

**ПОЛТАВСЬКИЙ ДЕРЖАВНИЙ АГРАРНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
НАВЧАЛЬНО–НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ ЕКОНОМІКИ, УПРАВЛІННЯ,
ПРАВА ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
КАФЕДРА ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ ТА ТЕХНОЛОГІЙ**

Пояснювальна записка

до кваліфікаційної роботи на здобуття ступеня вищої освіти магістр

на тему: «Прогнозування споживання електроенергії агрофірмою за допомогою нейронної мережі»

Виконав: здобувач вищої освіти
за освітньою програмою Інформаційні
управляючі системи та технології
спеціальності 126 Інформаційні системи
та технології

ступеня вищої освіти магістр
групи 126ІСТ_мд_22

Рень В.І.

Керівник: Одарущенко О.М.

Рецензент: Яхін С.В.

Полтава – 2023 рік

ВСТУП

Актуальність даної кваліфікаційної роботи полягає у розумінні сучасних викликів аграрної галузі, питання оптимізації та ефективного використання електроенергії стає актуальним завданням. Специфічність агропромислового виробництва, включаючи великі площі, різноманітність об'єктів і нестабільні умови виробництва, робить необхідним застосування новітніх методів прогнозування та управління споживанням електроенергії.

Метою даної кваліфікаційної роботи є дослідження та розробка систем, що використовують НМ для прогнозування споживання електроенергії в сільськогосподарських підприємствах.

Завдання кваліфікаційної роботи:

1) аналіз інформаційної бази:

– поглиблений огляд існуючих методів прогнозування та управління електровитратами в агропромисловому секторі.

– вивчення особливостей та факторів, що впливають на споживання електроенергії в агросфері.

2) розробка та навчання нейронної мережі:

– розробка архітектури нейронної мережі для прогнозування електропотреби на основі історичних даних.

– використання технік машинного навчання для навчання моделі на реальних даних агропідприємства.

3) оцінка ефективності та валідація:

– проведення експериментів для оцінки точності та надійності розробленої моделі.

– валідація результатів та порівняння їх із сучасними методами прогнозування.

Об'єктом є процеси розроблення нейронних мереж.

Предметом дослідження є сукупність теоретичних та практичних основ розроблення нейронних мереж.

Методологія дослідження у цій роботі передбачає використання різноманітних методів і підходів для досягнення поставлених цілей, аналіз

літературних джерел. Було проведено раціональний огляд існуючих методів і методик прогнозування споживання електроенергії в аграрному секторі.

Інформаційна база дослідження включає в себе статистичні дані про споживання електроенергії на агропідприємствах, історичні дані та параметри впливу факторів на електроспоживання.

Елементи наукової новизни полягають в застосуванні передових методів глибокого навчання для прогнозування електроенергетичних витрат в агросфері. Практична значущість полягає в можливості створення ефективного інструменту для управління енергетичними ресурсами агропідприємств, що призведе до зменшення витрат та підвищення енергоефективності сільськогосподарської діяльності.

Практична значущість роботи спрямована на покращення управління ресурсами та зменшення витрат на сільськогосподарську електроенергію шляхом впровадження інноваційних методів прогнозування та оптимізації.

Апробація результатів дослідження полягає у тому, що за результатами проведеного дослідження опубліковано тези: «Прогнозування споживання електроенергії агрофірмою за допомогою нейронної мережі», Матер. Щорічної студентської наукової конференції Полтавського державного аграрного університету, 29 листопада 2023 р., м. Полтава, Міжнародна науково-практична конференція «Стратегічний менеджмент агропродовольчої сфери в умовах глобалізації економіки: безпека, інновації, лідерство», 28 вересня 2023

Структура та обсяг роботи. Робота складається з вступу, трьох розділів, висновків, списку використаних джерел та додатків, де: додаток А – програмний код розробленої нейромережі, додаток Б – публікації. Загальний обсяг роботи становить 59 сторінок, 3 таблиці, 11 рисунків, 2 додатки, список використаних джерел, що включає 50 найменувань.

РОЗДІЛ 1

ВВЕДЕННЯ ДО ПРОБЛЕМИ СПОЖИВАННЯ ЕЛЕКТРОЕНЕРГІЇ В АГРОФІРМАХ

1.1 Споживання електроенергії як критичний фактор в аграрному секторі

З початку повномасштабного вторгнення збут сільськогосподарської продукції практично припинився, тобто у сховищах Агро виробників містилася значна кількість минулорічного врожаю. З іншого боку, нові дані про урожай у червні-жовтні 2022 року ще більше ускладнили зберігання зернових, зернобобових і технічних культур. Варто відмітити, що проблема полягає не лише в недостатності площ складських приміщень, але й у забезпеченні відповідних умов зберігання сільськогосподарської продукції. Сільськогосподарська продукція часто псується через шкідників, надмірну вологість та інші фактори, що робить її або не придатним до реалізації, або взагалі непридатним. Це, у свою чергу, впливає на закупівельні ціни посередників і завдає значних збитків аграрним виробникам [27].

Розглянемо основні загрози для сільського господарства в умовах жорстких енергетичних обмежень. Жорсткі енергетичні обмеження зменшують продуктивність і збільшують витрати на виробництво, що, у свою чергу, збільшує кінцеву ціну продукції. Виробництво м'яса страждає від перебоїв з енергопостачанням, оскільки воно потребує енергії для підтримки систем вентиляції, опалення та годівлі, а також для охолодження та зберігання продуктів. Роздрібні магазини скорочують замовлення охолодженої тваринницької продукції, а деякі взагалі відмовляються від товару або відкладають його постачання. Електропостачання є життєво важливим для залів відгодівлі птиці, свиней і великої рогатої худоби. Часті відключення електроенергії небезпечні для цих галузей тваринництва, оскільки вони порушують відтворення продуктивного поголів'я.

Молокопереробні заводи ризикують втратити сировину через знеструмлені системи зберігання продукції та охолодження. За словами А. Дідура, виконавчого директора Співки молочних підприємств України, обленерго систематично вимагають від молокопереробних підприємств скоротити споживання електроенергії до п'ятдесяти відсотків. Він вважає, що значне скорочення обсягів використання електроенергії призведе до зменшення об'ємів виробництва кінцевої продукції, зниження цін на закупівлю молочної сировини, що призведе до дефіциту молочної продукції в українських магазинах і зростання імпорту готової молочної продукції. Експерти Асоціації виробників молока в Україні прогнозують подорожчання молочних продуктів в Україні на 20-25% у 2023 році через проблеми з енергопостачанням молокопереробних підприємств. Втрата частини урожаю зернових.

Ця проблема особливо важлива для кукурудзи, оскільки її висушування вимагає значної кількості електроенергії. Як зазначає агентство Bloomberg, через негоду та відключення електроенергії третина врожаю кукурудзи залишилася на полях. У результаті блокади українських портів у лютому-липні 2022 року малим і середнім господарствам було завдано найбільшої шкоди. Це сталося через те, що вони не мали доступу до вільних грошей, які могли б бути використані для створення автономного живлення. А. Ремпен, операційний директор G.R. Agro, заявив, що для нормальної роботи елеватора необхідні установки, які виробляють 5000-12000 кВт/год щодня і навіть якщо генератор потужністю 90 кВт може забезпечити роботу транспортерів однієї ділянки зерносховища, сушарки для кукурудзи не можуть забезпечити необхідний обсяг енергії.

Використання теплогенераторів дозволяє фермерам і елеваторам значно економити гроші на сушінні зерна. Наразі ціна на газ в межах 36 тис. грн за 1 тис. м³, а ціна на палету в середньому 6 тис. грн за тонну. Використовуючи теплогенератор, який працює на альтернативному паливі, електростанція витрачає втричі менше коштів на один тонно-процент сушіння зерна. Теплогенератор може працювати безперервно протягом 5-7 діб, якщо використовується високоякісне паливо. Компанія «Галс Агро» стверджує, що сушіння зерна на палетах або трісці

економить у п'ять разів більше грошей, ніж використання природного газу. Зменшення внутрішньої переробки олійної сировини та зростання експорту. Забезпечення електроенергією олісекстрактних заводів є основною проблемою в цьому секторі [10].

Проблеми зі зберіганням овочів очевидні, оскільки овочесховища повинні постійно мати доступ до електроенергії. Теплиці, які набули значного розвитку в попередні роки, представляють найменший ризик. Втрата врожаю може статися через значні перебої з електропостачанням. Крім того, існує ризик втрати посадкового матеріалу, що погіршить перспективи виробництва ранніх овочів, якщо погода буде несприятливою з лютого по березень.

Варто зазначити, що придбання електрогенераторів дозволяє багатьом підприємствам самостійно вирішувати питання забезпечення електроенергією для своїх виробничих процесів.

Таким чином, якщо з покупкою малопотужних дизельних і бензинових генераторів не виникає проблем, необхідно замовити потужні генераторні установки за кордоном і чекати кілька місяців на їх доставку. Агропідприємства також змінюють технології виробництва, щоб зменшити втрати, коли електроенергія відсутня.

Зокрема керівництво деяких підприємств вважає, що склади є кращим варіантом, ніж елеватор без електрики, коли електрика відключена надовго і неможливо використовувати генератори для зберігання зерна. У компанії використовують полімерні рукави для зберігання кукурудзи, що дозволяє встигнути висушити всі партії зерна, які привозять на елеватор.

Ситуація з часом покращилася, оскільки вдалося частково налагодити експортну логістику. Так, сухопутним шляхом обсяг проданих за кордон товарів у березні 2022 року становив всього 350 тис. тон, а вже в липні він збільшився до 3 млн тон. 22 липня 2022 року за підтримки ООН було підписано угоду про дозвіл експорту зерна з портів Чорного моря України, що ще більше стимулювало збут аграрної продукції. Крім того, країни-партнери надають Україні допомогу і щодо забезпечення зберігання сільськогосподарських врожаїв. Так, зокрема, за

підтримки урядів Канади, Японії та австралійської благодійної організації Minderoo Foundation у вересні 2022 року стартувала Програма забезпечення аграріїв засобами тимчасового зберігання зерна, метою якої є подолання дефіциту зерносховищ для збереження глобальної продовольчої безпеки.

У рамках програми для українських фермерів на безоплатній основі передбачалося роздати 30,7 тис. шт. зернових рукавів місткістю 200 тон кожен, які потенційно можуть вмістити для зберігання близько 30% урожаю від загальнонаціональної потреби. Також допомога передбачала і надання обладнання для завантаження/розвантаження зернових рукавів. Станом на початок січня 2023 року понад 87 % від загальної кількості рукавів аграрії вже отримали.

Слід зазначити, що аграрний сектор великої країни, здебільшого залежить від електроенергії який забезпечує стабільність та ефективність своєї діяльності. Постачання електроенергії для підтримки сільськогосподарських процесів дозволяє підвищити продуктивність, знизити витрати та сприяє сталому розвитку агропромислової частини держави. З ростом світового населення та збільшенням потреб в продукції сільськогосподарського виробництва, сільське господарство зіштовхується з викликами збереження природних ресурсів та зменшення шкідливих викидів в атмосферу. Шляхи оптимізації споживання електроенергії можуть сприяти зменшенню впливу аграрного сектору на навколишнє середовище.

Саме через ці важливі функції електроенергії в аграрному секторі важливість її точного прогнозування стає очевидною. Відмінності між очікуваним та реальним споживанням електроенергії можуть призвести до серйозних наслідків для аграрних підприємств та сільськогосподарської продукції в цілому. Тому важливість точного прогнозування стає надзвичайно актуальною для аграрних фірм.

Необхідність точного прогнозування споживання електроенергії посилюється у зв'язку із зростанням вартості та обмеженістю використання вичерпних ресурсів. Втрати електроенергії через непродумане використання може призвести до додаткових витрат, що в кінцевому підсумку, вплине на

прибутковість аграрного бізнесу. Зважаючи на збільшення цінності ресурсів, точне прогнозування є надзвичайно важливим для аграрних підприємств яке забезпечує їм конкурентоздатності на глобальному ринку [28].

Зростання світового населення та зміни клімату ставлять перед сільським господарством нові завдання та виклики. Ці тенденції впливають на збільшення потреби в продовольчих та сільськогосподарських продуктах, а також на потребу у виробництві великої кількості сировини для біопалива та інших сфер. Що в подальшому, збільшує їх потребу в ефективному використанні ресурсів, у тому числі і електроенергії.

З ростом автоматизації та впровадження інноваційних технологій в аграрному секторі, обсяги електроенергії, необхідної для забезпечення нормальної діяльності, зростає. Сучасні ферми використовують системи моніторингу, автоматизовані системи поливу, датчики контролю якості ґрунту і клімату, що потребують стабільного та постійного живлення.

Точне прогнозування споживання електроенергії є важливим кроком для забезпечення ефективного використання ресурсів та оптимізації процесів. Такі прогнози дозволяють аграрним підприємствам вчасно вживати заходів для забезпечення надійності живлення, зменшення витрат та зниження негативного впливу на навколишнє середовище.

Підсумок: сучасне сільськогосподарське виробництво вимагає використання електроенергії. Економне використання електроенергії може сприяти сталому розвитку сільського господарства, зменшити витрати та підвищити продуктивність. Завдяки зростанню актуальності цієї проблеми необхідні нові рішення та інвестиції в створення інфраструктури, яка забезпечує стабільне та надійне електроживлення сільськогосподарських господарств. Коли фермери ефективно використовують електроенергію, вони можуть підвищити продуктивність і знизити витрати на виробництво. Сільськогосподарські процеси можна автоматизувати, що робить їх більш точними та ефективними.

