# GraphFlow:基于状态更新的增量图计算模型

# 摘要

# 引言

[什么是图数据]

图是计算机科学中常用的一类数据结构，它能够很好的表达了数据之间的关联性。现实世界中有很多数据都可以抽象成图数据，例如Web网页之间的链接、社交人物之间的互动以及买卖双方的交易都可以抽象成彼此关联而形成的图。而随着互联网的快速发展，图数据的总量也在急剧增加。如截至2014年第一季度Facebook包含了12.3亿个活跃用户，每个用户平均好友130个；web链接图顶点数达到Ｔ级，边的个数达到Ｐ级[1]。

[图计算模型的运用]

因为图数据能够很好的表达数据之间的关联性和聚集情况，因此针对图数据表达的关联关系可以挖掘出很多有用信息。比如，通过为购物者之间的关系建模，就能很快找到口味相似的用户，并为之推荐商品；在社交网络中，通过传播关系发现意见领袖。图算法及相关的处理框架已经广泛运用在社交分析、商品推荐、舆论监测、欺诈检测等各个领域。

[图计算模型面临的挑战]

处理这些海量动态的图数据也对现有的图计算模型提出了挑战。一方面，这种超大规模的图数据很难一次性的全部导入内存进行处理，即使能够借助外存一批一批的处理图数据，也使得计算延迟显著增加；另一方面，这些数据又是动态变化，实时更新的，现有的图计算模型要能够在这种动态的数据集上进行增量计算。

[传统的解决方案]

现有的成熟的图计算系统如Google Pregel[2], Spark GraphX[3], 这些图计算框架都采用了分布式的集群和BSP（Bulk Synchronized Processing）[4]消息同步机制来处理图数据。然而这些系统都是在静态的图数据结构上进行的离线批量处理。即每次针对整体的图进行计算，当图动态变化时，需要在变化后的整个图上重新计算一遍。这使得用户等待周期长，无法满足实时计算的要求，也浪费了系统资源。[5]

因此针对现有的图数据不断变化的情况，提出了很多直接在动态图上进行计算的方法。针对这类动态图计算的问题，大致可以分为两类：估计计算和准确计算。对于估计计算，大部分的算法是希望通过采样的方式来降低时间和空间复杂度，并通过特定的采样方法来减少真实值和实测值之间的差距。 如文献[6][7][8]研究了在流图上如何通过设计采样规则来估计图中三角形数目，使得占用的空间少而且估计的结果在给定的误差范围内；文献[9][10][11] 通过将原始的图信息转化为简单的数据结构来保存图中元素，使得消耗内存量远远小于原图。同时结构随数据流不断进行更新。虽然估计算法能够在一定程度上节约了内存和计算开销，但其估计的误差在实际的生产环境中往往变得不可控制，文献[12]指出，针对大体量的无法全部载入内存的图数据，近似算法的错误率在95%-133%之间。对于准确计算，现有的KineoGraph[13]和IncGraph[5]提出采用增量计算的模型进行实时计算，然而其计算模型都是基于增量消息进行的计算，这种更新是串行执行的，实时性有限。SpecGraph[14]虽然在上述两个增量模型的基础上有所改进，提出了并发更新的实时图计算模型，然而该模型中假设顶点的状态只依赖于顶点当前接收的信息，而无需关心顶点之前的旧状态。这种假设使得系统的适用性差，很多算法其实不仅跟定点接收消息有关，还跟顶点的旧状态有关，因此模型的表达能力有限。

针对动态图计算的实时性要求，本文在上述已有的研究基础之上，提出了**基于状态更新的动态图计算模型**，能够在原有图状态的基础上，并发的计算增量信息对状态的影响，而无需在整个图上重新计算，同时通过控制更新影响范围来提高并发性，实现状态的并发更新。为此，本文的主要工作有以下3点：

