# 1系统模型和设计

## 问题建模

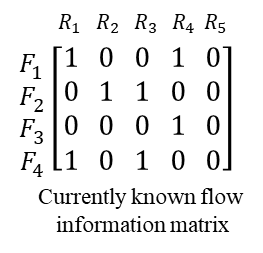
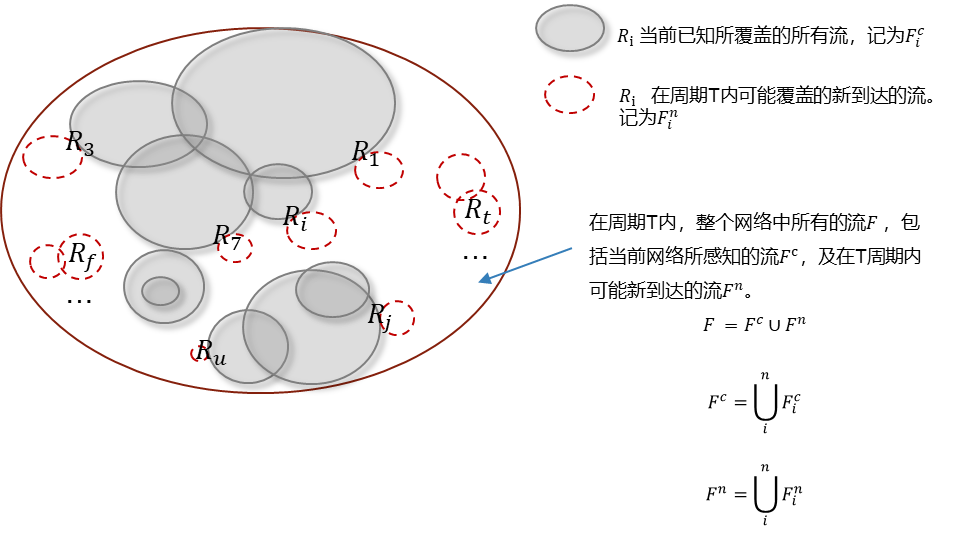
无论在SSP采样模式中还是在RSP采样模式中，采样的最终目标就是为了在给定策略时间内，收集到足够多或者满足需求的流数据。在SSP采样模式中，体现的就是在一个采样周期T内，为一个或多个节点分配一定的采样时间，而进行的策略。在传统的方式中，通过简单的影响力评估，或者静态的策略，并设置固定的采样时间，来建立起基础的采样系统。然而对于复杂的网络环境而言，尤其是大型网络中的流量变化大。而对于采样而言，要求实时性，精确性，和高效性，低入侵性以及满足采样收集器的容量范围之内等基本要求。[1]中，通过社交网络的方式，对节点基于流的中介中心性对节点进行了动态影响力量化，并选取Top K的节点进行等采样率采样，该策略很好的体现了策略对于实时流量的响应能力，但该基于影响力的评估过于单一，而且并未考虑到可能的新到流的情况。因为网络中的MiceFlow十分的多[4]，因为会存在漏流的情况。（强调对于流量采样问题，前期的工作中并没有对该问题进行建模，而大部分使用的是社交网络的知识或者基于SDN的相关技术）。

