



电测与仪表

Electrical Measurement & Instrumentation

ISSN 1001-1390,CN 23-1202/TH

《电测与仪表》网络首发论文

题目：基于传统 CNN-LSTM 模型和 PGAN 模型的用电量预测对比研究
作者：陈露东，卢嗣斌，徐常
收稿日期：2020-08-12
网络首发日期：2020-10-16
引用格式：陈露东，卢嗣斌，徐常. 基于传统 CNN-LSTM 模型和 PGAN 模型的用电量预测对比研究. 电测与仪表.
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1202.TH.20201016.1628.012.html>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

基于传统 CNN-LSTM 模型和 PGAN 模型的 用电量预测对比研究

陈露东，卢嗣斌，徐常

(贵州电网有限责任公司电网规划研究中心 配网规划室，贵阳 550003)

摘要：为保证新一代智能电网能够根据实时的用电量情况动态调节区域内电能分配及调度，需要实现高效且精准的用电量预测。传统电网中用电量预测方法是通过人工统计或者对历史同期用电量分析，粗略的计算出可能产生的用电量，不但消耗大量的人力物力，且无法满足智能电网背景下的用电量精准预测。现在采用差分整合移动平均自回归预测模型，长短时记忆网络预测模型和生成对抗网络预测模型等方法对用电量预测问题进行了研究，以取代传统的用电量预测方法。结果表明，智能算法可以最大程度上提高用电量预测的准确性，但要实现短时高效预测，还需在智能电网系统对智能算法合理使用。

关键词：智能电网；用电量预测；自回归；卷积神经网络；长短时记忆网络；生成对抗网络

中图分类号：TM933

文献标识码：A

文章编号：1001-1390(2020)00-0000-00

Comparative study on power consumption prediction based on traditional CNN-LSTM model and PGAN model

Chen Ludong, Lu Sibin, Xu Chang

(Distribution Network Planning Department, Power Grid Planning Research Center of Guizhou Power Grid Co.,
Ltd., Guiyang 550003, China)

Abstract: In order to ensure that the new generation of smart grid can dynamically adjust the regional power distribution and scheduling according to the real-time power consumption, it is necessary to achieve efficient and accurate power consumption prediction. The traditional power consumption prediction method is to calculate the possible power consumption roughly through manual statistics or analysis of the power consumption in the same period of history, which not only consumes a lot of manpower and material resources, but also cannot meet the accurate power consumption prediction under the background of smart grid. In order to replace the traditional power consumption forecasting methods, the differential integrated moving average autoregressive forecasting model, long short-term memory network prediction model and generative adversarial network prediction model are adopted to study the power consumption prediction. The results show that the intelligent algorithm can greatly improve the accuracy of power consumption prediction, but in order to achieve short-term and efficient prediction, it is necessary to use the intelligent algorithm reasonably in the smart grid system.

Keywords: smart grid, power consumption prediction, autoregression, convolution neural network, long short-term memory network, generative adversarial network

0 引言

随着时代变迁，人工智能在半个世纪的时间内曲折前进。大量的学者认为，在计算机时代，整个世界将进入人工智能时代^[1]。随着工业和人民生活

水平的提高，对电力能源的供应量和供应效率都提出了更高的要求^[2-4]。“智能电网”一词大量出现在各大期刊和出版物上，已经引起了国内外学者的广泛关注^[5-6]。并且，在全球倡导绿色低碳，可持续发展的大背景下，智能电网已经从广大学者的想法中找到了一条可行的道路，与人工智能相结合，应对设

计和建设智能电网的挑战。未来的智能电网是将信息和通信纳入发电、输电和消费的各个方面，尽量减少对环境的污染，增强电力能源的利用效率，降低成本的同时增强可靠性^[7]。在智能电网发展下，大多数的电力问题通常都源于配电系统。其组件数量庞大，运行和控制相对缓慢需，并且需要较高的资本进行维护。配电网智能化升级是智能电网发展的核心，其中用电量的预测被认为是关键一步^[8]。目前，传统电网是一个刚性系统，电能的传输、储存和分配等都缺乏弹性^[9]，使得传统电网存在着效率低，电能浪费严重，信息交互能力弱和自动化程度低的缺点^[10-11]。

以时间序列和回归分析法为代表的传统方法中，利用混沌时间序列方法进行了短期内的用电量预测^[12]。此外还有研究表明稀疏惩罚分位数回归分析在短期用电量预测内有着显著的成效^[13]。虽然传统的预测方法能达到不错的效果，但受到多种因素的共同影响，无法获得精确的预测。近些年来以深度学习为代表的前沿智能学习方法运用在用电量分析的过程中，其无需建立准确的数学模型，就可以抽象出时间序列的特征。其中长短时记忆神经网络在用电量领域已经有所研究，但其仍然处于预测方法的初级阶段^[14]。还有学者通过改进粒子群算法，依据不同粒子惯性权重选择小波神经网络寻优策略进行用电量预测^[15]。然而在实际用电量预测中，对于复杂对象的用电量预测，单一测算法仍存在着很大的局限性。在统筹全局的情况下，选择合适的智能算法，并且在权衡计算资源耗费的同时，达到用电量预测的最高效化。

