**性能调优实习报告**

1700017802 耿思博 1700017815 张旻昊 1700017828 胡时京

**【目录】**

一、运行环境及准备工作

运行系统配置、数据库软件等介绍

DBGEN编译、数据生成与导入及实验准备工作

二、各查询分析及优化

首先对每个查询在未建立索引的情况下给出基准性表现（含运行时间、IO统计）

其次利用索引、表分区、物化视图等方式优化查询、对比性能并进行分析和进一步实验

三、总体性能比较

建立所有索引并调整相应数据库参数后，在所有查询上统一测评

四、总结

**一、运行环境及准备工作**

**1、运行环境**

|  |  |
| --- | --- |
| CPU | Intel Core i7-7700HQ @ 2.80GHz |
| 内存 | 16GB RAM |
| 磁盘 | 1TB 机械硬盘 |
| 操作系统 | Windows 10 1903 |
| 数据库 | Microsoft SQL Server 2019 15.2002.4709.1 |

**2、准备工作**

**2.1、数据导入**

为生成SQL Server中可用的数据及查询，修改makefile.suite文件设置DATABASE = SQLSERVER，MACHINE = WIN32，在Visual Studio中生成DBGEN和QGEN可执行文件，之后运行dbgen -vf -s 1生成1G数据，运行qgen将模板sql语句转为可以在SQL Server中运行的SQL语句。

随后，运行create.sql创建TPCH数据库并创建相关表格，注意，主码约束在create.sql中以PRIMARY KEY的方式已经建立。随后，运行load\_data.py通过pymssql包导入之前生成的8个.tbl数据。至此，所有数据都被成功导入。

**2.2、实验前的准备**

在进行实验前，运行set statistics IO on 和 set statistics time on，显示时间和访存次数的统计信息，用以评估查询性能。此外，在每次查询前，运行如下操作清空数据库缓存；这是由于执行过一条语句后，相应内容会从磁盘读入缓存（如内存），这样之后重复执行会快很多，为评估我们做的优化本身的作用（而非缓存的作用），运行此语句以规范化。

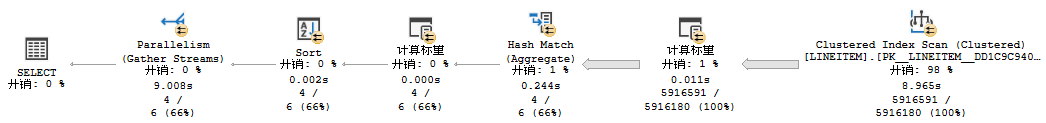
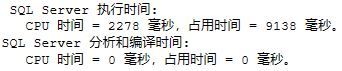
dbcc dropcleanbuffers

dbcc freeproccache

**二、各查询分析及优化**

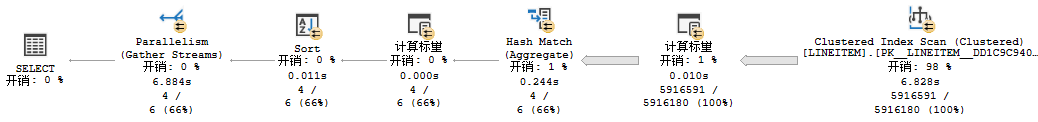
**1、Query 1**

1.1、基准结果

首先，在没有任何索引的基础上运行查询，检查运行时间、执行计划及访存信息，如下。

经验证，查询答案正确。

1.2、索引优化分析

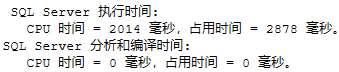
首先，由于我们的查询不存在并发的情形，可以接受read uncommitted的隔离性级别，因此先设置该隔离性级别，再次执行，所得结果如下。

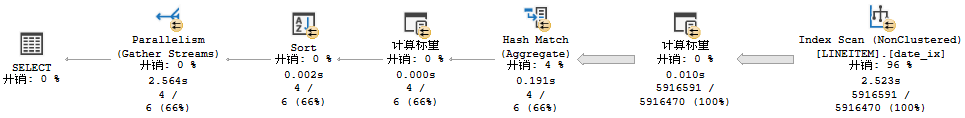
可见，时间由9s缩短至7s，但是读取次数几乎没有变化（事实上每次执行，逻辑读取次数都略有不同，存在随机因素），这符合预期——修改隔离性级别并不能减少读取次数，它仅能减小并发控制时带来的额外开销，因此总查询时间缩短。

同时，从执行计划中可以看出，全表扫描占用了绝大多数的时间，且该扫描是在主码的聚集索引上进行的，因此时间开销很大，我们需要建立索引以减小访存带来的时间开销。Q1仅针对于LINEITEM一张表，根据L\_SHIPDATE列的值选择一些行，并利用group by展示一些信息。显然，我们应该针对L\_SHIPDATE建立非聚集索引（由于已有主码，所以已有聚簇索引，只能建立非聚集索引）；另外，为了让整个查询只需在索引表上执行，可以建立覆盖索引，即将SELECT和GROUP BY、ORDER BY的位域include入索引中。如下所示。

create nonclustered index date\_ix on LINEITEM(L\_SHIPDATE) include (L\_QUANTITY, L\_EXTENDEDPRICE, L\_DISCOUNT, L\_TAX, L\_RETURNFLAG, L\_LINESTATUS);

建立索引后再次执行Q1，结果如下。





可见，时间显著减少，由6.8s进一步缩减至2.5s。为什么会有如此优化？观察statistics IO即可发现，由于索引的建立，逻辑读取次数显著减小，同时执行计划中的全表扫描也变成了索引扫描，由于索引表远小于LINEITEM全表，扫描更快，这使得总体性能显著提升。

**基于Q1的实践经验，将隔离性级别设置为read uncommitted有助于性能提升、反应索引的作用，因此在之后的实验中全部将优化后查询，设置为read uncommitted级别。**

1.3、表分区优化分析

接下来考虑表分区带进来的优化效果。由于where子句中仅依靠SHIPDATE进行约束，我们应首先考虑基于SHIPDATE对LINEITEM表进行分区。为进行分组，首先通过add filegroup建立5个文件组group1~group5，再通过add file将文件组指定到相应磁盘物理文件中，以下面group1的添加为例，可以新建5个文件组，用以让表分到5个独立的区域内。

alter database TPCH add filegroup group1

ALTER DATABASE TPCH ADD FILE(NAME=N'tpch\_group1',FILENAME=N'D:\xxx\tpch\_group1.ndf',SIZE=3MB, MAXSIZE=UNLIMITED,FILEGROWTH=5MB) TO FILEGROUP group1

此后，建立分区函数和分区方案，最后再将分区方案应用到LINEITEM表即可。根据上述分析，分区函数应该以一个date型数据为键（表中的SHIPDATE），且应设置4个分隔值，这样可以将表分入5个区域。为了尽可能提高性能，应该使得让分区均与，换言之，我们应该尽可能找到LINEITEM关于SHIPDATE的五等分点。为此，进行测试，不断更改日期进行如下查询（其中6001215为LINEITEM总长度），找到使得查询结果为0.2、0.4、0.6、0.8的日期，即为五等分点。

select count(\*)/6001215.0

from LINEITEM

where L\_SHIPDATE <= '1997-06-15';

