

SDM-EON 中考虑空闲光路预测的节能算法

熊余^{1,2,3}, 贺进有^{1,2,3}, 王保华^{1,2,3}, 周彬^{1,2,3}

(1. 重庆邮电大学通信与信息工程学院, 重庆 400065; 2. 重庆高校市级光通信与网络重点实验室, 重庆 400065;
3. 泛在感知与互联重庆市重点实验室, 重庆 400065)

摘要: 为有效降低空分复用弹性光网络 (SDM-EON) 中的能耗、阻塞率及多芯光纤中相邻纤芯间串扰, 提出了一种考虑空闲光路预测的节能算法。首先, 使用极限学习机模型预测网络中各光路的业务量, 得出空闲光路集合与各空闲光路的维持时刻阈值; 然后, 通过预测算法感知空闲光路的实际维持时刻; 最后, 在实际维持时刻不超过最小维持时刻阈值且芯间串扰低于串扰阈值的空闲光路中, 加载能耗最小的空闲光路被选来分配给新业务。仿真结果表明, 相对于传统节能算法, 在满足 SDM-EON 串扰限制的前提下, 所提算法能够达到更佳的节能效果, 且能使阻塞率维持在一个合理的范围。

关键词: 空分复用弹性光网络; 空闲光路预测; 极限学习机; 节能

中图分类号: TN929.1

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-436x.2019203

Energy-saving algorithm considering idle light-path prediction in SDM-EON

XIONG Yu^{1,2,3}, HE Jinyou^{1,2,3}, WANG Baohua^{1,2,3}, ZHOU Bin^{1,2,3}

1. School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China
2. Key Laboratory of Optical Communication and Networks in Chongqing, Chongqing 400065, China
3. Key Laboratory of Ubiquitous Sensing and Networking in Chongqing, Chongqing 400065, China

Abstract: To effectively reduce the energy consumption, blocking rate and crosstalk between adjacent cores in a multi-core fiber for space division multiplexing elastic optical network (SDM-EON), an energy-saving algorithm considering idle light-path prediction was proposed. The extreme learning machine model was used to predict the traffic volume of each light-path in the network. Thus the idle light-path set and the maintenance time threshold of each idle light-path were obtained. Then, the actual maintenance time of the idle light-path was perceived by the prediction algorithm. Finally, in the light-paths where the actual maintenance time do not exceed the minimum maintenance time threshold and the inter-core crosstalk are lower than the crosstalk threshold, the idle light-path with the least loading energy consumption was selected to carry the new traffic. The simulation results show that compared with the traditional energy-saving algorithm, when the SDM-EON crosstalk limitation is satisfied, the proposed algorithm can lead better energy-saving while maintain the blocking rate at levels compatible.

Key words: SDM-EON, idle light-path prediction, extreme learning machine, energy-saving

收稿日期: 2019-04-11; 修回日期: 2019-08-21

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61401052); 国家留学基金委基金资助项目 (No.201608500030); 重庆市教委科学技术研究基金资助项目 (No.KJ1400418, No.KJ1500445); 重庆邮电大学博士启动基金资助项目 (No.A2015-09)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.61401052), The Project of the China Scholarship Council (No.201608500030), The Science and Technology Research Project of Chongqing Municipal Education Commission (No.KJ1400418, No.KJ1500445), The Doctoral Start-up Fund of Chongqing University of Posts and Telecommunications (No.A2015-09)

1 引言

随着大数据、云计算等新型网络服务的不断涌现,网络流量呈指数级增长^[1]。采用单芯光纤的传统弹性光网络(EON, elastic optical network)的传输容量已经接近其物理极限。为实现更高的通信传输容量,SDM-EON(space division multiplexing-EON)应运而生,并成为一种应对网络中高带宽需求的有效解决方案^[2]。与此同时,网络流量的增长将使网络能耗问题更加突出。从网络的视角研究节能,对构建绿色网络具有重要意义。

针对EON的能耗问题,文献[3]在节点设备中扩展能耗管理单元来监测网络设备上的负载情况,使处于轻负载或空闲状态的收发器等设备进入睡眠模式,从而降低网络能耗。但当新业务到来时,收发器需要较长的唤醒时间,造成了较大的业务传输时延。文献[4]提出了一种细粒度的节能策略,将电源管理等收发器的部分硬件置于工作状态,从而对新到业务能够及时做出反应,减少了唤醒时间。然而,以上方法都没有考虑网络资源利用率情况。文献[5]考虑了网络资源利用率,通过综合考虑信道间隔、信道数量以及调制方式等因素,提出一种光设备参数最佳配置方案,即通过调整光设备的参数来改变资源分配粒度,从而配置容量恰当的光路,在提高资源利用率的同时实现了较好的节能效果。文献[6]引入软件定义网络技术和距离自适应调制编码技术实现收发器的动态配置,并通过自回归综合移动平均模型对网络中未来短期内业务进行预测,从而配置恰当数量的收发器。然而这些节能策略都忽略了光路拆建产生的开关能耗,此类能耗还会随着光路所承载业务带宽的增长而线性增加^[7]。为减小开关能耗,本文项目组此前提出了一种基于功耗感知的光路管理(PALM, power-aware light-path management)节能算法。该算法旨在将到达高负载光路的业务重路由到即将拆除的光路上传输,避免了未来短期内重新建立相同光路带来的额外开关能耗^[7]。然而,上述节能策略都是针对传统单芯光纤的EON。而在SDM-EON中光节点由传统的广播选择架构转变为新型的按需架构(AoD, architecture on demand)。该光节点增加了快速交换设备(PLZT, lanthanum-doped lead zirconium titanate)、频谱选择开关(SSS, spectrum selective switch)等新型耗能元件,使业务在不同光路上传输时的加

载能耗(即新业务加载到空闲光路所带来的能耗)发生变化^[8]。为了详细分析能耗变化并降低网络能耗,文献[9]设计了一种新型的能效AoD光节点,该光节点通过使用复用/解复用器(MD, multiplexer/demultiplexer)取代SSS来降低网络能耗。但该光节点没有考虑PLZT、光节点掺铒光纤放大器(EDFA, erbium-doped optical fiber amplifier)等元件的能耗。同时,由于多芯光纤的引入,相邻纤芯间不可避免地会产生串扰,且该串扰还会随着光路传输距离的增加而增大,严重影响信号的传输质量^[10]。文献[11]通过使用最大电疏导、最大光疏导及最大空分复用疏导减少收发器和纤芯的使用数量,从而在降低芯间串扰的同时,节省更多的网络能耗。

然而,以上节能策略都没有考虑空闲光路最大维持时间内可能出现其他的空闲光路,而同一业务加载到这些空闲光路上传输的加载能耗及带来的芯间串扰是不同的。因此,本文面向SDM-EON架构的节能和芯间串扰,提出一种考虑空闲光路预测的节能算法(EILP, energy-saving algorithm considering idle light-path prediction)。首先,对引入软件定义网络技术后的SDM-EON的能耗模型进行重构;然后,当网络中出现空闲光路时,利用极限学习机(ELM, extreme learning machine)模型预测未来短期内网络中与此空闲光路具有相同源目节点各光路业务量;接着,根据预测结果得到空闲光路集合并计算各空闲光路的维持时间阈值及其相应的维持时刻阈值,同时,通过预测算法感知这些空闲光路的实际维持时间及其相应的实际维持时刻;最后,在实际维持时刻不超过最小维持时刻阈值且芯间串扰低于串扰阈值的空闲光路中,选择加载能耗最小的空闲光路分配给新到业务,从而达到进一步降低网络能耗的目的。

2 网络与能耗模型

2.1 网络架构

传统光节点架构内部构建元件采用的是硬连线模式,导致可升级性受限,且不能支持频谱碎片整理、时间切换等新功能。为此,SDM-EON采用了新型的AoD光节点,该节点内部的构建元件按需互连,使光交叉连接可以实时和动态地选择所需元件,有效解决了传统光节点的灵活性受限问题^[9]。同时,为实现数据平面的集中管控,软件定义网络