以产业园区用电量为例，分析两种被广泛应用的时间序列预测方法（自回归模型和长短时记忆网络模型），并提出了生成对抗网络模型进行用电量预测。对比了三种智能算法在产业园区用电量预测中的效果，所得结果未来可以用于各大电网发电量、输电量和损耗等预测。同时根据三种预测方法的效率和计算量，设计一套智能电网自动控制系统，对几种方法进行合理高效的分配。将智能用电量预测和智能调控相结合，将大大的减少电力损耗，实现绿色可持续发展。

1 预测算法

介绍了对用电量预测的方法，其中包括自回归模型预测，卷积神经网络与长短时记忆网络预测，

和生成对抗网络预测模型。这在结果章节对比这些智能算法所得结果。

1.1 自回归方法

运用了差分整合移动平均自回归模型（ARIMA），进行时间序列预测从而达到对用电量的预测。ARIMA 是典型的时间序列模型之一，由三部分组成：自回归模型（AR）；滑动平均模型（MA）和差分阶数（I）。

其中 AR 模型为：

$$y_t = a_0 + a_1 y_{t-1} + a_2 y_{t-2} + \dots + a_p y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (1)$$

式中 $y_1, y_2, y_3, \dots, y_t$ 为一个时间序列； p 为自回归阶数； ε_t 是均值为 0，方差为 σ^2 的白噪声序列。值得注意的是，为满足平稳性条件，要满足 $|a| < 1$ 。

MA 模型为：

$$y_t = c + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} \quad (2)$$

式中 c 表示常数项； θ 表示系数。

自回归移动平均模型（ARMA）：

$$y_t = c + a_1 y_{t-1} + a_2 y_{t-2} + \dots + a_p y_{t-p} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (3)$$

MA 滑动平均过程在任何情况下都是平稳的，由于 AR 需满足平稳性要求，故 ARMA 同样要满足平稳性要求：即等式的根均分布在单位圆外。如果存在有跟落在单位圆上，则此时的 ARMA (p, q) 过程称为差分自回归移动平均过程（ARIMA (p, d, q)）。

差分运算表达式：

$$y_t - y_{t-1} = (a-1)y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (4)$$

$$\Delta y_t = y_t - y_{t-1} = (a-1)y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (5)$$

$$\Delta(\Delta y_t) = \Delta^2 y_t = (y_t - y_{t-1}) - (y_{t-1} - y_{t-2}) \quad (6)$$

在 ARIMA 模型中，差分运算的作用是使得时间序列恢复平稳。

1.2 长短时记忆网络预测

CNN 是一种包含输入层、卷积层、池化层、全连接层和输出层的一种前馈神经网络，CNN 网络的目的是对目标进行特征提取，通过对数据的卷积和池化处理，可以提取出隐藏在数据背后的特征关系。

在时间序列处理的研究中，LSTM 网络是一种十分常用的时间递归神经网络（如图 1 所示）。其通过引入记忆单元对传统的递归神经网络（RNN）进行了升级。其内部主要包含三个步骤，首先是忘记步骤，通过忘记门 σ 对上一时刻的输入状态 c^{t-1} 进行控制，过滤不重要的信息。其次是选择阶段，通

过选择门的控制信号 σ^f 来记录有用信息。两个步骤所得结果为当前状态 c^t 。最后一步为输出，通过控制信号 σ^o 对输出门进行控制，得到最终输出 h^t 。其中， \tanh 为激活函数对状态量和输入量进行放缩， X 为输入的时间序列。

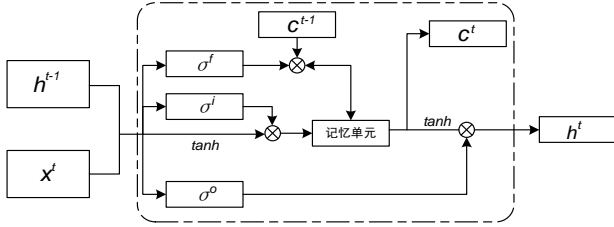


图 1 长短时记忆网络 (LSTM) 框架图
Fig.1 Block diagram of LSTM

1.3 生成对抗网络预测

表 1 生成对抗网络的结构

Tab.1 Structure of generative adversarial network

组成结构	内容
输入器	样本时间序列的概率分布模型
生成器	生成预测时间序列的概率分布样本
鉴别器	判别生成器生成数据的真实性
输出器	预测时间序列的概率分布模型结果

近年来，生成对抗网络 (GAN) 被应用于序列数据领域的各种问题，并取得了显著的效果。目前 GAN 多用于生成听觉，图像和文字数据，但由于这些研究不涉及预测，其结果是可以被评估的^[18]。在预测中应用 GAN 是具有十分大的挑战，因为目前没有一个统一的评估标准。

