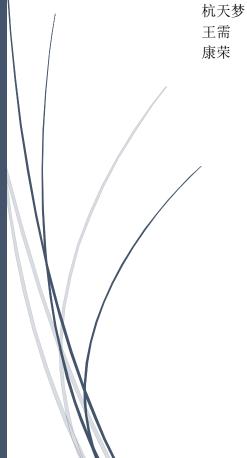
2015-11

# 现代数据库系统

——GSkyline 算法实现与评估

亢天梦2015213527E需2015311975衰荣2015311965

hangtianmenglisa@163.com wangxu.93@icloud.com kr11@mails.tsinghua.edu.cn



## GSkyline 算法实现与评估

在本次作业中,我们小组实现了 *Finding Pareto Optimal Groups: Group-based Skyline* 中提出的 PointWise Algorithm 和 UnitWisePlus Algorithm,并对算法实现的正确性和效率进行了评估,通过比较两种算法在不同数据集的表现,初步提出了进一步改进的思路,具体实现将在第二次作业中完成。

## 1. 背景

Skyline 的关键是它包含了所能支配其他点的"最好"的点。但是有时候我们想要搜索一组备选数据而不是唯一一个数据,这时就需要引入 GSkyline 概念。给定组的长度 k,它能选出点集中最优的组,且该组不会被其他组支配。

#### 1.1 POINTWISE 算法

该算法的主要思想是每次在每一层动态生成候选的排列树,同时也要将非 G-Skyline 的 候选树尽可能多的删除。对于每一个节点,我们会为它存储一个尾集(tail set),尾集用来存储比此节点序号大的所有节点。这样,每次从节点的尾集中挑选一个合适的节点加入到当前的集合中,便可以生成新的集合。在预处理后,根节点包含的集合是一个空集,并且它的尾集是前 k 层所有节点的集合。

#### 1.2 UNITWISEPLUS 算法

THEOREM 2. (Verification of G-Skyline). Given a group  $G = \{p_1, p_2, ..., p_k\}$ , it is a G-Skyline group, if its corresponding unit group set  $S = u_1 \cup u_2 \cup ... \cup u_k$  contains k points, i.e.,  $|S|_p = k$ .

根据定理 2,我们可以知道 G-Skyline 组可以由单元组(unit group)的集合组成。

前面的 PWise 算法是一次添加一个点,而 UWise+算法一次添加一个组,接下来的思想和 PWise 基本相似。值得一提是,UWise+是 UWise 算法的加强版,它对所有的单元集做了一个逆序,因为节点的序号越大,就意味着其所在的层数越大,那么它就会有很多父亲节点,因此,它的单元组的元素个数就更大。这样的好处是:不符合要求的单元组会在算法执行前期被删掉,因此增加了算法的执行效率。

## 2. 实验环境

操作系统	Windows8.1
处理器	Intel(R) Core(TM) i7-4790K CPU 4.00GHz
内存	8. 00GB
编译环境	Visual Studio 2013

## 3. 使用指南

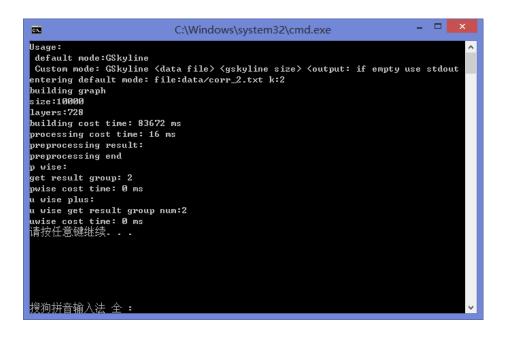
算法使用方法介绍:

1. 在控制台中,输入

"GSkyline.exe 数据文件路径+文件名 k 的值"

