

# 智能算法在结构优化中的应用

陈光灿

华北水利水电大学土木与交通学院, 河南 郑州

收稿日期: 2024年10月3日; 录用日期: 2024年10月30日; 发布日期: 2024年11月8日

## 摘要

随着科技的进展, 传统的结构优化设计已经越来越难满足广大结构优化设计师的需求, 优化所需的计算时间长、成本大等问题逐渐凸显出来。伴随着科学技术的发展, 计算机的兴起使得计算能力大大提高, 同时越来越多的智能算法也逐渐被提出并实现, 如遗传算法、种群算法、神经网络算法等, 智能算法也逐渐被不断改进被用于结构优化设计领域。本文主要介绍了智能算法在结构优化中的具体应用, 如遗传算法、粒子群算法和神经网络算法在形状优化、尺寸优化和拓扑优化中的应用, 体现了智能算法全局寻优能力强、适应性强、计算效率高和易于理解和编程的优点; 将智能算法应用在结构优化中, 也显著提高了结构的性能和可持续性; 并介绍了智能算法在结构优化领域广泛的应用前景和重要的价值。

## 关键词

工程结构, 遗传算法, 粒子群算法, 神经网络算法, 优化设计

# Application of Intelligent Algorithms in Structural Optimization

Guangcan Chen

School of Civil Engineering and Transportation, North China University of Water Resources and Electric Power, Zhengzhou Henan

Received: Oct. 3<sup>rd</sup>, 2024; accepted: Oct. 30<sup>th</sup>, 2024; published: Nov. 8<sup>th</sup>, 2024

## Abstract

With technological advancements, traditional structural optimization design has become increasingly difficult to meet the needs of a wide range of structural optimization designers. Issues such as long computation times and high costs associated with optimization have gradually emerged. Along with the development of science and technology, the rise of computers has greatly improved computational capabilities. Meanwhile, an increasing number of intelligent algorithms have been

proposed and implemented, such as genetic algorithms, particle swarm optimization (PSO), neural network algorithms, and others. These intelligent algorithms have undergone continuous improvements and are being applied to the field of structural optimization design. This paper primarily introduces the specific applications of intelligent algorithms in structural optimization, including the utilization of genetic algorithms, particle swarm algorithms, and neural network algorithms in shape optimization, size optimization, and topology optimization. It highlights the advantages of intelligent algorithms, such as strong global optimization capabilities, high adaptability, efficient computation, and ease of understanding and programming. The application of intelligent algorithms in structural optimization has significantly improved the performance and sustainability of structures. Furthermore, the paper introduces the broad application prospects and significant value of intelligent algorithms in the field of structural optimization.

## Keywords

Engineering Structure, Genetic Algorithm, Particle Swarm Optimization, Neural Network Algorithm, Optimization Design

Copyright © 2024 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

结构优化设计的目的在于在特定条件或约束的情况下寻求既安全又经济的结构形式，而结构形式又包含了形状、尺寸和拓扑等信息。对于试图设计出一种全新的或者超出设计者经验的有效的新型结构来说，优化是一种很有价值的工具，优化的目的通常是求解结构的最小重量或最小尺寸，同时满足一定的约束条件，以获得最佳的动静力特性[1]。

目前，结构优化设计的应用领域已经从航空航天领域扩展到船舶、汽车、桥梁、机械、水利、建筑、高速列车等更加广泛的工程领域，解决的问题从减轻重量等方面扩展到了降低应力水平、改进结构性能和提优化结构尺寸等多个方面。现在结构优化不仅使航天器中的丁字形托架和内有肋板、外支撑架的柱形三维有限元结构进行了结构优化，也在某对雷达天线罩进行结构壁厚度的优化发挥了积极的作用。吴明真[2]对超高层结构筒体剪力墙进行了结构优化；姚正康等[3]对无人飞行器机身结构进行了优化以减轻结构重量；张宇乾等[4]对轴流气吸式排种器进行了优化，得到了排种器结构最佳参数组合。

但结构优化设计常常伴随着大量的计算以及重复的实验，工作量大还难以保证工作效率。随着科技的发展，计算机的不断进化和普及使得计算逐渐变得简单，为结构优化设计提供了简便的工具。但是传统的结构优化设计普遍采用方案比选的方法选择最优方案，这种方法导致的结果就是，优化所需周期时间长且效率低下，往往事倍功半。所以寻求更加有效的结构优化方法成为优化设计师们寻求的主要目标[5]。

伴随着科技的发展，计算机的兴起使得更加高效的优化方法得以实现。计算机的进化使得算力大大增加，能够进行大量复杂的计算，大大减少了优化计算所需的时间，增加了结构优化设计者们的工作效率，但进行结构优化的方法始终还是方案比选等低效率的办法[6]。

