

一种机器学习辅助数据中心传输资源分配优化策略

王炎豪,宣涵,陆煜斌,徐凯,朱嘉豪,沈建华*

(南京邮电大学通信与信息工程学院,南京 210003)

摘要:针对当前海量数据传输在数据中心光网络应用场景下的优化需求,提出在数据中心流量发送前使用机器学习方法对所发送的流量类型进行分类,将一种改进的贪婪遗传算法(IGGA)引入数据中心光网络重构问题并进行优化。仿真结果表明:在相同节点分布的情况下,与传统遗传算法(GA)所构建的拓扑结构链路相比,IGGA 平均长度明显减小,在 20 节点和 50 节点拓扑情况下分别减少了 3.06%和 6.37%,且改进效果随拓扑节点数量增加而提高。

关键词:数据中心光网络;机器学习;流量分类;拓扑重构;改进的贪婪遗传算法

中图分类号:TN914 文献标志码:A 文章编号:1002-5561(2020)11-0015-05

DOI:10.13921/j.cnki.issn1002-5561.2020.11.004

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Optimization strategy of transmission resource allocation in data center assisted by machine learning

WANG Yanhao, XUAN Han, LU Yubin, XU Kai, ZHU Jiahao, SHEN Jianhua*

(College of Communication and Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications (NJUPT), Nanjing 210003, China)

Abstract: Aiming at the optimization requirements of massive data transmission in data center optical network application scenarios, this paper proposes to use machine learning method to classify the traffic types to be sent before sending data center traffic, and introduces an improved greedy genetic algorithm (IGGA) into data center optical network reconstruction and optimization. The simulation results show that under the same node distribution, the average length of the improved IGGA is significantly reduced compared with the traditional genetic algorithm (GA), and the average length of the improved IGGA is reduced by 3.06% and 6.37% respectively in the case of 20 nodes and 50 nodes topology, and the improvement effect improves with the number of topology nodes increases.

Key words: data center optical network; machine learning; traffic classification; topology reconstruction; improved greedy genetic algorithm

0 引言

数据中心中通过高速光纤传输链路及交换机实现各个服务器之间的连接,构成数据中心光网络。随着云计算和大数据等应用在近几年的快速发展,以及互联网在数据中心的地位,数据中心光网络已经成为学术界和工业界关注的研究重点^[1]。光通信技术

以其宽带宽、低能耗和低延时等显著优势成为数据中心高质量传输的首选^[2-3],高速光网络极大地改善了数据中心网络架构中各个服务器之间的传输性能,同时也极大地降低了传输成本^[4]。

随着全球互联网业务的高速增长及 5G 业务的普及,服务器数量增多和传输数据流量的快速增加,数据中心光网络的带宽资源日益面临挑战。由于成本问题,不能单纯地依赖增加服务器数量来扩展数据中心能力。因此,出现了一些新的数据中心结构,如胖树拓扑结构、开放业务体系结构和全无线架构数据网络等。为了提高服务器的效率,数据中心使用设置流量间隔、虚拟拓扑设计等方式^[5]来提高其扩展性和容量。数据中心中庞大的数据量和链路组合使其较传统的

收稿日期:2020-04-10。

作者简介:王炎豪(1995—),男,江苏南京人,硕士生,现就读于南京邮电大学通信与信息工程学院电子与通信工程专业,主要从事光网络资源优化调度、拓扑重构方面的研究工作,并针对具体的光网络数据中心进行网络传输资源优化及仿真验证。

*通信作者:沈建华(E-mail: shenj@njupt.edu.cn)。



网络更加难以管理,而拓扑重构技术作为解决数据中心网络复杂性的一项关键性技术受到了广泛的关注^[6],尤其对支持数据中心网络的数据传输、适应时变动态环境和管理不同频带联合资源分配起到了至关重要的作用。对于传输庞大数据量的数据中心而言,在传输数据前对传输业务进行简单分类可以有效减少数据管理难度,并减少传输数据阻塞情况的发生。因此,有效的业务分类方案以及拓扑重构方案在数据中心光传输链路中非常必要。当前,学术界普遍认为通过机器学习对数据业务进行分类是一种极具效率的方式,而拓扑重构方案需要保证动态网络环境中的数据传输,其中面对的问题和挑战包括可用频谱资源由主用户的空闲状态决定,以及因频谱资源的改变导致的拓扑变化等问题。面对这些挑战,结合当前数据中心网络的需求,新型的网络重构管理模型对于网络管理来说十分必要^[7-9]。

