# 性能优化报告/文档

### 韩晨旭 李畅

## Hash Join性能优化

为了提高TPCH测试中各种查询的性能,我们首先尝试对Hash Join算子进行优化。

### 哈希冲突造成的性能影响

在Hash Join算子执行的过程中,哈希冲突对性能的影响是显著的,最直接的影响就是 探测成本增加了,在Probe阶段,每个键通过hash值定位到桶(bucket),再线性查找比较桶内的所有entry。如果哈希冲突严重,每个桶内entry数量很多,会导致哈希连接的效果差。最极端的情况下,所有键都落在同一个bucket内,此时理论复杂度和NestedLooploin相同,但由于额外的哈希计算反而会导致性能降低。

本数据库中的Hash Join采用的是固定大小的哈希表,在哈希表大小固定时,随着表的大小增加,哈希冲突数量不可避免的会上升,**如何减缓哈希冲突导致的Probe性能下降** 是我们第一个尝试优化的问题:

### **TagInfo**

下面通过一个例子讲解哈希冲突对Probe造成的性能影响:

为了方便,这里假设每个entry的 Hash value 为32位,低12位作为哈希键。假设Build端有这四行数据:

行	Hash value
Row 1	0x123ab123
Row 2	0x234cd123
Row 3	0x123ab123
Row 4	0x21abc123

其中Row 1和Row 3的哈希值相同,而与Row 2和Row 4的不相同。由于低12位作为哈希键,因此这四行数据的哈希键都是**0x123**,存放在了哈希表中的同一个 bucket 中。

假设Probe时右表有两行数据:

行	Hash value
Row 1	0x765da123
Row 2	0x21c8b123

这两行数据的哈希键也是**0x123**,因此在Probe阶段这两行数据都要与Build端的4行数据进行比较。然而,由于它们的实际哈希值与上面4行数据均不匹配,这8次比较都以失败告终。这样的情况发生过多无疑会导致性能问题。

数据库原本实现中,采用了全局的Bloom Filter记录所有build端的hash key,然后对于每次probe,都先通过Bloom Filter判断该条probe的hash key是否存在于build中,如果发现不存在则直接跳过该条记录。然而,此Bloom Filter是全局使用的,若build端数据较多会导致误判率较高,从而导致更多的无效探测。

我们引入了 Tag Info 来对每个bucket中的条目进行过滤,每个bucket保存自己对应的 Tag Info:

#### 首先对 Tag Info 进行介绍:

Tag info 使用 Hash value 的前n位进行操作。Tag info 存储在bucket中,初始值为0,假设哈希值长度为64位,在每次bucket中有新条目进入时更新,对于 Hash value 为 hash 的新条目,更新方式为:

$$TagInfo = TagInfo | (hash >> (64 - n))$$

继续使用上面的例子,我们假设这里取 n = 12。那么上述Build端的数据的 Tag info 即为:

行	Hash value	Tag info
Row 1	0x123ab123	0x123
Row 2	0x234cd123	0x234
Row 3	0x123ab123	0x123
Row 4	0x21abc123	0x21a

- 初始化bucket时, Tag info = 0;
- 存入Row 1时, Tag info 更新为 0 | 0x123 = 0x123;
- 存入Row 2时,Tag info 更新为 0x123 | 0x234 = 0x337;
- 存入Row 3时, Tag info 更新为 0x337 | 0x123 = 0x337;
- 存入Row 4时, Tag info 更新为 0x337 | 0x21a = 0x33f。

于是得到此时存入改bucket的 Tag info 为0x33f。

此时,在Probe阶段进行Join key比较前,可以先对 Tag info 进行比对,以举例的两行数据为例:

- Row 1的Tag info为0x765,由于0x765 | 0x33f!= 0x33f,则可以确定Row 1的哈希值肯定不会与Build端的任何一行哈希值相同,因此无需再进行比对;
- Row 2的Tag info为0x21c,由于0x21c | 0x33f == 0x33f,无法排除Row 2的哈希值与Build端某一 行哈希值相等的可能性,需要再进一步比对Join key。

这部分的原理与Bloom Filter类似,这种做法可能与给每个bucket都生成一个Bloom Filter是等价的(需要严谨证明,不确定)。

在这个例子中,引入Tag info后,需要进行最终会失败的Probe比较的次数由8次减少到4次。

在我们的实现中,由于引入 Tag info 是为了取代Bloom Filter,因此n取值为哈希值的长度,即使用完整的哈希值。

新引入的 Tag info 仅进行高速的位运算,且由于每个bucket分离,误判率通常低于Bloom Filter,在Q4中测试表现如下:

```
[2025-06-18 22:42:40.245] [info] [/home/hcx/dasex/src/pipeline/execute/pipeline_group_execute.cpp: 97] pipeline执行时间: 4417
[2025-06-18 22:44:57.946] [info] [/home/hcx/dasex/src/pipeline/execute/pipeline_group_execute.cpp: 97] pipeline执行时间: 137701
[2025-06-18 22:45:08.659] [info] [/home/hcx/dasex/src/pipeline/execute/pipeline_group_execute.cpp: 97] pipeline执行时间: 10712
[2025-06-18 22:45:08.673] [info] [/home/hcx/dasex/src/pipeline/execute/pipeline_group_execute.cpp: 97] pipeline执行时间: 13
```