同样随着计算机算力的提升，许多数学方向大量的计算问题逐渐得以解决，越来越多的算法得以数学模型化，能够通过大量的计算来验证算法的合理性。其中运用较多的算法比如遗传算法、粒子群算法、海洋捕食者算法和鲸鱼算法等等，这些算法都是利用模拟自然界中生物的觅食规律或遗传法则来实现的[7]。随着计算机软件计算能力的不断提高，各种算法也逐渐被改进、被提出，这些算法也逐渐被广大结

构优化设计师们所注意到。

智能算法在结构优化设计中的应用,不仅提高了设计效率和质量,还推动了工程技术的创新和发展。随着计算机技术和人工智能技术的不断进步,智能算法在结构优化设计中的应用前景将更加广阔。未来,我们可以期待更多先进的智能算法被引入到这一领域,为工程设计带来更多的可能性[8]。

由于结构优化设计给工程建筑行业带来了极大的经济效益,以及近年来计算机的进步让有限元计算和智能算法发展到了一个空前的盛况,加上计算机的不断普及和进化,人们对结构优化的呼声不断增大,无论是国内还是国外,随着技术的更新和项目竞争的加剧,结构优化设计行业将会有更大的发展[9]。

## 2. 结构优化设计的发展和研究现状

结构优化设计是一种在给定约束条件下,按某种目标(如重量最轻、成本最低、刚度最大等)求出最佳设计方案的方法。这种方法结合了力学基础、数学计算方法和计算机辅助技术,通过提出设计变量,寻找结构设计的所有可行域,最后运用数学求解算法在可行域中搜寻出达到预先设定最优目标的设计方案。结构优化设计通常包含三个基本要素,即设计变量、约束条件和目标函数。

结构优化设计依据设计变量的不同,可以细分为三个逐步深入的层次。最基础的是尺寸优化,它在保持结构类型、材料、布局拓扑和外形几何不变的前提下,专注于优化各构件的截面尺寸,旨在实现结构轻量化或经济化。这一层次相对简单,是结构优化设计的起点。接下来是形状优化,它进一步拓宽了优化的范围,允许结构的几何形态发生变化。例如,通过调整桁架、刚架的节点位置或连续体边界的形状,以寻求更优的结构性能。形状优化在尺寸优化的基础上,增加了更多的设计自由度,从而能更灵活地应对复杂的设计需求,但相应地也增加了优化的难度。最高层次是拓扑优化,它突破了形状和尺寸的限制,允许对结构的整体布局和节点联结关系进行根本性的优化[10]。拓扑优化能够彻底重构结构的内部构造,以最大化材料利用效率和性能表现。然而,这一层次的优化也是最复杂、最具挑战性的,因为它需要在庞大的设计空间中搜索最佳解,并处理大量的设计变量和约束条件。

随着结构优化从尺寸优化向形状优化、再向拓扑优化发展,优化的深度和广度不断增加,同时也伴随着难度的显著提升。这种分层优化的方法有助于系统地提升结构设计的质量和效率[11]。

鉴于结构优化设计在工程实践中的重要性,该领域的研究不断深化且范围日益扩大,促进了学术交流的繁荣。除专注于结构优化的期刊如《Engineering Optimization》与《Structural Optimization》外,众多力学与工程领域的核心期刊,如《AIAA Journal》《Computers & Structures》《International Journal for Numerical Methods in Engineering》等,也频繁刊载结构优化领域的最新研究成果与进展,几乎每期均有相关内容发表。同时,国际间的学术交流活动也十分频繁,特别是以 WCSMO(世界结构与多学科优化会议)为代表的权威学术会议,作为国际结构与多学科优化学会主办的定期盛会,每两年举办一次,为全球学者提供了交流思想、分享研究成果的重要平台,进一步推动了结构优化领域的发展与创新[12]。

当前,结构优化设计领域正经历显著转型,从传统的尺寸优化迈向更为复杂的形状与拓扑优化阶段。这一研究趋势不断拓宽,涵盖了从单一目标到多目标函数的优化策略,跨越了从线性到非线性问题的边界,以及从确定性到随机性优化的跨越。同时,研究范畴还扩展到了从结构静力优化到动力优化的深入探索,展现了该领域持续深化与拓展的活力。

### 2.1. 尺寸优化

在尺寸优化领域,设计变量广泛涵盖,如构件的横截面积、惯性矩的调整、板材厚度的变化,以及复合材料中分层厚度与材料方向角度的设定。利用有限元分析(FEA)技术评估结构的位移与应力状态时,尺寸优化过程的一大优势在于通常无需进行网格的重新划分,而是依赖于灵敏度分析结合高效的数学规

