

ClickHouse向量化执行 与Pipeline设计

冯吕 ClickHouse社区贡献者



About Me

- ClickHouse Top 50 Contributor, 100+ merged PRs
 - https://github.com/ucasfl
- MS student at Institute of Computing Technology, CAS
- Internship at Tencent WeChat
 - Working on ClickHouse development



目录 CONTENT

O1 ClickHouse简介 O3 Pipeline设计 与实现

02 向量化执行 **04** 总结





O1 ClickHouse 简介



ClickHouse是什么

• 一个高效的OLAP数据库

• 最早由Yandex公司开源(2016年)

• 现已从Yandex独立出去 → ClickHouse, Inc.



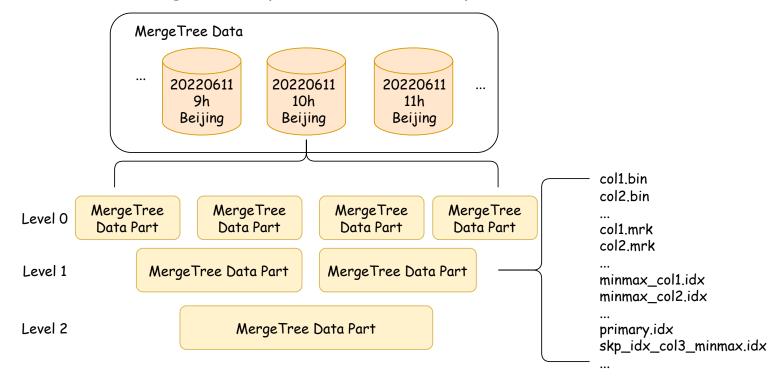
ClickHouse是什么

- 工程艺术品
 - > 现有技术的充分运用
- 极致性能优化
 - ➤ Substring search:从几十种算法中选择出最合适的一种
 - ➤ Aggregation:不同数据类型使用不同的Hash表
- 核心特性:
 - > True Column-Oriented Storage
 - Vectorized Query Execution



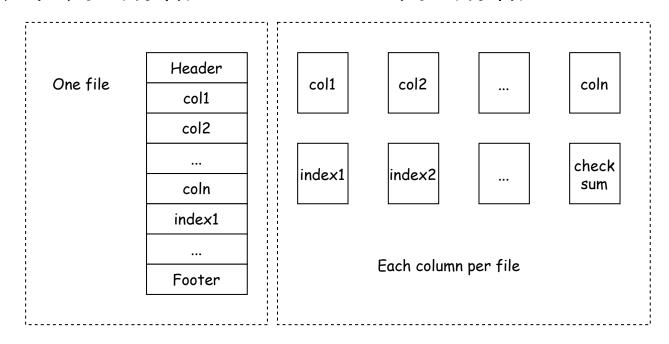
ClickHouse核心特性

• 基于MergeTree(类似LSM Tree)的列式存储



列式存储

其他列式存储 VS ClickHouse列式存储





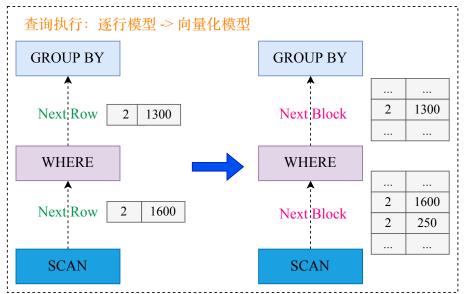
ClickHouse核心特性

- 向量化执行:
 - ➤ 以行(Row)为单位 -> 以Block为单位, 按列对数据进行处理

样例数据及查询

OrderKey	OrderDate	Quantity	TotalPrice
1	2022-01-01	5	900
1	2022-01-01	3	500
2	2022-01-06	7	1300
2	2022-01-06	9	1600
2	2022-01-06	2	250

SELECT SUM(TotalPrice)
FROM line_order
WHERE OrderKey = 2
GROUP BY OrderKey;





