

基于 LSTM-RNN 的网络资源传输效率优化调控方法

胡翔¹

HU Xiang

摘要

在当前的网络环境下,既有网络资源传输协议存在明显局限性,其设计过程中未能充分考量不同影响因素的权重差异,致使在任务排队环节,无法依据实时变化的网络状况灵活调整,动态适应性欠佳。基于此,设计一种基于 LSTM-RNN 的网络资源传输效率优化调控方法至关重要。文章利用 LSTM-RNN 模型精细化分区网络,评估整合效能相近的区块优化布局,结合实时数据与用户需求预测并调控资源分配,初步实现网络资源的优化配置。考虑到网络资源传输效率受多种因素影响,采用特征分解方法和自适应均衡技术,提取并分解初步配置后资源的传输效率关键特征,计算统计平均值以分析整体传输效率,明确影响因素及其关系。并在此基础上,构建优化调控模型。该模型融合资源效率特征、服务配置及任务需求实时变化,通过动态资源池和虚拟队列机制合理安排排队顺序,使突发流量下平均等待时延增加后迅速恢复,自适应调节机制应对处理速率波动,保障服务稳定性。最后,构建以最大化传输效率为目标的目标函数,兼顾调控成本和其他约束条件量化调控效果,实现经济效益与长期可持续性的平衡。实验结果表明,该方法最高丢包率约 25%,突发流量下平均等待时延从 110 ms 增至 180 ms 后迅速恢复,资源传输成功率达 0.9 以上,验证了其有效性。

关键词

LSTM-RNN; 网络资源; 传输效率; 优化调控; 调控成本

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.01.017

0 引言

网络资源的高效传输与利用已成为衡量系统性能与用户体验的关键指标。特别是在气象信息监测、无线充电等新兴领域,数据传输的实时性、准确性与效率直接关系到服务的有效性与可靠性。因此,研究先进的网络资源传输效率优化调控方法,对于提升系统整体性能具有重要意义。文献[1]聚焦于网络传输中的数据压缩与传输效率优化问题,通过理论研究文献分析,研究了数据压缩技术的应用,旨在减少传输数据量,同时保证数据的完整性。在该方法中,数据压缩技术主要关注的是数据量的减少,未充分考虑任务的优先级等因素。当需要同时传输常规数据和紧急数据时,由于缺乏智能排队机制,可能按照压缩顺序进行传输,导致紧急数据不能及时传输。另一方面,文献[2]针对无线充电技术中的传输效率优化进行深入分析,通过总结无线充电技术的最新进展,分析了影响传输效率的关键因素,并提出了相应的优化策略。该方法在分析影响传输效率的关键因素和提出优化策略的过程中,未将任务的优先级和实时需求等因素纳入考量范围。在突发流量时,

可能导致资源分配不合理,急需充电的设备不能及时得到充电服务^[3]。

针对上述方法存在的弊端,本文提出一种基于 LSTM-RNN 的网络资源传输效率优化调控方法。在突发流量情况下,传统的网络调控方法无法很好应对,致使等待时延不断增加或网络恢复进行迟缓。而本文构建的模型融合了资源效率特征、服务配置及任务需求的实时变化,利用动态资源池和虚拟队列机制。在突发流量时,动态资源池可以迅速调配额外的资源来应对流量高峰,虚拟队列机制可以合理安排数据的排队顺序,从而使得平均等待时延在增加后能够迅速恢复。同时,自适应调节机制有效应对处理速率的随机波动,保障了网络服务的稳定性与可靠性。

1 基于 LSTM-RNN 整合网络资源传输效率

为了应对网络资源分配不均、传输效率低下以及用户需求响应滞后等挑战,本文旨在最大化整合网络资源的传输效率,以满足持续增长的用户需求,并保障网络服务的稳定与高效运行。为实现这一目标,创新性采用了 LSTM-RNN 模型。该方法首先通过细分网络为多个等长且不重叠的区块,评估并整合效能相近的区块,以优化初始布局。结合实时数据和

1. 安庆师范大学数理学院 安徽安庆 246133

动态调整因子（用户需求），构建一个综合性的网络资源传输效率表达式。此表达式利用平衡系数巧妙调节网络传输状态与用户需求的相对优先级，确保资源能够优先流向传输瓶颈区域及高需求用户。最后，通过 LSTM-RNN 模型的预测与调控能力，动态调整资源分配，实现网络资源的优化配置与高效利用。

