

**《计算智能》期末课程报告**

|  |  |
| --- | --- |
| **专 业：** | **人工智能** |
| **学 号：** |  |
| **姓 名：** |  |

**2024-2025-1学期**

**南京邮电大学**

**报告内容与要求**

多目标优化问题广泛存在于科学研究、工程设计等领域。在日常生活中，我们也经常会接触到多目标优化问题。计算智能算法在解决多目标优化问题时展现出了高效的性能和出色的优化效果。请选择本课程涉及到的某计算智能算法模型（人工神经网络、遗传算法、蚁群算法、人工免疫算法、粒子群算法、人工蜂群算法、生物地理学算法），针对其在多目标优化问题中的应用，展开文献调研，结合所选模型与应用场景进行详细描述，并形成报告。报告具体要求和评分细则如下：

1、报告中应包含如下内容

1. 应用于多目标优化问题时，所选计算智能算法的国内外研究现状进行综述（一、国内外研究现状）；（30分）
2. 对具体多目标优化应用场景下所选计算智能算法的原理或系统架构进行详细描述，可以结合相关数学公式、模型框图或系统架构图等进行辅助说明（二、原理和系统构架）；（40分）
3. 给出具体多目标应用场景下所选计算智能算法的展望和未来研究设想（三、未来的研究设想）；（15分）
4. 列出报告中所引用的参考文献（至少5篇，包括论文、书籍、网址、科技报告等）并在报告中正确引用和标注（四、参考文献）；（2分）
5. 给出计算智能在所学专业中可能的应用，以及对《计算智能》这门课程的思考与建议（五、专业应用和课程建议）。（8分）

2、字数不少于3500字，手写或打印（其中流程图、框图、照片等可以打印剪切贴在报告中），报告全文应主题鲜明、逻辑清晰、撰写工整。（5分）

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 评  分  细  则 | 评分项 | 总分 | 评分 |
| 国内外研究现状 | 30 |  |
| 原理和系统构架 | 40 |  |
| 未来的研究设想 | 15 |  |
| 参考文献 | 2 |  |
| 专业应用和课程建议 | 8 |  |
| 书写规范 | 5 |  |
| 总 分 | |  |
| 评  语 | 教师签名：  年 月 日 | | |
| 备注 |  | | |

**人工神经网络**

# 一、国内外研究现状

人工神经网络（ANNs）凭借其卓越的非线性处理能力以及对复杂系统的强大建模本领，在多目标优化领域展现出了独特的价值与广阔的应用前景。ANNs 以其模拟人类大脑复杂功能的特性，能够通过对输入输出关系的深度学习，有效地预测并优化目标函数，尤其在处理多个可能存在相互冲突的目标函数时，为复杂系统的优化决策提供了有力支持。

**国际研究现状**

在国际上，人工神经网络应用于多目标优化的研究起步较早，尤其是欧美和日本等发达国家。在这些国家，许多研究侧重于如何利用神经网络的优点，如非线性建模和并行计算，来处理多目标优化问题。

国外的科研团队在 ANNs 于多目标优化问题的应用研究方面成果斐然。部分研究开创性地整合机器学习（ML）、多目标优化（MOO）以及多标准决策制定（MCDM）技术，聚焦于纳米流体热物理性能的优化，进而显著提升了光伏 / 热太阳能系统的综合性能表现，为新能源领域的技术突破提供了创新性的解决方案。此外，还有学者还深入探索了 ANNs 与多目标遗传算法（MOGAs）的动态融合策略，成功应用于物理领域的复杂优化难题，如针对射频腔体形状的优化，有效提升了射频设备的性能与效率，为相关领域的工程实践提供了重要的理论指导和技术支撑‎[1]。

**国内研究现状**

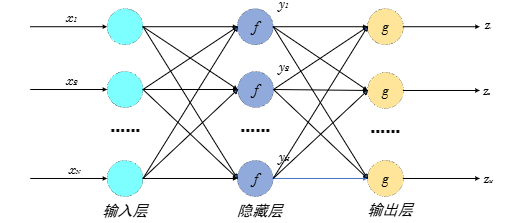
近年来，随着人工智能技术的飞速发展，中国在人工神经网络与多目标优化问题的结合方面也取得了许多重要进展。中国学者在传统优化方法与人工神经网络的结合上做了大量探索，提出了不少创新的算法和理论。在国内学术舞台上，研究人员提出了一系列创新性方法来推动 ANNs 与多目标优化的结合。例如，MONAS 框架巧妙运用强化学习技术开展多目标神经架构搜索，在充分考量预测准确性的同时，兼顾功耗等其他关键目标，为神经网络架构的优化设计开辟了新的路径。另有研究提出基于策略梯度算法的高效多目标神经架构搜索框架，通过在可变 NAS 框架内对架构参数进行离散采样，实现了对 ANNs 的精准优化，极大地提升了神经网络的性能与适应性。此外，还有研究借助 GPU 加速的 PSO 算法对 ANNs 进行优化，成功实现了对能源消耗的精准预测，为能源管理与可持续发展提供了有效的技术手段‎[2]。

