

分类号: TP662.9

密级: 公开

UDC: 004.8

编号: S202370106

中国舰船研究院

硕士学位论文

基于人工智能的船舶电气系统设计技术

作者: 黄一学

指导老师: 秦克 研究员

学科专业: 船舶与海洋结构物设计制造

中国舰船研究设计中心

二〇二三年三月

分类号 TP662.9

密级 公 开

U D C 004.8

编号 S202370104

硕 士 学 位 论 文

基于人工智能的船舶电气系统设计技术

Artificial intelligence-based ship electrical system design technology

指导教师姓名： 秦克/罗威

职 称： 研究员/高级工程师

学位申请人姓名： 黄一学

申请学位级别： 工学硕士

专业名称： 船舶与海洋结构物设计制造

研究方向： 船舶智能设计

论文提交时间： 二〇二三年三月

培养单位： 中国舰船研究设计中心

学位授予单位： 中国舰船研究院

摘 要

船舶电力系统是船舶最关键的子系统之一，其设计是船舶总体设计中的关键环节。现阶段船舶电气系统设计方法和手段已经实现了数字化，但由于现代船舶电气系统规模庞大、结构复杂，导致其设计周期长、设计变更频繁。传统数字化设计方法在实践应用中暴露出设计速度慢、设计差错率高、牵连变更工作量大等尖锐问题，这些问题已经成为制约船舶设计工作进一步提升效率的瓶颈。随着人工智能技术快速发展，基于人工智能的设计技术越来越广泛的应用于装备和产品的设计领域，大大提高了设计能力和效率，节省了人力投入，也为解决电气图纸的设计提供了新手段。本文从构建智能设计系统的角度出发研究如何提升设计过程中的智能化水平并应用于实际船舶设计，主要研究工作如下：

针对巨型配电网配电网设计过程中，集群拓扑与配电节点设计两者相互耦合导致设计速度慢，设计难度高的问题，提出一种基于模拟势场法的自适应配电网设计方法。采用模拟势场的方法，计算所有用电设备在模拟势场作用下的汇聚情况，计算配电节点与用电设备间的拓扑关系、空间位置及电气参数。并采用顶点渲染器进行计算加速。测试样例涵盖从 4000 个到 20000 个用电设备节点，针对测试样例的实验结果表明：本方法的设计结果合理，能够实现自动化配电网设计工作。20000 个用电设备的测试样例的设计规划用时 16 分钟，相较于传统算法数天的计算时间，设计速度提升显著。应用加速方法后，设计用时 6 分钟，设计时间缩短 62%。本技术可应用于大型船舶的配电网设计中，实现配网拓扑、配电节点的快速设计，提高船舶配网的设计效率。

针对目前船舶总体设计过程中电气图纸设计自动化程度低、人力消耗大、易出错等问题，提出一种融合先验规则和深度学习的电气图纸自动化布局算法。首先根据电气原理图布局的拓扑特点，基于树状图拓扑结构提炼典型先验规则；其次，以电气连接关系为输入，生成初步原理图；最后，采用奇异值分解方法提取连接关系特征，并使用深度网络对初步原理图参数进行优化。选取某型船舶的 7 张典型图纸开展验证，结果表明：本方法可在保证图纸连接关系正确的同时，实现自动化电气图纸设计任务。在更大样本的布线试验中，99.1%的图纸都能在 10 秒内完成布线。本技术可以应用在所有连接关系为树状拓扑的电气布线任务中，实现电气图纸正确、快速、合理的自动化布线布局，有效提高电气设计工作中的自动化程度，进而提高船舶的总体设计能力。

关键词：深度学习，先验规则，模拟势场法，硬件加速，配电网设计

Abstract

The ship's electrical system is one of the most critical subsystems of the ship, and the design of the ship's electrical system is a key link in the overall design of the ship. At this stage, the design methods and means of ship electrical system have been digitized. However, due to the large scale and complex structure of modern ship electrical system, the design cycle of ship power system is long and the design changes are frequent. Traditional digital design methods have exposed sharp problems such as slow design speed, high design error rate, and heavy workload involved in changes in practical application. These problems have become bottlenecks that restrict the further improvement of ship design work efficiency. With the rapid development of artificial intelligence technology, artificial intelligence-based design technology is more and more widely used in the field of equipment and product design, which greatly improves the design ability and efficiency, saves manpower investment, and provides a solution for the design of electrical drawings. new means. From the perspective of building an intelligent design system, this paper studies how to improve the intelligence level in the design process and apply it to actual ship design. The main research work is as follows: Aiming at the problem of slow design speed and high design difficulty due to the mutual coupling between cluster topology and distribution node design in the design process of giant distribution network distribution network, an adaptive distribution network design method based on simulated potential field method is proposed. The method of simulating the potential field is used to calculate the convergence of all electrical equipment under the action of the simulated potential field, and to calculate the topological relationship, spatial position and electrical parameters between the power distribution node and the electrical equipment. And use the vertex shader for calculation acceleration. The test samples cover from 4000 to 20000 electrical equipment nodes. The experimental results for the test samples show that the design results of this method are reasonable and can realize the automatic distribution network design work. The design and planning of 20,000 test samples of electrical equipment took 16 minutes. Compared with the calculation time of several days for traditional algorithms, the design speed has been significantly improved. After applying the accelerated method, the design took 6 minutes, a 62% reduction in design time. This technology can be applied to the design of distribution network of large ships, realize the rapid design of distribution network topology and distribution nodes, and improve the design efficiency of ship distribution network. Aiming at the problems of low degree of automation, high manpower consumption, and error-prone in the current general ship design process, an automatic layout algorithm for electrical drawings

that integrates prior rules and deep learning is proposed. First, according to the topological characteristics of the electrical schematic diagram layout, the typical prior rules are extracted based on the topology of the tree diagram; secondly, the electrical connection relationship is used as input to generate a preliminary schematic diagram; finally, the singular value decomposition method is used to extract the characteristics of the connection relationship, and use the deep network optimizes the preliminary schematic parameters. Seven typical drawings of a certain type of ship were selected for verification. The results show that this method can realize the automatic electrical drawing design task while ensuring the correct connection relationship of the drawings. In the wiring test of a larger sample, 99.1% of the drawings can be wired within 10 seconds. This technology can be applied to all electrical wiring tasks whose connection relationship is a tree topology, realizes correct, fast and reasonable automatic wiring layout of electrical drawings, effectively improves the degree of automation in electrical design work, and then improves the overall design capability of ships.

Keywords: deep learning, prior rules, simulated potential field method, hardware acceleration, distribution network design

目 录

第一章 绪论.....	1
1.1 研究的背景、目的及意义	1
1.1.1 研究背景.....	1
1.1.2 研究目的及意义.....	1
1.2 国内外研究现状.....	2
1.2.1 自动化布局布线研究现状.....	2
1.2.2 深度学习研究现状.....	3
1.2.3 配电网设计优化问题研究现状.....	3
1.2.4 先验规则与数据融合驱动的智能设计系统研究现状	4
1.3 本文的主要研究工作.....	4
1.3.1 论文的研究内容.....	4
1.3.2 论文的结构安排.....	5
第二章 相关理论与算法	7
2.1 模拟势场法.....	7
2.2 并行计算与存储架构.....	7
2.3 群论与群的封闭性.....	9
2.4 先验规则引导的深度神经网络优化算法	10
2.5 本章小结.....	10
第三章 基于模拟势场法的自适应配电网设计方法	11
3.1 问题抽象.....	11
3.1.1 配电网拓扑模型.....	11
3.1.2 储备功率容量.....	12
3.1.3 配电网拓扑设计问题抽象.....	12
3.1.4 顶点渲染器渲染管线模型.....	13
3.2 基于模拟势场法的自适应配电网设计方法	14
3.2.1 基于模拟势场法的智能集群算法.....	14
3.2.2 自适应配点节点功率规划算法.....	18
3.3 顶点渲染器改进与适配.....	19
3.3.1 计算管线的改进.....	19
3.3.2 内存架构.....	20
3.3.3 方法实现.....	22
3.4 实验验证与结果分析.....	25
3.4.1 算法评估与分析.....	25
3.4.2 基于顶点渲染器的加速方法验证数据对比	29

3.4.3 实验结论	31
3.5 本章小结	32
第四章 先验规则和深度学习融合驱动的船舶电气图纸布局算法	33
4.1 方法整体架构	33
4.2 电气图纸布局算法先验规则	37
4.2.1 场景抽象与分类	37
4.2.2 群的封闭性与规则的可靠性	38
4.2.3 先验规则	40
4.3 基于深度神经网络的布局参数优化算法	43
4.4 实验与验证	46
4.4.1 布局实例与仿真	46
4.4.2 先验规则布局实验	49
4.4.3 参数优化神经网络训练实验	50
4.4.4 末端优化实验	51
4.4.5 布局布线速度分布实验	52
4.4.6 实验结论	54
4.5 本章小结	54
第五章 全文总结与研究展望	55
5.1 全文总结	55
5.2 研究展望	55
参考文献	57

图 目 录

图 3.1 基于模拟势场法的自适应配电网设计方法架构图.....	15
图 3.2 基于模拟势场法的自适应配电网设计方法流程图.....	16
图 3.3 流处理器控制流程示意图.....	19
图 3.4 基于顶点渲染器的配电网设计加速方法整体架构图.....	22
图 3.5 基于顶点渲染器的配电网设计加速方法流程图.....	23
图 3.6 统一架构下变量调用修改流程图.....	24
图 3.7 方法运算时间与设计规模数据曲线图.....	25
图 3.8 不同用电设备数量下配电节点平均子节点数量柱状图.....	26
图 3.9 不同用电设备数量下配电节点子节点数量标准差柱状图.....	27
图 3.10 不同用电设备数量下配电节点平均负载率柱状图.....	28
图 3.11 不同用电设备数量下配电节点负载率标准差柱状图.....	29
图 3.12 不同计算平台计算时间柱状图.....	30
图 3.13 不同计算平台计算时内存消耗柱状图.....	31
图 4.1 方法整体构架图.....	34
图 4.2 节点迭代法伪代码.....	36
图 4.3 节点迭代运行流程图.....	36
图 4.4 树状接线图.....	37
图 4.5 元件串联场景图.....	41
图 4.6 元件子图串联场景图.....	42
图 4.7 元件子图并联场景图.....	42
图 4.8 神经网络优化方法示意图.....	43
图 4.9 连接拓扑与连接关系矩阵的转换关系.....	44
图 4.10 神经网络结构与参数示意图.....	45
图 4.11 复杂场景布局步骤示意图.....	46
图 4.12 复杂场景布局步骤示意图 2.....	47
图 4.13 复杂场景布局结果示意图.....	48
图 4.14 应急充放电汇流排布局图.....	49
图 4.15 应急充放电汇流排 CAD 工程图	49

图 4.16 神经网络训练过程中损失函数的收敛趋势.....	51
图 4.17 布局样本元件数量分布图.....	53
图 4.18 布局布线所需时间分布.....	53
图 4.19 布局布线速度与元件数量关系图.....	53

表 目 录

表 3.1 运算时间统计表.....25

表 4.1 神经网络训练超参数设置.....45

表 4.2 先验规则布局实验结果.....50

表 4.3 末端优化实验结果.....52

第一章 绪论

1.1 研究的背景、目的及意义

1.1.1 研究背景

船舶电力系统是船舶最关键的分系统之一，其主要功能是为全舰各类用电设备在不同工况下提供可靠的电力保障。船舶电力系统通过电缆将电源设备、变电设备、配电设备和用电设备连接成一个有机整体，根据运行工况和用电设备的不同，分别实现正常供电、应急供电、事故供电、监测与控制以及故障隔离保护等功能。船舶电气系统原理设计是船舶总体设计中的关键环节，随着 CAD 技术在设计中得到广泛应用，船舶电气系统已经完全摆脱了基于笔纸的设计，设计方法和手段实现了数字化。

大型水面船舶的电气设计过程中，需要规划的用电设备数以万计，其电气连接拓扑也异常复杂，并且在设计过程中需求配置调整相当频繁，传统的工程技术人员手工设计的设计方法已经无法适应现阶段大型水面船舶的设计要求，因此需要研究一种在船舶配电网设计过程中，在电气负荷动态变化的情况下可以实现电气设备动态拓扑构建的智能化设计技术。

同时由于现代船舶电气系统规模庞大、结构复杂，导致船舶电力系统的设计周期长、设计变更频繁^[1]。基于纯 CAD 的设计方法在实践应用中暴露出设计速度慢、设计差错率高、牵连变更工作量大等尖锐问题，这些问题已经成为制约船舶设计工作进一步提升效率的瓶颈。随着人工智能技术快速发展，基于人工智能的设计技术越来越广泛的应用于装备和产品的设计领域（如芯片设计和建筑设计），大大提高了设计能力和效率，节省了人力投入。智能化设计技术为大型水面船舶的电气设计提供了新的思路 and 手段^[2]。

1.1.2 研究目的及意义

现阶段，大型水面船舶电气设计瓶颈主要集中在两个方面。

其一为海量的电气图纸的布局布线问题。为解决海量电气图纸的布局布线问题，需要研究一种自动化的电气图纸布局布线方法，在保证电气线路原理正确的基础上，使用尽可能小的图纸面积、尽可能短的线路长度完成电气图纸的设计绘制，并尽可能兼顾工程技术人员阅读习惯。上述研究具有以下意义。第一，提高设计效率：布局布线是电气系统设计的重要步骤之一，通过自动化解海量图纸的布局布线问题，可以大大缩短设计时间，减轻工程师的工作量。第二，提高设计质量：自动化布局布线可

以确保电气系统的布局合理，布线规范，从而减少设计错误和故障，提高设计质量。

第三，提高系统可靠性：布局布线的合理性和规范性是保证电气系统可靠性的重要因素之一。自动化布局布线可以确保电气系统符合标准，并且可以在设计阶段检测并消除潜在的故障点，从而提高系统的可靠性。第四，减少维护成本：电气系统的布线质量直接影响维护成本。自动化布局布线可以确保布线合理，规范，从而减少故障率，减少维护成本。

其二为巨型配电网络的拓扑优化问题。为解决巨型配电网络的拓扑优化问题，需要研究一种自动化电力配网设计方法，针对配电要求和负荷平衡等约束条件，设计相关的配网拓扑优化算法和配电设备规划算法，快速自动规划设计大型水面船舶的巨型配电网络。上述研究具有以下意义。第一，提高网络的可靠性：大型水面船舶的配电网络通常由大量配电节点、电气线路和用电设备组成，具有高度的耦合性和复杂性，通过拓扑优化可以平衡网络中各个配电节点的功率容量利用率，减少功率瓶颈点，提高配电网络的可靠性。第二，降低设备材料成本：通过拓扑优化可以减少网络的总线路长度和节点数量，降低配电网络的设备材料成本。第三，改善电力质量：通过拓扑优化可以平衡电力负荷，改善电力质量，降低电压波动和高次谐波扭曲等。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 自动化布局布线研究现状

对于布局算法，目前主要有深度强化学习和对抗生成网络两条技术路径。在深度强化学习方面，来自于美国 Google 公司的研究人员对芯片布局这类问题进行了大量的研究，Google 的研究人员在 Min-cut、Force-direction、Partitioning 等算法^[3]的研究基础上提出了一种基于深度强化学习的芯片布局的规划算法，该算法将芯片布局规划问题作为一个强化学习问题，并应用了一种基于边的图卷积神经网络架构，能够学习芯片拓扑的特征并将其表征，最终通过大量的训练解决芯片布局的自动化设计问题^[4]。国内上海交通大学研究人员在上述研究基础上按照芯片功能层级开展了进一步的研究，提出了一种称为 DeepPlace 的联合学习方法用于放置宏和标准单元，实现了端到端的布局任务的学习^[5]。在对抗生成网络方面，加拿大西蒙菲莎大学的学者对于建筑设计中的布局问题，提出了一种生成器和鉴别器建立在关系架构上的图约束生成对抗网络。他们通过将约束编码到其关系网络的图结构中来实现生成器和鉴别器的关系连接^[6]。该研究在可解释性方面存在欠缺，因此来自加拿大的另一支研究团队从图论出发，结

合组合优化与推理的场景，提出了一系列的图神经网络应用于对抗生成网络的方法^[7]。对于布线算法，国内天津大学的研究人员提出了一种协同进化算法的船舶管道布线设计方法^[8]。该方法通过将工作空间划分为三维网格单元，结合迷宫算法^[9]、非支配排序遗传算法 II^[10]和协同进化非支配排序遗传算法^[11-13]，实现了一种可以在帕累托最优解中提取最佳折衷管道的优化程序。

1.2.2 深度学习研究现状

深度学习是机器学习领域的一种重要技术，近年来在计算机视觉^[14]、自然语言处理^[15]、语音识别^[16]等领域取得了巨大的进展。在图像识别领域，深度卷积神经网络（CNN）已经成为图像识别领域的主流技术。其应用已经扩展到了人脸识别、目标检测、图像分割等领域。在自然语言处理领域，深度学习在自然语言处理领域也有广泛的应用，包括语言模型、机器翻译、文本分类、命名实体识别等。在语音识别领域，深度学习在语音识别领域也取得了很大的成功。通过使用循环神经网络（RNN）^[17]、长短时记忆网络（LSTM）^[18]等模型，语音识别的准确率得到了显著提升。深度学习在强化学习领域也有广泛的应用^[19]。通过使用深度神经网络作为价值函数，增强学习能够在多种任务中实现超人水平的表现。在自动化设计领域，深度学习更是为智能化设计提供了大量的技术支撑^[20]：在原型设计阶段，通过训练神经网络来自动生成电路图^[21]、机械结构^[22]等设计图等，可以帮助设计人员更快速地进行设计，并且可以根据需求自动生成多个优秀的设计方案。在设计迭代阶段，深度学习加持的自动化优化展现出突出的性能优势，在电子电路设计中使用深度强化学习技术来进行电路参数优化。可以使设计更快速、更精确，并且可以节约设计成本。

1.2.3 配电网设计优化问题研究现状

现有对于配电网设计优化问题的研究主要集中在商业领域。如法国达索公司的CAD设计软件 Catia 就具有 3D 场景中完整且统一的电气线束设计解决方案^[23]，可以实现在设计过程中，确定 3D 电线电缆路线，以获得实际线束直径以及电线/电缆长度。并可以在设计过程中轻松同步更改，以将 3D 设计中的更改反映到制造文档中。但是该研究仅针对较小规模的配电网，在配电网规模较大时，该算法需要的计算时间过长，无法融入实际生产流程。

1.2.4 先验规则与数据融合驱动的智能设计系统研究现状

针对规则与数据融合驱动的智能化设计的相关研究主要集中于美国国防高级研究计划局（DRPPA），该研究机构已经在以下领域取得了一定的成果。

在设计系统知识库建设方面，DRPPA主导的自动化科学知识提取（ASKE）计划旨在开发技术以自动化科学知识发现、管理和应用的一些手动过程。ASKE 是 DARPA 人工智能探索（AIE）计划的一部分，该计划是该机构更广泛的人工智能投资战略的关键组成部分，旨在确保美国在这一关键且快速加速的技术领域保持优势。ASKE 寻求开发方法，通过解释和公开现有模型代码中的科学知识和假设，使科学家更容易构建、维护和推理复杂系统的丰富模型（可能包括物理、生物、社会、工程或混合系统）和文档，自动识别新的数据和信息资源，从这些来源中提取有用的信息，将这些有用的信息集成到机器管理的专家模型中，并以稳健的方式执行这些模型。

在知识推理方面，DRPPA 主导了基于自动化科学知识提取（ASKE）人工智能（AI）探索工作，DARPA 的自动化科学知识提取和建模（ASKEM）计划将使用 AI 方法和工具来创建、维持和增强复杂的模型和模拟器。这些工具将使专家能够维护、重用和调整大量异构数据、知识和模型——具有跨知识源、模型假设和模型适应度的可追溯性。项目执行者将模型和模拟器应用于各种用例，重点是对 COVID-19 等病毒流行病的建模，以及空间天气的原因和影响。

在知识与数据融合方面，DRPPA 主导的数据驱动的模式发现（D3M）计划开发了一个自动化模型发现系统，使具有主题专业知识但没有数据科学背景的用户能够创建真实、复杂过程的经验模型。这种能力将使主题专家能够在不需要数据科学家的情况下创建经验模型，并将通过自动化提高专家数据科学家的生产。D3M 自动模型发现过程将通过下面三个关键技术实现：（1）可选原语库。将开发一个可发现的数据建模原语存档，作为复杂建模管道的基本构建块。（2）复杂模型的自动组合。将开发用于自动选择模型基元并将所选基元组合成基于用户指定的数据和感兴趣的结果的复杂建模管道的技术。（3）人机交互模型管理系统。将开发一种方法和界面来促进人机交互，从而使非数据科学家的用户能够正式定义建模问题并管理自动构建的模型。

1.3 本文的主要研究工作

1.3.1 论文的研究内容

针对布局和布线问题，现有研究已经取得一定的成果，但还存在两个方面的挑战：一是现有的方法往往聚焦于独立的布局或者布线问题，在布局和布线相互耦合的场景

下,尚无一种一体化方法;二是现有布局优化算法,多使用端到端的神经网络算法,其效果高度依赖数据数量与质量,缺乏完整规则的支撑,无法避免布线失败或错误,这些方法在芯片设计等一次设计、多次生产的应用场景下具有一定应用价值,但是在船舶电气设计这种大规模设计、多次迭代、一次生产的场景下难以应用。