也被引入 SDM-EON。采用 AoD 光节点的软件定义的 SDM-EON 架构如图 1 所示^[12]。软件定义网络控制器通过 OpenFlow 协议控制 OpenFlow 使能 IP 路由器 (OF-IR, OpenFlow-enabled IP router) 和 AoD 光节点, 实现全网状态信息的快速准确收集, 并基于全局视角进行资源调度^[13]; OF-IR 将业务的电信号转换成光信号传输到 AoD 光节点中进行处理并转发。图 2 为 AoD 光节点架构^[9]。可见光交叉连接器 (OF-OXC, OpenFlow-enabled optical cross-connect) 通过光背板中的构建元件, 实现与 MD、分光器 (SC, splitter/coupler)、PLZT、SSS、公用设备 (CE, common equipment)、节点 EDFA、带宽可变光收发器 (BV-OT, bandwidth variable optical transponder) 等器件的灵活交叉互联。其中, OF-OXC 主要负责根据数据分组头中的路径信息, 将数据切换到指定的路径; MD 主要负责纤芯或光信号的复用和解复用; SC 主要负责对信号进行复制耦合; PLZT 提供子波长粒度流量的快速交换; SSS 可以从输入信号中过滤任意宽度的频谱, 并将它们切换到任意端口, 且不需要信号复制; CE 包含架构控制器、冷却风扇等基础支撑器件; 光节点 EDFA 负责光信号的放大; BV-OT 主要负责数据的发送和接收。

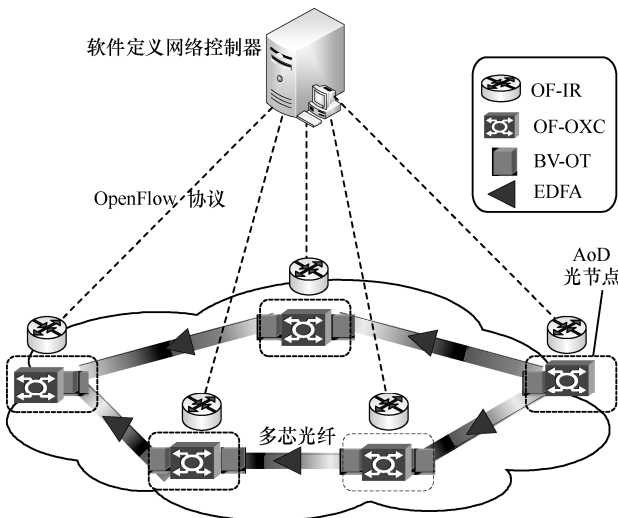


图 1 软件定义的 SDM-EON 架构

2.2 能耗模型

网络能耗指某段时间内相关网络设备产生的总功耗, 其单位为焦耳 (J); 功耗为单位时间的能耗, 其单位为瓦特 (W)。目前的节能研究大多针对单纤芯 EON, 研究多纤芯 EON 节能的能耗模型主要聚焦于网络光节点复用/解复用器的节能^[9], 但未考虑

SDM-EON 中光节点新型器件 PLZT、链路上 EDFA 等的能耗, 更未按全程全网的思想系统地对全网能耗模型进行统筹考虑。为此, 本文结合 SDM-EON 的网络架构特点对能耗模型进行重新构建, 如式(1)所示, 既考虑了包括各光节点设备的静态能耗、链路上 EDFA 的静态能耗、与业务速率相关的动态能耗, 也考虑了光路搭建过程中的开关能耗, 还进一步考虑了新业务加载到空闲光路所带来的加载能耗。

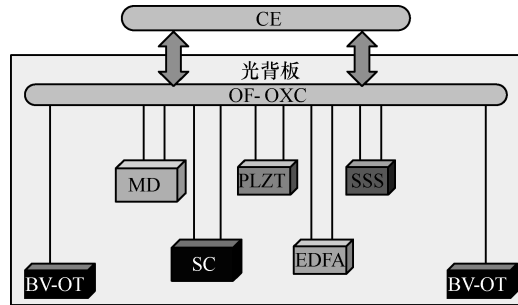


图 2 SDM-EON 中的 AoD 光节点架构

网络总能耗 E_{total} 可通过式(1)得到。

$$E_{total} = (P_f + P_d)\tau_0 + P_e t_0 + E_h \quad (1)$$

其中, τ_0 为一常量, 表示非空闲光路的总维持时间; t_0 表示软件定义网络控制平面拆除或建立一条光路的时间, 根据文献[7,14]可知 $t_0 = 0.023 \text{ s}$ 。

相关的符号表示和网络设备的功耗参数分别如表 1 和表 2^[7-8]所示。当需要计算 AoD 光节点光层能耗时, 由于 MD 的功耗较小^[9], SC 是无源元件, 因此只需把 OF-OXC、PLZT、SSS、CE、光节点 EDFA、BV-OT 的能耗作为光层总能耗。

表 1 符号表示

符号	意义	符号	意义
N	网络节点集合	P_p^f	网络中 PLZT 总静态功耗
Z	单个物理节点的 BV-OT 集合	P_s^f	网络中 SSS 总静态功耗
R	业务节点对的集合	P_c^f	网络中 CE 总静态功耗
E_{total}	网络中的总能耗	P_G^f	网络中 EDFA 的总静态功耗
P_f	网络中总的静态功耗	P_T^d	网络中 BV-OT 的总动态功耗
P_d	网络中总的动态功耗	P_d^d	网络中 OF-IR 的总动态功耗
P_e	网络中总的开关功耗	P_T^f	网络中 BV-OT 的总静态功耗
P_r^f	网络中 OF-IR 的总静态功耗	$P_{c,ab}^{ij}$	收发器 ab 搭建光路 ij 产生的开关功耗
P_o^f	网络中 OF-OXC 总静态功耗	E_h	网络中重利用的空闲光路总加载能耗

表 2 设备功耗参数

网络设备	静态功耗/W	单位动态功耗/(W·(Gbit/s) ⁻¹)
OF-IR	1 329.33	0.465
OF-OXC	150	0
PLZT	8	0
SSS	40	0
CE	100	0
EDFA	110	0
BV-OT	120	0.180

网络总静态功耗（即非空闲光路的总维持功耗）由 OF-IR、OF-OXC、PLZT、SSS、CE、EDFA、BV-OT 这 7 种设备的静态功耗组成，如式(2)所示。

$$P_f = P_R^f + P_O^f + P_P^f + P_S^f + P_C^f + P_G^f + P_T^f = \sum_{i \in N} \sum_{j \in N: j \neq i} 1329.33 \times Q_{ij} + \sum_{n \in N} 150K_n + \sum_{i \in N} \sum_{j \in N: j \neq i} 8C_{ij} + \sum_{i \in N} \sum_{j \in N: j \neq i} 40M_{ij} + \sum_{i \in N} \sum_{j \in N: j \neq i} 100F_{ij} + \sum_{i \in N} \sum_{j \in N: j \neq i} 110W_{ij} + \sum_{i \in N} \sum_{j \in N: j \neq i} 120O_{ij} \quad (2)$$

其中， Q_{ij} 、 C_{ij} 、 M_{ij} 、 F_{ij} 、 W_{ij} 、 O_{ij} 分别表示光路 ij 上 OF-IR、PLZT、SSS、CE、EDFA、BV-OT 的数量； K_n 是二进制变量， $K_n=1$ 表示节点 n 有业务传输， $K_n=0$ 表示节点 n 没有业务传输。

如表 2 所示，总动态功耗由 BV-OT 及 OF-IR 的动态功耗组成，其可通过式(3)计算得到。

$$P_d = P_T^d + P_R^d = \sum_{i \in N} \sum_{j \in N: j \neq i} \left(0.180 \sum_{sd \in R} R_{sd} X_{ij}^{sd} \right) + \sum_{i \in N} \sum_{j \in N: j \neq i} \sum_{a \in Z} \sum_{b \in Z} \left(0.465 \sum_{sd \in R} R_{sd} Y_{ab}^{ij} \right) \quad (3)$$

其中， R_{sd} 表示 OF-IR 的业务速率； X_{ij}^{sd} 是二进制变量， $X_{ij}^{sd}=1$ 表示业务 sd 在光路 ij 上传输； Y_{ab}^{ij} 是二进制变量， $Y_{ab}^{ij}=1$ 表示用收发器 ab 建立光路 ij 。

搭建光路产生总的开关功耗如式(4)所示，搭建一次光路的开关功耗 $p_{e,ab}^{ij}$ 大约为此光路处于工作状态时所产生功耗 p^{ij} 的 4 倍^[7]，如式(5)所示。

$$P_e = \sum_{i \in N} \sum_{j \in N: j \neq i} \sum_{a \in Z} \sum_{b \in Z} p_{e,ab}^{ij} \quad (4)$$

$$p_{e,ab}^{ij} = 4p^{ij} = 4(p_f^{ij} + p_d^{ij}) = 4(1329.33Q_{ij} + 150K_n + 8C_{ij} + 40M_{ij} + 100F_{ij} + 110W_{ij} + 120O_{ij} + \sum_{a \in Z} \sum_{b \in Z} \left(0.465 \sum_{sd \in R} R_{sd} Y_{ab}^{ij} \right) + 0.180 \sum_{sd \in R} \left(R_{sd} X_{ij}^{sd} \right)) \quad (5)$$

