摩尔线程
MOORE THREADS

MTT S5000 Prefill-as-a-Service

技术白皮书

发布日期：2026 年 8 月

[摘 要]

大模型推理服务正从短上下文、单请求的简单形态，演进为以 Agent、AI Coding 与长文档分析为代表的超高并发、长上下文在线系统。在此背景下，Prefill（预填充）与 Decode（解码）两个阶段在计算特性与硬件资源诉求上的根本差异日趋凸显：Prefill 为计算密集型负载，受浮点算力约束； Decode 为访存密集型负载，受显存带宽约束。在传统同构混部架构中，两者共享同一 GPU、同一显存、同一调度域，由此引发双重困境——长 Prefill 挤占调度窗口导致尾延迟（P99/ITL）离散化恶化，而同构扩容因两类负载资源诉求相背离而只会加剧错配。

本文首先论证了 Prefill as a Service[1] 计算池统计口径与同构资源池双向浪费的结构性成因，据此提出基于 Prefill-Decode 分离（PD 分离）的架构演进路径，并以 MTT S5000 作为 Prefill as a Service 算力池、GPU A* 作为 Decode 生成池，构建了异构 PD 分离方案。该方案基于 SGLang 主线的 PD 分离与分页 KV Cache 机制，并通过 Mooncake 框架实现跨节点传输； 在 KV 页大小、布局与精度完全对齐的特定条件下，可规划页粒度直传路径以消除转换与带宽开销，实现 Prefill 与 Decode 的解耦供给、独立扩缩容与差异化的 SLO 保障。以智谱 GLM-5.2 为测试模型、在 90% 前缀缓存命中率与 P50 TTFT ≤ 6000ms 的 SLO 约束下，单机 8 卡 MTT S5000 于 64K 输入场景实现 Prefill 吞吐 95,920.5 tok/s，满载月收入约 64.6 万元； 面向典型 Agent 混合上下文负载，单台满载月收入约 56.4 万元。本文结论认为，P/D 分离并非调度层面的优化，而是推理基础设施层面的结构性架构演进； MTT S5000 以高密度 FP8 算力、原生精度支持及 MUSA 生态的 CUDA 源码级兼容，将 Prefill 从推理流程中的环节剥离为可独立供给、独立计费、独立优化的算力产品，为 超大参数模型长上下文推理提供了一条围绕物理瓶颈分层收敛、具备良好可行性且可规模化落地的成本优化路径。

第一章
大模型推理服务的现状与挑战

随着生成式 AI 在问答、代码开发与智能代理等场景加速落地，面向高并发、低时延和高资源利用率的 Token 服务将成为大模型基础设施的重要增长方向。当前大模型推理服务的生产形态，已从早期“单请求、单卡、输入给定输出”的简单抽象，演进为高并发、低延迟、长上下文的在线服务系统。理解其挑战，需先厘清一次请求在物理层的两个阶段：

Prefill（预填充）：对输入 prompt 执行一次性并行前向计算，并建立后续生成所需的 KV cache。其计算量与输入 token 数、模型结构及批处理形状正相关，属计算密集型负载。

Decode（解码）：Prefill 完成后，以自回归方式逐 token 生成后续输出，每步读取当前 attention 机制所需的历史状态。在标准全注意力及较小 Decode batch 条件下，每步计算量有限，瓶颈通常落在权重与历史 KV 的读取带宽上，属访存密集型负载。

两类负载计算特性和硬件资源的需求的差异，是后续一切结构性挑战的起点。

1.1 当 AI 助手突然“卡住”：一次停顿背后的调度问题

在生产环境的监控面板上，一个现象反复出现：模型在生成流畅的输出时，会周期性出现可见中断——相邻输出 token 的间隔（ITL）出现尖峰，用户侧的观感是“生成卡住了几秒”。

让运维团队困惑的，是这一现象与平均指标的矛盾：系统平均时延一直健康，但用户体验在恶化。答案不在这对矛盾本身，而在统计口径。

负载类型	上下文长度	请求占比	资源消耗占比
短请求（查询型）	~数百 token	高	低
长请求（文档/仓库分析）	数万 token	低	高

表 1-1 在线推理请求负载的双峰分布

在线推理的请求负载呈现显著的双峰分布：

由于长请求占比极低，它们对平均时延的贡献被稀释到几乎不可见。平均指标在此处不是“失真”，而是“失效”——它无法反映尾部分位数（P99）的真实状况。

在单体推理引擎中，为最大化 GPU 利用率，调度器采用连续批处理（Continuous Batching）：将多个请求的解码步骤（Decode）打包为连续批次，同时将新请求的预填充（Prefill）挤入同一调度域。

当长请求进入时，其 Prefill 连续占用多个调度时间片。这段时间内，所有在途请求的下一次 Decode 只能排队。 关键洞察在于：

等待并不均匀分布——它集中于少数长 Prefill 窗口。

绝大多数时间系统维持低延迟，只有特定调度窗口出现尖峰。统计后果是：P99 被拉长，均值不动。这正是“平均指标健康”陷阱的完整解释。

1.2 同构集群的隐性成本： 一种放大错配的架构选择

在线推理服务的采购决策中，存在一个常被平均指标掩盖的事实：持续攀升的硬件成本，与两类推理负载的实际资源消耗之间，存在系统性错配。这一错配源于 Prefill 与 Decode 物理特性上的根本差异，并在同构 GPU 集群下被固化为长期低下的资源利用率。

问题的起点，是两类负载对资源的要求截然相反。Prefill 一次性处理完整输入，受浮点算力约束，属计算密集型；Decode 逐 token 生成，每步都要读取权重与 KV Cache，受显存带宽约束，属访存密集型。二者对硬件的核心诉求互异，却被迫共享同一套物理资源。