GAN 是一类从数据概率分布中给定一组样本模拟概率分布的算法，其结构如表 1 所示。一个 GAN 由两个神经网络组成，即生成器 G 和鉴别器 D，这两个神经网络在对抗过程中同时被训练。首先，从已知概率分布 $P_{\text{noise}}(z)$ (通常为高斯分布) 中采样噪声向量 z 。G 以噪声矢量 z 为输入，训练生成一个分布服从 P_{data} 的样本。另一方面，对 D 进行优化，以区分生成的数据和真实的数据。D 和 G 用值函数进行以下两人极小极大对策：

$$V(G,D) \quad (7)$$

$$\min_G \max_D V(G,D) = E_{x \sim P_{\text{data}}(x)} [\log D(x)] + E_{z \sim P_{\text{noise}}(z)} [\log(1 - D(G(z)))] \quad (8)$$

条件生成对抗网络 (CGAN) 是 GAN 的一个扩展，它使模型限定在一些额外的信息 y 上， y 可以是任何类型的辅助信息。因此设置的新值函数为：

$$\min_G \max_D V(G,D) = E_{x \sim P_{\text{data}}(x)} [\log D(x|y)] + E_{z \sim P_z(z)} [\log(1 - D(G(z|y)))] \quad (9)$$

在训练 GAN 时，生成器 G 学习将已知的概率分布 P_z 转换为与 P_{data} 相似的生成器分布 P_G 。

以贵州产业园区用电量的历史数据为基础，进一步建立超前值 x_{t+1} 的概率分布模型：

$$c = \{x_0, \dots, x_t\} \quad (10)$$

$$P(x_{t+1}) \quad (11)$$

使用 CGAN 进行模拟：

$$P(x_{t+1}|c) \quad (12)$$

如图 2 所示，建立预测生成对抗网络模型 (PGAN)，历史数据作为条件提供给发生器和鉴别器。生成器从平均值为 0 和标准偏差为 1 的高斯分布中抽取噪声向量，并根据条件窗口 c 预测 x_{t+1} 。鉴别器获取 x_{t+1} 并检查它是否是跟踪 c 的有效值。因此，进一步更新函数为：

$$\min_G \max_D V(G,D) = E_{x \sim P_{\text{data}}(x_{t+1})} [\log D(x_{t+1}|c)] + E_{z \sim P_z(z)} [\log(1 - D(G(z|c)))] \quad (13)$$

通过训练该模型，最优生成器对给定条件下 x_{t+1} 的全概率分布进行建模。掌握了完整的概率分布后，可以通过抽样来提取关于任何可能结果及其发生概率的信息。

通常，预测模型是通过优化某一个点的状态误差作为损失函数来训练的，而 GAN 采用对抗性训练来训练神经网络实现预测目的。将均方根误差 (RMSE) 优化为损失函数来训练该模型，并将其结果与另外两种常用的预测模型的结果进行了比较。

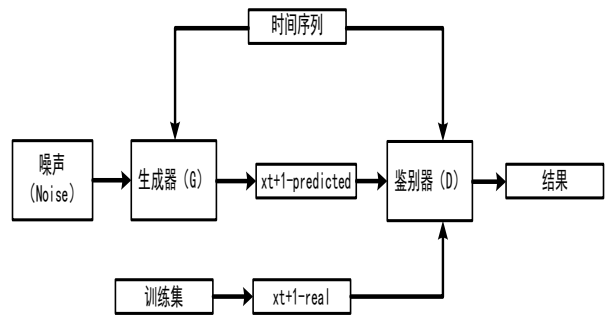


图 2 预测型生成对抗网络框架图

Fig.2 Framework of predictive generative adversarial network

2 用电量预测结果分析

在智能电网覆盖城市的大背景下，对用电量进行预测，并且进行自动化调控，检测工厂、发电站和第三产业用电等。在本文中，选取了中国贵州某

产业园区 3 年以来的用电情况作为例子，来研究数据采集准备方法，和不同方法架构之间的比较。

2.1 数据预处理

数据集包含日期、时间信息，有功功率，无功功率，平均电压，平均电流这 6 个变量。对于用电量预测实验来说，数据集中的数据是不完整的，并且得到的数据集中包含了大量的异常值。两种方法可以去替换异常值：（1）利用异常值前一天和后一天同时时间值的平均值代替。（2）利用一年前同时时间的值代替。由于季节和节假日等因素影响，方案 2 的效果更加理想。每种属性以时间序列记录，其采样周期为 1 分钟如图 3 (a)。由于预测不需要做到分钟的精度，这样不仅耗费资源，浪费时间，也没有实际意义。对每段时间序列进行了降采样，以天为单位如图 3 (b)，这样可以大大提升用电量预测的效率和实际意义。数据集中包含 3 年的数据，用前 2 年的数据作为训练集，最后 1 年的数据作为测试集，定义 $RMSE$ 为衡量预测结果好坏的标准， $RMSE$ 值越小，说明模型预测结果越好，均方根误差值越大，说明模型预测结果越大。并且从测试集中随机抽取一周数据，来展示预测效果。

