

进化神经网络研究综述^{*}

姚望舒 万琼 陈兆乾 王金根

(南京大学计算机软件新技术国家重点实验室 南京210093)

摘要 进化算法(EAs)与神经网络(NN)的结合已形成了一个新的领域—进化神经网络,在神经网络的研究中举足轻重。本文通过讨论和总结进化神经网络中的关键技术和现状,概述了其设计与构造的趋势。所讨论的是:(1)进化神经网络的研究方法;(2)进化模型;(3)应用实例及关键技术;(4)研究方向。

关键词 进化算法,神经网络,进化神经网络,编码,适应度

The Researching Overview of Evolutionary Neural Networks

YAO Wang-Shu WAN Qiong CHEN Zhao-Qian WANG Jin-Gen

(State Key Laboratory for Novel Software Technology, Nanjing University, Nanjing 210093)

Abstract The combinations between Evolutionary Algorithms(EAs) and Neural Networks(NN) have become a new field—Evolutionary Neural Networks and play one of the center roles for the research on Neural Networks. By discussing and summarizing the key technologies and current status, the trends of Evolutionary Neural Networks design and construction are outlined. The topics discussed include: (1)the research methods of Evolutionary Neural Networks; (2)the several evolutionary models of Evolutionary Neural Networks; (3)the application instances and the key techniques of Evolutionary Neural Networks; and (4)the direction of Evolutionary Neural Networks.

Keywords Evolutionary algorithm, Neural networks, Encode, Fitness

1 引言

20世纪80年代,美国物理学家霍普菲尔德(J. J. Hopfield)建立全互连神经网络模型和 Rumhart 提出反向传播算法(BP 算法)以来,神经网络(Neural Networks)研究获得了飞速发展。神经网络由于其特有的大规模并行结构、信息的分布式存储和并行处理特点,使其具有良好的自适应性、自组织性和容错性,较强的学习、记忆、联想和识别功能等。目前,神经网络已经在信号处理、模式识别、目标跟踪、机器人控制、专家系统、组合优化、预测系统和网络管理等众多领域获得了广泛的应用。尽管神经网络学习算法已经有许多种,如:Hebb 学习, BP 学习等,但这些学习算法都是基于误差函数梯度信息的学习算法。针对那些复杂的、梯度信息难以获取或根本无法获取的问题,现有学习算法显得无能为力,而且,这些算法容易陷入局部最优解。神经网络结构设计也没有一套系统方法,目前主要还是依赖于问题领域专家的领域知识,需要过多的人工参与和经历耗时的误差调整过程。

进化算法(Evolutionary Algorithm)^[1]是一种模拟生物进化过程的随机优化算法。由于其良好的全局搜索能力和无需误差函数的梯度信息就可以进化学习到问题的接近最优解,所以进化算法已经成为搜索、优化、机器学习和一些设计问题的有力工具。进化算法主要有遗传算法(GA)、进化策略(ES)、遗传程序设计(GP)和进化规划(EP)。每种进化算法强调自然进化的不同方面,GA 强调对基因染色体的操作,即父代与子代的基因信息遗传;GP 是标准 GA 的一种扩展;ES 和

EP 都强调物种层的行为变化,即父代与子代的行为联系。进化算法与神经网络的结合已经越来越受到人们的关注,并已形成了一种新颖的进化神经网络(Evolutionary Neural Networks)^[2]研究领域。近几年,该领域的研究非常活跃,已经取得了很多有价值的结论和结果,并在工程上已经有一些成功的应用实例,这为进化神经网络更为广泛深入的应用带来了充满希望的前景。

本文首先主要介绍了进化神经网络的几种主要研究方法,重点从进化算法与神经网络的不同结合方式,讨论了进化神经网络的理论方法和原理,并试探性地探讨了进化神经网络系统设计的一些关键技术,希望能够勾勒出目前进化神经网络研究的重点方面,关键技术及其发展趋势。

2 进化神经网络的主要研究方法

进化神经网络的研究涉及到权值的训练、结构的设计、学习规则的学习、网络输入特征的选择、遗传强化学习、初始权值选择和神经网络分析等,几乎所有的神经网络学术会议都有关于进化神经网络研究的论文。

