

基于图卷积神经网络的软件定义电力通信网络路由控制策略

向敏 饶华阳* 张进进 陈梦鑫

(重庆邮电大学工业物联网与网络化控制教育部重点实验室 重庆 400065)

摘要: 传输时延和数据包丢失率是电力通信业务可靠传输重点关注的问题, 该文提出一种面向软件定义电力通信网络的最小路径选择度路由控制策略。结合电力通信网络软件定义网络(SDN)集中控制架构的特点, 利用图卷积神经网络构建的链路带宽占用率预测模型(LBOP-GCN)分析下一时刻路径带宽占用率。通过三角模算子(TMO)融合路径的传输时延、当前时刻的路径带宽占用率和下一时刻的路径带宽占用率, 计算出从源节点到目的节点间不同传输路径的选择度(Q), 然后将Q值最小的路径作为SDN控制器下发的流表项。实验结果表明, 该文所提出的路由控制策略能有效减小业务传输时延和数据包丢失率。

关键词: 电力通信网络; 软件定义网络; 图卷积神经网络; 带宽占用率

中图分类号: TN915.853

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2021)02-0388-08

DOI: 10.11999/JEIT190971

Software-defined Power Communication Network Routing Control Strategy Based on Graph Convolution Network

XIANG Min RAO Huayang ZHANG Jinjin CHEN Mengxin

(Key Laboratory of Industrial Internet of Things and Networked Control,

Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: Transmission delay and packet loss rate are critical issues in reliable transmission of power communication services. A minimum path selection routing control strategy for software-defined power communication networks is proposed. Combining the characteristics of the centralized control structure of the software-defined power communication network, a Link Bandwidth Occupancy Predictive model based on Graph Convolutional Network (LBOP-GCN) is built to analyze the route paths bandwidth occupancy in the next period. The selectivity (Q) of different transmission paths from the source node to the destination node is calculated by using Triangle Modular Operator (TMO) to fuse the transmission delay of the path, the path bandwidth occupancy at the current moment and the path bandwidth occupancy at the next moment. Then the path with the lowest Q value is used as the flow table of the OpenFlow switch delivered by the Software Defined Network (SDN) controller. Experiments show that the proposed routing control strategy can effectively reduce service transmission delay and packet loss rate.

Key words: Power communication network; Software Defined Network (SDN); Graph Convolution Network (GCN); Bandwidth occupancy

1 引言

随着电力通信网络的发展, 现有的电力通信网络迫切需要引入新的网络技术来优化网络资源控制的灵活性, 降低电力业务的传输时延和丢包率。软件定义网络(Software Defined Networks, SDN)凭

其数控分离、集中化控制和实时控制业务路由等优势^[1-5], 成为了未来电力通信网络技术中的研究热点。

近年来, 国内外关于面向SDN的电力通信业务动态调度策略的研究已有许多成果, SDN为电力通信网络的优化提供了一种可行方案, 在降低业务传输时延和提高网络资源利用率方面有较好的效果^[6-9]。文献[10]在电力广域通信网SDN集中控制架构中提出资源公平分配算法, 确保了高优先级业务分配到最短路径。文献[11]在信息物理融合电力系统中采用SDN动态优化路由策略, 降低了业务的平均传输时延。文献[12]提出以最大化网络吞吐量和最小化

收稿日期: 2019-12-03; 改回日期: 2020-04-24; 网络出版: 2020-05-31

*通信作者: 饶华阳 s170301016@stu.cqupt.edu.cn

基金项目: 国家电网公司总部科技项目(52010118000Q)

Foundation Item: The Project of Science and Technology of State Grid Corporation of China (52010118000Q)

路由重置成本为优化目标的路由重构模型，提高了网络资源利用率。

电力通信网络中每个节点具有自己的结构信息和特征信息，是典型的非欧结构。图卷积神经网络(Graph Convolutional Network, GCN)基于图谱理论实现非欧结构上的卷积操作，能有效学习节点的空间特征信息，且相关的研究成果应用到了节点分类、边预测等方面。文献[13]利用长短期记忆网络结合GCN学习数据的长短期依赖关系，验证了GCN在非欧数据的半监督分类中的优势。文献[14]利用GCN学习交通网络数据的空间特征和交通流的时间特征，然后结合循环神经网络预测交通状况。文献[15]根据医学影像的图结构，利用GCN诊断自闭症谱系障碍并预测从轻度认知障碍转变为阿尔茨海默氏病的概率。

面向电力通信网络SDN集中控制架构，引入GCN预测 $t+T$ 时刻的链路带宽占用率，考虑 t 时刻路径带宽占用率、 $t+T$ 时刻的路径带宽占用率和电力业务传输时延，预测管理链路资源并优化业务传输路径。

2 电力通信网SDN架构

2.1 网络架构

电力通信网络为智能电网的稳定运行提供强力支撑，《电力系统通信设计技术规定》中对电力业务的带宽、时延、误码率等通信需求有严格的规定。为分析电力业务的动态传输过程，对电力通信网络拓扑建模并表示为 $G=(V, L)$ 。其中 $V=\{v_1, v_2, \dots, v_i\}$ 为电力通信网络中的交换机节点集， i 表示交换机节点编号， $i \in N$ ， N 表示正整数。 $L=\{l_1, l_2, \dots, l_j\}$ 表示链路集， j 表示链路编号， $j \in N$ 。根据文献[16]中我国某省电网的部分骨干网络，建立SDN网络架构，如图1所示。

图1中，SDN控制器主要负责管理网络状态、制定电力业务路由等，支持OpenFlow协议的交换机主要负责根据流表处理、转发数据及收集网络状态参数。交换机 v_i 的各端口(v_i 的端口编号①~⑥)只收发与其连接的端口的电力业务。各host拟作电力业务数据的收发端。

