



思特奇合作研发课题——  
面向 AI 大模型分布式训练的智能算力跨域  
调度方法研究  
**(V0.2)**

北京思特奇信息技术股份有限公司

2025 年 11 月

# 1. 跨域算力资源感知与统一建模

## 1.1. 课题名称

跨域算力资源感知与统一建模

## 1.2. 课题描述

### 1.2.1. 问题概述

随着“东数西算”工程纵深推进，我国算力资源监测调度体系加速构建，但对于算力资源的统一表征依然存在以下问题：

- 1) 算力资源指标存在数据来源不明确、统计口径不一致、统计维度不全面、数据更新不及时等问题；
- 2) 不同领域、不同架构的设备资源在性能、功耗、容量等方面存在差异，这使得高效跨域调度变得困难，如何对异构资源进行统一描述和有效管理是一个关键挑战。

### 1.2.2. 课题内容

- 1) 设计多维度算力表征指标体系：涵盖“计算维度”、“存储维度”、“网络维度”、“状态维度”；
- 2) 提出异构算力归一化方法：通过加权因子将不同架构的算力映射到统一量化空间，实现跨域算力的“可比较、可调度”；
- 3) 构建跨域算力资源池动态图谱：基于边缘计算技术实时采集各域算力状态，通过图神经网络（GNN）更新资源图谱，为调度决策提供实时数据支撑。

### **1.2.3. 课题目标**

- 1) 构建一套完整的多维度算力表征指标体系：形成涵盖“计算-存储-网络-状态”4大维度、12项核心指标的标准化指标库，指标覆盖当前主流智能算力架构，且各指标的采集频率 $\geq 1$ 次/分钟，数据准确率 $\geq 98\%$ ；
- 2) 实现异构算力资源的归一化映射：提出基于“训练任务敏感度加权”的归一化算法，将不同架构算力的性能差异转化为统一量化值，同一训练任务下，不同架构算力的“算力指数”误差 $\leq 10\%$ ，满足跨域算力“可比较、可调度”的需求；
- 3) 搭建一套动态更新的跨域算力资源池图谱：基于图神经网络（GNN）构建资源图谱，支持 $\geq 5$ 个地理域/机构域的算力节点接入，图谱更新延迟 $\leq 30$ 秒，节点状态的识别响应时间 $\leq 10$ 秒，为调度决策提供实时、准确的资源视图。

### **1.3. 交付水平**

结合上述算力资源感知与统一建模内容，提交国家信中心或数标委的行业标准草案1份。

### **1.4. 交付周期**

2~3月

## **2. AI 大模型训练的动态算力需求预测**

### **2.1. 课题名称**

AI 大模型训练的动态算力需求预测

## 2.2. 课题描述

### 2.2.1. 问题概述

AI 大模型训练的动态算力需求预测是当前人工智能领域的研究热点之一，随着大模型技术的快速发展，其研究也取得了一定的成果，但仍存在以下问题需要解决：

- 1) 传统预测方法存在瓶颈：传统算力需求预测方法如 ARIMA 等统计模型难以捕捉算力需求的非线性特征，而且现有方法无法有效融合 GPU 负载、任务队列、用户行为日志等多模态数据，静态阈值策略还导致资源分配滞后，云服务商统计显示 30% 的 GPU 资源处于低效利用状态；
- 2) 多租户场景下的 QoS 保障问题：在多租户环境下，不同租户的算力需求和优先级各不相同，如何在满足各个租户 QoS 要求的前提下，准确预测和合理分配算力资源，是一个亟待解决的问题。目前的研究在这方面还存在不足，尚未形成成熟的解决方案。

### 2.2.2. 课题内容

- 1) 分析大模型分布式训练的算力需求特征：针对数据并行、模型并行、流水线并行，提取需求变化规律；
- 2) 设计混合式需求预测模型：结合“历史数据驱动”与“模型结构驱动”，实现短期、中期需求预测，预测准确率目标 $\geq 90\%$ 。

### 2.2.3. 课题目标

- 1) 厘清不同分布式训练策略的算力需求规律：针对数据并行、模型并行、流水线并行 3 种主流策略，量化输出“模型参数规模-并行策略-算力需求”的对应关系，形成《大模型分布式训练算力需求特征手册》；
- 2) 研发高精度混合式需求预测模型：融合前沿的时序预测与模型结构驱动预测，实现对大模型训练短期（10 分钟级）、中期（1 小时级）的算力需求预测，