其中， p_d^{ij} 表示光路 ij 的维持功耗（相关设备保持开启状态带来的功耗）， p_f^{ij} 表示光路 ij 的传输功耗（相关设备传输业务所产生的动态功耗）。

$$p_f^{ij} = 1329.33Q_{ij} + 150K_n + 8C_{ij} + 40M_{ij} + 100F_{ij} + 110W_{ij} + 120O_{ij} \quad (6)$$

$$p_d^{ij} = \sum_{a \in Z} \sum_{b \in Z} \left(0.465 \sum_{sd \in R} R_{sd} Y_{ab}^{ij} \right) + 0.180 \sum_{sd \in R} R_{sd} X_{ij}^{sd} \quad (7)$$

设新业务 u 到达时刻为 t ，空闲光路 l_δ 的出现时刻为 t_δ ，则 $t-t_\delta$ 为该空闲光路的实际维持时间。新业务 u 加载到空闲光路 l_δ 上的加载能耗 $E_\delta(u)$ 可由式(8)计算得到。

$$E_\delta(u) = p_f^{l_\delta} (t-t_\delta) + (p_f^{l_\delta} + p_d^{l_\delta}) \tau'_0 = p_f^{l_\delta} (t-t_\delta + \tau'_0) + p_d^{l_\delta} \tau'_0 \quad (8)$$

其中， τ'_0 为一常量，表示新业务 u 在非空闲光路或空闲光路上传输时，对应光路还能维持的时间； δ 为任意一条空闲光路索引，且 $\delta \in \{1, 2, \dots, A\}$ 。 A 为一个确定的正整数，表示具有相同源目节点的空闲光路总数。因此空闲光路的总加载能耗为

$$E_h = \sum_{\delta \in \Delta} \sum_{\tau'_0 \in \Delta'} (p_f^{l_\delta} (t-t_\delta) + (p_f^{l_\delta} + p_d^{l_\delta}) \tau'_0) \quad (9)$$

其中， Δ 为网络中的空闲光路集合， Δ' 为空闲光路 l_δ 还能维持的时间集合。

由于 SDM-EON 中业务的高带宽特性会使光路因传输业务产生的传输功耗（如式(7)所示）突增，进而使新业务加载到空闲光路上的加载能耗（如式(9)所示）过高。为此，寻求合理的优化策略来最小化加载能耗对最小化全网能耗至关重要。

2.3 芯间串扰问题

SDM-EON 中一般采用多芯光纤，即一根光纤中包含多条纤芯。以最常用的七芯光纤为例，它的结构是以中间纤芯为原点，其他 6 个纤芯与中间纤芯一致并呈六边形分布，所以纤芯与纤芯之间不可避免地存在串扰，特别是当相邻纤芯的相同频隙被占用时，就会产生严重的串扰。纤芯之间的串扰必然会导致传输信号的物理损伤，从而影响信号的传输性能。因此在设计节能方案时，既要考虑节能，又要考虑串扰问题。针对芯间串扰 XT，文献[10]给出它的量化式如式(10)所示。

$$XT = \frac{\varepsilon - \varepsilon \exp(-2(\varepsilon + 1)\phi\Psi)}{1 + \varepsilon \exp(-2(\varepsilon + 1)\phi\Psi)} \quad (10)$$

其中, ε 是相邻纤芯的数量; Ψ 是光路传输距离; ϕ 是单位长度平均串扰增加值, 其表达式为

$$\phi = \frac{2\varphi^2\Phi}{\eta\Theta} \quad (11)$$

其中, φ 、 η 、 Φ 、 Θ 分别表示耦合系数、传播常数、弯曲半径和芯间距。随着光路传输距离 Ψ 的增加, 芯间串扰 XT 也随之增大, 严重影响信号的传输质量。为此, 在最小化全网能耗时, 应先选择芯间串扰低于串扰阈值的空闲光路。

3 EILP 节能算法描述

3.1 基于 ELM 的业务预测

显然, 要最小化全网能耗, 即要最小化新业务加载到空闲光路的加载能耗。最小化加载能耗, 首先要寻找未来短期内可能出现的其他空闲光路; 然后从芯间串扰低于串扰阈值的空闲光路中选择加载能耗最小的空闲光路。空闲光路的产生与未来短期内各光路的业务量有关, 即当某条光路的业务量为零时, 该光路称为空闲光路。因此, 相应的光路业务预测技术必不可少^[15]。由于网络业务与用户行为密切相关, 而用户行为既受主观因素也受客观因素影响, 因此网络业务量具有非线性、自相似和长期相关性的特点, 传统的线性预测方法不适合用于网络业务量的预测。鉴于 ELM 具有以下优点^[16]: 1) 具有优良的非线性特性和强大的自主学习能力, 所以非常适合 SDM-EON 业务量的预测; 2) 不需要梯度下降法调整输入层和隐含层的连接权值、隐含层的阈值, 而是随机设定这些权值和阈值, 且设定完成后不需要重复调整, 因此可以减少一半的运算量; 3) 隐含层和输出层之间的连接权值不需要迭代调整, 而是通过解方程组方式一次性确定, 因此可以更快地直接找到全局最优解; 4) 采用训练数据集对 ELM 进行训练, 不仅可以得到输出神经元的输出权重, 而且训练后的网络具有相当好的泛化能力。因此, 可采用 ELM 模型对 SDM-EON 的业务进行预测。图 3 是用于光路业务量预测的单隐含层 ELM 模型。其中, g 是输入层的节点数, l 是隐含层的神经元个数, m 是输出层的神经元个数, w_{zc} 是隐含层第 z 个神经元与第 c 个输入节点的联结权, v_{zk} 是输出层第 k 个神经元与隐含层第 z 个神经元的联结权。

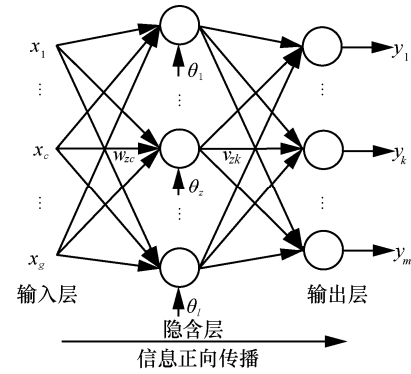


图 3 ELM 模型

假设存在由 l 个任意的业务量构成的时间序列样本 (X_r, o_r) 。其中, $X_r = [x_{r1}, x_{r2}, \dots, x_{rg}]^T \in \mathbf{R}^g$ 为第 r 个样本的光路业务量输入向量, $o_r = [o_{r1}, o_{r2}, \dots, o_{rm}]^T \in \mathbf{R}^m$ 为第 r 个样本的光路业务量期望输出向量。对于一个由 l 个隐含层神经元构成的单隐含层神经网络可以表示为

$$\sum_{z=1}^l v_z \sigma(W_z \cdot X_r + \theta_z) = y_r, \quad r = 1, 2, \dots, l \quad (12)$$

其中, $\sigma(\cdot)$ 是一个非线性激活函数, $\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$; $W_z = [w_{z1}, w_{z2}, \dots, w_{zg}]^T$ 为输入层输入权重; $v_z = [v_{z1}, v_{z2}, \dots, v_{zm}]^T$ 为输出层输出权重; $y_r = [y_{r1}, y_{r2}, \dots, y_{rm}]^T$ 为第 r 个样本的光路业务量实际输出向量; θ_z 为第 z 个隐含层神经元的偏置; $W_z \cdot X_r$ 表示两者内积。单隐含层神经网络学习的目标是使光路业务量实际输出向量与光路业务量期望输出向量的误差最小。该误差可以表示为

$$\sum_{r=1}^l \|y_r - o_r\| = 0 \quad (13)$$

即存在 v_z 、 W_z 和 θ_z , 使式(13)可以表示为矩阵形式, 如式(14)所示。

$$Hv = O^T \quad (14)$$

其中, H 是隐含层神经元的输出, v 为输出层输出权重矩阵, O^T 为光路业务量期望输出矩阵 O 的转置。

$$H(W_1, \dots, W_l, b_1, \dots, b_l, X_1, \dots, X_l) = \begin{bmatrix} \sigma(W_1 \cdot X_1 + \theta_1) & \dots & \sigma(W_l \cdot X_1 + \theta_l) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma(W_1 \cdot X_l + \theta_1) & \dots & \sigma(W_l \cdot X_l + \theta_l) \end{bmatrix}_{l \times l} \quad (15)$$

$$v = [v_1, v_2, \dots, v_l]_{m \times l}^T \quad (16)$$

$$\mathbf{O}^T = [\mathbf{o}_1, \mathbf{o}_2, \dots, \mathbf{o}_l]_{m \times l}^T \quad (17)$$

