



基于长短时预测的基站节能策略

张苗苗¹, 赵皓¹, 周岩¹, 张阳², 余立¹, 梁燕萍¹, 冯春杰²

(1. 中国移动通信有限公司研究院, 北京 100053;

2. 中国移动通信集团有限公司, 北京 100033)

摘要: 随着移动通信技术的发展和 5G 商用建设的加快, 5G 功耗将继续大幅度提升运营成本。如何在保障业务体验及设备安全的基础上实现节能最大化, 始终是产业界研究的焦点之一。针对网络结构复杂、站型丰富等挑战, 提出了以“感知、预测、分析、决策”AI 技术为核心的节能策略生成、闭环安全保障技术。基于离线数据, 验证了预测技术效果, 达到了基站节能误关率低于 2%、召回率不低于 84% 的效果。进一步的实践应用效果证明, 在保障网络质量稳定的前提下, 能够有效挖掘更多节能空间和节能时长, 显著提升节能量, 达到降本增效的目的。

关键词: 基站节能; 业务量预测; 智能化

中图分类号: TN929

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2022043

A long-time & short-time prediction based 5G base station energy-saving policy

ZHANG Miaomiao¹, ZHAO Hao¹, ZHOU Yan¹, ZHANG Yang²,

YU Li¹, LIANG Yanping¹, FENG Chunjie²

1. China Mobile Research Institute, Beijing 100053, China

2. China Mobile Communications Co., Ltd., Beijing 100033, China

Abstract: With the development of the mobile communication technology and the acceleration of 5G commercial network deployment, energy consumption of 5G, which will continue to raise the operating expense significantly. How to maximize the energy efficiency while ensuring service experience and equipment safety has always been one of the research focus in the industry. With the challenges including complexity of network architecture and variety of base station types, an AI-based energy-saving technology including policy generation and closed-loop security assurance of “perception, prediction, analysis, and decision” was introduced. After calibration and validation based on the offline dataset, the false-switch-off rate is less than 2%, and the recall rate is not fewer than 84%. Further study shows that the technology has greater potential on energy-saving.

Key words: base station energy-saving, traffic prediction, intelligent



0 引言

“碳达峰”“碳中和”已成为我国坚定的发展方向,随着中国移动 5G 基站不断建设,能耗也逐步增大。预计到 2030 年,我国 5G 基站数量将达到 1 500 万个^[1],并且单个 5G 基站能耗是 4G 基站能耗的 3~4 倍^[2]。基站站点能耗费用占网络运营成本的 16% 以上,但 70% 的基站仅承载了 20% 的网络流量,这导致基站在空闲状态也不停消耗大量的电力。为响应国家节能减排号召、建设中国“绿能网络”,节能减排必然是通信行业不可忽视的首要需求,所以 4G/5G 节能技术研究成为当前学术界和运营商研究的重点方向。目前节能方式分为传统方式和人工智能方式。5G 初期基站节能方式大多是基于统计的传统节能方式^[3],通过分析基站历史运营数据,人工判断节能时间段与节能关断方式。随着人工智能 (artificial intelligence, AI) 技术发展,业界逐步进行智能基站节能方案研究^[4],从而实现基站节能自动化,取得了更好的效果。

然而,因为 4G/5G 协同多层网络结构更为复杂,目前的 AI 节能算法更多地使用单一模型进行业务量时序预测^[5-7],这使得 AI 模型落地困难,很难保证在节能的同时保证网络质量。本文提出了一套端到端精准动态节能方案,能够保证网络用户质量感知的同时,挖掘更多节能时长。通过引入最小化路测 (minimization of drive-test, MDT) 数据^[8]从空间精确挖掘共覆盖小区,确定节能目标小区;提出长短时联合动态预测小区业务量指标,挖掘小区节能时间段;引入网络感知功能实时监控网络指令,保证用户体验,避免误关断基站对用户造成影响。

1 基于 AI 的节能方案

针对移动网络结构复杂、站点型号丰富、节能技术多样等挑战,本方案基于不同基站关断节

能技术,通过大数据挖掘以及 AI 算法实现节能小区挖掘、业务量长短时联合预测,并通过实时监控网络质量,形成以“感知、预测、分析、决策”为核心的动态智能节能策略生成、平台级闭环的安全保障方案,在保障网络质量的情况下,实现节能增益最大化。本节介绍了端到端智能节能方案的设计思路。

1.1 现有基站节能技术

目前,5G 节能技术主要包括硬件级节能、站点级节能及网络级节能^[9]。其中,硬件级节能主要从源头控制硬件功耗,通过采用优化硬件设计,设计 Doherty 优化架构^[10],降低设备功率放大器的整个能耗。设备商也开始关注使用更节能的器件材料、引进更先进的散热技术及完善生产工艺等手段,包括基于石墨烯的散热涂层方案^[11]和室内基带处理单元 (building base band unit, BBU) 竖插部署方案。以此达到有效降低基站设备的基础能耗以及进一步提升基站设备能源利用率的目的^[12]。

