

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет імені В. Н. Каразіна
Навчально-науковий інститут «Українська інженерно-педагогічна академія»
Кафедра електротехніки та електроенергетики

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

магістра

на тему

ДОСЛІДЖЕННЯ РЕЖИМІВ РОБОТИ БЕЗІНВЕРТОРНИХ ФОТОЕЛЕКТРИЧНИХ ЕЛЕКТРОСТАНЦІЙ

(тема кваліфікаційної роботи)

Виконав: студент 2 маг. курсу,
групи ДЕА-Е23мг-1

Спеціальності : 141 Електроенергетика
електротехніка та електромеханіка

(код і найменування спеціальності)

_____/ Іван КАДУН
(підпис) (ім'я та прізвище)

Керівник _____/ Анатолій ТАРАСЕНКО
(підпис) (ім'я та прізвище)

Рецензент _____/ _____
(підпис) (ім'я та прізвище)

«До захисту допущено»

Завідувач кафедри _____/ Артем ЧЕРНЮК
(підпис) (ім'я та прізвище)

Нормоконтроль _____/ Юлія ОЛІЙНИК
(підпис) (ім'я та прізвище)

Секретар ЕК _____/ Ігор КИРИСОВ
(підпис) (ім'я та прізвище)

Харків – 2024 рік

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ХАРКІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ В. Н. КАРАЗІНА**

Навчально-науковий інститут Українська інженерно-педагогічна академія
Кафедра електротехніки та електроенергетики
Спеціальність 141 Електроенергетика, електротехніка та електромеханіка
Освітньо-професійна програма Електричні станції, мережі та системи

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

(підпис)

К.Т.Н., доцент Артем ЧЕРНЮК

(науковий ступінь, вчене звання, ім'я, прізвище)

« ____ » _____ 2024 р.

ЗАВДАННЯ

**на кваліфікаційну роботу дипломну роботу
другого (магістерського) рівня вищої освіти**

здобувачу вищої освіти Іван КАДУН

1. Тема «Дослідження режимів роботи безінверторних фотоелектричних електростанцій»

затверджена наказом по академії № 4801-5/3345 від «12» жовтня 2024 р.

2. Термін здачі закінченої роботи «10» грудня 2024 р.

3. Вихідні дані до роботи/проєкту: Теоретичні та практичні розробки вітчизняних та зарубіжних авторів за темою роботи, що відображені у періодичних виданнях, наукових роботах, монографіях

4. Зміст роботи/проєкту (перелік питань, які належить розробити):

ВСТУП; РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ ЗАСОБІВ ПРОГНОЗУВАННЯ ПОПИТУ НА ЕЛЕКТРИЧНУ ЕНЕРГІЮ РОЗДІЛ 2. АНАЛІЗ РЕЖИМІВ РОБОТИ СПОЖИВАЧІВ ПОСТІЙНОГО СТРУМУ, РОЗДІЛ 3 ДОСЛІДЖЕННЯ РЕЖИМІВ ЖИВЛЕННЯ СПОЖИВАЧІВ ВІД БЕЗІНВЕРТОРНИХ ФОТОЕЛЕКТРИЧНИХ СТАНЦІЙ.

5. Перелік графічного матеріалу (презентаційний матеріал):

Слайди презентації

6. Консультант:

Розділ	Консультант	Підпис, дата		Оцінка (бали)
		Завдання видав	Завдання прийняв	

7. Дата видачі завдання «12» жовтня 2024р.

Керівник

(підпис)

Анатолій ТАРАСЕНКО

(ім'я, прізвище)

Завдання прийняв до виконання _____ Іван КАДУН

(підпис)

(ім'я, прізвище)

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН-ГРАФІК виконання кваліфікаційної дипломної роботи

№ з/п	Назва етапів роботи та питань, які мають бути розроблені відповідно до завдання	Термін виконання	Позначки керівника про виконання завдань
1	Визначення актуальності теми дослідження	02.10.24 — 05.10.24	
2	Проведення аналізу наукової літератури	06.10.24 — 15.10.24	
3	Виконання першого розділу дипломної роботи	16.10.24 — 29.10.24	
4	Виконання другого розділу дипломної роботи	30.10.24 — 26.11.24	
5	Оформлення пояснювальної записки	27.11.24 — 07.12.24	

Студент (ка)

(підпис)

Іван КАДУН

(ім'я, прізвище)

Нормоконтроль

(підпис)

Юлія ОЛІЙНИК

(ім'я, прізвище)

РЕФЕРАТ

Сторінок тексту – 64, рисунків – 7; таблиць – 2; літературних джерел – 78.

В роботі проведено ґрунтовний критичний аналіз засобів прогнозування попиту на електричну енергію.

Розроблено загальні принципи побудови безінверторних фотоелектричних електростанцій та систем енергоспоживання на їх основі.

Розроблено технологічні схеми безінверторних фотоелектричних електростанцій.

Визначено характерні режими роботи безінверторної фотоелектричної електростанцій та режими управління споживачами постійного струму.

Визначено параметри режимів роботи безінверторних фотоелектричних електростанцій.

**ПОСТІЙНИЙ СТРУМ, ІНВЕРТОР, СИСТЕМА УПРАВЛІННЯ,
ФОТОЕЛЕКТРИЧНА ЕЛЕКТРОСТАНЦІЯ, ВІДНОВЛЮВАНІ ДЖЕРЕЛА
ЕНЕРГІЇ.**

ABSTRACT

Pages of text – 64; pictures – 7; tables – 2; literary sources – 78.

The work has conducted a thorough critical analysis of the means of forecasting the demand for electric energy.

The general principles of constructing inverterless photovoltaic power plants and energy consumption systems based on them have been developed.

Technological schemes of inverterless photovoltaic power plants have been developed.

The characteristic operating modes of inverterless photovoltaic power plants and control modes of direct current consumers have been determined.

The parameters of the operating modes of inverterless photovoltaic power plants have been determined.

**DIRECT CURRENT, INVERTER, CONTROL SYSTEM, PHOTOELECTRIC
POWER PLANT, RENEWABLE ENERGY SOURCES**

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

ВСТУП

РОЗДІЛ 1. РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ ЗАСОБІВ ПРОГНОЗУВАННЯ ПОПИТУ НА ЕЛЕКТРИЧНУ ЕНЕРГІЮ

1.1. Загальний стан питання прогнозування попиту на електричну енергію

1.2. Методологія дослідження та аналізу джерел

1.3 Методи штучного інтелекту, які використовуються для прогнозування попиту на електроенергію

1.4 Нечіткі логічні моделі

1.5 Прогнозування побутового навантаження

1.6 Інженерне та традиційне прогнозування попиту на електроенергію

1.7 Кількісний аналіз знахідок

Висновки за першим розділом

РОЗДІЛ 2. АНАЛІЗ РЕЖИМІВ РОБОТИ СПОЖИВАЧІВ ПОСТІЙНОГО СТРУМУ

2.1 Експериментальне визначення енергоефективності роботи споживачів постійного струму

2.2 Експериментальний проект впровадження мереж постійного струму для побутових споживачів

Висновки за другим розділом

РОЗДІЛ 3 ДОСЛІДЖЕННЯ РЕЖИМІВ ЖИВЛЕННЯ СПОЖИВАЧІВ

ВІД БЕЗІНВЕРТОРНИХ ФОТОЕЛЕКТРИЧНИХ СТАНЦІЙ

3.1 Загальні засади роботи безінверторних фотоелектричних електростанцій

3.2 Режим роботи споживачів від безінверторних фотоелектричних електростанцій

Висновки за третім розділом

ВИСНОВКИ

ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

БФЕС – безінверторна фотоелектрична електростанція

ВЕС – вітрова електростанція

ГНЕ – гравітаційні накопичувачі енергії

РГ – розподілена генерація

ГЕН – графік електричних навантажень

ККД – коефіцієнт корисної дії

СК – суперконденсатори

РП – реактивна потужність

СЕС – сонячна електростанція

ГЕС – гідроелектростанція

ГАЕС – гідроакумуюча електростанція

ВСТУП

Актуальність дослідження: полягає у тому, сучасні технологічні схеми фотоелектричних електростанцій містять такий елемент як інвертор. Це обумовлено тим, що переважна кількість споживачів електричної енергії розраховані на змінний струм промислової частоти, а фотоелектричні модулі генерують постійний струм. Вартість інверторів у мережевих електростанціях становить майже 50% загальної вартості фотоелектричної електростанції. Тому актуальним є питання розглянути можливі технологічні схеми та режими роботи фотоелектричних джерел живлення які є цільовими та не передбачають перетворення постійного струму на змінний.

Метою роботи є розробка узагальненого підходу до створення робочої моделі системи електропостачання споживачів з генерацією електричної енергії на основі безінверторних фотоелектричних електростанцій

Об'єкт дослідження: процес генерації електричної енергії фотоелектричними електростанціями

Предмет дослідження: технологічні схеми та режими роботи безінверторних фотоелектричних електростанцій

Завдання дослідження:

Проведення ґрунтовного критичного аналізу технологічних схем фотоелектричних електростанцій

Розробка загальних принципів побудови безінверторних фотоелектричних електростанцій

Розробка технологічної схеми безінверторної фотоелектричної електростанцій

Визначення характерних режимів роботи безінверторної фотоелектричної електростанцій

Визначення параметрів режимів роботи безінверторної фотоелектричної електростанцій

РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ ЗАСОБІВ ПРОГНОЗУВАННЯ ПОПИТУ НА ЕЛЕКТРИЧНУ ЕНЕРГІЮ

1.1 Загальний стан питання прогнозування попиту на електричну енергію

Електроенергія є основою в підтримці високотехнологічної індустріалізації в кожній економіці [1–3]. Майже кожна діяльність, яка виконується в цю сучасну епоху, залежить від електроенергії. Як і в минулі роки, попит на електроенергію зростає у всьому світі [4] проте процес генерування, передачі та розподілу електричної енергії залишається складним і дорогим. Отже, ефективне управління електромережею відіграє важливу роль у зниженні вартості виробництва енергії та збільшення генерації потужностей для задоволення зростаючого попиту на електроенергію [5].

Відповідно, ефективне управління електромережею передбачає належне планування попиту на навантаження, відповідний графік технічного обслуговування для ліній генерації, передачі та розподілу, а також ефективний розподіл навантаження по лініях живлення. Тому точний прогноз навантаження значною мірою допоможе підвищити ефективність процесу планування в галузях виробництва електроенергії [5, 6]. Як засіб підвищення точності попиту на електроенергію (ЕЕП) прогнозування було застосовано кілька обчислювальних і статистичних методів вдосконалення моделей прогнозування [7].

Методи прогнозування ЕЕП можна згрупувати за трьома хврвктреними групами, а саме кореляцією, екстраполяцією та їх комбінацією. Методи екстраполяції (аналіз трендів) залучають підгонку кривих тенденцій до первинних історичних даних попиту на електроенергію в а спосіб віддзеркалити саму тенденцію зростання [7, 8]. Тут майбутня вартість попиту на електроенергію отримується шляхом оцінки функції кривої тренду в

бажаній майбутній точці. Незважаючи на його простоту, його результати в деяких випадках дуже реалістичні [8].

З іншого боку, методи кореляції (моделі кінцевого використання та економічні моделі) включають пов'язуючи навантаження системи з кількома економічними та демографічними факторами [7, 8] ці методи гарантують, що аналітики вловлюють зв'язок, що існує між навантаженням шаблонами збільшення та іншими вимірними факторами. Однак недолік полягає в прогнозування економічних і демографічних факторів, що є більш складним, ніж сам прогноз навантаження [7, 8]. Зазвичай економічні та демографічні фактори, такі як кількість населення, дозволи на будівництво, опалення, працевлаштування, вентиляція, інформація про систему кондиціонування повітря, дані про погоду, структуру будівлі та бізнес використовуються в методах кореляції [7–9]. Тим не менш, деякі дослідники поділяють моделі прогнозування ЕЕП на дві характерні групи, а саме:

- методи, керувані даними (штучний інтелект (такі самі, як методи екстраполяції));
- інженерні методи (те ж, що кореляційні методики) [9].

Все одно жодного методу який вважається науково кращим у всіх ситуаціях не існує.

Крім того, належне планування та корисні застосування прогнозування електричного навантаження вимагає певних «інтервалів прогнозування», які також називаються «часом виконання». Виходячи з часу виконання, прогнозування навантаження можна згрупувати в чотири характерні групи, а саме: миттєве прогнозування навантаження (МПН), короткострокове прогнозування навантаження (КСПН), середньострокове прогнозування навантаження (ССПН) та довгострокове прогнозування навантаження (ДПН) [6, 7, 10]. МПН застосовний у режимі реального часу контроль, а його період прогнозування випереджає від хвилин до 1 години. КСПН призначений для створення прогнозування від 1 години до 7 днів або на місяць вперед [11].

Зазвичай використовується для повсякденного використання операції комунальної галузі, такі як планування виробництва та передачі електрична енергія. ССПН використовується для прогнозування закупівлі палива, обслуговування, оцінки корисності. Термін його прогнозування коливається від 1 тижня до 1 року. Тоді як ДПН є для прогнозування понад рік до 20 років вперед, він підходить для прогнозування будівництва нових об'єктів генерації, стратегічного планування та змін в електроенергетичній системі постачання та доставки [10].

Незважаючи на вищезазначені методи та підходи, прогнозування ЕЕП вважається складним і не може бути легко вирішено за допомогою простих математичних формул [2]. Крім того, Хонг і Фан [12] відзначили, що прогнозування електричного навантаження було основною проблемою для електроенергетики з моменту її заснування. Незважаючи на труднощі прогнозування електричного навантаження, оптимальні і професійна економічна організація електроенергетичних систем постійно займала життєво важливе місце і позиції в електроенергетиці [13]. Ця вправа дозволяє комунальним підприємствам вивчити динамічне зростання моделей попиту на навантаження, щоб полегшити планування безперервності для кращого та точного розширення системи живлення. Отже, неточний прогноз призводить до дефіциту електроенергії, що може призвести до «думсору» та непотрібного розвитку в енергосистемі, що призводить до небажаних витрат [7, 14]. Крім того, надійне прогнозування ЕЕП є важливим у країнах, що розвиваються, з низьким рівнем електрифікації, щоб полегшити спосіб підтримки активного розвитку енергосистем [15].