1.2 Фактори які впливають на споживання електроенергії в аграрному виробництві

Сільськогосподарські підприємства, а також їхні розміри, специфікації та рівень технологій можуть впливати на споживання електроенергії. Ось деякі з найбільш важливих елементів, які впливають на споживання електроенергії в сільському господарстві: обладнання та технології: використання обладнання та технологій може значно вплинути на споживання електроенергії. Наприклад, живлення тварин і овочів, обробка ґрунту, полив і системи освітлення в теплицях і сільськогосподарських спорудах можуть вимагати значних енергетичних витрат. Розмір господарства: Оскільки більші сільськогосподарські підприємства мають більше обладнання та виробничих процесів, вони зазвичай споживають більше електроенергії [44].

Якщо площа оброблюваної землі більша, для поливу, збирання врожаю, обробки ґрунту та інших сільськогосподарських процесів може знадобитися більше енергії. Факторами, які впливають на споживання електроенергії в аграрному виробництві представлені на таблиці 1.1.

Таблиця 1.1. Фактори, які впливають на споживання електроенергії в аграрному виробництві

Фактор	Вплив на споживання електроенергії
Типи оброблюваних культур	Різні культури вимагають різних процесів та обладнання, що впливає на споживану потужність.
Методи обробки землі	Використання тракторів, комбайнів, ірригація тощо може вимагати значної кількості електроенергії.
Освітлення та системи контролю	Використання освітлення в теплицях та систем контролю клімату може збільшити споживання електроенергії
Обслуговування та ремонт обладнання	Регулярний обслуговування та ремонт машин і обладнання може вимагати додаткової електроенергії.
Системи автоматизації та моніторингу	Впровадження сучасних систем автоматизації та моніторингу може знизити споживання, оптимізуючи процеси.

Продовження таблиці 1.1

Фактор	Вплив на споживання електроенергії
Погодні умови	Залежно від погодних умов, може змінюватися потреба в обігріві, охолодженні і ірригації, що впливає на споживання електроенергії.
Ефективність обладнання	Використання більш ефективних сільськогосподарських машин та технологій може зменшити споживання електроенергії.
Розмір господарства	Великі господарства, як правило, споживають більше електроенергії, оскільки вони мають більше обладнання та площу для обробки.
Використання альтернативних джерел енергії	Впровадження сонячних панелей, вітряних турбін і інших альтернативних джерел енергії може зменшити залежність від мережі.
Технологічні інновації	Використання сучасних технологій, таких як точне землеробство, може покращити раціональність використання електроенергії.
Енергозберігаючі заходи	Впровадження енергозберігаючих методів та обладнання може зменшити загальне споживання електроенергії.

Розмір і кількість тварин, таких як ферми для худоби та птиці, можуть впливати на споживання електроенергії через системи освітлення, тепlopостачання, вентиляцію та інші потреби. Великі господарства часто використовують більшу сільськогосподарську техніку, таку як трактори, комбайни та інші машини, які працюють на дизельному або електричному пальному. Це значно може скоротити використання електроенергії на виробництвах та фабриках.

Використання технологій для підвищення ефективності – можуть витратити гроші на сучасні технології, такі як автоматизовані системи поливу, системи контролю клімату в теплицях та системи моніторингу, які можуть зменшити кількість електроенергії, яку вони використовують. Обсяг зберігання та обробки врожаю може залежати від розміру господарства. Для більших господарств може знадобитися більше енергії для обробки та зберігання сільськогосподарської продукції.

Великі сільськогосподарські підприємства можуть виробляти біопаливо, яке також може вимагати значної кількості енергії. Також розташування господарства може впливати на доступність різних джерел енергії, таких як сонячна, вітрова

або гідроенергія, що може вплинути на споживання електроенергії, одна з гарних варіацій для великих агрофірм це встановлення сонячних панелей (через велику площу приміщень) та використання інших джерел що можуть значно знизити споживання енергії [6].

У залежності від цих елементів розміру господарства можуть бути розроблені плани для оптимізації споживання електроенергії та зменшення витрат. У результаті це може вплинути на економічну ефективність сільського господарства. Відповідно до сезону споживання електроенергії може змінюватися.

Наприклад, весняні та осінні роботи вимагають більше електроенергії для посіву та збору врожаю, ніж зимові роботи. Види тварин і культур потребують різного рівня утримання, освітлення та обробки, що може змінити кількість електроенергії, яка використовується.

Клімат: Умови навколишнього середовища можуть впливати на потребу в електроенергії для систем, таких як опалення та охолодження. Застосування нових технологій для підвищення енергоефективності може допомогти аграрному сектору зменшити кількість електроенергії, споживаної в цій галузі. Вибір, скільки електроенергії ви споживаєте, може залежати від її вартості. Високі ціни можуть спонукати фермерів заощаджувати електроенергію. Уряд може підтримувати та регулювати вибір технологій і практик.

Важливим фактором, який необхідно враховувати, є інновації в галузі відновлюваної енергії. Використання сонячних панелей, вітряних турбін та інших джерел відновлюваної енергії може впливати на споживання та виробництво електроенергії на агропідприємствах. Залежно від доступності та інфраструктури, аграрні підприємства можуть інтегрувати відновлювану енергію в свою діяльність, що може вплинути на їхні енергетичні потреби.

Загальний контекст агропромислового сектору є динамічним та змінюється відповідно до ряду факторів. Розуміння цих факторів та їх впливу на споживання електроенергії є важливим для ефективного управління енергетичними ресурсами аграрних підприємств.

Підсумовуючи, споживання електроенергії в аграрному виробництві є складним процесом, який залежить від багатьох факторів. Сільськогосподарські підприємства можуть знизити витрати на електроенергію та зменшити вплив на довкілля за допомогою ефективного управління цими елементами.

1.3 Значення точного прогнозування споживання для аграрних підприємств

Аграрні підприємства повинні мати точне прогнозування споживання, щоб оптимізувати виробництво, керувати запасами та ресурсами, створювати ефективний план виробництва та гарантувати сталу якість і кількість продукції. Нижче наведено деякі основні елементи, які роблять прогнозування споживання життєво важливим для аграрних підприємств: оптимізація виробництва: аграрні підприємства можуть розробляти більш точні плани виробництва, використовуючи точні прогнози споживання. Це зменшує витрати на виробництво та підвищує продуктивність відповідно до попиту на ринку. Ось деякі основні елементи оптимізації виробництва в аграрному бізнесі: підвищення продуктивності та ефективності виробництва можна досягти за допомогою сучасних агротехнологій, автоматизованих систем і моніторингу. Рациональне управління водними ресурсами, добривами, землею та енергією зменшує витрати та мінімізує негативний вплив на навколишнє середовище. Оптимізація графіка роботи для обробки поля, поливу, внесення добрив і збирання врожаю дозволяє знизити час і ресурси, витрачені на ці процеси.

Внутрішні стандарти якості та системи контролю допомагають виготовляти товари відповідно до потреб клієнтів і ринку. Ефективне планування та навчання персоналу збільшує продуктивність і зменшує витрати на працю. Розширення або диверсифікація аграрної продукції може призвести до більшого прибутку та меншого ризику. Аналітика та моніторинг даних допомагають аграрним підприємствам розробляти відповідні стратегії оптимізації та швидко визначати

проблеми. Співпраця з іншими підприємствами може призвести до економічних переваг, таких як спільне використання ресурсів і закупівлі [1].

Аналіз потреб ринку та тенденцій допомагає виробництву адаптуватися до змін на ринку. Точні прогнози споживання допомагають запобігти надлишкам або дефіциту запасів.

Це зменшує втрати та витрати на зберігання. Зменшення витрат на логістику: аграрні підприємства можуть зменшити витрати на транспортування та час доставки, використовуючи точні прогнози для оптимізації поставок і логістичних процесів. Покращення якості продукції: аграрні підприємства можуть виробляти продукти вищої якості, враховуючи смаки та вимоги клієнтів завдяки передбаченню споживання. Підвищення конкурентоспроможності: компанії можуть бути більш гнучкими та адаптивними на ринку за допомогою точного прогнозування споживання. Це зберігає конкурентоспроможність і приваблює нових клієнтів. Економія ресурсів: аграрні підприємства можуть ефективно використовувати ресурси, такі як вода, добрива, земля та енергія, зменшуючи негативний вплив на довкілля за допомогою точних прогнозів. Підвищення прибутковості: Оскільки аграрні підприємства можуть знижувати витрати та максимізувати доходи, всі переваги точного прогнозування споживання сприяють підвищенню прибутковості. Одним з основних факторів, які впливають на результати роботи аналітика, є вибір архітектури НМ та етапи початкової обробки даних.

Продукт, який був розроблений, щоб зробити програмування таких систем значно простішим завдяки бібліотекам глибокого машинного навчання. Архітектура мережі визначає точність і швидкість навчання. Перенавчання є проблемою. Метод забезпечує баланс між занадто складною моделлю, яка має дуже високу точність, але схильна до помилок і вимагає значних обчислювальних витрат, які не завжди доступні, і занадто простою моделлю для кожного правила. З недоліком точності враховуючи велику кількість змінених, які використовуються для прогнозування, мета розробила модель, яка мала високу точність прогнозування, приблизно 90 відсотків [4].

Аналіз останніх досліджень і публікацій про прогнозування електроспоживання здійснюється за допомогою різноманітних методів. Вони базуються на аналізі ретроспективної динаміки електроспоживання та факторів, які його впливають, а також виявленні статистичних зв'язків між ними. Потім використовуються різні методи та програми для побудови прогнозних моделей. Такі програми були розроблені в 2000-х роках використання методів прогнозування та статистичного аналізу часові послідовності: NCSS97, ForExSale, CatePillar. Вони універсальні, а не спеціалізовані на конкретній галузі, тому диспетчери не можуть їх використовувати як дорадчу інтегровану автоматизовану систему в електроенергетиці. Традиційні методи аналізу часових рядів є одними з багатьох методів, які зараз використовуються для вирішення розглянутої задачі.

Насамперед, регресійні алгоритми та підхід Боксу-Дженкінса як найефективніші обчислювальні методи Інтелекту та, зокрема, штучні НМ. Успіх штучних НМ, які є предметом обговорення пояснюється нелінійністю прогнозованих процеси НМ, а також здатність до самонавчання та узагальнення, яка має високий рівень невизначеності (ручної та параметричної), стохастичності та хаотичності. На сьогоднішній день існує велика кількість ефективних прикладів використання нейронних мереж у задачах прогнозування споживання електроенергії як у нашій країні, так і в інших країнах. У більшість прогнозованих випадків системи багатошаровий персептрон, який включає всі свої зміни, об'єднані загальною архітектурою з прямою передачею інформації.

Рекурентні НМ можуть бути альтернативою НМ для прямої передачі інформації в задачах прогнозування, оскільки вони мають як глобальні, так і локальні (на рівні зворотні зв'язки та навчання за допомогою спеціальних методів). Перш за все, завдяки своїм універсальне апроксимування та екстраполювання можливості та здатність навчатися в умовах важливих невизначеність структурних і параметричних характеристик прогнозованих процесів. Крім того, у більшості випадків рекурентні НМ, які походять від обчислювальної точки зору набагато ефективніше, ніж прямі мережі передача даних. Досі в задачах обробки нелінійних часових рядів найбільший три

різновиди рекурентних нейронних стали широко поширеними мережі: мережі Вільямса-Зіпсера, Елмана та Джордана [14].

Ці мережі потребують значної модифікації, перш за все, алгоритмів навчання, щоб вирішити проблеми аналізу, передбачення часових рядів і виявлення змін їх властивостей. НМ навчаються за допомогою пакетного навчання, а не передбачають ситуацію, коли дані спостережень часового ряду обробляють одне за одним іншого.

У конкретному прикладі використання електроенергії. Є кілька типів прогнозування навантаження, які в основному відрізняються за проміжком прогнозу, який використовується. Дана робота охоплює лише короткострокове прогнозування.

Мета цієї роботи полягала в підвищенні якості прогнозування споживання електроенергії протягом дня шляхом створення алгоритмів і програмного забезпечення для методу за допомогою рекурентної НМ. Відкриття основного матеріалу: розглянемо послідовність спостережень часового ряду t, y_0, y_1, \dots, y_t для прогнозування наступних значень ряду $y_{t+1}, y_{t+2}, \dots, y_{t+k}$, які мають абсолютну похибка, яка не перевищує певне значення:

$$|\widetilde{y}_{t+i} - y_{t+i}| < \varepsilon, \quad i = 1, K. \quad (1.1)$$

У часовому ряді споживання електроенергії спостерігається хаос. Ми вважаємо, що всі перехідні процеси в системі завершилися, і часовий ряд відображає траєкторії руху в дивному середовищі оператора. При багатокроковому прогнозуванні слід взяти до уваги, що прогноз для хаотичного часового ряду може бути виконаний належним чином лише в межах горизонту прогнозу. Горизонт існує тому, коли йдеться про хаотичні ряди, похибка даних, яка була на початку часу він зростає в геометричній прогресії через розбіжності траєкторій, які спочатку були близькість. Якщо траєкторія системи залишається незмінною області атрактора, пов'язаної з нею, ряд вважається стандартним.

Рекурентні НМ (РНМ) належать до категорії штучних нейронних мереж, у яких вузли з'єднані, щоб створити орієнтований цикл. Це створює внутрішній стан мережі, який дозволяє їй змінюватися в часі. Порівняно з нейронними мережами прямого поширення, РНМ можуть бути використані своєю внутрішню пам'ять, щоб обробляти необхідну кількість входів. Ми обираємо мережу Елмана як тестову модель, оскільки вона дозволяє навчатися та вирішувати багато практичних завдань.

Точне прогнозування споживання для аграрних підприємств відіграє ключову роль у їхній здатності ефективно адаптуватися до змін на ринку та виробництва. За допомогою точних прогнозів, підприємства можуть передбачити коливання в попиті на свою продукцію, прогнозувати вплив зовнішніх факторів, таких як кліматичні умови або економічні тенденції, і вчасно адаптувати свої виробничі стратегії [35].

