



一种注意力机制LSTM的5G网络地铁节电方法

邓翠艳, 齐小刚

引用本文:

邓翠艳, 齐小刚. 一种注意力机制LSTM的5G网络地铁节电方法[J]. 智能系统学报, 2024, 19(5): 1309-1318.

DENG Cuiyan, QI Xiaogang. 5G network subway power-saving method based on attention mechanism LSTM[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2024, 19(5): 1309-1318.

在线阅读 View online: <https://dx.doi.org/10.11992/tis.202403038>

您可能感兴趣的其他文章

用于关系抽取的注意力图长短时记忆神经网络

Attention graph long short-term memory neural network for relation extraction

智能系统学报. 2021, 16(3): 518-527 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.202008036>

面向推荐系统的分期序列自注意力网络

Recommendation system with long-term and short-term sequential self-attention network

智能系统学报. 2021, 16(2): 353-361 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.202005028>

注意力机制和Faster RCNN相结合的绝缘子识别

Insulator recognition based on attention mechanism and Faster RCNN

智能系统学报. 2020, 15(1): 92-98 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201907023>

基于注意力融合的图像描述生成方法

An image caption generation method based on attention fusion

智能系统学报. 2020, 15(4): 740-749 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201910039>

层次化双注意力神经网络模型的情感分析研究

Hierarchical double-attention neural networks for sentiment classification

智能系统学报. 2020, 15(3): 460-467 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201812017>

轨道交通车站乘客集散系统Anylogic仿真优化

Simulation and optimization of the passenger distribution system Anylogic in rail transit stations

智能系统学报. 2020, 15(6): 1049-1057 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201811003>

DOI: 10.11992/tis.202403038

网络出版地址: <https://link.cnki.net/urlid/23.1538.TP.20240829.0909.002>

一种注意力机制 LSTM 的 5G 网络地铁节电方法

邓翠艳¹, 齐小刚²

(1. 晋中信息学院, 山西 晋中 030800; 2. 西安电子科技大学 数学与统计学院, 陕西 西安 710071)

摘要: 随着 5G 网络的规模化建设应用, 5G 基站设备的大功耗及高能耗成为运营商急需解决的成本问题。针对该问题, 提出了一种基于注意力机制 LSTM 的 5G 网络地铁节电方法, 该方法首先根据地铁特殊业务场景通过特征工程建立了与 5G 业务场景相关联的业务关键特征, 为了尽可能挖掘长时序特征, 建立了基于注意力机制的 LSTM 时序预测模型, 实现了小时粒度 5G 基站业务量的精确预测; 其次基于多项式回归模型建立了 5G 地铁业务量与基站配置量的函数模型, 形成节电策略。最后, 实现 5G 基站节电效能的有效评估, 通过建立 5G 基站用电量与基站设备 BBU、HUB、RRU 等硬件设备功耗函数模型, 实现节电策略实施后节电效能的有效评估。实验结果表明, 对比传统的 5G 电力供应模型, 该方法能够节省 43% 的电能。

关键词: 注意力机制; 5G 网络节电; LSTM; 节电策略; 5G 功耗; 地铁节电; 地铁用电; 5G 用电

中图分类号: TP311.13 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2024)05-1309-10

中文引用格式: 邓翠艳, 齐小刚. 一种注意力机制 LSTM 的 5G 网络地铁节电方法 [J]. 智能系统学报, 2024, 19(5): 1309-1318.

英文引用格式: DENG Cuiyan, QI Xiaogang. 5G network subway power-saving method based on attention mechanism LSTM[J].

CAAI transactions on intelligent systems, 2024, 19(5): 1309-1318.

5G network subway power-saving method based on attention mechanism LSTM

DENG Cuiyan¹, QI Xiaogang²

(1. Jinzhong College of Information, Jinzhong 030800, China; 2. School of Mathematics and Statistics, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: The large-scale construction and application of the 5G network have made the large power consumption of 5G base station equipment an urgent cost problem for operators. A 5G network subway power-saving method based on attention mechanism LSTM is proposed in this study to address this problem. First, business-critical features related to 5G business scenarios are established by means of feature engineering based on unique subway operating scenarios. An attention mechanism-based LSTM time-series prediction model is established to realize an accurate forecast of hourly base station traffic volume for exploiting long time-order features as far as possible. Then, a function model for the relationship between 5G subway traffic volume and base station configuration is established based on a polynomial regression model to establish power-saving strategies. Finally, the power-saving efficiency of the 5G base station is evaluated by establishing function models for the power consumption of the 5G base station and base station equipment, such as BBU, HUB, and RRU, after implementing power-saving strategies. Experimental results show that the proposed method can achieve a 43% improvement in power-saving efficiency compared with the traditional 5G power supply model.

Keywords: attention mechanism; 5G network power saving; LSTM; power-saving strategy; 5G power loss; subway power-saving; subway power utilization; 5G power utilization

收稿日期: 2024-03-14. 网络出版日期: 2024-08-29.

基金项目: 2023 年度山西省高等学校科技创新项目 (2023L517).

通信作者: 邓翠艳. E-mail: 13934146632@139.com.

随着移动通信网络的建设发展, 5G 网络提供了更高带宽、更低时延的高品质网络服务, 同时

5G网络的高功耗严重制约了5G网络规模化建设。5G基站单站功耗达到3.5 kW,是4G单站功耗的3~4倍^[1-2],单个5G基站每年的功耗达到2.00~3.38 kW。运营商面临基站设备能耗大幅增加,运营成本急剧增加的问题^[3]。2022年属于5G建设元年,5G网络的能耗每年已达到 2.43×10^9 kW。降低5G能耗、实施5G节能减排成为当今移动通信网络高效节能发展的主题。

5G网络赋能千行百业,随着5G网络在不同应用场景的建设,5G基站业务量在不同的场景呈现出明显的潮汐效应,典型的应用场景如商场、小区、写字楼、学校、高速、高铁、地铁等,在每天固定某些时间段,人流量较小,业务量很低,然而在某些高峰时间段,人流量大,业务量很高。在低业务量的情况下,5G基站仍然是全量设备在运行,大量消耗了不必要的电能。据统计,每个5G基站(宏站)每年产生不必要的电能浪费可达4 000度。而微型基站每年产生的电能浪费超过1 000度。如何在5G网络业务闲时对于冗余的设备进行节电,是5G网络节能领域一个很好的应用课题。在此背景下,本文提出了一种注意力机制长短期记忆(long short-term memory, LSTM)的5G网络地铁节电方法,实现了5G网络的精准节电。本文主要贡献如下:

1) 特征提取:增加了天气、节假日、工作日类型、用户数等关键特征用以提升5G地铁场景用户业务预测的准确率。

2) 业务量预测:提出了一种基于注意力机制的LSTM建模方法,实现了长时序网络业务特征的有效识别,识别准确率可提升8%。

3) 节电策略:建立5G设备配置与业务量的函数关系,实现根据业务的设备量按需供给。

4) 能耗后评估:根据设备额定功率,建立设备用电量与设备配置的函数关系,实现节电能耗的准确评估。

1 相关研究

根据文献[4-7],为了进一步提升5G网络的节能效率,必须从以下4个方面进行改进:基站部署环境、硬件配置、业务承载和网络部署。除业务承载属于网络智能化感知控制环节,其余的3个均为硬性需求,如环境要求、设备工艺和网络架构,这些需要设备供应商提升设备工艺或让网络工作在比较优质的环境,且在已建成的网络中固定并实际应用。目前大部分研究均是基于业务承载策略,通过将基站进行休眠、关断实现节能,

使用基站休眠^[8-9]措施可有效提升基站的节能效率。另外也有部分研究者基于4/5G协同节能,针对用户部分网络带宽需求,对于网速要求低的场景可以将用户强制迁移到4G网络上,实现替换节能。

针对5G基站节能策略问题,大部分的节电策略基于实际运维经验^[8],如一些偏远山区晚上基站业务基本为零,可以统一进行基站关停或者休眠,实现节电。随着大数据、人工智能技术的发展,目前大部分的研究通过业务^[10-12]预测来制定节电策略,通过预测基站的业务量,制定业务高峰期和业务低峰期不同的节电策略。同时也有针对不同的5G基站(比如宏站、室分、微站)实施不同的节电策略^[13-14]。文献[15-17]采用4/5G协同节能策略,通过采集4/5G无线网络的性能指标、参数配置、告警信息、测量报告及工参基础数据,综合分析同制式或者异制式网络覆盖情况和业务负荷情况,结合机器学习建立节电算法模块实现节能。4/5G网络的协同节能实现全部场景的统一节能。这种节电策略规律性不强,首先不区分使用场景会导致最终训练模型不够稳定,预测准确率不高,其次将5G业务硬切换到4G会降低5G用户的感知。文献[18-20]提出了针对不同的业务场景部署多种5G小微站(皮站、微站、femto基站)实现5G网络的节能,提出了一种非线性优化问题(non-linear optimization problem, NLP)算法,实现网络的智能化选择。从网络5G热点的角度出发,利用低功耗小微站实现5G网络的节能,从纯硬件替换角度出发完成节能,网络耗材较大,智能化水平不高。

鉴于5G网络业务模型的复杂性及用户需求的时变性^[21-24],本文从地铁场景出发,针对5G地铁网络业务模型进行了深入的分析,建立了精确的5G地铁节电策略,本文的主要改进点有4个:1)根据地铁业务规律,增加了节假日、天气、工作日等关键特征;2)建立了基于注意力机制的LSTM预测模型,实现了长时序业务的准确预测;3)建立业务量与基站配置函数模型,准确实现空闲设备及其所属通道闭、下电、休眠等节电措施;4)建立了用电量与基站配置量的函数关系,实现了用电量的有效评估。

2 节电识别方法

网络功耗模块的按需供给是实现5G网络精准节电的有效手段,而5G网络功耗模块的按需供给需在满足用户5G业务的基础上,按照网络

实际业务需求实现网络的精准节能。本文通过软件工程实施网络设备配置情况的按需供给。如图1所示,对于冗余设备进行下电或者休眠调整,以降低网络设备的耗电量,实现5G地铁电随网

动的精准节能。以地铁场景作为节电场景,由于其业务时间点规律性较强,网络采用3层组网,设备冗余度较高,业务利用率低、实施节电效果明显,图1为5G通信网络节电示意。

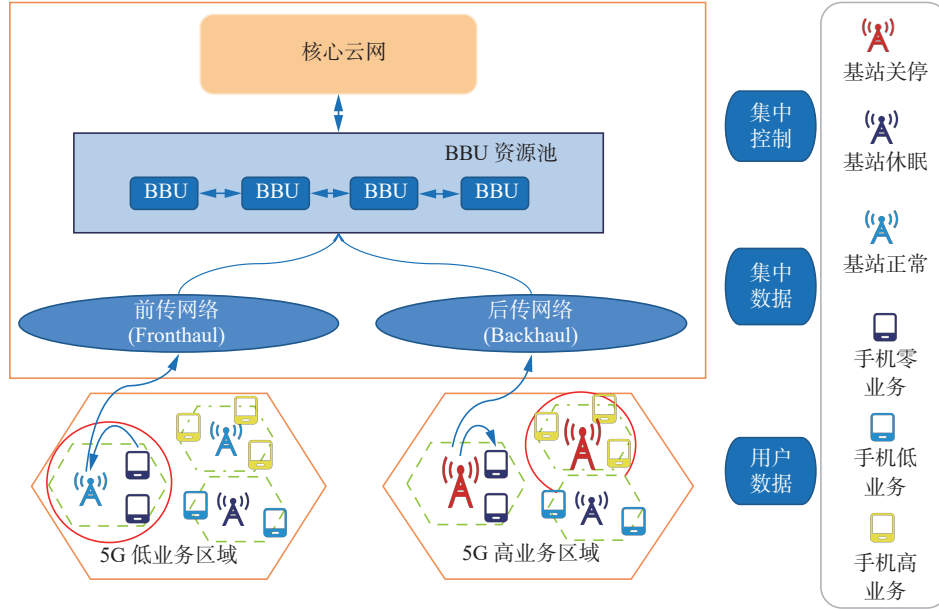


图1 通信网络节电示意

Fig. 1 Telecom network saving electricity scheme

2.1 业务量预测理论

基站负荷预测是典型的时间序列预测问题,特定某一时刻基站业务量主要由 T 时刻之前的基站业务数据或者间隔周期性数据决定。因此,该类问题可以定义为:给定特定时间序列 $X = [X_1 X_2 \cdots X_T]$ 和 $y = [y_1 y_2 \cdots y_T]$,其中序列 X 是算法模型的输入,且每一个 $X_t, t \in \{1, 2, \cdots, T\}$ 都是一个多特征向量,表示历史时期数据,序列 y 是下一时刻预测数据,表示与预测结果相同时刻的真实样本结果,是一维向量。研究寻找特定的目标函数,数学公式为

