



研究与开发

基于 DCNN-LSTM 负荷预测算法的 5G 基站节能系统研究

王建斌^{1,2}, 王淑春², 廖尚金³, 施淑媛²

(1. 浙江大学, 浙江 杭州 310027;

2. 中国电信股份有限公司浙江分公司, 浙江 杭州 310014;

3. 华信咨询设计研究院有限公司, 浙江 杭州 310052)

摘要: 伴随着 5G 网络的大规模快速建设, 运营商乃至整体通信行业的能耗压力在同步凸显。通过节能降耗实现行业可持续发展成为当前 5G 网络发展的新研究方向。以小区物理资源块 (physical resource block, PRB) 利用率为负荷评估指标, 对小区指标进行深度特征提取, 提出了一套深度卷积神经网络和长短期记忆 (DCNN-LSTM) 深度学习算法模型实现 PRB 利用率未来值预测, 进一步结合小区瞬时任务中大小包比例, 对各种基站设定动态化的节能策略。并引入网络能耗管理网元, 对整体 5G 接入网络的能耗进行动态化统一管理, 在保障无线网络服务质量的基础上, 实现了 5G 基站的智能化节能运作。

关键词: 5G 基站节能; 改进型 LSTM 算法; 5G 系统设计

中图分类号: TN929.5

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2023101

Research on 5G base station energy saving system based on DCNN-LSTM load prediction algorithm

WANG Jianbin^{1,2}, WANG Shuchun², LIAO Shangjin³, SHI Shuyuan²

1. Zhejiang University, Hangzhou 310027, China

2. China Telecom Co., Ltd., Hangzhou 310014, China

3. Huaxin Consulting Co., Ltd., Hangzhou 310052, China

Abstract: With the rapid construction of the 5G wireless communication network, the energy consumption pressure of operators, and even the overall communication industry, is simultaneously highlighted. Achieving sustainable development of the industry through energy conservation and consumption reduction has become a new research direction for the current 5G network development. Taking the PRB rate as the load evaluation index, LSTM model was improved by using DCNN to extract the depth feature of the cell's indicators. A set of DCNN-LSTM deep learning model that could predict the future value of PRB rate was proposed. On the basis of the improved algorithm, the network topology of the current 5G access network was optimized. An additional network element and its working system were designed. An intelligent energy-saving system, which ensured the

收稿日期: 2022-11-17; 修回日期: 2023-04-16

通信作者: 王淑春, iscewang@hotmail.com

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.U1809211)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (No.U1809211)



network experience, of 5G base stations was realized.

Key words: 5G base station energy saving, improved LSTM algorithm, 5G system design

0 引言

随着智能终端与 5G 工业智能化设备在种类和数量上的不断增长, 5G 网络流量需求已呈现突破性上涨趋势。据《5G 时代运营商数据和存储架构白皮书》^[1]预测, 截至 2025 年, 5G 网络的月均数据量将达 17.75 ZB。据预测, 到 2030 年, 我国 5G 基站数量将突破 1500 万个^[2]。5G 网络凭借其自身技术优势在高传输速度、海量终端接入、超低时延方面实现了跨越式的发展, 但在整体功耗方面 5G 却是 4G 的 3 倍^[3]。国际电信联盟 (ITU) 的最新标准显示, 为了遵守《巴黎协定》, 信息技术行业需在 2020—2030 年期间将温室气体排放量减少 45%。为兑现此承诺, 电信行业亟须探寻新的技术与解决方案实现能耗与通信需求的平衡。

2020—2023 年是我国商用 5G 网络的主要投资建站周期。据预测, 3 年内我国三大运营商的总体 5G 基站建设数将达到 275 万。伴随庞大基站建设量而来的是运营商与日俱增的 5G 网络运营成本压力^[4]。运营商亟须降低网络能耗成本以支持 5G 网络的进一步规模建设。因此, 5G 无线网络系统节能技术已成为在学界与产业内被不断提及的研究课题^[5]。5G 网络节能课题的最主要特点是整体网络规模大, 网络系统节点多, 涉及的影响因素多。利用人工智能 (artificial intelligent, AI) 技术进行 5G 网络节能方案部署来降低 5G 网络整体能耗将会是未来 5G 节能的主要实现方向。

近年间, 业界已针对 5G 无线网络系统节能进行了一系列的研究与探索。Lorincz 等^[6]通过对 5G 网络系统的整体调研, 发现无线接入网能耗占整体 5G 网络能耗的 50.6%, 是网络能