进化神经网络的一个主要特点是对动态环境的自适应性。这种自适应性主要是通过三个不同层次的进化来实现,即连接权的进化、结构的进化和学习规则的进化。文[2]给出了进化神经网络三个层次进化的一个结构框架,在此框架中连接权的进化处于最底层,网络学习规则的进化处于中间层,结构的进化是最高级的一个进化层次。连接权进化就是通过结构已定的神经网络进化找到网络最优连接权集,如果网络误

^{*} 本文得到国家自然科学基金(60273033)和江苏省自然科学基金重点项目(BK2001202)资助。姚望舒 博士生,研究方向为进化算法、神经网络和模糊逻辑。万琼 硕士生,主要研究方向为进化算法、神经网络和模糊逻辑。陈兆乾 教授,博士生导师,研究方向为机器学习、知识工程和神经网络。王金根 博士后,主要研究方向为神经网络、进化算法和模糊逻辑。

差的梯度信息容易获取,把进化算法与基于梯度信息的训练算法相结合可以提高权值训练算法的性能。结构进化就是对给定任务设计具有最优结构的神经网络,因为神经网络结构决定了网络的性能及解决问题的能力,所以结构设计在神经网络系统中就特别重要。结构进化使神经网络系统能根据不同问题设计出不同的最优网络结构,这种自适应设计无需过多人工参与。很多研究者把连接权的训练和结构设计比喻为神经网络“硬件”设计,而把神经网络学习规则的设计比喻为神经网络“软件”设计。学习规则的进化就是学习如何指导网络进化和学习本身的进化,它更能使进化后的神经网络系统适应动态环境,其主要是针对进化神经网络的动态行为。我们给出训练神经网络的一个典型进化算法如下:

算法1 神经网络的进化训练算法:

- (1)初始化:随机产生初始群体 $P(t)$,并设置进化代数计数器初值: $t=1$ 。
- (2)评价初始群体 $P(t)$ 中各个个体的适应度。
- (3)交叉操作: Crossover [$P(t)$]得到 $P'(t)$ 。
- (4)变异操作: Mutation [$P'(t)$]得到 $P''(t)$ 。
- (5)评价群体 $P''(t)$ 中各个个体的适应度。
- (6)个体选择、复制操作: Reproduction [$P(t)$ 或 $P''(t)$]得到 $P(t+1)$ 。
- (7)终止条件判断:若不满足终止条件,则:令 $t=t+1$,转到(3),继续进化过程;如满足终止条件,则输出当前最优个体,算法结束。

目前,进化神经网络研究受到许多研究者的关注,下面将从进化神经网络的以上几个方面来论述进化神经网络的原理及研究方法。

3 神经网络连接权的进化

神经网络连接权的训练常常可以描述为一个最小化误差函数的处理过程。大多数训练算法如 BP 算法都是基于梯度信息的训练算法,这些算法都有一个很严重的缺陷,即容易陷入局部最优解而无法跳出来搜索到全局最优解^[3]。克服 BP 算法等易陷入局部最优解这个缺陷的一种较好方法就是用进化算法训练神经网络连接权。进化算法能够发现神经网络连接权值的一个接近全局最优的连接权值集而无需计算梯度信息,其中进化个体的适应度可以根据不同需要进行定义,一般目标输出与实际输出之间的误差和神经网络的复杂程度常常用于定义进化个体的适应度。由于进化算法能够处理大规模的、复杂的、不可微的和多模式空间问题,因此,进化算法特别适合用于训练神经网络连接权^[4]。

进化算法训练神经网络连接权主要有两个阶段,第一个阶段是确定神经网络连接权的描述方式,如:用二进制字符串描述连接权等。第二个阶段是进化算法的进化过程,这包括确定算法的全局搜索操作算子,如:交叉算子和变异算子。不同个体描述形式和进化算子操作能导致完全不同的训练结果。

用进化算法训练神经网络连接权时,网络连接权的编码方式有两种:(1)用二进制字符串编码网络连接权。这种方式把神经网络的每个连接权编码成一定长度的二进制位串,神经网络的所有连接权的二进制位串被串连起来编码成进化算法中的一个个体。该编码方式简单易用,而且易于用硬件实现设计好的神经网络,但存在编码精度问题需要解决。文[5]中设计的动态参数编码(DPE)较好地解决了有限长度二进制编