$$\hat{y}_1, \hat{y}_2, \cdots, \hat{y}_T = f(x_1, x_2, \cdots, x_T) \quad (1)$$

式中 $\hat{y}_1, \hat{y}_2, \cdots, \hat{y}_T$ 为业务量预测结果。

2.2 特征工程

特征工程是实现数据预测关键,特征工程选择可以借鉴业务运营的经验或者采用数据分析的方法。

1) 历史业务量特征

本文将历史业务量特征作为预测业务量的关键特征,业务量特征具有时序性,在实际预测当中,通过自相关函数可实现历史业务量阶数的选择。自相关系数 R 的计算公式为

$$R(k) = (\text{Cov}(X_t, X_{t-k})) / \text{Var}(X_t)$$

式中 $\text{Cov}(\cdot)$ 表示协方差, $\text{Var}(\cdot)$ 表示方差。

对于时间序列 $[X_1 X_2 \cdots X_T]$,其中 $X_t, t \in \{1,$

$2, \cdots, T\}$ 表示在 t 时间点的业务量。

2) 工作日类型特征

将工作日类型作为业务预测的关键特征,其中工作日类型可以分为:双休日、节假日、工作日。可使用Python库中的datetime模块实现,工作日按照日期形式进行识别。识别函数 $\text{WH_rec}(\cdot)$ 可以定义为

$$W_{\text{hr}} = \text{WH_rec}(x: d_{\text{date}})$$

式中: W_{hr} 为工作日类型,输入 x 为日期格式,如“2023-7-20”,通过该函数可以将日期格式转化为工作类型数据。

3) 天气情况特征

将天气的气温情况作为业务预测的关键特征,通过网络爬虫技术爬取气象台天气数据:平均气温(MEAN_TMP)、最高气温(MAX_TMP)、最低气温(MIN_TMP)。

2.3 LSTM网络模型

LSTM^[25-27]由循环神经网络(recurrent neural network, RNN)网络演变而来,可以有效解决RNN网络存在的梯度爆炸和梯度消失问题。如图2所示,LSTM记忆单元包括遗忘门(forget gate)、输入门(input gate)和输出门(output gate)3个门结构,这3个门结构由Sigmoid函数和1个点乘单元构成,这3个门可以对输入信息进行筛选,同时更新神经元的状态。

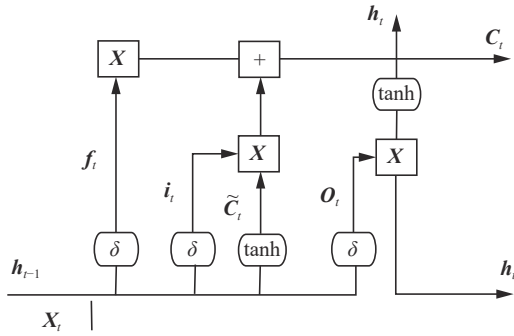


图 2 LSTM 网路单元

Fig. 2 LSTM cell states

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f)$$

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i)$$

$$\tilde{C}_t = \beta(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C)$$

$$C_t = f_t \odot C_{t-1} + i_t \odot \tilde{C}_t$$

$$O_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o)$$

$$h_t = O_t \odot \tanh(C_t)$$

式中: x_t 、 h_t 分别为隐藏层的输入信息和输出信息; C 为记忆单元; W 为权重参数矩阵; b 为偏置量; $\sigma(\cdot)$ 、 $\beta(\cdot)$ 分别为 Sigmoid、tanh 激活函数。理论上, 以上结构为 LSTM 改进结构, 可以提高特征提取效率, 从而增加模型分类效率。

2.4 注意力机制

注意力机制源于对人类视觉的研究, 现如今已经成为了神经网络领域的一个重要概念^[27]。注意力机制主要聚焦于众多信息中对当前目标更关键的信息。目前, 注意力机制被广泛应用于自然语言处理、图像识别和语音识别等各种深度学习领域, 注意力机制通过对输入数据的信息进行聚焦, 对每个时刻的特征对应输出相应的权值 α , 权值的大小代表着该特征对目标的重要程度, 即注意力的聚焦程度。注意力机制的数学模型公式为

$$e_i = f(Wx_i + b)$$

$$a_i = \frac{\exp(e_i)}{\sum_{i=1}^l \exp(e_k)}$$

$$Z = \sum_{i=1}^l a_i x_i$$

式中: $f(\cdot)$ 为 Sigmoid 激活函数; x_i 为输入信息 i 的特征向量; W 、 b 分别为调整特征权重的权重参数矩阵和偏置量; a 为输入信息 i 的特征对应权值; Z 为注意力机制特征加权和。

2.5 基于注意力机制的 LSTM

LSTM 网络具有记忆单元, 可以有效地捕捉时间序列数据中的依赖关系, 但很难处理长依赖

关系并突出上下文信息, 使用基于注意力机制的 LSTM 模型允许在每个时间步上动态地关注输入序列中的不同部分, 使得模型可以自适应地调整其注意力, 更好地处理时间序列中的变化模式和重要特征, 同时可以减少信息损失, 由于其允许模型在预测时更加集中地关注输入序列中的重要部分, 将有助于减少模型在处理长序列时可能出现的梯度消失或梯度爆炸问题。图 3 为注意力机制流程。

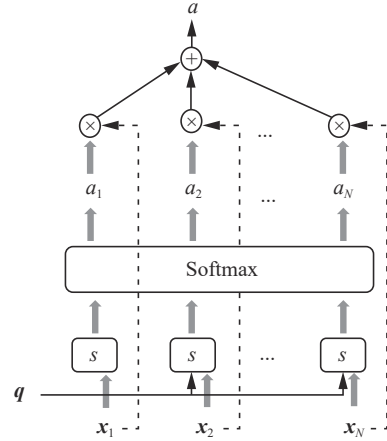


图 3 注意力机制流程

Fig. 3 Attention scheme flow

设输入信息变量为 $X = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_n]$, 给定一个查询向量 q , 查找并选择输入信息中的某些信息, 则注意力分布公式为

$$\alpha_i = \text{Softmax}(s(x_i, q))$$

$$\alpha_1 + \alpha_2 + \dots + \alpha_n = 1$$

式中: α_i 为第 i 个输入变量 x_i 对应的注意力分布权重; $s(x_i, q)$ 是第 i 个输入变量的打分函数, 打分函数通常由以下 3 种模型给出。