2.2 网络状态参数

SDN控制器周期性采集交换机 v_a 的流表状态参数 $F_a(t)$ ， v_a 的 q 端口的状态参数 $P_{a,q}(t)$ ，如表1所示。

表1中， $p_{a,q}^\beta(t)$ 表示 t 时刻 v_a 的 q 端口的 β 类型端口状态参数， $f_a^\varphi(t)$ 表示 t 时刻 v_a 的 φ 类型流表状态参数， $q, \beta, \varphi \in N$ 。根据表1，交换机 v_a 的 q 端口的端口状态参数 $P_{a,q}(t)$ 和流表状态参数 $F_a(t)$ 可用式(1)表示

$$\begin{aligned} P_{a,q}(t) &= [p_{a,q}^1(t), p_{a,q}^2(t), \dots, p_{a,q}^\beta(t)] \\ F_a(t) &= [f_a^1(t), f_a^2(t), \dots, f_a^\varphi(t)] \end{aligned} \quad (1)$$

2.3 链路带宽占用率

设链路 l_j 与交换机 v_a 的 q 端口和 v_b 的 g 端口相连接，则 t 时刻链路 l_j 的已用带宽 $b_j(t)$ 由 q 端口和 g 端口的转发字节数决定。结合表1， t 时刻链路 l_j 的已用带宽 $b_j(t)$ 可用式(2)表示

$$b_j(t) = [p_{a,q}^4(t) - p_{a,q}^4(t-T) + p_{b,g}^4(t) - p_{b,g}^4(t-T)]/T \quad (2)$$

式中， $p_{a,q}^4(t)$ 表示 t 时刻交换机 v_a 的 q 端口的转发字节数， $p_{b,g}^4(t)$ 表示 t 时刻交换机 v_b 的 g 端口的转发字节数。 q, g 表示交换机的端口编号($q, g \in N$)。 T 为交换机状态参数采集周期。

链路 l_j 可传输的最大带宽表示为 $\max(B_j)$ ， t 时刻链路 l_j 的带宽占用率 $\mu_j(t)$ 可用式(3)表示

$$\mu_j(t) = \frac{b_j(t)}{\max(B_j)} \quad (3)$$

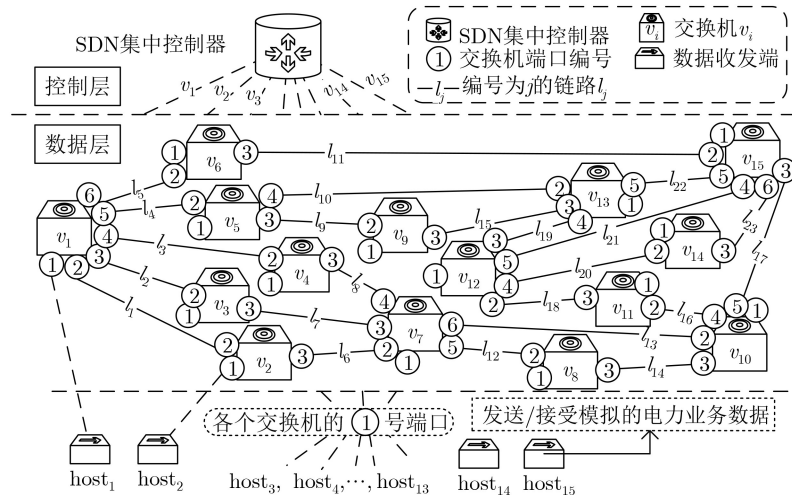


图1 电力通信网络SDN架构

表1 OpenFlow交换机端口和流表状态参数

端口参数	符号	说明	流表参数	符号	说明
$p_{a,q}^1(t)$	rx_packets	接收的数据包数	$f_a^1(t)$	length	交换机流表容量
$p_{a,q}^2(t)$	tx_packets	转发的数据包数	$f_a^2(t)$	priority	流表项匹配次序
$p_{a,q}^3(t)$	rx_bytes	接收的字节数	$f_a^3(t)$	packet_count	根据流表转发的数据包数
$p_{a,q}^4(t)$	tx_bytes	转发的字节数	$f_a^4(t)$	byte_count	根据流表转发的字节数
$p_{a,q}^5(t)$	rx_dropped	接收时丢弃的数据包数	$f_a^5(t)$	duration_sec	数据流持续时间
$p_{a,q}^6(t)$	tx_dropped	转发时丢弃的数据包数	$f_a^6(t)$	duration_nsec	数据流额外生存时间
$p_{a,q}^7(t)$	tx_errors	转发时错误的数据包数	$f_a^7(t)$	idle_timeout	流表项从交换机移除的相对时间
$p_{a,q}^8(t)$	rx_frame_err	接收时错误帧的数	$f_a^8(t)$	hard_timeout	流表项从交换机移除的绝对时间
$p_{a,q}^9(t)$	rx_over_eer	接收时溢出的数据包数	—	—	—

根据电力通信网和商用通信网的拥塞标准, 自定义不同等级 $\mu_j(t)$ 对应的链路得分 $s_j(t)$, 如表2所示。

表2中, $s_j(t)$ 表示 t 时刻链路 l_j 的带宽占用率对应的链路分值, $s_j(t)$ 值越小, 则链路带宽占用率越小。

3 电力通信网络LBOP-GCN模型

3.1 LBOP-GCN模型输入

为了对电力通信网络中链路节点的特征信息和结构信息进行卷积操作, 把预测电力通信网络链路带宽占用率问题转化为基于GCN的链路节点的实时分类问题。GCN链路带宽占用率预测模型(Link Bandwidth Occupancy Predictive model based on Graph Convolutional Network, LBOP-GCN)的输入为:

(1) 特征向量矩阵 $\mathbf{E} \in \mathbf{R}^{J \times C}$: $\mathbf{E}$ 的行数为 J , 即电力通信网络中的链路数。 $\mathbf{E}$ 中每行表示电力通信网络中链路 l_j 的特征向量。 C 表示节点特征向量

