

# 面向云数据中心的业务差异化流量管理优化策略

王耀民, 王霞, 董易, 高莲, 张松海, 施心陵

(云南大学信息学院, 云南 昆明 650504)

**摘要:** 为应对运营商云数据中心多业务差异化流量管理要求, 提升网络性能和业务体验, 构建符合运营商云数据中心运营要求的多业务差异化流量管理模型 (MSD), 针对 MSD 模型改进斐波那契树优化 (FTO) 算法, 提出运营商 SDN 云数据中心流量管理的 MSD-FTO 策略。实验结果表明, 该策略具备良好的全局优化能力和多模自适应特性, 通过算法全局局部交替迭代寻优得到多个符合条件的差异化流量管理方案, 可解决运营商云数据中心多业务差异化流量管理问题, 有效提升云数据中心的网络性能和业务体验。

**关键词:** 云数据中心; 多业务差异化; 流量管理; 斐波那契树优化算法; 多模自适应优化

**中图分类号:** TP393

**文献标识码:** A

**doi:** 10.11959/j.issn.1000-436x.2019215

## Multi-service differentiated traffic management optimization strategy in cloud data center

WANG Yaomin, WANG Xia, DONG Yi, GAO Lian, ZHANG Songhai, SHI Xinling

School of Information, Yunnan University, Kunming 650504, China

**Abstract:** In order to cope with the traffic management for multi-service differentiated in cloud data centers, improving network performance and service experience, the multi-service differentiated (MSD) traffic management model was designed that can suit operational requirements in cloud data center. Fibonacci tree optimization (FTO) algorithm was improved according to the MSD model. MSD-FTO traffic management strategy was proposed in SDN cloud data center. Simulation results show that the strategy takes advantage of FTO global optimization ability and multi-modal adaptive performance. Through the global local alternating optimization of the algorithm, differentiation traffic management schemes are obtained as needed, the problem of multi-services differentiated traffic management is solved in operator cloud data center that improve network performance and service experience in cloud data center effectively.

**Key words:** cloud data center, MSD, traffic management, FTO, multi-modal adaptive optimization

### 1 引言

云计算技术的迅速发展带动传统数据中心向云数据中心转变, 越来越多的互联网新兴业务和用户聚集云端<sup>[1-2]</sup>, 业务和用户数量的增长使云数据中心的流量规模持续增大。然而, 目前大部分云数据中心仍然采用传统数据中心的网络架构和技术<sup>[2]</sup>, 已难以适应其流量管理的需求, 尤其是承载多业务、面向多用户的运营商云数据中心。

近年来兴起的软件定义网络 (SDN, software defined networking) 云数据中心<sup>[3-4]</sup>, 实现了流量的全局集中管理和灵活的细颗粒优化<sup>[5]</sup>。云计算技术使业务越发多元化, 用户的业务体验也存在差异化的需求, 如何使 SDN 云数据中心具备多元化和差异化的流量管理能力成为需要进一步解决的问题。

目前, 国内外产学研界对于 SDN 数据中心或云数据中心流量管理优化的研究, 主要是根据流量管理需求或优化目标, 建立相应的数学模型, 通过合

收稿日期: 2019-06-12; 修回日期: 2019-08-26

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.81771928, No.61561049)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (No.81771928, No.61561049)

适的算法求解。研究涵盖如下方面。

1) 通过静态阈值识别“大象流”“老鼠流”或特定范围的流量，将此类流量作为优化对象，根据所设计流量管理方法对其进行优化。Al-Fares 等<sup>[6]</sup>提出 Hedera 流量调度方案，通过模拟退火算法求解数据中心“大象流”的优化路径。文献<sup>[7]</sup>设计一种数据中心 FISH 流量管理策略，在流量突发的情况能对“老鼠流”进行合理管理优化。但由于静态阈值匹配多业务差异化流量能力较弱，难以实现多业务差异化流量的全局优化管理，无法满足云数据中心多业务流量差异化的性能需求。

2) 应用智能优化算法求解流量优化方案，解决 SDN 数据中心流量管理问题。Zhanikeev<sup>[8]</sup>将遗传算法 (GA, genetic algorithm) 应用于数据中心端到端的路径优化，提高流量管理效率。Mohammadi 等<sup>[9]</sup>应用教学优化 (TLBO, teaching learning based optimization) 算法求解多媒体多播流量的管理方案，以提升业务服务质量。文献<sup>[10]</sup>通过蚁群优化 (ACO, ant colony optimization) 算法求解 SDN 数据中心网络分段路由，提高数据中心网络吞吐量。文献<sup>[11]</sup>将流量调度问题转化为背包问题，借鉴离散粒子群优化 (PSO, particle swarm optimization) 算法得到最优流量调度方案。GA、ACO 和 PSO 等传统智能优化算法能快速收敛，但这些算法容易陷入局部最优，多数算法不具备多模特性<sup>[12]</sup>，若用于解决多业务差异化流量管理问题存在一定的局限性。

3) SDN 数据中心流量管理的优化方案通常是基于网络瞬时信息的最优解或近似最优解<sup>[13]</sup>。流量管理是一个时间相关性问题的，若只对信息采集时刻有效的唯一最优解失效，则需要再次求解最优解，这样必然影响流量管理的效率。流量管理策略具备多模优化能力，能同时得到多个满足条件差异化优化方案，提高流量管理效率。同时多个流量管理方案能更好地兼顾云数据中心流量管理的多维决策需求，提升运营管理水平。

综上，当前关于数据中心流量管理研究成果，不能很好地满足运营商云数据中心多业务差异化的流量管理需求。

为此，本文以运营商 SDN 云数据中心为研究对象，针对其多业务差异化的流量管理需求，综合考虑网络性能、流量特征和业务体验等因素，提出了面向云数据中心的多业务差异化流量管理优化策略。本文的主要贡献和工作如下。

1) 基于运营商云数据中心实际的业务流行度和业务流量周期特征，建立业务流行度概率统计函数和业务周期流量函数。

2) 针对运营商云数据中心流量管理需求，设计与之匹配的 SDN 云数据中心流量管理规则，构建多业务差异化 (MSD, multi-service differentiated) 流量管理模型，以解决运营商云数据中心流量管理问题。

3) 提出云数据中心流量管理的 MSD-FTO 策略，针对 MSD 模型设计，改进斐波那契树优化 (FTO, Fibonacci tree optimization) 算法，实现云数据中心多业务差异化流量管理多维、多约束的多模自适应寻优。

4) 通过 Mininet 搭建运营商云数据中心测试平台，验证 MSD-FTO 策略的有效性。结果表明，MSD-FTO 策略具备稳定的全局寻优能力和灵活的多模自适应特性。同等条件下，其寻优能力优于遗传算法 (GA) 和改进遗传算法 (IGA, improved genetic algorithm)。而且，MSD-FTO 策略能根据需求解多个差异化流量管理方案，对多业务流量进行合理的差异化管理，流量管理效果优于 ECMP (equal-cost multi-path)，能有效提升网络性能和业务体验，满足运营商云数据中心多业务差异化流量管理需求。

## 2 云数据中心多业务流量描述

本节针对运营商云数据中心的运营特点和流量特征，重点考虑业务流行度和业务周期两方面，建立业务流行度概率统计函数和业务周期流量函数。

### 2.1 业务流行度

业务流行度表示各种业务对于用户的吸引程度，如世界杯、奥运会等赛事期间的 4K 高清视频；京东“618”和淘宝“双 11 购物节”期间的电子商务业务；节庆活动有关的新闻、互动视频等。流行度高的业务更容易吸引用户关注和使用。某运营商云数据中心在“双 11 购物节”期间的周流量统计如图 1 所示。

