

# Design of intelligent planning algorithm for high-density server cluster routing path

Desheng Zhang

China Communications Construction First Engineering Bureau Co., Ltd., Baoding, Hebei, 071051, China

## Abstract

Aiming at the problem of multi-objective collaborative optimization existing in high-density server cluster wiring path planning, this paper proposes an intelligent planning algorithm integrating heuristic search and reinforcement learning. The algorithm innovatively introduces a hierarchical optimization mechanism. At the global level, the low-conflict initial wiring path is generated based on the improved A\* algorithm; at the local level, the path strategy is adjusted in real-time through the reinforcement learning model to balance the signal integrity, heat dissipation efficiency and wiring cost. The experiments show that the proposed algorithm can significantly reduce the cable crossing rate and signal decay, while supporting the rapid adaptation of clusters of different sizes. This paper provides a new technical path for the automatic wiring of high density data center, with both theoretical value and engineering practical significance.

## Keywords

high-density server cluster; reinforcement learning; multi-target collaborative optimization

# 高密度服务器集群布线路径智能规划算法设计

张德生

中国通信建设第一工程局有限公司, 中国·河北保定 071051

## 摘要

针对高密度服务器集群布线路径规划中存在的多目标协同优化难题, 本文提出一种融合启发式搜索与强化学习的智能规划算法。算法创新性引入分层优化机制。在全局层面, 基于改进的A\*算法生成低冲突的初始布线路径; 在局部层面, 通过强化学习模型实时调整路径策略, 以平衡信号完整性、散热效率与布线成本。实验表明, 该算法可显著降低线缆交叉率与信号衰减, 同时支持不同规模集群的快速适配。本文研究为高密度数据中心的自动化布线提供了新的技术路径, 兼具理论价值与工程实践意义。

## 关键词

高密度服务器集群; 强化学习; 多目标协同优化

## 1 引言

随着云计算和人工智能技术的快速发展, 高密度服务器集群已成为现代数据中心的核心基础设施, 其紧凑的物理布局和复杂的互联需求, 使得布线路径规划成为影响集群性能、散热效率及可维护性的关键挑战。传统布线方法依赖人工经验或静态规则, 难以应对动态负载变化、信号干扰与散热需求的协同优化, 尤其在超大规模集群中, 线缆交叉、信号衰减和局部过热等问题频发, 严重制约了数据中心的运行效率与扩展能力。针对上述问题, 本文提出一种面向高密度服务器集群的布线路径智能规划算法, 旨在通过融合启发式

搜索与强化学习技术, 实现布线路径的多目标动态优化。

## 2 高密度服务器集群布线路径规划问题建模

### 2.1 高密度服务器集群架构分析

高密度服务器集群通常采用模块化机柜布局, 单机柜容纳数十台服务器节点并通过多层交换设备实现高速互连。物理架构上, 机柜内部采用背板式连接, 机柜间通过顶部或底部线槽进行跨机柜布线<sup>[1]</sup>。以典型的“叶脊”网络架构为例, 服务器通过架顶(TOR)交换机与脊交换机连接, 形成树状通信链路, 这种架构下的单条线缆可能跨越多个层级, 例如从服务器到TOR交换机、TOR到脊交换机, 最终通过核心路由器接入外部网络。布线层级叠加会导致线缆密度急剧上升, 以单机柜48台服务器为例, 若每台服务器需连接双冗余TOR交换机, 则单机柜布线需求超过96条。高密度场景中, 线缆交叉、路径冲突与散热通道占用问题显著, 传统人工规划难以满足复杂约束条件下的全局最优解需求。

【作者简介】张德生(1975-), 男, 中国吉林德惠人, 工程师, 从事大数据与人工智能、智算中心一体化建设运维及运营研究。

## 2.2 约束条件

高密度集群布线需满足物理、电气与热力学三类约束。物理约束包括线缆长度上限、弯曲半径限制与路径冲突规避。Cat6A 双绞线单段传输距离不超过 100 米，光纤弯曲半径需大于 15 毫米，而机柜内部线槽空间通常仅为 10 厘米宽，路径规划需避免线缆堆叠导致的机械损伤。电气约束聚焦信号完整性与串扰抑制，如并行线缆间距需大于 2 厘米以降低电磁干扰，高速信号线需优先布置于屏蔽线槽内。热力学约束要求布线路径避开散热关键区域，例如服务器进风口与热通道交汇处需预留至少 5 厘米空间，防止线缆阻碍气流循环。这些约束相互耦合，若仅优化单一指标，可能导致其他性能指标严重劣化。

## 2.3 目标函数

基于多目标优化理论，高密度集群布线路径规划的目标函数需综合线缆成本、信号质量与散热效率。定义全局优化目标为：

$$\text{Minimize } f(x) = \sum_{i=1}^n w_i \cdot d_i + \sum_{j=1}^m c_j \cdot I_j + \sum_{k=1}^p \lambda_k \cdot H_k$$