维度。链路 l_j 的特征向量由其所连接的两个交换机的状态参数决定, 由1.3节知, 链路 l_j 与 v_a 的 q 端口和 v_b 的 g 端口相连接, 结合式(1), 特征向量矩阵 $\mathbf{E}$ 可用式(4)表示

$$\mathbf{E} = [\mathbf{e}(1), \mathbf{e}(2), \dots, \mathbf{e}(j)]^T \quad (4)$$

式中, $\mathbf{P}_{a,q}(t)$ 表示 t 时刻交换机 v_a 的 q 端口的端口状态参数。 $\mathbf{P}_{b,g}(t)$ 表示 t 时刻交换机 v_b 的 g 端口的状态参数。 $\mathbf{F}_a(t)$, $\mathbf{F}_b(t)$ 分别表示 t 时刻交换机 v_a 和 v_b 的流表状态参数。

(2) 邻接矩阵 $\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{J \times J}$ 。 $\mathbf{A}$ 表示电力通信网络中链路 l_j 之间的连接关系。为避免图卷积处理时改变特征向量的尺度, 采用文献[13]的思路对 $\mathbf{A}$ 进行标准化处理得到 $\hat{\mathbf{A}}$ 。

3.2 LBOP-GCN模型输出

LBOP-GCN模型在学习链路节点的特征过程中使用ReLU激活函数和Dropout来缓解梯度消失、过拟合等问题。LBOP-GCN预测模型如图2所示。

图2中, LBOP-GCN模型的第1层神经网络由ReLU激活函数和Dropout中间层组合构成, 可表示为 $\mathbf{H}_1 = \text{ReLU}[\hat{\mathbf{A}}(\xi \mathbf{E}) \mathbf{W}_0]$ 。其中, $\text{ReLU}(x) = \max(0, x)$, $\xi \sim \text{Bernoulli}(x)$ 表示伯努利分布, $\mathbf{W}_0 \in \mathbf{R}^{C \times M}$ 表示第1层网络的权重矩阵, M 为该层的特征向量维度。在第2层神经网络中, 使用softmax函数作为激

表2 链路带宽占用率等级

$\mu_j(t)$	$\mu_j(t)$ 等级	链路拥塞状态	$s_j(t)$
0~0.6	I	无拥塞	1
0.6~0.7	II	正常负荷	2
0.7~0.8	III	可能拥塞	3
0.8~0.9	IV	一般拥塞	4
超过0.9	V	严重拥塞	5

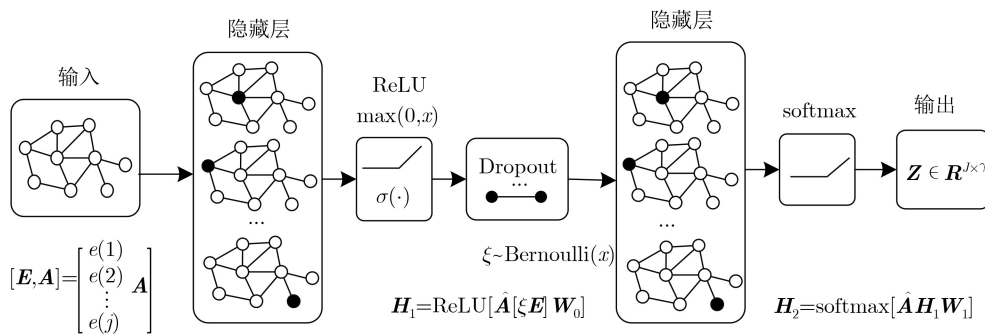


图2 LBOP-GCN模型总体架构

活函数，可表示为 $\mathbf{H}_2 = \text{softmax}(\hat{\mathbf{A}}\mathbf{H}_1\mathbf{W}_1)$ 。其中 $\mathbf{W}_1 \in \mathbf{R}^{M \times \gamma}$ 表示第2层网络的权重矩阵， γ 表示链路带宽占用率得分的类型数量。LBOP-GCN模型经softmax操作后输出的概率矩阵 $\mathbf{Z} \in \mathbf{R}^{J \times \gamma}$ 可用式(5)表示。

$$\mathbf{Z} = \text{softmax}(\hat{\mathbf{A}}\text{ReLU}[\hat{\mathbf{A}}(\xi\mathbf{E})\mathbf{W}_0]\mathbf{W}_1) \quad (5)$$

式中，概率矩阵 $\mathbf{Z} = [\mathbf{z}_j(s_j(t+T)=1), \mathbf{z}_j(s_j(t+T)=2), \dots, \mathbf{z}_j(s_j(t+T)=5)]$ 。其中， $\mathbf{z}_j(s_j(t+T)=1)$ 表示 $t+T$ 时刻链路 l_j 的带宽占用率得分 $s_j(t+T)$ 值为1的概率，表达式 $\mathbf{z}_j(s_j(t+T)=2)$ ， $\mathbf{z}_j(s_j(t+T)=3)$ 等同理。从表2可知链路带宽占用率得分 $s_j(t+T) \in \{1, 2, 3, 4, 5\}$ 。LBOP-GCN模型对链路 l_j 的预测结果为最大概率 $\max\{\mathbf{z}_j(s_j(t+T)=1), \mathbf{z}_j(s_j(t+T)=2), \dots, \mathbf{z}_j(s_j(t+T)=5)\}$ 对应的 $s_j(t+T)$ 值。

LBOP-GCN模型对电力通信网络链路带宽占用率的识别训练中，为表征 t 时刻链路带宽占用率得分 $s_j(t)$ 和预测对象之间的差值，使用交叉熵函数作为模型的损失函数，如式(6)所示

$$\text{Loss}(y, \hat{y}) = -y \ln(\hat{y}) - (1-y) \ln(1-\hat{y}) \quad (6)$$

式中， y 表示样本标签，即链路 l_j 的历史带宽占用率得分 $\{s_j(t-nT), s_j[t-(n-1)T], \dots, s_j(t-T), s_j(t)\}$ 。 $\hat{y}$ 表示预测值，即 $t+T$ 时刻链路带宽占用率得分 $s_j(t+T)$ 。