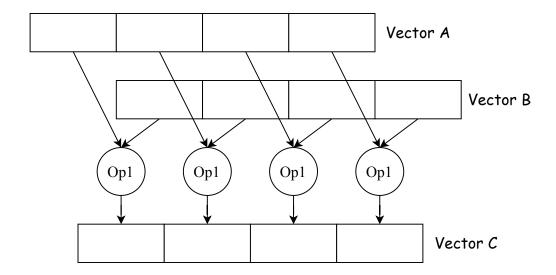


*O2*向量化执行



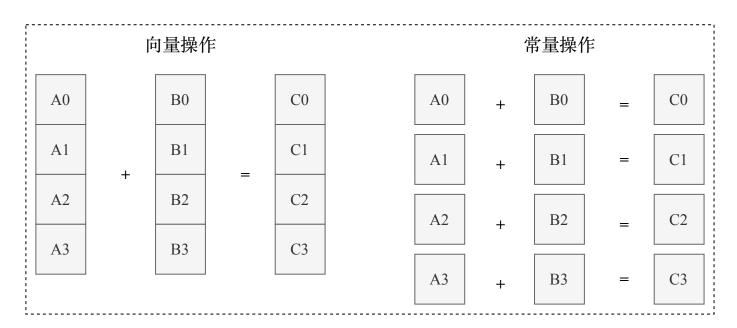
什么是向量化

- 对不同的数据执行同样的一个或一批指令,或者说把指令 应用于一个数组/向量,通过CPU数据并行,即SIMD
- 通俗地说,对一个数组进行连续操作,即可看做向量化





向量计算 VS 常量计算

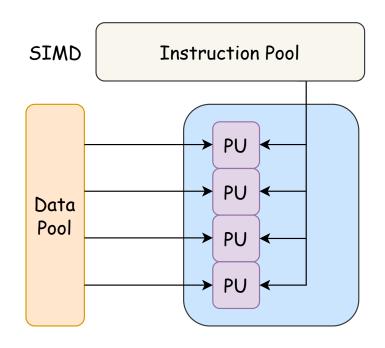


• 从CPU流水线角度来看,向量化能够充分填满CPU计算单元



什么是向量化

- 向量化的本质是采用一个控制器来 控制多个处理器,同时对一组数据 中的每一条执行相同操作,实现空 间上的并行
- 单指令流:同时只能执行一种操作
- 多数据流:在一组同构(向量)的数据上进行操作





硬件支持

• Intel CPU提供了一系列SSE,AVX扩展向量化指令集

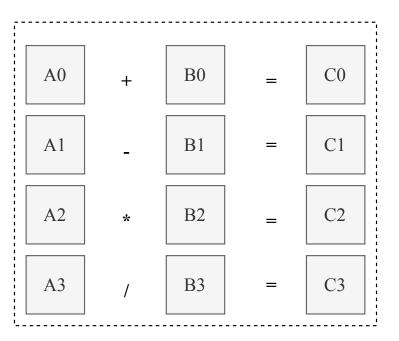
\$ cat /proc/cpuinfo

flags : fpu vme de pse tsc msr pae mce cx8 apic sep mtrr
pge mca cmov pat pse36 clflush mmx fxsr sse sse2 ss ht syscall nx
pdpe1gb rdtscp lm constant_tsc rep_good nopl eagerfpu pni pclmulqdq
ssse3 fma cx16 pcid sse4_1 sse4_2 x2apic movbe popcnt tsc_deadline_timer
aes xsave avx f16c rdrand hypervisor lahf_lm abm 3dnowprefetch
fsgsbase bmi1 hle avx2 smep bmi2 erms invpcid rtm mpx avx512f avx512dq
rdseed adx smap clflushopt clwb avx512cd avx512bw avx512vl xsaveopt xsavec
xgetbv1 arat



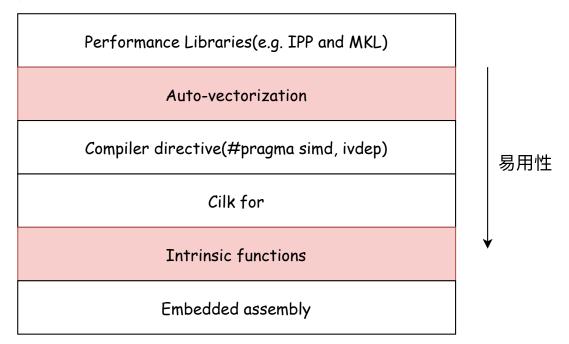
SIMD缺陷

- 不适用于严重依赖控制流的任务, 即有大量分支、跳转和条件判 断的语句
- 主要被用来优化可并行计算的简单场景,以及可能被频繁调用的基础逻辑
- 不能以不同的方式处理不同的数据