此后，即可利用下面的方式创建分区函数和对应的分区方案。

CREATE PARTITION FUNCTION tpch\_partition\_q1date( DATE )

AS RANGE RIGHT

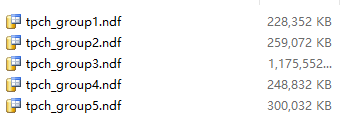
FOR VALUES( '1993-07-01','1994-10-24', '1996-03-01', '1997-06-15');

CREATE PARTITION SCHEME tpch\_partition\_scheme\_q1date

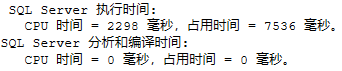
AS PARTITION tpch\_partition\_q1date

TO (GROUP1, GROUP2, GROUP3, GROUP4, GROUP5 );

最后，新创建LINEITEM\_PAR表格，定义与LINEITEM相同，只不过最后加上字句 on tpch\_partition\_scheme\_q1date( L\_SHIPDATE ) 应用分区方案进行分区。最后，执行 insert into LINEITEM\_PAR select \* from LINEITEM将所有数据同步到新表中。此时之前指定的分区文件如下，可见已经容纳了相应量的数据，且总和约与LINEITEM总大小相同，这说明我们成功地将LINEITEM进行分区存储。



此时，在LINEITEM\_PAR上执行Q1查询，性能如下。可见，总体执行时间较baseline有一定提升，但效果很不明显。进一步分析，可以发现where子句对SHIPDATE的限制很松，这导致95%的数据一定会被select到，因此表分区的意义实际上不大——反正各个分区的内容也都会被select出来进入聚集函数中。因此，对于此查询，由于索引让表扫描本身变快，而非缩小搜索范围，其效果更好。





1.4、物化视图优化分析

SQL Server中的物化视图被称为indexed views，它通过建立一个符合一定条件的视图后，通过在其上建立唯一性聚集索引，让DBMS自动将整个视图物理地存储下来，这样实现物化视图的思想。为了在对表动态更改的条件下维护物化视图，SQL Server要求视图不可有非确定性、非精确、多个聚集函数组合运算（如AVG或SUM/COUNT）的列，而Q1中AVG列就不符合这一条件，因此在创建物化视图时，需要在视图中分别记录SUM和COUNT信息，在查询时再进行后处理。这样虽然无法让物化视图“一步到位”直接存储查询结果，但仍然省掉了很多的表运算步骤（包括group by、where等），可提高效率。

具体地，按照SQL Server规定，先set如下参数以创建物化视图。

SET NUMERIC\_ROUNDABORT OFF;

SET ANSI\_PADDING, ANSI\_WARNINGS, CONCAT\_NULL\_YIELDS\_NULL, ARITHABORT, QUOTED\_IDENTIFIER, ANSI\_NULLS ON;

其次，创建常规视图dbo.query1对应于Q1的相关结果，基于上述分析，我们将用于计算AVG的sum和count分开存储于视图中，如下所示。

create view dbo.query1

with schemabinding

as

SELECT L\_RETURNFLAG, L\_LINESTATUS,

SUM(L\_EXTENDEDPRICE) AS SUM\_BASE\_PRICE, SUM(L\_EXTENDEDPRICE\*(1-L\_DISCOUNT)) AS SUM\_DISC\_PRICE,

SUM(L\_EXTENDEDPRICE\*(1-L\_DISCOUNT)\*(1+L\_TAX)) AS SUM\_CHARGE,

SUM(L\_QUANTITY) AS SUM\_QTY, COUNT\_BIG(L\_QUANTITY) AS CT\_QTY,

SUM(L\_EXTENDEDPRICE) AS SUM\_PRICE, COUNT\_BIG(L\_EXTENDEDPRICE) AS CT\_PRICE,

SUM(L\_DISCOUNT) AS SUM\_DISC, COUNT\_BIG(L\_DISCOUNT) AS CT\_DISC,

COUNT\_BIG(\*) AS COUNT\_ORDER

FROM dbo.LINEITEM

WHERE L\_SHIPDATE <= dateadd(dd, -90, CONVERT(DATETIME, '1998-12-01', 102))

GROUP BY L\_RETURNFLAG, L\_LINESTATUS

;

最后，在query1上建立唯一性聚簇索引ix1，以group by的两个键为key即可，如下所示。此时，dbo.query1视图就被物理的存储与磁盘上了，此后查询相关内容可直接使用其信息。

create unique clustered index ix1 on dbo.query1( L\_RETURNFLAG, L\_LINESTATUS );

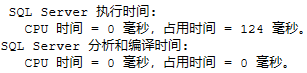
首先检验物化视图的正确性，做如下查询，相当于“包装”了query1视图，加上后处理，得到与Q1相同的语义。运行这一查询发现，结果与Q1结果（q1.out）相同，可见物化视图的语义正确。

select L\_RETURNFLAG, L\_LINESTATUS,SUM\_QTY, SUM\_BASE\_PRICE, SUM\_DISC\_PRICE, SUM\_CHARGE,

SUM\_QTY/CT\_QTY AS AVG\_QTY, SUM\_PRICE/CT\_PRICE AS AVG\_PRICE, SUM\_DISC/CT\_DISC AS AVG\_DISC,COUNT\_ORDER

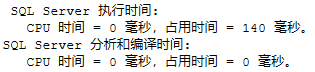
from dbo.query1 ORDER BY L\_RETURNFLAG, L\_LINESTATUS;

观察此查询的性能表现，如下。可见，总体占用时间非常显著的减少（9s->0.1s），这比索引的性能还要好。其主要原因也可以从IO结果发现——建立物化视图后，只需要在query1表上进行查询，无需访问LINEITEM，而query1实际上是group by之后的结果，因此只有4行，体量是远小于LINEITEM及之前LINEITEM上的覆盖索引表的，因此在其上查询自然很快。这也反应了物化视图的优越性——在可以将查询的绝大部分放入物化视图时，它对查询性能的提升是巨大的，因为绝大多数运算被避免了。



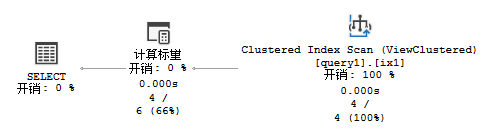


建立此物化视图后，再**查询原查询Q1**（上面只是运行了包装查询检验正确性、有效性，为了统一比较还是应该基于原查询跑一遍结果），结果如下。可见，总运行时间约为0.14s，同样显著低于baseline，达到了非常好的性能。IO结果与上面的结果相似，**这说明建立物化视图后，DBMS可以自动在查询中识别可以使用物化视图的部分，进行优化，提高性能**。





进一步查看执行计划，这验证了上面的断言：所有查询只需要在物化视图的聚簇索引上完成并做一些后处理即可。这证明的了物化视图的优点——它是“对用户屏蔽的”，即建立好合适的物化视图后，用户无需更改原查询，系统即可自动将物化视图在可能时放入查询中，优化性能。