人工神经网络在多目标优化问题中具有重要的应用潜力。国内外学者在该领域的研究取得了丰硕成果，尤其是在神经网络与其他优化算法结合、深度学习应用等方面，研究进展较为迅速。尽管面临着一些挑战，但随着技术的不断进步，人工神经网络在多目标优化中的应用前景依然广阔。中国的研究在全球范围内逐步崭露头角，未来有望在该领域取得更多突破。

# 二、原理和系统构架

人工神经网络由数百个人工神经元或处理元件组成，这些单个单元构成神经结构并按层组织的系数（权重）相连，神经计算的动力来自于网络中神经元的连接‎[3]。神经网络的行为由其神经元的传递函数、学习规则和架构本身决定。最基本的 ANN 模型共包括三大网络层数：输入层、隐藏层和输出层，样本数据从输入层传递到隐藏层，最后由输出层输出预测值，如 BP 神经网络、RBF神经网络等。随着时代的发展，网络层数更多的深  
度神经网络如卷积神经网络被用于学习处理数据之间更为复杂的关系，能提供更高分析性能(如高灵敏度和特异性)，更精准地对数据进行分类‎[4]。

基本的神经网络结构如图 1 所示，其中x=[x1​,x2​,…,xN​]表示输入向量，y=[y1​,y2​,…,yH​]表示隐藏层输出向量，z=[z1​,z2​,…,zM​],f为隐藏层激活函数，g为输出层激活函数。其原理是通过模拟人的脑细胞建立神经元，每层的神经元都与后一层神经元用权重一一连接，从而组合形成神经网络，通过输出误差反向传播反复对神经网络隐藏层的权值和反馈进行不断地调整，直到预测误差小于设定的阈值，最终达到最好的拟合结果‎[5]。