站点级节能主要通过对射频模块的控制,在保证网络质量和用户感知的同时,达到精细化节能的目的,站点级节能主要有符号关断^[13]、通道关断、载波关断、深度休眠^[14-15]等方式。

网络级节能通过去激活指令关闭逻辑小区的射频发射功能或者开启禁止终端接入功能,与其对应的激活指令可以使闭塞状态的小区恢复至服务状态。现在专家提出的节能方案大多是通过人工分析历史业务量数据,找到夜间低流量小区,统一节能策略下发^[16]。随着 AI 技术发展,AI 智能节能方案也广泛应用,基于时序网络负载和用户连接数,通过自回归综合移动平均模型 (autoregressive integrated moving average model, ARIMA)^[17]、长短期记忆 (long short-term memory, LSTM)^[18]或 Facebook 的 Prophet 用于时间序列预测^[19]等方案,配合门限值计算得到可以关断的节能小区列表,并执行节能操作^[20]。

1.2 基于 AI 技术的基站节能方案

本方案主要由数据采集、共覆盖分析、长时业务量预测、短时业务量预测、实时节能策略生成、网络监控与感知模块、指令下发和节能量评估等模块组成，旨在解决节能过程中如下 5 个核心问题。

- 如何识别节能小区？
- 如何挖掘节能小区的节能时间段？
- 如何确定基站节能方式？
- 如何保障节能过程中网络的安全性和稳定性？
- 如何评估节能效果？

目前，基站设备涉及多个设备商，各平台之间功能冗余，且相互通信的 I/O 成本反而会拉低效率，违背了基站节能的初衷。所以，应将各平台的优势模块提取出来，融合成一个完整的节能方案。本方案希望将各个功能模块解耦，实现系统的灵活可扩展。节能方案流程如图 1 所示。

本方案通过采集运营商的网络运营数据，计算出 4G/5G 多层网络环境下的节能补偿小区对，并对节能补偿小区进行长短时联合业务量预测分析，实时生成节能策略进行指令下发。在节能的同时监控网络指标，及时唤醒网络质量劣化的节能小区^[21]，保障网络质量安全。

2 长短时业务量联合预测

通过预测基站长短时业务量指标变化趋势，将预测值和提前设定的基站关断门限做对比，指导运营商对小区精确开、关断^[22]，从而实现基站空间和时间维度的节能扩展，达到保障网络质量的同时，提升节能效果的目的。

该方案主要基于基站历史业务量时序数据，如上行业务量、下行业务量、上行物理资源块（physical resource block, PRB）利用率、下行 PRB 利用率、平均用户数等指标，通过 AI 算法对节能、补偿小区未来一天及未来一个时刻的业务量进行长短时预测。其中，使用小区未来一天的长时预测结果可挖掘满足一定节能时长的潜在节能小区，再用短时精准预测，保障挖潜的节能小区是真实有效的，可兼顾未来一天各小区业务情况及实时预测下一时刻业务情况，既能提前支持节能策略生成，又能保障策略实时下发安全性，达到不频繁开、关断小区，降低小区误关率的目的。

2.1 数据预处理

该方法的业务量预测模型主要基于历史一个月的小区业务量时序数据进行长短时预测。在模型建立过程中，要求时序数据无缺失值且有一定的周期性，因此，数据处理主要检测数据质量，

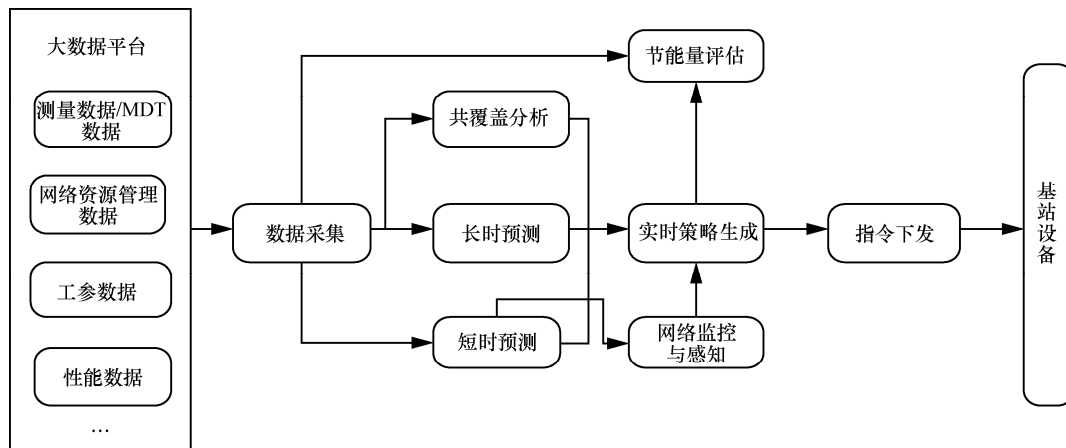


图 1 节能方案流程



并对缺失值及异常值采用两种数据来源进行插值：(1) 前后均值，(2) 历史同时刻均值。然后判断数据的周期性，可使用 Serial Correlation 算法^[23]计算每个小区的自相关系数，若系数高于阈值，则认为该小区指标有一定周期性，否则，该小区指标无周期性。

