

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
Національний університет «Острозька академія»
Економічний факультет
Кафедра економіко-математичного моделювання та інформаційних
технологій

Кваліфікаційна робота

на здобуття освітнього ступеня магістра

на тему: **«Прогнозування зовнішньоекономічної
діяльності підприємства»**

Виконала: студентка 2 курсу, групи МЕК-61
спеціальності 051 «Економіка»
освітньо-професійної програми
«Економічна кібернетика»
Другого (магістерського) рівня вищої освіти
Гунькіна Євгенія Валентинівна

Керівник – доктор економічних наук, професор
Матвійчук Андрій Вікторович
Рецензент – доктор економічних наук, професор
Аверкина Марина Федорівна

"РОБОТА ДОПУЩЕНА ДО ЗАХИСТУ"

**Завідувач кафедри економіко-математичного моделювання
та інформаційних технологій _____ (проф. Власюк А. П.)**
(підпис)

Протокол № ____ від « ____ » _____ 2020 р.

Острог, 2020

Міністерство освіти і науки
Національний університет «Острозька академія»

Економічний факультет
Кафедра економіко-математичного моделювання та інформаційних технологій
Спеціальність 051 «Економіка»
Освітньо-професійна програма «Економічна кібернетика»

ЗАТВЕРДЖУЮ
Завідувач кафедри економіко-
математичного моделювання
та інформаційних технологій

проф., д.т.н. Власюк А.П.
“20” січня 2020 року

З А В Д А Н Н Я
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ СТУДЕНТА

Гунькіної Євгенії Валентинівни

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Прогнозування зовнішньоекономічної діяльності підприємства

керівник роботи Матвійчук Андрій Вікторович, професор, доктор економічних наук

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

затверджено наказом Національного Університету «Острозька академія» від
“20” грудня 2019 року № 501-ст

2. Строк подання студентом роботи 07.12.2020 року

3. Вихідні дані до роботи _____

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити) _____

5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень)

6. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада	Підпис, дата
--------	------------------------------	--------------

	консультанта	завдання видав	завдання прийняв
Розділ 1	Матвійчук Андрій Вікторович, д.е.н., проф.	09.03.2020	04.03.2020
Розділ 2	Матвійчук Андрій Вікторович, д.е.н., проф.	27.04.2020	27.04.2020
Розділ 3	Матвійчук Андрій Вікторович, д.е.н., проф.	25.05.2020	25.05.2020

7. Дата видачі завдання 17.01.2020

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

/п	Назва етапів дипломної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1.	Вивчення літератури	До 29.01.2020	
2.	Розробка змісту (плану)	До 26.02.2020	
3.	Ознайомлення керівника із текстом дипломної роботи (чорновий варіант):		
3.1	Розділ 1	До 27.03.2020	
3.2	Розділ 2	До 18.05.2020	
3.3	Розділ 3	До 14.09.2020	
4.	Ознайомлення керівника із текстом дипломної роботи із врахуванням зауважень	До 26.10.2020	
5.	Попередній захист дипломної роботи	До 23.11.2020	
6.	Рецензування дипломної роботи	До 11.12.2020	
7.	Здача роботи на кафедру Реєстрація на Moodle	До 07.12.2020	

Студент _____
(підпис)

Гуцькіна Є. В.
(прізвище та ініціали)

Керівник роботи _____
(підпис)

Матвійчук А. В.
(прізвище та ініціали)

АНОТАЦІЯ

кваліфікаційної роботи

на здобуття освітньо-кваліфікаційного рівня магістра

Тема: Прогнозування зовнішньоекономічної діяльності підприємства
Автор: Гунькіна Євгенія Валентинівна

Науковий керівник: Матвійчук Андрій Вікторович
Захищена “.....”2020 року.

Короткий зміст праці: Прогнозування збуту продукції є важливим елементом управління діяльністю промислового підприємства та побудови подальшої стратегії його розвитку. Від якості зроблених рішень суттєво залежить успіх справи. Зважаючи на особливості зовнішньої торгівлі України загалом в умовах військово-політичного конфлікту на сході, а також приймаючи до відома експортоорієнтованість і, водночас, імпортозалежність хімічної промисловості нашої країни, набуває особливої важливості вирішення задачі прогнозування експорту продукції підприємства хімічної промисловості. При вирішенні цієї задачі слід приділяти увагу знаходженню прихованих залежностей, аналізу циклів у даних, оцінці ризиків при прийнятті рішень.

Для проведення експериментальної перевірки висунутих гіпотез та аналізу ефективності різних підходів до моделювання експорту продукції підприємства хімічної промисловості у даному дослідженні було взято показники діяльності ПАТ “Рівнеазот”, що є єдиним підприємством на Західній Україні з виробництва мінеральних добрив та адипінової кислоти.

Метою дослідження є пошук найбільш адекватного методу для вирішення задачі прогнозування експорту продукції підприємства хімічної промисловості, та побудова комплексу відповідних економіко-математичних моделей. Кваліфікаційна робота складається в трьох розділів, висновку, списку використаної літератури та додатків.

У першому розділі роботи розглядаються теоретичні аспекти зовнішньоекономічної діяльності України, досліджується стан хімічної промисловості країни, проводиться аналіз застосування різних методів прогнозування імпорту-експорту продукції в наукових працях. Незважаючи на велику кількість проведених досліджень у цій області, кожне підприємство має свої особливості управління, величину виробничих потужностей, характерне середовище ведення зовнішньоекономічної діяльності. У зв’язку з цим є необхідність у побудові моделі для прогнозування експорту продукції одного з основних виробників мінеральних добрив в Україні.

Другий розділ дипломної роботи містить огляд найчастіше застосовуваних методів та моделей для прогнозування часових рядів. Зокрема, визначається ряд вимог до часового

ряду, економіко - математичних моделей та нейронних мереж для побудови ефективних моделей. Разом з тим описується суть найбільш широко застосовуваних методів прогнозування часових рядів та обираються ті, які можуть дати найбільш адекватні результати в даному дослідженні. В результаті обираються 2 методи прогнозування: нейронні мережі та моделі ARIMA. Також в даному розділі приведено алгоритми реалізації прогнозу за допомогою обраних методів.

В третьому розділі роботи проводиться опис етапів підготовки вхідних даних та побудови моделей прогнозування експорту підприємства ПАТ «РівнеАЗОТ». В результаті крос-перевірки та ряду показників точності результатів прогнозу, було обрано модель багат шарового персептрону MLP 7-2-1 з гіперболічною функцією активації для вихідних нейронів та нейронів у прихованому шарі як ту, що дає є найбільш адекватною для прогнозування експорту досліджуваного об'єкта. Обрана модель на 83 % пояснює досліджуване явище, проте, потребує удосконалення, враховуючи нові дані, отримані у період карантину. В кінці третього розділу було запропоновано шляхи оптимізації зовнішньоекономічної діяльності підприємств хімічної промисловості України, в тому числі і досліджуваного підприємства.

Ця інформація допоможе управлінцям скорегувати процес планування витрат, отримання прибутку, формування запасів. Також, дасть можливість покращити процес управління збуту товару, для того, щоб у майбутньому збільшити його об'єм

.....

(підпис автора)

Гунькіна Є. В.

ЗМІСТ

ВСТУП	7
РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГІЧНІ ОСНОВИ ПРОГНОЗУВАННЯ ЗОВНІШНЬОЇ ДІЯЛЬНОСТІ ПІДПРИЄМСТВА.....	10
1.1 Сутність та основні елементи зовнішньоекономічної діяльності.....	10
1.2 Аналіз зовнішньоекономічної діяльності України.....	19
1.3 Аналіз досліджень предметної області.....	25
РОЗДІЛ 2. РОЗРОБКА МОДЕЛІ ПРОГНОЗУВАННЯ ОБСЯГУ ЕКСПОРТУ ПІДПРИЄМСТВА	32
2.1 Формування вимог до моделі	32
2.2 Моделі прогнозування часових рядів	37
2.3 Алгоритм реалізації прогнозу.....	56
РОЗДІЛ 3. МОДЕЛЮВАННЯ ОБСЯГУ ЕКСПОРТУ ПІДПРИЄМСТВА З ВИРОБНИЦТВА МІНЕРАЛЬНИХ ДОБРИВ	63
3.1 Проведення розрахунків.....	63
3.2 Оцінка точності отриманих результатів	77
3.3 Шляхи удосконалення зовнішньоекономічної діяльності підприємства ..	81
ВИСНОВКИ.....	87
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	90
ДОДАТКИ.....	96

ВСТУП

Прогнозування збуту продукції є важливим елементом управління діяльністю промислового підприємства та побудови подальшої стратегії його розвитку. Від якості ухвалених рішень суттєво залежить успіх справи. Зважаючи на особливості зовнішньої торгівлі України загалом в умовах військово-політичного конфлікту на сході, а також приймаючи до відома експортоорієнтованість і, водночас, імпортозалежність хімічної промисловості нашої країни, набуває особливої важливості вирішення задачі прогнозування експорту продукції підприємства хімічної промисловості. При вирішенні цієї задачі слід приділяти увагу знаходженню прихованих залежностей, аналізу циклів у даних, оцінці ризиків при прийнятті рішень.

У науково-дослідній літературі існує велике різноманіття підходів і методів прогнозування збуту продукції, зокрема зовнішньоекономічної діяльності країн та підприємств. При цьому в запропонованих авторами класифікаціях видів і способів прогнозування часто зустрічаються неповнота, суб'єктивність обраних методів, специфічність об'єкту дослідження. Зазначене актуалізує тему поточного дослідження.

Дослідження в області розробки моделей для прогнозування зовнішньоекономічної діяльності були здійснені такими вітчизняними та зарубіжними науковцями, як Дзюбановська Н. В. [1], Созанський Л. Є. [2], Ткаліч Т. А. [3]. В області аналізу та прогнозування ринку мінеральних добрив здійснили дослідження Діоєва Н. В. [4] та Козакова І. В. [5]. У своїх роботах вони застосовували економетричні та стастичні моделі для прогнозування імпорту-експорту продукції, проте роботи, де об'єктом дослідження є ринок мінеральних добрив, зокрема підприємство цього сектору, досить важко знайти. Тому в цьому дослідженні буде проаналізовано зовнішньоекономічну діяльність ринку мінеральних добрив та метод побудови моделі прогнозування експорту, спираючись на теорію часових рядів.

Метою даного дослідження є пошук найбільш адекватного методу для вирішення задачі прогнозування експорту продукції підприємства хімічної промисловості, та побудова комплексу відповідних економіко-математичних моделей.

Для досягнення поставленої мети сформовано наступні задачі дослідження:

- розглянути теоретичні основи, пов'язані з зовнішньоекономічною діяльністю;
- здійснити аналіз стану ЗЕД України, зокрема хімічної промисловості;
- проаналізувати роботи, присвячені предметній області дослідження;
- розглянути методи прогнозування часових рядів;
- сформулювати основні вимоги до моделей;
- побудувати алгоритм прогнозування для кожного методу;
- змодельовати обсяг експорту підприємства на майбутні періоди;
- обґрунтувати точність отриманих результатів;
- запропонувати шляхи удосконалення зовнішньоекономічної діяльності підприємства.

Об'єктом виступає зовнішньоекономічна діяльність підприємства, що представлена експортом власної продукції підприємства хімічної промисловості.

Предметом дослідження є структурні та статистичні методи, моделі прогнозування часових рядів.

Застосовано контент-аналіз наукових публікацій на тему дослідження та порівняльний аналіз вже відомих підходів і методів прогнозування часових рядів.

В результаті виконаної роботи ми повинні спрогнозувати експорт продукції підприємства хімічної промисловості та обрати математичний метод, який є найбільш адекватним для даної задачі. Отримана інформація допоможе фахівцю при аналізі діяльності підприємства та при побудові

стратегії зовнішньоекономічної діяльності, що дозволить вчасно вжити відповідних заходів при зміні зовнішніх факторів.

РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГІЧНІ ОСНОВИ ПРОГНОЗУВАННЯ ЗОВНІШНЬОЇ ДІЯЛЬНОСТІ ПІДПРИЄМСТВА

1.1 Сутність та основні елементи зовнішньоекономічної діяльності

Історія розвитку багатьох країн вже підтвердила суттєвий вплив і переваги залучення кожної з них у міжнародному поділі праці та у різних проявах міжнародних зв'язків.

Однією з найважливіших умов економічного процвітання кожної країни є зовнішньоекономічна діяльність. Сьогодні це набуває особливої актуальності, коли наявний інтенсивний розвиток процесів міжнародної транснаціоналізації, міжнародного аутсорсингу, глобалізації світового господарства, економічної інтеграції, міжнародного поділу праці.

Закон України «Про зовнішньоекономічну діяльність» визначає ЗЕД як діяльність суб'єктів господарської діяльності України та іноземних суб'єктів господарської діяльності, в тому числі діяльність державних замовників, яка побудована на взаємовідносинах між ними як на території України, так і за її межами [6].

За Борисовим І. І. економічна сутність ЗЕД виявляється в наступному:

- це сильний та важливий фактор економічного процвітання і розвитку будь-якої країни, з точки зору національного аспекту ЗЕД;
- це спосіб інтегрування економіки кожної країни до системи світового господарства, так само і до процесів міжнародного поділу праці та міжнародної кооперації, що підвищує актуальність в умовах глобалізації, розглядаючи регіональний і глобальний аспект ЗЕД [11].

З початком економічної реформи 1987 року в Україні з'явилося поняття "зовнішньоекономічна діяльність", сутність якої полягала у поступовому відході від державної монополії на здійснення будь-яких економічних операцій, у тому числі й зовнішньоекономічних, наданні підприємствам права вільного

виходу на зовнішні ринки, а також заохочення суб'єктів господарювання до розвитку ЗЕД [8].

А. П. Гребельник окреслив основні причини, які виступають стимуляторами розвитку зовнішньоекономічних зв'язків. До них він відносить: нерівномірність економічного розвитку різних країн світу, відмінності в запасах сировинних ресурсів, різниця в людських ресурсах, нерівномірність розміщення фінансових ресурсів, особливості політичних відносин, неоднаковий рівень розвитку НТП, своєрідність географічного положення [8]. Практичне значення ЗЕД для країн полягає в можливості отримувати валютний потік доходу від експорту, підвищувати рівень виробництва за допомогою технічного розвитку (за допомогою імпорту, більш ефективної техніки та технологій), виробляти конкурентоспроможну продукцію [9].

Суб'єктами ЗЕД є суб'єкти господарської діяльності, що відносяться до усіх форм власності, самостійно здійснюючи зовнішньоекономічні операції з закордонними партнерами [10].

У ст. 3 "Суб'єкти зовнішньоекономічної діяльності" Закону України "Про зовнішньоекономічну діяльність" задано перелік суб'єктів зовнішньоекономічної діяльності, в якій зазначено, що її суб'єктами в нашій країні є:

- фізичні особи – працездатні громадяни України, іноземні громадяни та особи без громадянства, які постійно проживають на її території;
- юридичні особи, які зареєстровані в Україні та постійно мешкають на її території;
- суб'єкти господарювання, що не є юридичними особами відповідно до законів України, але які мають постійне місцезнаходження на цій території та яким не заборонено здійснювати господарську діяльність законами України;
- філії, відділення, які не є юридичними особами відповідно до законодавства України, але мають постійне місцезнаходження на території України;

• інші суб'єкти господарської діяльності, передбачені законами України, у тому числі державні органи, зовнішньоекономічні організації, що беруть участь у господарській діяльності на території України [6].

Існують різні науково-практичні підходи у визначенні суб'єктів ЗЕД. Таке різноманіття пов'язано з різними критеріями, що взяті за основу класифікації (рис 1.1).



Джерело*: побудовано автором за підручником Дідченко О. І.[11]

Рис. 1.1. Класифікація суб'єктів ЗЕД за різними критеріальними ознаками

До суб'єктів мікроекономічного рівня належать: юридичні особи, фізичні особи, їх об'єднання, філіали, структурні одиниці іноземних суб'єктів господарської діяльності, структурні підрозділи та інші суб'єкти господарської діяльності передбачені законом України.

Суб'єктами макрорівня виступають: Україна в особі повноважних органів в межах їх компетенції (Верховна Рада, Кабінет Міністрів, Державна митна служба і ін.).

Щодо міждержавного рівня, то його представниками є: загальні міжнародні організації (ООН, ЮНЕСКО, МОП), міжнародні неурядові економічні організації (МТП, МКА), міжнародні організації з регулювання світової торгівлі (СОТ, ЮНКТАД), міжнародні валютно-кредитні організації (МВФ).

Варто зауважити, що усі суб'єкти зовнішньоекономічної діяльності мають однакове право здійснювати будь-які її види, прямо не заборонені законами України, незалежно від форм власності та інших ознак. Фізичні особи, у свою чергу, мають право на здійснення зовнішньоекономічної діяльності з моменту набуття ними цивільної дієздатності згідно з законами України [11].

До об'єктів здійснення ЗЕД відносять процеси обміну товарами, послугами, результатами творчої діяльності й інші види ЗЕД відповідно до чинного законодавства [10].

До видів діяльності здійснюваних суб'єктами ЗЕД можна віднести:

- експорт та імпорт товарів, робочої сили та капіталів;
- надання суб'єктами зовнішньоекономічної діяльності послуг іноземним суб'єктам господарської діяльності;
- навчання і підготовка спеціалістів на комерційній основі;
- наукова, науково-технічна, виробнича, науково-виробнича, навчальна та інша кооперація з іноземними суб'єктами господарської діяльності;
- міжнародні фінансові операції та операції з цінними паперами у випадках, які передбачені законами України;
- створення суб'єктами зовнішньоекономічної діяльності банківських, страхових і кредитних установ за межами України, або ж створення іноземними суб'єктами господарської діяльності цих установ на території України у випадках, передбачених її законом;
- кредитні та розрахункові операції між вітчизняними та іноземними суб'єктами зовнішньоекономічної діяльності;
- спільна підприємницька діяльність між українськими фізичними, юридичними особами та іноземними представниками, що включає спільне створення підприємств різних форм і видів, проведення сумісних господарських операцій і спільне володіння майном як на території України, так і за її межами;

- підприємницька діяльність на території України, пов'язана з наданням ліцензій, торгових марок, патентів, ноу-хау та інших нематеріальних об'єктів власності з боку суб'єктів господарської діяльності;
- аналогічна діяльність за межами України;
- проведення виставок, аукціонів, торгів, симпозіумів, конференцій, семінарів та інших подібних заходів, здійснюваних на комерційній основі, за участю суб'єктів зовнішньоекономічної діяльності;
- здійснення оптової та роздрібної торгівлі на території України за іноземну валюту у випадках, передбачених законодавством України;
- товарообмінні (бартерні) операції та інша діяльність, побудована на формах зустрічної торгівлі між суб'єктами зовнішньоекономічної діяльності та зарубіжними представниками господарської діяльності;
- орендні, у тому числі лізингові, операції між суб'єктами зовнішньоекономічної діяльності;
- операції із придбання, продажу та обміну валюти на валютних аукціонах, валютних біржах і на міжбанківському валютному ринку;
- роботи на контрактній основі фізичних осіб з України з іноземними суб'єктами господарської діяльності як на території України, так і за її межами;
- робота іноземних фізичних осіб на контрактній платній основі з суб'єктами зовнішньоекономічної діяльності як на території України, так і за її межами та інші не заборонені законодавством України види зовнішньоекономічної діяльності.
- інші види зовнішньоекономічної діяльності, не заборонені прямо у виключній формі законами України [6].

Одним із головних суб'єктів ЗЕД є підприємство. Підприємство – це самостійний суб'єкт господарської діяльності, який виробляє продукцію або надає послуги з метою задовольнити потреби суспільства та одержати винагороду у вигляді прибутку. Зовнішньоекономічна діяльність підприємства базується на можливості отримати економічну вигоду, виходячи з переваг

міжнародного поділу праці та міжнародних ділових відносин [12]. Щоб скористатись цими перевагами Україна вже довгий час перебуває на шляху перетворень, які мають на меті інтегрувати українські підприємства до системи міжнародних економічних зв'язків, та залучити інвестиції іноземних підприємців до діяльності в Україні. Зовнішньоекономічну діяльність вітчизняних підприємств прирівнюють зі здійсненням експортно-імпортних операцій, які можуть мати різні прояви. У зв'язку з цим, слід чітко визначити наступні положення:

- експорт товарів – це продаж товарів українськими суб'єктами ЗЕД іноземним суб'єктам господарської діяльності (у тому числі з оплатою не в грошовій формі) з вивезенням, або без вивезення цих товарів через митний кордон України;

- імпорт товарів – купівля (у тому числі з оплатою не в грошовій формі) українськими суб'єктами ЗЕД в іноземних суб'єктів господарської діяльності товарів із вивезенням, або без вивезення цих товарів на територію України, включаючи купівлю товарів, призначених для власного споживання установами та організаціями України, розташованими за її межами;

- реекспорт – продаж іноземними суб'єктами ЗЕД і вивіз за межі України товарів, які були раніше імпортовані на територію України та не піддавалися переробці;

- реімпорт – ввезення через кордон раніше вивезеної за межі митної території продукції, яка не піддавалася там переробці [12].

Здійснення даних операцій залежить від якості прийняття управлінських рішень у сфері ЗЕД. Міжнародні операції є результатом визначених управлінських дій: планування, організування, прогнозування, мотивування, контролювання і регулювання. У зв'язку з виникненням проблем у різних аспектах управління зовнішньоекономічної діяльності, так чи інакше, при збільшенні обсягу міжнародних операцій виділяється підсистема управління (менеджменту) зовнішньоекономічною діяльністю.

Менеджмент зовнішньоекономічної діяльності пов'язаний із застосуванням загальних ідей і концепцій менеджменту у всіх її формах (імпорт та експорт товарів і послуг, лізингові операції, пряме інвестування і тп.). Головна ідея менеджменту зовнішньоекономічної діяльності полягає в комплексному дослідженні та моделюванні міжнародного середовища у поєднанні з налаштованою взаємодією всіх підрозділів і посадових осіб організації в інтересах результативного досягнення визначених зовнішньоекономічних стратегій.