耗的主要组成部分。Guan 等^[7]聚焦基站天线单元的能耗降低, 对时域关断、空域通道关断和功率回退等多种基站节能方式进行了洞察与效果评估。Xu^[8]在此基础上, 利用 *K-means* 等浅层学习算法构建了一套保证 5G 重要业务的节能系统。

然而, 当前针对 5G 网络节能课题的研究仍有一定的缺失。在节能系统的部署规模上, 现有研究多为针对整网级或簇级的 5G 网络基站进行统一机械化的节能方式部署, 各类型节能方案的颗粒度普遍偏大, 缺乏灵活性。在节能方案执行时间的选择上, 业界研究主要聚焦于针对现有的不同网络场景选取适配的节能方式, 缺乏一套提前的预测方法提升整体系统的及时性。在节能系统架构方面, 业内普遍将节能能力集成于网管, 设备厂商专业网管缺少感知评估指标所需的任意应用的详细数据 (x application detail record, xDR), 且存在同覆盖区域 4G 设备和 5G 设备是不同厂商的情况, 无法做到 4G/5G 协同, 没有统一的网元对不同代际间整体网络的节能策略进行协调与管理。

本研究运用深度卷积神经网络和长短期记忆 (deep convolutional neural network - long short-term memory, DCNN-LSTM) 算法模型对基站下每一个逻辑小区的未来负荷进行预测, 在小区负荷潮汐预测的基础上对整体节能系统架构进行设计, 并在现实网络中部署该节能系统, 通过实际节能表现进行性能评估。

1 负荷预测

基站中各小区的未来负荷是判断应对基站采用何种节能策略的重要考虑因素。小区物理资源块 (physical resource block, PRB) 利用率表示单

位时间内空口资源的使用率情况,表征小区空口资源的被占用程度,其计算式为:

$$\text{PRBRate} = \frac{\sum_{i=1}^T N_{\text{used}}}{\sum_{i=1}^T N_{\text{available}}} \quad (1)$$

其中, T 为统计周期长度, N_{used} 为周期内被调度的 PRB 数目, $N_{\text{available}}$ 为周期内实际可用的 PRB 数目,学术界通过对实验数据的统计发现,PRB 利用率能够明显地影响 5G 小区用户的传输速率^[9],因此可以作为小区负荷的表征指标。本节将对海量的各项小区历史指标数据进行特征提取,构建一套性能更优的小区 PRB 利用率时序预测算法。

1.1 负荷预测问题描述

由于特定某一时刻基站负荷主要由 T 时刻之前的基站数据决定,基站负荷预测是典型的时间序列预测问题。因此,该类问题可以定义为:给定特定时间序列 $X = X_1, X_2, X_3, \dots, X_T$ 和 $Y = y_1, y_2, y_3, \dots, y_T$, 其中序列 X 是算法模型的输入且每一个 X_T 都是一个多特征向量,序列 Y 是与预测结果相同时刻的真实样本结果,是一元向量。研究需要寻找特定的目标函数:

$$\hat{y}_1, \hat{y}_2, \dots, \hat{y}_T = f(x_1, x_2, \dots, x_T) \quad (2)$$

使得映射概率 $p(y_1, y_2, y_3, \dots, y_T | x_1, x_2, x_3, \dots, x_T)$ 最大算法模型的训练目标是调整映射函数 f 的参数,使得测值与真实值之间的损失函数达到最小,即:

$$\min \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N L(y_i, f(x_i)) + \lambda J(f) \quad (3)$$

其中, N 是整体样本流量, L 是算法模型设置的损失函数(见式(12))。 y_i 与 $f(x_i)$ 分别是 y 的真实值与预测值。 $\lambda J(f)$ 则是正则化参数,它用于对

算法模型的过拟合进行惩罚,增加整体算法模型的鲁棒性。

1.2 数据准备

本次研究以小时为时间序列刻度,随机选取杭州市 500 个 5G 小区 2022 年 5 月至 6 月的小时级性能指标进行研究。具体所选择的小区性能指标见表 1,以 PRB 利用率作为预测目标 y 表征小区整体负荷。平均用户数、上/下行流量、随机/专用前导接收次数等 6 个指标作为每个 X_T 的特征 x_n 构建输入时间序列 X 。