基于 LSTM-RNN 模型将网络细分为若干等长且互不重叠的区块，将相似效能的区块归并^[4]，如图 1 所示。

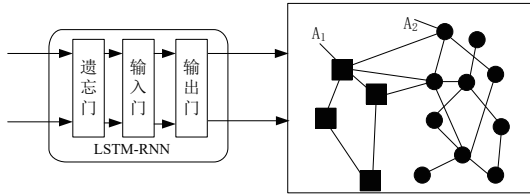


图 1 归并相似效能的区块

在图 1 中， A_1 与 A_2 分别为两个网络资源区块，为评估其间的传输效率差异，引入公式为：

$$D(A_1, A_2) = \sqrt{\sum_{n=1}^N [T_n(A_1) - T_n(A_2)]^2} \quad (1)$$

式中： $T_n(A_1)$ 和 $T_n(A_2)$ 分别表示 A_1 与 A_2 区块内第 n 项传输效率； N 表示网络资源区块中节点数量。

接着得出节点 N 当前传输效率 $R(N)$ 为：

$$R(N) = \frac{D(A_1, A_2) \times e_N}{\sqrt{T_N - T_r(N)}} \quad (2)$$

式中： T_N 表示实时时间戳； $T_r(N)$ 表示节点 N 处于上一位置的时间戳； e_N 表示节点剩余能量。

在利用 LSTM-RNN 整合网络资源传输效率时，引入 $u(N)$ 作为用户需求因子，该因子根据历史及当前用户请求模式动态调整^[5]。结合网络节点 N 当前传输效率 $R(N)$ ，构建整合后的网络资源传输效率公式为：

$$E(N) = \alpha R(N) + (1 - \alpha) u(N) \quad (3)$$

式中： α 表示平衡系数，用于调节网络传输状态与用户需求的相对重要性。 α 计算公式为：

$$\alpha = \frac{1}{1 + e^{-\gamma L(N)}} \quad (4)$$

式中： e 表示自然对数的底数； γ 表示调整参数； $L(N)$ 表示当前网络节点 N 的负载。

在式 (4) 中，调整参数 γ 动态调控着资源分配的瞬时公平与高效性，确保在每一次传输过程中，资源能更倾向性地流向那些当前传输速率远低于其理论最优值的节点。同时， γ 的作用机制保障了资源优先满足传输瓶颈用户的需求，而非仅基于预设条件。通过此机制，最大化整合网络资源传输效率。

2 分解网络资源传输效率特征

网络资源传输效率受多种因素影响，如传输路径自身的属性^[6]、数据流的重要性权重、节点间的数据流密度和延迟等。对这些特征加以分解，能更明确分析出哪些因素会直接影响传输效率，以及之间的相互作用方式，进而有针对性地制定优化策略。基于此，采用特征分解的方法，借助自适应均衡技术，提取并分解初步配置后资源的关键特征，并对其进行高效分解。这种方式不仅有助于捕捉数据中的主要变化方向，还能通过计算分解后特征的统计平均值，全面反映网络资源的整体传输效率，为后续的 LSTM-RNN 模型动态调整资源分配提供坚实的数据支撑与决策依据。

在优化网络资源传输效率调控过程中，提取并分解初步配置后资源的关键特征，定义 q 为表征特征向量集合，涵盖不同传输路径 m_i 的特有属性^[7]。基于这些特征，结合数据流的重要性权重 w_j ，构建以下公式来量化评估网络资源在传输过程中的效率损耗：

$$E_L = \sum_j w_j \left| \frac{T_a(m_i) - T_o(m_i)}{T_o(m_i)} \right| q_j(m_i) \quad (5)$$

式中： $T_a(m_i)$ 表示在路径 m_i 上的实际传输时间； $T_o(m_i)$ 表示该路径的理论最优传输时间； $q_j(m_i)$ 表示在路径 m_i 上第 j 个节点的特征向量。