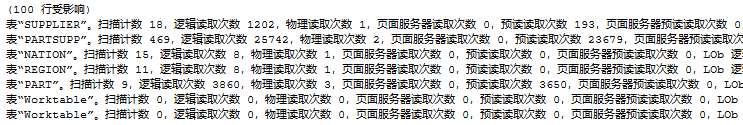
然而，物化视图也拥有一定的问题：如果它与查询极为接近（例如上面的例子），则它可以对相应的查询有极大的优化，但对于其他大多数查询则难以用到；如果要让它用到更多的查询中，则优化幅度就没有那么明显，这需要用户权衡；另外，物化视图同样需要额外的开销存储视图，与索引相同，使得其在空间开销上不如表分区。总之，上述三种优化方式（索引、表分区、物化视图）在Q1上各有优劣，但均起到了一定的优化效果，之后会在更多query上进一步探讨。

**2、Query 2**

2.1、基准结果

不建立索引，在read committed（默认）下直接执行查询，统计信息如下。经验证，结果正确。





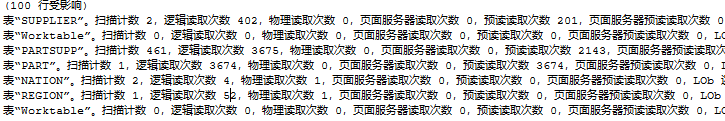
2.2、索引优化分析

【优化1】Q2涉及5表连接，此时优化对最大的表的查询就是非常重要的了。经过实验，PARTSUPP表是最大的表（有800000行），而该表的主码为<PARTKEY, SUPPKEY>。这在查询时会造成性能降低，原因在于在外层where语句中，SUPPKEY需要分别利用两个KEY和PART、SUPPLIER表连接，此时两个等于条件没法各自利用PARTSUPP上的索引，因此只能在聚簇索引上全表扫描。对此，我们只需在两个SUPPKEY上建立索引，并将PARTKEY等其他查询涉及的列 include入覆盖索引即可，如下所示。

create nonclustered index ix1 on PARTSUPP(PS\_PARTKEY) include (PS\_SUPPLYCOST, PS\_SUPPKEY);

此时再执行Q2，结果如下。可见执行时间显著减少，访存也明显减少；这是因为在外层where中SUPPKEY与SUPPLIER连接时使用了索引，迅速减少了搜索范围。

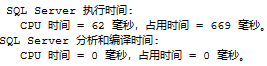


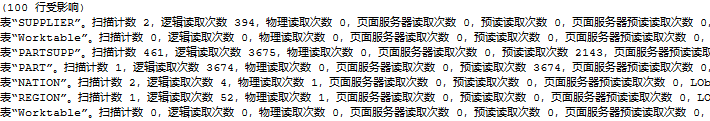


【优化2】更进一步地，我们还可以建立更多索引。然而，其他需要添加索引的列均为KEY列，而PART、SUPPLIER等表的KEY都建立了聚簇索引，因此实际上再建立非聚集索引意义不大，作为实验，建立如下索引，再执行查询，结果如下。

create nonclustered index ix1 on SUPPLIER(S\_SUPPKEY) include (S\_NATIONKEY, S\_ACCTBAL, S\_NAME, S\_ADDRESS, S\_PHONE, S\_COMMENT);

create nonclustered index ix1 on NATION(N\_NATIONKEY) include (N\_NAME);



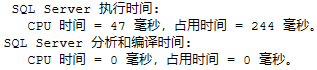


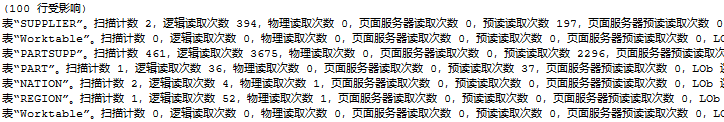
可见，运行时间略有减少，读盘次数也有小幅度减小，但建立索引本身也有时间、空间代价，这种小幅度优化实际上意义不大。

【优化3】除此之外，不难发现，外层where中有P\_SIZE=15的条件语句；因此，实际上PART表有两个约束，一个基于PARTKEY，另一个基于SIZE；PARTKEY的索引为聚簇索引，扫描较慢，另外，SIZE的约束范围较小、判别较快，因此我们不妨再SIZE上建立非聚集索引，如下。

create nonclustered index ix1 on PART(P\_SIZE) include (P\_MFGR, P\_TYPE);

此后再执行Q2，结果如下。可见，PART表的读取次数显著减少（3674->36），这正是由于建立了合适的索引，在查询早期就利用ix1快速缩小了范围，最终执行时间也显著减少。





总之，本查询的执行时间从2700ms优化到240ms，效果明显。同时，从中也不难发现：①不是加索引就好，有时候加索引开销大，同时也没有什么性能提升；②在多个列均可加索引时，应该优先选择条件约束高、索引key占用空间小、条件判定速度快的（例如int的=判定），这样访问索引表时效率高。

2.3、物化视图优化分析

Q2比较复杂，具有一个相关子查询，所以建立物化视图是一件较为困难的事情。首先，Q2无法像Q1一样直接将整个查询结果直接存入物化视图中，大幅度提高性能——由于子查询是相关子查询，SQL Server不允许在这样的视图上建立索引，我们应想办法将子查询部分与其他where部分查分处理。其次，Q2的答案行数较多，仅是最后通过TOP 100选取了100行，由于物化视图无法加入TOP子句（这个很容易理解，因为物化视图需要动态维护，如果它有TOP K，那插入或删除后就无法维护了，因此需要保存所有select的结果），不论如何处理物化视图中均会有大量的数据行。相比起Q1答案仅有4行，大量答案行使物化视图的存储、访问、计算开销变大，这同样使得像Q1一样“一步到位”地添加物化视图变得不合理。我们需要尝试新的优化方法。

根据上述分析，首先应该尝试将子查询分离。由于子查询与外层where字句中的P\_PARTKEY列相关，所以无法通过一个视图直接计算出子查询的结果。因此，采用多加列的方法：将与P\_PARTKEY关联的PS\_PARTKEY列连同select的列一同记录在视图中，这样在执行Q2时通过扫描此物化视图，将P\_PARTKEY与PS\_PARTKEY匹配，即可得到select的内容。因此，建立的第一个物化视图如下。

添加此物化视图后执行Q2，结果如下。

drop view if exists dbo.query2\_1;

create view dbo.query2\_1

with schemabinding as

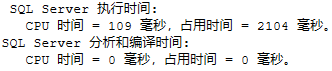
SELECT PS\_PARTKEY, PS\_SUPPLYCOST FROM dbo.PARTSUPP, dbo.SUPPLIER, dbo.NATION, dbo.REGION

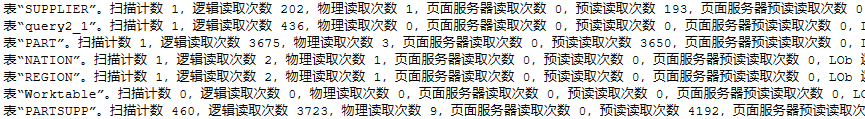
WHERE S\_SUPPKEY = PS\_SUPPKEY AND S\_NATIONKEY = N\_NATIONKEY

AND N\_REGIONKEY = R\_REGIONKEY AND R\_NAME = 'EUROPE';

create unique clustered index ix1

on dbo.query2\_1( PS\_PARTKEY, PS\_SUPPLYCOST )