划策略来达成优化目标。对于特定几何形态下的结构，比如节点位置固定且单元连接明确的桁架结构，FEA 的重复执行主要聚焦于杆件横截面属性的细微调整上[13]。同样地，在连续性的板或壳结构中，优化过程侧重于将单元厚度设为设计变量，其结果呈现为板厚或壳厚的阶梯状分布模式。

这类优化任务的核心特点在于设计变量与结构刚度矩阵之间保持着相对简单的线性关系，使得研究重心自然而然地转向了优化算法的创新与敏感度分析的精细化。尽管作为结构优化的基础层次，尺寸优化研究已历经二十余年发展，它不仅为深入理解结构优化问题奠定了坚实基础，还促进了多种算法在实践中的广泛应用与验证，积累了丰富而宝贵的经验。

## 2.2. 形状优化

形状优化作为结构优化设计的一个重要分支，旨在通过改变结构的几何形状来达到某种意义下的最优，并改善结构的特性，特别是降低应力集中、改善应力分布状况。形状优化是在指定的结构类型或拓扑优化的基础上，对结构边界或形状进行优化，以改善结构的应力分布、降低应力集中、提高疲劳寿命等。它通过调整设计区域的几何形状，如修改有限元网格的节点坐标或样条曲线的多项式参数等，来优化结构的性能。形状优化的设计变量通常是表示边界的几何曲线的几何参数，如有限元网格的节点坐标或样条曲线的多项式参数等，约束条件可能包括应力、频率、位移或设计变量的变化范围等，同时优化的边界必须满足“光滑”的连续条件。形状优化广泛应用于航空航天、汽车、机械、土木等工程领域，对于提高产品的性能、降低成本具有重要意义。随着计算机技术和有限元方法的迅速发展，形状优化技术逐渐成熟并广泛应用于工程实践中，现代形状优化软件如 LS-TaSC 等能够处理具有大变形、动态载荷、接触条件等非线性问题的结构形状优化，支持多种优化算法和制造工艺约束的定义[14]。

形状优化作为结构优化设计的重要分支，在改善结构性能、提高产品竞争力方面发挥着重要作用。随着技术的不断进步和工程实践的不断深入，形状优化技术将不断发展和完善，为工程领域带来更多的创新和突破。

## 2.3. 拓扑优化

拓扑优化是一种根据给定的负载情况、约束条件和性能指标，在给定的区域内对材料分布进行优化的数学方法。它旨在通过改变结构的内部布局 and 连接方式，实现结构在承受外部载荷时的最优性能，包括强度、刚度、稳定性、轻量化等多个方面。拓扑优化的概念最早可以追溯到 1904 年 Michell 在桁架理论中提出的优化思想。自 20 世纪 60 年代以来，随着数值方法和计算机技术的发展，拓扑优化研究逐渐活跃起来。1964 年，Dorn 等人提出基结构法，将数值方法引入拓扑优化领域。此后，陆续出现了均匀化方法、变密度法、渐进结构优化法等一系列重要的拓扑优化方法[15]。

目前，拓扑优化方法主要分为两大类：退化法和进化法。退化法：包括基结构方法、均匀化方法、变密度法等。这些方法的基本思想是在优化前将结构所有可能的单元或所有材料都加上，然后构造适当的优化模型，通过一定的优化方法逐步删减那些不必要的结构元素，直至最终得到一个最优化的拓扑结构形式。进化法：包括遗传算法、模拟退火算法、渐进结构优化法等。这些方法将生物进化论的思想引入结构拓扑优化，通过模拟适者生存、物竞天择、优胜劣汰等自然机理来获得最优的拓扑结构。

拓扑优化在航空航天、汽车制造、建筑工程、机械工程等多个领域得到了广泛应用。例如，在飞机设计中，通过拓扑优化可以减轻机翼重量，提高飞行器的载重能力和燃油效率；在汽车工业中，拓扑优化设计被用于提高汽车的结构性能和安全性，实现车身的轻量化；在建筑工程中，拓扑优化可以优化建筑结构的布局 and 形式，提高建筑的抗震性能和使用寿命。

尽管拓扑优化在过去几十年里取得了显著的进展，但仍面临着诸多挑战。这些挑战主要包括计算复

杂度高、材料非线性、多物理场耦合等问题。随着计算机技术和优化算法的不断进步，拓扑优化设计将在未来发挥更加重要的作用。同时，随着工程领域对轻量化、高性能结构需求的不断增加，拓扑优化设计也将迎来更加广阔的发展前景[16]。

