自动化学院

毕业设计（论文）

文献综述

设计（论文）题目：基于多目标优化的人工神经网络结构设计

专 业 班 级： 自动化学院自动化1401班

学 生 姓 名： 王 壮 学号： U201414260

指 导 教 师： 潘林强

2018年03月16日

文献综述

## 前言

人工神经网络是深度神经网络的基础，网络的拟合能力随着网络的层次增加而增加。然而，过于复杂的网络结构也造成了过拟合以及模型理解困难的问题。本课题的目的在于借助多目标优化方法同时优化人工神经网络的权值和网络结构，通过剔除部分影响弱的节点，保留强作用节点，防止模型过拟合，同时增强模型的可理解性。

人工神经网络(Artificial Neural Network,ANN)，是基于生物学中神经网络的基本原理，在理解和抽象了人脑结构和外界刺激响应机制之后，以网络拓扑知识为理论基础，模拟人脑的神经系统对复杂信息的处理机制的一种数学模型。该模型以并行分布的处理能力、高容错性、智能化和自学习等能力为特征，将信息的加工和存储结合在一起，以其独特的知识表示方法和智能化的自适应学习能力，引起各科学领域的关注。他实际上是一个由大量简单元件相互连接而成的复杂网络，具有高度线性化，能够进行复杂的逻辑操作和非线性关系实现的系统。

生活中，许多的问题是有多个目标组成的，目标之间可能会存在冲突并相互影响。使多个目标在给定区域同时达到尽可能最佳的优化问题就是多目标优化。多目标优化算法可归为传统优化算法和智能优化算法两大类。

多目标优化问题在工程应用等现实问题中非常普遍并且处于非常重要的地位。自20世纪60年代早期以来，多目标优化问题引来了越来越多不同背景研究人员的注意力。因此，解决多目标优化问题具有非常重要的科研价值和实际意义。

一般情况下，多目标优化问题的各个子问题相互矛盾的，一个子目标的改善可能导致其他目标性能降低。这就导致同时是多个目标同时达到最优是不可能的，而只能在它们之间进行协调和折中处理，使各个子目标尽可能的达到最优化。多目标优化与单目标优化的本质区别在于，单目标优化具有唯一解，而多目标的解并不是唯一的，存在一组由众多Pareto最优解组成的最优解集合，集合中的各个元素称为Pareto最优解。

本文主要阐述多目标优化的现状，包括主要算法、算法的优劣、展望和预测。

## 主体

多目标最优化（Multi-objective optimization problem,MOP）也成为多标准化，多绩效或向量优化问题。它的最早出现，应追溯到1772年的Franklin提出的多目标矛盾如何协调的问题。

Pareto最优是指资源分配的一种状态，在不是任何目标情况变化的情况下，而不可能再使某些目标处境变好。Pareto改进是指一种变化，在没有事任何目标变坏的前提下，使得至少一个目标变得更好。一方面Pareto最优是指没有进行Pareto改进的余地的状态；另一方面，Pareto改进是达到Pareto最优的路径的方法。

Pareto最优是Pareto多目标优化中最重要的概念。考虑以下m个目标的最小化问题：  
如果，并且对于存在则称解决方案X支配解决方案Y。解决方案X如果不受任何其它可行的解决方案支配则被称为Pareto最优解。所有Pareto最优解组成的集合称为Pareto最优解集。由Pareto最优解对应的目标函数组成的曲线或者曲面被称为Pareto前沿。

对于多目标优化问题，从数学角度讲，Pareto最优解集中所有解都为可接受的解，不同解之间没有优劣之分。然而人们往往需要一个最终解集来直到实际工作。从Pareto最优解集中选择一个解的过程称为决策。

多目标优化可以分为传统优化算法和智能优化算法两大类。传统优化算法包括加权法、约束法和线性规划法等，实质上就是将多个目标函数转换为单个目标函数，通过采用单目标优化的方法达到对多目标函数的求解。智能优化算法包括进化算法、粒子群算法等。