可见，总占用时间相较baseline有一定减少，IO方面变换更加明显：对PARTSUPP的访问次数显著变低，由于PARTSUPP最大，因此执行时间有了优化。然而，毕竟这一物化视图只解决了一部分问题，子查询外的优化还没有涉及，因此继续尝试添加其他物化视图。

注意到子查询外的where语句实际上是多个表的连接加上一些数值约束，因此可以考虑将这些连接的过程在物化视图中完成；为了使这个视图也引用到最终的查询中，将Q2中select的列、与子查询连接所需要的PS\_SUPPLYCOST及子查询中涉及的列P\_PARTKEY都放进select中，得到新视图dbo.query2\_2。此后建立聚簇索引ix1，即可实现物化视图。

create view dbo.query2\_2

with schemabinding as

SELECT S\_SUPPKEY, S\_ACCTBAL, S\_NAME, N\_NAME, P\_PARTKEY, P\_MFGR, S\_ADDRESS, S\_PHONE, S\_COMMENT, PS\_SUPPLYCOST

FROM dbo.PART, dbo.SUPPLIER, dbo.PARTSUPP, dbo.NATION, dbo.REGION

WHERE P\_PARTKEY = PS\_PARTKEY AND S\_SUPPKEY = PS\_SUPPKEY AND P\_SIZE = 15 AND

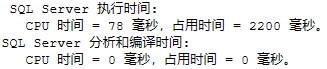
P\_TYPE LIKE '%%BRASS' AND S\_NATIONKEY = N\_NATIONKEY AND N\_REGIONKEY = R\_REGIONKEY AND

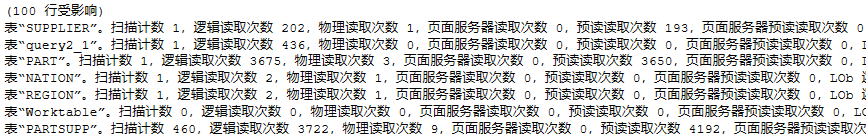
R\_NAME = 'EUROPE';

create unique clustered index ix1

on dbo.query2\_2( P\_PARTKEY, S\_SUPPKEY )

此时执行原查询，性能表现如下。可见，在查询中query2\_2并没有被使用，结果也与上面几乎相同。



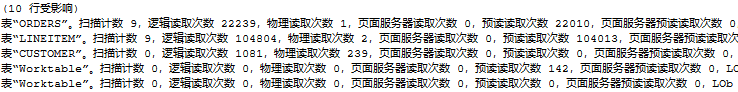


为了探究这一问题，我又尝试了几种视图建立方式，例如在where中不添加数值上的约束，仅完成表连接；又如在建立聚簇索引时以不同位域作为key等。但不论如何，SQL Server始终无法识别这一物化视图并在查询时使用它。在查询了一些Microsoft SQL Server文档及StackOverflow论坛帖子后，我爱发现有人指出SQL Server通常不会在一个查询中使用多个“有交叠”的物化视图。具体地，对于本问题，query2\_1和query2\_2并非简单地加入查询中，相反，需要将原查询进行改写才可以合并这两个物化视图（因为子查询是相关的，所以需要将相关的判断，即P\_PARTKYE=PS\_PARTKEY转换到两个物化视图的相应列相等判断），此时数据库引擎可能无法识别，进而无法将query2\_2同时融入查询中。

因此，就目前的实验而言，物化视图对本查询有一定优化，但效果不如索引明显。从中我们也可以有一点收获：对于嵌套关系较复杂（多层嵌套、相关子查询等）的query，往往物化视图难以起到非常好的效果，因为很难从这些复杂的查询中“独立”出来一部分作为物化视图。在这些情况中，我们应优先考虑索引策略的应用。

**3、Query 3**

3.1、基准结果

在不建立任何索引的条件下运行查询，基准结果如下。

经检验，查询结果正确无误。

3.2、索引优化分析

Q3将CUSTOMER、ORDERS、LINEITEM三个表连接，并在where子句中对三个表均加以非主码上的条件限制，最后得到查询结果。因此，我们可以在约束对应的列上添加索引。

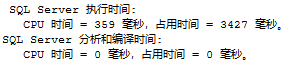
与之前的优化类似，在L\_SHIPDATE、O\_ORDERDATE、C\_MKTSEGMENT上添加索引，同时包含查询可能涉及的其他位域，如下所示。

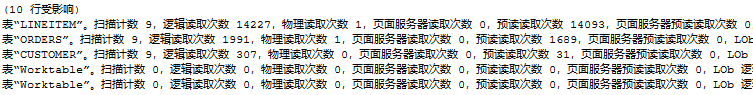
create nonclustered index ix2 on LINEITEM(L\_SHIPDATE) include (L\_EXTENDEDPRICE, L\_DISCOUNT);

create nonclustered index ix1 on ORDERS(O\_ORDERDATE) include (O\_CUSTKEY, O\_SHIPPRIORITY);

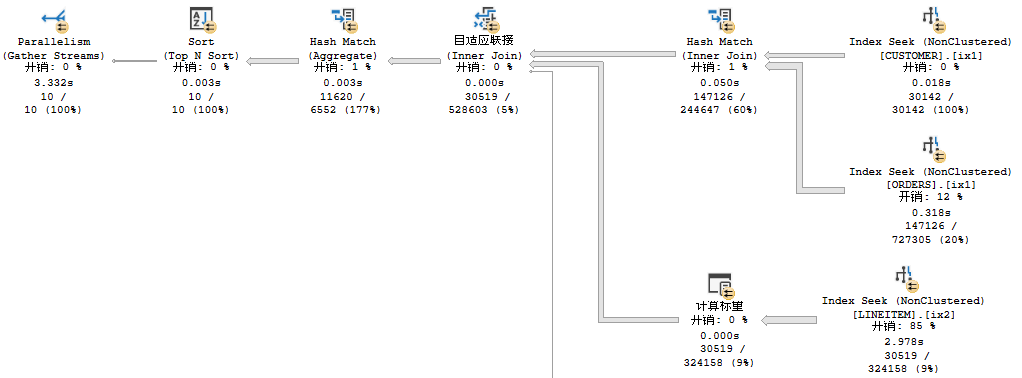
create nonclustered index ix1 on CUSTOMER(C\_MKTSEGMENT);

此时执行Q3，统计结果如下。可以发现执行时间显著减少，仅用了原来的1/4左右；访存次数的减少则更明显，仅约为原来的1/10左右。





进一步分析原因，查看执行计划如下。可以发现，占用时间最多的右侧三个表扫描，均使用了Index Seek，没有使用主码上的聚簇索引；而且我们使用了覆盖索引，因此所有搜索均可在索引表上完成。这样一来，由于索引表小于原表，访存次数显著减少，运行时间也相应缩短。



3.3、表分区优化分析

【方案1】

由于查询中有对三个表的非主码列的约束，我们可以考虑分别在这些列上将对应的表分区。具体的，新建5个文件组（新建文件组的代码已经在Q1中介绍过，如add\_group.sql所示，之后的表分区实验均在这些文件组上进行），依次建立针对当前数据的分区函数、分区方案，如下所示。