2.2 长时业务量预测

为有效利用时间维度特征、尽量挖掘节能基站且兼顾预测效率，本方案通过改进时域卷积网络 (temporal convolutional network, TCN)^[7]，训练一定范围内的通用模型，进而预测目标日期、目标基站未来一天的业务量。长时业务量预测框架如图 2 所示。

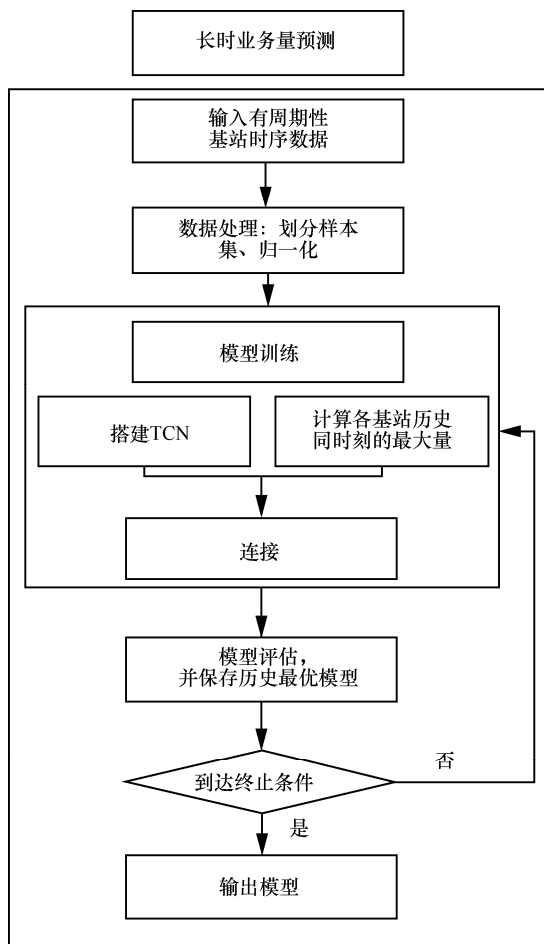


图2 长时业务量预测框架

本文从数据处理、模型训练、在线预测 3 个

方面阐述长时预测的整体流程以及算法细节。

(1) 数据处理

用深度学习解决时序的预测问题，通常需要将时序数据转换为有监督学习的数据，即成对的输入、输出数据，该方法以预设的滑动窗口进行滑窗，得到一系列特征维度为 k 、标签维度为一天的样本集。

为防止在模型训练时，数据大小的差异影响模型的收敛，需要对样本集归一化。本文假设小区业务量服从正态分布，因此，本方案采用中心化方式进行归一化，如式 (1) 所示。

$$\hat{x} = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (1)$$

其中， x 为归一化前的输入原始数据， $\hat{x}$ 为归一化后的数据， μ 为输入序列的均值， σ 为输入序列的方差。

(2) 模型训练

本方案使用时域卷积网络提取业务量的时间维度特征，但为了挖掘更多可节能时间和可节能基站，本方案修改损失函数，使其更关注可关断基站阈值附近样本集，适当减少距离业务量指标和关断阈值较远的样本集，旨在提升关断阈值附近的精确度，挖掘更多的基站和时间段。另外，引入最大值特征，将预测结果适当提高，尽可能降低基站误关的可能性。改进的损失函数具体如式 (2) 所示。

$$\begin{aligned} \text{loss} &= \alpha \cdot \text{mse}_1 + \beta \cdot \text{mse}_2 + \text{mse}_3 \\ \text{mse}_1 &= \frac{1}{N_1} \sum_{i=1}^{N_1} (y_i - \hat{y}_i)^2, y_i > \hat{y}_i \text{ 且 } y_i < k_1 \cdot \text{阈值} \\ \text{mse}_2 &= \frac{1}{N_2} \sum_{i=1}^{N_2} (y_i - \hat{y}_i)^2, y_i > k_2 \cdot \text{阈值} \\ \text{mse}_3 &= \frac{1}{N_3} \sum_{i=1}^{N_3} (y_i - \hat{y}_i)^2, \text{其他} \end{aligned} \quad (2)$$

其中， α 、 β 、 k_1 、 k_2 为各项系数，在模型训练过程中均可调整， y_i 为真实值， $\hat{y}_i$ 为预测值。TCN 深度学习网络架构如图 3 所示。

