



移动互联网智能管道自组织架构研究与实践

薛飞^{1,2}, 徐宇辉¹, 张靓¹, 李英^{1,3}

(1. 中国移动通信集团广东有限公司, 广东 广州 510623;

2. 中山大学岭南(大学)学院, 广东 广州 510275;

3. 西安电子科技大学电子工程学院, 陕西 西安 710071)

摘要: 根据 3GPP 自组织网络规范, 提出移动互联网智能管道自组织架构。在智能管道网络中引入集中策略控制功能实体, 周期监测外部消息, 利用循环神经网络构建最佳策略匹配模型, 进行智能管道策略预测、迭代更新和策略下发。对比传统智能管道, 本架构实现了智能管道策略智能化定制、实时性管理以及生命周期动态管理, 并在“大流量用户”限速、网络高负荷保障以及在线广告推荐等场景得到了有效的应用。

关键词: 智能管道; 集中策略控制功能; 自组织网络; 循环神经网络

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2018243

Research and practice on self-organization architecture of smart pipe in mobile internet

XUE Fei^{1,2}, XU Yuhui¹, ZHANG Liang¹, LI Ying^{1,3}

1. China Mobile Group Guangdong Co., Ltd., Guangzhou 510623, China

2. Lingnan (University) College, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275, China

3. School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China

Abstract: According to the 3GPP specification, a new self-organization network of smart pipe in mobile internet was addressed. By introducing integrated policy control function, the external signals were supervised periodically, and the best optimized network strategies were predicted by the recurrent neural network algorithm, delivered by PCRF, and updated automatically with feedback of the regulations. This solution was effectively applied in scenarios such as speed limit of large traffic users, network protection under high load, and online advertisement recommendation etc.

Key words: smart pipe, integrated policy control function, self-organization network, recurrent neural network

1 引言

随着移动互联网的迅猛发展, 国内外电信运营商积极开展智能管道技术研究与应用。Vodafone (沃达丰) 在英国、德国等利用智能管道技术, 根据

用户接入速度不同, 推出差异化定价套餐方案^[1]。

中国移动与互联网游戏公司合作, 按照用户属性和访问时间等灵活控制用户上网访问质量。目前智能管道技术缺乏自动化、智能化能力, 因而影响了智能管道策略管控和实施效果, 主要体现在



以下几个方面。

- 智能管道策略实施效果可能不理想。业务人员和网络管理员需要按照业务要求和人工经验等制定策略，并在实施过程中反复调整配置参数，缺少科学策略制定方法。
- 智能管道策略生命周期管理不理想。智能管道策略启动存在时延，而实施对象可能随着时间而变化，这导致一些不必要对象被实施策略，或者新对象没有及时实施。
- 智能管道策略控制效果不理想。智能管道策略控制机制无法自动启动、监控、暂停和终止，需要人工干预。

为了解决以上问题，Xu 等人^[2]提出网络智能架构方案 FINE (future intelligent network, 未来智能网络)。2017 年，3GPP 提出开放型自组织网络 (self-organizing network) 架构，实现了网络自配置、自优化和自愈^[3-4]。本文在自组织网络架构基础上，提出了移动互联网智能管道自组织网络架构，使用循环神经网络算法，以提高智能管道自动化能力。

2 传统移动互联网智能管道技术

电信运营商部署一系列策略和计费控制

(policy and charging control, PCC) 设备，对特定套餐、特定业务、特定区域和特定管控手段参数等实施业务访问管理、网络事件上报和服务质量 (quality of service, QoS) 调整等，建立对上网业务的差异化管理机制，实现网络管道内容增值，实现网络资源和用户感知差异化管理，提升通信网络溢价能力。

2.1 智能管道网络逻辑架构

智能管道使用策略和计费规则功能 (policy and charging rules function, PCRF) 管理智能管道策略，并通过 Gx 接口向策略和计费执行功能 (policy and charging enforcement function, PCEF) 下发策略；PCEF 负责执行智能管道策略，通常部署在分组数据网络网关 (packet data network gateway, PGW)；流量监测功能 (traffic detection function, TDF) 和承载绑定与事件上报功能 (bearer binding and event report function, BBERF) 实时监测并上报网络事件；服务和能力开放功能 (service and control enforcement function, SCEF) 对外通过开放智能管道能力。智能管道网络逻辑架构如图 1 所示。

