

# 一种面向并行空间查询的数据划分方法

贾 婷<sup>1</sup> 魏祖宽<sup>1</sup> 唐曙光<sup>2</sup> 金在弘<sup>3</sup>

(电子科技大学计算机科学与工程学院 成都 610054)<sup>1</sup>

(四川华雁信息产业股份有限公司研发部 成都 610041)<sup>2</sup>

(韩国永同大学计算机工学科 忠清北道永同郡 370701)<sup>3</sup>

**摘 要** 在并行空间数据库中,空间数据集在各计算节点是否聚集划分,对提高空间并行查询效率起着关键的作用。Oracle Spatial 采用的基于格网的划分方法只考虑了数据集在各节点是否均衡划分,而未考虑空间数据的拓扑特征。基于空间数据聚集划分的目的,提出了一种基于 K-平均聚类算法的空间数据划分方法。实验证明,该方法极大地提高了空间数据并行检索和查询效率。

**关键词** K-平均算法,聚类,数据划分,分布式并行计算环境

中图法分类号 P208 文献标识码 A

## New Spatial Data Partition Approach for Spatial Data Query

JIA Ting<sup>1</sup> WEI Zu-kuan<sup>1</sup> TANG Shu-guang<sup>2</sup> KIM Jae-hong<sup>3</sup>

(Department of Computer Science and Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 610054, China)<sup>1</sup>

(Department of Technological Research and Development, Sichuan WHAYER Information Industry Co., Ltd, Chengdu 610041, China)<sup>2</sup>

(Department of Computer and Information Engineering, Yongdong University, Yongdong-Gun Chungbuk 370701, Korea)<sup>3</sup>

**Abstract** In parallel spatial database, it is necessary to make the spatial data set cluster in each node, because it can improve the efficiency of parallel database query. The partition approach of Oracle Spatial is based on grid. It only considers data sets in each node are a balanced division, without taking into account the topological characteristics of these data. In order to improve the problem, this paper presented a new spatial data partition approach which is based on K-means clustering algorithm. Experiments show that the method greatly improves the spatial data retrieval and query efficiency in parallel.

**Keywords** K-means algorithm, Cluster, Data partition, Distributed & parallel computing

## 1 引言

随着地理信息系统(Geographic Information System)在交通、电力、水利、地质等领域越来越广泛的应用, GIS 数据规模越来越庞大。面对空间查询、空间数据挖掘等众多计算密集型 and I/O 密集型的空间应用,传统的 GIS 系统已不能很好地满足需求。分布存储和并行计算<sup>[1]</sup>变得越来越重要。

分布式并行空间数据库<sup>[2]</sup>是由多台高性能的 PC 机通过高速网络连接在一起的集群系统,具有高性能、高可用性和高扩充性等优点。通常情况下,并行数据库中的海量数据分布在多个节点上,通过多台处理器协同工作,从而提高了数据库响应速度和分析处理能力。

数据划分技术是为了解决数据倾斜现象(即数据块在各磁盘分布不均衡)而提出的,是提高并行空间数据库查询效率的有效方法。空间数据划分策略是并行空间索引结构建立的基础,它的优劣直接影响了并行空间数据库的处理效率。已

有的数据划分算法(如轮转法<sup>[3]</sup>)均是针对一般关系型数据库设计的,只考虑了分配给各节点的元组个数平衡。空间数据之间存在拓扑关系、方位关系<sup>[4]</sup>等多种空间关联,且空间对象除点对象外,其他空间对象的存储都是变长的,对应元组的大小均不相同,如果按照已有的划分算法划分空间数据,很可能导致各节点数据存储量不平均,从而产生严重的数据倾斜现象,也可能将地理位置相邻的空间对象分配到不同的节点,降低空间索引<sup>[5-7]</sup>的质量,从而降低空间查询效率。

Oracle Spatial 提供了基于空间位置的数据划分策略,类似于在数据集上构建格网索引的过程,并采用轮转法将每个格网映射到各节点。这种划分策略仅仅在 X 轴或 Y 轴方向上强制划分,并没有考虑空间目标的聚集性,可能把空间聚集的目标划分到不同的节点。在进行较大范围的查询时,会增加磁盘访问以及网络传输的开销,从而大大降低空间检索的效率;另外,该划分方法没有考虑空间对象个数划分不均衡所产生的影响。如图 1 所示的空间对象集合, A, B 格网中的对

到稿日期:2009-09-04 返修日期:2009-11-27 本文受国家自然科学基金(40761018)资助。

贾 婷(1984-),女,硕士,主要研究方向为空间数据库、GIS 应用技术, E-mail: jiating1984129@163.com; 魏祖宽(1968-),男,博士,副教授,主要研究方向为空间信息系统 3S(GIS GPS RS)应用技术、数据库应用技术;唐曙光(1970-),男,硕士,高级工程师,主要研究方向为 GIS 应用技术、电力自动化系统、软件工程;金在弘(1960-),男,教授,主要研究方向为空间数据库、GIS 应用技术、数据库应用技术。