码的精度问题,它首先用进化算法搜索到最优连接权的可能区域,然后在这个可能区域进行搜索并得到一个比先前区域更精确的小区域,进化算法再在这个小区域进行搜索,如此反复直到所搜索到的解达到了要求的精度,就停止计算。(2)用实数值编码网络连接权。这种方式没有编码精度问题存在,但有时需要重新设计操作算子。

使用进化算法训练神经网络必须考虑的一个问题是算法的早熟(permutation)^[6]现象,即算法收敛到局部最优解。进化算法出现早熟现象的主要原因是由于存在从基因空间到实际解空间的多对一映射现象,这是因为隐层结点完全相同但排序不同的两个神经网络有不同的基因序列,但它们仍然有相同的功能。一般来说,使用进化算法训练神经网络出现早熟现象时,常常是因为出现了功能完全一样但基因序列不同的神经网络。这种原因产生的早熟现象会使得交叉操作的效率非常低,无法生成好的子代个体。因此,以变异操作为主的进化规划(EP)和进化策略(ES)比以交叉操作为主的遗传算法(GA)能较好抑制这种早熟现象带来的不利影响。

虽然进化算法对那些大而复杂、误差梯度信息很难获取或根本不可用的问题特别有吸引力,但与 BP 算法的局部搜索能力相比,进化算法在接近问题最优解附近的解空间搜索就比较缓慢,其局部搜索能力较弱。把进化算法与 BP 算法相结合可以增强算法的整体搜索能力,这种混合算法的学习过程分两步:首先,利用进化算法的全局搜索能力找到一个较好的神经网络初始权值;其次,在进化算法搜索到的初始权值点处利用 BP 算法训练神经网络,最终搜索到神经网络的最优连接权值。这种混合算法主要是利用了进化算法全局搜索的优点和 BP 算法局部搜索速度快的特点,而又避免了进化算法局部搜索的弱点和 BP 算法容易陷入局部极小点的缺点。

4 神经网络结构的进化

神经网络连接权的进化都是在网络结构已经确定的前提下进行连接权进化,而神经网络结构设计在神经网络应用中至关重要,因为一个神经网络的结构反映了这个神经网络的信息处理能力。对一个给定问题,一个仅有很少连接和隐节点的神经网络可能由于其有限的处理能力而难以胜任,但如果连接和隐节点太多,又可能使其对噪声也一同加以训练,而且其泛化能力也较差。

神经网络结构设计一直是依靠领域专家的经验知识来设计,尚无通用方法可设计满足给定问题的接近最优结构的神经网络。神经网络结构设计可以描述为一个在结构超平面进行搜索优化的过程。给定一些网络结构的性能标准,如:最小误差、网络结构复杂度等,这样神经网络结构设计就是在结构超平面寻找最优点的过程,这样的超平面具有无限大、不可微、复杂、多模式和欺骗性等特点,因此很适合使用进化算法对这类问题进行优化。进化算法设计神经网络结构也有两种不同的描述形式:一种是直接编码,这种方式把网络结构的所有信息都编码到进化算法的染色体中,如网络的每一个连接和每一个隐节点等,这样易于单个连接的加入和剪除,不受适应度函数可微和连续的限制,但网络结构很大时会使染色体长度变得非常大,从而影响进化算法的计算效率。同样,也存在进化算法的早熟问题,这是因为相同功能的两个网络如果隐层结点的顺序不同其染色体模式就不同,这样两个个体的进化很难产生出更高适应度值的子个体。一些研究者的研究结果表明,不采用交叉操作算子而仅仅使用变异算子在一定

程度上可以避免进化的早熟现象^[7,8],但也有另一些研究者采用以交叉操作为主的遗传算法进化神经网络取得了好的结果^[9]。

Matteo 和 Veloso 利用进化策略采用直接编码神经网络结构方式设计了一个神经网络拓扑结构的自动设计系统——ELeaRNT^[10],利用进化算法设计了一个具有跨层连接结构和每层神经元具有不同激活函数的前向神经网络系统。该系统在非线形函数逼近问题中比传统手工设计的神经网络系统具有更好的性能和泛化能力。