针对船舶电气图纸设计问题,本文的研究主要集中于以下几个方面:其一,需要研究电气图纸的拓扑结构分类,并分析其拓扑特点,总结形成一套布局布线先验规则。其二,基于此先验规则,研究完成基本的布局布线所需的算法流程和约束条件。其三,在前述研究基础上,研究深度神经网络对布线和布局中的参数进行微调和优化作用,探索利用深度神经网络优化图纸的布局 and 合理性的方法。

针对大型水面船舶巨型配电网络拓扑优化问题,本文的研究主要集中于以下几个方面:其一,研究并建立用电设备的用电特征数学模型,强化对物理设备的抽象描述方法,同时也为各类约束条件的抽象化提供理论基础支撑。其二,针对配电要求和负荷平衡等约束条件,研究并设计相关的负荷聚类算法和布线算法,为船舶配电原理设计提供技术工具。其三,针对大型水面船舶用电设备数量规模大的特点,充分利用现有 GPU 等并行计算资源,对上述算法进行改进和探索,使其能够快速实现数万用电设备的智能化聚类 and 布线。

1.3.2 论文的结构安排

本文共有五个章节,各章研究内容如下:

第一章为绪论,首先介绍本文的研究背景、目的及意义,然后介绍了国内外相关领域的研究现状,最后说明了本文的主要研究工作。

第二章介绍了本文所提出研究成果的相关理论知识基础,重点介绍了先验规则引导的深度神经网络优化算法、群论与群的封闭性、模拟势场法和并行计算及其存储架构四块理论基础。

第三章提出了基于模拟势场法的自适应配电网设计方法,构建了方法所面临的设计问题对应的数学模型,介绍了基于模拟势场法的自适应配电网设计方法。同时提出了基于顶点渲染器的配电网设计加速方法,介绍了顶点渲染器的编程模型,说明了方法的执行流程和编程实现,并通过实验对方法的各项性能指标进行验证。

第四章提出了先验规则和深度学习融合驱动的船舶电气图纸布局算法，介绍了算法中所用的电器图纸布局先验规则和基于深度神经网络布局参数优化算法，展示了其实验验证结果并对验证结果进行了分析。

第五章对全文进行总结，分析本文所提出方法的现实意义，并展望了此领域更进一步的研究方向。

第二章 相关理论与算法

模拟势场法通常用于解决物理仿真问题，即通过模拟势场来预测一些物理量的变化方式，由于物理场通常满足最小作用原理，也常常用于一些设计和规划问题中。本章首先介绍的模拟势场法，以及对应的一些模拟势场加速方法，如何高效利用模拟势场法解决配电网设计问题是本文的第一个研究重点。同时本章介绍了群论与群的封闭性，该部分理论用于证明先验规则的完备性。在此基础上，介绍了先验规则引导的深度神经网络相关理论，可以为原理图中布局布线问题提供一种全新的解决路径。针对先验规则和深度学习融合驱动的电气图纸布局算法是本文的第二个研究重点。

2.1 模拟势场法

物理场模型是指用数学工具描述物理现象中的场的分布和演化的模型^[24]。场是指一种可以在空间中分布的物理量，如电场、磁场、重力场等。在物理学中，场论是一种基本的理论框架，涉及到许多重要的概念和定律，如麦克斯韦方程组、电磁波、量子场论等。在物理场模型中，物理场可以被视为在空间中连续分布的函数，这个函数可以用不同的数学表达式来描述。这些表达式通常是关于时间和空间的函数，用来描述场的强度、方向和变化情况。

物理场的模拟是指使用计算机和数值方法来模拟和计算物理场在空间中的分布和演化。这些数值方法基于物理场方程和初始条件，将空间离散化为有限的网格，通过迭代计算来逐步逼近场的实际分布情况。

物理场的模拟可以通过多种数值方法来实现，例如有限元法、有限差分法、谱方法等。在物理场模拟中，需要对场方程和边界条件进行离散化处理，然后用迭代算法来求解。在迭代过程中，需要控制数值误差和收敛性，以保证模拟结果的精度和可靠性。

物理场模拟是一种广泛应用于科学研究和工程实践的方法，如计算机图形学、工程设计、气象学、地球物理学等都存在物理场模拟的应用^[25]。物理场的模拟^[26]是一种非常重要的工具和方法，可以帮助人们更深入地理解自然现象和工程问题，并为科学研究和工程实践提供支持和指导^[27]。

2.2 并行计算与存储架构

并行计算指的是使用多个处理器或计算机同时执行任务的计算方式^[28]。它可以显著提高计算效率和吞吐量，特别是在处理大数据和复杂计算时。并行计算技术已经广

泛应用于科学、工程、金融、医疗、社交网络等领域^[29]，例如算法加速、数据库、大规模数据处理平台等。并行计算具有以下优点：

1. 提高计算效率：并行计算可以同时执行多个任务，可以大幅缩短计算时间，提高计算效率。
2. 处理大数据：并行计算可以处理大量数据，提高数据吞吐量，例如在机器学习、数据挖掘等领域，提高数据吞吐量可以有效提高程序的收敛速度。
3. 提高系统吞吐量：并行计算可以利用多个处理器或计算机的资源，提高系统吞吐量。
4. 提高系统可靠性：并行计算可以在一台计算机出现故障时，其他计算机可以接管计算任务，从而提高系统可靠性。
5. 可扩展性：并行计算系统可以根据需要动态扩展，从而适应不同规模的计算任务。

并行计算的优势在于它能够充分利用现代计算机系统中的多核心处理器、分布式计算集群等硬件资源，以及利用高级编程模型和算法来实现高效的计算。

并行计算按照其存储架构的不同可以分为两类：统一内存架构和非统一内存架构。

统一内存架构并行计算是指多个计算设备或计算机共享同一片物理内存，它们可以访问相同的变量和数据结构。在共享内存计算中，不同的处理器可以同时读写同一块内存区域，因此需要使用锁等机制保证数据的正确性和一致性。

非统一内存架构并行计算则是指多个处理器或计算机拥有各自的内存，彼此之间通过各类通信总线交换数据和协调计算。在这种存储架构下，不同的处理器或计算机通常运行着不同的进程，需要通过消息传递、影子变量等方式进行通信和数据同步。

利用显卡执行并行计算可以进一步提高计算速度和效率^[30]。显卡具有大量的计算核心和内存带宽，能够高效地执行并行计算任务。与传统的 CPU 相比，显卡在处理大规模数据集和复杂计算任务时能够实现更高的并行计算性能和更快的计算速度。利用显卡执行并行计算可以帮助开发人员加速计算任务，提高计算效率和性能，从而更好地满足现代科学计算、数据分析、机器学习等领域的需求。

利用显卡执行并行计算的优势包括：

大规模并行：显卡具有数千个处理核心，可以同时执行大量计算任务，可以显著提高计算效率和吞吐量。

高速通信：显卡具有高速通信接口，例如 PCIe，可以加快与其他设备的数据交换速度，从而提高计算效率和吞吐量。

低成本：与专用的并行计算设备相比，显卡具有相对较低的成本，可以降低系统成本。

2.3 群论与群的封闭性

群论^[31]（Group Theory）是一种研究代数结构中群的性质和结构的数学分支。群论中有许多重要的概念和定理，如拉格朗日定理、卡西迪定理、Sylow 定理、Abel 群、循环群等等。群论的研究也对其他数学领域的研究有着深远的影响，如代数拓扑、代数几何、数论等。群论的研究对象是这种代数结构的一般性质，如群的阶、子群、同态、同构等等。群论在数学和物理学^[32]中有广泛的应用，例如在几何学中，群论被用来研究对称性和拓扑性质，在物理学中，群论被用来描述对称性和守恒律，如在量子力学中，电荷守恒^[33]和自旋守恒等都与对称性有关。

在群论中，群是指一个非空集合 G 及其上的一个二元运算“ \times ”，满足以下四个条件：

封闭性：对于任意的 $a, b \in G$ ， $a \times b$ 也属于 G 。

结合律：对于任意的 $a, b, c \in G$ ，有 $(a \times b) \times c = a \times (b \times c)$ 。

单位元：存在一个元素 $e \in G$ ，使得对于任意的 $a \in G$ ， $a \times e = e \times a = a$ 。

逆元：对于任意的 $a \in G$ ，存在一个元素 $b \in G$ ，使得 $a \times b = b \times a = e$ 。

其中，第一个条件就是封闭性。它指出，在群 G 中任意两个元素 a 和 b 的运算结果 $a \times b$ 也必须属于 G 。这意味着群的运算是“内部封闭”的，即群中的任何两个元素的运算结果仍然在群中。

封闭性是群论中最基本的性质之一。如果一个代数结构不满足封闭性，那么它就不能被称为群。例如，如果在一个集合中，存在两个元素 a 和 b ，它们的运算结果不属于这个集合，那么这个集合就不是一个群。因此，封闭性是群的一个必要条件。

封闭性也是群的一个重要性质。它保证了群的运算是“良好定义”的，即群中的任何两个元素都可以进行运算，而且运算结果仍然在群中。这意味着在群中可以进行各种运算，如加法、乘法、置换等，而不必担心结果会落在群之外。封闭性也为群的其他性质和定理的证明提供了基础。

2.4 先验规则引导的深度神经网络优化算法

在机器学习和深度学习中，先验规则是一种重要的技术，它可以用来指导学习算法^[34]的搜索空间，以便更快、更准确地找到最优解。先验规则可以是基于领域知识、经验、统计数据或其他先前信息的假设或约束，它们可以帮助机器学习算法在尝试寻找最佳解决方案时更有效地搜索和优化^[35]。这些先验规则可以在学习过程中起到关键的指导作用，使得算法更快、更准确地找到最优解。

在深度学习中，先验规则通常是通过网络结构、激活函数、损失函数等方式引入的，它们可以帮助网络更快、更准确地学习任务。例如，在图像分类任务^[36]中，先验规则可以是使用卷积层和池化层，以便网络能够更好地处理图像中的局部和全局信息。在自然语言处理任务^[37]中，先验规则可以是使用 LSTM 来处理序列数据，以便网络能够更好地理解上下文和长期依赖关系^[38]。在强化学习任务中，先验规则可以是使用价值函数^[39]或策略函数^[40]的特定形式，以便算法更快地学习最佳决策。

2.5 本章小结

本章从物理场的性质和特点入手，介绍了其所使用的数学基本模型，进一步说明了模拟势场的计算方法路径。并行计算和存储架构可以影响模拟势场的计算速度，本章也充分说明了并行计算的应用场景和存储架构对计算性能的影响。介绍了群论与群的封闭性，为先验规则的完备性证明奠定了数学基础。最后介绍了先验规则引导的深度神经网络的相关技术路径，为先验规则和深度学习融合的船舶电气图纸设计算法的设计工作提供了理论指导。

第三章 基于模拟势场法的自适应配电网设计方法

现阶段配电网设计主要面临着如下几个问题：第一，拓扑结构不均匀，导致配电网建造成本上升。第二，配电功率不均衡导致配电网系统储备容量利用率较低。尤其是随着配电网规模的增大，系统的拓扑复杂度也显著提升，拓扑结构不均匀和配电功率负载率不均匀的问题更为尖锐。除此之外传统人工设计方法面临设计速度慢，设计误差大，设计成本高的瓶颈。本章首先介绍配电网的数学模型抽象、配电网设计问题的数学描述以及顶点渲染器的编程模型，接着提出基于模拟势场法的自适应配电网设计算法，并利用顶点渲染器加速模拟势场的计算，最后在不同的测试样例下进行了实验论证。

3.1 问题抽象

3.1.1 配电网拓扑模型

配电网拓扑模型通常是对电力系统的连接关系进行抽象描述。这种抽象模型是电力系统工程设计的蓝本。

在本章中配电网可以抽象为一个图来描述其拓扑结构和电气特性。将配电网中的每个电力设备（例如变压器、开关、负载等）看作图的一个节点，将它们之间的电线或电缆看作图的一条边，线缆的功率容量使用边的权来反应，用电设备和配电设备的功率使用节点的权重来表示。

使用图表示配电网的好处是可以更加直观地描述电气拓扑结构，并且可以应用图论中的算法和工具来分析和优化配电网拓扑结构，应用诸如最短路径算法、最大流算法、拓扑排序算法等可以实现对一些复杂电路参数分析。

将配电网抽象为图的过程可以通过以下步骤实现：

1. 确定节点：找出配电网中的每个电力设备，并将它们作为图的节点。
2. 确定边：确定每个节点之间的连接关系，即它们之间的电缆或导线。将这些连接关系表示为图的边。
3. 确定边的权：将电缆的承载功率作为每条边的权。

确定节点的权：将用电设备或配电设备的功率作为其对应节点的权。

通过将配电网抽象为图，可以更好地描述电路的拓扑结构和电气特性，这有助于我们更好地理解和管理配电系统。同时，通过应用图论算法，可以更加有效地优化电路运行和管理，提高系统效率和可靠性。

3.1.2 储备功率容量

配电网的线路储备功率容量是指在电网中，为了保证电力供应的可靠性和稳定性，在一些重要的线路上需要预留一定的备用容量，以应对电网突发负荷或线路故障等异常情况^[41]。

线路储备容量一般在设计阶段预留，在设计配电网时，预留一定的线路储备容量，以确保在不可避免的情况下，电网可以快速应对故障和负荷波动^[42]，保证电力供应的可靠性和稳定性。

将配电网的线路储备功率容量抽象为残量是一种常见的方法。在这种方法中，电网被建模为一个图，图中每个节点表示一个电网元件（例如，变压器、负载或发电机组），每条边表示元件之间的电流或功率流动，图的残量对应的就是储备功率容量。

3.1.3 配电网拓扑设计问题抽象

船舶的电气布线问题需要在船舶用电设备的位置和功率已知的前提下，确定配电设备的位置和功率，后根据配电设备和用电设备位置的位置和功率确定线缆的连接拓扑。并满足如下约束条件：

1. 配电设备的配电功率应大于所有与之相连的用电设备总功率。
2. 线缆的额定功率容量应大于其下级所连接的所有子用电设备的总功率。

在满足上述约束条件的前提下，将线缆总成本作为优化目标。

根据上述约束条件和优化目标，上述问题可以使用图的表示方法来进行抽象，其中用电设备和配电设备可以抽象为节点，线缆可以抽象为边，线缆的功率容量使用边的权来反应，用电设备和配电设备的功率使用节点的权重来表示。

其中节点拥有两种属性，分别为：节点的权重 p ，表征节点所代表设备的功率；节点的坐标 $c(x, y, z)$ （三维向量），表征节点的物理位置。

设配电设备的功率等级有 k 级，每级配电设备额定功率分别为 q_1, q_2, \dots, q_k ，形成集合 $A(q_1, q_2, \dots, q_k)$ 。

则上述问题可以抽象为，已知 n 个节点，其中每个节点的权重为 $p_1, p_2, p_3, \dots, p_n$ ，构成集合 V_p 。添加 m 个节点，这 m 个节点的权重应为有限实数集 $A(q_1, q_2, \dots, q_k)$ 中的元素，构成集合 V_q 。 V_p 所有节点两两相连构成 C_n^2 条边， V_q 中所有节点两两相连构成 C_m^2 条边， V_p 与 V_q 中的节点两两相连构成 $n \times m$ 条边。记这些边的集合为 E 。设 $V = V_1 \cup V_2$ 则 $G = (V, E)$ 为这些节点和边所形成的图。

设 T 为 G 生成树, 取 T 的边 l 权重为其相连的子树的所有属于 V_p 中节点的权重和乘以其相连两节点所对应的实际距离(F 范数)。即设与 l 相连的两节点为 P_1 、 P_2 , 其权重为 p_1, p_2 , 坐标为 c_1, c_2 , 其中 P_1 为离根更近的节点, T_2 为与 P_2 节点相连的子树 (包含 P_2), 则 l 的权重按照以下公式进行计算:

$$p_l = \|c_2 - c_1\|_F \sum_{p_i \in T_2} p_i \quad (3.1)$$

求生成树 T' 和集合 V_q , 使 V_q 中任一节点的子树中属于集合 V_p 的节点权重和小于该节点的权重且 T 中所有边的权重和最小。

3.1.4 顶点渲染器渲染管线模型

顶点渲染器是图形渲染管线中的重要组成部分, 主要用于处理计算机图形数据中的顶点数据。在计算机图形学中, 顶点是表示三维模型的基本构成单位。顶点渲染器的主要任务是将输入的顶点数据转换为可用于后续处理的形式, 例如转换到屏幕坐标系, 应用光照、纹理等效果等。

在现代的图形硬件中, 顶点渲染器是由可编程着色器实现的。通常, 程序员使用着色器语言编写顶点着色器, 以实现自定义的顶点处理逻辑。顶点着色器通常包括顶点变换 (例如平移、旋转、缩放)、光照计算和纹理坐标计算等功能。顶点渲染器是图形渲染管线中的第一个可编程阶段, 也是性能瓶颈之一。因此, 许多技术被开发出来, 以优化顶点渲染器的性能, 例如顶点批处理和顶点缓存等。

顶点渲染器的工作通常包括以下步骤:

1. 顶点输入: 将三维模型中的顶点数据传递到顶点着色器中。
2. 顶点着色器: 对每个输入的顶点进行处理, 包括应用变换矩阵将其转换为屏幕坐标系、进行光照计算、纹理坐标计算等操作, 并将处理后的数据传递到下一个渲染管线阶段。
3. 图元装配: 将处理后的顶点数据组合成几何图元, 通常是三角形, 以便后续的光栅化处理。
4. 光栅化: 将图元转换为像素, 并为每个像素分配颜色值。
5. 像素着色器: 对每个像素进行处理, 例如进行纹理采样、颜色计算、阴影计算等, 以生成最终的图像。
6. 输出合成: 将所有像素的颜色值组合成最终的图像, 并将其传递给显示设备。

7. 上述过程为一个基本的顶点渲染器渲染管线模型，不同的图形 API 或硬件实现可能会有所不同。上述流程可以通过适当的改造用于加速模拟势场法的相关运算。

3.2 基于模拟势场法的自适应配电网设计方法

3.2.1 基于模拟势场法的智能集群算法

根据前文所述数学抽象中，边的权重是在树的拓扑形成后才能计算的，两者相互耦合导致最优解难以直接求得。若想得到全局最优解只能采用穷举的方法遍历所有可能的树后选取最优的生成树，因此使用穷举法进行求解计算量非常大，现有计算设备难以支撑。

面对这种困境，本方案提出了一种基于功率势场的用电设备智能集群方法，该方法使用功率势场的方法来估计一部分拓扑参数，在此基础上使用匹配的方法来生成配电节点。其中基于功率势场的用电设备智能集群技术按照如下的数学模型进行计算。

在功率势场中，首先按照下述公式计算两个用电设备间的功率引力：

$$\vec{F}_{p2} = G_p \frac{P_1 P_2}{r^2} \vec{e} \quad (3.2)$$

上述公式中， G_p 为一个用户设定的常量， P_1 、 P_2 为两用电设备的功率， r 为两个用电设备空间坐标之差的F范式， \vec{e} 为两设备空间坐标差所形成向量的单位向量， \vec{F}_p 为两设备间的功率引力矢量。得到功率引力矢量后按照下述公式计算功率引力的矢量叠加：

$$\vec{F} = \sum_{i=2}^n \vec{F}_{pi} \quad (3.3)$$

再使用下述公式计算设备在功率势场作用下经过 Δt 时间后的位置点：

$$p_1(t + \Delta t) = p_1(t) + \frac{\vec{F}}{P_1} \Delta t \quad (3.4)$$

当两个设备位置之间的距离小于某一确定值后，即可将两设备合并为一个整体，迭代上述计算过程可以获得在功率势场作用下的汇聚情况。后根据汇聚后线路负载的功率值匹配对应的配电设备。

需要说明的是，在本方法中，只是使用了功率引力的概念，并未完全引入所有的引力场特点。主要由于在引力场中，仅双体问题存在解析解，而对于多体问题目前没有解析解只有数值解，并且多体问题在绝大部分场景下会形成及其复杂的且无规律的

运动轨迹，无法直接用作轨迹规划。根据自动控制原理的相关理论，对于一个自激振荡的系统，可以引入阻尼器来使系统的观测量稳定，因此对引力场进行一定的修改，在系统中引入一个完全阻尼的介质，当阻力的系数趋近于无穷大时，系统的运动学方程经过化简就成为了（3.4）式，因而我们使用上述（3.2）（3.3）（3.4）来对线缆设计进行模拟与优化。

根据上述公式模拟引力场的作用机制，将功率类比为质量，使用引力公式来计算不同用电设备之间的“作用力”，并根据此“作用力”的大小来描绘功率的运动状态，通过运动所形成的轨迹构建线缆延伸路径，从而实现用电设备的功率逐级汇聚并最终汇入电源母线，进而构建出配电网拓扑。方法的具体架构如图 3.1 所示：