对于不具有信息的白噪声序列进行时间序列预测是没有现实意义的。机械地向模型中输入与预测目标 y_i 没有相关性的其他序列并不能提高模型的预测精度。因此,需要对预测目标序列的自相关性和预测目标序列与其他各变量间的相关性进行分析。

(1) PRB 利用率的自相关性

随机挑选 20 个小区 PRB 利用率 y 的自相关函数(auto correlation function, ACF)进行计算与检验。其中 ACF 表示时间序列与自身延时 k 个单位的另一组序列的相关度,其计算式如下:

$$\rho_k = \frac{\text{Cov}(X_{t-k}, X_t)}{\text{Var}(r_t)} \quad (4)$$

其中,分子是两个序列间的协方差,分母是序列的方差。自相关函数 ρ_k 的取值区间为 $[-1, 1]$, 对于一个完全无信息的白噪声序列,无论时延 k 取值如何,它的 ρ_k 皆趋近于 0。反之, $|\rho_k|$ 越趋近于 1,则表示该变量与它的前 k 期的指标存在着越强的正负相关性,模型预测也更加有意义。20 个小区 PRB 利用率的自相关函数检验如图 1 所示,横坐标为时延 k (单位: h),纵坐标为 ρ_k 。95% 的可信区间由虚线进行标注。从图 1 中可见 20 个小区的 PRB 利用率在 k 等于 24 (一天) 和 168 (一周)

表 1 选择的小区性能指标

编号	y	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6
指标	PRB 利用率	平均用户数	下行流量	上行流量	随机前导的接收次数	专用前导的接收次数	NR 向 LTE 切换出尝试次数

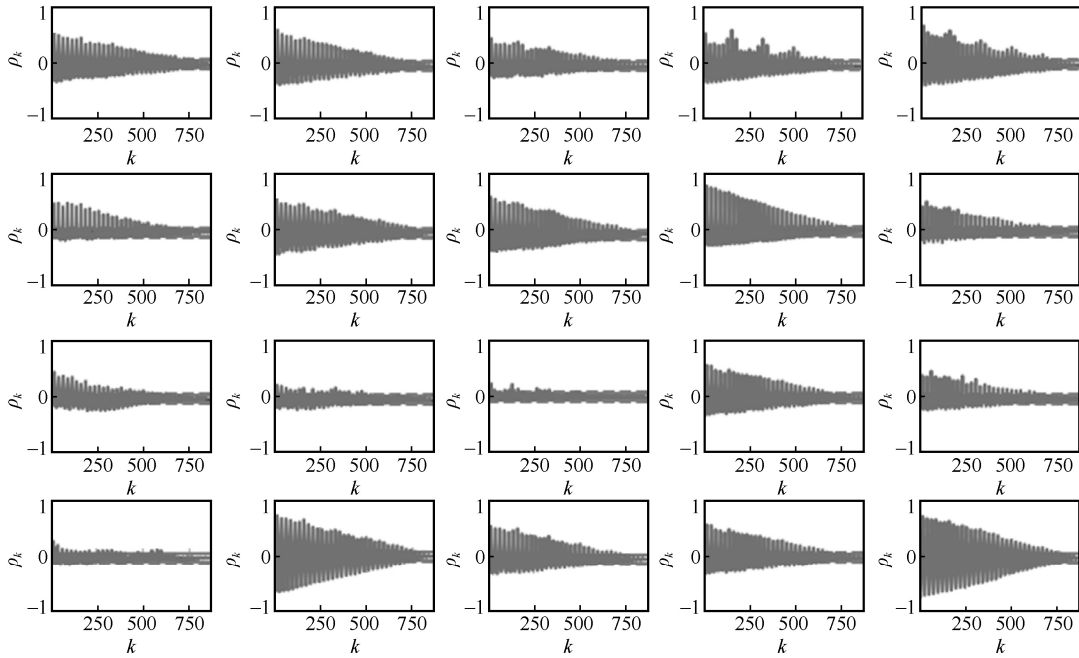


图1 自相关函数检验

时在 95%的可信度下皆显著不等于 0。同时，各小区的序列自相关函数皆随着时延的增大逐步收敛于 0。可以判断，特定时刻小区的负荷与该时刻之前的小区负荷间具有明显的相关性，并且该相关性随着时延 k 的增加不断递减。因此，运用时间序列研究方法对其进行深度学习预测是可行的。