如何实现向量化



• 自动向量化和Intrinsic函数在通用性和易用性方面更强



Intrinsic函数实现向量化

 使用SSE _mm_add_ps intrinsic函数, 一次实现8个单精度 浮点数的加法

```
int main()
{
    __m128 v0 = _mm_set_ps(1.0f, 2.0f, 3.0f, 4.0f);
    __m128 v1 = _mm_set_ps(1.0f, 2.0f, 3.0f, 4.0f);
    __m128 v3 = _mm_add_ps(v0, v1);

    float result[4];
    _mm_storeu_ps(result, v3)
}
```



编译器自动向量化

• clang++ -O3, 自动使用向量化指令

```
int arraySum(int * array, int length)
{
    int sum = 0;
    for(int i = 0; i < length; ++i)
    {
        sum += array[i];
    }
    return sum;
}</pre>
```

```
movdqu(%rdi,%rsi,4),%xmm2
paddd %xmm0,%xmm2
movdqu 0x10(%rdi,%rsi,4),%xmm0
paddd %xmm1,%xmm0
movdqu 0x20(%rdi,%rsi,4),%xmm1
movdgu 0x30(%rdi,%rsi,4),%xmm3
movdqu 0x40(%rdi,%rsi,4),%xmm4
paddd %xmm1,%xmm4
paddd %xmm2,%xmm4
movdqu 0x50(%rdi,%rsi,4),%xmm2
paddd %xmm3,%xmm2
paddd %xmm0,%xmm2
movdqu 0x60(%rdi,%rsi,4),%xmm0
paddd %xmm4,%xmm0
movdqu 0x70(%rdi,%rsi,4),%xmm1
paddd
      %xmm2,%xmm1
```



ClickHouse向量化

- Intrinsic函数
 - ➤ 大量使用intrinsic函数对关键路径代码进行优化

- 编译器自动向量化
 - ▶ 通过良好的架构设计和代码设计,使得编译器能够生成良好的向量化代码
 - ➤ 关键:基于Pipeline的执行引擎设计,能够按列对数据进行处理



ClickHouse中的intrinsic函数

https://github.com/ClickHouse/ClickHouse/issues/37005

memcpySmall.h memcmpSmall.h ColumnsCommon.h/cpp AggragationCommon.h ColumnsHashing.h IPv6ToBinary.cpp remapExecutable.cpp StringSearcher.h FunctionsHashing.h randomString.h randomFixedString.h TargetSpecific.cpp generateUUIDv4.cpp greateCircleDistance.cpp UTF8Helpers.h/cpp divice.cpp divideImpl.cpp FunctionRando.h/cpp. FunctionsRound.h isValidUTF8.cpp LowerUpperImpl.h module.cpp



Column Filter

• 将64字节压缩成64位的数,通过pop_count指令进行计算

```
size t countBytesInFilter(const UInt8 * filt, size t start, size t end)
    size t count = 0;
    const Int8 * pos = reinterpret cast<const Int8 *>(filt);
    pos += start;
    const Int8 * end pos = pos + (end - start);
#if defined( SSE2 ) && defined( POPCNT
    const Int8 * end pos64 = pos + (end - start) / 64 * 64;
    for (; pos < end pos64; pos += 64)
        count += builtin popcountll(toBits64(pos));
#endif
    for (; pos < end pos; ++pos)</pre>
        count += *pos != 0;
    return count;
```



Column Filter

```
static UInt64 toBits64(const Int8 * bytes64)
  static const    m128i zero16 = mm setzero si128();
  UInt.64 res =
    static cast<UInt64>( mm movemask epi8( mm cmpeq epi8(
      | (static cast<UInt64>( mm movemask epi8( mm cmpeq epi8(
      (static cast<UInt64>( mm movemask epi8( mm cmpeq epi8(
      | (static cast<UInt64>( mm movemask epi8( mm cmpeq epi8(
      return ~res;
```



ClickHouse-编译器自动向量化

- 关键:基于Pipeline的执行引擎
 - ➤ 以Block为单位,按列对数据进行处理

- 优化:
 - ➤ 代码设计中大量使用模板(template),对类型和长度进行分派
 - ✓ 消除分支跳转语句
 - > 大量使用内联函数
 - ✓ 消除函数调用
 - ▶ 减少虚函数调用