Виходячи з делікатного характеру прогнозування попиту на електроенергію в енергетичних галузях, дослідникам і фахівцям необхідно визначити проблеми та можливості в цій сфері. Крім того, як стверджували Мохер та ін. [16], систематичні огляди є встановленим посиланням для отримання доказів у будь-якій галузі досліджень для подальшого навчання.

Наш частковий пошук літератури дав такі статті [10, 12, 17–21] автори яких зосереджуються на комплексному систематичному огляді методів, моделей і низці методологій, що використовуються для прогнозування електричного навантаження. Хаммад та ін. [10] порівняно сорок п'ять наукових робіт про прогнозування електричного навантаження на основі входів, виходів, часові рамки, масштаб проекту та вартість. Вони показали, що незважаючи на простоту регресійних моделей, вони здебільшого корисні для довгострокового прогнозування навантаження з моделями на основі ШІ, такими як ШНМ, нечітка логіка та SVM, які підходять для короткострокове прогнозування.

Подібним чином Хонг і Фан [12] провели навчальний огляд імовірнісного прогнозування EED. Доповідь зосереджена на методології прогнозування EED, спеціальних методах, загальних непорозуміння та методи оцінювання. Wang та ін. [19] представили комплексну огляд факторів, які впливають на прогнозування EED, таких як модель прогнозу, метрика оцінки, і вхідні параметри. У документі повідомляється, що загальновживані показники оцінки були середня абсолютна помилка, MAPE та RMSE. Так само Kuster et al. [22] представив а систематичний огляд 113 досліджень з прогнозування електроенергії. У документі розглядалися часові рамки, входи, виходи, розмір вибірки даних, масштаб, тип помилки як критерії для порівняння моделей, спрямованих на визначення моделі, яка найкраще підходить для випадку чи сценарію. Крім того, Zhou et al. [17] представили огляд класифікації електричного навантаження в середовищі smartgrid. Ця стаття була зосереджена на широко використовуваних методах кластеризації та відомі методи оцінки для прогнозування EED. Представлено інше дослідження в [21] огляд короткострокового прогнозування EED на основі штучного інтелекту. Меле [20] представив огляд основних методів машинного навчання, які використовуються для фуркації короточасний EED. Gonzalez-Briones та ін. [18] досліджували критичне машинне навчання моделі для прогнозування EED з використанням набору даних магазину

взуття за 1 рік. Панда та ін.[23] представили вичерпний огляд досліджень LTLF, що вивчають різні техніки та підходи, прийняті в LTLF.

Обговорені вище літературні праці показують, що два дослідження [20, 21] стосуються комплексного огляду КПН, [23] розглядає моделі прогнозування на основі ДПН.

Дослідження в [24] було повністю присвячене КПН. Лише частина (10%) вищевказаних систематичних оглядових досліджень включала КПН, СПН і ДПН документи у свій огляд; однак, як стверджується в [10], час виконання (інтервал прогнозування) є фактором, який позитивно впливає на продуктивність обраної моделі для досліджень прогнозування ЕЕП. Знову високий відсоток цих досліджень [10, 12, 17–22, 24] зосереджено на методах, вхідних параметрах і часових проміжках. Тим не менш, Wang et al. [19] виявлено що основними факторами, які впливають на моделі прогнозування ЕЕП, є властивості (характеристичні) параметри будівлі та погодні параметри. Крім того, ці параметрами є територіальна залежність і культурний зв'язок. Таким чином, погода така ми не однакові в усьому світі, і ми не використовуємо однакову архітектуру будівель та матеріали в усьому світі.

Незважаючи на це, більший відсоток попередніх систематичних оглядових досліджень не враховував походження досліджень і набір даних у документі про прогнозування ЕЕД. Крім того, є лише декілька досліджень [12, 17, 19], які вивчають оціночні метрики, що використовуються в прогнозуванні ЕЕП моделей. Однак, як зазначено в [17], не існує єдиного індексу валідності, який би міг правильно працювати з будь-яким набором даних і завжди пропонувати кращу продуктивність.

Незважаючи на всі ці оглядові дослідження [10, 12, 17–22, 24] щодо прогнозування електричного навантаження, комплексний систематичний огляд прогнозування електричного навантаження враховує враховувати всі можливі фактори, такі як прогнозоване навантаження (комерційне, житлове і

комбінована), модель прогнозу (традиційна та ШІ), показники оцінки моделі і тип прогнозування (КПН, СПН і ДПН), який впливає на моделі прогнозування ЕЕП все ще відкриті ворота для досліджень. Отже, щоб заповнити прогалину, це дослідження представляє обширний систематичний огляд найсучаснішої літератури, яка базується на електричній енергетиці прогнозування попиту. Поточний огляд класифікується за прогнозом навантаження (комерційне, житлове та комбіноване), модель прогнозу (традиційна, ШІ та гібриди), показники оцінки моделі та тип прогнозування (КПН, СПН та ДПН). Переважні елементи звітності для систематичного огляду та мета-аналізу PRISMA блок-схема була прийнята для цього дослідження на основі його здатності просуватися цінність і якість систематичного огляду в порівнянні з іншими рекомендаціями [16, 25, 26].

1.2 Методологія дослідження та аналізу джерел

Поточний аналіз представляє систематичний огляд відповідної літератури з електрики та енергетичного прогнозування.

Загалом вісімдесят одна найсучасніша дослідницька робота, опублікована в журналах, на конференціях і в журналах, а також дисертаціях, що стосується сфери поточного дослідження були завантажені з Інтернету, таким чином використовуючи ключові слова та терміни, які включали ШІ,

Прогнозування електроенергії, енергетичне прогнозування, машинне навчання, електричні навантаження і комбінації вказаних термінів.

Потім було ретельно вивчено та розділено на два методи прогнозування електричного навантаження, керовані даними (штучного інтелекту) та інженерні методи.

За даними Moher et al. [16], якість кожного систематичного огляду базується на протоколі побудови, який визначає обґрунтування, гіпотезу та

заплановані методи розслідування. Однак лише кілька систематичних звітів про дослідження їхньої основи.

Детальна, добре описана структура для систематичних оглядів полегшує розуміння та оцінка використаних методів. Таким чином, модель PRISMA [26] була прийнята в рамках цього дослідження (рис. 1.1). Як показано на рис. 1.1, PRISMA представляє потік інформації від одного етапу до іншого в систематичному огляді літератури та надає загальну кількість ідентифікованих, виключених і включених досліджень, а також причини включення та виключення.

Діаграма потоку PRISMA включає п'ять фаз,

Фаза 1 складається з окреслення обсягу огляду, розробки питань і включення або виключення.

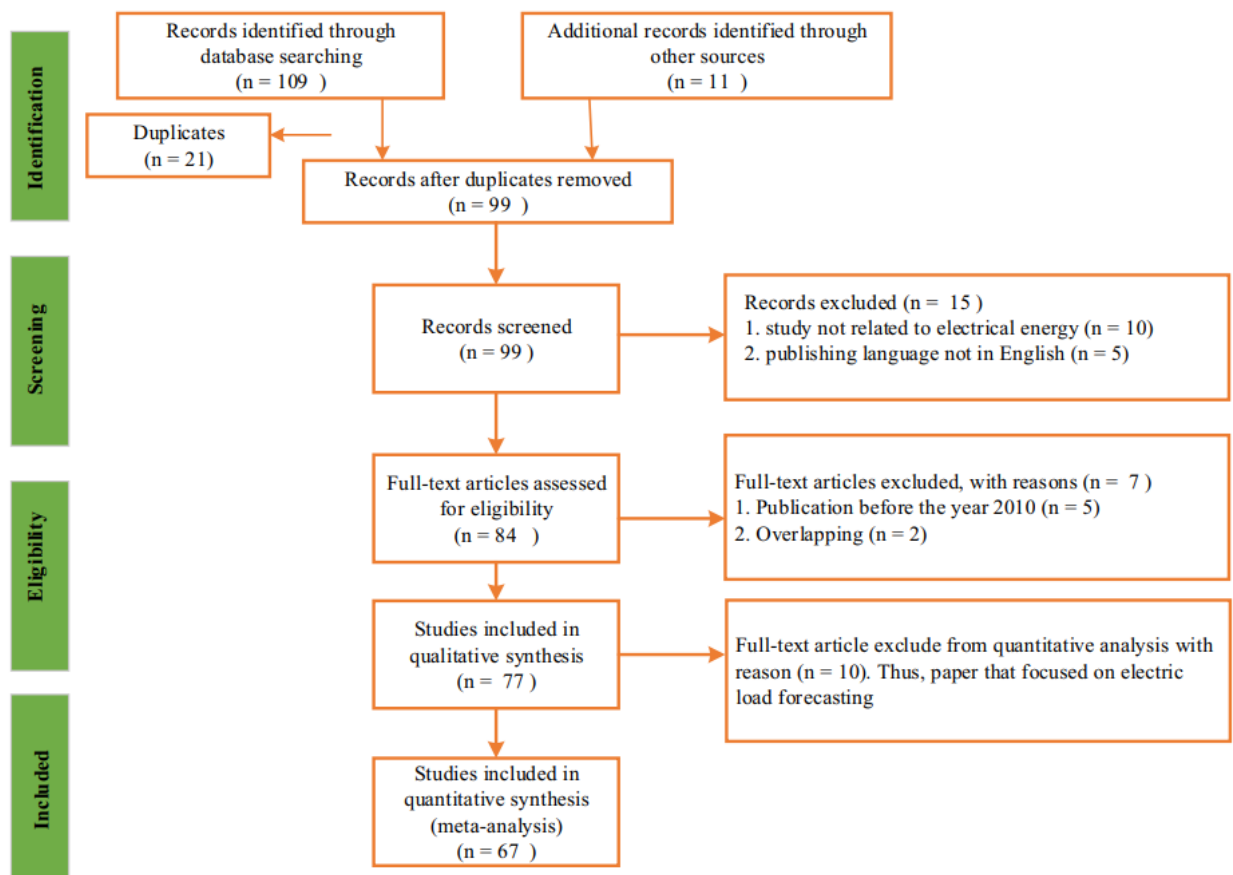


Рисунок 1.1. Структурно-логічна схема системи PRISMA

Фаза 2 шукає літературу за ключовими словами, щоб визначити потенційні дослідження.

Фаза 3 включає визначення додавання статті шляхом перевірки її тез, якщо вона відповідає критеріям включення. Тоді як етап 4 включає характеристику паперу для картографування за ключовими словами. Огляд мав на меті задокументувати огляд досліджень у галузі прогнозування електричного навантаження, щоб звільнити місце для майбутніх досліджень. У результаті п'ятий (5) крок пропонує поглиблений кількісний синтез (метааналіз) досліджень, включених до огляду.

Наш пошук літератури виявив сто одну статтю з онлайн-журналів і одинадцять із підджерел, створивши всього сто двадцять записів (див. рис. 1). Зі 120 записів 21 був дублікатом, тому їх вилучили, залишивши дев'яносто девять записів у короткому списку для етапу перевірки. На етапі скринінгу п'ятнадцять записів було видалено. Таким чином, дослідження, які не стосувалися електричної енергії, і ті що основною мовою публікації була не англійська. Залишаючи вісімдесят чотири записи, із 84 записів ми видаляємо ще п'ять записів, які були опубліковані до 2010 року, два записи пропущено через збіги, це зменшує кількість документів для аналізу до сімдесяти семи. Для якісного аналізу було використано 77 робіт для аналізу. Було також десять (10) записів, які представляли огляд прогнозування електричного навантаження видаляли, а решта (67) використовували для кількісного аналізу, як показано в рис. 11.

Результати та обговорення

Споживання електроенергії можна класифікувати як житлове (побутове), комерційне (нежитловий), або промислове. Житлові або домашні стосуються будинку або житла, де люди живуть у всьому світі щодня. У той же час комерційні споживачі — це підприємства та галузі, які потребують більш значного постачання, ніж побутові споживачі для свого бізнесу [27]. Вибрана література з прогнозування електричного навантаження була

поділена на дві основні категорії: методи ШІ та інженерні методи. Проте кожна категорія далі було згруповано на житлові та комерційні або комбіновані (житлові та комерційні), і представлено результати. Загалом сімдесят сім робіт підлягали якісному аналізу, тоді як шістдесят сім (67) були включені до кількісного аналізу, як уже обговорювалося вище в цьому дослідженні.

1.3 Методи штучного інтелекту, які використовуються для прогнозування попиту на електроенергію

Комбіноване (комерційне та житлове)

Більшість робіт з прогнозування ЕЕП прагнули спрогнозувати загальне навантаження (побутового та комерційного) попиту на постачальник. У цьому розділі представлені вибрані дослідження які потрапили в цю категорію прогнозування електричного навантаження.

Гібридні моделі

У спосіб використовувати силу в різних техніках машинного навчання, деякі дослідники намагалися поєднати дві або більше методик машинного навчання, щоб покращити прогнозування точність своїх моделей.

Короткострокова (на наступний день) модель прогнозування ЕЕП на основі історичних метеорологічних даних параметр для прогнозування майбутнього навантаження на мережу електричної мережі Греції за допомогою підтримки векторної машини (SVM), ансамбль XGBoost, k-найближчі сусіди (KNN), нейронні мережі (NN) і дерева рішень (DT) були запропоновані [28].

Середня абсолютна відсоткова помилка була використана як показник ефективності для порівняння між вибраними моделями автором. Дослідження досягло зменшення похибки прогнозування або +4,74%

порівняно з Оператором ринку електроенергії в Греції передбачення. В інших дослідженнях [29] довгострокове (10 років) прогнозування ЕЕП за допомогою ШІ і авторегресійне інтегроване ковзне середнє було запропоновано для прогнозування ЕЕП Кувейту. Температура і вологість погоди, середня зарплата, валовий внутрішній прибуток, ціна нафти, чисельність населення, місце проживання, пасажери, курс валюти та економічні фактори, як-то загальний імпорт та експорт у доларах США використовувалися як незалежні змінні. Дослідження показало, що NN перевершує ARIMA, а погодні параметри виявилися більш суттєвими, ніж середня заробітна плата, ВВП і ціна нафти.