CREATE PARTITION FUNCTION tpch\_partition\_q3date( DATE )

AS RANGE RIGHT

FOR VALUES( '1993-05-01','1994-09-01', '1995-12-31', '1997-04-15');

CREATE PARTITION SCHEME tpch\_partition\_scheme\_q3date

AS PARTITION tpch\_partition\_q3date

TO (GROUP1, GROUP2, GROUP3, GROUP4, GROUP5 );

drop partition function tpch\_partition\_q3char;

CREATE PARTITION FUNCTION tpch\_partition\_q3char ( char(10) ) AS

RANGE LEFT FOR VALUES (0,1,2,3)

drop partition scheme tpch\_partition\_scheme\_q3char

CREATE PARTITION SCHEME tpch\_partition\_scheme\_q3char

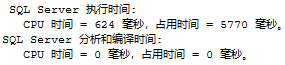
AS PARTITION tpch\_partition\_q3char TO (GROUP1, GROUP2, GROUP3, GROUP4, GROUP5 );

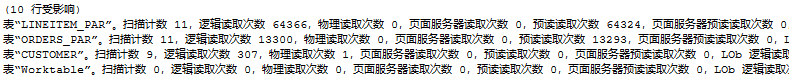
这里q3date应用于ORDERS和LINEITEM表，基于date数据类型分区，q3char应用于CUSTOMERS表，利用char(10)字符串进行分区。

与Q1中方法相同，由于SQL Server不支持在已经存在的表上重新分区，新建CUSTOMER\_PAR、ORDERS\_PAR、LINEITEM\_PAR表，并在最后添加：on tpch\_partition\_scheme\_q3char( C\_MKTSEGMENT )、on tpch\_partition\_scheme\_q3date( O\_ORDERDATE )、on tpch\_partition\_scheme\_q3date( L\_SHIPDATE )使得分区方案应用到表上。注意，此处添加的新表与原表有一点不同，他们都没有设定主码，这是因为SQL Server为所有设定主码的表添加聚簇索引，同时还规定表分区的键必须包含于聚簇索引的码中，因此若此时分区键并非主码，则无法添加相应分区方案。由于主码约束对于我们的静态查询没有影响（没有增删数据操作），为了评估效果，这里删除了主码约束。

最后，再通过 insert into A select \* from B 将原表内容重复插入到新表即可，这样即得到了数据相同但分布在GROUP1~GROUP5的表格。

此时，再运行Q3，结果如下。一方面，运行时间较baseline**显著降低到约0.4，加速效果明显**；另一方面，访存次数并没有明显减少，这说明后台执行时虽然并发多次读取了各个文件组，但由于并行性，差不多的访存次数最终执行时间反而更短，这体现了表分区的作用。





【方案2】

除了在约束列分区外，还可以在主码列分区，这样就无需在表中删除主码约束。主码都是int类型，因此可以直接用hash函数进行分区，建立分区函数及方案如下。此后重新建立新表，修改分区方案为sche\_fun\_hash并以主码对应的列为键（如ORDERS中的O\_ORDERKEY）即可。

drop partition function fun\_hash;

CREATE PARTITION FUNCTION fun\_hash (int) AS

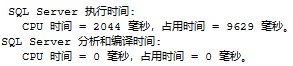
RANGE LEFT FOR VALUES (-1073741824, 0, 1073741824)

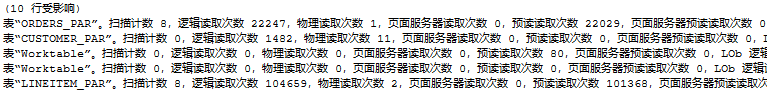
drop partition scheme sche\_fun\_hash

CREATE PARTITION SCHEME sche\_fun\_hash AS PARTITION fun\_hash

TO (GROUP1, GROUP2, GROUP3, GROUP4, GROUP5 );

此时运行Q3，结果如下。可见，优化效果不明显；对比IO访存次数，同样发现与baseline基本一样。究其原因，应该是由于查询中对主码的约束在表连接，此时虽然表进行了分区，但各个表的各个分区均需要进行比较、连接，因此难以发挥表分区可以迅速缩减扫描范围的优势，导致性能不佳。





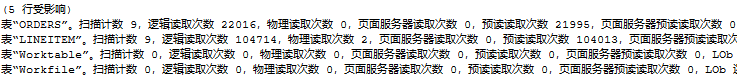
可见，表分区并非万能的，需要根据查询在某些可以迅速缩减扫描范围的列上将表分区，方可达到效果，方案一就是一个很好的展示。

**4、Query 4**

4.1、基准结果

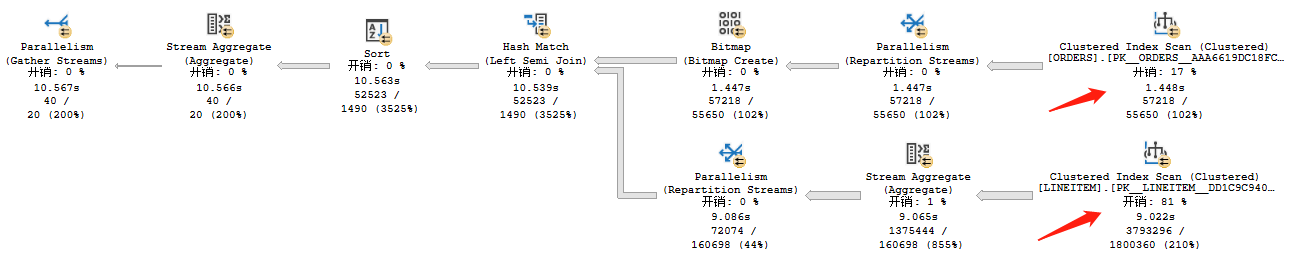
在没有任何索引、分区等的情况下运行查询，结果如下。经验证，答案正确无误。





4.2、索引优化分析

查看基准结果的执行计划，不难发现主要的时间开销来源于对ORDERS和LINEITEM两个表的聚簇索引扫描，其中LINEITEM是大头（占了80%以上），这是因为LINEITEM表本身体量最大。因此，我们的优化重点在于通过建立非聚集索引，省掉这两个聚簇扫描。

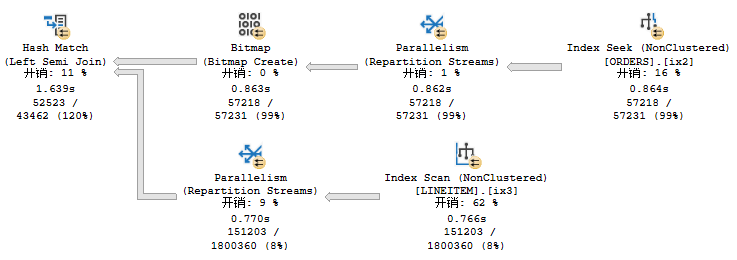


与之前方法相同，在查询的where字句中涉及的列上添加非聚集索引，同时将其他涉及的列加入覆盖索引中。具体在本查询中，应该分别以O\_ORDERDATE、L\_ORDERKEY为键建立索引，如下。

