电子信息监测场景下格拉姆角场残差 DNN 短时用电量智能预测系统设计

任文凤
燕京理工学院，河北 廊坊 065201
DOI: 10.61369/TACS.2026090018

摘　　要： 我国电网用户类型具有多样性，用电需求复杂多变，使得传统方法预测的短时用电量缺乏准确性。对此，本文提出以格拉姆角场（GAF）和残差深度神经网络（Res-DNN）为基础的短时用电量智能预测方案。初始阶段由电子信息监测装置取得电力负荷时间序列信息，对数据作清洗、归一化处理；继而用格拉姆角场把单维用电量时间序列变换成二维特征图像，利用这种变换完整地表示时序特征及其时间依赖关系，避免一维神经网络在特征识别上有所遗漏；再设计带有残差结构的深度预测网络，借由残差跳转缓解深层网络训练困难、退化现象，提高所学深层特征的质量。对实际测量得到的电力数据做对照试验分析，结论是文中所提系统较传统 LSTM、CNN 和一般 DNN 模型而言，在平均绝对百分比误差（MAPE）上平均减少 1．82%~3．56%，均方根误差（RMSE）亦有较大改善，因而预测更准确、更稳定，能较好地满足电子信息监测的实时用电量要求，对电力调度及能耗管制具有参考意义。

关 键 词： 格拉姆角场；残差网络；深度神经网络；时序预测；短时用电量预测

Design of Intelligent Short-Term Electricity Consumption Forecasting System Based on Gramian Angular Field and Residual DNN Under Electronic Information Monitoring Scenarios

Ren Wenfeng
Yanching Institute of Technology, Langfang, Hebei 065201

Abstract: Power grid in China serves diverse user categories with complex and volatile electricity demands, leading to low accuracy of short-term electricity consumption forecasts generated by conventional forecasting methods. To solve this problem, this paper proposes an intelligent short-term electricity consumption forecasting scheme based on Gramian Angular Field (GAF) and Residual Deep Neural Network (Res-DNN). Firstly, electronic information monitoring devices collect time-series power load data, which is then processed through data cleaning and normalization. Secondly, the Gramian Angular Field transforms one-dimensional electricity consumption time series into two-dimensional feature images. This transformation can fully represent time-series features and their temporal dependencies, avoiding incomplete feature extraction existing in one-dimensional neural networks. Afterwards, a deep forecasting network embedded with residual structures is designed. Residual skip connections mitigate training difficulties and degradation of deep networks, and improve the quality of extracted deep features. Comparative experiments are carried out on measured actual power data. The results show that compared with traditional LSTM, CNN and ordinary DNN models, the proposed system reduces the Mean Absolute Percentage Error (MAPE) by 1.82%~3.56% on average, and achieves obvious improvement in Root Mean Square Error (RMSE). Therefore, the system features higher prediction accuracy and stability, meets the real-time electricity consumption monitoring requirements of electronic information monitoring scenarios, and provides references for power dispatch and energy consumption management.

Keywords: **Gramian Angular Field; residual network; deep neural network; time series forecasting; short-term electricity consumption forecasting**

项目信息：基于格拉姆角场 -CNN 与残差 DNN 的短时用电量预测技术的研究（ZC2024082），2024 年度河北省高等学校科学研究项目，纵向，202310-202610。

 Copyright © This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License

引言

在智能电网及工业物联网、智慧楼宇迅速发展的今天，电子信息监测手段已被用于处理有关电力消耗、设备情况乃至电网整体运行的各种信息，对用电量作高频而即时的统计。以短时用电量为对象所作的预测是电力系统精细管理中很关键的一环，其可以准确地分析某一分钟或一小时内的负荷特征，为电力调度、交互运行、资源使用提供准确依据。我国配电网系统主要向工业用户、商业用户、农业用户、居民用户提供供电服务，受经济发展水平、气候条件、新能源接入、节假日安排等因素影响，不同用户的用电时间、用电频率、用电量存在较大差异，这就给短时用电量的预测带来了困难。当前，诸多学者提出了电量预测的方法，主要采用灰色预测模型、BP 神经网络模型、LSTM 模型等，捕捉用电量的时序数据，但这些方法在特征提取、数据分析上存在不足，无法充分体现电力数据的深层规律 [1-3]。格拉姆角场是将一维时序数据转化成二维矩阵图像的编码方法，其能够高效地提取复杂时序信号的特征，并以可视化的形式展现数据在时间维度的关系 [4]。同时，残差 DNN 是深度神经网络的一种改进形式，其引入残差连接进行神经网络的训练，能够缓解梯度消失与网络退化问题。基于此，本文根据格拉姆角场特征，采用残差深度神经网络，提出短时用电量智能预测系统的设计方法，旨在提高时序特征提取的准确性、深度网络训练的有效性，对提高用电量消耗监测精准性，推动配电网数字化转型具有重要意义。