Оптимізація рою частинок і диференціальна еволюція для прогнозування Андхра-Прадеш Грід з використанням параметрів погоди [6]. прийшли до висновку, що краща точність прогнозу була досягнута за допомогою PSO та DE, ніж традиційна модель прогнозування часових рядів. В іншому дослідженні алгоритм підгонки кривої було запропоновано для прогнозування попиту на електроенергію на годину/день/тиждень/місяць [30].

Їхнє дослідження показує, що майбутній попит на електроенергію можна ефективно прогнозувати за попереднім запитом. У процесі підвищення точності прогнозування, історичні дані електроенергії у поєднанні з даними Twitter було використано як вхідну змінну для гібридної моделі прогнозу ANN і SVM для прогнозування споживання електроенергії в Нідерландах [14]. Автори порівняли продуктивність штучної нейронної моделі (ШНМ) до SVM і зробив висновок, що ШНМ перевершує SVM.

З іншого боку, продуктивність SVM у довгостроковому прогнозуванні підвищується. Автори знову визнають, що включення даних про погоду як вхідних даних не могло збільшитися продуктивність моделі. Подібним чином, у Гані, спроба передбачити ЕЕП на 30 днів вперед було створено попит регіону Боно з використанням гібридного ML на основі історичних

погодних умов та попиту на електроенергію [7]. Автори досягли 95% точності прогнозу, однак, це підтверджує, що включення способу життя домогосподарства як вхідної змінної підвищить точність передбачення.

Гібрид ML (SVM і RF) і моделей часових рядів Узагальнена лінійна модель та модель прогнозу ARIMA була запропонована для прогнозування споживання електроенергії в Південній Африці на основі історичних цін на електроенергію, попиту на навантаження та погодних параметрів [31]. Результати дослідження показали ефективність комбінації ARIMA-GLM краще для довгострокового прогнозування. Так само поєднання квантового пошуку з SVM (квантові обчислення та хаотична механіка) для прогнозування щорічного ЕЕП на Тайвані було представлено [32]. Емпіричний аналіз показав, що запропонована модель показує значно покращена ефективність прогнозування, ніж інші види прогнозування на основі SVM моделі. Існував гібрид моделі декомпозиції режиму (EMD), PSO та SVM прогнозування короткострокового попиту на ЕЕП австралійського ринку електроенергії [33]. Суландарі та ін. [34] запропонував гібрид ШНМ та нечіткого алгоритму та рекурентної формули передбачити попит на електроенергію. Результати дослідження показали, що гібридна модель показала хороші результати з низькими значеннями похибки. Аналогічно, в [35], гібрид кластеризації (K-середнє) і модель прогнозування ARIMA були представлені для прогнозування попиту на електроенергію в університетських будівлях. Стаття показала, що гібридну модель перевершила лише модель ARIMA як модель прогнозу.

Моделі ШНМ

Модель прогнозу на основі штучної нейронної мережі (ШНМ) для короткострокового прогнозування було запропоновано для прогнозування попиту на електроенергію штату Чхаттісгарх [36], використовуючи історичні погодні дані як вхідні змінні. Результати роблять висновок, що ШНМ може ефективно прогнозувати попит на електроенергію. Так само модель ШНМ

була застосована для прогнозування короткострокового попиту на електроенергію Іракської національної мережі [37]. Автори досягли високої точності і прийнятної похибки. У аналогічному дослідженні модель прогнозу алгоритму DT було запропоновано для прогнозування майбутнього ЕЕП та передачі електроенергії компанією Yola/Jimeta за допомогою параметрів погоди. Знову ж таки, коротко- та середньострокове прогнозування ЕЕП з використанням алгоритму глибокого машинного навчання довготривалої короткочасної пам'яті нейронна мережа, удосконалена генетичним алгоритмом для вибору ознак було запропоновано [9] для прогнозування споживання електроенергії у Франції. Середня абсолютна помилка і середньоквадратична помилка метрики ефективності, а параметр погоди використовувався як незалежна змінна. Їх результати підтверджують, що параметр погоди дуже корисний для прогнозування майбутнього попиту на електроенергію.

Покращена згорточна нейронна мережа і вдосконалена основа SVM представлена прогнозна модель для прогнозування ціни електроенергії та прогнозування навантаження використовуючи [38]. Незважаючи на вдосконалення, зроблені авторами, вони рекомендували додаткові вдосконалення класифікаторів для покращення прогнозування. У аналогічному дослідженні модель ШНМ було запропоновано прогнозувати споживчий попит на Північному Кіпрі [39]. Їх результати підтвердили здатність ШНМ до ефективного автоматичного моделювання електроенергії; однак, дослідження прийшло до висновку, що цього можна досягти, якщо навчальні та тестові набори даних є значущими. Модель прогнозу з використанням мережі глибоких переконань із використанням історичного ЕЕП Македонського (2008–2014) було запропоновано прогнозувати короткостроковий (1 день) ЕЕП. Результат прогнозу показує зниження MAPE на 8,6% за запропонованою моделлю порівняно з традиційними методиками [2]. У Young et al. [40] було виконано ШНМ з моделлю на основі алгоритму

регуляризації Байєса для короткострокового прогнозування навантаження споживання електроенергії комерційними будівлями. ШНМ і гібридні методи Прогноз споживання електроенергії Туреччини були запропоновані Aydogdu et al. [41]. Запропонована модель дала середню абсолютну похибку прогнозу 2,25%.

Khwaaja та ін. [11] представили прогностичну модель ансамблю ШНМ для покращення короткострокового прогнозування навантаження на електроенергію. На відміну від існуючих досліджень, автори поєднали методи упаковки та посилення, щоб тренувати ШНМ, посилені пакетами. Результати дослідження показали, що запропонована ансамблева техніка запропонувала скорочення як дисперсія, так і зміщення порівняно з ШНМ у мішках, окремою ШНМ та посиленою ШНМ.

Крім того, Ahmad et al. [42] об'єднав Extreme Learning Machine і покращений пакет підтримки Vector Machine для прогнозування короткострокового попиту на електроенергію. Результати дослідження показали, що запропонована гібридна модель перевершила інші сучасні моделі прогнозу з точки зору продуктивності та точності. Atef і Eltawil [43] запропонували модель прогнозування LSTM з глибоким стеком для прогнозування попиту на електроенергію.

У статті повідомляється, що двонаправлені (Bi-LSTM) мережі перевершують однонаправлені (Uni-LSTM) за точністю прогнозування. Крім того, узагальнена регресійна нейронна мережа (GRNN) прогностична модель була запропонована в [44] для прогнозування короткострокового попиту на електроенергію. Результати дослідження показали, що GRNN запропонованих нейронів краща точність передбачення з точки зору MAPE і MAE, ніж GRNN 10 нейронів.

1.4 Нечіткі логічні моделі

Була представлена модель прогнозування попиту на електроенергію наступного дня в Албанії на основі нечіткої логіки (FL) [45]. Те час, історичне та прогнозне значення температури і навантаження попереднього дня (L) слугували незалежними змінними для прогнозу споживання наступного дня. Результати дослідження дали точні прогнози FL модель. Мотепе та ін. [46] запропонували адаптивну систему нейронечіткого висновку (ANFIS) модель для прогнозування попиту на електроенергію в Південній Африці. Автор дійшов висновку, що додавання температури як вхідного параметра до запропонованої моделі не покращило прогноз точність, як зазвичай очікується.

Моделі SVM

Була запропонована нова економіка (фондові індекси), що відображає модель STLFL для прогнозування попиту на електроенергію [47]. Автори спробували спрогнозувати майбутній попит електроенергії на основі зваженого індексу капіталізації фондової біржі Тайваню (TAIEX) дані. Дослідження виявило значний зв'язок між функціонуванням фондового ринку та попитом на енергію, що було корисним для фінансового аналізу, який бажав зробити зворотний інженерія.

1.5 Прогнозування побутового навантаження

Опитування 2019 року показує, що прогнозування EED, особливо короткострокове прогнозування навантаження для індивідуальні (побутові) споживачі електроенергії, відіграє все більш важливу роль у майбутнє планування та експлуатація електромережі Kong et al. [51].

Подібним чином результат Leahy and Лайонс [48] стверджує, що нагрівання води, яке використовується домогосподарством, навіть важливіше, ніж кількість електроприладів, коли пояснюється побутова електроенергія використання. Крім того, дослідження в Португалії показує, що житлове споживання електроенергії з 1990 року зростає швидше, ніж

валовий внутрішній продукт (ВВП) на душу населення [49]. Таким чином, дослідження, які зосереджені на прогнозуванні ЕЕП у житлових приміщеннях, є необхідними. Проте результати показали, що вісім із шістдесяти семи, які представляють (11,94%) розглянутих робіт, зосереджені на прогнозуванні електроенергії для житлових будинків, а розділ цих досліджень представлено погодинний прогноз споживання електроенергії в житлових приміщеннях за допомогою радіочастот і SVM був запропонований Хеденом [50], використовуючи 187 домогосподарств в Остіні. Показники помилок: середнє зміщення (МБ), коефіцієнт дисперсії (CV) і MAPE. Дослідження досягло кращої точності прогнозування порівняно з традиційними моделями часових рядів. Знову ж таки, ДПН для короткострокового прогнозування житлового навантаження на основі показань житлових лічильників [51] і поведінки мешканців навчання [52]. Результати цих робіт показали ефективність ДПН у прогнозуванні попиту на електроенергію.

Таким же чином, модель лінійної регресії, RF і SVM (на основі даних) для Контокоста і Тулл запропонували оцінку споживання енергії в будівлях у міському масштабі [53]. Результати дослідження показали, що адекватне споживання електроенергії в будівлі можна передбачити, використовуючи фактичні дані з помірно невеликої підгрупи будівель. Аналогічно, неконтрольовані алгоритми ML, такі як самоорганізуючі карти (SOM), k-середні, і k-medoid використовувалися для кластеризації житлової електроенергії на основі тенденції споживання електроенергії протягом дня [54]. Дослідження показало, що домогосподарства та те, як вони використовують електроенергію вдома можна класифікувати на основі конкретних характеристик клієнта. Маклафлін та ін. [55] досліджували моделі споживання електроенергії в житлових будинках в Ірландії на основі соціально-економічних та житлових змінних мешканців. До досліджуваної змінної входить число спалень, тип житла, вік голови домогосподарства, соціальний клас, склад домогосподарства, та підігрів води.

Результати дослідження показали позитивний зв'язок між періодами максимального попиту і кількістю побутових приладів, особливо посудомийні машини, електричні плити, сушильні машини, з електричною начинкою. Крім того, дослідження показало, що час використання електроприладів залежить від характеристик мешканців, а молодші мешканці домогосподарства, як правило, використовують більше електроенергії, ніж старші. Подібним чином, ARIMA, NN та модель прогнозу експоненційного згладжування були запропоновані для прогнозування побутового попиту на електроенергію [56]. Автори дійшли висновку, що точність прогнозування значно різниться залежно від вибору техніки/тактики прогнозування та конфігурації/вибору вхідних параметрів. Знову ж таки, модель нейронної мережі для прогнозування енергоспоживання житлових будинків була запропонована Бісвасом та ін. [57]. Результати дослідження показали, що моделі, засновані на алгоритмах OWO-Newton і Levenberg-Marquardt перевершили попередню літературу.

1.6 Інженерне та традиційне прогнозування попиту на електроенергію

У цьому розділі представлено дослідження прогнозування попиту на електроенергію на основі традиційних часових рядів та інженерних моделей.

Прогностична модель для прогнозування середньострокового (однорічного) споживання електроенергії домогосподарствами на основі способу життя домогосподарства з використанням Lasso та було запропоновано Group Lasso [58]. Їхні результати показали, що такий спосіб життя домогосподарства, як склад сім'ї, вік і тип будинку є хорошими показниками споживання електроенергії в будинку. Так само в Нігерії була зроблена спроба оцінити попит на електроенергію побутових користувачів для підтримки енергетичних переходів за допомогою інженерного підходу, наприклад як розрахунок загальної потужності, спожитої

домогосподарством, на основі номінальної потужності пристрої та тривалість їх використання [59]. Дослідження робить висновок, що запропонована система може сприяти виробленню політики в Нігерії для покращення фінансової стабільності структура енергопостачання. Розширена модель авторегресійного розподіленого відставання (ARDL) була запропонована для оцінки функції попиту на душу населення споживання електроенергії в житловому секторі, яка залежить від ВВП на душу населення в Алжирі [60]. Дослідження показало, що фінансове зростання серед громадян Алжиру призведе до зменшення споживання електроенергії, оскільки заможніші люди (з вищими доходами) ширше використовують більш ефективні прилади.

У Богомолова та ін. автори [61] використовували загальнодоступні дані динаміки, отримані з стільникової мережі та набору даних про споживання енергії, щоб передбачити попит на енергію наступного дня.

Це дослідження може послужити моделлю вдосконалення лічильника енергії для сприяння енергозбереженню. Так само були використані історичні дані про час увімкнення побутової техніки передбачити попит на електроенергію наступного дня, використовуючи байєсівський висновок [62]. Дослідження прийшло до висновку, що дані про споживання електроенергії за минулі періоди недостатні для погодинного прогнозу високого рівня.

Також для прогнозування національного споживання електроенергії Пакистаном з 1980 по 2011 рр. [3]. дослідження показало, що попит на побутове споживання енергії буде вищим порівняно з усіма іншими секторами. Jain та ін. [63] запропонували прогнозист ARIMA для прогнозування споживання електроенергії.

Запропонована модель досягла похибки лише у 6,63%. Автори підсумували що модель ARIMA має потенціал для обчислень у прогнозуванні EED з іншими методики прогнозування. Інтеграція трьох моделей прогнозування, довгострокова енергія альтернативне планування

(LEAP), ARIMA та Holt-Winter, було запропоновано для прогнозування довгострокового попиту на енергію в Пакистані [64]. Це дослідження буде дійсним для енергетики витратні матеріали для точної оцінки попиту користувачів у майбутньому.

Було запропоновано Extreme Learning Machine і Multiple Regression для прогнозування попиту на електроенергію в Китаї [65]. Модель квантильної регресії (QR) для довгострокового прогнозування попиту на електроенергію в Південній Африці протягом 2012 та 2015 років була представлена Mokilane та ін. [66]. Ця модель була корисною для галузей розподілу електроенергії в країні.