为了能够训练单隐含层神经网络，希望得到 \hat{W}_z 、 $\hat{\theta}_z$ 和 \hat{v}_z ，使

$$\| \mathbf{H}(\hat{W}_z, \hat{\theta}_z) \hat{v}_z - \mathbf{O}^T \| = \min_{W, \theta, v} \| \mathbf{H}(W_z, \theta_z) v_z - \mathbf{O}^T \| \quad (18)$$

其中， $z=1, \dots, l$ 。式(18)等价于最小化损失函数

$$\text{error} = \sum_{r=1}^l \left(\sum_{z=1}^l v_z \sigma(W_z \cdot X_r + \theta_z) - o_r \right)^2 \quad (19)$$

传统的基于梯度的学习算法需要在迭代的过程中不断调整所有参数。而在 ELM 算法中，一旦输入权重 W_z 和隐含层的偏置 θ_z 被随机确定，隐含层的输出矩阵 \mathbf{H} 就被唯一确定。训练单隐含层神经网络就转化为求解一个线性系统 $\mathbf{H}v = \mathbf{O}^T$ ，并且输出层权重矩阵 v 可以被确定为

$$\hat{v} = \mathbf{H}^\dagger \mathbf{O}^T \quad (20)$$

其中， \mathbf{H}^\dagger 是矩阵的 Moore-Penrose 广义逆，且可证明解出的 \hat{v} 的范数最小并且唯一。

由以上分析可知，ELM 预测光路业务量算法的步骤如下。

- 1) 确定隐含层神经元个数，随机设定输入层与隐含层的连接权值和隐含层神经元的偏置。
- 2) 选择一个连续且无限可微的函数作为隐含层神经元的激活函数，并将软件定义网络控制器采集到的光路历史业务量的时间序列作为训练集，计算隐含层输出矩阵。
- 3) 计算输出层权重矩阵 \hat{v} 。
- 4) 将光路新业务量时间序列作为新输入来预测光路未来短期内的业务量。

为验证 ELM 的预测性能，采集美国骨干光网络在 2018 年 11 月 26 日 00:00 到 2018 年 12 月 17 日 00:00 之间的网络流量。然后将前两周的实际网络流量作为 ELM 学习的历史数据，在此基础上预测出第三周的网络流量并与第三周的实际网络流量比较。图 4 展示了应用 ELM 预测网络流量的结果，其预测值能很好地逼近实际值。此外，根据预测结果可知，该预测方法的均方根误差值迭代后小于 1.8%。

3.2 算法描述

所提 EILP 算法是在未来短期内的空闲光路中寻找加载能耗最小的空闲光路。首先，当软件定义网络控制器检测到空闲光路 l_q 时（假设空闲光路出现时刻为 0 时刻，记为 $t_1 = 0s$ ， $q=1$ 表示第一条空

闲光路），通过预测算法感知与 t_1 时刻的空闲光路具有相同源目节点的光路出现空闲状态的时刻 t_2, t_3, \dots, t_A 及相同源目节点光路出现新业务的时刻 t （ t 满足式(23)），其中， A 表示具有相同源目节点的空闲光路总数。式(23)中的 $t_{1\max}, t_{2\max}, \dots, t_{A\max}$ 表示各空闲光路维持连接状态的维持时刻阈值（即最大维持时刻）。为了更清晰地展示以上时刻之间的关系，将各个时刻映射到一条时间轴上，如图 5 所示。

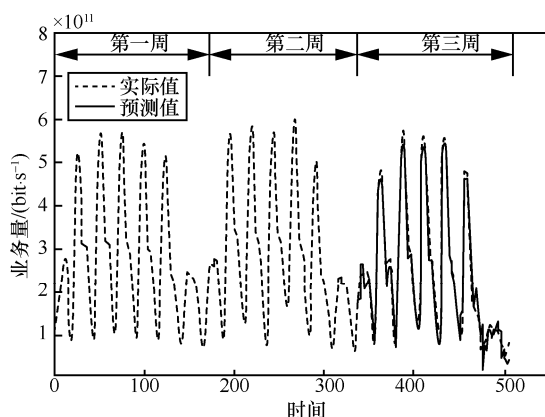


图 4 ELM 预测值与实际值对比

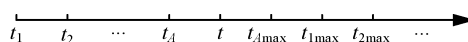


图 5 各空闲光路出现时刻在时间轴上的映射

另一方面，为得到各个维持时刻阈值，仍以任意一条空闲光路 l_δ 为例，其可由式(21)计算得到。

$$p_{e,ab}^{l_\delta} t_0 = p_f^{l_\delta} (t_{\delta\max} - t_\delta) \quad (21)$$

其中，等式左边表示拆建一条光路所产生的开关能耗，等式右边表示维持相应空闲光路 $t_{\delta\max} - t_\delta$ 时间所产生的维持能耗。结合式(5)和式(21)推导出式(22)。

$$t_{\delta\max} = \frac{p_{e,ab}^{l_\delta} t_0}{p_f^{l_\delta}} + t_\delta = \frac{4(p_f^{l_\delta} + p_d^{l_\delta}) t_0}{p_f^{l_\delta}} + t_\delta = 4t_0 \left(1 + \frac{p_d^{l_\delta}}{p_f^{l_\delta}} \right) + t_\delta \quad (22)$$

$$\max(t_1, t_2, \dots, t_A) \leq t \leq \min(t_{1\max}, t_{2\max}, \dots, t_{A\max}) \quad (23)$$

然后，根据式(10)计算选择相应空闲光路所带来的芯间串扰，并与相应调制方式的串扰阈值进行比较，筛选出芯间串扰低于串扰阈值的所有空闲光路，并将其记为空闲光路集 Ω 。

接着，根据式(8)计算 Ω 中各空闲光路的加载能耗并得到最小加载能耗的空闲光路 l_α ，其最小加载

能耗记为 $E_\alpha(u)$ 。其中, α 为加载能耗最小的空闲光路索引, 且 $\alpha \in \{1, 2, \dots, A\}$ 。

最后, 计算与空闲光路具有相同源目节点的非空闲光路 l_β 的加载能耗 $E_\beta(u)$, 其表示当新业务 u 加载到非空闲光路时, 包含在非空闲光路能耗内的一部分, 即存在 $E_\beta(u) \subseteq (P_f + P_d)\tau_0$, 因此式(1)不需要重复计算 $E_\beta(u)$; 当新业务 u 没有加载到非空闲光路时, 只存在 $p_f^{l_\beta}(t - t_\alpha) \subseteq (P_f + P_d)\tau_0$, 此时式(1)不需要重复计算 $p_f^{l_\beta}(t - t_\alpha)$ 。 $E_\beta(u)$ 可由式(24)计算得到。

$$E_\beta(u) = p_f^{l_\beta}(t - t_\alpha) + (p_f^{l_\beta} + p_d^{l_\beta})\tau_0' = p_f^{l_\beta}(t - t_\alpha + \tau_0') + p_d^{l_\beta}\tau_0' \quad (24)$$

如果 t 时刻新业务 u 到达任意一条空闲光路, 则直接将该新业务分配到预先计算过且加载能耗最小的空闲光路 l_α 上传输。否则, 即 t 时刻新业务 u 到达非空闲光路 l_β , 首先判断该新业务在 l_β 上传输是否会超过预先设定的阈值 $T\%$ (即光路容量利用率阈值), 如果没有超过, 该新业务就在 l_β 上传输; 如果超过, 则判断该新业务在 l_β 上传输的加载能耗 $E_\beta(u)$ 是否大于在空闲光路 (与非空闲光路具有相同源目节点) 上传输的最小加载能耗 $E_\alpha(u)$, 如果大于, 则将该新业务分配到此加载能耗最小的空闲光路 l_α 上传输, 否则, 该新业务就在 l_β 上传输。其中

$$E_\alpha(u) = p_f^{l_\alpha}(t - t_\alpha + \tau_0') + p_d^{l_\alpha}\tau_0' \quad (25)$$