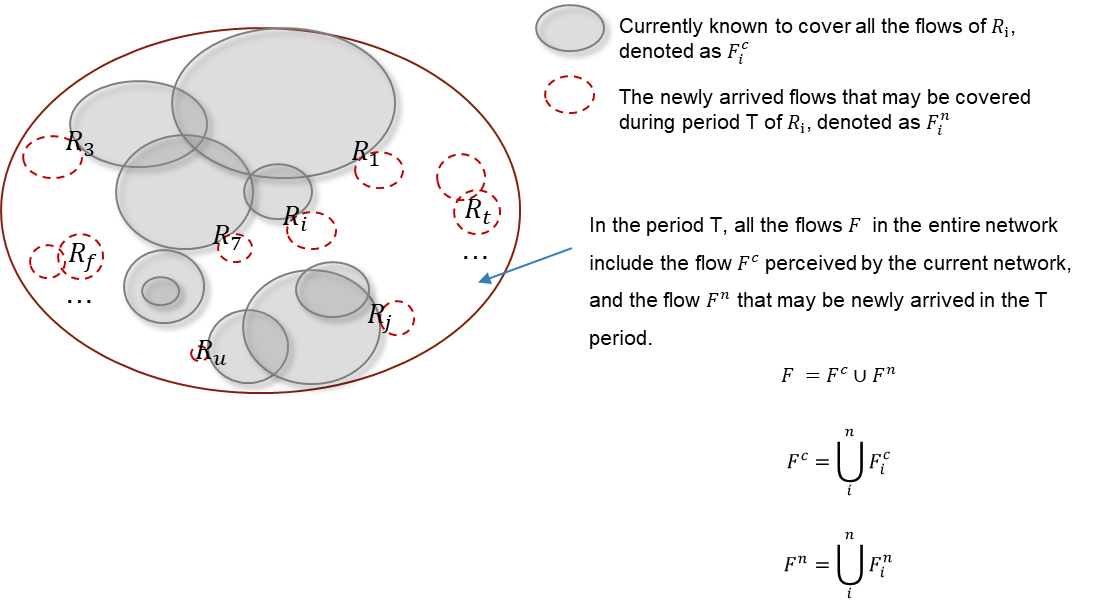
我们从自适应、敏捷性、准确性、高效性、协同性这四方面入手，对问题进行抽象和建模。构建一个AAA的Co-Sampling Model。我们通过一个全新的视角去抽象这个问题，使得该问题更加直观，并对该问题进行建模。

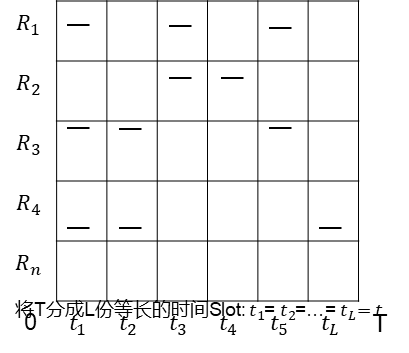
我们认为，节点之间的采样存在协作关系，这种关系是多维度的，体现在他们之间的相互约束关系，在当前网络中流的覆盖关系，topology的中静态关系等。

Fig.1展示了我们对问题的直观抽象。对于一个采样周期T内，整个网络中的流集合F正如一个被红色轮廓描绘的区域，而对于R1..Rn而言，每一个节点都覆盖了0条或多条流，记为集合，正如流量信息矩阵所展示的那样，在Fig.1中为灰色的阴影区域。红色虚线区域，则为节点Ri 所对应的在周期T内所可能会涵盖的新到达的流。灰色区域之间的重叠区域则为各节点之间所覆盖的流的重叠部分，。红色虚线区域之间的重叠部分则为各节点之间所覆盖的新到达的流的重叠部分。有的节点既包含灰色区域，又包含红色区域；而有的节点只包含红色区域或者灰色区域，这代表了各节点在该周期内的价值。覆盖的面积越大，则该节点覆盖的流越多。因此，Flow-Level的采样问题，可直观地将其转换为面积覆盖最大化问题。即：在给定的收集器处理能力和其他约束条件下，实现为各节点的采样时间分配，从而使得覆盖的面积最大化(流覆盖数量最多)。