Основою стратегічного менеджменту є стратегічне планування, яке розглядається як процес формування, оцінювання і прийняття стратегій розвитку бізнесу. До його задач також відносять контроль та реалізації планів. Стратегічні плани базуються на прогнозуванні майбутнього стану підприємства і зовнішнього середовища, їхнім призначенням є організація ресурсів і координація діяльності всіх підрозділів підприємства в напрямку досягнення обраних довгострокових цілей (збільшення прибутку, зниження собівартості, збільшення масштабів діяльності, вихід на міжнародний ринок, створення спільних підприємств і ін.) [9]. Тому для ОПР важливо вміти прораховувати всі процеси на фірмі на кілька років вперед, вміти прогнозувати можливі зміни, що відбуваються під впливом зовнішніх і внутрішніх факторів для ефективного управління підприємством.

Проводячи кваліфікований менеджмент в умовах ринку та інтеграції підприємства до світової системи господарювання одним з головних завдань є аналіз зовнішньоекономічної діяльності підприємства.

Під аналізом ЗЕД підприємства розуміють комплексне системне дослідження функціонування відповідних структурних підрозділів підприємства для об'єктивної оцінки досягнутих результатів, проведення міжнародних комерційних операцій, пошук причин аномальностей та шляхів покращення ефективності зовнішньоекономічної діяльності.

Предметом аналізу ЗЕД підприємства є проведення господарської діяльності підприємства на міжнародних ринках, а також економічна

ефективність і отримані результати цієї діяльності, які створюються під впливом зовнішніх і внутрішніх факторів. Об'єктом аналізу ЗЕД виступають підприємства, об'єднання різних форм власності.

До головних завдань аналізу ЗЕД підприємства відносяться:

- розрахунок якості виконання зобов'язань за зовнішньоекономічними контрактами;
- аналіз зміни основних показників зовнішньоекономічної діяльності підприємства за поточний та попередній періоди;
- пошук причин, які призвели до зміни динаміки показників ЗЕД підприємства за допомогою факторного аналізу;
- визначення того, що може стати резервом підвищення ефективності ЗЕД підприємства;
- надання оцінки фінансовим результатам ЗЕД та їх впливу на платоспроможність, ліквідність, фінансовий стан, і рентабельність підприємства;
- аналіз раціональності витрат грошей при здійсненні ЗЕД;
- обґрунтування управлінських рішень щодо регулювання ЗЕД підприємства [12].

Існують різні види економічного аналізу, які можна використовувати при дослідженні зовнішньоекономічної діяльності підприємства. Класифікація видів економічного аналізу допомагає розкрити його зміст та краще зрозуміти його сутність. Нижче приведено класифікацію, яка зустрічається в економічній літературі [13].

За ознакою кола питань, що вивчаються, розрізняють:

- комплексний аналіз, він охоплює всю сукупність взаємопов'язаних показників структурної одиниці, які повністю або частково характеризують ЗЕД у господарському, фінансовому, виробничо-комерційному аспектах;

- тематичний аналіз направлений на вивчення актуальних питань підприємства або окремих показників (наприклад, дослідження реалізації товарів на різних ринках).

1. За часовою ознакою аналіз може бути:

- попередній;
- подальший;
- оперативний.

2. За аспектами дослідження аналіз групується на:

- фінансово-економічний;
- функціонально-вартісний;
- аналіз ефективності управління;
- інвестиційний;
- техніко-економічний;
- маржинальний.

3. Залежно від суб'єктів, які проводять аналіз, розрізняють:

- внутрішній;
- зовнішній.

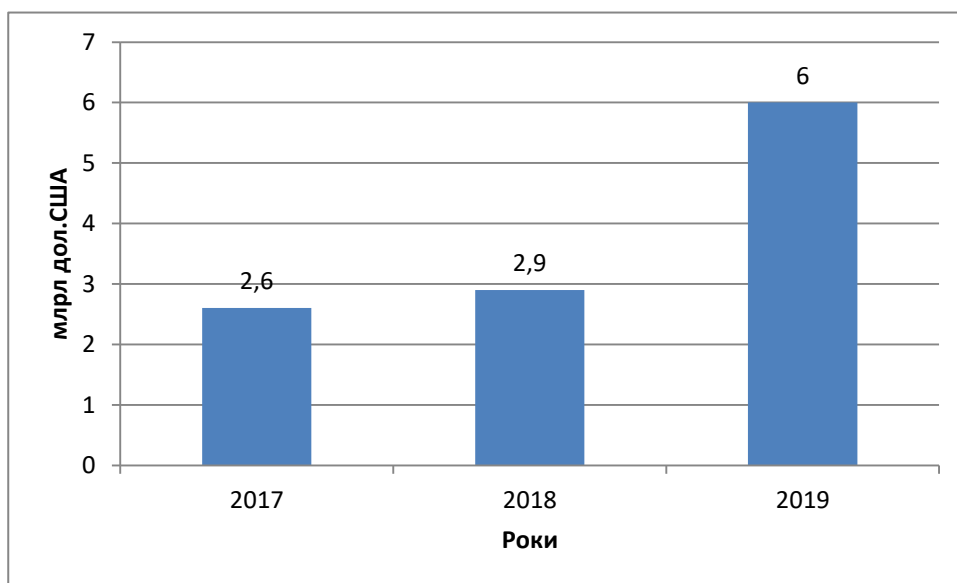
Також існує інформаційна база для аналізу зовнішньоекономічної діяльності. Туди відносять таку документацію як-от нормативно-правові акти, первинні документи, облікові реєстри, дані рахунків бухгалтерського обліку, фінансова та податкова звітність, технічна документація, статистична звітність, матеріали аудиторських перевірок та ревізій.

Для мінімізації впливу несприятливих факторів, або взагалі для їх уникнення, застосовують попередній аналіз та прогноз фінансового стану підприємства. Реалізація та аналіз прогнозів допомагають підприємствам визначити свій майбутній фінансовий стан та дають час на розробку плану дій відносно ситуації. Це дає можливість уникнути ймовірних загроз та ризиків з боку зовнішньоекономічного та внутрішнього середовища компанії.

1.2 Аналіз зовнішньоекономічної діяльності України

У час підвищення ролі міжнародного співробітництва, зовнішньоекономічна діяльність підприємств налагоджує відтворення експортного потенціалу країни, залучення іноземних інвестицій і сприяє формуванню економіки відкритого типу.

Одним з головних показників, що характеризує результат зовнішньоекономічної діяльності усієї множини національних підприємств є сальдо торговельного балансу держави. Відповідно до даних Державного комітету статистики сальдо торговельного балансу України станом на 2017 рік складало — 2,6 млрд дол. США, 2018 — 2,9 млрд дол. США, 2019 рік — 6 млрд дол. США (рис.1.1) [14].

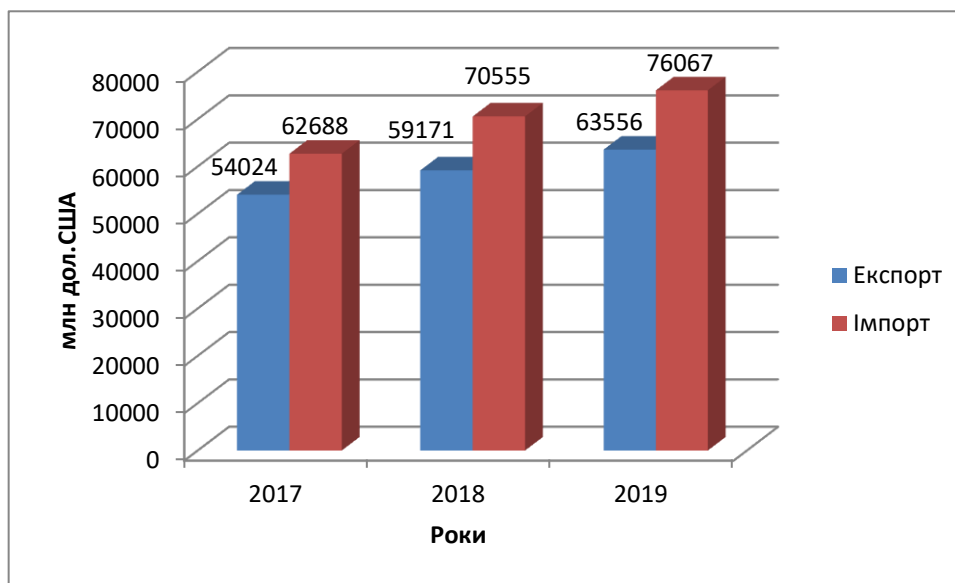


*Джерело: дані із взяті на сайті Національного банку України.

Рис. 1.1. Сальдо торговельного балансу України за 2017-2019 рр.

Експорт товарів та послуг з України у 2017 р. становив 54024 млн дол. США, у 2018 р. відбулося збільшення експорту на 8,6 % до попереднього року і становив 59171 млн дол. США. У 2019 р. експорт товарів та послуг склав 63556 млн дол. США [14]. Отже, починаючи з 2017 р. по 2019 р. включно експорт товарів і послуг України має тенденцію до збільшення. Основним чинником

зростання експорту послуг став експорт комп'ютерних послуг, а також ділових та транспортних послуг. Причиною збільшення експорту товарів стало збільшення продажу продовольчих товарів за кордон на 19 % (за рахунок експорту зерна та насіння олійних культур). Щодо імпорту то у 2017 р. він становив 62688 млн дол. США, у 2018 р. — 70555 млн дол. США, у 2019 р. — 76067 млн дол. США (рис. 1.2) [14].



*Джерело: дані взяті на сайті Національного банку України

Рис. 1.2. Об'єм експорту та імпорту України за 2017-2019рр.

Причиною зростання імпорту стали збільшення об'ємів імпорту промислових товарів, збільшення витрат осіб, які подорожують за кордон, імпорт інших ділових послуг, оплата за використання інтелектуальної власності. Представлені показники свідчать про позитивну тенденцію, проте формування профіциту щороку зумовлювало зростання міжнародних резервів, що забезпечувало фінансування майбутніх періодів.

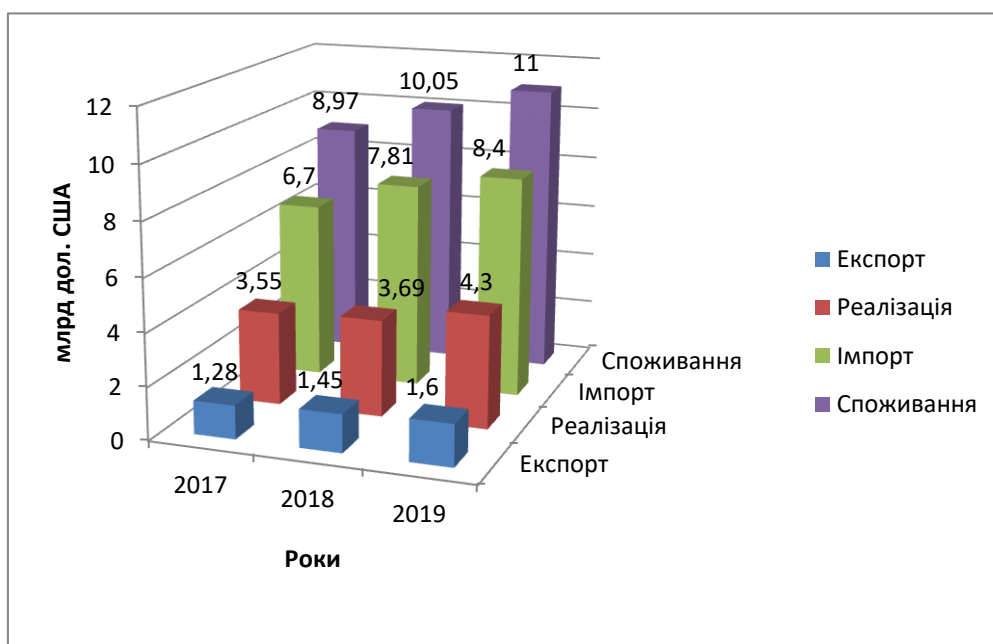
Сьогодні активність вітчизняних підприємців на зовнішніх ринках зростає, та відходить від того стану, коли криза 2013—2014 рр. в Україні вдарила по зовнішньоторговельним відносинам. Уряд, в свою чергу, також сприяє покращенню стану платіжного балансу України. Національний банк мав на меті у 2019 році укласти нову програму співпраці з МВФ у найближчі місяці після схвалення Верховною Радою України необхідних законопроектів [15].

Найближчий ринок для збуту українських товарів та послуг є зона Європейського союзу. Слід зазначити, що глобальний процес інтеграції української економіки в європейську економічну систему несе у собі ряд ризиків та бар'єрів для українських підприємців, за умови їх повної переорієнтації на європейські ринки збуту товарів та послуг. Однією з перших перешкод є проблема низького рівня конкурентоспроможності продукції українських підприємств, це зумовлено високим рівнем стандартів якості та інших нетарифних бар'єрів закордоном, що дозволяє забезпечити їхні ринки першокласною високотехнологічною продукцією, водночас це відбирає можливість в українських товаровиробників для виходу на ринок. Таким чином, більшість продукції вітчизняних підприємств має сировинний характер та недостатній рівень конкурентоспроможності в порівнянні з європейськими аналогами. Описана ситуація формує негативне представлення про українських підприємців у якості надійних партнерів на міжнародних ринках. Також свою роль відіграє нестабільна політична ситуація в країні та стан військово-політичного конфлікту на сході країни. Велика частка товарів та послуг, які раніше експортувались в Росію повинні шукати нові точки збуту.

Одним із секторів економіки, який зазнав впливу вищеперерахованих подій, стала хімічна промисловість, зокрема ринок мінеральних добрив. Хімічна промисловість є однією із ключових експортоорієнтованих секторів національної економіки. Частка експорту в обсязі реалізованої хімічної продукції у 2017 році становила 60% і, водночас цей сектор є імпортозалежним – частка імпорту у проміжному споживанні виробництва хімічних речовин і хімічної продукції складає близько 95%, а відтак, динаміка та результати їх функціонування безпосередньо залежать від кон'юнктури на світовому ринку хімічної продукції. У структурі хімічної промисловості важливе місце належить виробництву основної хімічної продукції, яка виготовляє продукти неорганічної хімії та мінеральні добрива. Значення галузі для економіки України підтверджується тим, що вона є однією з найбільших галузей

промисловості за обсягами виробництва, чисельністю працюючих, наявністю великих бюджетоформуючих підприємств [16].

Щоб зрозуміти стан хімічної промисловості України, слід розглянути її основні індикативні показники (рис.1.3). З графіка на рисунку 1.3 можна прослідкувати ключові тенденції цього виду промисловості, наприклад, видно, що усі показники зростають у період з 2017 по 2019 рр. Споживання хімічної продукції зростає за рахунок імпортової продукції, приріст якої збільшується щороку. Проте, темпи приросту експорту значно повільніші, хоча також мають зростаючу тенденцію. Причина полягає в тому, що внутрішнє товарне виробництво все менше задовольняє внутрішній попит, тим самим посилюючи імпортозалежність внутрішнього хімічного ринку.

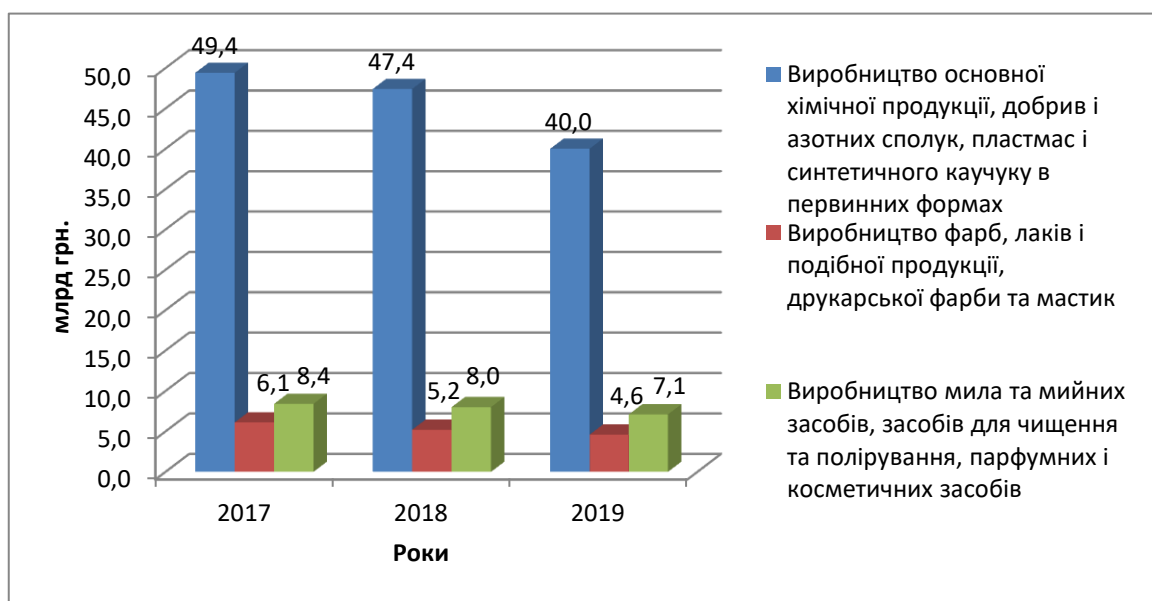


*Джерело: дані взяті на сайті Державної служби статистики України

Рис. 1.3. Основні індикативні показники хімічної промисловості України за 2017-2019 рр.

Також до такого стану призвели суттєві зміни, які спричинили зниження позицій України на ринку мінеральних добрив внаслідок втрати контролю над потужностями, розташованими в зоні ООС, а також вимушеним призупиненням роботи одних із основних підприємств в галузі. Це не дивно,

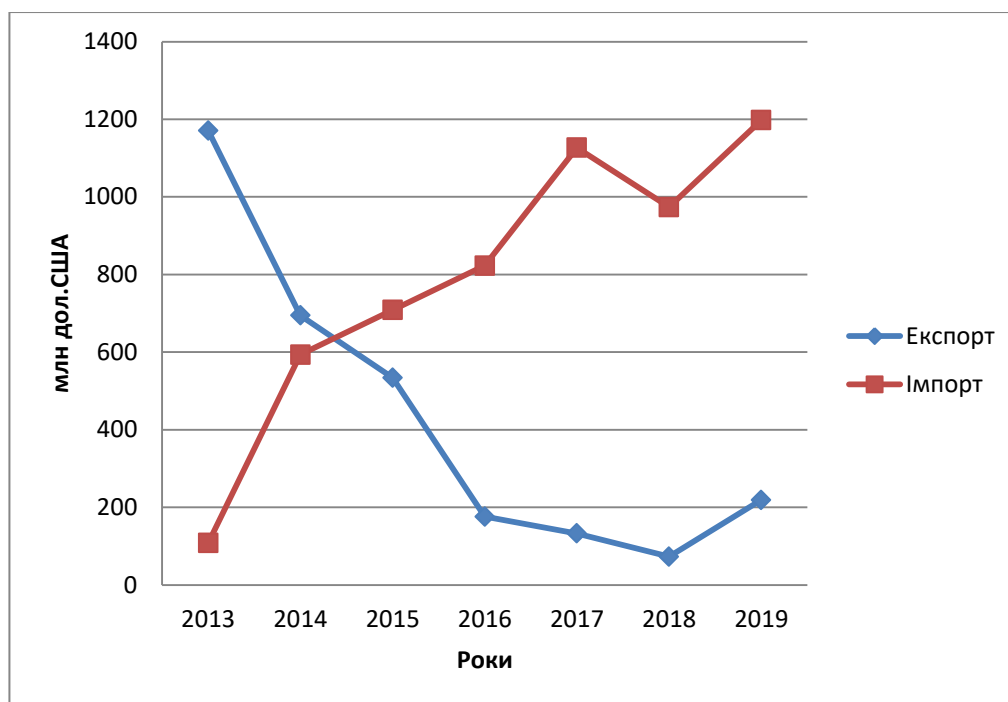
що сектор мінеральних добрив настільки сильно вплинув на всю діяльність хімічної промисловості, адже добрива входять до переліку товарів, які мають найбільший обсяг реалізації серед товарів хімічної промисловості (рис. 1.4). Це обумовлено значною роллю сільського господарства в національній економіці. Основу українського ринку мінеральних добрив становлять азотні добрива (68%) і комплексні суміші (28%), тоді як частки калійних і фосфатних добрив є незначними – 3,7% і 0,3% відповідно [17].



*Джерело: дані взяті на сайті Державної служби статистики України

Рис. 1.4. Об'єм реалізації продукції хімічної промисловості України за 2017-2019 рр.

Ринок мінеральних добрив зараз переживає не найкращі часи. Ситуація на ньому змінюється під впливом епідемії та важелів торговельної політики, такі як запровадження квот на імпорт, відміна антидемпінгового мита на аміачну селітру російського виробництва, зниження ціни природного газу, погіршення фінансового стану споживачів. Це призвело до змін у зовнішній діяльності сектору мінеральних добрив, зокрема до змін у діяльності українських підприємств (рис. 1.5).



*Джерело: дані взяті на сайті Державної служби статистики України

Рис. 1.5. Динаміка імпорту та експорту ринку мінеральних добрив України за 2013-2019 рр.

До початку економічної кризи 2013 року Україна була великим виробником і експортером мінеральних добрив. Вона входила у першу десятку у світі з випуску азотних добрив і на ринку аміаку мала частку розміром в 6 %. Однак, оскільки сировиною для добрив служить природний газ, після 2014 року їх виробництво перестало бути конкурентоспроможним і різко скоротилося, одночасно почався ріст імпорту на цьому ринку, в основному з Росії. Проте, у 2018 році було застосовано санкції до російських постачальників мінеральних добрив, що призвело до різкого скорочення відповідного українського ринку. За результатами другого півріччя 2019 року спостерігалось збільшення ємності досліджуваного ринку на 69,2% в порівнянні з аналогічним періодом минулого року, і це відбулося за рахунок імпортерів [18].

Також постійними проблемами цієї галузі є особливість сировинного забезпечення галузі та ціни на нього. Основною сировиною для виробництва мінеральних добрив є природний газ, ціна на нього призводить до збільшення або ж зменшення виробництва мінеральних добрив, оскільки він займає вагому

частку в структурі витрат. Цей факт робить українських експортерів менш конкурентоспроможними на світовому ринку. Проблема з погіршенням відносин між Україною та Росією, яка є основним постачальником сировини для вироблення мінеральних добрив, ускладнило ситуацію з ціною природного газу. Проте, у 2020 році відбулось його здешевлення, що також позначилось на збільшенні експорту продукції за перше півріччя, який на 63% перевищив його імпорт [19].