象个数完全不相当,产生了数据倾斜,从而导致多个磁盘间负载不平衡。

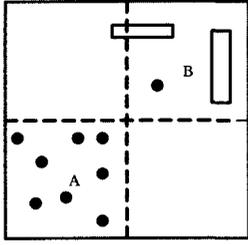


图1 Oracle Spatial 划分方法

综上所述,理想状态下一个优秀的空间数据划分算法应遵循以下准则:

- 1) 数据平衡准则。即在理想状态下各节点应当存储同等数量的空间对象,否则存储对象个数较多的节点可能成为访问的瓶颈;
- 2) 面积平衡准则。即存储在各节点的空间对象所覆盖的空间区域面积相当,否则存储空间区域面积较大的磁盘很可能成为访问的热点;
- 3) 空间关系平衡准则。应尽可能使单个节点内空间对象相邻,而不同节点间的空间对象不相邻,从而降低访问磁盘的时间开销。

基于这些准则,本文提出了一种基于 K-平均聚类算法的空间数据划分方法。

## 2 K-平均聚类算法

J. B. MacQueen 在 1967 年提出的 K-means 算法,是一种广泛应用于科学研究和工业应用的经典聚类算法。它是一种基于样本间相似性度量的间接聚类方法,以  $k$  为参数,把  $n$  个数据对象分成  $k$  个簇,并利用相似度函数(通常为欧式距离)来判断同一个簇中的对象是否相似,以使簇内具有较高的相似度,而簇间的相似度较低,从而达到聚类的目的。

设待聚类的样本集为  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ ,  $k$  个聚类中心分别为  $c_1, c_2, \dots, c_k$ ,  $k$  个簇分别为  $w_1, w_2, \dots, w_k$ 。则有如下定义。

定义 1  $k$  个簇的聚类中心为

$$c_i = \frac{1}{n_i} \sum_{x \in w_i} x$$

式中,  $i=1, 2, \dots, k$ ,  $n_i$  为第  $i$  个簇的样本个数。

定义 2 样本对象到聚类中心的欧式距离为

$$d(x, c_i) = \sqrt{\sum_{j=1}^m (x_j - c_{i,j})^2}$$

式中,  $j=1, 2, \dots, m$ ,  $m$  为样本集中对象的维数。

定义 3 平方误差为

$$E = \sum_{i=1}^k \sum_{x \in c_i} d(x, c_i)^2$$

所以, K-平均聚类算法可以形式化描述为<sup>[8]</sup>:

输入: 样本集  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  以及聚类个数  $k$ 。

输出: 使平方误差最小的  $k$  个聚类簇。

方法:

- 1) 在输入的样本集中任意选择  $k$  个对象作为初始的聚类中心;
- 2) 分别计算样本集中的对象到各聚类中心的欧式距离  $d(x, c_i)$ , 将每个对象划分到欧式距离最短的簇;
- 3) 计算每个簇中对象的聚类中心  $c_i$ ;
- 4) 重复第 2) 步和第 3) 步, 直到各聚类中心不再发生变

化或使平方误差最小;

K-平均聚类算法的时间复杂度仅为  $O(n)$ , 算法速度快, 且能够满足上述空间关系平衡准则。因此, 本文采用该算法作为空间数据划分策略的基础。

## 3 基于 K-平均聚类算法的空间数据划分策略

### 3.1 相关概念

设空间数据库中点对象  $p_i$  的坐标为  $p_i(x_i, y_i)$ ,  $i \in [1, 2, \dots, n]$ , 其中  $n$  为点对象的个数。

设线和面对象 MBR(最小外接矩形)  $r_j$  的边界坐标为  $r_j(\min_{x_j}, \min_{y_j}, \max_{x_j}, \max_{y_j})$ ,  $j \in [1, 2, \dots, m]$ , 其中,  $m$  为 MBR 的个数,  $(\min_{x_j}, \min_{y_j})$  为矩形  $r_j$  的左下标,  $(\max_{x_j}, \max_{y_j})$  为矩形  $r_j$  的右上标。令  $\text{area}(r_j)$  为矩形  $r_j$  的面积,  $z_j(z_{x_j}, z_{y_j})$  为 MBR 的中心点坐标, 其中  $z_{x_j} = \frac{1}{2}(\min_{x_j} + \max_{x_j})$ ,  $z_{y_j} = \frac{1}{2}(\min_{y_j} + \max_{y_j})$ 。