整个算法描述如下。

算法 1 所提 EILP 算法

输入 初始化网络拓扑, 相同源目节点光路

输出 网络总能耗 E_{total}

1) while 软件定义网络控制器检测到空闲光路 l_q 时 (t_1 时刻) do

2) 执行 ELM 预测算法预测 t_1 到 $t_{1\max}$ 时间内与 t_1 时刻空闲光路具有相同源目节点的所有光路业务量并得到空闲光路集合, 同时感知各空闲光路的实际维持时刻 t ;

3) end while

4) for 对空闲光路集合中的所有空闲光路 do

5) 筛选出芯间串扰低于串扰阈值的空闲光路集 Ω ;

6) 计算 t 时刻新业务 u 在 Ω 中各空闲光路传输时加载能耗, 并得到加载能耗最小的空闲光路

l_α ;

7) 为与 l_α 具有相同源目节点的非空闲光路 l_β 设定阈值 $T\%$;

8) end for

9) if t (t 满足式(23)) 时刻任意空闲光路上有新业务 u 到来 then

10) 取消为 l_β 设定的阈值 $T\%$;

11) 新业务 u 在光路 l_α 上传输;

12) 更新网络拓扑;

13) end if

14) if 新业务 u 在非空闲光路 l_β 上传输未超过 $T\%$ then

15) 新业务 u 在光路 l_β 上传输;

16) 更新网络拓扑;

17) end if

18) if 新业务 u 在非空闲光路 l_β 传输的加载能耗大于在 l_α 传输的加载能耗 then

19) 新业务 u 在光路 l_α 上传输;

20) 更新网络拓扑;

21) end if

22) else

23) 新业务 u 在光路 l_β 上传输;

24) 更新网络拓扑;

25) 由式(1)计算网络总能耗 E_{total} ;

所提 EILP 算法采用的 ELM 模型训练在算法运行前完成, 对算法本身的执行效率无影响。因此, 所提 EILP 算法中步骤 1)~步骤 3) 的复杂度为 $O(N_c g l m)$, 其中, N_c 、 g 、 l 、 m 分别表示与 t_1 时刻空闲光路具有相同源目节点的所有光路数量、ELM 输入层节点个数、ELM 隐含层神经元个数、ELM 输出层神经元个数。又因在训练后 g 、 l 、 m 分别被确定为 3 个常数, 故 $O(N_c g l m)$ 可简化为 $O(N_c)$ 。此外, 由于前文提到相同源目节点的空闲光路总数为 A , 因此, 所提 EILP 算法中步骤 4)~步骤 8) 的复杂度为 $O(A)$ 。又因相同源目节点空闲光路包含在相同源目节点光路内, 即 $A \leq N_c$, 故所提 EILP 算法的复杂度为 $O(N_c)$ 。而文献[7]中 PALM 算法的复杂度为 $O(N_w)$, 其中 N_w 为网络中光路总数; 文献[11]中最大电疏导、最大光疏导及最大空分复用疏导 (MEOSG, maximal electrical, optical, SDM grooming) 算法的复杂度为 $O(BT'|V| + K|E||V|^2 + K|V|^3 \log|V|)$, 其中, B

为每条光纤链路的纤芯数, T' 为每节点的收发器总数, $|V|$ 为网络中的节点总数, K 为采用 KSP 算法的 K 值, $|E|$ 为网络中的链路总数。可见, 本文所提 EILP 算法的复杂度仍处于较低水平。

3.3 算法性能理论分析

针对所提 EILP 算法的性能, 本文将从阻塞率 BP、网络总平均功耗 TAP、网络总平均功耗节省率 PPS、芯间串扰 XT 这 4 项性能指标进行分析。

阻塞率 BP 定义为被阻塞的业务请求数量 Num_b 与网络中所有业务请求总数 $\text{Num}_{\text{total}}$ 的比值^[7]。阻塞率反映了不同算法对网络吞吐量的影响, 阻塞率越小, 网络吞吐量越大。

$$\text{BP} = \frac{\text{Num}_b}{\text{Num}_{\text{total}}} \quad (26)$$

当网络业务负载一定时, 由于所提 EILP 算法为与空闲光路 l_α 具有相同源目节点的非空闲光路 l_β 设置了容量利用率阈值 $T\%$, 因此当新业务 u 到达 l_β 时, 如果 l_β 的容量利用率超过 $T\%$, 且满足 $E_\alpha(u) < E_\beta(u)$, 则新业务 u 在 l_α 上传输, 这导致在频谱资源一定的情况下, 所提 EILP 算法的未被利用频谱资源比 MEOSG 算法多, 后续业务被阻塞概率变大, 也即 Num_b 变大, 故所提 EILP 算法的阻塞率比 MEOSG 算法稍大。类似地, PALM 算法也为与空闲光路 l_q 具有相同源目节点的非空闲光路 l_β 设置了容量利用率阈值 $T\%$, 所以, 在频谱资源一定的情况下, PALM 算法的阻塞率比 MEOSG 算法稍大, 且和所提 EILP 算法几乎相同。

按物理学中的定义, TAP 定义为网络总能量消耗 E_{total} 与相应总时间 t_{total} 的比值。网络总平均功耗反映了不同算法对网络总能耗的影响, 网络总平均功耗越小, 网络总能耗也就越小。

$$\text{TAP} = \frac{E_{\text{total}}}{t_{\text{total}}} \quad (27)$$

网络总平均功耗节省率 PPS 定义为所提 EILP 算法分别相对文献[7]PALM 算法和文献[11]MEOSG 算法的功耗节省率^[7]。网络总平均功耗节省率反映了不同算法对网络总能耗节省情况的影响, 网络总平均功耗节省率越大, 相应的算法节能效果越好。

$$\text{PPS}_{\text{E-M}} = \frac{\text{TAP}_M - \text{TAP}_E}{\text{TAP}_M} \times 100\% \quad (28)$$

$$\text{PPS}_{\text{E-P}} = \frac{\text{TAP}_P - \text{TAP}_E}{\text{TAP}_P} \times 100\% \quad (29)$$

其中, $\text{PPS}_{\text{E-M}}$ 、 TAP_M 、 TAP_E 、 $\text{PPS}_{\text{E-P}}$ 、 TAP_P 分别表示所提 EILP 算法相对 MEOSG 算法的功耗节省率、MEOSG 算法的总平均功耗、所提 EILP 算法的总平均功耗、所提 EILP 算法相对 PALM 算法的功耗节省率、PALM 算法的总平均功耗。

当网络运行一段时间 t_{total} 后, 根据式(27)得

$$\text{TAP} = \frac{(P_f + P_d)\tau_0 + P_e t_0 + E_h}{t_{\text{total}}} \quad (30)$$

由于所提 EILP 算法旨在选择加载能耗最小的空闲光路传输新业务, 因此和 MEOSG 算法、PALM 算法相比, 3 种算法的非空闲光路能耗和开关能耗相同, 故只需比较 3 种算法的加载能耗即可。因此, 可得式(31)。

$$\begin{aligned} \text{PPS}_{\text{E-M}} &= \frac{\text{TAP}_M - \text{TAP}_E}{\text{TAP}_M} \times 100\% = \\ &= \frac{\frac{E_{\text{total-M}}}{t_{\text{total}}} - \frac{E_{\text{total-E}}}{t_{\text{total}}}}{\frac{E_{\text{total-M}}}{t_{\text{total}}}} \times 100\% = \frac{E_{\text{total-M}} - E_{\text{total-E}}}{E_{\text{total-M}}} \times 100\% = \\ &= \frac{E_{h-M} - E_{h-E}}{E_{\text{total-M}}} \times 100\% = \frac{\sum_{\beta} E_{\beta}(u) - \sum_{\alpha} E_{\alpha}(u)}{E_{\text{total-M}}} \times 100\% \end{aligned} \quad (31)$$

其中, $E_{\text{total-M}}$ 、 $E_{\text{total-E}}$ 、 E_{h-M} 、 E_{h-E} 分别为 MEOSG 算法的总能耗、本文所提 EILP 算法的总能耗、MEOSG 算法的总加载能耗、本文所提 EILP 算法的总加载能耗。根据式(24)和式(25)可知, 式(31)可进一步化简为

$$\begin{aligned} \text{PPS}_{\text{E-M}} &= \left(\frac{\sum_{\beta} (p_f^{\beta} (t - t_{\alpha} + \tau_0') + p_d^{\beta} \tau_0')}{E_{\text{total-M}}} - \right. \\ &\left. \frac{\sum_{\alpha} (p_f^{\alpha} (t - t_{\alpha} + \tau_0') + p_d^{\alpha} \tau_0')}{E_{\text{total-M}}} \right) \times 100\% \end{aligned} \quad (32)$$