Plus函数实现

• c = a + b, 执行时, 类型长度已知, 无分支跳转语句

```
template <OpCase op case>
static void NO INLINE process(const A * restrict a, const B * restrict b,
                              ResultType * restrict c, size t size)
    for (size t i = 0; i < size; ++i)</pre>
        if constexpr (op case == OpCase::Vector)
            c[i] = Op::template apply<ResultType>(a[i], b[i]);
        else if constexpr (op case == OpCase::LeftConstant)
            c[i] = Op::template apply<ResultType>(*a, b[i]);
        else
            c[i] = Op::template apply<ResultType>(a[i], *b);
```



apply函数

• 该函数被inline, process的for循环中不会发生函数调用



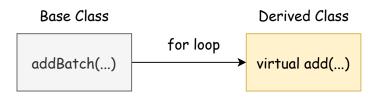
__restrict关键字

- 向编译器表明,在该指针的生命周期内,只有该指针本身或直接由它产生的指针能够用来访问该指针指向的对象
- 作用:限制指针别名,从而帮助编译器进行优化
- https://github.com/ClickHouse/ClickHouse/pull/9304
 - ▶ 通过该关键字,使整体查询性能提升5%~200%



消除虚函数调用

- 消除虚函数调用也是提高向量化的一个重要手段
- ClickHouse聚合函数计算:
 - ➤ 接口类addBatch通过for循环调用派生类的add方法将一批数据聚合到中间状态,for循环无法向量化



- https://github.com/ClickHouse/ClickHouse/pull/17043
- ➤ 该PR通过在addBatch消除add方法的虚函数调用,从而实现 countIf函数的向量化执行,性能提升7倍





03 Pipeline设计与 实现

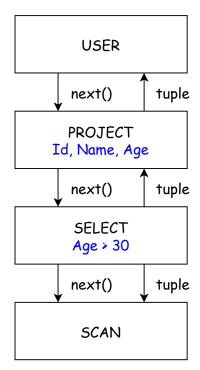


传统火山模型

• Tuple-at-a-time processing, 无法发挥向量化能力

优点:处理逻辑清晰,简单

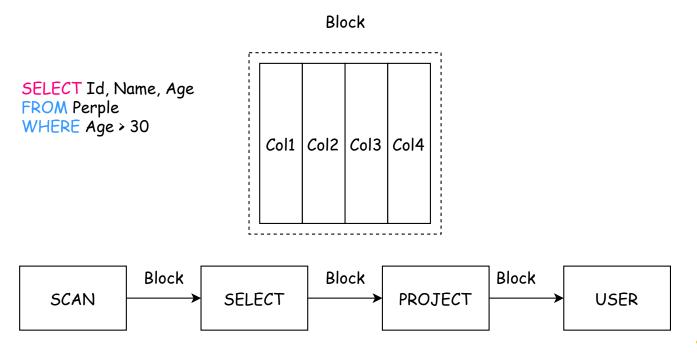
缺点:以行为单位处理数据, CPU Cache不友好,虚函数 调用开销大,CPU利用率不高 SELECT Id, Name, Age FROM Perple WHERE Age > 30





Pipeline执行模型

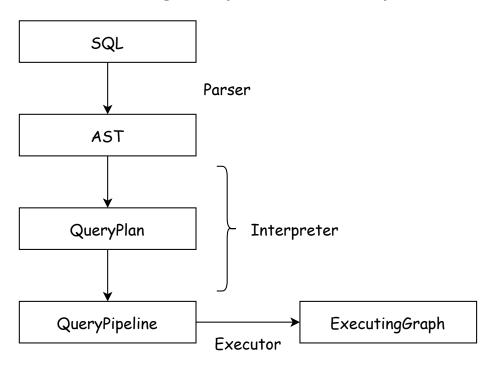
• 以Block为单位,按列对数据进行处理,易于实现向量化





ClickHouse SQL执行流程

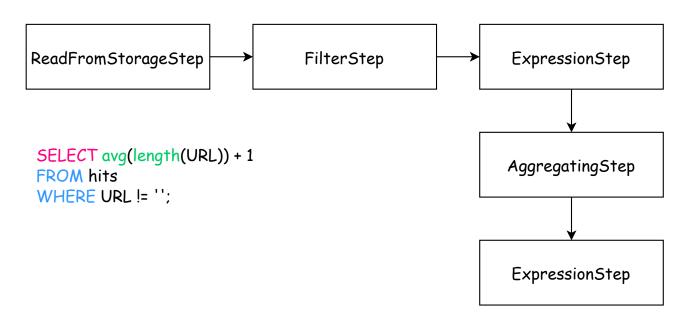
• Executor:在ExecutingGraph上完成Pipeline的调度执行