按照上述定义 1 可以得出以下基本概念。

概念 1 一个样本集完全由  $n$  个点对象组成, 则这  $n$  个点的聚类中心可定义为

$$p\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i, \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i\right)$$

概念 2 一个样本集完全由  $m$  个矩形组成, 则  $m$  个矩形的聚类中心可定义为

$$r\left(\frac{\sum_{j=1}^m z_{x_j} \times \text{area}(r_j)}{\sum_{j=1}^m \text{area}(r_j)}, \frac{\sum_{j=1}^m z_{y_j} \times \text{area}(r_j)}{\sum_{j=1}^m \text{area}(r_j)}\right)$$

概念 3 一个样本集由  $n$  个点和  $m$  个矩形共同组成, 则其混合聚类中心可定义为

$$\text{mix}\left(\frac{\sum_{i=1}^n x_i + \sum_{j=1}^m z_{x_j} \times \text{area}(r_j)}{n + \sum_{j=1}^m \text{area}(r_j)}, \frac{\sum_{i=1}^n y_i + \sum_{j=1}^m z_{y_j} \times \text{area}(r_j)}{n + \sum_{j=1}^m \text{area}(r_j)}\right)$$

### 3.2 算法描述

1) 扫描整个空间数据集, 计算每个空间对象 MBR(最小外接矩形)的中心点坐标。其中点对象中心坐标为该点的实际坐标, 线和面对象中心点坐标为矩形对角线交点。

2) 将所有空间对象的中心点坐标分别在  $X$  和  $Y$  轴方向按从左至右、从上到下排序, 分别得到集合  $S_x$  和  $S_y$ 。

3) 分别选取  $S_x, S_y$  集合中的前  $B$  个对象 ( $B = \lfloor \frac{n}{k} \rfloor$ ,  $n$  为空间对象个数,  $k$  为计算机节点个数), 分别计算这  $B$  个对象相邻对象坐标值差的累加值  $\text{sum-x}$  和  $\text{sum-y}$ 。选取累加值较小的  $B$  个对象, 将其分为一堆, 并从集合  $S_x$  和  $S_y$  中删除这  $B$  个对象。

4) 重复第 3) 步, 直到  $S_x$  和  $S_y$  中没有数据为止。这样, 空间数据集就被分为了  $k$  堆。

5) 按点聚类中心、矩形聚类中心或混合聚类中心分别计算这  $k$  堆对象的近似聚类中心。

6) 分别计算各空间对象到本堆聚类中心和相邻两个或一个聚类中心的欧式距离, 并将该对象归入距离最近的堆。

7) 重新计算各堆聚类中心。

8) 重复步骤 6), 7), 直到各堆聚类中心不再变化, 或者满足平方误差准则。

## 4 性能测试与分析

为了测试上述算法的性能, 本文对基于 K-平均聚类算法

的数据划分方法和 Oracle Spatial 的划分方法进行了分析和比较。

实验采用了某电力系统配电网的区域边界图作为测试数据集。该样本集合共 3579 个空间对象目标,以 shape 文件格式存储在 ArcGIS SDE 中。为了更全面地测试算法的可用性和可靠性,本实验分别在 4 个处理节点和 8 个处理节点的并行系统上对数据集划分的均衡性以及系统对空间查询的响应时间做了测试。表 1 和表 2 是数据划分均衡性的测试结果,图 2 和图 3 是空间查询的测试结果。

表 1 4 个处理节点下数据划分情况

	N <sub>0</sub>	N <sub>1</sub>	N <sub>2</sub>	N <sub>3</sub>	合计
基于 K-平均聚类算法划分方法	884	897	908	890	3579
Oracle Spatial 划分方法	900	760	1002	917	3579

表 2 8 个处理节点下数据划分情况

	基于 K-平均聚类算法划分方法	Oracle Spatial 划分方法
N <sub>0</sub>	440	497
N <sub>1</sub>	435	420
N <sub>2</sub>	450	339
N <sub>3</sub>	443	394
N <sub>4</sub>	458	550
N <sub>5</sub>	436	460
N <sub>6</sub>	457	494
N <sub>7</sub>	460	425
合计	3579	3579

