

# PyPTO: 简单易用、高性能、跨代兼容的编程范式

王子楠 CANN PyPTO技术专家

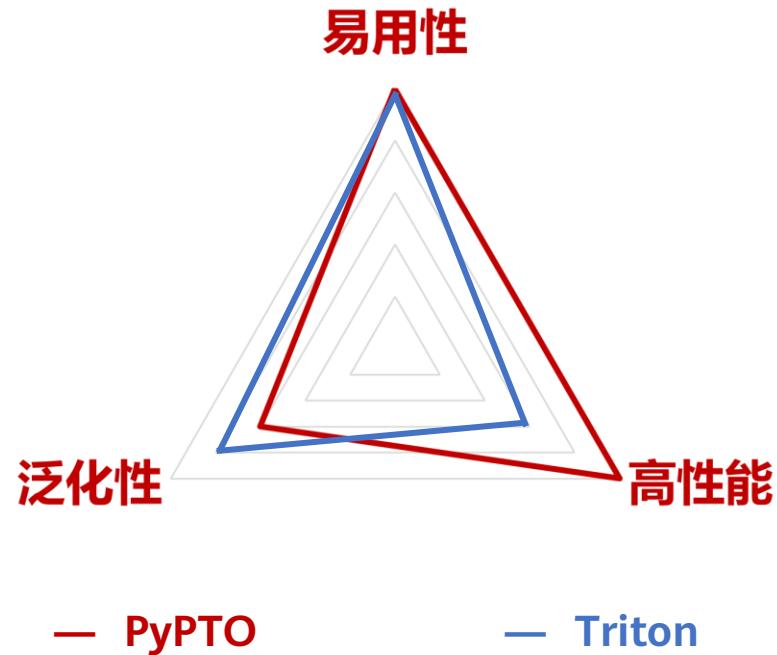
# 目录

Part 1 PyPTO 设计目标

Part 2 PyPTO 理念阐述

Part 3 PyPTO 开发实践

# PyPTO(Python Parallel Tile Operation): 聚焦易用性、高性能



- **易用性:** 降低开发门槛（好开发），简化开发流程（好使用）
  - C++ → Python 语言编程
  - Tile DSL 的编程
  - 去除算子交付件，端到端调试最优
  - Debug/DFX/可视化
- **高性能:**
  - Kernel launch 开销、算子间 GM 访问  $\rightarrow 0$
  - 更大范围的融合: SPMD  $\rightarrow$  MPMD
- **跨代兼容**
  - 支持同一算子的多平台复用，具有可移植性

# PyPTO-基于 Tile DSL 的编程，降低开发门槛

## 前端实现

```
1 def softmax_compute (input_tensor, output_tensor):
2     row_max = pto.row_max_single(input_tensor)
3     sub = pto.sub(input_tensor, row_max) # input_tensor - row_max
4     exp = pto.exp(sub)                 # sub.exp()
5     esum = pto.row_sum_single(exp)    # exp.row_sum_single()
6     output_tensor[:] = pto.div(exp, esum) # exp / esum
```

```
1 def dynamic_softmax(input_tensor, output_tensor):
2     tensor_shape = input_tensor.shape
3     b = pto.symbolic_scalar(tensor_shape[0]) #动态Batch
4     n1, n2, dim = tensor_shape[1:]
5     tile_b = pto.symbolic_scalar(1) #静态TileBatch
6     b_loop = b / tile_b
7     with pto.function("SOFTMAX", [input_tensor], [output_tensor]):
8         #配置for循环表达动态shape
9         for idx in pto.loop(0, b_loop, 1, name="LOOP_L0_bIdx", idx_name="idx"):
10            b_offset = idx * tile_b
11            input_view = pto.view(input_tensor, [tile_b, n1, n2, dim], [b_offset, 0, 0, 0])
12
13            output_tile = pto.tensor()
14            pto.set_vec_tile_shapes(1, 4, 1, 64) #配置vector计算的tiling配置
15            softmax_compute(input_view, output_tile)
16
17            pto.assemble(output_tile, [b_offset, 0, 0, 0], output_tensor)
```