（1）分析现有的图计算的特点，抽象出在流式场景下图算法的典型特征。从影响范围，迭代次数和更新顺序三个维度分析了5个典型的图算法：节点度分布（DD, Degree Distribution），三角形数目（TC, Triangle Count），单源点最短路径（SSSP, Single Source Shortest Path），连通子图（CC, Connected Components），PageRank（PR）。

（2）根据这些流式图算法的特点，建立基于状态更新的增量图计算模型，该模型能够丰富的表达图的计算过程，并且采用并发更新的方式来快速计算结果。

（3）在上述建立的状态更新的动态图计算模型基础上实现了XXX 4个典型的算法，并且从正确性、实时性和扩展性三个层面对算法进行评估，结果表明：

# 基于状态更新的增量图计算模型

## 图算法特征分析

（1）流式图数据

所谓流式图数据是指图的数据（包括图的顶点、图的边、图顶点的值和图边的权重）不再是静态的存储在文件或数据库中，而是以流的形式源源不断的添加到系统中。因此系统中的图是随着时间而动态变化的。常见的流图模型有两种[15]，一种是Cash Register Model：流中的每一项仅仅是数据集中一项，通过流的方式不断的扩充数据集。另一种是Turnstile Model : 在该模型中，我们有一个初始化为空的集合D，流中的数据由两项组成，一项是数据集的某一项，另一项是一个标志位，可以对集合D进行动态改变。例如，流图中的每一项为(x, U)，如果U为＋，就将x加入D，如果U为－，就将x从D删除。如下图所示，在一个管道中，图的每条边按照一定顺序流入系统中，其中+表示增加一条边，-表示删除这条边，对应这些边的变化，图的结构和状态也在随着不断变化。在本文中，我们考虑的是边的Turnstile Model，即图数据是按照边的添加和删除来进行组织的。

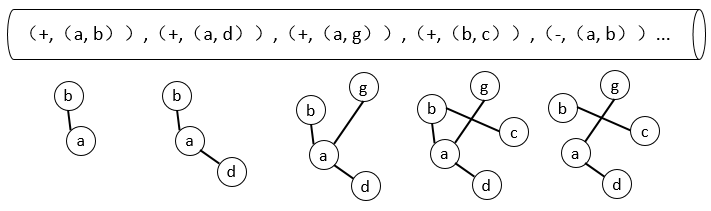
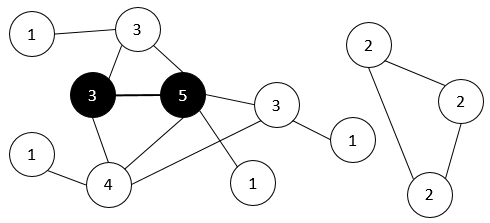


Figure 1 流式图数据

相比较传统的静态图数据，流式图数据的图算法有很大不同。下面选取了Degree Distribution、Triangle Count，Single Source Shortest Path和PageRank这四种典型的图算法来分析在边不断添加的情况下各个算法的特点。

（1）Degree Distribution

Degree Distribution是统计无向图中各个节点的度。如图2展示了在流式场景下如何统计节点的度。图2中的每个圆圈表示一个节点，圆圈之间的连线表示一条边，圆圈内部的数字表示当前时刻节点的度。在某一时刻节点的度分布情况如图2(a)所示，当增加一条边（图2b中标黑的两个节点之间增加一条边）后，这条边对应的源顶点和目标顶点的度分别增加1.增加该条边所带来的影响如图2b所示。由此可见，增加的这条边只影响了这条边的源点和目标点。