在该问题定义下，我们提出一种基于Slot划分时间的量化模型。Fig.2 展示了这种模型的方式。首先我们将采样周期T分成L个等长的Slot；对于每一个Ri而言，需要确定它的采样Slot集合 。对于任意一个交换机而言，一个Slot时间内它能产生的价值表示为，这里直观的表示为采样到流的数量。而对于所有节点而言，他们被分配的Slot数量和次序都是需要计算出来的，其原因是，Slot的数量对一个节点所产生的价值是正相关的，分配给某个节点的时间越多，采样到流更多的期望值更大，而每个节点的Slot的次序则隐含的表达了节点间的相互约束：因为两两节点间含有重叠的流，而在最大化覆盖面积时，应该去除在同一个Slot下各节点间重叠面积的多次累加。对于Ri所产生的价值而言，其量化除了考虑在一个单位Slot时间内，所采样到的已知流数量的期望值外，还应该考虑在周期T内可能到达的新的流的数量，但对于未知流而言，即使我们通过一些流的到达分布模型来量化出到达某台交换机的数量，但是却不能知道各个节点间的到达的未知流之间的关系，不可预知未知流的路径和节点间重叠流的关系，因此很难量化在周期T内新到达流对节点间的约束关系。然而对于一个节点而言，它的静态Topology影响力和短期内活跃度，可以用以近似衡量它在周期T内所带来的价值，他们代表了，在周T内节点在全部节点中的一个影响力，影响力越大，覆盖更多的流的可能性越大。而且这两个属性是属于节点私有的，与其他节点间不存在约束关系。把节点在单位Slot内覆盖的已知流的数量/流的总数量，则为单位时间Slot内，节点所带来的对于当前流的覆盖率，我们称之为基于流的动态影响力。







我们给出下面的优化模型，即影响力最大化模型(Maximize Influence)(公式)，它是基于流量覆盖问题的一个转换：利用社交网络中的量化模型，将流的覆盖条数转换为覆盖率，来量化该节点在单位t内的动态影响力；用Si 和 Hi 来量化节点在T内的影响力。因此，在t单位时间内，某个节点的影响力应该总和考虑他们三者，我们使用加权的方式来得到节点的综合影响力值。

其中Di的量化中，我们假设了流fi 包的到达强度服从强度为λi的泊松分布。

其中满足如下条件的约束：

; 其中

对于最大化影响力问题模型中，充分考虑了已知流量的覆盖，未知的新流覆盖，节点的选取，以及时间Slot的分配，和Slot时间序列的安排。而时间Slot的安排中，因为节点间的重叠流在同一个Slot下会产生冲突，使得降低了整体的覆盖率，因此为得到最优化的解，越是重叠数量大的两节点，若他们都分配有大于0个Slot情况下，他们重叠的Slot数量应该尽可能少，这又同时解决了另外一个重要的采样问题，即：如何降低重复包的问题。因为各节点若包含相同的流时，为使得结果最优化，会在Slot上面相互排斥，因此最优化的解中，每个节点的的序列能够使得在整个周期中，重叠采样所覆盖的面积最小化，因此能够极大的降低包的重复率，同时保证最大化的采样精度。因此，节点间是协作的，通过相互间的约束关系，流的覆盖关系，静态Topology关系，活跃度等作用在一起，最终最大化采样的流数。(在采样过程中，多个节点采样时，会产生大量的重复包，因为流可能经过任意多个节点，而同样的包会在多个节点被采集到，这样不仅浪费了宝贵的采样资源，也同时降低了采样精度。尽可能降低重复包，通过节点间流的叠加关系来避免该问题，不仅可以提升采样精度，更可以提高收集器上层应用的效率)。

模型(1)中综合了三个优化问题：节点选取(Slot < 0 或者 Slot >= 0)；Slot个数分配；Slot时间序列的确定。模型(1)包含了这三个优化问题的约束条件以及他们之间存在相互的关系及约束。我们在量化的同时考虑到复杂性和可行性，实际上很难直接求解该问题的解。因此我们把该问题模型分解成三个子模型：节点选取，Slot个数分配，Slot序列的安排。每个子问题，我们对其进行独立建模，并使用独立的算法来求解最优解或近似最优解。最终能够有效得到该问题的近似最有解。