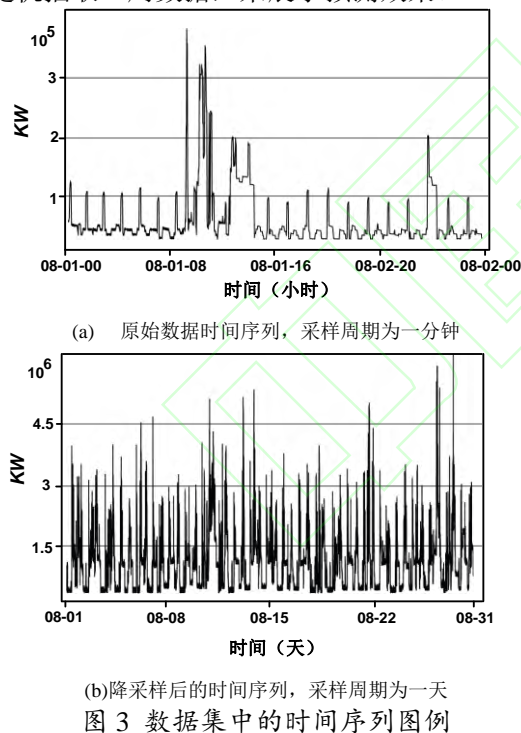


Fig.3 Time series legend in the dataset

2.2 建立基础预测标准

在预测前，首先设计了三种简单的方案进行初步预测，作为预测结果的对比标准，方案一为将一周前同期的用电量作为预测值，方案二为将一月前同期的用电量作为预测值，方案三为将一年前同期的用电量作为预测值。从测试集中随机抽取一周数

据，分别应用三种方案所得结果如图 4 所示，根据计算均方误差的结果可以看出，三种方案存在着明显的差异，其中方案三的效果最好，方案一、二效果接近，这可能与季节气候变化、节假日安排和经济状况有着一定的关系。方案三效果较好，但是总体均方误差仍处于较大的水平（均方根误差 >450 ），只能大致预测用电量变化，难以精确预测。将这三组数据作为预测结果的比较标准，对三种不同的算法进行评估。

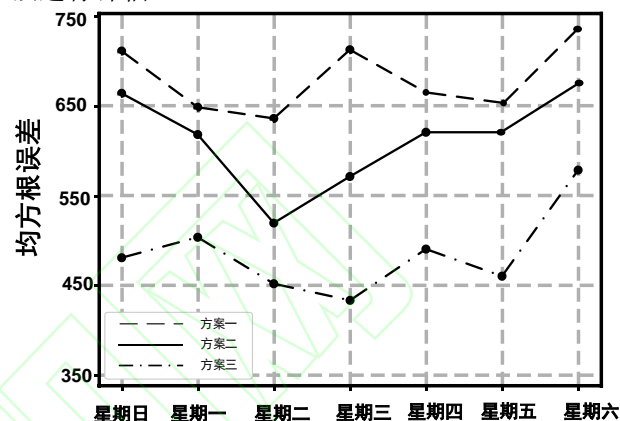


Fig.4 Prediction results of one-week power consumption under simple model scheme

2.3 ARIMA 模型预测结果

首先画出自相关函数图和部分自相关函数图，来确定开始模型的滞后观测值设置，如图 5(a)所示，自相关图中，发现了较为显著的滞后观测值，并且随着滞后的增加相关性逐渐减小。图 5(b)中，自相关系数呈现出拖尾特征，逐渐减小，部分自相关系数的前 6 阶不在置信区间内，并且关注到在第 7 个分量处出现了明显的不同，因此选取 6 阶附近的几个阶数作为 AR 模型的阶数，然后对结果进行比较，最终选择模型为 $AR(7)$ ，此时均方根误差为最低。

结果如图 5(c)所示，均方根误差出现了明显的下降，与基础预测标准相同的是，星期天与星期六的用电量预测值仍然误差较大。但整体的准确性得到了大幅提高，即预测天数的平均均方误差得到了显著的降低（简单模型平均均方误差约为 514，自相关函数模型平均均方根误差约为 369）。如图 5(d)，对两类模型的均方根误差进行 t 检验，自回归模型的均方根误差显著低于基础预测标准 ($P < 0.001$)。

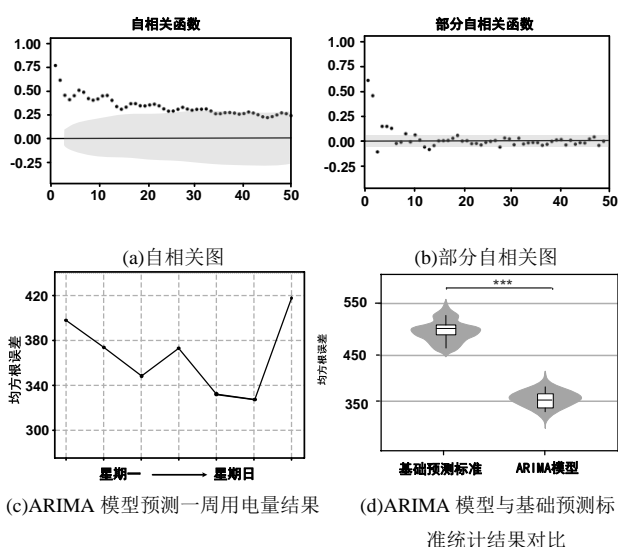
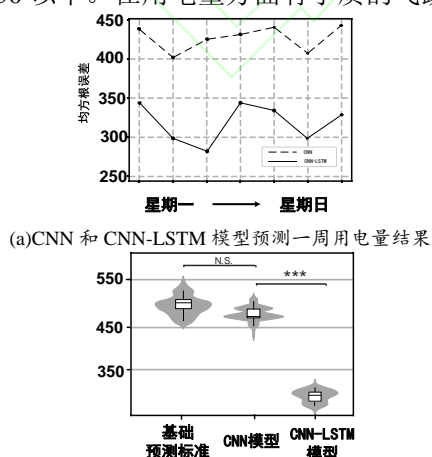