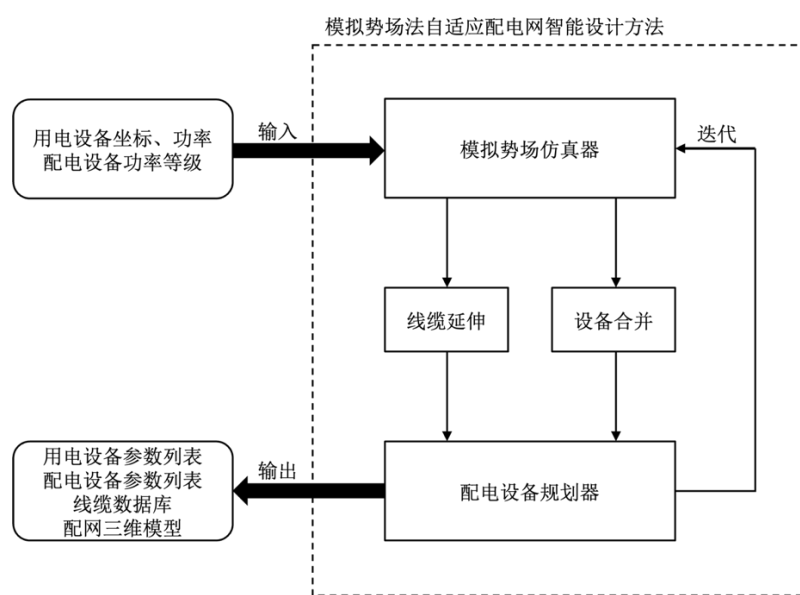


图 3.1 基于模拟势场法的自适应配电网设计方法架构图

其中，方法在开始的时候输入用电设备坐标、功率和对应的配电设备功率等级。模拟势场仿真器根据这些输入计算出每一次迭代的线缆延伸参数并将足够近的设备进行合并，配电设备规划器根据合并后的设备参数确定是否要添加配电节点，并判断是否需要结束迭代：如果最终合并后的设备数量大于 1，则继续上述模拟势场的仿真迭代；如果最终合并后的设备数量等于 1，则说明所有设备均已经汇流到同一母线，可以结束迭代，输出规划结果。

最终输出的规划结果包括以下信息：第一，用电设备参数列表，该列表中包含了用电设备的坐标，功率参数；第二，配电设备参数列表，该列表总包含了配电设备的坐标，功率参数；第三，线缆数据，线缆数据使用点集的形势来描述线缆的路径，包

含了所有的线缆路径参数；第四，配网三维模型，使用 obj 格式打包生成，包含可预览的完整配网拓扑模型。实际软件实现的流程图如下所示：

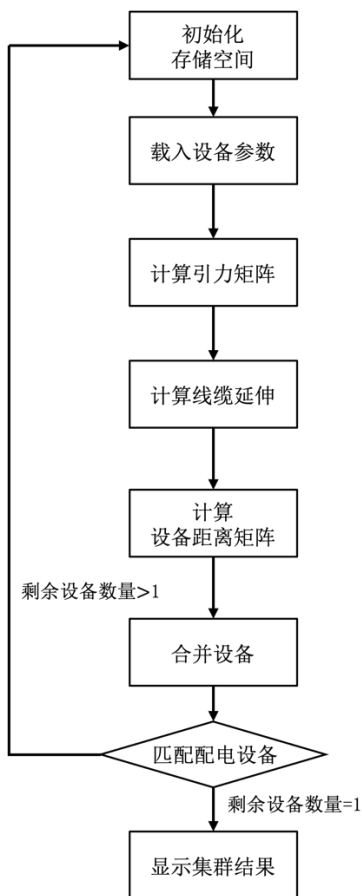


图 3.2 基于模拟势场法的自适应配电网设计方法流程图

自适应配电网设计方法是一种基于人工智能技术的智能配电网设计算法。该算法能够自动设计出最优的配电网拓扑结构，有效提高配电网的运行效率和稳定性。在这个算法中，有很多步骤需要进行详细的解释和说明。下面将详细说明自适应配电网设计方法的流程。

1. 初始化存储空间

在设计一个自适应配电网设计方法之前，需要先初始化一个存储空间。这个存储空间可以是一个数组或是一个矩阵，用于存储配电设备的位置、类型、电流负载、电压等级等信息。此外，还需要初始化一些变量，如迭代次数、误差容限等。

2. 载入设备参数

在算法的设计过程中，需要考虑各种配电设备的参数，如开关、变压器、电缆等。这些设备的参数包括型号、额定电流、额定电压等信息。在初始化存储空间后，需要将这些设备参数载入存储空间中。

3. 计算引力矩阵

在计算引力矩阵之前，需要确定一些参数，如引力系数、距离阈值等。引力系数是用来计算配电设备之间的引力大小的系数，距离阈值是用来判断配电设备之间是否存在相互引力的距离阈值。在确定了这些参数后，可以开始计算引力矩阵。引力矩阵是一个对称矩阵，用于存储配电设备之间的引力大小。

4. 计算线缆延伸

在计算线缆延伸之前，需要确定一些参数，如最小线缆长度、线缆延伸系数等。最小线缆长度是指线缆的最短长度，线缆延伸系数是用来计算线缆的延伸长度的系数。在确定了这些参数后，可以开始计算线缆延伸。线缆延伸是指将线缆延长一定的长度，以便连接到其他配电设备。

5. 计算设备距离矩阵

在计算设备距离矩阵之前，需要确定一些参数，如距离系数、距离阈值等。距离系数是用来计算配电设备之间的距离大小的系数，距离阈值是用来判断配电设备之间是否存在相互连接的距离阈值。在确定了这些参数后，可以开始计算设备距离矩阵。设备距离矩阵是一个对称矩阵，用于存储配电设备之间的距离大小。

6. 合并设备

在合并设备之前，需要确定一些参数，如合并系数、合并阈值等。合并系数是用来计算配电设备之间是否需要合并的系数，合并阈值是用来判断配电设备之间是否需要合并的阈值。在确定了这些参数后，可以开始合并设备。合并设备是指将距离较近、负载相似的配电设备合并为一个设备，以减少配电网中设备的数量。

7. 匹配配电设备

在匹配配电设备之前，需要确定一些参数，如匹配系数、匹配阈值等。匹配系数是用来计算配电设备之间是否需要匹配的系数，匹配阈值是用来判断配电设备之间是否需要匹配的阈值。在确定了这些参数后，可以开始匹配配电设备。匹配配电设备是指将距离较近、负载相似的配电设备匹配起来，以减少配电网中设备之间的连接。

8. 重复设计流程

在完成上述流程后，需要判断是否还有未匹配的配电设备。如果还有未匹配的配电设备，需要重复上述流程，直到没有未匹配的配电设备为止。

9. 导出设计结果

当配电设备全部匹配完毕后，就可以导出最终的配电网设计结果。设计结果包括配电设备的位置、型号、连接方式等信息。

上述算法能够自动设计出最优的配电网拓扑结构，并导出完善的配电网设计结果，提高配电网的运行效率和稳定性。经过后续实验检验，本方法可以有效的设计大规模配电网，虽然并不能在理论上收敛到全局最优解，但是通过模拟势场的估计，设计水平相较于人工已有显著提升。

3.2.2 自适应配点节点功率规划算法

配电节点是指配电系统中的一个位置或点，用于分配、控制或保护电能。在配电系统中，配电节点通常位于主干线路、支路或末端负载之间。发电机将经由电源母线将电能传输到配电节点，配电节点将电能分配到支路或末端负载。配电节点还可以用于控制电气保护，提供诸如防雷，漏电保护等功能，以保护电气设备和人员的安全。配电节点的种类和数量取决于配电系统的复杂程度和负载需求。在设计和维护配电系统时，需综合考虑配电节点的位置和功能，以确保系统的正常运行和安全性。

配电容量整定是指对配电系统进行负载计算和分析，确定所需的配电容量，以保证系统的正常运行和可靠性。通常，配电容量整定涉及以下几个步骤：

1. 收集系统数据：首先需要收集配电系统的相关数据，例如负载类型、负载大小、线路长度等。这些数据可以通过统计电气图纸或通过电气仿真来获取。
2. 确定负载类型和负载大小：根据所收集的数据和实际需求，确定负载类型和负载大小。负载类型包括照明、电气加热、动力负载等。负载大小可能包括预计的最大负载、平均负载和峰值负载等。
3. 计算功率需求：根据负载类型、负载大小和线路特性，计算每个负载的功率需求。对于三相电路，还需要考虑功率相位平衡。
4. 确定容量需求：将所有负载的功率相加，得到总负载功率。根据总负载功率，确定所需的容量。

为了充分利用配点设备的功率容量，本章方法选择了贪婪算法来规划配电节点的功率等级。基于贪婪算法的配电容量规划方法分为以下几个步骤：

1. 初始化。导入配电设备功率等级列表，并按照从小到大的顺序进行排列。
2. 计算负荷需求。根据负荷数据，计算已合并节点的总功率负荷需求。

3. 计算电力容量。根据上一步的功率负荷需求和目标功率容量利用率计算加上备用功率容量之后的配电功率容量。
4. 判断容量是否足够。判断当前容量是否足够，如果足够则不需要再增加电力容量；如果不足则需要增加电力容量。
5. 更新电力容量。根据贪婪算法的思想，每次增加的电力容量应该是当前节点需要的电力容量和其他节点需要的电力容量中的最大值。因此，根据当前节点的需要和其他节点的需要，更新电力容量。
6. 判断停止条件。判断当前的电力容量是否满足需求，如果满足则停止算法，否则返回步骤 3 继续迭代。

需要注意的是，贪婪算法在求解最优解时并不保证能够找到全局最优解，因此在实际应用中需要根据具体情况来评估算法的效果和可行性。

3.3 顶点渲染器改进与适配

3.3.1 计算管线的改进

本章所述的基于模拟势场法的自适应配电网设计方法中存在大量的独立数据运算，可以充分利用显示适配器中的大量流处理器来加速计算过程^[43]。GPU（图形处理单元）具有高度的并行性和专门优化的硬件架构，由多个流处理器组成，能够同时执行大规模的并行计算任务。它拥有多层内存以及高内存带宽，适用于处理复杂的图形渲染、科学计算和深度学习等工作负载，提供卓越的计算性能和加速。通过充分利用 GPU 的计算资源可以有效的提高计算速度，其中流处理器的控制主要流程如图 3.3 所示：

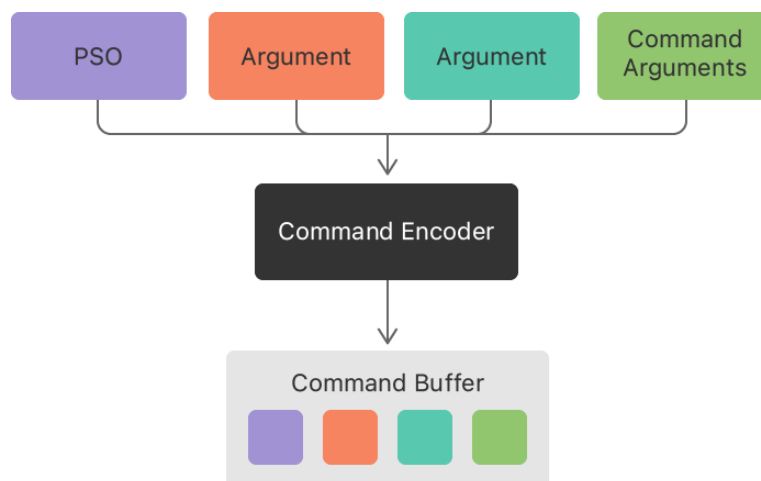


图 3.3 流处理器控制流程示意图

这些流处理器原本设计用于处理计算机显示 3D 图形时的顶点渲染工作，因此也称为顶点渲染器，基于顶点渲染器的模拟势场加速方法通过对顶点渲染器的改造，使其可用于加速模拟势场的计算速度。改造后的顶点渲染器按照如下流程工作：

1. 顶点渲染器初始化。首先搜索系统中可用的显示适配器并向操作系统申请其控制接口。在操作系统返回控制接口后，利用该接口初始化顶点渲染器。
2. 加载管线。中央处理器读取顶点渲染器中每个流处理器所需要执行程序的源代码，编译该代码，并控制每个顶点渲染器创建计算管线。
3. 创建缓冲区。指定顶点渲染器计算所用数据缓冲区。将上一步中编译出的机器码写入指令缓冲区。将缓冲区和渲染管线对接。
4. 指定计算规模。读取显示适配器内所包含的顶点渲染器的数量，并据此计算所需的线程数以及线程组数。
5. 提交计算。将前文所述的数据缓冲区与指令缓冲区编码后提交至显示适配器计算。等待计算完成。
6. 读取结果。计算完成后，从缓冲区读取计算完成的结果，并将其回填至原数据结构。

通过上述方法，可以充分发挥大量顶点渲染器在执行大量重复不相关计算方面的优势，与本算法的实际计算需求相吻合，可以大大提高前文所述的模拟势场的计算速度。

3.3.2 内存架构

CPU 内存和显存之间的交互是计算机系统中重要的一环，在图形渲染和深度学习等应用中，需要频繁地在 CPU 和 GPU 之间传输数据。

通常情况下，CPU 和 GPU 拥有各自独立的内存，CPU 使用系统内存（也称为主内存或系统 RAM），而 GPU 使用显存（也称为图形内存或显存）。在这种情况下，数据需要从 CPU 内存复制到 GPU 显存才能进行图形渲染或深度学习训练。这种数据传输通常需要大量的时间和带宽，因此会对性能产生影响。衡量内存的通信速度的参数为内存带宽。内存带宽是指计算机系统内存（RAM）与中央处理单元（CPU）或图形处理单元（GPU）之间的数据传输速度。它衡量了处理器能够读取和写入内存数据的速度，通常以每秒传输的数据量来衡量，单位是字节每秒（B/s）或比特每秒（bps）。

内存带宽对计算机的性能至关重要，特别是在需要大量数据传输的应用程序中，如图形渲染、科学计算、深度学习和大数据分析。较高的内存带宽意味着处理器能够更快地访问内存中的数据，从而提高了计算性能。

内存带宽受到多个因素的影响，包括内存类型（如 DDR3、DDR4、GDDR5 等）、内存时钟频率、内存通道数以及内存控制器的性能。通常情况下，更高时钟频率、更多的内存通道和更快的内存类型都会导致更高的内存带宽。

在选择计算机硬件或优化应用程序性能时，了解内存带宽是重要的，因为它可以影响到处理大规模数据集或进行复杂计算任务的效率。不同的应用程序和工作负载可能对内存带宽有不同的要求，因此在设计系统或进行性能优化时需要考虑这一因素。

同时程序的运行性能还会收到内存架构的影响。

非统一内存架构（Non-Uniform Memory Architecture, NUMA）是一种计算机内存架构设计，其中不同的处理器（如 CPU）可以访问不同的内存地址空间，而且访问本地内存的速度要比访问远程内存的速度更快。这种架构设计可以提高系统的可扩展性和性能，但也增加了内存管理和程序设计的复杂性。

在 NUMA 中，每个处理器都有自己的本地内存和远程内存，本地内存指的是与该处理器直接相连的内存，而远程内存则指的是其他处理器所拥有的内存。当处理器需要访问远程内存时，需要通过高速互连网络进行通信，因此访问速度较慢。

使用 NUMA 的系统可以支持大量的处理器，并且可以通过增加本地内存的数量来提高性能。但是，程序需要显式地管理内存分配和访问，以确保数据存储在本地图存中，从而避免性能瓶颈。同时，程序需要考虑 NUMA 节点之间数据传输的成本，并将数据放置在最合适的节点上，以最大化性能。

使用 NUMA 的编程模型通常需要使用特殊的编程技术，如数据局部性优化和内存绑定，以提高性能并避免内存访问瓶颈。

为了解决这个问题，现代的计算机系统引入了统一内存架构以优化 CPU 内存和显存之间的数据传输。

统一内存架构（Unified Memory Architecture, UMA）是一种计算机内存架构设计，其中所有的处理器（如 CPU 和 GPU）共享同一块物理内存，而不是各自拥有独立的内存。这种架构设计可以简化编程模型，提高内存管理效率，并且允许不同的处理器之间无需复制数据就可以调用内存。

在 UMA 中，每个处理器都可以直接访问内存的所有部分，而不必担心数据是否存储在本地内存中。这种设计可以避免数据复制和传输所带来的性能瓶颈，因为每个处理器都可以直接读写内存中的数据，而不需要在内存之间复制数据。

使用 UMA 的编程模型相对 NUMA 的变成模型要简单，主要在于在 UMA 的架构下，多个处理器可以访问同一内存地址空间中的数据，只需对部分数据加保护锁而不需要进行数据复制或传输。

UMA 适用于需要频繁地在 CPU 和 GPU 之间传输数据的计算任务，以及需要提高系统的可伸缩性和性能的应用场景。但是，UMA 也存在一些限制，如内存带宽和访问延迟等，因此需要根据具体应用场景来选择最适合的内存架构。后文将通过实验充分验证本章所提出的加速方法在两种架构上的优缺点，并给出应用建议。

3.3.3 方法实现

基于顶点渲染器的配电网设计加速方法的目的主要在于加速前文所述的基于模拟势场法的自适应配电网设计方法中的模拟势场的计算过程。为实现这个目的，本章所提出的方法充分结合模拟势场计算过程中每个矢量的计算过程是相互独立的特点，结合顶点渲染器的编程模型，实现模拟势场的大规模并行计算。本章所提出方法的具体架构如图 3.4 所示：

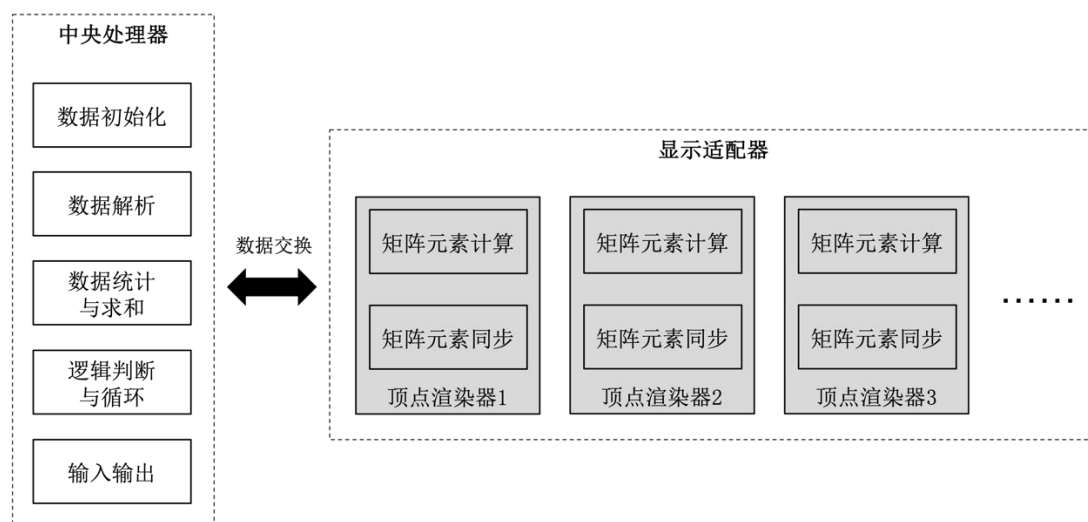


图 3.4 基于顶点渲染器的配电网设计加速方法整体架构图

其中，中央处理器负责全局的数据初始化，和数据解析，以及对显示适配器计算结果的统计与求和。程序运行逻辑与循环控制以及用户界面的输入输出也有中央处理器来调度和处理。中央处理器和显示适配器通过共享内存和影子变量等方法将待计算的矩阵与显示适配器同步。并控制显示适配器构造多个结构相同的顶点渲染器。显示

适配器控制顶点渲染器分别计算其所需要计算的矩阵元素，并控制顶点渲染器将数据同步至原矩阵中。由于矩阵的每个元素的计算工作相互之间是独立的，因此可以应用上述方法进行并行计算，提高模拟势场的计算速度。