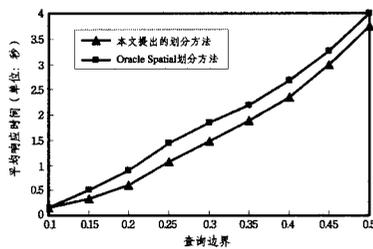


图 2 4 个处理节点下范围查询响应时间对比图

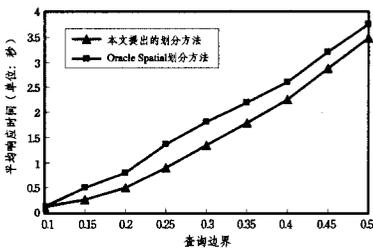


图 3 8 个处理节点下范围查询响应时间对比图

由表 1 和表 2 的实验数据可以看出,基于 K-平均聚类算法数据划分方法可以实现空间对象在各处理节点的分布均衡,而 Oracle Spatial 划分方法中出现了个别节点数据分布不均衡的情况,如表 1 中的 N<sub>2</sub> 节点和表 2 中的 N<sub>4</sub> 节点。这是因为实验的数据集是某电力系统的配电网,配电网中点数据较多,并且分布比较集中。Oracle Spatial 的划分策略是基于网格的,先将整个空间数据集划分为  $M \times N$  个大小相同的规则网格,然后按照轮转法将各网格映射到各节点。当某个网格恰好落在点数据集中的区域时,就出现了分布不均衡的现象。实践证明,即使采用不规则网格边界,也很难避免数据倾斜现象的产生。同时,确定不规则网格边界所需要的计算也将增加数据划分算法设计与实现的难度。

本文提出的划分方法,其实质是一种基于范围的划分方法。首先,通过在 X 轴和 Y 轴方向排序,将空间数据集划分

为若干堆,实际上是将空间相邻的对象尽量划分到同一节点或相邻的节点上去,从而保证了在范围查询时访问的节点尽量少,减少了磁盘访问时间和网络传输时间的开销;其次,通过聚类算法,将已经分好的堆重新聚类,从而使存储在同一节点的数据集合更加紧凑,而不同节点的数据集合重叠更小,这样更有利于建立高性能空间索引。图 2 和图 3 是两种划分方法在范围查询试验中的响应时间对照曲线。图中查询边界是查询范围与整个数据集范围的比值,响应时间是相同查询边界执行 20 次的平均值。查询边界的位置和大小随机选取,响应时间单位为 s。

从图 2 和图 3 的对比曲线可以看出,查询边界越小,两种方法的查询效率差距越小,而查询边界越大,本文提出的划分方法优势越明显,两种划分方法对应的系统响应时间差别越大。这是因为新的划分方法使空间邻近的目标位于同一个或几个节点上,并且各节点内部的空间对象也是紧密存储的,从而提高了数据处理效率。而 Oracle Spatial 划分方法不具备这样的优势。从实验结果可以看出,查询边界越接近 0.5 时,新的划分方法的优势越有所下降。这是因为当查询范围大到一定程度时,两种划分方法都需要访问大部分或全部节点,增加了额外的开销,但是,新的划分方法还是优于 Oracle Spatial,原因是新方法使节点内部的数据更紧凑,减少了网络传输开销。

**结束语** 在研究分布式并行空间索引技术的过程中,发现在并行环境中空间数据划分策略的优劣对空间查询有直接的影响。已有的数据划分方法基本上都是针对一般关系数据库,没有考虑空间对象的位置关系、拓扑关系。Oracle Spatial 提供的基于空间位置的数据划分方法有一定的缺陷。本文提出的基于 K-平均聚类算法的并行空间数据划分方法,既考虑了空间对象的聚集性,又充分考虑了空间对象在各节点存储的平衡性。经实验证明,本划分策略能减少空间数据的提取时间,从而提高空间查询和检索的效率。

## 参考文献

- [1] Michael J M, Steve D, Bruce M G. Towards a HPC Framework for Integrated Processing of Geographical Data; Encapsulating the Complexity of Parallel Algorithms [J]. Trans in GIS, 2000, 4(3): 245-262
- [2] 冯玉才, 万春. 基于集群的数据库系统原型 DMC[J]. 计算机工程与科学, 2005, 27(3): 56-58
- [3] 杨冬青, 马秀莉, 唐世渭, 等. 数据库系统概念[M]. 北京: 机械工业出版社, 2006
- [4] An N, Lu R, Qian L, A Siuasubramaniam, T Keefe. Storing Spatial Data On a Network of Workstations[J]. Cluster Computing, 1999: 259-270
- [5] Guttman A. R-trees: A Dynamic Index Structure for Spatial Searching[C]// Proc. ACM SIGMOD Int'1 Conf on Management of Data. 1984: 47-57
- [6] Bohm C, Berchtold S, Keim D A. Searching in Hingh-dimensional Spaces-index Structures for Improving the Performance of Multimedia Databases[J]. ACM Computing Surveys, 2001, 33(3): 322-373
- [7] Wang Shaowen, Armstrong M P. A Quadtree Approach to Domain Decomposition for Spatial Interpolation in Grid Computing Environments[J]. Parallel Computing, 2003, 29: 1481-1504
- [8] 范明, 孟晓峰, 等. 数据挖掘概念与技术[M]. 北京: 机械工业出版社, 2005: 232-233