根据算子数学表达式及计算逻辑，实现算子函数代码（硬件无关）

控制流  
for if else

Machine  
承载

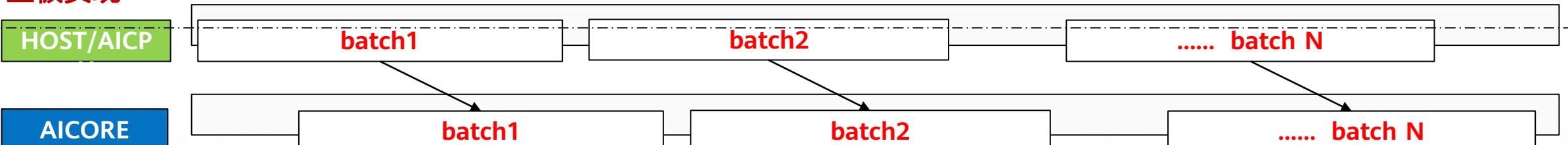
AICPU  
HOST CPU

计算流  
+ - X ÷

PASS  
承载

AICORE  
执行

## 上板实现



# PyPTO-基于 jit kernel 整网接入，简化算子开发流程

## PyPTO 代码实现展示

```
1 if not use_grouped_topk and custom_routing_function is None:
2     bs, ne = router_logits.shape
3     device_id = router_logits.device
4
5     topk_weights = torch.zeros((bs, top_k), dtype=router_logits.dtype, device=device_id)
6     topk_ids = torch.zeros((bs, top_k), dtype=torch.int32, device=device_id)
7     inputs = [router_logits]
8     outputs = [topk_ids, topk_weights]
9
10    #将原实现torch_npu.softmax函数调用替换为pto.dynamic_softmax即可
11    @pto.jit
12    pto.dynamic_softmax(inputs, outputs)
13
14    pto.device_synchronize()
15    return topk_weights, topk_ids
```