该问题不仅是多重背包的变种，在多重背包的问题上，添加了足够多的约束条件。而要求解该问题，是一个NP-hard问题。因此，我们将其分解成三个部分来近似求解该问题。

节点选取：

根据模型（1）的定义，选择K个影响力最大的节点，作为采样节点，并分配Slot。

在最优化模型(1)中，选择采样节点和分配Slot个数以及决定各采样节点的Slot次序他们之间的约束是各节点间存在已知流的重叠问题，因此要独立分隔这三个问题，首先需要将各节点间的流的重叠问题给去除。我们采用模型(1)中的节点影响力量化方式，通过动态影响力、静态拓扑影响力、节点历史影响力的三者来综合量化各节点并选择前K个影响力最大化节点，并每一轮(共K轮)的选取过程中，采用高影响力节点私有化重叠流的方式，解决流的重叠问题。而此时的动态影响力Di表示了该节点基于流的中介中心度影响力。Dik表示在第K轮选取节点过程中，选择第k个节点时，节点i的动态影响力，在第K轮选取中，若i节点综合影响力最大，都会私有化它所包含的所有流但不包含1-k-1轮中的节点所包含的流。

公式(15)给出了综合影响力的量化公式。

时间Slot分配：

节点被选取后，节点被选取之后，需要为这些节点分配Slot个数。对于$R\_i$而言，所选取Slot个数与价值并不是线性相关的。公式(3)描述了他们之间的关系。价值函数$$随着Slot个数的增加而增加，当满足公式(3)中ELSE的情况后，将呈现出另外一种增长趋势，这趋势取的大小决于其$S\_i$与$H\_i$的值。原因是若节点对当前经过它的流覆盖完全覆盖了以后，更多的Slot分配将对流覆盖不产生更多的价值，而只会增加潜在的流的捕捉。因此这不能利用多重背包算法求解最优解。该问题可以分成两个部分分别求解，第一部分求公式(3)中，当各节点满足ELSE情况下。在该情况下，可以确定每一个节点的可选的Slot的个数，然后把该问题转换为多重背包问题求解最优解共有K类待选物品(Rs1-Rsk)，每类待选物品都有$N^l\_i$个，而每件商品在一个单位Slot t内的收益是$V(R\_i,t)，代价是W(R\_i,t)$，约束条件是C。第一部分求解完毕之后，剩余的C，作为第二部分的约束条件，依然是一个多重背包问题，此时个节点的可选Slot个数为$\frac{T}{t} $减去第一部分各节点已经分配的数量。每个部分能得到各部分的最优解。求解该问题的复杂度$O(\frac{T}{t}\*|R^s|\*C)$当T过大或t过小时及C过大时，求解的时间时难以接受的。我们给出一种更简单高效的算法来实现，该算法的思想与分部求解的思想接近，但结合了两个过程为同一个过程，采用简单的影响力从高到低轮询分配，使得当前高影响力的节点优先分配Slot，当节点满足公式(3)ELSE部分后，则后续分配过程中的影响力优先级排序只采用$S\_i H\_i$，而未满足公式(3)ELSE的节点，继续使用综合影响力进行排序。该算法这符合Model（1）中的公式定义。

对于当前在一个单位t下节点的影响力从高到低依次分配一个Slot，每一轮分配完毕，重新对各节点的影响力排序，(因为有些节点会满足公式(3)的ELSE条件，而导致影响力变化)，直到C = 0或者不能分配为止。

时间序列

确定时间序列，在Model(1)中，体现的是各结点之间的重叠关系带来的影响，例如系统的采样的精度以及采样包的重复率。在第二章节中，我们使用高影响力私有化重叠流的方式近似解决了节点间重叠流所带来的精度的影响。因此，这一章节中，我们通过优化各节点Slot的采样序列，从而降低包的重复率。