2.2 智能管道主要功能

智能管道主要功能包括事件感知、策略控制

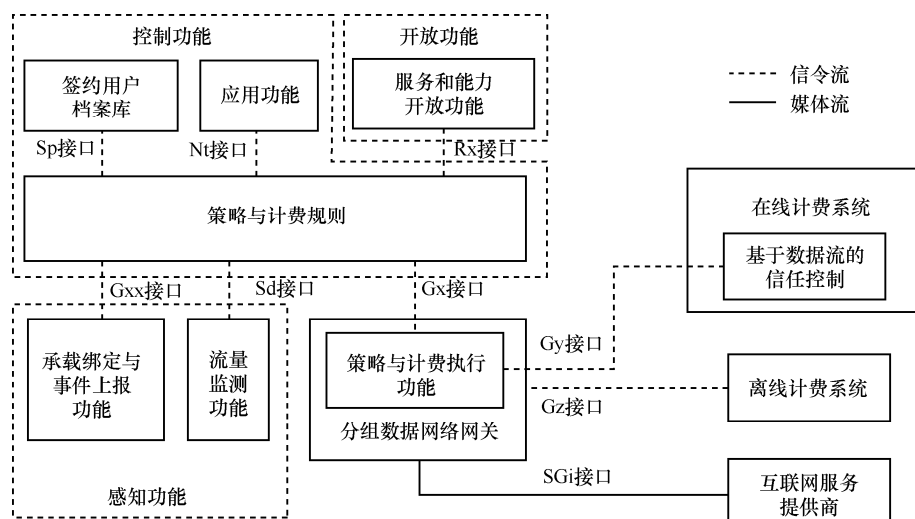


图 1 智能管道网络逻辑架构

和能力开放 3 个要素^[1,5]。

智能管道事件感知通过深度分组检测 (deep packet inspection, DPI) 技术监测解析媒体流, 监听特定网络事件、业务事件和用户行为等消息, 并实时上报给智能管道设备实体。在本文研究的自组织网络架构中, 智能管道感知范围扩大至网管系统和计费系统等, 以增强对网络负荷、用户流量、每用户平均收入 (average revenue per user, ARPU) 等特定事件的感知能力。

策略控制是智能管道核心技术。基于 PCC 网络架构, 人工配置智能管道策略对用户、业务、位置、时间等事件进行多维度管控。在本文研究的自组织网络架构中, 利用人工智能算法增强策略控制智能化和实时性。针对特定事件, 自动预测最佳智能管道策略, 系统或人工审核后自动下发。同时, 系统利用感知事件迭代更新模型参数。

智能管道开放功能通过安全 API, 对外开放智能管道业务能力, 响应并处理外部智能管道业务需求, 下发给 PCRF 形成具体策略。

2.3 智能管道策略组成

移动互联网智能管道策略包括策略 ID (rule identifier)、服务数据流监测 (service data flow detection)、计费 (charging)、策略控制 (policy

control)、接入网络信息上报 (access network information reporting) 等 9 个内容组 34 个字段^[6], 见表 1。

3 基于人工智能的智能管道自组织技术

3.1 3GPP 规范自组织逻辑架构

根据 3GPP 规范, 自组织网络实现通信网络自配置、自优化和自愈合处理^[3-4]。在逻辑架构上, 自组织网络包括管理功能单元、通用功能单元和专用功能单元等多个逻辑模块。其中, “自优化监控管理功能单元” 调度管理自组织网络各模块运行状态, 并向网络下发优化指令; “自优化输入监测功能单元” 监听网络消息事件。当某特定事件触发时, “触发优化功能单元” 启动特定专用功能单元模块集, 如负荷均衡功能、冲突控制功能等, 形成具体网络优化指令, 并上报给“自由化监控管理功能单元” 向外部网络进行下发; “优化反馈功能单元” 检查网络优化效果, 同时“自动化过程更新功能单元” 和“网络资源管理单元” 进行网络状态管理和资源管理。3GPP 规范自组织逻辑架构如图 2 所示。

3.2 智能管道自组织逻辑架构

目前自组织技术在 TD-LTE 网络配置和优化方面得到应用, 如基站自启动、自动邻区关系优

表 1 智能管道策略主要组成

智能管道策略内容组	智能管道策略主要字段	智能管道策略主要字段描述
策略 ID	rule identifier, 策略 ID	在某数据流承载中唯一标识实施的智能管道策略
服务数据流监测	service data flow template, 业务数据流模板	业务数据流列表, 或数据流上应用标识列表
计费	charging key, 计费键	按照计费键对数据流承载的业务进行计费
	service identifier, 业务 ID	业务数据流上承载的服务
	measurement method, 测量方式	规定业务流计费方式, 可按照流量、时长、事件等组合计费
策略控制	gate status, 门状态	标识业务数据流在 PCEF 放行还是禁止
	QoS class identifier, QoS 类别指示	标识业务数据流 QoS 等级
	redirect, 重定向	标识业务数据流重定向状态 (启用还是禁止)
接入网络信息上报	user location report, 用户位置报告	上报终端所在小区
	UE time zone report, 用户时区报告	上报终端所在时区