这一矛盾因芯片演进的非对称性而愈演愈烈。近几代 GPU 中，浮点算力代际提升接近翻倍，而 HBM 带宽增速不足一倍，两者长期背离。

Prefill 以大规模 GEMM 为主体，算术强度随 batch 内 token 数近似线性增长，通常已越过 roofline 拐点，落在 compute-bound 区间——额外带宽难以兑换为等比例的吞吐增益，真正的驱动力是算力密度；带宽只是“够用即止”的约束，而非“堆满”的目标。与此同时，旗舰 GPU 单价又被显存容量与先进制程成本共同推高。单一资源池混跑两类负载，必然双向浪费：按 Decode 带宽选型，则 Prefill 的大容量显存长期低效；按 Prefill 算力选型，则 Decode 计算单元大面积空转。这是物理规格层面无法共

存的结构性错位，而非调度可以消解的低效。

真正的解法，不是在同一资源池里用调度去弥合错配，而是把它还给硬件本身：让 Prefill 与 Decode 各自运行在最契合其计算特性的硬件平台。通过清晰的资源分层，实现硬件和软件的最佳协同

Prefill 池，主打算力：高密度低精度算力、适度带宽、KV Cache 可迁出故容量从简、强化 KV 传输互联、弹性伸缩；

Decode 池，主打带宽与容量：以充足显存资源，承接生成阶段的访存压力。

第二章

大模型推理异构 PD 分离背景

2.1 什么是 PD 分离

PD 分离（Prefill Decode Disaggregation）架构的核心思想，是将大模型推理中的 Prefill 和 Decode 两个阶段解耦，并调度至相对独立的计算资源池中。Prefill 阶段主要对输入上下文进行并行计算并构建 KV Cache，通常直接影响首 Token 延迟（TTFT）；Decode 阶段负责后续 Token 的逐步生成，重点优化每 Token 生成时间（TPOT）。通过针对两个阶段的不同计算特征进行独立扩缩容与资源配置，PD 分离能够提升集群整体吞吐和资源利用率。在特定模型、负载和系统实现条件下，GPU 利用率可由传统混部架构的 45%–60% 提升至 88% 以上。

2.2 为什么需要异构 PD 分离

2.2.1 长上下文 Prefill 挤占资源，推高在线推理尾延迟

在 AI Coding、长文档分析、知识库问答和 Agent 等场景中，代码上下文、检索结果、工具调用记录及多轮历史会显著增加输入长度，使 Prefill 阶段的计算与显存开销随之上升。以编码 Agent 为例，密歇根大学和斯坦福大学的实测数据显示，其端到端执行过程中输入 Token 与输出 Token 的累计比例可达到约 154:1[2]；该指标反映的是多轮模型调用的总体 Token 消耗，而非单次生成时的即时输入输出比例。

主流场景	典型输入长度	典型输出长度	Prefill 计算压力
Coding Plan / AI Coding	10K-200K tokens，读取项目上下文	1K-2K tokens	**极高**
长文档分析	50K-1M tokens，整本书或技术文档	500-5K tokens	**极高**
知识库问答 RAG	5K-50K tokens，检索结果加用户问题	200-2K tokens	**高**
Agent / 工具调用	2K-20K tokens，多轮历史与工具结果	500-5K tokens	**中高**
批量推理	1K-10K tokens/请求，叠加高并发	200-1K tokens	**总量极高**

表 2-1 长上下文业务场景与 Prefill 压力

在单体部署中，长请求的 Prefill 与在线 Decode 共享 GPU、显存和调度域。长 Prefill 往往需要占用多个执行时间片，可能推迟短请求的逐 Token 生成，进而抬高 Token 间延迟（ITL）的尾延迟。

对于长输入请求，系统需完成上下文计算并构建 KV Cache。若长 Prefill 与延迟敏感的 Decode 请求在同一资源池中混合调度，可能产生队首阻塞，同时增加首 Token 延迟（TTFT）和 Token 间延迟。P/D 分离通过隔离 Prefill 与 Decode 负载，可缓解两者之间的资源竞争；分块 Prefill、连续批处理和优先级调度等机制同样能够降低这一影响。

表 2-1 长上下文业务场景与 Prefill 压力

单体连续批处理将 A 的 Prefill 与 B 的 Decode 放在同一调度域，A 的执行时间可能延后 B 的下一次 Decode，表现为 ITL 尖峰。P/D 分离将 A 的 Prefill 放入 P 池、将 B 的 Decode 放入 D 池，从调度域上隔离两类阶段；A 的首 token 路径则新增 KV handoff、D 端安装和准入步骤。

2.2.2 Prefill 与 Decode 对计算资源的需求差异

本节以稠密 Transformer、标准因果（causal）全注意力模型结构为基础，单个输入序列为例，说明 Prefill-Decode（P/D）分离对资源需求差异的理论依据。

各变量命名：输入 Token 长度为 S；生成 Token 长度为 T；模型层数为 L；隐藏维度为 d；Query 头数为 n_q；KV 头数为 n_{kv} ；单头维度为 d_h，对于 GQA/MQA $d = n_q d_h$；KV Cache 单元素字节数为 b，例如 FP16/BF16 通常为 2，FP8/INT8 通常为 1（暂不考虑 KV 量化额外计入的 scale、zero-point 等元数据）。

若批量大小为 B，线性层计算、KV Cache 容量以及 KV 读写量通常近似乘以 B；变长批次应按序列分别求和。模型权重读取量不随请求数线性增长，这是 batching 能提升权重复用、改善 Decode 权重侧算术强度的根本原因。下文先按单序列进行理论推导，暂忽略批量 B。

从系统视角看，KV Cache 的作用是保存历史 Token 的 Key/Value，避免 Decode 阶段每生成一个 Token 都重新计算完整前缀。它显著减少重复计算，但会把一部分压力转移到显存容量、带宽以及跨节点传输带宽上。因此，Prefill 与 Decode 对算力、显存、带宽的需求天然不同。