基于顶点渲染器的配电网设计加速方法的整体流程如图 3.5 所示。

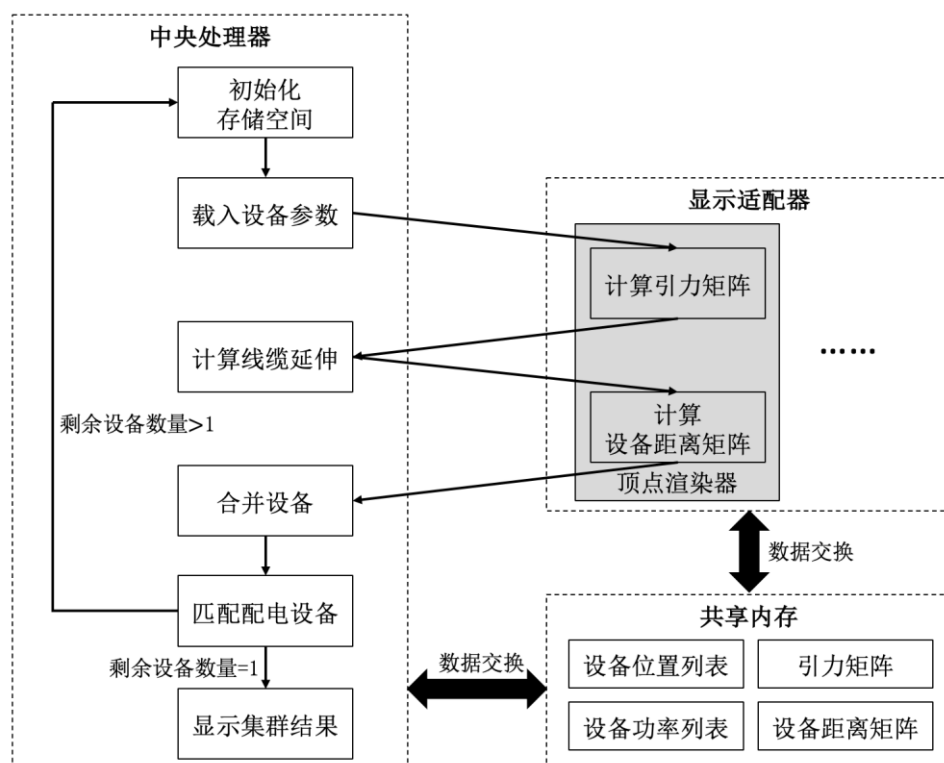


图 3.5 基于顶点渲染器的配电网设计加速方法流程图

下面是流程每个步骤的详细说明：

1. 初始化存储空间。算法软件向系统申请算法运行所需的存储空间，在不支持统一内存架构的设备中，该阶段需在显存中同时创建相应的影子变量。
2. 载入设备参数。算法需要读取并解析包含设备参数的表格文件并将相应信息存储到设备位置列表和设备功率列表中。
3. 计算引力矩阵。中央处理器将共享内存中的设备位置列表和设备功率列表数据转换为显示适配器可以处理的数据格式。转换完成后控制显示适配器的流处理器并行计算出每个设备间的功率引力。并将相应的计算结果写入引力矩阵中。
4. 计算线缆延伸。中央处理器读取共享内存中的引力矩阵，并将矩阵按列求和，获得完成的功率势场，根据该势场计算每个设备的线缆延伸，并将延伸数据同步至设备位置列表中。

5. 计算设备距离矩阵。中央处理器控制显示适配器根据设备位置列表并行计算出每个设备间的设备距离，并将其填入设备距离矩阵。
6. 合并设备。中央处理器读取设备距离矩阵并遍历其数据，将距离小于一定值的设备合并，并将合并后的设备信息同步到共享内存中。
7. 匹配配电设备。判断设备的合并是否需要添加配电设备，如果需要按照功率等级将合并设备替换为配电设备。
8. 判断剩余设备数量，如果剩余设备数量大于1时，重复上述步骤，直至剩余设备数量等于1。
9. 剩余设备数量等于1时，将线缆拓扑数据以 json 格式导出，同时渲染出拓扑所对应的示意三维模型。

上述算法运行流程中，如果使用统一内存架构的计算机系统，内存中实际变量的调用与修改流程如图 3.6 所示：

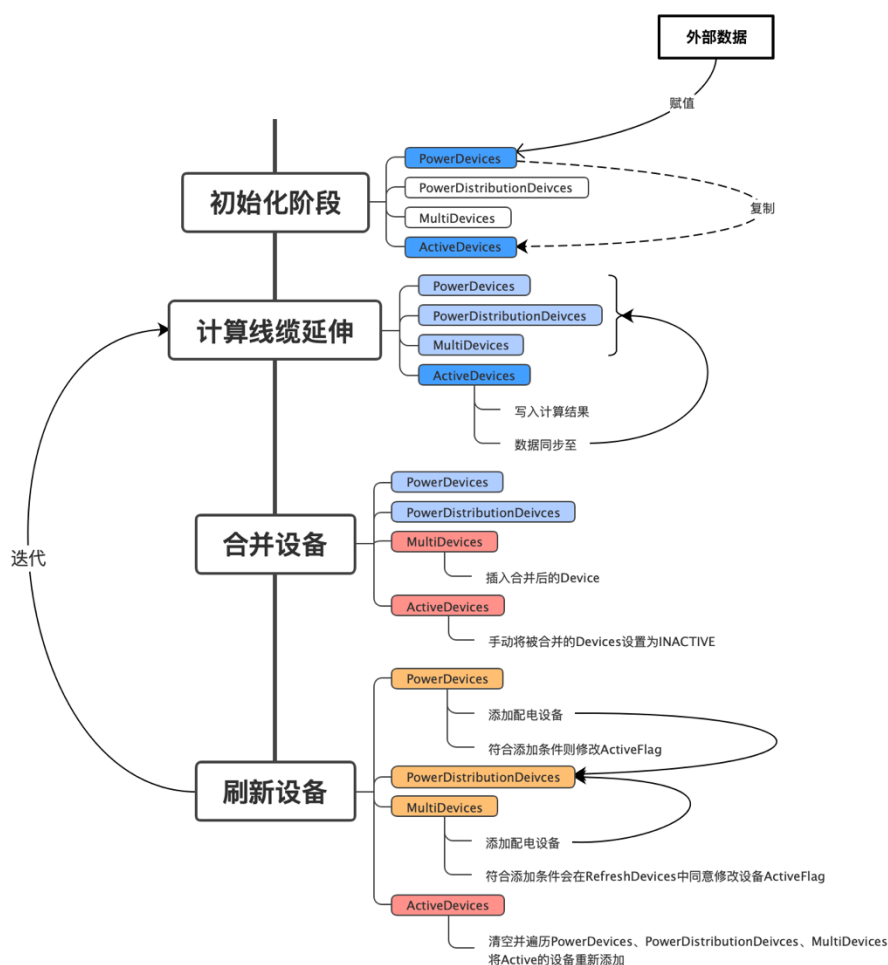


图 3.6 统一架构下变量调用修改流程图

3.4 实验验证与结果分析

3.4.1 算法评估与分析

应用本方法仿真用电设备数量从 4000 到 20000 的测试样例，收集并统计计算所用时间，得到下表所示运算时间原始数据：

表 3.1 运算时间统计表

用电设备数（个）	运行时间(s)
4000	20.814
6000	46.619
8000	88.849
10000	141.032
12000	217.525
14000	341.575
16000	447.974
18000	644.019
20000	840.376

根据上述数据，可以拟合运算时间与用电设备数呈二次函数关系，如图 3.7 所示：

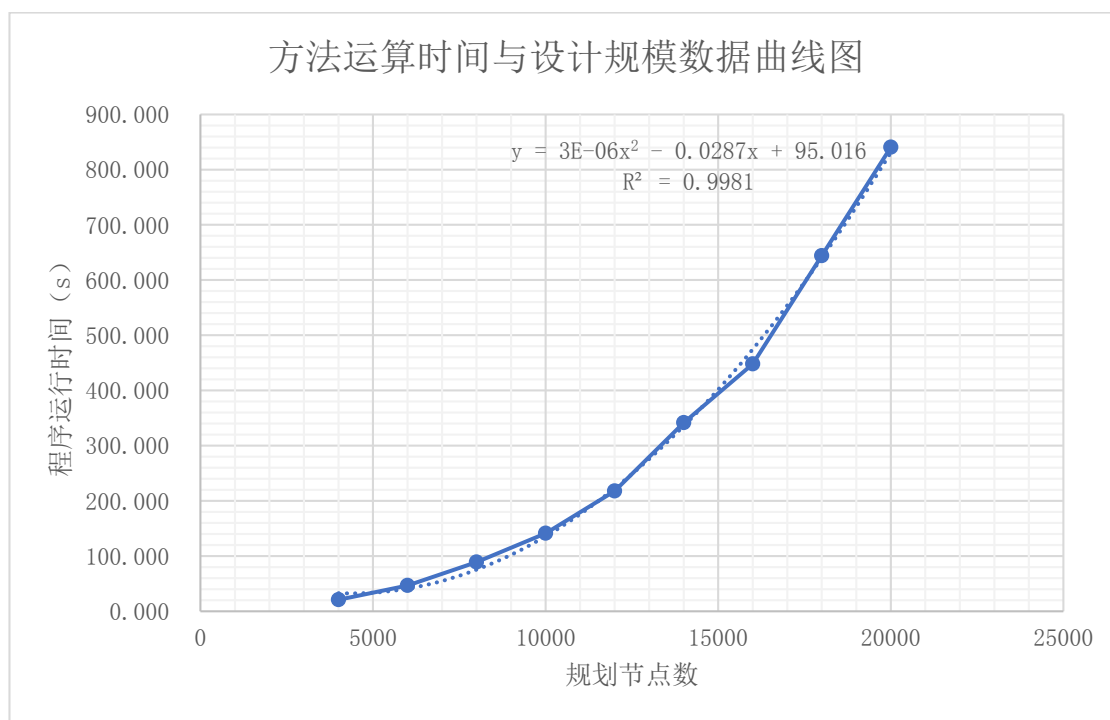


图 3.7 方法运算时间与设计规模数据曲线图

相比于传统基于穷举规划算法的指数复杂度，本方法将算法复杂度降低至二次函数复杂度，有效提高了配电网的设计速度。

应用本方法仿真用电设备数量从 4000 到 20000 的测试样例，收集并统计仿真结果中不同用电设备数量下配点节点子节点平均值、配点节点子节点标准差、配电节点平均负载率、配电节点负载率方差，并根据上述四个参数来评价本方法所生成的配电网拓扑。

配电节点平均子节点数量是指一个配电节点下平均连接的子节点数量。这个指标可以用来表征一个配电系统的复杂度和负荷分配情况。如果一个配电节点下的子节点数量很大，该节点的负荷可能很重，需要更多的设备来支持其运行。

在应用本文所提出的方法后，通过对不同用电设备数量下设计结果中配电节点平均子节点数量的统计，可以综合评价本方法在不同设计规模下所设计配电网拓扑结构的复杂度。统计结果如图 3.8 所示。

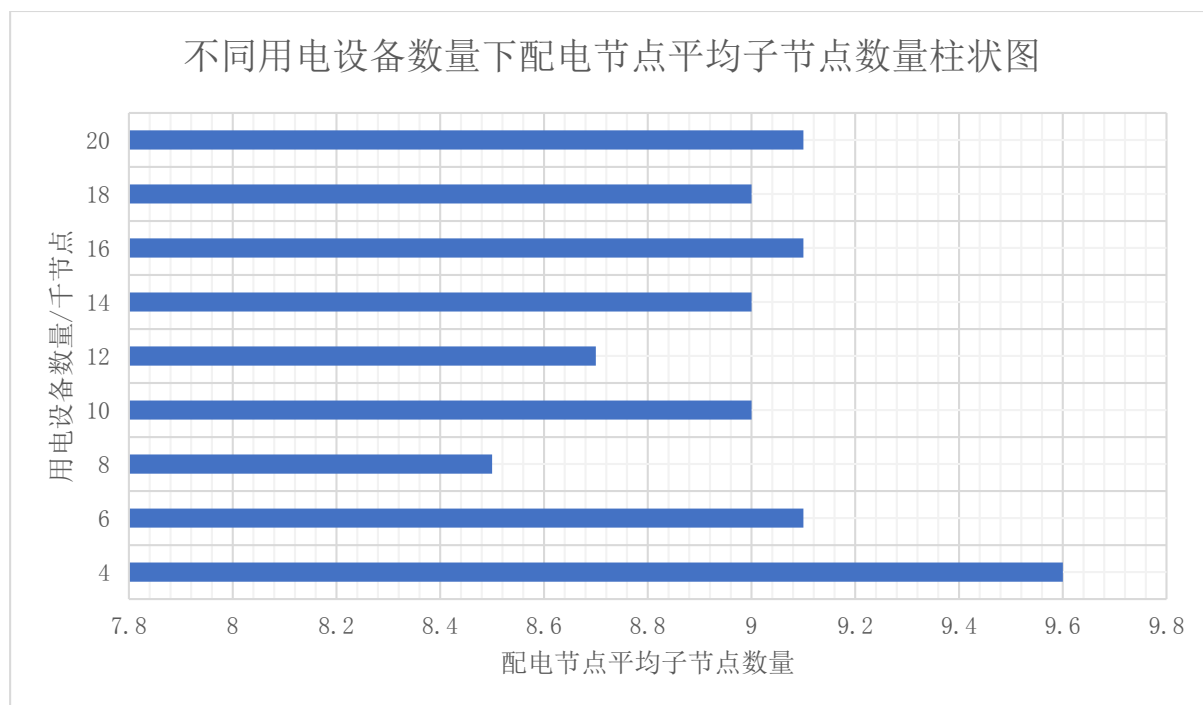


图 3.8 不同用电设备数量下配电节点平均子节点数量柱状图

配电节点子节点数量标准差是反映了配电节点下子节点数量的离散程度。标准差越大，说明子节点数量的分布越不均匀，反之则说明分布越均匀。

如果配电节点下子节点数量的标准差很大，说明不同的子节点间拓扑复杂度差别很大，可能存在负荷不平衡的情况。这可能导致部分节点拓扑结构过于复杂，而另一些节点则过于简单。不平衡的拓扑结构一方面会影响配电系统的稳定性，另一方面还会影响能源的使用效率。

在应用本文所提出的方法后，通过对不同用电设备数量下设计结果中配电节点子节点数量标准差的统计，可以综合评价本方法在不同设计规模下所设计配电网拓扑结构的均衡性。统计结果如图 3.9 所示。

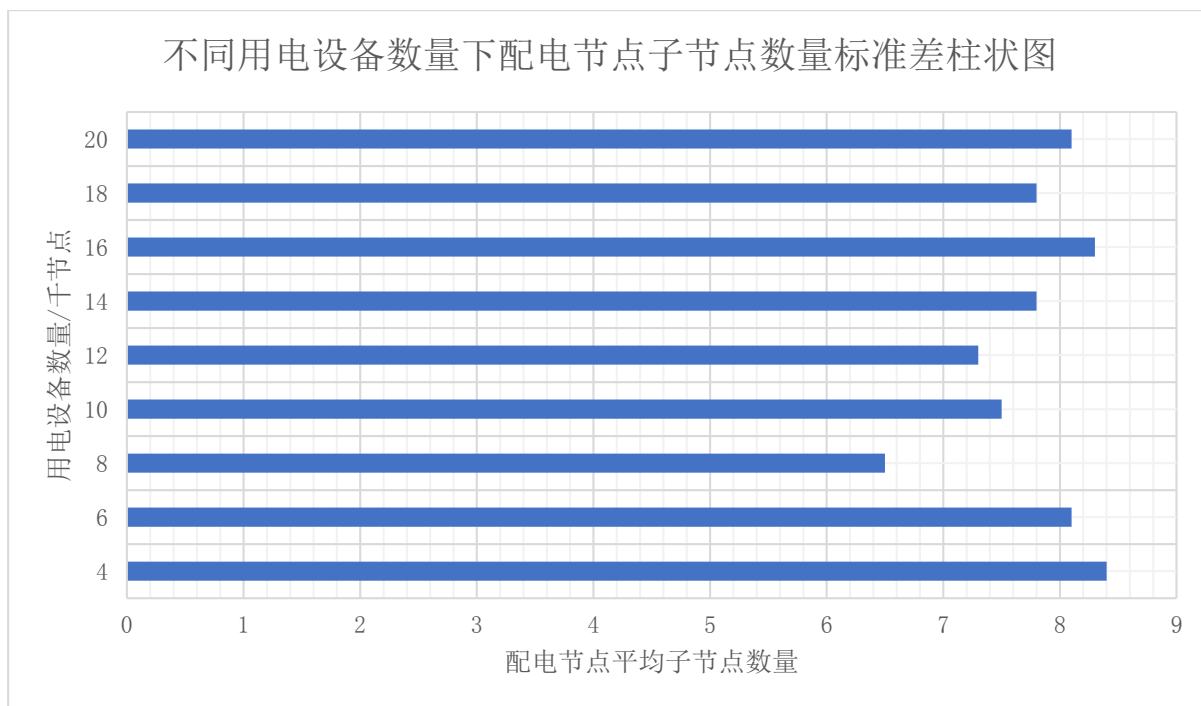


图 3.9 不同用电设备数量下配电节点子节点数量标准差柱状图

根据上述数据，在应用本文所提出的基于模拟势场法的自适应配电网设计方法后，配电节点的子设备数量平均值为 9.0，配电节点的子设备数量标准差为 7.75。相比较人工设计场景下，配电节点的子设备数量平均值 5~15，配电节点子设备数量方差为 10~20 的数值范围。可以认为本文所提出的基于模拟势场法的自适应配电网设计方法在配电拓扑结构设计的复杂度上，达到人工设计的技术水平。而在配电网网络的拓扑的均衡性上，要优于人工设计的技术水平。

配电网在设计过程中需要保留一定的备用功率容量空间。在配电网设计中，保留一定的备用功率容量空间非常重要，这是为了确保在突发情况下，如设备故障或其他异常情况下，系统能够继续正常运行。如果没有足够的备用功率容量空间，配电网网络可能会因过载而导致设备损坏或停机，从而对船舶电气系统的正常运行造成影响。

为了确定配电网网络的备用功率容量空间大小，需要对不同用电设备数量下配电节点的平均负载率进行评估。如果平均负载率接近或达到 100%，那么意味着配电网网络的备用功率容量空间不足，需要进行扩容或其他调整。在一般情况下，配电节点在设计

阶段的平均负载率应设计在 80%附近，平均负载率过小会导致配电网成本升高，设备利用率降低；平均负载率过高会导致配电网的鲁棒性下降，无法承受突发的功率需求。因而配电节点平均负载率可以用于评价配电网的备用功率容量空间大小。

在应用本文所提出的方法后，通过对不同用电设备数量下设计结果中配电节点平均负载率的统计，可以综合评价本方法在不同设计规模下所设计配电网的备用功率容量大小。统计结果如图 3.10 所示。

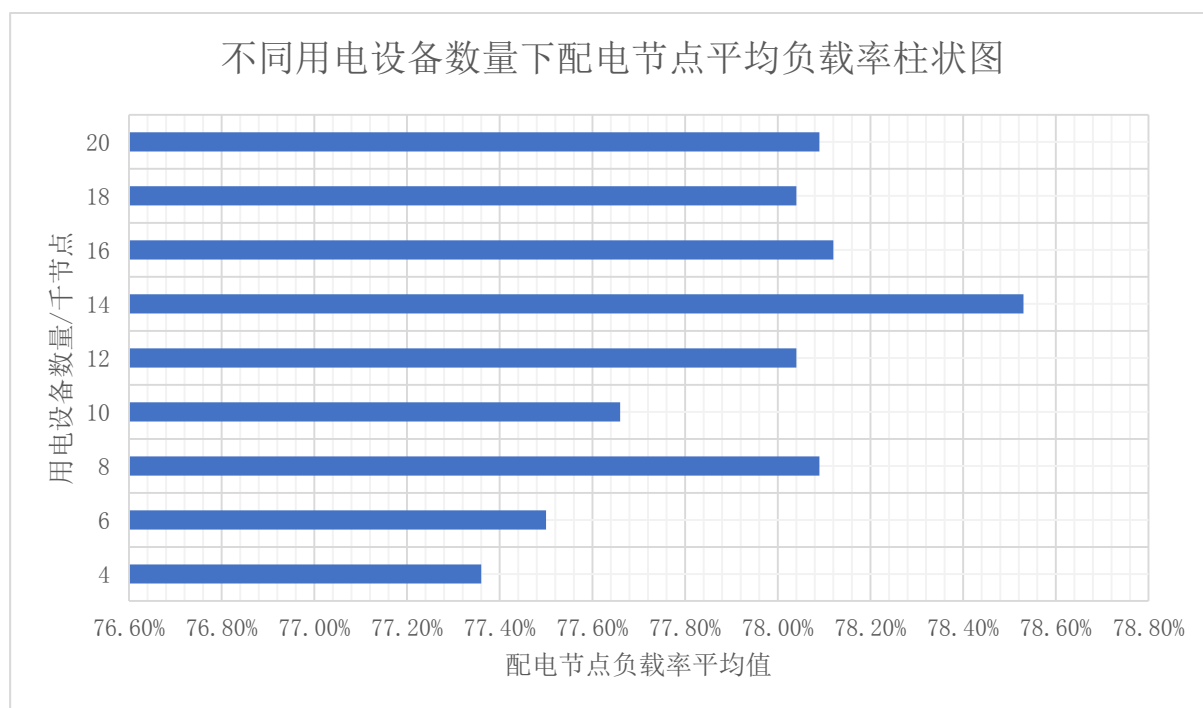


图 3.10 不同用电设备数量下配电节点平均负载率柱状图

配电节点的负载率标准差也是一个重要指标。如果负载率标准差很高，那么意味着配电网中不同节点的负载差异很大，存在一些节点的负载可能非常高而其他节点的负载很低。这将导致一些节点过载而其他节点闲置，配电网整体的备用功率容量空间利用效果下降，同时配电网整体承受过载的能力也会降低。配电节点负载率标准差反映了备用功率容量空间的均衡度。在理想状态下，配电节点负载率标准差应该尽可能接近 0。

在应用本文所提出的方法后，通过对不同用电设备数量下设计结果中配电节点负载率标准差的统计，可以综合评价本方法在不同设计规模下所设计配电网的备用功率容量的利用效果。统计结果如图 3.11 所示。