Нещодавно Міжвідомча комісія з міжнародної торгівлі (МКМТ) ухвалила рішення про припинення перегляду антидемпінгових заходів на аміачну селітру походженням з РФ, які було відновлені у 2017 році. Ці заходи надавали українським виробникам конкурентну перевагу над російськими імпортерами.

Проаналізувавши динамічність ринку мінеральних добрив, ми дійшли висновку, що є потреба у швидкій адаптації та передбаченні змін у майбутньому. Інформація отримана шляхом прогнозування об'єму експорту дозволить планувати обсяги експортних поставок, що дасть змогу раціонально розподілити наявні ресурси у сфері зовнішньої торгівлі.

1.3 Аналіз досліджень предметної області

Актуальність теми даного дослідження полягає в тому, що існує досить велика кількість наукових праць на в області прогнозування, проте важко знайти роботи, де об'єктом стає хімічна промисловість, особливо ринок мінеральних добрив. Незважаючи на це, було вирішено дослідити праці науковців, які досліджували збут, експорт-імпорт у різних країнах, та спираючись на їх досвід обрати найбільш адекватну модель для застосування у даній роботі.

Теоретичні дослідження в області фінансового прогнозування та моделювання були здійснені ще в кінці минулого століття та на початку 21 століття. Тут можна згадати праці таких вітчизняних та зарубіжних науковців,

як Айвазян С.А. [20], Бокс Д. [25], Вітлінський В. В. [22], Єріна А. М. [23]. Їхні роботи стали базою для багатьох інших публікацій суміжних тем.

Проте, в епоху стрімкого розвитку НТП та зміни динаміки процесів, в тому числі економічних, з'являються більш удосконалені методи прогнозування, які враховують особливості поточних змін. Прогнозування стало популярним інструментом у широкому ряді сфер – від прогнозування попиту на продукцію до використання електроенергії. До ряду авторів, які у своїх роботах описують варіанти застосування подібних досліджень, відносять Джорджа Атанасопулоса [24], Хендлі Вікхема [25], Джон Д. Келлехер [26], Макс Кун [27], Діпті Гупта [28].

Усі вищезгадані науковці, викладачі у зарубіжних університетах дають можливість іншим, зацікавленим у покращенні діяльності об'єкта господарювання, процесу, механізму обрати найбільш придатний та ефективний метод реалізації процесу прогнозування. Вони пропонують сучасні інструменти побудови моделей, які включають програмні середовища для статистичних обчислень, наприклад, мову програмування R, програмний пакет Statistica, програмне забезпечення SAS. Автори розглядають машинне навчання як основний інструмент для побудови прогнозу на базі будь-яких даних, залежно від цілей та завдань дослідника. В результаті можна мінімізувати ризики від продиктованих ринком змін. Це стосується і волатильності валютного курсу, і динаміки об'єму випуску продукції, і мінливості поведінки споживачів, і впливів зовнішніх факторів на ріст акцій.

У даній кваліфікаційній роботі досліджується експорт, тобто збут продукції за кордон. Проведено велику кількість подібних досліджень, тому для початку потрібно проаналізувати вже опубліковані роботи.

У зарубіжних наукових публікаціях досить часто аналізується та прогнозується об'єм експорту-імпорту певних галузей економіки або країн загалом. Найбільш типовими методами прогнозування цих процесів є статистичний метод ARIMA та метод нейронних мереж. Прикладом цього може стати ряд публікацій таких авторів як Гош С. [29], Младенович С. [30], Тег А.

[31]. Гош С. побудувала моделі ARIMA експорту котону з Індії, які на її думку досить потужні для сектору торгівлі, зокрема експорту, щоб оцінити зміни структури ринку. Та слід наголосити, що автор роботи зауважив короткостроковість прогнозу, це важливий момент, при використанні даного методу для довгострокових прогнозів. Младенович С. застосував декілька алгоритмів нейронних мереж для прогнозування ВВП країни на базі показників імпорту та експорту товарів та послуг. Між методами зворотного поширення помилки, штучного нейронного навчання та машинного екстремального навчання було обрано останній. Він показав найкращі результати у прогнозуванні ВВП. У роботі Тег А. порівнюється продуктивність нейромережі та моделей ARIMA, проте у результаті обирається обидва методи, як ті, що доцільно застосовувати у прогнозування експорту та імпорту будь-яких часових рядів із кількістю спостережень більше 50.

Темою прогнозування збуту товарної продукції присвячено чимало робіт вітчизняних та зарубіжних вчених, таких як Акуліч М. В. [32], Пархоменко О. П. [33]. Пархоменко О. П. у своїй роботі запропонував економіко-математичний метод прогнозування попиту з використанням коефіцієнта еластичності для зниження витрат на управління виробничими запасами та запасами готової продукції в нестабільних умовах функціонування підприємств. Проаналізувавши ряд робіт, які пов'язані з прогнозуванням збуту продукції, він дійшов висновку, що в цій області існує ряд невирішених проблеми, оскільки у більшості працях розглядаються переважно передбачувані ситуації при яких можливе використання статистичного масиву даних попередніх періодів функціонування підприємства. Коли зміни ринкової кон'юнктури авторами ігнорується або враховується узагальнено з використанням набору відповідних коефіцієнтів.

У наступній роботі Акуліча М. В. пропонується вивчати збут за допомогою ряду методів на основі відносних метрик та кластерного аналізу. Він провів аналіз продукції досліджуваного підприємства за допомогою концентраційного аналізу та аналізу структурної близькості. Він довів, що

розглянуті способи аналізу можуть бути застосовані як на національному, так і на міжнародному ринках, оскільки вони допомагають оптимізувати виробничу програму контролю за виконанням планів збуту, що є важливою частиною фінансового менеджменту.

Темою прогнозування діяльності підприємств зацікавились російські дослідники, такі як Ельдяєва Н. А. [34], Жуков Я. Д. [35], Муравйова В. С. [36], Щербаков Г. А. [37].

Муравйова В. С. сформувала ряд проблем вибору методу прогнозування на промислових підприємствах. До них вона віднесла широкий спектр методів прогнозування, які базуються на різних дисциплінах, наприклад, на економіці, менеджменті, теорії ймовірності, статистиці та інших. Їх різноманіття ускладнює вибір того чи іншого методу у конкретній ситуації. Так само зростає громіздкість задач, які потрібно вирішити, у зв'язку з ускладненнями структур виробництва, організаційно-правових форм підприємств, реалізацією товару. До проблем також можна віднести волатильність ринкового середовища та його невизначеність.

Щербаков Г. А. бачить прогнозування економічної кон'юнктури як метод «лікування» дисбалансів у світовому господарстві. З цієї точки зору проблема вдосконалення систем економічного прогнозування, моделювання варіантів розвитку господарського комплексу завжди залишається відкритою. У своєму дослідженні він розглядає проблему суб'єктивності вибору факторів, які визначають економічну активність, а також складність вибору цих факторів, оскільки не всі дані можуть бути у вільному доступі та достовірні.

Ельдяєва Н. А. пропонує комплексний системний підхід до прогнозування складних статистичних сукупностей. Через складність методологічного математичного та формаційного характеру немає тієї моделі розвитку економіки, яка могла би підійти для всіх рівнів управління. Виходячи з цього судження, об'єднання різних економетричних балансових та оптимізаційних моделей в єдину систему може комплексно описати зв'язки та тенденції розвитку об'єкта.

У роботі Жукова Я. Д. основною проблемою прогнозування визначено нестабільність зовнішнього середовища, поява нових неврахованих факторів впливу, існування безлічі факторів на мікро та макро рівнях, а також суб'єктивна оцінка пріоритетності їх впливу на підприємство.

В цілому можна помітити, що у цих працях прослідковується ряд тих самих проблем, пов'язаних зі складністю прогнозування та зміною зовнішнього середовища.

Розгляд об'єкту дослідження, пов'язаний з даною кваліфікаційною роботою, було проведено у Кузьминчук Н. В. [38], Дзюбановської Н. В. [1]. У їхніх роботах було проаналізовано методи прогнозування попиту імпоротно-експортної продукції.

У роботі Кузьминчук Н. В. висвітлено проблему вибору оптимального методу прогнозування попиту на експортно-імпорتنу продукцію з причин необхідності врахування екзогенних та ендогенних факторів впливу. Тому було запропоновано використання комплексного підходу до прогнозування попиту на основі математичного моделювання, статистичного та експертного. Врахування до прогнозової моделі екзогенних та ендогенних чинників дає змогу знизити ризики в ході дослідження прогнозного стану підприємства.

Дзюбановська Н. В. у своєму дослідженні імпорту-експорту України довела, що ARIMA-моделі ефективніше застосовувати для прогнозування часових рядів, ніж інші інструменти, тому що вони мають чітке математико-статистичне обґрунтування. Проте, було наголошено, що адекватні результати мають місце за умов, коли економіка країни не зазнає руйнівного впливу та стрімкого спаду показників торгівлі, адже в даному випадку не враховується вплив зовнішніх факторів.

У зв'язку зі складністю вибору методів прогнозування часових рядів, були проведені дослідження, в яких порівнювались два найпоширеніших методи прогнозування: ARIMA - моделі та нейронні мережі.

Горчаковою І. А. [39] було спрогнозовано індекс цін на ринку нерухомості за допомогою авторегресійної моделі ARIMA та нейронних мереж,

оскільки результуючі ARIMA-процеси представляють лінійні статистичні моделі, які досить точно описують поведінку часових рядів різних типів, а перевага нейронних мереж представлена у здатності до навчання. В результаті було доведено, що прогнози моделі ARIMA були точніші, оскільки цей метод призначений для роботи з рядами, які мають більш помітні структурні закономірності.

Резніченко Є. В. [40] продемонстрував переваги та недоліки методів прогнозування фінансових ринків. Використовуючи модель нейронної мережі та базу даних з продажами і усіма параметрами, легко отримати робочу систему прогнозування. В той час, як використання даних про продажі, що мають сезонний характер та тренд, приводить до складнощів при побудові більшості класичних методів прогнозування. Недоліки моделі ARIMA автор пов'язує з неоднорідністю часових рядів і складністю реалізації цього методу. В той час, як нейронні мережі хоч і мають недолік у вигляді недетермінованості, проте цей метод має більше переваг над іншими методами прогнозування, включаючи здатність вирішення майже будь-якої задачі.

Ставицький О. В. [41] описав ефективність застосування методу нейронних мереж у фінансовій сфері, в тому числі для прогнозування обсягів продажів. Він представляє актуальність використання нейронних мереж з точки зору того, що недоліком більшості методів є опис процесів, у більшості випадках, лінійної залежності та видачу однозначного стаціонарного рішення у системі лінійних рівнянь, що є не зовсім коректним. Нейронні мережі здатні виправити ці проблеми, дозволяє відтворювати досить складні залежності та вирішує погано формалізовані завдання.

З огляду на дані дослідження, зрозуміло, що є ряд проблем, з якими періодично стикаються дослідники та пропонують свій метод його вирішення. Проте, річ в тому, що кожен вирішує задачу в міру специфіки власної проблеми. Вони відштовхуються від наявних даних, наявних умов та обирають ту модель, яка найкраще підходить у даній ситуації. Навіть такі підходи як комплексний метод аналізу не завжди можуть дати якісний результат в тій чи

іншій ситуації. В такому випадку завжди повинен бути експерт, який допоможе підібрати найбільш придатний шлях для дослідження.

Аналіз вищезгаданих наукових праць буде враховано при виборі найкращого методу, який підходить для прогнозування експорту продукції. Зваживши всі переваги та недоліки, вже можна зробити висновок, що найпоширенішими в області прогнозування збуту продукції є моделі авторегресії та нейронних мереж.

РОЗДІЛ 2. РОЗРОБКА МОДЕЛІ ПРОГНОЗУВАННЯ ОБСЯГУ ЕКСПОРТУ ПІДПРИЄМСТВА

2.1 Формування вимог до моделі

Перед побудовою моделі прогнозу об'єму експорту продукції, слід визначитися із вимогами до даної моделі, оскільки аналіз розвитку явища та його подальше прогнозування здійснюються за допомогою методів, які вимагають дотримання певних вимог до початкових даних. Умови, які повинні виконуватись для рівнів часового ряду, як от порівнянність, сталість, однорідність та наявність достатньої сукупності спостережень, є необхідними для відображення об'єктивного стану економічного показника. Невиконання однієї із цих умов тягне за собою ряд наслідків, які призводять до некоректних результатів. До вимог рівнів часового ряду відносять:

1. Порівнянність, яка передбачає збір даних в один і той самий час, за єдиною методикою. Крім того, необхідно забезпечити порівняння з минулими дослідженнями, щоб можна було зрозуміти, як змінюється явище. Для цього потрібно знати організацію та методологію статистичних спостережень, щоб визначити першоджерело та особливості різних спостережень. Причини непорівнянності у економіці й соціології можуть бути класифіковані так:

- за територією, за якою збирають статистичні дані;
- за сферою охоплення об'єктів або формою власності;
- за проміжком часу, коли дані за кілька років представлено за станом на різні дати, або різна тривалість місяців, в тому числі, на порівнянність економічних і соціологічних даних впливають дні свят;
- через відмінність у структурі одиниць сукупності, для якої здійснюється обчислення;
- за вартісними показниками. Навіть при фіксації значень показників у незмінних цінах, їх часто важко зіставити [42].

Є ряд інших причини. Непорівнянність динамічних рядів не усувається лише формальними методами, тому і звертається особлива увага на цю умову у процесі визначення змісту рядів спостережень і результатів їхнього статистичного аналізу [43].

Якщо виявлено непорівнянність рівнів ряду, то застосовують процедуру змикання рядів. Змикання може бути виконано двома способами.

Застосовуючи перший спосіб, дані за минулі періоди множаться на коефіцієнт переведення, який є відношенням показників на той момент часу, коли відбулася зміна умов формування рівнів ряду.

Алгоритм другого способу такий: рівень перехідного періоду приймається для другої частини ряду за 100%, і від цього рівня визначаються відповідні показники (вперед або назад). При цьому отримуємо такий самий ряд відносних величин [44].

2. Однорідність ряду характеризується відсутністю аномальних, нехарактерних спостережень, а також спотворення тенденції. Аномальне значення є незвичним, нерегулярним або несумісним з іншими значеннями часового ряду. Якщо побудувати графік для ряду, в якому присутні аномальні значення, то аномальність проявиться у вигляді раптового стрибка або спаду із подальшим поступовим відновленням до попереднього рівня. Такі відхилення також називають викидами. Наслідком аномальності може стати зміщення оцінок, та, як результат, некоректність результатів аналізу [45]. Проте, перед процедурою виправлення неоднорідності необхідно здійснити кількісний та якісний аналіз. Нетипові рівні в часовому ряді можна поділити на три групи:

- спостереження, що описують дійсний розвиток процесу, але мають відхилення від загальної тенденції, оскільки вони проявляють свої екстремальні впливи вкрай рідко;
- спостереження, причиною виникнення яких є зміна методики розрахунку;
- спостереження, що з'являються внаслідок помилок при вимірюванні показника, в момент прийняття і передачі інформації, а також значення,

пов'язані з різними катастрофічними явищами, що не впливають на подальший розвиток явища, агрегування і дезагрегування показників.

Аномальні значення першої групи іноді повинні бути включені в часовий ряд і можуть навіть стати корисними на етапі дослідження причинно-наслідкового механізму розвитку явища. Присутність нетипових екстремальних значень для одного і того ж моменту часу у різних часових рядах свідчить, як правило, про причинні зв'язки між відповідними показниками.

Нехарактерні значення другої групи не потрібно виключати, вони повинні розглядатись разом з усіма значеннями ряду, їх приймають за «поворотні» (порогові), починаючи з яких, повинен бути перерахунок за новою методикою усіх попередніх значень часового ряду.

Аномальні значення третьої групи необхідно усунути з розгляду в будь-якому випадку, оскільки вони спотворюють відображення характеру розвитку явища і можуть суттєво вплинути на висновки, отримані в результаті аналізу ряду, що містить таку викривлену інформацію [45].

Процес виявлення нетипових значень часових рядів базується на методах, призначених для статистичних сукупностей (метод Ірвіна, модифікований метод Ірвіна тощо).

Наявність викривлення тенденції досліджуваного ряду свідчить про зміну звичайного напрямку розвитку явища або про перехід до іншої методики обчислення значень показника. Якщо визначено, що аномальності є помилками першого роду, то нехарактерні спостереження замінюють обчисленим значенням середнього арифметичного двох сусідніх рівнів ряду. Також використовують метод заміни спостережень відповідними значеннями за кривою, що згладжує цей часовий ряд. Перевірку не проводять для кінцевих рівнів періоду спостережень. Суттєве виділення значення наприкінці часового ряду не дає нам можливості визначити, чи віднести це спостереження до аномального, чи відбувається зміна тенденції. Для цього потрібна додаткова інформація, яка б пояснила цю причину. В такому випадку необхідне проведення якісного аналізу змін напрямку розвитку явищу, або дочекатися

надходження результатів нового спостереження. Якщо причина викривлення тенденції полягає у зміні методики обчислення показника, то рівні, які зафіксовані до моменту викривлення тенденції, можна використати для оцінювання особливостей динаміки і побудови моделі, враховуючи, що вони будуть обчислені за новою методикою. Якщо з'явилася проблема обчислення, тоді ці рівні ряду усувають з розгляду. За умови, що викривлення тенденції повторює зміну закономірності розвитку процесу, використовують лише значення, що відповідають останнім змінам. Вони служать інформаційною базою для статистичного аналізу.

3. Стійкість часового ряду відображає переважання закономірності над випадковістю у зміні рівнів ряду. Графіки стійких часових рядів наочно демонструють закономірності у явищі, а на графіках нестійких рядів можна спостерігати зміни послідовних рівнів, які стають хаотичними, тому немає сенсу шукати закономірності формування значень рівнів подібних рядів.

4. Умова достатньої сукупності спостережень, перш за все, характеризує повноту даних, тобто залежно від мети дослідження динаміки визначають достатню кількість спостережень. Якщо на меті поставлено здійснити описовий статистичний аналіз, то період дослідження обирається довільний, на власний розсуд. У випадку побудови прогнозової моделі та проведення статистичного аналізу, який розглядає незалежні спостереження з однаковим розподілом, об'єм спостережень динамічного ряду має бути якомога більшим та одночасно повинен перевищувати період упередження прогнозу більше, ніж утричі й становити більше 7. У випадку вибору квартальних або місячних даних для дослідження сезонної компоненти й прогнозування сезонних процесів у досліджуваному ряді повинні бути представлені дані якнайменше за чотири роки, навіть для короткострокового прогнозу. Підхід до формування достатньої кількості даних у методах нелінійної динаміки відрізняється від того, який працює для більшості статистик. У випадку стандартної статистичної теорії, завжди бажаним буде більша кількість рівнів ряду, оскільки спостереження передбачаються як незалежні. Нелінійні

динамічні системи можна охарактеризувати як процеси із довготривалою пам'яттю. Тому для них важливіше охопити довший період часу, ніж більшу кількість точок спостережень [43].

Для вхідних даних нейронних мереж також є свої вимоги:

1. Необхідно обирати ті змінні, які, впливають на результат.
2. Зі змінними у числовій і номінальній формі в деяких статистичних програмах можна працювати безпосередньо. Змінні інших типів слід перетворити в зазначені типи або оголосити незначущими.
3. Для аналізу в наявності повинно бути близько сотні або тисячі спостережень; чим більше змінних включено в модель, тим більшу кількість спостережень необхідно мати.
4. У разі необхідності можна працювати зі спостереженнями, що містять пропущені значення. Наявність викидів у ряді може створити труднощі. Якщо це можливо, краще видалити викиди. При наявності достатньої кількості даних, потрібно прибрати з розгляду спостереження з пропущеними значеннями [46].

У свою чергу, економіко-математична модель також повинна відповідати ряду вимог для забезпечення своєї пізнавальною і практичної цінності. Її признають, якщо модель:

- використовує положення економічної теорії як базу;
- адекватно відображає об'єктивну економічну дійсність;
- враховує найважливіші фактори, які впливають досліджувані показники;
- дотримується умов встановлених критеріїв;
- дає можливість отримати оригінальні знання, які були невідомими до її реалізації;
- не перевищує заданий строк розв'язування задачі;
- дозволяє реалізувати її існуючими засобами [47].

Отже, ми бачимо, що необхідно врахувати ряд вимог, які повинні виконуватись часовим рядом та при побудові моделей прогнозування. Від ступеню дотримання визначених вище умов залежить і рівень адекватності моделей, і точність прогнозу. Тепер необхідно розглянути ряд методів, які допоможуть нам здійснити прогноз експорту продукції, після чого обрати найкращі.

2.2 Моделі прогнозування часових рядів

Об'єктом дослідження цієї кваліфікаційної роботи виступає ПАТ «РівнеАЗОТ». Маючи на меті покращити зовнішньоекономічну діяльність підприємства, було використано статистичні дані, які характеризують об'єм експорту за період 2013-2019 р. Таким чином будуть застосовані так звані часові ряди для прогнозування експорту майбутніх періодів. Вони включають інформацію, яка характеризує явище, як розвиток в часі.

Часовим рядом (динамічним рядом, рядом динаміки, англійський термін «Time series») називається ряд розташованих у хронологічній послідовності значень статистичного показника, що характеризує зміну соціально-економічного явища в часі. Зміна соціально-економічних явищ у часі зводиться до того, що відбувається зміна впливу на цей розвиток багатьох факторів соціального, економічного, технологічного чи іншого процесу, а фактор часу акумулює їх вплив. У часовому ряді є два обов'язкові елементи: час (t) і конкретне значення показника, або рівень ряду (y_i) [44].

Аналіз часових рядів робить можливим простежити розвиток явища, виявити його основні тенденції. Відбір доцільних прийомів і способів аналізу залежить від завдань дослідження та від характеру вихідних даних. Тому, приступаючи до аналізу часових рядів, важливо правильно їх класифікувати (табл. 2.1) [45].