Це дозволяє аграрним підприємствам гнучко реагувати на зміни у виробництві, уникати перепродукції або недостачі товарів, і, таким чином, забезпечувати стабільність та надійність виробництва. Пристроївши свою стратегію на точних прогнозах, аграрні підприємства можуть оптимально використовувати ресурси, планувати розвиток та інвестувати в інновації, що робить їх більш конкурентоспроможними і готовими до викликів, які приносить змінливий економічний ландшафт.

Загалом, точне прогнозування споживання є важливим інструментом для успішного ведення сільського господарства, управлінню ресурсами та задоволенню потреб споживачів, що призводить до сталого розвитку сектора. Оптимізація виробництва в сільськогосподарських підприємствах допомагає підвищити продуктивність і прибуток, знизити витрати та сприяти сталому розвитку сільського господарства. Для успіху сільськогосподарських підприємств вона є важливою.

Висновки до розділу 1

Використання точних прогнозів споживання електроенергії для аграрних підприємств є важливим аспектом оптимізації їх виробничих процесів. НМ, такі як рекурентні НМ (РНМ), стали ефективним інструментом у цьому контексті. Прогнозування споживання дозволяє підприємствам розробляти точніші плани виробництва, управляти ресурсами, а також зменшити витрати та підвищити продуктивність.

У порівнянні з традиційними методами аналізу часових рядів, НМ відзначаються високою точністю, особливо в умовах невизначеності та хаотичності споживання електроенергії. Рекурентні НМ, такі як мережі Вільямса–Зіпсера, Елмана та Джордана, виявилися ефективними у вирішенні задач аналізу та передбачення часових рядів.

Програми, розроблені у 2000–х роках, які використовують методи прогнозування та статистичний аналіз часових рядів, були універсальними, але не спеціалізованими для електроенергетики. Сучасні методи, такі як рекурентні НМ, можуть забезпечити більш точні та гнучкі прогнози, сприяючи ефективнішому управлінню споживанням електроенергії та ресурсами.

Рекурентні НМ виявляються особливо ефективними у вирішенні викликів, пов'язаних із змінною природою сільськогосподарських процесів. Періодичність вирощування та обробки сільськогосподарських культур може викликати значні коливання в електроенергії, необхідній для виконання цих завдань. Використання РНМ дозволяє більш точно передбачати такі зміни, забезпечуючи підприємствам можливість ефективного розподілу ресурсів та зменшення витрат.

У висновку, точні прогнози споживання електроенергії є ключовим елементом успішного господарювання аграрних підприємств. Використання сучасних технологій, зокрема рекурентних нейронних мереж, може допомогти оптимізувати виробництво, зменшити витрати та забезпечити сталу якість та кількість продукції.

РОЗДІЛ 2

МЕТОДИ ПРОГНОЗУВАННЯ СПОЖИВАННЯ ЕЛЕКТРОЕНЕРГІЇ

2.1 Традиційні методи прогнозування споживання електроенергії

За традиційними та зарубіжними оцінками існує більше ста методів прогнозування. Як завдяки, виникає проблема вибору найбільш прийнятних методів для отримання адекватного результату прогнозу споживання електроенергії об'єктом дослідження. Виконано аналіз найбільш розширених методів. За ступенем формалізації методи прогнозування виділяються на інтуїтивні і формалізовані. Інтуїтивне прогнозування у випадку, якщо об'єкт прогнозування занадто простий, або настільки складний, що практично неможливо аналітично врахувати вплив на багатьох чинників [16].

У таких випадках входять до опитування експертів. В залежності від загальних принципів дії інтуїтивні методи прогнозування, розрізнені на дві групи, а саме: індивідуальні експертні оцінки та колективні експертні оцінки. Отримані індивідуальні та колективні експертні оцінки створені в якості вихідних даних у комплексних системах прогнозування або як кінцеві прогнози.

До груп індивідуальних експертних оцінок можна включити наступні методи: метод «інтерв'ю», аналітичні доповідні записки, написання сценарію. До груп колективних експертних оцінок входять анкетування, методи «комісії», «мозкових атак» (колективної генерації ідей). Клас формалізованих методів у незалежності від загальних принципів дії можна розділити на групи екстраполяційних, системно-структурних, асоціативних методів і методів, що випереджають інформацію. Формалізовані методи включають в себе моделі прогнозування.

Моделі прогнозування розділяються на структурні та статистичні моделі. У статистичних моделях функціональна залежність між зовнішніми факторами і майбутніми та фактичними значеннями часового ряду задається аналітично, а в структурних моделях функціональна залежність задається структурно. До групи

методів прогнозної екстраполяції входять методи найменших квадратів, експоненціального згладжування, імовірнісного моделювання та адаптивного згладжування. До групових системно-структурних методів відносяться методи функціонально-ієрархічного моделювання, морфологічного аналізу, матричного, мережевого моделювання, структурної аналогії [26].

Асоціативні методи розділяються на методи імітаційного моделювання та історико-логічного аналізу. До групи методів випереджаючої інформації входять методи аналізу потоків публікацій, оцінки значущості винаходів і аналіз патентної інформації. Прогнози розділяються на точкові (прогнози, які фіксують одне значення параметра прогнозу об'єкта прогнозування) та інтервальні (прогнози, які фіксують два і більш можливих значення прогнозованого параметра) (рисунок 2.1).

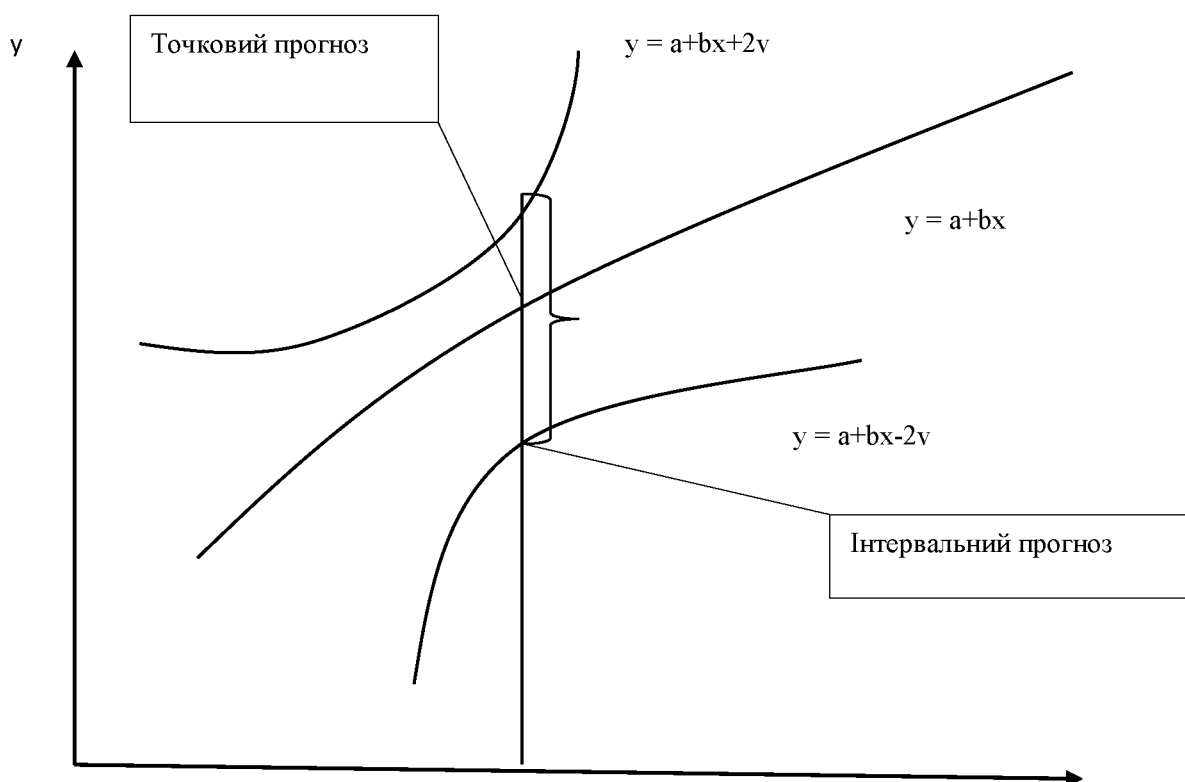


Рисунок 2.1 – Точковий та інтервальний прогноз

За типами прогнозування поділяються на короткострокове (година, доба, тиждень), середньострокове (місяць, квартал, рік) та довге (два роки та більше). Методом прогнозування називається спосіб вивчення об'єкта прогнозування, спрямований на створення прогнозу.

Послідовність дій, необхідних для отримання моделі прогнозування, називається методом прогнозування. Згідно з рисунком 2.2, методи прогнозування поділяються на фактографічні (формалізовані), експертні (інтуїтивні) і комбіновані залежно від наявності даних. Фактографічні (формалізовані) методи мають достатньо інформації про об'єкт прогнозування та його історію. Формалізовані методи базуються на математичних моделях і поділяються на моделі різних предметів, таких як електротехніка, механіка, термодинаміка тощо, а також моделі часових рядів, які шукають залежності в процесах. Для кожної моделі предметної області використовується особливий метод розробки. Моделі часових рядів можна використовувати в різних сферах.

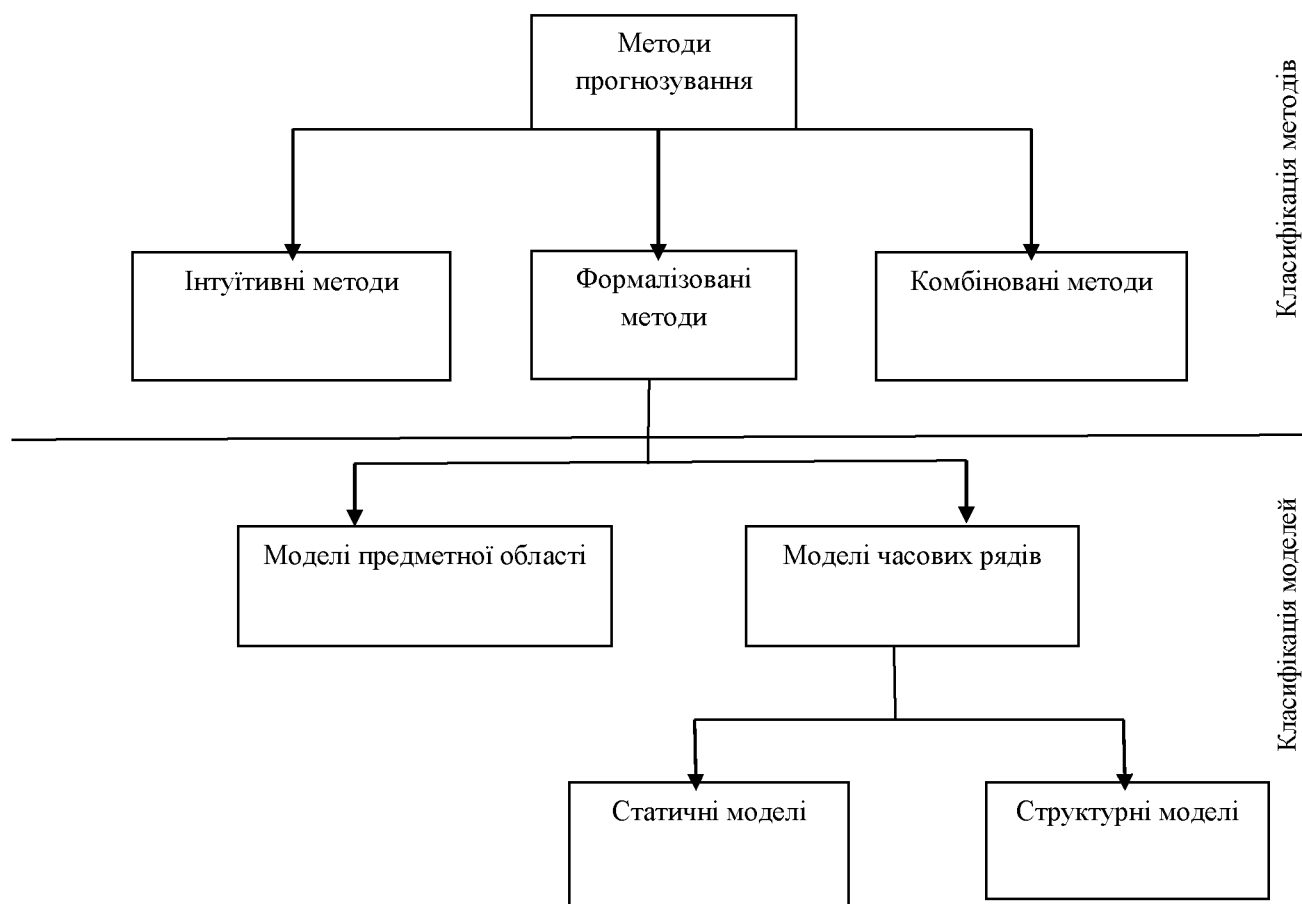


Рисунок 2.2 – Класифікація методів прогнозування

Експертні методи застосовують, коли інформація про минулі досягнення об'єкта недостатня. Вони базуються на даних експертних оцінок. Комбіновані методи прогнозування об'єднують фактографічні та експертні методи. Таким

методом може бути метод порівняння моделей, який використовує принцип «дерева цілей», щоб створити колективні судження. Іноді до цієї групи відносять моделі, які базуються на нечіткій логіці.

Нечітка логіка є продовженням експертних систем, тому досвід потрібно перевести в нечіткі правила. Для прогнозування енергоспоживання в системах MicroGrid формалізований метод є найбільш придатним, оскільки він дозволяє створити автоматизовану систему прогнозування. Крім того, ми вибрали групу моделей часових рядів, оскільки поведінка кривої енергоспоживання описується функцією часу. Для вибору конкретної моделі необхідно провести додаткові дослідження та порівняти точність прогнозу в певних задачах прогнозування електроспоживання. Моделі часових рядів структурні та статистичні [40].