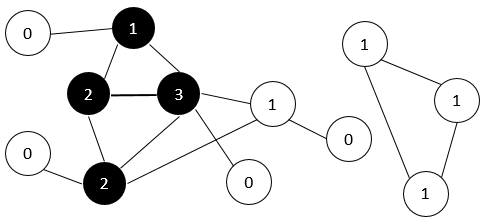
 

（a）某一时刻节点的度分布情况 （b）增加一条边后节点的度分布情况

Figure 2 节点度分布

（2）Triangle Count

Triangle Count是用来统计无向图中的不同三角形的数目。该算法在复杂网络分析、链接标签和推荐等多个领域中都是非常基础重要的度量，也是一些诸如复杂网络、聚集系数等图运算中的基本方法。图3展示了在流式场景下如何统计三角形的数目。图3中节点内的数字表示该节点所拥有的三角形的数目。图3a表示在某一时刻三角形的分布情况，当在三角形数目为0和1的节点之间增加一条边时，它会使得这两个节点的公共邻接点的三角形的数目分别增加1，而这两个节点的三角形数目增加N,N为公共邻接点的数目。由此可见，增加的这条边不仅影响了这两条边，还影响了这两条边的邻接点。

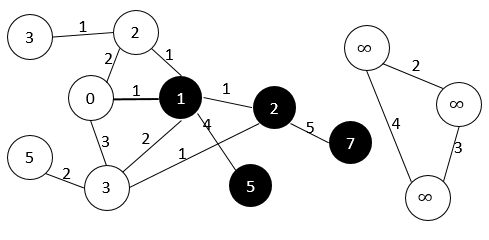


（a）某一时刻三角形分布情况 （b）增加一条边后三角形分布情况

Figure 3 三角形数目分布

（3）Single Source Shortest Path

Single Source Shortest Path算法是在有向图或无向图中，给定一个源点，求解这个源点到图中其它各个点的最短路径问题。最短路径问题是图论算法中的经典问题，也是诸如路径规划、物流规划、GPS导航、社交网络等现实世界中许多应用的基本问题。[15]图4展示了流式场景下的单源点最短路径问题解决方法。图4反应了在流式场景下的最短路径求解问题。图中边上的数字表示这两个节点之间的距离，节点内的数字表示当前时刻源点到该节点的最短距离，数字为0的节点为源点。图4（a）反应了某一时刻源点到各个节点的最短路径情况，图4（b）表示新增一条边（节点内数字为0的点和节点内数字为3的点新增了一条边，边上的权重为1）之后的情况。由图4（b）可见，新增的这条边会将影响沿着某条路径传播下去（即图中的0->1->2->7和图中的0->1->5），如图中新增的权重为1的这条边，会将原来值为3的节点更改为1，并且该节点的后续节点的值都会被更改。

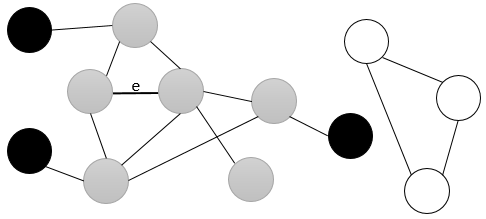
 

（a）某一时刻源点到各个节点的最短路径 （b）增加一条边后源点到各个节点的最短路径

Figure 4 单源点最短路径

（4）PageRank

PageRank算法[16]是基于网页链接分析来计算各个网页的重要程度。假设网页A引用了网页B，那么A就将一定的分数贡献给了B，该分数（即PageRank值，简称PR值）就是网页的重要程度的体现。而网页之间是相互引用的，因此经过若干次的迭代之后，网页的得分会趋于稳定，这个分数就反应了该网页的重要程度。图5a展示了某一时刻各个节点的PR值，当新增一条边e之后，图5b展示了这条边带来的影响：灰色的节点表示新增的这条边直接影响这些节点的值，随后灰色的节点又将这些影响继续往外传播给黑色节点，经过若干次的迭代之后各个节点的PR值保持稳定，算法运行结束。由此可见，对于PageRank算法，当图中新增一条边时，这条边会影响这条边所在的连通子图内的所有节点。