一、系统总体设计方案

本文根据电网短时用电量预测需求，遵循实时性、集成性与稳定性的原则，提出一套格拉姆角场残差 DNN 短时用电量智能预测系统的设计方案。

（一）系统架构

该系统包含以下四个核心模块与一个辅助模块，形成自动化运行流程，实现电网数据的自动化采集、时序信号特征的深度挖掘、短时用电量的精准预测等功能，如图 1。



图 1 智能用电预测系统架构

（二）运行流程

该系统的五个模块都具备自动化运行能力，主要运行流程如下：第一步是采集数据，数据模块可按照 5min/ 次的频率，自动采集智能电表的数据，并将用电时序数据上传到系统数据库；第二步是数据预处理，数据处理模块对异常或不完整的数据值进行处理，将无效数据剔除，实现数据自动化清晰与归一化处理；第三步是特征编码，特征编码模块按照格拉姆角场处理方法，将经过处理的一维时序数据转化为二维特征图像，增强时序特征之间的关系；第四步是残差 DNN 预测，智能预测模块利用残差 DNN 模型，提取二维特征图像的特征并加以融合，经过推理后输出预测结果；第五步是结果输出与评估，辅助模块可以自动输出用户短时用电量数值，并计算预测数值与实际数值的差距，为后续模型更新完善提供依据 [5-6]。

二、系统核心模块设计

（一）数据预处理模块设计

受设备运行状态、信号传输状态、数据上传速度等因素影响，原始的用电量数据会出现数值异常、数值不完整的问题，本文采用多种处理方法对异常数据与缺失数据进行检测与修正，保证用电量数据的稳定性与连续性，为后续模型预测提供依据，如表 1。

表 1：数据预处理

预处理环节	处理方法	说明
异常值处理	3σ 准则	计算时序数据的均值与标准差，将超出 $[\mu-3\sigma,\mu+3\sigma]$ 区间的数据判定为异常值并剔除
缺失值处理	相邻时刻均值插值法、时序线性拟合	短时单点缺失采用相邻时刻均值插值法补全；连续缺失采用时序线性拟合方法修复，最大限度保留数据时序特征
数据归一化	Min-Max 归一化（[-1,1] 区间）	为满足 GAF 编码与 DNN 模型输入要求，消除不同特征量纲差异，提升模型训练收敛速度

（二）格拉姆角场特征编码模块设计

本模块是对经过预处理的用电量数据进行特征提取，然后以编码的方式将复杂的用电量时序数据转化为二维特征图像，具体流程如下：第一步是截取一段时间的用电量数据，根据时长设置样本的输入长度，如 8 小时的数据对应 96 个时间步；第二步是转换用电量数据的时序极坐标，描述用电量数据的角度特征；最后是通过角度求和与计算，建立 GASF 二维特征矩阵，输出尺寸为 96×96 的标准化特征图像。该图像能够直观地体现用电量数据的时序波动规律、前后关联特征与周期性特征 [7-8]。

（三）残差 DNN 预测模型设计

1. 模型层级结构设计

本文基于残差块改进传统深度 DNN，构建适配 GAF 二维特征输入的短时用电量预测模型，包含输入层、残差特征提取层、特征融合层、全连接层、输出层五个部分，如图 2。

Copyright © This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License

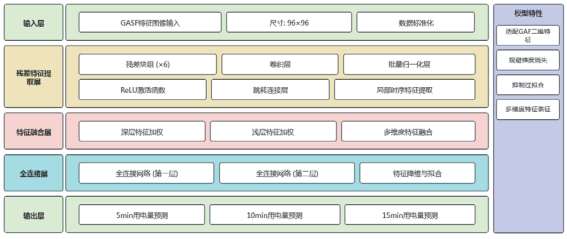


图2：残差 DNN 短时用电量预测模型架构

2. 模型超参数设置

本文将模型初始学习率设置为0.001，批次大小（batch_size）设置为32，迭代次数（epoch）设置为100，dropout 系数设置为0.2，并选择 Adam 优化器，保障训练速度与收敛精度。经过多次迭代后，得到模型训练超参数。

3. 系统评估模块设计

为量化系统预测性能，本文选取电力负荷预测领域通用的平均绝对百分比误差（MAPE）与均方根误差（RMSE）作为核心评价指标，指标公式如下：

（1）平均绝对百分比误差：$MAPE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i}\right| \times 100\%$

（2）均方根误差：$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(\hat{y}_i - y_i)^2}$

其中，y_i 为真实用电量数值，$\hat{y}_i$ 为预测数值，n 为样本总数。MAPE 反映预测结果的相对误差精度，RMSE 反映预测误差的离散程度，两项指标数值越小，代表模型预测精度越高、稳定性越好。

