适应值.如果没有学习过程,这一阶段就仅对神经网络进行适应值评价.

(3)进化阶段.图3给出了间接编码方法的基因组进化过程.在进化算法中,对上一代基因组群体应用选

择、交叉和变异算子. 具体的进化过程为: 首先, 根据个体的适应值, 应用选择策略在群体中选取两个个体作为父亲; 然后, 对所选取的两个个体, 应用交叉算子产生新的个体; 最后, 对于新个体应用变异算子进行变异操作. 当产生的新个体数达到规定的群体规模时, 形成下一代基因组群体.

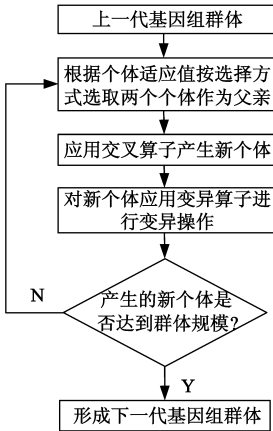


图3 间接编码方法的基因组进化过程

## 4 进化与发育过程的比较分析

对于神经网络的进化, 虽然各种不同的间接编码方法存在较大的差异性, 但从上面间接编码方法的计算框架可以看出, 决定其性能的主要是基因组的进化过程和神经网络的发育过程两个方面.

### 4.1 基因组的进化及基因特征

进化神经网络的不同间接编码方法采用不同的基因组编码方式, 根据基因型的表示形式选择不同的遗传算子, 基因型表现出特定的基因结构特征, 从而决定了对神经网络的搜索方式和进化能力. 表 1 给出了各种典型间接编码方法的基因组进化及基因特征.

文法规则方法的重点是编码神经网络发育的文法规则, Kitano<sup>[8]</sup>提出的图生成文法的基因型表示为矩阵文法规则集合, 文法规则有 5 个基本元素构成, 其中左边的元素表示非终结符, 右边的其余 4 个元素构成  $2 \times 2$  的矩阵, 每个元素可为终结符或非终结符. 因此, 图生成文法的文法规则长度在进化过程中固定不变. Jung<sup>[11]</sup>给出的地形发育方法用上下文无关的文法表示基因序列, 染色体由字母集  $\alpha = \{a, b, \dots, z, A, B, \dots, Z\}$  和两个分割控制符号 ‘/’、‘||’ 组成. 在这种编码方式下, 文法规则长度可变, 不同的个体具有不同长度的染色体, 染色体的长度在整个进化过程中动态变化, 具有较强的可扩展性, 更适合于应用传统遗传算法的变异与交叉算子, 对神经网络的搜索能力上要优于图生成文法.

表 1 各种典型间接编码方法的基因组进化及基因特征比较

方法分类	参考文献	基因型表示	遗传算子	基因结构特征
文法规则方法	Kitano, 1990	矩阵文法规则集合	变异、交叉	文法规则长度固定
	Jung, 2005	字符串表示的上下文无关文法	变异、交叉	染色体长度可变
细胞指令方法	Gruau, 1994	程序树	变异、交叉	程序树动态变化
	Suchorzewski, 2011	程序树	变异、交叉、清除、覆盖	程序树动态变化
基因调控网络方法	Dellaert、Beer, 1996	Boolean 网络表示的基因调控网络	变异、交叉	基因调控网络拓扑结构固定
	Federici, 2005	递归神经网络表示的基因调控网络	变异、基因复制、交叉	在每个胚胎分期基因调控网络拓扑结构固定
	Lin et al., 2012	人工基因组编码的基因调控网络	变异、基因片段复制与歧化、交叉	基因调控网络拓扑结构动态变化, 并具有无标度和小世界特征
结构模式生成方法	Stanley et al., 2009	结构模式生成网络	变异、增加节点、增加边、交叉	结构模式生成网络拓扑结构动态变化