加性模型:

$$s(x_i, q) = v^T \tanh(Wx_i + Uq)$$

点积模型:

$$s(x_i, q) = x_i^T q$$

双线性模型:

$$s(x_i, q) = \frac{x_i^T q}{\sqrt{d}}$$

式中: W 、 U 是学习的网络参数, d 是输入信息的维度。

求得注意力分布后, 用加权求和的方式对输入信息进行汇总, 得到注意力值:

$$a(X, q) = \sum_{i=1}^n \alpha_i x_i$$

3 实验设计与结果分析

5G 地铁节电实验实施流程如图 4 所示。

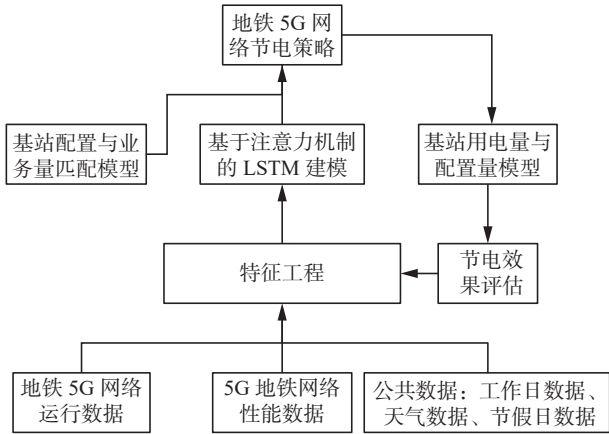


图4 实验实施流程

Fig. 4 Architecture of experiment

3.1 数据集与实验设置

数据集采用某运营商5G地铁2021年1月到2023年1月5G业务数据、用户数据,同时爬取公共天气数据、节假日数据、工作日类型等数据,数据集示例如表1所示。其中,0~23点列代表5G基站24个时间点的业务量,单位为GB,Week代表星期,Tem代表平均温度,Hol代表节假日。

表1 数据集

Table 1 Statistics of datasets

日期	0点	1点	...	22点	23点	Week	Tem	Hol
1月1日	1.3	0.05	...	398.2	68.1	7	-8	是
1月2日	0.1	1.40	...	326.8	27.5	1	-7	否

实验使用Keras开源框架,在Windows10操作系统和CPU上对网络进行训练,模型设计采用1个输入层(dense)、2个堆叠LSTM层、1个注意力(attention)机制层、1个Dropout层、1个输出层(dense),隐藏层神经元分别设置为16、16个。参数设置上选用Adam作为优化器,学习率设置为0.003 4,Batchsize设置为32,Dropout设置为0.3。

3.2 特征工程

1) 业务特征:历史时间点业务量数据对预测时间点负荷的影响程度。如图5所示,C001、C007、C015、C023分别表示每天1、7、15、23点基站业务量。由图5可以看出4个时间点的业务量在不同的阶数截尾,因此可以建立不同阶数的自回归模型,本文按照截尾情况,采用前14阶数据(即前14天的历史业务数据)作为预测特征值。

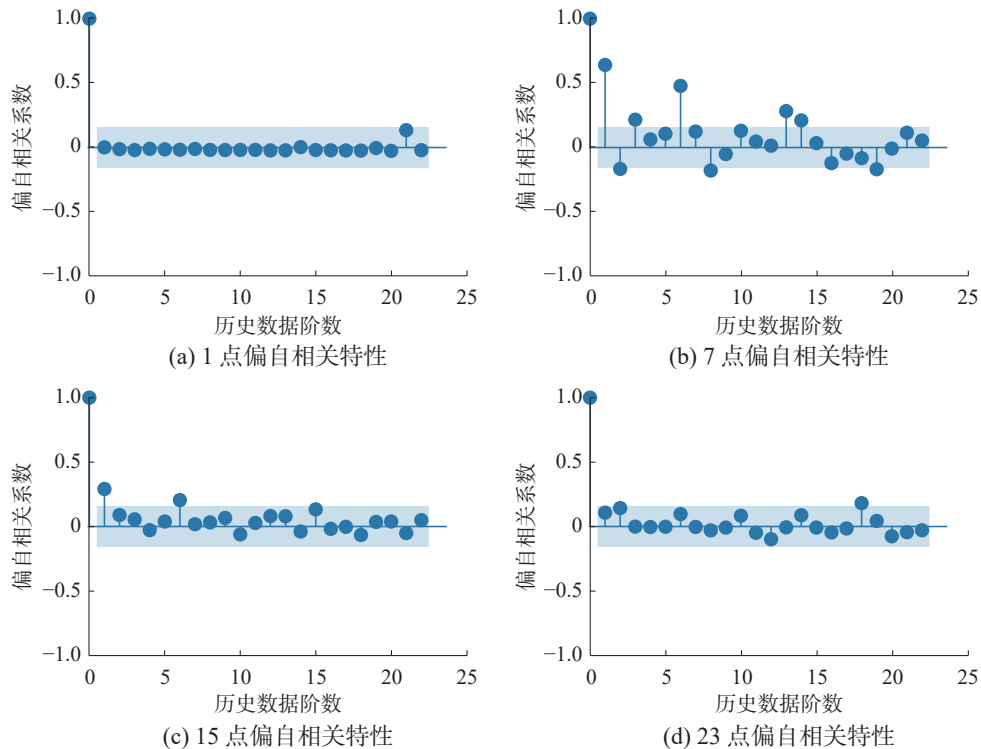


图5 业务量分别在1/7/15/23时间点的自相关性

Fig. 5 1/7/15/23 moment service auto-correlation

2) 天气特征:天气因素对预测日时间点业务量的影响程度。图6蓝色虚线表示平均气温,红色实线表示第19个时间点业务量,在0~23点平均气温和业务量的变化趋势比较一致,说明两组

数据呈现正相关。

3) 工作日特征:工作日类型对预测日时间点负荷的影响程度。工作日类型主要指周一到周日,不含节假日数据。一般来说周一到周五与周

末的业务量规律具有明显的区别。另外由于周一和周五邻近周末,一般也会表现出与周二到周四的业务量规律不一样。选取 2 个业务高峰时间点 C008 和 C019,即每日的 8 点与 19 点,绘制平均业务负荷曲线,如图 7 所示。从图 7 可以判断出这 2 个时间点在周末与周一到周五的业务量有着明显的区别,因此工作日类型也是本文建模考虑的一个维度。