另一种是间接编码,这种方法仅仅把网络结构中最重要信息编码到进化算法的染色体中,如网络的隐层数和隐节点数,这样可以大大减少染色体长度。该方法能够设计出结构更加小的神经网络,但设计的神经网络其泛化能力较差。间接编码有几种编码方式:(1)对网络的一些重要参数进行编码;(2)对神经网络的设计规则进行编码;(3)其他的一些编码模式。

Gruau 在其博士论文中提出的细胞编码^[11]就是一种基于神经网络结构语法树的编码方法。细胞编码通过对一个初始语法树进行一系列语法操作最终产生一个所需神经网络结构。在语法树中有两类节点,一类是细胞,一类是神经元,每个细胞有其自己的一个操作指令树,这个指令树规定了细胞最终被神经元替代的方式,当所有细胞都被神经元替代后,用所得到的神经元构造神经网络。这种编码方式模拟了细胞的分裂过程,比较新颖独特,表示方法也比较完备,编码效率高,可扩展性好,但在染色体编码与神经网络结构之间的转换相对要困难些。

递归编码^[12]是另一种神经网络结构进化的间接编码方法,它把神经网络结构设计作为一种神经网络结构的成长过程。在每次递归中,神经网络连接矩阵的每个元素被一个 2×2 的矩阵替代,其连接矩阵中表示反馈连接的元素和0元素都以一个全部元素为0的 2×2 矩阵替代,如此反复,直到神经网络结构达到所求解问题的要求就停止成长。这种方法保持了基因信息和学习得到的信息之间的动态交互,但主要是用于设计不分层的前向神经网络。

结构和连接权可以同时进化,这样避免了在计算结构进化的个体适应度时引入噪声。通常,在进化网络结构时适应度值计算是非常不准确和有噪声的,这是因为在进化过程中常用实体类型的适应度来近似基因个体适应度。这种噪声主要有两类^[7]:一类噪声是由于随机初始化网络连接权引起的,因为不同的初始化连接权将导致不同的训练结果。因此,相同的基因描述由于初始连接权的不同可能有不同的适应度。另一类噪声是训练算法引起的,即使有同样的初始连接权而由于训练算法不同,可能导致完全不同的训练结果,这种噪声在多模型误差函数中特别严重。

文[13,14]对产生这两类噪声的本质原因进行了更一般的讨论,即从基因型个体到实体型个体之间的多对一映射。从他们的讨论中,可以看出没有网络连接权信息的结构进化很难准确计算基因个体的适应度值,从而使进化效率非常低和进化非常不准确,采用同时进化网络结构和连接权的方法可以减少这两类噪声。

5 神经网络学习规则的进化

一个神经网络训练算法应用到不同网络结构时可能有不同的性能。算法设计,特别是用于调整连接权的学习规则设计

主要依靠特定类型的网络结构,但是当有关神经网络结构的先验知识不足时,设计一个最优的学习规则将变得非常困难。因此,希望有一种自动的系统的方法能用于调整学习规则使其适应不同的任务。进化算法是最基本的自适应方式之一,所以可用进化算法来进化神经网络的学习规则。

进化和学习的关系极端复杂,已经有许多人对其进行了研究,但对于学习规则的进化仍处在早期阶段。学习规则研究的重要性不仅在于其提供了优化学习规则的自动方式,而且也建立一个处理复杂和动态环境问题中新的进化学学习规则提供了模型。

进化学学习规则时最重要的问题是如何将学习规则编码为进化个体,这种编码必须满足以下假设:(1)学习规则对所有的连接都一致。也就是说,所有连接权的改变都遵循同样的变化规则;(2)权值变化只依赖于输入节点激活值、输出节点激活值、当前连接权值等局部信息;(3)学习规则是一线性函数。这时,学习规则可表示为:

$$\Delta W(t) = \sum_{k=1}^n \sum_{j=1}^n (\theta_{1j}, \dots, \theta_{kj}, \prod_{j=1}^k x_j(t-1))$$