针对千亿级参数模型，短期预测准确率 $\geq 92\%$ ，中期预测准确率 $\geq 88\%$ ，预测结果可直接支撑调度算法的算力预分配；

3) 实现训练阶段的需求动态适配：预测模型可自动识别大模型训练的预热期、快速收敛期、稳定收敛期 3 个阶段，并输出各阶段的差异化算力需求，阶段识别准确率 $\geq 95\%$ ，避免因阶段切换导致的算力错配；

4) 课题研究过程中设计的算法及实现源码、使用文档等，能够在思特奇算联平台部署、应用，切实解决平台的 AI 算力动态调度问题。

#### **2.2.4. 应用场景**

在算力网调度与市场运营平台中，针对 AI 算力资源的调度应用该动态预测算法，为需求方生成一个全局的、未来一定周期内的算力需求波形图，一方面为需求方的预算提供依据，另一方面可为提供方的闲置资源提供“削峰填谷”的调度策略，提高资源利用率。

#### **2.3. 交付水平**

- 1) 完成与上述目标达成相关的专利至少 1 份；
- 2) 联合申请省市、部委与国家项目，包括重点研发计划与重大专项等；在条件允许情况下，联合申报省部级及以上科技奖项。

#### **2.4. 交付周期**

2~3 月

### **3. 面向大模型训练的智能跨域调度算法设计**

#### **3.1. 课题名称**

面向大模型训练的智能跨域调度算法设计

#### **3.2. 课题描述**

##### **3.2.1. 问题概述**

在 AI 大模型、实时推理等需求爆发的背景下，越来越多的企业选择“多云战略”，这促使跨域调度技术不断发展，以实现多云算力的协同工作，根据任务特征与资源状态，智能分配任务，提高资源利用率。但目前的研究中，尚存在以下问题需要解决：

- 1) 调度算法的复杂性与可解释性：一些基于深度学习的调度算法虽然在处理大规模、高并发任务时具有优势，但训练过程复杂，需要大量标注数据和计算资源，且模型的可解释性较差，这给算法的优化和实际应用带来了一定困难；
- 2) 多维目标优化的问题：面对用户进行模型训练、推理使用时，如何保障计算、存储、网络等多维算力资源的有效性及可用性，是 AI 算力跨域调度课题中需要关注的一个问题。

##### **3.2.2. 课题内容**

- 1) 构建多目标优化函数：以“训练效率最大化、算力利用率最大化、跨域通信成本最小化”为目标，引入约束条件；
- 2) 提出强化学习 (RL) 驱动的调度算法：通过构建调度模型，基于强化学习设计调度算法，以实现多维度奖励函数为目标，求解获得最优算力资源；

3) 引入分层调度机制：上层为“域间调度”，下层为“域内调度”，平衡调度粒度与决策效率。

### 3.2.3. 课题目标

1) 构建可求解的多目标优化模型：确立“训练效率-算力利用率-通信成本”的多目标优化函数，明确约束条件，通过权重分配将多目标转化为单目标求解，优化结果的帕累托最优解覆盖率 $\geq 85\%$ ；

2) 研发高性能强化学习调度算法：基于 PPO (Proximal Policy Optimization) 强化学习框架，训练得到适配大模型训练的调度智能体，在 $\geq 5$  个跨域算力池的场景下，算法决策延迟 $\leq 1$  秒，相比传统单域调度算法，实现：

大模型训练周期缩短 $\geq 25\%$ ；

跨域算力整体利用率提升 $\geq 35\%$ ；

跨域通信成本（按带宽占用计费）降低 $\geq 30\%$ ；

4) 实现分层调度机制的高效协同：上层域间调度与下层域内调度的协同响应时间 $\leq 2$  秒，域间算力分配比例的调整误差 $\leq 5\%$ （如计划分配华北域 30% 算力，实际分配偏差不超过 1.5%），在算力负载波动 $\pm 20\%$ 的场景下，分层调度的稳定性（如训练进度无中断）保持 $\geq 99\%$ 。

