



2021

НАУКОВІ ПРАЦІ НАЦІОНАЛЬНОГО УНІВЕРСИТЕТУ ХАРЧОВИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Том 27 № 3

*Журнал
«Наукові праці Національного університету харчових технологій»
видається з 1938 року*

КИЇВ ✦ НУХТ ✦ 2021

ЗМІСТ
Автоматизація та інформаційні
технології

Ліманська Н. В., Грибков С. В. Удосконалення процесу планування ремонтно-профілактичних робіт

Луцька Н. М., Власенко Л. О., Ладанюк А. П. Проектування інтелектуальних автоматизованих систем керування технологічними процесами харчових виробництв засобами SysML. Частина 1: огляд діаграм SysML, розробка діаграми вимог

Біотехнології

Удимович В. М. Молочнокислі бактерії як продуценти уреаз

Харченко С. І., Лазюка Ю. В., Скроцька О. І., Пенчук Ю. М. Отримання біогенних наночасток срібла з використанням дріжджів і перспективи їх застосування у протимікробній терапії

Економіка, менеджмент і маркетинг

Скопенко Н. С., Євсєєва-Северина І. В. Вплив пандемії COVID-19 на функціонування та розвиток українських підприємств

Страшинська Л. В., Шеремет О. О. Розвиток вітчизняного ринку м'яса та м'ясопродуктів: проблеми і пріоритети

Механічна та електрична інженерія

Зінкевич П. О., Балута С. М., Куєвда Ю. В. Порівняльний аналіз методів короткострокового прогнозування електричного навантаження на один крок вперед

Шевченко О. Ю., Соколенко А. І., Степанець О. І., Скуйбіда Є. Л. Визначення параметрів безударного вкладання вантажів

Фізико-математичні науки

Король А. М., Медвідь Н. В. Вольт-амперна характеристика надпровідної наноструктури з андріївським відбиванням, індукованим ферміонами Майорани

Харчові технології

Далєвська Д. Я., Локотило О. С. Зміна фізико-хімічних та органолептичних показників молока з біологічно активним йодом у процесі зберігання

Замай Ж. В., Гуменюк О. Л., Волкова Р. М., Хребтань О. Б., Цибуля С. Д., Пасов Г. В. Використання інноваційної сировини (кіноа, чорний кмин, кунжут) та її вплив на властивості пшеничного хліба

Матко С. В., Мельник Л. М. Дослідження технології буряково-яблучного соусу зі зниженою калорійністю

CONTENTS
Automation and Information
Technologies

7 *Limanska N., Hrybkov S.* Analysis of the process of repair maintenance of technological equipment

15 *Lutska N., Vlasenko L., Ladanyuk A.* Design of intelligent automated control systems for technological processes of food production by SysML means. Part 1: overview of SysML diagrams, development of requirement diagrams

Biotechnologies

25 *Udymovych V.* Lactic acid bacteria as producers of urease

32 *Kharchenko Y., Laziuka Y., Skrotska O., Penchuk Yu.* Obtaining biogenic silver nanoparticles using yeast and prospects for their application in antimicrobial therapy

Economy, Management and Marketing

43 *Skopenko N., Yevsieieva-Severyna I.* Impact of the COVID-19 pandemic on the functioning and development of Ukrainian enterprises

53 *Strashynska L., Sheremet O.* Development of the domestic meat and meat products market: problems and priorities

Mechanical and Electrical Engineering

62 *Zinkevych P., Baluta S., Kuievda Iu.* Comparative analysis of methods of short-term electric load forecasting one step forward

77 *Shevchenko O., Sokolenko A., Stepanets O., Skuybida E.* Determination of parameters of laying of cargoes without smite

Physical and Mathematical Sciences

88 *Korol A., Medvid' N.* Volt-ampere characteristic of the superconductive nanostructure with the andreev reflection induced by the Majorana fermions

Food Technologies

96 *Dalievka D., Pokotylo O.* Change of physicochemical and organoleptic parameters of milk with biologically active iodine during storage

103 *Zamai Zh., Gumeniuk O., Volkova R., Hrebtan O., Tsybulia S., Pasov G.* Use of innovative raw materials (quinoa, black cumin, sesame) and their impact on the properties of wheat bread

112 *Matko S., Melnyk L.* The research of the technology of beet-apple sauce with reduced calories

COMPARATIVE ANALYSIS OF METHODS OF SHORT-TERM ELECTRIC LOAD FORECASTING ONE STEP FORWARD

P. Zinkevych, S. Baluta, Iu. Kuievda
National University of Food Technologies

Key words:

ANFIS
ARIMA
«Naive» forecast
Short-term TLF
Forecasting methods

Article history:

Received 22.04.2021
Received in revised form
07.05.2021
Accepted 21.05.2021

Corresponding author:

P. Zinkevych
E-mail:
petrozinkevich@
gmail.com

ABSTRACT

Short-term load forecasting (LF) for industrial enterprises is important and complex theme in the electricity, and so, it is of growing scientific interest. Precision short-term LF is important for proper planning and operation of power systems.

This article investigates statistical methods and models of artificial intelligence for forecasting industrial enterprises one step forward. Literature review showed that the most popular methods of short-term LF one step forward are: autoregressive integrated moving average model (ARIMA), naive forecast and adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS), which includes the following models: Grid Partitioning, Subtractive Clustering, FCM Clustering. Therefore, these methods were chosen for further modeling of LF. For ANFIS into account external factors: day factor (if a weekday, then 1, if a holiday, then 0), time of day, day of the week.

An industrial enterprise with the manufacture of plastic products was the object of study where measurements were provided every day for half an hour (measurements every 48 hours), from January 11, 2015 to June 11, 2015, taking into account holidays and weekends. This study used mean square error (RMSE) as standard measurements to verify the accuracy of forecasting. Software used for research was MATLAB 2020b, with toolbox: Fuzzy Logic Toolbox and Econometrics Toolbox.

Step by step construction of the PEN models one step forward for these methods and models was developed. As a result, modeling ARIMA(2,1,2) was superior to other models with the least errors RMSE, training and test 0.0317 and 0.0354 respectively. The results showed that one-step prediction was the most effective model ARIMA. The prospect of further research is to develop models of these methods for multi-step forecasting and comparison with each other.

ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ МЕТОДІВ КОРОТКОСТРОКОВОГО ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРИЧНОГО НАВАНТАЖЕННЯ НА ОДИН КРОК ВПЕРЕД

П. О. Зінькевич, С. М. Балюта, Ю. В. Куєвда
Національний університет харчових технологій

Короткострокове прогнозування електричного навантаження (ПЕН) промислових підприємств і цивільних об'єктів є важливим та складним науковим завданням, оскільки дає змогу реалізувати функції керування електроспоживанням і забезпечити енергоефективні режими функціонування систем електрозабезпечення цих та цивільних об'єктів.

У статті досліджено математичні моделі на основі статистичних методів і методів штучного інтелекту для прогнозування електричного навантаження (ПЕН) промислових підприємств на один крок вперед. Опрацювання літератури показало, що найбільш ефективні та поширені методи короткострокового ПЕН на один крок вперед такі: авторегресивна інтегрована модель ковзного середнього (ARIMA), «наївний» прогноз та адаптивна система нейро-нечіткого висновку (ANFIS). З метою вибору методу ПЕН, який забезпечить вирішення задач керування електроспоживанням та електропостачанням, були проведені розрахункові дослідження вказаних методів ПЕН. При прогнозуванні з використанням ANFIS враховувалися такі зовнішні фактори: фактор дня (якщо будній день, то 1, якщо вихідний, то 0), час доби, день тижня.

Об'єктом дослідження є методи ПЕН, які проводилися на основі вимірних даних електричного навантаження промислового підприємства з виготовленням пластмасових виробів. Вимірювання проводилися щоденно з 11 січня 2015 року по 11 червня 2015 року (з урахуванням святкових і вихідних днів) кожні пів години (відповідно, 48 вимірювань на добу). Для оцінки якості моделей прогнозування використовувалася стандартна величина: середньоквадратична похибка (RMSE). Розрахункові дослідження виконані у програмному середовищі MATLAB 2020b, з набором інструментів: Fuzzy Logic Toolbox та Econometrics Toolbox.

З використанням методів ARIMA, «наївного» прогнозу та адаптивної системи ANFIS розроблені моделі ПЕН на один крок вперед. Результати розрахункових досліджень показали, що прогнозування з використанням моделі ARIMA (2, 1, 2) забезпечує найменшу похибку RMSE на рівні 0,0317 і 0,0354 відповідно для навчальної й тестової вибірки. В подальших дослідженнях планується розробка моделей багатокрокового прогнозування електричного навантаження.

Ключові слова: ANFIS, ARIMA, «наївний» прогноз, короткострокове ПЕН, методи прогнозування.

Постановка проблеми. Для ефективного керування електроспоживанням та електропостачанням важливе значення має короткострокове ПЕН (Short-term load forecasting (STLF)), одна година — один тиждень (Singh & Maini, 2020). На

сьогодні більшість моделей прогнозування споживання електроенергії розроблено для ПЕН на національному або регіональному рівнях енергосистеми для забезпечення її енергоефективних режимів роботи. Проте методи прогнозування електроспоживання на рівні цивільних і промислових об'єктів усе ще потребують вдосконалення, оскільки забезпечують реалізацію енергоефективних режимів та функціонування цих об'єктів.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Для STLF розроблено велику різноманітність методів статистичного та штучного інтелекту. Так, у дослідженні (Gunjan, Shah, Patel, Christie & Mewada, 2017) представлено короткострокову модель ПЕН з використанням ANFIS. Вхідними параметрами моделі є: температура, вологість, день тижня, година дня, електричне навантаження попереднього дня за період з 16 січня по 15 березня 2014 року. Вихідними даними є прогнозовані дані електричного навантаження. Похибка прогнозування оцінюється за допомогою MAPE і становить 5,62%.

У (Yaşın та ін., 2018) виконано порівняння трьох методів короткострокового ПЕН в електричній системі Індонезії: метод коефіцієнтного навантаження, метод експоненціального згладжування та нечітка субтрактивна кластеризація з використанням ANFIS. Дослідження виконані на основі даних електричного навантаження вихідних днів у жовтні 2014 р. показали, що найменше значення MAPE, яке становить 3,87%, забезпечує метод експоненціального згладжування.

Дослідники (Adebunmi, Aderoju, Aderoju & Bisiriyu, 2021) наводять результати дослідження в середовищі MATLAB таких методів короткострокового ПЕН: ANFIS, штучна нейронна мережа (ANN) та багатолінійна регресія (MLR). Точність прогнозування оцінювалася з використанням RMSE та середньої абсолютної похибки (MAE). Встановлено, що модель ANFIS забезпечує найменші похибки RMSE та MAE, які, відповідно, становлять 2,2198% та 1,7932%.

У (Nataraja, Gorawar, Shilpa & Harsha, 2012) представлено методику розробки моделей короткострокового ПЕН на основі авторегресії (AR), авторегресивного ковзного середнього (ARMA) та ARIMA з використанням аналізу часових рядів даних електричного навантаження Карнатаці в 2011 та 2012 роках. Результати досліджень показали, що MAPE для моделей AR, MA та ARIMA, відповідно, становить 13,03%, 11,03% і 6,15%.

Дослідники (Razak, Shitan, Hashim dan & Abidin, 2009) виконали порівняння шести методів короткострокового ПЕН: «наївний» прогноз, експоненціальне згладжування, сезонна модель Холта-Віннера, ARMA, алгоритм ARAR та регресія з помилками ARMA. Ефективність цих методів оцінювали за допомогою критеріїв MAE, RMSE та середньої абсолютної відносної процентної помилки (MARPE). Встановлено, що найкращою моделлю для короткострокового ПЕН є суто авторегресивна модель порядку 2, або AR (2).

У (Hartati, Linawati & Meindra, 2015) виконано дослідження точності методів ANFIS погодинного прогнозування споживання електроенергії на основі критеріїв: MAPE, модуля MAPE, дисперсії MAPE та його кореляції. Встановлено, що ANFIS забезпечує мінімальну похибку прогнозування менше 2%. Проведені розрахунки статистичної оцінки точності результатів прогнозування підтверджують доцільність використання ANFIS для погодинного ПЕН.