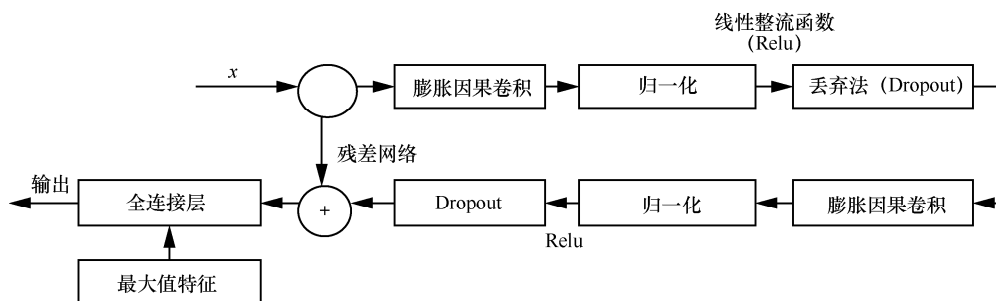


图3 TCN 深度学习网络架构

(3) 在线预测

按照上述过程，预处理待预测基站业务量数据，整理成特定格式，使用提前训练的模型对待预测基站未来一天的业务量进行预测，通过对比节能开、关断门限，挖掘满足一定节能时长如1h的可关断基站及可关断时间段。

2.3 短时业务量预测

为了纠偏长时业务量预测挖掘出的基站节能时间和空间，本方案使用业务量短时精准预测的方式，实现对基站关断的双重保障，使得关断决策的下发更加高效且准确。本文从数据预处理、模型训练、在线预测3个方面阐述短时业务量预测的整体流程和算法细节。

(1) 数据预处理

短时业务量预测方案的数据预处理，主要包

含两部分：数据转换和特征抽取。由于基站业务量中的上、下行流量变化浮动较大，若直接预测，则存在精度不准的问题，本方案将预测上、下行流量转换为预测单位用户的流量，然后，将预测结果和用户数相乘，得到下一时刻的上、下行流量。本方案可适当平滑流量的峰值，流量与单位用户流量时序图对比如图4所示。

由于时序数据维度较大，不适合将所有时序数据放入集成算法中学习，因此本方案提出使用树模型（如XGBoost算法^[24]）进行特征分析。下行PRB利用率特征重要性分析结果如图5所示，短时特征（前若干时刻值、前若干天同时刻值及强相关指标）对下一时刻的预测有重要参考价值，因此，提取本指标历史短时特征、天特征、与该指标强相关性的短时特征，

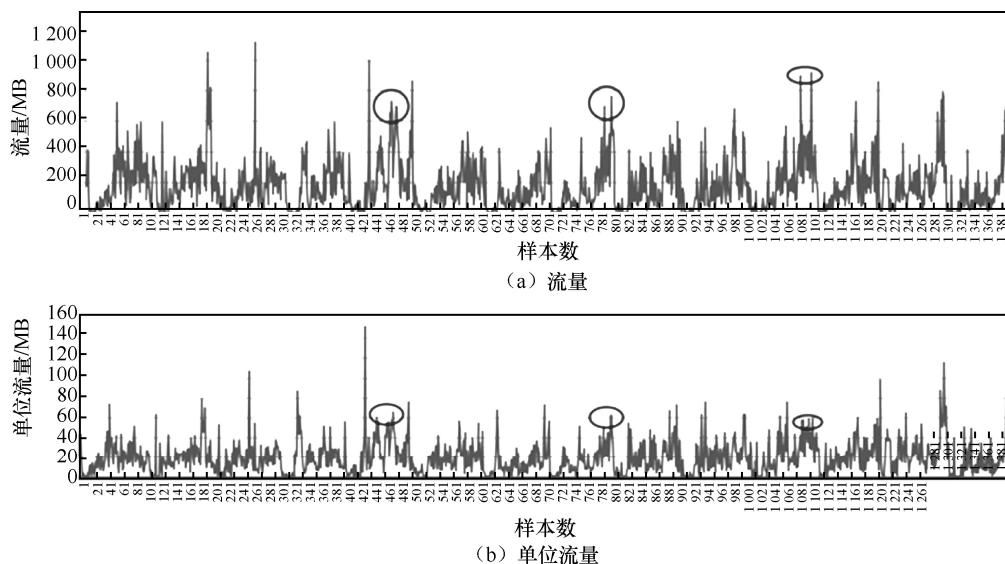


图4 流量与单位用户流量时序图对比



构造样本后,训练模型,进而预测该指标下一时刻的指标值。

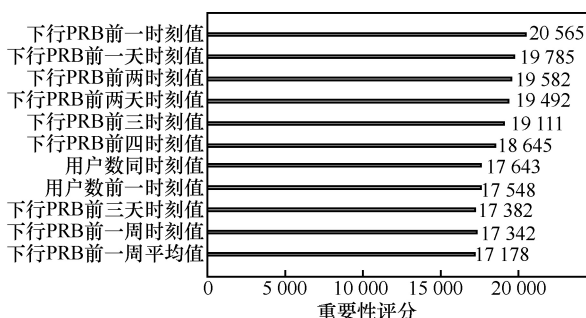


图5 下行PRB利用率特征重要性分析结果

(2) 模型训练

本方案的特征构造方式使用历史业务量数据的短时特征与长时统计特征,并选用“提升树模型+其他简单预测模型”的Stacking思想^[25],对下一时刻的指标值进行拟合,集成模型结构如图6所示。最终实现对长时预测结果的纠偏,在长短时预测的双重保障下,提升基站开、关断的安全性。