Після проведення аналізу історичних даних статистичними методами можна отримати рівняння, що показує, як енергоспоживання корелює з іншими зовнішніми факторами. Як правило, статистичні методи можуть передбачити енергоспоживання звичайного дня дуже добре, але вони недостатньо гнучкі, щоб аналізувати святкові та інші нерегулярні дні. У структурних моделях структура та правила переходу визначають залежність майбутнього значення від минулого.

В останні роки відбулося кардинальне змінення точки зору щодо обліку електроенергії в промисловості та інших енергоємних галузях, таких як транспорт і житлово-комунальне господарство. Це пов'язано з різноманітними факторами, включаючи щорічне підвищення вартості енергоресурсів, загострення проблем неплатежів і крадіжок електроенергії та інші фактори. Щоб зменшити споживання електроенергії, постачальники та споживачі починають усвідомлювати важливість впровадження нових систем обліку, які базуються на високотехнологічному та сучасному обладнанні.

Актуальним рішенням даних проблем, стало впровадження автоматичних систем комерційного обліку електричної енергії. Багато підприємств вже використовують їх для контролю власної потужності, отримання точних даних про вимірювання, створення баз даних і звітів і надання їх компаніям-постачальникам електроенергії. І все це відбувається при мінімальній участі

людей. Впровадження таких систем в усі енергоємні галузі країни може вирішити такі важливі проблеми енергосистеми, як:

- виявлення втрат електроенергії та проблемних точок;
- оперативне виявлення фактів розкрадання електроенергії;
- постійне відстеження роботи та стану лічильників;
- максимально швидке отримання даних про фактичне споживання електроенергії абонентами;
- своєчасний контроль споживання електроенергії кожним абонентом;
- значна економія електроенергії, зниження відповідальності абонентів щодо оплати рахунків;
- зменшення впливу людей і пов'язаних з цим помилок у знятті показників з лічильника;
- значне скорочення кількості працівників, які працюють на лінії, таких як контролери-обхідники;
- відсутність необхідності мати прямий доступ до приладу обліку для перевірки показників.

Розглянувши причини для впровадження, та переваги даних систем, необхідно визначити можливі варіанти, їхні переваги та недоліки. Автоматизована система комерційного обліку електроенергії (АСКОЕ) є найбільш поширеною, технічно досконалою та має найбільшу кількість функцій і можливостей встановлення. Вона складається з пристроїв для обліку електроенергії та інструментів, які дозволяють збирати, обробляти та відображати дані з електронних лічильників.

Таким чином, хоча встановлення цієї системи є найдорожчим, її можна використовувати, щоб значно знизити витрати на електроенергію, що призведе до економічного збільшення та подальшої економії. Другою за розповсюдженістю є автоматизована система збору даних (АСЗД). Система АСКОЕ є предком цієї. Основна відмінність від свого сучасника полягає в тому, що тепер інформація з лічильників передається безпосередньо до постачальників електроенергії, а не самим споживачам [17].

З огляду на те, що аналіз спожитої потужності та розумний перерозподіл недоступні, це означає, що немає можливості зменшити економічні витрати на електроенергію. За правилами використання електричної енергії (ПКЕЕ) АСЗД є обов'язковою системою для всіх споживачів, у яких встановлена потужність електроустановок становить 150 кВт і більше, а загальна кількість споживаної електроенергії перевищує місячний ліміт у 50 000 кВт*год. Крім того, при встановленні додаткового обладнання можна удосконалити АСЗД до системи АСКОЕ за допомогою зміни вартість такої модернізації становить приблизно 25% від загальної.

Автоматизована система технічного обліку електроенергії (АСТОЕ) є третім варіантом удосконалення. Внутрішні навантаження та їх групи споживають потужність за допомогою цього інструменту. АСТОЕ відрізняється від двох попередніх систем тим, що він призначений лише для аналізу внутрішнього розподілу електроенергії та не пов'язаний з компаніями– поставниками електроенергії.

2.2 Використання машинного навчання для прогнозування споживання електроенергії

Для прогнозування споживання електроенергії існує багато статистичних методів. Щоб зробити точний прогноз, недостатньо використовувати 80 один підхід. зазвичай для досягнення необхідної точності кілька кількох методи.

Таку сукупність обирають для отримання прогнозу з певною точністю методів, які можуть отримати особливості бізнесу.

Як слід розглянувши методи прогнозування для різних підприємств були визначені як умови можна розділити на п'ять груп за загальними принципами дії: прогнозна екстраполяція, регресійний аналіз, адаптивні прогнозні методи, прогнозування техногенез за допомогою гібридних систем.

Вимоги до методу:

- він не повинен включати суб'єктивну оцінку під час аналізу результатів показників;
- необхідно отримати якомога більше факторів, які впливають на потреба в електроенергії;
- дані для розрахунку споживання електроенергії має бути перевірено;
- методика повинна бути математично обґрунтована.

Умови моделі. Прогнозна модель об'єкта складається з системи рівнів, або формули, з коефіцієнти, створені під час якісного етапу розробки моделі. Прогнозна модель на основі представлених даних прийняття розмір вихідного параметра. Прогноз з використанням математичного прогнозування. Моделі об'єкта є незалежними та науково обґрунтованими.

При вирішенні проблеми прогнозування споживання електроенергії промисловим підприємством об'єктом прогнозування є саме споживання електроенергії підприємства як сукупність процесів, які забезпечують усі електроприймачі компанії. Величина споживаної є вихідним параметром прогновної моделі. електричної потужності або споживаної електроенергії в той чи інший момент часу періодично. Для промислової компанії, яка працює в умовах оптового ринку електроенергії, значення кількість електроенергії, яка споживається протягом кожної години доби, на яку виробляється планування. Параметри, які в тій чи іншим чином впливають на обсяг електроспоживання.

Прогнозна модель базується на методиці прогнозування. Цей метод визначає набір формул і алгоритмів, які використовуються для прогнозування поведінки об'єкта прогнозування. Вибір основного методу прогновної моделі проблеми цілі та завдання прогнозування, а також проміжок часу, на який прогнозується. Після того, як ви визначите метод прогнозування, який використовує той чи інший параметри прогновної моделі починаються за допомогою математичного апарату.

Відносини між вихідними параметрами моделі та вихідними параметрами Фактично, коли створити прогнозу модель електроспоживання, щоб застосувати закономірності змін параметра моделі, отриманого від вхідних параметрів. Фактично, коли створитися закономірності зміниться за допомогою прогновної моделі електроспоживання. вихідного параметра, тобто величини споживання

електроенергії, на основі параметрів, вибір вхідних. Прогнозна модель електроспоживання відповідати таким вимогам, щоб розв'язувати проблему прогнозування погодинної величини електроспоживання промислового підприємства, що працює на ринку гуртової електроенергії [32]:

– модель повинна бути еволюційною та адаптивною. вона є повинна дати можливість включити достатньо широкий спектр змін, додатків, щоб забезпечити можливість відмови від наближення до моделі, яка відповідає точністю прогнозних результатів;

– модель повинна бути досить абстрактною, щоб її можна було використовувати з великою деякі вхідні параметри, але не до такої міри, щоб розв'язувати проблеми в надійність, а також практична користь від отриманих результатів прогнозу;

– прогнозна модель повинна забезпечити формування прогнозу відповідно до встановлених термінів, який настає після отримання попередніх прогнозних даних;

– модифікація повинна бути адаптована для реалізації за допомогою відповідних технічних засобів. Це означає, що вона повинна бути фізично реалізована на певному рівні розвитку технологій;

– модель повинна включати перевірку істинності відповідно до неї відповідно оригіналу.

Оцінка прогностичних успіхів моделі у два етапи. На першому етапі модель будується на так званій навчальна вибірка, з урахуванням останніх аспектів – це називається вибором для тестування. Після цього за допомогою розробленого математичного Прогноз моделі розраховується на основі інтервалів часу, на який припадає тест вибірка та оцінка прогностичних можливостей створеної моделі за допомогою оцінки різниці між фактичними вихідними та результатами прогнозу визначенням. Дослідження починається з впровадження моделі, яка пройшла перший етап і отримала позитивну оцінку прогностичних здібностей.

Модель зараз розраховує чисті прогнозні значення. У міру розвитку майбутнього значення прогноз порівнюється з їх практичними значеннями та оцінюється їх ефективність роботи на основі моделі. Машинне навчання є важливою частиною оптимізації виробництва, розподілу та транспортування

електроенергії в мережі. Такі прогнози гарантують стабільність електропостачання, знижують витрати, покращують надійність і покращують роботу електроенергетичних систем. Для цього використовується машинне навчання для вирішення наступних основних питань:

- збір даних: першим кроком є збір і підготовка даних. Для точного прогнозування споживання електроенергії необхідно мати доступ до великої кількості історичних даних, а також інформації про погоду, святкові дні та інші фактори, які можуть вплинути на споживання;

- вибір моделей: різні моделі машинного навчання, такі як НМ, регресійні методи та методи часових рядів, використовують для прогнозування кількості електроенергії, яку використовують. Вибір моделі та тип даних;

- побудова функцій: інженерна ознака, тобто створення відповідних ознак із наявними даними, є важливою частиною процесу. Нові моделі допоможуть нам краще зрозуміти зв'язок між різними факторами та споживанням електроенергії;

- моделі навчання: модель машинного навчання навчається на історичних даних, щоб визначити зв'язок між вхідними факторами та вихідними значеннями, наприклад споживанням електроенергії;

- оцінка та налаштування: щоб програмувати якість прогнозування, після навчання модель має бути оцінена на тестових даних. Якщо результати не задовольняють очікування, можливо, потрібно внести зміни до моделі або відновити процес навчання з іншими параметрами;

- прогнозування: після навчання модель може бути використана для прогнозування майбутнього споживання електроенергії, враховуючи різні фактори, включаючи погоду, день тижня, свята та інші фактори;

- моніторинг та аналіз: після впровадження моделі перевіряйте її результати, щоб переконатися, що вона відповідає стандартам. Після цього модель можна змінити або оновити на нові дані, якщо це потрібно. Машинне навчання для прогнозування споживання електроенергії покращує роботу електроенергетичних систем і гарантує стабільне та надійне електропостачання в мережі.

У контексті впровадження машинного навчання для прогнозування споживання електроенергії, важливо визначити, що чисті прогнозні значення,

отримані за допомогою моделі, є лише першим кроком. Для ефективності роботи моделі необхідно систематично порівнювати її прогнози з практичними значеннями та оцінювати їх точність. Цей цикл порівнянь і оцінок дозволяє визначити ефективність роботи моделі та вчасно вносити корективи для покращення її точності.

2.3 Роль нейронних мереж у прогнозуванні споживання

Через здатність автоматично виявляти складні зв'язки в даних і моделювати зміни в споживанні електроенергії з часом, НМ глибокого навчання (DNN) відіграють важливу роль у прогнозуванні споживання електроенергії. Деякі основні способи, за допомогою яких НМ можуть використовувати для прогнозування споживання електроенергії, включають моделювання часових рядів: НМ можуть бути навчені аналізувати та прогнозувати залежність споживання електроенергії від часових рядів, які включають години, дні, місяці та роки. Для моделювання часових рядів конкурентні НМ (RNN) та їхні вдосконалені варіації, такі як LSTM (Long Short-Term Memory) і GRU (Gated Recurrent Unit), є популярними виборами [34]. Які поділяються на:

- враховування екзогенних факторів: екзогенні фактори, такі як погода, свята, події та інші змінні, які можуть впливати на споживання електроенергії, легко інтегруються нейронними мережами. Це дозволяє створювати моделі, які є більш точними та універсальними;

- глибокі НМ: виявлення більш складних шаблонів і взаємозв'язків у даних можливо завдяки глибоким НМ з багатьма шарами, також відомим як глибини. Це особливо корисно в ситуаціях, коли використання електроенергії залежить від багатьох факторів. НМ можуть автоматично визначати періодичність і сезонні закономірності в споживанні електроенергії. Це дозволяє точніше прогнозувати піки споживання електроенергії під час робочого дня чи взимку;

Автокодувальні мережі – це тип нейронних мереж, які можуть зменшувати розмірність і створювати компактні представлення даних. Це може бути корисно для зменшення обсягу обчислень, необхідних для обробки великої кількості

даних. У деяких випадках прогнози НМ для оптимізації споживання електроенергії в реальному часі можна використовувати за допомогою навчання з підкріпленням.

НМ мають декілька переваг, що роблять їх привабливими для задач прогнозування електроенергії. Вони здатні розпізнавати нелінійні та складні залежності, що дозволяє їм точніше моделювати реальний світ. Крім того, НМ можуть працювати з великою кількістю факторів, що важливо в умовах аграрного виробництва, де багато різних чинників впливають на споживання електроенергії.

Ще однією важливою особливістю НМ є їхній потенціал для автоматизації та оптимізації процесу прогнозування. Вони можуть бути інтегровані в системи управління енергоспоживанням та автоматично оновлювати прогнози на основі нових даних, що допомагає підтримувати актуальність та точність прогнозів.

Загалом, НМ можуть створювати досить складні та точні моделі прогнозування споживання електроенергії, що може допомогти компаніям та організаціям у сфері електроенергетики заощадити гроші. Використання нейронних мереж для прогнозування споживання електроенергії має наступні переваги. НМ можуть інтуїтивно змінювати споживання та інші фактори.

Це дозволяє прогнозувати з високою точністю в різних умовах. Робота з великими обсягами даних: НМ чудово підходять для обробки великих кількостей даних; це може бути необхідно для прогнозування споживання енергії великими регіонами та мережами. Здатність до реалізації в реальному часі: деякі типи нейронних мереж, такі як НМ зі зворотним поширенням, можуть швидко генерувати прогнози, що дозволяє використовувати їх для керування мережами в реальному часі [12].

Автоматизація: після налагодження НМ можуть працювати без значної людської інтервенції, що зменшує витрати на прогнозування споживання електроенергії та покращує процес.

Оптимізація енергоспоживання: НМ можна використовувати для розробки методів оптимізації енергоспоживання, зокрема для підтримки плавного завантаження систем і зменшення піків споживання. Навчання нейронних мереж може допомогти в оптимізації розподілу електроенергії та зниження витрат.