根据传输过程中的效率损耗，解析网络节点间的数据流密度与延迟矩阵，识别出影响传输效率的关键因素。设 D_{ij} 为节点 i 到 j 的数据传输效率指标，则传输效率特征可量化为：

$$F_e = \frac{E_L}{N} \sum_{i,j} \left(\frac{T_{ij}}{L_{ij}} \right)^\beta D_{ij} \quad (6)$$

式中： T_{ij} 表示节点 i 到 j 的吞吐量； L_{ij} 表示相应延迟； β 表示调整吞吐量与延迟相对权重的系数。

引入自适应均衡技术，对提取的传输效率特征进行分解，以捕捉数据中的主要变化方向^[8]，其公式为：

$$F = F_e \times d(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_k) \quad (7)$$

式中： $d(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_k)$ 表示对角矩阵，包含按降序排列的特征值 λ_k ，表示各主成分的重要性。通过保留前 k 个最重要的主成分，实现对网络资源传输效率特征的自适应均衡与高效分解。

在网络资源传输效率特征分解的基础上，设经过特征分解后得到的效率特征集为 $[F_1, F_2, \dots, F_m]$ ，每个 F_m 代表不同维度上的传输效率特征向量^[9]。计算这些特征的统计平均值，以全面反映网络资源的整体传输效率，其公式为：

$$\bar{F} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m w_i F_m \quad (8)$$

通过上述公式,实现网络资源传输效率特征分解,为传输效率优化调控模型构建提供了数据基础。

特征分解步骤明确了影响传输效率的因素及其相互作用,这些信息为构建网络资源传输效率优化调控模型提供了策略指导。如果特征分解发现某个特定类型的网络节点间的数据流密度对传输效率影响较大,那么在构建优化调控模型时就可以重点考虑如何根据这种节点的数据流密度变化来调整资源分配。

3 构建网络资源传输效率优化调控模型

网络资源是有限的,而用户需求和类型却是多样化的。为了精准匹配网络状态与服务需求,确保网络资源得到最大程度地利用,避免资源的浪费和闲置,需要构建网络资源传输效率优化调控模型。该模型通过融合网络资源传输效率特征的平均值、服务配置以及任务需求的动态变化,建立起资源与能力需求的直接映射关系。利用动态资源池和虚拟队列机制,可以灵活关联并隔离服务请求与网络资源^[10],确保资源分配的灵活性和响应速度。同时,为了应对处理速率的随机变化,该模型设计了一套自适应调节机制,动态调整资源配置以匹配实际需求,从而保障任务与资源之间的协同传输调度实现高效且稳定的性能。

为了优化网络资源传输效率调控,构建了网络资源传输效率优化调控模型,该模型融合了网络资源传输效率特征的平均值 $\bar{F}$ 、服务配置 $M(t)$ 以及任务需求动态 $D(t)$ 。通过整合三大要素,实现对网络状态与服务需求的精准匹配与记录,进而建立资源与能力需求的直接映射。利用动态资源池与虚拟队列机制^[11],模型实现服务请求与网络资源间的灵活关联与隔离,以应对边缘网络的快速变化。该模型可以表述为:

$$Y = g \frac{\bar{F}\chi + M(t)\delta + D(t)\varepsilon}{\eta} R(t) \quad (9)$$

式中: $R(t)$ 表示 t 时间的网络资源配置; g 表示调控函数; χ 、 δ 、 ε 分别表示各因素的权重系数; η 表示归一化因子,确保综合评估的合理性。

鉴于网络环境中服务器所承载任务的多样性与差异性,即便是相同任务也可能因条件不同而具有各异的处理时长。为了增强本文所构建的网络资源传输效率优化调控模型的普适性与灵活性,将处理速率视为一个独立同分布的随机变量序列 $V(t)$,其中 $V(t)$ 代表 t 时间的平均处理速率。在此基础上,为确保任务与资源之间的协同传输调度达到高效且稳定的性能,设计一套自适应调节机制,通过动态调整资源配置以匹配随机变化^[12]的处理速率。该机制的核心逻辑为:

$$R_o(t+1) = \arg \max_Y [t(Y, V_{t+1})] \quad (10)$$

式中: $R_o(t+1)$ 表示 $t+1$ 时段内的最优资源配置方案; $t(Y, V_{t+1})$

表示模型 Y 在处理速率 V_{t+1} 下的任务完成时间。

此公式旨在通过预期优化来应对处理速率的随机性,从而控制网络资源传输效率优化调控模型。

4 优化网络资源传输效率调控

在完成网络资源传输效率优化调控模型之后,虽然能够实现最大化传输效率,但容易仅关注传输效率的最大化而忽视调控成本和其他约束条件,导致网络建设和运营成本的急剧增加。鉴于此,本文为对优化调控效果进行量化,构建了一个目标函数。该目标函数以最大化网络资源传输效率为目标,同时将调控成本和其他约束条件纳入考量范围,从而达到经济效益与长期可持续性的兼顾。