(3) 在线预测

与长时业务量的在线预测方式一致,对待预测基站数据预处理,并使用提前训练好的模型预

测未来时刻的业务量。最后,通过对比开、关断门限,对长时预判的决策再一次判断,进而提升基站节能的安全性。

2.4 效果评估

本方案使用的基于长短时业务量预测的节能方案,使用长时业务量预测,对未来一天节能基站及可节能时段进行挖潜;然后,使用短时精准预测功能,对挖潜的节能信息进行纠偏,以此达到不频繁操作基站且双重保障保证网络安全性的目的,因此,本文使用联合预测结果与其他算法预测结果做效果对比。

为方便对比算法之间的效果,本方案以平均用户数10、上下行PRB资源利用率20%为门限(指标可选,门限可配置),对基站的开或关进行判断。若以上指标每一个时刻点均小于门限,则预判基站为关断状态;若其中一个指标大于门限,则预判基站为活动状态。本方案以常用节能方案最大值统计、时间序列算法Prophet^[26],与本方案长短时结合方案,通过均方根误差(root mean square error, RMSE)、基站关断召回率及基站误关率3个指标对比算法效

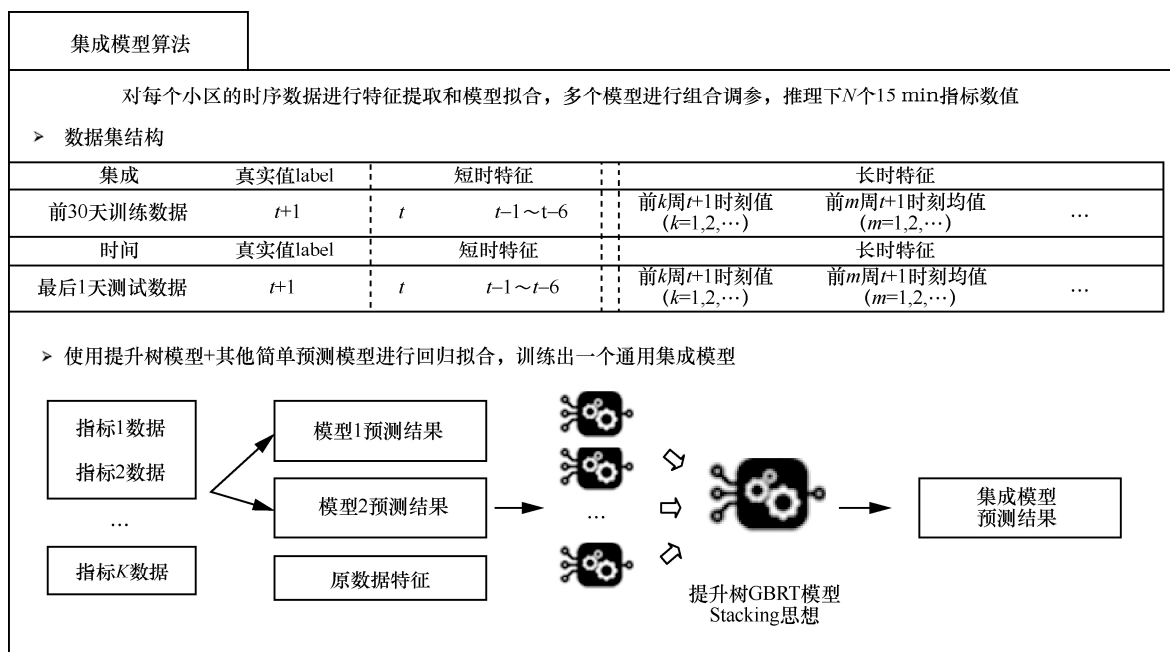


图6 集成模型结构

果。其中, 指标 RMSE 衡量预测值与真实值的差距, 关断召回率衡量基站漏关的比例, 误关率衡量基站错关的比例。定义分别如式 (3)、式 (4)、式 (5) 所示。

$$\text{RMSE} = \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{i=0}^n |y_i - \hat{y}_i|^2} \times 100\% \quad (3)$$

其中, y_i 为标签, $\hat{y}_i$ 为预测值。

$$\text{召回率} = \frac{\text{真实关断且预测关断样本数}}{\text{真实关断样本数}} \times 100\% \quad (4)$$

$$\text{误关率} = \frac{\text{预测关断, 但真实不关样本数}}{\text{总样本数}} \times 100\% \quad (5)$$

以某省 1 000 个基站, 长时预测未来 96 个时刻点、短时预测未来一个时刻点业务量为例 (15 min 粒度, 一天共 96 个时刻点), 算法在节能场景中的对比结果见表 1。

表 1 算法在节能场景中的对比结果

		最大值统计	Prophet	联合预测方案
RMSE	用户数/个	2.3	1.9	1.5
	上行 PRB 利用率	7.6%	3.7%	3.6%
	下行 PRB 利用率	13.1%	5.2%	6.7%
	上行业务量/MB	66	29	27
	下行业务量/MB	469	245	229
	基站关断召回率	39.6%	86.7%	84.3%
	基站误关率	1.24%	5.24%	<1.9%
	推理时间 (单指标单基站)	秒级	5 min	秒级