### Pytorch 的脚本与数据结构

### 通过 Jit 的方式完成算子的整网接入：

- 简化算子开发流程：
- 去掉算子的所有交付件
- 去掉 aclnn
- 去掉 GE 入图
- 去掉 FE 的融合规则

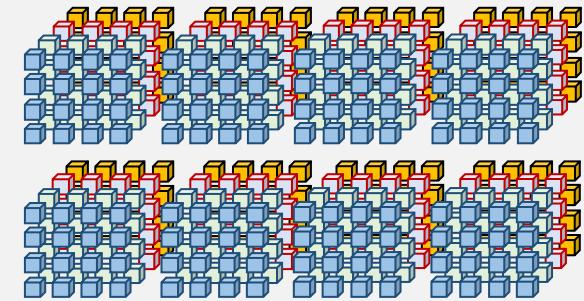
# 目录

Part 1 PyPTO 设计目标

Part 2 PyPTO 理念阐述

Part 3 PyPTO 开发实践

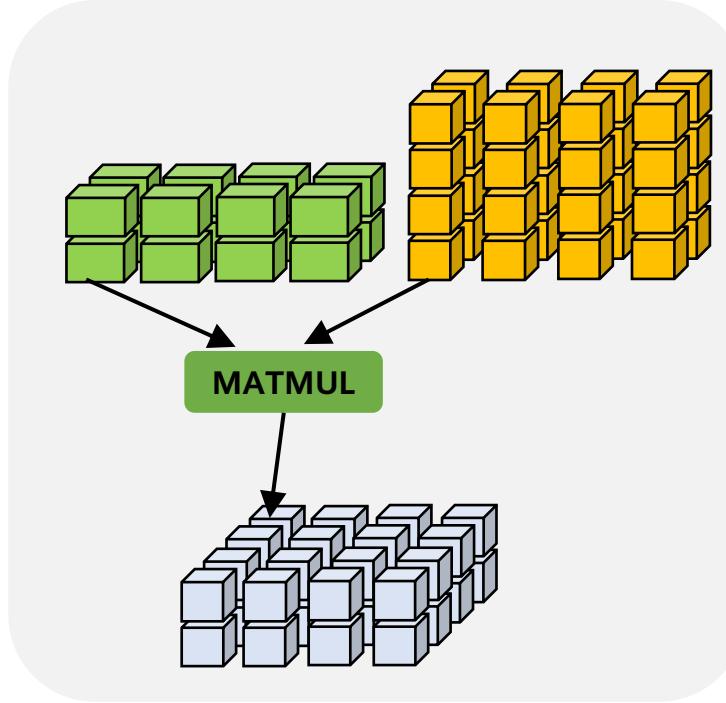
# Tile = smaller Tensor



## Scalar Operation (32bit)

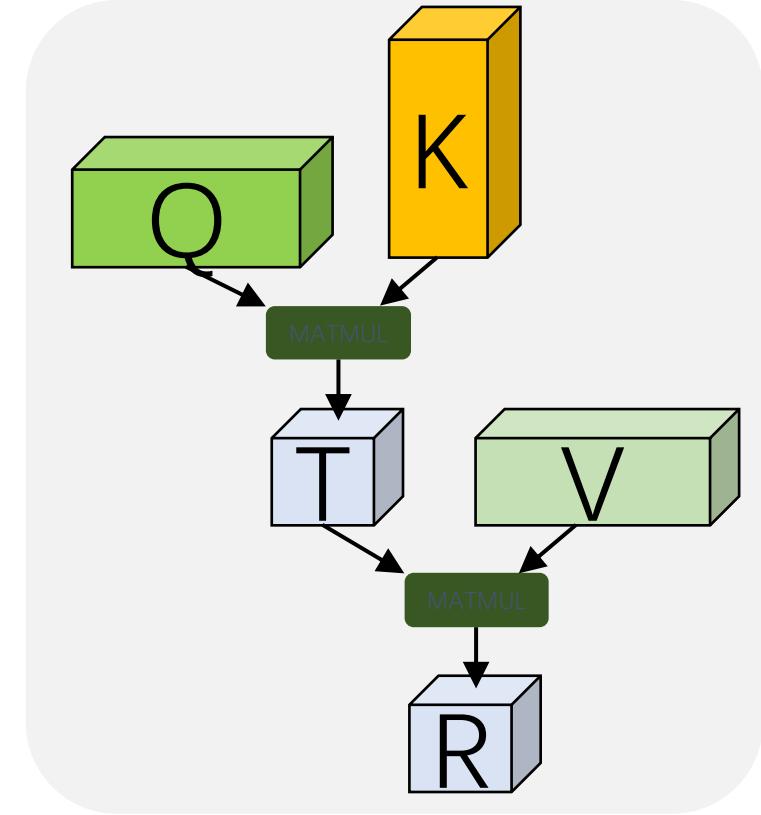
- 灵活性高
- 控制复杂度高，硬件实现复杂
- 计算冗余，效率不高

<https://gitcode.com/cann>



## Tile Operation (16KB)

- 适配硬件存储层级
- 刚好适配核内Buffer存储
- 抽象简单 控制适中