Була зроблена спроба спрогнозувати споживання електроенергії Ганою до 2030 року використання моделі на основі ARIMA. Результати дослідження показали, що електроспоживання Гани зростає з 8,5210 млрд кВт-год у 2012 році до 9,5597 млрд кВт-год у 2030 [67]. Однак у 2017 році звіт енергетичної комісії показав, що споживання електроенергії становило 14 247 ГВт-год [68]. Була прийнята узагальнена адитивна модель для прогнозування середньострокового попиту на електроенергію в південноафриканському енергопостачанні системи [69]. Результати дослідження виявили корисне застосування запропонованої моделі в галузях виробництва та розподілу електроенергії в країні. Дослідження між причинно-наслідковим зв'язком і (забрудненням навколишнього середовища, енергією використання, ВВП на душу населення та урбанізація) у спробі спрогнозувати споживання енергії Нігерією до 2030 р. було проведено за моделями ARIMA та ETS [70]. Результат дослідження показали кращу точність прогнозування за обома моделями та спостерігался високий ріст попиту на енергію.

Підходи множинного регресійного аналізу для прогнозування річної електроенергії попит у комерційних секторах і рівень доступу до електроенергії в сільських і міських домогосподарствах у деяких вибраних країнах Західної Африки, включаючи Гану, Адеойе та Спатару [71].

Дослідження показало, що спостерігаються дуже великі коливання погодинного попиту на електроенергію в сухі сезони. Їхні результати підтверджені Nti et al. [7] повідомляють, що структура попиту на електроенергію в Гані сильно залежить від місяць року. У певному сенсі можна сказати, що в цих двох дослідженнях є часткова згода. Модель регресії часових рядів для прогнозування пікового навантаження в Південній Африці було представлено [72]. Експериментальні опади показали, що коли температура становить включено як вхідний параметр, було покращено точність моделі прогнозу реалізований.

Запропоновано прогнозну модель на основі ARIMA для прогнозування як галузевого, так і загального споживання електроенергії Туреччини на наступні 15 років [73].

Дослідження вказує на те, що попит на електроенергію в секторах сільського господарства, транспорту, громадського обслуговування, житлових і комерційних буде продовжувати зростати.

Подібним чином частково лінійні адитивні моделі квантильної регресії для прогнозування короткострокового попиту на електроенергію в періоди пікового попиту (тобто з 6:00 до 20:00) були проведені в Південній Африці [74]. Автори з'ясували, що використання запропонована система в енергетичних галузях для планування, планування та диспетчеризації діяльності з електроенергії призведе до мінімальних витрат головним чином під час години пікового навантаження. Каро та ін. [75] передбачив попит на електроенергію в Іспанії, використовуючи модель ARIMA. Дослідження досягло покращення короткострокових прогнозів попит на електроенергію з меншим обчислювальним часом. Модель короткострокового прогнозування електричного навантаження на основі динамічної декомпозиції режиму була запропонована в [76], запропонована модель показала кращу стабільність і точність порівняно з іншими прогнозними моделі.

1.7 Кількісний аналіз знахідок

Описова статистика результатів дослідження представлена в цьому розділі у вигляді таблиць та діаграм.

Алгоритми, що використовуються для прогнозних моделей

У рамках огляду ми намагалися знайти алгоритми, які найчастіше використовуються в моделі прогнозування електроенергії. Найбільш дев'ять (9) використовували алгоритми, знайдені в представлено шістдесят сім (67) статей (рис. 2); це включає лише алгоритми, які були використовується в більш ніж одній статті. Результати дослідження показали, що 90% із найкращих дев'ять алгоритмів були засновані на штучному інтелекті, причому ШНМ представляє 28% моделей ШІ, що використовуються в прогнозування електроенергії. Крім того, моделі ШНМ в основному використовувалися для STLF схеми споживання електричної енергії більш складні, ніж LTLF. Традиційний AFRIMA зафіксувала 17,5% завдяки своїй ефективності в LTLF, де коливання навантаження та періодичність менш критична. Крім того, високий відсоток регресійних моделей використовується для прогнозування LTLF. Результати дослідження показують, як AI застосовується в різних секторах економіки для підвищення ефективності та прибутковості. Крім того, ми помітили, що SVM, PSO та нечіткі алгоритми набувають все більшої популярності в останніх дослідженнях, що є ознакою збільшення уваги дослідників щодо цих алгоритмів для прогнозування ЕЕП.

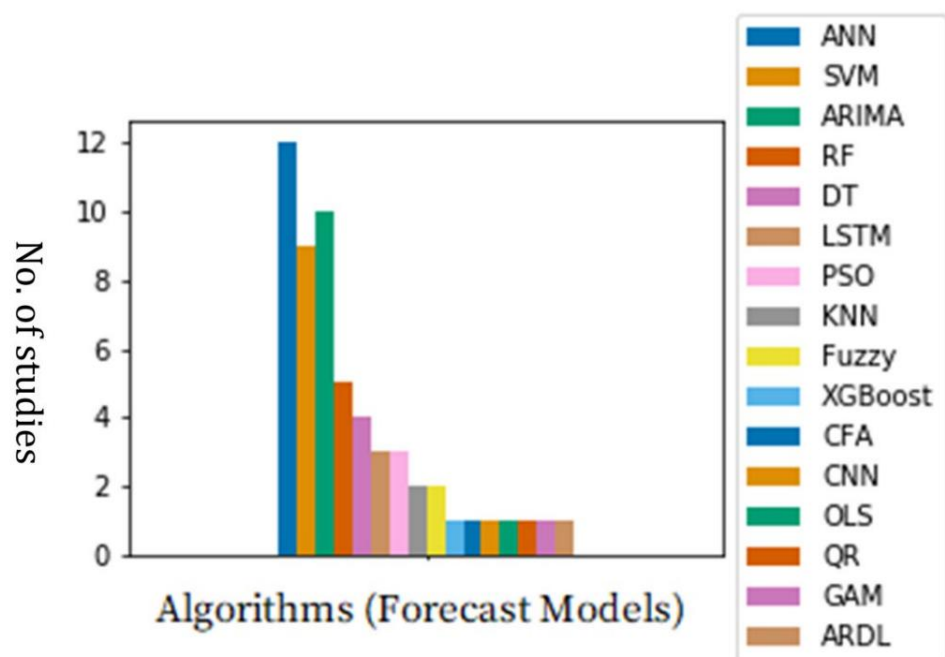


Рисунок 1.2 Статистичні дані по напрямкам дослідження

Таблиця 1. Статистичні дані по регіонах досліджень та публікацій

Continent	No. of studies	Percentage (%)
Europe	21	31.34
Africa	12	17.91
Asia	13	19.40
Not stated	13	19.40
Australia (or Oceania)	5	7.46
North America	3	4.48

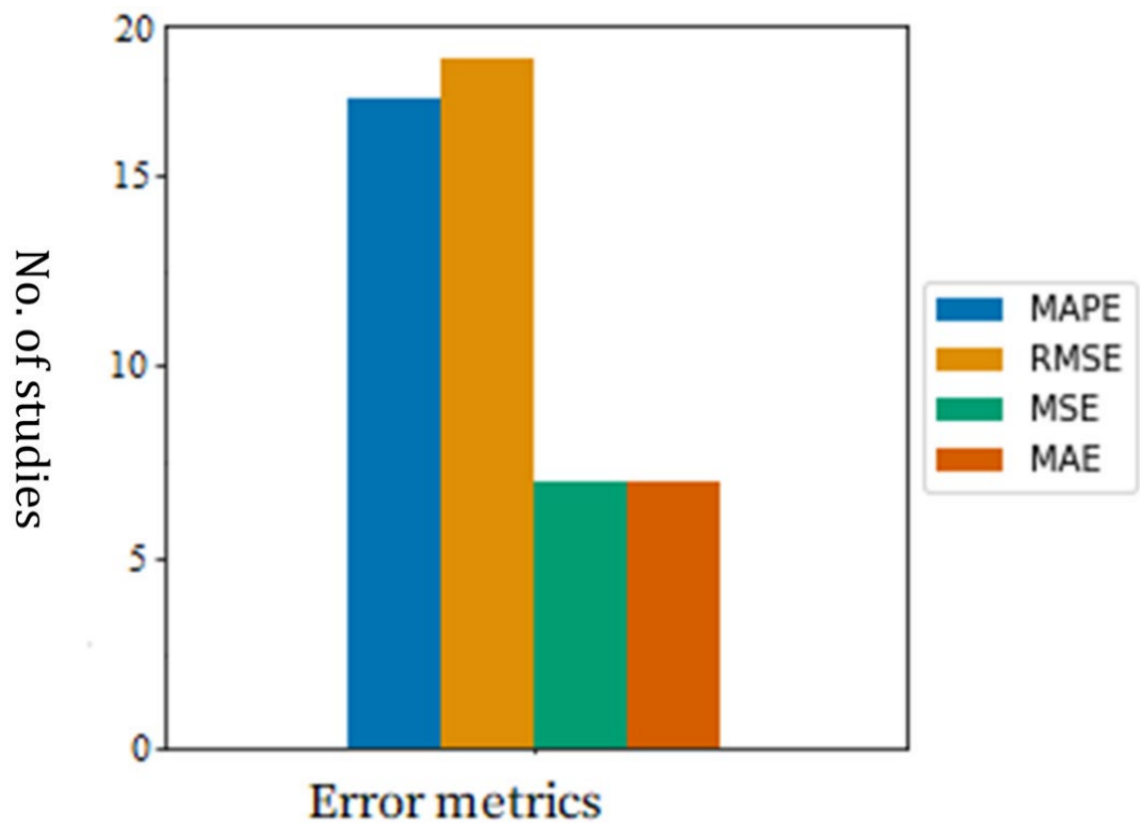


Рисунок 1.3 Статистичні дані з досліджень похибок моделей прогнозування

Вивчення походження

У таблиці 1 показано дослідження та їх походження (країни). Походження досліджуваних досліджень було досліджено, щоб знайти зв'язок між кризою влади на континенті та дослідження щодо прогнозування попиту на електроенергію. Що стосується географічного охоплення, було виявлено, що велика кількість досліджень (31,34%) проводилася в Європі, 17,91% в Африці і 19,40% в Азії. Що робить Африку третьою за величиною, однак, що цікаво, більшість досліджень в Африці проводилися в Південній Африці (п'ять, що представляють 41,67%), три представляють 25% у Гані, решта з Нігерії та інших країни Африки. Енергетична криза, яка вразила Європу в 2008 році, про яку повідомляє [77], може бути пояснюється численними дослідженнями прогнозу електроенергії, як показано в таблиці 1. Це було далі зауважив, що 2 з 3 досліджень у Гані базувалися на національних або регіональних даних прогнозування попиту на електроенергію (один довгостроковий, один короткостроковий (1 місяць)). Поки третє дослідження

було спрямоване на виявлення зв'язку між попитом на електроенергію та економічним зростанням. Це свідчить про обмежену кількість досліджень з електропрогнозування попиту як академічної спільноти, так і професіоналів у цій галузі може мати частково сприяло дефіциту електроенергії, з яким зіткнулася нація, що призвело в 2015 році в «Домсур».

Використані оціночні метрики

Ефективність кожної моделі прогнозування перевіряється на основі різниці в помилка між фактичним значенням і прогнозоване значення ($y^{\wedge}$). Деякі з цих показників були визначені в літературі. Однак ми розглянули найбільш використовувані в ЕЕП на електроенергію для новачків у сфері попиту на ЕЕП, щоб мати контроль над яким можна застосувати у своєму дослідженні. На рисунку 3 показано верхню частину чотири найбільш використовувані показники помилок у двох або більше дослідженнях. Результати показали, що середньоквадратична помилка RMSE (38%) була найбільш використовуваною метрикою помилки серед прогнозистів ЕЕП, потім середня абсолютна відсоткова помилка MAPE (35%). Завдяки ефективності в виміряти продуктивність прогностичної моделі та її корисність для короткострокового прогнозування, це також було помічено, що MAPE є стандартним основним показником, оскільки його легко обчислити та зрозуміти. Результати підтверджують висновки в [12, 19, 22], що MAE, MAPE і RMSE є найбільш часто використовуваним показником оцінки в моделі прогнозування ЕЕП.

Тип прогнозу

На основі короткострокового прогнозування навантаження, середньострокового прогнозування навантаження, і довгострокове прогнозування навантаження, було помічено, що 80%, 15% і 5% прогнозування попиту на електроенергію були STLF, MTLF та LTLF відповідно.

Величезна кількість досліджень базується на КСП порівняно з ДСП і ССП подальші дослідження проблем, пов'язаних з LTLF та прогнозуванням навантаження електроенергії ССП. Знову ж таки, 80% прогнозування STLF підтверджує 38% використання показника помилки RMSE, оскільки це для прогнозування STLF. Згідно зі звітом [22], 43,6% електроенергії

Таблиця 1.2 Статистика використання типів вхідних даних при прогнозуванні ЕЕП

Input variables	No. of studies	Percentage (%)
Weather and economic	30	50
Household lifestyle	5	8.33
Historical energy consumption	23	38.33
Stock indices	2	3.33

Вхідні параметри моделі

Вважається, що ефективність кожної прогнозової моделі частково залежить від незалежна (вхідна) змінна [7]. На цьому рівні фокус був на дослідженні різного вхідні змінні, що використовуються для прогнозування електричного навантаження. Тип незалежних змінних (вхідні характеристики), які використовуються прогнозистами електричного навантаження, також було досліджено. Поточне дослідження спостерігав, що в шістдесяти із шістдесяти семи документів був відомий вхідний параметр запропонованої моделі. У таблиці 2 представлено тип вхідних змінних і відсоток досліджень, які їх використовували. Було помічено, що високий відсоток (50%) ЕЕП базувався на погодних параметрах; далі була історична модель енергоспоживання. Результати показали, що домашньому господарству приділяється мало уваги спосіб життя в прогнозуванні попиту на електроенергію. Однак Nishida et al. [58] стверджують, що житлове (побутове) споживання енергії різниться залежно від способу життя сім'ї.

Спосіб життя сім'ї, згідно з [56], не може бути підірваний при прогнозуванні електричного навантаження. Згідно з цими дослідженнями, ці фактори включають склад сім'ї на етапі життя, тип будинку, вік, наявність побутової техніки та її використання, дохід сім'ї, культурні походження, соціальне життя та життєві звички, які включають, як довго залишатися вдома та як провести відпустку. Спостереження відкривають можливість для подальших досліджень зв'язок між ЕЕП та способом життя в сім'ї.