拓扑优化作为一种先进的结构设计方法，在理论研究和工程应用中均展现出了巨大的潜力和价值。未来，随着技术的不断进步和应用领域的不断拓展，拓扑优化必将为工程领域的发展做出更大的贡献。

### 3. 智能算法的发展和研究现状

智能算法的发展可以追溯到 20 世纪中叶，随着计算机技术的兴起和人工智能概念的提出，科学家们开始探索如何让计算机具备类似人类的智能。这一过程中，经历了从简单的逻辑推理到复杂的机器学习、深度学习等算法的演进。1950 年，阿兰·图灵提出了著名的“图灵测试”，为人工智能的发展提供了理论基础。随后，科学家们开始尝试开发能够执行特定任务的程序，如下跳棋、国际象棋等游戏 AI。20 世纪 60 至 80 年代，逻辑推理和专家系统成为人工智能研究的主流。这些系统通过构建知识库和推理引擎，能够在特定领域内进行决策和判断。然而，专家系统存在知识库构建困难、常识推理缺失等局限性，限制了其广泛应用。20 世纪 90 年代以后，随着计算能力的提升和大数据的积累，机器学习算法开始兴起。特别是深度学习技术的出现，通过构建多层神经网络，实现了对复杂数据的自动学习和特征提取，极大地提高了模型的泛化能力和准确性。当前智能算法的研究越来越注重跨学科融合，如与物理学、生物学、医学等领域的结合，推动了新型智能算法的出现和应用。当前智能算法的研究越来越注重跨学科融合，如与物理学、生物学、医学等领域的结合，推动了新型智能算法的出现和应用[17]。

#### 3.1. 遗传算法

遗传算法(Genetic Algorithm, GA)作为一种模拟自然选择和遗传学机理的生物进化过程的计算模型，自 20 世纪 70 年代由 John Holland 提出以来，得到了广泛的研究和应用。自遗传算法问世以来，研究者们不断探索遗传算法的改进途径，包括改变遗传算法的组成成分、采用混合遗传算法、动态自适应技术、非标准的遗传操作算子和并行遗传算法等，这些改进旨在提高算法的搜索效率、全局寻优能力和鲁棒性。

遗传算法能够求解各种复杂函数的优化问题，如多峰函数、非线性函数等，并找到接近全局最优解的解，在组合优化领域，遗传算法可以高效地搜索解空间，找到最优或近似最优的解，如旅行商问题、背包问题等。遗传算法在工程领域的应用十分广泛，包括自动控制系统、机械设计、电路设计和通信网络等领域。通过遗传算法的优化设计，可以大大提高工程设计的效率和质量。大数据和云计算技术的发展为遗传算法提供了更强大的计算能力和数据存储能力，使得遗传算法能够处理更大规模、更复杂的问题。

遗传算法作为一种重要的优化算法，在理论研究、应用领域和跨学科合作等方面都取得了显著进展。随着技术的不断发展和应用领域的不断拓展，遗传算法将在更多领域发挥重要作用[18]。

#### 3.2. 粒子群算法

粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)作为一种基于群体协作的智能优化方法，自 1995 年由 J. Kennedy 和 R. C. Eberhart 提出以来，已经得到了广泛的研究和应用。PSO 算法在发展过程中也被逐渐改善，研究者们对 PSO 算法中的关键参数(如惯性权重  $w$ 、学习因子  $c_1$  和  $c_2$ 、最大速度  $V_{max}$  等)进行了大量研究，提出了多种调整策略，如线性递减惯性权重、自适应惯性权重等，以改善算法的性能。为了克服 PSO 算法在某些复杂问题上的局限性，研究者们将其与其他优化算法(如遗传算法、模拟退火算法等)相结合，形成了多种混合优化算法，以充分利用各自算法的优势。随着多目标优化问题的增多，PSO

算法也被扩展到多目标优化领域,形成了多目标粒子群优化算法(MOPSO),用于同时优化多个目标函数。研究者们对 PSO 算法的收敛性、稳定性等理论问题进行了深入研究,提出了多种数学模型和证明方法,为算法的应用提供了坚实的理论基础。同时,研究者们还探讨了 PSO 算法与其他优化算法之间的内在联系和差异,为算法的创新和发展提供了新的思路[19]。

随着人工智能技术的不断发展, PSO 算法将更加注重智能化和自适应性。未来的 PSO 算法将能够根据问题的特点和优化过程的变化自动调整参数和策略,以实现更好的优化效果。PSO 算法将与其他领域的优化算法和技术进行更深入的融合,形成更加高效、通用的优化工具。例如,将 PSO 算法与深度学习、强化学习等技术相结合,可以应用于更加复杂的优化问题中。粒子群算法作为一种重要的智能优化方法,在理论研究、算法改进和应用推广等方面都取得了显著进展。未来,随着人工智能技术的不断发展和优化问题的日益复杂化, PSO 算法将继续发挥其独特优势,为各个领域的发展贡献更多力量。