其中, x_1, \dots, x_n 为局部消息; t 为当前代; $\Delta W(t)$ 为权值的变化。 $\theta_{1j}, \dots, \theta_{kj}$ 是由进化确定的参数^[2]。这样,如果预先确定局部消息,则编码时只要对所有的 θ 及比例参数进行编码即可。典型的学习规则进化步骤如下^[2]:(1)解码当前代的每一个个体为一个学习规则;(2)构造一个神经网络集,其每个神经网络的结构和连接权都是随机产生的,并以第一步的学习规则进行训练;(3)根据平均训练结果计算每个个体适应度;(4)在当前代中根据个体适应度选择父个体;(5)运用进化算法的操作算子从父代中产生子代。

Albertoal Varez^[15]采用进化算法进化神经网络隐层和输出层神经元的激活函数。首先把每个神经元的激活函数编码成一些由实数、输入变量和四个操作符(+、-、×和÷)组成的字符表达式,然后,把所有隐层和输出层神经元的激活函数编码串连起来组成一个进化个体。通过进化算法的交叉、变异和选择操作产生子代个体,交叉操作在对应神经元上进行,而变异操作则对每个神经元都进行。这样设计的神经网络系统具有能自适应动态环境变化的能力。

6 进化神经网络研究的关键技术

尽管进化神经网络的研究方法很多,但要设计一个灵活、高效的进化神经网络算法需要考虑多方面的因素,其关键技术包括以下几方面:

(1) 编码

在进化神经网络研究中,最关键的技术之一就是如何描述神经网络连接权、结构或学习规则等以供进化算法用于在相应解空间进行搜索,这就是进化编码。对设计一个高效、鲁棒的进化算法来说,设计一个好的编码方式非常重要,也是开发进化神经网络系统首先要解决的问题。

(2) 适应度计算

进化算法在解空间的搜索是否准确完全由进化个体的适应度来引导,适应度计算不准确可以误导进化算法收敛到一个非最优解。因此,进化个体的适应度计算是保证进化算法最终搜索到最优解的前提。在进化神经网络计算中,常常使用神经网络目标输出和实际输出的均方误差作为进化个体适应度,为了设计结构最优的神经网络,也常常在适应度计算中加入神经网络结构的复杂度来影响进化个体适应度。

文[7]中描述了一种比较独特的个体适应度计算方式,其进化个体的适应度值由方程:

$$E = 100 * \frac{O_{\max} - O_{\min}}{T * n} \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^n (Y_i(t) - Z_i(t))^2$$

所得结果 E 的倒数计算。其中 O_{\max} 和 O_{\min} 是问题的最大最小输出, n 是输出节点数, T 是样本数, $Y_i(t)$ 和 $Z_i(t)$ 是对样本 t 输出节点的期望输出和实际输出。这使得误差计算较少依赖于测试样本数和输出节点数。另外,在适应度计算时,神经网络个体的训练样本与适应度计算样本完全不同,这样可以提高进化神经网络系统的泛化性能和减少计算时间。

(3) 参数设定

进化算法中如何合理地确定群体规模、交叉概率、变异概率和最大进化代数等都是目前进化神经网络研究必须讨论的问题。合理的算法参数既可以减少算法计算时间同时又不会影响算法性能,保证进化算法能快速搜索到最优解。

(4) 与其它算法的结合

进化算法是一种随机搜索方法,具有很好的全局搜索性能,但其在接近全局最优解附近的搜索能力弱,收敛速度较慢,甚至可能在全局最优解附近徘徊而无法收敛到全局最优解,而基于梯度信息的局部爬山法具有很好的局部搜索性能。为了改进进化算法局部搜索性能差的弱点,目前普遍采用的方法是把进化算法与基于梯度信息的局部爬山法相结合形成一种混合训练算法。这种混合训练算法利用了进化算法和基于梯度信息的局部爬山法各自优点,改进了算法总体性能,但确定两种算法之间的切换时间比较困难。在设计进化神经网络系统时,如何确定两种算法之间的切换时间必须认真衡量。