(2) 参数间的相关性

实验中深度学习模型利用平均用户数、下行流量等 6 个指标作为深度学习模型的数据输入。为证明该 6 个指标对 PRB 利用率具备信息价值，对各参数与 PRB 利用率间的相关性进行了验证。参数间相关性使用相关系数表示，其计算式为：

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (5)$$

其中， X_i 和 Y_i 表示表 1 中 7 个变量的两两组合，式 (5) 的分子是序列与其均值的离差乘积之和，分母则是两个序列的标准差的乘积。

实验选取 1 个小区的 7 个指标进行计算，PRB 利用率与各指标间的相关性矩阵如图 2 所示。

prd_rate						
×1	0.87					
×2	0.92	0.85				
×3	0.68	0.68	0.68			
×4	0.63	0.56	0.48	0.37		
×5	0.84	0.77	0.69	0.56	0.59	
×6	0.68	0.51	0.52	0.40	0.61	0.67
prd_rate		×1	×2	×3	×4	×5

图2 PRB 利用率与各指标间的相关性矩阵

实验得出，PRB 利用率与各指标间的相关系数均在 0.6 以上，表示 6 项指标与 PRB 利用率之间有良好的相关性，因此，将表 1 中的各项性能指标输入深度学习模型中将能够提供更多的信息。

1.3 DCNN-LSTM 算法模型

DCNN-LSTM 算法框架如图 3 所示，其中，

DCNN 部分由卷积层和动态池化层组成,负责对实验数据进行特征提取。LSTM 部分共设置两层,负责对时间序列的数据特征进行深度学习与信息挖掘,最终通过全连接层对时间序列预测结果进行输出。

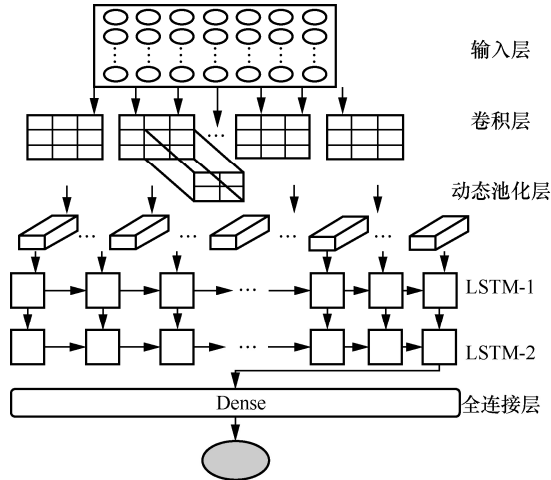


图3 DCNN-LSTM 算法框架

(1) DCNN 层

本次研究设定卷积核个数为 64,采用 k -max pooling 法^[10]对卷积后的数据特征进行池化。整体 DCNN 层通过卷积、丢弃和动态池化等一系列动作,对原始的多维时间序列数据进行特征提取。将原始数据中每个 y 对应的 $(168 \times 6 \times 1)$ 的多维数据 X 转换为 $(128 \times 3 \times 64)$ 的特征数据。

(2) LSTM 层

LSTM 算法是 RNN (循环神经网络) 中的一种。在时间序列预测方面,DCNN 相对传统 RNN 能够有效地减少模型训练中可能出的梯度爆炸和梯度消失问题^[11]。

LSTM 由多个神经元 (cell) 组成。除了第一个神经元以外,之后的每一个神经元的输入皆包含了当前时刻的数据 $x(t)$ 和前一个神经元的输出 $h(t-1)$ 。LSTM 神经元如图 4 所示,给出了单个神经元的内部结构,其中, C_{tem} 为临时记忆单元, $h(t)$ 为输出单元, $i(t)$ 为输入门, $o(t)$ 为输出门, $f(t)$ 为遗忘门。 $x(t)$ 则表示 t 时刻的输入序列。从 DCNN 层输出的特征数据将在 LSTM 层中进行

选择性遗忘和向后传递,最终通过全连接层输出最终的预测结果 $\hat{y}_T$ 。

(3) 实验参数

本次实验中各层的实验参数配置如图 5 所示,其中,DCNN 的丢弃层概率设置为 0.5,整体的模型训练优化器使用 Adam 优化法^[12]进行各神经元内部权值的训练更新。全模型统一使用 ReLU 作为激活函数并引入 Early-Stopping^[13]机制,当模型损失在连续 5 次训练皆不下降时,训练停止。