如"GSkyline.exe E:/input.txt 2",结果会输出到控制台。

2. 输出值解释



Size:数据量大小

Layer: 生成的层数

Building cost time:建立有向图所花的时间

Processing cost time:预处理所花的时间

Get result group: pwise 算法所得的最优组的组数

Pwise cost time: pwise 所花费的总时间

U wise get result group num: Uwise+算法所得最优组的组数

Uwise cost time: Uwise+算法所花的时间

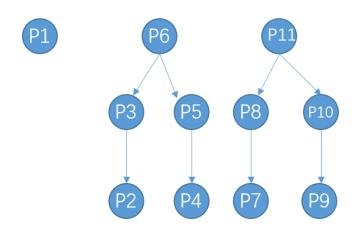
## 4. 改进详述

### 4.1 PWISE 方案改进

PointWise 算法的一个很大的缺点就是其在计算大小为 K 的 GSkyline 的时候需要 预先计算大小为 K-1 的 GSkyline 的结果,这就导致了该算法的内存消耗巨大,此外, 因为要使用如此大的内存,但但申请内存消耗的时间都不占少数。为了解决该问题,我们提出基于深度优先搜索的 PointWisePlus 算法。

PointWisePlus 算法的思路首先将 DSG 图进行简化为一个森林。然后对其进行深度 优先搜索。为了能够加速运算,本文对 PointWisePlus 进行一些剪枝的运算。

PointWisePlus 算法基于论文作者预处理的基础上,对结果进行第二步预处理。其预处理的作用是对于任意一点的 parent set,只保留其中的一个 parent point,这里定义为 FirstParent。而所有点的 Child 只保留以该点为 FirstParent 为 parent 的点。这样我们就将整个图简化为由多颗多叉树组成的森林,如果创建一个虚拟的根节点,我们则将整个图简化为一颗多叉树。



关于 FirstParent 的选择我们要求当把所有点转化为如上图所示的图时,该点的所有的 Parent 必须要么是其直接的父亲,要么在该点的右侧。

设原图为 G, 经过上述步骤转化得到的新图为 G', G 的 GSkylin 集合为 S, G'的

GSkyline 集合为 S'。

#### 推论 1: S⊆S'

对于 S 中的任意一个元素 a, a 中包括的点的集合满足 a 的任意点的 parent 都在 a 中。这就意味着 a 的 FirstParent 也在 a 中。所以 a 也是 S'的一个 GSkyline,即推论 1 成立。

对于 G'我们给出求其 S'的算法。

```
Input: stack S with root, k
   Output: gskyline
1 t = S.top;
2 for child point e in t.children do
      push e to s;
      if S.size < k then
 4
        PointWisePlus(S, k);
 \mathbf{5}
      end
 6
      else
 7
       Output S;
      end
      Pop e;
10
11 \text{ end}
p = t.Parent;
13 while p is not NULL do
      for each right sibling e of t in p's children do
14
          push e to s;
15
          if S.size < k then
16
             PointWisePlus(S, k);
17
          end
18
          else
19
             Output S;
20
          end
21
          Pop e;
22
          t = p;
23
          p = p.parent;
24
      end
25
26 end
```

Algorithm 1: PointWisePlus1

该算法保证了如果一个点将被扩展,其所有的父亲及左兄弟必须已经被扩展。

推论 2: 该算法保证唯一一次遍历 S'的所有元素。

我们使用先序遍历的方式对该图的所有节点进行标号。算法的第一个 for 循环遍历了节点的所有孩子节点,所以保证 s 下一个被加入的元素其序号是小于栈顶的元素的。算法的 while 循环自下而上地遍历 t 的右兄弟, t 的父亲的右兄弟、t 的父亲的父亲的右兄弟…, 该过程同样满足先序遍历,因此最后得到的 s 中的点集必须是从小到大排列

的。因此该算法最后得到的结果一定不可能重复。

对于 G'中的任何一个元素,按照先序的顺序排序可以得到一个序列。该序列中每一个点要么是其前一个节点的孩子,要么是其前一个节点或者其所有父亲节点的兄弟。因此该元素一定能够被该算法产生。