Висновки до першого розділу

Поточне дослідження було спрямоване на огляд найсучаснішої літератури щодо прогнозування навантаження на електроенергію, щоб визначити проблеми та можливості для майбутніх досліджень. Результат дослідження показало, що прогнозування навантаження на електроенергію є складним для обох інженерів і академіків і все ще є предметом досліджень. Ключові висновки є підсумовується наступним чином.

1. Кілька досліджень (90%) застосували ІІІ для прогнозування попиту на електроенергію як порівняно з традиційним інженерним і статистичним методом (10%) для вирішення задачі прогнозування енергії; проте недостатньо порівняльних досліджень ефективність цих методів.

2. Існує кілька досліджень щодо прогнозування ЕЕП в країнах Африки (12 із 67). Африканський континент має прогресивні досягнення у створенні регіональних пулів електроенергії протягом останніх двох десятиліть континент все ще страждає від поганої електромережі в більшості своїх країн, що залишає мільйони людей в Африці без електрики.

3. Температура та кількість опадів як вхідний параметр для моделі прогнозування ЕЕП бачили, що мають різний погляд. При цьому окремі розділи досліджень зафіксовано покращення точності та повідомили про відсутність покращення точності при введенні та введенні. Однак поточне дослідження пояснює це різницею в автоморфній температурі в усьому світі та різним економічним статусом країн. Додаткове дослідження внесе більше ясності в літературу.

4. Це дослідження показало, що прогнозування ЕЕП у житловому секторі було преділено недостатньо уваги. З іншого боку, Guo et al. [78] стверджують, що основна одиниця енергоспоживання це побутові споживачі.

5. Було помічено глобальне збільшення попиту з електроенергії для житлових будинків, згідно зі звітом [49], це можна пояснити зростанням

темтів купівлі електрообладнання та приладів низької якості через вищий рівень життя. Однак подальше дослідження Soares et al. [49] твердження внесе ясність літератури через розбіжність думок у літературі.

6. Нарешті, дослідження показало, що існує обмежена кількість досліджень щодо прогнозування навантаження навчання в Гані. Тому ми рекомендуємо суворих дослідників у цій галузі країни для посилення економічного зростання країни

Наше майбутнє дослідження буде зосереджено на виявленні зв'язку між способом життя домогосподарства факторів і споживання електроенергії в Гані та прогнозувати споживання навантаження на основі визначені фактори, оскільки це територія, якій у Гані приділялося мало або взагалі не приділялося уваги.

РОЗДІЛ 2. АНАЛІЗ РЕЖИМІВ РОБОТИ СПОЖИВАЧІВ ПОСТІЙНОГО СТРУМУ

2.1 Експериментальне визначення енергоефективності роботи споживачів постійного струму

Електроенергія постійного струму широко застосовується в електролізних установках для отримання кольорових та рідкісноземельних металів, електродугових сталеплавильних та вакуумних печах, потужних приводах, сталепрокатних станів та інших промислових споживачів. Для управління ходом технологічного процесу у вищезгаданих установках використовуються регульовані агрегати з параметричними джерелами, дроселями насичення та силовими тиристорами. Велику частину часу перетворювальні агрегати установок електролізу працюють на зниженій напрузі з ненульовим кутом управління, через що їх коефіцієнт потужності становить 0,7 ... 0,91. Джерела живлення дугових печей постійного струму мають номінальний коефіцієнт потужності в межах 0,85...0,94, але при глибокому регулюванні струму він знижується до 0,6 [4]. Ця обставина призводить до зростання споживання реактивної потужності та завищення необхідної потужності електротехнічного обладнання.

З метою зниження плати за заявлений максимум навантаження на російських та зарубіжних алюмінієвих заводах проводилися дослідження диференційованої в часі електропостачання (модуляції струму) серії електролізерів. Результати роботи при діапазоні модуляції струму 10% показали можливість експлуатації електролізерів практично без зниження їх техніко-економічних показників. При цьому споживання енергії за години «пік» знижувалося на 16...17 % і більше. Таким чином, на алюмінієвих заводах у разі виникнення дефіциту електроенергії застосування модуляції струму в пікові періоди в енергосистемах є виправданим рішенням.

Напівпровідникові випрямлячі призводять до виникнення високих гармонік у мережевому напрузі і споживаному струмі, що може призводити до порушення електромагнітної сумісності системи електропостачання підприємства з мережею живлення, порушень у роботі автоматики, релейного захисту та в деяких випадках самих вентильних перетворювачів. Відбувається прискорене старіння ізоляції електричних машин, апаратів і кабелів, що пов'язане зі зниженням надійності електрообладнання. Використання систем управління випрямленою напругою посилює ці недоліки, в той же час можливість застосування компенсуючих пристроїв на основі конденсаторних батарей в таких умовах обмежена через можливість їх перевантаження струмами вищих гармонік і виникнення резонансних явищ.

У зв'язку з цим є доцільним вирішення завдань, пов'язаних з підвищенням енергоефективності електропостачання потужних промислових споживачів постійного струму шляхом введення в їх склад активних перетворювачів на основі IGBT-транзисторів. Це дозволить знизити споживану з мережі повну потужність, встановлену потужність електрообладнання і забезпечить підтримку параметрів якості електроенергії в межах, що регламентуються.

Еволюція напівпровідникової техніки призвела до можливості створення перетворювачів на модулях IGBT (Insulated Gate Bipolar Transistor – біполярний транзистор з ізолюваним затвором), кожен модуль може керувати потоком потужності до 2,1 МВт і здатний пропускати постійний струм до 3,6 кА. З урахуванням особливостей струмового балансування кількість безпосередньо з'єднаних паралельних модулів обмежено похибкою виготовлення напівпровідникових елементів та несиметрією силових та керуючих контурів. Для збільшення струму навантаження пропонується використовувати паралельне з'єднання перетворювальних секцій, кожна з яких отримує живлення від перетворювального трансформатора. Структура

системи електропостачання з активними випрямлячами представлена на рис. 2.1.

Необхідний діапазон регулювання досягається шляхом керування коефіцієнтом трансформації групових силових трансформаторів. Використання активних випрямлячів з широтно-імпульсною модуляцією для корекції коефіцієнта потужності перетворювача дозволить знизити споживання активної потужності та підтримувати параметри якості електроенергії на живильному приєднанні в межах чинних стандартів. Для перевірки запропонованого рішення у середовищі MATLAB Simulink була створена модель активного випрямляча напруги з наступними параметрами: частота напруги $f_s = 50$ Гц, $U_n = 380$ В, внутрішній опір живильної фази $r_\phi = 0,08$ Ом; індуктивність та активний опір фази струмообмежувального мережевого реактора $L_p = 0,08$ мГн, $r = 0,6$ мОм; активний опір та індуктивність навантаження $R_d = 0,4$ Ом, $L_d = 0,12$ мГн, проти ЕРС навантаження $E_n = 310$ В; ємність конденсатора СФ = 32 мФ; напруга стабілізації $U_c = 850$ В. Напруга на навантаженні змінювалася в межах $(0,5...1) U_n$. При створенні моделі був прийнятий ряд припущень: система живильних напруг і перетворювач симетричні; напруги живлення мають синусоїдальну форму; силові ключі ідеальні, їх внутрішній опір не залежить від температури; відношення частоти комутації до основної частоти гармоніки напруги живлення задовольняє співвідношенню $NS = f_s / f(1) > 10$; перетворювач вносить лише високочастотні спотворення, тобто гармоніки з частотами, що значно перевищують частоту першої гармоніки. Створена модель та результати, моделювання, наведені на рис. 2.2.

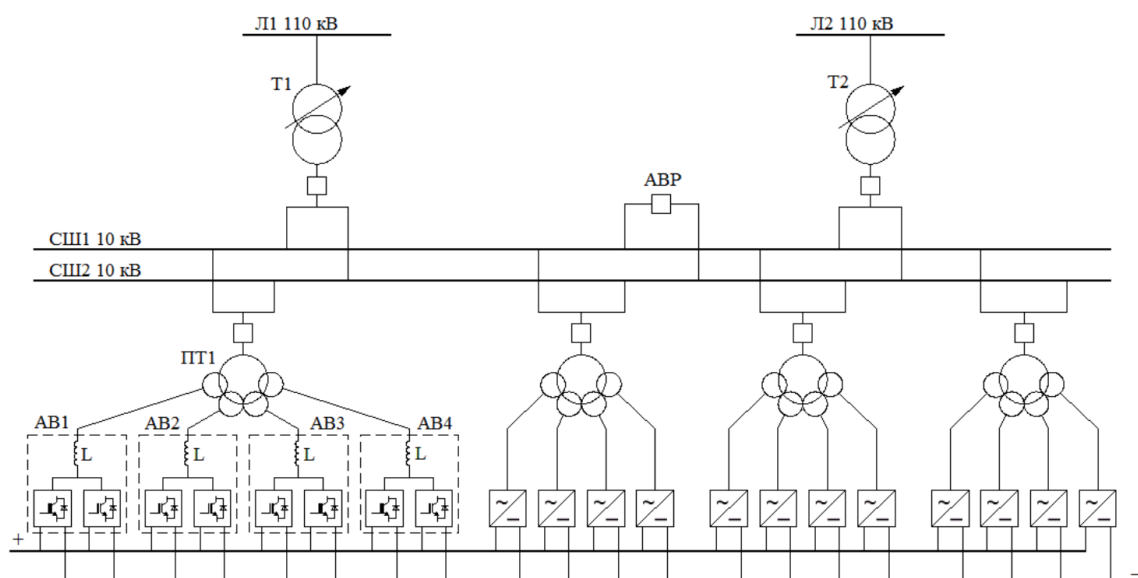
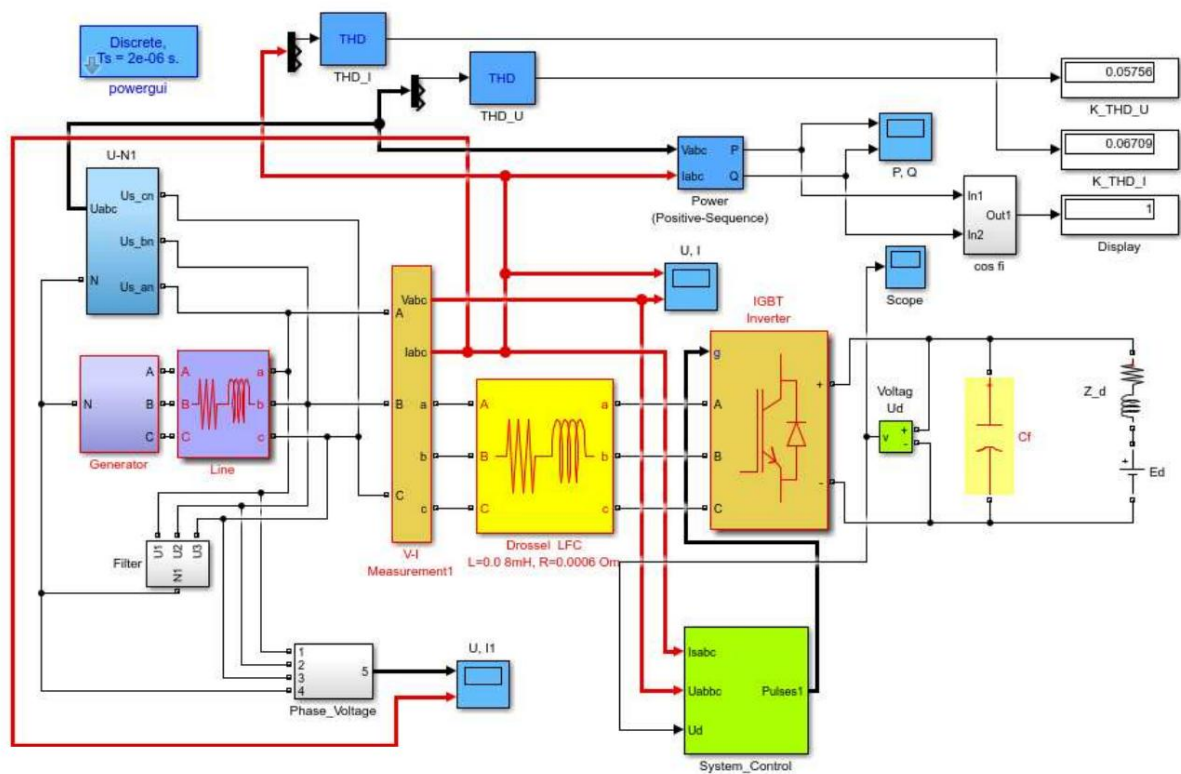


Рисунок 2.1 Схема системи електропостачання потужного споживача постійного струму із застосуванням активних випрямлячів:

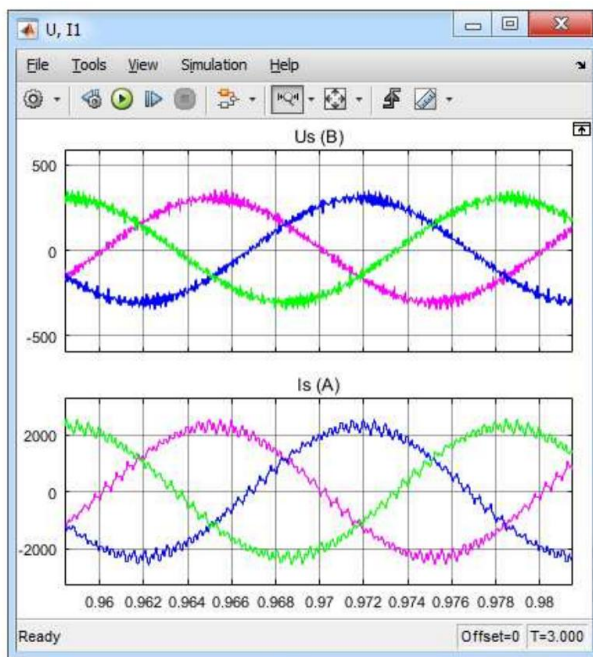
Т – групові силові трансформатори; ПТ – перетворювальні трансформатори; АВ – активні випрямлячі; АВР - автоматичне введення резерву; Л – живильні лінії; СШ – збірні шини

Дослідження наведеної моделі дозволило встановити, що система електропостачання з використанням активного випрямляча з широтно-імпульсною модуляцією дозволить синхронізувати фази мережевого струму і напруги і підвищити χ до 0,98 ... 0,99 при підтримці параметрів якості електроенергії в межах, що регламентуються на всьому діапазоні зони регулювання.