Таблиця 2.1

Класифікація часових рядів

Ознака класифікації	Види часових рядів
1. Залежно від виду показника	1. В абсолютних величинах 2. У відносних величинах 3. У середніх величинах
2. Залежно від того, як рівні виражають стан явища у часі	1. Інтервальні ряди 2. Моментальні ряди
3. Залежно від відстані між рівнями	1.3 однаково розташованими рівням в часі 2.3 неоднаково розташованими рівнями в часі
4. Залежно від наявності основної тенденції процесу	1. Стаціонарні ряди 2. Нестационарні ряди

Джерело*: [48, с. 54]

У більшості випадків в економічній сфері доводиться аналізувати процеси, які мають певну тенденцію розвитку. Такі процеси називають нестационарними і часові ряди також називаються нестационарними. Їхні характеристики змінюються у часі, тобто залежать від початку відліку. Є випадки, коли такі процеси на окремих інтервалах часу умовно можуть бути визначеними як стаціонарні. Тоді на подібні процеси можуть бути перенесені всі основні висновки стаціонарних випадкових процесів. Проте, якщо процес очевидно має виражену тенденцію, то його можна перетворити в стаціонарний, шляхом вилучення основної тенденції і періодичних коливань, якщо такі є.

Хоча рівні динамічного ряду з часом змінюються, коливаються, проте, подібні коливання не однакові і можуть бути викликані рядом різного роду факторів. Зазвичай виділяють 4 типи таких факторів:

1. Довготривалі, які формують загальне направлення розвитку, а точніше, тенденцію у змінах аналізованого явища. Зазвичай, ця тенденція описується за допомогою монотонної випадкової функції, яка називається функцією тренду або просто трендом, трендовою компонентою.

2. Сезонні фактори, які формують коливання аналізованого явища, що періодично повторюються у визначений час.

3. Циклічні, які формують зміни явища, спричинені дією довготривалих циклів. Такі зміни схожі на сезонні тим, що вони є хвилеподібними та повторюваними, але відрізняються довжиною цих циклів.

4. Нерегулярні фактори, які не піддаються обліку і реєстрації. Вони діляться на 2 групи:

- Раптові, які призводять до стрибкоподібних структурних змін у процесі (війна, епідемія, екологічні катастрофи і тп.).
- Випадкові, які є результатом дії числа відносно слабких другорядних факторів.

Таким чином, часовий ряд можна представити як функцію чотирьох компонент, що характеризують дії вищезгаданих факторів. Залежно від того, як взаємопов'язані фактори, виділяють наступні структурні схеми формування значення ряду [45]:

1. Адитивна схема:

$$Y_t = F_t + S_t + C_t + E_t \quad (2.1)$$

де F_t – трендова компонента;

S_t – сезонна компонента;

C_t – циклічна компонента;

E_t – випадкова компонента.

2. Мультиплікативна схема [45]:

$$Y_t = F_t * S_t * C_t * E_t \quad (2.2)$$

3. Змішана схема [45]:

$$Y_t = F_t * S_t * C_t + E_t \quad (2.3)$$

Прогнозування часових рядів є темою, яка має безліч практичних застосувань, таких як прогнозування цін на акції, бізнес-планування, прогнозування погоди, розподіл ресурсів та безліч інших у різних сферах. Прогнозування є чи не основною метою і завданням великого числа фахівців, роботою яких, є аналіз даних.

Прогнозування — це наукове, сформоване на системі закономірностей і встановлених причинно-наслідкових зв'язків дослідження виявлення стану і

імовірнісних шляхів розвитку явищ і процесів. Заключним етапом прогнозування є отримання прогнозу. Прогноз — це результат процесу прогнозування, виражений у математичній, графічній, словесній, або іншій формі науково обґрунтованого судження про імовірні стани об'єкта в майбутньому і / або про альтернативні шляхи і поняття досягнення цих станів [44].

Сучасні методи статистичного прогнозування дають можливість з високою точністю прогнозувати практично всі можливі показники.

При аналізі часових рядів на меті у дослідника є:

- визначення природи тимчасового ряду;
- прогнозування (передбачення майбутніх значень часового ряду за теперішніми і минулими значеннями).

Однак, треба пам'ятати, що не існує універсальних методів прогнозування на всі випадки життя. Вибір методу прогнозування та його ефективність залежать від багатьох умов та факторів, і зокрема від необхідної довжини або часу прогнозування.

За часом прогнозування розрізняють короткостроковий, середньостроковий і довгостроковий прогноз.

Короткостроковий прогноз характеризує собою прогноз, як його називають «на завтра», тобто прогноз не більше, ніж на кілька кроків вперед. Для нього застосовують практично всі відомі методи: експоненціальне згладжування, ARIMA і нейронні мережі, регресійний метод.

Середньостроковий прогноз — це зазвичай прогноз, який включає один або половину сезонного циклу. Для реалізації такого прогнозу використовують ARIMA і експоненціальне згладжування, які дозволяють відстежувати якість прогнозу в залежності від його терміну.

Одночасно з тим, для побудови довгострокового прогнозу стандартні статистичні методи прогнозування практично не використовують, і потрібен комплексний підхід. Наприклад, використання нейронних мереж або регресійних моделей.

Для побудови прогнозу, важливо правильно розуміти терміни, які варіюють при побудові моделей і добре ними оперувати. Сюди можна віднести і виділення тренду, циклічної складової ряду, трендциклічної, сезонної складової та випадкова компонента; і дослідження автокореляційної та часткової автокореляційної функції для знаходження сезонності; і побудову періодограми, і обчислення сезонного лагу (наприклад, за допомогою спектрального аналізу Фур'є).

Після побудови будь-якої моделі важливо проаналізувати, наскільки адекватно вона побудована. Для цього можна, по-перше, провести візуальний аналіз, зсунувши прогноз на кілька кроків назад. По-друге, скористатися аналізом залишків — стандартним методом перевірки на адекватність якої завгодно побудованої статистичної моделі.

Для кращого представлення, які моделі краще застосовувати, залежно від тривалості прогнозу, корисною стане наступна таблиця 2.2 [46]:

Таблиця 2.2

Порівняння методів прогнозу за типами

Метод:	Тип прогнозу:		
	Короткостроковий	Середньостроковий	Довгостроковий
ARIMA	+	+/-	-
Експоненціальне згладжування	+/-	+	-
Регресія	+/-	+/-	+
Нейронні мережі	+	+	+

Джерело*: [46]

Перед тим, як обрати моделі для побудови прогнозу у нашому дослідженні, необхідно описати механізм роботи тих, які найчастіше застосовують у подібних до нашого випадках.

Першим ми розглянемо регресійний аналіз. Регресійний аналіз передбачає побудову моделі залежності рівня динаміки економічного показника від рівня динаміки інших економічних показників – факторів.

Регресійні моделі можуть включати різну кількість змінних. Найпростішими моделями є однофакторні моделі, в яких фактором є час (t). Багатофакторні моделі лінійного та нелінійного типу дозволяють враховувати вплив декількох незалежних змінних на рівень і динаміку прогнозованого показника. Такими можуть бути моделі, що описують макроекономічні виробничі функції, моделі попиту і пропозиції трудових ресурсів, моделі аналізу попиту на окремі товари і послуги в залежності від доходів населення, рівень цін і інші. Змінні регресійної моделі поділяються на екзогенні (зовнішні) і ендогенні (внутрішні) змінні [48]. Кореляційно-регресійний метод допомагає вирішити дві основні задачі:

- встановити рівень тісноти зв'язку між прогнозованим параметром і факторами, які на нього впливають;
- визначити за допомогою рівнянь регресії форму зв'язку між прогнозованим параметром і факторами, які діють на нього.

Ступінь тісноти зв'язку між параметром і окремо взятим фактором показує парний коефіцієнт кореляції (r), а сукупний вплив відібраних факторів прогнозованих параметрів – множинний коефіцієнт кореляції (R). Парний коефіцієнт кореляції може виступати одним із критеріїв відбору факторів. Його величина знаходиться в інтервалі від - 1 до + 1, і чим більше значення r, тим тісніший зв'язок між змінними (залежною та незалежною змінними). Коефіцієнтом парної кореляції називають відношення кореляційного моменту до добутку середніх квадратичних відхилень [49]:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X}) * (Y - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 * \sum_{i=1}^n (Y - \bar{Y})^2}} \quad (2.4)$$

Де X_i , Y_i — числові значення величин, між якими встановлюється кореляційний зв'язок;

$\bar{Y}$, $\bar{X}$ — середні арифметичні значення величин.

Множинний коефіцієнт кореляції визначається за формулою [44]:

$$R = \sqrt{1 - \frac{\sum_{i=0}^{n-1} (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=0}^{n-1} (y_i - \bar{y})^2}} \quad (2.5)$$

Де y_i — поточні значення залежної змінної;

$\hat{y}_i$ — теоретичні значення залежної змінної;

$\bar{y}$ — середні значення залежної змінної.

Лінійна однофакторна модель є найпростішою. Модель може бути представлена також рівнянням регресії з декількома незалежними змінними та представлена у такому вигляді [50]:

$$Y = b_0 * x_0 + b_1 * x_1 + b_2 * x_2 + \dots + b_k * x_k + \varepsilon_i \quad (2.6)$$

Де b — вектор невідомих параметрів;

x — факторна ознака;

ε_i — випадкова компонента.

Багатофакторна лінійна модель характеризується відносною простотою алгоритмів, слабкою залежністю результатів від точності вихідної інформації, можливістю отримати достовірні прогностичні результати при складному характері зв'язків між залежною і незалежною змінними [51].

В основу нелінійної регресійної моделі покладено припущення про те, що існує відома функція $Z(t) = F(X(t), A)$, де $Z(t)$ — вихідний процес, $X(t)$ — зовнішній фактор, A — функція, параметри якої необхідно визначити для побудови моделі прогнозування. Проте на практиці рідко зустрічаються процеси, для яких тип функціональної залежності між процесом $Z(t)$ і зовнішнім фактором $X(t)$ заздалегідь відомий. У зв'язку з цим нелінійні регресійні моделі застосовуються рідко [52].

Ще одним не менш поширеним методом прогнозування, через свою простоту та наочність, є метод експоненціального згладжування. Він дає можливість отримати оцінку параметрів тренду, що характеризують не середній рівень процесу, а тенденцію, що склалася до моменту останнього спостереження, тобто він дозволяє оцінити параметри моделі, яка описує тенденцію, що сформувалася в кінці базисного періоду, і тим самим не просто екстраполює наявні залежності в майбутнє, а пристосовується, адаптується до умов, що змінюються з часом. Функція моделі має вигляд [52]:

$$Z(t) = S(t) + \varepsilon_t, \quad (2.7)$$

$$S(t) = \alpha * Z(t)(t - 1) + (1 - \alpha) * S(t - 1) + \varepsilon_t \quad (2.8)$$

Де α – коефіцієнт згладжування, $0 < \alpha < 1$;

$S(t)$ – згладжене значення.

Початкові умови: $S(1) = Z(0)$

У даній моделі кожне наступне згладжене значення $S(t)$ є зваженим середнім між попереднім значенням часового ряду $Z(t)$ і попереднім згладженим значенням $S(t-1)$ [52].

До переваг методу можна віднести те, що він не вимагає великої кількості даних та передбачає її інтенсивний аналіз з точки зору інформаційної цінності різних членів тимчасової послідовності. Моделі, що описують динаміку показника, мають просте математичне формулювання, а адаптація параметрів дозволяє відобразити неоднорідність і зміну властивостей часового ряду. Метод застосовується при коротко- і середньотерміновому прогнозуванні [49].

Наступні моделі є більш складними та ефективними у дослідженні динамічних рядів. Одним із таких є метод авторегресійного аналізу, зокрема моделі класу ARIMA.

Моделі ARIMA є одними з найбільш широко використовуваних підходів для прогнозування часових рядів. Назва є аббревіатурою від Auto Regressive Integrated Moving Average. Моделі класу ARIMA розшифровують як авторегресійне інтегрування ковзного середнього. Цей метод іноді називають методом Бокса-Дженкінса, тому що він є найвідоміший з-поміж інших алгоритмів цього сімейства.

Це більш складний алгоритм, ніж, наприклад, експоненційне згладжування, що спирається на автокореляцію. Очевидно, що він, в цілому, не може працювати гірше, ніж алгоритм, заснований на згладжуванні. Крім того, якщо проаналізувавши наукові публікації цього десятиліття, можна помітити, що у багатьох роботах по прогнозуванню класичними методами використовується саме ARIMA. Порівнюючи даний метод з іншими методами прогнозування, можна виявити ряд суттєвих недоліків. У кожному конкретному випадку модель обирається з урахуванням статистичних критеріїв, таких як

дисперсія, кореляційне відношення та інші. Класичний метод найменших квадратів передбачає рівноцінність вихідної інформації в моделі. Тоді як на практиці, подальшу поведінку процесу значно більшою мірою визначається пізнішими спостереженнями, ніж початковими. В результаті з'явилося так зване дисконтування, тобто знецінення більш ранньої інформації. Недоліки методу найменших квадратів обумовлені жорсткою фіксацією тренда, і надійний прогноз можливий лише на невеликий період.

Також до недоліків моделі ARIMA можна віднести те, що вони пов'язані, перш за все, з неоднорідністю часових рядів і складністю практичної реалізації [53].

Загальна модель, запропонована Боксом і Дженкінсом (1976) включає параметри авторегресії і параметри ковзного середнього — авторегресійна модель AR та модель ковзного середнього MA. Комбінація авторегресійної моделі порядку p та моделі ковзного середнього порядку q в результаті видає змішану авторегресійну модель ковзного середнього (ARMA(p, q)) [54]:

$$y_t = a_1 y_{t-1} + a_2 y_{t-2} + \dots + a_p y_{t-p} + \varepsilon_t - b_1 \varepsilon_{t-1} - b_2 \varepsilon_{t-2} - b_q \varepsilon_{t-q} \quad (2.9)$$

Де a, b — коефіцієнти моделі;

y_t — значення часового ряду;

ε_t — випадкова компонента.

В неявному вигляді модель ARMA(p, q) виглядає так [54]:

$$\varphi_p(B)y_t = \psi_q(B)\varepsilon_t \quad (2.10)$$

Де $\varphi_p(B)y_t$ — оператор авторегресії;

$\psi_q(B)$ — оператор ковзного середнього;

ε_t — випадкова компонента.

При аналізі часового ряду зі складною структурою найчастіше використовують моделі класу ARIMA. Вона вміщує три типи параметрів моделі: параметри авторегресії (p), порядок різниці (d), параметри ковзного середнього (q). У позначеннях Бокса-Дженкінса модель записується як ARIMA (p, d, q). Наприклад, модель (0, 1, 2) містить 0 параметрів авторегресії (p) і 2

параметри ковзного середнього (q), які обчислюються для ряду після взяття різниці з лагом 1.

Для моделі ARIMA необхідно, щоб ряд був стаціонарним, мається на увазі, що вибіркові дисперсія і автокореляція не змінюються в часі, а його середнє постійне. Для приведення часового ряду до стаціонарності, початковий ряд замінюють на ряд з різницями. Перші різниці процесу мають вигляд [54]:

$$\nabla y_t = y_t - y_{t-1} = y_t - B = (1 - B)y_t \quad (2.11)$$

Де B – оператор зсуву;

y_t – значення часового ряду.

Різниця ряду, зазвичай, береться доти, поки він не стане стаціонарним (щоб отримати стаціонарний ряд, стабілізують дисперсії, застосовуючи логарифмічні перетворення). Параметром d визначається кількість взятих різниць. Для того щоб визначити потрібний порядок різниці, необхідно дослідити графік ряду і графік автокорелограми. На цьому етапі (етап ідентифікації порядку моделі), також аналізується скільки параметрів авторегресії (p) і ковзного середнього (q) повинно бути в ефективній і економній моделі процесу. Економна модель стає ефективнішою, адже це означає, що вона містить найбільше число ступенів свободи і найменше число параметрів серед всіх інших моделей. Таким чином, після перетворення часового ряду шляхом взяття різниць d разів, модель ARIMA(p, d, q) має такий вигляд [54]:

$$\varphi_p(B)(1 - B)y_t = \psi_q(B)\varepsilon_t \quad (2.12)$$

Як було згадано вище, щоб ідентифікувати порядок моделі, використовують інструменти, такі як графіки автокореляційної функції (АКФ) та часткової автокореляційної функції (ЧАКФ). Більшість часових рядів апроксимуються за допомогою однієї з 5 основних моделей, які визначаються з вигляду графіків цих функцій. Перелік п'яти основних моделей:

1. Модель містить 1 параметр (p). В такому випадку АКФ експоненційно спадає, а ЧАКФ різко вирізняється з-поміж інших у значенні лага 1, немає кореляцій на інших лагах.

2. Модель містить 2 параметри авторегресії (p). Графік, коли АКФ має форму синусоїди або експоненційно спадає, а графік ЧАКФ демонструє різке виділення на значенні лагів 1, 2, немає кореляцій на інших лагах.

3. Модель містить 1 параметр ковзного середнього (q). Графік АКФ різко вирізняється з-поміж інших у значенні лага 1, немає кореляцій на інших лагах, а на графіку ЧАКФ спостерігається експоненційний спад.

4. Модель містить 2 параметри ковзного середнього (q). Графік АКФ підкреслює значення на лагах 1, 2, немає кореляцій на інших лагах, а на графіку ЧАКФ зображена форма синусоїди або функція експоненційно спадає.

5. Модель містить 1 параметр авторегресії (p) і 1 параметр ковзного середнього (q). На графіку АКФ відбувається експоненційний спад після 1 лага, так само як і графік ЧАКФ спадає експоненційно після лага 1.

Коли маємо справу з мультиплікативною сезонною ARIMA, то її можна представити як варіант розвитку і узагальнення звичайної моделі ARIMA для рядів, в яких є періодична сезонна компонента. У цьому варіанті крім несезонних параметрів, в моделі з'являються сезонні параметри для певного лага (він встановлюється при ідентифікації порядку моделі). Аналогічно, так само як і параметри простої моделі ARIMA, ці параметри називаються: сезонна авторегресія (P_s), сезонна різниця (D_s) і сезонне ковзне середнє (Q_s). Таким чином, модель сезонної ARIMA можна записати як ARIMA (p, d, q) (P_s, D_s, Q_s). Наприклад, модель (0,1,2) (0,1,1) включає 0 регулярних параметрів авторегресії, 2 регулярних параметри ковзного середнього і 1 параметр сезонного ковзного середнього. Дані параметри обчислюються після перетворення часових рядів шляхом взяття однієї різниці з лагом 1, а потім сезонної різниці. Для сезонних параметрів використовується сезонний лаг, визначений на етапі ідентифікації порядку моделі [55].

Ряд перших різниць знаходиться за формулою [54]:

$$\Delta x_t = (1 - L)x_t = x_t - x_{t-1} \quad (2.13)$$

Де L — лаговий оператор.

Під поняттям взяття сезонних різниць мається на увазі, що для процесу з періодом коливань s різниця виду (2.14) має випадковий характер, а процес різниць $Z_t = \nabla_s Y_t$ є стаціонарним [54].

$$\nabla_s y_t = y_t - y_{t-s} = y_t - B^s y_t = (1 - B^s) y_t \quad (2.14)$$

Де $B^s y_t$ - сезонний оператор зсуву;

$Z_t = \nabla_s Y_t$ - інтегрований ряд різниць першого порядку.

В неявному вигляді сезонна ARIMA-модель має вигляд [54]:

$$\varphi_p(B) \Phi_P(B^s) \nabla^d \nabla_s^D y_t = \psi_q(B) \psi_Q(B^s) e_t \quad (2.15)$$

Де $\Phi_P(B^s)$ – поліном сезонної авторегресії порядку P ;

$\psi_Q(B^s)$ – поліном сезонного ковзного середнього порядку Q ;

∇_s^D – сезонна різниця порядку D .

Після того, як доведено, що модель адекватно описує явище, можна робити прогнози на один або декілька періодів вперед з побудовою довірчих інтервалів. Прогнозування краще виконувати за допомогою рівняння ARIMA моделі в явному вигляді після отримання оцінки параметрів $a_j b_j A_j B_j$ [54]:

$$\begin{aligned} y_{t+l} = & \hat{a}_1 y_{t+l-1} + \hat{a}_2 y_{t+l-2} + \dots + \hat{a}_p y_{t+l-p} + \dots \varepsilon_t - \hat{b}_1 \varepsilon_{t+l-1} - \\ & - \hat{b}_2 \varepsilon_{t+l-2} - \dots - \hat{b}_q \varepsilon_{t+l-q} \end{aligned} \quad (2.16)$$

Де a, b – коефіцієнти моделі,

p – порядок авторегресії,

q – порядок ковзного середнього,

l – розмір кроку,

ε_t – визначені помилки прогнозу на крок вперед ($e_t = y_t - y_{t-1}^*$).

Порівнюючи ряд методів для прогнозування явищ, доречно буде прийти до висновку, що метод нейронних мереж має суттєву перевагу над більш простими статистичними методами. До переліку таких переваг можна віднести:

- вирішення погано формалізованих задач, при наявності зашумлених вхідних даних;
- відсутність вимог до форми розподілу даних;
- здійснення комбінування мереж при необхідності;

- здатність комп'ютера до обробки чисел, узагальнення і розпізнавання.

Не менш важливою перевагою нейронних мереж є те, що математична модель поведінки часового ряду обирається не експертом. Будується нейромережева модель адаптивно під час навчання, без втручання експерта. При цьому нейронна мережа має в наявності приклади з бази даних та відбувається підлаштування під ці дані. Звичайно, навіть цей майже універсальний метод має свої недоліки. Наявність «чорного ящика» після процесу навчання для багатьох є загадкою, яку неможливо розкрити експерту. Недетермінованість цього методу робить незрозумілим логіку прийняття рішень нейромережею [56].