Виконаний аналіз літературних джерел показав, що найбільш перспективними методами ПЕН на один крок вперед, які забезпечують найбільшу точність

прогнозування, є: ARIMA, «наївний» прогноз та ANFIS. Тому ці методи ПЕН були вибрані для подальших досліджень.

Мета статті: дослідження методів короткострокового ПЕН промислових і цивільних об'єктів на один крок вперед для забезпечення задач керування електроспоживанням та електропостачанням цих об'єктів.

Матеріали і методи. Для порівняння методів ПЕН на один крок вперед було вибрано об'єкт дослідження — промислове підприємство з виготовлення пластмасових виробів. Програмним забезпеченням для дослідження використано MATLAB 2020b і такі пакети: Fuzzy Logic Toolbox та Econometrics Toolbox. Для прогнозування використано півгодинні виміри навантаження (у МВт·год) з 11.01.2015 по 11.06.2015 (48 вимірів на добу) з урахуванням святкових і вихідних днів.

Для проведення досліджень з використанням ANFIS доцільно враховувати зовнішні фактори, які впливають на ПЕН. Найважливішим фактором короткострокового ПЕН є час, оскільки крива навантаження має властивості «час доби», «день тижня», «тиждень місяця», «місяць сезону» (Shrivastava & Chaturvedi, 2018). Інші фактори, такі як температура та вологість при проведенні досліджень не враховувалися, оскільки вони не впливають на навантаження промислового підприємства. Для порівняння досліджувалися такі методи прогнозування:

1. Статистичні методи: «наївний» прогноз і моделі часового ряду Бокса-Дженкінса (ARIMA);

2. Метод штучного інтелекту ANFIS, що включає такі моделі:

- модель Grid Partitioning;
- модель Subtractive Clustering;
- модель FCM Clustering.

3. Метод оцінки прогнозування.

У цьому дослідженні для перевірки точності прогнозування ми використовуємо RMSE (Arag, Kocakoc & Polat, 2017), яка визначається таким чином:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (\hat{y}_t - y_t)^2}{n}}, \quad (1)$$

де y_t — значення спостереження в момент часу t ; \hat{y}_t — позначає прогнозоване значення в момент часу t ; n — кількість точок даних у наборі.

Викладення основних результатів досліджень. У цьому розділі статті представлена поетапна побудова моделей ПЕН на один крок вперед для статистичних методів (ARIMA, «наївний» прогноз) та інтелектуальної системи керування (ANFIS) за допомогою MATLAB 2020b.

ПЕН за допомогою моделі ARIMA. Процес моделювання ARIMA з використанням моделі Бокса-Дженкінса передбачає дев'ять етапів:

Етап 1. Завантаження даних. Аналіз динаміки часового ряду. Нижче графічно представлено динаміку споживання промислового підприємства з виготовленням пластмасових виробів за період з 11.01.2015 по 11.06.2015 (рис. 1). Згідно з рис. 1 загальне навантаження електроенергії збільшується в кінці січня. В кінці квітня відбувається провал навантаження, оскільки на цей період припадають святкові дні. Погодинне навантаження в робочі дні є досить послідовним, а у вихідні та святкові дні навантаження зменшується.

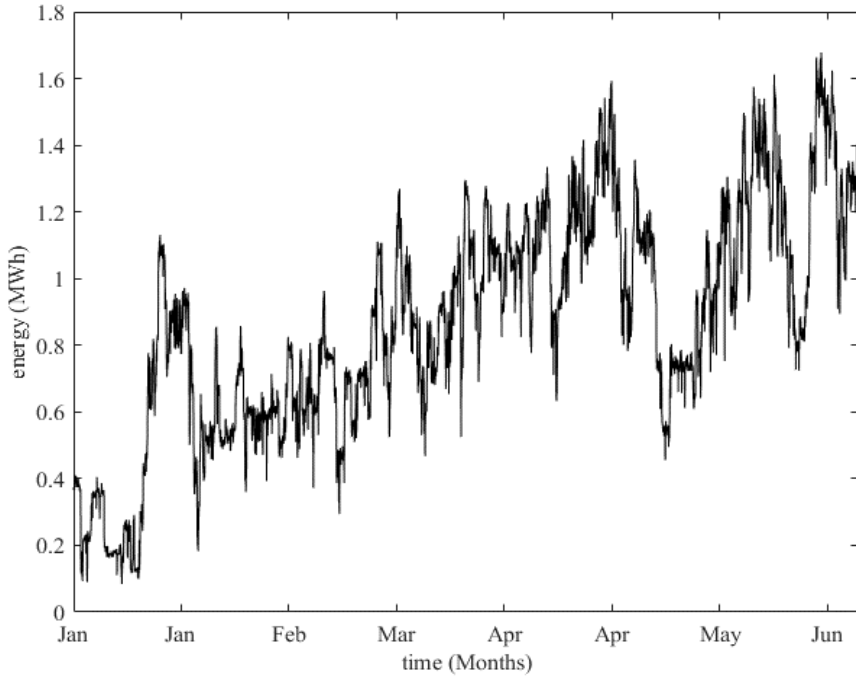


Рис. 1. Електричне навантаження промислового підприємства з 11.01.2015 по 11.06.2015

Етап 2. Визначення потенційних моделей шляхом розгляду вибіркової автокореляційної (ACF) та частково-автокореляційної (PACF) функцій для вимірюваних даних.

