

基于 BP 神经网络的高密度 5G 通信链路负载均衡性测试系统研究

杨其钦

(广州应用科技学院 计算机学院, 广州 511300)

摘要: 5G 通信网络具有高并发性和低延迟的特点, 且网络中涉及大量的设备, 包括基站、天线、中继器等。在高密度场景下, 大量用户设备同时连接到基站, 导致网络容量需求大大增加, 会使得某些链路资源不足而其他链路资源过剩, 进而产生负载失衡和链路阻塞问题; 为此, 设计一种基于 BP 神经网络的高密度 5G 通信链路负载均衡性测试系统; 搭建通信链路负载均衡性测试框架, 设计控制器、流量监测器、网络处理器, 完成系统硬件设计; 构建通信链路信道传输模型, 计算链路负载, 应用流量监测器、网络处理器获取通信链路历史负载数值, 采用 BP 神经网络预测下一时刻通信链路负载数值, 将适应度函数和链路实际负载能力结合, 当负载不均衡程度达到最小化时结束神经网络训练, 获取通信链路负载均衡性测试最佳方案, 从而实现高密度 5G 通信链路负载均衡; 实验数据显示, 在不同实验工况背景下, 设计系统应用后获得 Jain 氏公平性均衡指数最大值为 0.95, 通信链路阻塞率最小值为 5%, 网络吞吐量在 12~18 Gbps 之间。

关键词: 通信链路; BP 神经网络; 负载均衡; 5G 通信技术

Research on High Density 5G Communication Link Load Balancing Testing System Based on BP Neural Network

YANG Qiqin

(School of Computing, Guangzhou College of Applied Science and Technology, Guangzhou 511300, China)

Abstract: 5G communication networks have the characteristics of high concurrency and low latency, and a large number of devices are involved in the network, including base stations, antennas, repeaters, etc. In high-density scenarios, a large number of user devices are connected to the base station at the same time, resulting in a large increase in network capacity requirements. As a result, some links have insufficient resources while others have excess resources, resulting in load imbalance and link congestion. Therefore, a load balancing test system of high-density 5G communication link based on BP neural network is designed. Set up the communication link load balancing test framework, design the controller, traffic monitor and network processor, and complete the system hardware design. Build the communication link channel transmission model, calculate the link load, apply the traffic monitor and network processor to obtain the historical load value of the communication link, use the BP neural network to predict the load value of the communication link at the next moment, combine the fitness function with the actual load capacity of the link, and terminate the neural network training when the load imbalance reaches the minimum. Obtain the best solution of communication link load balancing test, so as to achieve high-density 5G communication link load balancing. Experimental data show that under different experimental conditions, the maximum Jain's fairness equilibrium index is 0.95, the minimum blocking rate of communication link is 5%, and the network throughput is between 12~18 Gbps.

Keywords: communication link; BP neural network; load balancing; 5G communication technology

0 引言

5G 网络已经逐渐覆盖各个领域。高密度场景作为 5G 应用的一部分, 呈现出越来越重要的地位。在高密度场景中, 大量用户设备集中在有限的空间范围内, 产生高并发的通信需求, 导致网络拥塞、资源竞争等问题, 因此对网络性能提出了更高的要求。为了在高密度场景下提供稳定的网络连接和用户体验, 负载均衡作为一种优化资源分配

和调度的手段显得尤为重要。通过合理分配和管理资源, 可以平衡网络负载, 减少拥塞, 提高用户的通信质量和终端设备的接入成功率。因此, 如何对高密度 5G 通信链路负载均衡化测试, 将成为 5G 通信技术应用与发展中亟待解决的问题之一。

基于以上背景, 已有相关领域研究者对通信链路负载均衡做出了研究, 并取得了一定的研究成果。唐颖峰等人^[1]在负载不均衡成因分析基础上, 提出了负载均衡调整

收稿日期: 2024-03-19; 修回日期: 2024-05-07。

基金项目: 广东省教育厅特色创新类项目(自然科学类)(2021KTSCX165)。

作者简介: 杨其钦(1980-), 男, 硕士, 讲师。

引用格式: 杨其钦. 基于 BP 神经网络的高密度 5G 通信链路负载均衡性测试系统研究[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(10): 17-25.

方案,构建了相应的模型,基于蚁群算法对构建模型进行求解,即可获得负载均衡调整最优方案,实现负载的均衡处理及其控制。由于蚁群算法是一种启发式的元启发式优化算法,在应用于 5G 通信网络中,存在求解效率不高、计算复杂度高问题;施凌鹏等人^[2]从负载均衡器入手,以负载情况与平均请求延迟作为衡量指标,描述负载均衡控制问题,并制定负载均衡控制机制,执行制定机制即可实现负载均衡的控制。负载均衡的控制机制会引入额外的开销和性能损失,当负载均衡器调度请求时,存在资源的浪费或不均衡分配的问题;王家柱等人^[3]引入了对象存储系统,实时感知负载情况,以此为依据,结合多种影响因素综合估计触发迁移值,自定义事件触发机制,设计负载迁移策略,实现复杂的动态均衡控制。引入对象存储系统和设计复杂的动态均衡控制会增加系统的复杂性,导致算法的实时性降低、计算复杂度增大、调度决策的难度提高等问题。

上述方法能够完成负载均衡控制功能,但难以适应大规模的通信用户与通信链路,无法获得较好的负载均衡控制效果。因此,采用 BP 神经网络,设计一种高密度 5G 通信链路负载均衡性测试系统。该设计提出了一种全新的通信链路负载均衡控制框架,通过控制器、流量监测器、网络处理器等硬件的协同工作,实现对通信链路负载的全面监测和控制。在软件部分,获取了链路负载计算公式,为通信链路负载的准确预测提供了重要的基础,应用 BP 神经网络对通信链路负载进行预测,联合通信链路的历史负载数值进行训练。通过优化适应度函数,实现了对通信链路负载的最优均衡控制。这种策略不仅考虑了通信链路的静态特性,还充分考虑了动态变化和不确定性因素,提高了控制的准确性和有效性。

1 负载均衡性测试框架搭建

云计算平台提供了弹性的资源分配能力,可以按需分配和释放计算、存储和网络资源。在通信链路负载均衡性测试中,通过云计算平台可以灵活调整和配置测试环境,以适应不同的负载模式和测试需求。针对 5G 通信链路在高密度用户接入时出现的负载不均衡问题,搭建了一个综合性的负载均衡性测试框架^[4]。该框架由流量监测模块、网络处理模块、链路负载预测模块及控制器模块构成,每个模块都针对特定的负载均衡性测试任务进行设计。具体框架如图 1 所示。