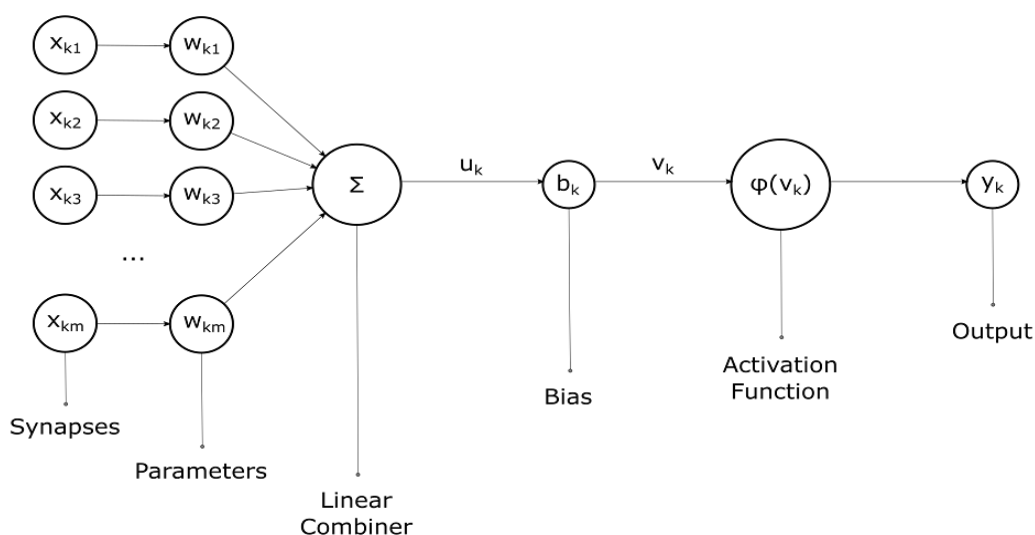
Зрозуміти алгоритм роботи нейронних мереж стає для нас менш складним завданням, коли ми дізнаємось, що вони засновані на примітивній біологічній моделі нервових систем. Початок цьому методу поклали дослідження в області штучного інтелекту, а саме, експерименти з моделювання низькорівневої структури мозку, шляхом навчання нервової системи та виправлення помилок. У 60-ті - 80-ті роки минулого століття центральною областю досліджень штучного інтелекту були експертні системи. Системи такого роду опирались на високорівневе моделювання процесу мислення (зокрема, на обґрунтуванні того, що наш процес мислення побудований на операціях з символами). Пізніше стало зрозуміло, що подібні системи, хоча і можуть бути корисними в деяких областях, проте не включають в себе деякі ключові аспекти людського інтелекту. Згідно з однією з точок зору, причина цього полягає в тому, що вони не здатні до відтворення структури мозку. Маючи на меті створення штучного інтелекту, необхідно побудувати систему зі схожою архітектурою [46].

Ключовим елементом у моделі є поняття нейрона(neuron) - нервової клітини, яка через збудження від електричного сигналу здатна сприймати, перетворювати та розповсюджувати сигнали.

Загальна модель нейрона полягає в тому, що нейрон має декілька каналів вводу інформації – дендрити, та канал виводу інформації – аксон.

Синапси (synapse) з'єднують аксон нейрона з дендритами. Під час збудження нейрон надсилає сигнал по своєму аксону. Через синапси сигнал передається іншим нейронам, які, в свою чергу, переходять до стану збудження, або, навпаки, переходять у стан гальмування. Нейрон, в свою чергу, збуджується, якщо сумарний рівень сигналів, які надійшли, перевищує деякий рівень – поріг збудження, чи активації. Інтенсивність отриманого нейроном сигналу залежить від активності синапсів [57].

Графічну модель нейрона зображено на рис. 2.1. На ньому видно, що на вхід нейрона поступають сигнали x , кожен з яких, множиться на вагу ω (кожен сигнал має свою вагу); виконується додавання перетворених сигналів і додається поріг. Результат отримується за допомогою функції активації f та подається на вихід нейрона.



Джерело*: [58].

Рис. 2.1. Модель нейрона

Поточний стан нейрона описується формулою [58]:

$$u_i = \sum_{j=1}^N \omega(i, j)x(j) + b(i) \quad (2.17)$$

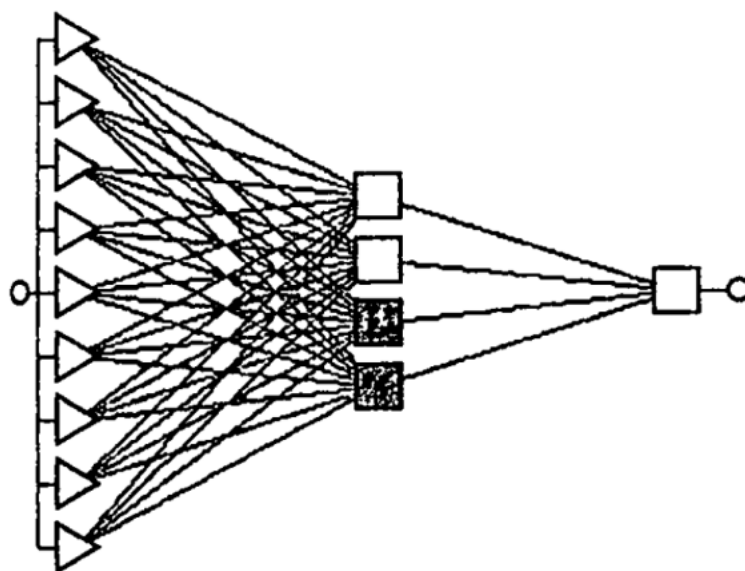
де $x(j)$, $j = 1, 2, \dots, N$ — значення i -го нейрона;

$b(i)$ – порогове значення(поріг активації);

$\omega(i, j)$ – ваги синапсу.

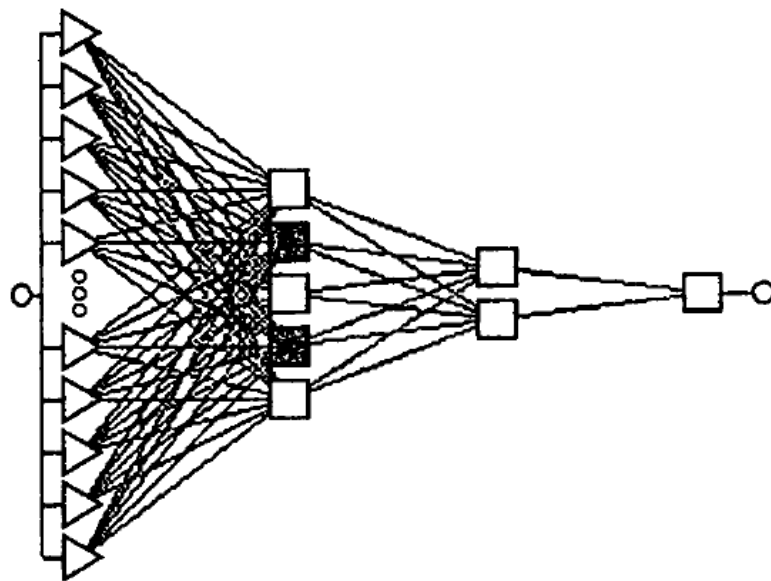
Це одна із перших моделей нейрона, яка була запропонована МакКалогом і Пітсом у 1943 р. [59].

На даний момент ми маємо у розпорядженні безліч нейромережових структур, що різняться кількістю і розміщенням нейронів і синаптичних зв'язків. Найвідомішою структурою є багат шаровий персептрон (MLP— Multilayered perceptron), за якою і проходив процес навчання мережі у даному дослідженні. Багат шаровий персептрон має вхідний шар, вихідний шар і декілька прихованих нейронів (hidden neuron), розташованих між вхідним та вихідним шарами. Розповсюдження сигналу виконується зліва направо — від вхідного шару через декілька прихованих шарів нейронів до вихідного. Слід зауважити, що ключову роль у навчанні багат шарового персептрона відіграють нейрони прихованих шарів. Приклади багат шарових персептронів зображено на рис. 2.2-2.4 [60]



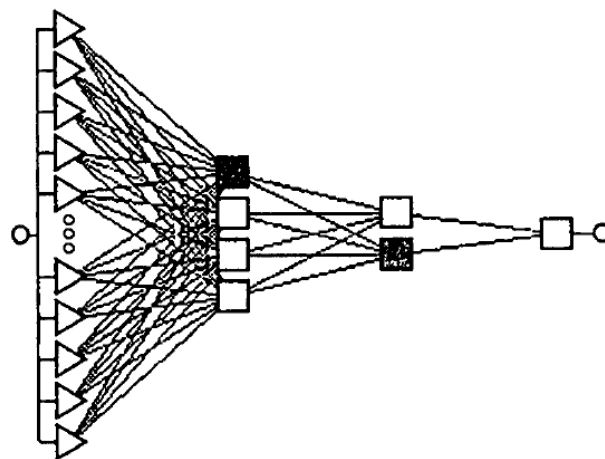
Джерело*: [60, с. 69]

Рис. 2.2. Архітектура персептрона з одним прихованим шаром



Джерело*: [60, с. 69]

Рис. 2.3. Архітектура персептрона з двома прихованими шарами



Джерело*: [60, с. 69]

Рис. 2.4. Архітектура персептрона з двома прихованими шарами

Після того, як визначено число шарів і число елементів в кожному з них, необхідно визначити ваги і пороги мережі, які здатні досягти якнайменшої помилки прогнозу, що видається мережею. Саме для цього служать алгоритми

навчання. З використанням зібраних історичних даних, ваги і порогові значення автоматично коригуються з метою мінімізувати цю помилку. Фактично це процес підлаштування моделі, яка створюється мережею, до наявних навчальних даних. За допомогою процесу пропуску через мережу всіх наявних спостережень і порівняння вихідних значень з потрібними (цільовими) значеннями, визначається помилка для конкретної моделі мережі. Всі різниці підсумовуються і утворюють функцію помилок, значення якої і є помилкою мережі. У якості функції помилок найчастіше використовується сума квадратів помилок, тобто коли для всіх спостережень помилки вихідних елементів підносяться до квадрату, а потім сумуються.

У традиційному моделюванні, як лінійне, наприклад, алгоритмічне визначення конфігурації моделі дає абсолютний мінімум для зазначеної помилки. Проте, отримуючи більш широкі (нелінійні) можливості моделювання за допомогою нейронних мереж, доводиться жертвувати тим, що ми ніколи не дізнаємось, чи можна отримати ще меншу помилку, корегуючи мережу з метою мінімізувати помилку [46].

Найпопулярнішим варіантом алгоритму навчання нейронної мережі є, так званий, алгоритм зворотного поширення помилки (back propagation). Термін зворотного поширення помилки пов'язаний з тим, що вектор помилки розповсюджується по мережі у зворотню сторону відносно тієї, звідки розповсюджується вхідний сигнал [21].

Роздивимося приклад навчання, який базується на принципі пам'яті. Цей спосіб навчання використовується у мережах радикальних базисних функцій.

Простий ефективний алгоритм навчання на основі пам'яті – це алгоритм k -найближчих сусідів.

Ідея алгоритму полягає у наступному:

- У наявності є досить широкий набір вхідних сигналів з результатами правильної класифікації.
- Надходить новий сигнал x , який потрібно класифікувати.

- У деяких метриках вимірюється відстань до сигналів, які представлені у початковому наборі, тобто у пам'яті нейронної мережі.
- Будується сфера мінімального радіуса з центром x , в яку потрапляють рівно k сигналів з пам'яті.
- Новий сигнал відноситься до того класу, представники якого з найбільшою частотою потрапили в дану сферу.
- У випадку $k=1$ у сферу потрапляє один елемент; цей елемент є найближчим сусідом для x ; сигнал x відноситься до класу, якому належить найближчий сусід.

Потрібно зауважити, що алгоритм класифікації методом найближчого сусіда здатний класифікувати множини, які не є лінійно сепарабельні [21].

Процес побудови мережі (після вибору вхідних змінних) складається з наступних кроків:

1. Вибір початкової конфігурації мережі.
2. Застосовуючи різні конфігурації, проводять ряд експериментів, при цьому запам'ятовуючи кращу мережу (заклучення робиться за значенням контрольної помилки). Для кожної конфігурації проводиться не один, а багато експериментів, щоб не отримати помилковий результат по причині того, що процес навчання потрапив в локальний мінімум.
3. Якщо в подальших експериментах спостерігається недонавчання (мережа видає результат незадовільної якості), можна спробувати варіант з введенням додаткових нейронів в проміжний шар (шари).
4. Якщо це не спрацює, можна додати новий проміжний шар.
5. Якщо спостерігається перенавчання (контрольна помилка стала рости), можна поекспериментувати з видаленням кількох прихованих елементів (а можливо і шарів) [51].

Проте, наша кінцева ціль це отримання прогнозу. Формалізація завдань прогнозування у системі нейронних мереж відбувається через задачу розпізнавання образів. Так, показники, які характеризують прогнозовану змінну за певний проміжок часу, утворюють образ, клас якого визначається значенням

прогнозованої змінної через інтервал прогнозування, тобто значенням в конкретний момент часу за межами даного проміжку. Тут з'являється метод вікон, який ґрунтується на використанні двох вікон W_i і W_o з фіксованими розмірами n і m відповідно. Ці вікна, змінюють своє положення в часі розміром з деякий крок відповідно до послідовності історичних даних, починаючи з першого елемента. Їх метою є досягти до даних часового ряду. В результаті, з кожним кроком отримуємо пару $W_i \rightarrow W_o$, яка стає елементом навчальної вибірки [63].

Сам процес прогнозування здійснюється за тим же принципом, що й формування навчальної вибірки. При цьому виділяються два варіанти: однокрокове і багатокрокове прогнозування.

Багатокрокове прогнозування застосовується при реалізації довгострокового прогнозу, його призначення полягає у визначенні основного тренду і головних точок зміни тренду для певного проміжку часу в майбутньому. Тим часом система, яка займається процесом прогнозування, використовує вихідні дані для моментів часу $k + 1$, $k + 2$ і тд. в якості вхідних даних для прогнозування на моменти часу $k + 2$, $k + 3$ і тд.

В свою чергу, однокрокове прогнозування підходить для пошуку короткострокових прогнозів, абсолютних значень послідовності. Здійснюється прогноз не більше, ніж на один крок вперед, але використовується реальне, а не прогнозоване значення для прогнозування на наступному кроці [45].

Сфери науки де вирішуються задачі прогнозування, класифікації чи управління досить часто використовують нейронні мережі, оскільки вони можуть бути застосовані практично в будь-якій ситуації, коли є зв'язок між незалежними змінними та прогнозованими змінними, навіть, якщо цей зв'язок має природу, яку важко виразити у звичайних термінах кореляції чи присутня відмінність між групами. Ця властивість набуває актуальності у процесі планування виробництва.

Отже, окресливши механізм роботи найбільш застосовуваних методів прогнозування об'єму продукції, було вирішено, що найбільш підходящими

моделями для цього дослідження можуть стати авторегресійні моделі та нейромережеві моделі. Регресійний метод вимагає трудомісткого процесу знаходження коефіцієнтів залежності, та визначення функціональної залежності між змінними. Метод експоненційного згладжування недостатньо гнучкий для прогнозування ряду зі складною динамікою. У свою чергу, моделі авторегресії мають чітке математико-статистичне обґрунтування та знаходяться в широкому використанні для прогнозування часових рядів. Зокрема, для моделювання часових рядів із невеликою кількістю спостережень та вираженою сезонністю краще підходить метод ARIMA.

Методи нейронних мереж мають високу адаптивність та здатні будувати нелінійні моделі. В підрозділі 1.3 було розглянуто наукові праці, які показали адекватні результати досліджень, застосовувавши останні два види методів прогнозування. Після того, як ми визначились з методами прогнозування, перейдемо до побудови алгоритму побудови моделей для прогнозування експорту продукції

2.3 Алгоритм реалізації прогнозу

Оскільки прогноз реалізується за допомогою двох різних методів – в одному задіяна структурна модель, в іншому – статистична модель, тому алгоритм побудови кожного буде відрізнятись.

Аналіз часового ряду

Для початку вхідні дані було перевірено на однорідність модифікованим методом Ірвіна, щоб перевірити часовий ряд на наявність аномальних рівнів ряду.

Реалізація методу Ірвіна здійснюється за допомогою порівняння сусідніх значень ряду та розрахунку характеристики λ_t , яка дорівнює [44]:

$$\lambda_t = \frac{|y_t - y_{t-1}|}{\hat{\sigma}_y} ; t = 2, 3, \dots, n. \quad (2.18)$$

Де $\hat{\sigma}_y$ — оцінка середньоквадратичного відхилення вибіркового ряду, яка для модифікованого методу Ірвіна розраховується з використанням формул [44]:

$$\hat{\sigma}_y = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (y_{t-1} - \bar{y}_t)^2 + (y_{t+1} - \bar{y}_t)^2}{2}} \quad (2.19)$$

$$\text{Де} \quad \bar{y}_t = \frac{(y_{t-1} + y_{t+1})}{2}; t = 2, 3, \dots, n - 1. \quad (2.20)$$

При розрахунку значення $\hat{\sigma}_y$ для модифікованого методу Ірвіна обчислення проводяться не за всією сукупністю, а за трьома спостереженнями. Так, для всього ряду або окремо для підозрюваних в аномальності спостережень розраховують оцінки середнього і середньоквадратичного відхилення для двох сусідніх із ними значень.

Після отримання ковзного значення λ_t , його порівнюють із критичними значеннями λ_α для $n=3$. У випадку якщо розраховане значення не більше критичного, то такі рівні вважаються нормальними. Критичні значення для рівня значущості $p = 0,05$ (помилка 5 %) наведено в таблиці 2.3. [44].

Таблиця 2.3

Критичні значення

n	2	3	10	20	30	50	100
λ_α	2,8	2,3	1,6	1,3	1,2	1,1	1,0

Джерело*: [44]

Наступним кроком була перевірка часового ряду на стаціонарність. Спершу ми перевірили ряд на наявність тренду, застосувавши метод Фостера-Стюарта.

Цей метод може бути реалізований у вигляді такої послідовності кроків.

1. Відбувається розрахунок величини U_t і I_t , які визначають шляхом послідовного порівняння рівнів.

$$U_t = \begin{cases} 1, & \text{якщо } y_t > y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_1 \\ 0, & \text{якщо не виконується верхня умова} \end{cases} \quad (2.21)$$

Тобто, $U_t = 1$ у випадку, коли значення рівня ряду Y_t більше по величині всі попередні рівні. В іншому випадку, $U_t = 0$. Для показника l_t , навпаки, значення $l_t = 1$ при умові, що рівень є меншим від усіх попередніх, інакше привласнюється значення $l_t = 0$.

$$l_t = \begin{cases} 1, & \text{якщо } y_t < y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_1 \\ 0, & \text{якщо не виконується верхня умова} \end{cases} \quad (2.22)$$

2. Наступним кроком є пошук показника $d_t = U_t - l_t, t = 2 \div n$. Тут n – кількість елементів часового ряду. Значення цього показника можуть набувати лише вигляду -1, 0 або +1.

3. Потім обчислюється характеристика D [50]:

$$D = \sum_{t=2}^n d_t \quad (2.23)$$

4. Після цього визначається середня квадратична помилка величини D [50]:

$$\sigma_D = \sqrt{2 \sum_{t=2}^n \frac{1}{t}} \approx \sqrt{2 \ln n - 0,846} \quad (2.24)$$

Значення σ_D можна знайти у наступній таблиці (рис. 2.5).

n	σ_D	n	σ_D	n	σ_D	n	σ_D
10	1,964	35	2,509	60	2,713	85	2,837
15	2,153	40	2,561	65	2,742	90	2,857
20	2,279	45	2,606	70	2,769	95	2,876
25	2,373	50	2,645	75	2,793	100	2,894
30	2,447	55	2,681	80	2,816		

Джерело*: [50]

Рис. 2.5. Значення стандартних помилок

5. Критерій Стюдента допомагає перевірити гіпотезу про те, що величина D статистично значуще відрізняється від нуля. Для цього визначають t -критерій за формулою: $t = \frac{D}{\sigma_D}$, та порівнюють його з табличним значенням для рівня значущості $\alpha - t(\alpha, n-1)$. Якщо отримане значення відповідає умові $t > t_{kp}$, то на рівні значущості α приймається гіпотеза про наявність тренду [50].

Стаціонарність ряду також може включати в себе наявність сезонності. Тому, наступним кроком є статистичний аналіз сезонності. Якщо сезонність буде виявлена, то її потрібно буде врахувати при побудові моделі. Для перевірки сезонності та виявлення прихованих сезонностей використаємо метод Фур'є. Ряди Фур'є підходять для аналізу та прогнозування явищ зі складною динамікою. Вони відображають явище як сукупності гармонік тригонометричних функцій $\sin$ та $\cos$.

Загальний вигляд ряду Фур'є [60]:

$$Y_t = a_0 + \sum_{k=1}^m (a_k \cos(kt) + b_k \sin(kt)) \quad (2.25)$$

Де a_0, a_k, b_k – параметри моделі,

t – фактор часу;

k – порядковий номер гармонік;

m – кількість гармонік.

Параметри ряду Фур'є a_0, a_k, b_k визначаються методом найменших квадратів, розраховують їх за формулами приведеними нижче [60]:

$$a_0 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i = \bar{y}, \quad (2.26)$$

$$a_k = \frac{2}{n} \sum_{i=1}^n y_i \cos kt_i, \quad (2.27)$$

$$b_k = \frac{2}{n} \sum_{i=1}^n y_i \sin kt_i \quad (2.28)$$

де n – кількість періодів часу, за які розглядається явище (місяців, днів, кварталів, років).

Як видно з попередніх формул, в рядах Фур'є використовуються тригонометричні функції $\sin$ та $\cos$, тому для побудови математичної моделі потрібно перейти від фактора часу в натуральному масштабі до часу у радіанах, застосувавши формулу переходу [60]:

$$t_{\text{рад}} = \frac{2\pi}{n} * \acute{n} \quad (2.29)$$

Де $\acute{n}$ - натуральний ряд чисел від 0 до $n-1$ (0, 1, 2, ... $n-1$);

n – кількість спостережень.

Таким чином, модель на основі першої гармоніки буде мати вигляд [60]:

$$\hat{y}_{t1} = a_0 + a_1 \cos(t) + b_1 \sin(t) \quad (2.30)$$

Проте, в даному дослідженні був проведений аналіз у програмному пакеті Statistica, де вже вбудована команда спектрального аналізу часових рядів. Значення перетвореного ряду будуть згладжені, таким чином непотрібні локальні мінімуми зникнуть. Період часового ряду дорівнює значенню точки, де досягається абсолютний максимум. Це і буде лагом сезонності.