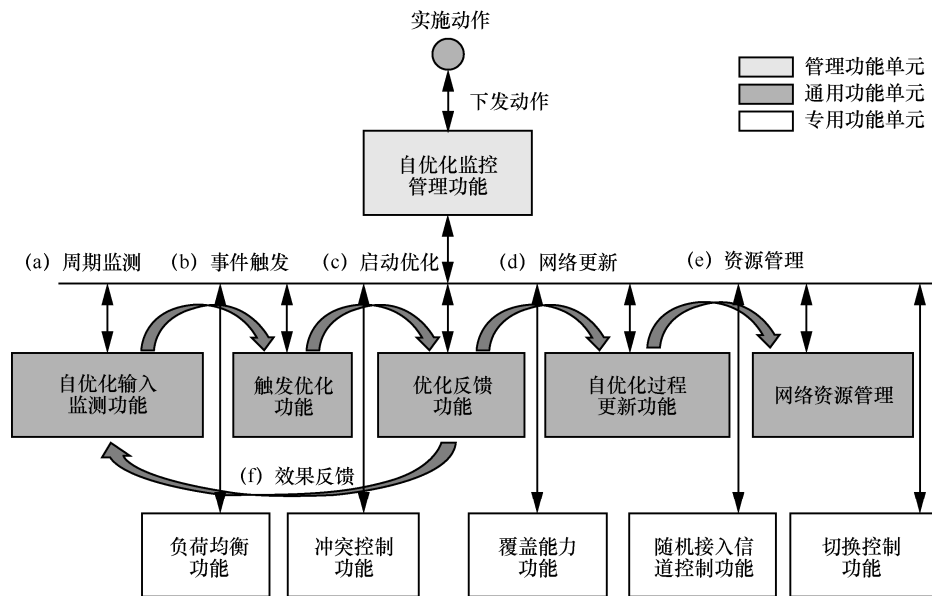


图2 3GPP 规范自组织逻辑架构

化等^[7]。为了加强智能管道自动化能力，通过部署 IPCF（integrated policy control function，集中策略控制功能），引入智能管道自组织架构。IPCF 包括策略条件下发器、策略条件触发器、策略条件预测器、策略模型数据库和签约用户数据 5 个子模

块。智能管道自组织逻辑架构如图3所示。

- 策略条件触发器：通过 CORBA 接口或文件方式对接计费系统、网管系统等，周期监测网管性能数据、告警数据、日志数据、性能数据以及业务数据，判断是否触发既

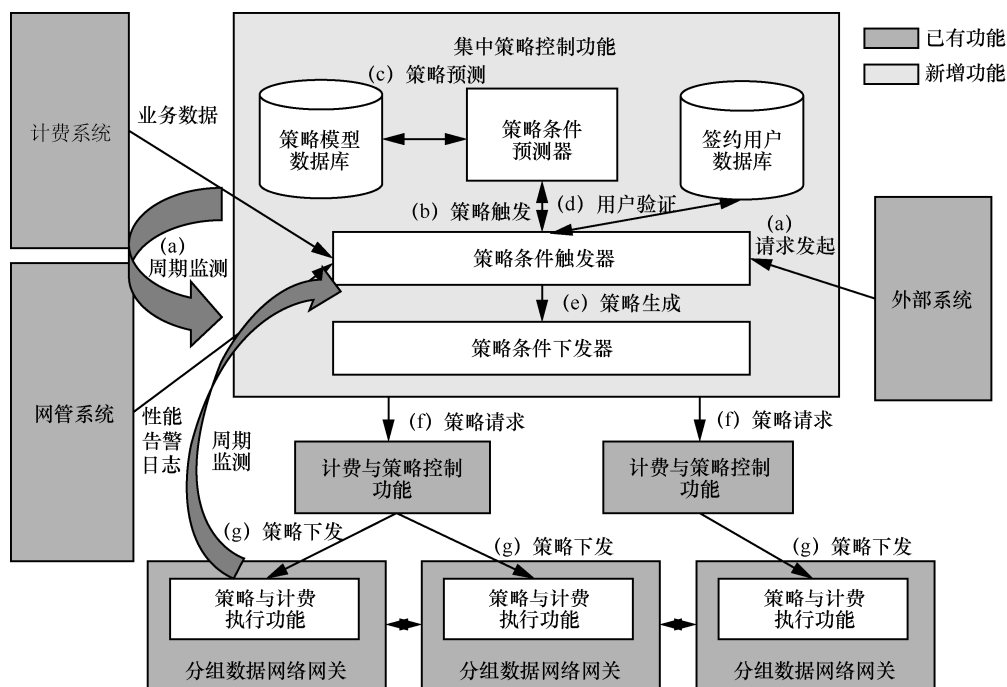


图3 智能管道自组织逻辑架构

定门限。

- 策略条件预测器：访问策略模型数据库，利用智能管道策略模型预测网络最佳策略。
- 策略条件下发器：通过 HTTP RESTful 接口对接 PCRF，实现智能管道策略发送、监控和智能管道策略回退等。
- 策略模型数据库：训练历史计费系统、网管系统数据以及历史智能管道策略，通过人工智能算法训练不同计费、网络指标参数的智能管道策略模型。
- 签约用户数据库：存储可接收智能管道策略的用户列表，包括签约用户 MSISDN、关键指标等字段。签约用户表通过人工或同步计费系统方式录入内容。