QueryPlan

- 由QueryStep构成的Tree,除Join外,实际退化为链表
- 延迟Pipeline创建,在其上能够进行Pipeline级别的优化





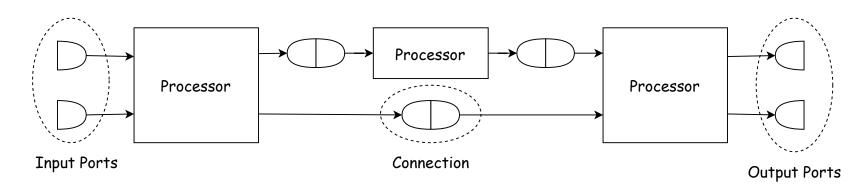
Pipeline基本结构

• 有向无环图

➤ 节点: Processor

➤ Port:输入或输出,能存储一个chunk的数据

➤ 边:一对连通的Port





Processors

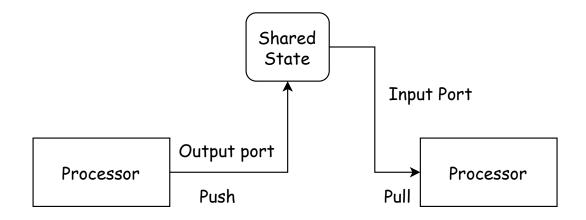
• Pipeline的基本构建块,能够对数据进行处理

- 有0个或多个输入端口, 0个或多个输出端口
 - ➤ Source:只有输出端口,没有输入端口
 - ➤ Sink:只有输入端口,没有输出端口
- 在Pipeline执行时,Processor会从输入端口拉取数据,对数据进行处理,然后推到输出端口



Port

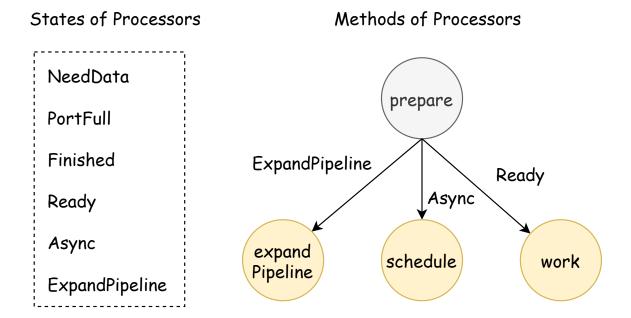
- 连接Processor, 实现数据流通
- Output port: push数据到shared state
- Input port: 从shared state pull数据





Processor状态

• ClickHouse中定义了一系列Processor状态,通过状态迁移 实现数据流动





Processors

• ClickHouse中实现了一系列Processors(Transform):

FilterTransform LimitTranfrom ExpressionTransform

AggregatingTransform CountingTransform DistinctSortedTransform

ExtremesTransform FinishSortingTransform

JoiningTransform LimitByTransform

MergeSoringTransform SortingTransform RollupTransform

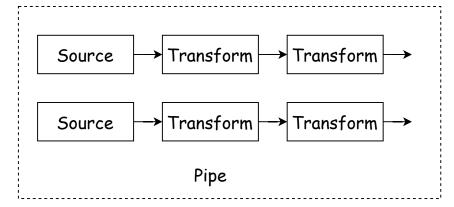
SquashingChunkTransform

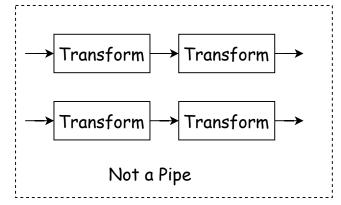
....



Pipe与Processor的区别

- Pipe:
 - ➤ Processors的集合,构成pipeline的一部分
 - ➤ 如果非空,必须从Source开始
 - ➤ Processor (Input Port) 必须是连通的,可以有Sink
- 看ClickHouse Pipeline代码的人问的最多的问题



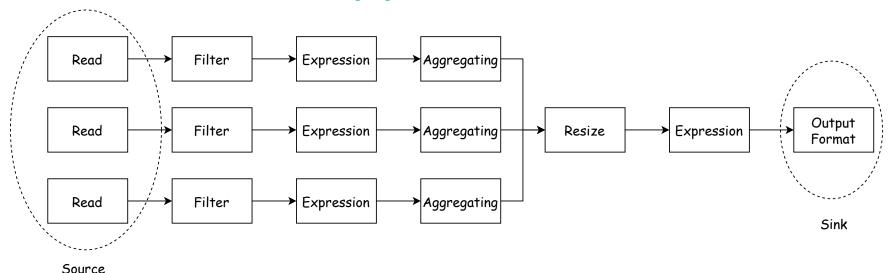




Pipeline

- 从Source开始,到Sink结束
 - ➤ GROUP BY/ORDER BY之前,并行执行,之后只有一个流(缺点?)