为了全面量化优化调控的效果,并确保经济效益与长期可持续性的兼顾,本研究构建了一个综合目标函数 Z 。该函数旨在最大化网络资源传输效率,同时考虑网络资源传输调控成本^[13]和其他约束条件^[14]。目标函数 Z 的数学表达式可以构建为:

$$Z = \int_b \int_f [H(b, f) - C(b, f)] db df \quad (11)$$

式中: $C(b, f)$ 表示网络资源传输效率调控的成本函数; $H(b, f)$ 表示资源分配效率指标 $\varpi(b, f)$ 的变换量,它代表了资源分配效率在时间域上的对数变换,具体形式为:

$$H(b, f) = \ln \left[1 + \frac{\varpi(b, f) - \varpi_{\min}}{\varpi_{\max} - \varpi_{\min}} \right] \quad (12)$$

式中: $\varpi_{\min}$ 和 $\varpi_{\max}$ 分别表示资源分配效率的最小值与最大值,用于归一化处理,以确保变换后的值在合理范围内^[15]。 $H(b, f)$ 的引入,赋予了效率指标更为平滑的变化特性。这种变化使得在效率值较低时,微小的效率提升都能在变换后的空间中得到显著体现;而当效率接近其理论上限时,即便有进一步的提升,其反映在 $H(b, f)$ 上的变化也会趋于平缓,从而避免了过度优化带来的不必要计算成本。

通过求解使 Z 最大化的优化问题,可以实现网络资源传输效率的最大化,同时确保这一优化过程在经济上是可行的,并且在长期内是可持续的。

5 实验

5.1 实验环境

实验采用高性能的AMD Ryzen 75800X处理器,搭配16 GB DDR4内存,并在Windows 10操作系统上运行Python编程语言,借助TensorFlow框架实现LSTM-RNN模型的构建与仿真。确保所有组件协同工作。

本次实验采用一个包含8000个网络节点的大型网络,这些节点间建立了23 046条连接边,形成复杂的网络拓扑。

从中选取了 2000 个代表性节点，构建了一个模拟的实时网络。该实时网络包括 7 个核心节点（模拟数据中心），3 个中继站，以及 1 个边缘计算节点作为网络资源传输的起始点，共同支撑起高效的网络资源传输骨干网络，如图 2 所示。

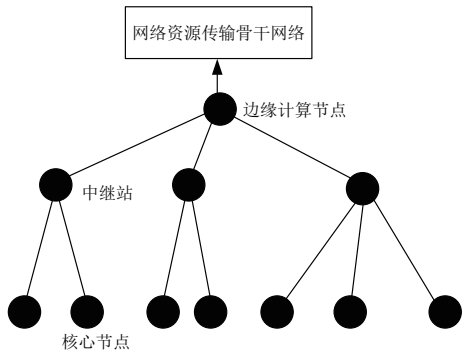


图 2 网络资源传输骨干网络

各核心节点负责的服务区域包含的节点数在 60~200 之间不等，而边缘计算节点与超级节点则服务于 30~80 个节点，以此确保服务的均衡覆盖。对于节点规模不符合预设标准的区域，采用动态调整，当规模过小时进行合并，规模过大则实施分割，以优化网络资源传输效率。网络资源传输的信道带宽配置，如表 1 所示。

表 1 网络资源传输的信道带宽配置

编号	初始带宽 /(Mbit·s ⁻¹)	带宽调整 范围/%	最小带宽阈值 /(Mbit·s ⁻¹)	最大带宽阈值 /(Mbit·s ⁻¹)
1	500	±20%	400	600
2	300	±15%	255	345
3	800	±10%	720	880
4	450	±18%	372	513
5	600	±25%	450	750