Prefill 阶段

Prefill 在逻辑上一次性处理 S 个输入 Token，完成各层前向计算，并将输入对应的 Key/Value 写入 KV Cache。工程实现中可采用 chunked prefill，也可与 Decode 请求混合成批。因此“同时处理 S 个 Token”是计算逻辑描述，不要求实现上必须把整个 Prompt 放在同一个调度片中。在上述前提下，Prefill 的主导计算由两部分组成：

1. **线性层与 MLP 计算：**包括 Q/K/V/O 投影、MLP 等，随 Token 数线性增长。
2. **注意力计算：**包括全注意力中 QK^T 与 Attention-Value 计算，随上下文长度的平方增长。

忽略 LayerNorm、残差、激活函数等低阶逐元素操作后，单序列 Prefill 的总计算量可近似写为：

$$F\_prefill = O(L(Sd^2 + S^2d))$$

- Sd^2 表示线性层与 MLP 的计算量级，隐藏维度大小固定，故随 S 线性增长。
- Sd^2d 表示注意力矩阵乘法的计算量级，随 S^2 线性增长。
- 若 MLP 中间维度约为 4d，或采用 SwiGLU 等变体，只会改变常数因子，不改变上述量级结论。
- GQA/MQA 会降低 K/V 投影输出维度与 KV Cache 写入规模，但 Query 侧注意力仍以 n_q 个 Query 头参与计算，因此注意力计算量级不按 n_{kv}/n_q 等比例下降。

Prefill 除计算之外，需要写入的 KV Cache 量：$KV\ Write\ Bytes = 2LSn_{kv}d_hb$ 。其中系数 2 表示 Key 与 Value 各存一份。标准 MHA 下 $n_{kv}=n_q$，因此 $d=n_{kv}d_h$；GQA/MQA 下 $n_{kv} < n_q$，KV 写入量按 n_{kv}/n_q 近似降低。

小结：Prefill 中的两类计算均以大规模 GEMM 形态存在、算术强度高。上下文长度达一定量级后，注意力项逐渐成为主导，因此 Prefill 整体呈计算密集（compute-bound）特征；KV 写入的访存开销相对计算量较小，不构成主要瓶颈。FlashAttention 等融合实现通过减少中间注意力矩阵落显存，进一步强化了 Prefill 的计算密集特征。

KV Cache 容量

Prefill 完成后，单个序列、长度为 S 的 KV Cache 逻辑容量为：

$$KV\ Cache\ Bytes = 2LSn_{kv}d_hb$$

生成 T 个 Token 后，若缓存完整上下文，容量相应增长为：

$$KV\ Cache\ Bytes = 2L(S + T)\ n_{kv}d_hb$$

该公式说明 KV Cache 容量与层数、上下文长度、KV 头数、单头维度和元素字节数线性相关。GQA/MQA 的核心收益之一，就是把从 n_{kv} 从 n_q 降低到更小值，从而直接减少 KV Cache 容量和后续 Decode 的 KV 读取带宽。

需要注意，上述容量为逻辑容量，工程显存占用可能高于或低于该值。比如 PagedAttention 等分页管理引入块分配和内部碎片，前缀共享（prefix caching）又会降低实际占用，MLA 缓存的是压缩潜向量，

滑动窗口注意力通常只保留窗口 W 内的历史状态。

Decode 阶段

Decode 在 Prefill 之后逐 Token 生成。生成第 t 个新 Token 时，历史长度约为 $S+t-1$。由于历史 Token 的 K/V 已经保存在 Cache 中，当前步只需计算当前 Token 的 Q/K/V、MLP、输出投影，并让当前 Query 与历史 K/V 做注意力计算。单步主导计算量如下：

$$F\_decode\_step(n) = O(L(d^2 + (s+T-1)d))$$

- d^2 项来自当前 Token 的线性层与 MLP。
- nd 项来自当前 Query 对历史上下文的注意力。
- GQA/MQA 主要减少 KV Cache 的存储和读取量，并不按同样比例降低 Query 与历史 Key 之间的注意力计算量级。

生成 T 个 Token 的总计算量为：

$$F\_decode\_total = O(L(Td^2 + (ST + T(T-1)/2)d))$$

如果 T 相对 S 较小，注意力项常近似为：$O(LTSd)$，若生成长度也很长，则 T(T-1)/2 项不可忽略。

单步读取历史 KV 的逻辑数据量为：$KV\ Read\ Bytes/step = 2L(S + t - 1)\, n_{kv}\, d_h\, b$。 当前 Token 还会写入新的 KV，写入量为：$2Ln_{kv}\, d_h\, b$。注意：实际显存流量还取决于缓存命中、kernel 实现与 KV 布局。

小结：Decode 往往呈 memory-bound，原因有两类：

1. **权重侧带宽压力：**低批量时每步只处理少量 Token，矩阵乘法退化为接近 GEMV 的形态，模型权重需要被反复从显存读取，算术强度较低；增大 batch 或 continuous batching 可以提高权重复用。
2. **KV 侧带宽压力：**每步都要读取随上下文长度线性增长的历史 K/V，且不同请求的 KV 不能像权重一样共享；因此长上下文和大并发下，瓶颈会逐渐从权重带宽转向 KV Cache 带宽与容量。

作为对照，若不使用 KV Cache，Decode 每生成一个 Token 都要对完整前缀重新前向，线性层与注意力都将对历史 Token 重复计算。KV Cache 的核心价值是避免这种重复计算，使每步只对当前 Token 做线性层计算，并复用历史 K/V；代价则是需要持续维护和读取 KV Cache。

因此，Prefill 更需要高算力和高并行 GEMM 能力，直接影响 TTFT；Decode 更依赖显存容量、带宽、KV Cache 布局和调度效率，直接影响 TPOT。P/D 分离正是利用这种资源需求差异：Prefill 侧可选择更偏计算吞吐的配置，Decode 侧可选择更重视显存容量、带宽和稳定低延迟的配置。其收益是 TTFT 与 TPOT 指标解耦，减少长 Prefill 对 Decode 尾延迟的干扰；其代价是 Prefill 产生的 KV Cache 需要传输到 Decode 侧，引入额外互联带宽和延迟开销。因此，P/D 分离不是无条件最优，而应结合 chunked prefill、continuous batching、SLO 目标、请求长度分布以及节点间互联能力综合权衡。