图 5 ARIMA 模型以及预测结果

Fig.5 ARIMA model and prediction results

2.4 CNN与CNN-LSTM预测结果

考虑到降采样后,训练集的数据较少。故在进行深度学习预测前,更改采样周期,放弃标准周的限定,而是对每7天的数据进行一次采样,对已有训练集进行扩充。将数据集扩大7倍。对卷积神经网络进行训练并且得出预测结果(见图6),发现CNN所得结果的确较基础预测标准有了明显提高,但是与ARIMA模型所得结果差距不大,并且训练所花费的时间也远远大于ARIMA模型所花费的时间,所以认为CNN不适合应用在用电量预测方面。相较CNN,增加了LSTM结构后,大大的增加了神经网络的预测准确率,并且两者组合的模型更加稳定,预测误差效果更加理想。卷积神经网络去提取特征,长短时记忆网络去解释这些特征。预测结果如图6所示,准确率大大提高,平均均方根误差降低到了350以下。在用电量方面有了质的飞跃。



(b)CNN 和 CNN-LSTM 模型与基础预测标准统计结果对比

图 6 利用 CNN 和 CNN-LSTM 模型预测用电量结果

Fig.6 Predicting the results of electricity consumption using CNN and CNN-LSTM model

2.5 PGAN 预测结果

GAN 用于时间序列预测问题,实质为生成器和鉴别器不停对抗的过程中,预测值不断的逼近真实值,实现预测。生成器的输入包括两个方面,用电量数据的时间序列的概率分布和噪声向量。鉴别器中输入用电量数据和单步预测的标签(真实观测数据)。

使用循环神经网络(RNN)作为产生器和鉴别器的主要组成部分。图7中,生成器获取条件用电量时间序列并通过RNN层传递条件来构造其表示。然后,将条件表示与噪声向量连接起来,通过两个密集层,得到预测的 $t+1$ 时概率模型(x_{t+1})。如图8所示,鉴别器从产生器或数据集中沿着相应的条件用电量时间序列获取 x_{t+1} ,并在条件用电量时间序列的末尾连接 x_{t+1} 以获得 $\{x_0, \dots, x_{t+1}\}$ 。并检查时间序列的有效性。结果如图9所示,相比基础预测标准的均方根误差出现了显著的下降,如图10,GAN预测的结果优于CNN与CNN-LSTM预测结果,并且预测时间也较其有所缩短。对两类模型的均方根误差进行 t 检验,自回归模型的均方根误差显著低于基础预测标准($P < 0.05$)。

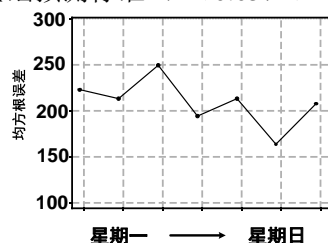


图 7 生成器结构图

Fig.7 Generator structure diagram

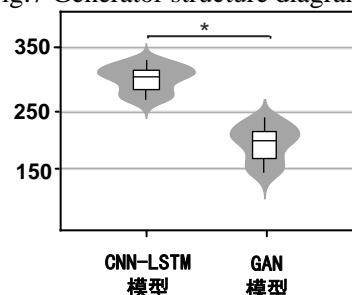


图 8 鉴别器结构图

Fig.8 Discriminator structure diagram

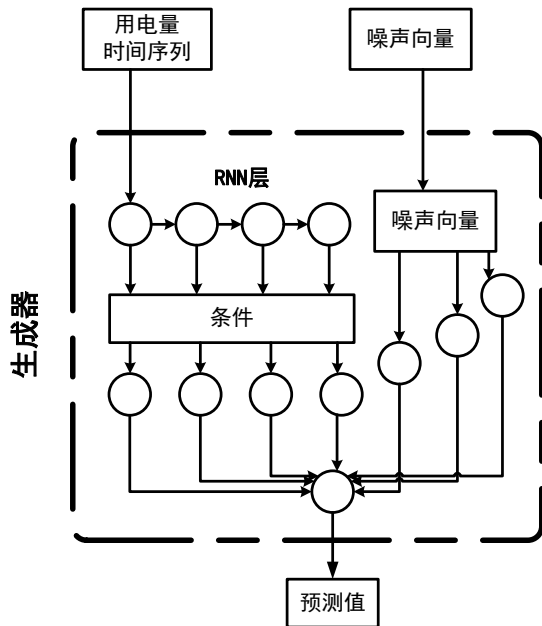


图 9 GAN 模型预测一周用电量结果
Fig.9 Predicting the results of one-week power consumption using GAN model