7 进化神经网络应用实例

进化神经网络研究已经相当广泛,在各种领域也有了一定的应用。现在国内外各种学术期刊和各种学术会议都有报道关于进化神经网络的研究论文。目前,开发的各种进化神经网络系统也有报道,下面介绍进化神经网络在网络集成中的应用和一个应用比较广泛的实例。

7.1 进化神经网络集成^[16~20]

神经网络集成是利用有限多个神经网络来共同解决某一个问题,已经证明在任何情况下网络集成都能够达到或超过其各个子网络的平均性能^[16]。进化神经网络的集成有两种形式:一种是用进化算法设计一定数量的神经网络,然后采用某种方式把这些神经网络集成为一个最终系统;另一种是先设计好一定数量的神经网络,然后采用进化算法把它们集成为一个最终系统。

在第一种形式中,实际上就是对进化神经网络算法中最后一代的所有个体采用某种方式集成作为算法的最终输出结果。文[17]认为群体总是比最优个体包含更多的有用信息,因此集成群体比使用最优个体更能保证进化神经网络的泛化性能。目前主要使用的集成方式有少数投票法、基于排序的线性集成法和基于 RLS 的线性集成法。多数投票法是一种最简单的线性集成法,就是把大多数进化神经网络的输出作为集成网络的输出,这种方法的主要优点是简单,不需要额外的计算费用。基于排序的线性集成法根据每个进化神经网络的适应度对各个网络的输出进行加权求和作为集成网络的输出,这种方法也不需要额外的计算费用,而且又考虑了各个神经网络在系统中所起的不同作用。基于 RLS 的线性集成法是把各个进化神经网络的输出进行加权求和,再使用 RLS 算法来调

整各个权值以最小化系统的均方误差。这是一种较好的进化神经网络集成方法,它能产生性能很好的进化神经网络集成系统。文[18]对这三种集成方法做了很详细的论述和比较,在此不再论述。

第二种形式是在设计好的神经网络集上利用进化算法有选择性地集成部分神经网络,从而形成一种进化的神经网络集成系统。各个神经网络的设计方法可以是其他一些方法如 BP 算法等,也可以采用进化算法。南京大学的周志华博士等人提出了一种 GASEN 方法^[19],GASEN 首先训练一定数量的神经网络,然后给各个网络分配一个随机权值,再利用 GA 进化这些权值,根据权值为每个神经网络标记一个集成度量值,最后根据集成度量值选择一些最重要的神经网络来构成集成系统。他们将集成规模(子神经网络个数)设为 20,遗传个体的编码长度也为 20,其中每一位代表相应的子网存在与否。经过 50 代的进化以后,剔除了部分神经网络,再利用剩下的神经网络构造神经网络集成。理论和实验证明了这种方法比用全部神经网络构造的集成网络具有更好的泛化性能。

7.2 EPNet 进化神经网络系统^[7]

EPNet 是由 Yao 和 Liu 开发的一个基于 EP 的进化神经网络系统,这个系统与其他进化神经网络系统不同之处在于它更加强调神经网络行为的进化,因此,采用的进化算法是 EP。EPNet 采用直接编码方式编码神经网络连接权和结构。EPNet 不使用交叉操作,仅仅使用五个变异操作来调整进化神经网络连接权和结构,五个变异操作算子是:混合训练算子、隐节点删除算子、连接删除算子、隐节点增加算子和连接增加算子。EPNet 通过五个变异算子来保持父代与子代神经网络的行为联系,通过同时进化神经网络连接权和结构来减少进化个体的适应度进算噪声。EPNet 的适应度计算采用前面提到的误差计算方程计算,选择方法是排序选择法。EPNet 的进化算法如下:

算法 2 EPNet 进化神经网络系统的进化算法:

- (1) 随机产生含有 M 个神经网络的初始群体,每个网络的隐节点数和连接数在一定范围内随机产生。
- (2) 在训练数据集上用自适应学习率的 MBP 算法训练群体中各个神经网络一定次数 K_0 ,在确认数据集上计算训练后的各个神经网络的误差,如果误差没有大的减少,就认为这个网络陷入了局部最小,并标记为“失败”,否则标记为“成功”。
- (3) 根据每个神经网络的误差由小到大对所有网络排序。
- (4) 如果误差最小的网络满足要求或已经进化到最大进化代数,则停止进化同时转到(1),否则继续。
- (5) 用排序选择法从父代群体中选择一个个体,如果该个体标记为成功,则转到(6),否则转到(7)。
- (6) 用 MBP 算法训练父个体网络 K_1 次,产生子代个体网络,同时与(2)一样标记该子个体网络。用子个体代替当前群体中的父个体,返回(3)。
- (7) 用 SA 算法训练父个体网络,产生子个体网络。如果 SA 算法使网络误差减少很多,则标记该子个体为“成功”并代替当前群体中的父个体,返回(3),否则放弃该子个体并转到(8)。

(8) 首先决定要删除的隐节点数 N_{hidden} ,该数为 1 和由用户设定的最大删除节点数之间的一个随机数。在父个体中随机地删除 N_{hidden} 个隐节点,用 MBP 算法部分训练裁剪后的网络得到子个体。如果孩子个体比当前群体中最坏个体好,则用

其代替群体中最坏个体,转到(3),否则放弃该个体,转到(9)。

(9)用非收敛法计算父个体每个连接的重要性,用(8)中的方法决定要删除的连接数,根据计算得到的连接重要性,随机删除父个体的连接,用 MBP 算法部分训练裁剪后的网络得到子个体。如果孩子个体比当前群体中最坏个体好,则用其代替群体中最坏个体,转到(3),否则放弃该个体,转到(10)。

(10)用(8)中的方法决定要增加的隐节点和连接数,以0权值计算每个虚连接的重要性,根据连接重要性随机增加父个体的连接得到子个体 Offspring1;随机选择父个体的一个隐节点位置,在该位置加入所有隐节点得到子个体 Offspring2。用 MBP 算法部分训练两个子个体并代替当前群体中最坏的个体,返回(3)。

(11)进化过程结束后,在训练数据集和测试数据集上训练最好个体直到其收敛。

EPNet 对神经网络结构有较少的限制,因此不同神经网络进化都能搜索比较大的结构空间,能逃离结构的局部极小点而搜索到全局最小点,但其计算时间可能长于其他算法,因此特别适于实时性要求不严的应用中。EPNet 系统已经在很多标准问题上测试过,如 N 位奇偶校验问题、双螺旋问题、四个医疗诊断系统、澳大利亚信用证系统和 Mackey-Glass 时间序列问题。在这些问题和系统的测试中,都能产生比其他算法优越的结果。

8 总结与展望

进化神经网络是近几年发展起来的一个跨学科的新的非常活跃的研究领域,它为神经网络系统的设计、系统性能的提高、神经网络的集成等提供了新的研究思路,本文从进化算法与神经网络的不同结合方式讨论了进化神经网络原理及设计进化神经网络系统的关键技术。

神经网络连接权的进化可以找到网络的接近最优连接权集,但连接权的进化存在难以确定染色体长度和由于结构特定而使网络的泛化性能较差的缺点。神经网络结构的进化可以设计出具有最少节点和最少连接的神经网络系统,但由于进化个体的适应度计算受到神经网络初始权值的影响很大,所以使进化计算很不精确,从而影响进化算法的最终结果。神经网络学习规则的进化为神经网络研究提供了优化学习规则的自动方式,为建立一个处理复杂和动态环境问题的新的学习规则提供了模型。因此,要设计出性能优良、适应于具体问题的结构和学习规则,在将来工作中,应综合考虑以下问题:

(1)如何开发出一种新的编码方式,使之不仅仅能编码神经网络的结构和连接权,同时也能编码网络的学习规则,使算法能同时进化神经网络的连接权、结构和学习规则。这样,设计过程就涉及网络结构的动态调整和权值训练的动态性之间的协调性问题。

(2)如何提高进化算法对构造新型神经网络的适应性和算法的计算性能。由于网络编码方法的多样性以及对不同应用的侧重不同,就要求进化算子及其参数值具有较好的适应能力;由于进化算法的局部搜索性能的缺陷,就要求考虑如何把进化算法和具有较好局部搜索能力的其他算法相结合以提高算法的计算性能。