然而, 对于同一业务, 其在逻辑上可分为 O_{ij} 个子业务, 这些子业务在同一对 OF-IR 和不同收发器上传输产生的动态功耗为

$$\begin{aligned} p_d^{ij} &= 0.465 \sum_{sd \in R} R_{sd}^1 Y_{a_1 b_1}^{ij} + 0.180 \sum_{sd \in R} R_{sd}^1 X_{ij}^{sd} + \\ &0.465 \sum_{sd \in R} R_{sd}^2 Y_{a_2 b_2}^{ij} + 0.180 \sum_{sd \in R} R_{sd}^2 X_{ij}^{sd} + \dots + \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& 0.465 \sum_{sd \in R} R_{sd}^{O_{ij}} Y_{a_{O_{ij}} b_{O_{ij}}}^{ij} + 0.180 \sum_{sd \in R} R_{sd}^{O_{ij}} X_{ij}^{sd} = \\
& \sum_{a \in Z} \sum_{b \in Z} \left(0.465 \sum_{sd \in R} (R_{sd}^1 + R_{sd}^2 + \dots + R_{sd}^{O_{ij}}) Y_{ab}^{ij} \right) + \\
& 0.180 \sum_{sd \in R} (R_{sd}^1 + R_{sd}^2 + \dots + R_{sd}^{O_{ij}}) X_{ij}^{sd} = \\
& \sum_{a \in Z} \sum_{b \in Z} \left(0.465 \sum_{sd \in R} R_{sd} Y_{ab}^{ij} \right) + 0.180 \sum_{sd \in R} R_{sd} X_{ij}^{sd} \quad (33)
\end{aligned}$$

由式(33)可知, 对于同一业务, 其在同一对 OF-IR 和不同收发器上传输产生的动态功耗与传输该业务光路所使用的收发器数量无关。即对于同一业务, 其在相同源目节点的任一光路上传输时, 其带来的动态功耗是一个定值。所以, 必然存在 $p_d^{l_\beta} \tau_0' = p_d^{l_\alpha} \tau_0'$ 。

因此, 式(32)可化简为

$$\begin{aligned}
& \text{PPS}_{E-M} = [(p_f^{l_{\beta 1}}(t1 - t_{\alpha 1} + \tau_{01}') + p_d^{l_{\beta 1}} \tau_{01}') - \\
& (p_f^{l_{\alpha 1}}(t1 - t_{\alpha 1} + \tau_{01}') + p_d^{l_{\alpha 1}} \tau_{01}')] + \\
& ((p_f^{l_{\beta 2}}(t2 - t_{\alpha 2} + \tau_{02}') + p_d^{l_{\beta 2}} \tau_{02}') - \\
& (p_f^{l_{\alpha 2}}(t2 - t_{\alpha 2} + \tau_{02}') + p_d^{l_{\alpha 2}} \tau_{02}')) + \dots] \div E_{\text{total-M}} \times 100\% = \\
& ((p_f^{l_{\beta 1}} - p_f^{l_{\alpha 1}})(t1 - t_{\alpha 1} + \tau_{01}') + (p_f^{l_{\beta 2}} - p_f^{l_{\alpha 2}}) \cdot \\
& (t2 - t_{\alpha 2} + \tau_{02}') + \dots) \div E_{\text{total-M}} \times 100\%, p_f^{l_{\alpha}} < p_f^{l_{\beta}} = \\
& \frac{\sum_{\frac{l_\beta}{\alpha}} (p_f^{l_{\beta}} - p_f^{l_{\alpha}})(t - t_{\alpha} + \tau_0')}{E_{\text{total-M}}} \times 100\% \quad (34)
\end{aligned}$$

其中, 1, 2, ... 表示网络中不同业务所在不同源目节点对的数量。根据式(34), 只要当网络中的 $p_f^{l_{\alpha}} < p_f^{l_{\beta}}$ 至少存在一次, 则 $\text{PPS}_{E-M} > 0$ 必成立; 传统的 MEOSG 算法没有考虑利用空闲光路, 即当 $p_f^{l_{\alpha}} < p_f^{l_{\beta}}$ 时, MEOSG 算法依然将新业务疏导到静态功耗较大的非空闲光路 l_β 上, 因此, 对于同一新到达业务, MEOSG 算法没有深入挖掘最小加载能耗空闲光路, 考虑不够全面, 所以, 此时 MEOSG 算法带来的加载能耗较高。当网络中满足 $p_f^{l_{\alpha}} < p_f^{l_{\beta}}$ 的空闲光路大量存在时, MEOSG 算法带来的加载能耗更高, 即网络总能耗也更高。故所提 EILP 算法更为节能, 能更全面深入地利用最小加载能耗的空闲光路。

同理, 对于式(29), 由于所提 EILP 算法和 PALM 算法的非空闲光路能耗和开关能耗相同, 故只需比较它们的加载能耗即可, 即

$$\begin{aligned}
& \text{PPS}_{E-P} = \frac{\sum_{\frac{l_\beta}{\alpha}} (p_f^{l_{\beta}}(t - t_{\delta} + \tau_0') - p_f^{l_{\alpha}}(t - t_{\alpha} + \tau_0'))}{E_{\text{total-M}}} \times 100\%, \\
& p_f^{l_{\beta}}(t - t_{\delta} + \tau_0') > p_f^{l_{\alpha}}(t - t_{\alpha} + \tau_0') \quad (35)
\end{aligned}$$

由于 l_α 是任意空闲光路 l_β 集合中加载能耗最小的一条空闲光路, 根据式(35), 网络中必然存在 $p_f^{l_{\beta}}(t - t_{\delta} + \tau_0') > p_f^{l_{\alpha}}(t - t_{\alpha} + \tau_0')$ 使 $\text{PPS}_{E-P} > 0$ 恒成立; 而传统的 PALM 算法没有考虑最小加载能耗的空闲光路, 每次只是任意选择一条空闲光路, 因此, 相较所提的每次都选择最低加载能耗空闲光路的 EILP 算法, PALM 算法带来的加载能耗较高。当网络中发生重路由的业务大量存在时, PALM 算法带来的加载能耗更高, 即网络总能耗超高。故所提 EILP 算法更为节能, 可保证每次利用的都是最小加载能耗的空闲光路。

芯间串扰 XT, 即 2.3 节式(10)。由于 MEOSG 算法是尽量减少纤芯使用数目, 即减少相邻纤芯数量 ε , 因此, 根据式(10)可知, 相邻纤芯数量 ε 对芯间串扰 XT 的贡献较大, 即减少相邻纤芯数量 ε , 等同于消除一条相邻纤芯对其他纤芯的串扰, 所以 MEOSG 算法的芯间串扰略低于没有消除相邻纤芯串扰的所提 EILP 算法, 而 PALM 算法没有采取任何措施降低芯间串扰, 故其芯间串扰最高。

4 仿真分析

4.1 仿真环境设定

仿真实验采用 Mininet+Floodlight 平台。在 NSFNET 网络(14 节点, 21 条链路, 平均节点度为 3)以及 USNET 网络(24 节点, 43 条链路, 平均节点度为 3.58)上进行仿真。假设每条链路采用最常用的七芯光纤, 每根纤芯的总带宽为 4 000 GHz^[7]。保护带宽为 25 GHz^[17]。光纤参数为 $\varphi=4 \times 10^{-4}$, $\eta=4 \times 10^6 \text{ m}^{-1}$, $\Phi=0.05 \text{ m}$, $\Theta=4 \times 10^{-5} \text{ m}^{[10]}$ 。ELM 模型采用 6-20-1 结构, 即输入层、隐含层、输出层的神经元个数分别为 6、20、1。为保证传输质量, 采用自适应调制方式, 其调制方式分别为 BPSK、QPSK、8QAM、16QAM, 所对应的串扰阈值分别为 -14 dB、-18.5 dB、-21 dB、-25 dB^[10]。负载设定为网络的月业务量。业务传输速率为 40 Gbit/s、100 Gbit/s、400 Gbit/s^[9]。业务到达的速率服从参数为 μ 的泊松分布, 业务持续时间服从均值为 $\frac{1}{\gamma}$ 的指数分布, 网络中总负载为 $\frac{\mu}{\gamma}$ Erlang。仿真时, μ 取

值为 10, T 的取值分别为 70、80、90。

为更客观地展示所提 EILP 算法的性能, 采用文献[7]提出的 PALM 算法和文献[11]提出的 MEOSG 算法作为对比算法。PALM 算法通过软件定义网络控制器感知光路持续时间 $T\%$, 当业务到来时, 将业务分配到该具有持续时间 $T\%$ 的空闲光路上, 从而减小开关能耗; MEOSG 算法通过最小化收发器和纤芯的使用数量降低芯间串扰和网络能耗。