Алгоритм побудови моделі ARIMA

Переконавшись, що у нас нестационарний ряд, ми повинні привести його до стаціонарності, оскільки метод ARIMA працює лише із стаціонарними рядами.

1. Нам потрібно здійснити перетворення, взяти різниці. Сенс цього перетворення в тому, що від поточного значення ряду віднімається попереднє і результатом стає значення нового ряду. Дане перетворення дозволяє позбутися лінійного тренду в ряді.

2. Для визначення необхідного порядку різниць, необхідно проаналізувати графік ряду. Значні зміни рівня (екстремальні відхилення вгору або вниз) зазвичай нівелюються взяттям несезонної різниці першого порядку (лаг = 1). Сильні зміни нахилу кривої часового ряду потребують взяття різниці другого порядку. Сезонна складова вимагає взяття відповідної сезонної різниці [61].

3. Для того, щоб отримати стаціонарний ряд, будуються АКФ та ЧАКФ, досліджується характер їх поведінки, висувається гіпотеза про значення порядків p та q . На цьому етапі формується базовий набір, який може включати одну або декілька моделей.

4. В результаті ми повинні отримати три параметри: d – порядок різниць, p – порядок авторегресії, q – порядок ковзного середнього.

5. Використовуючи програмний пакет Statistica, можна ознайомитись з результатами і оцінити якість моделей. Вам відразу надається інформація про модель і оцінку її параметрів. Параметри, які виділені червоним кольором, сигналізують про те, що вони статистично значущі. Тобто, статистичні критерії говорять про те, що модель узгоджена із теорією. Обирається модель з найменшою стандартною похибкою.

6. Визначившись з моделлю, потрібно перевірити її на адекватність на основі аналізу залишків. В залишках адекватної моделі немає корисної інформації, вони випадково та нормально розкидані, тобто мають властивість «білого шуму». Також можна побудувати гістограму та переконатись чи нормальний розподіл залишків.

7. Далі проводиться аналіз залежності залишків між собою за допомогою графіків АКФ та ЧАКФ. Коефіцієнти автокореляції незначимі, якщо їх значення не виходять за межі інтервалу.

8. Переконавшись у адекватності моделі, будуємо прогноз на t періодів вперед. Проводимо крос-перевірку, порівнюючи фактичні значення останніх періодів, які не були використанні для побудови моделі.

Алгоритм побудови моделі нейронних мереж

У випадку прогнозування часових рядів за допомогою нейронних мереж нам не потрібно проводити всі операції по приведенню ряду до стаціонарності. Тому відразу переходимо до реалізації моделі.

1. Обираємо досліджувану змінну, кількість навчальної, контрольної та тестової підвбірок.

2. Якщо в часовому ряді присутня сезонність, то потрібно визначити період ряду, наприклад, за допомогою методу Фур'є. Це значення буде розміром вікна – кількість спостережень, які є вхідними в нейронну мережу.

3. Далі ми визначаємо мінімальну і максимальну кількість нейронів у шарі. Визначаємо кількість мереж для навчання та збереження.

4. Здійснюється вибір декількох кращих мереж, і проводиться їх порівняння за значенням контрольної помилки..

5. Будуються графіки розподілу залишків моделей та графік часового ряду, щоб побачити наскільки він співпадає з графіком початкового ряду. Також здійснюється аналіз графіку проекцій початкового ряду та обраних моделей. Остаточну модель для прогнозу можна обрати порівнявши результати обох моделей на фоні тестової вибірки. Після цього здійснити крос-перевірку та визначити яка модель має меншу відносну помилку.

Порівнюючи вищеописані статистичний та структурний методи, можна помітити, що побудова ARIMA моделі більш громіздка, у порівнянні з побудовою нейронних мереж, та включає більше нюансів під час її реалізації. Дані, які будуть використані для наочної демонстрації двох методів підходять під рівень заданих вимог, які повинні виконуватись для побудови моделі прогнозування.

Найбільш ефективний метод для прогнозування експорту обраного об'єкту дослідження буде визначений шляхом порівняння, застосовуючи ряд показників верифікації прогнозів.

РОЗДІЛ 3. МОДЕЛЮВАННЯ ОБСЯГУ ЕКСПОРТУ ПІДПРИЄМСТВА З ВИРОБНИЦТВА МІНЕРАЛЬНИХ ДОБРІВ

3.1 Проведення розрахунків

Проведення дослідження з експериментальної перевірки адекватності моделей, побудованих на основі обраного математичного інструментарію, здійснювалось на даних ПАТ «РівнеАЗОТ» щодо об'єму експорту мінеральних добрив, а саме аміачної селітри та вапняково-аміачної селітри за період 2013-2019 рр. Динаміка об'єму експорту мінеральних добрив у тонах за вказаний період відображена у додатку А. Перед побудовою прогнозних моделей було проведено дослідження перевірки часового ряду на однорідність за модифікованим методом Ірвіна, результати перевірки наведені на рис 3.1.

σ	95240,68					
N	Об'єм	Yaver	(yt-1-yaver)^2	(yt+1-yaver)^2	λ	
1	70413,7					
2	23898	45820,85	604808271,1	604808271,1	0,488401595	0
3	21228	18856,75	25414201,56	25414201,56	4,41462E-06	0
4	13815,5	26649,88	29396750,2	29396750,2	0,000291668	0
5	32071,75	34127,79	412588982,9	412588982,9	0,00062103	0
6	54440,07	29298,03	7693542,054	7693542,054	5,42145E-05	0
7	26524,31	53778,37	437849,5368	437849,5368	0,003628467	0
8	53116,67	31372,66	23506488,03	23506488,03	0,060734019	0
9	36221,01	38007,33	228291989	228291989	0,000718766	0
10	22898	24720,05	132271908,4	132271908,4	5,83595E-05	0
11	13219,1	21153,8	3042233,64	3042233,64	7,31743E-05	0
12	19409,6	25814,3	158639063	158639063	0,002034854	0
13	38409,5	21897,55	6189895,203	6189895,203	0,000119768	0
14	24385,5	37576,07	694606,3983	694606,3983	0,002265628	0
15	36742,64	40204	250224942,3	250224942,3	0,017790131	0
16	56022,5	31039,32	32527853,32	32527853,32	7,70501E-05	0
17	25336	36291,75	389302495,6	389302495,6	0,000943391	0
18	16561	20157,75	26814273,06	26814273,06	2,25403E-05	0
19	14979,5	16296,72	69843,9184	69843,9184	5,89798E-05	0

Рис. 3.1. Фрагмент перевірки на однорідність

В останньому стовпці напроти всіх значень ми отримали 0, що сигналізує про те, що λ розраховане менше за табличне значення 2,3, тому робимо

висновок, що ряд є однорідним, тобто в ньому відсутні нетипові аномальні спостереження і викривлення тенденції.

Наступним кроком буде перевірка часового ряду на стаціонарність.

Проводимо візуальний аналіз часового ряду, який часто дозволяє виявити наявність зростаючої чи спадної тенденції ряду. Іноді на стадії графічного аналізу можна виявити сезонні коливання та визначити їх характер: адитивний або мультиплікативний.

Проте у нашому випадку, присутність тренду в часовому ряду простежується нечітко (рис. 3.2), то ж перш за все, потрібно з'ясувати, чи існує взагалі тенденція в досліджуваному процесі.

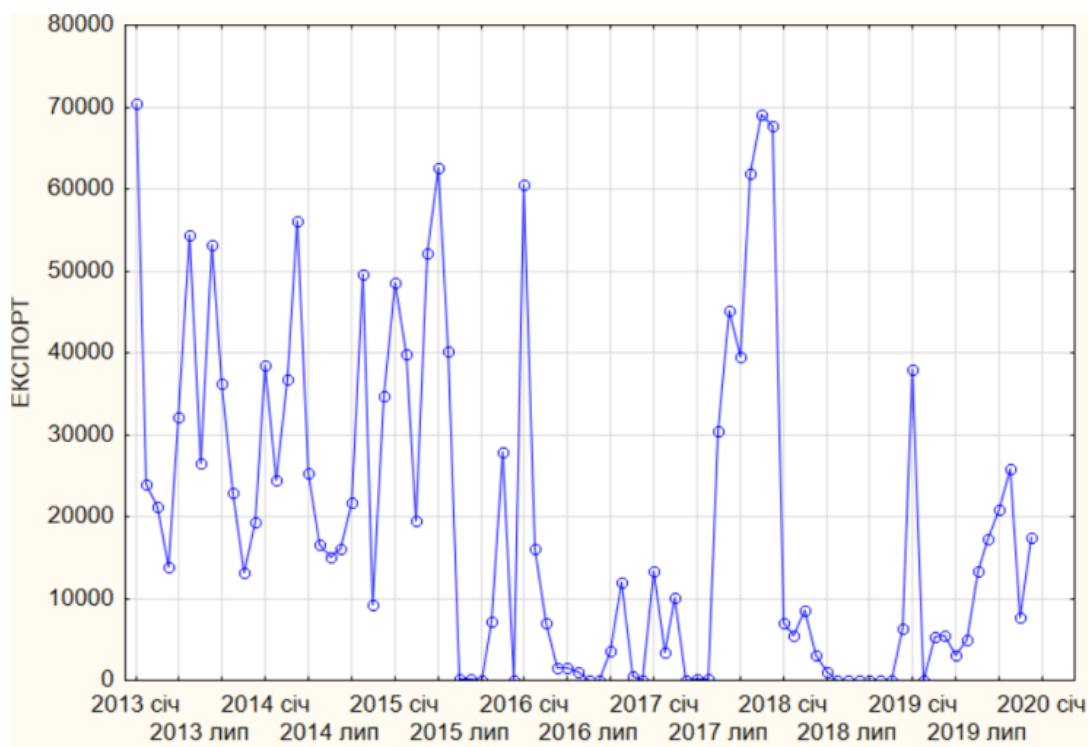


Рис. 3.2. Графік досліджуваного часового ряду

Серед найбільш часто використовуваних на практиці підходів для перевірки «наявності - відсутності» тренду слід зазначити метод Фостера-Стюарта. Цей метод дозволяє виявити тренд у значенні дисперсії рівнів, що є важливим для прогнозного аналізу. Результати розрахунків представлені на рисунку 3.3.

2018травень	1018	0	1	-1	-2106	144969,645
2018червень	0,05	0	1	-1	-1017,95	418739,9693
2018липень	9,95	1	0	1	9,9	155839110,6
2018серпень	11856,3	1	0	1	11846,352	386566,1049
2018вересень	11840,85	0	1	-1	-15,4568	404490,4093
2018жовтень	11839,64	0	1	-1	-1,2056	422992,5898
2018листопад	11852,82	1	0	1	13,1776	23017123,08
2018грудень	6418	0	1	-1	-5434,818	1039366094
2019січень	38020	1	0	1	31602	645303731,1
2019лютий	11979,97	0	1	-1	-26040,03	36854228,91
2019березень	5272	0	1	-1	-6707,97	711494,2825
2019квітень	5478,3	1	0	1	206,3	3243956,87
2019травень	3040	0	1	-1	-2438,3	7023566,426
2019червень	5053	1	0	1	2013	79784218,36
2019липень	13348	1	0	1	8295	21244735,75
2019серпень	17320	1	0	1	3972	17465722,71
2019вересень	20862	1	0	1	3542	31811869,63
2019жовтень	25865	1	0	1	5003	305368592,9
2019листопад	7753	0	1	-1	-18112	108372289,1
2019грудень	17526	1	0	1	9773	25725565609 Sum(y-yt)^2
Average	22553,11			D	-9	-637,2012048 Average(yt-yt-1)
			σ_D	2,831189		
			t крит	-3,17888		
			t табл	2,837		

Рис. 3.3. Фрагмент розрахунків виявлення тренду

Після визначення показників u_t , l_t та d ми розрахували показник $D=-9$.

Наступним кроком буде визначення середня квадратичної помилки величини D за формулою:

$$\sigma_D = \sqrt{2 \sum_{t=2}^n \frac{1}{t}} \approx \sqrt{2 \ln 84 - 0,846} = 2,83 \quad (3.1)$$

Тепер, за допомогою критерію Стюдента перевіряємо гіпотезу про те, що величина D статистично значуще відрізняється від нуля. Для цього визначаємо t -критерій:

$$t = \frac{D}{\sigma_D} = -3,18 \quad (3.2)$$

Порівняємо його з табличним значенням для рівня значущості $\alpha - t(0,05; 83) = 2.837$.

Оскільки $t > t_{\text{крит}}$ ми приймаємо гіпотезу про наявність тренду.

Крім того, оскільки збут продукції на ринку мінеральних добрив має сезонний характер, то для перевірки сезонної компоненти ми використали метод Фур'є (рис.3.4). Значення перетвореного ряду будуть згладжені, таким чином непотрібні локальні мінімуми зникнуть.

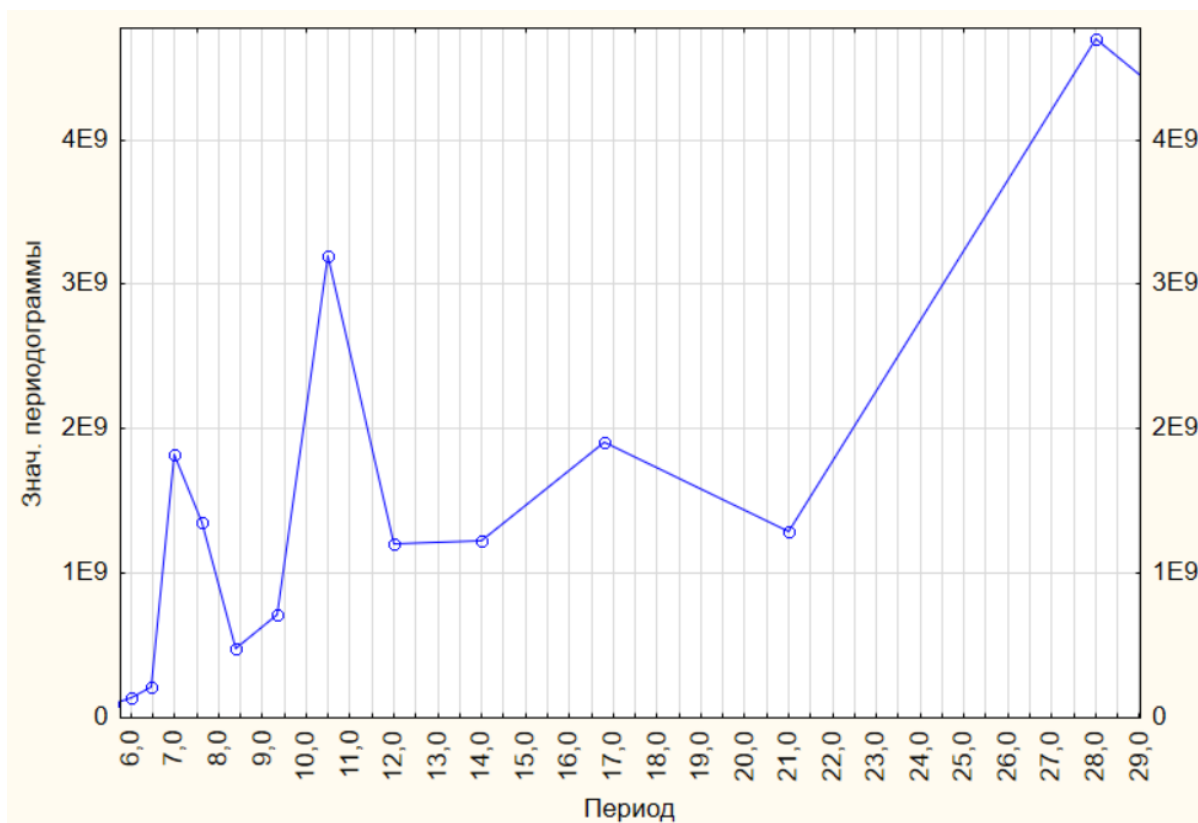


Рис. 3.4. Результат спектрального аналізу

З графіку спектральної щільності по періоду видно, що піки досягаються у точках 7, 10,5 та 28. Такі прояви циклічності обумовлені нерівномірною закупкою товару у різні роки, що пов'язано із ціною товару, доступністю для придбання та сезонністю сільськогосподарської діяльності. Проте, поняття сезонності характеризує коливання, які відбуваються в межах року, тому для подальшого дослідження ми обрали сезонність з лагом 7. Зазвичай, попит на мінеральні добрива зростає у березні перед посівами землі та у листопаді-грудні, коли закупляють залишки продукції на наступний рік.

Побудова моделей ARIMA та нейромережі

Перед тим, як приступити до побудови моделі ARIMA, слід зазначити, що тестова вибірка не входила у даний часовий ряд. Дані за перше півріччя 2020 року будуть використані для крос перевірки, щоб визначити точність прогнозів обраної моделі.

Після того, як визначили, що досліджуваний ряд нестационарний, його було перетворено за методом Бокса-Дженкінса на стаціонарний за рахунок

видалення тренду та циклічності шляхом взяття двох різниць – з лагами 1 та 7. Дослідивши графік ряду (рис 3.2.) ми визначили необхідний порядок різниць. Присутні сильні скачки вгору та вниз (рис. 3.2), тому обрали несезонну різницю першого порядку (лаг = 1) (рис.3.5).

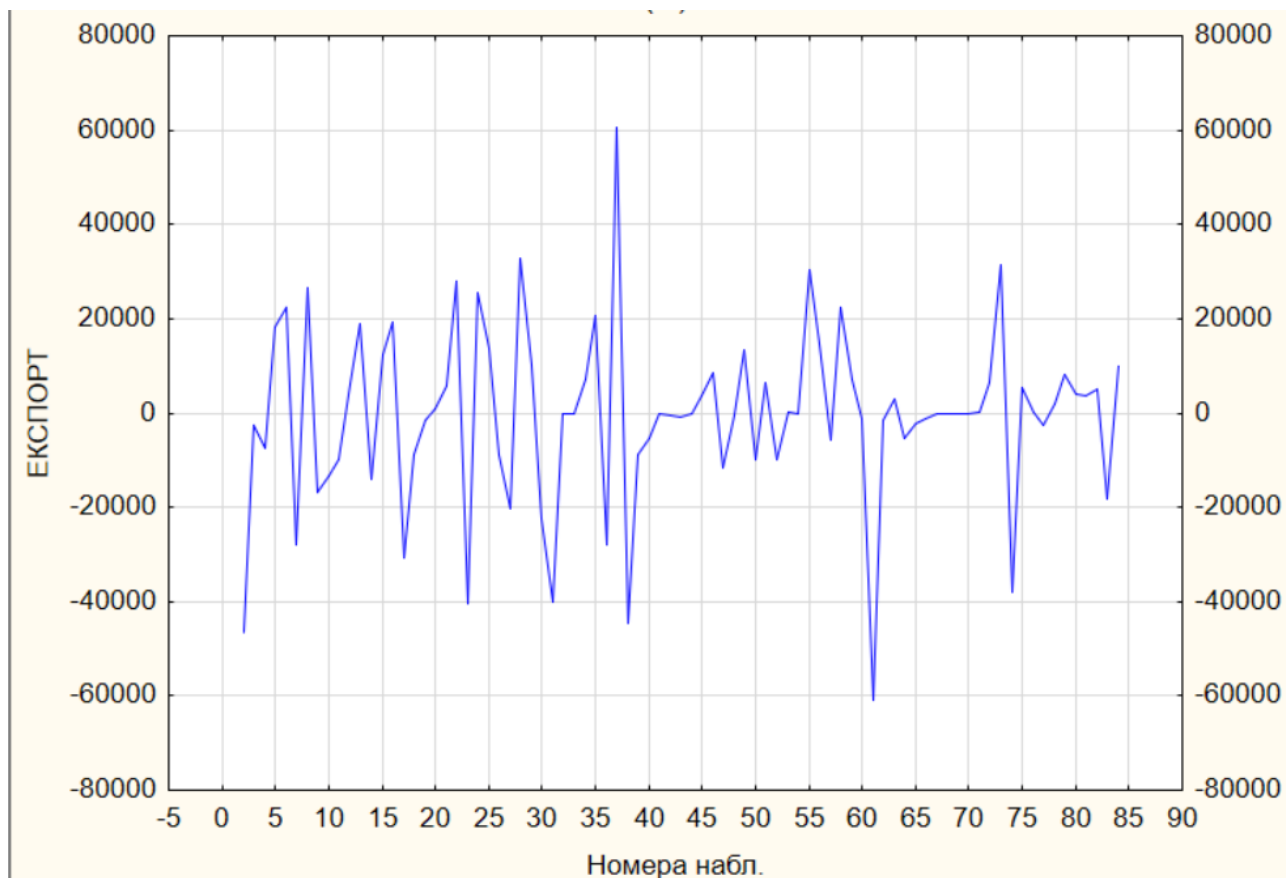


Рис. 3.5. Графік взяття різниць з лагом 1

Формула оператора різниць [54]:

$$\Delta = 1 - L \quad (3.3)$$

Де L — лаговий оператор.

Ряд перших різниць знаходиться за формулою [54]:

$$\Delta x_t = (1 - L)x_t = x_t - x_{t-1} \quad (3.4)$$

Враховуючи, що ряд має сезонну складову, необхідно взяти сезонну різницю, тобто знову застосувати перетворення $x = x - x(L)$, обравши значення лагу 7. Дане перетворення виключає сезонну складову з періодом 7 (рис.3.6).