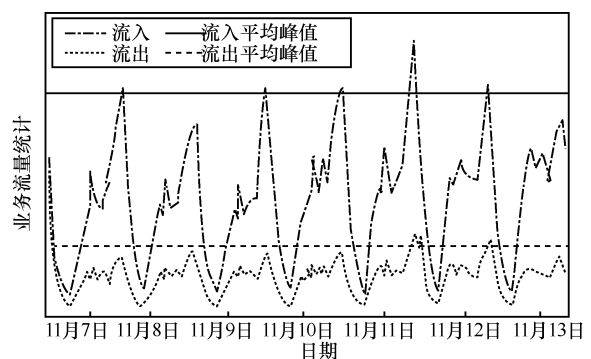


图 1 云数据中心周流量统计

根据运营商云数据中心运营实际，结合各业务历史流量信息，设计业务流行度概率统计函数，如式(1)所示。

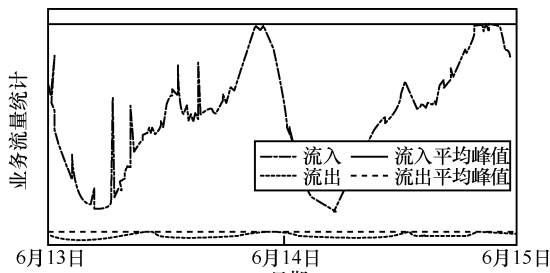
$$P_k(t) = \frac{\gamma_k(t)S_k}{\sum_{k=1}^K S_k} \quad (1)$$

其中， $S_k$  表示业务  $k$  的累计活跃用户数； $\gamma_k(t)$  为业务  $k$  的独立性因子，是时间函数，表示多个业务间相互独立且具有时间相关性。

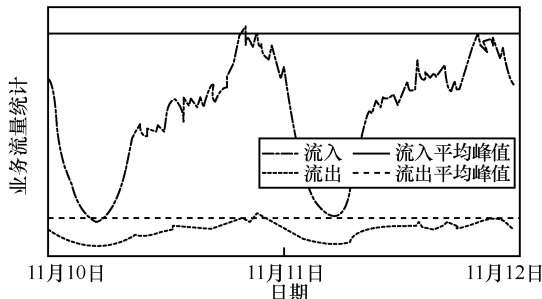
通常云数据中心宏观用户规模与所处城市或地区人口、经济等相关，短期内趋于相对稳定的状态。当用户集中关注部分业务时，其他业务关注度必然下降，各业务的流行度具有差异性。本文根据业务流行度概率统计分布，通过提高热门业务的服务质量以提升用户体验的普遍满意度。文献[14]研究表明了关注和提升重点或热点业务的服务质量，对提升网络性能和用户体验具有重要作用。

### 2.2 业务周期流量

某运营商云数据中心在 2018 世界杯期间和淘宝“双 11 购物节”期间的相关业务流量统计如图 2 所示。



(a) 2018世界杯视频流量统计



(b) “双11购物节”流量统计

图 2 业务周期流量统计

研究表明，云数据中心各业务流量具有显著的周期性特征<sup>[15]</sup>。如 2018 世界杯赛事集中在北京时间的凌晨时段；各电商购物节、重大节庆活动相关业务流量峰值也为某特定时段等，各业务周期也存

在明显的差异性。

根据运营商云数据中心业务流量的历史信息 and 业务周期特征，归一化建立业务周期流量函数，如式(2)所示。

$$B^k(t) = \sum_{t \in T_k} \lambda_k(t) b^k \quad (2)$$

其中， $b^k$  表示业务  $k$  的流量需求； $\lambda_k(t)$  是时间函数，表示业务  $k$  时间相关的流量变化因子； $T_k$  表示业务  $k$  的周期，反映业务  $k$  平均峰值流量的时间区间。

## 3 SDN 云数据中心流量管理设计

基于运营商云数据中心的多业务流量特征，设计 SDN 云数据中心流量管理规则，构建多业务差异化流量管理模型，解决运营商云数据中心的多业务差异化流量管理问题。

### 3.1 流量管理规则设计

为满足云数据中心多业务差异化流量管理的要求，SDN 云数据中心可充分发挥其全局集中控制和细颗粒流量管理优势，应用 SDN 集中控制器的流量统计、流量分析和流表管理等功能模块<sup>[16-17]</sup>，设计合理的流量管理规则，实现多业务差异化流量管理的目标。SDN 云数据中心流量管理规则逻辑框架如图 3 所示。

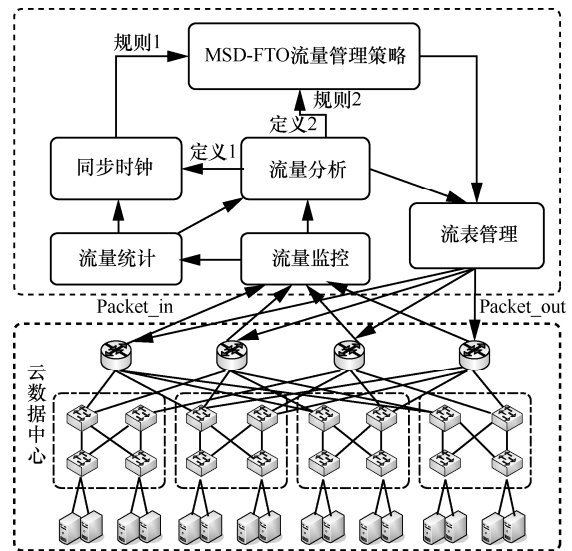


图 3 流量管理规则逻辑框架

结合云数据中心历史流量统计和各业务流量特征分析，将业务流量定义为如下 2 类。

**定义 1** 可预知随机型流量。如 2018 世界杯的 4K 高清视频、IPTV 业务流量；电商购物节的相关

业务流量或重大活动的相关业务流量等。此类流量可结合历史信息分析或经验预知，具有相对稳定周期性和计划性特征，但用户对这些业务的选择仍然具有随机性。

**定义 2** 非可预知突发型流量。如网络故障、网络突发事件等。此类流量不可提前预知、突发性强，流量突变容易造成网络拥塞，严重影响网络性能和业务体验。

设计与流量分类定义相匹配的流量管理规则如下。

**规则 1** 针对可预知随机型流量，结合历史流量统计信息和运营经验，依据业务流行度和业务可预知周期设置对应同步时钟，当进入业务可预知周期时，根据历史同期业务流量统计确定业务流量需求，如式(3)所示，SDN 集中控制器激活多业务差异化流量管理策略，确保可预知周期内的网络性能和业务体验。

$$B^k(t) = \delta_k B^k(\tau), t \in T_k' \quad (3)$$

其中， $B^k(\tau)$ 表示业务  $k$  历史同期流量函数， $\delta_k$ 表示业务  $k$  的流量优化决策权重， $T_k'$ 表示业务  $k$  的可预知周期。当周期结束后系统恢复常态，业务流量通过 ECMP 进行管理。

**规则 2** 针对非可预知突发型流量，通过 SDN 集中控制器流量分析模块识别异常流量。当发现异常流量，且持续时间超过异常流量观察期，如式(4)所示，SDN 集中控制器激活多业务差异化流量管理策略，对异常流量进行优化，避免网络性能下降，保障业务服务质量。

$$\begin{cases} B^k(t) > B_{\max}^k(\tau) \\ B^k(t) = \{t | t = t_0 + \Delta t\} \end{cases} \quad (4)$$

其中， $B_{\max}^k(\tau)$ 表示业务  $k$  的历史流量平均峰值函数； $t_0$ 表示识别异常流量的起始时刻； $\Delta t$ 表示异常流量观察期。