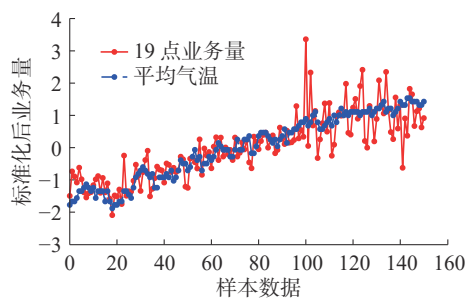


图 6 天气因素对业务量影响

Fig. 6 Impact of weather factors on service volume

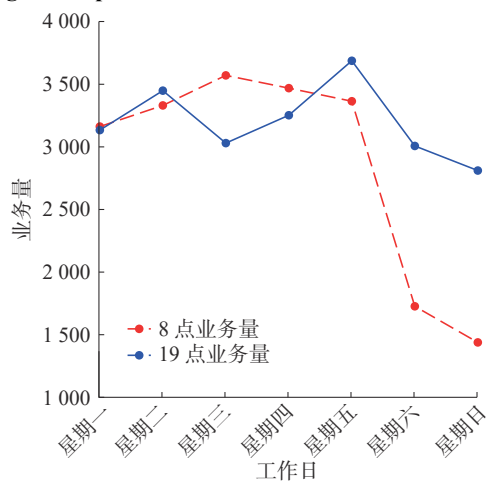
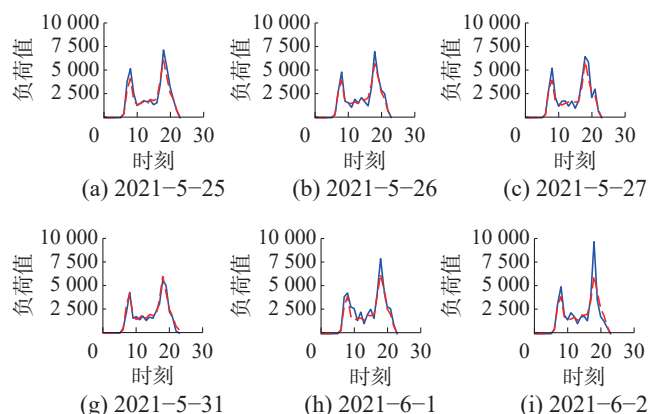


图 7 工作日类型对业务量的影响

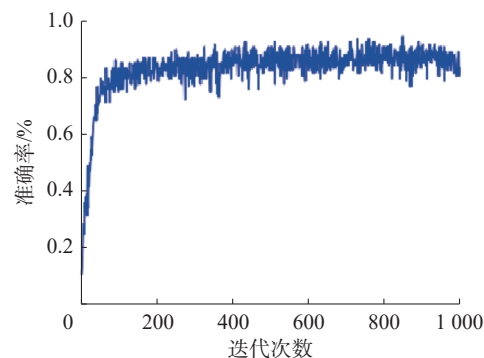
Fig. 7 Impact of weekday on service

3.3 基于注意力机制的 LSTM 模型实现业务量预测

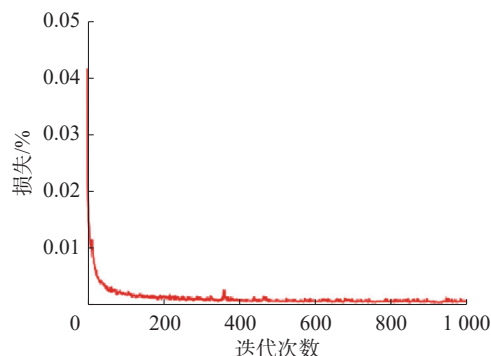
基于 Keras 搭建 LSTM 网络,通过对模型采用 Adam 进行训练,同时在输出层之前加入 Dropout 层来避免过拟合,使用均方误差 (mean square error, MSE) 来定义损失函数。



如图 8 所示,算法经过 1 000 次迭代,损失从 0.041 4 变为 $5.619 0 \times 10^{-4}$,训练精度从 0.11 变为 0.83。



(a) 模型训练准确率



(b) 模型损失情况

图 8 Atten-LSTM 模型训练结果

Fig. 8 Atten-LSTM model training result

使用 Atten-LSTM 模型对测试集数据进行预测,预测后一个月的数据,效果评估图如图 9 所示,红色线代表真实值,蓝色线代表预测值。横坐标为每日 0~23 点,纵坐标为 24 个时间点对应的负荷值。从预测评估对比图可知,该模型能够有效发现数据中存在的周期性或者趋势性规律,对于周一到周五的数据能够较好地预测,对于周末的数据,虽然和工作日模式不同,但预测模型也能够很好地识别,并给出合理的预测结果。从图 9 还可以看出,有少数几天曲线预测结果不太理想,比如 6 月 5 日(周六)、6 月 11 日(周五),说明该模型对于业务的突增等情况,预测准确性有待提升。