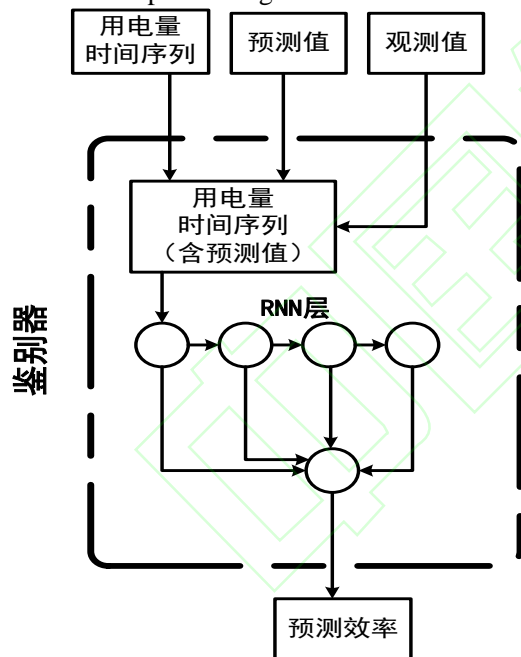


图 10 CNN 和 CNN-LSTM 模型与 GAN 模型统计结果对比

Fig.10 Comparison of statistical results between CNN, CNN-LSTM model and GAN model

2.6 智能预测用电量网络设计

如表 2 所示，三种算法在用电量预测方面的应用各有优劣，面对的用电量预测这一个实际问题，要考虑许多现实因素。CNN-LSTM 模型计算精度高，但是计算时间长，占用资源大，不适宜广泛应用于各类用电量预测。ARIMA 模型精度较低，但是计

算时间短，可以高效地预测大规模的用电量。GAN 网络较好的综合了两点优点，训练时间较短并且预测正确率较高。

在智能电网的大背景下建立用电用户自动筛选系统，在该系统中集成 ARIMA 模型、CNN-LSTM 模型和 GAN 模型，利用 ARIMA 对智能电网下各类用电量进行初步预测，根据用电用户重要性和优先级选择用电量预测方法。并且建立反馈通路，将预测的结果与实际的比较结果作为校正值反馈给模型，如果遇到误差持续过大的情况，可以利用更高级的模型进行计算，并且对其进行校正，这样大大提高了用电量检测的效率。图 11 中的流程图，是根据对方法的研究，设计的多算法融合用电量预测系统。根据算法的复杂程度将预测的模型分为初级模型，中级模型和高级模型。从智能电网数据库中读取各类用电量数据，并与安装在终端的智能传感器采集的环境数据结合，生成用电量历史数据集，对用电用户进行评估，分别用三种模型进行预测，对于一些不间断用电的用电用户，可以直接给出预测值。预测值发送到智能配电网和智能发电厂进行电力资源的调配。同时，设计一个反馈系统，从智能电表上采集实时用电量，与预测值进行比较，反馈误差来对系统进行自动调控。

从现有数据集中选择产业园区连续 6 个月的用电量，并且按照不同类型（工业用电，生活用电和基础设施用电）的用电量分为三组，分别模拟国家依据可靠性要求分为三类符合用户对象：一类用户（突然中断供电将会造成人身伤亡或会引起周围环境严重污染的，将会造成经济上的巨大损失的，将会造成社会秩序严重混乱或在政治上产生严重影响的用户）、二类用户（突然中断供电会造成经济上较大损失的，将会造成社会秩序混乱或政治上产生较大影响的用户）、三类用户（不属于上述一类和二类负荷的其他用户）。以第 1 个月的数据作为数据集，后 5 个月为测试集。对提出的智能预测用电量网络测试。按照用电量的等级，选择相对应的预测方法，并且对结果进行评估。提出一个效率评价指标 E ，它等于均方根误差与时间的乘积的倒数。在实际试验中，随着数据量的增加，平衡时间与准确性，智能用电量预测模型的效率评价指标越高，并且显著的高于使用单一预测方法的效率评价指标。故所提出的智能预测用电量网络为未来智能电网下的用电量规划提供了一种新的思路。

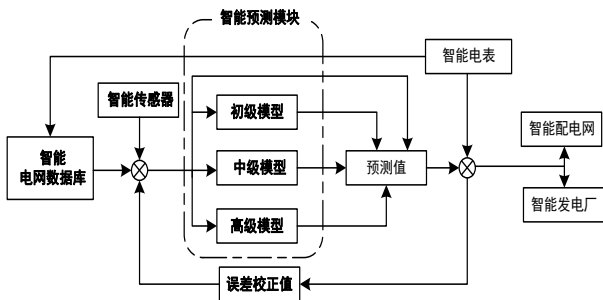


图 11 智能电网中预测用电量流程图

Fig.11 Flow chart of power consumption prediction in smart grid

表 2 用电量预测 $RMSE$ 平均值结果比较

Tab.2 Comparison of average $RMSE$ results of power consumption forecast

方法	$RMSE$	预测效果	计算时间
基础预测标准	>450	——	——
ARIMA	379.42	较好	始终
CNN	430.96	较差	长
CNN-LSTM	313.23	精准	长
PGAN	173.48	精确	较长