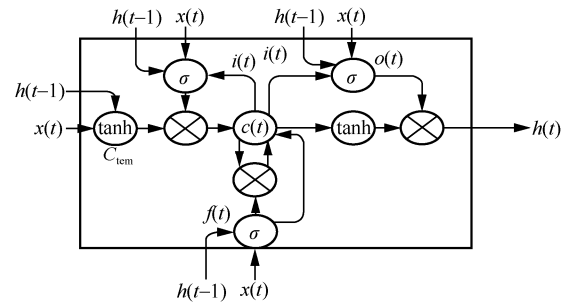


图4 LSTM 神经元

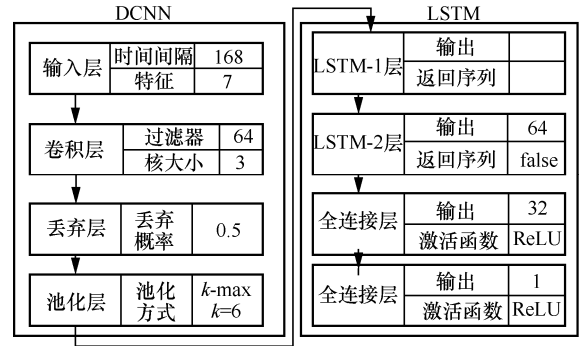


图5 实验参数配置

1.4 预测效果对比分析

预测模型的损失函数以均方误差 (MSE)^[14] 衡量,其计算式为:

$$\text{MSE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i)^2 \quad (6)$$

随机选取现网 3 个 5G 小区的性能指标时间序列,将 DCNN-LSTM 模型的预测效果与支持向量回归 (support vector regression, SVR)、卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN)、多层



神经网络 (multi-layer perceptron, MLP) 和单独 LSTM 长短期神经网络的预测效果进行对比, 不同算法预测结果的 MSE 见表 2。

由表 2 可以看出, DCNN-LSTM 相较其他算法模型具备更加优异的预测表现, 这意味着本研究构建的 DCNN-LSTM 模型能够对 5G 小区负荷进行有效预测。

表 2 不同算法预测结果的 MSE

算法	Cell_1	Cell_2	Cell_3
MLP	4.37	6.51	5.11
CNN	2.44	3.66	4.17
SVR	2.77	3.89	3.16
LSTM	2.14	2.25	1.68
DCNN-LSTM	1.46	2.54	1.61

2 基站节能系统构建

2.1 基站节能策略

当前业内一般通过对比评估基站关闭前后的可接入用户数来设置 5G 基站的关断时间窗^[15]。部分运营商则根据过往观测的网络忙闲经验, 设置统一的关断时间窗 (如 23:00–次日 6:00)。上述两类节能方法可以归纳为静态的 5G 网络节能方法, 在灵活性与普适性上有所欠缺。

本研究以 4G/5G 协同节能为基础设计思想, 根据第 1 节构建的深度学习模型, 对各小区的 future 负荷进行预测。在此基础上结合小区瞬时任务中的小包比例, 对各种基站设定动态化的节能策略。对于小包业务居多的 5G 小区, 即使负荷不低, 也通过下发节能关断策略将用户分流到同覆盖下的 4G

小区。运用这种节能方式, 现网用户的网络使用感知不会发生明显变化。除此之外, 本文设计了唤醒机制对节能后网络的异常波动做出反应。

(1) 策略对应关系

在本研究设计的节能策略中, 小区未来一个小时的 PRB 利用率是根据小区自身历史数据预测得来。小包业务比例则来自上一小时小区多应用详单的汇总。整体小区指标与各节能策略间的对应关系见表 3。

(2) 唤醒机制

节能策略开启后, 会对网络的覆盖、容量造成影响, 因此添加基于历史节能策略的表现不断优化唤醒机制, 实现节能策略的动态调整, 使网络的性能指标、用户感知、能耗增益达到较好的平衡。本研究对 5G 小区的唤醒设定 3 个条件, 其中任一条件被触发, 5G 小区下的节能策略都会做出对应回退, 具体如下。