（a）某一时刻各个节点的PR值 （b）增加一条边后各个节点的PR值

Figure 5 PageRank

（5）总结（**重点来讲**）

通过针对以上四种算法的分析，当新增一条边时，我们从影响范围、计算次数两个维度来分析各个算法的特点。影响范围是指新增加的这条边可能会影响到哪些节点，而计算次数是指这种影响是否会被计算多次，例如在DD算法中，新增加一条边只需要将这条边的源点和目标点对应的度数加1，这种运算只需要执行一次，而对于PR算法，新增加一条边时，这条边的源点和目标点的输出贡献将会发生变化，因此会首先影响他们的所有邻接点，这些邻接点在下一次的传播中会继续他们的邻接点，经过多次迭代计算之后各个节点的PR值会趋于稳定，在迭代计算的过程中，每个节点可能参与多次计算。

Table 1 图算法特征表

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | 影响范围 | 计算次数 |
| DD | 影响新增这条边的源点和目标点 | 被影响的节点只参与计算一次 |
| TC | 影响新增这条边的源点和目标点，以及这两个点的公共邻接点 | 被影响的节点只参与计算一次 |
| SSSP | 以这条边的某个节点为起点，沿着某条路径往其他节点传播影响 | 被影响的节点可能会参与计算多次 |
| PR | 影响这条边的源点和目标点所在的整个连通子图内的所有节点 | 被影响的节点一般会参与计算多次 |

## 模型定义

传统的（例如BSP, Bulk Synchronized Parallel模型）图计算模型中，图数据是静态的，即在计算的过程中不会发生变化；本文提出的基于状态更新的增量图计算模型，能够很好的解决动态图计算问题，它将动态图在每个时刻抽象成一个状态（𝑺𝒕𝒂𝒕𝒆），将流动的图数据抽象成一系列事件流（𝑬𝒗𝒆𝒏𝒕 Stream），事件（𝑬𝒗𝒆𝒏𝒕）触发了图由一个状态转变（𝑼𝒑𝒅𝒂𝒕𝒆）成另一个状态。

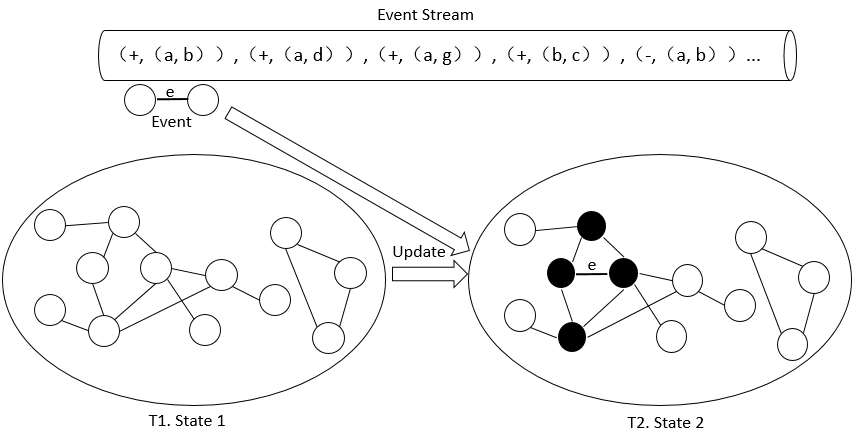


Figure 6 基于状态更新的增量图计算模型

基于状态更新的增量图计算模型有如下几个定义：

（1）状态（𝑺𝒕𝒂𝒕𝒆）：反应了图当前的特征信息，这些特征信息可以以顶点为单位进行体现，也可以使用用户自定义的特征信息来体现，需要注意的是，状态反应了用户的关注点，虽然是根据流动的图数据而动态计算生成的，但并不等价于图数据本身，即状态不直接存储原始的图数据，而只存储用户关心的图的某些特征信息。这使得系统无需存储庞大的图数据，只需要存储精巧的状态信息即可反应图的特征信息。

