



# AI in Network 智能自治网络 在业务质量保障提升中的应用

——智能承载网切片管理



## AI in Network智能自治网络在业务质量保障提升中的应用

### 智能承载网切片管理

#### 【场景描述】

当前电信业务已经呈现出多场景、差异化的特点，如果我们为每种业务服务建立一个专用网络，则需要极高的成本，而网络切片可以使多个逻辑网络能够通过云和虚拟化技术共享一个共同的物理基础设施，有效节约成本。同时，这样的共享为灵活的网络服务提供了新的商业模式，在垂直行业，具有弹性资源的网络架构将根据服务需求动态变化。与传统网络相比，这种方式更加灵活可用，但灵活动态的需求也给基于人机交互的当前网络运营带来了新的挑战。

网络切片是 5G 网络的重要使能技术，是端到端的逻辑子网，涉及核心网络（控制平面和用户平面）、无线接入网和承载网，需要多领域的协同配合。不同的网络切片之间可共享资源也可以相互隔离。网络切片可以帮助用户实现想要的功能和特性、完成业务的快速部署、减少上线时间。考虑到网络资源的有限性和不同网络切片中的网络状态，运营商需要在保证服务协议SLA(Service level agreement)的同时，尽可能的复用物理网络资源。因此，为了高效运营，运营商需最优化网络切片的资源划分。

在承载网中，为避免流量高峰期资源紧缺，切片的分配一般以满足用户峰值要求部署，但这也造成了大多数非高峰期时段网络带宽、服务质量等专属资源的冗余和浪费。因此，精准预测流量使用状况，按需动态配置切片资源，智能化管理承载网切片成为合理分配网络资源、保障业务服务质量的关键。

以“服务用户”为出发点的切片智能化管理是当前切片自动化部署的迫切需求。

#### 【技术方案概述】

下图说明了承载网络切片管理器（Transport Network Slice Manager, TNSM）的基本体系结构，它由三个子系统组成：

- 切片管理器，支持切片计算以及设备能力抽象和映射。它将每个设备的转发行为和资源管理的各种实现进行抽象，即将切片功能建模为数学约束，并将底层物理网络描述为抽象网络，以便 TNSM可以在不区分设备类型和设备管理界面的情况下执行网络管理。它还负责切片拓扑管理，包括节点选择，物理接口选择和子接口带宽分配。
- 切片控制器，支持底层网络物理设备配置的验证和下发。它确保切片创建和调整的配置符合用户意图和切片规则，然后将配置下发到相应的设备。