① 预测偏离: 对于符号关断、MM 通道关断的小区, 小区突发话务高峰, 小区实际负荷与预测的偏差超过 50%。

② 托底承压: 周边 5G 小区或 4G 同覆盖小区 15 min 负荷超过 50%。

③ 指标劣化: 当前节能策略工作周期内, 5G 小区或同覆盖的 4G 小区的 KPI/KQI 恶化程度超过 20%。

2.2 节能系统架构

在目前 5G 网络拓扑的基础上, 本次研究新增设计一个 NPM (network power management) 网元, 对整体 5G 接入网络的能耗进行动态化统一管

表 3 整体小区指标与各节能策略间的对应关系

预测 PRB 利用率门限	小包业务比例	建议节能策略
[0,20%]	[0,100%]	定时载波关断、射频模块深度休眠、MM 通道关断、符号关断
(20%,50%]	[0,80%]	MM 通道关断、符号关断
(20%,50%]	(80%,100%]	4G/5G 协同载波关断、MM 通道关断、符号关断、
(50%,100%]	(80%,100%]	符号关断、MM 通道关断
(50%,100%]	[0,80%]	不采取节能措施

理。根据工作分类的不同, NPM 下分为两个子单元。分别是计算单元 (network power management-calculate, NPM-C) 与命令下发单元 (network power management-order, NPM-O)。

NPM-C 负责对网络数据进行深度学习训练, 挖掘网络中的运作信息, 支持管理模块进行节能策略匹配。NPM-O 负责对网络信息做出反应, 将对应节能动作命令下发至网管系统或 5G 基站, 在确保节能动作执行的同时收集网络运作指标并重新反馈至 NPM-C。

NPM 功能框架如图 6 所示, NPM 在功能方面分为采集层、计算层、存储层和应用层 4 层。整体信息流由采集层开始, 通过专有通信协议采集各厂商专业网管的 I1 接口性能、配置参数、告警、测量报告 (measure report, MR) 和小区详单等相关数据, 同时部署在各接口中的探针则会

层将对数据进行进一步整合, 为系统后续运作提供基础数据支持。计算层负责对元数据进行运算与学习, 挖掘 4G/5G 同覆盖小区对、5G 小区负荷趋势、网络指标异动情况等一系列网络信息。在该层的输出上, 基站节能、唤醒命令将由 NPM-O 下发至应用层, NPM-C 则将挖掘后的信息存储至对应的存储设备之中。实现后续与存储层的交互。

在计算层之上的存储层基于 Hadoop 核心进行大数据存储和分析查询支持。根据不同数据的使用场景, 采用 HBase、Hive、Carbon 等不同的组件来完成海量数据的存储。应用层则封装为整体系统的人机交互边界。节能数据可视化、节能策略下发审批和系统运行负荷等系统应用将在该层实现。运维人员能够通过该层的信息了解整体系统运作情况, 并对相应节能策略进行管理。