因此,针对数据中心光网络传输资源分配利用率不够高效的问题,本文提出一种基于机器学习的数据中心光网络传输资源优化策略,并通过优化的贪婪遗传算法(IGGA)构成新的拓扑重构策略。

1 基于机器学习的网络流量分类

为了对数据进行有效分类,可以采用基于机器学习的聚类算法以大幅度减少处理大量数据分类的工作量。K-means 算法是聚类算法中的一种典型算法,其最大的特点就是操作简单,对大数据集的处理有较高的可伸缩性和高效性,因此使用 K-means 算法可以有效帮助数据中心进行业务分类。

K-means 算法的核心思想是基于迭代求解。通过选取多个对象作为初始的聚类核心,计算出每个对象与各个子聚类中心的距离,并将每一个对象分配给最近的聚类中心^[10]。为了保证算法逼近或达到最优解,即 K 均值最小化^[11],可以使用 K 均值代价函数进行优化。

数据类型分类中采用的流量分析数据来自现网的真实网络流量,包含了某城市某一时段内的流量传输数据详情。数据包括了端口号、传输数据大小和数据包编号等特征。将上述数据通过 python 导入后,使用主成分分析算法进行降维处理和分类,具体分类情况如下:

①P2P 流量,即点对点通信。相关研究结果表明:目前网络中 P2P 流量可占到总流量的 49%~80%。P2P 虽然在网络资源传输中充分体现流量速度优势,但其是以共享资源为代价的,即下载数据与上传本地文件

到网络同时进行,这不仅会占用带宽,而且可能影响其它业务的正常进行。在数据中心传输过程中,P2P 流量在某一条链路中大量地进行传输可能会导致该链路网络资源负荷较大,从而造成网络拥塞,因此适当限制该种类的流量就显得格外重要^[12]。

②Internet 匿名(Tor)流量。通过 Tor 访问网络地址时,数据所经过的节点会在 Tor 节点群中随机挑选。这种流量主要适用于用户加密传输文件(将用户活动隐藏到加密的计算单元中),并以此保证了用户活动的隐蔽性。由于该类型网络流量兼顾速度与安全性,节点数目相对来说较多,又因为追踪困难,因此有效保证了该类型流量数据的安全性。对于该类型流量,数据分类时应使其传输链路避免单一,以保证流量数据的安全性^[13]。

③VPN 流量。主要使用于在公共网络上建立专用网络,用以进行加密通信。VPN 网关通过数据包的加密和数据包目标地址的转换实现远程访问。在 VPN 流量进行传输前进行流量的分类,一方面可以增加安全性;另一方面可以避免代理路由器接收流量的突然上升,减少网络拥塞问题的出现^[14]。

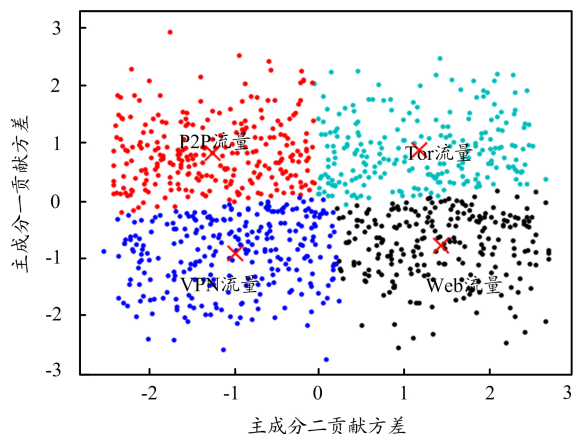
④Web 流量,即用户登陆网页进行一般访问操作所用流量。Web 流量的要求相较于其它 3 种类型的流量较少,实时性及安全性要求也相对较低。