3.3 智能管道自组织业务流程

智能管道自组织业务流程包括 6 个子流程，分别是周期监测子流程、策略触发子流程、策略预测子流程、用户验证子流程、策略生成子流程和策略下发子流程。

(1) 周期监测子流程

策略条件触发器通过监视网管系统、计费系统、分组数据网络网关和外部系统等，周期监听网络事件、用户行为数据和请求消息。由于网络和用户群体数据具有明显潮汐效应特征，如用户群上网频次按天周期波动并存在晚高峰特点等，策略条件触发器将所有监测数据按照时间顺序组合成 KTS (KPI time sery, 指标序列)。与面板数据 (panel data) 类似，KTS 指标序列具有可变长时间序列和观测截面两个维度。时间序列反映指标随观测周期的波动情况，作为策略预测输入；某观测周期内所有指标构成了该周期的指标观测截面，用于策略触发条件组合判断。指标序列示意图如图 4 所示。

(2) 策略触发子流程

策略条件触发器通过人工或动态配置 KTS 指标序列基线。当某指标超过基线，或外部系统发

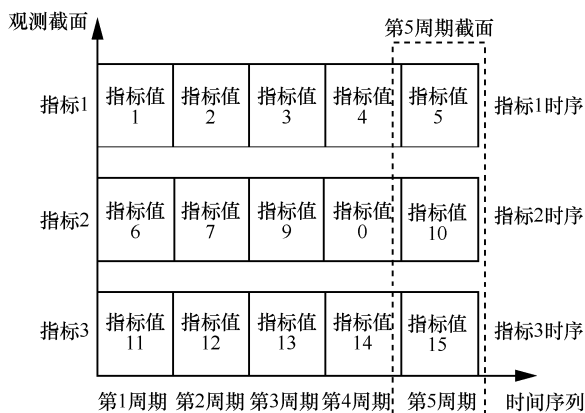


图4 指标序列示意图

起策略请求时候，策略条件触发器启动策略预测流程，将 KTS 指标序列传递给策略预测器。

(3) 策略预测子流程

策略预测是智能管道自组织业务的核心流程，自动预测最佳智能管道策略，并由系统或人工审核后下发。策略预测流程涉及策略模型数据库和策略条件预测器两个功能单元。在策略模型数据库中，人工初始化标注 KTS 指标序列与最佳智能管道策略对应关系（可以是多对多关系）以及具体策略参数。同时，对应关系和策略参数在后续监测周期中自动迭代更新；策略条件预测器分析 KTS 指标序列，利用人工智能的机器学习算法在策略模型数据库匹配最优策略。

由于 KTS 指标序列具有可变长时间序列特征，而传统机器学习算法对于变长时间序列问题无能为力^[8]。如逻辑回归、支撑向量机、前向神经网络等算法只能处理固定输入长度时间数据，马尔可夫过程模型仅能够处理当前周期和上一步周期数据。为此，策略条件预测器引入循环神经网络 (recurrent neural network, RNN) 算法，对任意长度数据序列进行有监督学习训练，构造策略决策模型。循环神经网络示意图如图 5 所示。

与传统神经网络算法类似，策略条件预测器使用的循环神经网络包括输入层、隐含层和输出层 3 层。对于输入层，输入数据为归一化后连续多个周期的观测截面指标序列，假设第 1 到第 t 周

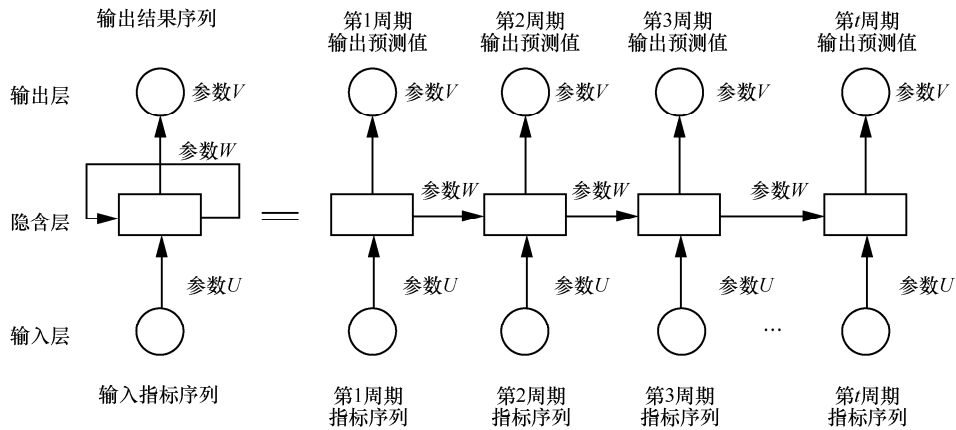


图5 循环神经网络示意图

期分别为 $KTS_1, KTS_2, \dots, KTS_t$ 。

为了避免模型过拟合,策略条件预测器中循环神经网络隐含层配置为1层。不同于传统神经网络算法,循环神经网络增加了隐含层神经元的自反馈功能,隐含层各周期的输出数据循环连接,用来存储、提取、分析不同观测截面的总体信息。隐含层第 t 周期输出数据 h_t 不仅与当前输入 KTS_t 有关,还与前 $(t-1)$ 个周期隐含层输出数据有关,具体如下。

$$\begin{aligned} h_t &= f(Uh_{t-1} + W \cdot KTS_t + b) \\ &= f(Uf(\dots Uf(Uh_1 + W \cdot KTS_2 + b) + \\ &\quad W \cdot KTS_3 + b) + \dots + W \cdot KTS_t + b) \end{aligned} \quad (1)$$