2.2.3 异构 PD 分离在大模型推理服务中的价值

异构 PD 分离的价值，不在于单纯拆分推理流程或增加硬件数量，而在于将资源供给、调度策略与服务目标按阶段解耦，并进一步为两类负载匹配各自最优的硬件规格——以算力型 GPU 承载 Prefill、以大显存高带宽且单位算力成本更低的 GPU 承载 Decode。

1. **资源利用率提升：从“通用冗余”到“按需匹配”**

   在统一资源池中，系统须以“兼顾两类负载”的方式配置 GPU，难以使计算、显存容量与带宽长期处于高效利用状态：算力型硬件在 Decode 阶段被带宽拖累，其昂贵算力又被大量闲置。

   异构 PD 分离后，可依据各阶段的实际瓶颈独立选择硬件规格、批处理策略与并发规模：

   - Prefill 池：追求高 MFU（Model FLOPs Utilization，模型算力利用率）与低 TTFT；
   - Decode 池：追求满带宽与高并发下的稳定 ITL。

   同时，两个资源池的利用率可分别观测、分别优化，避免一侧紧张而另一侧闲置。由此提升的是集群整体的有效吞吐（goodput）——即满足 SLO 约束下的达标 Token 产出，而非单纯的理论吞吐。

2. **弹性伸缩能力：解耦后的定向扩缩容**

   不同业务形态、模型规格与流量周期下，Prefill 与 Decode 的负载比例并不固定。统一扩容需同时增加两类资源，易造成冗余供给。PD 分离后，系统可基于实时指标定向扩缩容：

   - 当请求排队增加、TTFT 恶化时，优先扩展 Prefill 资源；
   - 当生成并发升高、KV Cache 显存吃紧或 Decode 批处理排队导致 ITL 抖动时，优先扩展 Decode 资源；

针对不同模型、租户或优先级业务，动态调整两类资源池的容量配比。

这种更细粒度的调度，提高了集群对流量波动与业务结构变化的适应能力。

3. **增强服务等级（SLO）保障能力**

PD 分离为不同类型请求建立了更清晰的物理隔离边界，使系统能够围绕 TTFT、ITL、TPOT 等指标实施差异化服务策略：

- 为实时交互、付费用户或关键 Agent 任务，预留 Decode 池的并发名额与显存配额；
- 对超长上下文、离线批处理等非实时任务，实施限流、排队或降级。

此外，Decode 资源池可基于 KV Cache 水位、活跃请求数与尾延迟情况进行准入控制，降低资源耗尽引发排队扩散与级联延迟的风险。

这一隔离机制的本质，是将“尽力而为的平均吞吐调度”转化为“面向尾延迟的可预测资源预留”，使系统优化目标从“提升平均吞吐”升级为“稳定保障尾延迟与用户体验”。

4. **成本优化能力：围绕瓶颈的分层投入**

异构 PD 分离使硬件采购与扩容能够围绕实际瓶颈展开，不再要求所有节点同构同规格。其成本逻辑的关键在于：将最昂贵的算力只投放在真正算力受限的 Prefill 上，而用性价比更高的硬件承载带宽受限的 Decode。

对于规模化在线推理业务，这种资源分层有助于减少闲置能力与过度配置，降低单位 Token 的基础设施成本。

第三章
异构 PD 分离方案

3.1 异构 PD 方案总体架构

本章介绍一种以 MTT S5000 作为 Prefill 计算池、GPU A* [①]作为 Decode 生成池的异构 Prefill/Decode 分离（PD Disaggregation）架构。该架构基于 SGLang 的 Prefill-Decode Disaggregation 能力，将长提示词的 Prefill 阶段与逐 Token 生成的 Decode 阶段解耦：由 Router 统一接收请求，并分别调度至 Prefill 实例与 Decode 实例。其中，MTT S5000 池承担长上下文 Prompt 编码、Attention 计算与 KV Cache 生成；GPU A* 池则承担对延迟更敏感的逐 Token 生成（Decode loop），以充分发挥其在推理吞吐与性价比方面的优势。Prefill 阶段生成的 KV Cache，通过 Mooncake Transfer Engine 跨节点传输至对应 Decode 节点，并结合 RDMA、GPUDirect RDMA 技术等能力有效降低传输开销。

图 3-1 Mooncake 异构 KVCache 传输架构：Prefill S5000（MUSA）→ GPU A*（CUDA）

① GPU A* 为 Decode 侧所用 GPU 的代称，指某款具备高显存带宽的通用 GPU，具体型号从略；本文测试结论不依赖于该型号的具体选择。

3.2 关键技术与工程可行性

异构 Prefill/Decode 分离的工程可行性，建立在三类成熟技术组件之上。

1. **KV Cache 协同层。** 该层负责目标缓存预分配、地址与索引交换、跨节点传输及一致性校验。会话建立阶段，系统校验模型结构、分词器、层数、KV Head 数量、页大小及数据类型等兼容性描述符；随后依据页大小、内存布局与数据类型三者的对齐情况，自动选择以下三条路径之一完成传输：页粒度直传（Page-Granularity Transfer）、布局重排映射后传输（Layout-Remapping Transfer）或经转换 Kernel 传输（Kernel-Based Conversion Transfer）。当 MTT S5000 与 Decode 池的 KV Cache 在页大小、布局及计算精度上完全一致（如均采用 FP8）时，即可走页粒度直传路径，避免额外的类型转换与带宽开销。