流量监测模块主要承担着 5G 通信网络中每条通信链路流量的监测任务,以监测结果为依据,判定通信链路实际负载是否超出其负载能力。若通信链路实际负载未超过其负载能力,则关闭负载均衡性测试设备;若通信链路实际负载超过其负载能力,则开启负载均衡性测试设备^[5]。

网络处理模块主要承担着 5G 通信网络链路连接状态的维护任务,主要包括交换机与交换机的连接状态、交换机与服务器的连接状态等^[6]。设计系统主要通过 LLDP 协议实现通信链路发现服务,根据交换机的响应信息调整 5G 通

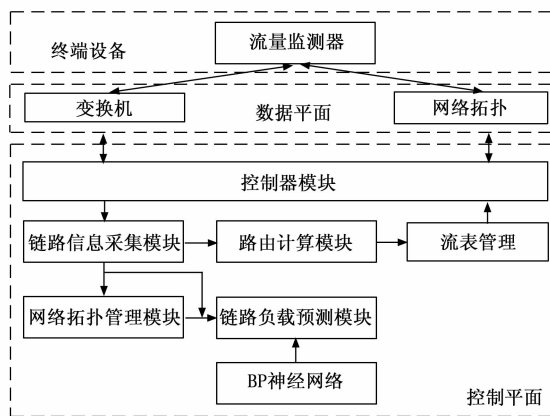


图 1 负载均衡性测试框架示意图

信网络拓扑结构,为通信链路负载预测提供支撑。交换机作为具体的物理设备,是网络中的关键组成部分,其负责数据的转发和交换,确保数据包能够沿着正确的路径在网络中流动。而网络拓扑描述的是网络中各个组件间的连接方式和关系,反映了网络的物理或逻辑结构,决定了数据在网络中流动的路径和方式。将交换机和网络拓扑并行排列在数据平面中,意味着这两者共同构成了网络的运行基础,两者相互依存、相互影响,共同决定了网络的性能和功能,强调了在网络设计和运维中需要综合考虑交换机和网络拓扑的因素。只有合理选择和配置交换机,并设计高效的网络拓扑结构,才能实现网络的高效、稳定和可靠运行。

链路负载预测模块依据链路信息采集模块与网络处理模块传输的数据,结合通信链路负载历史数据及其时间特性、空间特性,应用云计算技术预测下一时刻通信链路的负载状态,为通信链路负载均衡性测试提供一定的便利。

控制器模块作为框架的核心,控制器模块负责接收链路负载预测模块的数据,并据此计算当前源地址到目的地址之间全部链路的可调度度。通过动态调整大数据流的传输路径,控制器模块实现了通信链路的负载均衡控制,确保了 5G 通信网络的稳定运行。

在搭建负载均衡性测试框架的过程中,利用云计算平台的大数据处理能力,结合机器学习算法,实现了对链路负载的高效预测。通过应用 LLDP 协议和动态路由计算算法,实现了对网络拓扑的自动感知和路径的实时调整。通过上述设计思路和关键技术的解决,成功搭建了一个基于云计算的通信链路负载均衡性测试框架。这一框架不仅提供了一个灵活且可扩展的测试环境,还为 5G 通信网络的负载均衡性优化提供了有力支持。

2 负载均衡性测试系统硬件设计

2.1 控制器设计

控制器是负载均衡性测试系统的核心组件,其主要由数据收集模块、路由模块及其流表下发模块构成。通过设计合适的控制器,可以实现通信链路的动态负载均衡,确

保资源的有效利用和优化网络性能。OpenFlow 控制器允许对网络数据包细粒度的流量控制和管理，可以实现对数据包的流向、转发和处理方式编程的灵活控制。因此，选择 OpenFlow 作为控制器，具体设计过程如下所示。

2.1.1 数据收集模块设计

数据收集模块是控制器获取网络状态信息的关键部分，主要由网络资源感知子模块与网络资源监测子模块组成。网络资源感知子模块利用链路层发现协议（LLDP, link layer discovery protocol），通过 UFS-3200 交换机实时交换链路状态信息，确保控制器能够及时获取链路变化信息。在高密度 5G 通信链路环境中，这种实时的拓扑探测机制为负载均衡决策提供了及时、准确的数据支持^[7]。通信链路拓扑探测原理如图 2 所示。

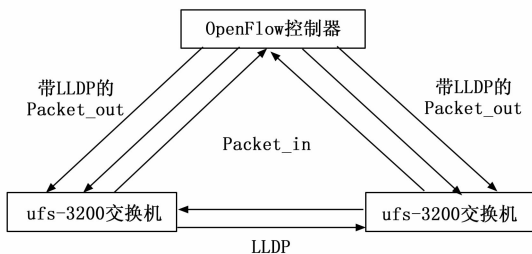


图 2 通信链路拓扑探测原理图

如图 2 所示，在高密度 5G 通信链路拓扑探测过程中，主要依据为携带 LLDP 的 Packet_out 与 Packet_in，将携带设备端口相关信息的命令传输给 UFS-3200 交换机，其传输速率为 10/100 Mbps，交换方式为存储转发。由 UFS-3200 交换机再将控制指令传输给各个设备端口，设备接收控制指令后完成通信链路拓扑探测的任务。

网络资源监测子模块主要监测与采集 5G 通信网络宽带、时延等状态信息，这是控制器决策的主要依据。带宽监测过程中，通过设置科学的、固定的时间间隔，采用 OpenFlow 协议报文汇总链路流量信息，根据链路流量信息采集起始时间与截止时间计算统计流量速率，而剩余带宽就是带宽最大值与当前数值之间的差值^[8]。时延是 5G 通信网络性能评价的关键参数之一，设计系统主要是应用 ping 命令来获取 5G 通信网络时延数据。

2.1.2 路由模块设计

控制器中的路由模块扮演着核心功能的角色，通过综合考虑网络拓扑的信息、数据包的源宿地址以及其他相关因素，路由模块能够高效地确定数据包应该按照哪条路径进行传输，以实现快速而可靠的数据传输。同时，路由模块还负责进行前 k 短路径选择，计算和更新链路权重，这些权重信息可以影响数据包传输的效率和质量。前 k 短路径选择任务依赖于 5G 通信网络的完整拓扑结构，并结合数据包的源地址和目的地址来决定最佳的转发路由^[9]。考虑到 5G 通信网络的复杂性和动态性，采用 Dijkstra 算法来获取源端至终端的最短路径。这一算法不仅能够均衡通信链路的负载分布，避免拥堵，还能减少不必要的离散跳转，从而提