- 切片分析器，监控实时端到端的信息，由流量生成设备完成，信息包括吞吐量、延迟、丢包率和子接口带宽利用率等。

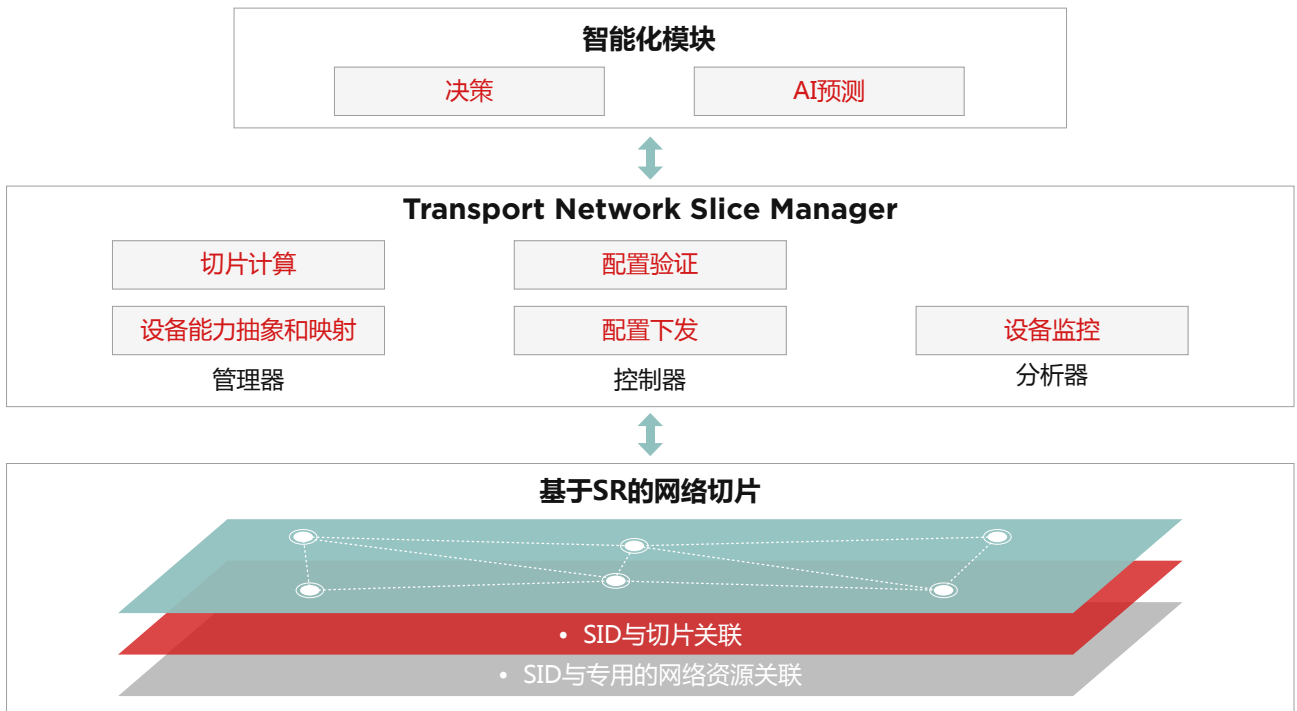


图1 智能承载网络切片管理器体系结构

下图概述了智能承载网络切片系统的功能架构。AI预测器首先使用历史流量吞吐量数据进行训练。承载网切片实例的实时流量吞吐量数据由TNSM收集，并发送给AI预测器，预测器根据训练模型和实时数据预测下几个时间段的流量吞吐量数值，并传递给智能策略生成器。智能策略生成器根据预测结果决定承载网络切片实例扩缩容策略以及带宽调整策略，并在必要时将策略下发至TNSM。最后，TNSM通过重新配置两个承载网节点的端口带宽来执行相应的扩缩容策略。

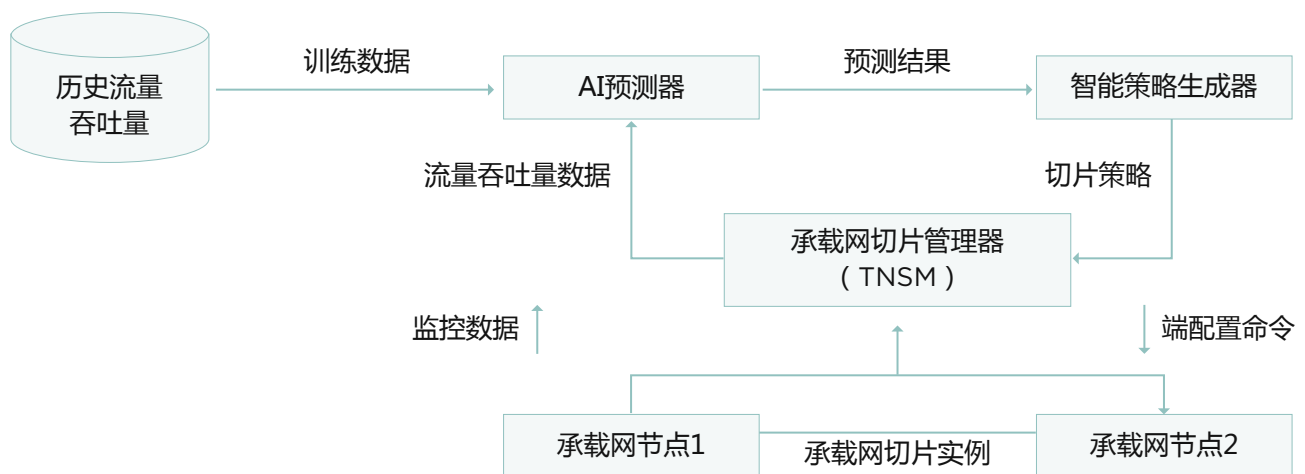


图2 智能承载网络切片系统的功能架构



案例中使用WIDE项目 (<http://mawi.wide.ad.jp/mawi/>) 骨干网的公开数据包作为数据源，抓取了每日WIDE到上游ISP传输链路的数据。由于流量数据在一周内呈现出明显的周期性变化，因此，案例中使用“周”作为训练和测试的单位。在进行数据处理时，如果数据不完整且连续缺失超过三个时间点，则从数据集中删除该周的所有数据。完成数据清洗后，我们对数据进行归一化处理（即，均值= 0，std = 1），并将数据集按照8 : 1 : 1的比例分为训练集、测试集和验证集。