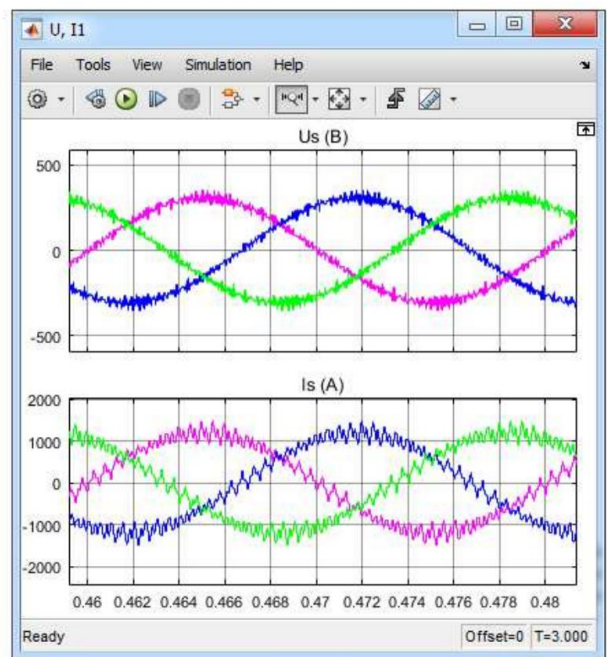
Для експериментальної перевірки ефективності використання активних перетворювачів було проведено дослідження системи електропостачання дугової вакуумної печі 833Д з номінальною потужністю 0,5 МВт, сумарна кількість паралельно з'єднаних перетворювачів з IGBT становило 90 шт., що відповідало діапазону випрямленого струму від 450 А до 13,5 кА з можливістю плавного регулювання.



а



б



в

Рисунок 2.2. Створена модель та результати, отримані в ході моделювання:

а – модель активного випрямляча для живлення промислового навантаження постійного струму, форми кривих напруг і струмів мережі живлення для $U=U_{ном}$ (б); $U=0,5U_{ном}$ (в)

Максимальна величина постійного струму одного блоку склала 200 А при напрузі в 45 В, в номінальному режимі робочий струм дорівнює 150 А. Фазний струм, що споживається з мережі, досягав 840 А при струмі навантаження 12...13 кА. Коефіцієнт сумарних гармонічних спотворень напруги на всьому діапазоні регулювання не перевищував 5,7%, а коефіцієнт потужності досліджуваного електротехнічного комплексу 0,97 ... 0,98. При номінальному струмі дуги 12 кА коефіцієнт корисної дії електротехнічного комплексу становив 0,77.

У ході експериментальних досліджень було підтверджено можливість ефективної паралельної роботи у складі системи електропостачання промислового споживача постійного струму як окремих активних перетворювачів, і їх секцій, причому число паралельних секцій може нарощуватися практично без обмежень, що дозволить знизити розрахункову потужність електрообладнання і кількість споживаної електроенергії.

2.2 Експериментальний проект впровадження мереж постійного струму для побутових споживачів

В останні роки у зв'язку зі зростанням кількості нелінійних споживачів (перетворювачі частоти, випрямлячі керовані та некеровані, ЕОМ, напівпровідникові АБП та різні регулятори тощо) змінного струму напругою до 1000 В і особливо однофазного навантаження різко зросли втрати електроенергії при її транспорті від джерела генерації до споживача. Істотне зростання втрат відбувається через сильне спотворення форми струму, асиметричного протікання робочих струмів у кабельних та повітряних лініях, у трансформаторах, у внутрішньобудинкових електричних мережах. Передача надлишкової реактивної потужності також суттєво знижує пропускну здатність електричних ліній та силових трансформаторів.

Спотворення форми струму пов'язано, перш за все, з масовим впровадженням побутової, обчислювальної техніки, енергозберігаючих світильників та іншої перетворювальної техніки в побуті, в закладах охорони здоров'я, освіти, культури, малого бізнесу тощо. У переважній більшості вся ця техніка однофазна, і при бажанні розподілити струми споживання рівномірно по трьох фазах практично неможливо. Крім цього, непарні гармоніки трифазної системи, створюють струми нульової послідовності, величина яких сьогодні досягає досить значних величин, нерідко перевищуючи величини фазних струмів. Як наслідок, зросла небезпека займання електропроводки, особливо старої та зношеної.

Сьогодні необхідно вживати превентивних заходів щодо запобігання загоранням електропроводок будівель споруд та зниженням втрат електроенергії. Вся нормативна технічна документація щодо влаштування електричних мереж, проектування електроустановок, вибору обладнання та апаратури для захисту ліній, обліку електроенергії, за розрахунками втрат електроенергії, базуються на трифазному, симетричному та лінійному струмі. Фактично сьогодні струми в мережі несинусоїдальні та несиметричні.

Таким чином, на сьогоднішній день є розбіжність реальної ситуації в електричних мережах та електроустановках споживачів з одного боку та нормативно-технічною документацією в електроенергетиці з іншого боку. Зростання тарифів - один із сигналів про неблагополуччя в електроенергетиці. Встановленням лише електrolічильників у споживачів цю проблему вирішити не вдасться.

Втрати електроенергії сьогодні підраховуються економічним шляхом та не співвідносяться з технічними причинами, які породжують ці втрати. Підвищення ефективності витрачання енергоресурсів переважно пов'язане з подальшим використанням енергозберігаючої техніки. В основі цього підходу знову лежить економічний підхід, коли лічильник електроенергії показує меншу величину. Причина збільшення втрат у лініях, у

внутрішньобудинкових мережах та трансформаторах залишається незмінною, і, отже, використання енергоефективної техніки не вирішує проблему скорочення втрат, а навпаки призводить до їхнього зростання та спотворення показань приладів обліку електроенергії та вимірювальних трансформаторів.

На сьогоднішній день немає досліджень щодо втрат у силових трансформаторах, пов'язаних з асиметричним режимом їх роботи та перебігу в них несинусоїдальних струмів. Також невідомо, як зростають втрати електроенергії при перебігу в лініях електропередачі спотвореного та асиметричного струму навантаження. Очевидним залишається той факт, що втрати при таких режимах зростають, кількість енергії, що генерується, лише частково доходить до споживача.

Подальше застосування трифазного струму для електропостачання соціально-побутового сектора економіки країни при швидкому зростанні однофазного нелінійного навантаження призведе до лавиноподібного зростання втрат електроенергії при її транспортуванні та споживанні. Потрібно шукати альтернативні схеми забезпечення електроенергією цього сектора економіки, такі як однофазні та багатофазні джерела електроенергії, постійний струм, високочастотний струм тощо.

Трифазний струм за походженням призначений для промисловості та важкої індустрії, передачі електроенергії на далекі відстані. Він, власне, для цього і був винайдений. Застосування постійного струму для електропостачання електроустановок будівель пропонується як один із альтернативних варіантів для електропостачання сектора економіки з однофазним навантаженням з метою суттєвого зниження втрат електроенергії (за попередніми оцінками до 20%).

В основі цієї пропозиції лежать такі аксіоми:

1. Схема електропостачання на постійному струмі симетрує однофазне навантаження у трифазній мережі та силових трансформаторах в результаті застосування в ній дванадцятипульсного випрямляча. Напрацювання на відмову сучасної силової електроніки досить високе, є досвід експлуатації даного обладнання в електрофікованому транспорті та спеціальних об'єктах.

2. Постійний струм за своєю природою немає гармонійних струмів і реактивної складової електроенергії. Це також знижує втрати електроенергії при її передачі лініями електропередачі, в трансформаторах, в мережах споживача в цілому до 20%.

3. Більшість техніки, що використовується в побуті та офісах, може працювати на постійному струмі, так як в основі їх роботи лежить принцип випрямлення змінного струму та перетворення його в частотних перетворювачах за структурами техніки для застосування або виконання різних функцій, наприклад регулювання швидкості обертання двигунів, зміни звуку, кольору тощо. Крім того, промисловістю випускається обладнання, що безпосередньо працює від постійного струму.

4. Облік електроенергії постійного струму немає привнесених похибок на відміну змінного струму зі спотвореною формою.

5. Постійний струм мало створює у навколишньому середовищі змінне електромагнітне поле, що впливають фізіологію людини, тобто. в електроустановках з постійним струмом електромагнітна обстановка чиста та безпечна.

6. Як джерело постійного струму для електропостачання житлових будинків, крім основного джерела, можна використовувати акумулятори та альтернативні джерела електроенергії. При цьому нетрадиційні джерела електроенергії можна використовувати безпосередньо без перетворення та синхронізації, що суттєво спрощує та здешевлює їх застосування.

В даний час постійний струм можна застосовувати у внутрішніх та вуличних мережах освітлення. Для організації робіт на постійному струмі є комплекс стандартів серії ДСТУ Р 50571-2000 «Електроустановки будівель. Вимоги щодо забезпечення безпеки».

В даний час розроблено пілотний проект порівняно схем електропостачання на змінному і постійному струмах на двох однотипних будинках, оснащених однаковою офісно-побутовою технікою встановленою потужністю до 30 кВт, і двох вулиць завдовжки по 600 м, що також висвітлюються змінним та постійним струмами.

Цілі та завдання цього проекту такі:

1. Показати на прикладі застосування постійного струму у схемі електропостачання електроустановки житлового будинку та вуличного освітлення можливість суттєвого зниження втрат електроенергії порівняно з існуючою схемою електропостачання електроустановок будівель та вуличного освітлення на змінному струмі.

2. Визначити технічні можливості застосування постійного струму у схемі електропостачання електроустановок будівель щодо різних груп споживачів.

3. Визначити економічний ефект від постійного струму.

За підсумками виконаних робіт передбачається підготувати:

1. Проекти нормативних документів щодо проектування, монтажу, випробувань та експлуатації електроустановок будівель та споруд на постійному струмі.

2. Перелік обладнання та матеріалів (апаратури, провідників, вимірювальної техніки та іншої необхідної основної та допоміжної арматури) для виконання електроустановок на постійному струмі, що є в наявності та потребують розробки.

3. Матеріали для проведення науково-практичної конференції із застосування постійного струму в електропостачанні електроустановок будівель.

Дана концепція дозволить застосовувати безінверторні фотоелектричні станції для прямого живлення споживачів постійним струмом. Така схема значною мірою здешевить спорудження та впровадження фотоелектричних електростанцій та підвищить надійність роботи систем електропостачання споживачів.

Висновки за другим розділом

1. Споживачі постійного струму мають особливості роботи та на даний час потребують застосування спеціальних систем випрямлення змінного струму. Ці системи випрямлення спричиняють певну шкоду загальним мережам та спотворюють форму кривої синусоїдального струму.
2. Відмова від випрямлювачів та перевід споживачів постійного струму на пряме живлення від цільових безінверторних фотоелектричних станцій з функцією накопичення енергії дозволить спростити схему живлення споживачів постійного струму.
3. У перспективі перевід побутових та офісних споживачів на живлення постійним струмом може мати значний технічний та економічний ефект.

РОЗДІЛ 3 ДОСЛІДЖЕННЯ РЕЖИМІВ ЖИВЛЕННЯ СПОЖИВАЧІВ ВІД БЕЗІНВЕРТОРНИХ ФОТОЕЛЕКТРИЧНИХ СТАНЦІЙ

3.1 Загальні засади роботи безінверторних фотоелектричних електростанцій

На таких джерелах відновлюваної енергії, як гідроелектричні станції (ГЕС) та вітроенергетичні станції (ВЕС), перетворення енергії води та вітру в електричну виробляється за допомогою генераторів змінного трифазного струму. Вироблена електрична енергія передається на загальну енергетичну систему за допомогою силових трансформаторів, що підвищують. Тоді як на фотоелектричних електростанціях (ФЕС) виробляється електрична енергія постійного струму. У цьому випадку для передачі виробленої електроенергії в загальну енергетичну систему в даний час на ФЕС встановлюють додаткові пристрої у вигляді інверторів для попереднього перетворення постійного струму трифазний змінний струм.

В роботі пропонується передача виробленої на ФЕС електричної енергії постійному струмі та використання цієї енергії для ряду споживачів, для яких техніко-економічні показники при використанні постійного струму набагато краще, ніж використання змінного струму або використання постійного струму, отриманого шляхом перетворення змінного струму.

Основними перевагами передачі електричної енергії на постійному струму, в порівнянні з передачею на змінному струмі, є:

- лінії електропередач постійного струму (ЛЕП ПТ) не мають індуктивних та ємнісних втрат;
- при тому ж рівні напруги та перерізу дроту ЛЕП ПТ здатна передавати на 15% більше потужності з двох проводів, ніж ЛЕП змінного струму з трьома проводами;

- конструкція ЛЕП ПТ простіше, ніж ЛЕП змінного струму, менше число гірлянд ізоляторів, менша витрата металу;
- пробивна напруга повітряних проміжків при постійному струмі в 1,4 рази вище, ніж при змінній напрузі, тому що при змінній напрузі пробій проміжок відбувається на амплітуді синусоїди;
- ЛЕП ПТ не вимагають розрахунків стійкості, їх пропускна спроможність залежить від їхньої довжини, тоді як на ЛЕП змінного струму їхня пропускна здатність знижується у міру збільшення їхньої довжини;
- ЛЕП ПТ не вимагають проведення операції синхронізації, що суттєво полегшує процес підключення нового джерела до спільної мережі.

Використання постійного струму переважно оскільки:

- використання електроприводу з двигуном постійного струму дозволяє формувати найрізноманітніші робочі характеристики, які не можуть бути досягнуто при використанні двигунів змінного струму. Двигуни постійного струму забезпечують необхідну швидкість обертання валу за будь-якого навантаження;
- постійний струм використовується при плавці різних металів у дугових печах прямої дії. В даний час у цих технологіях застосовується змінний струм із використанням випрямляльних агрегатів;
- постійний струм застосовується на таких видах транспорту, як тролейбус та метрополітен;
- дугове зварювання на постійному струмі має переваги щодо зварювання на змінному електричному струмі, оскільки покращується якість зварювання та збільшується стійкість підтримки дуги;
- застосування постійного струму в нагрівальних елементах та електричних печах має найкращі економічні показники;

- постійний струм використовується для заряджання акумуляторних батарей різного призначення. У зв'язку зі збільшенням випуску електромобілів та необхідності спорудження зарядних станцій для них потреба в електроенергії на постійному струмі зростає у найближчій перспективі неодноразово.