### 3.3. 神经网络

神经网络的起源可以追溯到 20 世纪 40 年代,沃伦·麦卡洛克和沃尔特·皮茨基于数学和阈值逻辑算法提出了神经网络的计算模型(M-P 神经元模型),这一模型奠定了神经网络研究的基础。随后,赫布型学习等理论的提出进一步推动了神经网络的研究,但这些早期研究主要集中在理论探讨和初步应用上。20 世纪 60 年代末至 70 年代初,由于感知机等模型的局限性以及当时计算机技术的限制,神经网络的研究陷入了低潮。直到 20 世纪 80 年代,随着反向传播算法的提出和计算机技术的快速发展,神经网络研究再次复兴,并逐渐进入繁荣期。进入 21 世纪后,随着深度学习技术的快速发展,神经网络在人工智能领域的应用越来越广泛,成为了解决复杂问题的关键工具。特别是在图像识别、自然语言处理、语音识别等领域,神经网络取得了显著的成绩[20]。

神经网络作为人工智能领域的重要技术之一,经历了从起源、低潮到复兴再到快速发展的历程。当前神经网络的研究已经取得了显著成绩,但仍面临一些挑战和问题。未来随着技术的不断进步和应用场景的不断拓展,神经网络的发展前景将更加广阔。

### 3.4. 算法对比

遗传算法、粒子群算法、神经网络算法各自具有独特的优缺点,并在不同领域展现出了广泛的应用价值。

遗传算法全局搜索能力强通过变异机制避免算法陷入局部最优,搜索范围广泛,并易于与其他算法进行结合使用,形成混合算法以提高性能;但交叉率、变异率等参数的设定对解的品质有显著影响,而这些参数的选择目前大部分依靠经验,且初始种群的优劣对算法的性能有较大影响。

粒子群算法原理简单,收敛速度快,通过群体协作,能够快速找到全局最优解,相对与遗传算法,需要调整的参数少,降低了调参的复杂性;但粒子群算法容易在某些复杂问题上,可能由于缺乏“交叉”和“变异”操作而陷入局部最优解,对于离散的优化问题,粒子群算法的性能可能不如其他专门处理离散问题的算法。

神经网络算法对非线性问题处理能力强,具有较高的容错性和可拓展性,但模型内部过于复杂,难以解释其中的运作机制,导致缺乏可解释性。

遗传算法和粒子群算法都具有较强的全局搜索能力,但遗传算法通过变异机制更能避免陷入局部最优;粒子群算法需要调整的参数较少,相对遗传算法更为简单;神经网络算法在非线性问题上表现出色,而遗传算法和粒子群算法在处理非线性问题时可能需要额外的技巧或策略。这三种算法各有优劣,选择哪种算法取决于具体问题的性质、计算资源的可用性以及对算法性能的要求。在实际应用中,可以根据

问题的特点和需求选择合适的算法或算法组合。

## 4. 智能算法在结构优化设计中的应用

### 4.1. 遗传算法在结构优化设计中的应用

#### 4.1.1. 桁架结构的尺寸优化

一般都以结构重量最轻为目标,受位移、应力约束。在实际工程中,遗传算法已被成功应用于桁架结构的尺寸优化中。例如,在钢桁架结构的优化设计中,通过遗传算法确定每一节截面的大小,以保证在用钢量一定的情况下总刚度最大。具体优化过程中,遗传算法会根据桁架结构的受力特性和约束条件,不断调整杆件的截面尺寸,直到找到最优或近似最优的解决方案。这种优化方法不仅能够提高桁架结构的性能指标,还能够减少材料消耗和降低成本。

#### 4.1.2. 结构的拓扑优化和形状优化

遗传算法在结构的拓扑优化和形状优化中具有广泛的应用,这主要得益于其模拟自然进化过程的全局搜索能力和较强的适应性。遗传算法在结构拓扑优化中的应用主要体现在以下几个方面:

①问题建模:首先,将结构拓扑优化问题转化为遗传算法可处理的形式,包括确定设计变量(如杆件的长度、角度、连接方式等)、目标函数(如最小化重量、最大化刚度等)和约束条件(如应力、位移、稳定性等限制)。