(3)如何改进适应度评价函数,过于单一的适应度函数无法正确评价网络的整体性能。因此,只有从学习速度、精度、泛化能力、网络规模和网络复杂性等方面综合考虑,才能正确评

价网络的整体性能,改进进化算法的计算准确性和计算效率。

(4)如何集成进化算法最终结果中具有较好性能的神经网络,以提高系统的泛化能力。进化算法中最大化适应度函数并不保证最大的泛化。因此,在群体中适应度最大的个体可能并不是想要的个体,其他个体可能包含一些有助于提高系统泛化能力的有用信息,所以,利用整个群体信息比利用群体中的单个个体信息更好,只有综合群体信息才可以真正提高系统的泛化性能^[17,18,20]。

参考文献

- Whitley D. An overview of evolutionary algorithms: practical issues and common pitfalls. *Information and Software Technology*, 2001, 43: 817~831
- Yao X. Evolving Artificial Neural Networks. *Proceedings of the IEEE*, 1999, 87(9): 1423~1447
- Sutton R S. Two problems with backpropagation and other steepest-descent learning procedures for networks. In: *Proc. of 8th Annual Conf. of the Cognitive Science Society* Lawrence Erlbaum Associates, Hillsdale, NJ, 1986. 823~831
- Sexton R S, Gupta J N D. Comparative evaluation of genetic algorithm and backpropagation for training neural networks. *Information Sciences*, 2000, 129: 45~59
- Schraudolph N, Below R. Dynamic parameter encoding for genetic algorithms. *Machine Learning*, 1992, 9(1): 9~21
- Radcliffe N J. Genetic set recombination and its application to neural network topology optimization: [Technical report EPCC-TR-91-21]. University of Edinburgh, Edinburgh, Scotland
- Yao X, Liu Y. A new evolutionary system for evolving artificial neural networks. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1997, 8(3): 694~713
- Yao X, Liu Y, Darwen P. How to make best use of evolutionary learning, in *Complex Systems: From Local Interactions to Global Phenomena*, IOS Press, 1996. 229~242
- Blanco A, Delgado M, Pegalajar M C. A real-coded genetic algorithm for training recurrent neural networks. *Neural Networks*, 2001, 14: 93~105
- Matteucci M, Veloso M. ELearnNT: Evolutionary Learning of Rich Neural Network Topologies. <http://www.elet.polimi.it/~matteucc>
- Gruau F. Neural network synthesis using cellular encoding and the genetic algorithms: [Ph.D thesis]. 1994 <ftp://lip.ens-lyon.fr/pub/Reports/PhD/PhD94-01-E.ps.Z>
- Sendhoff B, Kreutz M. A Model for the Dynamic Interaction Between Evolution and Learning. *Neural Processing Letters*, 1999, 10: 181~193
- Fogel D B. Phenotypes, genotypes, and operators in evolutionary computation. In: *Proc. Of the 1995 IEEE Int'l Conf. On Evolutionary Computation (ICEC'95)*, Perth, Australia, IEEE Press, New York, NY 10017-2394, 1995. 193~198
- Angeline P J, Saunders G M, Pollack J B. An evolutionary algorithm that constructs recurrent neural networks. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 1994, 5(1): 54~65
- Varez A. A Neural Network with Evolutionary Neurons. *Neural Processing Letters*, 2002, 16: 43~52
- Hansen L K, Salamon P. Neural network ensembles. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990, 12(10): 993~1001
- Yao X, Liu Y. Evolutionary artificial neural networks that learn and generalize well. In: 1996 IEEE Intl. Conf. on Neural Networks, Washington, DC, USA, Volume on Plenary, Panel and Special Sessions, IEEE Press, New York, NY, June 1996. 159~164
- Yao X, Liu Y. Making Use of Population Information in Evolutionary Artificial Neural Networks. <http://www.cs.adfa.oz.au/~xin>
- Zhou Zhi-Hua, Wu Jian-Xin, Tang Wei, Ensembling neural networks: Many could be better than all. *Artificial Intelligence*, 2002, 137: 239~263
- Cho S-B. Pattern recognition with neural networks combined by genetic algorithm. *Fuzzy Sets and Systems*, 1999, 103: 339~347