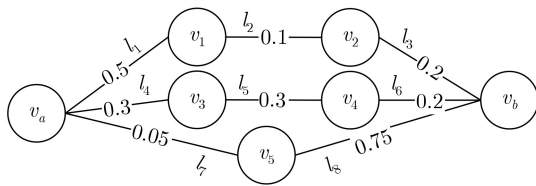
4 SDN电力通信网络路由策略

4.1 路径的带宽占用率

电力通信业务选择带宽占用率低的路径更利于数据的实时可靠传输。 t 时刻路径 R_n 的带宽占用率由路径集中最大的链路带宽占用率 $u_j(t)$ 决定，如图3所示。 t 时刻路径 R_n 的带宽占用率 CB_n 可用式(7)表示。

$$\text{CB}_n = \max[\mu_j(t)] \quad (7)$$

式中， CB_n 为 t 时刻路径 R_n 的带宽占用率， $\mu_j(t)$ 是 t 时刻链路 l_j 的带宽占用率， l_j 为路径 R_n 中包含的链路。



$$\text{CB}_n = \max[\mu_j(t)]$$

$$R_1: u_a-l_1-l_2-l_3-u_b, \text{CB}_1=0.5$$

$$R_2: u_a-l_4-l_5-l_6-u_b, \text{CB}_2=0.3$$

$$R_3: u_a-l_7-l_8-u_b, \text{CB}_3=0.75$$

图3 t 时刻的路径带宽占用率

图3中，节点 v_a 与节点 v_b 间，路径 R_1 中最大的链路带宽占用率为 $\mu_1(t) = 0.5$ ，根据式(7)， t 时刻路径 R_1 的带宽占用率 $\text{CB}_1 = 0.5$ 。同理，路径 R_2 的带宽占用率为 $\text{CB}_2 = 0.3$ ，路径 R_3 的带宽占用率为 $\text{CB}_3 = 0.75$ 。

$t+T$ 时刻路径 R_n 的路径带宽占用率分值 PS_n 由路径集中最大的链路带宽占用率得分 $s_j(t+T)$ 决定，如图4所示。 $t+T$ 时刻路径 R_n 带宽占用率分值可用式(8)表示。

$$\text{PS}_n = \max[s_j(t+T)] \quad (8)$$

图4中，源节点 v_a 到目的节点 v_b 间，路径 R_1 中最大链路带宽占用率得分 $s_j(t+T)$ 为1，根据式(8)， $t+T$ 时刻路径 R_1 带宽占用率 $\text{PS}_1 = 1$ 。同理，路径 R_2 的带宽占用率 $\text{PS}_2 = 3$ ，路径 R_3 的带宽占用率 $\text{PS}_3 = 3$ 。

4.2 路径的传输时延

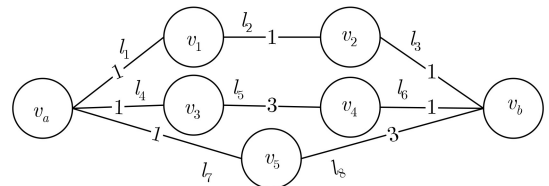
业务传输时延主要受链路长度和交换机的处理能力影响，业务经过路径 R_n 的传输总时延 T_n 为所经传输链路与交换机节点所产生时延之和，可用式(9)表示。

$$T_n = \sum_{j=1}^{m-1} d_j/v_{\text{data}} + mT_{\text{switch}} + T_{\text{jitter}} \quad (9)$$

式中， T_n 表示电力业务从路径 R_n 的发起端到目的端所用的总时长。 d_j 表示链路 l_j 的长度， v_{data} 表示信息的传播速度。 T_{switch} 为节点交换时延， m 表示路径 R_n 中交换机的总数。 T_{jitter} 表示随机抖动时延。

4.3 SDN最小路径选择度路由控制策略

电力通信网络的SDN集中控制架构中，SDN控制器周期性采集交换机的端口状态参数 $\mathbf{P}_{a,q}(t)$ 和流表状态参数 $\mathbf{F}_a(t)$ ；LBOP-GCN模型根据历史状态参数预测 $t+T$ 时刻的链路带宽占用率得分 $s_j(t+T)$ ；采用最小路径选择度路由策略计算业务传输路径后下发流表至交换机。最小路径选择度路由控制策略 (Minimum Path Selection Routing Control Strategy, MPSRCS) 如图5所示。