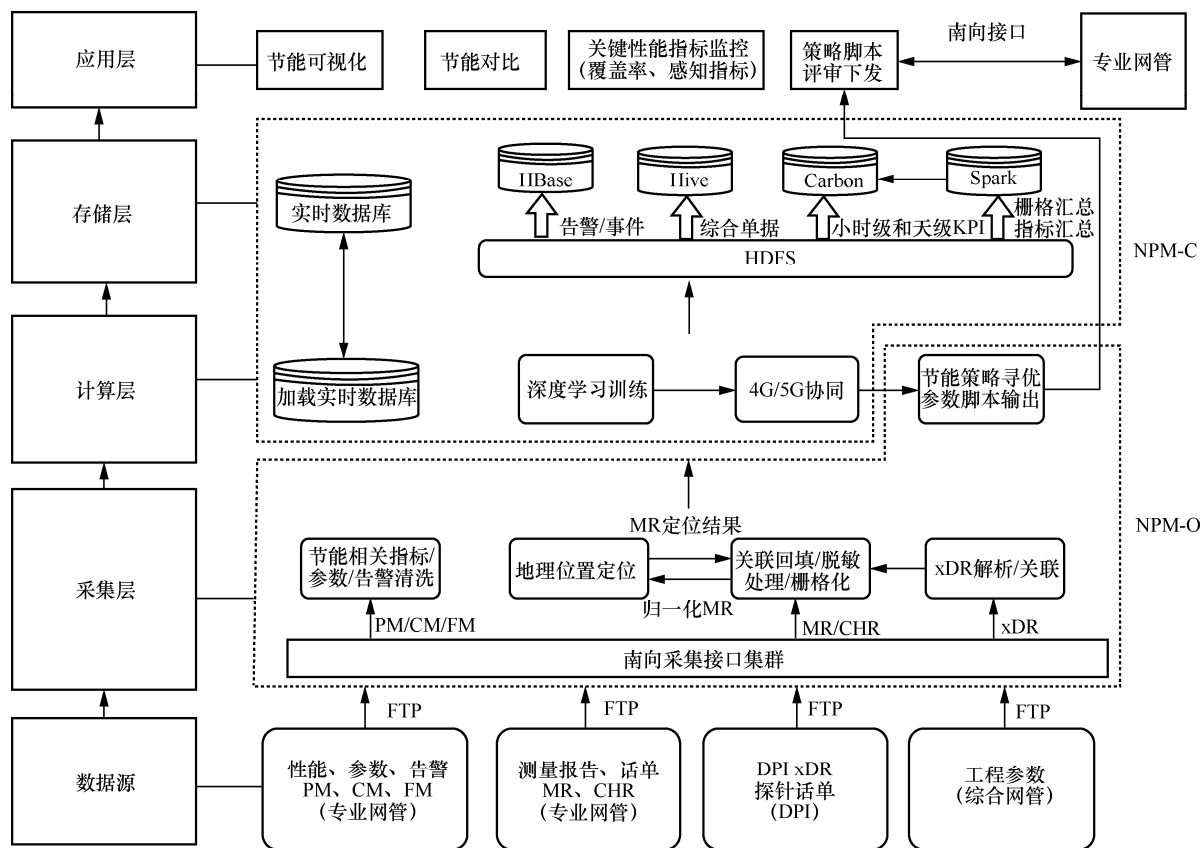


图 6 NPM 功能框架



3 现网节能系统验证

实验选取同等规模、话务模型类似的簇，每个簇各有 100 个 5G 基站，分别使用现有的传统节能方案和本文提出的节能方案实施节能策略，实验周期为 1 周。最终根据平均每小区能耗进行对比，节能效果对比见表 4。

由表 4 可知，在 64T/64R 小区中本研究的绝对节能效果最为突出，相较未开启节能时，能耗平均下降 28.16%。相较传统节能方案节能效果提升 50.42%。整体而言，相较未开启节能时，能耗平均下降 29.20%。相较传统节能方案节能效果提升 51.39%。

统计周期中，各节能策略的触发时长占比情况对比见表 5。通过在整体系统中引入 4G/5G 协同载波关断用户迁移策略，载波关断和深度休眠的触发时长有明显的增加。

部署节能方案前后一周 5G 网络关键指标的变化情况见表 6，从中可以看出各项关键指标保持稳定。

综合来看，在本研究提出的节能系统中，小

区休眠时段进一步增加，更大化地挖掘了基站节能空间。而在话务高峰到来之前本系统可提前回退基站节能策略，从而保证了网络指标的基本稳定。

4 结束语

本文针对 5G 无线接入网络自动化节能问题，通过对长短期记忆算法的改良，利用构建的 DCNN-LSTM 算法模型对小区未来负荷进行预测。在此基础上结合小区瞬时任务中的大小包比例，对各种基站设定动态化的节能策略。在现有 5G 无线接入网的基础上引入网络能耗管理单元，在保障网络用户实际用网感知不发生明显变化的前提下实现了 5G 基站的自动化节能。通过现网部署实验证明，新系统下的基站平均能耗与无部署的基站相比下降 29.2%，相较现有节能系统性能提升 51.4%。

参考文献：

- [1] 华为技术有限公司. 5G 时代运营商数据和存储架构白皮书[R]. 2020.

表 4 节能效果对比

小区类型	平均能耗/(千瓦时·天 ⁻¹)			节电/(千瓦时·天 ⁻¹)	
	未开节能	传统节能方案	本系统方案	传统节能方案	本系统方案
64T/64R	12.84	10.44	9.23	2.40	3.61
32T/32R	7.26	5.59	4.73	1.67	2.53
4T/4R	2.34	1.86	1.45	0.48	0.89
整体平均	10.73	8.67	7.60	2.07	3.13

表 5 各节能策略的触发时长占比情况对比

节能方案	符号关断率	MM 通道关断率	载波关断率	射频模块深度休眠率
本系统方案	92.55%	49.45%	29.56%	25.28%
传统节能方案	92.43%	47.22%	22.45%	19.37%
差值	0.12%	2.23%	7.11%	5.91%