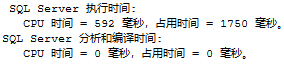
create nonclustered index ix2 on ORDERS(O\_ORDERDATE) include (O\_ORDERPRIORITY);

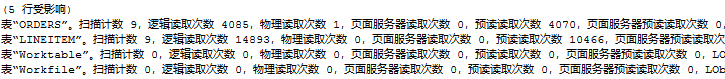
create nonclustered index ix3 on LINEITEM(L\_ORDERKEY) include (L\_COMMITDATE, L\_RECEIPTDATE);

此时再执行原查询，执行计划如下。可见，两次表扫描都变成了非聚集索引扫描，时间开销也因此显著减少。



再看执行性能统计，可见总执行时间上确实降低了不少，仅为之前的约1/6；IO方面也几乎同比例降低，这说明索引的建立导致需要操作的表变小、访存次数降低，因此性能提升。





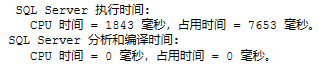
4.3、表分区优化分析

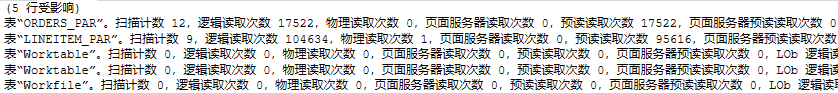
【方案1】

注意到查询中对ORDERS表的ORDERDATE有date数值上的约束，因此考虑根据ORDERDATE进行分区，这样即可在查询时迅速缩小搜索范围，起到加速的效果。对于LINEITEM表，由于它依靠ORDERKEY位域与ORDERS表连接，因此可以考虑在其ORDERKEY位域上添加hash分区。

按照上述分析，新建LINEITEM和ORDERS表，且分别在sche\_fun\_hash( L\_ORDERKEY )和tpch\_partition\_scheme\_q3date( O\_ORDERDATE )上分区。注意，这两个分区方案和Q3中的相同，因此不再赘述详细的代码。详细代码也可见提交代码中q4.sql文件。

此时重新执行Q4，在新的LINEITEM和ORDERS表上操作，结果如下。可见，相比baseline，分区后查询的性能略有提升，IO次数也略有减少，二者变化的比例基本同步，这说明表分区带来的提升基本上源自于：**分区使得查询搜索范围迅速缩小，减少IO进而提高性能**。

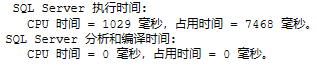


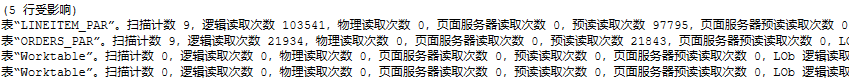


这一结果固然说明表分区有效，但一方面效果远不如索引，另一方面也没有发挥表分区并行化的优势，因此可以尝试其他分区方案。

【方案2】

由于LINEITEM和ORDERS要在ORDERKEY上连接，因此考虑将两个表均在这个位域上分区，这样连接时可以通过并行化提高性能。具体地，在新建两个表时均通过 on sche\_fun\_hash( ORDERKEY ) 进行hash分区。此时再执行查询，结果如下。



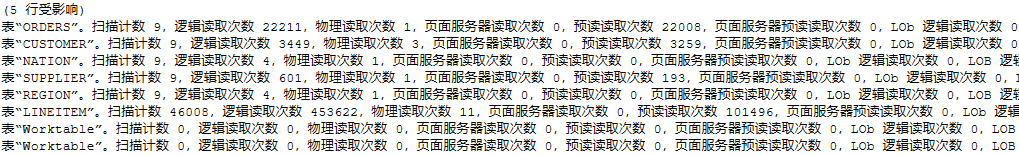
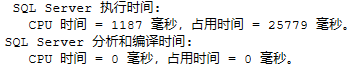


可见，IO次数略有增多，占用时间略有减少。这较为符合预期，说明此时的分区主要依靠并行化提高性能。但是可以注意到，此处的变化较小，实际上难以排除是偶然因素、系统自身因素导致的结果，所以我们无法100%下定结论。但不论如何，可以发现对于Q4表分区带来的优化明显不如索引，这说明在不同问题上表分区、索引效果不同，需要通过实践得到更好的选择。

**5、Query 5**

5.1、基准结果

删除所有现有非默认索引，运行Q5，基准结果如下。



经检验，所得查询结果正确无误。

5.2、索引优化分析

Q5查询涉及一个长链的表连接，连接路径为：ORDER\_VALUE – ORDERS – (LINEITEM & CUSTOMER) – SUPPLIER – NATION – REGION – REGION\_VALUE，其中XX\_VALUE代表一个具体约束值。可以发现，若要构建索引，实际上有两种可能的方式——从左到右，以左侧的列为索引键，覆盖右侧的列在索引值中；或者反之，从右到左，以右侧为键，以左侧为值，如下分别尝试两种方案。

【方案1】

首先尝试从右到左建立索引，例如对于CUSTOMER表，它右侧通过NATIONKEY与SUPPLIER连接，左侧通过CUSTKEY与ORDERS连接，因此可以以NATIONKEY为键以CUSTKEY为值构建索引，由于CUSTKEY为主码，这里无需显式的写入覆盖索引中。其他表的索引同理，如下所示。

create nonclustered index ix4 on ORDERS(O\_ORDERKEY) include (O\_ORDERDATE, O\_CUSTKEY);

create nonclustered index ix3 on CUSTOMER(C\_NATIONKEY);

create nonclustered index ix5 on LINEITEM(L\_SUPPKEY)

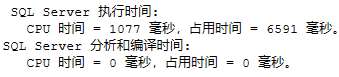
include (L\_ORDERKEY, L\_EXTENDEDPRICE, L\_DISCOUNT);

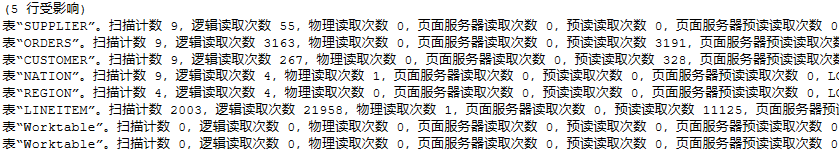
create nonclustered index ix3 on SUPPLIER(S\_NATIONKEY);

create nonclustered index ix3 on NATION(N\_REGIONKEY);

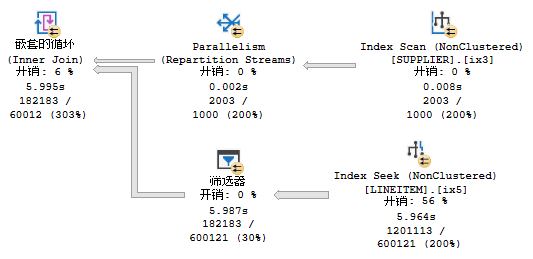
create nonclustered index ix2 on REGION(R\_NAME);

此时再来执行Q5，结果如下。可见，IO次数及总体占用时间均显著下降，这证明添加索引可以显著提高此查询的性能。





进一步查看执行计划，发现由于LINEITEM表最大，对其的扫描搜索是开销最大的操作，而建立LINEITEM的索引后，其上的搜索从聚簇索引扫描变成了非聚集索引扫描，性能因而显著提升