三、实验结果与分析

（一）实验设计

本文对某工业园区的用电量信息进行采集，采集周期为30天，采集频率5min/次，获取8640组短时用电量时序数据。数据覆盖了园区在工作日、休息日与不同温度环境下的用电负荷，覆盖的用电场景全面，具备较强的代表性。本文按照8:2比例，将数据纳入训练集与测试集，其中6912组数据用于模型训练，1728组数据用于性能测试。

（二）实验结果

为验证格拉姆角场残差 DNN 短时用电量智能预测系统的可靠性，本文在一台配备了 Intel i7处理器、16GB 运行内存、NVIDIA RTX3060显卡的计算机上进行用电量预测的仿真实验，以设计方法为实验组，以基于 DNN、CNN、LSTM 的用电量预测方法为三个对照组，采用实验组方法与三个对照组方法，得到了以下用电量预测结果，如表2[9-10]。

表2 预测性能指标结果对比

预测模型	MAPE/%	RMSE/(kW ·h)
DNN	4.25	8.62
CNN	3.68	7.35
LSTM	2.47	5.21
本文 GAF- 残差 DNN	0.69	2.18

由表2可知，在某工业园区短时用电量预测中，实验组方法得到的 MAPE 仅为0.69%，RMSE 为2.18kW ·h，预测精度显著优于其他对比模型。相较于 DNN 模型，MAPE 降低3.56%，RMSE 降低6.44kW ·h；相较于 LSTM 时序模型，MAPE 降低1.78%，RMSE 降低3.03kW ·h。由此，本文设计的格拉姆角场残差 DNN 短时用电量智能预测系统性能良好，能够满足电子信息监测需求。

（三）消融实验分析

为验证 GAF 特征编码与残差模块的有效性，本文设置消融实验，如表3所示。

表3 消融实验结果对比

模型组合	MAPE/%	RMSE/(kW ·h)
普通 DNN	4.25	8.62
GAF+ 普通 DNN	1.85	4.53
残差 DNN（无 GAF）	1.52	3.86
GAF+ 残差 DNN（本文模型）	0.69	2.18

由此可见，GAF 特征编码与残差模块均能显著提升预测精度，二者结合能够提高预测效果，反映了格拉姆角场残差 DNN 短时用电量智能预测系统具备有效性。

四、结论

本文提出了一种格拉姆角场残差 DNN 短时用电量智能预测系统设计方法，建立起高精度的预测模型，并成功应用于某工业园区短时用电量的预测中。然而，短时用电量预测是一个持续发展的领域，未来值得引入更多先进的集成学习、深度学习算法，不断提高预测模型的性能，建立更精准和智能的预测系统。

参考文献

[1] 赵强，韩照亚. 基于 CNN-LSTM 的智能电网用电量预测算法研究 [J]. 计算机仿真，2025,42(11):191-195.

[2] 臧润泽，毛湘雲，陈大云，等. 基于格拉姆角场和 ConvNe×t 的复合电能质量扰动分类识别 [J]. 电力设备管理，2025,(8):158-160.

[3] 滕翔宇，罗心仪，周生奇，等. 基于 CNN-BiLSTM-CBAM 的波浪能发电功率短期预测模型研究 [J]. 电气工程学报，2025,20(3):271-279.

[4] 赵妍，唐文石，聂永辉，等. 基于格拉姆角差场和卷积神经网络的宽频振荡分类方法 [J]. 电网技术，2022,46(11):4364-4372.

[5] 曾孟佳，温柔，施闰虎，等. 基于最优化残差划分 Markov 修正的城市用电量预测模型 [J]. 智能城市，2024,10(2):49-53.

[6] 崔杨，朱晗，王议坚，等. 基于 CNN-SAEDN-Res 的短期电力负荷预测方法 [J]. 电力自动化设备，2024,44(4):164-170.

[7] 孔祥玉，马玉莹，艾芊，等. 新型电力系统多元用户的用电特征建模与用电负荷预测综述 [J]. 电力系统自动化，2023,47(13):2-17.

[8] 王立则，谢东，周立峰，等. 基于 Attention 机制和 ResNet 的 CNN-BiLSTM 短期电力负荷预测模型研究 [J]. 南华大学学报（自然科学版），2023,37(1):33-39+86.

[9] 张淑清，杜灵韵，王册浩，等. 基于格拉姆角场与改进 CNN-ResNet 的风电功率预测方法 [J]. 电网技术，2023,47 (4):1540-1548.

[10] ELAHE M F，JIN M，ZENG P.Review of load data analytics using deep learning in smart grids:open load datasets，methodologies，and application

 Copyright © This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License