Зрештою, використання нейронних мереж для прогнозування споживання електроенергії дозволяє створювати ефективні та надійні системи керування енергетичними ресурсами. Це дуже важливо для майбутнього сталого та стійкого розвитку електроенергетичних мереж.

Висновки до розділу 2

В другому розділі було досліджено різноманітні методи та аспекти використання машинного навчання для прогнозування споживання електроенергії. Систематично розглянуто п'ять груп методів прогнозування, таких як прогнозна екстраполяція, регресійний аналіз, адаптивні прогнозні методи, техногенез прогнозу за допомогою гібридних систем. Визначено ключові вимоги до методів, включаючи математичну обґрунтованість та врахування різноманітних факторів, що впливають на електроспоживання.

Детально розглянуто процес побудови прогнозної моделі, яка базується на математичному прогнозуванні. Важливі аспекти, такі як еволюційність, адаптивність та наукова обґрунтованість, були визначені як ключові для ефективного прогнозування споживання електроенергії промисловими підприємствами.

Підбиваючи підсумки вищесказаного, використання нейронних мереж для прогнозування споживання електроенергії виявляється перспективним підходом, що відкриває шлях до створення ефективних та стійких систем управління енергетичними ресурсами, сприяючи розвитку сталої та інноваційної електроенергетики.

РОЗДІЛ 3

ВПРОВАДЖЕННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ В АГРАРНИЙ СЕКТОР

3.1 Збір та обробка даних

Перед навчанням моделі машинного навчання потрібно зібрати та обробити дані для прогнозування споживання електроенергії. Для досягнення високої точності прогнозів важливо мати належно підготовлені та репрезентативні дані. Давайте детально розглянемо цей процес: Збір даних: Споживання електроенергії: Дані про споживання електроенергії є основною частиною збору даних. Ці дані повинні бути регулярно оновлюватися, наприклад, кожну годину або частіше. Фактори погоди, включаючи температуру, вологість, опади, вітер і сонячну активність, можуть значно впливати на споживання електроенергії [19].

Таким чином, необхідно зібрати дані про погоду в регіоні, де проводиться прогнозування. Календарні змінні, такі як свята, вихідні дні та робочі дні, також можуть впливати на споживання електроенергії. Для цього необхідно мати доступ до календаря робочих годин і свят. Виявлення та видалення відхилень від стандартних паттернів споживання необхідно для підвищення якості даних. Якщо в даних є пропуски, їх можна заповнити за допомогою інтерполяції або інших методів заповнення пропусків, для забезпечення однакових шкал для кожної ознаки можна нормувати (перетворити дані в певний діапазон) або масштабувати дані.

Нейронні мережі потребують належним чином створених вхідних ознак. Це може включати створення часових змінних, які показують попередні значення споживання електроенергії, також відомі як лаги, і інші інженерні характеристики. Розділіть дані на тестові та навчальні набори, щоб оцінити ефективність моделі. Моделі навчаються за допомогою навчального набору, а тестовий набір використовується для оцінки її точності. Перед навчанням моделі необхідно провести аналіз якості даних і дослідити, як різні ознаки пов'язані зі споживанням електроенергії. Оскільки точність прогнозування залежить від

актуальності даних, дані повинні бути збережені та оновлені регулярно. Після завершення цих етапів дані можна використовувати для навчання НМ або іншої моделі машинного навчання, щоб прогнозувати споживання електроенергії. Для досягнення точних і ефективних прогнозів ретельна підготовка даних є важливим кроком.

Побудовано позитивно–негативну матрицю варіантів основних функцій (таблиця 3.1).

Таблиця 3.1 – Позитивно-негативна матриця

Варіанти реалізації	Переваги	Недоліки
Scikit– learn	Кросплатформеність, полегшений процес портування на мобільні пристрої	Складніший синтаксис, складніше проведення тестів
Keras	Нижча вартість та вища швидкість розробки, більша популярність серед розробників	Нижча швидкість роботи, ускладнене портування на мобільні пристрої
Jupyter Notebook	Нижча вартість та вища швидкість розробки, полегшена підтримка, кросплатформеність	Довгий запуск та невисока швидкість роботи
VisualStudio	Можливість використовувати декілька мов програмування	Висока потреба у оперативній пам'яті
Java	Висока швидкодія, оптимізація під різні платформи	Висока вартість розробки, складність введення нових алгоритмів
Python	Вища швидкість розробки, відносна легкість проведення експериментів, більше бібліотек	Низька швидкодія

У процесі впровадження нейронних мереж в аграрний сектор, збір та обробка даних є ключовим етапом для досягнення високої точності прогнозів споживання електроенергії. Першочерговим завданням є систематичний збір і регулярне оновлення даних про споживання електроенергії, враховуючи фактори погоди, календарні величини та інші впливаючі фактори. Ретельна обробка даних, включаючи виявлення та видалення відхилень, дозволяє підвищити якість даних та покращити точність моделі.

Однак важливо не лише збирати дані, але й грамотно їх підготувати для використання в нейронних мережах. Це включає створення часових змінних,

інженерію ознак та інші процеси, щоб модель мала належні вхідні дані. Розділення на тренувальний та тестовий набори є важливим кроком для ефективної оцінки точності моделі та уникнення перенавчання.

Аналіз якості даних та вивчення взаємозв'язків між ознаками перед навчанням моделі дозволяє отримати глибше розуміння контексту та оптимізувати процес прогнозування. Оновлення та збереження даних регулярно є важливими, оскільки точність прогнозування в значній мірі залежить від актуальності і якості вхідних даних [8].

Завершуючи ці кроки, готові дані можна використовувати для навчання нейронних мереж чи інших моделей машинного навчання. Підсумовуючи, ретельна підготовка та обробка даних є критично важливим етапом у впровадженні нейронних мереж для прогнозування споживання електроенергії в аграрному секторі.

3.2 Вибір оптимальну архітектуру нейронних мереж для задачі прогнозування

Основні результати дослідження. Найважливішою властивістю нейронних мереж є їх здатність "навчатися" на основі даних, що описують об'єкти навколишнього середовища. Навчання НМ відбувається способом інтерактивного процесу коректування синаптичних ваг і порогів. В ідеальному випадку, нейронна мережа навчається взаємозв'язкам, що містяться у навчальних даних на кожній ітерації процесу навчання. Першим кроком побудови системи з використанням нейронних мереж є вибір архітектури. Архітектуру завжди підбирають експериментально, базуючись на технічному завданні. Для запропонованої системи було обрано нейронну мережу прямого поширення (рисунок 3.1).

У штучних нейронних мережах нейрони зазвичай об'єднані в шари залежно від того, що вони роблять для активації перетворення сигналу.

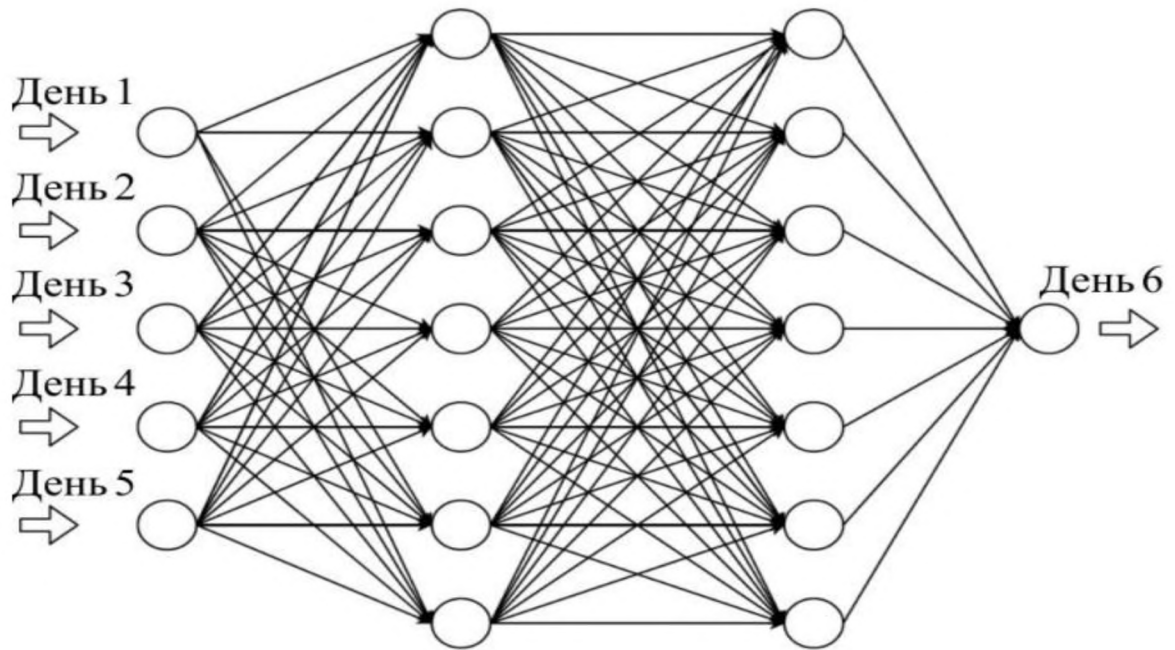


Рисунок 3.1 – Нейронна мережа прямого поширення

Сигнал поступово передається до вихідних шарів і, в більшості випадків, випадку, кожен нейрон вихідного і наступних шарів, за винятком вихідного, закріплений на кожному нейроні наступного шару. Часто між вхідним і вихідним, вихідні шари містять приховані шари (рисунок 3.2).

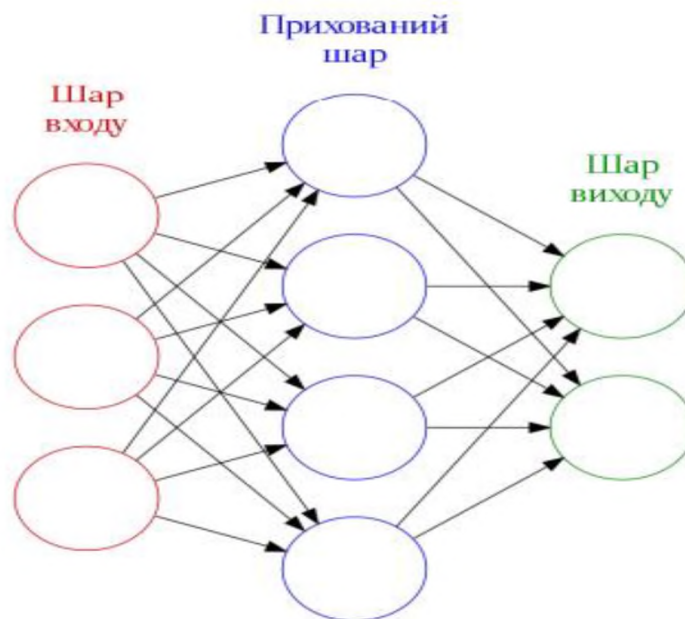


Рисунок 3.2 – Нейронна мережа з одним прихованим шаром нейронів

Нейронні мережі, які працюють для прямого поширення однією з найпростіших архітектур є НМ прямого поширення (FFNN, Feed-Forward Neural Networks).

Розглянемо типовий приклад такої мережі, повнозв'язні мережа мешканців прямого поширення (FNN), як перцептрони. Нейрони кожного шару перцептрона не пов'язані між собою, а замість цього вони закріплені на кожному нейроні наступного шару. Ознаки передається до вихідних нейронів від вхідних нейронів. Найпоширеніша модель

Перцептрон, який не має прихованих шарів показано на рисунку 3.3.

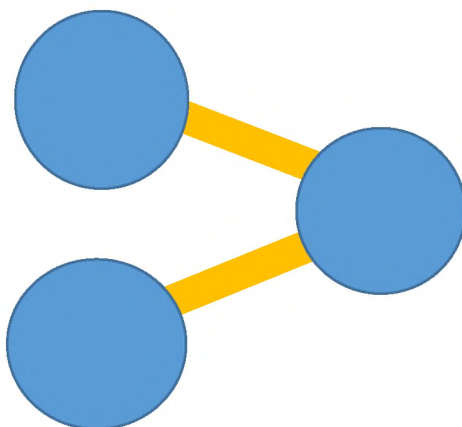


Рисунок 3.3 – Перцептрон без прихованих шарів

Перцептрони з, хоча більш одним або двома прихованими шарами стали розширеними, як показано на рисунку 3.4.

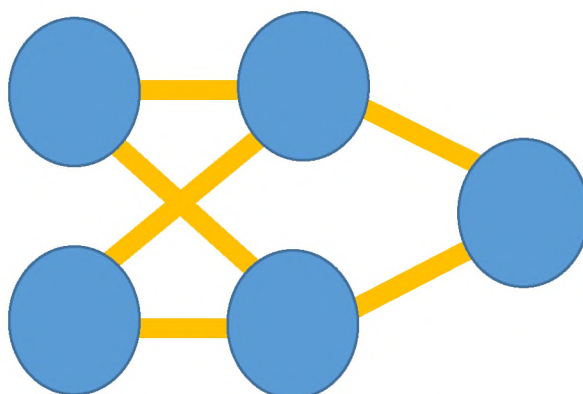


Рисунок 3.4 – Перцептрон з одним прихованим шаром

Наступним етапом впровадження НМ у прогнозування та споживання електроенергії агрофірмою.

Розширений набір функцій і процедур для роботи з нейронними мережами, наприклад, для прогнозування споживання електроенергії, міститься в додатку, який зараз доступний. Дані можна завантажити та обробити за допомогою коду, наприклад, нормалізувати дані, розділити набори на навчальні та тестові, підготувати ознаки та цільову змінну. Можна створити нейронну мережу з налаштованими шарами та активаційними функціями за допомогою функції `create_model`. Можна навчати модель на навчальних даних за допомогою функції `train_model`. Ви також можете змінити кількість епох і розмір пакету. Тестові дані використовуються для оцінки моделі; середня квадратична похибка та втрати обчислюються; і створюється графік втрат під час навчання. Можна зберігати модель у файл HDF5 (.h5) і завантажувати її назад за допомогою функції `load_saved_model`. Використовуючи навчену модель, можна виконувати прогнози на тестових даних за допомогою функції `make_predictions`. Головна функція дозволяє виконати усі вищезазначені кроки в одному виклику та зберегти навчену модель для подальшого використання.