#### 剪枝

- 1. 思路一:对每一个点建立引用记数,如果e被压入栈中,那么对s及其 parent set 中所有的点建立引用,如果其中的点更新引用前其计算为0,表明该点将被加入到s的 Unit Group 中,更新s的 Unit Group 的大小 size。如果 size 已经超过 k,则表明该集合不可能成为一个 gskyline,停止加入新的点。
- 2. 思路二:在思路一的基础上,如果压入 e 时发现 e 已经在 s 的 Unit Group 中。那么扩展 e 后,继续对 e 及其父亲的兄弟节点扩展都是没有意义的,因为 e 是在其右兄弟和父亲的右兄弟的节点的左侧,后面的扩展都不可能再次扩展 e,也就不可能成为新的 GSkyline。

#### 4.2 UWISE+方案改进

这里里共尝试了四种优化策略,分别写在 GSkyline.cpp 中的 uwiseplusplus, uwiseplusplus1, uwiseplusplus2 中。

注: 所有的输出函数分别写在 Gskyline:: printAllCombineLayer1(),GSkyline:: printAllLayer1 和 UGroup::printAsc()中。默认为注释状态,若要输出结果可以去掉注释。

#### 深搜:

三个函数都有用到.其后的三种优化方式都是在此基础上进行的。

本函数包含了两部分优化: 1.将原来的广搜改为深搜; 2.对原算法中只在第一层进行的 GLast 过滤拓展到了所有层。

使用长度为 k+1 的 UGroup 数组(0-k)记录每层的 Group 状态;

unit 点概念: 若点 pi 自身和所有的 parent 组成了一个 unit: ui,则称 pi 为该 unit 的层点层的概念是: 当已经找到 i 个点作为层点组成了 unit Group,要寻找第 i+1 个层点时,则此时处于第 i+1 层, layer=i。

使用长度为 k 的 int 数组 tailList 记录每层 UGroup 的 tailSet。由于预处理时已经排序,因此点 pi 的 tailSet 是点 i-1~0。若一个 UGroup 有多个层点 pi1,...pis,则该 UGroup 的 tailSet 范围是 min(pi1,...pis)-1~0.

深搜算法如下:

#### Algorithm 1 深度搜索算法

Ensure: layer=1; i=allPoints[len-1] (即 index 最大的点) UGroups[0] 为一个空的 UGroup;

- 1: 如果 layer=0, 则退出;
- 2: UGoups[layer-1] 中所有层点的 parent 点组成 PS
- 3: 对于所有小于 i 的点,如果 pi 出现在 PS 中, i=i-1, 转 6, 否则转 4
- 4: 将 UGoups[layer-1] 赋值给 UGoups[layer],将 pi 所在的 unit 插入 UGroups[layer] 中,此时 UGroups[layer] 新的 tailSet 范围是 i-1 0,令 tailList[layer] = i-1
- 5: 以下三步执行后均转
  - a) 如果 UGroups[layer] 包含点数小于 k, i = tailList[layer], layer++
  - b) 如果 UGroups[layer] 包含点数等于 k, 输出, i=i-1
  - c) 如果 UGroups[layer] 包含点数大于 k, i=i-1
- 6: 如果 i<0,则回退,i = tailList[layer 1],layer=layer-1
- 7: 转 1

以上算法仅仅将原来的广搜改为了深搜,同时不再保存每一层所有的 group 再进入下一层。这样的改动大大减少了内存的分配和释放,不仅修复了可能的内存爆掉的 bug,也使得性能有了较大提升(相较于第一次原始的算法,耗时减少了一半)。

#### 多层 GLast 过滤:

写在 UnitWisePlusPlus 中。

可以看到,在论文算法中,对于层点数为 1 的 unit(即第一层,unit 由单个点 pi 及其 parent 构成)的 GLast 判断,如果 GLast<=k,则对任意 s<i,由 ps 作为 layer=1 构成的 unit 都不可能满足 k 条件,因此直接跳出。