2. **队列化生命周期管理。** SGLang 在 Prefill 与 Decode 两侧通过握手、预分配及传输完成队列，保障 KV Cache 生命周期的安全性，并实现 chunked prefill 计算与分块传输的流水线重叠。该能力已合入 SGLang 主线版本持续演进，不依赖任何自研私有组件。

3. **高速传输通路。** Mooncake 提供以 KV Cache 为中心的统合高性能传输框架；MTT S5000 与 GPU A* 均支持 GPUDirect RDMA，配合 400G RDMA 组网，为 KV Cache 跨节点传输提供高带宽通路，显著降低传输开销。

上述组件均经过开源社区与生产环境验证，为成熟生态。MTT S5000 支持 FP8 至 FP64 的全精度算力，是国产 GPU 中最早支持 FP8 的产品之一；其 MUSA 工具链提供对 CUDA 的源码迁移级兼容，并支持 GPUDirect RDMA，并已完成面向 GLM-5.2 的全链路适配与实证验证。第四章实测的 P50 TTFT 指标均已计入 KV 传输开销，并与非分离 / 同构分离基线进行对照，证明该方案具备直接落地的工程可行性。

3.3 MTT S5000： Prefill as a Service 场景的高性价比算力选择

MTT S5000 是一款通用 AI 加速卡，适用于训练以及各类模型的推理场景。在异构 PD 分离架构中，其算力特性与 Prefill 阶段的任务需求高度契合，是构建 Prefill as a Service 算力池的高性价比选择。S5000 在以下五个维度匹配 Prefill 阶段的任务特性：

1. **高计算密度，匹配 Prefill 的计算密集特征。**Prefill 以大规模矩阵计算为核心。MTT S5000 提供匹配 Prefill 负载同构的计算密度，以及高稠密峰值算力，同时支持 FP8 精度计算。在指定集群配置下，

GLM-5.2 于 64K 输入场景实现 Prefill 单机 8 卡吞吐 95,920 tok/s，同时能够有效压缩首 Token 生成时延。

2. **长序列吞吐能力强，适配长上下文场景。**在 64K–400K 输入区间，S5000 单机 8 卡 Prefill 吞吐从 95,920 tok/s 平缓降至 44,206 tok/s，且 P50 TTFT 全程稳定在 6 秒 SLO 以内——吞吐随长度可预测、时延不随长度失控，可直接支撑 Agent、长文档分析等业务的容量规划与 SLO 承诺。

3. **原生支持 FP8，降低 KV Cache 传输开销。**S5000 原生支持 FP8 计算，KV Cache 同为原生 FP8 精度，可与 Decode 池在 KV 精度上保持兼容，避免跨节点传输前的格式转换开销，降低传输时延。实现零转换开销的直传还需保证 FP8 格式（E4M3/E5M2）、缩放系数（scale）、KV 页大小、布局与元数据在 Prefill 与 Decode 两侧完全一致。

4. **支持大模型原生精度，Prefill 不引入额外精度损失。**S5000 对主流大模型的原生精度具备天然支持能力，在给定精度与量化标定条件下，Prefill 计算不引入额外精度损失。

5. **MUSA 生态兼容 CUDA，迁移成本低。**MUSA 生态兼容 CUDA，支持 PyTorch、SGLang、vLLM 等主流框架与推理生态，客户可基于现有 CUDA 代码快速迁移适配，GLM-5.2 等主流模型已完成实测验证。

3.4 异构 PD 组网最小部署实例

本组网图为参考示例，实际交付将依据服务器规模、网络带宽、业务场景按需规划配置。方案配置 1 台 128 口 400G RoCE 交换机、1 台 25G 业务交换机、1 台千兆带外管理交换机，可承载 12 台 MTT S5000 服务器与 1 台 GPU A * 服务器。服务器分别通过 400G 光纤接入 RoCE 交换机、25G 光纤接入业务交换机，BMC 管理口接入千兆带外交换机，实现算力、业务、管理三网流量隔离，优化网络性能、可靠性与运维安全。

计算平面

计算平面为异构 PD 推理集群高性能算力互联平面，承载 Prefill、Decode 节点及 GPU 服务器间高速数据交互，支撑节点协同计算、KV Cache 与中间数据传输，对带宽、时延要求严苛。 本方案采用 400G RoCE 网络搭建计算平面，服务器经由 400G 光纤接入 RoCE 交换机。平面独立承载算力通信流量，不受业务、管理流量干扰，保障推理通信低时延、高吞吐。