其中， $d_i$  表示第  $i$  条线缆的物理长度， $I_j$  为第  $j$  组并行线缆的电磁干扰强度， $H_k$  代表第  $k$  个散热区域的阻塞系数，权重系数  $w_i$ 、 $c_j$  和  $\lambda_k$  根据场景需求动态调整。例如，在金融计算集群中，信号完整性权重  $c_j$  需显著提升以降低数据传输误码率；而在 AI 训练集群中，散热效率权重  $\lambda_k$  可能成为主导因素。

# 3 智能规划算法设计

## 3.1 算法框架

高密度服务器集群布线路径智能规划算法的核心在于融合启发式搜索与强化学习的双层优化框架。全局层面，采用改进的 A\* 算法生成初始布线路径，确保线缆长度最短且物理冲突最小；局部层面，引入强化学习模型动态调整路径策略，解决信号干扰与散热效率的实时平衡问题。以金融计算集群为例，全局路径规划快速生成服务器至 TOR 交换机的低冲突布线方案，而强化学习模块根据实时负载调整并行线缆间距，避免高频交易场景下的电磁干扰。这种分层结构既保留了传统算法的计算效率，又通过机器学习增强了复杂场景的适应性，为多目标优化提供了可行路径。

## 3.2 启发式搜索模块

启发式搜索模块基于改进的 A\* 算法，通过引入动态权重机制优化路径搜索效率。传统 A\* 算法以曼哈顿距离作为启发函数，但在高密度集群中，线槽空间狭窄且存在多层障碍物，需将信号干扰风险与散热通道占用纳入代价计算。定义节点评估函数为：

$$f(n) = g(n) + \alpha \cdot h(n) + \beta \cdot S(n)$$

其中， $g(n)$  为实际路径长度， $h(n)$  为曼哈顿距离， $S(n)$

表示节点  $n$  所在区域的信号干扰强度与散热阻塞系数的加权和， $\alpha$  与  $\beta$  为动态调整参数。例如，在 TOR 交换机至脊交换机的布线中，若检测到目标区域存在高频信号线缆，算法自动提升  $\beta$  权重，引导路径绕过高干扰区域。

## 3.3 机器学习模块

强化学习模块采用深度 Q 网络 (DQN) 架构，通过离线训练与在线微调实现动态路径优化。状态空间定义为当前布线路径的物理参数 (线缆长度、弯曲角度)、环境参数 (温度、电磁强度) 及负载需求 (带宽、延迟)<sup>[2]</sup>；动作空间包含路径偏移、线缆间距调整与散热通道预留三类操作。以 AI 训练集群的散热优化为例，当服务器负载达到 80% 时，算法自动选择增加线缆与散热风道的距离并通过奖励函数反馈调整策略：

$$R(s, a) = \eta \cdot \text{Bandwidth}(s) - \mu \cdot \Delta T(s) + \nu \cdot \text{CableCost}(s)$$

其中， $\eta$ 、 $\mu$ 、 $\nu$  为训练得到的权重系数， $\Delta T(s)$  表示状态  $S$  下的升温速率。通过模拟训练，模型可自主识别散热瓶颈区域 (如 GPU 服务器密集区) 并优先分配低热敏感线缆路径，显著提升集群整体散热效率。

## 3.4 协同优化机制

启发式搜索与强化学习的协同通过异步迭代实现。全局路径生成后，强化学习模块对局部路径进行微调并将优化结果反馈至 A\* 算法的动态权重参数中。例如，在超大规模集群布线中，初始路径因绕行散热通道导致线缆长度增加 15%，强化学习模块通过局部路径压缩，在保证散热需求的前提下将额外长度缩减至 4%。这种闭环优化机制在避免全局搜索计算爆炸问题的同时，又通过数据驱动提升了算法鲁棒性，最终实现布线长度、信号质量与散热效率的帕累托最优。

# 4 算法实现与优化

## 4.1 算法架构与模块集成

高密度服务器集群布线路径智能规划算法的实现采用分层架构设计，将全局路径搜索、局部策略优化与资源调度解耦为独立模块。全局路径搜索模块基于改进的 A\* 算法构建，通过动态优先级队列管理路径节点，结合线缆冲突预测模型筛选可行解；局部策略优化模块依托强化学习框架，部署深度 Q 网络 (DQN) 进行实时决策，状态空间集成物理拓扑、电磁干扰强度与温度分布等多维参数。模块间通过轻量级消息队列通信，确保数据流高效同步。为适配异构硬件环境，算法支持 CPU-GPU 混合计算模式，全局搜索任务分配至多核 CPU 并行执行，强化学习策略网络通过 CUDA 加速实现毫秒级响应。

## 4.2 并行计算与性能调优

针对高密度集群布线的大规模计算需求，算法引入多级并行化策略。全局路径搜索阶段，采用 OpenMP 实现线程级并行，将集群拓扑按机柜划分为子图独立求解并通过

MPI 库实现跨节点分布式计算。局部策略优化阶段，强化学习模型采用参数服务器架构，支持千级并发的策略探索与经验回放。内存管理方面，设计稀疏矩阵压缩算法存储线缆冲突关系，减少 75% 的内存占用，计算资源调度中，基于布线任务优先级动态分配 GPU 算力，避免资源空闲与过载。实验表明，在 128 节点集群中，算法横向扩展效率达 92%，单任务计算延迟稳定在秒级。