【方案2】

此外，正如上面讨论，还可以从左到右建立索引，与之前的思路相似，建立的索引如下。

create nonclustered index ix3 on ORDERS(O\_ORDERDATE) include (O\_ORDERKEY, O\_CUSTKEY);

create nonclustered index ix2 on CUSTOMER(C\_CUSTKEY) include (C\_NATIONKEY);

create nonclustered index ix4 on LINEITEM(L\_ORDERKEY)

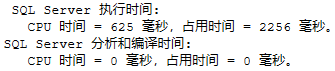
include (L\_SUPPKEY, L\_EXTENDEDPRICE, L\_DISCOUNT);

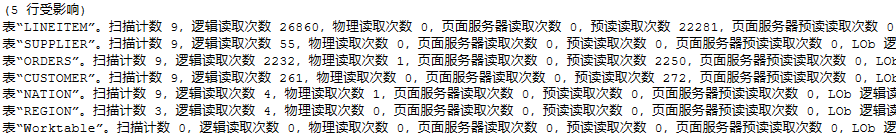
create nonclustered index ix2 on SUPPLIER(S\_SUPPKEY) include (S\_NATIONKEY);

create nonclustered index ix2 on NATION(N\_NATIONKEY) include (N\_REGIONKEY);

create nonclustered index ix1 on REGION(R\_REGIONKEY) include (R\_NAME);

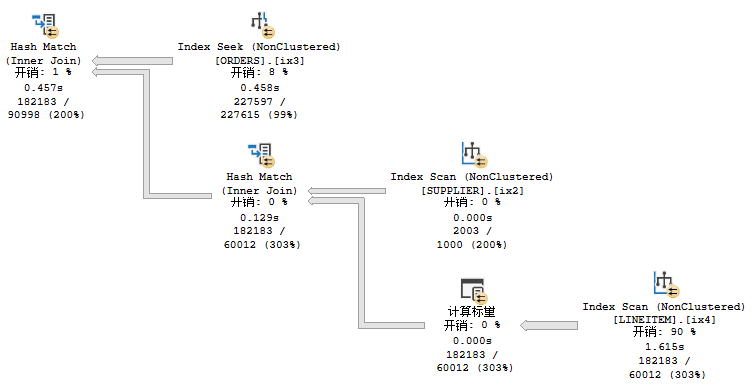
此时执行查询的性能如下所示。可见，此次的优化程度幅度更大，查询时间比Baseline快了约10倍。





同时可以发现，IO次数与方案一差别不大，CPU时间显著缩短，总占用时间也显著缩短。这可能是因为在Q5中，左侧的VALUE约束比右侧VALUE约束强，因此在左侧建立索引时，对ORDERS表的约束即可显著缩小之后表连接的搜索范围，因而让CPU执行时间缩短。

再看执行计划，可以发现对于LINEITEM（右下角）的索引扫描时间进一步缩短。这说明在考虑索引优化时，应该优先想怎么优化最大的表的扫描，这样对于总体结果的提升是最显著的。



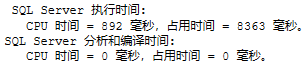
5.3、表分区优化分析

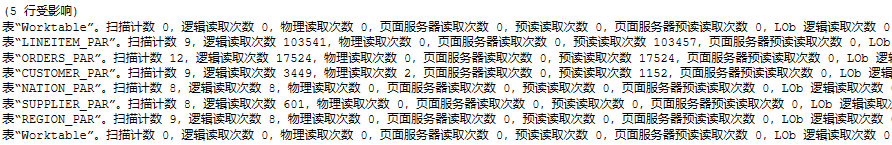
借鉴在索引优化中的结果，按照表的连接顺序从ORDERS向REGION方向建立索引效率更高；因此，在表分区时，也可以优先依据这些key来对表分区。具体地，分区依据如下表所示，其中涉及到的两种分区方案中，tpch\_partition\_scheme\_q3date用于date类型数据的均匀分区，sche\_fun\_hash为哈希分区，应用于int型数据的均匀分区；二者在之前的Query（Q3）已经详述，不再赘述。

按照这一方式将所有表进行分区，详细代码见q5.sql。

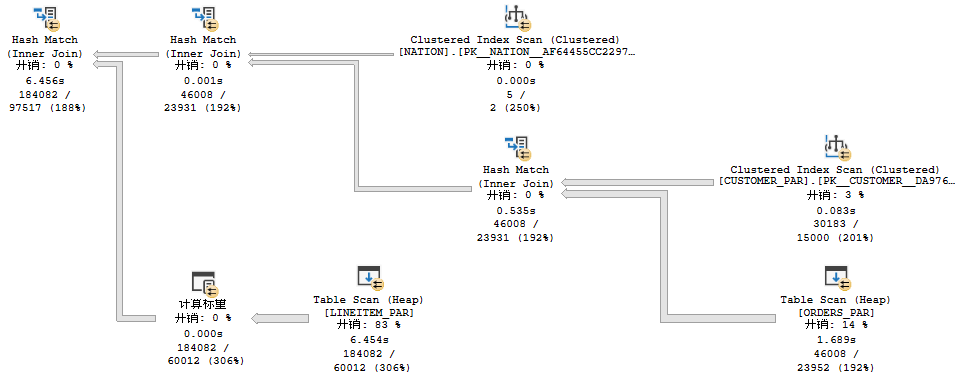
|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 表名 | 分区键 | 分区方案 |
| ORDERS | O\_ORDERDATE | tpch\_partition\_scheme\_q3date |
| LINEITEM | L\_ORDERKEY | sche\_fun\_hash |
| CUSTOMER | C\_CUSTKEY | sche\_fun\_hash |
| SUPPLIER | S\_SUPPKEY | sche\_fun\_hash |
| NATION | N\_NATIONKEY | sche\_fun\_hash |
| REGION | R\_REGIONKEY | sche\_fun\_hash |

在建立分区的新表上进行查询，性能如下。可见，IO次数和执行时间均较baseline显著减少，总体占用时间从25s减少到了8s，说明表分区的优化效果明显，但总体仍不如索引的效果。





为进一步分析表分区性能不如索引的原因，查看执行计划中占用时间最多的部分，如下所示。可见，对于LINEITEM表的全表扫描占用时间最长，这是因为LINEITEM表最大，而在其上没有建立专门针对于此查询的非聚集索引（如上一节中的ix4）；因此，需要扫描整个庞大的LINEITEM表，这一开销本身就至少6.5s，因此最终查询时间显著高于索引的2s。



对于本查询，对LINEITEM的扫描是必要的，表分区本质上只能对表检索优化，对于全表扫描并不友好（除非各个分区分布在不同的物理盘上，且IO性能相近，但本实验没有这一条件），因此添加索引的方式是更加合适的。当然，作为代价，索引引入了额外的空间开销，这一点不如表分区。