加权法，该方法将多个目标函数线性组合为一个目标函数，  
从而将多目标问题转换为单目标问题。该算法有几个明显的缺点：一方面，权重参数的很小改变能够引起所求目标向量的较显著的变化；另一方面，不同权重参数的显著改变有可能得到相似的解向量，使解的多样性差。另外，权重集合的均匀分布一般不会产生一个均匀分布的Pareto解集。

目标规划法，首先对每个目标设定预定的目标水平，然后根据目标水平得到偏移量，目标函数则变为。最大化问题可以转化为

对于基于权重的目标规划，如果目标水平就是Pareto参考点，或偏移变量均为正，则可以保证得到的解为Pareto解。该方法很容易理解，并且决策者也很容易决策。但是权重参数仍然很难正确设置，并且没有什么实际的物理意义。

多目标进化算法(MOEA)是一类模拟生物进化机制而形成的全局性概率优化搜索方法，在20世纪90年代中期开始迅速发展，其发展可以分为两个阶段。第一阶段主要有两种方法即不基于Pareto优化的方法和基于Pareto优化的方法；第二个阶段就是在此基础上提出了外部集这个概念，外部集存放的是当前代的所有非支配个体，从而使解集保持较好的分布度。这个时期提出的多目标进化算法更多地强调算法的效率和有效性。在这两个阶段中，比较典型的多目标进化算法有NS2GA2[3]、PESA2和SPEA2。对于这三种算法而言，其优点较多但是其缺点也比较明显的。如NSGA2的优点在于运行效率高、解集有良好的分布性，特别对于低维优化问题具有较好的表现；其缺点在于在高维问题中解集过程具有缺陷，解集的多样性不理想。PESA2的优点在于其解的收敛性很好，比较容易接近最优面，特别是在高维问题情况下；但其不足之处在于选择操作一次只能选取一个个体，时间消耗很大，而且阶级的多样性不佳。SPEA2的优点在于可以取得一个分布度很好的解集，特别是在高维问题的求解上，但是其聚类过程保持多样性耗时较长，运行效率不高。

多目标进化算法的基本原理描述如下:多目标进化算法从一组随机生成的种群出发，通过对种群执行选择、交叉和变异等进化操作，经过多代进化，种群中个体的适应度不断提高，从而逐步逼近多目标优化问题的Pareto最优解集。与单目标进化算法不同，多目标进化算法具有特殊的适应度评价机制。为了充分发挥进化算法的群体搜索优势，大多数MOEA均采用基于Pareto排序的适应度评价方法。在实际应用中，为使算法更好地收敛到多目标优化问题的Pareto最优解，现有的MOEA通常还采用了精英策略、小生境和设置外部集等关键技术。

MOEA一般框架所描述的算法思想如下：MOEA通过对种群X(t)执行选择、交叉和变异等操作产生下一代种群X(t+1)。在每一代进化过程中，首先将种群X(t)中的所有非劣解个体都复制到外部集A(t)中，然后运用小生境截断算子剔除A(t)中的劣解和一些距离较近的非劣解个体，以得到个体分布更为均匀的下一代外部集A(t+1)，并且按照概率pe从A(t+1)中选择一定数量的优秀个体进入下代种群。在进化结束时，将外部集中的非劣解个体作为最优解输出。

进化算法中最有名的就是NSGA-II了，属于多目标遗传算法。但是其对解的选择过程可以用在其他的优化算法上。NSGA-II算法主要包括三个部分：

1.快速非支配排序

快速非支配排序是一个循环分级过程：首先找出群体中的非支配解集，记为第一非支配层，（是个体i的非支配值），将其从群体中除去，继续寻找群体中的非支配解集，然后，直到所有最优解的等级被确定。

2.保留多样性

为了使计算结果在目标空间比较均匀的分布，维持种群多样性，对每个个体计算拥挤距离，选择拥挤距离大的个体，拥挤距离的定义为：  
其中是第个个体的第m目标函数值，和是集合中第m个目标函数的最大和最小值。