5) 课题研究过程中设计的算法及实现源码、使用文档等，能够在思特奇算联平台部署、应用，切实解决平台的算力资源跨域调度问题；

### 3.2.4. 应用场景

思特奇自研的算力网调度与市场运营平台是面向国家“东数西算”工程的有效解决方案，其商业模式以算力供需双方的资源匹配调度为核心。该课题的研究成果，可充分应用于算力网调度平台，使得平台在分配计算任务时，优先评估任务所需的通信量，将通信密集型任务尽量放在网络拓扑更近的节点内，而将通信需求低的任务调度到远端，最大化整体网络利用率。

### **3.3. 交付水平**

- 1) 完成与上述目标达成相关的专利至少 1 份;
- 2) 联合申请省市、部委与国家项目，包括重点研发计划与重大专项等；在条件允许情况下，联合申报省部级及以上科技奖项。

### **3.4. 交付周期**

2~3 月

## **4. 跨域调度的容错与动态协同优化**

### **4.1. 课题名称**

跨域调度的容错与动态协同优化

### **4.2. 课题描述**

#### **4.2.1. 问题概述**

当前，多种容错技术，如通过冗余部署、故障转移等手段，确保在系统部分组件失效时，能够快速识别并替换失效组件，保持系统的稳定性。同时，设计了故障恢复策略，能够在系统发生故障时迅速采取措施，减少对跨域协同调度的影响。但依然存在以下问题需要解决：

- 1) 资源动态适应性不足：大多数调度理论基于任务执行时间的准确预测，但随着系统节点规模和异构性的增加，传统的调度方法难以适应并行任务扩展、任务间干扰和数据依赖的复杂性，导致资源动态适应性不足。
- 2) 跨域资源调度的时空一致性难题：算力网络中的计算节点通常分布于多个地域，随着网络拓扑和任务分布变化，调度策略必须同时考虑时间和空间约束，如何保证跨域资源调度的时空一致性是一大难题。

## 4.2.2. 课题内容

- 1) 设计故障感知与快速切换机制：通过心跳检测实时监测跨域节点状态，当节点故障时，基于“算力备份池”快速补充资源，并利用分布式训练的 checkpoint 机制恢复训练进度；
- 2) 提出通信-算力协同优化策略：结合跨域网络状态动态调整训练数据的分片大小与传输时机，避免“算力空闲等待数据”或“数据传输阻塞算力”，例如在网络带宽低时优先调度本地数据对应的算力节点。

## 4.2.3. 课题目标

- 1) 建立高可靠的故障感知与切换机制：基于心跳检测与日志异常分析的双重故障检测方案，跨域节点故障的识别准确率 $\geq 99\%$ ，故障响应时间 $\leq 3$ 秒；搭建“算力备份池”，故障节点的算力切换与训练进度恢复时间 $\leq 5$ 分钟，确保训练任务中断时长 $\leq 10$ 分钟；
- 2) 研发通信与算力协同优化策略：提出带宽-算力匹配动态调整算法，根据跨域网络带宽调整数据分片大小，在网络波动 $\pm 30\%$ 的场景下，算力等待数据的空闲时间占比降低 $\geq 40\%$ ，数据传输阻塞率降低 $\geq 35\%$ ；
- 3) 实现动态场景下的调度策略自优化：当跨域算力负载波动 $\geq 20\%$ 、网络延迟突增 $\geq 50\%$ 时，调度算法可自动触发策略调整，调整过程中训练性能下降幅度 $\leq 10\%$ ，调整完成后性能恢复时间 $\leq 20$ 秒，适配大模型训练的动态不确定性；
- 4) 课题研究过程中设计的算法及实现源码、使用文档等，能够在思特奇算联平台部署、应用，切实解决平台的算力资源动态调度问题。

## 4.2.4. 应用场景

算力网调度中的跨域环境是高度动态的，即网络带宽会波动，新型号硬件会加入，不同域的负载会变化。一个初始最优的调度方案，在运行一段时间后可能不再是最佳的。因此，容错与动态协同优化机制的应用可持续监控算力资源使用

流程，实现网络性能瓶颈的动态感知与消除，并根据实时的网络状况，动态切换通信算法，以保持整体的吞吐量。

### **4.3. 交付水平**

- 1) 完成与上述目标达成相关的专利至少 1 份；
- 2) 联合申请省市、部委与国家项目，包括重点研发计划与重大专项等；在条件允许情况下，联合申报省部级及以上科技奖项。

### **4.4. 交付周期**

2~3 月