$$\text{PS}_n = \max[s_j(t+T)]$$

$$R_1: u_a-l_1-l_2-l_3-u_b, \text{PS}_1=1$$

$$R_2: u_a-l_4-l_5-l_6-u_b, \text{PS}_2=3$$

$$R_3: u_a-l_7-l_8-u_b, \text{PS}_3=3$$

图4 $t+T$ 时刻的路径带宽占用率

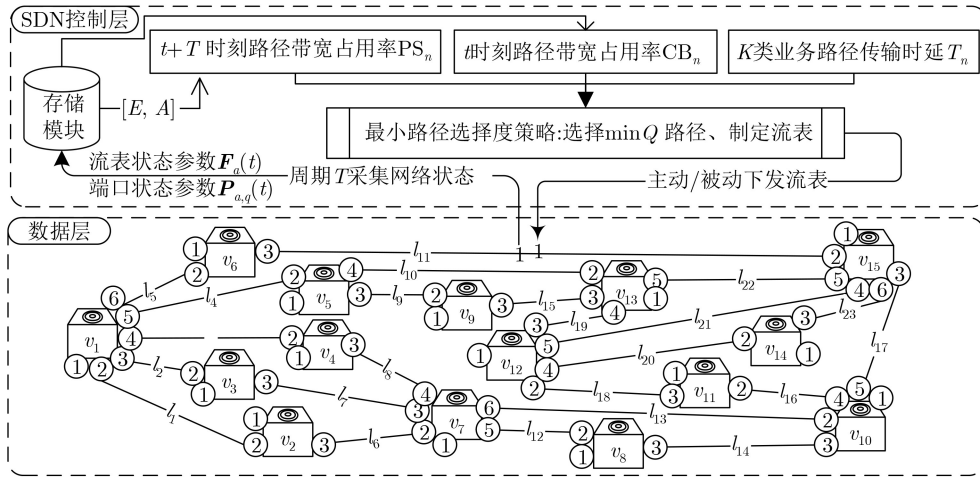


图5 基于SDN的最小路径选择度路由控制策略示意图

4.4 路由控制策略的目标函数

利用模糊数学中的三角模算子^[17]将电力业务传输路径的 t 时刻带宽占用率 CB_n 、预测的带宽占用率分值 PS_n 及传输时延 T_n 融合,将多目标优化路由问题转化为单一目标优化问题,三角模算子如式(10)所示

$$Y(x_1, x_2) = \frac{x_1 \times x_2}{1 - x_1 - x_2 + 2(x_1 \times x_2)} \quad (10)$$

式中, x_1, x_2 表示参与融合的两个参数, $x_1, x_2 \in [0, 1]$ 。

由于路径 R_n 的 t 时刻带宽占用率 CB_n 、带宽占用率预测值 PS_n 及传输时延 T_n 量纲不同,为了统度量标准,对 CB_n , PS_n 和 T_n 进行标准化处理。用式(11)处理 t 时刻带宽占用率 CB_n 后得到 CB'_n ;用式(12)处理预测的带宽占用率分值 PS_n 后得到 PS'_n ;用式(13)处理传输时延 T_n 后得到 T'_n

$$CB'_n = \frac{CB_n - CB_{\min}}{CB_{\max} - CB_{\min}} \quad (11)$$

$$PS'_n = \frac{PS_n - PS_{\min}}{PS_{\max} - PS_{\min}} \quad (12)$$

$$T'_n = \frac{T_{\max} - T_n}{T_{\max}} \quad (13)$$

式(11)中, $CB_{\min}$, $CB_{\max}$ 分别表示备选路径集中 t 时刻路径带宽占用率的最小值和最大值。式(12)中, $PS_{\min}$, $PS_{\max}$ 分别表示路径集中路径的带宽占用率预测值的最小值和最大值。式(13)中, $T_{\max}$ 表示该类型业务可容忍的最大传输时延。

为了利于计算和比较不同传输路径间的路径选择度 Q ,将 CB'_n , PS'_n 和 T'_n 用式 $V_{\text{new}}^* = V_{\text{old}}^*/2 + 0.5$ 映射到 $[0.5, 1]$ 上,以获得 CB_n^* , PS_n^* 和 T_n^* 。然后结合式(10)和三角模算子结合律,路径选择度 Q 可用式(14)表示。

$$Q = \min \{Y[CB_n^*, Y(PS_n^*, T_n^*)]\} \quad (14)$$

根据三角模算子同类信息的加强性,参与融合的参数选择方向一致(选择路径参数 CB_n^* , PS_n^* 和 T_n^* 值较小的路径更利于电力业务的传输)时,融合后会突出备选路径的重要或不重要程度,即根据式(14)获得传输路径的选择度 Q , Q 会突出体现传输路径被选或不被选程度。此外,利用三角模算子调和路径参数 CB_n^* , PS_n^* 和 T_n^* 选取过程中的矛盾性,传输路径的被选程度由路径参数的中和值 Q 决定。

利用式(14)计算源节点到目的节点之间的多条传输路径的选择度 Q ,电力业务传输时,优先选择 Q 最小的路径作为主传输路径;当不同路径的 Q 值相等时,优先选择路径 R_n 中交换机总数 m 最少的路径;当不同路径的 Q 值相同、所经过的交换机总数 m 相等时,优先选择使用频率较低的路径。

5 仿真实验与结果分析

5.1 网络参数设置

根据图1,在Mininet平台上搭建电力通信网络拓扑结构,采用Ryu控制器集中控制网络资源,利用带宽测试工具iperf模拟网络流量。本文设置各链路的最大带宽为100 Mbit/s。根据文献[16],设置链路的距离参数,设置 $v_{\text{data}} = 2 \times 10^8$ m/s, $T_{\text{switch}} = 0.1$ ms, $T_{\text{jitter}} = 0.1$ ms。在模拟电力业务传输时,网络中电力业务的请求带宽值的变化服从正态分布,不同重要度的电力业务出现概率服从泊松分布。实验时,调节这些网络参数来改变网络中电力业务的分布状态: host发送UDP数据的最小并发数 $CR_{\min}$ 和最大并发数 $CR_{\max}$;数据传输的最小请求时长 $RT_{\min}$ 和最大请求时长 $RT_{\max}$;电力业务请求带宽的最小值 $RB_{\min}$ 、最大值 $RB_{\max}$ 及全网络电力业务平均请求带宽 $\overline{RB}$ 。

5.2 LBOP-GCN模型实验结果分析

将采集的网络状态数据集以8:1:1的比例分为训练集、验证集和测试集，多次调节训练参数并分析损失值 $\text{Loss}(y, \hat{y})$ 以获得LBOP-GCN模型适宜的训练参数：保持其他参数不变，将学习率 η 从0.001调至0.5，当学习率为0.0050时， $\text{Loss}(y, \hat{y})$ 值最小。同理，获得最优Dropout系数为0.4000，L2正则项为0.0005，网络参数 $\mathbf{W}_0, \mathbf{W}_1$ 为(0,1)，隐含层节点数 h_{node} 为32。最后分析网络的平均链路带宽占用率得分 $\bar{s}_j(t+T)$ 的预测值与真实值的变化趋势，仿真实验结果如图6所示。