②编码与解码:采用适当的编码方式(如二进制编码、浮点数编码等)将设计变量表示为遗传算法中的染色体(个体),并通过解码过程将染色体转化为结构的具体拓扑形式。

③适应度函数:定义一个适应度函数来评估每个个体的优劣程度,该函数通常与目标函数和约束条件密切相关,用于指导遗传算法的搜索方向。

④遗传操作:包括选择、交叉和变异等操作。选择操作根据适应度函数的结果,按一定概率选择优秀的个体进行繁殖;交叉操作通过交换两个个体的部分基因,产生新的个体;变异操作则通过随机改变个体基因的值,增加种群的多样性。

⑤迭代与优化:重复执行上述遗传操作,不断迭代更新种群,直至达到满足要求的最优解或达到预定的迭代次数。

通过遗传算法,可以在较大的设计变量空间内迅速寻优,找到满足各种约束条件的最优结构拓扑形式,从而提高结构的性能和经济性。在结构形状优化中,遗传算法能够克服传统优化方法(如数学规划法)在处理复杂非线性问题时的局限性,实现全局最优解的搜索。同时,遗传算法还具有较强的鲁棒性和灵活性,能够适应不同形状描述方法和优化目标的需求。

遗传算法在结构的拓扑优化和形状优化中均具有重要应用价值。通过模拟自然进化过程的全局搜索能力和较强的适应性,遗传算法能够在复杂的设计空间中迅速找到最优解或近似最优解,从而提高结构的性能和经济性。随着计算机技术的不断发展和优化算法的持续改进,遗传算法在结构优化设计领域的应用前景将更加广阔[21]。

### 4.2. 粒子群算法在结构优化中的应用

#### 4.2.1. 工程结构优化

①桥梁结构优化:在桥梁设计中,需要优化结构参数(如跨度、梁高、材料分布等)以确保桥梁在各种负载条件下的安全性和经济性。粒子群算法可以用于寻找这些参数的最优组合,以最小化桥梁的重量和材料成本,同时满足强度和稳定性要求。

②高层建筑结构优化：高层建筑的设计需要在结构稳定性和材料使用之间找到平衡。粒子群算法可以优化高层建筑的框架结构，通过调整柱、梁和剪力墙的位置和尺寸，以提高抗震性能和材料利用率。

③机械结构设计优化：在机械结构设计中，如桁架结构、板壳结构等，粒子群算法可以找到满足特定性能指标(如强度、刚度、稳定性等)的最优设计方案。通过优化结构尺寸和形状，可以在保证性能的前提下减轻重量、降低成本。

④电力系统优化：在电力系统中，粒子群算法可以用于经济调度问题，即在满足电力需求的前提下合理分配各发电机的输出功率以降低发电成本。此外，粒子群算法还可以用于配电网的重构，以优化配电网的拓扑结构，降低电力损耗并提高系统的稳定性。

⑤控制系统优化：在控制工程中，PID 控制器广泛应用于工业过程控制中，其参数整定对系统性能影响很大。粒子群算法可以用于优化 PID 控制器的参数(如  $K_p$ 、 $K_i$ 、 $K_d$ )，以提高控制系统的响应速度和稳定性，减少超调量和稳态误差。

⑥其他领域：粒子群算法还可以应用于无人机路径规划、图像分割、特征选择、无线传感器网络节点部署和路由协议优化等多个领域，通过优化相关参数和策略来提高系统性能和效率。

#### 4.2.2. 材料结构优化

①复合材料层叠顺序优化：在复合材料设计中，层叠顺序对材料的整体性能有显著影响。粒子群算法可以优化复合材料的层叠顺序，通过调整各层的排列组合，以提高材料的强度、刚度、抗疲劳性能等。

②纤维方向优化：纤维增强复合材料中，纤维的方向对材料的力学性能至关重要。粒子群算法可以优化纤维的铺设方向，以最大化材料的力学性能，如拉伸强度、弯曲刚度等。

③孔隙率优化：在多孔材料的设计中，孔隙率是影响材料性能的关键因素之一。粒子群算法可以优化孔隙率分布，以平衡材料的强度、重量和吸声性能等。

④材料微观结构优化：在材料科学的微观尺度上，粒子群算法可以用于优化材料的微观结构，如晶粒尺寸、形状和分布等，以改善材料的物理和化学性能[22]。

⑤多目标优化：材料结构优化往往涉及多个目标，如强度、重量、成本等。粒子群算法可以处理多目标优化问题，通过构建 Pareto 前沿，找到多个目标之间的最优平衡点[23]。

#### 4.2.3. 多学科优化设计

①控制工程优化：粒子群算法可用于优化控制策略，如 PID 控制器的参数整定，通过调整控制器参数，实现系统的稳定性和性能的最优化。在机器人路径规划中，粒子群算法可用于在复杂环境中找到从起点到终点的最优路径，同时考虑避障和优化行进路线。