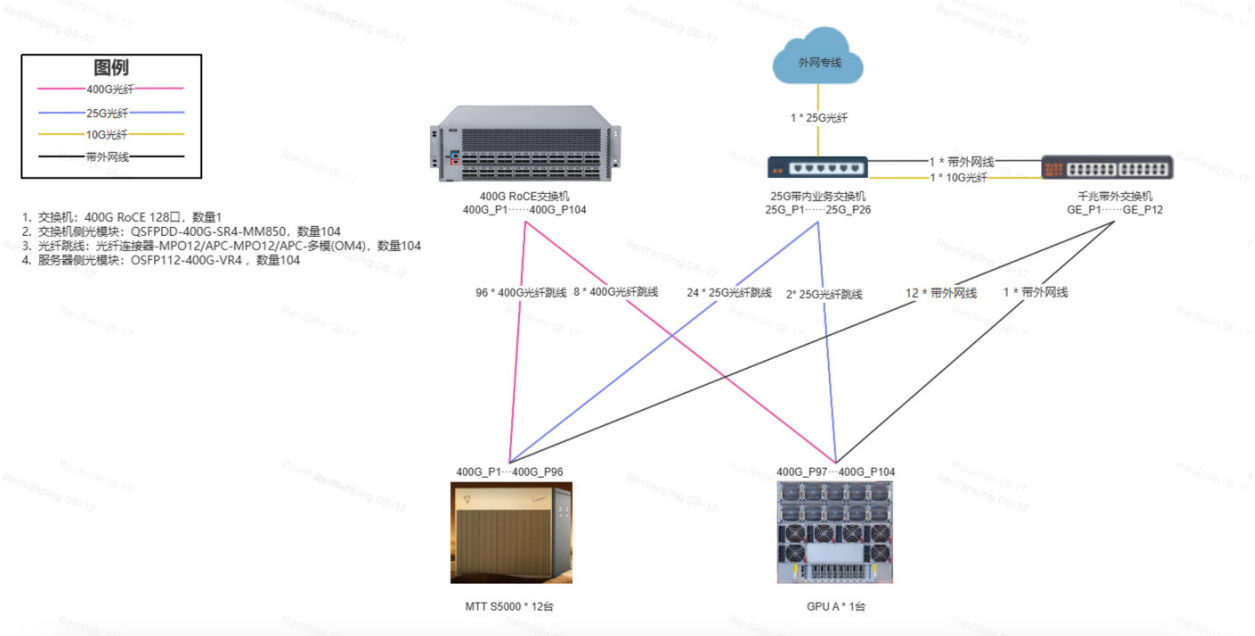
业务平面

业务平面承载集群内外业务访问、服务调度、南北向与常规东西向业务流量，对接调度平台、外部用户网络，是集群对外提供推理服务的核心通道。 方案使用 25G 交换机组建业务平面，服务器通过 25G 光纤接入并连通外网。业务平面与计算平面物理隔离，业务流量不占用 400G 算力网络资源，保障算力网络稳定，便于业务流量管控。

带外管理平面

带外管理平面为独立运维网络，对接服务器 BMC 与设备管理接口，不承载业务、计算流量，专供远程开关机、硬件监控、故障排查、固件升级等运维应急操作。 集群服务器同时接入三大网络平面，实现算力通信、业务交互、设备运维流量相互隔离。

各类服务器分别接入三个网络平面：通过 400G 光纤接入 RoCE 交换机，构建高速计算互联网络；通过 25G 光纤接入业务交换机，承载业务通信与外网访问；通过 BMC 带外管理接口接入千兆带外管理交换机，形成独立运维管理网络。



第四章

性能与单位算力收入测算

本章以智谱 GLM-5.2 为测试模型，评估 MTT S5000 在 PD 分离架构下提供 Prefill as a Service 的性能表现与收益水平。

4.1 测试方案

本测试基于同构 PD 分离架构，以 2 台 × 8 卡 MTT S5000（PP2/CP8/EP8）执行 Prefill、4 台 × 8 卡 MTT S5000（EP32/DP32）执行 Decode，通过 Mooncake Transfer Engine 经 RDMA 直传 KV Cache，基于 GLM-5.2-FP8 与 FP8_E4M3 KV Cache 精度，使用 vLLM bench serve 在 64K–400K 输入长度下压测，每 Case 前清空 Prefix Cache 并 Warmup 至 90% 命中率，输出总 Token 吞吐及 TTFT（Mean/P50/P90/P99），验证 P50 TTFT ≤ 6s SLO 下的长上下文 Prefill 性能基线，测试环境及核心参数详见附录 6.1《GLM-5.2-FP8 2P4D Prefill-Only 实测环境及工具描述》。

4.2 测试 SLO 与定价口径

测试覆盖 64K 至 400K 五档输入长度，Prefix Cache 命中率 90%，输出 1 Token（仅评估 Prefill 阶段）的条件下，要求各档输入长度均满足 P50 TTFT ≤ 6,000 ms 的硬性服务等级目标。测试参数汇总见表 4-1。

参数	取值
输入长度	64K / 128K / 200K / 300K / 400K
输出长度	1 Token（仅评估 Prefill 阶段）
Prefix Cache 命中率	90%
P50 TTFT	≤ 6,000 ms
部署方案	P2D4（2 台 S5000 Prefill + 4 台 Decode）

表 4-1 测试 SLO 参数

定价以智谱官网 API 价格为基准，输入 Token 与缓存命中 Token 分别计价，见表 4-2。

上下文	输入单价（百万 Tokens）	缓存命中（百万 Tokens）
1M	8 元	2 元

表 4-2 定价口径（智谱官网 API 定价）

4.3 Prefill as a Service 性能实测数据

在上述 SLO 条件下，8 卡 MTT S5000 单服务器 Prefill as a Service 实测性能如表 4-3。

输入长度	P50 TTFT (ms)	Total Prefill (tok/s)	TPM (MToken/分钟)	Cache Miss (tok/s)	Cache Hit (tok/s)
64K	5,705	95,920.5	5.8	9,592.1	86328.5
128K	5,677	90,177.5	5.4	9,017.8	81159.8
200K	5,416	75,028	4.5	7,502.8	67525.2
300K	4,952	58,412	3.5	5,841.2	52570.8
400K	5,088	44,206	2.6	4,420.6	39785.4

表 4-3 Prefill as a Service 性能实测数据（单台 8 卡 MTT S5000 服务器）

需要说明的是，表 4-3 以 8 卡 S5000 为统计口径，取各档输入长度下 P50 TTFT 不超过 6000 ms 对应最优 Total Prefill (tok/s) 作为对应档位的 Prefill 性能评估基线；表中数据实测环境详见第六章附录 -6.1 GLM-5.2-FP8 P2D4 Prefill-Only 实测环境及工具描述。

4.4 收入测算模型

基于 Prefill-only 性能数据构建收入测算模型。

Prefill 侧按实际处理的 Token 数量计费，缓存未命中按输入单价 p_m = 8 元 / 百万 Tokens 计，缓存命中按 p_h = 2 元 / 百万 Tokens 计。

设 Total Prefill 吞吐为 T（tok/s），Prefix Cache 命中率为 r（0 ⩽ r ⩽ 1），按 30 天 / 月计，每月百万 Tokens 收入为：

$$R_m = 2.592 \times T \times [(1 - r) \cdot p_m + r \cdot p_h] \quad (1)$$

其中系数 2.592 = 86,400 × 30 ÷ 10^6，用于将 tok/s 折算为百万 Tokens / 月。方括号内为考虑命中率后的综合单价；代入 r = 0.90，得综合单价 0.1 × 8 + 0.9 × 2 = 2.6 元 / 百万 Tokens。