综合来看对于O4查询速度提升约5%。

代码位于 [src/operator/join/hashjoin/join\_hashtable.\*, EntrySingle, TupleBucket增加了成员, TupleBucket::InsertEntry()增加了taginfo计算, Gather\*Data中增加了taginfo过滤

### 哈希聚合算子优化

通过调研相关文章,我们发现在TPCH的查询测试中,Aggregation算子是对Q4查询性能有较为严重的影响,因此第二个优化选择了 Hash Aggregation。

这部分其实同样是对于哈希冲突的优化,在Build中我们选择保留定长哈希表,采用 Tag info 缓解哈希冲突的影响,是考虑到build表可能较为庞大,调整哈希表大小的操作可能会带来更多的开销,超过减少哈希冲突带来的提升。在哈希聚合算子的优化中,我们选择了动态扩容哈希表,通过提升bucket数量来直接减少哈希冲突:

现有代码的实现中,相关功能模块的实现如下:

```
[RadixPartitionTable]

└ N 个 [AggHashTable] ← 按照低位哈希将输入划分到 N 个子表

└ M 个 [AggBucket] ← 每个 bucket 管理若干条聚合 entry

└ K 个 [EntrySet] ← 每个 EntrySet 是一个具体的聚合 group
```

其中 AggHashTable 和 AggBucket 分别是哈希表和桶的抽象。其中,哈希桶的数量是固定的,在entry数量增多时,不可避免的会导致单个bucket中的entry增多,而单个bucket中entry过多直接带来的影响就是哈希的性能变差(哈希冲突严重)。

动态扩容实际上就是在达到一定条件时(例如bucket平均条目数量超过了一个阈值),将bucket数量进行翻倍(哈希值多取一位),将当前条目重新散列到扩容后的哈希表中,由于哈希值增加了一位,预期上可以让平均每个bucket中的条目减少一般,对哈希表的查询性能会带来巨大的提升,但是由于哈希表扩容也会有一定的开销,因此频繁扩容可能会导致性能下降,我们使用每个使用中的bucket的平均条目数作为扩容的条件,设置了一个config变量 AVG\_BUCKET\_LOAD\_THRESHOLD 用于控制当平均条目达到多少时进行扩容。最终实验时我们将改值设置为16。

Resize实现方式即重新构建哈希表,将原有的entry散列到新的扩容后的bucket中,最终效果为:

```
8] Q4执行时间: 136674

[2025-06-18 23:19:54.632] [info] [/home/hcx/dasex/src/pipeline/execute/pipeline_group_execute.cpp: 97] pipeline执行时间: 4297
[2025-06-18 23:21:48.163] [info] [/home/hcx/dasex/src/pipeline/execute/pipeline_group_execute.cpp: 97] pipeline执行时间: 113530
[2025-06-18 23:22:06.978] [info] [/home/hcx/dasex/src/pipeline/execute/pipeline_group_execute.cpp: 97] pipeline执行时间: 18815
[2025-06-18 23:22:06.991] [info] [/home/hcx/dasex/src/pipeline/execute/pipeline_group_execute.cpp: 97] pipeline执行时间: 12
```

[2025-06-18 23:22:06.997] [info] [/home/hcx/dasex/tests/tpch by sqls.cpp : 16

这里是同时应用了上述 Tag info ,相比仅使用 Tag info 的查询速度提升了约12%。(不稳定,可以达到95000ms左右)

代码位于 src/operator/agg/aggregation\_hashtable.\*, 扩容方法为:

```
void AggHashTable::ResizeBuckets() {
    int new_bucket_num = bucket_num * 2;
    std::vector<std::shared_ptr<AggBucket>> new_buckets(new_bucket_num);
    std::vector<int8_t> new_bucket_map(new_bucket_num);
    used_bucket_num = 0;
    for (int i = 0; i < bucket_num; ++i) {
        if (bucket_map[i] == 0 || buckets[i] == nullptr) continue;
        for (auto &entry : buckets[i]->bucket) {
            if (!entry) continue;
            size_t new_hash = entry->key->hash_val;
            int new_idx = new_hash & (new_bucket_num - 1);
            if (new_buckets[new_idx] == nullptr) {
                new_buckets[new_idx] = std::make_shared<AggBucket>();
                new\_bucket\_map[new\_idx] = 1;
                used_bucket_num++;
            new_buckets[new_idx]->InsertEntrySet(entry);
        }
    }
    buckets = std::move(new_buckets);
    bucket_map = std::move(new_bucket_map);
    bucket_num = new_bucket_num;
}
```