图6中，横坐标表示时间切片(每个时间片 $\text{time} = 5\text{ s}$)，纵坐标代表全网络链路的带宽占用率得分均值 $\bar{s}_j(t+T)$ 。由测试结果可知，预测的 $\bar{s}_j(t+T)$ 值比较接近真实的网络链路带宽占用率得分均值，LBOP-GCN模型对电力通信网络链路带宽占用率的预测效果较好。

5.3 路由控制策略对比与分析

为对比分析本文所提策略(MPSRCS)的电力业务丢包率、平均传输时延和网络链路平均带宽占用率，与文献[18]的最短路径路由策略(Shortest Path Routing

Strategy, SPRS)，文献[19]的拥塞缓解路由策略(Hybrid Congestion Alleviation Routing Strategy, HCARS)进行对比。测试不同路由策略对网络性能的影响时，设置网络参数 $\text{CR}_{\min} = 25$, $\text{CR}_{\max} = 35$, $\text{RB}_{\max} = 40\text{ Mbit/s}$, $\text{RB}_{\min} = 0.0625\text{ Mbit/s}$, $\text{RT}_{\max} = 20\text{ s}$, $\text{RT}_{\min} = 10\text{ s}$ ，逐步增加平均请求带宽 RB ，分析不同路由策略下的网络性能指标：丢包率对比实验结果如图7(a)所示，电力业务平均传输时延比较如图7(b)所示，链路平均带宽占用率对比结果如图7(c)所示。

图7(a)中，随着网络负载逐渐增大，采用MPSRCS的丢包率明显比SPRS, HCARS低。当网络负载逐渐增大接近链路最大带宽并出现拥塞时，SPRS策略由于无法及时调整传输路径，因而丢包率急剧增长；HCARS策略虽是动态路由策略，但没考虑未来的链路带宽占用率和不同业务优先级，因此突发性电力业务和部分服务优先级较高、可容忍时延低的业务易发生数据丢包；而MPSRCS策略克服了HCARS的不足，预测了未来链路带宽占用率，网络负载较大时，丢包率在另两种策略之下。

考虑到不同电力业务传输时延需求的差异性，

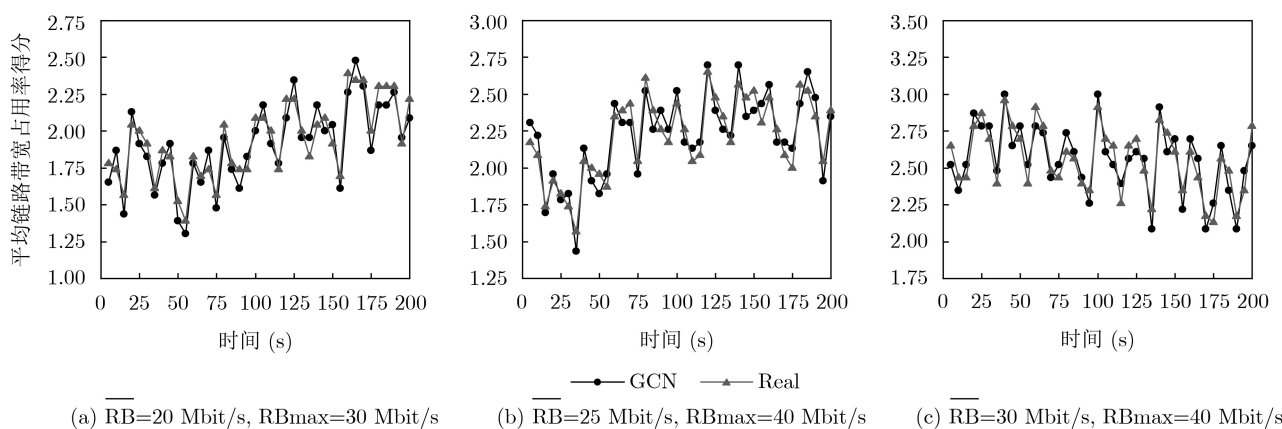


图6 LBOP-GCN模型预测值与真实值对比

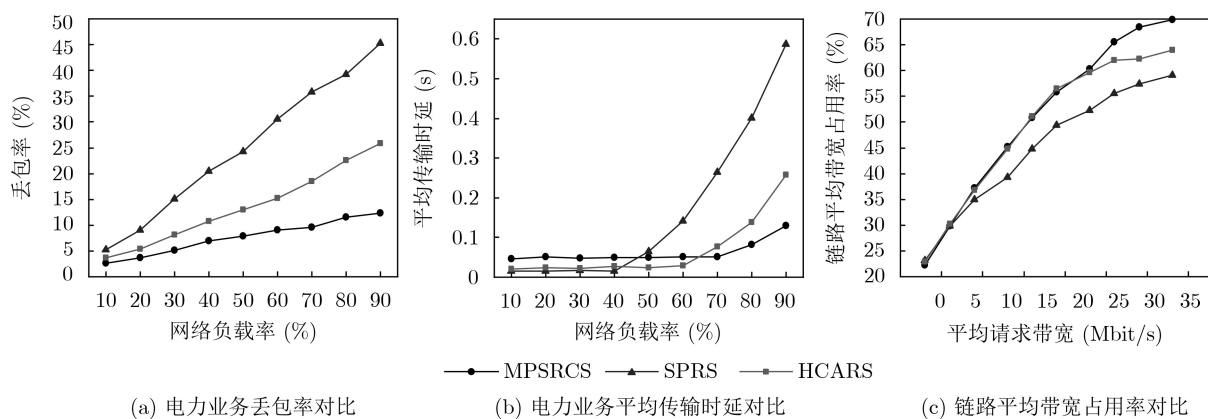


图7 MPSRCS路由策略与SPRS, HCARS策略性能对比

假设 $(t, t+T)$ 时段成功传输的 K 类型电力业务的平均传输时延为 $\overline{T(K)}$, 且 K 类电力业务可容忍的最大传输时延为 $T_{\max}(K)$ 。结合文献[20]中的13种电力业务及其可容忍的最大传输时延 $T_{\max}(K)$, 图7(b)中电力业务的平均传输时延 $\overline{T_{\text{delay}}}$ 可用式(15)表示

$$\overline{T_{\text{delay}}} = \left[\sum_{K=1}^{13} \overline{T(K)} / T_{\max}(K) \right] / 13 \quad (15)$$