4.5 单台服务器月收入测算

若单台 S5000 持续运行于单一上下文档位，按式 (1) 计算的满载月收入见表 4-4。

输入长度	月处理量（百万 Token/月）	月收入（满载，元）
64K	248,625.9	646,427.43
128K	233,740.1	607,724.21
200K	194,472.6	505,628.70
300K	151,403.9	393,650.15
400K	114,582.0	297,913.08

表 4-4 分档满载月收入（单台 S5000，利用率 100%）

实际业务为多种上下文长度的混合负载。假设典型 Agent 业务的上下文分布——P50 约 4K~64K Token（短任务，约占 50%）、P50–P90 约 64K~200K（多步自主循环，约占 40%）、P90–P99 约 200K~300K（长时自主运行，约占 9%）、P99+ 为 400K 以上（复杂代码 Agent，约占 1%）——分别映射至 64K / 128K / 300K / 400K 性能档加权，参考表 4-3Tokens/s 数据，得到每秒业务等效吞吐：

$$T = 0.5 \times 95920.5 + 0.4 \times 75028 + 0.09 \times 58412 + 0.01 \times 44206 \approx 83{,}670.6 \ tok/s \quad (2)$$

$$TPM = 83{,}670.6 \times 60 = 5{,}020{,}236 \ tok/min = 5 \ Mtoken/min$$

代入式 (1)，单台 S5000 满载月收入为：

$$R_m = 83{,}670.6 \times 2.6 \times 2.592 \approx 563{,}872.9 \ 元 / 月 \quad (3)$$

即单台 S5000 TPM 达到 5 百万 Tokens ，满载月收入约 56.4 万元。

上述结果为满载理论值。需要指出，式 (2) 为理想上界。在 P/D 分离部署下，KV Cache 跨节点传输的带宽占用与在途显存锁定、混合长度请求的调度效率损失、以及 Prefix Cache 在多节点间的命中率衰减等因素，均会使实际 Prefill 吞吐低于该值；具体折减幅度需结合实际业务流量特征与部署拓扑在实测中确定。

基于式（2）考虑实际负载波动，不同利用率下的月处理量与月收入见表 4-5。

利用率	TPM（MToken/分钟）	月收入（万元）
100%	5	56.4 万元
70%	3.5	39.5 万元
50%	2.5	28.2 万元
40%	2	22.6 万元

表 4-5 不同服务器负载利用率下单台 8 卡 S5000 月收入估算（混合上下文场景）

上述收入按理想吞吐测算。在实际 P/D 分离的生产环境中，Prefill 节点吞吐能否逼近理论上限，取决于 Prefill–Decode 全局调度协同、KV Cache 传输链路（网络带宽、传输协议、在途显存管理）、Prefix Cache 跨节点共享策略、以及流量整形与 SLO 感知的并发控制等系统级联合优化；任一环节未充分调优，均可能导致实际吞吐与收入低于上表估计。

4.6 小结

综合上述测试与测算，MTT S5000 在 Prefill 场景下，于满足 6 秒 SLO 硬约束的前提下，把长上下文的 Prefill 转化为可稳定计费、可预测创收的服务能力——这是其单位算力收入优势最直接的体现。

从性能看，单台 S5000 在 64K 输入下，TPM 可以达到 5.8MToken 的 Prefill 吞吐水平，即便延伸至 400K 长上下文，时延依然平稳压在与短序列几乎同等的水平。此处值得注意的不是某个峰值，而是整个长度区间内“吞吐可观、时延不失控”的一致性——它意味着运营商无需为长尾业务预留过度缓冲，硬件投入得以接近可预期的确定性产出。

从经济账看，在假定 agent 场景混合上下文场景下，单台 S5000 满载月收入约 56 万元，即便利用率回落到 40%，单台名义月收入仍约 23 万元。需要说明的是，本章测算尚未纳入设备折旧、功耗、机房与运维等成本项，完整的 TCO 结论需在补齐成本侧数据后得出。

在 Prefill as a Service 计算池方案中，MTT S5000 以匹配负载画像的硬件，兑现了可量化、可预期的收入回报。

第五章
总结

过去两年，生成式 AI 的推理负载发生了结构性迁移。以 Agent、AI Coding 与长文档分析为代表的新场景，将请求的输入长度推升至数万乃至数十万 Token。这一变化的意义，远不止于“上下文变长了”——它从根本上改变了推理两个阶段的资源权重配比。

在传统混部架构下，Prefill 与 Decode 共享同一 GPU。这种设计在短请求时代是自洽的：输入数百 Token 的 Prefill，与 Decode 之间不存在实质性的资源竞争，调度器足以在两者之间平滑切换。但当输入长度突破某一阈值后，这一前提被彻底打破。长 Prefill 是一个持续数秒的计算密集任务，它每占用一个时间片，就有一批在途请求的 Decode 被迫等待。其结果不是吞吐下降，而是尾延迟的离散化恶化——P50 纹丝不动，P99 持续拉长。更关键的是，这一恶化无法通过增加同构 GPU 解决：Prefill 受算力约束，Decode 受带宽约束，二者对硬件的诉求背道而驰，同构扩容只会加剧错配，而非弥合它。

因此，我们的判断是：Prefill 与 Decode 的分离，不是一项调度优化，而是推理基础设施的架构演进。在可预见的周期内，长上下文将成为推理负载的主流形态，而将两个物理特性迥异的阶段强行塞进同构资源池，将构成推理成本与延迟的双重天花板。异构 PD 分离——以算力型硬件承载 Prefill、以带宽容量型硬件承载 Decode——是破解这一天花板的一种可行的结构性路径。