4.2 仿真结果与分析

图 6 为 2 种拓扑下, 所提 EILP 算法在不同阈值 $T\%$ 下与 PALM、MEOSG 算法的阻塞率对比情况。从图 6 中可以看出, 相对 MEOSG 算法, 所提 EILP 算法在相同业务量下的阻塞率稍大。以 125 Erlang 为例, 在 NSFNET 拓扑中, $T=90$ 时所提 EILP 算法的阻塞率相对 MEOSG 算法仅增加 0.54%。这是因为, 所提 EILP 算法是在非空闲光路容量利用率超过预先设定的阈值 $T\%$ 时发生的, 导致在频谱资源一定的情况下, 未被利用的频谱资源比 MEOSG 算法多。因此在相同业务量下业务阻塞的概率会稍微增大。同时, 所提 EILP 算法的阻塞率会随阈值 $T\%$ 设置的增大而减小。这是因为空闲光路的相邻非空闲光路的 T 越大, 非空闲光路可利用资源就越多, 从而降低了阻塞率。在 USNET 拓扑中, 3 种算法在相同业务量下的阻塞率都低于在 NSFNET 拓扑中的阻塞率, 这是因为 USNET 拓扑链路数目更多, 在相同业务量下可利用的资源较多, 所以阻塞率也就相对较小。

图 7 为 2 种拓扑下所提 EILP 算法在不同阈值 $T\%$ 下与 PALM、MEOSG 算法的总平均功耗对比情况。同文献[6]中动态配置及距离自适应算法一样, 本文对总平均功耗进行了归一化处理, 如图 7 中的纵坐标所示。从图 7 中可以看出, 在 2 种拓扑下所提 EILP 算法的总平均功耗明显低于 PALM 算法和 MEOSG 算法。以 30 Erlang 为例, 在 NSFNET 拓扑中, $T=90$ 时所提 EILP 算法的总平均功耗相对 PALM 算法、MEOSG 算法分别节省了 35%、55%。这说明所提 EILP 算法通过预测未来短期内的空闲光路有效地降低了网络总平均功耗; 而所提 EILP 算法的总平均功耗低于 PALM 算法, 主要是因为所提 EILP 算法不仅维持了部分空闲光路不被拆除, 而且在每次业务到来时还选择加载能耗最低的空闲光路传输业务。同时, 所提 EILP 算法的总平均功耗会随设定阈值 $T\%$ 的增加而略有增加, 这是因

为 T 值越小, 空闲光路的相邻非空闲光路越容易发生重路由, 从而尝试重路由的非空闲光路数就越多, 进而选择带来能耗最小的空闲光路数也就越多。另一方面, 在 NSFNET 拓扑下, 3 种算法在相同业务量下的总平均功耗都比在 USNET 拓扑下的低。这是由于 NSFNET 相对 USNET 具有较低的节点度 (平均节点度分别为 3 和 3.58), 在相同的业务量下, 节点度低的占用链路数更少, 被利用的能耗元件也就越少, 进而降低了网络总平均功耗。此外, 从图 7 中还可以看出, 在 2 种拓扑下, 当网络总负载为 90 Erlang 时, 所提 EILP 算法的总平均功耗开始降低, 这是因为此时网络中低能耗的空闲光路数目开始持续增长。为了在能耗和阻塞率之间取得权衡, 下面实验均采用 $T = 80$ 。

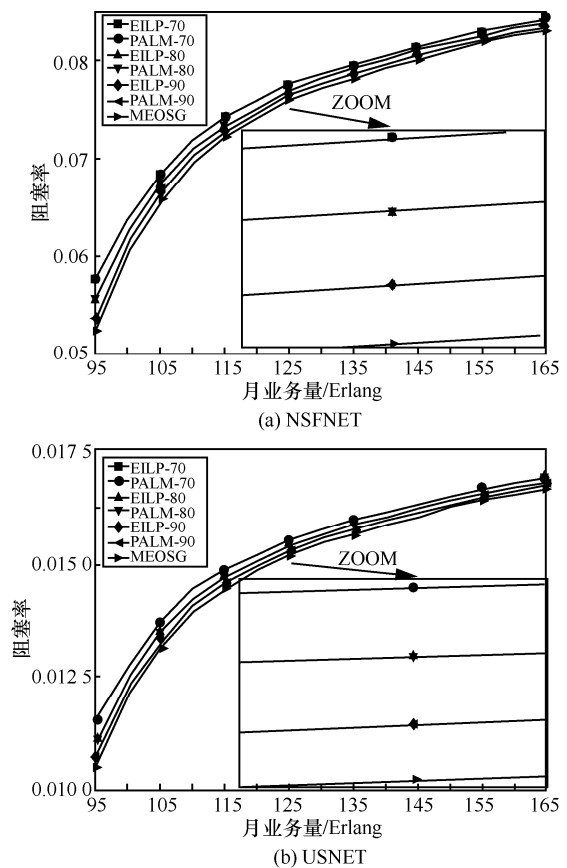


图 6 阻塞率

在图 8 中, EILP-MEOSG-80 及 EILP-PALM-80 分别表示所提 EILP 算法在 $T=80$ 时相对 MEOSG 算法和 PALM 算法的总平均功耗节省率。从图 8 中可以看出, 在 NSFNET 网络中, 相对 MEOSG 算法和 PALM 算法, 所提 EILP 算法的总平均功耗节省率分别为 66%和 37%。这一总平均功耗节省率在

USNET 网络中分别为 55%和 30%。即在 NSFNET 网络中, 所提 EILP 算法的总平均功耗节省率比在 USNET 网络多, 这是因为节点度较小的 NSFNET 拓扑, 其网络总平均功耗较小(这一点在分析图 7 时已进行了说明)。

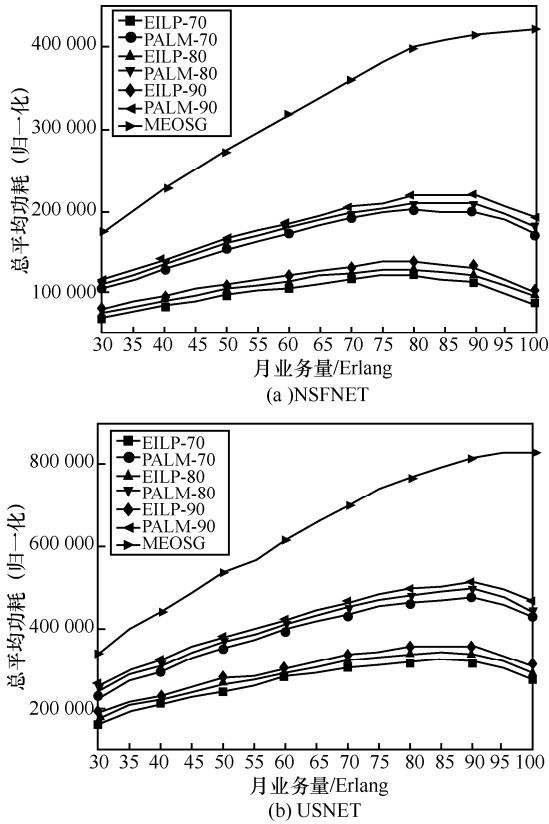


图 7 网络总平均功耗

图 9 为 2 种拓扑下, 3 种算法在 $T=80$ 时的芯间串扰对比情况。从图 9 中可以看出, 在 2 种拓扑下, 所提 EILP 算法根据设定的串扰阈值选择空闲光路, 因此其芯间串扰明显低于 PALM 算法。而 MEOSG 算法的芯间串扰略低于所提 EILP 算法, 是因为 MEOSG 算法尽量减少纤芯使用数目以消除多余的芯间串扰。另一方面, 在 USNET 拓扑下, 由于 USNET 相对 NSFNET 具有较大的节点度, 可选择的链路较多, 减少了选择同一光纤中的相邻纤芯所带来的芯间串扰。所以, 3 种算法在相同业务量下的芯间串扰均低于 NSFNET 拓扑中的串扰。结合图 8 可以看出, 虽然传统的 MEOSG 算法比所提 EILP 算法的芯间串扰略低, 但所提 EILP 算法比 MEOSG 算法节省了 66%和 55%的网络总平均功耗。因此所提 EILP 算法在总体性能更好。