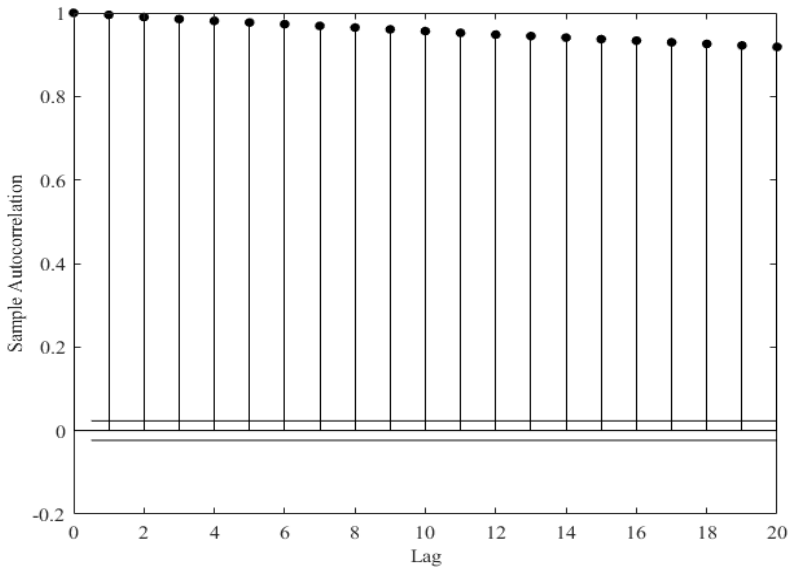


Рис. 2. Моделювання вибіркової автокореляції (ACF) даних

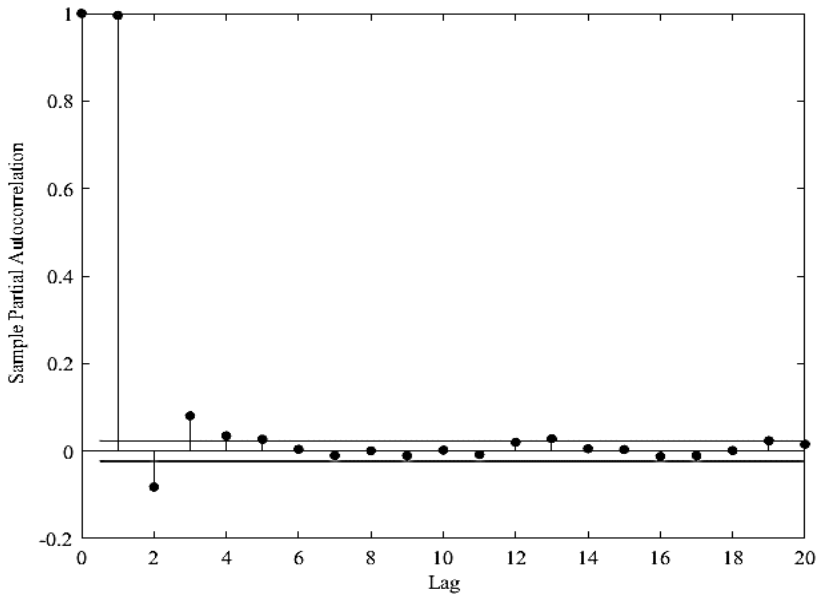


Рис. 3. Моделювання вибіркової часткової автокореляції (PACF) даних

Наявність значного лінійного спадання функції ACF (рис. 2) вказує на нестационарний процес.

Етап 3. Перехід до різниці даних і побудова різницевого ряду.

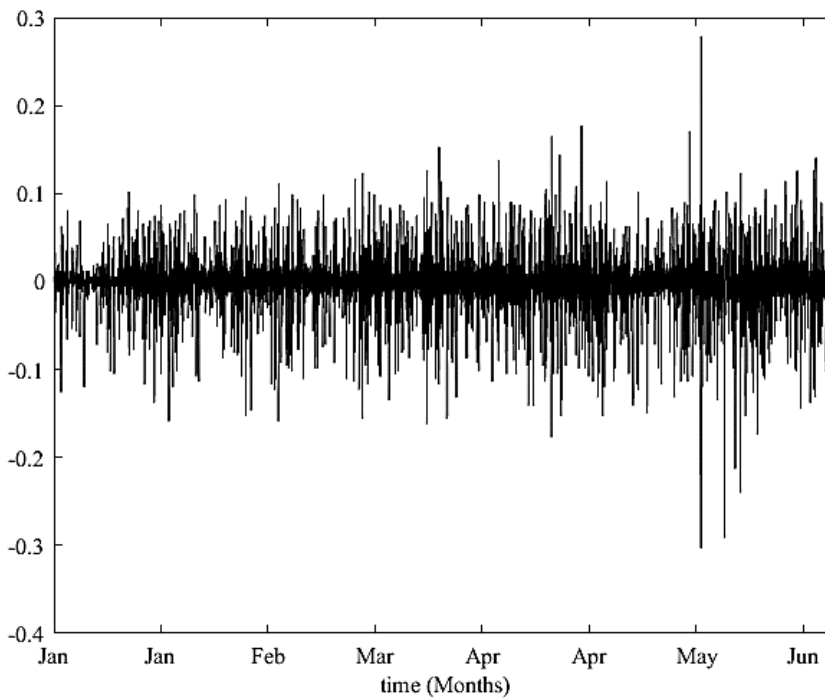


Рис. 4. Графік різницевого ряду

Етап 4. Визначення потенційних моделей шляхом розгляду виду ACF та PACF до різниці даних.