基于上述带宽配置构建网络资源传输模型，实测数据传输速率波动图如图 3 所示。

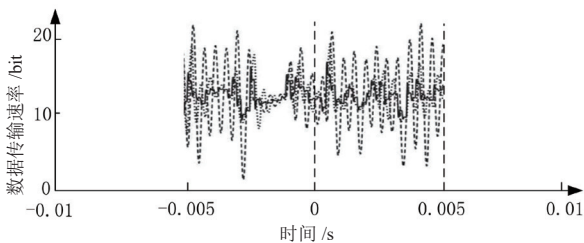


图 3 实测数据传输速率波动图

根据图 3 所示，实验选用了来自某大型网络运营商的真实传输日志数据集，该数据集详细记录了不同时段、不同网络条件下的资源传输情况。数据集被划分为训练集与测试集，各含 5000 条记录，每条记录均标记了传输效率等级，分为高效、中效和低效，这些标签由经验丰富的网络工程师依据实

际传输效果与性能指标综合评定。为了确保数据质量，剔除了因设备故障或极端网络条件导致的异常记录，最终训练集与测试集分别保留了 4800 条和 4750 条有效记录。

为了全面评估本文提出的基于 LSTM-RNN 的网络资源传输效率优化调控方法的有效性，将其与文献 [1] 及文献 [2] 进行对比。

5.2 丢包率分析

三种方法的丢包率结果如图 4 所示。图 4 显示，随着数据量增加，各方法丢包率均上升，但性能差异明显。文献 [1] 方法丢包率最高，超过 40%，处理大规模数据时性能不佳。文献 [2] 方法丢包率较稳定，约 35%，处理中等规模数据时较稳健，但仍需优化。本文方法展现显著优势，最高丢包率仅约 25%，远低于对比方法，有效降低了丢包率，提升了数据传输稳定性。通过动态资源池和虚拟队列机制，本文方法灵活调整资源分配，保障服务稳定性。自适应调节机制增强系统鲁棒性和可靠性，应对处理速率波动，进一步提升了系统性能。

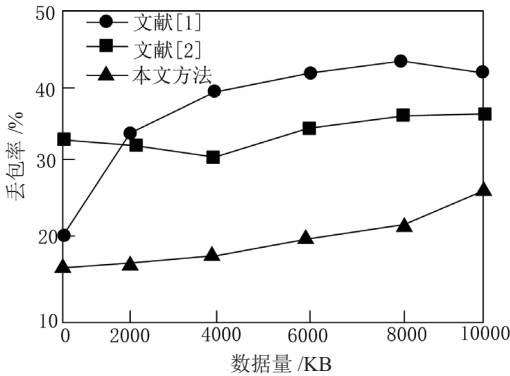


图 4 三种方法丢包率结果

5.3 平均等待时延分析

设定测试时长为 180 min，每 30 min 记录一次数据。旨在全面验证本文方法在降低平均等待时延方面的效果。实验初期，系统保持稳定运行，随后在第 60 min 时，引入了突发流量模拟，以严格检验各方法的调控能力和应对突发情况的能力。三种方法的平均等待时延结果如表 2 所示。

表 2 三种方法平均等待时延结果

单位: ms			
时间/min	文献 [1]	文献 [2]	本文方法
30	120	115	110
60	125	120	115
90	280	260	180
120	220	200	140
150	180	170	125
180	150	155	110

表2显示,本文方法在实验周期内平均等待时延始终低于文献[1]和[2]。突发流量模拟启动后(第60 min),文献[1]和[2]时延剧增至280 ms和260 ms,而本文方法仅增至180 ms,表现出更强的突发流量调控能力。至第90~120 min本文方法时延迅速降至140 ms,恢复迅速;而文献[1]和[2]则需更长时间恢复至220 ms和200 ms。本文方法通过动态资源池和虚拟队列机制,灵活调整资源分配和排队顺序,有效降低了平均等待时延,快速恢复系统稳定性,避免了服务质量下降,展现了显著优势。