②数据挖掘与机器学习：粒子群算法可用于聚类分析，如 K-means 聚类、模糊 C-means 聚类等，通过优化聚类中心，实现数据的准确分类。在神经网络训练中，粒子群算法可用于优化神经网络的权重和阈值，提高神经网络的性能和预测准确性。

③图像处理：粒子群算法可用于图像分割，如 K-means 聚类分割、模糊 C-means 聚类分割等，通过优化聚类中心，实现图像的准确分割。此外，粒子群算法还可用于图像增强和图像复原等任务，提高图像质量。

④生物信息学：在基因表达数据分析中，粒子群算法可用于聚类分析、分类分析等，通过优化特征选择和模型参数，实现基因表达数据的准确分析和解释。

⑤无线传感器网络：粒子群算法可用于无线传感器网络中的节点部署和路由协议优化问题，通过优化节点部署方案，实现网络的覆盖范围最大化和能耗最小化；同时优化路由协议，提高网络的传输效率和可靠性。



### 4.3. 神经网络算法在结构优化中的应用

神经网络算法受到人类大脑神经系统的启发，通过模拟神经元的连接和信号传递机制，实现对数据的处理和优化。在结构优化中，神经网络可以学习并识别结构中的关键参数与性能之间的关系，进而通过调整这些参数来优化结构性能[24]。具体用在以下几个方面：

①材料科学：神经网络可用于预测不同材料组合对结构性能的影响，如强度、刚度、耐久性等。通过训练神经网络模型，可以快速筛选出最优材料组合，降低实验成本和时间。

②工程设计：在工程设计中，神经网络可用于优化结构形状、尺寸和布局等参数。例如，在建筑设计中，神经网络可以分析不同设计方案对结构稳定性和成本的影响，从而推荐最优方案。在航空航天领域，神经网络可用于优化飞行器的气动外形和内部结构，以提高飞行效率和降低能耗。

③制造过程优化：神经网络可用于优化制造过程中的工艺参数，如温度、压力、时间等，以提高产品质量和生产效率。通过对制造数据的分析和学习，神经网络可以预测不同工艺参数下的产品性能，并给出优化建议。

随着人工智能和神经网络技术的不断发展，其在结构优化中的应用前景将更加广阔。未来，我们可以期待更多先进的神经网络算法和优化技术的出现，以应对更加复杂和多样化的结构优化问题。同时，随着计算能力的提升和数据资源的丰富化，神经网络在结构优化中的精度和效率也将得到进一步提升[25]。

## 5. 结论和展望

遗传算法、粒子群算法、神经网络算法在结构优化设计中取得了显著的成果，并对结构优化设计产生了深远的影响。遗传算法通过模拟自然选择和基因进化的思想，能够高效地求解复杂的结构优化问题，为结构优化设计提供了新的思路和方法，求解效率得到了显著提高，使得更多复杂的结构优化问题得以解决，推动了该领域的发展。粒子群算法通过模拟鸟群觅食行为，能够快速收敛到全局最优解，适用于求解大规模的结构优化设计问题。神经网络算法通过构建复杂的非线性映射关系，能够准确地预测和指导结构优化设计，使得结构优化设计向智能化方向发展，提高了设计效率和准确性，可以更加精确地预测和指导结构优化设计，提高了设计结果的精度和可靠性。

智能算法在结构优化中的应用已经取得了显著的成果，并在多个领域展现出其独特的优势，智能算法能够显著提高结构优化的效率和准确性，减少人工试错和实验成本。通过全局搜索和局部搜索的结合，智能算法能够找到更优的解，提高结构的整体性能。未来，智能算法将更加注重算法之间的融合与创新，通过结合不同算法的优势，形成更加高效、准确的优化方法。智能算法在结构优化中的应用具有广阔的发展前景和重要的应用价值。随着技术的不断进步和跨学科合作的加强，智能算法将在更多领域发挥更大的作用，为结构优化提供更加高效、准确的解决方案。

未来，遗传算法、粒子群算法和神经网络算法将更多地集成在一起，形成协同优化的系统。这种集成系统可以充分利用各种算法的优势，实现更加高效、准确的优化设计。例如，可以利用神经网络算法进行初步设计方案的生成和筛选，然后利用遗传算法和粒子群算法进行精细优化和性能评估。随着跨学科研究的不断深入，遗传算法、粒子群算法和神经网络算法将在更多领域得到应用和创新。例如，在航空航天、汽车制造、建筑工程等行业中，这些算法将结合具体的工程问题和需求，推动结构优化设计的不断发展和创新。遗传算法、粒子群算法和神经网络算法在未来结构优化设计中具有广阔的应用前景和巨大的发展潜力。通过不断改进和优化这些算法，并结合具体的工程问题和需求，可以期待它们在结构优化设计中发挥更加重要的作用。