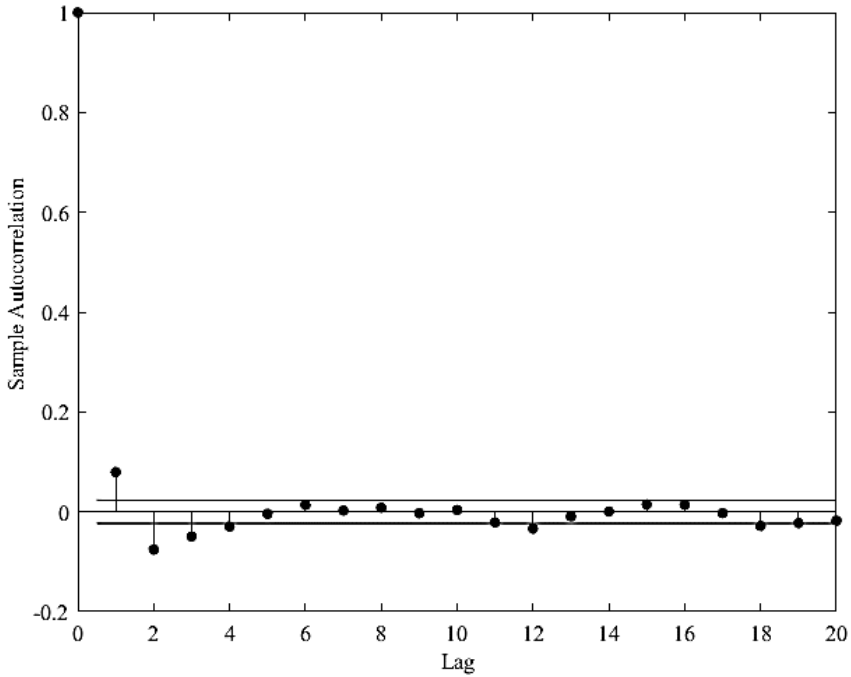


Рис. 5. Автокореляційна функція (ACF) до різниці даних

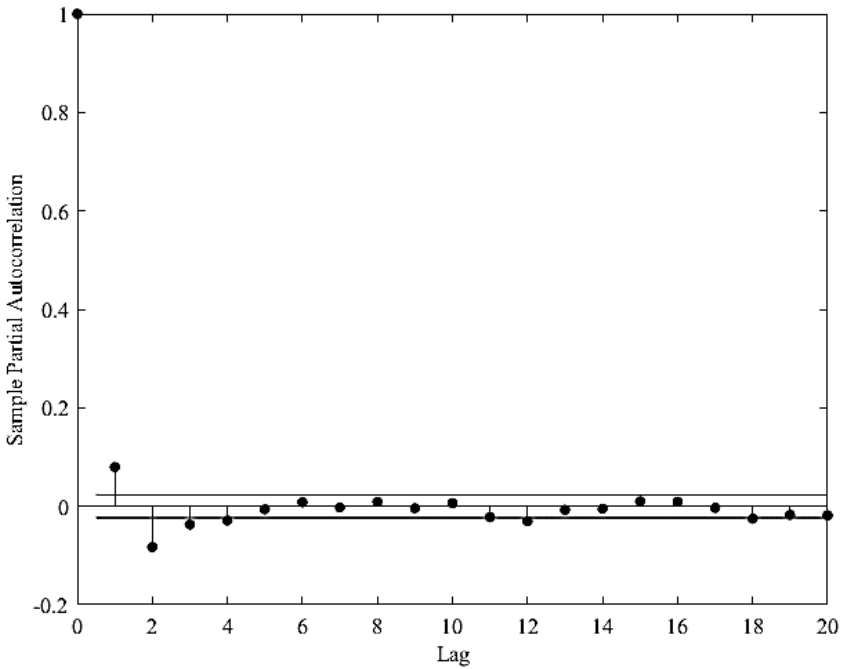


Рис. 6. Часткова автокореляційна функція (PACF) до різниці даних

Вибіркові ACF та PACF, наведені на рис. 5 та 6, відсікаються після двох кроків.

Етап 5. Визначення кількості разів диференціювання, тобто параметра D в моделі ARIMA(p, D, q) за стаціонарністю різниць даних певного порядку. Визначаємо стаціонарність різниці першого порядку на основі розширеного тесту Дікі-Фуллера:

$$h1 = \text{adftest}(y)$$

$$h = \text{adftest}(dY).$$

Отримуємо $h1 = 0$, а $h = 1$, тоді перша різниця даних є стаціонарною, тобто параметр D дорівнює 1.

Етап 6. Вибір найкращої моделі ARIMA (p, D, q). На цьому етапі вибираємо найкращу модель, використовуючи критерій AIC та BIC.

Для цього вибираємо параметри: $\max_p=5$; $\max_q=5$.

Проведене моделювання дало змогу встановити, що найкращою моделлю є ARIMA (2,1,2). Після вибору найкращої моделі ARIMA, дані вимірювань розділяють на навчальну і тестову вибірку. Навчальна вибірка була сформована для даних з 11.01.2015 по 10.06.2015, а тестова — для 11.06.2015. Модель ARIMA навчається на першій вибірці.

Model = ARIMA (2,1,2);

EstMdl = estimate(Model, X_train).

У результаті навчання моделі визначаємо параметри, які наведено в табл. 1.

Таблиця 1. Оцінка параметрів і діагностична перевірка методу ARIMA (2,1,2)

Параметри	Value	Standard Error	TStatistic	PValue
Constant	7.4048e-05	0.00020859	0.35499	0.72259
AR {1}	0.57329	0.083994	6.8254	8.7709e-12
AR {2}	-0.14487	0.081627	1.7747	0.075941
MA {1}	-0.49105	0.085064	5.7728	7.7979e-09
MA {2}	0.025404	0.083926	0.3027	0.76212
Variance	0.0010051	8.4357e-06	119.15	0

Моделі ARIMA (2,1,2) відповідає рівняння:

$$(1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2)(1 - L)y_t = c + (1 + \theta_1 L + \theta_2 L^2)\varepsilon_t. \quad (2)$$

Етап 7. Перевірка адекватності встановленої моделі ARIMA (2,1,2), ACF та PACF за властивостями залишків моделі відносно навчальної вибірки.

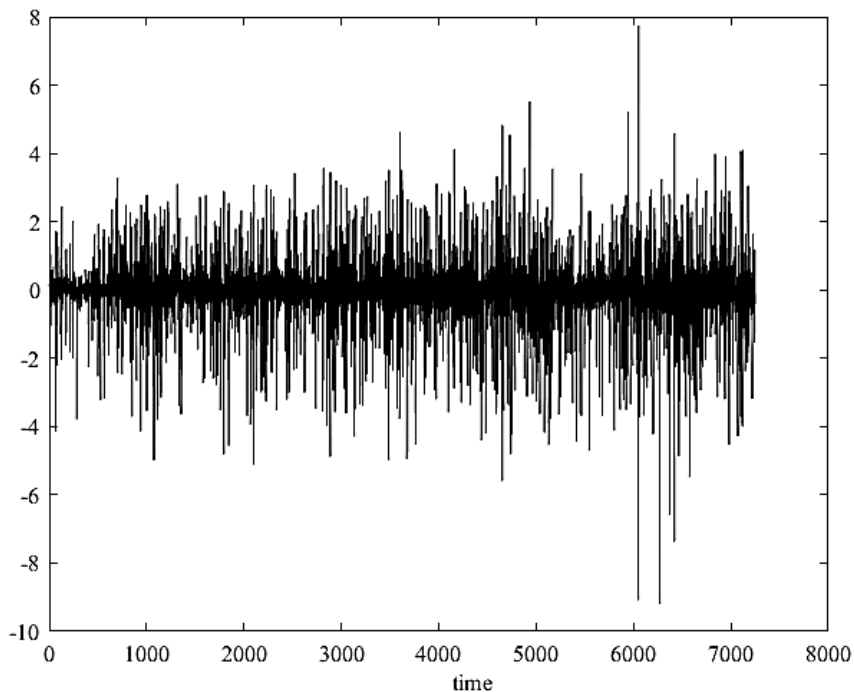


Рис. 7. Ділянка стандартизованих залишків моделі ARIMA (2,1,2)