细胞指令方法的基因型都采用程序树的方式表示, Gruau<sup>[13]</sup>的细胞编码方法可以应用遗传规划中改变树中节点的变异算子和交换子树的交叉算子, 程序树随着进化过程动态变化. Suchorzewski<sup>[15]</sup>的发育符号编码方法的程序树可递归的表示为  $\gamma = (R, \text{Body}, \text{Tail}, \gamma_1)$ , 其中  $R$  表示标识符,  $\text{Body}$  表示一组发育指令,  $\text{Tail}$  表示终结指令,  $\gamma_1$  表示子程序的集合. 此外, 在发育符号编码方法中给出两种特殊的遗传算子, 清除算子用于删除程序树中无效的指令, 以提高对某些问题的搜索求解能力, 覆盖算子只用于发育结束时, 当网络中存在非终结符时, 将其转化为特定的神经元符号, 使最终生成神经网络中的所有节点表达正确的含义. 实质上, 细胞指令方法中的程序树可以认为是一种特殊的文法树, 树中的每个节点表示文法规则, 每个文法规则用程序指令表达.

应用基因调控网络表示的基因型进化神经网络, 具有较强的生物可解释性, 因为生物形体及神经系统的形成都依赖于基因组表达所构成的基因调控网络. Dellaert 和 Beer<sup>[17]</sup>应用随机 Boolean 网络表示基因调控网络, 用简单的变异和交叉算子进化 Boolean 网络, 对基因空间的搜索和复杂问题的求解能力有限. 主要的原因有两个方面: (1) Boolean 函数只能表示离散的值, 不能实现对发育过程的精确控制; (2) 基因调控网络的拓扑结构在进化过程中固定, 可扩展性较差. Federici<sup>[18]</sup>应

用递归神经网络表示基因调控网络,这种连续函数对基因空间的搜索具有较好的调整特性和较丰富的中性区域,并且在不同的胚胎分期,采用全基因组复制的方式产生新的基因调控网络控制神经网络的发育过程.但是,在每个胚胎分期,基因调控网络的拓扑结构仍然固定,并且变异和交叉算子只能实现在网络层次上.然而从宏观的时间尺度看,实际生物基因调控网络的拓扑结构在基因复制与歧化机制的作用下动态变化. Lin 等人<sup>[19]</sup>应用人工基因组编码控制神经网络发育的基因调控网络,人工基因组模型包含一个由“基”构成的线性序列,基从集合  $D = \{0, 1, 2, 3\}$  中取值,模拟 DNA 中核苷酸的四个碱基 A、C、G 和 T. 对于基因组的进化,应用更具生物可解释性的基因片断复制、删除、移位和逆转算子,在人工基因组层次上进化脉冲神经网络,人工基因组编码的基因调控网络在整个进化过程中动态变化.用这种方式编码和进化的基因调控网络既表现为连续的实值函数,其拓扑结构又具有类似于生物调控网络的无标度和小世界特征<sup>[24]</sup>.通过实验分析发现,基于人工基因组编码的基因调控网络模型在对神经网络的进化能力上要优于具有固定拓扑结构的递归基因调控网络模型.

Stanley 等人<sup>[21]</sup>给出的结构模式生成方法用 CPPN 表示基因型,应用增广拓扑神经进化方法<sup>[25]</sup>进化 CPPN 结构,通过变异、增加节点、增加边和交叉等遗传算子,结构模式生成网络的拓扑结构在整个进化过程中动态变化.

## 4.2 神经网络的发育及网络结构

进化神经网络的不同间接编码方法采用不同的发育控制方式,发育控制主要包括神经元和神经连接的生成,这两个方面既表现了基因在发育过程中的重用能力,又决定了生成神经网络的规模及结构特征.表 2 给出了各种典型间接编码方法的神经网络发育方式及所生成网络的结构特征.