表 6 部署节能方案前后一周 5G 网络关键指标的变化情况

本方案	无线接通率	掉线率	切换成功率	CQI 优良比
节能前	99.62%	0.182%	99.55%	97.25%
节能后	99.58%	0.211%	99.58%	97.14%

- Huawei Technologies Co., Ltd. White paper on operator data and storage architecture in 5G era[R]. 2020.
- [2] 赛迪顾问. 5G 产业发展白皮书 (2020) [R]. 2020. CCID Consulting. 5G industry development white paper (2020)[R]. 2020.
- [3] 张化, 李鹏, 鲁娜, 等. 5G 基站节能技术性能评估研究[J]. 电子技术应用, 2020, 46(10): 2024. ZHANG H, LI P, LU N, et al. Study of performance evaluation on energy saving for 5G base station[J]. Application of Electronic Technique, 2020, 46(10):2024.
- [4] 谢泽铖, 徐雷, 张曼君, 等. 5G 网络共建共享安全研究[J]. 邮电设计技术, 2021(4): 5-9. XIE Z C, XU L, ZHANG M J, et al. Research on security of 5G network co-construction and sharing[J]. Designing Techniques of Posts and Telecommunications. 2021(4): 5-9.
- [5] WU Q Q, LI G Y, CHEN W, et al. An overview of sustainable green 5G networks[J]. IEEE Wireless Communications, 2017, 24(4): 72-80.
- [6] LORINCZ J, CAPONE A, WU J S. Greener, energy-efficient and sustainable networks: state-of-the-art and new trends[J]. Sensors, 2019, 19(22): E4864.
- [7] 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): 8. GUAN L, DING Y, LI R J, et al. Network energy saving technologies for green 5G[J]. Telecommunications Science, 2022, 38(4): 8.
- [8] 徐孟强. 基于 AI 深度学习的面向业务 5G 基站节能系统研究[J]. 电信科学, 2021, 37(11): 9. XU M Q. Research on business oriented 5G base station energy saving system based on AI deep learning[J]. Telecommunications Science, 2021, 37(11): 9.
- [9] BARB G, ANDRAS C, BALINT C. Performance analysis of transport layer congestion on 5G systems[C]//Proceedings of 2022 14th International Conference on Communications (COMM). [S.l.:s.n.], 2022: 1-4.
- [10] KALCHBRENNER N, GREFFENSTETTE E, BLUNSON P. A convolutional neural network for modelling sentences[J]. arXiv preprint, 2014. arXiv:1404.2188.
- [11] GRAVES A, MOHAMED A, HINTON G. Speech recognition with deep recurrent neural networks[C]//Proceedings of the 2013 IEEE international Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Piscataway: IEEE Press, 2013: 6645-6649.
- [12] KINGMA D P, BA J. Adam: A method for stochastic optimization[J]. arXiv preprint, 2014, arXiv:1412.6980.
- [13] BAI Y, YANG E, HAN B, et al. Understanding and improving early stopping for learning with noisy labels[J]. Advances in Neural Information processing Systems, 2021(34): 24392-24403.
- [14] HAN X Y, PAPAYAN V, DONOHO D L. Neural collapse under MSE loss: proximity to and dynamics on the central path[J]. arXiv preprint, 2021, arXiv: 2106.02073.
- [15] DATAESATU A, BOONSRIMUANG P, MORI P, et al. Energy efficiency enhancement in 5G heterogeneous cellular networks using system throughput based sleep control scheme[C]//Proceedings of 2020 22nd International Conference on Advanced Communication Technology (ICACT). [S.l.:s.n.], 2020: 549-553.

[作者简介]



王建斌 (1977—), 男, 浙江大学博士生, 中国电信股份有限公司浙江分公司无线中心主任、正高级工程师, 长期从事无线网络新技术、新产品的研究以及无线网络的规划、优化等工作。

王淑春 (1967—), 女, 中国电信股份有限公司浙江分公司高级工程师, 长期从事云网技术及规划、工程管理工作。

廖尚金 (1979—), 男, 华信咨询设计研究院有限公司高级工程师, 长期从事通信网络的规划咨询和设计工作。

施淑媛 (1990—), 女, 中国电信股份有限公司浙江分公司高级工程师, 从事无线网络规划与优化工作。