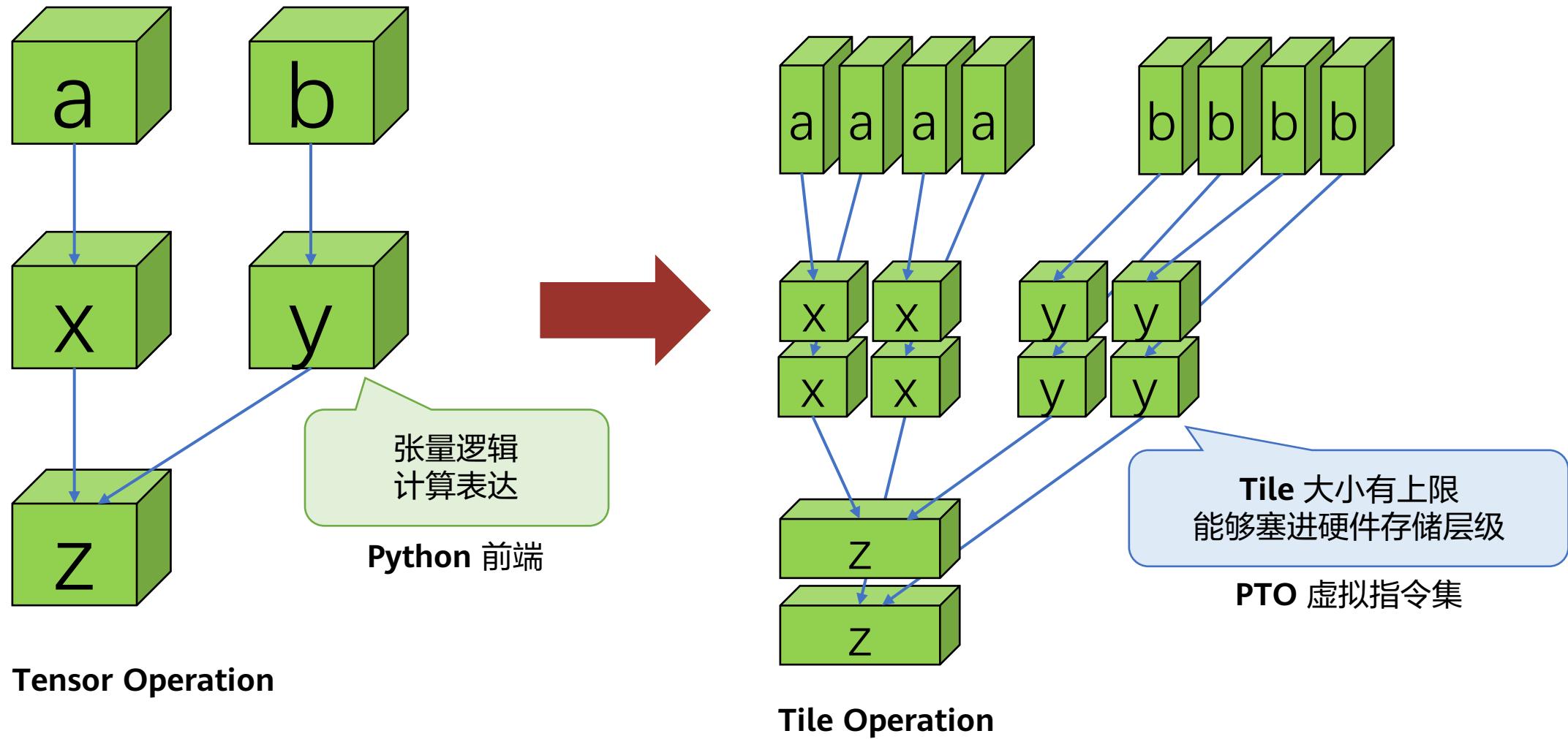


## Tensor Operation ( 256MB )

- 表达简单，python编程
- 数据量过大，塞不进芯片

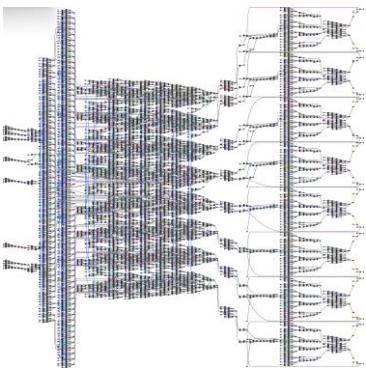
**CANN**

# Tensor 运算 → Tile 运算



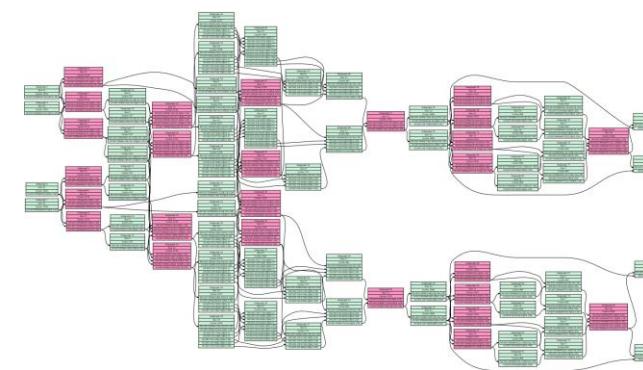
# PyPTO 性能调优：Human-In-The-Loop

PyPTO 的整图依赖关系图



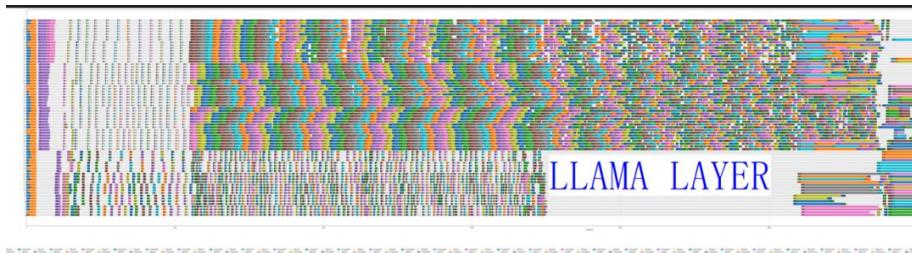
整图切分成子图

PyPTO 的函数依赖关系图



将多子图下发到多核上执行

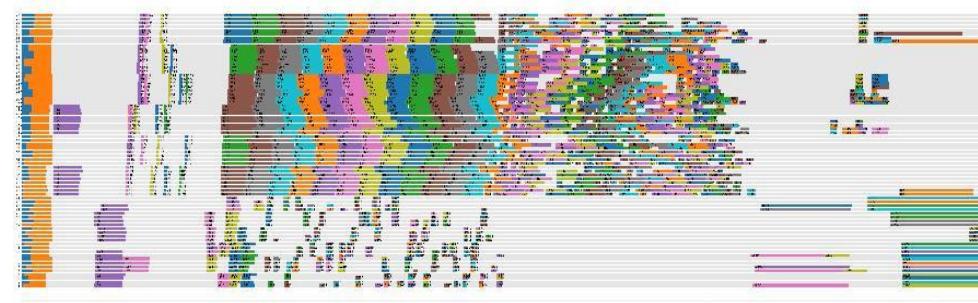
调整切图算法  
调整每个层级 tensor/tile 块的颗粒度



从泳道图上识别不合理性能点

Profiling 可视化

调整调度算法