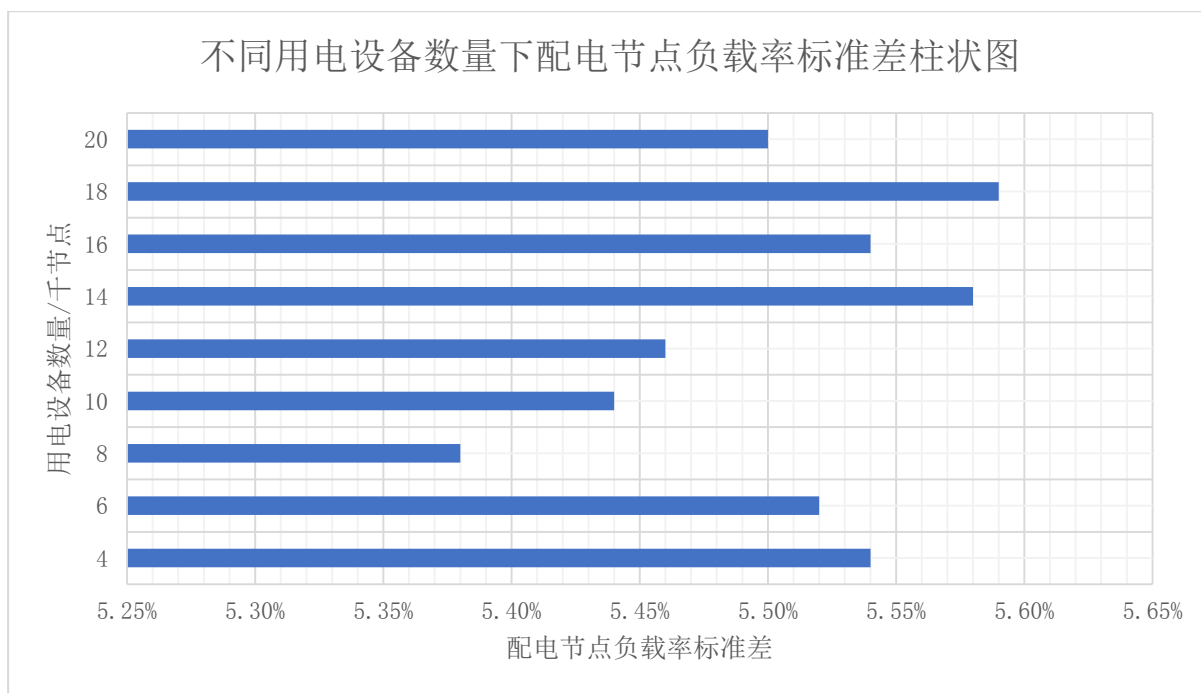


图 3.11 不同用电设备数量下配电节点负载率标准差柱状图

根据上述数据，在应用本文所提出的基于模拟势场法的自适应配电网设计方法后，配电节点平均负载率平均值为 77.94%，配电节点负载率标准差为 5.51%。配电节点平均负载率与配电节点平均负载率目标值（80%）相差 2.06%，相较于人工设计场景下，配电节点平均负载率与配电节点平均负载率目标值相差 5%~10%，更为接近配电节点平均负载率目标值。配电节点负载率标准差为 5.51%，相较于人工设计场景下，配电节点负载率标准差约 10%~20%，应用本方法所设计配电网整体备用容量的均衡性具有明显提升，大大提高了配电网备用容量的利用效果。可以认为本文所提出的基于模拟势场法的自适应配电网设计方法在配电网备用容量设计方面，优于人工设计的技术水平。

3.4.2 基于顶点渲染器的加速方法验证数据对比

针对本章所提出的基于顶点渲染器的配电网设计加速方法，拟从计算速度和内存消耗两个方面分析其性能。

针对计算速度的实验数据如图 3.12 所示，实验场景涵盖从 4000 个用电设备到 20000 个用电设备一共 9 种测试样例。因为 GPU 中包含大量可以用作顶点渲染器流处理器，所以本文测试过程中使用的顶点渲染器均采用 GPU 的流处理器实现，且控制顶点渲染器数量均为 1024 个。测试所选用的计算平台有三种类型：分别是仅 CPU 参与计算的计算机，使用非统一内存架构且 CPU 和 GPU 均参与计算的计算机，使用统一内存

架构且 CPU 和 GPU 均参与计算的计算机。其中仅 CPU 参与计算的计算机按照第四章所述的方法流程不采用顶点渲染器执行计算，作为对照组。

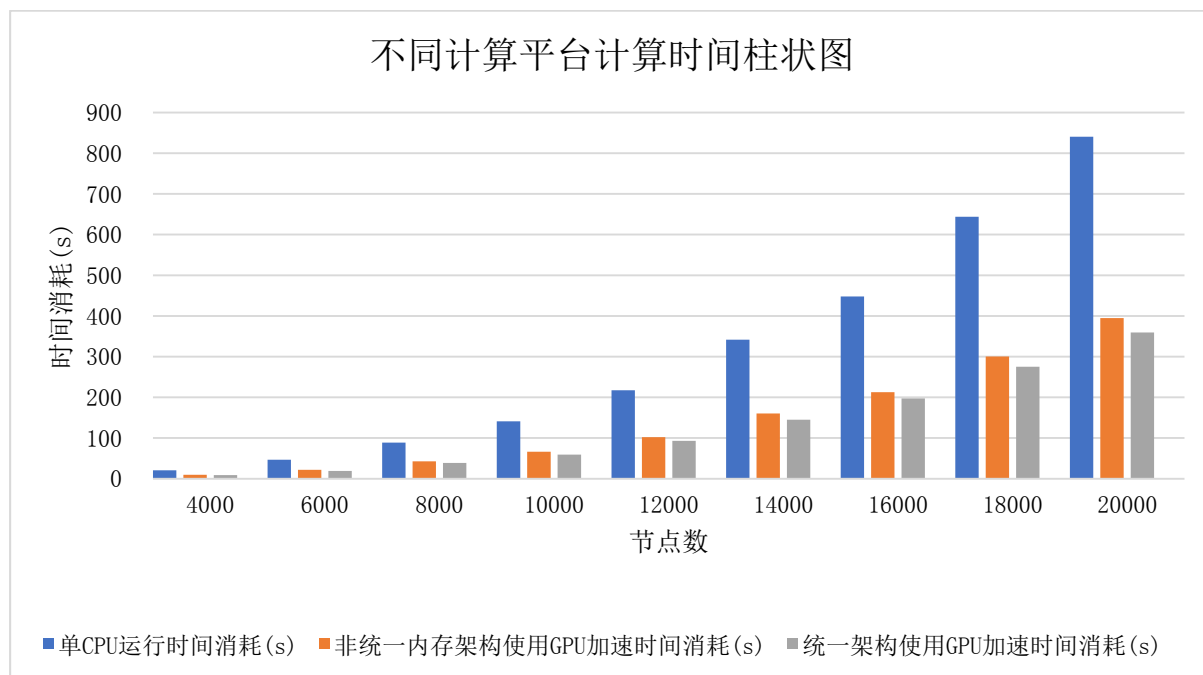


图 3.12 不同计算平台计算时间柱状图

提供的数据结果显示了不同测试场景下，仅 CPU 参与运算时以及 CPU 和 GPU 同时参与运算时的性能表现。

数据显示，随着输入大小（节点数）的增加，无论是仅 CPU 参与计算还是 CPU 和 GPU 同时参与计算，程序运行时间都会增加。然而，与仅 CPU 参与计算的情况相比，在所有的测试场景下，CPU 和 GPU 同时参与运算均显著减少了计算所需的时间。

此外，与使用非统一内存架构相比，使用统一内存架构且 CPU 和 GPU 同时参与计算的性能略好。这是意料之中的，因为统一内存架构允许 CPU 和 GPU 共享同一块内存，减少了 CPU 和 GPU 之间数据传输的开销。

总体而言，数据结果表明，使用 GPU 中的流处理器实现顶点渲染器并参与模拟势场计算，可以显著减少输入设备数量较大的情况下计算所需的时间，性能更优。

针对内存消耗量的实验数据如图 3.13 所示，实验场景同样涵盖从 4000 个用电设备到 20000 个用电设备一共 9 种测试样例。测试所选用的计算平台与针对计算速度的测试场景相同。

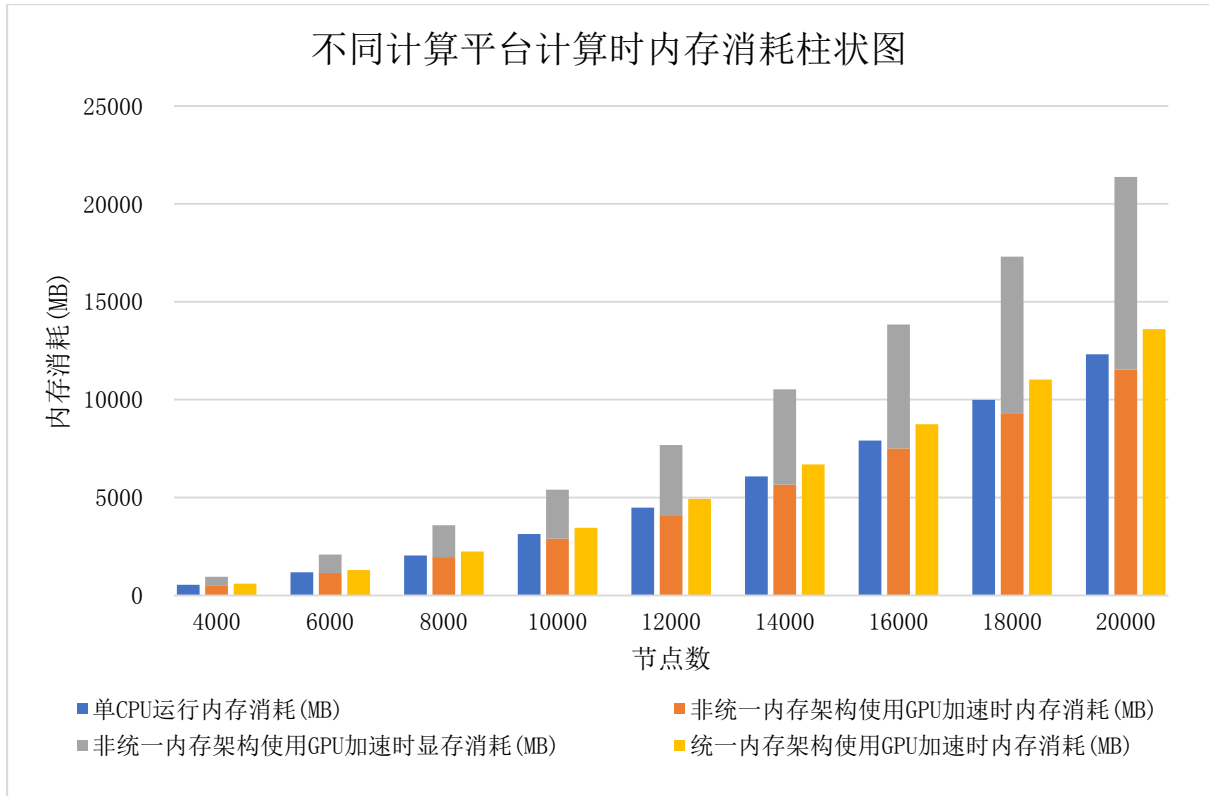


图 3.13 不同计算平台计算时内存消耗柱状图

提供的数据显示了程序在仅 CPU 参与计算时及 CPU 和 GPU 均参与计算时的内存占用性能。

数据显示，随着输入大小（节点数）的增加，无论是仅 CPU 参与计算还是 CPU 和 GPU 均参与计算，内存的消耗量都会增加。同时，与仅 CPU 参与计算相比，CPU 和 GPU 均参与计算会消耗更多的内存或显存。

此外，与使用非统一内存架构相比，使用统一内存架构可以对内存进行更加有效的利用。这是意料之中的，因为统一内存架构允许 CPU 和 GPU 共享同一块内存，减少了 CPU 和 GPU 之间同步影子变量导致的内存消耗。

总体而言，数据结果表明，使用 CPU 和 GPU 同时参与计算，会显著提高内存的消耗量，但使用统一内存架构内存消耗量的增加的更少，内存利用效率更高。

3.4.3 实验结论

通过上述实验数据，可得出以下实验结论。本章所提出的方法能够有效解决船舶电气设计过程中配电网拓扑设计问题。在配电网拓扑结构方面，拓扑结构复杂度水平与人工设计持平，但是拓扑结构的均衡度要优于人工设计。在配电网备用功率容量方

面，所有配电节点负载率平均值要比人工设计更加接近配电节点负载率的目标值，且配电节点负载率标准差比人工设计更小。

与其他相似领域的算法对比，本算法通过模拟势场仿真来设计配电网的拓扑结构，同时使用贪婪算法来优化配电网中配电节点的容量。在不同用电设备数量规模的情况下，本章所提出的方法的测试结果在各项性能指标上，均能达到或超过人工设计的水平。在巨型配电网设计领域，由于人工设计难度大、耗时长、性能指标受限，本章所提出的拓扑设计算法具有更高的应用价值。

在工程实践应用过程中，本章所述方法实现方案成熟，工程落地门槛低，同时可以充分利用 GPU 等并行计算设备对计算进行加速，为船舶巨型配电网快速设计迭代提供技术支撑。可以认为，本章所提出的方法具有实际应用价值和工程意义。

3.5 本章小结

本章引入了一种创新的自适应配电网设计方法，即基于模拟势场法的自适应配电网设计方法。这一方法通过模拟势场技术，快速规划配电网的电缆路径和拓扑结构，从而加速了配电网的设计过程。该方法包括两个核心部分：模拟势场仿真器和配电设备规划器。模拟势场仿真器使用类似于模拟功率引力的方法来设计电缆路径，而配电设备规划器则根据功率需求来规划配电设备的参数。此外，该方法还可以充分利用显卡中的顶点渲染器来加速计算过程。

实验结果表明，基于模拟势场法的自适应配电网设计方法能够正确而合理地设计配电网的拓扑结构和配电设备参数。与传统的人工设计相比，它显著提高了设计速度 and 设计质量。当利用顶点渲染器进行加速计算时，设计速度进一步提升，使这一方法在实际应用中表现出极高的潜力。

第四章 先验规则和深度学习融合驱动的船舶电气图纸布局算法

针对布局和布线问题，现有研究已经取得一定的成果，但还存在两个方面的挑战：一是现有的方法往往聚焦于独立的布局或者布线问题，在布局和布线相互耦合的场景下，尚无一种一体化方法；二是现有布局优化算法，多使用端到端的神经网络算法，其效果高度依赖数据，无法避免布线失败或错误，在船舶电气设计场景下难以应用。针对上述困难，本章提出了一种先验规则和深度学习融合驱动的船舶电气图纸布局方法，旨在解决船舶电气图纸绘制慢，绘制难，易出错的问题。本章按照如下结构组织：第一，对布局布线问题的数学模型进行说明并介绍方法的整体架构和流程；第二，介绍先验规则的完备性和先验规则布局流程；第三，介绍神经网络参数优化流程并说明神经网络的结构；第四，在实际布局布线场景中证明方法的适用性。

4.1 方法整体架构

布局布线的基本过程可以概括为通过布局布线方法，从连接数据中构建出一张电气图纸。在这个过程中，连接数据描述了一个图的所有节点及其拓扑连接关系，这些节点与布局过程中产生的所有对象（也即下文中的子图）构成一个集合，该集合上的数学运算则是布局布线的方法。因而布局布线问题可抽象为定义一种数学运算，使其通过有限次运算后，输出一个包含电气图纸所有信息的元素且该元素属于该集合。

根据上述抽象，集合上对运算的封闭性是布局布线方法具有完备性的充要条件。其中布局布线方法具有完备性定义为可以通过有限条规则处理所有在布局布线问题中出现的对象。因此需要布局布线方法所对应的数学运算可以与该集合构成原群。

下文将证明集合上对运算的封闭性是布局布线方法完备性的充要条件。

假设在集合 G 上，某运算 $+$ 不封闭，则：

$$\exists A_1, A_2 \in G \quad (4.1)$$

$$A_1 + A_2 = B \quad (4.2)$$

$$B \notin G \quad (4.3)$$

而运算 $+$ 是定义在集合 G 上的，则元素 B 无法应用 $+$ 运算。

对应布局问题中，数学运算是先验规则的抽象，意味着在布线过程中产生了规则无法处理的对象。完备性的定义相矛盾。必要性得证。

假设在集合 G 上，某运算 $+$ 封闭，则：

$$\forall A_i, A_j \in G \quad (4.4)$$

$$A_i + A_j = B \tag{4.5}$$

$$B \in G \tag{4.6}$$

则在该集合内，任意元素的数学运算+产生的结果都在该集合*G*内，而运算+是定义在该集合*G*上的。对应布局问题中，则是布线过程中所产生的所有对象都可以由有限条规则所处理，也即完备性成立。充分性得证。

通过上述数学推导证明了布局布线方法所需的数学条件，下文将首先从技术实现的角度直观介绍本文所提出的方法，并在后文中对先验规则的详细介绍后再对先验规则的数学依据再行推导。

方法的整体结构如图 4.1 所示，主要包括两个主要部分：先验规则布局器和神经网络参数优化器。

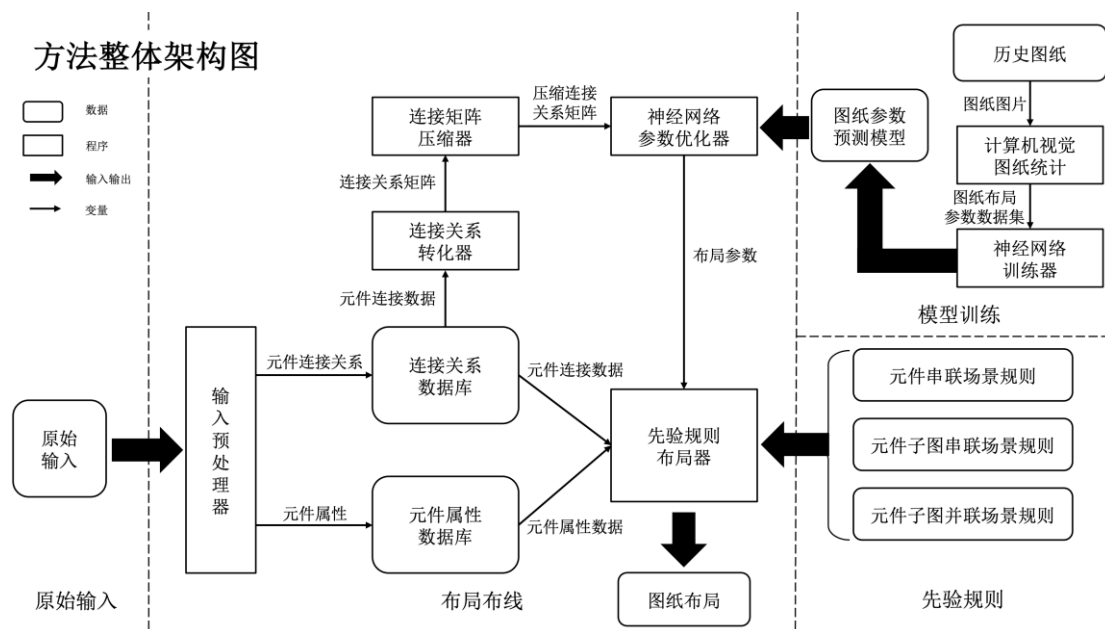


图 4.1 方法整体架构图

先验规则布局器根据先验规则、预设的布局参数和连接数据可以实现图纸正确布局，旨在解决布局“有没有”问题。先验规则规定了布局的流程和方法，布局参数则约束了各种元素间的间隔和布局的比例。神经网络参数优化器可以根据图纸中的元件连接关系计算出相应的布局参数。神经网络参数优化器在输入拓扑特征后，利用训练完成的神经网络计算得出布局所需的间距，布局比例等参数，旨在解决布局“好不好”问题。

为配合神经网络参数优化器的工作，方案中加入了连接矩阵压缩器这一辅助部分来提取拓扑特征。元件连接数据先通过连接关系转化器转换为连接关系矩阵，再使用

连接矩阵压缩器来压缩。连接矩阵压缩器使用奇异值分解法进行特征的提取压缩。提取压缩后的特征输出至神经网络参数优化器计算得出布局参数。

先验规则布局器在布局时需要使用三组数据，分别是连接关系数据、元件属性数据和布局参数。其中，连接关系数据描述各个元件之间的连接关系；元件属性数据描述了每个元件的参数和属性；布局参数则描述布局的比例和间距。这三个参数中，只有连接关系数据库和元件属性数据库需要人工导入，布局参数是连接矩阵压缩器和神经网络参数优化器利用连接关系数据计算得到的。

整个系统在设计时的原始输入为待绘制图纸的元件参数表格和线缆连接表格，其中元件参数表格主要包含了元件的名称、功率等属性信息；线缆连接表格主要包括线缆自身的属性信息以及线缆两端所连接的元件信息。通过这两个表格可以完整的描述整个图纸中元件的拓扑关系。系统的输出为布局信息，包括各个元件的位置和线缆的路径点以及根据这些信息所绘制的 CAD 图纸。