本文利用 K-means 算法对上述数据进行分类,将每一种流量分为以上 4 个类别之一,分类结果如图 1(a)所示。

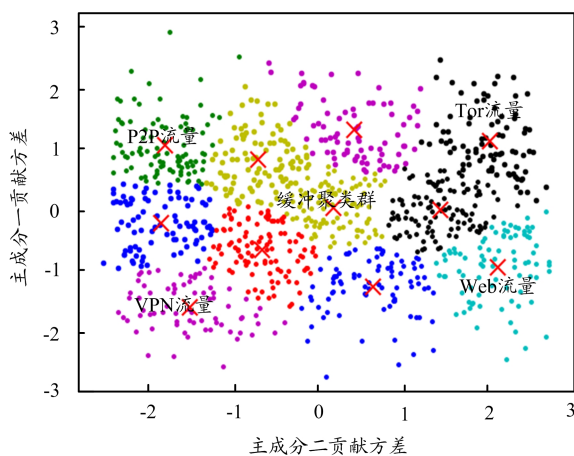
在数据流量实际进行传输时,网络中可能会遇到某一时段上述四类业务中某一种流量相较于其它几种流量较多的情况,因此在分类阶段本文将数据流量进一步地分为 7 种类型,如图 1(b)所示。图中角落绿色、黑色、紫色和淡蓝色 4 种颜色的流量点聚类群分别代表 P2P 流量、TOR 流量、VPN 流量和 Web 流量,中间新增的红色和黄色聚类群为 4 种流量类型之间进行缓存的聚类群,即若某一时间段某一种流量数较少可以从缓冲聚类区选取距离本聚类中心最近的聚类进行发送,这样可以充分利用网络资源。

2 基于 IGGA 的传输链路结构

流量分类可以帮助光网络数据中心在数据传输时增加安全性,减少网络拥堵,以此来提高光网络数据中心的传输效率。同时,也可以采用提高网络流量传输速率或减少光网络数据中心平均传输路径长度的方式实现。本文通过减少网络数据传输的路径长



(a) 四类网络流量分类



(b) 七类网络流量分类

图1 流量数据分类图

度,在流量传输速率不变的情况下,降低传输时延,以此提高传输效率。

2.1 IGGA 简介

传统的遗传算法(GA)过于依赖初始种群,缺乏本地搜索能力。为了克服这一局限性,本文将一种 IGGA 引入数据中心光网络拓扑重构,以对相同节点的链路进行连接优化。在数据中心实际网络流量传输前,将基于机器学习的业务分类技术加入控制器,再将 IGGA 引入数据中心进行数据流量链路选择,并对拓扑结构进行重构优化,从而优化数据中心网络流量的传送效率及资源分配。

为保证 IGGA 的性能,应保证搜索的全局性,避免受到种群早期进化过程中因过早收敛而造成的误差。因此,IGGA 引入了自适应交叉和变异的策略^[15],在后期的演化过程,即在接近最优解的同时,使局部最优解尽可能接近全局最优解,尽可能提高精度。

2.2 仿真结果

为验证算法的正确性和有效性,本文针对一条多节点的链路进行拓扑优化重构。链路中所有的节点位置是随机产生的。选择原拓扑网中一条链路,再使用 IGGA 对其进行优化仿真,即通过使用 IGGA 设计出一条连接所有节点的链路,并将此结果与通过传统 GA 构建的链路进行对比。

首先针对少节点的链路布置了 20 个随机节点,使用 Matlab 编程对其进行 IGGA 的链路拓扑优化重构,短链路迭代次数设置为 100。仿真过程中采用多次迭代仿真计算的方式以保证结果的可靠性。2 种算法的构建链路结构图如图 2 和图 3 所示。图 2 和图 3 中的链路长度单位(m)是为便于数据仿真时取的单位长度。此处链路距离是对光数据中心数据传输的参考距离标准,该值越小则表示数据中心中数据需要传输的实际物理距离越短,相应地总的传输时延也就越小,效率越高。图 2(a)和图 3(a)是起始随机 20 个节点的分布图,算法起始条件完全一致。对其采用传统 GA 构建链路结构如图 2(b)所示。根据仿真实验结果及图 2(b)显示,传统 GA 构成的链路距离为 5.88 m,而 IGGA 对相同节点进行链路重构所得新的链路结构如图 3(b)所示,构成的链路长度为 5.70 m,相比于传统 GA,IGGA 的链路路径长度有明显的减少。在传统 GA 和 IGGA 的迭代淘汰过程中,最优解也在不断优化计算,如图 2(c)和图 3(c)所示,IGGA 的最优解优于传统 GA。同时,通过实验可知,链路长度减少的同时也减少了链路交叉出现的情况。显然,IGGA 一方面可以保证链路数据在传输时所遇到的阻塞概率进一步减少;另一方面如链路源节点数据传输速率不变,则链路的长度减少可以有效改善网络传输数据的时延性能。