该优化问题可以有如下公式定义。其中$$ 代表了两节点的时间Slot的重叠数量，$$代表ij两节点间的重叠流数量。因此，该公式体现了整个采样系统中流的重叠面积。

从该问题的定义上，可以使用搜索回溯的方式去求解最优解，但其是一个多项式时间内不可解的问题，因此我们考虑使用简单的贪心算法的方式来求解该问题的近似最优解。

算法3给出了步骤。上一节中，已经计算出了CNT数组。算法开始时，初始化M^slot 二维数组，用于存储Ri与Sl之间的放置关系：M^slot[i][l] = 1，代表了Ri节点在s^l 处进行采样。每一轮中，为CNT不为0的节点选择一个Slot进行放置，而被选择的Slot被选择后所产生的流的覆盖总数是所有可选Slot中的最小值。因此，通过每一轮中，为每一个CNT不为0的节点贪心地选择一个使得当前整个系统流的覆盖总数最小的Slot进行放置，直到所有节点的Slot都被放置完成（所有CNT 都为0），我们得到近似最优解。

在求解过程中，使用H[l]数组来存储每一个Slot的流的覆盖总数，当S^l 在被选择一次后，更新H[l]。节点Ri选择S^l后，新的$s^l$流的覆盖总数的计算公式为：$$。即公式(17)中，$|S \bigcap S|$ = 1,而j是所有选择过在S^l放置的节点。整个算法的演示如Fig.6所示，在示例中，我们通过该算法求解的近似解为35，而最优解为33。

背景：

随着互联网应用的丰富和流量的爆棚，Fine-gaine 的流量Flow-level信息获取能为网络管理，TE，安全分析，QOS等提供基础支撑。在流量采集过程中，由于受限于网络规模的大小、Collector的分析性能、网络容量的限制、以及高度随机和动态的网络环境、存在大量无法捕捉的流，采样的准确性和有效性成为瓶颈。这篇文章中，我们聚焦于最大化采样精度，从采样节点的选取，时间分配与节点间的协作性三个维度，构建了IMM影响力最大化模型。基于该优化模型，我们提出了三个启发式算法来求解IMM模型的近似最优解。我们实现了AAA平台，并用真实网络拓扑结构评估了算法的性能。

有如下挑战：

在大规模网络环境中，提升Flow-level的采集精度，需要在满足对网络的低入侵性以及Collector(IDS e.g)分析能力的最大限制的情况下，最大化Flow-level的采样精度和提升采样有效比是一个巨大的挑战。

1. 系统描述与问题定义

图1展示了AAA 的框架。在AAA的模式中，采用SPS方式采样，通过Flow table 与 Group table结合，控制器将每一台交换机中所下放的所有Flow-Level的流表项都关联上组表项的第一项，这代表着所有的经过该交换机的流的所有包在正常的转发外，都会复制至统一的组表项上执行该组表项所定义的动作。而控制器在控制对该组表项初始化时，初始化其动作为指向收集器或丢弃。因此控制器当需要控制某台交换机进行采样或停止采样时，只需要简单下发一条Group Mod消息给对应交换机，当动作为Drop时，停止采样，当为指向收集器的出口时，为开始采样。这样不仅能利用纯粹的OpenFlow协议，而且基于控制器的全局更加精准的进行控制。假设采样周期为T时，通过AAA的自适应协同算法，选择采样点并为它们分配采样时长，同时确定好采样顺序并下放策略至对应交换机中使它们协同的进行采样工作。

1. 问题描述

在大规模网络中进行采样，需要在满足对网络的低入侵性以及Collector(IDS e.g)分析能力的最大限制的情况下，最大化Flow-level的采样精度和提升采样有效比是一个巨大的挑战。因此需要高度敏捷和自适应的算法能够基于当前网络的实时状况而设定采样策略。当网络规模较大时，假设交换机个数为n，一般选择K(K <= n)个节点进行采样，而K根据实际情况所决定。在每个周期T中的采样，若收集器的能力为C packets/T，则：Total Sampling Packet in T <= C。在采样过程中，在给定C与K的前提下，影响采样精度的原因包括采样节点的选择，和对各个节点采样时间的分配。采样精度受影响的另一个原因，应考虑到采样的有效比(采样到的无重复包/总采样包)，重复的包采集 不仅占用了有限的采样资源，限制了采样精度的提升，同时也让上层应用(IDS e.g)效率降低。而重复率的产生是由于多个交换节点涵盖同样的流，而在几乎同一时刻都进行了采样所导致。因此各采样节点应考虑流的重叠性，在各自的采样时间安排上有合理的协同与配合，使得系统的重叠时间尽可小，从而降低重复率、提升采样精度。