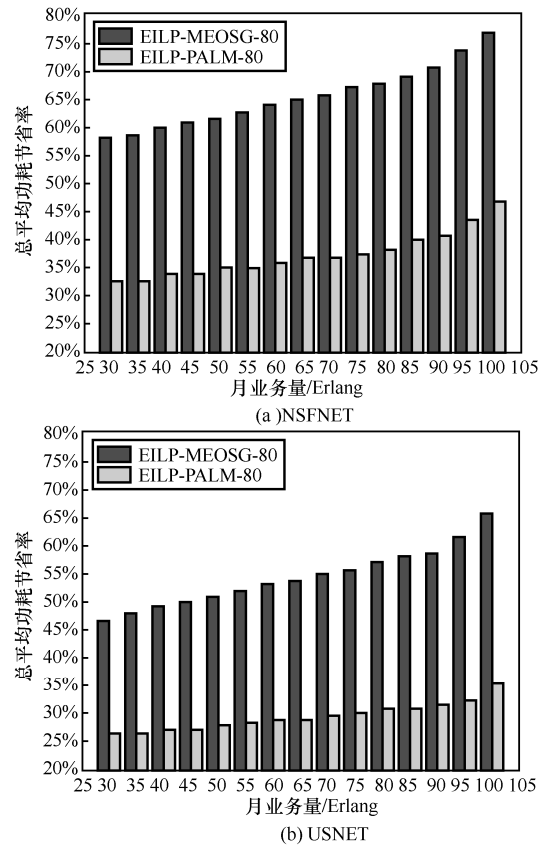


图 8 网络总平均功耗节省率

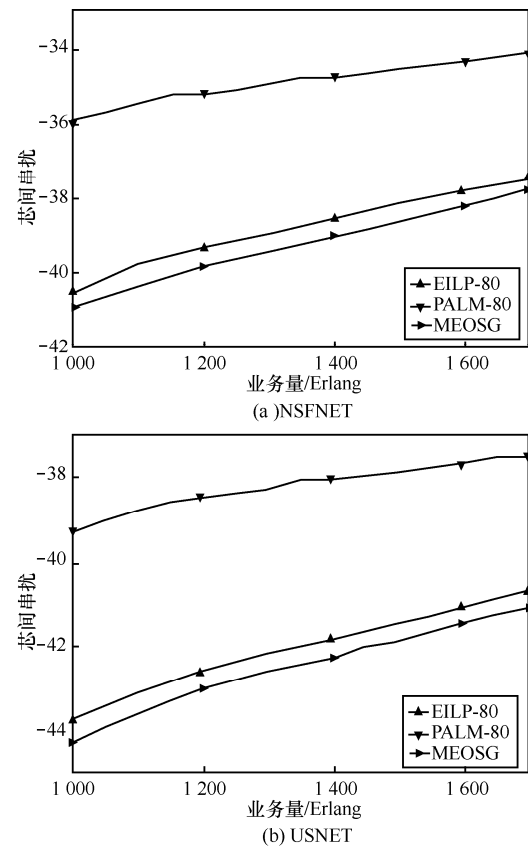


图 9 芯间串扰

5 结束语

为降低 SDM-EON 中的能耗, 在保证阻塞率维持在合理范围的前提下, 将空闲光路的加载能耗纳入考虑, 本文提出了 EILP 算法, 该算法首先结合软件定义网络技术和 ELM 模型对空闲光路进行预测; 然后筛选出芯间串扰低于串扰阈值的空闲光路集合; 接着在该集合中选择最低加载能耗空闲光路传输新到业务, 减少了不必要的光路拆除, 最大程度地降低了网络能耗。仿真结果表明, 在满足 SDM-EON 串扰限制, 且阻塞率维持在合理范围内的前提下, 所提 EILP 算法大幅降低了网络能耗。

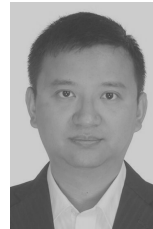
参考文献:

- [1] 符小东, 李泳成, 沈纲祥. 面向弹性光网络的新型光节点升级策略研究[J]. 通信学报, 2018, 39(9): 80-87.
FU X D, LI Y C, SHEN G X. Novel node upgradation strategy for migration to elastic optical networks[J]. Journal on Communications, 2018, 39(9): 80-87.
- [2] BEYRAGH A A, RAHBAR A G, GHAZVINI S M H, et al. IF-RSCA: intelligent fragmentation-aware method for routing, spectrum and core assignment in space division multiplexing elastic optical networks (SDM-EON)[J]. Optical Fiber Technology, 2019, 50(3): 284-301.
- [3] BOLLA R, BRUSCHI R, DAVOLI F, et al. The green abstraction layer: a standard power-management interface for next-generation network devices[J]. IEEE Internet Computing, 2013, 17(2): 82-86.
- [4] BOLLA R, BRUSCHI R, DAVOLI F, et al. Fine-grained energy-efficient consolidation in SDN networks and devices[J]. IEEE Transactions Network and Service Management, 2015, 12(2): 132-145.
- [5] RICCIARDI S, PALMIERI F, CASTIGLIONE A, et al. Energy efficiency of elastic frequency grids in multilayer IP/MPLS-over-flexgrid networks[J]. Journal of Network and Computer Applications, 2015, 56(3): 41-47.
- [6] KHODAKARAMI H, PILLAI B S G, SHIEH W. Quality of service provisioning and energy minimized scheduling in software defined flexible optical networks[J]. IEEE/OSA Journal of Optical Communications and Networking, 2016, 8(2): 118-128.
- [7] XIONG Y, SHI J, YANG Y, et al. Lightpath management in SDN-based elastic optical networks with power consumption considerations[J]. Journal of Lightwave Technology, 2018, 36(9): 1650-1660.
- [8] GARRICH M, AMAYA N, ZERVAS G, et al. Power consumption analysis of architecture on demand[C]//European Conference and Exhibition on Optical Communication (ECOC). 2012: 1-3.
- [9] FUJII S, HIROTA Y, TODE H, et al. On-demand routing and spectrum allocation for energy-efficient AoD nodes in SDM-EON[J]. Journal of Optical Communications and Networking, 2017, 9(11): 960-973.
- [10] MUHAMMAD A, ZERVAS G, FORCHHEIMER R. Resource allocation for space-division multiplexing: optical white box versus optical black box networking[J]. Journal of Lightwave Technology, 2015, 33(23): 4928-4941.
- [11] ZHAO Y, TIAN R, YU X, et al. An auxiliary graph based dynamic traffic grooming algorithm in spatial division multiplexing enabled

elastic optical networks with multi-core fibers[J]. Optical Fiber Technology, 2017, 34(3): 52-58.

- [12] AMAYA N, YAN S, CHANNEGOWDA M, et al. Software defined networking (SDN) over space division multiplexing (SDM) optical networks: features, benefits and experimental demonstration[J]. Optics express, 2014, 22(3): 3638-3647.
- [13] 孟凡. 低时延光传送网实现方案[J]. 电信科学, 2016, 32(S1): 238-244.
MENG F. Implementation scheme of low latency for optical transport networks[J]. Telecommunications Science, 2016, 32(S1): 238-244.
- [14] LEE S S W, LI K Y, WU M S. Design and implementation of a GPON-based virtual OpenFlow-enabled SDN switch[J]. Journal of Lightwave Technology, 2016, 34(10): 2552-2561.
- [15] 崔秀国, 刘翔, 操时宜, 等. 光纤通信系统技术的发展、挑战与机遇[J]. 电信科学, 2016, 32(5): 34-43.
CUI X G, LIU X, CAO S Y, et al. Development, challenge and opportunity of optical fiber communication system technologies[J]. Telecommunications Science, 2016, 32(5): 34-43.
- [16] HUANG G B. What are extreme learning machines? filling the gap between Frank Rosenblatt's dream and John von Neumann's puzzle[J]. Cognitive Computation. 2015, 7(3): 263-278.
- [17] ZHAO Y, HU L, ZHU R, et al. Crosstalk-aware spectrum defragmentation by re-provisioning advance reservation requests in space division multiplexing enabled elastic optical networks with multi-core fiber[J]. Optics Express, 2019, 27(4): 5014-5032.

[作者简介]



熊余 (1982-), 男, 四川资中人, 博士, 重庆邮电大学研究员, 主要研究方向为下一代宽带网络技术、教育大数据技术等。



贺进有 (1992-), 男, 河南驻马店人, 重庆邮电大学硕士生, 主要研究方向为空分复用弹性光网络。



王保华 (1996-), 男, 湖北黄冈人, 重庆邮电大学硕士生, 主要研究方向为人工智能技术。

周彬 (1994-), 男, 重庆人, 重庆邮电大学硕士生, 主要研究方向为空分复用弹性光网络。