Як видно з перерахованого, сфера застосування постійного струму дуже широка і надалі ще зростатиме. В даний час для отримання постійного струму використовуються різні пристрої, що випрямляють. У зв'язку з цим виникає необхідність великої кількості споживачів використання постійного струму, виробленого на ФЕС, без будь-яких перетворень.

Для вирішення цього завдання потрібно проектування та будівництво ЛЕП ПТ. У перспективі повинні будуть існувати дві ЛЕП: постійного та змінного струму. Таке вирішення питання суттєво покращить техніко-економічні показники процесу вироблення, передачі та використання електричної енергії в цілому. Також необхідно розробити нормативну базу для повномасштабного використання постійного струму у різних галузях народного господарства.

3.2 Режими роботи споживачів від безінверторних фотоелектричних електростанцій

Сучасні інвертори фотоелектричних електростанцій мають у своєму складі не лише елементи силової електроніки, а й потужні інтелектуальні засоби регулювання усіх складових процесу електропостачання споживачів. Відмова від інверторів у системі електропостачання споживачів від фотоелектричних електростанцій висуває питання режимів управління роботою цих споживачів за умов зміни режиму генерації електричної енергії постійного струму.

Як відомо основною групою споживачів є електропривод. У нашому випадку це двигун постійного струму. Розглянемо режим його роботи та засоби регулювання.

Наприклад, нам необхідно здійснити управління прецизійним змінним навантаженням, що не допускає ривків і чутливою до зупинки та пуску двигуна. Іншими словами, потрібно забезпечити плавний старт, рівномірне обертання двигуна під не прогнозовано змінним навантаженням на його валу та його плавну зупинку при деякому заданому збільшенні моменту на валу двигуна. Приклад такого завдання – управління приймальним вузлом магнітного реєстратора.

Зрозуміло, що ривки при обертанні двигуна в цьому застосуванні абсолютно недопустимі, а старт і зупинка двигуна повинні бути "м'якими". Особливо гостро ця проблема стоїть при використанні малоінерційних двигунів, тобто мініатюрних двигунів з малою власною масою ротора.

Проста подача деякої фіксованої напруги на такий двигун наводить до його миттєвого старту та ривку магнітного носія, а в момент його закінчення (якщо кінець носія жорстко зафіксовано) - виникає удар вже через накопичену масу та інерційність такого навантаження на валу двигуна (позначається власна маса накопиченого носія у приймальному вузлі). Один із найбільш підходящих варіантів рішення подібної проблеми, який використовувався у серійному виробі, представлений на рис. 3.1.

Звичайно, можна підібрати стандартні ІМС регуляторів, але це рішення гнучкіше і легко адаптується до конкретного застосування. Воно особливо зручне у випадках, коли важлива не швидкість обертання, а необхідний момент, який повинен розвиватися двигуном. Причому він точно не визначений або змінюється залежно від обставин, наприклад, від зовнішнього впливу, зміни навантаження або напруги живлення. Схема є регулятор напруги із зовнішнім керуванням запуском та обмеженням по струму, тобто він має падаючу вихідну характеристику — залежність

вихідної напруги від струму, що споживається двигуном. Вихідна напруга регулятора при номінальній навантаженні двигуна (задається дільником R6, R8 і для варіанта, наведеного на рис. 1) може бути встановлено в межах від 10,8 до 2,3 В.

У середньому положенні ротора підстроювального резистора R8 вихідна напруга регулятора при зміні напруги живлення від 9 до 15 В дорівнює $(4,4 \pm 0,1)$ Ст. Первинна характеристика управління обмеженням по струму задається номіналом опору R3 і встановлюється підстроювальним резистором R4 (з урахуванням резистора R5).

Максимальний вихідний струм може бути з прийнятною точністю розрахований за формулою:

$$I_{\max} = 6,6/R_3,$$

де 6,6 - це максимальна напруга на емітері транзистора VT1 регулятора в режимі короткого замикання в навантаженні.

У наведеній схемі, на відміну від інших схем регуляторів, напруга в режимі короткого замикання мало залежить від встановленої вихідної напруги регулятора. У запропонованій схемі реальний максимальний вихідний струм дорівнює приблизно 3,3 А, а мінімальний струм обмеження становить приблизно 40 мА. Як можна бачити, діапазон регулювання струму досить широкий, що не під силу багатьом іншим схемам регуляторів, в яких немає внутрішнього підсилювача, що доповнює струмовий сенсор. Струм обмеження в середньому положенні ротора підстроювального резистора R4 лежить на рівні 340 мА у всьому діапазоні вихідних напруг при зміні живильного регулятора напруги від 9 до 15 В. Максимальний струм досягається в лівому положенні движка (рис. 3.2), мінімальний - у правому. Як уже згадувалося, вихідна напруга, а отже, і швидкість обертання двигуна при мінімальному навантаженні ротора встановлюється підстроювальним

резистором R8, а підстроювання необхідного рівня обмеження струму здійснюється підстроювальним резистором R4.

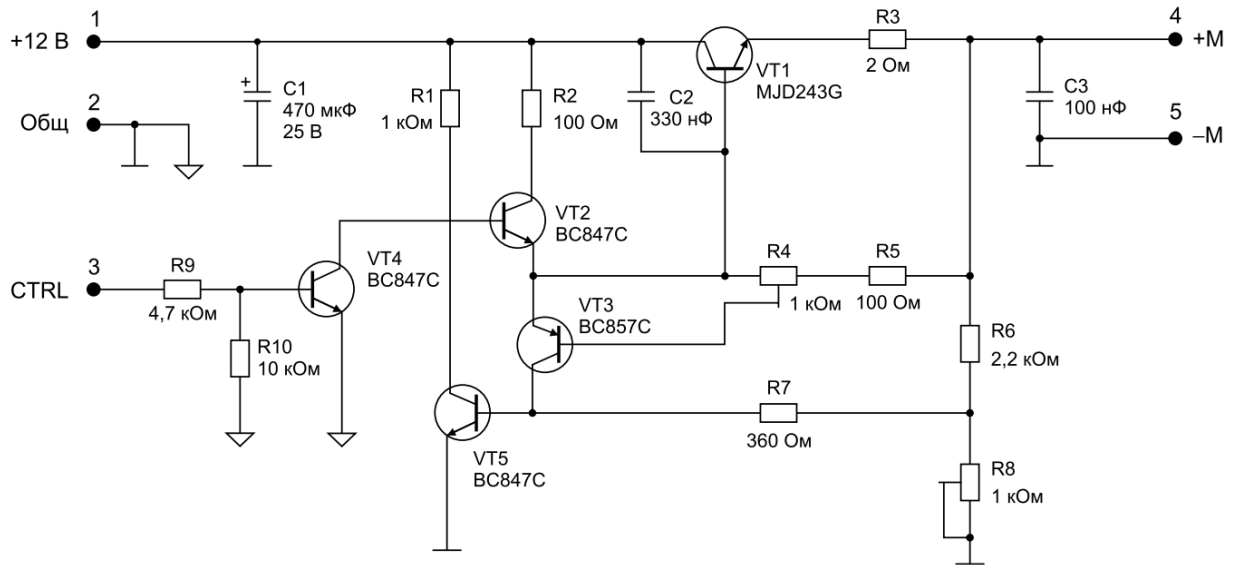


Рис. 3.1 Схема керування для малопотужних двигунів, що працюють на прецизійне навантаження зі змінним моментом

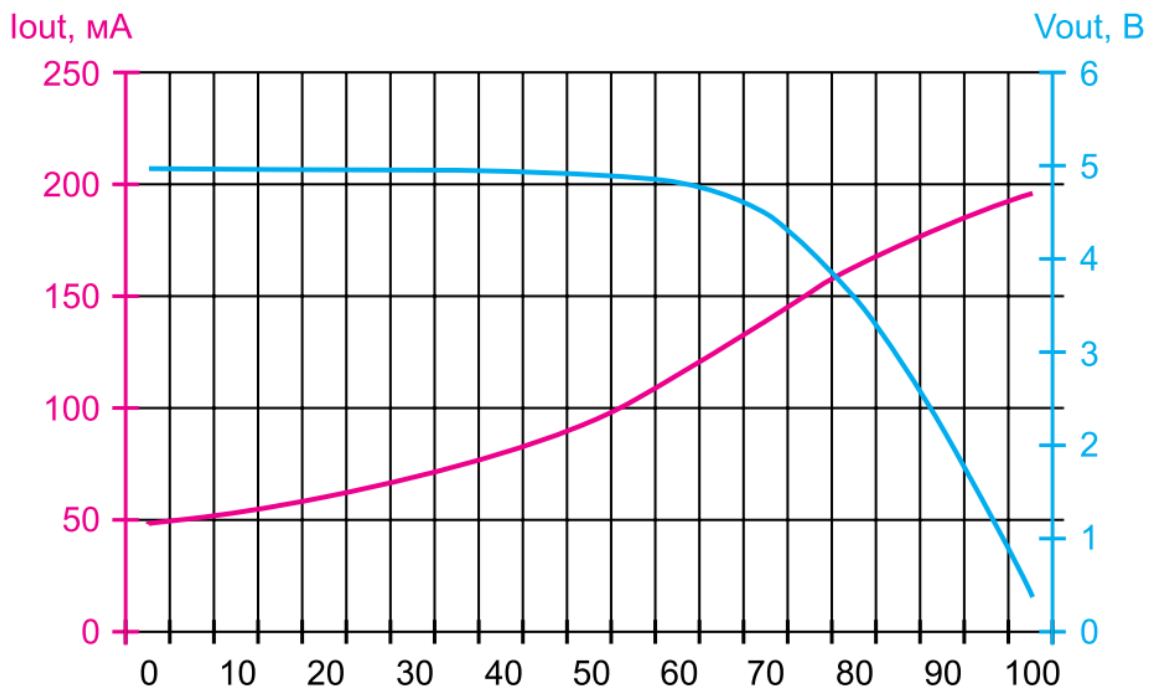


Рисунок 3.2 Графік вихідного струму (I_{out}) та вихідної напруги (V_{out}) регулятора (рис. 3.1) в залежності від навантаження при струмі обмеження 200 мА

Висновки за третім розділом

1. Визначено галузь застосування безінверторних фотоелектричних електростанцій.
2. Визначено переваги в роботі систем генерації та споживання електричної енергії постійного струму.
3. Розглянуті режими роботи та системи управління споживачами постійного струму які живляться від джерела постійного струму зі змінними параметрами генерації.

ВИСНОВКИ

В роботі відповідно завдань дослідження зроблено:

1. Проведено ґрунтовний критичний аналіз технологічних схем фотоелектричних електростанцій та режимів прогнозування попиту на електричну енергію споживачами
2. Розроблено загальні принципи побудови та експлуатації безінверторних фотоелектричних електростанцій
3. Розроблено технологічної схеми управління споживачами які живляться від безінверторних фотоелектричних електростанцій
4. Визначено характерні режимів роботи безінверторної фотоелектричної електростанцій
5. Визначено параметри режимів роботи безінверторної фотоелектричної електростанцій

ПЕРЕЛІК ВИКОРИСАТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Aung SS (2015) Electric power is the main driving force for industrialization. <http://www.globalnewlightofmyanmar.com/electricpoweristhemaindrivingforceforindustrialization/>. Accessed 2 Apr 2018
2. Dedinec A, Filiposka S, Dedinec A, Kocarev L (2016) Deep belief network based electricity load forecasting: an analysis of Macedonian case. Energy 115:1688–1700. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2016.07.090>
3. Hussain A, Rahman M, Memon JA (2016) Forecasting electricity consumption in Pakistan: the way forward. Energy Policy 90:73–80. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2015.11.028>
4. Jevgenijs S, Joeri deW, Kochnakyan A, Vivien F (2017) Forecasting electricity demand: an aid for practitioners. <http://www.worldbank.org/energy/livewire>. Accessed 15 Jun 2019
5. Zaman MU, Islam A, Sultana N (2018) Short term load forecasting based on internet of things (IoT). BRAC University, Dhaka
6. Kumar CHJ, Veerakumari M (2012) Load forecasting of Andhra Pradesh grid using PSO, DE algorithms. Int J Adv Res Comput Eng Technol 1:179–184
7. Nti IK, AsafoAdjei S, Agyemang M (2019) Predicting monthly electricity demand using softcomputing technique. Int Res J Eng Technol 06:1967–1973
8. Eeeguide.com (2014) Forecasting methodology. <http://www.eeeguide.com/forecastingmethodology/>. Accessed 4 Jan 2019
9. Bouktif S, Fiaz A, Ouni A, Serhani MA (2018) Optimal deep learning LSTM model for electric load forecasting using feature selection and genetic algorithm: comparison with machine learning approaches †. Energies (MDPI) 11:1–20. <https://doi.org/10.3390/en11071636>

10. Hammad MA, Jereb B, Rosi B, Dragan D (2020) Methods and models for electric load forecasting: a comprehensive review. *Logist Sustain Transp* 11:51–76. <https://doi.org/10.2478/jlst20200004>
11. Khwaja AS, Anpalagan A, Naeem M, Venkatesh B (2020) Joint baggedboosted artificial neural networks: using ensemble machine learning to improve shortterm electricity load forecasting. *Electr Power Syst Res* 179:106080. <https://doi.org/10.1016/j.epsr.2019.106080> Nti et al. *Journal of Electrical Systems and Inf Technol* (2020) 7:13 Page 17 of 19
12. Hong T, Fan S (2016) Probabilistic electric load forecasting: a tutorial review. *Int J Forecast* 32:914–938. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2015.11.011>
13. Selvaraj KR, Sundararaj S, Ravi T (2013) Artificial neural network based load forecasting and economic dispatch with particle swarm optimization. *Int J Sci Eng Res* 4:139–145
14. Stavast P (2014) Prediction of energy consumption using historical data and twitter. The University of Groningen, Groningen
15. Ouedraogo NS (2017) Modeling sustainable longterm electricity supplydemand in Africa. *Appl Energy* 190:1047–1067. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.12.162>
16. Moher D, Shamseer L, Clarke M, Gherzi D, Liberati A, Petticrew M, Shekelle P, Stewart LA, Group PP (2015) Preferred reporting items for systematic review and and explanation metaanalysis protocols (PRISMAP) 2015: elaboration. *Syst Rev* 4:1–25
17. Zhou K, Yang S, Shen C (2013) A review of electric load classification in smart grid environment. *Renew Sustain Energy Rev* 24:103–110. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2013.03.023>
18. GonzalezBriones A, Hernandez G, Corchado JM, Omatu S, Mohamad MS (2019) Machine learning models for electricity consumption forecasting: a review.