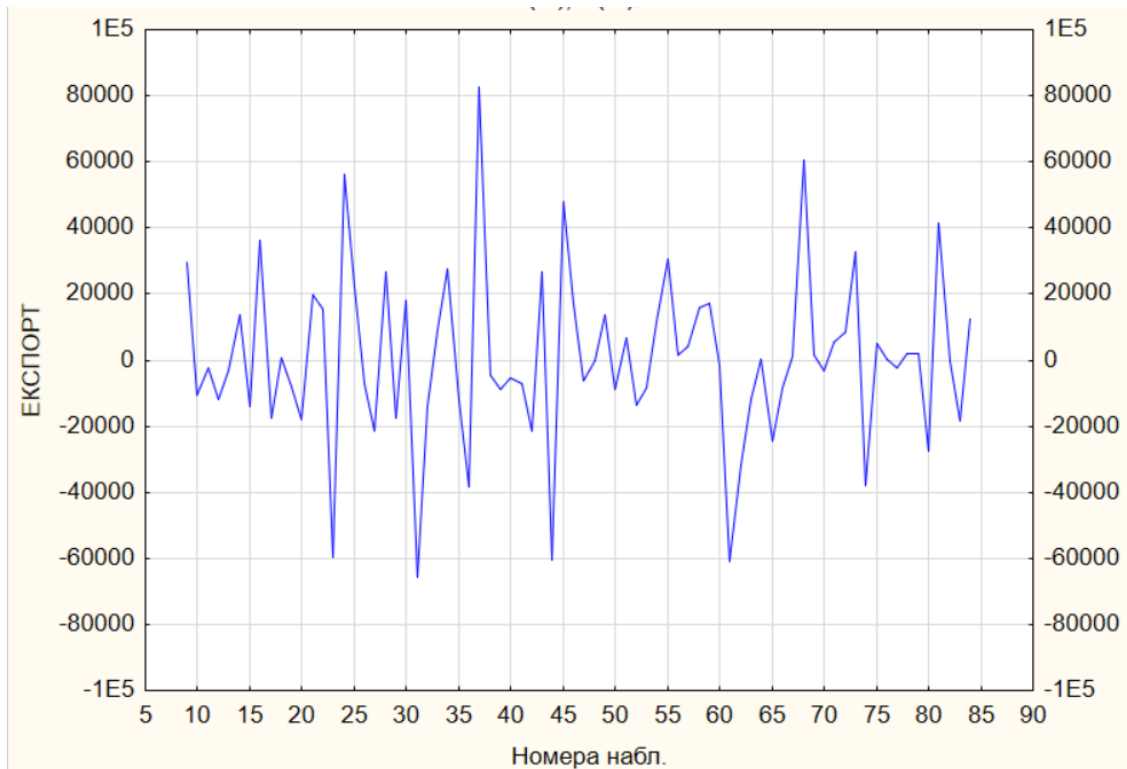


Рис. 3.6. Графік взяття двох різниць з лагами 1 та 7

Після того, як отримали стаціонарний ряд, необхідно визначити порядки авторегресії p та ковзного середнього q , використовуючи графіки автокореляційної функції (рис 3.7) та часткової автокореляційної функції (рис 3.8).

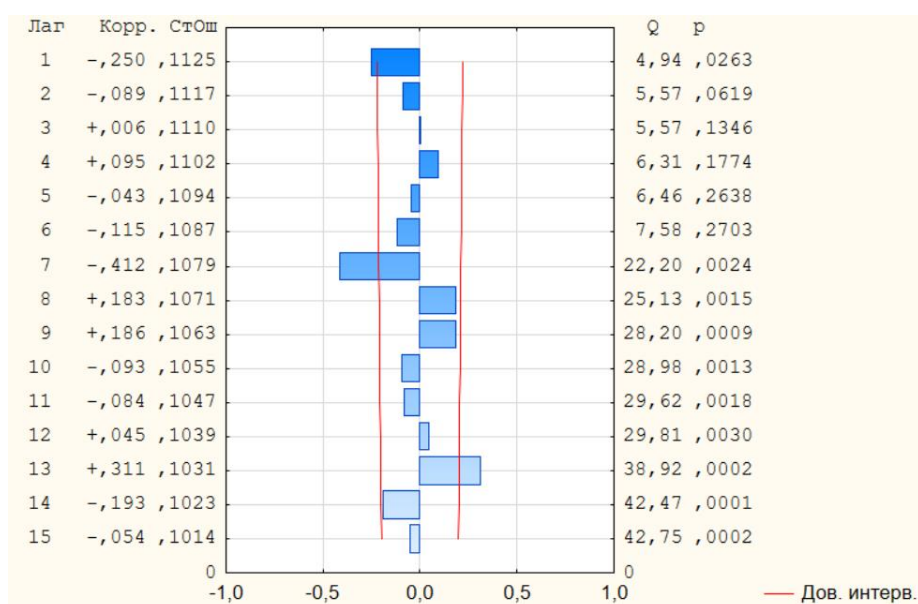


Рис. 3.7. Автокореляційна функція перетвореного ряду

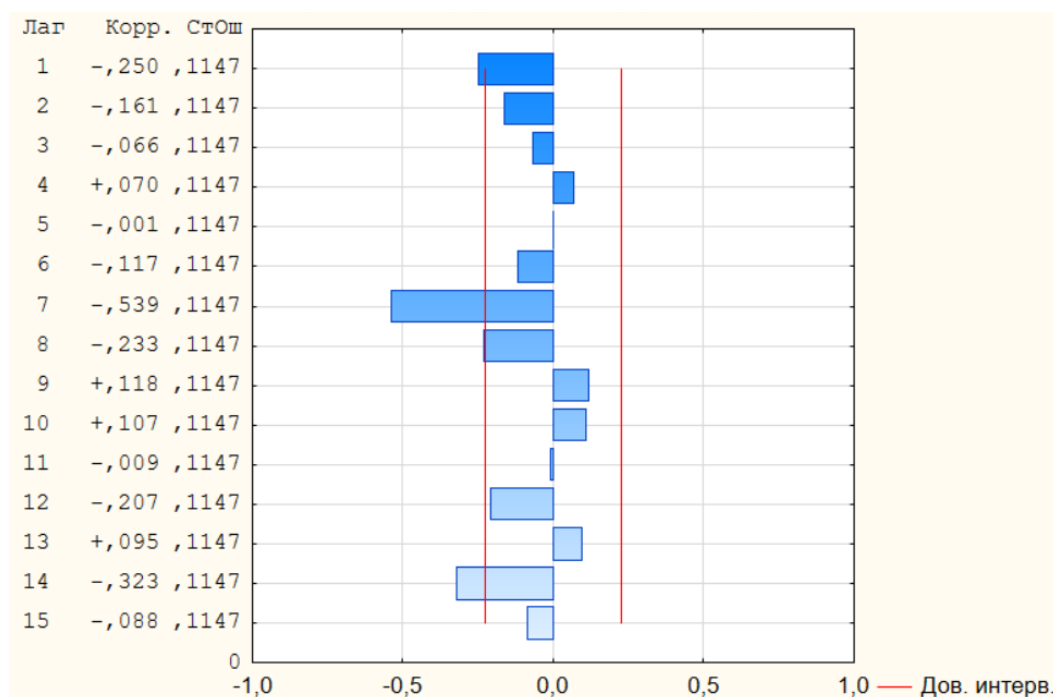


Рис. 3.8. Часткова автокореляційна функція перетвореного

На графіку АКФ ми спостерігаємо кореляцію на значеннях лагів, які дорівнюють сезонності та спад на перших лагах.

З ЧАКФ ми також спостерігаємо поступовий спад на перших лагах.

Враховуючи особливість даних функцій, можна припустити, що значення коефіцієнтів авторегресії та ковзного середнього будуть рівні 1.

Отже, для побудови моделі ARIMA ми привели досліджуваний ряд до стаціонарного шляхом взяття різниць та визначили порядки авторегресії та ковзного середнього.

Оцінку параметрів зображено в таблиці 3.1. Якщо параметри виділені напівжирним шрифтом, це означає, що вони статистично значущі. Тобто, статистичні критерії говорять про те, що модель узгоджена із теорією. В ході експериментів, ми дійшли висновку, що константа не є значущою у всіх досліджених моделях. Зміна сезонних параметрів моделі також не дала ефективних результатів.

З таблиці видно, що статистично значущими є лише оцінки моделей ARIMA з параметрами ARIMA(1, 1, 0)(0, 1, 0), ARIMA(0, 1, 1)(0, 1, 0) та ARIMA(1, 1, 1)(0, 1, 0). Ми повинні обрати модель з найменшою стандартною

похибкою. У нашому випадку це модель ARIMA(1, 1, 1)(0, 1, 0). Параметр $p(1)$ має стандартну помилку 0,10100, а у параметра $q(1)$ цей показник дорівнює 0,02324, що говорить про кращу точність прогнозів цієї моделі серед інших.

Таблиця 3.1

Значення оцінок моделей ARIMA

Модель ARIMA												
Параметри	(1,1,0)		(0,1,1)		(1,1,1)		(0,1,2)		(2,1,1)		(2,1,0)	
	Оцінка	Станд.Помилка	Оцінка	Станд.Помилка	Оцінка	Станд.Помилка	Оцінка	Станд.Помилка	Оцінка	Станд.Помилка	Оцінка	Станд.Помилка
	p(1)	-0,2506	0,11271		0,58885	0,10100			0,55705	0,12031	-0,2904	0,11559
	p(2)								0,05907	0,11988	-0,1614	0,11597
	q(1)			0,32800	0,97662	0,02324	0,31318	0,12085	0,97858	0,02325		
	q(2)						0,12711	0,16147				

Таким чином, функціональна модель ARIMA (1,1,1)(0,1,0) має вигляд:

$$y_i = 1,58885y_{i-1} + \varepsilon_t - 0,97662\varepsilon_{i-1} \quad (3.5)$$

Далі оцінимо адекватність моделі. Припущення про нормальність залишків може бути перевірено за допомогою графіка нормального розподілу залишків(рис. 3.9) та гістограми(рис. 3.10).

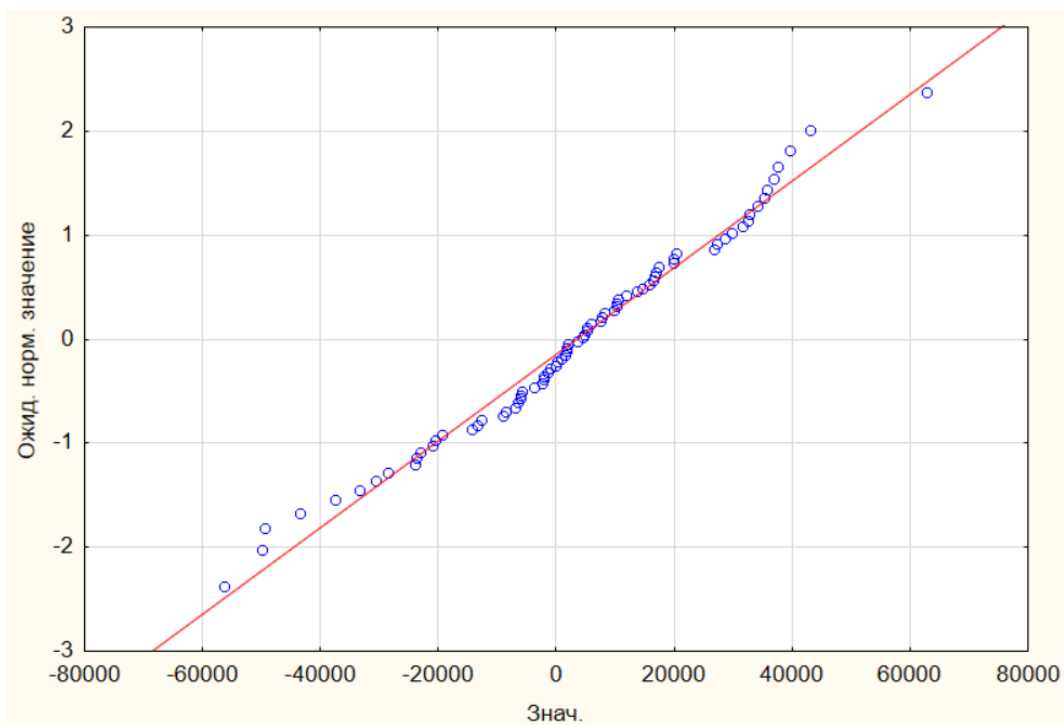


Рис. 3.9. Графік нормального розподілу залишків

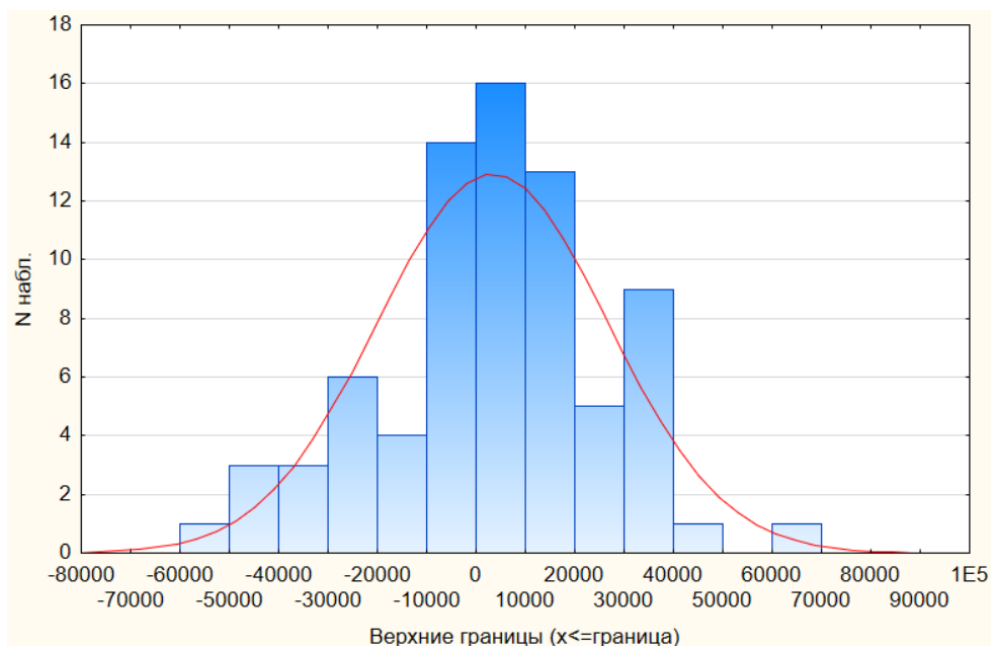


Рис. 3.10. Гістограма нормального розподілу залишків

Графік на рисунку 3.9 показує, що залишки лежать досить близько до лінії, що вказує на їх нормальний розподіл. Гістограма, в свою чергу теж підтверджує адекватність моделі.

Також, можна зробити висновок про відсутність автокореляції залишків, виходячи з графіка автокореляційної функції залишків (рис. 3.11). Залишки майже не корельовані.

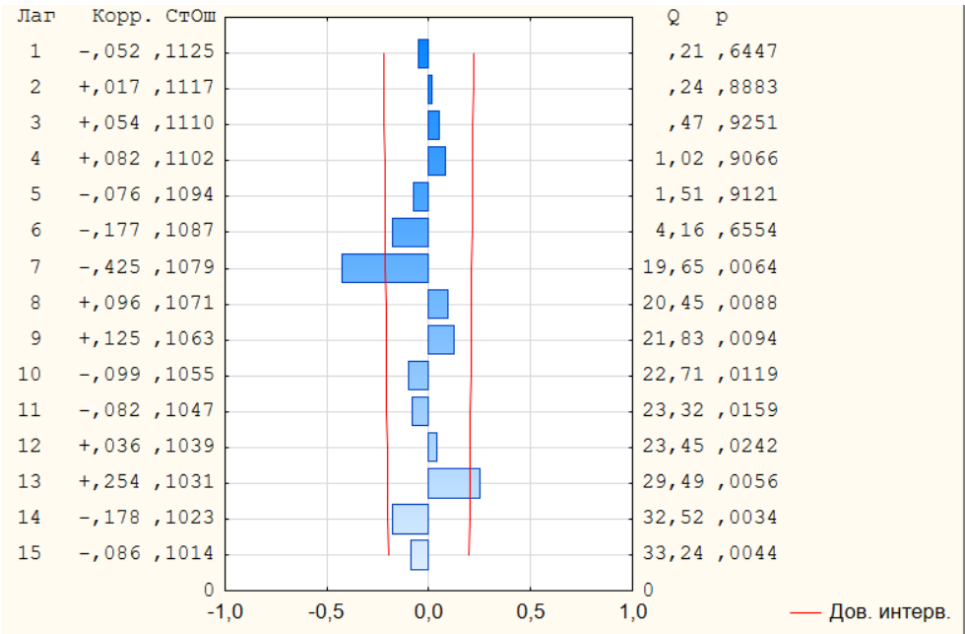


Рис. 3.11. Графік автокореляційної функції залишків

Тепер, переконавшись в адекватності моделі, можна побудувати прогноз на наступні 6 місяців (рис. 3.12), (рис.3.13).

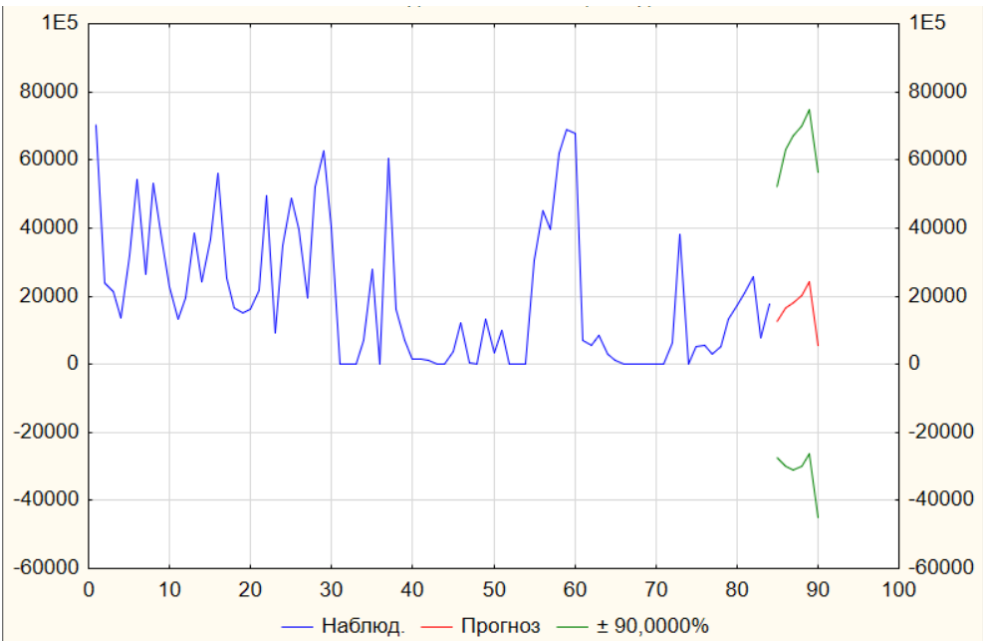


Рис. 3.12. Графік інтервального прогнозу моделі ARIMA(1,1,1)(0,1,0)

Набл. N	Прогноз	Нижний 90,0000%	Верхний 90,0000%	Ст.ошиб.
2020 січ	12454,89	-27268,5	52178,33	23847,80
2020 лют	16578,39	-29998,6	63155,35	27962,28
2020 бер	18093,98	-30915,8	67103,82	29422,84
2020 квіт	20189,52	-29811,9	70190,94	30018,13
2020 трав	24340,77	-26116,0	74797,52	30291,50
2020 черв	5727,21	-44968,0	56422,42	30434,66

Рис. 3.13. Таблиця прогнозних значень

Іншим ефективним методом прогнозування часових рядів є метод нейронних мереж. Спрогнозувавши об'єми експорту двома способами, ми зможемо виявити найбільш адекватний для даного підприємства.

Для коректного проведення процедури навчання штучної нейронної мережі необхідно розподілити вибірку на 3 підвибірки: навчальну, тестову та контрольну. Найчастіше при розподіленні використовується таке процентне співвідношення кількостей спостережень у підвибірках: • навчальна вибірка – 70 %; • тестова вибірка – 15 %; • контрольна вибірка – 15 %. Такий розподіл досить релевантний для нашого дослідження. Всього часовий ряд вміщує помісячні дані — 90 спостережень, що характеризують об'єм експорту добрив за період 2013 - перше півріччя 2020 рр. Таким чином, до навчальної вибірки має бути включено 63 значення, до тестової – 13 або 14, до контрольної, також 13 або 14.

Після ряду експериментів ми обрали 7 нейромереж для входу, тим більше період часового ряду також дорівнює 7, що є оптимальним значенням для невеликого часового ряду. Була побудована велика кількість нейронних мереж з використанням кожної функції активації для нейронів прихованого та вихідного шарів при різних значеннях інших параметрів побудови нейронної мережі. У ході аналізу ми змінювали кількість нейронів у прихованому шарі. Налаштування та найкращі мережі зображено на (рис. 3.14).

Рис. 3.14. Налаштування параметрів неймереж

З рисунку 3.15 видно, що найменшу контрольну помилку дала модель з двома нейронами у прихованому шарі, проте потрібно обрати кращу з двох. Вони відрізняються значенням на якому мережа зупинила навчання та функціями активації для нейронів на прихованому шарі та вхідних нейронів.

Для порівняння можна подивитись на графік розподілу залишків кожної з моделей (рис. 3.16) та графік часового ряду, точніше побачити наскільки він співпадає з графіком початкового ряду (рис. 3.17).