通过表 1 的对比结果可知, 虽然传统统计方式 RMSE 较大, 但由于预测结果较真实值偏大, 因此, 基站误关率最低, 能挖掘出的可节能基站及可节能时段较少, 存在较多漏关的情况, 即基站关断召回率较低, 该方式也是基站节能最保守的方式。拟合方法 Prophet 的指标 RMSE 和基站召回率最好, 但该方法只基于历史业务量的变化拟合未来时刻业务量的变化, 而基站业务量的变化浮动较大, 导致若拟合结果精确度不高, 则基

站误关率也较大。另外, 该方法无法构建区域范围内统一的模型, 预测时间最久, 在未来 5G 全面普及之后, 预计到 2030 年, 我国 5G 基站数量达 1 500 万个^[1], 这对模型的实际应用提出较大挑战; 本文通过改进损失函数、引入最大值特征的方式, 适当提升预测值, 在降低误关率的同时, 尽量不降低基站召回率, 最后, 再结合短时预测结果, 进一步降低基站误关率, 因此, 该方案的基站节能系统误关率降至 1.91%、召回率为 84.3%, 且通过构建统一模型的方式, 5 min 内可完成某省 5 万多小区单指标未来一天的预测, 结合传统预测方式, 为实际应用到网络中提供可能。

以某小区、下行 PRB 利用率为例, 对比最大值统计、Prophet 及本方案的长时预测结果。算法对比如图 7 所示, 细实线表示 11 月 11 日 00:00—11 月 16 日 23:45 的真实值, 长划线表示最大值统计的预测结果, 点线表示 Prophet 的预测结果, 粗实线表示本文的长时预测结果。由图 7 可知, 最大值统计算法的预测值基本在真实值之上, 导致预测结果误差最大, 但误关率、召回率较低; Prophet 算法提升了预测精度和基站召回率, 但该算法的预测值在真实值上下波动, 误关率也伴随着提升; 本文改进的 TCN 算法通过修改损失函数、引入最大值特征, 达到提升关断阈值附近的预测精度, 尽可能挖掘节能基站及可节能时段, 最后, 通过短时预测结果进行过滤, 达到了提升基站召回率、降低基站误关率的效果。

基于长短时联合预测的基站节能预测如图 8 所示, 实线表示指标真实值, 点线表示本文改进 TCN 的预测结果, 长划线表示短时预测结果, 图中的叉号表示纠偏的时刻点。从图 8 可知, 短时预测可有效纠偏改进版 TCN 预测结果, 过滤错误关断策略, 有效降低基站误关率。