经验表明，使用时间序列的过去值来预测未来值的自回归方法在各种领域的实时策略调整中有着明显的优势，于是在案例中，我们对相关算法和集成模型进行了研究。算法对比时，我们尝试了一些目前最常用的方法，包括ARIMA模型，LSTM（长短期记忆）模型，GRU（门控循环单元）模型和TCN（时间卷积网络）模型，以及这些模型的集成模型。通过对比研究发现集成多种单一算法的模型，通过协同作用获得了比单一算法更高的准确度。对给定的数据集，使用本案例中的硬件平台，LSTM，GRU和TCN模型在预测方面具有相似的准确性，因此我们选用了基于GRU的集成模型。

切片创建的主要任务是在物理接口中利用可用带宽分配网络中的所有需求，且仅当满足所有需求的带宽和时延条件时，才能成功创建切片。TNSM使用贪婪算法分配路径。在启动阶段，贪婪算法根据时延要求对需求进行排序，然后为每个链路设置可用带宽和时延。从具有最短时延要求的需求开始，算法过滤其可用带宽小于该需求带宽要求的链路，然后计算最短路径。如果最短路径满足该需求的时延要求，则算法将减去该链路占用的带宽资源并更新网络容量。在成功计算所有需求之后，通过放宽时延进行路径聚合，来最大化分配FlexE子接口的带宽利用率。最后，由选定节点和FlexE子接口组成的拓扑作为切片创建的结果。

在切片调整中，有两种类型的调整要求。一个是新需求，即在先前的切片计算中不存在的需求。另一个是旧需求，即在先前的切片创建或调整策略执行中已成功分配的需求，它们的带宽将在当前策略执行中扩展、减少或保持不变。因为大多数运营商在现有服务下对任何调整都非常谨慎，所以切片调整优先在有可用带宽的情况下，对现有路径进行旧需求的扩缩。故此，切片调整算法首先检查是否可以在现有路径上完成所有旧需求调整，如果可以，则只需要针对新需求调用切片创建算法即可；否则，调整算法先确定可满足旧需求的数量，然后将不能满足的旧需求与调用切片创建算法的新需求相结合，输出满足所有旧需求和新需求的切片拓扑作为结果。

### 【应用效果】

在测试阶段，我们在实验室，使用Intel Xeon Gold 6148双插槽系统，配备192GB DDR4 2666内存，在批量大小为64的情况下，使用单个模型，预测延迟为0.08ms，精度为91.17%。之后我们对6个模型进行集成，6模型集成的预测延迟为0.58ms，对于多个模型的集成，精度略有提高，6个模型的集成，实现了以下预测精度：R平方值= 0.9338; 精度= 91.75%（精度定义为1-平均预测

误差率，越高越好)。

使用AI来增强和优化网络切片管理和控制操作是ENI的一个典型用例，2018年6月在ETSI ISG ENI推出了其第一个概念验证 (PoC) 项目。通过使用基于流量预测的智能策略，当报警率在可接受范围内，测试集的资源利用率可提高30%左右。在该智能网络切片系统的实施和部署过程中，可以通过额外增加一个资源单元，进一步降低报警率。

### 【下一步工作建议】

通过引入AI技术，通过更好的数据处理、算法优化，可以对网络业务量和资源需求进行更准确预测，根据预测结果实现虚拟网络/网络切片的自动化扩缩容调整，在使用优化的资源分配策略后的网络运行状况可以再次迭代到预测模型中，完成闭环反馈，进而趋近资源利用率最优，从而提升资源利用率的同时降低虚拟网络和切片网络的运营难度。

后续建议进一步在国际标准组织标准化意愿驱动的AI模块功能、承载网切片管理器功能，以及AI模块与承载网切片管理器之间的接口，包括接口类型、接口API及信息模型等。此外，还建议GSMA AI in Network工作组与其他标准化组织建立并保持联络，以便针对全球运营商在网络AI方面的实际需求，进一步完成相关标准化工作，并将标准化成果推广到更多运营商网络中。

切片是5G网络的重要技术之一，在未来网络中，使用现实网络中的大量5G数据，通过标准化规范，打通端到端切片的管理，可以大大提升网络资源的利用率，为运营商节约成本。