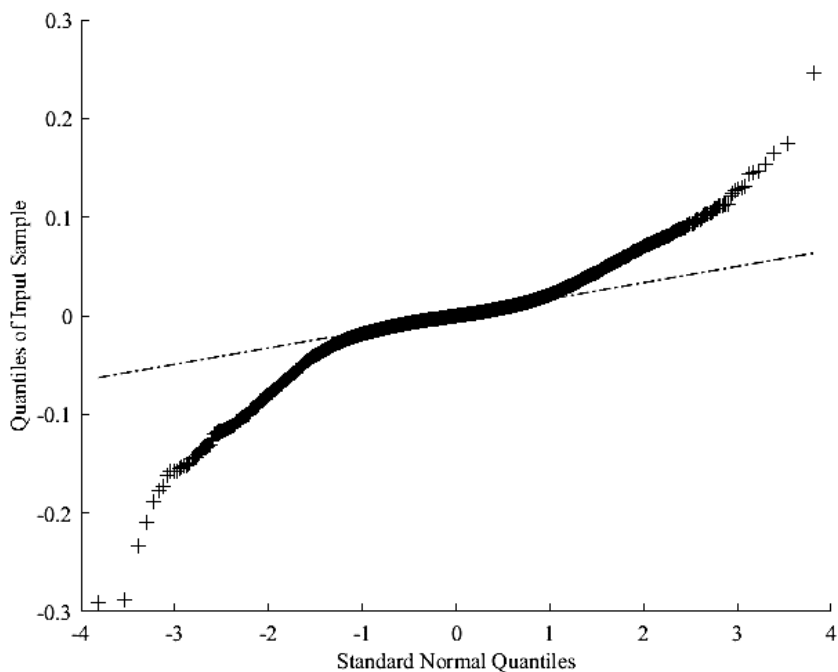


Рис. 8. Q-Q графік для визначення, чи є нормальним розподіл залишків моделі ARIMA (2,1,2)

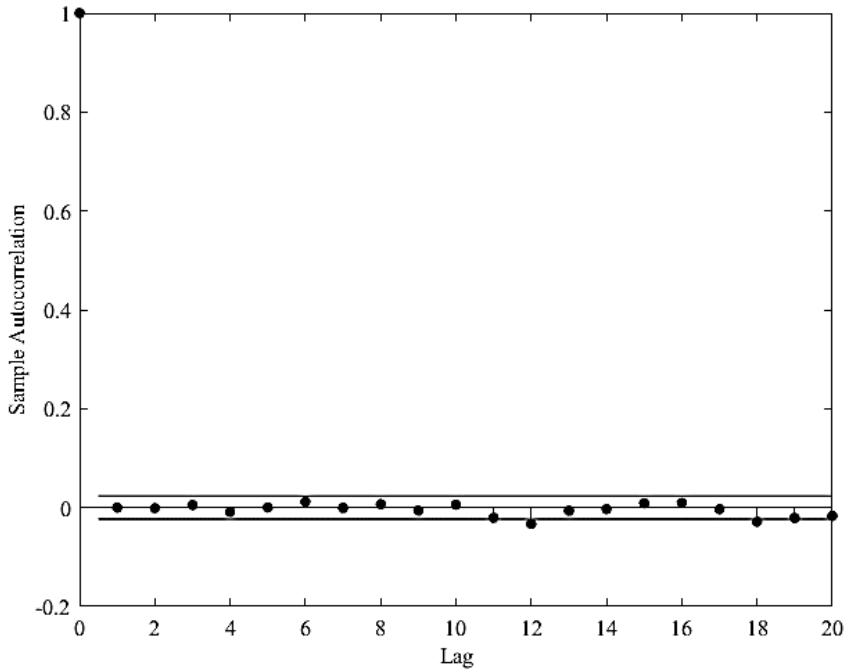


Рис. 9. Графік автокореляції (ACF) залишків моделі ARIMA (2,1,2)

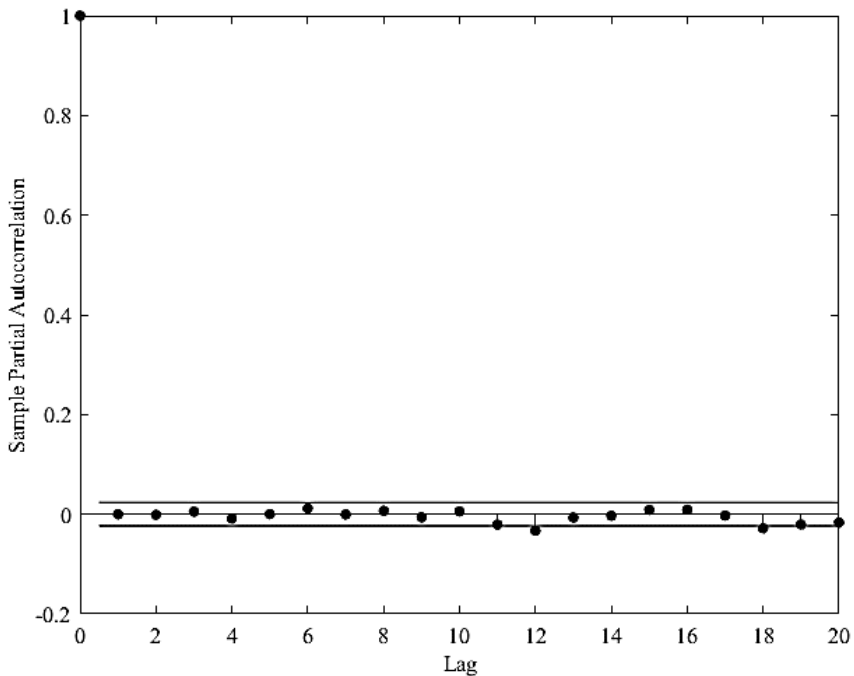


Рис. 10. Графік часткової автокореляції (PACF) залишків моделі ARIMA (2,1,2)

Як видно з рис. 7, 8, 9 та 10, залишки нормально розподілені та некорельовані, тому ця модель адекватна для вибірки.