其中,参数 W 是隐含层状态权重转移矩阵, U 是输入层和隐含层之间模型权重, b 是模型偏移常量。函数 $f(x)$ 是激活响应函数,在策略条件预测器中使用 Sigmoid 函数。

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2)$$

最后,输出层来自隐含层输出数据的线性组合。对于第 t 周期,输出层的结果为:

$$y_t = Vh_t \quad (3)$$

其中,参数 V 是隐含层和输出层之间的模型权重。

理论上,完全连接的循环神经网络有足够数量的 Sigmoid 型隐含层神经元时候,可以按照任意准确率近似为一个非线性动力系统。完全连接

指输入层和隐含层以及隐含层和输出层之间节点互相连接。动力系统指系统状态按一定规律随时间变化。循环神经网络参数需要通过模型训练得到。常用学习算法有随时间的反向传播 (back propagation through time, BPTT) 和实时循环学习 (real-time recurrent learning, RTRL)。实时循环学习算法适合在线学习和无限序列任务,但计算量较大。随时间反向传播算法计算量小,空间复杂度高。策略条件预测器使用 BPTT 算法训练,主要过程如下^[9-10]。

算法1 策略条件预测器的 BPTT 训练算法

算法输入: KTS 指标序列

算法训练:

步骤1 初始化。机给定模型参数 W 、 U 、 b 、 V 。

步骤2 计算模型参数梯度。假设 x_k^T 表示第 T 周期输入层节点 k 的输入, h_{k-1}^T 为第 T 周期隐含层节点 $(k-1)$ 的输出。则模型各参数的梯度为:

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial U} &= \sum_{t=1}^T \sum_{k=1}^t \delta_{t,k} \cdot h_{k-1}^T \\ \frac{\partial E}{\partial W} &= \sum_{t=1}^T \sum_{k=1}^t \delta_{t,k} \cdot x_k^T \\ \frac{\partial E}{\partial V} &= \sum_{t=1}^T \sum_{k=1}^t h_{k-1}^T \\ \frac{\partial E}{\partial b} &= \sum_{t=1}^T \sum_{k=1}^t \delta_{t,k} \end{aligned} \quad (4)$$

这里, E 为循环神经网络模型输出误差, 也就是指标序列输入的损失函数。 $\delta_{t,k}$ 是第 t 时刻的损失对第 k 时刻隐含层输入的导数, 通过迭代计算:

$$\begin{aligned}\delta_{t,k} &= \frac{\partial E_t}{\partial \text{KTS}_k} \\ &= \text{diag}(f'(\text{KTS}_k))U^T \delta_{t,k+1}\end{aligned}\quad (5)$$

其中, 函数 $f'(x)$ 是 Sigmoid 型激活响应函数的导数。 $\text{diag}(x)$ 函数产生对角矩阵, 对角线上元素为 x , 其他元素都是 0。

步骤 3 更新模型参数。其中, η 为学习系数, W' 、 U' 、 b' 、 V' 是更新后的模型参数。

$$\begin{aligned}U' &= U - \eta \frac{\partial E}{\partial U} \\ W' &= W - \eta \frac{\partial E}{\partial W} \\ V' &= V - \eta \frac{\partial E}{\partial V} \\ b' &= b - \eta \frac{\partial E}{\partial b}\end{aligned}\quad (6)$$

步骤 4 返回步骤 2, 反复训练直到网络输出误差达到要求, 结束训练。

算法输出:

当训练结束后, 形成模型参数。在模型应用过程中以一定时间周期对模型契合度进行评估, 并进行模型参数修正及优化。

(4) 用户验证子流程

集中策略控制功能通过人工配置或自动同步业务系统, 在签约用户数据库中录入智能管道策略对应用户数据。策略条件触发器启动用户验证流程后, 检索签约用户数据库, 获得可以下发策略的用户清单, 包括号码列表以及相关用户属性信息用户所属的套餐类型、用户组类型等。

(5) 策略生成子流程

策略触发器存储、过滤及审核待下发的智能管道策略, 将策略和用户清单等透传给策略请求子流程, 生成策略发送、监控和回滚等功能。

(6) 策略请求子流程

策略下发器为 PCRF 提供安全可控、内容可视的南向接口, 向 PCRF 发起智能管道策略请求以及用户清单。

4 移动互联网智能管道策略管控应用场景

4.1 “大流量用户”限速场景

当移动互联网用户在网络中下载大文件、播放超高清视频时候, 可能抢占大量无线信道资源导致网络拥塞, 同小区内其他用户上网速度变慢、时延增大或无法上网, 影响整体客户上网感知。IPCF 通过网管系统监测网络“大流量用户”, 通过 IPCF 提前预测可能的网络拥塞时间和影响程度, 实施不同 QoS 优先级调整策略, 实现在无线侧对“大流量用户”限速, 如图 6 所示。