  
图 1 基本的人工神经网络结构

在多目标优化问题中，目标函数 f(x)f(x)f(x) 是一个或多个输入变量的非线性函数，常表示为：

其中：

x=[x1​,x2​,…,xn​] 是决策变量向量

m 是优化目标的数量

ANNs 的任务是近似这些目标函数，成为优化过程的代理模型。其基本原理如下：

**(1) 网络结构**

ANNs 模拟人脑神经元网络，包含输入层、隐藏层和输出层。每个层的节点数和激活函数定义网络复杂性。

* 输入层：接收决策变量 x。
* 隐藏层：通过非线性激活函数建模输入和输出之间的复杂关系。
* 输出层：生成目标函数 f(x)的预测值。

隐藏层的计算公式为：

其中：

是是第 l层的输出

是权重矩阵

是偏置向量

是激活函数（如 ReLU、Sigmoid）

图表, 折线图

描述已自动生成

图2 ReLU函数

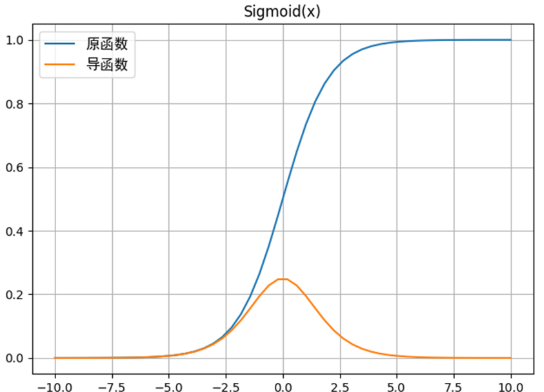


图3 Sigmoid函数

输出层的预测为：

其中 l为网络总层数

**(2) 代理模型训练**

通过监督学习，使用已知样本数据 (x,f(x))优化网络权重 W 和偏置 b，目标是最小化预测值与真实值之间的误差：

其中 N 是训练样本数量。

# 三、未来的研究设想

**在线学习与自适应建模**

在多目标优化的实际应用中，许多场景的环境条件并非静态，将面临环境的非平稳性导致目标函数不断变化，传统优化方法难以快速适应以及实时优化要求算法既能快速响应，又能保证多目标之间的平衡等挑战。随着应用场景中多目标优化问题的动态性增加，传统的静态训练模型已经难以应对不断变化的环境需求。在线学习和自适应建模将成为未来研究的重要方向。在传统的多目标优化中，ANN需要在大量历史数据上进行批量训练，这要求数据必须是静态且存储完备。然而，现实中的优化问题常常伴随着实时数据流入，比如交通流量、能源负荷等。在线学习技术允许ANN通过接收新的数据实时更新权重，不需要重新训练整个模型，从而节省了计算资源并能快速适应环境变化。例如，在智能电网优化中，随着天气变化、用户需求波动等，电网负荷和生产数据不断更新，传统方法可能无法迅速调整。而通过在线学习，ANN能够持续学习新的数据趋势并调整优化策略，从而动态地调整能源分配、减少能耗和满足环境要求。此外，自适应建模结合了在线学习和实时优化，能够根据输入数据和反馈实时调整目标函数的预测。通过在网络中引入反馈机制和动态调整层，ANN不仅可以学习当前数据，还可以根据系统的长期反馈优化模型，使其更适应未来的决策需求。例如，在多目标交通流优化中，随着交通流量的变化，交通灯的调整策略会不断变化。通过自适应建模，ANN能够在实时获取的交通数据基础上，灵活调整优化策略以保证最优交通流。

**挑战与未来发展**

**实时反馈与模型更新的平衡**：如何在不断接收新数据的同时，确保模型的稳定性和优化效果，避免“灾难性遗忘”问题，仍是一个挑战。未来研究可以探索如何通过强化学习与ANN结合，解决在线学习中的连续性和稳定性问题。

**数据质量与模型鲁棒性**：在线学习依赖于持续更新的数据，因此如何保证数据的准确性和模型的鲁棒性将是未来研究的重点。特别是在数据缺失或异常情况下，如何保持模型的有效性和优化能力，需要更加智能的数据预处理和异常检测机制。

**专家知识与ANN融合**

尽管ANN在优化过程中具有强大的非线性拟合能力，但在一些复杂应用场景中，专家的经验和领域知识仍然不可或缺。将专家知识与ANN融合，能够弥补纯粹基于数据的模型不足，从而提高优化过程的准确性与可信度。

在一些领域，专家往往能够提供先验知识或明确的约束条件。例如，在制造业优化中，专家可能知道某些生产步骤的时间约束或材料消耗规则。这些知识可以通过规则嵌入的方式指导ANN的训练过程，从而帮助网络更好地聚焦在关键区域，提高优化效率。例如，在材料科学中优化合金配比时，专家的经验可以帮助ANN模型在训练时设置合理的初始参数或通过约束条件使得优化过程遵循实际的物理规律，避免生成不现实的优化解。通过将专家知识和ANN结合，可以形成混合优化模型。在这种模型中，ANN负责处理大规模数据和复杂关系，专家知识则负责在特定情境下对模型进行局部调整。例如，在多目标城市交通优化中，专家可以根据经验和历史数据判断交通高峰期的流量趋势，而ANN则负责基于实时数据调整交通信号灯的优化策略。

**挑战与未来发展**

**知识表示与集成方法**：如何有效地将专家的领域知识转化为计算机可理解的形式，是该方向的一大挑战。未来研究可探索如何通过自然语言处理（NLP）技术、图模型或符号推理等方法，将专家经验无缝嵌入ANN框架。

**知识与数据的平衡**：专家知识和大数据的融合需要找到平衡点，过多依赖数据可能忽视专家经验的价值，而过多依赖专家知识可能限制了模型的泛化能力。因此，如何在两者之间找到最佳结合点，将是未来研究的一个重要方向。

在线学习与自适应建模和专家知识与ANN融合是多目标优化领域中非常关键的研究方向。通过在线学习，ANN能够在动态环境中快速适应变化，而自适应建模能够进一步优化预测精度和响应能力。与此同时，将专家知识与ANN相结合，不仅能增强模型的可解释性，还能提升优化效果。未来，这两个方向的研究将进一步推动多目标优化技术在智能制造、能源管理、交通调度等领域的广泛应用。

# 四、参考文献

1. Hai T, Basem A, Alizadeh A, et al. Integrating artificial neural networks, multi-objective metaheuristic optimization, and multi-criteria decision-making for improving MXene-based ionanofluids applicable in PV/T solar systems[J]. Scientific Reports, 2024, 14(1): 29524.
2. Lyu B, Yang Y, Cao Y, et al. Efficient multi-objective neural architecture search framework via policy gradient algorithm[J]. Information Sciences, 2024, 661: 120186.
3. Agatonovic-Kustrin S, Beresford R. Basic concepts of artificial neural network (ANN) modeling and its application in pharmaceutical research[J]. Journal of pharmaceutical and biomedical analysis, 2000, 22(5): 717-727.
4. 张驰,郭媛,黎明.人工神经网络模型发展及应用综述[J].计算机工程与应用,2021,57(11):57-69.
5. 张承畅,余洒,徐余,等.人工神经网络在调制识别中的应用综述[J].重庆邮电大学学报(自然科学版),2022,34(02):181-192.