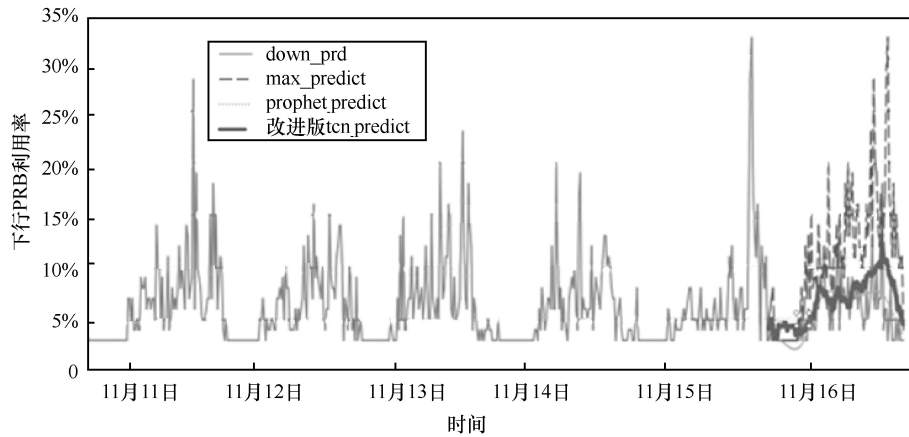


图7 算法对比

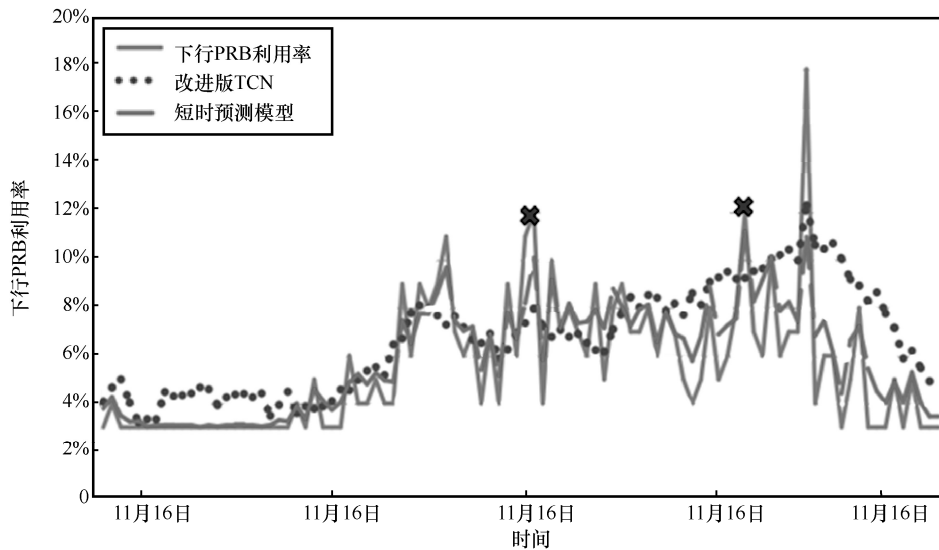


图8 基于长短时联合预测的基站节能预测

3 应用效果

本文提出的基于 AI 技术的节能方案已在河南、浙江、湖南、江西等多省份的中国移动网络平台部署应用。通过引入 AI 深度学习算法大幅提升预测准确率，误关率降低至 2%、召回率提升至 84%。通过短时预测分析实时监控网络质量，根据网络指标劣化情况下发唤醒指令，对网络质量波动大的小区进行标注分类，有效降低节能策略对于网络质量的影响，实现用户感知零下降、投诉零增加、网络质量零恶化。

为验证节能效果，选取中国移动网络某省两个地市进行评估，为拉通不同设备的计算标准且

方便计算对比，节能量统一按照不同节能方式取现网验证的平均值，不同节能方式现网验证的平均节能量见表 2。

表2 不同节能方式现网验证的平均节能量

节能方式	4G/kW·h	5G/kW·h
通道关断	0.02	0.12
浅度休眠/去激活	0.08	0.16
深度休眠	—	0.35

测试省份引入使用大数据挖掘以及 AI 算法的智能节能系统，可在全省稳定运行。统计其中两地市 2021 年 10—12 月节能情况（两地市网络规模 4G/5G 小区达 13.03 万个），每天约 2.9 万小区（无

表 3 节能小区数和节能时长

通道关断 小区数/个	通道关断 平均时长/h	通道关断 总时长/h	载波关断 小区数/个	载波关断平 均时长/h	载波关断 总时长/h	深度休眠 小区数/个	深度休眠 平均时长/h	深度休眠 总时长/h
22 673	6.05	137 171.65	8 391	4.71	39 521.61	1 622	5.13	8 320.86

重复)能够节能,节能小区数和节能时长见表 3。

根据表 3,测试 90 天两地市节能量总计 107.10 万 kW·h,日均节能量约 1.19 万 kW·h,应用效果显著。

4 结束语

本文基于网络大数据精准识别网络共覆盖关系,通过长短时业务量联合预测,结合基站现有软关技术手段,根据网络实际覆盖关系及业务量预测情况,动态地为每个小区推荐节能策略。本文提出的基站节能策略已在实际生产环境中规模应用,相比于传统的定时开启/关闭节能的方案,能够更加科学、合理地降低基站能耗,达到降本增效、低碳环保的目的。在此基础上,节能系统将融入动态门限调整、智能场景识别、网络性能指标智能分析等更多功能,充分发展“能源智慧大脑”能力,使端到端的 AI 节能技术进一步助力运营商的能效管理工作。

参考文献:

- [1] 刘思怡. 绿色无线移动通信技术的创新思考[J]. 科学技术创新, 2017(33): 95-96.
LIU S Y. Innovative thinking of green wireless mobile communication technology[J]. Scientific and Technological Innovation, 2017(33): 95-96.
- [2] 岑祺. 5G 基站市电建设及改造方案[J]. 信息通信, 2019, 32(12): 210-213.
CEN Q. 5G base station electricity construction and renovation plan[J]. Information and Communications, 2019, 32(12): 210-213.
- [3] OH E, KRISHNAMACHARI B, LIU X, et al. Toward dynamic energy-efficient operation of cellular network infrastructure[J]. IEEE Communications Magazine, 2011, 49(6): 56-61.
- [4] LOPEZ-PEREZ D, DOMENICO A D, PIOVESAN N, et al. A survey on 5G radio access network energy efficiency: massive MIMO, lean carrier design, sleep modes, and machine learning[J]. arXiv preprint arXiv: 2101.11246, 2021.
- [5] 易芝玲, 孙奇, 吴杰, 等. 人工智能在 5G 无线网络中的标准与应用进展[J]. 信息通信技术与政策, 2020(9): 23-30.
YI Z L, SUN Q, WU J, et al. AI in 5G networks—usage scenario and standardization progress[J]. Information and Communications Technology and Policy, 2020(9): 23-30.
- [6] ZHANG X, YOU J L. A gated dilated causal convolution based encoder-decoder for network traffic forecasting[J]. IEEE Access, 2020, 8: 6087-6097.
- [7] ZHANG C Y, PATRAS P. Long-term mobile traffic forecasting using deep spatio-temporal neural networks[C]//Proceedings of the Eighteenth ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing. New York: ACM, 2018: 231-240.
- [8] 洪伟, 张明. 最小化路测方法及装置, 通信设备和存储介质: CN112352448A[P]. 2021.
HONG W, ZHANG M. Minimization of drive test method and device, communication equipment and storage medium: CN112352-448A[P]. 2021.
- [9] 刘涛. 移动通信基站的综合节能[J]. 电信工程技术与标准化, 2006, 19(6): 32-34.
LIU T. Economize of mobile telecommunication base station[J]. Telecom Engineering Technics and Standardization, 2006, 19(6): 32-34.
- [10] CRIPPS S C. RF power amplifiers for wireless communications[J]. IEEE Microwave Magazine, 2000, 1(1): 64.
- [11] 林耀朋, 张旭, 吴军. 一种石墨烯涂层散热板: CN103465539A[P]. 2013.
LIN Y P, ZHANG X, WU J. Heat dissipation plate with graphene coating: CN103465539A[P]. 2013.
- [12] 赛迪顾问. 5G 产业发展白皮书(2020) [R]. 2020.
CCID Consulting. White paper on 5G industry development(2020) [R]. 2020.
- [13] 奉媛. 智能符号关断技术在 LTE 系统的应用研究[J]. 电信技术, 2017(02): 11-12, 15.
FENG Y. Application research of intelligent symbol turn-off technology in LTE system. Telecommunications Technology, 2017(2): 11-12, 15.
- [14] 邢剑卿. NR 基站智能节能技术应用研究[J]. 广东通信技术, 2020, 40(5): 46-49.
XING J Q. Research on application of intelligent energy-saving technology for NR base station [J]. Guangdong Communication Technology, 2020, 40(5): 46-49.
- [15] 周普成, 蔡文科. 5G 基站技术节能策略分析与研究[J]. 通信电源技术, 2021, 38(2): 181-184.



- ZHOU P C, CAI W K. Analysis and research on technology energy saving strategy of 5G base station[J]. Telecom Power Technology, 2021, 38(2): 181-184.
- [16] 张志荣, 许晓航, 朱雪田, 等. 基于 AI 的 5G 基站节能技术研究[J]. 电子技术应用, 2019, 45(10): 1-4.
- ZHANG Z R, XU X H, ZHU X T, et al. Research on energy saving technology of 5G base station based on AI[J]. Application of Electronic Technique, 2019, 45(10): 1-4.
- [17] BOX G E P, JENKINS G M. Time sense analysis: forecasting and control[J]. Journal of Time, 2010, 31(3).
- [18] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory[J]. Neural Computation, 1997, 9(8): 1735-1780.
- [19] 聂锋, 罗清. Prophet 在电信业务预测中的应用[J]. 环球市场, 2018.
- NIE F, LUO Q. Application of prophet in telecom business forecasting [J]. The Global Market, 2018.
- [20] 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 D, ZENG Y, MENG W Y, et al. AI-enabled 5G energy-saving technology[J]. Telecommunications Science, 2021, 37(5): 32-41.
- [21] SOLIMAN S S, SONG B. Fifth generation (5G) cellular and the network for tomorrow: cognitive and cooperative approach for energy savings[J]. Journal of Network and Computer Applications, 2017, 85: 84-93.
- [22] GAO Y, CHEN J J, LIU Z, et al. Machine learning based energy saving scheme in wireless access networks[C]// Proceedings of 2020 International Wireless Communications and Mobile Computing (IWCMC). Piscataway: IEEE Press, 2020: 1573-1578.
- [23] ANDERSON T W. Serial correlation[M]. John Wiley & Sons, Inc., 2011.
- [24] CHEN T Q, GUESTRIN C. XGBoost: a scalable tree boosting system[J]. CoRR, 2016.
- [25] WOLPERT D H. Stacked generalization[J]. Neural Networks, 1992, 5(2): 241-259.
- [26] LI R P, ZHAO Z F, ZHOU X, et al. Intelligent 5G: when cellular networks meet artificial intelligence[J]. IEEE Wireless Communications, 2017, 24(5): 175-183.

[作者简介]



张苗苗 (1993-), 女, 中国移动通信有限公司研究院工程师, 主要研究方向为无线网络智能化技术及算法。



赵皓 (1991-), 男, 中国移动通信有限公司研究院工程师, 主要研究方向为无线网络智能化技术。



周岩 (1991-), 男, 中国移动通信有限公司研究院工程师, 主要研究方向为无线网络智能化技术。

张阳 (1975-), 男, 中国移动通信集团有限公司网络事业部经理, 主要研究方向为无线网络优化及相关技术。

余立 (1981-), 男, 中国移动通信有限公司研究院高级工程师, 主要研究方向为前沿移动通信技术、网络智能化、大数据和 IT 技术。

梁燕萍 (1986-), 女, 中国移动通信有限公司研究院工程师, 主要研究方向为网络智能化技术。

冯春杰 (1986-), 男, 现就职于中国移动通信集团有限公司, 主要研究方向为无线网络优化及节能技术。