Загальний код полегшує автоматизацію процесу навчання НМ та допомагає прогнозувати споживання електроенергії та надає більшу організованість і гнучкість для роботи з моделлю та даними.

Для розробки саме НМ до кваліфікаційну роботу з теми “Прогнозування споживання електроенергії агрофірмою за допомогою нейронної мережі” я скористався мовою програмування Python, що має багато переваг перед іншими. Далі розглянемо інструменти, бібліотеки та розширення що є актуальними для використання саме в цій кваліфікаційній роботі:

`import numpy as np`: Ця інструкція імпортує бібліотеку NumPy для обробки числових даних. NumPy – це бібліотека Python, яку застосовують для математичних обчислень: починаючи з базових функцій і закінчуючи лінійною алгеброю. Повна назва бібліотеки – Numerical Python extensions, або Числові розширення Python. Ця бібліотека має кілька важливих особливостей, які зробили її популярним інструментом. По-перше, вихідний код у вільному доступі зберігається на GitHub, тому NumPy називають open-source модулем для Python.

`import tensorflow as tf`: Ця інструкція імпортує бібліотеку TensorFlow, яка використовується для створення та навчання нейронних мереж. TensorFlow – це бібліотека програмного забезпечення з відкритим кодом для чисельних обчислень. Він був випущений за ліцензією Apache 2.0 з відкритим кодом і використовує діаграми потоків даних. Вузли на графіках представляють математичні операції, тоді як ребра графіків представляють багатовимірні матриці даних (натягувачі) спілкувалися між ними. На відміну від інших числові бібліотеки, призначені для глибокого навчання як Теано, цей, про який йде мова, був розроблений для використання як у дослідженнях, так і в розробці. Він також може працювати на одному процесорі, на декількох центральних процесорах, а також на мобільних пристроях та широкомасштабних розподілених системах сотень машин. Якщо ми хочемо встановити TensorFlow, його можна встановити у всій системі, у віртуальному середовищі Python, такому як контейнер Docker та інші. Найпоширеніший і найпростіший спосіб встановити TensorFlow – можливо, через віртуальне середовище Python, де можна легко створювати та керувати кількома середовищами. Це варіант, який ми побачимо в наступних рядках.

`from tensorflow import keras`: З цією інструкцією ми імпортуємо високорівневий інтерфейс TensorFlow, включаючи Keras, який є API для роботи з нейронними мережами. Основними структурами даних Keras є шари та моделі. Найпростіший тип моделі – це послідовна модель (Sequential model), лінійний стек шарів.

Основні кроки для послідовної моделі:

1. Створити модель:

```
from tensorflow.keras.models import Sequential  
model = Sequential()
```

2. Додати шари:

```
from tensorflow.keras.layers import Dense  
model.add(Dense(units=64, activation='relu'))  
model.add(Dense(units=10, activation='softmax'))
```

`from sklearn.model_selection import train_test_split`: Ця інструкція імпортує функцію `train_test_split` з бібліотеки `scikit-learn` для розділення даних на навчальний і тестовий набори. Scikit-Learn широко відомий як добре підтримуваний, відкритий і популярний інструмент Python ML, який містить велику бібліотеку алгоритмів, включаючи інкрементальне навчання. Він розширює функціональність пакетів NumPy і SciPy за допомогою численних DM алгоритмів. Він також використовує пакет Matplotlib для побудови графіків.

Проект Scikit-Learn почався як проект Google Summer of Code Девіда Курнапо. З 2015 року він активно розвивається за підтримки INRIA, Telecom ParisTech, а іноді і Google, завдяки Google Summer of Code. З квітня 2016 року Scikit-Learn надається в спільно розробленій Anaconda для проекту Cloudera на кластерах Hadoop. На додаток до Scikit-Learn, Anaconda включає ряд популярних пакетів для математики, науки і техніки для екосистеми Python, таких як NumPy, SciPy і Pandas. Scikit-Learn надає доступ до наступної функціональності: класифікації, регресії, кластеризації, зменшення розмірності, вибору моделі і попередньої обробки.

Сильні сторони: Універсальний, загальнодоступний, комерційно придатний, добре підтримуваний і популярний інструмент Python ML. Має підтримку з боку великих ІТ-компаній (Google) і установ (INRIA). Добре оновлюваний і вичерпний набір алгоритмів і реалізацій. Є частиною багатьох екосистем; тісно пов'язаний зі статистичними та науковими пакетами Python.

Слабкі сторони: Невеликі набори даних, тільки API-орієнтований, інтерфейс командного рядка вимагає навичок програмування на Python. Бібліотека не підтримує GPU і має тільки базові інструменти для нейронних мереж. `from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler`: Ця інструкція імпортує `MinMaxScaler`, який використовується для нормалізації даних. Пакет `sklearn.preprocessing` забезпечує кілька функцій загальної корисності та трансформаторні класи для зміни необроблених векторів характеристик у подання, яке є більш підходящим для низхідних потоку оцінок

У цілому нині алгоритми навчання виграють від стандартизації набору даних. Якщо в наборі є якісь викиди, більш відповідними є надійні скейлери або трансформатори. `MinMaxScaler` (діапазон_функцій = (0, 1), *, копія = True, кліп = False) Трансформуйте функції, масштабуючи кожен функцію до заданого діапазону. Цей оцінювач масштабує та переводить кожен функцію окремо таким чином, щоб вона була в заданому діапазоні на навчальному наборі, наприклад, між нулем і одиницею.

$$X_std = (X - X.min(axis=0)) / (X.max(axis=0) - X.min(axis=0))$$

$$X_scaled = X_std * (max - min) + min$$

де `min`, `max` = діапазон_функцій.

Це перетворення часто використовується як альтернатива нульовому середньому, шкалу одиничної дисперсії.

`MinMaxScaler` не зменшує ефект викидів, але лінійно зменшує їх до фіксованого діапазону, де найбільша точка даних відповідає максимальному значенню, а найменша – мінімальному значенню. «Уявний набір даних»: Тут створюються уявні дані для демонстрації. `X` містить вхідні ознаки (5 ознак), а `y` – виходи, які модель намагатиметься прогнозувати.

«Розділити дані на навчальний і тестовий набори»: `train_test_split` розділяє дані на навчальний і тестовий набори, дозволяючи оцінити ефективність моделі.

«Нормалізація даних»: Дані нормалізуються за допомогою `MinMaxScaler` (опис вище) для того, щоб вони знаходилися в одному діапазоні і модель навчалася ефективніше.

Потрібно створити уявний набір даних скориставшись функцією

```
np.random.seed(0)
```

```
np.random.seed(0)
```

```
X = np.random.rand(100, 5) # Ознаки (5 ознак)
```

```
y = 2 * X[:, 0] + 3 * X[:, 1] - 0.5 * X[:, 2] + np.random.rand(100)
```

```
# Виходи (споживання електроенергії)
```

Розділити дані на навчальний і тестовий набори та нормалізувати.

```
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2,
random_state=42)
```

```
# Нормалізація даних
```

```
scaler = MinMaxScaler()
```

```
X_train = scaler.fit_transform(X_train)
```

```
X_test = scaler.transform(X_test)
```

«Створення нейромережі»: Створюється нейронна мережа з використанням Keras. Мережа має вхідний шар з 5 нейронами (оскільки є 5 ознак), два приховані шари з 64 та 32 нейронами і вихідний шар з одним виходом. Вхідний шар (`keras.layers.Input(shape=(5,))`): Цей шар визначає кількість вхідних ознак і їх форму. У нашому випадку, ми маємо 5 ознак, тому `shape=(5,)` вказує на те, що вхідний шар має 5 нейронів, які відповідають нашим ознакам.

Прихований шар №1 (`keras.layers.Dense(64, activation='relu')`): Це перший прихований шар з 64 нейронами. Шари Dense (повнозв'язні) означають, що кожен нейрон цього шару пов'язаний з кожним нейроном попереднього шару. Активаційна функція 'relu' (Rectified Linear Unit) використовується для нелінійної активації нейронів. Прихований шар №2 (`keras.layers.Dense(32, activation='relu')`): Це другий прихований шар з 32 нейронами, який слугує для подальшої внутрішньої репрезентації даних.

Вихідний шар (`keras.layers.Dense(1)`): Вихідний шар має один нейрон, оскільки ми прогнозуємо одне значення (споживання електроенергії). Вихідний шар не використовує активаційну функцію, оскільки ми хочемо прогнозувати неперервне числове значення.

```
# Створення нейромережі
```

```
model = keras.Sequential( [])
```

```
keras.layers.Input(shape=(5,)), # Вхідний шар з 5 ознаками
```

```
keras.layers.Dense(64, activation='relu'),
```

```
keras.layers.Dense(32, activation='relu'),
```

```
keras.layers.Dense(1) # Вихідний шар])
```

Отже, загальна архітектура НМ у моєму коді включає вхідний шар з 5 нейронами, два приховані шари з 64 та 32 нейронами відповідно, і вихідний шар з одним нейроном для прогнозування значення споживання електроенергії. Ця архітектура може бути налаштована та змінена в залежності від вашого конкретного завдання і даних.

«Компіляція моделі»: Модель компілюється з використанням оптимізатора 'adam' ('Adam' (скорочено від Adaptive Moment Estimation) є одним з популярних оптимізаторів для навчання нейронних мереж. Він поєднує в собі переваги інших оптимізаторів, таких як стохастичний градієнтний спуск (SGD) і RMSprop, і володіє адаптивною швидкістю навчання) і функції втрат 'mean_squared_error'. Функція втрат 'mean_squared_error' (MSE) – це популярна функція втрат, яка використовується в задачах регресії для вимірювання середньої квадратичної помилки між прогнозованими значеннями моделі і справжніми значеннями.

```
# Компіляція моделі
```

```
model.compile(optimizer='adam', loss='mean_squared_error')
```

«Тренування моделі»: Модель навчається на навчальних даних протягом 100 епох з пакетом розміром 32 та валідаційним поділом 20%. Цей крок означає, що ми навчаємо модель за допомогою навчальних даних протягом 100 епох.

Епоха – це один прохід через весь навчальний набір даних. У цьому випадку ми проводимо 100 епох навчання. Після кожної епохи модель адаптує свої ваги, намагаючись мінімізувати функцію втрат.

```
# Тренування моделі
```

```
model.fit(X_train, y_train, epochs=100, batch_size=32, validation_split=0.2)
```

Пакет визначає кількість прикладів даних, які одночасно подаються в нейронну мережу для оновлення ваг. У цьому випадку використовується пакет розміром 32, що означає, що модель оновлює свої ваги після кожних 32 прикладів. Часто використовується валідаційний набір для оцінки ефективності моделі. Валідаційний набір є частиною навчальних даних, але використовується лише для оцінки моделі без активного навчання. У цьому випадку 20% навчальних даних використовуються як валідаційний набір. Під час кожної епохи

модель отримує партію (пакет) навчальних прикладів, обчислює прогнози, обчислює втрати та оновлює свої ваги, намагаючись зменшити значення функції втрат. Цей процес повторюється протягом усіх 100 епох. Цей цикл навчання приводить до адаптації ваг моделі таким чином, щоб вона найкращим чином відповідала навчальним даним і мінімізувала функцію втрат.

«Оцінка точності моделі на тестовому наборі»: Визначається помилка моделі на тестовому наборі даних.

```
loss = model.evaluate(X_test, y_test)
print (f'Помилка на тестовому наборі: {loss}')
```

«Приклад прогнозу»: Демонструється прогноз для уявного вхідного прикладу. Вхідні дані нормалізуються, а потім робиться прогноз за допомогою моделі. Результат виводиться на екран.

```
sample_input = np.array( [[0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5]]) # Приклад вхідних даних
sample_input = scaler.transform(sample_input) # Нормалізуємо вхідні дані
predicted_output = model.predict(sample_input)
print(f'Прогноз споживання електроенергії: {predicted_output [0] [0]}')
```

Цей код створює і навчає просту нейронну мережу для демонстрації процесу прогнозування. У розширеному проекті вам потрібно буде використовувати більший масив даних та більш складні моделі для досягнення точних прогнозів.