本方法分为两个阶段。第一阶段为构建模型和规则，利用历史图纸训练出图纸参数预测模型，同时将图纸参数预测模型和规则分别导入至神经网络参数优化器和先验规则布局器。第二阶段为应用，将待绘制图纸的元件参数表格和线缆连接表格作为原始输入导入至输入预处理器处理，生成元件连接关系和元件属性数据存入连接关系数据库和元件属性数据库。先验规则布局器从连接关系数据库和元件属性数据库检索出元件连接数据和元件属性数据，从神经网络参数优化器获得优化后的布局参数，并利用这三组数据计算出图纸布局，输出至 CAD 软件得到最终电气图纸。

因为布局布线场景具有随机性，同时考虑到在布局过程中，所需要布局的元件数量不确定，布局的结构层数也不确定，所以方案引入了节点迭代法来遍历并布局所有元件。该方法可以自行根据元件连接关系来迭代调用并确定元件布局。节点迭代法可以简单概括为“自上而下迭代，自下而上布局”。算法伪代码如图 4.2 所示。为了降低内存占用，方案选择了深度优先的搜索策略。

Algorithm 1: Node iteration

```

1: Search node:
2:   for itr in son_nodes:
3:     if above_node_tree is base_struct:
4:       Draw(above_node_tree)
5:     else:
6:       search itr
7:
8:   init Tree
9:   Search(Tree.start)
10:  Draw(Tree.line)

```

图 4.2 节点迭代法伪代码

实际节点迭代法运行流程如图 4.3 所示，从父节点（初始节点）开始，判断父节点（初始节点）和与其连接的节点是否符合基础布局场景。如果符合，使用相应布局场景的规则进行布局；如果不符合，从该节点的第一个子节点开始，继续判断是否符合基础布局场景。也即按照深度优先算法进行搜索，直到符合基础布局场景。完成布局后将该部分元件和子图替换为布局完成的子图。当一个节点下的所有元件都布局完成，那它一定符合基础布局场景，因此也可以被布局成一个完整的子图。最终可以得到完整的、包含所有元件的图纸布局。当完成布局任务之后，按照连接关系连线，完成电气布线图的绘制。

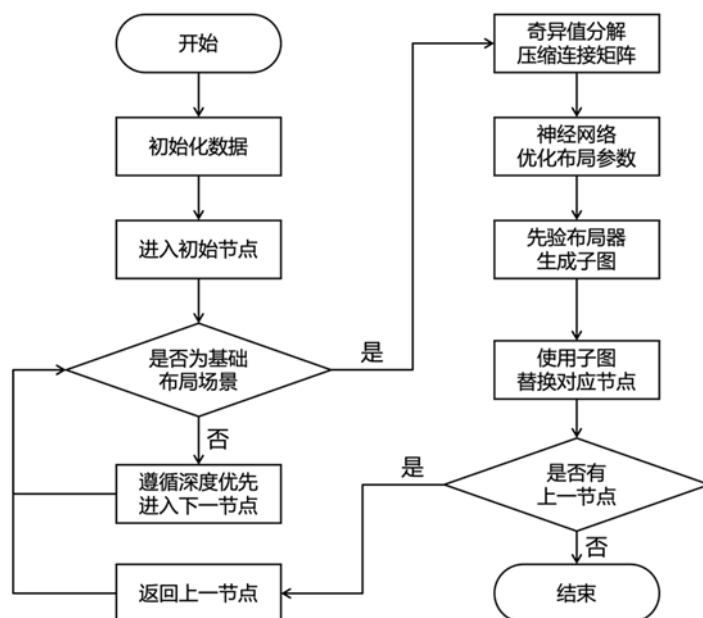


图 4.3 节点迭代运行流程图

4.2 电气图纸布局算法先验规则

4.2.1 场景抽象与分类

本文在这一节中，将首先介绍树状图、树状图内布局场景的分类并定义相关概念，后介绍规则设计的基本原则，最后再详细阐述规则的内容。

实际的电气接线图可以分为树状接线图和非树状接线图，树状的接线图占 90% 以上，剩余的非树状接线图通过工程方法可转换为树状布线图。因此，图纸布置先验规则针对于树状图进行设计。图 4.4 所示为一树状接线图示例。

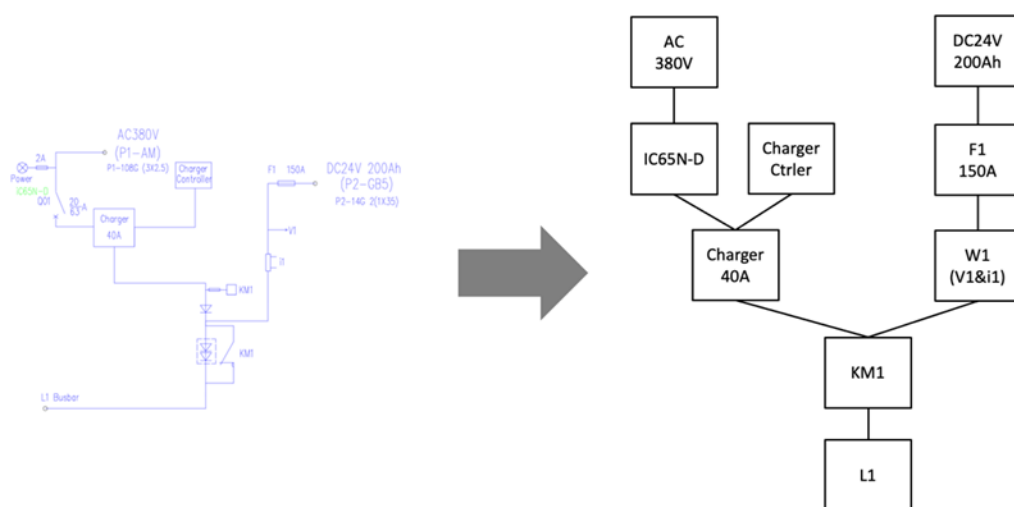


图 4.4 树状接线图

树状接线图指的是图形内不包含回环的图，其内部存在串联与并联两种连接方式。任何一张树状图都可以通过串联和并联构造出来。其中并联连接方式归纳为一种“元件子图并联”，但串联连接方式分为“元件串联”与“元件子图串联”两种场景。其中“元件”与“子图”的定义如下所述。

元件：元件在本文中指的是图中的最小的，不可再进行拆分的节点。由于不同元件在图纸中基本上都有着相似的大小，所以可以将这类元件近似到一个相同的大小，便于布局布线算法处理。

子图：子图描述的是经过布局后的一部分元件或子图形成的整体。在每个部分的元件布局完成之后，使用一个子图来将这些元件和其布局形成一个整体。随着布局的进行，子图和子图、子图和元件、元件和元件都会在布局完成后打包成一个整体，形成新的子图。

综上所述，三种布局场景（基础布局场景）定义如下：

元件串联场景：在布局中，所布局的单元只包含元件且元件之间俱为串联关系。

元件子图串联场景：串联是另一种电路连接方式，其中多个电子元件或设备依次连接，电流在它们之间依次流动。在串联中，总电压等于各组件电压之和，但电流相同。这常用于电池组的连接以增加电压，或者在电子电路中多个电阻串联以获得总电阻值。串联也常用于多个灯泡连接在一起的情况，其中一个灯泡的断开不会影响其他灯泡的工作。在布局中，所布局单元包含元件和子图且元件和子图之间俱为串联关系。

元件子图并联场景：并联是一种电路连接方式，其中多个电子元件或设备都连接到相同的电源电压，它们之间的电流分流。在并联中，电压相等，但电流分别流过每个分支。这常用于电插座、电池组和电路中的多个电阻并联以获得所需电阻值等情况。在布局中，所布局的单元包含元件和子图，且并联连接到一个元件或子图。

4.2.2 群的封闭性与规则的可靠性

针对上述的说明，从数学的角度对完备性进行证明，具体证明过程如下所示：

一个无向简单图内任意两个顶点能被唯一的路径所连通，那么该图是一棵树。树是没有回路的连通图，指定一个节点为树的根，则该树为有根树。有根树中的节点可以根据节点到根的距离分层。通过这种分层，可以定义节点的方向。对于树中的任一节点，有且仅有两种与子节点的连接方式，分别是与一个字节点相连；与多个子节点相连。而这两种连接方式对应到电气布线分类中则称为串联和并联。

因此，对于任意符合有根树的树状接线图，内部有且仅有串联和并联两种连接方式。故树状接线图可以通过有限次元件的串联和并联构成。

上述论证表明通过串联和并联最小的基本单元可以构建出一个完整的树。在本文中，最小基本单元定义为子图和元件，这些最小基本单元所构成的集合称为 G ，将串联和并联抽象为两种运算，通过证明集合 G 与这两种运算分别构成原群可以证明本方法的完备性。

首先基于抽象代数定义如下代数系统，定义元件集合的数学符号为 A ，每个元件通过集合符号与下标表示，子图集合的数学符号为 B ，每个子图通过集合符号与下标表示，串联数学运算符号为 $+$ ，并联的数学符号为 \oplus ，则上述规则可以归纳为三类运算：

元件串联的运算定义为：

$$A_m + A_n = B_j \quad (4.7)$$

$$A_m + A_{m-1} + \cdots + A_n = B_k \quad (4.8)$$

元件子图串联的运算定义为:

$$B_m + A_n = B_j \quad (4.9)$$

$$B_m + A_m + A_{m-1} + \cdots + A_n = B_k \quad (4.10)$$

元件子图并联的运算定义为:

$$B_m \oplus B_n = B_j \quad (4.11)$$

$$A_m \oplus A_n = B_k \quad (4.12)$$

$$B_m \oplus B_{m-1} \oplus \cdots \oplus B_n \oplus A_m \oplus A_{m-1} \oplus \cdots \oplus A_n = B_l \quad (4.13)$$

定义集合 G :

$$G = A \cup B \quad (4.14)$$

$$A_1, A_2, A_3 \dots A_n \in A \quad (4.15)$$

$$B_1, B_2, B_3 \dots, B_n \in B \quad (4.16)$$

对于串联运算 $+$, 可以证明集合 G 关于 $+$ 运算具有封闭性:

$$\because A_m + A_n = B_j \quad (4.17)$$

$$B_m + A_n = B_k \quad (4.18)$$

$$B_j, B_k \in B \in G \quad (4.19)$$

因此集合 G 关于 $+$ 运算具有封闭性。

对于并联运算 \oplus , 也可证明集合 G 关于运算 \oplus 具有封闭性:

$$\because B_m \oplus B_n = B_j \quad (4.20)$$

$$B_m \oplus A_n = B_k \quad (4.21)$$

$$A_m \oplus A_n = B_l \quad (4.22)$$

$$B_j, B_k, B_l \in B \in G \quad (4.23)$$

因此集合 G 关于 \oplus 运算具有封闭性。故集合 G 关于上述两运算分别构成原群。其中 m, n, i, j, k, l 均为正整数下标。群的封闭性是代数结构中的一个重要概念, 特指群运算对群中的元素进行操作时, 结果仍然是群中的元素。具体来说, 如果一个集合 G 配备了一个二元运算 (通常是加法或乘法), 并且满足以下条件: 对于 G 中的任意两个元素 a 和 b , 它们的运算结果 $a * b$ (或者 $a + b$) 仍然属于集合 G 。那么, 集合 G 配备了封闭的运算, 它可以被称为一个群。

封闭性是群理论中的基本性质之一, 因为它确保了在群中进行运算时, 不会“离开”群。这是群的定义的一部分, 并且是群具有良好代数性质的关键。封闭性为规则的完备性提供了理论支撑。

4.2.3 先验规则

本方法结合实际布局布线场景，针对每种场景设计确定的布局布线流程，三种场景所对应的三个布局布线流程就是先验规则。由于图纸的设计过程中存在布局和布线相互耦合的问题，所以如果针对全局考虑，两者的耦合会导致优化无法同时兼顾。因而按照上述三种基础布局场景，分别对各个场景设计侧重于布局的规则或侧重于布线的先验规则，进而实现布局与布线的解耦。

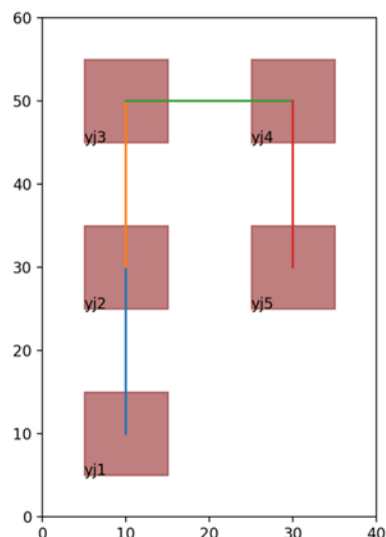
先验规则本身遵循如下两条原则：其一是保证线缆连接无相交（对应布线问题），其二则是在满足线缆无相交的情况下，尽量降低每个元件所占用的图纸面积（对应布局问题）。接下来本文将阐述不同场景下的先验规则。

元件串联场景：该场景指的是在布局中，所布局的单元只包含元件且元件之间俱为串联关系。由于本场景只要保证按顺序进行排列就可满足线缆无交叉的原则（也即布线问题较易解决，布局问题较难优化），因此该场景的规则主要考量空间利用率（使用尽量小的图纸面积布局下更多的元件）。综上，本方案先根据设定的子图长宽比计算出长宽节点数。由于计算出的长宽节点数不一定是整数，因此首先对长宽节点数的浮点数向上取整，然后试探子块的长宽节点数能否减少一个节点，如果不行，则使用向上取整之后的长宽节点数作为所需的长宽节点数，如果可以，则使用减少后的长宽节点数。确定长宽节点数之后，将元件根据连接顺序按照横向 S 形排列，即可完成布局。例如，图 4.5(a)所示为 5 个元件串联的布局案例示意图，图 4.5(b)则是应用此条规则的布局结果（长宽比取 2:3 时），由于软件所用绘图库无法使用中文，使用“元件”的拼音首字母缩写“yj”来代替“元件”一词，下同。

元件串联场景



a 元件串联场景示意图

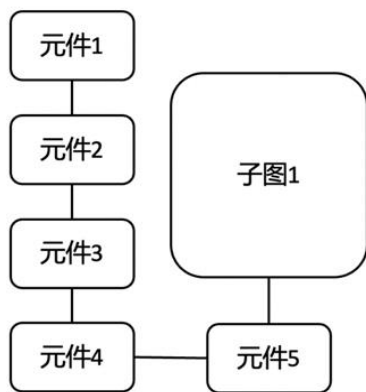


b 元件串联场景布局示例

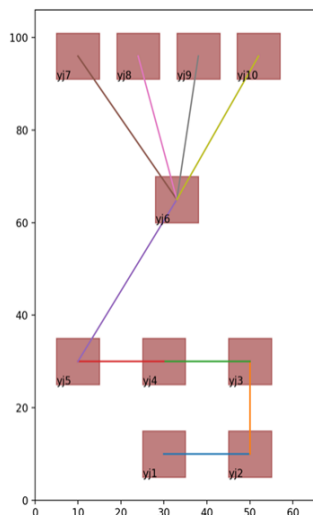
图 4.5 元件串联场景图

元件子图串联场景：不同元件子图的串联布局经过穷举只存在一种情形，也即最后一个子图尺寸大，前面的元件为标准元件大小且大小相同。此种布局场景和上一场景类似（也即布线问题较易解决，布局问题较难优化），着重考虑提高空间利用率。根据串联特点，设计如下排布算法。首先，将最大的子图放在最上方，并以子图的宽度作为布局宽度，然后在子图的下方按照纵向 S 形走线的布置方法布置元件，布置元件时保持布局宽度不变，仅改变布局高度来适应不同的元件数量。例如，图 4.6(a)所示为 5 个元件与 1 个子图串联的布局案例的示意图，图 4.6(b)则是应用此条规则的布局结果。

元件子图串联场景



a 元件子图串联场景示意图

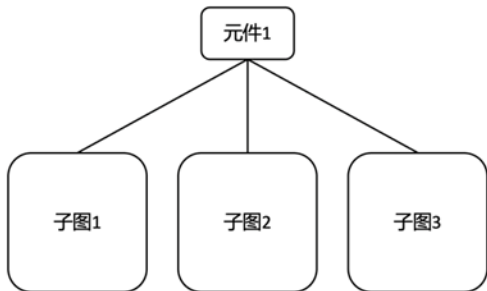


b 元件子图串联场景布局示例

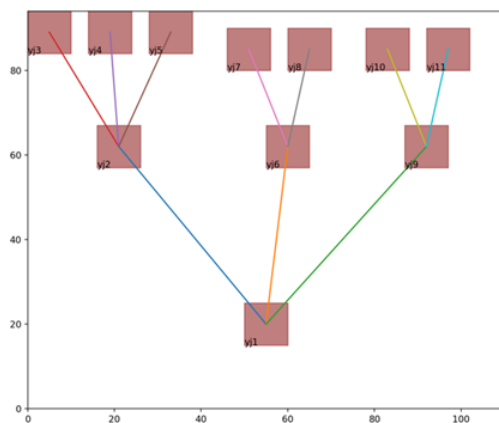
图 4.6 元件子图串联场景图

元件子图并联场景：不同大小的子图和元件的并联合并场景如果单纯追求空间利用率，利用诸如贪婪算法的布局算法，可能会导致出现线缆相交，导致布线困难。为此，本场景下的规则将避免线缆相交置于最高优先级（优先解决布线问题，再考虑布局问题），其次再考虑布局的空间利用率。实际布局时：首先使用排序算法对需要并联的元件和子图进行一次排序，然后按照先大后小的顺序从左到右进行布置，最后将与这些元件子图同时连接的元件放在整个布局的下方正中央，即可完成元件子图并联场景的布局。例如，图 4.7(a)所示为 1 个元件与 3 个子图并联的布局案例的示意图，图 4.7(b)则是应用此条规则的布局结果。

元件子图并联场景



a 元件子图并联场景示意图



b 元件子图并联场景布局示例

图 4.7 元件子图并联场景图

4.3 基于深度神经网络的布局参数优化算法

上述先验规则可以实现完备的自动化布局布线，但在空间利用率方面存在提升空间。由于布局参数控制图纸中各个部分的间距和比例，因此对布局参数进行优化可以提高空间利用率。神经网络优化方法在很多参数优化场景中显示出较好的优化效果^[14]，但是其训练需要大量的数据和算力，这些实际困难阻挡了端到端神经网络在本场景中的应用^[15]。

本文所述方法引入了神经网络优化方法根据实际布局拓扑特征调整布线参数。如图 4.8 所示，方法首先将图纸拓扑特征信息转换为连接关系矩阵，然后奇异值分解提取该矩阵的特征作为输入向量交由神经网络进行计算，最后经过前向传播得到布局参数。下文将分别介绍连接关系矩阵、奇异值分解和神经网络的技术细节。

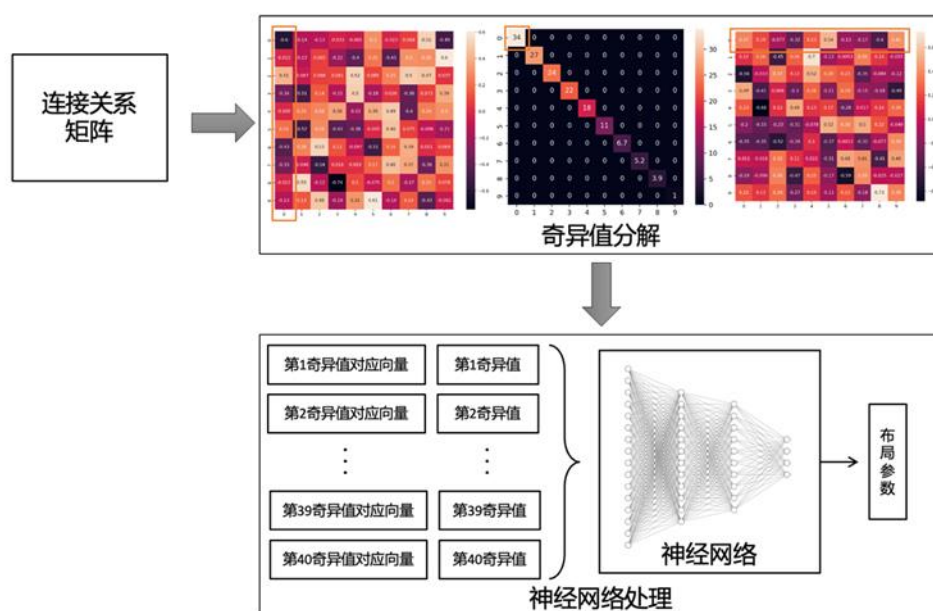


图 4.8 神经网络优化方法示意图

连接关系矩阵是图纸拓扑的矩阵形式。对于一个由 n 个元件组成的图纸，生成一个 $n \times n$ 的零矩阵，每个元件对应矩阵的一个行与一个列。如果图纸中两个元件直接相连，则将矩阵中两个元件对应的行列所确定的两个元素置为 1（因为每个元件对应一个行与一个列，因此两个元件可以确定出两个对称坐标的元素）。将所有连接遍历，并据此将矩阵中相应的元素置 1 后，即可获得连接关系矩阵。图 4.9 所示例子即为一个具有五个元件的拓扑及其连接关系矩阵。