3.精英策略选择

精英策略就是保留父代中的优良个体直接进入子代，防止获得的Pareto最优解丢失。将第t次产生的子代种群和父代种群合并，然后对合并后的新种群进行非支配排序，然后按照非支配顺序添加到规模为N的种群中作为新的父代。

粒子群优化算法(PSO)是一种源于对鸟群捕食行为的研究而发明的进化计算技术，最先由Barnhart博士和Kennedy博士于1995年提出。它是一种基于迭代的优化工具，系统初始化一组随机解，通过迭代搜寻最优值，不但具有全局寻优能力，而且具有较强的局部寻优能力。在基本粒子群算法中，粒子群由n个粒子组成，每个粒子的位置xi代表优化问题在D维搜索空间中潜在的解。粒子在搜索空间中以一定的速度飞行，这个速度根据它本身的飞行经验和同伴的飞行经验来动态调整下一步飞行方向和距离。所有的粒子都有一个被目标函数决定的适应值，并且知道自己到目前为止发现的最好位置(个体极值pi)和当前的位置(xi)。除此之外，每个粒子还知道到目前为止整个群体中所有粒子发现的最好位置(全局极值pg)，是所有最好位置中的最优值

粒子群算法的数学描述如下：每个粒子i包含为一个D维的位置向量xi=(xi1，xi2，…，xiD)和速度向量vi=(vi1，vi2，…，viD)，粒子i搜索解空间时，保存其搜索到的最优经历位置pi=(pi1，pi2，…，piD)。在每次迭代开始时，粒子根据自身惯性和经验及群体最优经历位置pg=(pg1，pg2，…，pgD)来调整自己的速度向量以调整自身位置。c1、c2是正常数，称之为加速因子；r1、r2为[0，1]中均匀分布的随机数，d为D维中的维数；ω是惯性权重因子。由于粒子群算法具有高效的搜索能力，有利于得到多目标意义下的最优解；通过代表整个解集种群，按并行方式同时搜索多个非劣解，也即搜索到多个Pareto最优解；同时，粒子群算法的通用性比较好，适合处理多种类型的目标函数和约束，并且容易与传统的优化方法结合，从而改进自身的局限性，更高效地解决问题。因此，将粒子群算法应用于解决多目标优化问题上具有很大的优势。

粒子群算法思想描述如下:初始化种群后，种群的大小记为N。基于适应度支配的思想，将种群划分成两个子群，一个称为非支配子集A，另一个称为支配子集B，两个子集的基数分别为n1、n2，满足两个子群基数之和为N[13]。外部精英集用来存放每代产生的非劣解子集A，每次迭代过程只对B中的粒子进行速度和位置的更新，并对更新后的B中的粒子基于适应度支配思想与A中的粒子进行比较，若xi∈B，ϖxj∈A，使得xi支配xj，则删除xj，使xi加入A更新外部精英集；且精英集的规模要利用一些技术维持在一个上限范围内，如密度评估技术、分散度技术等。最后，算法终止的准则可以是最大迭代次数Tmax、计算精度ε或最优解的最大凝滞步数Δt等。

## 总结

各种多目标优化算法具有一些相同的特性，包括精英保留策略、种群多样性、个体适应度的赋值等。在研究多目标问题时，掌握它们的共性，可以更好的对原有算法进行改进。而掌握各种算法的不同特点则可以了解其长处与不足，为进一步研究提供理论基础。近几年进化计算的迅速发展为多目标优化问题的解决提供新的视野和活力，它不依赖于问题的具体领域，不要求目标函数有明确的解析表达式，对问题的种类有很强的鲁棒性，所以已广泛应用于组合优化、生产调度、机器人、人工生命、生物计算等许多学科。

## 参考文献

它不仅表示对被引用文献作者的尊重及引用文献的依据，而且也为评审者审查提供查找线索。参考文献的编排应条目清楚，查找方便，内容准确无误。参考文献的书写格式与毕业设计（论文）相同。