# 五、专业应用和课程建议

**计算智能在人工智能专业中的可能应用**

计算智能作为人工智能的重要分支，涵盖了诸如人工神经网络、遗传算法、蚁群算法、人工免疫算法等算法。这些方法在处理复杂、不确定性问题时具有显著优势，在人工智能专业中有着广泛的应用。

例如人工神经网络，尤其是卷积神经网络（CNN），广泛应用于图像分类和目标检测等计算机视觉任务。CNN通过多层卷积层和池化层提取图像特征，能够高效地进行图像识别，在自动驾驶、安防监控等领域表现出色、遗传算法在优化问题中，尤其是工程设计和生产调度问题中具有广泛应用。通过模拟自然选择和遗传机制，GA能够有效求解大规模、复杂的组合优化问题，如在产品设计中进行参数优化，或在制造业中进行生产调度、蚁群算法在解决旅行商问题（TSP）方面表现优异，能够寻找最短路径。该算法通过模拟蚂蚁寻找食物路径的过程，不断优化解空间，广泛应用于路径规划、物流配送等领域、人工免疫算法在异常检测和模式识别中有着重要应用，尤其在网络安全领域，如入侵检测系统（IDS）中。AIA通过模拟生物免疫系统的学习和适应机制，能够有效识别未知的攻击模式，提升系统的安全性……

**对《计算智能》这门课程的思考与建议**

《计算智能》作为人工智能专业的核心课程之一，旨在为学生提供计算智能的基本原理与方法，培养学生在实际问题中应用计算智能工具的能力。以下是我对这门课程的思考和建议：

**1. 课程内容与应用结合**

* **思考**：计算智能不仅是一门理论性较强的课程，同时其应用性也非常广泛。在教学过程中，应该更加注重理论与实际应用的结合，尤其是在当前人工智能快速发展的背景下，学生需要学到的知识不仅包括算法原理，还应包括如何将这些算法应用到具体问题中。
* **建议**：课程内容应结合当今AI领域的热点技术，尤其是在图像处理、自然语言处理、自动驾驶、智能制造等领域的应用，增加相关案例和实践内容。可以通过项目驱动、案例分析等方式让学生了解如何使用计算智能解决实际问题。

**2. 基础与前沿相结合**

* **思考**：计算智能包含很多经典的算法和方法，如遗传算法、粒子群优化、模糊逻辑等，学生需要具备扎实的基础知识；同时，人工智能技术也在快速发展，新的算法和应用不断涌现，课程应及时跟进前沿技术，保持更新。
* **建议**：课程内容可以分为两个层次：基础部分聚焦于经典算法的学习，前沿部分介绍最新的研究成果和技术应用。例如，可以引入深度学习的优化算法（如生成对抗网络、强化学习等），以及其在实际场景中的应用，如自动驾驶、机器人控制等。

**3. 跨学科知识的融入**

* **思考**：计算智能与多个学科（如控制工程、计算机科学、运筹学等）密切相关，在教学过程中，学生不仅要掌握计算智能的算法，还需要具备跨学科的知识，才能更好地将算法应用到具体场景中。
* **建议**：在课程中融入跨学科的知识，例如引入一些运筹学、系统理论、数据科学等基础内容，使学生能够理解计算智能在复杂系统中的作用。还可以结合实际应用，讲解计算智能如何在智能制造、金融、医疗等行业中发挥作用，增强学生的跨学科视野。

**4. 增强可解释性与伦理教育**

* **思考**：随着人工智能技术的广泛应用，如何理解和解释AI模型的决策变得愈加重要。尤其是计算智能中，很多模型（如深度学习、遗传算法）往往被视为“黑箱”，难以解释其内部机制，这可能带来信任危机和伦理问题。
* **建议**：可以在课程中增加关于人工智能可解释性和伦理方面的讨论，让学生了解如何评估和改进计算智能算法的透明度，避免“黑箱”问题。此外，课程应关注AI技术的伦理问题，如隐私保护、公平性、可持续性等，培养学生的责任感和道德意识。