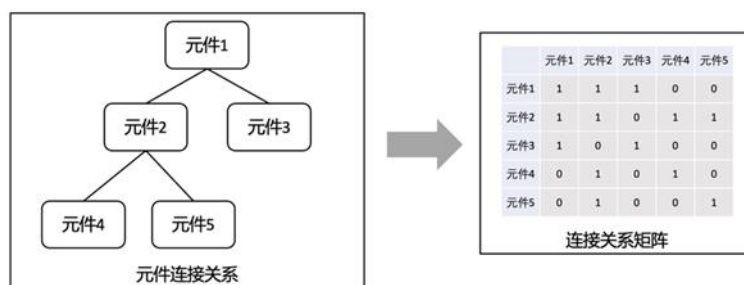


图 4.9 连接拓扑与连接关系矩阵的转换关系

利用奇异值分解来提取拓扑特征的方法可以降低神经网络的处理难度^[16]。该方法在连接关系矩阵输入到神经网络之前，使用奇异值分解分解该矩阵，舍弃掉较小奇异值及其对应的酉向量从而提取连接关系矩阵中主要特征。取舍比例按照下述方法推导。根据对 496 张电气图纸的元件数量进行统计(详细统计数据见后文实验 4.4)得到平均每张图纸中含有约 250 个元件，对应连接关系矩阵平均大小为一个 250 行 250 列的实对称矩阵。根据现有研究成果，取前 10%到 20%的奇异值可以同时兼顾信息保留和压缩效率^[17]。根据现有图纸统计数据，图纸中的元件数量上限约为 330 个，由于现有图纸统计数据样本具有一定的局限性，需留取一定的元件数量裕度。因此取图纸元件数量上限为 400 个（连接关系矩阵尺寸为 400x400）满足极端情况后，按照 10%的下限取值为 40 个奇异值作为输入参数。该取值在平均元件数量 250 个（连接关系矩阵尺寸为 250x250）上对应的比例为 16%，也能满足压缩效率上的需求。

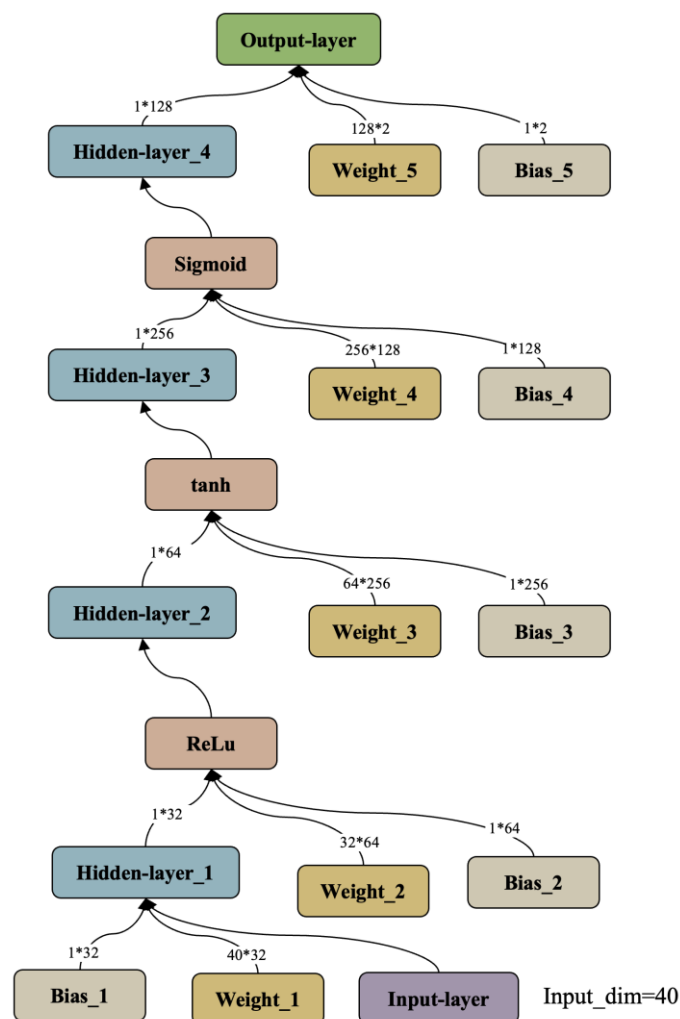


图 4.10 神经网络结构与参数示意图

神经网络包含四个隐藏层，隐藏层神经元数量（32，64，256，128），使用了 ReLu 激活函数、tanh 激活函数和 Sigmoid 激活函数，神经网络的具体结构和参数如图 4.10 所示。神经网络训练超参数如表 4.1 所示：

表 4.1 神经网络训练超参数设置

参数	数值
学习率	0.000001
每批训练样本	64
优化器	Adam
损失函数	MSE

输入参数经神经网络前向传播计算后，输出子图的长宽比、最佳间距两个布局参数。神经网络可以在后文所述的节点迭代过程中多次调用，例如一个包含一些元件的子图如果希望得到自己的长宽比例和最佳间距比，也可以在自己内部调用该神经网络来进行预测。通过该神经网络的优化可提高图纸的空间利用率。

4.4 实验与验证

4.4.1 布局实例与仿真

下面将通过样例说明上述方法生成电气布线图的过程。样例包含一个由 8 个元件组成的电气拓扑结构如图 4.11(a)。

方法运行时从“元件 1”开始判断。发现“元件 1”及其下面的结构并不符合基础布局场景；因此，探索“元件 1”的子节点，发现子节点“元件 2”及其下面的结构也不符合基础布局场景；继续探索“元件 2”的子节点，这个时候识别到“元件 2”的第一个子节点“元件 4”及其下面的节点符合基础布局场景中的“元件串联场景”。调用“元件串联场景”的规则将“元件 4”及其下面的三个元件的布局计算出来，并将这四个元件替换成一个包含了其本身信息以及布局信息的子图，这样整个图形的拓扑布局就如图 4.11(b)所示。

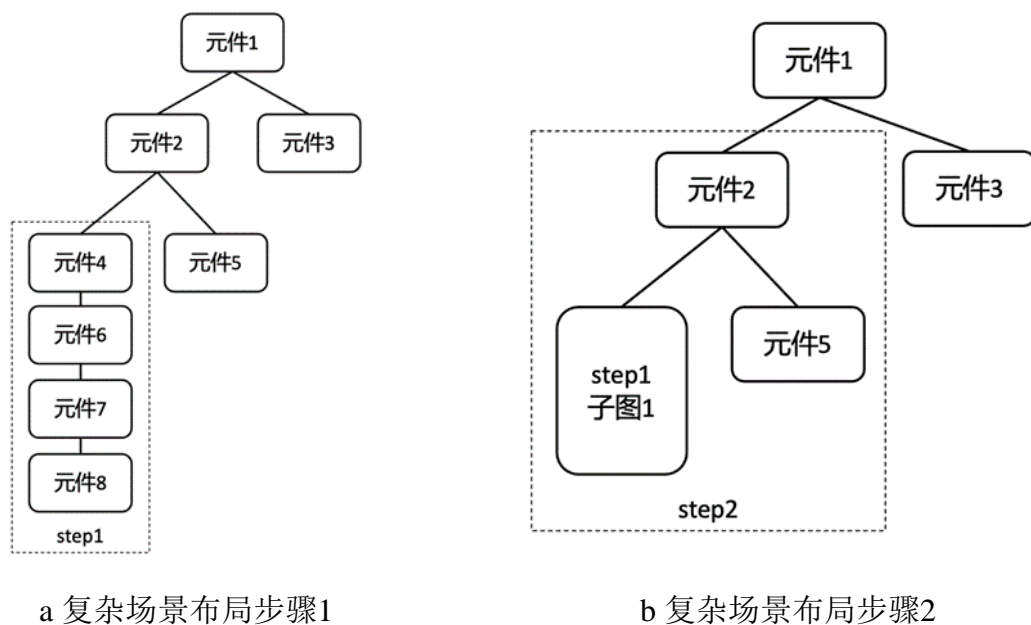


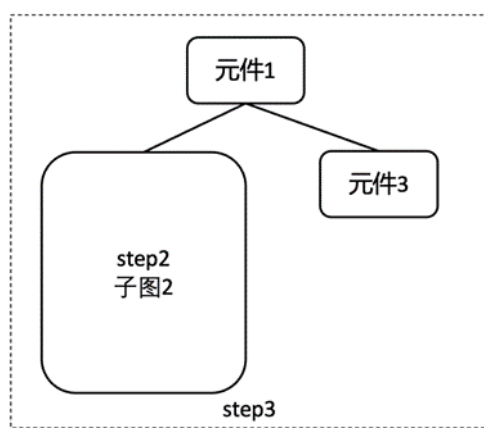
图 4.11 复杂场景布局步骤示意图

当“子图 1”替换到了整个图形中之后，将“元件 5”与规则匹配，发现“元件 5”是一个单节点，并无串并联关系，无需处理。

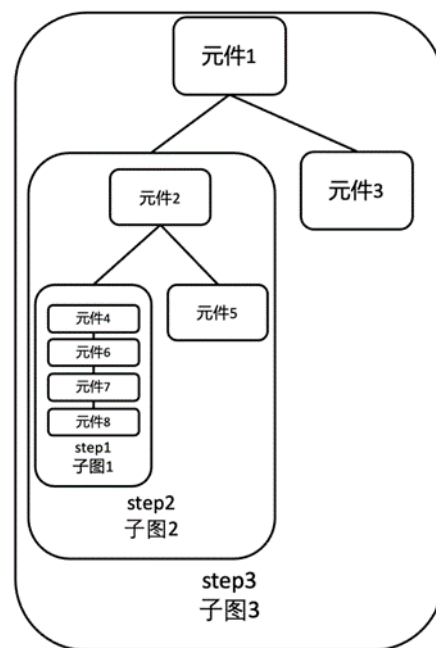
当“元件 2”的子节点被全部处理完之后，结束当前层级的搜索，返回“元件 2”发现“元件 2”及其下面的元件和子图符合基础布局场景中的“元件子图并联场景”。应用“元

件子图并联场景”规则将“元件 2”及其下面的一个子图和一个元件的布局计算出来，并将这部分也替换成“子图 2”，如图 4.12(a)所示。

当“元件 2”及其下面的部分被替换为“子图 2”之后，与上述方式类似，“元件 1”及其下面的子图和元件也可以应用“元件子图并联场景”规则进行布局。至此，成功完成一个包括 8 个节点的串并联拓扑的电路的布局，如图 4.12(b)所示。最后按照连接关系将元件用线缆连接起来即可。由于先验规则在布局过程中已经充分考虑到线缆布置并且进行了恰当的规划和取舍，可直接用直线和折线进行连接，就可以完成布线的任务。最终效果图如图 4.13 所示。



a 复杂场景布局步骤3



b 复杂场景布局步骤4

图 4.12 复杂场景布局步骤示意图 2

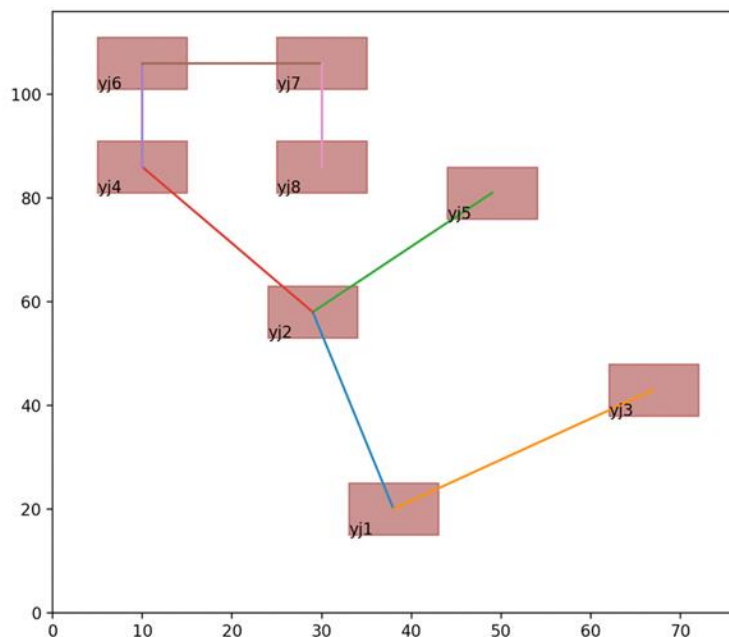
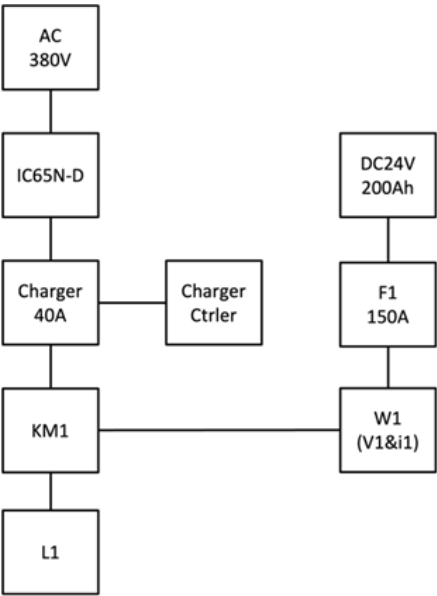
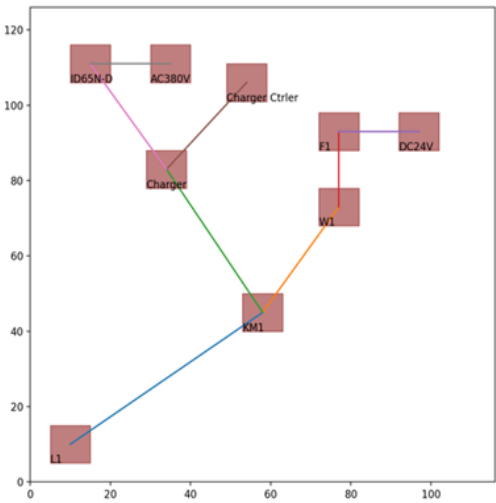


图 4.13 复杂场景布局结果示意图

布局布线任务完成之后，即可根据输出的布局布线数据调用 CAD 二次开发软件接口进行图纸绘制。调用过程按照如下步骤进行，首先在数据库中搜索出每个元件名称对应的元件 CAD 器件库，然后按照布局布线数据中的布局坐标将每个元件绘制在 CAD 的图纸上，最后再根据元件间连接关系连接线路，绘图效果如图 4.14 和图 4.15 所示。图 4.14(a)展示的是应急充放电汇流排的电路组成与连接关系，图 4.14 (b) 为应用本文所述方法计算出的布局布线示意图，图 4.15 (a) 为最终调用 CAD 软件接口生成的工程图纸，图 4.15 (b) 则说明了工程图纸与示意图中元件的对应关系。

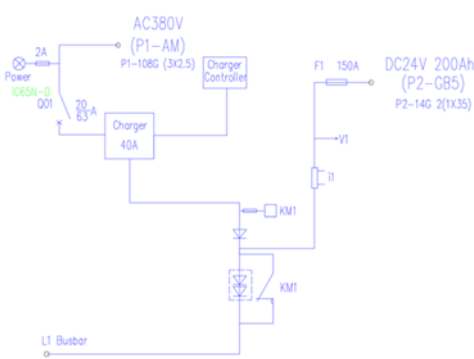


a 应急充放电汇流排电路连接关系

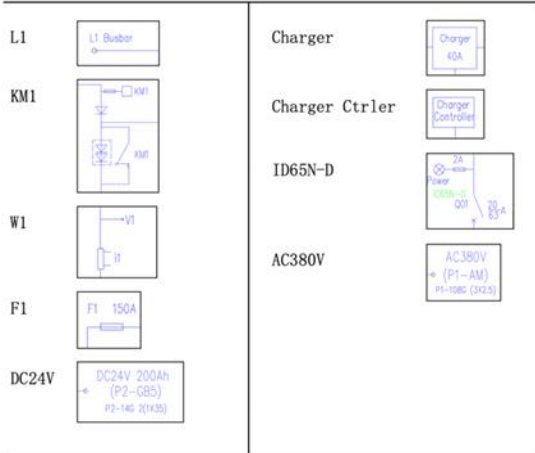


b 应急充放电汇流排电路布局布线示意图

图 4.14 应急充放电汇流排布局图



a 应急充放电汇流排 CAD 工程图



b 应急充放电汇流排示意图与工程图
元件对照示意图

图 4.15 应急充放电汇流排 CAD 工程图

4.4.2 先验规则布局实验

该部分实验使用技术手段屏蔽了布局参数优化神经网络及连接矩阵压缩器，使用人工指定的布局参数对先验规则布局器进行测试。

实验实际选取某民用船舶的部分图纸设计工作作为测试样本，所选的七张图纸中，布局布线都未出现错误。在更大测试样本上，496张图纸的布局布线都没有出现错误。

在使用先验规则进行布局的过程中，面积比和线长比两个参数可以描述算法布局与人工布局参数差异^[44]。其中面积比为算法布局的图纸面积比人工布局的图纸面积；线长比为算法布局的走线长度比人工布局的走线长度。表 4.2 所展示的实验结果为所选的实验样本经过本方法布局后在面积与线长方面与人工布局的差距。根据表 4.2 中的数据，在仅使用先验规则布局的情况下，所选七张测试图纸的平均面积比为 1.635，即使用先验规则布局的图纸面积比人工布局的图纸面积大 63.5%；平均线长比为 1.325，即使用先验规则布局的布线长度比人工布局的布线长度大 32.5%。

表 4.2 先验规则布局实验结果

图纸名称	元件数	面积比	线长比	是否有误
WY203主配电板单线图	71	1.745	1.458	否
WY203驾控台配电控制系统图	58	1.594	1.329	否
WY203 DC24V电力系统图	38	1.553	1.234	否
WY203电力分配电系统图册-1	47	1.681	1.366	否
WY203电力分配电系统图册-2	42	1.772	1.329	否
WY203电力分配电系统图册-3	124	1.693	1.342	否
WY203电力分配电系统图册-4	13	1.409	1.221	否

该实验表明，基于先验规则的布局方法可以有效的解决船舶电气设计中的布线布局问题，但是该方法实际占用图纸面积超过人工布局 63.5%、实际规划线长超过人工布线 32.5%，在布局布线的空间利用率方面和人工布局布线相比还存在差距。

4.4.3 参数优化神经网络训练实验

在神经网络的训练过程中，可能会无法收敛，因此设计如下实验验证本文所述参数优化神经网络是否能够正常收敛且收敛速度与传统端到端神经网络是否存在区别。

参数优化神经网络的训练使用了一个拥有 1984 个样本的数据集。选取样本中 1488 个样本作为训练集，496 个样本作为验证集，每次随机选取 40 个样本作为一个 batch 来进行训练。在训练过程中，误差函数在经过约 17 万次的迭代后收敛。图 4.16 所示的误差函数的变化曲线展示的是验证集上的误差函数的变化趋势，其中横坐标表示迭代次数，纵坐标表示损失函数值。

图 4.16 中, 灰色线条表示传统端到端神经网络训练过程中损失函数的变化过程, 蓝色线条表示引入奇异值分解压缩的参数优化神经网络训练过程中损失函数的变化过程。对比两曲线, 在本文所提出的参数优化神经网络已经收敛时, 传统端到端神经网络尚未收敛。通过基于奇异值分解的压缩之后, 神经网络的收敛速度^[45]相比端到端神经网络的收敛速度有显著提升。