SELECT avg(length(URL)) + 1 FROM hits WHERE URL != '';

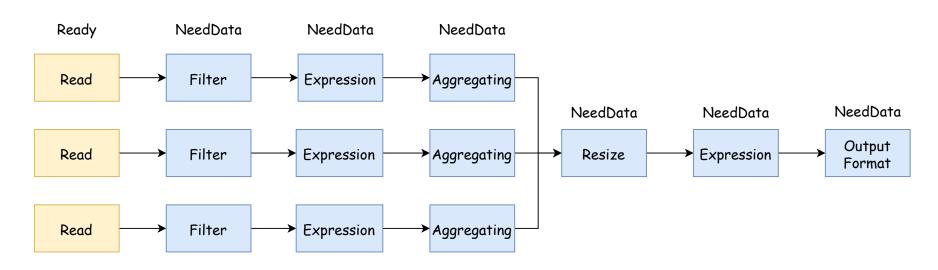




- ExecutingGraph
 - ➤ 节点为Processor(引用)
 - > 双向边
- 初始时,遍历Graph,找到没有children的节点,更新节点 状态
- 维护两个全局队列,线程从队列中取task来执行,执行完 更新相邻节点状态
 - ➤ Ready队列
 - ➤ Async队列

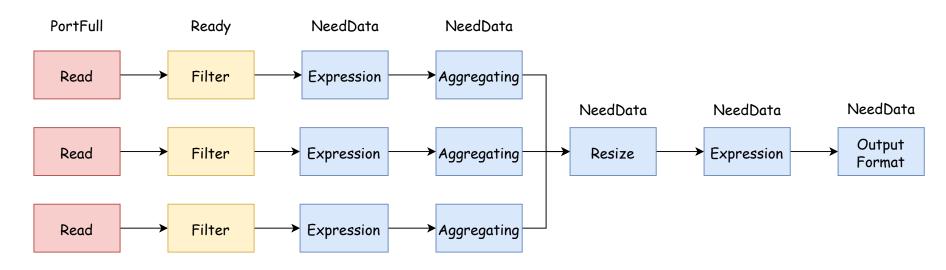


从OutputFormat开始执行prepare更新状态



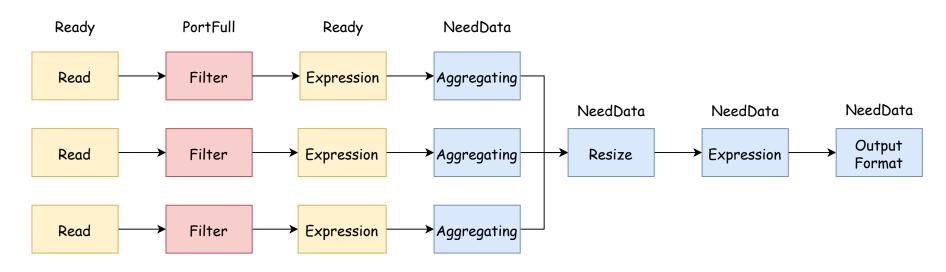


• Read执行完之后, prepare把数据push到Output Port, Filter prepare拉取数据, 进入Ready状态





• Filter执行之后,prepare进入PortFull状态,Read和 Expression执行prepare进行Ready状态





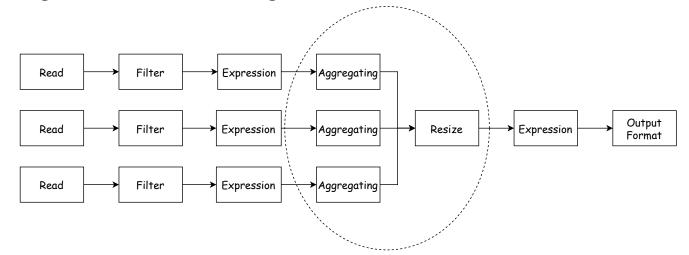
• Pipeline执行过程中,通过Processor状态迁移使得数据在 Processor之间流水起来,直到所有Processor进入Finished 状态,执行完成

- prepare, work, schedule的执行是无锁的
- 一些有趣的问题:
 - ➤ 同一Processor是否可以并行执行prepare, work, schedule?
 - ➤ 不同Processor是否可以并行执行prepare?
 - ➤ 不同Processor是否可以并行执行work?