例如我们希望统计图的边数，此时𝑺𝒕𝒂𝒕𝒆可以设计为一个计数器，该计数器反应了当前时刻流入系统中的图的边数，每次新增或者删除边时，增加或减少这个计数器的值，即可实时反应当前图的边数信息。

在这里，我们将状态抽象成一个接口，该接口只有一个方法getState()，即返回当前时刻的状态信息，用户可以扩展该接口来实现更加复杂的状态信息。

（2）事件（𝑬𝒗𝒆𝒏𝒕）：触发图由T1时刻的𝑺𝒕𝒂𝒕𝒆1转换为T2时刻的𝑺𝒕𝒂𝒕𝒆2的事件，例如在T2时刻新增加了一条边，将使得图由𝑺𝒕𝒂𝒕𝒆1经过某种运算得到𝑺𝒕𝒂𝒕𝒆2。事件是由事件值（𝑬𝒗𝒆𝒏𝒕 Value）和事件类型(𝑬𝒗𝒆𝒏𝒕 Type)组成。如“增加一条边e(v1,v2)”这个事件中，e(v1,v2)是事件的值，“增加”是事件的类型。一般来说，事件的值分为两种：（顶点编号，顶点的值）和（边起点，边终点，边值）；而事件的类型分为三种：新增（add），删除（delete），更新（𝑼𝒑𝒅𝒂𝒕𝒆）。这样总共可以组成6种事件：新增边，删除边，更新边；新增顶点，删除顶点，更新顶点。这6种事件基本涵盖了所有的图变化的情形。

（3）更新（𝑼𝒑𝒅𝒂𝒕𝒆）：由事件触发的图的更新过程，即图是如何根据相应的事件来由𝑺𝒕𝒂𝒕𝒆1转换成𝑺𝒕𝒂𝒕𝒆2。如图6所示，在T1时刻图的状态为State1，在T2时刻，图接收了一条边e，这个事件会触发图的状态更新函数（Update），将图的状态更新为State2。更新函数是动态图计算模型中的计算逻辑，详细定义了图如何根据到达的事件，从一个状态转变成另外一个状态。它可以称之为状态更新的图计算模型的驱动程序，驱动图从一系列的时间流转换成一系列对应的状态流。例如我们希望统计图的边数，状态就设置为一个计数器反应当前时刻图的边数，而𝑼𝒑𝒅𝒂𝒕𝒆函数每接收一个事件，就根据该事件的类型（add, delete, update）对计数器进行修改。

## 状态的存储和更新

基于状态更新的增量图计算模型中，一个核心问题是状态如何存储和更新。状态是从用户的视角来进行设定的。即用户关心什么数据，就可以将该数据设置为图的一个状态，这些状态可以以顶点为单位进行保存：图的状态由各个顶点的状态组成，也可以以边或者其他的方式来组织。相比较传统的顶点编程模型或边编程模型来说，用一个高度可自定义的状态能够直接反应用户关心的结果，使得模型的表达能力更强。

根据上述3.2节中图算法分析，在图计算中大致分为两类状态：**独立状态**和**关联状态**。所谓独立状态，是指状态内的各个因子（此处的因子是指组成状态的基本单位，如状态可以以顶点的方式组织，那么这里的因子就是顶点）之间是独立的，一个因子的状态的变化不会引起其他因子的状态的变化，如DD算法就是属于独立状态范围，每增加一条边，这个事件只会影响增加这条边本身的两个节点，不会影响到其他的节点；所谓关联状态，是指状态内的各个因子之间相互关联，一个因子的状态的变化会影响到其它因子状态的变化，诸如TC、SSSP、PR算法中增加一条边，不仅会影响增加这条边的两个顶点的状态，还会影响到这两个顶点的公共邻接点，甚至整个连通子图内的所有顶点。我们可以用下图表示这两种情况。