为了证明 IGGA 的普遍适用性及优势,本文选取 50 个随机节点进行链路拓扑重构仿真实验。在相同的 50 个随机节点条件下,经过迭代次数均为 1000 次的迭代计算仿真,结果表明:传统 GA 构建的新拓扑链路距离为 12.41 m,而采用 IGGA 进行构建的新拓扑链路距离长度为 11.62 m,由此可以进一步证明上述结论的正确性及普遍性。同时,IGGA 在链路越长、节点越多的情况下改进效果越明显。

针对 200 个节点和 400 个节点等多种情况的传输链路仿真实验的结果表明:节点数量越多,且链路初始距离越长,则本文所提算法效果越明显,分支链路也减少得更多。总之,当参数调整合适时,可以将改进的拓扑效率优化效果最大化。

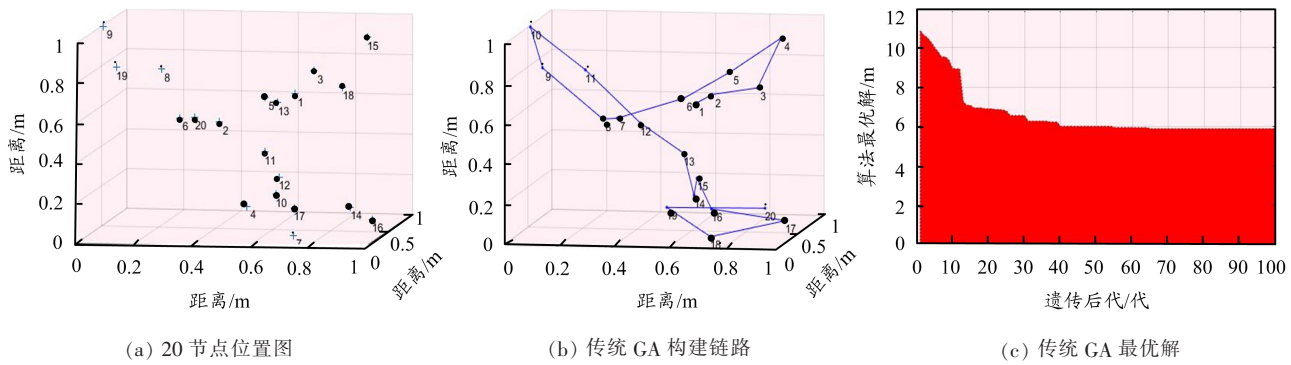


图2 传统 GA 构建链路结构图

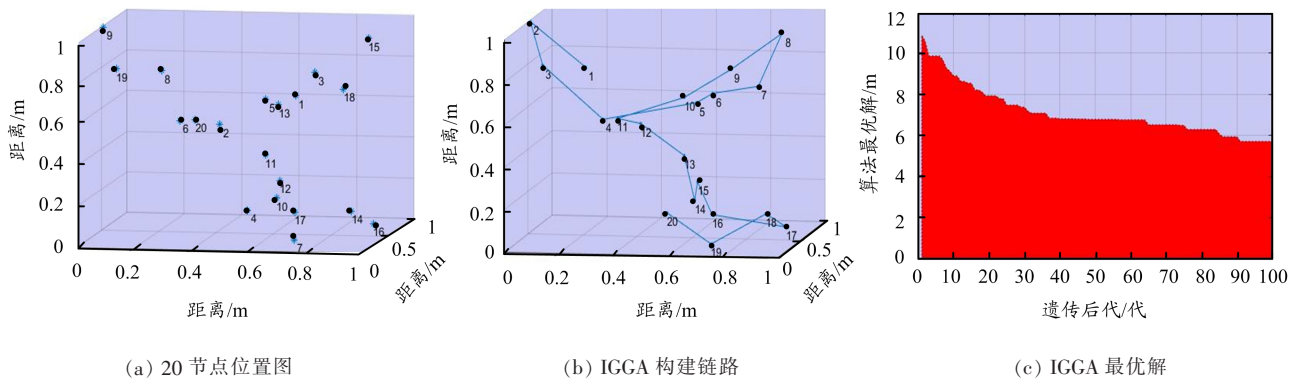


图3 IGGA 构建链路结构图

3 结束语

数据中心光网络拓扑重构是解决复杂动态业务下资源分配问题的关键,本文提出了一种基于机器学习的数据中心光网络传输资源分配优化策略。首先,通过 K-means 算法对网络流量数据进行分类,使得数据中心流量在传输时避免在一条传输链路中对大量同类型的数据同时进行传输,有效地减少了由此产生的网络资源分配不均及网络阻塞的现象。然后,采用 IGGA 实现链路拓扑优化重构,通过理论分析和数值仿真结果验证了 IGGA 相较于传统 GA 在数据中心拓扑重构上拥有更好的性能。