Етап 8. Прогнозування результатів на основі даних. Окремо робиться прогноз для навчальної і тестової вибірки.

Для початкової вибірки виконання однокрокового прогнозування проводиться за таким алгоритмом:

```
YTrain1(1:3)=X_train(1:3);
for i = 4:EndTrainData
YTrain1(i) = forecast(EstMdl,1,X_train(1:i-1));
if mod(i,1000)==0
disp(i)
end
end.
```

Виконання однокрокового прогнозування для тестової вибірки проводиться за таким алгоритмом:

```
YTest1(1:3)=X_test(1:3);
for i = 4:LenForecast
YTest1(i) = forecast(EstMdl,1,X_test(1:i-1));
if mod(i,48)==0
disp(i)
end
end.
```

Етап 9. Визначення похибки RMSE для навчальної та тестової вибірки.

$RMSE_{YTrain1} = \sqrt{\text{mean}((Y_{Train1} - X_{train})^2)}$

$RMSE_{YTest1} = \sqrt{\text{mean}((Y_{Test1} - X_{test})^2)}$.

Таблиця 2. Результати прогнозування встановленої моделі ARIMA (2,1,2)

Модель ARIMA	Похибка RMSE	
	Train	Test
ARIMA(2,1,2)	0,0317	0,0354

ПЕН за допомогою «наївного» прогнозу.

Процес моделювання за «наївним» прогнозом передбачає чотири етапи:

Етап 1. Завантаження даних.

$y = \text{Data}(:,2)$

$T = \text{length}(y)$.

Етап 2. Розділення даних на навчальну і тестову вибірку. Навчальну вибірку розділяємо для даних з 11.01.2015 по 10.06.2015, а тестову — для даних на 11.06.2015.

Етап 3. Прогнозування «наївним» прогнозом для навчальної та тестової вибірки даних. Для навчальної вибірки даних використовуємо алгоритм:

$\text{dateStart} = \text{datestr}(\text{now}, 'dd-mm-yyyy MM:ss')$

$Y_{Train1}(1) = X_{train}(1)$;

$Y_{Train1}(2:\text{EndTrainData}) = X_{train}(1:\text{EndTrainData}-1)$;

$\text{dateEnd} = \text{datestr}(\text{now}, 'dd-mm-yyyy MM:ss')$.

Для тестових даних необхідно використовувати нульову модель ARIMA (0,0,0).
Для тестової вибірки даних використовуємо алгоритм:

```
Md1 = arima (0,0,0);
figure
plot(y,'Color',[.5,.5,.5]);
hold on
dateStart48 = datestr(now, 'dd-mm-yyyy MM:ss')
for i = 1:LenForecast
EstMod = estimate(Md1, y(EndTrainData+i-1), 'Display','off');
YTest1(i) = forecast(EstMod,1,y(EndTrainData+i-1));
dateEnd48 = datestr(now, 'dd-mm-yyyy MM:ss').
Етап 4. Визначення похибки RMSE для навчальної та тестової вибірки.
RMSEYTrain1 = sqrt(mean((YTrain1'-y(1:EndTrainData)).^2));
RMSEYTest1 = sqrt(mean((YTest1'-...
y(EndTrainData+1:EndTrainData+LenForecast)).^2)).
```

Таблиця 3. Результати прогнозування встановленої моделі «наївного» прогнозу

Модель	Похибка RMSE	
	Train	Test
«Наївний» прогноз	0,0319	0,0359

ПЕН за допомогою ANFIS. Процес моделювання ANFIS передбачає шість етапів:

Етап 1. Обробка вхідних даних. Модель має чотири входи:

день тижня;

година дня;

фактор вихідного дня: будній день = 1, якщо вихідний день, то дорівнює 0.

навантаження попереднього дня, тобто на один крок назад (t-1).

Вихідними даними моделі є дані електричного навантаження з 11 січня по 11 червня 2015 року. Алгоритм виконання.

```
load('weekday and Demand.mat')
```

```
Days = Data(:,1)
```

```
timeDay = Data(:,2)
```

```
weekday = Data(:,3)
```

```
Demand1 = Data(:,4)
```

```
Demand2 = Data(:,5)
```

```
Inputs = [Days weekday timeDay Demand1]
```

```
Outputs = Demand2
```

```
data = [Inputs Outputs].
```

Навчальні дані містить матрицю 7296x5.

Етап 2. Розділення даних на навчальну і тестову вибірку. Дані навчальної вибірки з 11 січня по 10 червня 2015 року представляються у формі матриці 7248x5, а дані для тестування на 11 червня 2015 року у формі матриці 48x5.

Етап 3. Встановлення параметрів методів FIS для навчальних даних. На цьому етапі використовуються моделі ANFIS: Grid Partitioning, Subtractive Clustering, FCM Clustering, які розраховуються окремо для цього етапу (табл. 4).

Таблиця 4. Вхідні параметри функцій genfis

Модель genfis	Вхідні параметри
Grid partitioning opt1 = genfisOptions('GridPartition')	NumMembershipFunctions = [2]; InputMembershipFunctionType = ['trimf'] OutputMembershipFunctionType = ['linear']
	NumMembershipFunctions = [3]; InputMembershipFunctionType = ['trimf'] OutputMembershipFunctionType = ['linear']
Subtractive Clustering opt1 = genfisOptions('SubtractiveClustering')	ClusterInfluenceRange = 0.55; DataScale = 'auto'; SquashFactor = 1.25; AcceptRatio = 0.3; RejectRatio = 0.15; Verbose = true
FCM Clustering opt1=genfisOptions('FCMClustering','FISType','sugeno');	NumClusters = 25; Exponent = 3.0; MaxNumIteration = 100; MinImprovement = 1e-5; Verbose = true

fis1 = genfis(TrainInputs,TrainOutputs,opt1)

Етап 4. Структура навчання ANFIS. На цьому етапі навчаємо через 100 епох нашу модель fis, для *Grid Partitioning*, *Subtractive Clustering*, *FCM Clustering*. Вибираємо гібридний метод ANFIS, тобто OptimizationMethod=1.

fis=anfis([TrainInputs TrainOutputs],...
fis1,TrainOptions,DisplayOptions,[],OptimizationMethod) .