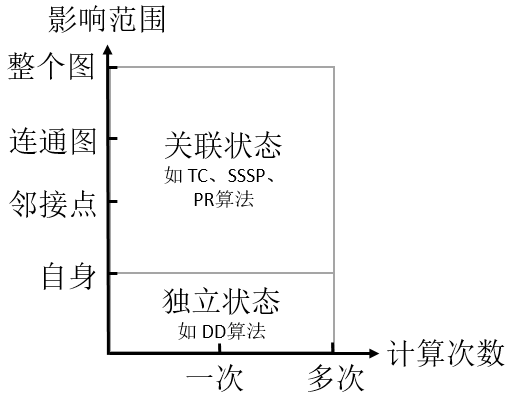


Figure 7 状态分类图

**独立状态的存储和更新**

在独立状态中，因为状态内的各个因子之间不会相互影响，因此独立状态可以分布式的存储和并发的更新。即可以按照状态的组织形式，分布式的存储在多个节点上，而且每个节点上的状态都可以同时进行更新，并向用户实时反馈更新结果。这样充分利用了分布式框架的特点，提高存储和计算效率。状态的并发更新过程如图8所示：



Figure 8 独立状态的存储和更新过程图

该图演示了独立状态的并行存储和更新的过程。系统接收到事件流（𝑬𝒗𝒆𝒏𝒕 Stream）之后，将事件流按照某种分片规则（即特定的图的划分算法），分解到不同的计算节点上（如图所示的No.1, No.2, No.3三个计算节点），然后分别在各个计算节点上独立进行状态更新（如图所示对应计算节点的状态从𝑺𝒕𝒂𝒕𝒆1转换到了𝑺𝒕𝒂𝒕𝒆2），这样使得图由T1时刻𝑺𝒕𝒂𝒕𝒆 1，更新成了T2时刻的𝑺𝒕𝒂𝒕𝒆 2，注意到这种更新过程充分利用了分布式的优势，多个节点同时独立进行更新，提高了计算效率。

**关联状态的存储和更新**

在关联状态中，一个因子的状态的变化会影响到其它因子状态的变化，因此，多个事件触发的更新可能会影响同一个因子，引起更新冲突问题。解决更新冲突的方法有很多，最为简单的方式是将多个事件的更新串行化，即对两个事件A和B，事件A先触发更新，A更新完毕后事件B再触发更新，在事件A触发更新期间，其他任何事件都不得触发更新，以免引起更新冲突问题。诸如IncGraph[5]就是采用这样的更新模型，这使得即使不会发生更新冲突的两个事件也不能同时更新，无法充分利用多机并行的优势。因此本文提出了两种解决更新冲突的方法：基于分区的并行更新策略和基于细粒度锁的并行更行策略。

基于分区的并行更新策略是将原来的图划分成若干个子图，使得子图内部的节点之间联系比较紧密，子图之间的节点之间几乎没有边相连或者联系较少。这样可以假设子图内节点更新的影响范围只限于子图内部，不会传播到其它子图中节点。因此子图与子图之间的更新可以同时进行，而子图内部的更新则需要串行进行，这样在一定程度上能够提高更新的并行度。如图9所示。



Figure 9 基于分区的并行更新策略

图9展示了基于分区的并行更新策略，按照连通性将原来的图分成如图9所示的四个连通子图，在每个连通子图的更新是串行的，如在左上角子图中a节点和f节点的更新需串行进行，而连通子图之间的节点的更新是并行的，如a节点、e节点、k节点和f节点的更新可以同时进行。如果分区策略划分的好，可以充分利用分布式的优势，实现多个分区并行更新。

基于分区的并行更新策略需要谨慎的选择子图划分算法，该分区算法要能够很好的将原来的大图切分成若干个子图，保证子图之间节点的联系是松散的，子图内部的节点之间的联系是紧密耦合的。关于图划分的问题，现有的研究工作也很多，