设置观察期 $\Delta t$ ，能避免网络中的瞬时突发流量引起频繁的流量管理，保障网络稳定性。 $\Delta t$ 与 SDN 云数据中心的网络平面、控制平面以及业务流量特征等关联，需根据具体情况进行讨论和设置。

### 3.2 流量管理模型设计

云数据中心中各类业务对时延、分组丢失和带宽等网络性能需求具有明显差异<sup>[18]</sup>。为实现云数据中心的业务差异化流量管理，需要构建多元化业务差异化性能需求的流量优化模型，达到增强网络

性能和业务体验的目的。

设计云数据中心网络为有向图  $\text{Graph}=(N, A)$ ，如图 4 所示。其中  $N$  是网络节点集合， $A$  是链路集合，图 4 中  $\text{Node}_i$  与  $\text{Node}_j$  间链路分别表示为向量  $(i, j)$  和向量  $(j, i)$ ， $(i, j) \cup (j, i) \in A$ ，表明链路中的流量具有方向性。

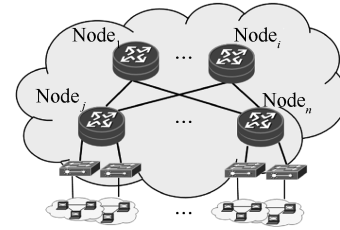


图 4 云数据中心网络

用  $K$  表示业务集合，业务  $k \in K$ 。 $X_{ij}^k$ 表示业务  $k$  是否经过链路  $(i, j)$ ， $(i, j) \in A$ 。业务端到端性能开销如式(5)所示。

$$C_{ij} = \alpha d_{ij} + \beta p_{ij} \quad (5)$$

式(5)的各符号定义如表 1 所示。

表 1 符号定义

符号	描述
$c_{ij}$	链路 $(i, j)$ 性能开销
$\alpha$	时延权重
$\beta$	分组丢失权重
$d_{ij}$	链路 $(i, j)$ 时延
$p_{ij}$	链路 $(i, j)$ 分组丢失
$b_{ij}$	链路 $(i, j)$ 的可用带宽
$P_{\max}^k$	业务 $k$ 分组丢失阈值
$D_{\max}^k$	业务 $k$ 时延阈值

设计最小化多业务依概率端到端性能开销作为优化目标，如式(6)所示。

目标函数为

$$\min \sum_{(i, j) \in A} \sum_{k \in K} \sum_{t \in T_k} C_{ij} X_{ij}^k P_k(t) \quad (6)$$

约束条件为

$$\sum_{k \in K} \sum_{t \in T_k} b_{ij} X_{ij}^k \leq B^k(t), \forall (i, j) \in A \quad (7)$$

$$\sum_{(i, j) \in A} p_{ij} X_{ij}^k \leq P_{\max}^k, \forall k \in K \quad (8)$$

$$\sum_{(i, j) \in A} d_{ij} X_{ij}^k \leq D_{\max}^k, \forall k \in K \quad (9)$$

$$X_{ij}^k \in \{0, 1\}, (i, j) \in A, k \in K \quad (10)$$

式(7)表示业务流量满足业务周期流量函数约束,式(8)、式(9)分别表示各业务满足对应的分组丢失、时延的阈值约束,式(10)表示业务  $k$  是否经过链路  $(i, j)$ 。

将业务流行度概率统计加入目标函数,实现多业务依概率流量管理,增强流量管理的针对性。业务周期流量函数依历史流量信息设计,具有与各业务相匹配的自适应特征,将其作为约束条件可强化流量管理模型的动态自适应能力。

至此,本文构建了适配运营商云数据中心的多业务差异化流量管理模型。由模型可知,运营商云数据中心多业务差异化流量管理是一个依概率的多维、多约束和多模优化问题,也是一个 NP-hard 问题<sup>[9]</sup>。本文拟针对所设计的 MSD 模型,改进斐波那契树优化算法,提出一种云数据中心流量管理的 MSD-FTO 策略,通过在流量管理可行域内全局局部交替迭代的多模自适应寻优,求解多业务差异化流量管理方案,达到提升网络性能和业务服务质量的的目的。

## 4 流量管理 MSD-FTO 策略设计

### 4.1 FTO 多维寻优

斐波那契树优化算法是一种基于斐波那契法和黄金分割法思想设计的智能优化算法<sup>[12,19]</sup>,斐波那契法和黄金分割法用于求解一维单峰函数的最优性已得到了证明<sup>[20]</sup>。然而,多业务差异化流量管理是一个多维问题,需要将斐波那契法和黄金分割法的最优性从一维拓展到多维,设计 FTO 基本结构,其全局和局部点在高维可行域中,需满足式(11)的比例关系和式(12)的线性关系。

$$\frac{\|x_c - x_a\|}{\|x_b - x_a\|} = \frac{\|x_b - x_c\|}{\|x_c - x_a\|} = \frac{F_i}{F_{i+1}} \quad (11)$$

其中,向量  $x_a$ 、 $x_b$  为全局端点,  $x_c$  为局部试探点,  $F_i$  为斐波那契数列第  $i$  项。

$$x_c = x_a + \frac{F_i}{F_{i+1}}(x_b - x_a) \quad (12)$$

其中,  $\frac{F_i}{F_{i+1}}$  符合黄金分割法。

通过 FTO 基本结构全局和局部点的多维迭代,形成算法全局局部交替迭代寻优过程,迭代过程全局点满足随机性,局部点具有启发式信息。FTO 全局局部交替迭代寻优过程如同在问题的可行域构建了一张“搜索网”,如图 5 所示。全局搜索的“扩

展”和局部搜索的“收缩”,既保证算法全局和局部搜索的均衡性,又确保迭代寻优过程渐近收敛逐步逼近最优解,还可有效避免 FTO 寻优陷入局部最优,保证多业务差异化流量管理方案的最优性。

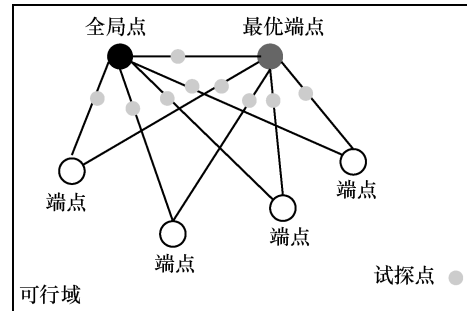


图 5 FTO 算法全局局部搜索示意

FTO 迭代计算过程中将寻优得到的可行解存储起来,可对寻优过程和结果进行回溯,此记忆功能提高了算法启发能力和优化效率,对于解决流量管理的优化问题具有实用价值。

### 4.2 FTO 多约束处理

云数据中心流量管理属于多约束优化问题,FTO 应具备多约束处理能力。本文设计一种约束冲突规则<sup>[21]</sup>,简便有效地处理流量管理的多约束,其基本思想如下。

1) FTO 寻优过程产生的所有可行解需进行冲突度评估:如符合式(7)~式(10)的各项约束条件,则冲突度保持不变;若违背一项约束条件,则冲突度加 1。

2) FTO 筛选可行解的过程中,通过式(6)目标函数值和冲突度共同决策,可行解的函数值越优、冲突度越小,则此解越优;反之则越差。

FTO 约束冲突规则在处理流量管理多约束的过程中并未改变目标函数结构或引入额外参数,利用 FTO 迭代寻优的记忆功能减少可行解筛选的计算量,提高约束处理的效率,保证算法的简便性。在云数据中心流量管理实际应用中,应考虑各约束之间的优先级和重要性,以提高多约束处理灵活性。