合理的节点选择与时间分配，最优的协同采样策略以此实现Flow-level采样精度的最大化。因此我们考虑从这三个角度分析，将最大化Flow-level采样精度进行建模。首先我们将最大化采样精度问题转化为面积覆盖最大化的直观视角来分析该问题进而提出IMM模型。Figure 2展示了这种思路：在一个采样周期T内，整个网络中的流集合F正如一个被红色实线描绘的区域。 R1..Rn，每一个节点都覆盖了0条或多条流，集合，在Fig.2中为灰色的阴影区域，代表了节点在整个采样周期T内对全网中已知流的覆盖的价值，记为直接价值。红色虚线区域，为节点在T内可能覆盖的新到达的流，它代表了节点在T内的潜在价值：这些流是在下放采样策略之后才到达，因而不会被采样算法所感知。灰色区域之间的重叠区域则为各节点之间所覆盖的流的重叠部分，。红色虚线区域之间的重叠部分则为各节点之间所覆盖的新到达的流的重叠部分。节点的直接价值与潜在价值之和代表了节点在T内的总价值。节点侦测的流的数量越大，即节点的价值越大。因此Flow-Level的采样问题，可直观地将其转换为面积覆盖最大化问题。在最大化面积覆盖问题计算中，两节点若在采样时间上有重叠且$F^c\_i \bigcap F^c\_j != {}$，则在计算整体覆盖面积时应减去重叠部分，这体现了采样过程中各节点的协作性：为最大化流采样精度，节点间存在重叠流情况下会尽可能降低彼此重叠采样时间，在保证系统的最大化采样精度前提下，系统的重叠性最小。 然而各节点红色区域部分对于采样策略制定时是未知的，即使可以通过分析流的到达分布模型，也无法知道这些未知流在各节点的重叠关系。因此节点的潜在价值需要一种独立(与其他节点无关)的量化方式。

我们提出基于影响力的量化方式，将节点的直接价值可转换为直接影响力，把节点的潜在价值转换为潜在影响力。我们考虑两个维度来评估节点的潜在价值：其在Topology中的中介中心性[2]和经过它的历史流数量占比。他们都代表了该节点的潜在影响力，而这些影响力代表了该节点的潜在价值，即：潜在影响力越大，则节点在单位时间内可能创造的价值越大。Topology中基于OSPF的中介中心性衡量了节点在拓扑中的影响力，我们采用标准化的中介中心度[2]，则$R\_i$在整个采样周期T内的拓扑中影响力记为$S\_i$。若$S\_i$越高，节点潜在可能经过更多的流。若网络中某时刻，$R\_i$的直接影响力大于$R\_j$，即当前$R\_i$经过的流多，但$S\_j$高于$S\_i$，因此在接下来的时间内，$R\_j$有更大的概率经过更多的流。节点$R\_i$的历史流占比体现了节点在整个网络生命周期里的活跃度，我们称其为$R\_i$在整个采样周期T内的历史影响力,记为$H\_i $,$H\_i = TF\_i/TF$。$R\_i$在周期T内的潜在影响力是S\_i 与 H\_i 的结合。假设流$f\_i$的包的到达服从λ\_i的泊松分布记为，所以若任意交换机捕获到$f\_i$至少一个包，则视为该流被成功捕捉，$f\_i$在单位时间t内被捕捉的概率为。对于$R\_i$而言，若为其分配一个t，则该节点带来的直接价值(实际为能捕捉到已知流的期望的条数)为$$，那么其流的覆盖率为$D\_i/|F^c|$，我们称其为$R\_i$在t采样时长下的直接影响力，该量化方式是我们基于[2]的一种扩展版的流的中介中心度量。因此$R\_i$在单位时间t采样时长的综合影响力可量化为$$,(t<=T),是以aby的加权，$a+b+y=1$。