获取真实的上板执行泳道图

# PyPTO 优化方法：Human-In-The-Loop 调整 Tile 粒度

## IDE:

- 提供 Tile 编程框架全流程辅助工具，包括编译、运行时状态的可视、Tile 编程框架工作流的作业能力
- 打通算子代码-算子计算流程图-算子执行泳道图之间实时联动
- 使能基于 Tile 计算图的精度调试的能力，提供基于 Pass 阶段、Tensor、OP 多种粒度的立体化精度调试能力
- 将专家经验固化成 IDE 专家系统能力，基于编译、运行时的数据，提供性能瓶颈诊断和性能调优建议



## DFX:

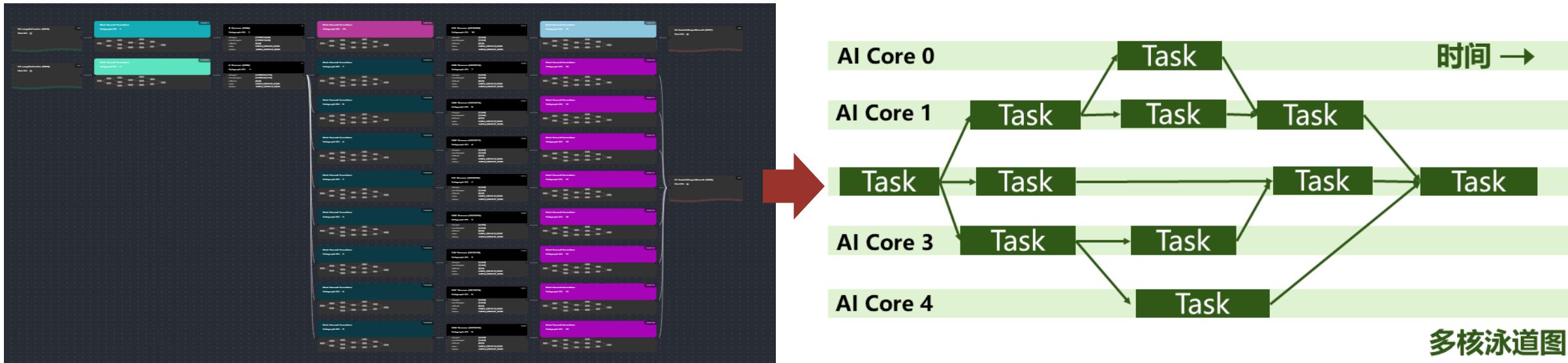
- 内置丰富的检查，并在异常时打印
- 健康报告：对关键指标进行分析和展示
- 精度工具
- 性能优化手段：
  - 融合算子
  - MPMD
  - Tileshape (内存 vs 并行 tradeoff )
  - 自定义 tiling 方法
  - 用户可以完整控制切分，执行过程和逻辑（切图，大页，L2Prefetch等）