### 4.3 MSD-FTO 策略流量管理优化

多业务差异化的流量管理 MSD-FTO 策略寻优过程可分为初始化、全局搜索、局部搜索和 FTO 树生成等。

1) 初始化。在流量管理问题的可行域中,端点集合  $S$  依概率随机生成满足斐波那契数的初始化端点,即

$|S|=F_i$ 。

2) 全局搜索。在流量管理问题的可行域中, 依概率生成满足全局随机性点  $G$ , 如式(13)所示。

$$\begin{cases} G=[x_1, x_2, \dots, x_d] \\ x_i = \text{unrand}(\min_i, \max_i) \end{cases} \quad (13)$$

其中,  $d$  表示维度,  $\min_i$  和  $\max_i$  为可行域第  $i$  维的上下界, 函数  $\text{unrand}(\min_i, \max_i)$  保证  $G$  点第  $i$  维的全局随机性。

全局点  $G$  和端点集合  $S$  内的所有点按照 FTO 基本结构生成  $F_i$  个新试探点, 如式(14)所示。

$$\begin{cases} t_{G_i} = [\text{temp}_{G_i}, \dots, \text{temp}_{G_d}], i=1, \dots, F_i \\ \text{temp}_{G_j} = \min(G_j, f_{ij}) + \frac{F_i}{F_{i+1}} |G_j - f_{ij}| \end{cases} \quad (14)$$

其中,  $d$  表示维度,  $t_{G_i}$  表示全局点  $G$  与端点集合  $S$  第  $i$  个端点新生成的局部点,  $\text{temp}_{G_j}$  表示全局点  $G$  与端点集合  $S$  第  $i$  个端点的第  $j$  维试探点。

全局搜索共生成  $F_i + 1$  个新增点, 一个满足全局随机性的全局点  $G$  和  $F_i$  个符合黄金分割法局部试探点。

3) 局部搜索。在流量管理的可行域中, 将端点集合  $S$  中函数值最优端点  $f_{\text{best}}$  与  $S$  的其余所有端点根据 FTO 基本结构, 生成  $F_i - 1$  个满足斐数特性的新局部试探点, 如式(15)所示。

$$\begin{cases} t_{f_i} = [\text{temp}_{f_i}, \dots, \text{temp}_{f_d}], i=2, \dots, F_{n-1} \\ \text{temp}_{f_j} = \min(f_{\text{best}j}, f_{ij}) + \frac{F_i}{F_{i+1}} |f_{\text{best}j} - f_{ij}| \end{cases} \quad (15)$$

其中,  $d$  表示维度,  $t_{f_i}$  表示当前函数值最好的端点  $f_{\text{best}}$  与其余第  $i$  个端点新生成的局部点,  $\text{temp}_{f_j}$  表示当前函数值最好的端点  $f_{\text{best}}$  与第  $i$  个端点的第  $j$  维的试探点。

4) FTO 树生成。FTO 全局和局部搜索交替迭代寻优, 根据目标函数值保留函数值较优的  $F_{i+1}$  个端点, 更新端点集合  $S$ , 即  $|S|=F_{i+1}$ 。当达到最大迭代次数  $N$  后, 构造满足斐数的  $N$  层 FTO 树结构。如图 6 所示。

根据多业务差异化流量管理模型设计的 FTO 树结构, 对于解决实际问题针对性强。当然, FTO 树结构还可以根据实际问题进行相应适配调整, 提高了算法解决实际问题的普适性。

FTO 计算复杂度与全局、局部点数量和 FTO 树结构有关<sup>[20]</sup>。本文针对流量管理问题设计的 FTO 树结构依据斐数线性增长, 故运算简单, 复杂度为  $O(CNN_s^2)$ , 其中,  $C$  为迭代斐数和,  $N$  为迭代次数,

$N_s$  为端点集合。

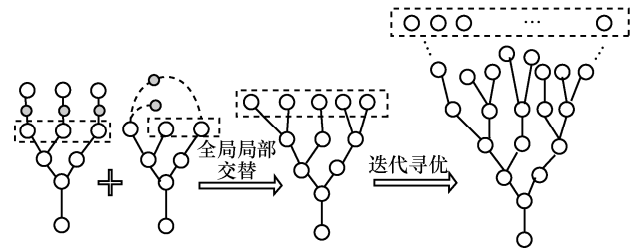


图 6 FTO 树结构生成过程

然而, 随着算法迭代次数的增加, 满足斐数的全局、局部点数量快速增长必然会影影响算法效率, 考虑云数据中心流量管理实际, 设置 FTO 树结构的剪枝机制, 如式(16)所示。

$$\text{num} < F_i, \quad i=2, \dots, n \quad (16)$$

其中,  $\text{num}$  为问题的可行解数量,  $F_i$  为斐数大小,  $n$  为斐数序列。若所需解个数  $\text{num}=3$ , 则  $F_i=5$ , 如图 7 所示。

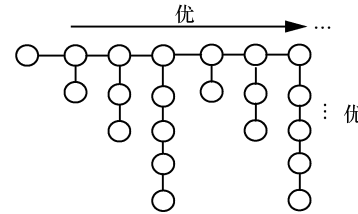


图 7 FTO 剪枝树结构

云数据中心网络性能、业务流量和用户需求具有极强的动态特征, 流量管理要综合考虑网络全局性、业务差异化、商业需求和政策规范等多重因素<sup>[22]</sup>。MSD-FTO 策略应该具备差异化的多模自适应寻优能力, 根据需要寻优到多个符合条件差异化的流量管理方案, 更好地适应云数据中心流量管理的多维决策和动态特征。因此, MSD-FTO 差异化寻优能力对云数据中心流量管理具有重要的实用价值和现实意义。

#### 4.4 MSD-FTO 策略差异化寻优设计

根据对云数据中心流量特征的分析, 本文设计了距离参数, 如式(17)所示。使 MSD-FTO 策略具备差异化的多模寻优能力。

$$\begin{cases} D_{X,Y} = \sqrt{\sum_{j=1}^d (X_j - Y_j)^2} \\ R = \frac{1}{2} f \end{cases} \quad (17)$$

其中,  $D_{X,Y}$  表示  $X$  与  $Y$  的欧氏距离;  $d$  表示维度;

$X_j$  与  $Y_j$  表示迭代过程中任意变量  $X$  与  $Y$  的第  $j$  维坐标； $R$  表示距离参数，其值根据奈奎斯特采样定理和 MSD 模型目标函数变化频率来确定； $f$  表示目标函数的最大变化频率。

FTO 全局局部交替迭代寻优得到的可行解之间，通过式(17)进行两两比较。

- 1) 若  $D_{X,Y} < R$ ，则保留两解中函数值较优一个。
- 2) 若  $D_{X,Y} > R$ ，则两解均保留。

如图 8 所示，多业务差异化流量管理问题可行域中，FTO 通过距离参数  $R$  能够实现多模问题寻优。但是，当收敛到多个目标极值的  $\varepsilon$ -邻域，且  $\varepsilon \rightarrow 0$  时，FTO 全局随机点  $G$  在该  $\varepsilon$ -邻域生成的概率趋近于 0，因而，可能造成算法收敛慢或收敛停滞的问题<sup>[12]</sup>。