图7(b)中, 网络负载较低时, SPRS和HCARS策略的平均时延均低于MPSRCS, 但是随着网络负载的增加, SPRS的时延变化最大, MPSRCS的时延变化最小。这是因为SPRS策略没根据链路的实时状态进行拥塞路径优化, 因此传输时延迅速增加。HCARS策略考虑链路的实时状态时受邻居节点的带宽占用率的影响较大, 容易选择局部最优路径。MPSRCS策略考虑了负载均衡问题, 初始的平均时延较高是因为其在路径规划的时候, 并不一定选择最短路径, 但在网络负载逐步增加的过程中, 网络平均时延的稳定性较好。

图7(c)中, SPRS策略首先减缓增长速度, 这是因其在进行路径选择时, 将数据流分配到对应的最短路径上, 可能会造成多个电力业务分配到同一路径的情况, 易导致链路资源分配不均而使全网络链路平均带宽占用率降低。HCARS策略在发生拥塞后进行调控, 随着平均请求带宽的逐步增加, 达到处理能力上限, 易发生链路拥塞, 链路平均带宽占用率降低。MPSRCS的链路平均带宽占用率高于SPRS和HCARS, 这是因其预测了链路未来的拥塞情况, 提前进行拥塞控制, 提高了策略的拥塞缓解能力。

6 结论

本文面向SDN的电力通信网络集中控制架构, 提出一种降低电力业务传输时延和丢包率的路由策略MPSRCS。根据SDN对网络状态的监测, 利用LBOP-GCN模型预测 $t+T$ 时刻的链路带宽占用率, 通过三角模算子融合多个路径参数并计算出不同路径的选择度。该路由策略与SPRS和HCARS相比, 网络负载量增大时, 在降低电力业务的丢包率和传输时延等方面有良好的性能。

参考文献

- [1] 兰巨龙, 于倡和, 胡宇翔, 等. 基于深度增强学习的软件定义网络路由优化机制[J]. 电子与信息学报, 2019, 41(11): 2669–2674. doi: [10.11999/JEIT180870](https://doi.org/10.11999/JEIT180870).
LAN Julong, YU Changhe, HU Yuxiang, et al. SDN routing optimization mechanism based on deep reinforcement learning[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2019, 41(11): 2669–2674. doi: [10.11999/JEIT180870](https://doi.org/10.11999/JEIT180870).
- [2] 史久根, 谢熠君, 孙立, 等. 软件定义网络中面向时延和负载的多控制器放置策略[J]. 电子与信息学报, 2019, 41(8): 1869–1876. doi: [10.11999/JEIT181053](https://doi.org/10.11999/JEIT181053).
SHI Jiugen, XIE Yijun, SUN Li, et al. Multi-controller placement strategy based on latency and load in software defined network[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2019, 41(8): 1869–1876. doi: [10.11999/JEIT181053](https://doi.org/10.11999/JEIT181053).
- [3] 张红旗, 黄睿, 常德显. 一种基于匹配博弈的服务链协同映射方法[J]. 电子与信息学报, 2019, 41(2): 385–393. doi: [10.11999/JEIT180385](https://doi.org/10.11999/JEIT180385).
ZHANG Hongqi, HUANG Rui, and CHANG Dexian. A collaborative mapping method for service chain based on matching game[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2019, 41(2): 385–393. doi: [10.11999/JEIT180385](https://doi.org/10.11999/JEIT180385).
- [4] 于天放, 芮兰兰, 邱雪松. 基于软件定义网络的服务器集群负载均衡技术研究[J]. 电子与信息学报, 2018, 40(12): 3028–3035. doi: [10.11999/JEIT180207](https://doi.org/10.11999/JEIT180207).
YU Tianfang, RUI Lanlan, and QIU Xuesong. Research on SDN-based load balancing technology of server cluster[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2018, 40(12): 3028–3035. doi: [10.11999/JEIT180207](https://doi.org/10.11999/JEIT180207).
- [5] AL-RUBAYE S, KADHUM E, NI Qiang, et al. Industrial internet of things driven by SDN platform for smart grid resiliency[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(1): 267–277. doi: [10.1109/JIOT.2017.2734903](https://doi.org/10.1109/JIOT.2017.2734903).
- [6] AUJLA G S, GARG S, BATRA S, et al. DROpS: A demand response optimization scheme in SDN-enabled smart energy ecosystem[J]. *Information Sciences*, 2019, 476: 453–473. doi: [10.1016/j.ins.2018.09.047](https://doi.org/10.1016/j.ins.2018.09.047).
- [7] 胡宇翔, 李子勇, 胡宗魁, 等. 基于流量工程的软件定义网络控制资源优化机制[J]. 电子与信息学报, 2020, 42(3): 661–668. doi: [10.11999/JEIT190276](https://doi.org/10.11999/JEIT190276).
HU Yuxiang, LI Ziyong, HU Zongkui, et al. Control resource optimization mechanism of SDN based on traffic engineering[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2020, 42(3): 661–668. doi: [10.11999/JEIT190276](https://doi.org/10.11999/JEIT190276).
- [8] 熊余, 杨娅娅, 张振振, 等. 软件定义时分波分复用无源光网络中基于带宽预测的资源分配策略[J]. 电子与信息学报, 2019, 41(8): 1885–1892. doi: [10.11999/JEIT180837](https://doi.org/10.11999/JEIT180837).
XIONG Yu, YANG Yaya, ZHANG Zhenzhen, et al. Resource allocation based on bandwidth prediction in software-defined time and wavelength division multiplexed passive optical network[J]. *Journal of Electronics &*