In: 2019 2nd international conference on computer applications and information security, IEEE, pp 1–6. <https://doi.org/10.1109/cais.2019.8769508>

19. Wang Z, Li J, Zhu S, Zhao J, Deng S, Zhong S, Yin H, Li H, Qi Y, Gan Z (2019) A review of load forecasting of the distributed energy system. IOP Conf Ser Earth Environ Sci 237:042019. <https://doi.org/10.1088/17551315/237/4/042019>

20. Mele E (2019) A review of machine learning algorithms used for load forecasting at microgrid level. In: Sinteza 2019 International scientific conference on information technology and data related research, Singidunum University, pp 452–458. <https://doi.org/10.15308/sinteza2019452458>

21. Shah RB (2019) A technological literature review on load forecasting in power system using artificial intelligence. Paripex Indian J Res 8:14–15

22. Kuster C, Rezgui Y, Mourshed M (2017) Electrical load forecasting models: a critical systematic review. Sustain Cities Soc 35:257–270. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2017.08.009>

23. Panda SK, Mohanty SN, Jagadev AK (2017) Long term electrical load forecasting: an empirical study across techniques and domains. Indian J Sci Technol 10:1–16

24. Jacob M, Neves C, Vukadinović Greetham D (2020) Short term load forecasting. Forecast Assess Risk Individ Electr Peaks Math Planet Earth. https://doi.org/10.1007/9783030286699_2

25. Appiahene P, Ussiph N, Missah YM (2018) Information technology impact on productivity. In: International conference on applied science and technology, Kumasi Technical University, Kumasi, Ghana, pp 122–133

26. Moher D, Liberati A, Tetzlaff J, Altman DG (2009) PRISMA Group, preferred reporting items for systematic reviews and metaanalyses: the PRISMA statement. Ann Intern Med 151:264–269. <https://doi.org/10.7326/00034819151420090818000135>

27. Electricchoice.com (2016) Residential electricity for houses, apartments, condos, trailers, etc. <https://www.electricchoice.com/residentialelectricity>. Accessed 10 Aug 2019
28. Kouroupetroglou PN (2017) Machine learning techniques for shortterm electric load forecasting. Aristotle University of Thessaloniki, Thessaloniki
29. Zakarya S, Abbas H, Belal M (2017) Longterm deep learning load forecasting based on social and economic factors in the Kuwait region. *J Theor Appl Inf Technol* 95:1524–1535
30. Soni A, Sharma AK (2013) Electricity load forecast for power system planning. *Int Ref J Eng Sci* 2:52–57
31. Angamuthu CR, Mukherjee A, Campion M, Salehfar H, Hansen T, Lin J, Ranganathan P (2018) A multistage price forecasting model for dayahead electricity markets. *Forecasting* 1:3. <https://doi.org/10.3390/forecast1010003>
32. Lee CW, Lin BY (2016) Application of hybrid quantum tabu search with support vector regression (SVR) for load forecasting. *Energies* 9:1–16. <https://doi.org/10.3390/en9110873>
33. Hong WC, Fan GF (2019) Hybrid empirical mode decomposition with support vector regression model for short term load forecasting. *Energies* 12:1–16. <https://doi.org/10.3390/en12061093>
34. Sulandari W, Subanar MH, Lee PC (2020) Rodrigues, Indonesian electricity load forecasting using singular spectrum analysis, fuzzy systems and neural networks. *Energy* 190:116408. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2019.116408>
35. Nepal B, Yamaha M, Yokoe A, Yamaji T (2020) Electricity load forecasting using clustering and ARIMA model for energy management in buildings. *Jpn Archit Rev* 3:62–76. <https://doi.org/10.1002/24758876.12135>
36. Ghore S, Goswami A (2015) Short term load forecasting of Chhattisgarh grid using artificial neural network. *Int J Eng Dev Res* 3:391–397

37. Kuhba H, Altamemi HAH (2016) Power system shortterm load forecasting using artificial neural networks. *Int J Eng Dev Res* 4:78–87
38. Zahid M, Ahmed F, Javaid N, Abbasi R, Zainab KH, Javaid A, Bilal M, Akbar M, Ilahi M (2019) Electricity price and load forecasting using enhanced convolutional neural network and enhanced support vector regression in smart grids. *Electronics* 8:122. <https://doi.org/10.3390/electronics8020122>
39. Nwulu NI, Agboola OP (2012) Modelling and predicting electricity consumption using artificial neural networks. In: 2012 11th international conference on environmental and electrical engineering, pp 1059–1063
40. Young TC, Raya H, Youngdeok H, Young ML, (2016) Artificial neural network model for forecasting subhourly electricity usage in commercial buildings. *Energy Buildings* 111:184–194. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2015.11.045>
41. Aydodu G, Yildiz O (2017) Forecasting the annual electricity consumption of Turkey using a hybrid model. In: 2017 25th signal processing and communication application conference, Antalya, Turkey, pp 1–4. <https://doi.org/10.1109/SIU.2017.7960283>
42. Ahmad W, Ayub N, Ali T, Irfan M, Awais M, Shiraz M, Glowacz A (2020) Towards short term electricity load forecasting using improved support vector machine and extreme learning machine. *Energies* 13:1–17. <https://doi.org/10.3390/en13112907>
43. Atef S, Eltawil AB (2020) Assessment of stacked unidirectional and bidirectional long shortterm memory networks for electricity load forecasting. *Electr Power Syst Res* 187:106489. <https://doi.org/10.1016/j.epr.2020.106489>
44. Azar AT, Khamis A, Kamal NA, Galli B (2020) Short term electricity load forecasting through machine learning. In: Hassanien A, Azar A, Gaber T, Oliva D, Tolba F (eds) International conference on artificial intelligence computer vision Nti et al. *Journal of Electrical Systems and Inf Technol* (2020) 7:13 Page 18 of 19 (AICV2020). AICV 2020. Advances in intelligent systems and computing, vol

1153, Springer, Cham. https://link.springer.com/chapter/10.1007/9783030442897_40. Accessed 5 July 2020

45. Konica JA, Hanelli L (2016) Forecasting nextday the electricity demand based on fuzzy logic method case for. *J Multidis-cip Eng Sci Technol* 3:6172–6180

46. Motepe S, Hassan AN, Stopforth R (2019) South African distribution networks load forecasting using ANFIS. In: *Proceed-ings of 2018 IEEE international conference power electronic drives energy system PEDES 2018*, IEEE, Chennai, India, pp 1–6. <https://doi.org/10.1109/pedes.2018.8707876>

47. Lin CT, Der Chou L (2013) A novel economy refecting shortterm load forecasting approach. *Energy Convers Manag* 65:331–342. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2012.08.001>

48. Leahy E, Lyons S (2010) Energy use and appliance ownership in Ireland. *Energy Policy* 38:4265–4279. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2010.03.056>

49. Soares A, Gomes Á, Antunes CH (2014) Categorisation of residential electricity consumption as a basis for the assess-ment of the impacts of demand response actions. *Renew Sustain Energy Rev* 30:490–503. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2013.10.019>

50. Hedén W (2016) Predicting hourly residential energy consumption using random forest and support vector regression

an analysis of the impact of household clustering on the performance accuracy. KTH Royal Institute of Technology, Stockholm

51. Kong W, Dong ZY, Jia Y, Hill DJ, Xu Y, Zhang Y (2019) Shortterm residential load forecasting based on LSTM recurrent neural network. *IEEE Trans Smart Grid* 10:841–851. <https://doi.org/10.1109/TSG.2017.2753802>

52. Kong W, Dong ZY, Hill DJ, Luo F, Xu Y (2018) Shortterm residential load forecasting based on resident behaviour learn- ing. *IEEE Trans Power Syst* 33:2016–2017. <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2017.2688178>

53. Kontokosta CE, Tull C (2017) A datadriven predictive model of cityscale energy use in buildings. *Appl Energy* 197:303–317. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.04.005>
54. McLoughlin F, Dufy A, Conlon M (2015) A clustering approach to domestic electricity load profile characterisation using smart metering data. *Appl Energy* 141:190–199. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2014.12.039>
55. Mcloughlin F, Dufy A, Conlon M (2012) Characterising domestic electricity consumption patterns by dwelling and occupant socioeconomic variables: an Irish case study. *Energy Build* 48:240–248. <https://doi.org/10.1016/j.enbui.2012.01.037>
56. Veit A, Goebel C, Tidke R, Doblander C, Jacobsen H (2014) Household electricity demand forecastingbenchmarking stateoftheart methods. arXiv:1603.00751, pp 1–10
57. Biswas MAR, Robinson MD, Fumo N (2016) Prediction of residential building energy consumption: a neural network approach. *Energy* 117:84–92. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2016.10.066>
58. Nishida K, Takeda A, Iwata S, Kiho M, Nakayama I (2017) Household energy consumption prediction by feature selection of lifestyle data. In: International conference on smart grid communication, Dresden, Germany, pp 235–240
59. Olaniyan K, Mclellan BC (2018) Estimating residential electricity consumption in Nigeria to support energy transitions. *Sustain* 10:1–22. <https://doi.org/10.3390/su10051440>
60. Bouznit M, PabloRomero MP (2018) Residential electricity consumption and economic growth in Algeria. *Energies* (MDPI). <https://doi.org/10.3390/en11071656>

61. Bogomolov A, Lepri B, Larcher R, Antonelli F, Pianesi F, Pentland A (2016) Energy consumption prediction using people dynamics derived from cellular network data. EPJ Data Sci. <https://doi.org/10.1140/epjds/s1368801600753>
62. Huber P, Gerber M, Rumsch A, Paice A (2018) Prediction of domestic appliances usage based on electrical consumption. Energy Inform 1:265–428
63. Jain PK, Quamer W, Pamula R (2018) Electricity consumption forecasting using time series analysis. In: Singh M, Gupta P, Tyagi V, Flusser J, Ören T (eds), Advanced computer data science ICACDS 2018. Communications in computer and information science, Springer, Singapore, Singapore. https://doi.org/10.1007/9789811318139_33
64. Rehman USA, Cai Y, Fazal R, Das Walasai G, Mirjat NH (2017) An integrated modeling approach for forecasting longterm energy demand in Pakistan. Energies 10:1–23. <https://doi.org/10.3390/en10111868>
65. Liang Y, Niu D, Cao Y, Hong WC (2016) Analysis and modeling for China's electricity demand forecasting using a hybrid method based on multiple regression and extreme learning machine: a view from carbon emission. Energies 9:1–22. <https://doi.org/10.3390/en9110941>
66. Mokilane P, Galpin J, Yadavalli VSS, Debba P, Koen R, Sibiya S (2018) Density forecasting for longterm electricity demand in South Africa using quantile regression. S Afr J Econ Manag Sci 21:1–14. <https://doi.org/10.4102/sajems.v21i1.1757>
67. Sarkodie SA (2017) Estimating Ghana's electricity consumption by 2030: an ARIMA forecast, energy sources. Part B Econ Plan Policy 12:936–944. <https://doi.org/10.1080/15567249.2017.1327993>
68. Energy Commission, Energy Commission, Ghana 2018 Energy (Supply and Demand) Outlook for Ghana, Accra, 2018.

<http://www.energycom.gov.gh/planning/datacenter/energyoutlookforghana>.

Accessed 1 Feb 2020

69. Sigauke C (2017) Forecasting mediumterm electricity demand in a South African electric power supply system. *J Energy S Afr*. <https://doi.org/10.17159/24133051/2017/v28i4a2428>
70. AsumaduSarkodie S, Owusu PA (2016) Forecasting Nigeria's energy use by 2030, an econometric approach, *Energy Sources. Part B Econ Plan Policy* 11:990–997. <https://doi.org/10.1080/15567249.2016.1217287>
71. Adeoye O, Spataru C (2019) Modelling and forecasting hourly electricity demand in West African countries. *Appl Energy* 242:311–333. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.03.057>
72. Sigauke C, Chikobvu D (2016) Peak electricity demand forecasting using time series regression models: an application to South African data. *J Stat Manag Syst* 19:567–586. <https://doi.org/10.1080/09720510.2015.1086146>
73. Ozturk S, Ozturk F (2018) Prediction of energy consumption of Turkey on sectoral bases by Arima model. *Energy Econ Lett* 5:23–30. <https://doi.org/10.18488/journal.82.2018.51.23.30>
74. Lebotsa ME, Sigauke C, Bere A, Fildes R, Boylan JE (2018) Short term electricity demand forecasting using partially linear additive quantile regression with an application to the unit commitment problem. *Appl Energy* 222:104–118. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2018.03.155>
75. Caro E, Juan J, Cara J (2020) Periodically correlated models for shortterm electricity load forecasting. *Appl Math Comput* 364:124642. <https://doi.org/10.1016/j.amc.2019.124642> Nti et al. *Journal of Electrical Systems and Inf Technol* (2020) 7:13 Page 19 of 19

76. Kong X, Li C, Wang C, Zhang Y, Zhang J (2020) Shortterm electrical load forecasting based on error correction using dynamic mode decomposition. Appl Energy 261:114368. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.114368>
77. Auverlot D, Beeker É, Hossie G, Oriol L, RigardCerison A (2014) The crisis of the european electricity system: diagnosis and possible ways forward. https://www.strategie.gouv.fr/sites/strategie.gouv.fr/files/archives/CGSP_Report_European_Electricity_System_030220141.pdf. Accessed 18 Apr 2019
78. Guo Z, Zhou K, Zhang C, Lu X, Chen W, Yang S (2018) Residential electricity consumption behavior: influencing factors, related theories and intervention strategies. Renew Sustain Energy Rev 81:399–412. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.07.046>