因此，我们给出影响力最大化量化模型(IMM) 公式(1)，该模型的目标是在给定C与K的约束下，通过为各$R\_i$分配对应的采样时间，并确定节点间的采样协作关系，最大化来使系统在周期T内影响力最大，进而实现流采集数量的最大化。因为时间是连续的，所以首先令t为单位时间长度, 其中t<=T，让l = T/t，代表T周期内拥有l个单位Slot，各Slot记为s1…sl。 其中$^S\_i$代表为$R\_i$分配的Slot集合，当|^S\_i|越大时，节点的综合影响力则越大，但是(3)中给出了节点的综合影响力随着Slot个数增加的判定条件。当$v\_i\*|^S| >|F^c\_i|$即：节点捕获了当前经过它的所有流，那么更多的Slot分配将不会继续提升其直接影响力，只会继续提升潜在影响力。(1)中的过程可表示为：对所有节点的综合影响力求和，减去整个系统中重叠部分的直接影响力即可得到系统的总影响力。对于Flow-Level采样而言，一条流在相同t内被多个节点采集到，不会提升系统的采样流数量，相反会造成采样有效比下降，重复率增加的问题。就像面积覆盖一样，重叠部分的面积多次计算，并没有提升实际的面积覆盖。

对任一$f\_i$，在任一$s^l$下被重复计算的直接影响力可表示为：$p{N^K\_p{t}>0}.five(f\_i,s^l)/|F^c|$。其中公式3的U为$f\_i$经过的交换机中在$s^l$进行采样的交换机集合；当U大于等于1时，$f\_i$在$s^l$下被重复计算的次数即|U|-1 (4)。将该值乘以直接影响力占综合影响力的$\alpha$加权系数，即为$f\_i$在$s^l$下重复计算的系统直接影响力值。

公式（5）（6）描述IMM模型应该满足的约束，即采样节点个数$<= K$，采样在单位T时间内所采集的包数量$<= C$。公式(6)中$w\_i$为$R\_i$在单位t内的代价。若$R\_i$当前的速率为$speed\_i packets/T$，公式(7)描述了$w\_i$的计算过程，speed\_i\*($(bSi+yHi) /(aDi))$ 代表对节点可能到达流速率的估计。周期T内节点可能到达的新流带来的代价是不可忽略的，我们用影响力比值进行等比估计。

我们解释了IMM模型的量化过程，Fig2直观的演示了IMM模型。IMM模型的解是在满足约束条件下，为所有$R\_i$分配对应的$S^i$集合。正如Fig2所示，当系统得到最优解$S^1..S^n$时，不仅体现了最优的节点选取，最佳的时间分配，还包括了各节点为实现系统最大化影响力在Slot次序上做出的选择，体现了节点间的协作关系，在这一点上，各节点实际上会尽可能地避免在相同slot上的重叠，进而提高采样的有效比。

我们的主要贡献如下：

1. In the context of Flow-level Sampling，我们聚焦于最大化采样精度，从采样节点的协作性、节点选取与时间分配三个维度，构建了IMM影响力最大化模型。其中，我们首次提出节点间的采样协作以及降低重复率对于采样精度的影响。
2. 基于IMM优化模型，我们将其拆分成三个子问题：采样节点选举，Slot时间分配，节点间的协作，并提出了三个启发式算法去求解IMM优化模型的近似最优解。
3. 我们基于提出的三个IMM近似最优解的算法构建了AAA，并使用真实的大规模WAN拓扑结构进行了实验验证。最后基于AAA与DPI实现了一个应用识别的Demo。