那么在层点数>1时,也有类似的处理可以剪枝。

以上描述的通俗解释就是,已有的 i-1 个层点,他们的 parent 可能分布在  $p_{ri}$ 之前或之后,对于大于  $r_i$ 的 parent 点,已经在之前的遍历中出现并被记录。而 index 小于  $r_i$ 的点必然在  $p_{ri}$ 的 tailSet,即  $r_{i-1}$ 0 中。因此包括 i 在内的 i 个层点及其 parent 构成的 group,最大点数记为  $Glast_i$ ,如果  $Glast_i$  不超过 k,则比 ri 更小的点作为第 i 层层点,自然更不可能满足 k,因此不必再找新的 i 层点,可以直接回退到上一层,寻找下一个 i-1 层层点。

代码实现中采用了 parentNumList 数组。对所有出现在 r<sub>i</sub> 到 r<sub>i+1</sub> 之间的 parent 点,Algorithm 1 第 3 步可以识别出来并将 parentNumList[i]加 1, 当返回上一层时,parentNumList[i]清零。

这个优化显然在 k 比较大的时候效果较为显著。然而考虑执行时间,我们的实验通常选 k<10,而每一层的点常常超过 100,这样一来,对于 k 较小的时候,该方法的剪枝收益会被

每次的 parentNumList, GLast 判断等多步操作抵消掉。

#### GSkyline-1 排列组合:

写在 UnitWisePlusPlus1 中。

相较于优化 1,本层优化非常容易理解。由于 UWise 极好的顺序性,所有 Gskyline=0 的点(即第一层 Skyline 点)满足:这些点互相之间不被支配,没有 parent,即相互独立。

当 layer=1 向后取点取到第一个 Skyline-1 点  $p_{r1}$ 时,意味着之后的所有点组成的 unit 只有他自己,因此只需要在  $r_1^{\sim}$ 0 之间任意选取 k 个点即可。

在 Unit Wise Plus Plus 的第 1 步之后增加以下判断:

如果 layer==1 且  $p_i$ . layer = 0,则直接输出  $i^0$  点中的 k 个点的所有组合。

组合生成函数为 printAllLayer1, 只是 k 个坐标的依次移动,不作详述。

在之前的算法中,每新选一个点都会带来 tailList 标记、parentSet 合并,插入等等操作, 耗费大量时间。同时实验所给数据的第一层点数量较大,采用这个优化效果非常好,对于原 来需要 20,000ms 左右的操作,优化到了 60ms 左右。

#### GSkyline-2 排列组合:

写在 UnitWisePlusPlus2 中,在 GSkyline-1 排列组合优化的基础上实现。

设 Gskyline-1 点范围是 t~0

此优化同样容易理解。GSkyline-1 排列组合优化已经表明,不进行点的插入、删除判断而直接利用排列组合输出,可以大大提高效率。除了所有点均为 Gskyline-1 的优化之外,本优化针对的是:已经有 m 个点后,寻找第 m+1 层点时到达到达点  $p_t$  后,从  $t^{\sim}0$  中任选 k-1 m 个点。

注意,由于之前的 group 中的层点的 parent 可能包含 Gskyline-1 中的点,因此选取 k-m 个点时需要去掉这些 parent 点。假设已有的 ugroup 中包含了 Gskyline-1 中的一些点 p<sub>r1</sub>,...p<sub>rs</sub>,则 Gskyline-1 的所有点被划分为了 s+1 段,分别为 t<sup>^</sup>r<sub>s</sub>+1, r<sub>s</sub>-1<sup>^</sup> r<sub>s-1</sub>+1... r<sub>1</sub>-1<sup>^</sup>0。

考虑效率,这里没有采用从  $t^{\sim}0$  中任取 k-m 个点,然后判断是否有点已经被包含在 Ugroup 的 parent 集合中的方法,而是将问题转化为从 s+1 个数据集中选取 k-m 个不同的点的排列,相较于优化 1 要复杂许多。

在 Unit Wise Plus Plus 1添加的步骤之后增加以下判断:

如果 layer!=1 且  $p_t$ . layer = 0,则在剩下的  $t^0$  集合中任取 k-m 个点(这些点没有在 ugroup 中出现过),输出,并返回上一层。

具体排列组合方法写在 printAllCombineLayer1 中,过程如下:

在第 i 个集合中任选 si 个点, 进入下一个集合中, 递归实现, 直到在某个集合中选够了

#### k-m 个点,则输出。

已经在 ugroup 中的 h-1 个 GSkyline-1 点将 GSkyline-1 集合分割成 h 个部分,在第 i 部分中选择时,数量有以下限制:

最少应选够  $k-m-\Sigma^h_i$  size (s), 否则即使接下来的部分全部选满都无法满足 k-m 的条件。

如果  $k-m-\Sigma^h_i$ size(s)<0,则最少数量设为 0,这意味着即使本部分什么都不选,接下来的部分也可以选够 k-m 个点。

最多不应超过  $\min(k-\text{sum}, \text{size}(i))$ ,其中 sum 为之前 i-1 个部分已经选的点数。这很容易理解,不能超过 k-sum 否则总数就超过了 k-m,也不能超过 size(i) 因为本部分只有这么多点。

这个优化带来的效果与数据集有关。对于 anti\_4, k=3, uWisePlusPlus2 只比 uWisePlusPlus1 快了 4 秒左右。但是对于 core4, k=8 来说, uWisePlusPlus1 需要 17s 左右,而 uWisePlusPlus2 只需要 2.6s, 优化效果非常明显。

这里我们并没有追求极度速度优化,如将函数调用改为内联或内嵌,拆分 for 循环,改造递归等等。我们只是证明了这样的改进方式可以提高速度。

以下是 uWisePlusPlus2 相较于 uWisePlusPlus1 的一些优化。

```
Usage:
    default mode:GSkyline
    Custom mode: GSkyline 〈data file〉〈gskyline size〉〈output: if empty use stdout
entering default mode: file:data/corr_4.txt k:5
layers:41
data/corr_4.txt 5 983 Ø 556525 202 438012 16
请按任意键继续...■
```

layers:6 data/inde_8.txt 3 6350	796	15	3634022839	7816	3634022839	
---------------------------------------	-----	----	------------	------	------------	--

```
u++
3723233 2060 u++2
3723233 124
建块任音缺继续
```

## 5. 性能比较

如下表所示,PWise+算法为 PWise 的改进算法,UWise++为 Uwise+算法的改进算法。测试时,如果算法花的时间过长,我们使用 T=-1 表示。

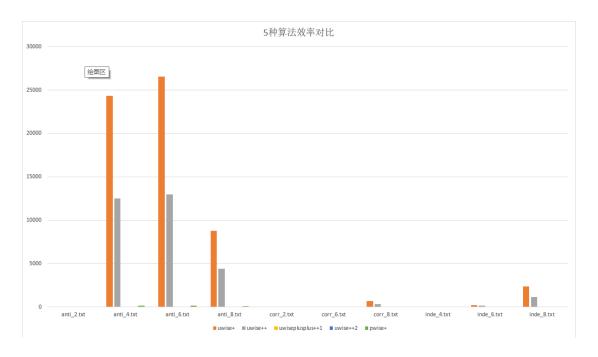


图 1 不同数据集五种算法的运行时间

以下是三个数据集在同一维度下,不同算法 k 与时间之间的关系。由图 2 可以看出,uwise+,uwise++和 uwise++1 的性能明显弱于 uwise++2 和 pwise+,于是其当 k 的数量增加到 5 的时候。因此改进后的两个算法体现出了较好的性能。