有些间接编码方法并不模拟生物神经系统的发育过程,其神经元数目在进化之前根据问题规模预先确定,如图生成文法与结构模式生成方法.在图生成文法中,矩阵文法仅生成神经网络的拓扑结构,而连接权值是通过 BP 算法得到的<sup>[8]</sup>.结构模式生成方法通过 CPPN 生成连接矩阵及权值,并且可进化出双侧对称、不完全对称、完全重复和变异重复等复杂结构的神经网络连接模式<sup>[21]</sup>.假设所有神经元排列在一个二维笛卡尔空间表示的网格中,每个神经元所在的坐标为  $(x_i, y_i)$ ,则为了实现网络连接模式的有效映射,结构模式生成网络表示为一个四元函数  $CPPN(x_1, y_1, x_2, y_2) = w$ ,其中第一个神经元所在的坐标为  $(x_1, y_1)$ ,第二神经元所在

的坐标为  $(x_2, y_2)$ ,  $w$  表示两个神经元之间的连接权值.这种神经元排列的空间形式还可以扩展为三维网格,具有 Sandwich 形式的多层结构,以及圆环状结构.

表 2 各种典型间接编码方法的神经网络发育及网络结构特征比较

方法分类	参考文献	神经元生成	神经连接生成	网络结构特征
文法规则方法	Kitano, 1990	神经元数目预先确定	通过矩阵文法生成连接矩阵,权值由 BP 算法得到	重复
	Jung, 2005	细胞分裂生成细胞分裂树,并最终分化为神经元	通过连接分枝过程生成神经连接、权值及学习率	分层、模块、重复和分形
细胞指令方法	Gruau, 1994	发育指令控制细胞分裂与分化	神经连接权值调整与剪枝	模块
	Suchorzewski, 2011	发育指令控制细胞分裂与分化	神经连接生成与剪枝	分层、模块
基因调控网络方法	Dellaert, Beer, 1996	细胞不对称分裂与分化	通过轴突生长构成神经连接	不具有生成复杂结构的能力
	Federici, 2005	在二维平面上进行细胞分裂、凋亡和分化	神经元和周围的神经元连接,通过三元组和实值向量生成神经连接及学习常量	不具有生成复杂结构的能力
	Lin et al., 2012	细胞通过对称或不对称分裂生成细胞分裂树,并分化为具有特定参数的脉冲神经元	通过连接分枝过程生成神经连接权值及学习规则	不明确
结构模式生成方法	Stanley et al., 2009	神经元数目预先确定	通过 CPPN 生成连接矩阵及权值	双侧对称、不完全对称、完全重复和变异重复

细胞指令方法应用顺序分裂和并行分裂控制细胞的分裂过程,并应用终结指令表示细胞分化形成神经元.每一次细胞的分裂,都隐含着神经连接的生成,也就是说,两个子细胞有着和母细胞相同的连接分枝.在 Gruau<sup>[13]</sup>的方法中,通过 INCLR 和 DECLR 指令控制连接权值的增加和减小,INCBIA 和 DECBIA 指令控制神经元阈值的增加和减小,CUT 指令控制神经网络的剪枝.此外,在 Suchorzewski<sup>[15]</sup>的方法中,增加了可连接任意两个神经元生成权值的指令.通过递归指令两种方法都可以重复调用程序树中的子树,从而生成大规模的模块化的神经网络.但是,细胞指令方法这种通过递归调用程序树所形成的基因重用能力,并不等价于对复杂