高网络资源利用效率。具体前 k 短路径选择步骤如下所示：

1) 采用 Dijkstra 算法获取 5G 通信网络完整拓扑有向图中源端至终端的最短路径。其中，最短路径的选择可以使通信链路的负载分布更加均衡，避免某些链路被过度利用而导致拥堵，同时在传输过程中也可以减少不必要的离散跳转，提高网络资源利用效率。将最短路径标记为 p_k ，此时 k 值为 1；

2) 为了确保选择的链路性能优越，设置极限阈值为 Γ ，当 $k < \Gamma$ ，并且存在候选路径时，将当前路径标记为最短路径，即 $p = p_k$ ，转至 3)；当 $k \geq \Gamma$ 时，Dijkstra 算法结束；

3) 从 5G 通信网络的起始节点开始，执行一个节点遍历过程，识别并标记入度大于 1 的节点。入度，即一个节点所接收到的连接数量；在遍历的过程中，检查当前路径 p_k 上的每一个节点。如果一个节点的入度大于 1（即它接收到来自两个或更多其他节点的连接），将其标记为 N_h ，帮助后续识别和分析网络中的关键节点；如果在遍历过程中发现 N_h 中存在一个或多个扩展节点，继续沿着当前路径前进，检查后续的节点，直到节点入度不大于 1；如果在整个遍历过程中， N_h 没有任何入度大于 1 的节点，结束步骤，并转至 4) 进行后续操作。

4) 将 3) 找到的 5G 通信网络节点 N_h 添加至节点集合中，获取经过节点 N_h 的源节点至终节点之间的最短路径，将其标记为 p'_k ；

5) 比较当前路径 p_k 与 4) 获取最短路径 p'_k 的长度，选取长度较小的路径作为最短路径，此时 k 值为 2；

6) 反复迭代进行 1) ~ 5)，不断获取源节点至终节点的最短路径， k 值也随着最短路径数量的增加而增加，即可获得前 k 短路径选择结果。

高密度 5G 通信链路权重计算主要考虑路径的长度、时延与剩余带宽等指标，利用模糊隶属度函数获取链路权重的综合评价，降序排列上述前 k 短路径选择结果，为链路负载均衡性测试的实现提供助力。

2.1.3 流表下发模块设计

流表下发模块是控制器实现负载均衡性测试功能的关键环节，主要接收路由模块传递路径，解析传输指令中的有用信息，将其整合封装为流表项。流表项包含了包含交换机 ID、发送端地址、入端口、优先级等信息，根据制定流表项将信息配置给控制器，从而助力链路负载均衡性测试功能的实现^[10]。

通过精心设计的流表下发机制，控制器能够实现了对通信链路的灵活控制，确保数据包能够按照最优路径进行转发。这种机制不仅提高了网络资源的利用效率，还为 5G 通信网络的稳定运行提供了有力保障。

2.2 流量监测器设计

流量监测器在负载均衡性测试系统中扮演着至关重要的角色，它与控制器紧密协作，共同确保通信链路的动态负载均衡。流量监测器能够实时收集和分析链路上的流量

数据，为控制器提供关于链路负载、带宽利用率和延迟等关键信息。

为了满足系统对流量监测的精确性和实时性要求，选取 Sur-Flo 品牌生产的 SF1015 型流量监测器，其监测带宽范围为 2-10 000 M，具有定制功能，能够为用户提供特定的管理功能及其识别功能^[11]。流量监测器由于需要与多种硬件设备进行连接，并且流量监测范围较为广泛，需要对其引脚进行自定义，具体如表 1 所示。

表 1 流量监测器引脚自定义结果表

引脚编号	引脚名称	自定义
1	Uss	电源地
2	Ucc	电源
3	Uee	对比调整电压
4	RS	0=输入指令 1=输入数据
5	RW	0=写入指令 1=读取数据
6	E1	使能信号
7	E2	使能信号
8	DB0	数据总线 line0
9	DB1	数据总线 line1
10	DB2	数据总线 line2
11	DB3	数据总线 line3
12	DB4	数据总线 line4
13	DB5	数据总线 line5
14	DB6	数据总线 line6
15	DB7	数据总线 line7
16	DB8	数据总线 line8
17	DB9	数据总线 line9
18	DB10	数据总线 line10
19	A	电源正极
20	K	电源负极

在完成引脚自定义后，对流量监测器进行了详细的配置与调试。这一步骤确保了流量监测器能够准确、实时地收集和分析流量数据，为控制器提供可靠的信息支持。通过这样的设计，确保了流量监测器与控制器之间的紧密协作，共同为链路负载均衡性测试提供强大的数据支撑。这种机制不仅提高了系统的整体性能，还为 5G 通信网络的稳定运行提供了有力保障。

2.3 网络处理器设计

网络处理器是云计算技术实施的前提及其基础，也是通信链路负载数据采集与预测实现的关键设备之一。通过网络处理器采集流量监测器获取的通信链路的负载数据，可以实时获取链路上的流量信息、带宽利用率、延迟等指标，对未来的负载情况进行预测和分析，为负载均衡决策提供必要的的数据支持。设计系统选取 EZchip 公司生产的 NP-5 网络处理器，其处理速度最高能够达到 240 Gbps，并具备辅助流量管理功能，为系统设计与开发提供一定的便利^[12]。除此之外，NP-5 网络处理器还具有较为灵活的可编程性，有利于设计系统硬件之间的连接与数据交互，能够