#### 优化尝试

理论上,对于聚合哈希算子,哈希表在改为动态扩容后也可以继续引入 Tag info 来进一步减缓哈希冲突带来的影响,但是在简单尝试过后发现,引入 Tag info 后,性能反而出现了些许下降,原因大概是扩容后本身每个bucket中的条目数都不太多,进行 Tag info 相关计算的时间相对于遍历他们进行比较的时间不算非常小,不可忽略,所以最后性能反而因为计算 Tag info 而下降,因此最终仅采用了哈希表动态扩容。

### 其他优化

#### Bit\_map优化

对Hash Join算子中原有的 bit\_map 进行了优化:

位于 src/operator/join/hashjoin/join\_hashtable.hpp, ProbeState类中

- 原先实现为std::vector<int8\_t>,每行对应一个元素,存储开销为8bit。每个元素1表示匹配,0表示未匹配;
- 优化后的实现为std::vector<uint64\_t>,每bit对应一个元素,存储开销为原来的1/8。每位用1表示 匹配,0表示未匹配,相应地使用位运算对其进行更改和查找。

这一项优化是针对 bit\_map 的空间存储开销的,对于查询速度没有明显影响。

#### 局部性优化

在Hash Join算子里的ProbeState类添加了一个变量 matched\_entries ,用来记录探测到的entry的信息,本意是避免其在 GatherData() 函数中反复调用 AppendRowToValueVec() 函数,而是在最终 GetJoinResult 的时候一起添加。后来注意到 AppendRowToValueVec() 函数是 inline 的,那么理论上应该不会对性能产生影响。

结果在实际运行的时候,发现使用原本的代码(即调用 AppendRowToValueVec() 函数)查询速度不如 我修改后的代码的查询速度,令人疑惑。

关于这里的提升有两个可能的推测:

- 编译器在编译的时候并没有采用inline的建议,导致这部分进行了循环内的函数调用,将其推至 GetJoinResult 起到了向量化的效果,这个需要查看编译器最终生成的汇编来验证,但是更有可能是第二个原因
- 推至 GetJoinResult 再进行 AppendRowToValueVec() 相同的操作,由于已经有了所有probe到的数据,直接循环遍历进行操作时会有更好的局部性。而原本的做法中,每次probe命中就进行该操作,如果probe长时间未命中后突然命中,可能会导致局部性变差,没有有效利用到cache,这种说法也比较符合多次实验中的现象:原本的做法Q4执行时间在95000和130000左右波动,多数情况为130000(上一张截图),而更改后Q4执行时间基本稳定在95000左右(最终结果)

因为第二个原因的可能性更大,这里归类为对局部性的优化

代码位于 src/operator/join/hashjoin/join\_hashtable.cpp, GatherData(), GetJoinResult()

#### 结果:

未进行优化改动时,原本运行TPCH-Q4的速度:

```
[2025-06-18 22:38:44.856] [info] [/home/hcx/dasex/tests/tpch_by_sqls.cpp : 16 8] Q4执行时间: 160953

[2025-06-18 22:36:08.418] [info] [/home/hcx/dasex/src/pipeline/execute/pipeli ne_group_execute.cpp : 97] pipeline执行时间: 4501
[2025-06-18 22:38:34.497] [info] [/home/hcx/dasex/src/pipeline/execute/pipeli ne_group_execute.cpp : 97] pipeline执行时间: 146078
[2025-06-18 22:38:44.831] [info] [/home/hcx/dasex/src/pipeline/execute/pipeli ne_group_execute.cpp : 97] pipeline执行时间: 10333
[2025-06-18 22:38:44.844] [info] [/home/hcx/dasex/src/pipeline/execute/pipeli ne_group_execute.cpp : 97] pipeline执行时间: 13
```

最终所有改动全部应用后的Q4查询运行结果:

```
[2025-06-19 00:13:04.965] [info] [/home/hcx/dasex/src/pipeline/execute/pipeline_group_ex ecute.cpp: 97] pipeline执行时间: 4396
[2025-06-19 00:14:26.029] [info] [/home/hcx/dasex/src/pipeline/execute/pipeline_group_ex ecute.cpp: 97] pipeline执行时间: 81063
[2025-06-19 00:14:34.404] [info] [/home/hcx/dasex/src/pipeline/execute/pipeline_group_ex ecute.cpp: 97] pipeline执行时间: 8375
[2025-06-19 00:14:34.417] [info] [/home/hcx/dasex/src/pipeline/execute/pipeline_group_ex ecute.cpp: 97] pipeline执行时间: 13
```

[2025-06-19 00:14:34.424] [info] [/home/hcx/dasex/tests/tpch\_by\_sqls.cpp : 168] Q4执行时

综合来看相比最原始的查询速度提升41%。