3 讨论

当下，很多研究者对智能电网展开研究。结合物联网、大数据和智能算法等，已经做出了十分多的用电量预测方案^[16]。有研究者提出基于多表融合的方法对用户短期用电量进行预测，将水、电、气三表数据合一，利用机器学习算法对用户用电量做出了预测，得到十分理想的效果^[17-19]。

用电量预测已经成为智能电网规划中重要的一环，其发展关系到智能电网的建设以及城市的发展。本文利用了 ARIMA 模型、CNN-LSTM 模型和 PGAN 模型对用户用电量进行预测，并对其在用电量预测中的效果进行了评估，结合各类方法的特点，提出智能电网中用电量预测具体的实现模型。并且对未来的智能电网的部分系统结合用电量预测模块设计出控制图，具有很理想的实际意义。

4 结束语

本文主要研究生成对抗网络等模型在用电量预测方面的应用。综合各类算法的优劣，设计了用电量预测系统，并将该系统运用在智能电网系统中。为智能电网动态规划和优化提供了新的思路和方法。对产业园区用电数据进行预测，得出结论：

(1) 本文创新性的将生成对抗网络运用在用

电量预测中，并且在用电量预测中有着很好的效果。但考虑到训练时间和对计算资源的占用，这种算法并不适合运用在全面的用电量预测中；

(2) 针对未来智能电网中用电用户的复杂程度、规模旁大和优先级顺序等特点，设计智能用电量预测系统，对不同的用电用户加以区别，分别采用不同种类的预测方法，使得实验效率最优化。

本文不仅将生成对抗网络应用在用电量预测中，更在智能电网的规范发展上提出了一种高效精准的用电量预测方案，可以结合环境，政策和经济等因素变化，实现良好的自我调节^[20-21]。并且对于用电量的预测从侧面也可以很好的把握国家的宏观经济调控和走势，使得国家可以及时对发展战略进行调整，掌握产业发展特点^[22-23]。

参 考 文 献

- [1] 王国成. 人工智能与人类社会发展[J]. 天津社会科学, 2019, (1): 56-61.
Wang Guocheng. artificial intelligence and the development of human society[J]. Tianjin Social Sciences, 2019, (1): 56-61.
- [2] 侯兴哲, 刘型志, 郑可, 等. 泛在电力物联网环境下新一代智能电能表技术展望[J]. 电测与仪表, 2020, 57(9): 128-131.
Hou Xingzhe, Liu Xingzhi, Zheng Ke, et al. Technical Prospect of A New Generation of Smart Energy Meter in the Ubiquitous Power Internet of Things environment[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(9): 128-131.
- [3] 朱晓燕, 陈晰, 陈星莺, 等. 美国智能电网测试环境发展特点和行动策略[J]. 电网技术, 2017, (8): 176-183.
Zhu Xiaoyan, Chen Xi, Chen Xingying, et al. development characteristics and action strategies of smart grid test environment in the United States[J]. Grid technology, 2017, (8): 176-183.
- [4] Kok, Koen, Widergren, Steve, Widergren, Steve, A Society of Devices: Integrating Intelligent Distributed Resources with Transactive Energy[J]. IEEE Power and Energy Magazine, 2016, (3): 34-45.
- [5] Dai R, Liu G, Zhang X, Transmission Technologies and Implementations: Building a Stronger, Smarter Power Grid in China[J]. IEEE Power and Energy Magazine, 2020, 18(2): 53-59.
- [6] El-hawary, Mohamed E. The Smart Grid-State-of-the-art and Future Trends[J]. Electric Power Components and Systems, 2014. 42(3-4): 239-250.
- [7] 钟卓颖, 宋景慧. 乡村智能电网大数据分析平台总体构架与应用[J]. 电测与仪表, 2020, 57(9): 82-88.
Zhong Zhuoying, Song Jinghui. Construction and application of transparent operation and maintenance system for intelligent substation automation equipment[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(9): 82-88.
- [8] 汤栋. 鄞州农网智能化建设中营配调管理模式优化研究[D]. 北京:

华北电力大学, 2016.

Tang Dong. research on Optimization of operation, distribution, and dispatching management mode in intelligent construction of Yinzhou Rural Power Grid[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2016.

- [9] 温克欢, 唐义锋, 薛冰, 等. 基于能源管理的智慧能源网关技术研究[J]. 电测与仪表, 2019, 56(16): 123-128.

Wen Kehuan, Tang Yifeng, Xue Bing, et al. Research energy management on intelligent energy gateway technology[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2019, 56(16): 123-128.

- [10] 杨舟, 刁大成, 路慧杰, 等. 电能表可靠性试验方法研究综述及展望[J]. 电测与仪表, 2020, 57(9): 17-25.

Yang Zhou, Diao Dacheng, Lu Huijie, et al. Review and Prospect of Research on Reliability Test Methods of Electric Energy Meters[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(9): 17-25.

- [11] 李守茂, 戚嘉兴, 白星振, 等. 基于 IPSO-WNN 的综合能源系统短期负荷预测[J]. 电测与仪表, 2020, 57(9): 103-109.

Li Shoumao, Qi Jiaying, Bai Xingzhen, et al. A short term load prediction of integrated energy system based on IPSO-WNN[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(9): 103-109.