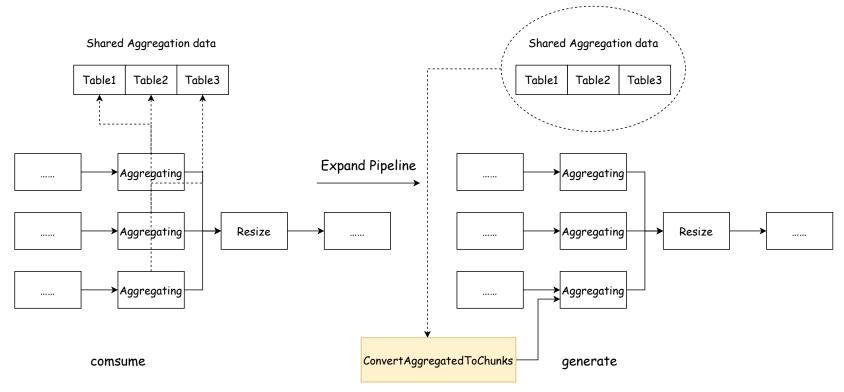
Pipeline动态更改

- Pipeline执行过程中有时需动态更改, 创建新的Processor
- Aggregating:两阶段执行
 - ➤ comsume阶段:预聚合(并行)
 - ➤ generate阶段:Merge预聚合数据生成最终结果





Aggregating执行





Expression计算

- ClickHouse通过ExpressionActions来实现表达式计算
- 表达式分析 -> ActionsDAG(由表达式构成的DAG)
- 节点类型:

```
enum class ActionType
{
    // Column which must be in input
    INPUT;
    // Constant column with known value
    COLUMN;
    // Alias of a column
    ALIAS
    // arrayJoin function
    ARRAY_JOIN
    FUNCTION
}
```



ActionsDAG

• Node实际描述的是一个列的计算

• 有向无环图方便表达Expression之间的依赖关系

- 基于DAG,方便对Action进行优化
 - ▶ 删除不需要的表达式
 - > 子表达式编译
 - ➤ 节点拆分或合并 (QueryPlan)



ActionsDAG示例

SELECT a, a + b FROM t WHERE b > 10

```
-explain-
Expression ((Projection + Before ORDER BY))
Actions: INPUT: 0 -> a Int32: 0
         INPUT : 1 -> b Int32 : 1
         FUNCTION plus(a : 0, b :: 1) -> plus(a, b) Int64 : 2
Positions: 0 2
  Filter (WHERE)
  Filter column: greater(b, 10) (removed)
  Actions: INPUT :: 0 -> a Int32 : 0
           TNPUT : 1 -> b Tnt32 : 1
           COLUMN Const(UInt8) -> 10 UInt8 : 2
           FUNCTION greater(b : 1, 10 :: 2) -> greater(b, 10) UInt8 : 3
  Positions: 0 1 3
    SettingQuotaAndLimits (Set limits and quota after reading from storage)
      ReadFromPreparedSource (Read from NullSource)
```



Expression执行

• ExpressionActions会对ActionsDAG进行拓扑排序,得到表达式执行的序列,之后,该表达式序列作用到Block上面,实现按列进行计算



Pipeline与向量化

- Pipeline执行时,数据以Block的形式在Processor之间流动, Processor能够按列对数据进行处理
- Expression基于ActionsDAG实现表达式执行的按列计算

Pipeline实现了数据以Block为单位按列执行, 是ClickHouse向量化执行的核心





04

总结



如何提高向量化

- Writing better code
 - ▶ 系统的架构设计、代码设计是影响向量化能力的重要因素
 - 传统火山模型 VS Pipeline执行模型
 - > 无法面向指令编程

- Finding out critical path
 - ➤ 针对影响性能的关键代码路径,可以在后期通过Intrinsic函数手动向量化



非常感谢您的观看