问题的求解能力<sup>[25]</sup>。

基因调控网络方法应用初始基因调控网络表示一个可发育生成神经系统的胚胎细胞,并用基因表达的动态特性表示细胞的分裂、分化,以及树突与轴突的生长等发育过程。一个母细胞可以分裂成多个子细胞,当细胞分裂时,复制母细胞的基因调控网络,即子细胞中的基因调控网络具有与母细胞相同的拓扑结构。在 Federici<sup>[18]</sup>的方法中,神经网络的发育过程限定在一个二维平面内,在一次细胞分裂过程中,激活的母细胞可在东、西、南、北四个方向产生新的子细胞。失活的细胞分化为最终的神经元,神经元之间的连接由其所处的位置坐标决定, $x$  坐标映射与输入神经元的连接, $y$  坐标映射与输出神经元的连接,并与周围 8 个最近的神经元连接,神经连接权值和学习常量及神经元属性由基因调控网络的输出确定。这样的发育控制方式并不适合于大规模神经网络的生成,也不具有进化复杂网络结构的能力。与 Federici 的方法相比,Dellaert 和 Beer<sup>[17]</sup>给出的方法更加简单,神经网络的生成与进化能力低于前者。Lin 等人<sup>[19]</sup>的方法考虑了更为复杂的发育控制机制,细胞可进行水平和垂直方向的分裂,同时控制细胞进行对称和不对称的分裂,神经连接在细胞分裂树上通过连接分枝规则构成。此外,基因调控网络的输出决定分化后神经元的参数及学习规则的参数。神经网络的规模由一个发育尺度参数所决定,可生成任意大小规模的神经网络,但网络拓扑结构特征在其文献中并没有给出分析。在 Jung<sup>[11]</sup>给出的地形发育方法中,基于更复杂的连接分枝过程,最后通过细胞分裂树生成具有分层、模块、重复和分形连接结构的神经网络。

## 5 结论

进化神经网络的间接编码方法是一新兴技术,主要的思想来源于生物神经系统的进化与发育过程,但由于生物神经系统的基因表达与神经发育非常复杂,人工构建大规模神经网络的进化与发育将面临许多概念与技术上的挑战。进化神经网络间接编码方法的特点是基因在不同的发育阶段多次表达,可在较小的基因空间中进行大规模神经网络的快速搜索。我们在总结各类间接编码实现方法的基础上,分析了间接编码方法主要的三个关键技术,包括基因的编码方式及进化的适应性,神经网络发育控制规则的建模方法,以及神经网络的突触可塑性及学习技术。进一步给出了进化神经网络间接编码方法的计算框架,每一次进化过程可分为三个阶段:发育阶段、学习阶段和进化阶段。最后,从计算框架的基因组进化过程和神经网络发育过程两个方面对各种典型的间接编码方法进行了比较,并分析了它们的优缺点。

## 参考文献

- [1] Schaffer J D, Whitley D, Eshelman L J. Combinations of genetic algorithms and neural networks: A survey of the state of the art [A]. Proceedings of International Workshop on Combinations of Genetic Algorithms and Neural Networks [C]. Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society Press, 1992. 1 - 37.
- [2] Yao X. A review of evolutionary artificial neural networks [J]. International Journal of Intelligent Systems, 1993, 8(4): 539 - 567.
- [3] Whitley D. An overview of evolutionary algorithms: Practical issues and common pitfalls [J]. Information and Software Technology, 2001, 43(14): 817 - 831.
- [4] Yao X. Evolving artificial neural networks [J]. Proceedings of the IEEE, 1999, 87(9): 1423 - 1447.
- [5] Stanley K O, Miikkulainen R. A taxonomy for artificial embryogeny [J]. Artificial Life, 2003, 9(2): 93 - 130.
- [6] Roggen D, Federici D, Floreano D. Evolutionary morphogenesis for multi-cellular systems [J]. Genetic Programming and Evolvable Machines, 2007, 8(1): 61 - 96.
- [7] Clune J, Stanley K O, Pennock R T, Ofria C. On the performance of indirect encoding across the continuum of regularity [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2011, 15(3): 346 - 367.
- [8] Kitano H. Designing neural networks using genetic algorithms with graph generation system [J]. Complex Systems, 1990, 4(4): 461 - 476.
- [9] Boers E J W, Kuiper H. Biological metaphors and the design of modular artificial neural networks [D]. The Netherlands: Leiden University, 1992.
- [10] Campos L M L, Roisenberg M, Oliveira R C L. Automatic design of neural networks with L-systems and genetic algorithms-A biologically inspired methodology [A]. The 2011 International Joint Conference on Neural Networks [C]. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2011. 1199 - 1206.
- [11] Jung S Y. A topographical method for the development of neural networks for artificial brain evolution [J]. Artificial Life, 2005, 11(3): 293 - 316.
- [12] Mouret J B, Doncieux S. Mennag: A modular, regular and hierarchical encoding for neural-networks based on attribute grammars [J]. Evolutionary Intelligence, 2008, 1(3): 187 - 207.
- [13] Gruau F. Neural network synthesis using cellular encoding and the genetic algorithm [D]. France: Ecole Normale Supérieure de Lyon, 1994.
- [14] Luke S, Spector L. Evolving graphs and networks with edge encoding: Preliminary report [A]. Late Breaking Papers at the Genetic Programming Conference [C]. Stanford, CA: Stanford Bookstore, 1996. 117 - 124.