在这个部分，我们将IMM优化模型分解为三个子问题：K个采样点选举，Slot时间分配，节点协同采样优化，并对应提出了三个启发式算法，组成了IMM模型的近似最优解。

K节点选举：

在K个采样点选取问题中，我们只关心如何利用节点静态的属性，量化其综合影响力，与时间分配无关，因此不关心(1)中slot数量对节点综合影响力的影响(下一章节将介绍如何利用以选择的点进行合理的时间分配)。该子问题的优化模型为公式（7），其中$D\_i=$。公式(7)中的$max{dsdada}$部分表达了任意一条流只会为所有节点中的一个节点带来直接影响力价值，它为其他节点带来的直接影响都被视为重复部分而被减去。换句话说，任意条流在节点选取过程中被某个节点私有化了。因此，可以迭代求取前K个综合影响力最大的节点，每一轮中的综合影响力最大者被选取，并私有化其覆盖的所有流(但不包括前面选取中已经被其他已选取节点所私有化的流)，即：若节点$R\_i$在第$k$轮待选，那么对该节点而言，带来影响力价值的流集合$F^{cs}\_i = F\_i- \bigcup\_c^{k-1}$，若$R\_i$在这一轮中被选取，那么这些流带来的直接影响力是$R\_i$独占; 在$k+1$轮选取中，即使有待选节点覆盖这些流，但是这些流已经被第$R\_i$所私有化，这些流在$k+1$轮将不为这些待选节点带来价值。选举共进行K轮，每一轮中都选择了综合影响力最大的节点，那么保证了这K个节点的综合影响力最大，因此这K个节点为最优解。我们用$D\_i^k$表示在第k轮选取中，待选节点$R\_i$的直接影响力，其计算如公式(8)。公式(11)描述了每一轮选取节点时，待选节点的综合影响力迭代计算公式。算法1是给出了求解的过程，Fig3也给出了直接影响力在每一轮选举中的变化过程。最终能得到$R^s$集合以及对应的$F{cs}$。

时间Slot分配

节点被选取之后，在不考虑节点间Slot序列和给定约束（10）的情况下，需要为这些节点分配Slot个数。对于每一个采样节点，在每个分配到t时产生一定的价值，我们仍然使用综合影响力的方式去量化节点带来的价值。该子问题的优化模型为公式（8），该公式的直接影响力判定仍为公式(3)，并使用节点私有化的流集合来计算单位时间t内节点的直接影响力$D\_i$，即$D\_i=\sum\_{f\_k \in \F^{cs}\_i} P{N\_p^k(t)>0}/|F^c| $。对于节点在单位时间t内的代价$w\_i$，公式(7)中的动态影响力$D\_i$仍然采用原来的计算方式而非该节点私有化的流集合这是因为，我们只是逻辑上消除了节点间重叠的流，而对于节点底层流的总速率而言仍然没有变化。在子问题优化模型中综合影响力$$随着Slot个数的增加而增加，当满足公式(3)中ELSE的情况后，将呈现出另外一种增长趋势，这趋势取的大小决于其$S\_i$与$H\_i$的值。我们在IMM模型构建中描述过其原因。也就是说单个Slot产生价值跟Slot数量是有关系，而非独立的，因此不能用多重背包求解其最优解。

我们给出一种简单高效的分配算法来实现：采用简单的单位时间t内节点的综合影响力从高到低轮询分配，使得当前高影响力的节点优先分配Slot；每一轮分配完毕后，若有节点满足公式(3)ELSE部分，则后续分配过程中的综合影响力计算只采用$S\_i H\_i$，而未满足公式(3)ELSE的节点，继续使用综合影响力进行排序。该算法这符合Model（1）中的公式定义。

对于当前在一个单位t下节点的影响力从高到低依次分配一个Slot，每一轮分配完毕，重新对各节点的影响力排序，(因为有些节点会满足公式(3)的ELSE条件，而导致影响力变化)，直到C = 0或者不能分配为止。该算法感知到节点Slot数量变化而导致单位是t内的综合影响力的变化，每一轮都保证当前综合影响力最大者优先分配，轮询分配方式也能避免某些低影响力节点的饥饿现象。算法2给出了该过程的描述。