智能管道策略: IPCF 制定“大流量用户”限速策略, 网管系统提取可能“大流量用户”, 并通过修改 QoS 控制大流量用户的网络接入速率, 具体见表 2。

表 2 “大流量用户”限速策略

策略子模块	主要内容
KTS 指标序列	用户号码, 小区内单用户流量占比, 小区 ID
策略输入	用户号码=MSISDN & 用户流量占比=flow & 小区 ID=cell
策略动作	修改 QoS 类别指示
策略输出	用户号码=MSISDN & 小区 ID=cell & QoS=newQoS

4.2 网络高负荷保障场景

在除夕等节假日, 当大业务量导致网络发生高负荷时, 限制或禁止低价值用户接入是保障网络平稳运行的重要手段。IPCF 通过网管系统实时获取网络负荷, 并提前预测可能的网络高负荷小区, 并结合计费系统用户价值, 对高负荷区域内低价值用户实施限速策略或限制上网, 实现网络高负荷场景保障, 如图 7 所示。

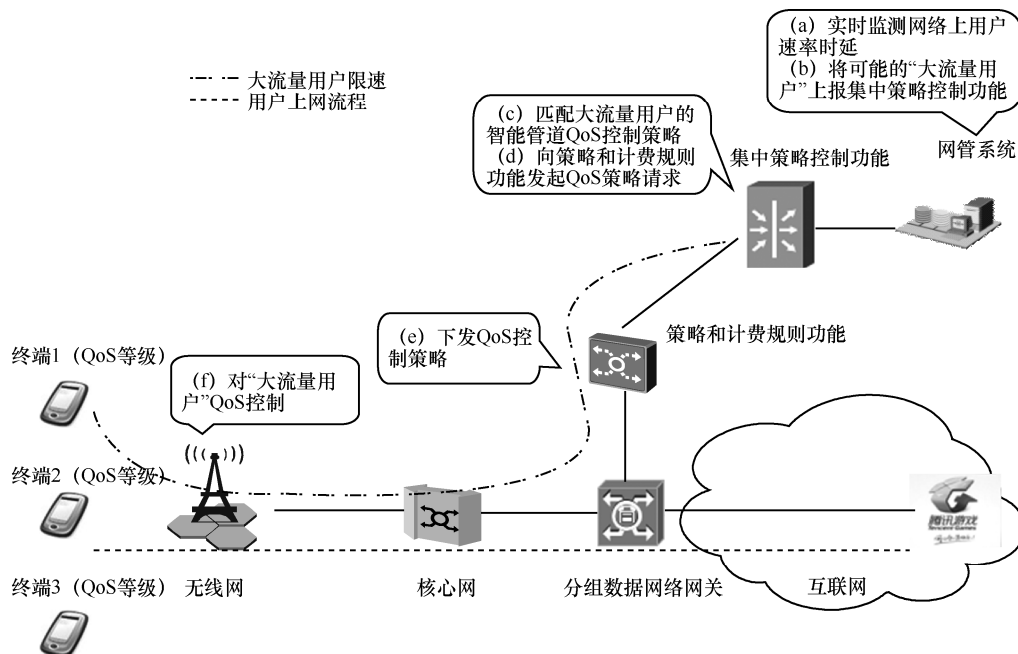


图6 “大流量用户”限速场景

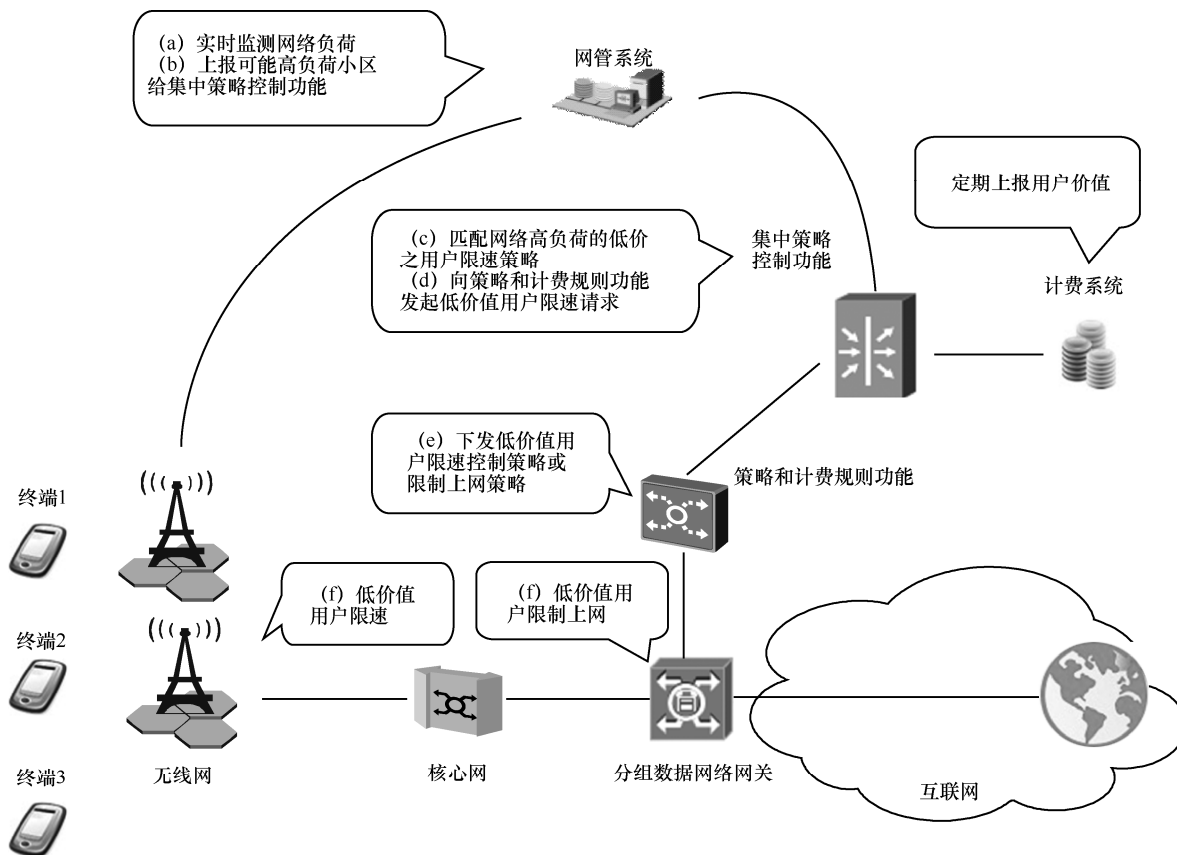


图7 网络高负荷保障场景

智能管道策略：IPCF 从网管系统提取可能高负荷小区列表，从计费系统获取用户价值，并对高负荷小区内的低价值用户，修改 QoS 实施低价值用户限速，或限制上网，具体见表 3。

表 3 网络高负荷保障策略

策略子模块	主要内容
KTS 指标序列	用户号码, 小区负荷, 小区 ID, 小区常驻用户, 用户价值