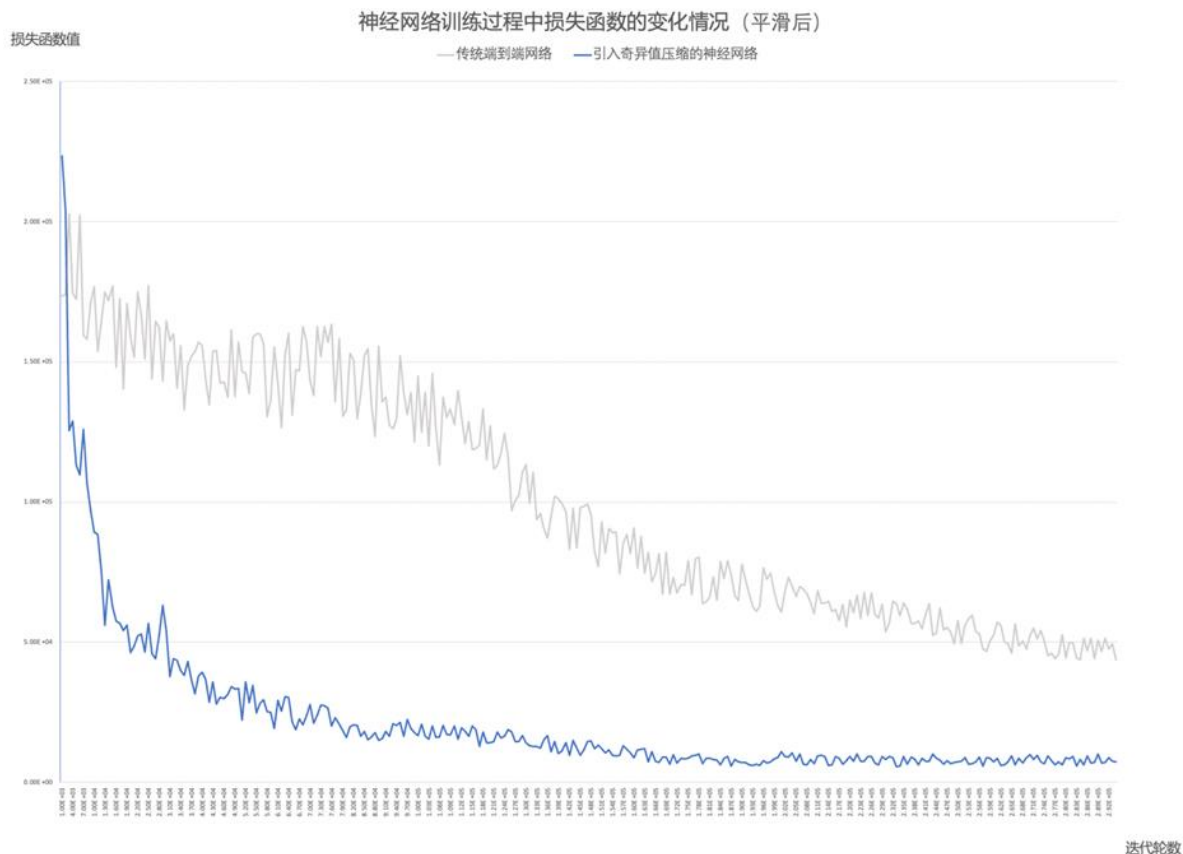


图 4.16 神经网络训练过程中损失函数的收敛趋势

4.4.4 末端优化实验

本实验中所阐述的末端优化方法主要由两部分组成, 其一为参数优化神经网络; 其二为基于奇异值分解的连接矩阵压缩器。本实验旨在验证这些优化方法在提升图纸空间利用率方面所能起到的效果。

本实验中解除了前文中 4.3.2 部分所述的实验对布局参数优化神经网络和连接矩阵压缩器的屏蔽。在加入了末端优化算法处理之后, 用与前文中 4.1 部分同样的方法和定义记录相同图纸实验数据如表 4.3 所示, 其中面积比为算法布局的图纸面积比人工布局的图纸面积; 线长比为算法布局的走线长度比人工布局的走线长度, 面积优化率与线

长优化率均是针对前文中 4.3.2 部分所展示的实验结果（后文用原图纸面积与原线长指代）进行计算的，面积优化率指引入末端优化方法后减少的图纸面积占原图纸面积的百分比；线长优化率指引入末端优化方法后减少的线长占原线长的百分比。

表中 7 张图纸面积比的平均值为 1.275、线长比的平均值为 1.209、面积优化率的平均值为 21.44%、线长优化率的平均值为 8.53%。

与前文中 3.4.2 部分的实验数据进行对比，7 张图纸面积比的平均值从 1.635 下降到了 1.275，下降了 21.99%；线长比的平均值从 1.325 下降到了 1.209，下降了 8.79%。在空间利用率方面，经过末端优化算法优化之后的图纸面积比人工布局的面积平均大 27.57%，布线长度平均大 20.90%。

表 4.3 末端优化实验结果

图纸名称	元件数	面积比	线长比	面积优化率	线长优化率
WY203主配电板单线图	71	1.337	1.258	23.38%	13.72%
WY203驾控台配电控制系统图	58	1.342	1.229	15.81%	7.52%
WY203 DC24V电力系统图	38	1.299	1.204	16.36%	2.43%
WY203电力分配电系统图册-1	47	1.212	1.226	27.90%	10.25%
WY203电力分配电系统图册-2	42	1.312	1.207	25.96%	9.18%
WY203电力分配电系统图册-3	124	1.092	1.102	35.50%	17.88%
WY203电力分配电系统图册-4	13	1.336	1.237	5.18%	-1.31%

在经过末端优化算法优化之后，算法的布线水平已经接近人工，综合考虑到算法布线的布线速度和布线正确率，本算法已经能够胜任大部分场景下的自动化布线任务。

4.4.5 布局布线速度分布实验

在布局布线工作中，布局布线的速度也是影响工作效率的一个重要因素，但是布线速度不仅和算法的运算速度相关，同时也与图纸中元件的数量相关联。因此本实验旨在收集本算法在不同元件数量下的布局布线速度，同时也探究布线速度与元件数量之间的关系。

实验随机选取了 496 张不同元件数量的图纸进行布局布线速度测试，得到了如下的布局布线速度分布曲线，以及近似的布局布线速度与元件数量的关系曲线。

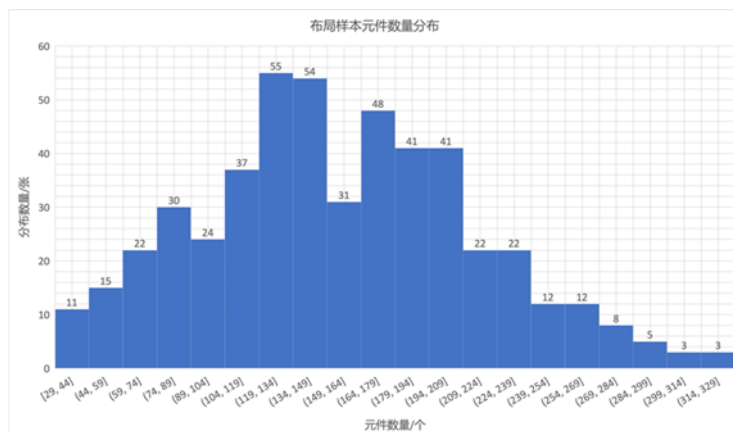


图 4.17 布局样本元件数量分布图

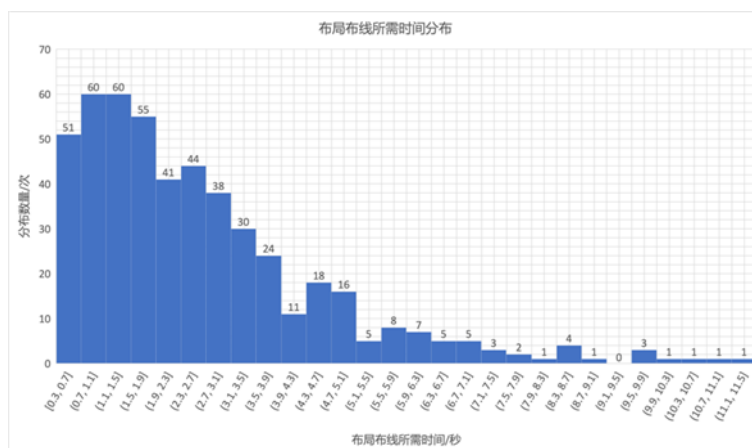


图 4.18 布局布线所需时间分布

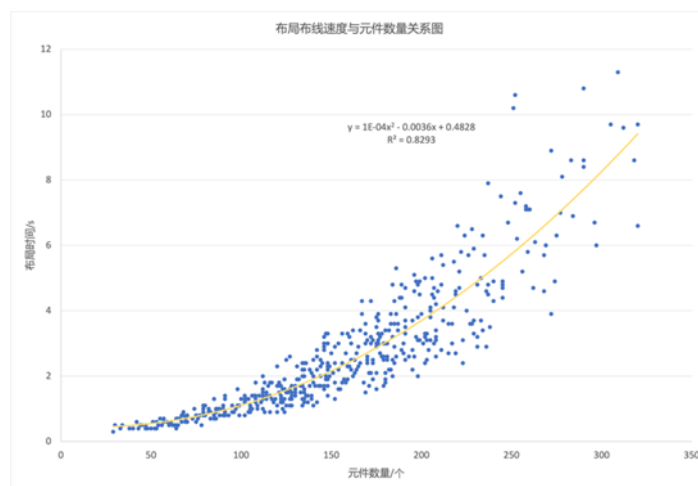


图 4.19 布局布线速度与元件数量关系图

图 4.17 展示了所选取的 496 张图纸中元件数量情况，测试用图纸中的元件数量全部在 400 个以内。图 4.18 展示了所选取的图纸中布局布线时间所需时间长度的分布，经统计，99.1% 图纸都能在 10 秒内完成布局布线的计算，速度为普通人工布线速度的 300 倍。图 4.19 展示了图纸的布局时间与元件数量的关系，通过线性回归拟合发现布

局布线的时间与图纸中所包含的器件近似成二次函数关系，因此随着元件数量的增加，布局布线的时间也会变长。

4.4.6 实验结论

经过上述四组实验，可得出以下实验结论。本文所提出的方法能够有效解决船舶电气图纸的布局布线场景中可靠性低、合理性低和布局效率低的问题。在布局可靠性方面，能够保证相关元件连接关系正确；在布局合理性方面，空间利用率已经接近人工布线的水平；在布局速度方面，布局速度为人工布局速度的 300 倍。

与其他相似领域的算法对比，本算法可以通过数学推导证明其完备性，能够保证布局布线的正确性。在上述 496 张图纸数据集中的验证，成功率为 100%。相比较于 RePlAce 99.27% 的成功率、RL graph placement method 99.83% 的成功率，在大规模电气设计领域，由于人工核查难度大、耗时长，本方法的所提供的完备性布线方法具有更高的应用价值。

在工程实践应用过程中，本文所述方案工程落地门槛低，神经网络部分模块可以在算力有限，样本有限的情况下较快的收敛，方案整体对算力要求不高。

需要说明的是，在本文的前期调研中，发现现阶段国内船舶电气图纸的自动化设计领域研究相对较少，大部分研究集中在三维的路径规划领域，与本文所研究的问题存在偏差。同时经过调研，国外可能有类似的自动化设计技术，但由于涉及到军事应用，并未找到公开的技术报道和论文。因此本文选择了人工布线作为主要的技术对比对象。

4.5 本章小结

本章的主要贡献在于提出了一种可应用于工程实践的船舶电气图纸自动布局布线的方法。通过数学推导和大样本实际测试场景测试，我们验证了本方法的完备性和可靠性。实验结果与人工作业的对比显示，本方法在布局布线速度方面表现出显著的优势。尽管在布局布线空间利用率方面存在一些差距，但这一差距可以通过进一步的优化来缩小。本章的研究也充分证明了先验规则和深度学习的融合，为智能化设计提供了更优异的性能水平，为船舶电气工程领域的自动化和效率提升提供了有力的支持。这一方法的应用前景非常广阔，有望为未来的工程实践带来更高效、更可靠的电气图纸设计和布线方案。

第五章 全文总结与研究展望

5.1 全文总结

本文主要介绍了两个研究内容：基于模拟势场法的自适应配电网设计算法和先验规则和深度学习融合驱动的船舶电气图纸布局算法。这两个研究内容共同致力于提高船舶电气设计的效率和质量。第一个研究内容则通过模拟势场仿真来设计配电网的拓扑结构，使用贪婪算法来优化配电网中配电节点的容量，可以有效解决船舶电气设计过程中配电网拓扑设计问题。同时探索使用顶点渲染器加速模拟势场的计算速度，以提高配电网设计算法的计算速度。第二个研究内容主要是提出了一种可应用于工程实践的船舶电气图纸自动布局布线的方法，其具有布局布线可靠性高、资源占用低、运行速度快等优点。

这两个研究内容聚焦不同的技术问题，但都可以为船舶电气设计提供有效的技术支持。第一个研究内容则能够有效解决船舶电气设计过程中配电网拓扑设计问题，对于巨型配电网设计领域具有较高的应用价值。第二个研究内容的方法已经能够基本实现自动化的布局布线，但在空间利用率上与人工布线之间还存在约 20% 的差距，需要进一步提高。

总的来说，这两个研究内容的研究成果为船舶电气设计领域提供了新的思路和技术支持，为船舶电气设计的自动化、智能化、高效化提供了有力的保障。这些研究成果的应用将有望在未来的船舶电气设计领域中取得更为广泛的应用和推广。

5.2 研究展望

本文主要研究了船舶电气设计过程中配电网设计以及图纸设计问题，利用模拟势场法解决配电网设计问题，利用先验规则和深度学习融合思路解决电气图纸设计问题，有效提高了设计水平并加快了设计速度。但仍存在不足之处，未来的进一步研究工作可围绕以下几点展开：

(1) 研究更为智能化的配电设备参数优化方法。现有的配电设备参数优化方法只能根据已有功率数据进行计算，如果能够引入更为先进的功率数据上下文预测方法，可以进一步提高配电设备参数优化水平。

(2) 研究开发模拟势场专用加速硬件。现有模拟势场加速方法依赖于传统顶点渲染器的编程模型，虽然能够实现并行计算，但是性能仍有提高空间。通过研究模拟势

场的相关计算方法，针对性的设计专用的硬件计算模块，可以进一步提高模拟势场的计算速度。

（3）总结并使用更为细致的先验规则和更大的神经网络。通过增加先验规则对应的场景数量和规则数量和可以优化一部分因为规则粗糙导致的设计短板。通过增加神经网络训练的数据样本数量，并相应的增加神经网络内部隐藏层节点数量，提高神经网络所能学习到的特征数量可以解决因神经网络拟合效果有限的问题。

参考文献

- [1] 付兴武, 胡洋. "基于改进粒子群算法的三维路径规划." 电光与控制 28.3 (2021): 86-89.
- [2] 黄东晋, 蒋晨凤, and 韩凯丽. "基于深度强化学习的三维路径规划算法." 计算机工程与应用 56.15 (2020): 30-36.
- [3] Lin, Yibo, et al. "Dreamplace: Deep learning toolkit-enabled gpu acceleration for modern vlsi placement." Proceedings of the 56th Annual Design Automation Conference 2019. 2019.
- [4] Mirhoseini, Azalia, Anna Goldie, Mustafa Yazgan, et al. A graph placement methodology for fast chip design[J]. Nature,2021,594.7862: 207-212.
- [5] Cheng, Ruoyu, and Junchi Yan. On Joint Learning for Solving Placement and Routing in Chip Design[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2021,12:34-46.
- [6] Cappart, Quentin, Didier Chételat, Elias B. Khalil, et al. Combinatorial optimization and reasoning with graph neural networks[DB]. arXiv preprint arXiv: 2021.2102.09544.
- [7] Nauata, Nelson, Kai-Hung Chang, Chin-Yi Cheng, et al. House-gan: Relational generative adversarial networks for graph-constrained house layout generation. European Conference on Computer Vision. Springer, Cham, 2020:162-177.
- [8] Dong, Zongran, and Xuanyi Bian. "Ship pipe route design using improved A* algorithm and genetic algorithm." IEEE Access 8 (2020): 153273-153296.
- [9] Wang, Jingyuan, et al. "Empowering A* search algorithms with neural networks for personalized route recommendation." Proceedings of the 25th ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery & data mining. 2019.
- [10] V éras, Luiz Gustavo DO, Felipe LL Medeiros, and Lamartine NF Guimarães. "Systematic literature review of sampling process in rapidly-exploring random trees." IEEE Access 7 (2019): 50933-50953.
- [11] Chen, Pengzhan, et al. "A deep reinforcement learning based method for real-time path planning and dynamic obstacle avoidance." Neurocomputing 497 (2022): 64-75.
- [12] Choset, Howie, et al. Principles of robot motion: theory, algorithms, and implementations. MIT Press, 2005.
- [13] Pan, Quan-Ke, et al. "Effective heuristics and metaheuristics to minimize total flowtime for the distributed permutation flowshop problem." Expert Systems with Applications 124 (2019): 309-324.
- [14] 张顺, 龚怡宏, 王进军. 深度卷积神经网络的发展及其在计算机视觉领域的应用. 计算机学报. 2019;42(3):453-82.

- [15] 陈德光, et al. "自然语言处理预训练技术综述." 计算机科学与探索 15.8 (2021): 1359.
- [16] 吕刚, and 张伟. "基于深度学习的推荐系统应用综述." 软件工程 23.2 (2020): 5-8.
- [17] Choi, Dong-Jin, et al. "Comparative study of CNN and RNN for motor fault diagnosis using deep learning." 2020 IEEE 7th International Conference on Industrial Engineering and Applications (ICIEA). IEEE, 2020.
- [18] Yu Y, Si X, Hu C, Zhang J. A review of recurrent neural networks: LSTM cells and network architectures. Neural computation. 2019 Jul 1;31(7):1235-70.
- [19] 刘全, 翟建伟, 章宗长, 钟珊, 周倩, 章鹏, 徐进. 深度强化学习综述. 计算机学报. 2018 Jan;41(1):1-27.
- [20] 吴志洋, et al. "基于深度学习视觉和激光辅助的盾构管片自动拼装定位方法." 红外与激光工程 51.4 (2022): 20210183-1.
- [21] 黄源, et al. "基于深度学习的压缩感知 FDD 大规模 MIMO 系统稀疏信道估计算法." 通信学报 42.8 (2021): 61-69.
- [22] 沈保明, et al. "深度学习在机械设备故障预测与健康管理中的研究综述." 机床与液压 49.19 (2022): 162-171.
- [23] Sharma S, Obaid AJ. Optimal Design, Simulation and implementation of Solar Photovoltaic Panels in Hybrid electric vehicles using CATIA V5R19 software integrated with ANSYS 13.0 versions. In Journal of Physics: Conference Series 2020 May 1 (Vol. 1530, No. 1, p. 012124). IOP Publishing.
- [24] Stahl, Garth, and Guangleun Michael Mu. "Pierre Bourdieu: Revisiting Reproduction, Cultural Capital, and Symbolic Violence in Education." The Palgrave Handbook of Educational Thinkers. Cham: Springer International Publishing, 2022. 1-16.
- [25] 王洪斌, et al. "基于 A* 算法和人工势场法的移动机器人路径规划." 中国机械工程 30.20 (2019): 2489.
- [26] 王洪斌, et al. "基于 A* 算法和人工势场法的移动机器人路径规划." 中国机械工程 30.20 (2019): 2489.
- [27] Du, Luping, et al. "Deep-subwavelength features of photonic skyrmions in a confined electromagnetic field with orbital angular momentum." Nature Physics 15.7 (2019): 650-654.
- [28] 曹嵘晖, 唐卓, 左知微, 张学东. 面向机器学习的分布式并行计算关键技术及应用. 智能系统学报. 2021 Sep 10;16(5):919-30.
- [29] 邬江兴, 祁晓峰, 高彦钊. 异构计算并行编程模型综述. 上海航天 (中英文). 2021;38(4):1-1.

- [30] 程旭, 宋晨, 史金钢, 周琳, 张毅锋, 郑钰辉. 基于深度学习的通用目标检测研究综述. 电子学报. 2021 Jul 25;49(7):1428.
- [31] Burić, Ilija, Volker Schomerus, and Mikhail Isachenkov. "Conformal group theory of tensor structures." *Journal of High Energy Physics* 2020.10 (2020): 1-39.
- [32] Aoki, S., et al. "FLAG review 2019: flavour lattice averaging group (FLAG)." *The European Physical Journal C* 80.2 (2020): 113.
- [33] Hernández-Espinosa, Y., R. A. Méndez-Sánchez, and E. Sadurní "On the electronic structure of benzene and borazine: an algebraic description." *Journal of Physics B: Atomic, Molecular and Optical Physics* 53.10 (2020): 105101.
- [34] 黄星源, and 李岩屹. "基于双 Q 学习算法的干扰资源分配策略." *系统仿真学报* 33.8 (2021): 1801.
- [35] 王鹏鸣, 何鸣, and 王红滨. "融合先验知识的深度学习模型快速训练方法." *哈尔滨工程大学学报* 42.4 (2021): 561-566.
- [36] 王鑫, et al. "基于深度卷积神经网络和多核学习的遥感图像分类方法." *电子与信息学报* 41.5 (2019): 1098-1105.
- [37] Lindemann, Benjamin, et al. "A survey on anomaly detection for technical systems using LSTM networks." *Computers in Industry* 131 (2021): 103498.
- [38] Yao L, Guan Y. An improved LSTM structure for natural language processing. In 2018 IEEE International Conference of Safety Produce Informatization (IICSPI) 2018 Dec 10 (pp. 565-569). IEEE.
- [39] Sayin, Muhammed, et al. "Decentralized Q-learning in zero-sum Markov games." *Advances in Neural Information Processing Systems* 34 (2021): 18320-18334.
- [40] Muelling K, Boularias A, Mohler B, Schölkopf B, Peters J. Learning strategies in table tennis using inverse reinforcement learning. *Biological cybernetics*. 2014 Oct;108:603-19.
- [41] 张勇军, 刘斯亮, 江金群, 羿应棋, 李钦豪. 低压智能配电网技术研究综述. *广东电力*. 2019;32(1):1-2.
- [42] 余修勇, 肖立业. 直流配电网故障识别和定位技术研究综述. *电工电能新技术*. 2019 Jan 30;38(7):56-66.
- [43] 蔡叶芳. 图形处理器 3D 引擎渲染管线设计与验证 (Master's thesis, 西安电子科技大学). 2019
- [44] 胡耀, 姜治芳, 熊治国, 王健. 基于改进型遗传算法的船舶舱室布局优化[J]. *中国舰船研究*, 2014, 9(1): 20-30.

- [45]杨伟, 倪黔东, 吴军基. BP 神经网络权值初始值与收敛性问题研究[J]. 电力系统及其自动化学报 2002, 14.1: 20-22.