## 参考文献

- [1] 郭中泽, 张卫红, 陈裕泽. 结构拓扑优化设计综述[J]. 机械设计, 2007, 24(8): 1-6.
- [2] 吴明真. 超高层结构筒体剪力墙优化设计[J]. 科学技术创新, 2024(21): 167-170.
- [3] 姚正康, 龚鹏, 姬书得. 基于拓扑优化的多栖无人飞行器机身结构轻量化设计[J]. 机械设计, 2024, 41(9): 58-65.
- [4] 张宇乾, 于淇, 胡志诚, 陈龙, 杨文彩, 张海东. 基于响应面法和 CFD 的轴流气吸式排种器优化设计[J]. 中国农机化学报, 2024, 45(8): 14-19.
- [5] 何静. 土建工程结构设计的优化技术研究[J]. 城市建设理论研究(电子版), 2023(29): 94-96.
- [6] 盛婷, 李晓文, 朱兆一, 等. 船体结构优化技术研究进展[J]. 船舶工程, 2024, 46(7): 26-35.
- [7] 胡克. 基于蝙蝠算法的桁架结构优化[J]. 工程与建设, 2022, 36(5): 1318-1320, 1336.
- [8] 杨漫. 基于改进遗传算法的轴向柱塞泵减振槽结构优化研究[D]: [硕士学位论文]. 兰州: 兰州理工大学, 2022.
- [9] 刘金涛. 钢筋混凝土结构抗震性能优化研究[J]. 城市建设理论研究(电子版), 2024(26): 160-162.
- [10] 殷彬. 基于智能算法的宽频带压电振动能量收集器设计与优化[D]: [硕士学位论文]. 西安: 西安电子科技大学, 2023.
- [11] 陈小前, 赵勇, 霍森林, 等. 多尺度结构拓扑优化设计方法综述[J]. 航空学报, 2023, 44(15): 25-60.
- [12] 尹益辉, 刘远东, 豆麟龙. 考虑材料非线性的结构拓扑优化研究综述[J]. 重庆大学学报, 2016, 39(5): 34-38.
- [13] 邹延松, 金涛, 周义涛, 等. 预制装配式剪力墙结构在高层住宅中的应用与优化[J]. 建筑机械化, 2024, 45(9): 121-124.
- [14] 郝一新, 刘讲军, 张银鹤. 任意椭圆函数拟合法优化机械构件结构参数[J/OL]. 机械设计与制造, 1-9. <https://doi.org/10.19356/j.cnki.1001-3997.20240913.054>, 2024-10-09.
- [15] 郭自闯. 结构的拓扑优化设计及工程应用[D]: [硕士学位论文]. 大连: 大连海事大学, 2022.
- [16] 苏凯, 季杰, 陆彬. 基于拓扑优化的大型推进电机支撑结构轻量化设计[J]. 机电工程技术, 2024, 53(5): 248-251.
- [17] 葛晓凡. 基于遗传算法的火灾下钢框架结构的多级优化分析[D]: [硕士学位论文]. 济南: 山东建筑大学, 2024.
- [18] 马晓敏, 王新. 基于遗传算法的 BP 神经网络改进[J]. 云南大学学报(自然科学版), 2013, 35(S2): 34-38.
- [19] 卢泽丹. 混合粒子群算法改进及应用研究[D]: [硕士学位论文]. 秦皇岛: 燕山大学, 2020.
- [20] 陈安东. 基于神经网络改进逆有限元法的结构变形重构[D]: [硕士学位论文]. 武汉: 华中科技大学, 2022.
- [21] 谢军, 郭飞, 郭卫彤, 等. 方钢管混凝土桁架结构优化的拟满内力遗传算法[J]. 兰州理工大学学报, 2024, 50(4): 142-146.
- [22] 李沛豪, 李东. 基于改进粒子群算法的桁架结构优化设计[J]. 空间结构, 2018, 24(4): 16-22.
- [23] 安鹏. 基于改进粒子群算法的型钢混凝土结构优化理论方法研究[D]: [硕士学位论文]. 荆州: 长江大学, 2022.
- [24] 刘潇儒. 基于统计相关性的神经网络结构优化算法与其应用[D]: [硕士学位论文]. 上海: 上海交通大学, 2020.
- [25] 崔聚印. 基于遗传优化神经网络算法的桥梁结构参数识别技术研究[D]: [硕士学位论文]. 郑州: 郑州大学, 2006.