基于分区的并行更新策略不可避免的会出现多个节点的更新会集中在一个子图上的情况。这种情况会严重影响系统整体的并行度。基于分区的并行更新策略本质上是一个范围锁，锁住一定范围内的所有节点数据。这样粗粒度的锁会大大影响系统的并发性，因此本文提出了基于细粒度锁的并行更新策略，即每次只需要锁住组成状态的单个因子本身，而不需要锁住范围内的所有节点。基于细粒度锁的因子的更新过程如图10所示。



Figure 10 基于细粒度锁的因子更新过程图

相比较传统的BSP模型，将整个图的迭代计算过程分解为若干个超步，超步内部的节点之间并行计算，超步之间进行同步，这使得在每个超步内，计算最慢的节点拖慢整个超步的计算速度，因此会出现短板效应，而本文的基于细粒度锁的并行更新策略有效弥补了这个不足，节点与节点之间的更新都是并行的，只有属于一个节点的多个更新请求才会被串行执行，这样真正实现了多个节点的并行更新策略，而且没有显示的同步过程，消除了短板效应。但这需要节点的更新满足无序性，即对于任何一个节点的若干个更新，这些更新的顺序不会影响整个节点的最终状态。大多数算法（如本文中的DD、TC、SSSP、PR算法）都满足这个条件，因此模型的表达能力不会受到该条件的约束。

## 算法设计

基于状态更新的增量图计算模型将图的状态从用户的角度出发，只保存用户关心的数据，相比较传统的基于顶点的编程模型来说表达能力更强。在此我们选取了TC算法和Connected Components算法，前者采用的是传统的面向顶点编程模型，后者是本文中的面向用户自定义状态的编程模型。

（1）Triangle Count

Triangle Count算法是用来统计有向/无向图中的不同三角形的数目。该算法在复杂网络分析、链接标签和推荐等多个领域中都是非常基础重要的度量，也是一些诸如复杂网络、聚集系数等图运算中的基本方法。

由前文所知，基于状态更新的流图计算模型，有𝑺𝒕𝒂𝒕𝒆, 𝑬𝒗𝒆𝒏𝒕, 𝑼𝒑𝒅𝒂𝒕𝒆三个重要的概念。定义好这三个组件之后，就能够实现特定的算法。针对Triangle Count算法，这三个组件的定义如下：

* :图的由每个顶点对应的邻接点的信息组成，即，其中表示节点的邻接点为，节点构成的三角形的数目为，；
* :图的为图中新增了一条边，，其中表示新增边，；
* :图在动态变化过程中，的更新过程如下：

|  |
| --- |
| **Algorithm-01 Dynamic Triangle Count** |
| **+**  **+** |

（2）Connected Components

如果一个图中，每对顶点都有路径相连，则称其为**连通图**。如果图的子图中任意两个顶点都是可达的，则这个子图称之为图的**连通分支**。连通分支反应了一个大图中子图的聚集情况，可以根据连通分支将原来的大图分解成若干个连通分支，算法独立并行的在连通分支上进行。连通分支在好友推荐、循环引用判断等诸多问题上被使用，是图的基本问题。

关于求解连通分支的问题，现有的研究甚多。下面将介绍如何在流式的动态图数据上，针对无向图做连通分量的计算。由前文所知，基于状态更新的动态图计算模型有三个概念：𝑺𝒕𝒂𝒕𝒆, 𝑬𝒗𝒆𝒏𝒕, 𝑼𝒑𝒅𝒂𝒕𝒆，下面将详细介绍如何定义这三个基本组件：

* :当前图的所有的连通分支，，其中表示第k个连通分支，, 其中表示由这些顶点构成了一个连通分支，是这些顶点中标号最小的点。
* :图的为图中新增了一条边，，其中表示新增边，；
* :图在动态变化过程中，的更新过程如下：

|  |
| --- |
| **Algorithm-02 Dynamic Connected Components** |
|  |

在上述算法中，表示节点所在的连通分支，表示节点所在的连通分支，由于新增了一条边使得这两个节点所在的连通分支合并，构成一个大的连通分支。即算法中的函数；也可能存在其中一个节点之前未出现过，即不在任何一个连通分支内，则将其加入另外一个存在连通分支的节点中；如果这个节点都没有对应的连通分支，则这两个节点将构成新的连通分支，加入到原来的𝑺𝒕𝒂𝒕𝒆中。