Етап 5. Прогнозування ПЕН FIS за використанням функції evalfis.

Forecast=evalfis(fis, Inputs);
TrainForecast=Forecast(TrainInd,:);
TestForecast=Forecast(TestInd,:).

Етап 6. Визначення похибки RMSE для навчальної та тестової вибірки.

$RMSEY_{Train1} = \sqrt{\text{mean}((\text{TrainOutputs}-\text{TrainForecast}).^2)}$

$RMSEY_{Test1} = \sqrt{\text{mean}((\text{TestOutputs}-\text{TestForecast}).^2)}$.

Таблиця 5. Результати прогнозування встановленої моделі ANFIS

Модель ANFIS	Вхідні параметри	RMSE	
		Train	Test
Grid partitioning	Кількість термів — 2; Функція належності — 'trimf' Тип функції вихідного членства — 'linear'	0,1581	0,0837
	Кількість термів — 3; Функція належності — 'trimf' Тип функції вихідного членства — 'linear'	0,1478	0,1429
Subtractive Clustering	Діапазон впливу кластера — 0,55	0,1511	0,1281
FCM Clustering	Кількість кластерів — 25;	0,1478	0,1454

Порівняння результатів ПЕН. На цьому етапі порівнюються результати моделювання даних моделей.

Таблиця 6. Результати прогнозування для всіх методів прогнозування

Метод ПЕН	Похибка RMSE	
	Train	Test
ARIMA(2,1,2)	0,0317	0,0354
Наївний прогноз	0,0319	0,0359
Grid partitioning з 2 термами.	0,1581	0,0837
Grid partitioning з 3 термами.	0,1478	0,1429
Subtractive Clustering	0,1511	0,1281
FCM Clustering	0,1478	0,1454

З даних, наведених у табл. 6, видно, що для однокрокового прогнозування для навчальної й тестової вибірки моделі ANFIS є менш ефективними. Найбільш точний прогноз забезпечують модель ARIMA(2,1,2) і наївний прогноз, при цьому RMSE складає, відповідно, для навчальної вибірки 0,0317 та 0,0319, а для тестової — 0,0354 та 0,0359.

Висновки

На основі проведених розрахункових досліджень методів короткострокового ПЕН з використанням двох моделей статистичних методів і чотирьох моделей на основі ANFIS встановлено, що найбільш ефективною моделлю прогнозування є ARIMA (2,1,2). При цьому вказана модель забезпечує RMSE, відповідно, для навчальної вибірки 0,0317, тестової 0,0359. Точність прогнозування ANFIS можна збільшити шляхом використання додаткових вхідних параметрів моделі, наприклад, економічних показників підприємства, а саме: обсяг випуску продукції; пуск/зупинка технологічних ланцюжків; проведення планових і позапланових ремонтів; аварійні ситуації; збої в роботі технологічних ланцюгів.

Моделі ANFIS, «наївного» прогнозу та ARIMA доцільно використовувати для короткострокового ПЕН на крок вперед у системах керування електроспоживанням та електропостачанням промислових підприємств.

Для забезпечення ефективного функціонування систем керування електроспоживанням та електропостачанням промислових підприємств необхідно розробити методи короткотермінового багатокрокового ПЕН на основі моделей ARIMA, «наївного» прогнозу та методів ANFIS.

Література

Adebunmi, K. O., Adepoju, T. M., Adepoju, G. A., Bisiriyu, A. O. (2021). Hybrid Based Artificial Intelligence Short -Term Load Forecasting, *Journal of Engineering Research and Reports*, 20(6), 75—87. doi: 10.9734/jerr/2021/v20i617330.

Aras, S., Kocakoc, I. D., Polat, C. (2017). Comparative study on retail sales forecasting between single and combination methods. *Journal of Business Economics and Management*, 18(5), 803—832. <https://doi.org/10.3846/16111699.2017.1367324>.

Gunjan, D., Shah, S. J., Patel, Y., Christie, M., Mewada, U. (2017). Short Term Load Forecasting using Neuro Fuzzy. *International Journal for Scientific Research and Development*, 9, 1—5.

Hartati, R. S., Linawati, Meindra, W. S. (2015) Hourly Load Forecasting of Electricity in Bali, Indonesia using Adaptive Neuro Fuzzy Inference System. *International Journal of Engineering and Technology (IJET)*, 7(3), 1076—1084.

Nataraja, C., Gorawar, M. B., Shilpa, G. N., Shri Harsha, J. (2012). Short term load forecasting using time series analysis: A case study for Karnataka, India. *International Journal of Engineering Science and Innovative Technology*, 1(2), 45—53.

Razak, F. A., Shitan, M., Hashim dan, A. H., Abidin, I. Z. (2009). Load Forecasting Using Time Series Models. *Jurnal Kejuruteraan*, 21, 53-62. <https://doi.org/10.3846/16111699.2017.1367324>.

Shrivastava, S., Chaturvedi, D. K. T. (2018) A Review of Artificial Intelligence Techniques for Short Term Electric Load Forecasting. *International Journal of Advanced Research in Electrical, Electronics and Instrumentation Engineering*, 7(5), 2241—2247. doi:10.15662/IJAREEIE.2018.0705015.

Singh, M., Maini, R. (2020). Various Electricity Load Forecasting Techniques with Pros and Cons, *International Journal of Scientific and Technology Research*, 8(6), 220—229. doi:10.35940/ijrte.F6997.038620

Yaqin, E. N., Abdulla, A. G., Chandra, D., Pratiwi, T. A., Adhigunarto, S., Shidiq, A. M., Ramadhan, A. J., Putra, R. P., Alfaridzi, A. F., Muttaqin, M. F. A., Nandiyanto, A. B. D. (2017). Short Term Load Forecasting for Weekends in Indonesia: Comparison of Three Methods. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 288, 220—229. doi:10.1088/1757-899X/288/1/012119.