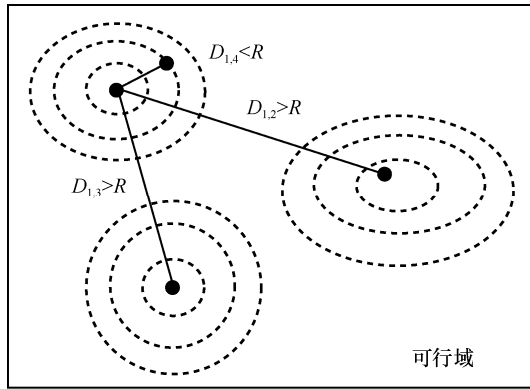


图 8 FTO 差异化流量管理示意

为提高 MSD-FTO 策略的多模寻优能力和效率，考虑本文设计的运营商云数据中心流量管理规则与 MSD 模型在实际应用中可预知流量周期与业务的差异化性能需求等，都是可明确的特定可行域。故设计与 FTO 距离参数  $R$  相结合的末梢自适应半径  $r$ ，将其定义为一个针对特定可行域范围的全局点生成规则，如式(18)所示。

$$r = \|f_{\text{worst}} - f_{\text{best}}\| \quad (18)$$

其中，末梢自适应半径  $r$  表示流量管理可行域中，端点集合  $S$  在 MSD 模型约束条件范围内最优点  $f_{\text{best}}$  和最差点  $f_{\text{worst}}$  的欧氏距离。

距离参数  $R$  引入末梢自适应半径  $r$  能调整多模寻优时全局随机点  $G$  的生成域，提高多目标极值的  $\varepsilon$ -邻域上全局点  $G$  的生成概率，使 MSD-FTO 策略具备多模自适应寻优能力，增强寻优能力和收敛效率，对于解决本文提出的多业务差异化流量管理具有实用性。文献[12]已对末梢自适应半径的有效性和收敛效率进行了验证。

MSD-FTO 策略流程如下所示。

- 1) 初始化流量管理可行域端点集合  $S$
- 2) while  $i \leq N$
- 3) begin FTO
- 4)  $F_1 = F_2 = 1$
- 5) for  $i > 2$
- 6)  $F_i = F_{i-2} + F_{i-1}$
- 7) MSD-FTO\_ ( ) 根据式(13)生成全局随机点  $G$
- 8) for each  $s \in S$  do
- 9)  $G$  与  $s$  按照式(12)产生  $F_i$  个局部试探点
- 10) end for
- 11) 确定集合  $S$  中最优值点  $f_{\text{best}}$
- 12) for each  $s \in S$  do
- 13)  $f_{\text{best}}$  与其余的端点  $s$  按黄金分割等比例生成  $F_i - 1$  新的局部点
- 14) end for
- 15) MSD-FTO\_R( ) 根据式(18)生成全局点  $G$
- 16) for each  $s \in S$  do
- 17) if  $D_{X,Y} < R$  then
- 18)  $S \leftarrow$  the better solution
- 19) else if  $D_{X,Y} > R$  then
- 20)  $S \leftarrow$  both solutions
- 21) end if
- 22) end for
- 23)  $S \leftarrow F_{i+1}$  形成新的端点集合  $S$
- 24) 判断迭代次数是否达到  $N$ ，否则转到

MSD-FTO\_ ( )

- 25) 根据式(16)输出流量管理的差异化方案

26) end for

27) end

28) end while

针对构建的 MSD 模型，设计 FTO 树结构，将斐波那契法和黄金分割法的最优性从一维拓展到多维，解决流量管理的多维问题；设计 FTO 约束冲突规则处理流量管理的多约束问题。FTO 全局局部交替迭代寻优使算法不易陷入局部最优，确保流量管理方案的最优性。

结合运营商云数据中心流量特征和运营管理需求，设计距离参数  $R$  和末梢自适应半径  $r$ ，使 MSD-FTO 策略具备差异化自适应寻优能力，一次寻优得到多个差异化的流量管理优化方案，提高云数据中心多业务差异化流量管理的多维决策能力和优化效率。

## 5 实验与分析

### 5.1 实验环境搭建

本文提出的 MSD-FTO 策略，主要针对运营商云数据中心流量管理问题，由于云数据中心承载多业务，面向多用户不具备重复实验或实验过程复现的条件，故通过 Mininet<sup>[23]</sup>+POX<sup>[24]</sup>平台，搭建一个模拟 SDN 云数据中心，如图 9 所示。实验过程尽可能使用云数据中心网络真实数据进行模拟。平台配置为：2 台 DELL R720，双 Xeon E5620，2.4 GHz，内存 8 GB，硬盘 600 GB。

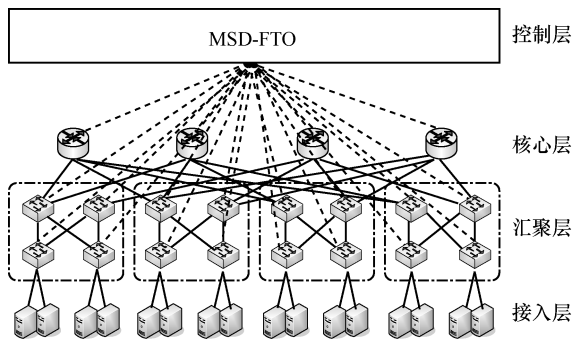


图 9 Fat-tree 实验拓扑结构

### 5.2 FTO 寻优效果分析

本文借助 Matlab2016a 进行仿真实验，通过 FTO 寻优与云数据中心流量特征近似的各类多峰函数极值点，如表 2 所示，验证 FTO 对于多业务差异化方案的寻优能力和多模自适应特性。

表 2 多峰函数

函数	函数表达式
$f_1$	$-e^{-2\ln(2)(x-0.0667)^2} \sin^6(5\pi x)$
$f_2$	$\left\{ \sum_{i=1}^5 i \cos[(i+1)x+i] \right\}^2$
$f_3$	$\left[ 1 - \frac{ \sin[\pi(x_1-2)]\sin[\pi(x_2-2)] }{\pi^2(x_1-2)(x_2-2)} \right]^5 [2+(x_1-7)^2+(x_2-7)^2]$
$f_4$	$\sum_{i=1}^n \sin(x_i)$

算法参数配置如表 3 所示，重复实验 30 次，记录寻优结果均值，如图 10 所示。

由图 10 的结果可知，FTO 可以一次性找到所有多峰函数的全部极值点，且寻优结果的精度较高。如函数  $f_3$  有一个全局最优解和一个局部最优解，FTO 能以较少的迭代次数一次性找到极值点，未出现收敛停滞问题。部分性能不佳的优化算法寻优过

程容易陷入局部最优解或收敛停滞，可能无法找到函数次优解。寻优结果充分体现了 FTO 良好的寻优能力和灵活多模自适应特性。

表 3 FTO 求解多峰函数参数设置

函数	定义域	num	$N$
$f_1$	$x \in [0,1]$	5	20
$f_2$	$x \in [-10,10]$	21	20
$f_3$	$x_1, x_2 \in [0,15]$	3	30
$f_4$	$x_1, x_2 \in [-10,10]$	13	30

可见，将 FTO 应用于多业务差异化流量管理方案的寻优时，能保证求解方案的最优性，而且按需得到满足条件的差异化流量管理方案，能提高云数据中心流量差异化管理能力和流量优化的多维决策水平。

### 5.3 MSD-FTO 策略有效性分析

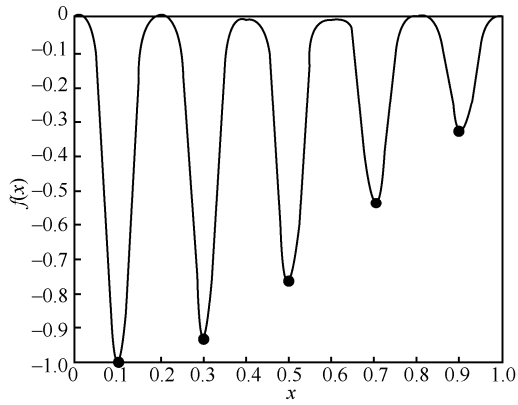
本文设计实验以 Iperf<sup>[25]</sup>作为流量产生工具，模拟云数据中心网络中的业务流量，通过对流量管理规则定义的可预知随机型流量和非可预知突发型流量进行分类管理，验证 MSD-FTO 策略有效性。同时由于 ECMP 与运营商云数据中心的真实网络场景类似，因此 MSD-FTO 策略与 ECMP 比较，可验证该策略应用于运营商云数据中心的有效性和合理性。