# GraphFlow系统

基于状态更新的增量图计算模型充分考虑了现有的图算法转移到动态图上之后具有的特征信息，针对不同类型的状态信息采用不同的存储和更新机制，充分利用分布式计算的优势，实现了动态图上的实时计算能力。GraphFlow系统就是一个基于状态更新的增量图计算模型的图处理系统。

系统采用主从架构，由客户端（Client）向主节点（Master）提交任务请求，主节点将任务分配给各个工作节点（Worker），工作节点执行任务完毕后向主节点反馈信息，主节点再将各个工作节点的执行结果进行合并，并反馈给客户端。现有的这样主从形式的大数据处理架构有很多，诸如Spark/Flink这样高可靠、高性能的分布式内存计算框架，一经推出，在学术界和工业界都备受关注。但遗憾的是无论是Spark还是Flink，Graph组件提供的算法是运行在静态稳定的图数据上，无法处理流式的动态图数据。因此本文借助Flink的流处理引擎，在该引擎之上实现了一套动态图处理的系统，整个系统的框架如图11所示。

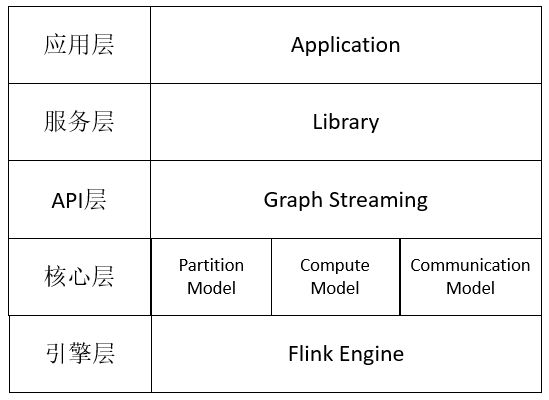


Figure 11 GraphFlow系统框架图

框架的核心组件主要有：

* **Application**：面向用户的上层运用，这些运用涵盖了典型的使用场景，例如链接分析、欺诈检测、社区发现等，是针对某个具体问题的具体应用；
* **Library**: 框架提供给用户使用的丰富的库函数和图算法，诸如Degree Distribution, Triangle Count, Single Source Shortest Path, PageRank等算法包都会在该层中实现；
* **Graph Streaming**: 该层屏蔽了核心层的实现细节，向用户提供了一个统一的流式图数据的处理模型，该层需要充分考虑图计算和流处理的特点，**构建基于状态更新的增量图计算模型**；
* **Engine**: 最底层的具体的引擎，本文使用 Flink这样的分布式并行计算框架作为整个系统的底层执行引擎。

# 系统评测

# 相关工作

相比较本文提出的基于状态更新的增量图计算模型，传统的批处理计算模型（例如BSP模型）是通过在静态稳定的图数据上不断的进行迭代直至达到收敛条件，它无法感知诸如新增边或顶点这样的外来事件。而且在每一步的计算中，所有活跃的顶点都会参与计算，通信和计算代价较高，而我们的基于状态更新的流图计算模型只针对新增的事件进行状态更新，代价较小。相比较KineoGraph[13]和IncGraph[5]的增量计算的模型，本文进一步的引进状态、事件和更新三个概念，而且通过分析现有的图计算的典型特征，并且根据图状态的不同，采用不同的存储和更新方式，提高了并行度。相比较SpecGraph[14]提出的无状态的模型和回退机制，本文的状态更新模型更符合现有的图计算的场景，因此模型的表达能力更强。

# 结束语

# 引用