策略输入	用户号码=MSISDN & 用户价值=value & 小区 ID=cell & 小区负荷=load
策略动作	修改 QoS 类别指示, 或者限制上网
策略输出	用户号码=MSISDN & 小区 ID=cell & QoS=newQoS

4.3 在线广告推荐场景

在线广告利用大数据技术实时计算目标客户群体，通过在线媒体实施精准广告投放，提升广告曝光率、点击率等潜在活动利润^[11]。在移动互联网领域，IPCF 接收网管系统深度分组解析的用户行为，如网页浏览、搜索关键词、点击广告等，并结合用户位置、计费系统用户价值等，构建移

动互联网用户画像标签^[12]。目前在 IPCF 中用户画像标签共有 25 种，如网购用户、常出差用户、办公族用户等。针对第三方应用服务发起的特定广告推送需求，IPCF 通过用户画像预测目标用户码，下发重定向策略，将用户浏览的部分页面元素重定向到特定广告页面，实现第三方应用服务的业务营销推广，如图 8 所示。

智能管道策略：IPCF 从网管系统深度解析用户行为和位置，从计费系统获取用户价值，构建用户画像。针对第三方应用的广告需求，精准预测目标用户，在访问特定页面时候实施重定向策略，将用户浏览的部分页面元素重定向至广告推广页面，见表 4。

表 4 在线广告推荐策略

策略子模块	主要内容
KTS 指标序列	用户号码, 用户画像, 广告类别
策略输入	用户号码=MSISDN & 用户标签=persona & 广告类别=Adtype
策略动作	重定向
策略输出	用户号码=MSISDN & 重定向地址=reDirectionIP