随着数据中心业务种类和数量的进一步增加,在流量分类的基础上再进行数据中心流量的传输可以更好地分配传输资源,减少拥塞情况的发生。此外,采用 IGGA 对数据中心网络拓扑结构进行重组优化可以有效降低网络成本和时间成本。

参考文献:

[1] HAN Z, ZHANG W. A summary of the BCCC data center network topology[C]//IEEE International Conference on IEEE International Conference on Big Data Security on Cloud, IEEE International Conference on High Performance & Smart Computing, June 28–30, 2018, Exeter, Eng-

land: IEEE, 2018: 270–272.

[2] BENNER A. Optical interconnect opportunities in supercomputers and high end computing-OSA technical digest [C]// Optical Fiber Communication Conference & Exposition, Mar. 11–13, 2012, Los Angeles, USA. Los Angeles: IEEE, 2012: 1–60.

[3] VAHDAT A. Delivering scale out data center networking with optics—why and how [C]//OFC/NFOEC, Mar. 4–8, 2012, Los Angeles, USA. Los Angeles: Optical Society of America, 2012: 1–36.

[4] BALANICI M, PACHNICKE S. Hybrid electro-optical intra-data center networks tailored for different traffic classes [J]. IEEE/OSA Journal of Optical Communications and Networking, 2018, 10(11): 889–901.

[5] FERNÁNDEZ N, BARROSO R J D, et al. Virtual topology reconfiguration in optical networks by means of cognition: evaluation and Experimental Validation[J]. IEEE/OSA Journal of Optical Communications and Networking, 2015, 7(1): A162–A173.

[6] RAMAMURTHY B, RAMAKRISHNAN A. Virtual topology reconfiguration of wavelength-routed optical WDM networks [C]//Global Telecommunications Conference, Nov. 27–Dec. 1, 2000, San Francisco, USA. San Francisco: IEEE, 2000: 1269–1275.

[7] LORENZO B, GLISIC S. Optimal routing and traffic scheduling for multihop cellular networks using genetic algorithm [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2013, 12(11): 2274–2288.

[8] FARRINGTON N. Helios: A hybrid electrical/optical switch architecture for modular data centers[J]. ACM SIGCOMM Computer Communication Review, 2011, 41(4): 339–350.

[9] CHEN Kai, ANKIT S, ATUL S. OSA: An optical switching architec-

ture for data center networks with unprecedented flexibility[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2014, 22(2): 498–511.

[10] BANERJEE S, CHOUDHARY A, PAL S. Empirical evaluation of K-means, bisecting K-means, fuzzy C-means and genetic K-means clustering algorithms [C]//IEEE International WIE Conference on Electrical and Computer Engineering (WIECON-ECE), Dec. 19–20, 2015, Dhaka, Bangladesh. Dhaka: IEEE, 2015: 168–172.

[11] QI J, YU Y, WANG L, et al. K-means: An effective and efficient K-means clustering algorithm [C]//IEEE International Conferences on Big Data and Cloud Computing, Oct. 8–10, 2016, Atlanta, USA. Atlanta: IEEE, 2016: 242–249.

[12] JI Chenping, JI mingyang. Flow-based P2P traffic behaviors research [C]//2012 International Conference on Computer Science and Service

System, Aug. 11–13, 2012, Nanjing, China. Nanjing: IEEE, 2012: 951–954.

[13] SHAHBAR K, ZINCIR-HEYWOOD A N. Benchmarking two techniques for Tor classification: Flow level and circuit level classification[C]//2014 IEEE Symposium on Computational Intelligence in Cyber Security (CICS), Dec. 9–12, 2014, Orlando, USA. Orlando: IEEE, 2015: 1–8.

[14] HONDA O, OHSAKI H, IMASE M, et al. Scalable IP-VPN flow control mechanism supporting arbitrary fairness criteria-part 2: simulation and implementation [C]//IEEE International Conference on Communications, June 11–15, 2006, Istanbul, Turkey. Istanbul: IEEE, 2006: 310–316.

[15] TONGCHIM S, CHONGSTITVATANA P. Parallel genetic algorithm with parameter adaptation[J]. Information Processing Letters, 2002, 82(1): 47–54.