对于可预知随机型流量，根据规则 1，当进入可预知周期时，激活 MSD-FTO 策略进行针对性的多业务差异化流量管理。重复实验 30 次，流量变化均值如图 11 所示。

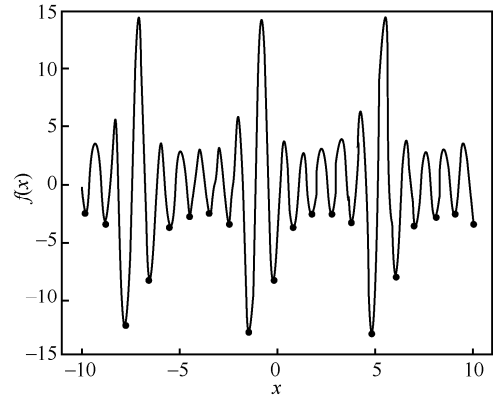
从图 11 中可以看出，时间轴 25 为起始时刻，当激活 MSD-FTO 策略进行流量管理后，链路中的业务流量呈逐步下降趋势；未激活 MSD-FTO 策略依然采用 ECMP 进行流量管理，链路中的流量持续增大直至出现链路拥塞。同等条件下，MSD-FTO 策略能对流量进行合理转发和优化，流量管理能力优于 ECMP。

运营商云数据中心的多业务与多用户间流量以南北向流量为主，网络节点均存在多条等价路径，针对其网络和业务流量特征，MSD-FTO 策略能高效完成可预知随机型流量的管理优化，达到流量管理的预期效果。

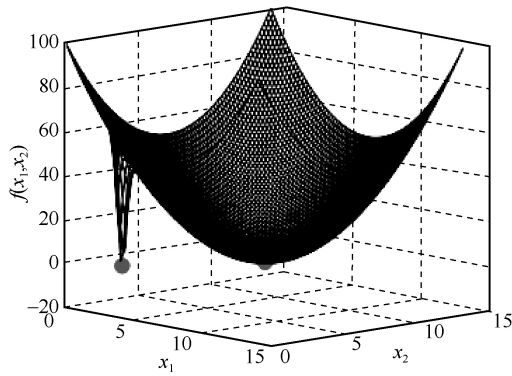
对于非可预知突发型流量的管理，根据规则 2 考虑云数据中心的实际情况，通常 SDN 集中控制器中流量监控模块的数据采集周期为 5~10 min/次，故模拟实验中的异常流量观察期  $\Delta t$  设置为 10 min。重复实验 30 次，平均结果如图 12 所示。



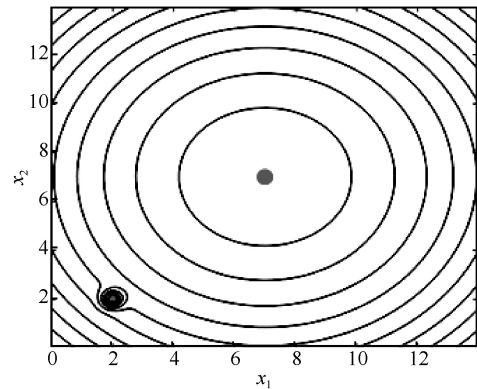
(a) 函数 $f_1$ 的寻优结果



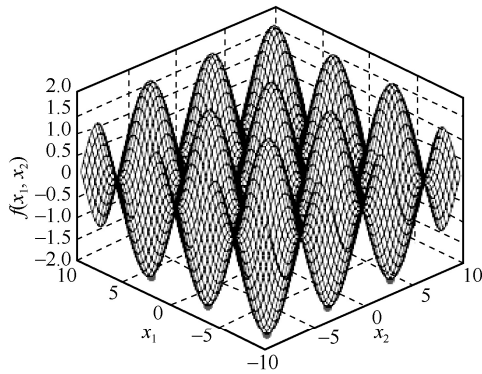
(b) 函数 $f_2$ 的寻优结果



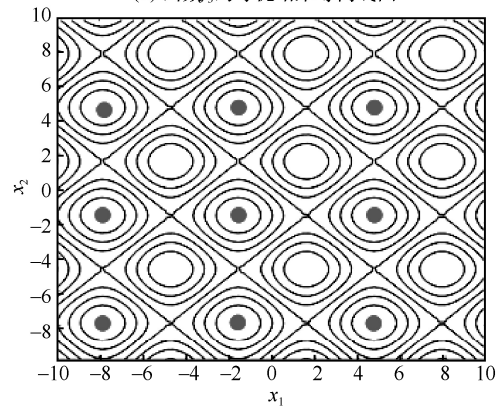
(c) 函数 $f_3$ 的寻优结果



(d) 函数 $f_3$ 的寻优结果等高线图



(e) 函数 $f_4$ 的寻优结果



(f) 函数 $f_4$ 的寻优结果等高线图

图 10 多峰函数的寻优结果

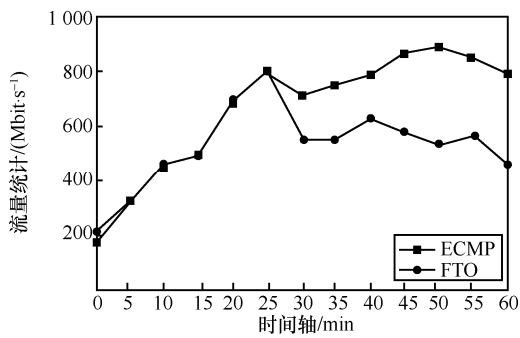


图 11 可预知随机型流量管理

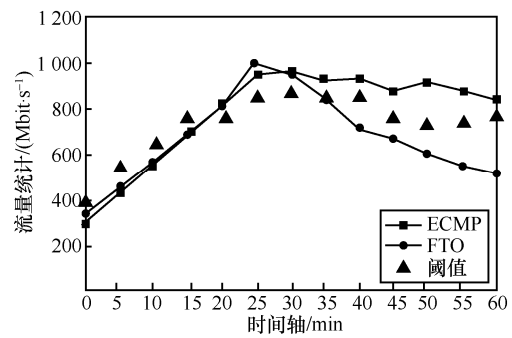


图 12 非可预知突发型流量管理

当 SDN 集中控制器的流量分析模块识别出非可预知突发流量, 并达到异常流量观察期上限, 即异常流量持续时间达到 10 min 后, 激活 MSD-FTO 策略对突发流量进行管理优化。从图 12 中可以看出, MSD-FTO 策略使高于历史流量阈值的异常流量下降, 逐步恢复到正常范围; 未激活 MSD-FTO 策略依然使用 ECMP 进行流量管理, 突发流量持续高于历史阈值, 这样可能造成流量不均或网络拥塞, 影响业务体验。MSD-FTO 策略能对网络中出现的突发流量进行优化, 有效避免网络拥塞, 保证网络性能和业务服务质量。

模拟实验结果表明, MSD-FTO 策略能对云数据中心可预知随机型流量和非可预知突发型流量进行合理和有效的管理优化, 避免网络链路拥塞, 保证网络性能和业务服务质量。后续在实际运营商云数据中心部署 MSD-FTO 策略时, 应统筹考虑网络规模、流量特征以及流量管理差异化需求等各种因素, 确保 MSD-FTO 策略在实际环境中的应用效果。