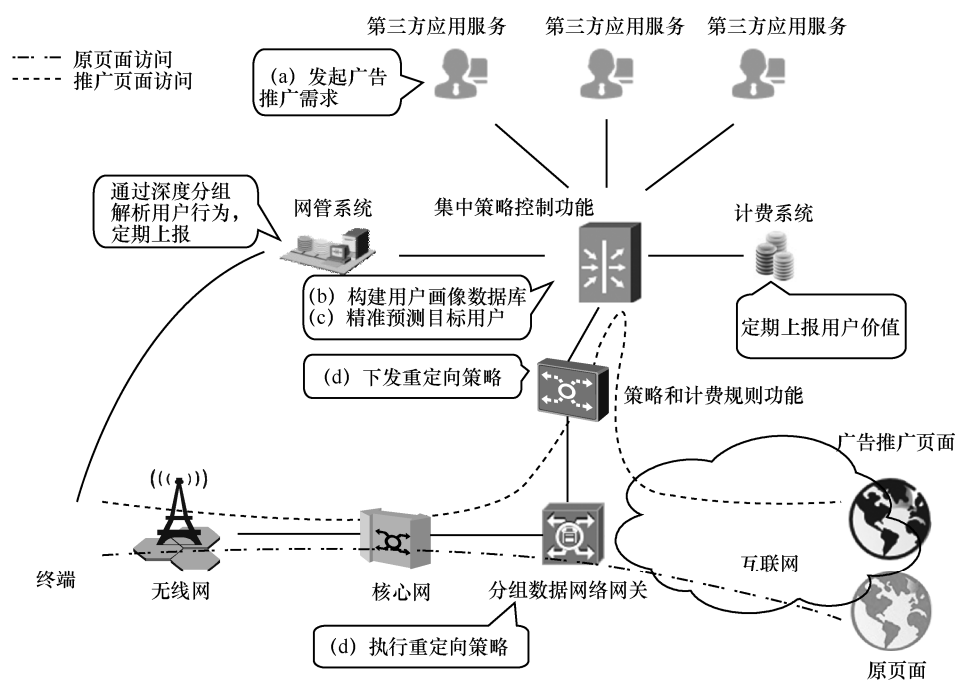


图 8 在线广告推荐场景



5 结束语

本文基于自组织网络,提出了移动互联网智能管道自组织架构,引入 IPCF(集中策略控制功能)实体,实现通过智能管道策略对网管系统、业务系统、网络事件等事件实现全方位立体管控。同时,IPCF 实体内各模块功能清晰,互相独立,可以快速实现策略条件触发、最佳策略预测、策略迭代更新等。

该网络架构在“大流量用户”限速、网络高负荷保障及在线广告推荐等场景得到应用。后续将结合 5G 网络大带宽、低时延等特点,进一步丰富智能管道自优化网络应用场景。

参考文献:

- [1] 张园,赵慧玲.移动互联网环境下的智能管道关键技术[J].电信科学,2013,29(9):60-62.
ZHANG Y, ZHAO H L. Key technology of smart network in mobile internet environment[J]. Telecommunications Science, 2013, 29(9): 60-62.
- [2] XU G, MU Y, LIU J. Inclusion of artificial intelligence in communication networks and services[J]. International Telecommunication Union, 2017.
- [3] 3GPP. Telecommunication management; self-organizing networks(SON) concepts and requirements: TS32.500 V14.0.0[S]. 2018.
- [4] 3GPP. Self-organizing networks (SON) policy network resource model (NRM) integration reference point (IRP); requirements: TS32.521 V11.1.0[S]. 2012.
- [5] 赵慧玲,徐向辉,陈运清,等.智能管道构建思路探讨[J].电信科学,2011,27(3):7-11.
ZHAO H L, XU X H, CHEN Y Q, et al. Discussion of intelligent pipe[J]. Telecommunications Science, 2011, 27(3): 7-11.
- [6] 3GPP. Policy and charging control architecture: TS23.203 V15.2.0 [S]. 2018.
- [7] 江鹏,梁燕萍,丁丁,等.自组织技术在 TD-SCDMA 和 TD-LTE 网络的引入研究[J].电信科学,2011,27(z1):109-114.
JIANG P, LIANG Y P, DING D, et al. Research on the key technology of self-organizing network in TD-SCDMA and TD-LTE network[J]. Telecommunications Science, 2011, 27(z1): 109-114.
- [8] 邱锡鹏.神经网络与深度学习[Z].2018.
QIU X P. Neural network and deep learning[Z]. 2018.
- [9] 朱群雄,孙锋. RNN 神经网络的应用研究[J].北京化工大学学报(自然科学版),1998(1):86-90.

ZHU Q X, SUN F. Study on application of recurrent neural network[J]. Journal of Beijing university of chemical technology(natural science), 1998(1): 86-90.

- [10] HAGAN M T, DEMUTH H B, BEALE M H. 神经网络设计[M].戴葵,等译.北京:机械工业出版社,2002.
HAGAN M T, DEMUTH H B, BEALE M H. Neural network design[M]. Translated by DAI K, et al. Beijing: Machine Press, 2002.
- [11] 刘鹏,王超.计算广告[M].北京:人民邮电出版社,2015.
LIU Q, WANG C. Computational advertising[M]. Beijing: Posts and Telecom Press, 2015.
- [12] 张铭芮,刘建毅.移动互联网广告推荐算法研究[J].电信科学,2012,28(8):90-95.
ZHANG M R, LIU J Y. Research on mobile internet advertising recommendation algorithm[J]. Telecommunications Science, 2012, 28(8): 90-95.

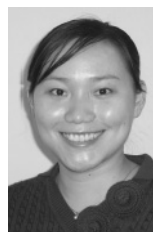
[作者简介]



薛飞(1983-),男,中国移动通信集团广东有限公司工程师,中山大学岭南(大学)学院硕士生,主要研究方向为大数据分析、智能管道网络能力开放等。



徐宇辉(1976-),男,中国移动通信集团广东有限公司工程师,主要研究方向为智能管道技术等。



张靓(1980-),女,中国移动通信集团广东有限公司通信工程师,主要研究方向为大数据分析、智能管道网络能力开放等。



李英(1976-),女,博士,中国移动通信集团广东有限公司高级工程师,西安电子科技大学电子工程学院博士生,主要研究方向为通信网络人工智能应用。