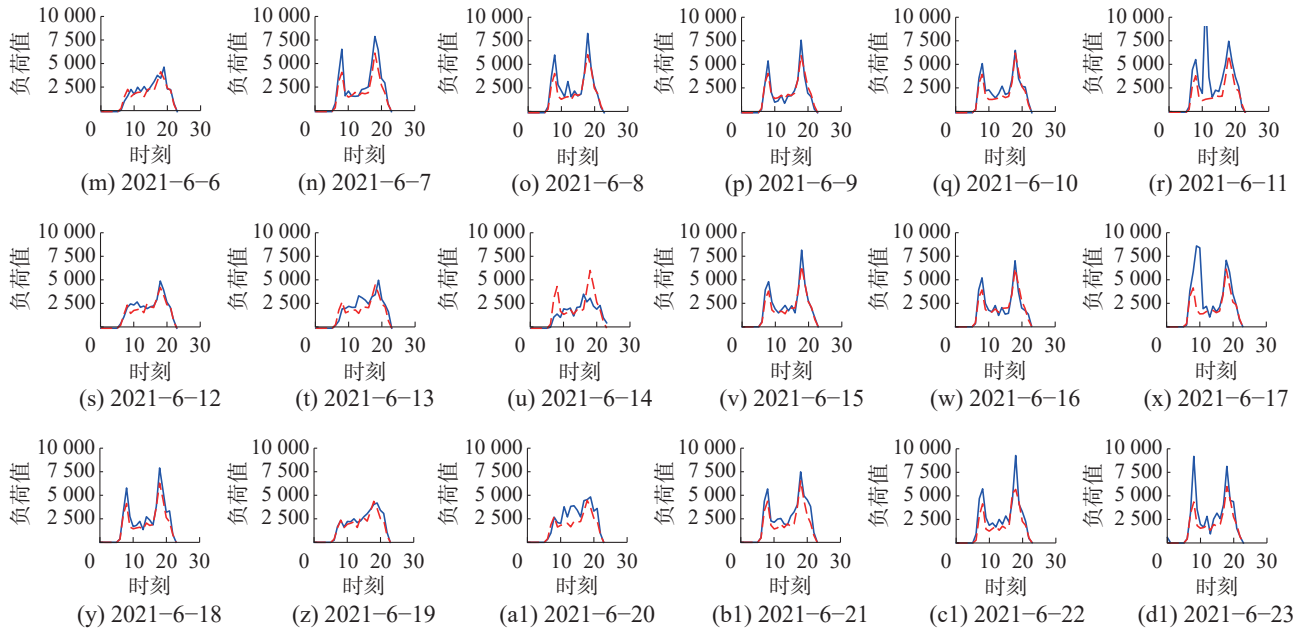


图 9 5G 地铁业务预测结果

Fig. 9 Metro 5G service forecast results

3.4 节电效能评估

3.4.1 基站配置量计算

基于多项式回归分析方法建立地铁业务量与基站配置关系模型,并通过 \bar{R}^2 对回归模型进行有效评估。

建立多元多项式回归分析方法:

$$G = \sum_{i=1}^n w_i (g_{\text{BBU}}^i + g_{\text{HUB}}^i + g_{\text{RRU}}^i) + w_0$$

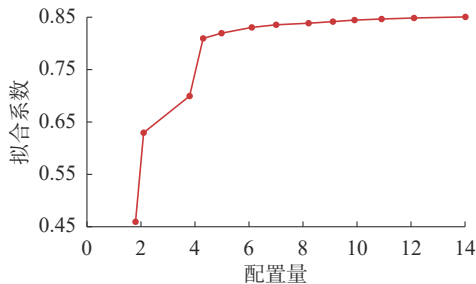
式中: G 为 5G 基站业务量, g_{BBU}^i 、 g_{HUB}^i 、 g_{RRU}^i 均为基站功耗设备,其中 w_i 为回归系数, w_0 为常数项。

按照基站最忙时(即一天中基站业务量最大的时刻)的业务量与基站配置量建立函数关系,一般基站的利用率不超过 60%,为后续的实际应用预留了系统容量。

\bar{R}^2 评估公式为

$$\bar{R}^2 = 1 - \frac{T_{\text{sse}}/(n-p-1)}{T_{\text{sst}}/(n-1)}$$

式中: n 为样本数量, p 为自变量个数, T_{sse} 及 T_{sst} 分别为残差平方和及总平方和。如图 10 所示, \bar{R}^2 的值达到 0.85,说明回归模型可以有效的拟合地铁业务量与基站配置关系模型。

图 10 \bar{R}^2 回归质量评估Fig. 10 \bar{R}^2 regression quality assessment

3.4.2 基站节电量评估

根据基站设备额定功率对基站实际用电量进行计算,最终基站节电量等于基站总设备功耗减去基站实际使用设备功耗。基站设备量与用电量关系为

$$E = \alpha_0 P_0 + \sum_{i=1}^m \sum_{w=0}^n \alpha_i P_w \quad (2)$$

式中: E 为 5G 基站用电量, P_0 为基站补偿功率, α_i 为基站内部设备单元 BBU、RHUB、RRU 的索引, P_w 为基站内部单元 BBU、RHUB、RRU 的额定功率。

3.5 实验结果及分析

3.5.1 模型对比实验

为了实验环境一致性,重新复现其他模型,以便和所提 Atten-LSTM 模型进行对比。

DNN^[28-29],实验采用 1 个输入层(dense)、3 个隐藏层(dense)、1 个输出层(dense),隐藏层神经元分别设置为 512、256、128 个。

LSTM^[25-27],实验采用 1 个输入层(dense)、2 个隐藏层(堆叠 LSTM)、1 个输出层(dense),隐藏层神经元分别设置为 16、16 个。

Atten-LSTM,实验采用 1 个输入层(dense)、2 个隐藏层(堆叠 LSTM)、1 个注意力(attention)机制、1 个输出层(dense),隐藏层神经元分别设置为 16、16 个。

通过与 DNN、LSTM 模型进行对比,如图 11 所示,实验结果证明基于注意力机制的 LSTM 模型能够实现业务量预测,且能更好地抓住长期业务量变化规律,业务预测准确率达到 83% 左右。

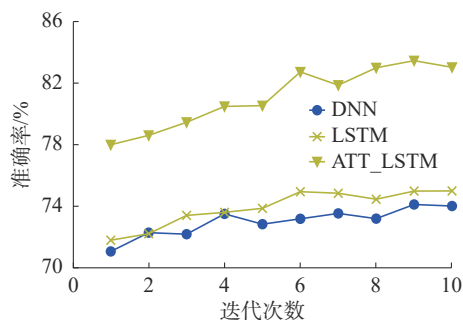


图 11 3 种时序模型识别准确率

Fig. 11 Comparison of three models recognition rates

Atten-LSTM 模型通过注意力机制对有效的时序特征进行加权,使得关键特征在时序预测中能够更好地起到预测的效果,降低其他特征的干扰,同时能够应用于节假日业务规律预测,有效提升了模型泛化效果。

3.5.2 节电效果评估

5G 地铁节电通过 Atten-LSTM 模型精准预测业务并建立基站设备所需配置与业务的函数模型,最终通过基站节电评估模型实现 5G 地铁的精准节电。

该节电模型实现了 5G 地铁场景下,5G 基站节电策略按小时粒度随基站业务量的实时变化而及时下发精准节电策略,实现基站设备按照业务需求动态调整及按需供给,通过休眠或者关断冗余设备进行节电。节电手段包括设备下电、休眠、RRU 关断、载频关断等,实验结果表明该节电策略节电效率可达到 43% 左右。

图 12 可以看出,5G 地铁设备一旦运行后,基站的耗电量是恒定的,每小时耗电量约为 5 度。实验结果表明,如果使用该节电策略,基站可进行小时粒度节电,尤其在夜间(0~6 点),基站业务量基本为 0 的情况下,可以对整个基站设备进行关停以实现节电,其余时间点按照业务量的多少,进行基站设备的按需软关断,实现设备或者逻辑硬件的按需供给,最终节电效果可以达到较高水平。