- Information Technology*, 2019, 41(8): 1885–1892. doi: [10.11999/JEIT180837](https://doi.org/10.11999/JEIT180837).
- [9] 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. doi: [10.11999/JEIT160623](https://doi.org/10.11999/JEIT160623).
- YI Peng, LIU Hong, and HU Yuxiang. A scalable traffic scheduling policy for software defined data center network[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2017, 39(4): 825–831. doi: [10.11999/JEIT160623](https://doi.org/10.11999/JEIT160623).
- [10] 王继业, 刘川, 吴军民, 等. 软件定义电力广域网通信业务资源公平分配技术研究[J]. 电网技术, 2015, 39(5): 1425–1431. doi: [10.13335/j.1000-3673.pst.2015.05.038](https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2015.05.038).
- WANG Jiye, LIU Chuan, WU Junmin, *et al.* Research of software defined service resource equitable allocation technology of power WAN[J]. *Power System Technology*, 2015, 39(5): 1425–1431. doi: [10.13335/j.1000-3673.pst.2015.05.038](https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2015.05.038).
- [11] 韩宇奇, 何宜倩, 楼凤丹, 等. 基于SDN的动态优化路由策略在信息物理融合电力系统连锁故障中的研究与应用[J]. 电网技术, 2018, 42(8): 2620–2629. doi: [10.13335/j.1000-3673.pst.2017.1796](https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2017.1796).
- HAN Yuqi, HE Yiqian, LOU Fengdan, *et al.* Analysis and application of SDN based dynamic optimal route strategy for cyber layer in cascading failures of cyber-physical power system[J]. *Power System Technology*, 2018, 42(8): 2620–2629. doi: [10.13335/j.1000-3673.pst.2017.1796](https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2017.1796).
- [12] TOMOVIC S and RADUSINOVIC I. RO-RO: Routing optimality-reconfiguration overhead balance in software-defined ISP networks[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2019, 37(5): 997–1011. doi: [10.1109/JSAC.2019.2906762](https://doi.org/10.1109/JSAC.2019.2906762).
- [13] MANESSI F, ROZZA A, and MANZO M. Dynamic graph convolutional networks[J]. *Pattern Recognition*, 2020, 97: 107000. doi: [10.1016/j.patcog.2019.107000](https://doi.org/10.1016/j.patcog.2019.107000).
- [14] ZHANG Zhengchao, LI Meng, LIN Xi, *et al.* Multistep speed prediction on traffic networks: A deep learning approach considering spatio-temporal dependencies[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2019, 105: 297–322. doi: [10.1016/j.trc.2019.05.039](https://doi.org/10.1016/j.trc.2019.05.039).
- [15] PARISOT S, KTENA S I, FERRANTE E, *et al.* Disease prediction using graph convolutional networks: Application to autism spectrum disorder and Alzheimer's disease[J]. *Medical Image Analysis*, 2018, 48: 117–130. doi: [10.1016/j.media.2018.06.001](https://doi.org/10.1016/j.media.2018.06.001).
- [16] 贾惠彬, 薛凯夫, 马静, 等. 广域保护通信多路径路由选择的改进蚁群算法[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(22): 22–26. doi: [10.7500/AEPS20160612005](https://doi.org/10.7500/AEPS20160612005).
- JIA Huibin, XUE Kaifu, MA Jing, *et al.* Improved ant colony algorithm for multi-path routing selection in wide-area protection communication system[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2016, 40(22): 22–26. doi: [10.7500/AEPS20160612005](https://doi.org/10.7500/AEPS20160612005).
- [17] SUN Yi, YU Li, ZHANG Jing, *et al.* Joint MAC-PHY layer resource allocation algorithm based on triangle module operator for multi-service OFDM system[J]. *Procedia Environmental Sciences*, 2011, 10: 163–169. doi: [10.1016/j.proenv.2011.09.029](https://doi.org/10.1016/j.proenv.2011.09.029).
- [18] WANG Junfeng, MIAO Yiming, ZHOU Ping, *et al.* A software defined network routing in wireless multihop network[J]. *Journal of Network and Computer Applications*, 2017, 85: 76–83. doi: [10.1016/j.jnca.2016.12.007](https://doi.org/10.1016/j.jnca.2016.12.007).
- [19] AL-KASHOASH H A A, AMER H M, MIHAYLOVA L, *et al.* Optimization-based hybrid congestion alleviation for 6LoWPAN networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2017, 4(6): 2070–2081. doi: [10.1109/jiot.2017.2754918](https://doi.org/10.1109/jiot.2017.2754918).
- [20] 樊冰, 唐良瑞. 电力通信网脆弱性分析[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(7): 1191–1197. doi: [10.13334/j.0258-8013.pcsee.2014.07.022](https://doi.org/10.13334/j.0258-8013.pcsee.2014.07.022).
- FAN Bing and TANG Liangrui. Vulnerability analysis of power communication network[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2014, 34(7): 1191–1197. doi: [10.13334/j.0258-8013.pcsee.2014.07.022](https://doi.org/10.13334/j.0258-8013.pcsee.2014.07.022).
- 向 敏: 男, 1974年生, 教授, 研究方向为智能电网、工业物联网及自动化控制。
- 饶华阳: 女, 1995年生, 硕士生, 研究方向为软件定义电力通信网络的流量协同控制。
- 张进进: 女, 1994年生, 硕士生, 研究方向为软件定义电力通信网络的业务弹性QoS保障。
- 陈梦鑫: 男, 1996年生, 硕士生, 研究方向为软件定义电力通信网络的集中控制架构。

责任编辑: 马秀强