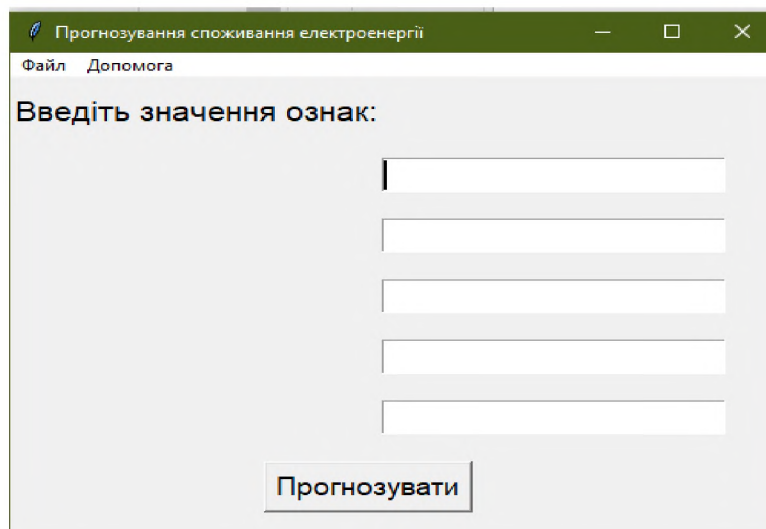


Рисунок 3.5 – Зовнішній вигляд програми

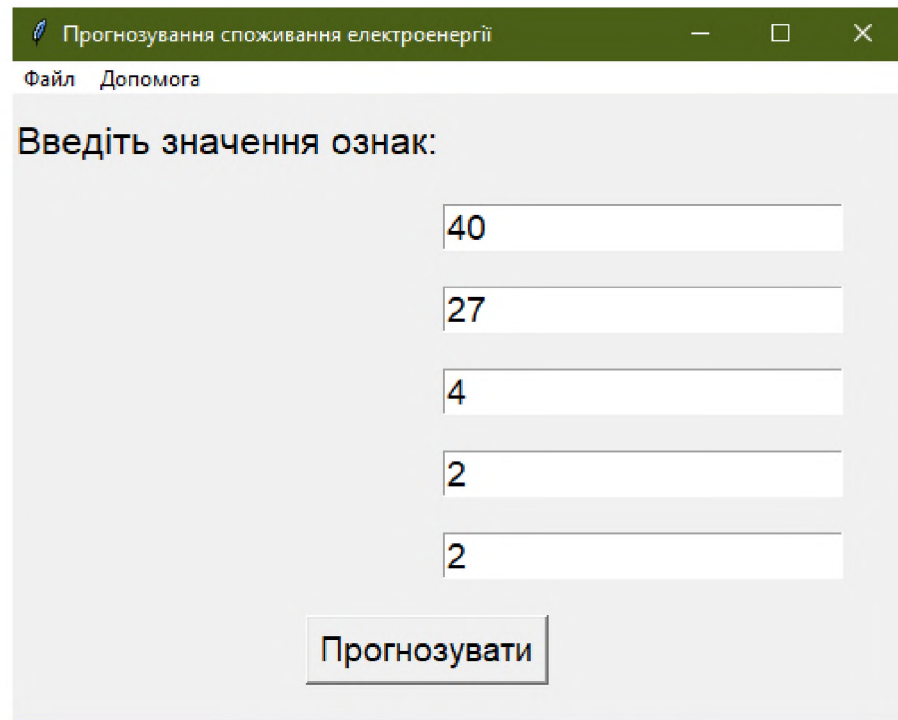


Рисунок 3.6 – Введення даних

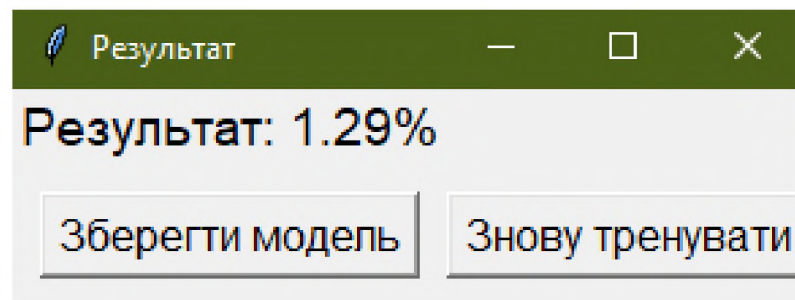


Рисунок 3.7 – Надання результатів

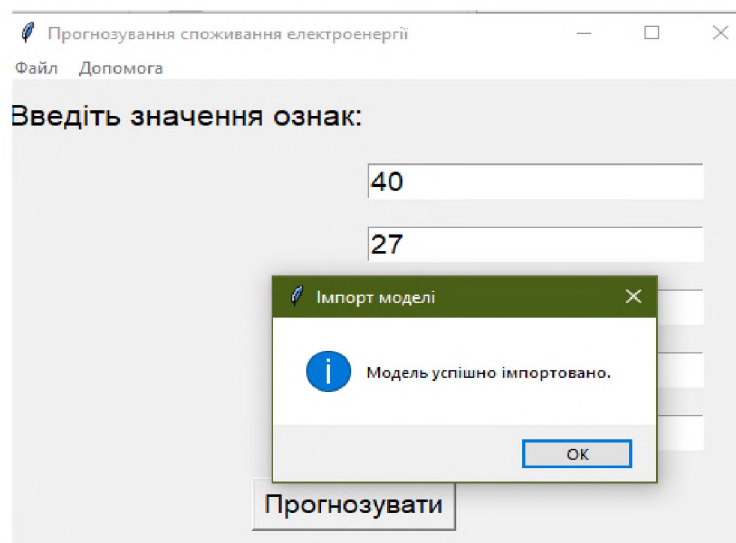


Рисунок 3.8 – Імпорт нейромережі для подальшого навчання.

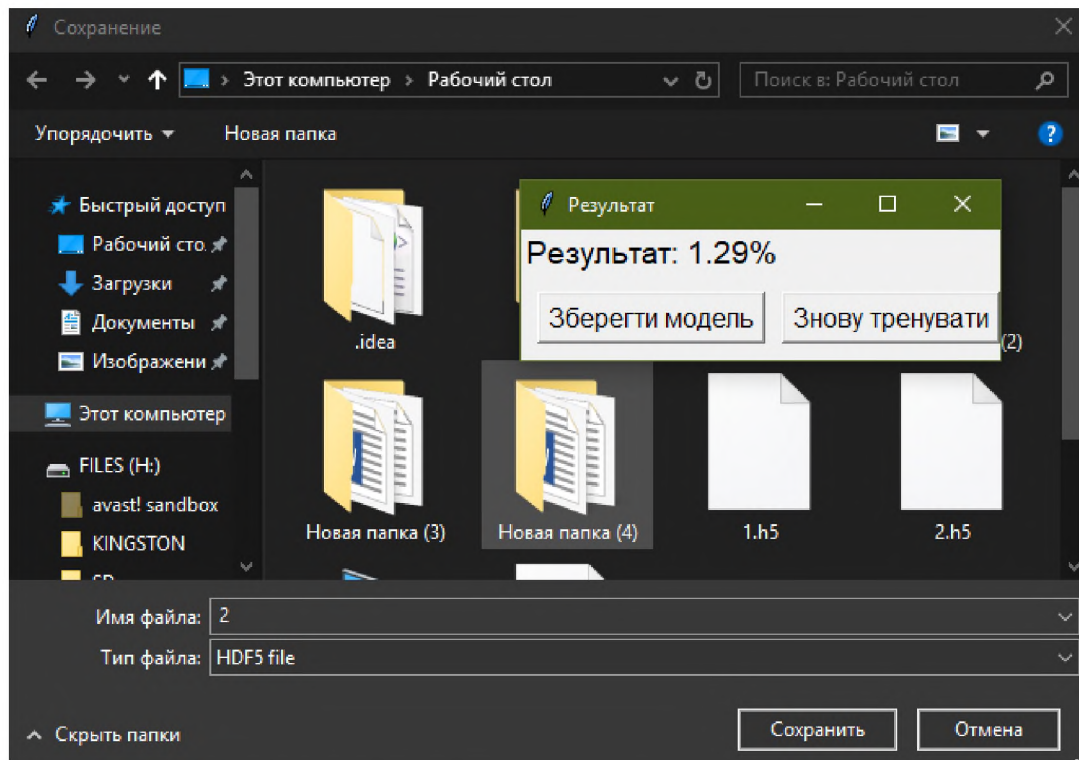


Рисунок 3.9 – Збереження нейромережі

Створена нейромережа працює за вище зазначеним кодом. Кожне з п'яти полів відповідає за конкретний фактор, який враховується у прогнозуванні споживання електроенергії:

- перше поле вказує на середню кількість спожитої електроенергії у кіловат-годинах (КВт);
- друге поле відповідає за кількість робочих днів у місяці;
- третє поле вказує на кількість вихідних днів у місяці;
- четверте поле відображає кількість днів із непогодою;
- п'яте поле визначає кількість святкових днів у місяці.

Модель базується на інтеграції різноманітних факторів, що впливають на споживання електроенергії, і використовує їх для прогнозування майбутнього витрати електроенергії. Враховуючи робочі та вихідні дні, дні з непогодою, а також святкові події, модель може точніше адаптуватися до змін у споживанні енергії, забезпечуючи більш ефективне управління електропостачанням. Такий підхід використовується для забезпечення стабільності, надійності та оптимізації функціонування електроенергетичних систем у різних умовах та обставинах.

3.3 Методи тренування та налаштування нейронних мереж для аграрного виробництва

У аграрному виробництві НМ можуть бути корисними для багатьох цілей, включаючи прогнозування врожайності, вирощування поливом, виявлення хвороб рослин, класифікацію сортів або видів рослин та багато іншого. Необхідно використовувати певні процедури і процедури, щоб тренувати та налаштувати нейронну мережу в цьому контексті. Ось загальна стратегія, зібрати дані про виробництво для навчання та тестування мережі. Дані можна розробити ефективними способами, включаючи очищення від шуму, видалення відсутніх даних, масштабування тощо [28].

Розділіть дані на тестові та поточні набори. Прийняття рішення щодо архітектури НМ зазвичай це рекурентні мережі для часових рядів або згорткові мережі для обробки зображень. Визначте число шарів, нейронів і функцій активації. Запуск моделі потребує ініціалізування зсуви нейронів і вагів. Покращіть продуктивність за допомогою раніше навчених моделей, які були підготовлені за допомогою великих даних. Визначте втрату функції, щоб показати різницю між фактичними та передбаченими значеннями. Виберіть оптимізатор навчання мережі, як - от стохастичний градієнтний спуск (SGD), Adam, RMSprop тощо. Тренуйте набір даних, мінімізуючи функцію втрати. Для валідації моделі та уникнення перенавчання використовуйте тестовий набір.

Перевірте результати за допомогою метрики, яка відповідає вашим цілям. Наприклад, ви можете використовувати середньоквадратичну помилку для задачі регресії для оцінки результатів. Для покращення результатів налаштуйте гіперпараметри, такі як кількість шарів, кількість нейронів, швидкість навчання тощо. Після завершення навчання та налаштування навчену модель можна використовувати для передбачення результатів або прийняття рішень у сільському господарстві. Дані та умови можуть змінюватися, періодично перевіряйте та оновлюйте модель.

Щоб гарантувати відповідність моделі реальним умовам і досягнення найкращих результатів у сфері аграрного виробництва, ці кроки слід виконувати у співпраці з фахівцями з області аграрного виробництва.

Python – це мова програмування, яка була обрана для створення НМ. Python є мовою програмування високого рівня, об'єктноорієнтованою. Деякі парадигми процедурного, аспектного, імперативного та функціонального програмування підтримуються цією мовою. Зробіть процес більш зручним. Динамічна типізація та значна функціональність як вбудованих бібліотек, а також пакетів модулів і додаткових модулів [15].

Python має велику кількість модулів. багато з яких зосереджені на розробці нейронних мереж і машинного Python є кросплатформною мовою, якою можна працювати різні апаратні платформи та операційні системи, що виникають до зниження вартості розробки та необхідність адаптації програмного продукту. Бібліотека Keras, яка є відкритою бібліотекою для швидких експериментів з мережами та працює на основі Python на бібліотеці для створювати нейромережі за допомогою TensorFlow.

Як і TensorFlow, бібліотека Keras була розроблена Google для задоволення потреби в інструменті, який дозволяє швидко та легко розробляти нейрони. Мережа, а також мережа глибинного навчання. З 2017 року Keras підтримується відразу в основній бібліотеці TensorFlow, що пояснюється таким чином, що Keras був створений як інтерфейс, призначений для спрощення та розуміння проєктування, а не як окрема система для поглибленого навчання.

Для впровадження методів оцінки основних показників якості, які були розроблені та впроваджені і результати прогнозування нейромережевої моделі в магістерській роботі використовували додаткову бібліотеку машинного навчання, Scikit-learn, що використовує бібліотеки SciPy та NumPy. Інструменти бібліотеки pandas для маніпуляції та аналізу даних були використані для спрощення попередньої обробки даних. Ці інструменти також надають можливості для роботи з об'єктами DataFrame. Було обрано PyCharm як середовище розробки. PyCharm – це інтегроване середовище розробки консольних програм і додатків з

графічним інтерфейсом для розробки програм на різні мови програмування, багато особливо для редагування, розробка та налагодження програми на мові Python. Тому я и використав саме цю мову програмування [34].

А тепер важливо враховувати, що аграрне виробництво може включати велику різноманітність даних, таких як часові ряди для врожайності, зображення для виявлення хвороб рослин тощо. Таким чином, вибір архітектури мережі повинен враховувати особливості конкретного завдання, наприклад, використання рекурентних мереж для часових рядів чи згорткових мереж для обробки зображень.

Ефективне тренування моделі вимагає ретельного підбору гіперпараметрів, таких як кількість шарів, нейронів, швидкість навчання тощо. У контексті аграрного виробництва, де дані можуть бути обмеженими або шумними, оптимальний вибір гіперпараметрів може суттєво впливати на якість та надійність моделі [45].

Також, важливо зазначити, що використання раніше навчених моделей для покращення продуктивності може бути особливо корисним у випадках, коли недостатньо даних для повного навчання великої моделі. Перенесення навчання або використання попередньо навчених ваг може допомогти досягти кращих результатів.

Щоб оцінити точність моделі важливо використати відповідні метрики, які відображають специфіку задачі. Наприклад, для задачі регресії можна використовувати середньоквадратичну помилку, а для класифікації – точність чи F1–міру.

Такий комплексний підхід до тренування та налаштування нейронних мереж в аграрному виробництві дозволяє підвищити надійність та ефективність моделей у варіативних умовах сільськогосподарського виробництва.

3.4 Оцінка результатів та вдосконалення системи прогнозування

Оцінка результатів і вдосконалення системи прогнозування є критичними етапами у впровадженні нейронних мереж в аграрному виробництві. Нижче подано загальний план для оцінки та вдосконалення системи прогнозування: визначте метрики, які найкраще відображають якість прогнозів для вашої конкретної задачі (наприклад, середньоквадратична помилка для регресії або точність для класифікації) [14].