有效提升链路负载均衡性测试的及时性，可以最大限度地维护 5G 通信网络运行的安全与可靠。

NP-5 网络处理器结构极其复杂，具体如图 3 所示。

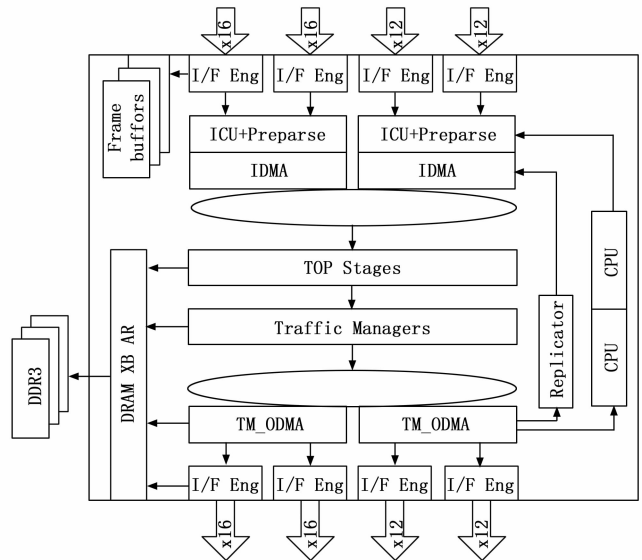


图 3 NP-5 网络处理器结构示意图

如图 3 所示，NP-5 网络处理器左边结构主要承担着数据处理、转发等操作任务，关键硬件设备为若干 TOP 引擎；NP-5 网络处理器右边结构主要承担着数据管理、任务队列管理等操作任务，关键硬件设备为 TM 引擎。对于 NP-5 网络处理器来说，有效融合了 TOP 引擎与 TM 引擎的优势，极大地提升了处理器的整体性能。其中，TOP 引擎能够利用微码编程控制，灵活性较高，而 TM 引擎本质上是一种硬件协处理器，虽然不能够进行编码控制，但能够根据用户意愿进行自定义配置^[13]。除此之外，CPU、DRAM XBAR 等硬件均是辅助处理器功能实现的关键器件之一，缺一不可。与流量监测器相比，网络处理器更侧重于对链路负载数据的深度处理和分析。流量监测器负责实时收集流量数据，而网络处理器则利用这些数据对未来的负载情况进行预测，为负载均衡决策提供更为精确的数据支持。这种协同工作的机制确保了系统能够及时、准确地应对通信链路中的负载变化，从而保障 5G 通信网络的稳定运行。

上述过程完成了系统硬件的设计，为通信链路采集数据处理提供有效的硬件支撑。在系统硬件的支持下，进一步设计系统软件。

3 负载均衡性测试系统软件设计

3.1 通信链路负载计算

在负载均衡性测试系统中，通信链路负载的计算是关键。这依赖于流量监测器和网络处理器的协同工作，实时收集和分析链路流量数据。通过硬件的支持，系统软件能够精准计算链路负载，实现动态资源分配和调度，确保负载均衡。这种协同机制增强了系统稳定性，提高了网络性

能，为 5G 通信网络的稳定运行提供了保障。根据链路的负载情况，系统可以实现动态的资源分配和调度，将流量分散到负载较轻的链路上，从而平衡链路的负载，避免某些链路过载或资源浪费，提高网络性能和吞吐量。为了更加精准地测试通信链路负载达到均衡，获取链路负载数据，为后续通信链路负载预测打下坚实的基础。通过测试通信链路负载，可以更加精准地了解网络流量，避免网络拥堵和性能瓶颈，有助于提高网络的性能和响应速度，确保各类应用在高密度 5G 网络中的高性能运行。

在通信链路中，为了准确传输信息，码元（即信息的基本单位）在传输过程中被安排以固定的时间间隔（称之为“码元间隔”）分布，将间隔距离表示为 g 。这种间隔保证了在接收端可以准确地区分每一个码元，避免信息的混淆。为了捕获和分析链路信道传输的详细信息，包括信号在传输过程中可能遭受的干扰、损耗和失真，采用 $T/2$ 抽头间隔采样模式。其中， T 代表采样周期。引入了通信链路信道传输模糊度函数，以反映信号在传输过程中的模糊程度。其计算式如下：

$$v_i(t) = \sum_{j=1}^{\delta} [\gamma_j(t) e^{j\omega t} + \epsilon_j(t)] \quad (1)$$

式中， δ 为在第 i 条通信链路中路由器、中继器、基站或其他通信设备参与数据传输的节点总数， $\gamma_j(t)$ 为通信链路中第 j 个节点传输信号时的信道质量因子，如信号衰减、干扰水平等信息， l 为基于网络拓扑、节点位置、传输距离的信道质量调整系数， $\epsilon_j(t)$ 为输出校准项，用于调整通信链路信道输出的结果，以确保其准确性^[14]。

负载冲激响应模型描述了当链路接收到一个短暂而强烈的冲激信号时，其输出信号随时间的变化情况。这种变化反映了链路对输入信号的响应能力，包括但不限于信号传输的时间延迟、信号在传输过程中的衰减程度，以及链路对不同频率信号的响应特性。这些信息对于评估链路的传输带宽、最大传输速率以及误码率等关键性能指标至关重要。因此，为更全面地了解链路的传输特性和性能，构建通信链路的负载冲激响应模型 $z_i(t)$ 如下：

$$z_i(t) = o_j(t - T_s) \sum_{j=1}^{\delta} [A_j(t) \cdot e^{j\omega_s(t)}] \quad (2)$$

式中， $A_j(t)$ 为第 j 个节点对冲激信号的响应强度， $v_j(t)$ 为第 j 个节点在不同频率信号下的传输能力特征值， $o_j(t - T_s)$ 为链路响应时间 t 下，从节点接收到信号到产生响应之间的时间延迟系数。其中， T_s 为从节点开始处理输入信号到完成处理并产生输出信号所需的总时间。

基于公式 (1) 与公式 (2) 的计算结果，综合考虑了链路的冲激响应特性、各个传输节点的响应系数、传输谱密度特征量以及负载响应时延，进一步推导出通信链路的负载计算公式，从而全面评估通信链路负载状况。通信链路的负载数值 $\partial_i(t)$ 计算如下：

$$\partial_i(t) = \frac{\eta_i * v_i(t) * I_0}{A_j(t) * z_i(t)} + u_i(t) \quad (3)$$

式中， η_i 为调整实际应用中通信链路不确定性因素影响程度的模糊度权重系数， C 为将冲激响应转化为负载量化值因子， I_0 为对原始数据进行标准化处理的调整因子， $u_i(t)$ 为根据通信链路负载的实际情况确定的通信链路负载数值调整项。

3.2 基于 BP 神经网络的负载均衡性测试

链路负载计算通过对当前及历史链路负载数据的分析和处理，能够帮助预测未来一段时间内的链路负载情况。通过计算链路负载，可以评估链路的容量限制，即链路能够承受的最大负载量，有助于确定链路的稳定性和可靠性，并根据链路容量的需求进行相应的网络优化和规划。因此，以上述确定的链路负载计算公式为基础，结合硬件设备——流量监测器、网络处理器与云计算装置，共同获取通信链路历史负载数值，采用 BP 神经网络算法训练实际负载能力。BP 神经网络在训练过程中，学习训练通信链路的历史负载数据，并利用训练好的神经网络模型对未来时刻的链路负载进行预测。根据预测结果，结合适应度函数和实际链路负载能力，对通信链路进行负载均衡性测试，以降低链路阻塞率和提高网络性能。