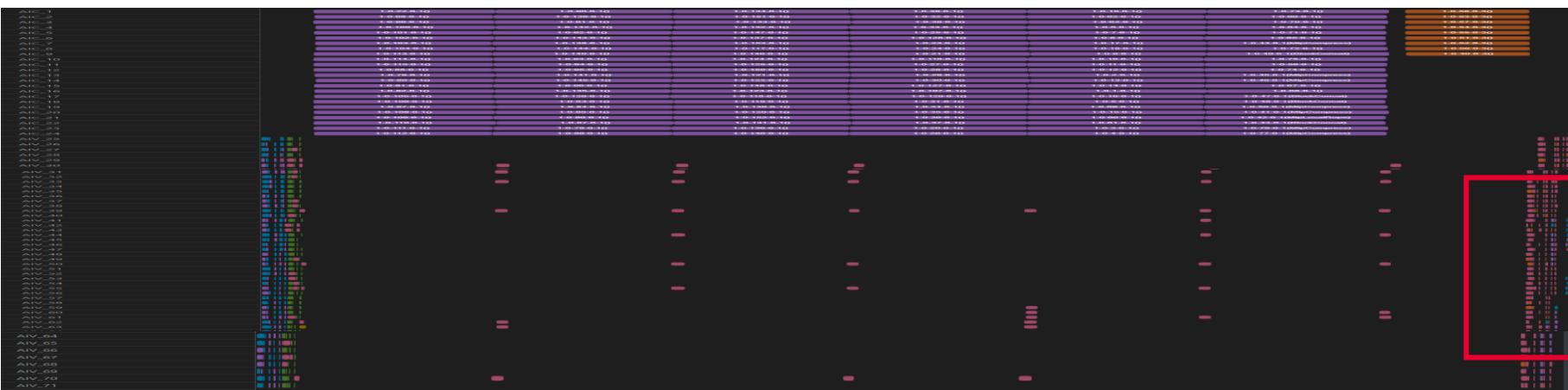
CANN

# PyPTO 任务调度：MPMD 的调度实现

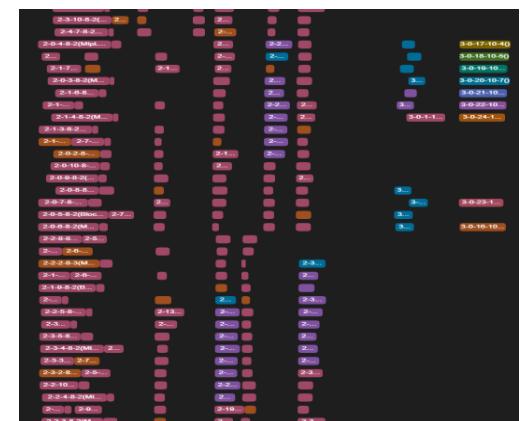
- 通过数据形成任务之间的依赖，可以通过拓扑序解依赖



- 采集上板数据，形成泳道图；关联前端计算逻辑



不同颜色是不同子图  
可以看到MPMD调度



注：

- ✓ 算子：NSA kv cmp
- ✓ VSCode IDE v0.1.2

# 目录

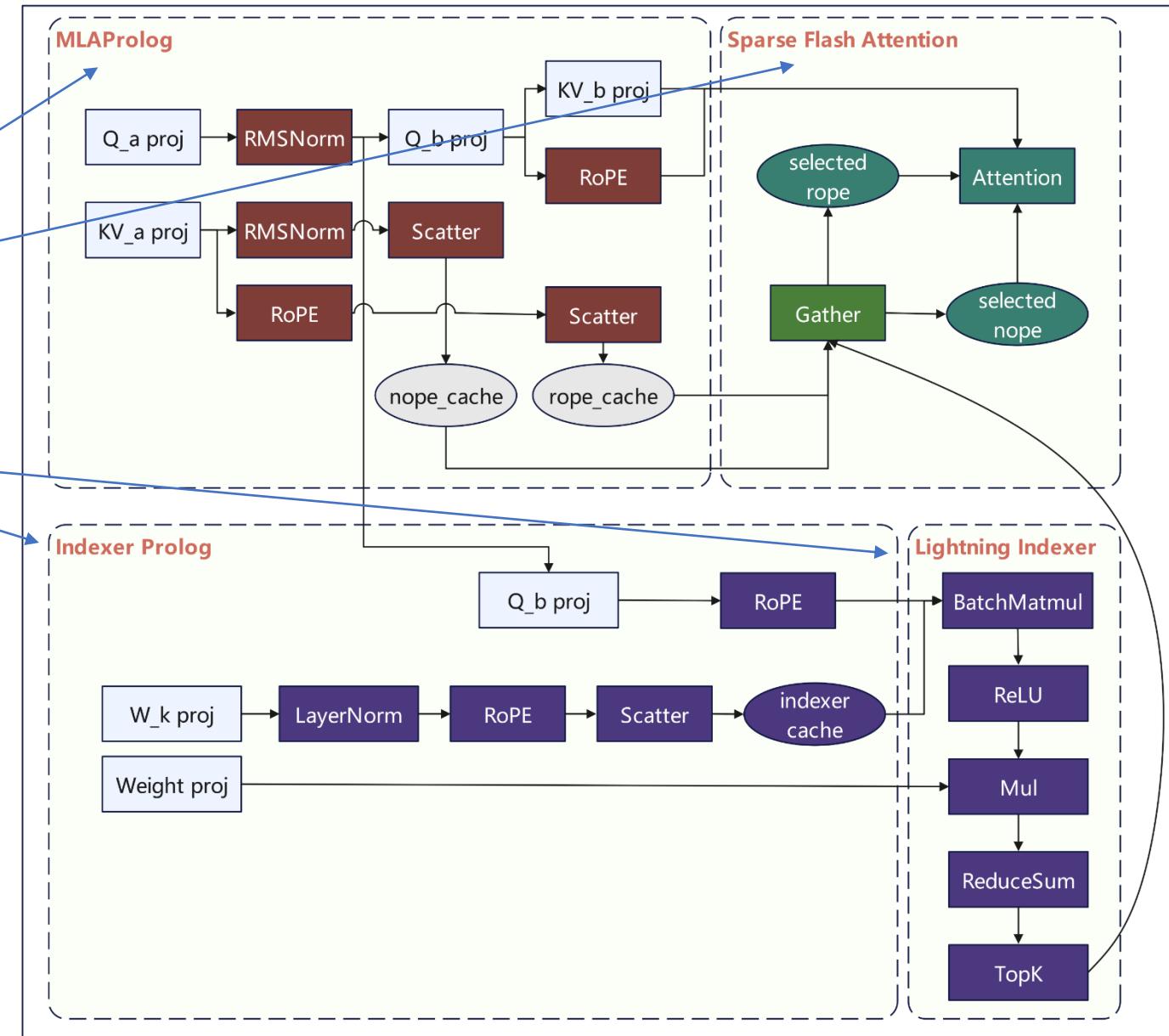
Part 1 PyPTO 设计目标

Part 2 PyPTO 理念阐述

Part 3 PyPTO 开发实践

# DeepSeek V3.2-Exp 开发：自主控制融合范围

将 **Attention** 层拆解为 4 个子图并行开发；通过框架融合成一个算子

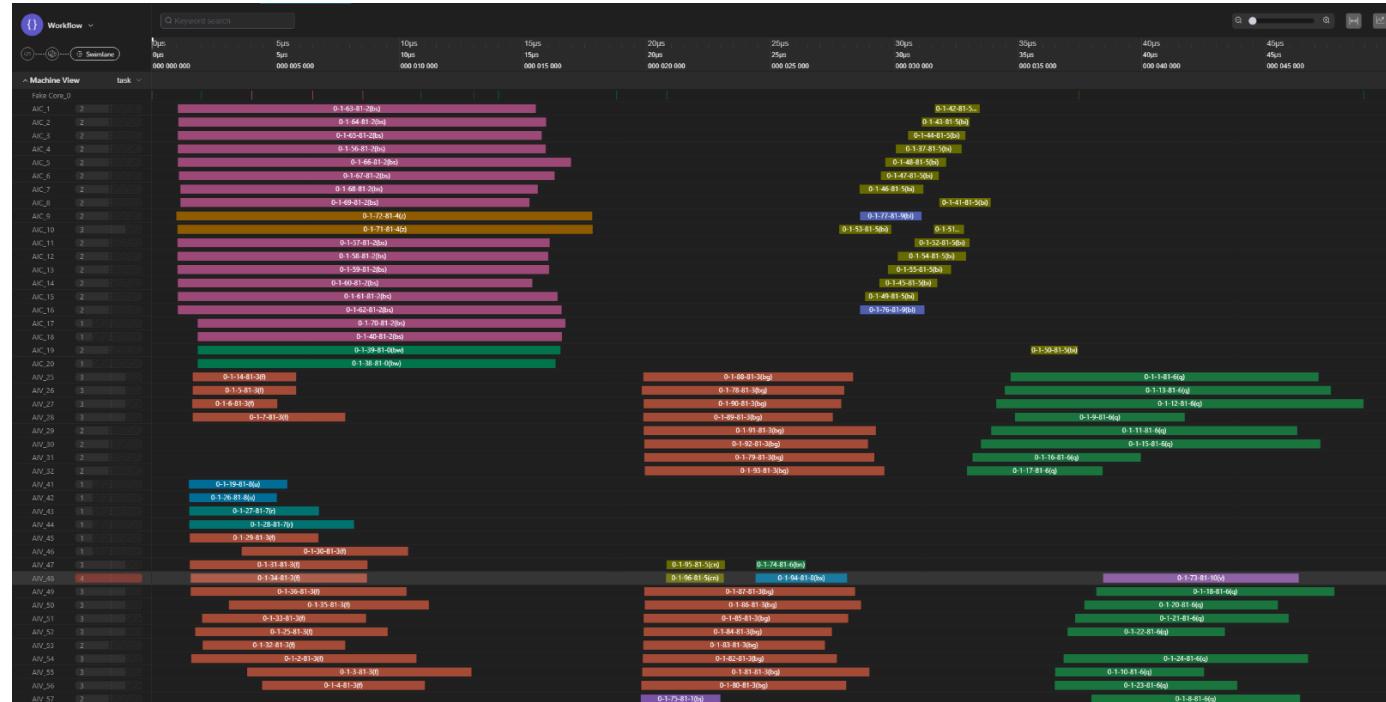


# Indexer Prolog 调优实例

类别	Indexer Prolog 算子组成
PyPTO	1 / 个 IndexerProlog
小算子	9 / 个 QuantBatchMatmul, SplitVD, MatMul, InterleaveRope, ConcatV2D, Cast, LayerNorm, DynamicQuant, ScatterNdUpdate