因此，在优化查询时，我们需要考虑两点：①查询是否本质上就需要全表扫描对于某种优化方式更友好的操作，此时就应该优先使用那种优化，②与时间开销相对应的，是空间开销，索引的空间开销大于表分区，这在空间紧张时也需要考虑；对于此查询，表分区虽然优化没有那么明显，但相比基准已有很大提升，在空间紧张时也许是比索引更好的优化方案。

5.4、物化视图优化分析

【方案1】

沿用Q1的思路，可以尽可能地将可以被物化视图所计算、存储的数据放入物化视图中，这样实际上原query语句只需要读取物化视图并执行sort（实现order by）即可。

具体地，按下面代码框中的方式先建立视图dbo.query5，再建立dbo.query5上的唯一性聚簇索引ix5，这样query5就被物理地存储于磁盘上了。值得注意的是，这里视图select列除了Q5涉及的2列外，还包括count\_big(\*)列，这是因为SQL\_SERVER规定所有带group by的视图，必须有count\_big(\*)的select列，否则会报如下的错误；增加这一列并不会带来太多额外开销，但是可以成功建立物化视图。

create view dbo.query5

with schemabinding

as

SELECT N\_NAME, SUM(L\_EXTENDEDPRICE\*(1-L\_DISCOUNT)) AS REVENUE, COUNT\_BIG(\*) TOTAL\_CNT

FROM dbo.CUSTOMER, dbo.ORDERS, dbo.LINEITEM, dbo.SUPPLIER, dbo.NATION, dbo.REGION

WHERE C\_CUSTKEY = O\_CUSTKEY AND L\_ORDERKEY = O\_ORDERKEY AND L\_SUPPKEY = S\_SUPPKEY

AND C\_NATIONKEY = S\_NATIONKEY AND S\_NATIONKEY = N\_NATIONKEY AND N\_REGIONKEY = R\_REGIONKEY

AND R\_NAME = 'ASIA' AND O\_ORDERDATE >= convert(DATETIME, '1994-01-01', 102)

AND O\_ORDERDATE < DATEADD(YY, 1, convert(DATETIME, '1994-01-01', 102))

GROUP BY N\_NAME;

create unique clustered index ix5

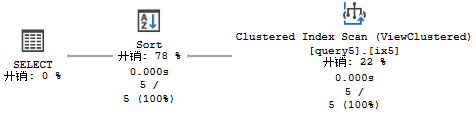
on dbo.query5( N\_NAME );

此时再执行Q5，性能表现如下。可以发现，执行时间已经缩短到几乎没有的量级了，IO数据及执行计划也印证了这一点——由于物化视图将所有的结果都已经计算出，最后只需要做一个排序，而结果长度很短（只有5），所以总执行时间、IO开销几乎可以忽略不计。与之相对的，query的分析和编译时间相较执行时间竟然更长，这或许是因为为了分析出“Q5的执行可以利用dbo.query5”，需要更多的分析和运算。但不论如何，此方式构建的物化视图带来了很大的性能提升。









【方案2】

上述结果带来的提升固然很大，但这一物化视图实际上并不具有普适性——它与Q5太过接近，这样虽然Q5可以使用，它对其他查询带来优化的可能性实际上很小。因此，可以观察Q5，得到一个更“基础”的物化视图，应用于Q5，分析它的效果，往往更有实际意义。

观察Q5不难发现，它的基本是六个表的连接，在连接的两头做数值上的约束，这样得到的表再运行group by、select中的运算、order by操作。因此，“六表连接”实际上是一个基础操作，如果我们将物化视图建立为表连接的结果，这一视图将会是普适的，任何涉及表连接，且连接的表为这六个表的子集的查询均可使用此视图进行优化。所以利用如下的代码建立视图，

create view dbo.query5\_2

with schemabinding

as

SELECT N\_NAME, L\_EXTENDEDPRICE, L\_DISCOUNT, O\_ORDERDATE, R\_NAME

FROM dbo.CUSTOMER, dbo.ORDERS, dbo.LINEITEM, dbo.SUPPLIER, dbo.NATION, dbo.REGION

WHERE C\_CUSTKEY = O\_CUSTKEY AND L\_ORDERKEY = O\_ORDERKEY AND L\_SUPPKEY = S\_SUPPKEY

AND C\_NATIONKEY = S\_NATIONKEY AND S\_NATIONKEY = N\_NATIONKEY AND N\_REGIONKEY = R\_REGIONKEY;

再在dbo.query5\_2上建立聚簇索引ix1，这样物化视图就建立完毕了。

create unique clustered index ix1

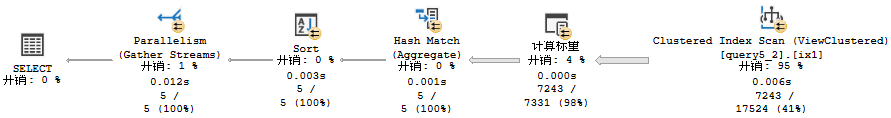
on dbo.query5\_2( N\_NAME, O\_ORDERDATE, L\_EXTENDEDPRICE );

此后再执行Q5原查询，性能表现如下。可见，虽然此物化视图提前完成的任务并不多，但其性能表现却出乎意料的好——其总体占用时间及分析编译时间与方案一中几乎相同，虽然由于此时并没有“一步到位”，IO次数多了一些，但这一数字仍然较小，对总时间的影响可以忽略不计。观察执行计划，可以证实Q5查询确实利用了我们建立的query5\_2的物化视图。









通过这一实验，我们可以发现，建立物化视图未必要让视图与查询尽可能“接近”、“一步到位”。相反，我们应该针对查询开销较大的基础步骤（例如表连接、表扫描等）的结果建立物化视图，这样一方面，物化视图所没有完成的任务（如排序、分组等），即便交给每次查询现场完成，也不会有多大的开销，性能仍能保持在较高水平，另一方面，这样建立的物化视图可以应用于更多查询中，以固定的额外空间开销让更多查询性能提高，这是利大于弊的。

总之，通过物化视图，确实是可以让查询的性能有显著提升，幅度高于索引、表分区。

**四、总结**

本实验探索了在TPC-H上进行数据库性能调优的方法，主要包括添加索引、表分区及利用物化视图。我们尝试的每种优化方式均有各自的特点，例如特别针对于query的索引往往可以显著提高性能，表分区比较普遍，不同query的优化都可以使用同一种分区，但优化幅度往往没有那么大，物化视图带来的潜在优化空间是最大的，但是由于其严格的要求，很多查询难以完全使用物化视图。

同时，不同查询也涉及到权衡的问题——索引优化幅度虽然大，但有额外的空间开销，当这些开销过大时，往往表分区会更有效；物化视图越“一步到位”，对当前query的优化通常越明显，但也失去了普适性，对其它查询往往起不到作用，此时如果物化视图的空间开销较大，往往是不值当的；另外，建立索引、物化视图还需要额外的建立时间开销，这也就代表着如果建立了这些结构但查询的频率很低，建立索引+总运行时间甚至可能慢于未添加索引时的净执行时间，因此在更加现实的场景中，添加索引带来的时间开销也是需要根据索引使用频率等情况考虑的问题。

总之，对数据库性能的优化往往是具体问题具体分析的一项任务，应熟练掌握各类优化技巧，在所给任务上多加尝试，才能得到相对合适、高效的优化策略。