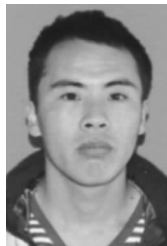
- [15] Suchorzewski M. Evolving scalable and modular adaptive networks with developmental symbolic encoding[J]. *Evolutionary Intelligence*, 2011, 4(3): 145 – 163.
- [16] Astor J C, Adami C. A developmental model for the evolution of artificial neural networks[J]. *Artificial Life*, 2000, 6(3): 189 – 218.
- [17] Dellaert F, Beer R. D. A developmental model for the evolution of complete autonomous agents[A]. *Proceedings of the 4th International Conference on Simulation of Adaptive Behavior*[C]. Cambridge, MA: MIT Press, 1996. 393 – 401.
- [18] Federici D. A regenerating spiking neural network[J]. *Neural Networks*, 2005, 18(56): 746 – 754.
- [19] 蔺想红, 张田文, 张贵仓. 进化大规模脉冲神经网络的发育方法[J]. *计算机学报*, 2012, 35(12): 2633 – 2644.  
Lin Xianghong, Zhang Tianwen, Zhang Guicang. A developmental method for evolving large-scale spiking neural networks[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2012, 35(12): 2633 – 2644. (in Chinese)
- [20] Stanley K O. Compositional pattern producing networks: A novel abstraction of development[J]. *Genetic Programming and Evolvable Machines*, 2007, 8(2): 131 – 162.
- [21] Stanley K O, D' Ambrosio D B, Gauci J. A hypercube-based encoding for evolving large-scale neural networks[J]. *Artificial Life*, 2009, 15(2): 185 – 212.
- [22] Risi S, Stanley K O. An enhanced hypercube-based encoding for evolving the placement, density, and connectivity of neurons[J]. *Artificial Life*, 2012, 18(4): 331 – 363.
- [23] Hoang T H, McKay R I, Essam D, Hoai N X. On synergistic interactions between evolution, development and layered learning[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2011, 15(3): 287 – 312.

- [24] Lin X H, Zhang T W. Structure and dynamics of artificial regulatory networks evolved by segmental duplication and divergence model[J]. *International Journal of Automation and Computing*, 2010, 7(1): 105 – 114.
- [25] Stanley K O, Miikkulainen R. Evolving neural networks through augmenting topologies[J]. *Evolutionary Computation*, 2002, 10(2): 99 – 127.

### 作者简介



**蔺想红** 男, 1976年1月生于甘肃天水. 西北师范大学计算机科学与工程学院副教授, 博士, 硕士生导师. 研究方向为神经网络、进化计算、人工生命、图像处理.  
E-mail: linxh@nwnu.edu.cn



**李志强** 男, 1986年12月生于河南周口. 西北师范大学计算机科学与工程学院硕士研究生. 研究方向为神经网络、进化计算、神经信息学.  
E-mail: lzq115@163.com

**魏伟一** 男, 1976年6月生于甘肃兰州. 西北师范大学计算机科学与工程学院副教授, 博士. 研究方向为智能信息处理、图像处理、模式识别.  
E-mail: weiwy@nwnu.edu.cn