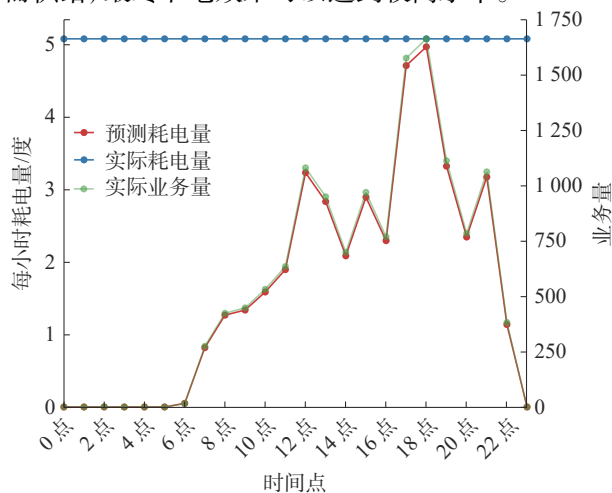


图 12 5G 地铁节电效能评估

Fig. 12 Evaluation of 5G power saving efficiency in metro

4 结束语

本文通过建立 Atten-LSTM 模型、基站业务量与基站设备按需供给模型、5G 基站用电评估模型实现了 5G 地铁精准节电,其节电策略由前 2 个模型产生,通过智能化网络控制单元实现网络节电的高效生产应用。从实际效果来看,节电效能可达到原来的 64% 左右。对于 5G 节电来说效果明显,该方案目前可应用于 5G 地铁场景,后续可推广应用到居民小区、工作园区等场景。当前 5G 基站的数量还在不断增加,所带来的能源损耗问题还有待解决,在国家发展绿色经济的支持下,5G 基站更应当积极探索节能减排的具体策略,通过对智能化节电技术的使用,探寻通信行业未来绿色发展的路径,获取良好的节能减排成效。

参考文献:

- [1] FOURATI H, MAALOUL R, TRABELSI N, et al. An efficient energy saving scheme using reinforcement learning for 5G and beyond in H-CRAN[J]. *Ad hoc networks*, 2024, 155: 103406.
- [2] 蒙古杰,周丽丽,李季. 4G/5G 网络低碳发展思考[J]. *通信世界*, 2022(13): 41-43.
MENG Zhanjie, ZHOU Lili, LI Ji. Thinking on low-carbon development of 4G/5G network[J]. *Communications world*, 2022(13): 41-43.
- [3] 官磊,丁洋,李锐杰,等. 面向“双碳”的 5G 网络节能技术[J]. *电信科学*, 2022, 38(4): 167-174.
GUAN Lei, DING Yang, LI Ruijie, et al. Network energy saving technologies for green 5G[J]. *Telecommunications science*, 2022, 38(4): 167-174.
- [4] 徐丹,曾宇,孟维业,等. AI 使能的 5G 节能技术[J]. *电信科学*, 2021, 37(5): 32-41.
XU Dan, ZENG Yu, MENG Weiye, et al. AI-enabled 5G energy-saving technology[J]. *Telecommunications science*, 2021, 37(5): 32-41.
- [5] 苗晓春,陈旭黎. 基于 AI 的 5G 基站节能应用[J]. *长江信息通信*, 2024, 37(5): 152-154.
MIAO Xiaochun, CHEN Xuli. Application of energy saving solution for 5G base station based on AI[J]. *Changjiang information & communications*, 2024, 37(5): 152-154.
- [6] 王素英,贾海蓉,申陈宁,等. 改进 GAN 模型在基站流量预测及 5G 节能中的应用[J]. *太原理工大学学报*, 2024, 55(4): 743-750.
WANG Suying, JIA Hairong, SHEN Chenning, et al. Application of GAN model with DE-GWO optimized LSTM for 5G energy consumption control[J]. *Journal of Taiyuan University of technology*, 2024, 55(4): 743-750.
- [7] ZHENG Jiahuan, XIANG Yong. 5G base station energy