由于硬件设备自身缺陷以及负载数据采集过程中环境因素的影响，致使通信链路历史负载数值中存在异常数据，需要对其进行一定的预处理，才能保障通信链路负载预测结果的精准性^[15]。通过计算历史负载数值与标准负载数值之间的差值，可以实时监测链路的负载情况。如果差值偏大，说明当前负载超过了标准负载水平，存在链路拥堵或过载的情况，需要及时采取措施进行负载调整或增加带宽容量。因此，设置通信链路标准负载数值为 ζ_i ，计算通信链路历史负载数值与标准负载数值之间的差值，表达式为：

$$D_i(t) = |\zeta_i(t) - \zeta_i| \quad (4)$$

式中， $D_i(t)$ 为通信链路历史负载数值与标准负载数值之间的差值； $|\cdot|$ 表示的是绝对值符号。

以公式 (4) 计算结果 $D_i(t)$ 为基础，制定异常数据判定规则，具体如下式所示：

$$\begin{cases} D_i(t) \geq \psi_i & \text{异常数据} \\ D_i(t) < \psi_i & \text{正常数据} \end{cases} \quad (5)$$

式中， ψ_i 为异常数据判定阈值，需要根据通信链路具体负载能力来设置。根据公式 (5) 判定结果，对异常数据进行删除操作处理，对正常数据进行保留操作处理。

在将异常数据去除后，将通信链路的历史负载数据作为 BP 神经网络的输入数据，为神经网络训练提供数据支持。利用 BP 神经网络训练通信链路的历史负载数据，预测下一时刻的链路负载数值。这些数据经过隐含层的处理和运算，通过神经网络的自学习和调整，最终输出层的输出结果即为下一时刻通信链路负载的预测结果。通过预测结果可以更好地了解 and 预测通信链路的负载情况，从而更好地规划和优化网络资源分配，提高网络的性能和稳定性^[16] 其中，隐含层输入数据表达式为：

$$\Psi_i(t) = \sum_{k=0}^n \omega_k * \zeta_i(t) \tag{6}$$

式中, $\Psi_i(t)$ 为 BP 神经网络的隐含层输入数据, n 为通信链路历史负载数据的总数量, ω_k 为输入层到隐含层第 k 个神经元的权重数值。

经过隐含层激活函数处理后获得隐含层输出数据, 表达式为:

$$y_i(t) = \kappa[\Psi_i(t) - \theta_k] \tag{7}$$

式中, $y_i(t)$ 为隐含层输出数据, $\kappa[\cdot]$ 为隐含层激活函数, θ_k 为阈值。需要注意的是, 当 ω_k 与 θ_k 数值相等时, 可以忽略阈值的存在。

输出层以隐含层输出数据为依据, 实现实时的负载预测, 对于负载均衡决策十分重要, 能够使系统提前做出负载调整和资源分配的决策, 以应对未来负载的变化。对下一时刻通信链路负载数值进行预测并输出, 表达式为:

$$y_i(t+1) = \frac{a_1 y_i(1) + a_2 y_i(2) + \dots + a_t y_i(t)}{v * t} \tag{8}$$

式中, $y_i(t+1)$ 为下一时刻通信链路负载数值预测结果; 为通信链路历史负载数值的系数; v 表示的是通信链路负载预测的辅助参数, 取值范围为 $0 \sim 10$ 。

设置通信链路实际负载能力为 Z_1 , 则下一时刻通信链路负载状态预测结果为:

$$\begin{cases} y_i(t+1) > z_1 & \text{超负载} \\ y_i(t+1) = z_1 & \text{满负载} \\ y_i(t+1) < z_1 & \text{余负载} \end{cases} \tag{9}$$

通过上述过程完成了通信链路负载数值的预测, 为最终研究目标的实现提供有效的数据支撑。

以上述通信链路负载数值预测结果为依据, 结合通信链路的实际负载能力, 利用 BP 神经网络算法对通信链路的实际负载能力进行训练, 将得到的通信链路负载均衡性测试方案被转化为数字信号, 并输入到 2.4 节设计的控制器中。通过控制器的处理和执行, 可以实现通信链路负载均衡性测试的目标。通过 BP 神经网络的迭代训练, 可以计算出链路负载的调整数值。通过动态负载调整, 系统可以有效应对负载波动和变化, 提高链路的负载均衡性和稳定性, 并优化系统的整体性能。因此, 根据下一时刻通信链路负载状态预测结果, 通过 BP 神经网络的迭代训练计算链路负载调整数值, 表达式为:

$$Q_i(t+1) = Z_1 - y_i(t+1) \tag{10}$$

式中, $Q_i(t+1)$ 为下一时刻通信链路负载调整数值。当 $Q_i(t+1) < 0$ 时, 表明通信链路处于超负载状态, 需要将其数据传输任务调度给其他通信链路; 当 $Q_i(t+1) = 0$ 时, 表明通信链路处于满负载状态, 不需要对其进行调整; 当 $Q_i(t+1) > 0$ 时, 表明通信链路处于冗余负载状态, 浪费了大量网络资源, 需要增加该通信链路的数据传输任务。

以上述描述内容为基础, 给出通信链路负载均衡性测试所有方案, 将每一种通信链路负载均衡性测试方案看作

为改进遗传算法的个体, 应用 BP 神经网络来确定通信链路负载均衡性测试最佳方案^[17], 具体流程如图 4 所示。

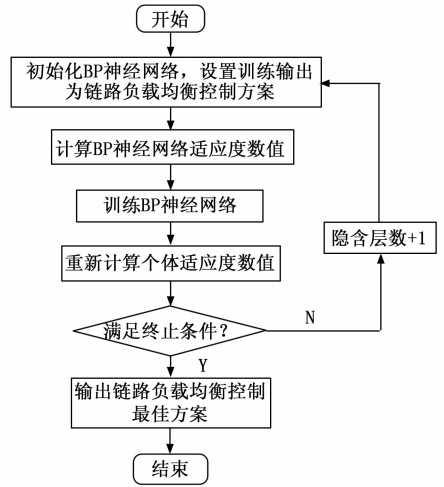


图 4 通信链路负载均衡性测试最佳方案确定流程图

如图 4 所示, 适应度数值计算是通信链路负载均衡性测试最佳方案确定的关键所在。设计系统以通信链路负载均衡性测试代价作为适应度函数, 其表达式为:

$$\vartheta_i = e^{-F(X_i)} \tag{11}$$

式中, ϑ_i 为个体 X_i 对应适应度数值, $F(\cdot)$ 为个体 X_i 对应的代价数值, 即通信链路负载均衡性测试代价。

以公式 (11) 计算结果为依据, 当适应度函数 ϑ_i 达到最小值时, BP 神经网络训练结束, 并输出适应度函数最小值对应的方案, 即通信链路负载均衡性测试的最佳方案。这个最佳方案中包含了每个链路的负载调整数值。将这些负载调整数值转化为数字信号, 以便在后续的控制中进行处理和执行^[18-20]。这些数字信号可以代表通信链路在不同时间点的负载调整指令, 从而实现通信链路的负载均衡性测试目标。通过将这些数字信号输入到控制器中, 将最佳方案转化为实际的控制系统操作, 以实现通信链路的负载均衡性测试。最佳方案中每个链路负载调整数值转化为数字信号的表达式为:

$$\mu_i = \Phi[\vartheta_i * Q_i(t+1)] \pm \zeta_i \tag{12}$$

式中, μ_i 为链路负载调整数字信号, $\Phi[\cdot]$ 为数字信号转换函数, ζ_i 为数字信号误差项, 影响着数字信号的转换精度。

将公式 (12) 计算结果输入 2.4 节设计控制器中, 开启控制器即可实现通信链路负载均衡性测试, 完成高密度 5G 通信链路负载均衡性测试系统设计。

4 实验与结果分析

设置文献 [1] 提出的基于蚁群算法测试系统 (简称“对比系统 1”)、文献 [2] 提出的基于负载均衡器测试系统 (简称“对比系统 2”) 与文献 [3] 提出的基于对象存储测试系统 (简称“对比系统 3”), 联合设计系统共同进行高密度 5G 通信链路负载均衡性测试对比实验。为了确保实验结

果的公正性和可对比性，所采用的数据均来源于相同的网络环境和用户行为数据集，例如网络流量数据、用户行为数据、系统资源使用数据等，这些数据应反映真实的网络环境和用户行为。同时，对原始数据预处理，包括数据清洗、标准化和特征提取等步骤，以消除数据中的噪声和异常值，并提取出对负载均衡性能评估有用的特征，使得利用不同方法所处理的数据在格式、特征空间和数据分布上都将保持一致，以确保实验结果的可靠性和可重复性，以此来验证设计系统的应用性能。

4.1 实验准备阶段

采用 OMNeT++ 软件搭建 5G 通信网络实验环境，该软件是一个开放的、模块化的、可扩展的网络仿真框架，支持各种网络技术的建模和仿真，提供了丰富的网络模型库，包括用于 5G 通信的模型，以此模拟 5G 通信网络中的各种场景和条件，实验环境应能够支持多种测试案例，包括不同业务场景、不同网络情况、不同基站配置等，以便对 BP 神经网络在不同情况下的性能进行全面测试。且依据实验需求对实验环境相关参数进行具体设置，具体如表 2 所示。

表 2 实验环境参数设置表

参数名称	参数数值
5G 基站数量/个	8
移动终端数量/个	140
基站功率/dBm	100
基站网络带宽/MHz	200
区域覆盖半径/M	2 000
用户功率/dBm	25
频谱时间/s	30
通信链路数量/条	2 500
标准链路负载/MB	500

根据表 2 所示，在实验环境中建立了 8 个 5G 基站，这些基站的覆盖范围广泛，能够为移动终端提供稳定的通信服务。采取根据频谱的空闲时间来随机生成通信频谱的方法，可以避免因固定频谱分配而导致的竞争和冲突，使得每个移动终端都能够获得更好的通信质量。在实验中，设定了 8 个基站，每个基站的覆盖范围、信号强度和传输能力均有所不同。基站的分布考虑了地形、建筑物和其他影响信号传播的因素。模拟了 140 个移动终端在基站覆盖范围内的分布情况。这些终端不仅分布不均，而且具有不同的移动速度和方向，以模拟真实场景中的用户行为，确保了实验场景的多样性和广泛性。同时，通过 5G 通信技术使得移动终端能够快速地与基站建立连接，实现高速、低延迟的通信。上述过程完成了实验的基本准备工作，为后续实验的顺利进行提供一定的便利。

在 5G 通信链路负载均衡性测试中，BP 神经网络需要准确预测不同负载条件下的网络性能，以便评估和优化系统的负载均衡能力。因此，BP 神经网络作为该测试系统的核心组成部分，其性能直接影响到整个测试系统的

准确性和可靠性。采用 ROC 曲线和 AUC 值评估 BP 神经网络的性能，通过不断迭代，ROC 曲线越接近左上，AUC 值越大，则对应方法的准确性越优异，检测结果如图 5 所示。

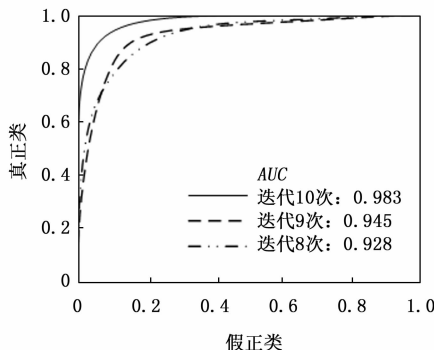


图 5 ROC 曲线和 AUC 值检测结果

实验结果表明，通过不断迭代和优化 BP 神经网络的结构和参数，ROC 曲线逐渐接近左上角，AUC 值也呈现出增大的趋势，AUC 值接近 1，说明 BP 神经网络在预测不同负载条件下的网络性能方面取得了显著提升，其预测结果的准确性得到了有效提高。因此，BP 神经网络在 5G 通信链路负载均衡性测试系统中具有广阔的应用前景。

4.2 实验结果分析

以上述实验准备阶段内容为依据，进行通信链路负载均衡性测试对比实验。为了直观显示设计系统的应用性能，选取 Jain 氏公平性均衡指数与通信链路阻塞率作为评价指标，具体实验结果分析过程如下所示。

4.2.1 Jain 氏公平性均衡指数分析

Jain 氏公平性均衡指数是一种衡量通信网络负载公平性的关键指标，其取值范围为 0.5~1。通过使用 Jain 氏公平性均衡指数，可以评估系统中资源的有效分配和利用情况。较高的 Jain 指数意味着资源得到了更均衡和有效的利用，从而提高系统的整体效率，则表明通信网络负载公平性越高。

通过实验获得 Jain 氏公平性均衡指数如图 6 所示。

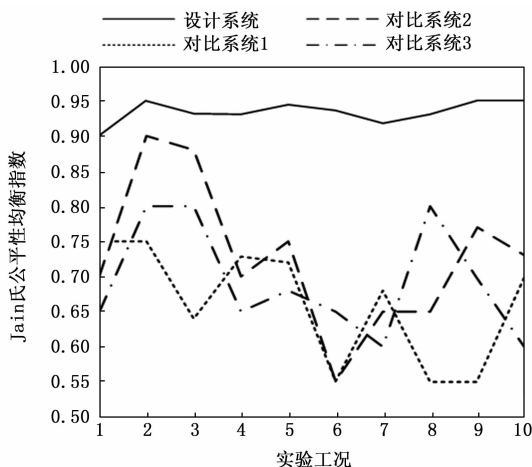


图 6 Jain 氏公平性均衡指数示意图

如图 6 所示, 在不同实验工况背景下, 设计系统应用后获得的 Jain 氏公平性均衡指数均大于对比系统 1、对比系统 2 与对比系统 3, 其在第 2 种实验工况背景获得 Jain 氏公平性均衡指数最大值 0.95, 表明设计系统应用后通信网络负载公平性更高。所提方法通过计算链路负载, 可以了解到不同链路的使用情况和负载分布, 利用 BP 神经网络预测下一时刻通信链路的负载数值, 可以更加精准地预测链路负载情况, 从而更好地进行资源分配和调度, 有助于确保各个链路之间的负载均衡, 实现网络资源的合理分配, 以最大程度地提高网络容量, 提高整体的公平性。