5.4 资源传输成功率分析

在网络资源传输效率的优化调控中,资源传输成功率是衡量系统性能的关键指标。在特定信道带宽配置的实验条件下,三种方法的资源传输成功率如图5所示。

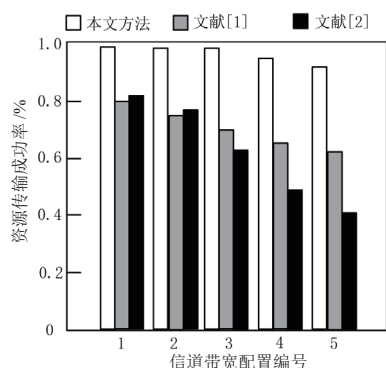


图5 资源传输成功率结果

由图5可知,随着信道带宽配置的逐步增加,文献[1]和文献[2]所提出的方法在资源传输成功率上均出现了不同程度的下滑趋势。特别是文献[2]的方法,其传输成功率的下降趋势显得尤为显著。相比之下,本文提出的方法则展现出了卓越的稳健性和适应性。在信道带宽变化的过程中,本文方法的传输成功率虽有细微调整,但整体上始终保持在0.9以上的高水平,远超其他两种方法。这一结果不仅证明了本文方法在复杂网络环境下的高效性,还凸显了其在提升资源传输成功率方面的显著优势。通过精细化管理资源和任务需求,本文所构建的优化调控模型能够更有效地分配资源,减少资源冲突和浪费,从而提高传输成功率。

6 结语

在提升网络资源传输效率的研究中,基于LSTM-RNN的方法凭借其强大的时序数据处理能力和灵活的动态调控策略,表现出了明显的优势与巨大潜力。该方法不仅显著优化了网络资源的传输效率,还有效降低了丢包率并提升了服务质量。实验结果显示,在突发流量情况下,尽管平均等待时延有所增加但能迅速恢复,且资源传输成功率高达0.9,验证了该方法的有效性。

参考文献:

- [1] 冯乙新,华连生,邓壮壮,等.气象信息网络传输中数据压缩与传输效率优化研究[J].黑龙江科学,2024,15(14):74-77.
- [2] 韦金柱,曹珍贯.无线充电传输效率优化[J].佳木斯大学学报(自然科学版),2024,42(3):12-15.
- [3] 孙少玮.基于MANET多跳传输资源分配机制的优化与实现[J].电子技术,2024,53(4):406-407.
- [4] 石岩松,杨博.RNN在线学习框架下CNN-LSTM模型对黄金期货价格的预测[J].现代信息科技,2024,8(11):141-144+152.
- [5] 田延飞,李知临,艾万政,等.基于LSTM-RNN的船舶操纵运动黑箱建模[J].舰船科学技术,2024,46(11):80-84.
- [6] 赵浩宇,和战杰,方美华,等.电磁波在电离层中的传输建模分析[J].空间电子技术,2024,21(3):33-39.
- [7] 丁嘉伟.面向簇化移动机器人的网络资源调度算法[J].机床与液压,2024,52(11):47-52.
- [8] 李菱,鹿可可,欧发斌,等.无人机辅助无线通信网络资源自适应协同分配[J].自动化仪表,2024,45(2):35-39.
- [9] 钱峰.信息化跨区域网络时延最小化资源分配方法研究[J].平顶山学院学报,2023,38(5):55-60.
- [10] 廖伟国.关于虚拟云技术的网络资源动态分配系统设计[J].现代电子技术,2022,45(21):93-96.
- [11] 马森标,唐卫明,陈春强.LSTM优化模型的水库水位预测研究[J].福建电脑,2022,38(5):1-8.
- [12] 李金磊,翟海亭.改进蚁群算法的超密集网络资源分配方法仿真[J].计算机仿真,2023,40(4):377-381.
- [13] 廖海君,贾泽晗,周振宇,等.面向调控信息新鲜度保障的电力至简物联网资源优化[J].通信学报,2022,43(7):203-214.
- [14] 权超,冯怿彬,赵鲁臻,等.计及通信资源优化的温控负荷调控策略[J].浙江电力,2024,43(8):74-84.
- [15] 龚致富,刘清华,姬静怡,等.基于改进粒子群算法的应急资源优化调控方法研究[J].电子设计工程,2024,32(14):45-49.

【作者简介】

胡翔(1980—),女,安徽马鞍山人,硕士,讲师,研究方向:计算数学。

(收稿日期:2024-10-08)