- saving method based on personalized scenarios[J]. *Mobile communication*, 2021, 45(03): 91–96.
- [8] 翟敏, 宋耀宁. 5G 移动通信网络智能节能应用方案 [J]. *长江信息通信*, 2023, 36(5): 221–224.
ZHAI Min, SONG Yaoning. Intelligent energy-saving application scheme for 5G mobile communication network [J]. *Changjiang information & communications*, 2023, 36(5): 221–224.
- [9] PUTHENPURA S. Demonstrates SMaRT-5G™ open source energy savings platform at Fyuz[EB/OL]. (2023–10–04)[2024–3–14]. <https://opennetworking.org/wp-content/uploads/2023/10/Fyuz-Webinar-Slides.pdf>.
- [10] 刘亮亮. “双碳”视角下的 5G 全生命周期网络节能分析 [J]. *数字通信世界*, 2024(4): 67–69.
LIU Liangliang. Energy saving analysis of 5G full life-cycle network from the perspective of “dual carbon”[J]. *Digital communication world*, 2024(4): 67–69.
- [11] FOURATI H, MAALLOUL R, CHAARI L. A survey of 5G network systems: challenges and machine learning approaches[J]. *International journal of machine learning and cybernetics*, 2021, 12(2): 385–431.
- [12] MALATHY S, JAYARAJAN P, OJUKWU H, et al. A review on energy management issues for future 5G and beyond network[J]. *Wireless networks*, 2021, 27(4): 2691–2718.
- [13] 卜寅, 孙宏, 周瑜, 等. 基于 AI+大数据的 4G/5G 无线基站智能协同节能系统的研究和应用 [J]. *邮电设计技术*, 2023(1): 1–6.
BU Yin, SUN Hong, ZHOU Yu, et al. Research and application of 4G/5G wireless base station intelligent cooperative energy saving system based on AI+Big data[J]. *Designing techniques of posts and telecommunications*, 2023(1): 1–6.
- [14] POST B, BORST S, van den Berg H. A self-organizing base station sleeping and user association strategy for dense cellular networks[J]. *Wireless networks*, 2021, 27(1): 307–322.
- [15] IQBAL A, THAM M L, CHANG Y C. Double deep Q-network-based energy-efficient resource allocation in cloud radio access network[J]. *IEEE access*, 2021, 9: 20440–20449.
- [16] 罗新军, 许步扬. 面向广电的 5G 网络节能技术方案 [J]. *电信工程技术与标准化*, 2022, 35(1): 10–13.
LUO Xinjun, XU Buyang. Energy-saving technology solutions for 5G of China Broadcasting Network[J]. *Telecom engineering technics and standardization*, 2022, 35(1): 10–13.
- [17] 王建斌, 王淑春, 廖尚金, 等. 基于 DCNN-LSTM 负荷预测算法的 5G 基站节能系统研究 [J]. *电信科学*, 2023, 39(4): 133–141.
WANG Jianbin, WANG Shuchun, LIAO Shangjin, et al. Research on 5G base station energy saving system based on DCNN-LSTM load prediction algorithm[J]. *Telecommunications science*, 2023, 39(4): 133–141.
- [18] 高珍, 靳剑东, 李志强, 等. 基于 AI 的 4G/5G 基站协同节电方法研究与应用 [J]. *电信工程技术与标准化*, 2022, 35(9): 11–17.
GAO Zhen, JIN Jiandong, LI Zhiqiang, et al. Research and application of power saving solution for 4G/5G base station collaborative based on AI[J]. *Telecom engineering technics and standardization*, 2022, 35(9): 11–17.
- [19] 魏云良, 张颖聪. 浅谈基于 5G 网络的端到端节能部署策略 [J]. *江苏通信*, 2023, 39(1): 19–22.
WEI Yunliang, ZHANG Yingcong. Discussion on end-to-end energy-saving deployment strategy based on 5G network[J]. *Jiangsu communication*, 2023, 39(1): 19–22.
- [20] 梁祖坤, 易小明. 制造企业节电增效的技术与管理协同推进机制 [J]. *上海节能*, 2023(12): 1788–1798.
LIANG Zukun, YI Xiaoming. Collaborative promotion mechanism of technology and management for energy saving and efficiency improvement in manufacturing enterprises[J]. *Shanghai energy saving*, 2023(12): 1788–1798.
- [21] KALITA P, SELVAMUTHU D. Stochastic modeling for energy efficiency in modified directional discontinuous reception for LTE-5G networks[J]. *International journal of communication systems*, 2023, 36(6): e5434.
- [22] S S, MISHRA S, HOTA C. Joint QoS and energy-efficient resource allocation and scheduling in 5G Network Slicing[J]. *Computer communications*, 2023, 202: 110–123.
- [23] Khan W U, Li X, Ihsan A, et al. Energy efficiency maximization for beyond 5G NOMA-enabled heterogeneous networks[J]. *Peer-to-peer networking and applications*, 2021, 14(5): 3250–3264.
- [24] Shuvo M S A, Munna M A R, Sarker S, et al. Energy-efficient scheduling of small cells in 5G: A meta-heuristic approach[J]. *Journal of network and computer applications*, 2021, 178: 102986.
- [25] 田四梅, 沈卫红, 杨嫒. 基于差异化场景的 5G 智能节电技术研究 [J]. *通信与信息技术*, 2023(S1): 86–89.
TIAN Simei, SHEN Weihong, YANG Xuan. Research on energy saving technology of 5G base station based on differentiated scenarios[J]. *Communication & information technology*, 2023(S1): 86–89.
- [26] 赖琮霖, 李力卡, 曾焕浩. 5G 基站智能硬关断节能实施方案与应用 [J]. *电信工程技术与标准化*, 2023, 36(S1): 96–100.
LAI Conglin, LI Lika, ZENG Huanhao. Implementation method and application of smart hardware shutdown energy saving for 5G base stations[J]. *Telecom engineering technics and standardization*, 2023, 36(S1): 96–100.
- [27] 曾碧卿, 韩旭丽, 王盛玉, 等. 层次化双注意力神经网络

模型的情感分析研究[J]. 智能系统学报, 2020, 15(3): 460.

ZENG Biqing, HAN Xuli, WANG Shengyu, et al. Hierarchical double-attention neural networks for sentiment classification[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2020, 15(3): 460.

- [28] 黄文科. 面向 5G 的无线网络节能技术研究[J]. 长江信息通信, 2022, 35(10): 6-8.

HUANG Wenke. Research on energy saving technology for 5G-oriented wireless network[J]. Changjiang information & communications, 2022, 35(10): 6-8.

- [29] GUO Wanying, KOO J, SIDDIQUI I F, et al. QoS-aware energy-efficient MicroBase Station deployment for 5G-enabled HetNets[J]. Journal of king Saud University - computer and information sciences, 2022, 34(10): 10487-10495.

作者简介:



邓翠艳, 讲师, 主要研究方向为数据挖掘、大数据与人工智能。主持省教育规划课题 2 项, 授权发明专利 2 项, 发表学术论文 5 篇。E-mail: 13434146632@139.com。



齐小刚, 教授, 博士生导师, 博士, 主要研究方向为复杂系统建模与仿真、网络算法设计与应用。主持国家自然科学基金项目、十三五预研项目等国家和省部级项目 20 余项。授权发明专利 19 项, 软件著作权 4 项, 发表学术论文 100 余篇。E-mail: xgqi@xidian.edu.cn。

2024 年度国际多语种智能信息处理会议 International Conference on Intelligent Multilingual Information Processing 2024

2024 年 11 月 16—17 日, 由中国人工智能学会(CAAI)主办, CAAI 多语种智能信息处理专委会、北京理工大学承办的“2024 年国际多语种智能信息处理会议(IMLIP 2024)”将在北京举行。会议将邀请 10 余名院士在内的诸多国内外知名专家等作特邀报告, 并设置青年科学家、企业创新、语言资源建设与评测、国际中文教育等 10 个分论坛, 内容涵盖多种语言的语言学研究、智能信息处理技术及应用, 旨在促进多语种语言学研究、智能信息处理学术界、产业界和广大爱好者之间的交流与进步。

国际多语种智能信息处理会议(IMLIP)是以多语种智能信息处理为主题的国际学术会议, 具有国际影响力的多语种智能信息处理领域产学研的高端会议, 旨在为国内外学者提供学术交流与合作研究的平台, 促进我国少数民族、“一带一路”沿线国家等语言研究和自然语言处理的学术研究。会议将采取大会报告、专题研讨、张贴报告等形式进行交流。

征文通知:

本次大会接受中英文投稿, 录用的英文论文将发表至 Springer 会议论文集(EI 检索), 优秀中文论文将推荐至《语料库语言学》, 优秀英文论文将推荐至《Data Intelligence》等 SCI 期刊, 论文录用后至少一位作者需参加会议。

重要日期:

论文投稿系统开放日期: 2024 年 6 月 30 日

论文投稿截止日期: 2024 年 8 月 30 日

论文录用通知日期: 2024 年 9 月 30 日

会议召开日期: 2024 年 11 月 16—17 日

征稿主题: (包括但不限于以下内容)

语言学

跨语言处理

大语言模型

计算语言学理论

资源库、语料库建设

评测技术

预训练语言模型

多语种智能理解

机器翻译

多语种语音识别、文字识别等多模态智能信息处理

国际中文教育智能处理

多语种智能信息处理应用