4.2.2 高密度 5G 通信链路阻塞率分析

链路阻塞率是衡量链路负载能力的重要指标。当链路阻塞率较高时, 表示链路上存在较多的阻塞情况, 意味着链路无法满足当前的负载需求。通过评估链路阻塞率, 可以判断链路的负载能力是否足够, 并为负载均衡算法的设计和 resource 规划提供重要依据。

通过实验获得通信链路阻塞率如图 7 所示。

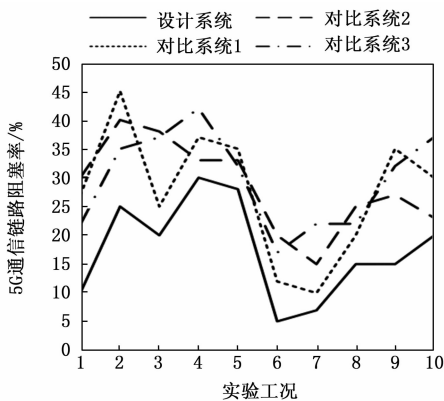


图 7 高密度 5G 通信链路阻塞率示意图

如图 7 所示, 在不同实验工况背景下, 设计系统应用后获得的通信链路阻塞率均低于对比系统 1、对比系统 2 与对比系统 3, 其在第 6 种实验工况背景获得通信链路阻塞率最小值 5%, 表明设计系统能够判断链路的负载能力。所提方法通过计算链路负载, 利用 BP 神经网络预测下一时刻通信链路的负载数值, 联合通信链路负载均衡控制的适应度函数及链路实际负载能力, 可以更加精准地预测链路负载情况, 从而更好地进行资源分配和调度。有助于减少链路阻塞的情况, 提高网络的运行效率。

4.2.3 5G 通信网络吞吐量分析

在 5G 通信网络中, 由于数据传输速率和通信链路数量的增加, 网络吞吐量的需求也会相应增长。负载均衡性测试的核心目的之一即为优化网络性能, 确保在高密度通信环境下, 网络能够高效、稳定地处理大量数据。测试系统的主要目的是通过模拟实际网络环境, 对 5G 通信链路的负载均衡性能测试和评估, 从而帮助优化网络设计和配置。而网络吞吐量的提升, 则是网络性能优化的一部分。因此,

在测试系统的基础上, 以网络吞吐量作为评价指标, 测试 4 种方法的网络吞吐量如图 8 所示。

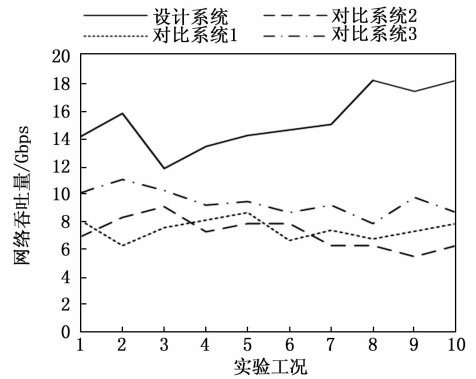


图 8 网络吞吐量示意图

如图 8 所示, 在不同实验工况背景下, 设计系统应用后获得的网络吞吐量在 12~18 Gbps 之间, 均高于对比系统 1、对比系统 2 与对比系统 3, 表明设计系统的网络吞吐量数值最大, 高密度 5G 通信链路负载均衡性测试效果较好。所提方法通过应用 BP 神经网络对历史负载数据进行学习训练, 确定通信链路负载均衡性测试最佳方案, 使得各个链路的负载更加均衡, 从而确保网络的稳定性和高吞吐量。

5 结束语

随着网络用户规模呈现暴增的趋势, 网络信道数据传输任务愈加繁重, 对高密度 5G 通信链路负载能力提出了更高的要求。在 5G 通信技术应用过程中, 由于用户个人需求、链路自身情况等多种因素的影响, 使得链路负载难以达到均衡状态, 这对 5G 通信技术的应用造成了极大的阻碍, 故提出基于 BP 神经网络的高密度 5G 通信链路负载均衡性测试系统设计研究。针对高密度 5G 通信链路负载均衡问题, 提出了整体的框架设计, 解决了链路负载均衡性测试的多个环节, 从而提高系统整体的性能。引入了 BP 神经网络作为负载预测模型, 并通过神经网络的学习和迭代, 能够更准确地预测负载变化趋势。考虑链路的实际负载能力, 更加合理地进行负载调整与资源分配, 从而进一步提高系统的负载均衡效果。实验数据显示, 设计系统有效提升了 Jain 氏公平性均衡指数, 降低了高密度 5G 通信链路阻塞率, 为 5G 通信技术后续发展提供有效的帮助。通过引入 BP 神经网络, 能够有效地对通信链路进行负载均衡性测试, 从而提高网络的运行效率和服务质量。

参考文献;

- [1] 唐颖峰, 陈世平. 分布式数据流处理系统管理中负载均衡问题建模与求解 [J]. 运筹与管理, 2021, 30 (4): 155-162.
- [2] 施凌鹏, 朱征, 周俊松, 等. 面向微服务架构的云系统负载均衡机制 [J]. 计算机工程, 2021, 47 (9): 44-50.
- [3] 王家柱, 范中磊, 毕强, 等. 对象存储系统中基于监控的动态负载均衡方法 [J]. 微电子学与计算机, 2022, 39 (12): 69