Використовуйте тестовий набір даних для оцінки навченої моделі. Оцініть модель за допомогою визначених метрик успіху. Зробіть це регулярно, оскільки модель може погіршитися внаслідок змін у даних або середовищі. Аналізуйте результати, щоб визначити слабкі сторони вашої системи прогнозування. Ідентифікуйте сценарії, в яких модель найменше ефективна або допускає помилки. Збільшити обсяг доступних даних, якщо можливо. Покращіть якість даних, провівши додаткові процедури очищення та попередньої обробки [25].

Експериментуйте з різними гіперпараметрами, такими як кількість шарів, кількість нейронів, швидкість навчання тощо. Використовуйте техніки, такі як пошук за сіткою (grid search) або випадковий пошук (random search), щоб знайти оптимальні параметри. Розроблення ансамблів моделей: розгляньте можливість створення ансамблів моделей, які об'єднують кілька моделей для покращення точності прогнозів, в деяких випадках може бути необхідно змінити архітектуру мережі, додавши або видаливши шари, щоб досягти кращих результатів. Використовуйте інструменти для інтерпретації, такі як SHAP (SHapley Additive exPlanations), щоб пояснити, чому модель приймає певні рішення. Тестування в реальних умовах: виконайте тестування моделі в реальних умовах аграрного виробництва, спостерігаючи, як вона веде себе в різних ситуаціях. Постійна підтримка та поновлення: моніторинг та поновлення системи прогнозування з часом, оскільки умови виробництва можуть змінюватися. Документуйте всі проведені етапи і зміни, які внесені в систему прогнозування. Спілкуйтесь зі стейкхолдерами і подавайте звіти про досягнені результати. Процес оцінки та

вдосконалення системи прогнозування є ітеративним. Він вимагає терпіння, постійного аналізу та вдосконалення, щоб забезпечити досягнення найкращих результатів у сфері аграрного виробництва.

Оцінка результатів і вдосконалення системи прогнозування в сільському господарстві вимагають системного та докладного підходу для забезпечення ефективності та точності передбачень:

1. Визначення метрик та оцінка моделі:

Початковим етапом є визначення метрик, які належним чином відображають якість прогнозів, специфічне для аграрного виробництва. Наприклад, для задач регресії може бути використана середньоквадратична помилка, тоді як для класифікації – точність. Важливо регулярно використовувати тестовий набір даних для оцінки навченої моделі та аналізу отриманих метрик успіху.

2. Аналіз та вдосконалення:

Систематичний аналіз результатів необхідний для виявлення слабких сторін та визначення областей, де модель може бути менш ефективною. Ідентифікація сценаріїв, де модель допускає помилки, дозволяє вчасно вживати заходів для поліпшення [40].

3. Експерименти з гіперпараметрами та ансамблі моделей:

Проведення експериментів з гіперпараметрами, такими як кількість шарів, нейронів, швидкість навчання, дозволяє вдосконалити архітектуру моделі. Розгляд можливості створення ансамблів моделей дозволяє поєднати їх для отримання кращої точності передбачень.

4. Інтерпретація та тестування в реальних умовах:

Використання інструментів для інтерпретації, таких як SHAP, допомагає зрозуміти рішення, прийняті моделлю. Тестування моделі в реальних умовах аграрного виробництва важливо для переконання у її ефективності.

5. Постійна підтримка та моніторинг:

Система прогнозування повинна піддаватися постійному моніторингу, адаптації та оновленню, оскільки умови виробництва можуть змінюватися. Документація кожного етапу і всіх внесених змін є критичною.

Таблиця 3.2 Проблематика оцінки результатів та вдосконалення системи прогнозування

Проблематика	Заходи для вдосконалення
Оцінка точності прогнозів	<ol style="list-style-type: none"> 1. Порівняння прогнозів з реальними результатами. 2. Аналіз причин недоліків і виправлення алгоритмів. 3. Збільшення якості вхідних даних. 4. Використання виправлених моделей.
Виправлення помилок	<ol style="list-style-type: none"> 1. Аналіз та розробка методів усунення помилок. 2. Постійний моніторинг та адаптація системи до змін. 3. Покращення методології прогнозування
Оптимізація ресурсів	<ol style="list-style-type: none"> 1. Пошук оптимальних рішень для зменшення витрат. 2. Збільшення ефективності використання ресурсів.
Забезпечення стійкості до змін	<ol style="list-style-type: none"> 1. Моніторинг зовнішнього середовища та вхідних даних. 2. Розробка гнучких систем, які можуть адаптуватися.
Підвищення якості вхідних даних	<ol style="list-style-type: none"> 1. Валідація та очищення даних перед використанням. 2. Збільшення надійності та точності вхідних джерел.
Розробка метрик оцінки	<ol style="list-style-type: none"> 1. Визначення ключових показників ефективності 2. Розробка методів об'єктивної оцінки результатів.
Урахування невизначеності	<ol style="list-style-type: none"> 1. Розробка методів для оцінки та управління невизначеністю. 2. Використання імовірнісних моделей для прогнозування

Впровадження системи прогнозування в аграрному секторі вимагає постійного удосконалення та співпраці з фахівцями галузі для забезпечення оптимальних результатів.

Завершуючи варто зазначити, що оцінка та вдосконалення системи прогнозування в аграрному виробництві є невід'ємною частиною циклу

впровадження нейронних мереж. Оцінка точності прогнозів, виправлення помилок, оптимізація ресурсів та забезпечення стійкості до змін є ключовими етапами, які сприяють вдосконаленню результатів системи. Застосування високоякісних даних, ефективних методів усунення помилок та постійний моніторинг дозволяють пристосовувати систему до змін в аграрному середовищі.

Таблиця 3.2 допомагає систематизувати проблематику та визначити відповідні заходи для вдосконалення. Розробка метрик оцінки та урахування невизначеності є ключовими аспектами, що сприяють створенню надійної та точної системи прогнозування. Врахування соціальних та етичних вимірів допомагає забезпечити взаємодію технологій із суспільством, зробити їх більш прийнятними та ефективними в умовах аграрного господарювання.

3.5. Оцінка вартості розробки системи прогнозування

Розробка системи прогнозування споживання електроенергії агрофірмою на основі НМ вимагає певних витрат. До основних складових вартості такої розробки можна віднести:

Вартість апаратних засобів. Для навчання та роботи НМ потрібні потужні комп'ютери або хмарні сервіси. Вартість може складати приблизно 30 000 грн.

Вартість програмного забезпечення. Використовуються спеціалізовані фреймворки та бібліотеки для будівництва та навчання нейронних мереж, такі як TensorFlow, Keras, PyTorch. Ліцензії можуть коштувати 10 000 грн.

Оплата спеціалістів праці. Для розробки потрібні data sciences, розробники машинного навчання, програмності. З коштів податків, фонду зарплати на команду потрібно близько 200 000 грн.

Вартість збору та підготовки даних. Може знадобитися оцифрування архівних даних, їх очищення та структурування. Орієнтовна вартість – 20 000 грн.

Витрати на тестування та впровадження. Завдяки комплексному тестуванню розробленої системи та її впровадження в робоче середовище агрофірми. Вартість становить – приблизно 40 000 грн.

Непередбачені витрати. Близько 20% від загального бюджету проекту.

Загальна орієнтовна вартість розробки системи прогнозування споживання електроенергії на основі НМ може скласти суму 360 000 грн. Це значні інвестиції, але вони можуть швидко окупитися за рахунок оптимізації витрат на електроенергію та підвищення ефективності для агропідприємств. Перед інвестуванням доцільно остаточно проаналізувати очікуваний економічний ефект.

Висновки до розділу 3

Розробка та впровадження системи прогнозування споживання електроенергії на агропідприємстві, базованої на нейронних мережах, визначається як складний та вартісний, але перспективний процес. Важливо враховувати, що вартість розробки не є лише інвестицією в технологічний стек для прогнозування, але й можливістю покращення оперативної ефективності та енергоефективності аграрного виробництва.

Здійснений аналіз показав, що ключові складові вартості включають в себе апаратні та програмні ресурси, витрати на оплату праці фахівців, збір та підготовку даних, а також тестування та впровадження системи. Потрібно враховувати і непередбачені витрати, які можуть виникнути у процесі розробки.

Орієнтовна вартість проекту складає 360,000 грн. Це серйозні інвестиції, але враховуючи можливість оптимізації витрат на електроенергію та підвищення ефективності виробництва, цей проект може швидко окупитися.

Важливо відзначити, що вартість розробки є лише однією стороною рівня фінансового внеску. Система прогнозування не лише допомагає зменшити витрати на електроенергію, але й сприяє більш точному та раціональному використанню ресурсів, що є критичним для агропромислового сектору.

Перед реалізацією проекту важливо здійснити докладний аналіз очікуваних економічних переваг та переконатися в доцільності вкладання коштів в цю ініціативу. Ретельне планування та виважений підхід до реалізації системи

прогнозування дозволять досягти найбільш оптимальних результатів в контексті аграрного виробництва.

Важливим аспектом є інтеграція системи прогнозування з існуючими агротехнічними процесами. Впровадження такої системи може потребувати певних змін у виробничих практиках та структурі управління. Співпраця з фахівцями агросектору та інженерами є важливим етапом, щоб забезпечити синергію між нововведеннями та існуючими процесами. Оптимальне використання зібраних даних та аналітики може стати критичною складовою для підвищення продуктивності та стійкості аграрного сектору до енергетичних викликів та коливань.

Оптимальне використання зібраних даних та аналітики визначається як критична складова для досягнення підвищення продуктивності та стійкості аграрного сектору перед енергетичними викликами та коливаннями. Результати впровадження системи прогнозування повинні систематично моніторитися та аналізуватися, забезпечуючи можливість вносити корективи та покращення в разі необхідності. Особливу увагу слід звертати на збір та інтерпретацію зворотного зв'язку від фахівців та робітників агропідприємства, що дозволить постійно вдосконалювати систему відповідно до реальних умов та потреб галузі. Реалізація цих кроків сприятиме ефективному впровадженню системи прогнозування, сприяючи підвищенню конкурентоспроможності та сталості агропідприємства в умовах енергетичних викликів сучасності.

У висновку, розробка системи прогнозування споживання електроенергії на агропідприємстві визначається не лише технічною складністю, але й потенціалом для вирішення суттєвих економічних та екологічних проблем. Здатність точно передбачати та оптимізувати споживання електроенергії може значно підвищити конкурентоспроможність агропідприємства, забезпечити сталість виробництва та сприяти сталому розвитку аграрного сектору в умовах сучасних енергетичних викликів.

ВИСНОВКИ

Дослідження показало, що використання нейронних мереж є ефективним методом прогнозування кількості електроенергії, яку споживають агрофірми. В порівнянні з традиційними методами прогнозування модель НМ дозволяє робити прогнози, які є більш точними та надійними. В процесі дослідження було зібрано та оброблено значну кількість інформації про те, скільки електроенергії використовує агрофірма. Це дозволило зробити прогнози кращими та більш надійними. Налаштування НМ на історичних даних було важливим етапом роботи. Результати навчання підтвердили, що мережа дуже адаптивна та здатна враховувати складні залежності даних про споживання електроенергії.

Оцінка точності прогнозів показала, що модель НМ працювала краще, ніж інші методи прогнозування. Це вказує на те, що нейромережі мають великий потенціал для використання в області агропромислового споживання електроенергії. Визначення елементів, які найбільше впливають на споживання електроенергії агрофірмою, було важливою частиною дослідження. Це дало можливість розробити поради щодо оптимізації споживання електроенергії та зменшення витрат. Використання нейронних мереж для прогнозування споживання електроенергії агрофірмами може призвести до зменшення витрат на електроенергію, покращення управління енергоефективністю та підтримки сталого розвитку агропромислових підприємств.

Важливість використання нейронних мереж для прогнозування споживання електроенергії в агропромисловому секторі. Це має безліч практичних переваг і може сприяти оптимізації енергоефективності та підтримці сталого розвитку агропромислових підприємств. Дослідження підтвердило, що використання нейронних мереж дозволяє отримувати більш точні та надійні прогнози щодо споживання електроенергії агрофірмами. Це свідчить про високий потенціал цих технологій для вдосконалення управління енергоресурсами в сільському господарстві. Важливим кроком у дослідженні було зібрання та обробка великої кількості даних про споживання електроенергії агрофірмами. Ці дані служать як

основа для навчання НМ та формування точних прогнозів. Результати навчання підтвердили адаптивність нейронних мереж та їхню здатність враховувати складні залежності у споживанні електроенергії. Це робить їх ефективними інструментами для прогнозування в умовах змінюючихся факторів. Дослідження також визначило елементи, які найбільше впливають на споживання електроенергії агрофірмами. Це дає можливість розробити поради щодо оптимізації споживання та зменшення витрат, що є важливим для зниження енергоресурсів та підвищення сталості діяльності підприємств. Використання нейронних мереж для прогнозування споживання електроенергії може сприяти сталому розвитку агропромислового сектору, зменшуючи вплив на навколишнє середовище та допомагаючи ефективніше управляти ресурсами.

Зокрема, результати вказують на те, що врахування складних факторів та використання нейронних мереж у процесі прогнозування може допомогти агрофірмам більш ефективно реагувати на зміни у споживанні електроенергії. Зменшення невизначеності та підвищення точності прогнозування стає ключовим елементом стратегії для досягнення сталості та конкурентоспроможності у ринкових умовах.

Однак важливо враховувати, що впровадження нових технологій та моделей вимагає інвестицій та технічної підготовки персоналу. Забезпечення адекватного навчання та підтримки персоналу агропідприємства у використанні нейронних мереж є важливим етапом для успішної імплементації цих інновацій. Додаткові дослідження та розвиток інфраструктури для впровадження технологій прогнозування можуть збільшити прийняття таких систем в аграрному секторі та сприяти сталому вдосконаленню його діяльності.

Загалом, результати дослідження підтверджують важливість впровадження інноваційних методів прогнозування в агропромисловому секторі з метою підвищення ефективності та зменшення впливу на навколишнє середовище.