计算流呈现如下特点：

- Q, Cache 和 Weight 计算互相独立且串行；
- Q 耗时最长，可以掩盖其他两部分耗时



# Indexer Prolog 逼近理论极致性能

Q 计算阶段	Bound 类型	Bound 数	理论极致性能	PyPTO 实际性能
Linear	MTE2	12MB	$12/1.2/0.75=13.3$	16us
Dequant+RoPE	MTE2	/	9.6	10us
Hadamard	Fixpipe	/	4	4.5us
DynamicQuant	Vector	21000cycle	$21000/1800/0.66=17.7$	18us

- Linear 计算阶段有 **cache**, **weights** 计算抢占 MTE2 带宽, 故 Indexer Prolog 算子的实际表现会比 Q 的计算理论极致稍差;
- 在 Batch=4, MTP1 的典型场景下, Query 的理论极致性能是 45us, PyPTO 达到 48.5us, 已经逼近理论极致性能;
- Hadamard Transform 采用 matmul 实现, 实际性能受到调度影响
- 一套 tile 切分, 在各类场景 (不同 Batch/MTP 的组合), 平均优于小算子 1 倍性能;

# PyPTO-Next

PyPTO

- ◆ DeepSeek V3.2-Exp、Qwen3-235b、Qwen3-next 等多个大模型的 PyPTO 算子实现

- ◆ 用户根据已有的 **Operation** 自主编写算子、模型，尝试更多想法

- ◆ 用户扩充 TileOP，实现社区共创

# 欢迎开发者体验和贡献

cann-recipes-infer



cann-recipes-train



cann-recipes-sig小组



cann-recipes交流群



特性介绍：

[https://gitcode.com/cann/cann-recipes-infer/blob/master/docs/models/deepseek-v3.2-exp/deepseek\\_v3.2\\_exp\\_pypto\\_operator\\_guide.md](https://gitcode.com/cann/cann-recipes-infer/blob/master/docs/models/deepseek-v3.2-exp/deepseek_v3.2_exp_pypto_operator_guide.md)

算子实例：

<https://gitcode.com/cann/cann-recipes-infer/tree/master/ops/pyproto>

尝鲜体验：

<https://zhuanlan.zhihu.com/p/1966608093946320154>

欢迎广大开发者体验并参与贡献，如有疑问也可通过  
issue、SIG或者cann-recipes交流群联系我们！

CANN