- 76.
- [4] 李静玲, 黎 军, 张 怡, 等. 卫星融合交换系统负载均衡异构路径算法 [J]. 中国空间科学技术, 2021, 41 (3): 105-113.
- [5] 朱中杰, 刘婷婷, 杨晨阳, 等. 面向负载均衡的主动切换 [J]. 信号处理, 2021, 37 (7): 1142-1152.
- [6] 张 翼, 蔡 磊, 霍 如, 等. 基于 LSTM 的标识解析节点负载均衡算法 [J]. 复旦学报: 自然科学版, 2021, 60 (1): 27-35.
- [7] 龙运波, 唐 聃. 分布式存储中基于局部修复码的负载均衡方法 [J]. 计算机应用, 2023, 43 (3): 767-775.
- [8] 林尔杰, 韩光洁, 孙 宁, 等. 终点导向的电动汽车负载均衡充电导航策略 [J]. 小型微型计算机系统, 2023, 44 (5): 961-968.
- [9] 程一凡, 洪 涛, 丁晓进, 等. 低轨卫星物联网场景下基于吸引子选择算法的多星负载均衡算法 [J]. 系统工程与电子技术, 2022, 44 (4): 1354-1363.
- [10] 黄 凯, 翟广心, 韩璟琳, 等. 面向配网变压器群集的负载均衡优化方法研究 [J]. 电力系统及其自动化学报, 2021, 33 (7): 113-119.
- [11] 拜鹏飞, 刘婷婷, 杨晨阳, 等. 基于干扰协调的主动负载均衡 [J]. 信号处理, 2021, 37 (8): 1409-1418.
- [12] 曲乾聪, 王 俊. 基于负载反馈的分布式数字集群动态负载均衡算法 [J]. 计算机应用研究, 2021, 37 (12): 3553-3558.
- (上接第 16 页)
- [3] 董晓鑫, 赵荣珍. 基于 SILPDA 的旋转机械故障诊断方法 [J]. 振动与冲击, 2023, 42 (2): 16-22.
- [4] 梁小康. 基于谱图和声学特征的旋转机械故障检测方法 [J]. 电子器件, 2021, 44 (3): 737-740.
- [5] 王 洋, 杨 立. 旋转机械红外智能状态监测与故障诊断 [J]. 光学精密工程, 2022, 30 (16): 1905-1914.
- [6] 祝 钊, 曹 鹏. 基于改进 PSO-PNN 的大螺旋钻机故障诊断系统研究 [J]. 煤炭工程, 2022, 54 (11): 193-198.
- [7] 单显明, 李长伟, 张忠传. 基于神经网络的复杂电子设备故障诊断系统的设计 [J]. 电子测量技术, 2022, 45 (11): 52-56.
- [8] 何彦虎, 钱振华, 刘国文, 等. 基于 ES-MLSTM 的液压机故障诊断系统设计 [J]. 机床与液压, 2021, 49 (19): 187-195.
- [9] 李 旭, 吴雪菲, 田 野, 等. 基于云平台的综采设备群远程故障诊断系统 [J]. 工矿自动化, 2021, 47 (7): 57-62.
- [10] 李 峥, 李 宗, 王天杨, 等. 基于 MATLAB GUI 的机械故障诊断实验系统设计与应用 [J]. 实验技术与管理, 2021, 38 (8): 105-109.
- [11] 周付明, 刘武强, 杨小强, 等. 基于精细化改进多尺度快速样本熵的旋转机械故障诊断方法研究 [J]. 机械强度, 2023, 45 (1): 1-8.
- [12] 刘东川, 邓艾东, 赵 敏, 等. 基于改进深度森林的旋转机械故障诊断方法 [J]. 振动与冲击, 2022, 41 (21): 19-27.
- 均衡算法 [J]. 计算机应用研究, 2022, 39 (2): 526-530.
- [13] 经 成, 谢 军. 基于微服务架构的负载均衡优化算法及实现 [J]. 南昌大学学报 (理科版), 2022, 46 (4): 399-404.
- [14] 李文佳, 史 岚, 季航旭, 等. 面向 Flink 的负载均衡任务调度算法的研究与实现 [J]. 计算机工程与科学, 2022, 44 (7): 1141-1151.
- [15] 董润婷, 吴 利, 黄建强, 等. 基于矩阵嵌套的 CESM 负载均衡优化方案检索策略 [J]. 电子技术应用, 2022, 48 (1): 24-30.
- [16] 包海东, 冀保峰, 董春红, 等. 基于物理层安全的负载均衡中继选择算法 [J]. 河南科技大学学报: 自然科学版, 2022, 43 (5): 42-49.
- [17] 冯国军, 贺占庄, 吕 瑛. 基于 DBAF 算法的 MongoDB 负载均衡策略 [J]. 微电子学与计算机, 2021, 38 (2): 52-55.
- [18] 李祥琴, 罗传军, 杨 利. 基于量子粒子群优化算法的云计算负载均衡分析 [J]. 沈阳工业大学学报, 2021, 43 (4): 439-443.
- [19] 齐 放, 张 成, 柯旺松, 等. 基于风险均衡度的电力 5G 通信链路自动选择方法研究 [J]. 电子技术应用, 2023, 49 (4): 1-6.
- [20] 麻秀范, 孟祥玉, 朱秋萍, 等. 计及通信负载的 5G 基站储能调控策略 [J]. 电工技术学报, 2022, 37 (11): 2878-2887.
- [13] 郑近德, 应万明, 潘海洋, 等. 基于改进全息希尔伯特谱分析的旋转机械故障诊断方法 [J]. 机械工程学报, 2023, 59 (1): 162-174.
- [14] 付忠广, 高玉才, 王诗云, 等. 混合注意力机制的旋转机械故障诊断方法 [J]. 中国工程机械学报, 2022, 20 (5): 459-464.
- [15] 郭远晶, 金晓航, 魏燕定, 等. S 变换引导变分模态提取的旋转机械故障诊断方法 [J]. 振动工程学报, 2022, 35 (5): 1289-1298.
- [16] 李益兵, 曹 睿, 江 丽. 基于稀疏滤波和长短期记忆网络的旋转机械故障诊断方法 [J]. 振动与冲击, 2022, 41 (19): 144-151.
- [17] 吕 哲, 马 波, 于功也, 等. 基于生成对抗网络与个性机理模型的旋转机械故障诊断方法 [J]. 机电工程, 2022, 39 (9): 1203-1210.
- [18] 高玉才, 付忠广, 王诗云, 等. 基于 Bi-LSTM 和自注意力机制的旋转机械故障诊断方法研究 [J]. 中国工程机械学报, 2022, 20 (3): 273-278.
- [19] 陈仁祥, 周 君, 胡小林, 等. 基于深度 Q 学习和连续小波变换的旋转机械故障诊断方法 [J]. 振动工程学报, 2021, 34 (5): 1092-1100.
- [20] 陈 菲, 杨 峥, 张志成, 等. 面向无标签数据的旋转机械故障诊断方法 [J]. 吉林大学学报 (工学版), 2022, 52 (11): 2514-2522.
- [21] 盛 林, 马 波, 张 杨. 基于知识图谱的旋转机械故障诊断方法 [J]. 机电工程, 2022, 39 (9): 1194-1202.