- [12] 李玲玲, 朱博. 基于混沌时间序列的短期电力负荷预测[J]. 信息技术, 2009, (3): 49-51.

Li Lingling, Zhu Bo. Short term power load forecasting based on chaotic time series[J]. Information technology, 2009, (3): 49-51.

- [13] 田波, 朴在林, 郭丹, 等. 基于 ARMA-GARCH 模型的超短期风功率预测研究[J]. 电测与仪表, 2016, 53(17): 111-114.

Tian Bo, Piao Zailin, Guo Dan, et al. The Wind Power Ultra Short-term Model Based on ARMA-GARCH[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2016, 53(17): 111-114.

- [14] Zhao Zhongqiu, Zheng Peng, Xu Shoutao, et al. Object detection with deep learning: a review[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2019, 30(11): 3212-3232.

- [15] 李守茂, 戚嘉兴, 白星振. 基于 IPSO-WNN 的综合能源系统短期负荷预测 [J/OL]. 电测与仪表 [2020-03-02]. <https://kns.cnki.net/KCMS/detail/23.1202.TH.20191114.1811.002.html>.

Li Shoumao, Qi Jiaying, Bai Xingzhen. A short-term load prediction of integrated energy system based on IPSOWNN[J/OL]. Electrical Measurement & Instrumentation. 2020-03-02.<https://kns.cnki.net/KCMS/detail/23.1202.TH.20191114.1811.002.html>.

- [16] 周林, 雍雪林. 基于 ARIMA 模型及线性神经网络的用电量需求预测研究[J]. 鲁东大学学报(自然科学版), 2015, (3): 89-94.

Zhou Lin, Yong Xuelin. research on electricity demand prediction based on ARIMA model and linear neural network[J]. Journal of Ludong University (Natural Science Edition), 2015, (3): 89-94.

- [17] 冯斐. 基于深度学习的推荐算法研究[D]. 兰州大学, 2017.

Feng Fei. Research on recommendation algorithm based on deep learning[D]. Lanzhou University, 2017.

- [18] 张鹏, 杨涛, 刘亚楠, 等. 基于 CNN-LSTM 的 QAR 数据特征提取与预测[J]. 计算机应用研究, 2019, 36(10): 2958-2961.

Zhang Peng, Yang Tao, Liu Yanan, et al. feature extraction and prediction of QAR data based on cnn-lstm[J]. Computer application research, 2019, 36(10): 2958-2961.

- [19] 李洋, 肖泽青, 聂松松. 生成对抗网络及其在新能源数据质量中的应用研究综述[J]. 南方电网技术, 2020, 14(2): 25-33.

Li Yang, Xiao Zeqing, Nie Songsong, et al. Generation countermeasure network and its application in new energy data quality [J]. China Southern Power Grid technology, 2020, 14(2): 25-33.

- [20] 梁俊杰, 韦舰晶, 蒋正锋. 生成对抗网络 GAN 综述[J]. 计算机科学与探索, 2020, 14(1): 1-17.

Liang Junjie, Wei Chuanjing, Jiang Zhengfeng. A survey of the generation countermeasure network Gan[J]. Computer science and exploration, 2020, 14(1): 1-17.

- [21] 陈景柱. 基于组合优化理论的用电量预测模型[J]. 计算机系统应用, 2015, (8): 178-182.

Chen Jingzhu. electricity consumption prediction model based on combinatorial optimization theory[J]. computer system application, 2015, (8): 178-182.

- [22] 郑国和, 贺民, 郑瑞云, 等. 基于多表融合数据的用户短期用电量预测[J]. 电力系统及其自动化学报, 2019, (3): 150-154.

Zheng Guohe, He Min, Zheng Ruiyun, et al. short-term electricity consumption prediction based on multi meter fusion data[J]. Journal of power system and automation, 2019, (3): 150-154.

- [23] 郑嘉娜, 范明. 浅谈几种常用用电量预测方法[J]. 水电与抽水蓄能, 2015, (1): 195, 206.

Zheng Jiana, fan Ming, talking about several commonly used electricity forecasting methods[J]. Hydropower and pumped storage, 2015, (1): 195, 206.

作者简介:



陈露东(1986—), 男, 贵州贵阳人, 工学学士, 助理工程师, 研究方向为电网规划等研究。Email: billlls@163.com@163.com

卢嗣斌(1985—), 男, 贵州贵阳人, 工学硕士, 高级工程师, 主要从事输配电网规划, 主动配电网运行与控制分析等研究。

徐常(1988—), 女, 贵州贵阳人, 经济师, 主要从事电网规划研究、综合能源研究, 电力数据应用及研究等相关工作。

收稿日期: 2020-08-12; 修回日期: 2020-10-14

(杜景飞 编发)

附录 A 符号索引表

ARIMA: 差分整合移动平均自回归模型

AR: 自回归模型

ARMA: 自回归移动平均模型

CNN: 卷积神经网络

GAN: 生成对抗网络

LSTM: 长短时记忆网络

MA: 滑动平均模型

PGAN: 预测型生成对抗网络

RNN: 递归神经网络

RMSE: 均方根误差