在这一框架下，MTT S5000 是 Prefill 侧算力供给的理想选择。作为一款通用 AI 加速卡，S5000 同样适用于训练与其他模型推理场景；而其在 Prefill-as-a-Service 场景中的突出优势，基于以下判断：

第一，Prefill 的算力需求是向 FP8 高密度矩阵计算收敛的。 长上下文 Prefill 的计算主体是 QKV 投影与自注意力，均为大规模 GEMM，在长上下文与较大 batch 的典型条件下，算术强度通常已越过 roofline 拐点，落在 compute-bound 区间。MTT S5000 提供的高密度 FP8 稠密算力，与这一计算画像高度匹配。实测数据支撑了这一判断：在 64K 输入下，单台 S5000 的 TPM 达 5.8 MToken/min，P50 TTFT 为 5,705 ms——这一吞吐是在满足 6 秒 SLO 约束下、计入 KV 跨节点传输开销后的达标值，而非脱离服务等级的理论峰值。

第二，KV Cache 本身是可以被迁移的资产，而非必须驻留的资源。 这是异构 PD 分离得以成立的关键物理前提在 PD 分离架构中，Prefill 侧生成的 KV Cache 经跨节点传输后，在 Decode 侧承担后续自回归的访存压力。S5000 以原生 FP8 KV 格式与 Decode 池对齐，使这一传输无需任何格式转换——页粒度直传路径消除了类型转换的带宽与延迟开销。这意味着 Prefill 卡所需的 显存容量被显著降低，从而将成本进一步向算力本身收敛。

第三，单位算力收入是这套方案合理性的最终度量。 以智谱官网 API 定价为基准，在 90% 前缀缓存命中率下，单台 S5000 的满载月收入约为 64.6 万元（64K 档位），折算为单位算力收入约 16.15 万元 /PFLOPS/ 月。这一数字的意义，不在于绝对值本身，而在于它建立了一个可对标的坐标系：它将 Prefill 侧的投入产出，从模糊的“吞吐能力”转化为清晰的“每 PFLOPS 的月度经济产出”，使硬件选型决策得以围绕瓶颈展开，而非围绕平均指标展开。

方案的落地可行性，建立在成熟生态之上，而非自研封闭体系。 KV Cache 协同层、队列化生命周期管理与 Mooncake 高速传输通路，均是与 SGLang 主线深度集成的开源组件，已经社区与生产环境验证。MUSA 工具链对 CUDA 的源码级兼容，使客户得以基于现有代码库快速迁移，GLM-5.2 的端到端实测已证明这条路径的可复现性。对一个需要规模化部署的推理服务而言，这一点的重要性不亚于单卡性能本身——它决定了方案能否被纳入既有工程体系，而非成为一座技术孤岛。

MTT S5000 Prefill-as-a-Service 的核心价值主张：基于 MTT S5000 构建的 Prefill as a Service 算力池，使 Prefill 从推理流程中的一个环节升级为可独立供给、独立计费、独立优化的算力服务。对推理服务运营商而言，这套方案的最终意义在于：它提供了一个将 long-context 推理成本结构从“水位随输入长度持续攀升”转变为“算力成本随瓶颈分层收敛”的可执行路径。在长上下文推理即将成为默认工作负载的节点上，这一路径的部署价值，将随着输入长度的每一次量级跃升而愈发显著。

第六章
附录

GLM-5.2-FP8 P2D4 Prefill-Only 实测环境及工具描述

测试环境及核心测试参数

参数	核心配置
CPU / OS	Intel(R) Xeon(R) Gold 6430 / Ubuntu 22.04.4
模型与精度	GLM-5.2-FP8 (ZhipuAI) , KV Cache Dtype=fp8_e4m3
硬件规模	MTT S5000 × 8卡/节点;2 Prefill节点 + 4 Decode节点
驱动版本	3.3.5-server
Prefill并行	PP2, CP8, EP8
Decode并行	EP32, DP32
服务架构	PD分离;Mooncake + RDMA进行KV传输
压测工具	vLLM bench serve v0.24.0;OpenAI Completions API
工作负载	random dataset;max_tokens=1;每点请求数=concurrency × 5
Cache策略	共享前缀目标90%;每点测试前执行flush_cache;warmup=1
统计范围	64K、128K、200K、300K、400K, 共51个有效数据点
输出指标	总Token吞吐、TTFT Mean/P50/P90/P99

Prefill 配置

参数	值
PP 层切分	40,38 (78 层)
PP /CP/ EP	2 / 8 / 8
Attention Backend	DSA（tilelang）
MoE A2A Backend	DeepEP（normal）
KV Cache Dtype	fp8_e4m3
Mem Fraction Static	0.80
Max Running Requests	36
Chunked Prefill Size	8,192
Max Prefill Tokens	524,288（512K）
Disaggregation Mode	prefill（Mooncake + RDMA）
PP Async Batch Depth	1

Decode 配置

参数	值
EP / DP	32 / 32
MoE A2A Backend	DeepEP（low_latency）
EAGLE Speculative	steps=5, topk=1, draft=6
Disaggregation Mode	decode（Mooncake + RDMA）

压测工具

参数	值
工具	vLLM bench serve v0.24.0
API	OpenAI Completions（/v1/completions）
max_tokens	1（测 Prefill 延迟）
dataset	random
cache 命中率	90%（prefix : unique = 9 : 1）
每点请求数	concurrency × 5
warmup	1 request（--num-warmups 1）
flush_cache	清空服务端的 Prefix Cache，避免上一测试点的缓存残留影响当点结果。

参考文献：

[1] QIN R, HE W, WANG Y, et al. Prefill-as-a-Service: KVCache of Next-Generation Models Could Go Cross-Datacenter[EB/OL].

[2] University of Michigan, Stanford University, et al. How Do AI Agents Spend Your Money? Analyzing and Predicting Token Consumption in Agentic Coding Tasks. 2026.