### 4.3 资源管理与容错机制

为了保障算法在复杂环境下的鲁棒性，设计多层次资源监控与容错机制。内存资源通过池化技术动态分配，优先满足高冲突区域的路径搜索需求；计算任务状态实时备份至分布式存储，异常中断后可从最近断点恢复。路径冲突检测中，集成轻量级死锁预测模型，提前终止高风险布线任务并触发回溯机制。针对硬件异构性，算法自动适配不同厂商的 GPU 指令集，并通过抽象接口层屏蔽底层差异。日志系统记录全链路操作流水，支持事后根因分析与策略迭代。

## 5 实验与结果分析

### 5.1 实验设计

实验基于三种典型规模的服务器集群展开，覆盖从单机柜到跨机房级的高密度布线场景。硬件环境采用 Intel Xeon Gold 6348 处理器与 NVIDIA A100 GPU 集群，软件平台集成 Python 3.9 与 TensorFlow 2.8。数据集包含 12 种拓扑结构，涵盖金融计算、AI 训练与云计算三类业务场景。评估指标聚焦布线总长度（米）、信号完整性（信噪比 dB）、散热效率（风道阻塞率 %）及算法耗时（秒），通过横向对比传统多目标遗传算法（MOGA）与人工规划方案，验证智能规划算法的综合性能。

### 5.2 小规模集群实验结果

小规模集群实验模拟单机柜 48 服务器节点的布线需求，物理空间限制为  $2\text{m} \times 0.6\text{m} \times 2\text{m}$ （长 × 宽 × 高）<sup>[1]</sup>。表 1 显示，智能规划算法布线总长度较 GA 缩短 18.72%，信号完整性提升 23.5dB，且散热风道阻塞率控制在 9.33% 以下。人工规划方案因依赖经验规则，线缆交叉率高达 14 次，导致信号衰减显著。算法耗时方面，智能规划算法因强化学习的在线微调机制，计算时间略高于 MOGA，但仍保持在人工规划的 1/5 以内。

### 5.3 中规模集群实验结果

中规模实验针对 5 机柜 240 服务器节点，引入动态负载与外部电磁干扰变量。表 2 中，本文算法在信号完整性指标上保持优势，信噪比均值达 65.28dB，较 GA 提升

41.7%。散热效率方面，风道阻塞率稳定在 12.05%，较人工规划降低 56%。算法耗时随节点数量线性增长，但通过分布式计算优化，千级线缆的规划任务可在 218 秒内完成。MOGA 因无法动态适应干扰变化，布线冲突率上升至 27 次，导致信号质量波动幅度超过 15dB。

### 5.4 大规模集群实验结果

大规模实验模拟跨机房级部署，包含 50 机柜 2400 服务器节点，线缆总数超过 1.2 万条。如表 3 所示，本文智能算法布线总长度较 GA 减少 22.8%，散热效率提升至 84.67%（风道阻塞率 15.33%），信号完整性标准差从 GA 的 8.7dB 降至 2.3dB。人工规划因复杂度超出人力极限，无法完成全量布线任务。算法耗时方面，智能规划通过多级并行计算，任务分解至 32 节点集群后耗时仅 1865 秒，效率较单节点提升 29 倍。

### 5.5 结果分析

综合三类实验数据，智能规划算法在布线长度、信号质量与散热效率上均显著优于传统方法。小规模场景验证基础性能优势，中规模实验体现动态干扰下的鲁棒性，大规模结果证实算法扩展潜力。信号完整性提升主要源于强化学习的实时避障策略，散热效率优化则依赖启发式搜索对风道占用的前瞻性规避。计算耗时随规模增长的趋势符合预期，但分布式架构有效抑制了性能衰减。与传统方法相比，算法在多目标协同优化上展现独特价值，为高密度数据中心的自动化部署提供可靠技术支撑。

## 6 结语

本文提出一种面向高密度服务器集群的布线路径智能规划算法，通过融合改进 A\* 算法与强化学习技术，构建分层优化框架，实现多目标动态协同优化。实验验证表明，该算法在布线长度、信号质量与扩展性上均显著优于现有方案，为数据中心自动化部署提供了高效可靠的技术路径。未来研究需进一步结合数字孪生技术实现布线方案的动态仿真与实时修正，探索多物理场耦合建模以增强综合环境适应性，同时开发轻量化边缘计算架构以支持超大规模集群的分布式协同规划。

### 参考文献

- [1] 金海峰,侯乐斌.高可用DNS集群服务器架构的实践应用[J].安徽电子信息职业技术学院学报, 2022(003):021.
- [2] 申扬,于海,尹晓华.基于机器学习的电网信息通信服务器智能优化[J].科学技术与工程, 2020, 20(32):7.
- [3] 何波玲.集群设备最少布线控制传输方法[J].软件导刊, 2016, 15(7):3.