### 5.4 MSD-FTO 策略寻优效果比较分析

本文设计 MSD 模型的优化目标是最小化多业务依概率端到端性能开销, 与文献[26]所设计模型相似, 应用 FTO 与文献[26]中的遗传算法 (GA) 和改进遗传算法 (IGA) 进行寻优效果比较分析。

Mininet 平台及业务相关参数配置参考文献[27], FTO 参数设置为  $N=300$ ,  $num=3$ ; GA、IGA 参数设置为种群规模 80, 交叉概率 0.6, 变异概率 0.1, 最大迭代次数 300。重复实验 30 次, 最小化多业务依概率端到端性能开销寻优结果均值如表 4 所示。

表 4 依概率端到端性能开销寻优结果均值

算法	方案 1	方案 2	方案 3	多模特性
GA	62.15	—	—	×
IGA	58.43	—	—	×
FTO	52.76	55.62	61.32	√

从表 4 可以看出, 针对本文所设计的 MSD 模型, 同等条件 FTO 寻优结果优于 GA 和 IGA 的寻优结果, 而且 FTO 能够一次寻优得到多个差异化的

流量管理方案, 文献[26]中 GA 和 IGA 不具备多模优化能力。相比之下, FTO 简便、高效, 其稳定的全局寻优能力和灵活的多模自适应特性与所设计 MSD 模型匹配, 对解决运营商云数据中心多业务差异化流量管理问题具有实用价值。

本文选取云数据中心流行度较高的 4K、IPTV 和 Web 业务进行模拟实验, 验证 MSD-FTO 策略多业务差异化的流量管理能力。根据 4K、IPTV 和 Web 业务实际, 将业务独立性因子  $\gamma_k(t)$  分别设置为 1.1、1.0 和 0.9; 流量变化因子  $\lambda_k(t)$  分别设置为 0.7、0.8 和 0.95。各业务性能参数如表 5 所示, 重复实验 30 次, 结果如图 13 所示。

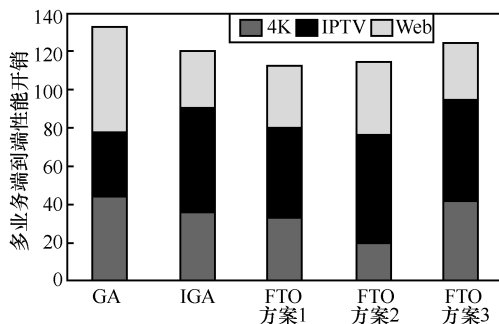


图 13 多业务流量管理分析

从图 13 可以看出, MSD-FTO 策略具备多业务差异化的优化管理能力, 一次寻优可根据需要得到多个差异化的方案。文献[26]中 GA 和 IGA 由于算法不具备多模能力, 一次寻优只能得到唯一解, 若需多个方案需要进行多次寻优, 随着业务数量的增加流量管理优化效率必然受到影响。因此, MSD-FTO 稳定的全局寻优能力和灵活的多模自适应特性, 能满足云数据中心多业务差异流量管理需求。

### 5.5 多业务差异化性能比较分析

云数据中心 4K、IPTV 和 Web 这三类业务具有明显的差异化性能要求。对 3 类业务进行模拟实验, 性能参数如表 5 所示。对比 ECMP 和 MSD-FTO 策略对 3 类业务网络时延和分组丢失率性能的影响, 通过 Mininet 平台 ping 测和统计各类型业务性能指

表 5 各业务性能参数

业务	链路带宽/(Mbit·s <sup>-1</sup> )	网络时延/ms	分组丢失率	$N$	num
4K	(30,100)随机取值	50	<1%	300	3
IPTV	(10,20)随机取值	100	<2%	300	3
Web	(2,10)随机取值	120	<5%	300	3

标, 重复实验 30 次, 结果均值如图 14 所示。

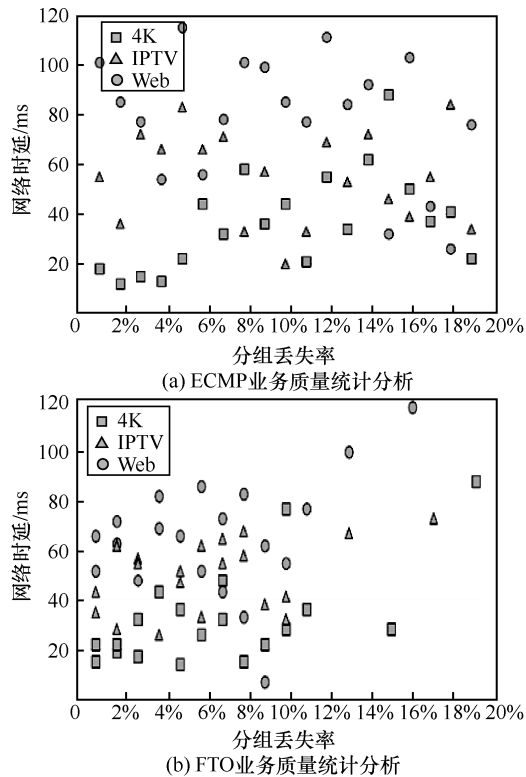


图 14 ECMP 与 FTO 业务质量比较

从图 14 中可以看出, MSD-FTO 策略能更有效地保证多业务的服务质量, 同等条件 4K、IPTV 和 Web 业务的网络时延和分组丢失率指标整体优于 ECMP 管理优化的结果。实验表明, MSD-FTO 策略能对多业务流量进行合理和有效的管理, 满足运营商云数据中心多业务差异化流量管理需求, 有效提升云数据中心网络性能和业务体验。

模拟环境与真实网络场景存在一定差异, 后续将结合运营商云数据中心真实场景进一步验证和优化各参数的设置, 提高 MSD-FTO 策略在真实网络的适用性。

## 6 结束语

为提高运营商云数据中心多业务差异化的流量管理能力, 综合考虑网络性能、流量特征和业务体验等因素, 提出一种面向云数据中心的流量管理优化策略。针对运营商云数据中心流量特征, 构建 SDN 云数据中心多业务差异化流量管理规则与模型, 提出多业务差异化流量管理的 MSD-FTO 策略, 通过 Mininet 搭建模拟平台验证 MSD-FTO 策略有效性。结果表明, MSD-FTO 策略能对多业务流量

进行合理的差异化管理, 提升了网络性能和业务体验, MSD-FTO 策略一次寻优得到多个满足条件的差异化流量管理方案, 能提高流量管理的时效性和灵活性, 对于运营商云数据中心具有理论和实用价值。

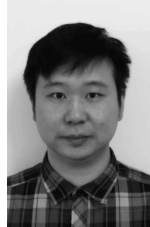
下一步研究工作, 计划在真实云数据中心网络中部署 MSD-FTO 策略, 进一步调试和验证该策略的有效性和实用性, 实现运营商云数据中心多业务流量的差异化管理优化。