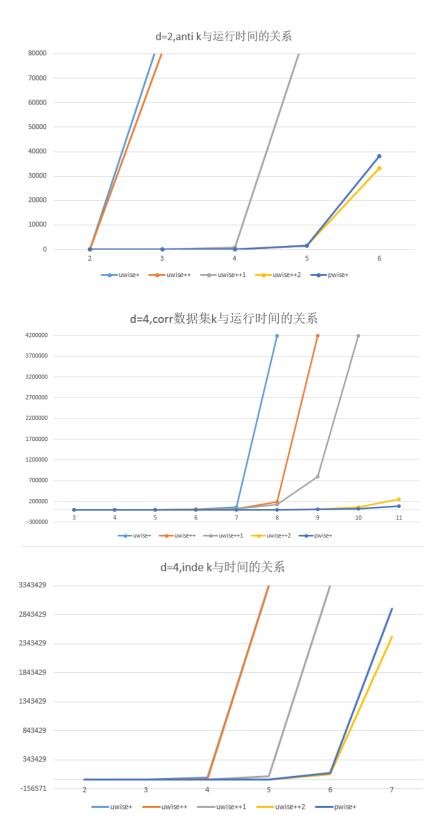
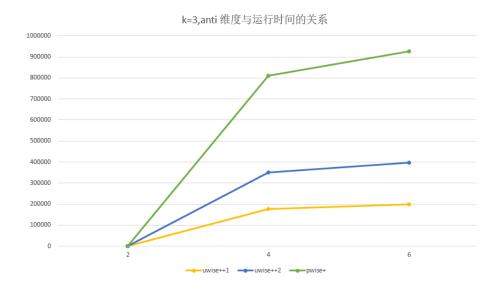
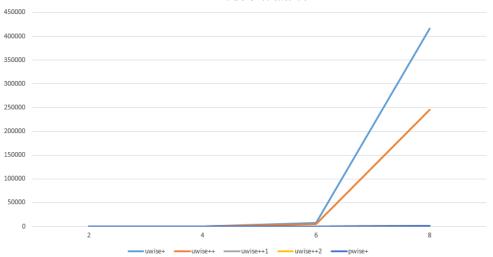


图 2

通过比较维度与时间之间的关系。在 anti 数据集中,uwise++和 uwise+算法运行效率 太慢,因此忽略。由图可知,在同等 k 值得情况下,维度越高,所花的时间越长。但 pwise+和 uwise++2 算法依然体现出很好的性能。







#### k=3,inde 维度与时间的关系

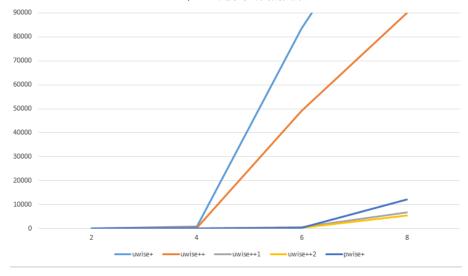


图 3

这三个数据集总体来说,anti 花费的时间最长,这也和它的点的特征有关。在进行预处理时裁去一些无用的点,anti 裁剪后剩余的点最多。

## 6. 结论

上一阶段,我们实现了 Pwise 算法的改进与 Uwise+算法。Pwise+算法(改进后的 Pwise 算法)的性能明显优于朴素 Uwise+算法。

这一阶段,我们实现了 Uwise+算法的改进。Uwise++算法(改进后的 Uwise+算法)在运行效率上有了显著的提升,并优于 Pwise+算法。

对于 Uwise+算法来说,前三个优化实现起来都比较顺利,只需要用 test 的例子测过了, 修一些 bug,那么对于大数据量就全都正确。但这只是运气好,因为第四个优化的排列组合 比较复杂,调了一下午的错误只是由于一行的考虑不周。但总算调出来了。

从 uWisePlus 到 uWisePlusPlus (改为深搜) 到 uWisePlusPlus (Gskyline-1 优化),再到 uWisePlus (Gskyline-2 优化),每一次优化都会让效率提高几倍甚至上百倍,这一方面说明原来的代码问题重重,但另一方面也可以看出,我们的努力得到了回报。看到每次优化之后意料之外的运行时间大幅减少,没有比这种追求极限的感觉更棒的了。

整个过程大家均付出了努力,在讨论过程中碰撞出了思想的火花。大家也提出了很多新的思路与想法。

感谢助教批阅!