## 参考文献:

- [1] BENZAOUI N, ESTARÁN J M, DUTISSEUIL E, et al. CBOSS: bringing traffic engineering inside data center networks[J]. IEEE/OSA Journal of Optical Communications & Networking, 2018, 10(7): 117-125.
- [2] RAO S Y, CHEN Y Q, FNEG M. Cloud data center based on SDN[J]. Telecommunications Science, 2014(8): 33-41.
- [3] SUH D, JANG S, HAN S, et al. Toward highly available and scalable software defined networks for service providers[J]. IEEE Communications Magazine, 2017, 55(4):100-107.
- [4] ADAMI D, MARTINI B, SGAMBELLURI A, et al. An SDN orchestrator for cloud data center: system design and experimental evaluation[J]. Transactions on Emerging Telecommunications Technologies, 2017:e3172.
- [5] POULARAKIS K, IOSIFIDIS G, SMARAGDAKIS G, et al. One step at a time: optimizing SDN upgrades in ISP networks[C]// IEEE Infocom Conference on Computer Communications. IEEE, 2017:341-347.
- [6] AL-FARES M, RADHAKRISHNAN S, RAGHAVAN B, et al. Hedera: dynamic flow scheduling for data center networks[C]// The 7th USENIX Conference on Networked Systems Design and Implementation. USENIX, 2010:281-296.
- [7] 张帆, 胡成臣. 一种适用突发流量的数据中心网络流调度策略[J]. 软件学报, 2017, 28(s2):81-89.
- [8] ZHANG F, HU C C. A data flow network scheduling strategy for burst traffic[J]. Journal of Software, 2017, 28(s2):81-89.
- [8] ZHANIKEEV M. The switchboard optimization problem and heuristics for cut-through networking[C]// IEEE International Symposium on Local and Metropolitan Area Networks (LANMAN). IEEE, 2017:1-3.
- [9] MOHAMMADI R, JAVIDAN R, KESHTGARI M, et al. A novel multicast traffic engineering technique in SDN using TLBO algorithm[J]. Telecommunication Systems, 2018, 68(3):583-592.
- [10] 伊鹏, 刘洪, 胡宇翔. 一种可扩展的软件定义数据中心网络流调度策略[J]. 电子与信息学报, 2017, 39(4):825-831.
- [10] YI P, LIU H, HU Y X. A scalable software-defined data center network flow scheduling strategy[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2017, 39(4):825-831.
- [11] 林智华, 高文, 吴春明, 等. 基于离散粒子群算法的数据中心网络流量调度研究[J]. 电子学报, 2016, 44(9):2197-2202.
- [11] LIN Z H, GAO W, WU C M, et al. Research on data center network traffic scheduling based on discrete particle swarm optimization[J]. Chinese Journal of Electronics, 2016, 44(9): 2197-2202.
- [12] 董易, 施金陵, 王霞, 等. 斐波那契树优化算法求解多峰函数全局最优解的可达性分析[J]. 自动化学报, 2018, 44(9): 33-39.
- [12] DONG Y, SHI X L, WANG X, et al. Accessibility analysis of the

- global optimal solution for multimodal functions solved by Fibonacci tree optimization algorithm[J]. ACTA Automatica Sinica, 2018, 44(9): 33-39.
- [13] 宛考, 罗雪峰, 江勇, 等. 软件定义网络系统中面向流的调度算法[J]. 计算机学报, 2016, 39(6):1208-1223.  
WAN K, LUO X F, JIANG Y, et al. Flow-oriented scheduling algorithm in software-defined network systems[J]. Chinese Journal of Computers, 2016, 39(6):1208-1223.
- [14] 董谦, 李俊, 马宇翔. 基于集中控制的命名数据网络流量调度方法[J]. 通信学报, 2018, 39(7):72-84.  
DONG Q, LI J, MA Y X. Traffic control method for named data network based on centralized control[J]. Journal on Communications, 2018, 39(7):72-84.
- [15] SHOBANA G, GEETHA M, SUGANTHE R C. Nature inspired preemptive task scheduling for load balancing in cloud datacenter[C]// International Conference on Information Communication & Embedded Systems (ICICES2014). IEEE, 2015: 336-341.
- [16] ONGARO F, CERQUEIRA E, FOSCHINI L, et al. Enhancing the quality level support for real-time multimedia applications in software-defined networks[C]// 2015 International Conference on Computing, Networking and Communications. IEEE, 2015:231-235.
- [17] EGILMEZ H E, DANE S T. OpenQoS: an OpenFlow controller design for multimedia delivery with end-to-end quality of service over software-defined networks[C]// Signal & Information Processing Association Summit & Conference. IEEE, 2013: 445-452.
- [18] RUI H, LANG Z, YONG Z, et al. Service-differentiated QoS routing based on ant colony optimisation for named data networking[J]. Peer-to-Peer Networking and Applications, 2018,12(4):740-750.
- [19] 董易, 吕丹桔, 王霞, 等. 斐波那契树优化算法全局随机性概率收敛分析[J]. 控制与决策, 2018, 3(1):1-10.  
DONG Y, LYU D J, WANG X, et al. Probabilistic convergence analysis of global randomness for Fibonacci tree optimization algorithm[J]. Control and Decision, 2018, 3(1): 1-10.
- [20] 张松海, 施心陵, 李鹏, 等. 多峰函数优化的黄金分割斐波那契树优化算法[J]. 电子学报, 2017, 45(4):791-798.  
ZHANG S H, SHI X L, LI P, et al. Golden Segmentation fibonacci tree optimization algorithm for multimodal function optimization[J]. Chinese Journal of Electronics, 2017,45(4):791-798.
- [21] 王霞, 吕丹桔, 董易, 等. 基于斐波那契树优化算法的切割参数多方案优化方法[J]. 控制与决策, 2018, 8(1): 1373-1381.  
WANG X, LYU D J, DONG Y, et al. Optimization of cutting parameters based on Fibonacci tree optimization algorithm[J]. Control and Decision, 2018, 8(1): 1373-1381.
- [22] HARTERT R, VISSICCHIO S, SCHAUS P, et al. A declarative and expressive approach to control forwarding paths in carrier-grade networks[J]. ACM Sigcomm Computer Communication Review, 2015, 45(5):15-28.
- [23] OLIVEIRA R L S D, SHINODA A A, SCHWEITZER C M, et al. Using Mininet for emulation and prototyping software-defined networks[C]// Communications & Computing. 2014: 25-42.
- [24] RAMADONA S, HIDAYATULLOH B A, SISWANTO D F, et al. The simulation of SDN network using POX controller: case in Politeknik Caltex Riau[C]// International Conference on Telecommunication Systems Services & Applications. 2015: 1186-1217.
- [25] NGUYEN K, YAMADA S. An experimental feasibility study on applying SDN technology to disaster-resilient wide area networks[J]. Annals of Telecommunications, 2016, 71(11-12):1-9.
- [26] 石悦, 邱雪松, 郭少勇, 等. 基于改进遗传算法的电力光传输网规划方法[J]. 通信学报, 2016, 37(1):117-122.  
SHI Y, QIU X S, GUO S Y, et al. Planning method of electric power optical transmission network based on improved genetic algorithm[J]. Journal on Communications, 2016, 37(1):117-122.
- [27] ONGARO F. Enhancing quality of service in software-defined networks [D]. Bologna: University of Bologna, 2014.

## [作者简介]



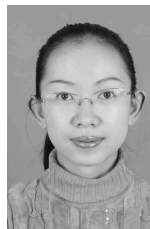
王耀民 (1986- ), 男, 云南昆明人, 云南大学博士生, 主要研究方向为云计算、数据中心、软件定义网络、智能优化算法。



王霞 (1985- ), 女, 云南保山人, 云南大学博士生, 主要研究方向为信号系统、智能优化算法。



董易 (1985- ), 男, 云南保山人, 博士, 云南大学助理研究员, 主要研究方向为信号系统、智能优化算法。



高莲 (1981- ), 女, 云南玉溪人, 博士, 云南大学讲师, 主要研究方向为信号处理与信息系统、生物信息工程。



张松海 (1991- ), 男, 云南昆明人, 云南大学硕士生, 主要研究方向为智能优化算法。

施心陵 (1956- ), 男, 云南昆明人, 博士, 云南大学教授、博士生导师, 主要研究方向为信号处理与信息系统、智能优化算法。