N	Архитектура	Производит ельность обуч.	Контр. производи тельность.	Тест. производи тельность.	Ошибка обучения	Контрольн ая ошибка	Тестовая ошибка	Алгоритм обучения	Функция ошибки	Ф-я актив. скрытых нейр.	Ф-я актив. выходных нейр.
1	MLP 7-7-1	0,837779	0,823619	0,833679	29538651	10655788	30282273	BFGS 8	Сум. квадр.	Экспонента	Гиперболическая
2	MLP 7-5-1	0,838459	0,848266	0,836230	29078176	9772945	31976104	BFGS 9	Сум. квадр.	Логистическая	Экспонента
3	MLP 7-4-1	0,850176	0,810617	0,833567	27248818	12687089	32519468	BFGS 9	Сум. квадр.	Экспонента	Гиперболическая
4	MLP 7-2-1	0,867094	0,856083	0,859846	23985066	9106397	29522242	BFGS 54	Сум. квадр.	Гиперболическая	Гиперболическая
5	MLP 7-2-1	0,841710	0,798331	0,833909	28613656	12365796	32682366	BFGS 15	Сум. квадр.	Логистическая	Гиперболическая

Рис. 3.15. Характеристик моделей з найменшими контрольними помилками



Рис. 3.16. Графік розподілу залишків моделей MLP 7-2-1

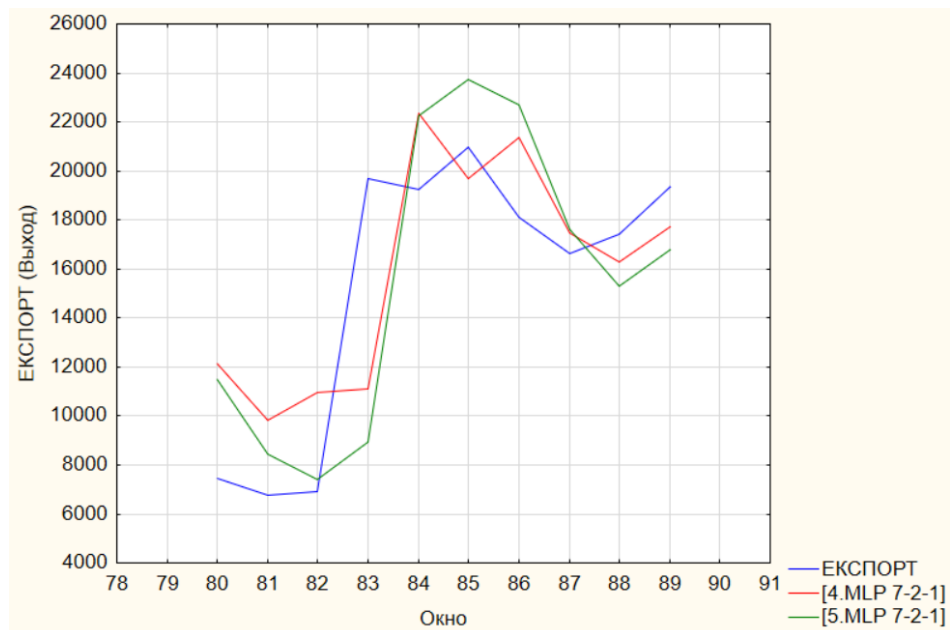


Рис. 3.17. Графік проєкцій початкового ряду та обраних 2 моделей
 на рисунку 3.16 демонструє нормальний розподіл залишків обох моделей. Також, на рисунку 3.17 видно, що моделі повторюють тенденцію часового ряду та мають невелику амплітуду відхилень.

Обидва графіка показують майже однакові результати, тому ми обираємо ту модель, яка дала найменшу контрольну помилку. Для прогнозування майбутніх періодів ми обрали модель MLP 7-2-1 з гіперболічною функцією активації для вихідних нейронів та нейронів у прихованому шарі. Тепер, на рисунку 3.18 та рисунку 3.19 можна побачити порівняння результатів прогнозування методом авторегресії та методом нейронних мереж.

	1 ЕКСПОРТ	2 ARIMA(1,1,1) (0,1,0)	3 MLP(7-2-1)
2020 січ	20961	12454,89	23749,27
2020 лют	18098	16578,39	22680,21
2020 бер	16627	18093,98	17607,77
2020 квіт	17421	20189,52	15283,91
2020 трав	19367	24340,77	16777,47
2020 черв	15062	5727,21	20624,84

Рис. 3.18. Таблиця порівняння фактичних значень із прогнозами моделей ARIMA(1,1,1)(0,1,0) та MLP 7-2-1

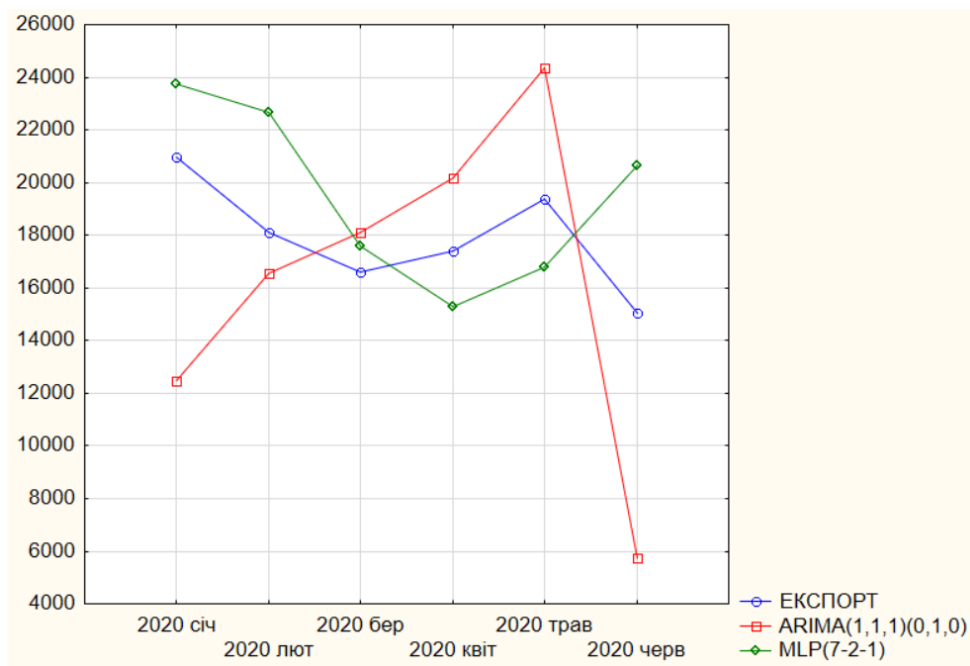


Рис. 3.19. Графік фактичних даних із прогнозами моделей ARIMA(1,1,1)(0,1,0) та MLP 7-2-1

З даного графіка видно, що крива нейронної мережі лежить ближче до кривої експорту та повторює її тенденцію у порівнянні з моделлю $ARIMA(1, 1, 1)(0, 1, 0)$ проте, щоб переконатись у точності прогнозованих значень моделі MLP 7-2-1, необхідно провести оцінку отриманих результатів.

3.2 Оцінка точності отриманих результатів

Адекватність моделі - це ступінь її відповідності реальному об'єкту. Критерієм адекватності моделі служить лише практична цінність, лише експеримент на реальному об'єкті. Модель є адекватною, якщо систематична компонента (тренд) визначена вірно. При правильному виборі тренду, відхилення від нього, тобто різниці між фактичними рівнями ряду і їх розрахунковими значеннями, будуть [64]:

1. мати випадковий характер. Це означає, що зміна випадкової компоненти не пов'язано зі зміною часового періоду;
2. мати рівне нулю математичне очікування;
3. нормально розподілені;
4. незалежні один від одного.

Вищеперераховані твердження були продемонстровані у попередньому пункті, що говорить про адекватність побудованих моделей.

Характеристики якості інформаційної придатності моделей прогнозування демонструють наскільки достовірно обрана модель описує ретроспективу досліджуваного явища. Чим точніше побудована модель пояснювала минуле, тим більша ймовірність того, що вона буде вдало передбачати майбутнє. Надійність моделей прогнозування оцінюється шляхом порівняння фактичних і передбачених значень. Ця різниця дозволяє перевірити чи можна застосовувати модель до конкретних даних. Основними оцінюючими характеристиками якості прогнозовної моделі є нижченаведені групи показників:

1. Абсолютні помилки прогнозування. Ця група базується на розрахунку абсолютних помилок і включає в себе такі показники як MAE

(Mean Absolute Error), MdAE (Median Absolute Error), MSE (Mean Square Error), RMSE (Root Mean Square Error). Усі ці показники базуються на розрахунку величини e_t [65]:

$$e_t = y - \hat{y} \quad (3.6)$$

Де y – фактичне значення показника;

$\hat{y}$ – прогнозне значення показника.

2. Відсоткові помилки прогнозу. Вони розраховуються на базі значення p [65]:

$$p = \frac{|e_t|}{y} \quad (3.7)$$

До показників точності прогнозу такого типу відносять MAPE (Mean Absolute Percentage Error), MdAPE (Median Absolute Percentage Error), RMSPE (Root Mean Square Percentage Error).

3. Симетричні помилки прогнозування. Критерії, що входять в дану групу, розраховуються на підставі значення s_t та обчислюється за формулою [65]:

$$s_t = \frac{|e_t|}{y - \hat{y}} \quad (3.8)$$

Таким чином розраховують показники sMAPE (Symmetric mean absolute percentage error), sMdAPE (Symmetric Median Absolute Percentage Error.), msMAPE (modified Symmetric mean absolute percentage error). Їх застосовують при нерівномірному перерозподілі значень ряду за періодами.

4. Маштабовані помилки прогнозу. Як базу для розрахунку цього типу показників, використовується величина q_t [65]:

$$q_t = \frac{|e_t|}{\frac{1}{n-1} \sum_{i=2}^n |y_i - y_{i-1}|} \quad (3.9)$$

Де n — кількість спостережень в часовому ряді;

y_i — i -те спостереження, $i = 1, 2, 3 \dots N$.

Такий тип показників помилки прогнозу використовується для розрахунку точності прогнозування однієї єдиної позиції, ґрунтуючись на попередніх фактичних і прогнозних значеннях, і чим більше цих показників,

тим краще ми зможемо розрахувати показник точності. До них відносять коефіцієнти MASE (Mean Absolute Scaled Error), MdASE (Median Absolute Scaled Error), RMSSE (Root Mean Square Scaled Error).

5. Відносні оцінки. До цієї групи входять оцінки, що розраховуються на основі відношення помилок, розглянутих вище, для аналізованої моделі прогнозування та базової моделі. Розрахунок показників для знаходження відносної помилки проводиться на базі показників MAE та MAE*. Наприклад, відносну середню абсолютну помилку знаходять за формулою [65]:

$$RMAE = \frac{MAE}{MAE^*} \quad (3.10)$$

Де $MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |e_i|$ — середня абсолютна помилка для моделі прогнозування;

MAE^* — середня абсолютна помилка для базової моделі.

До цієї групи також відносяться показники RRMSE (Relative Root Mean Square Error), LMR (Log mean squared error ratio), PB(MAE) (Percentage Better(MAE)).

Найчастіше використовують абсолютні показники прогнозування та відсоткові помилки прогнозу, такі як MSE, MAE, MAPE, тому оцінки прогнозів, отримані у цьому дослідженні, також будуть розраховані за цими коефіцієнтами. Найпростіший показник — це відхилення фактичного значення від прогнозного. Одним з таких є коефіцієнт середньої абсолютної помилки у відсотках (MAPE). Він застосовується для часових рядів, фактичні значення яких значно більше 1. Він оцінює величину помилки у порівнянні зі значенням ряду та з помилками у сусідніх рядах. Розраховується цей показник за формулою [8]:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum \left| \frac{y - \hat{y}}{y} \right| * 100\% \quad (3.11)$$

Де y — фактичне значення показника;

$\hat{y}$ — прогнозне значення показника.

Наступним показником точності прогнозів є коефіцієнт середньоквадратичної помилки (MSE). Суть методу полягає в тому, щоб

мінімізувати суму квадратів відхилень фактичних значень від розрахункових. Визначається він за формулою [54]:

$$MSE = \frac{\sum (y - \hat{y})^2}{n} \quad (3.12)$$

Можна також розрахувати відносний показник зміщення прогнозу (MPE) для того, щоб дізнатись чи модель завищує прогнозні значення відносно фактичного, чи занижує їх. Якщо значення більше нуля, то прогнози послідовно занижені, тобто в середньому нижчі за фактичне значення. Якщо помилка менше нуля, то прогнози послідовно завищені, тобто модель робить прогноз у середньому вище фактичного значення.

Розраховується даний показник за формулою [66]:

$$MPE = \frac{1}{n} \sum \frac{(y - \hat{y})}{y} * 100\% \quad (3.13)$$

Характеристика значень середньої абсолютної помилки у відсотках наведена у таблиці 3.2. Вона допоможе зробити висновок про те, наскільки точною є модель.

Таблиця 3.2

Характеристика значень середньої абсолютної помилки у відсотках

Значення	Пояснення
<10	Висока точність
10-20	Середня точність
20-40	Задовільна точність
>40	Погана точність

Джерело*: [67].

Результати розрахунків точності прогнозів досліджених моделей приведені у таблиці 3.3.

Таблиця 3.3

Порівняльна оцінка точності прогнозу

	ARIMA	Нейромережа
--	-------	-------------

<i>MAPE</i>	27%	17%
<i>MSE</i>	32 726 091	11 991 850
<i>MPE</i>	0,1	-0,5

Отже, із таблиці 3.3 бачимо, що кращі показники у нейромережі, а точніше у моделі MLP 7-2-1. Значення показників точності моделі ARIMA входять у проміжок задовільної точності та дає занижені прогнози, а показник середньоквадратичної похибки майже в 3 рази більший, ніж у нейромережі, що говорить про недостатню точність результатів цієї моделі. Враховуючи значення показника MAPE, можна зробити висновок, що нейромережа з точністю 83 % прогнозує експорт мінеральних добрив досліджуваного підприємства. Модель з помилкою 17 % входить у проміжок середньої, або її ще називають, доброї якості. Нейромережа дає завищений прогноз, що необхідно буде врахувати при прийнятті рішень, тому можемо вважати, що модель побудована правильно і дає точні результати.

Необхідно адаптувати модель до нових умов ринку. Зростання експорту відбулося у зв'язку з раптовим здешевленням газу – сировини для виробництва мінеральних добрив, зокрема аміачної селітри, та заменшенням експорту інших країн-вирбників даної продукції. Ці фактори непередбачено вплинули на попит, тому ми і спостерігаємо таку помилку в прогнозах.

3.3 Шляхи удосконалення зовнішньоекономічної діяльності підприємства

Розроблена модель прогнозування експорту мінеральних добрив для підприємства ПАТ «РівнеАЗОТ» була прийнята на апробацію для подальшого дослідження та удосконалення. Оцінки якості моделей, які ми отримали показали хороші результати, проте їх можна покращити. Обидві моделі розроблялися на базі ретроспективних даних, які не включали ймовірності

настання карантину, у зв'язку з епідемією, тому прогнози дещо відрізняються від фактичних даних. Зміна попиту на продукцію, зниження цін на газ, зміна поведінки покупців у цих умовах привело до того, що фактичний обсяг виробництва став непередбачуваним, тому моделі не мали даних для адаптації до нових умов. Але перш за все, виходячи з управлінського завдання, яке ставиться досліднику, та наявності потрібної інформації на підприємстві, обирається той чи інший підхід прогнозування. Якщо мати у наявності більше даних, то якість моделі нейронної мережі покращиться, оскільки в даному дослідженні кількість рівнів часового ряду вміщало лише 90 спостережень. Таким чином, цілі дослідження і наявна вхідна інформація грають найважливішу роль при виборі підходу до прогнозування в рамках запропонованої методики.

В даному дослідженні розглядалась хімічна галузь, а саме промисловість мінеральних добрив, тому спочатку слід проаналізувати подальші можливості розвитку хімічної промисловості в Україні. Для покращення її діяльності, необхідно хімічне виробництво розглядати крізь призму:

- 1) інтенсивного виробництва неорганічної та органічної хімії;
- 2) скорочення рівня імпортозалежності національної економіки в областях окремих видів хімічної продукції;
- 3) перетворення структури експорту хімічної продукції, яка б відповідала стандартам індустріальних країн ЄС.

Концентрацію базових хімічних виробництв на певних територіях обумовлено тим, що хімічна промисловість України залишається сировинно-орієнтованою. В той же час, це сигналізує про необхідність структурного перетворення даного сектору в області збільшення кількості високотехнологічних виробництв. Проте, подібна трансформація не повинна вплинути на зміну вже наявних конкурентних переваг (родовищ сировини та виробничих потужностей), які у перспективі можуть бути корисні для розвитку хімічної промисловості. Це пояснює чому одним із пріоритетних виробництв в Україні є виробництво азоту та добрив. Азотні добрива – єдиний сегмент

вітчизняної хімічної промисловості, продукція якого могла задовольнити не лише внутрішній попит, у сенсі забезпечення агарного сектору української економіки, але й експортувалась на міжнародні ринки. Потенціал виробництва азотних добрив значно зменшився після зупинки ПАТ “Концерн Стирол” (м. Горлівка). У список необхідних завдань розвитку хімічної промисловості України повинно бути включено нарощення виробництва аміаку, адже він залишається сировиною для виробництва нітратної кислоти і азотних добрив. Потреба в стимулюванні виробництва аміаку в Україні зумовлена також високим рівнем імпортозалежності за цим видом хімічної продукції, який має зростаючу тенденцію. У 2017 році 99,31% його кількості імпортувалась із РФ, що в умовах сьогодення не може не хвилювати виробників, для кого аміак служить сировиною.

Ми вже визначили, що явною конкурентною перевагою виробництва азотних добрив можна назвати наявність виробничих потужностей, проте до них також можна віднести часткову забезпеченість власною сировиною. Це покривається природним газом і відходами коксохімічного виробництва. Слід не забувати про експортно-орієнтованість сектору та наявність усталених споживчих ніш [17].

Проблема високої сировинної залежності набула більшої актуальності в умовах глобалізації, а за нею, проблема конкурентоспроможності на світовому ринку хімічної продукції і сировини для її виготовлення. Для вирішення цих питань, необхідно удосконалювати виробничі процеси і зайнятися формування конкурентної сировинної бази хімічної промисловості в Україні. Щоб вирішити зі завдання необхідно:

- звернути увагу на підвищення рівня енергоефективності хімічних виробництв, що може бути втілено шляхом освоєння технологій використання альтернативних чи вторинних джерел енергії та сировини, таких як, синтез-газ із коксового газу, буре та кам’яне вугілля, біоетанол, хімічні продукти коксування, продукти поглибленої переробки нафти та ін.);

- забезпечити більш варіативний імпорт базової хімічної сировини (природного газу, стиролу, фосфатів та ін.), оскільки її виробництво обмежене в Україні або взагалі відсутнє. Це призводить до неспроможності забезпечити потреби вітчизняної хімічної промисловості.

- збільшити використання українських джерел мінерально-сировинних ресурсів для потреб хімічних виробництв, одночасно залучаючи кошти передових хімічних підприємств.

Тож для активізація діяльності базових виробництв органічної і неорганічної хімії, в тому числі розвиток імпортозаміщувальних виробництв в Україні вимагає:

- чіткого обґрунтування реалізації інвестиційних проектів, які мають на меті створити потужне імпортозаміщувальне виробництво, пов'язане з виготовленням хімічних напівфабрикатів та кінцевої товарної продукції;

- створення та реалізації інвестиційних проектів із побудови імпортозаміщувальних виробництв для середнього та малого бізнесу;

- активізація участі і полі захисту внутрішнього ринку від недобросовісної конкуренції у ланках проміжного та кінцевого споживання хімічної продукції;

- введення жорсткого контролю за імпортом товарів з метою запобігання ввезенню на митну територію України хімічної продукції, в тому числі контрабанди, яка не відповідає національним санітарним, екологічним, ветеринарним та фітосанітарним стандартам.

Процес імпортозаміщення не може вирішити усіх проблем. Для цього необхідно підключати сили для розвитку експортного потенціалу вітчизняних хімічних виробництв. Щоб покращити стан експорту, необхідно реалізувати наступні заходи:

- активація експортної діяльності хімічних підприємств шляхом покращення системи регулювання якістю продукції та забезпечення міжнародної сертифікації виробництв;

- проведення технічної і технологічної реорганізації потужностей базових хімічних виробництв, включення їх в категорію пріоритетних інноваційно-інвестиційних проектів, що допоможе розширити експорт хімічної продукції;
- відкриття нових високотехнологічних хімічних виробництв, які б вирішили проблему товарної диверсифікації вітчизняного експорту хімічної продукції. Втілити це можна шляхом збільшення у структурі експорту частки кінцевої товарної продукції, а також продукції з високим рівнем технологічної переробки;
- створення партнерства на засадах державно-приватних відносин для здійснення інфраструктурних проектів з метою спрощення процедур реалізації експорту [17].

Вищеперераховані заходи також стосуються об'єкта даного дослідження — ПАТ «РівнеАЗОТ», проте їх реалізація можлива на макрорівні. У кожного підприємства є свої особливості, потреби та недоліки. Враховуючи умови в яких проводиться діяльності підприємства, покращити ефективність експортної діяльності допоможе визначення важелів впливу на споживчий попит. Для досягнення цієї мети підприємству варто детально аналізувати споживчий попит для визначення ресурсів та їх об'ємів, необхідних для задоволення споживчих потреб, а також необхідний потік інвестиції не лише у виробництво, але й у системи управлінського обліку та контролю, які мають безпосередній вплив на задоволення споживчого попиту.

Тим не менше, для нарощення обсягів виробництва необхідно реалізувати ряд заходів, спрямованих на розвиток ЗЕД, зокрема на налагодження інвестиційного клімату. Більша частина інвестицій, зокрема іноземних, повинна використовуватись на придбання інноваційної техніки та обладнання, що дасть можливість ввести в дію прогресивні технології і набратись зарубіжного досвіду.

Також для успішної зовнішньоекономічної діяльності підприємства та забезпечення конкурентоспроможності підприємства на зовнішньому ринку

варто проаналізувати стратегію ЗЕД та внести корективи, якщо це необхідно. Після того, як економічну діяльність проаналізовано, складається список стратегічних альтернатив у вигляді системи стратегій, які включають вірогідності їх запровадження для досягнення загальної мети. Побудова стратегії зовнішньоекономічної діяльності дасть можливість підприємству чітко визначити власні можливості та пристосуватись до зміни різноманітних факторів. Розроблений у цьому дослідженні прогноз, може стати частиною реалізації стратегічного плану діяльності підприємства, адже, зазвичай, він базується на прогнозуванні його майбутнього стану, а також стану зовнішнього середовища. Це допомагає вчасно мобілізувати ресурси та координувати діяльність всіх підрозділів підприємства для досягнення поставлених довгострокових цілей.

ВИСНОВКИ

У даній кваліфікаційній роботі була досліджена тема прогнозування зовнішньоекономічної діяльності на прикладі підприємства ПАТ «РівнеАЗОТ». При вивченні обраної теми була поставлена чітка ціль – розглянути суть зовнішньоекономічної діяльності та місце прогнозування в ній, дослідити методи прогнозування на конкретному прикладі, провести аналіз отриманих результатів.

У розділі 1 дипломної роботи було проаналізовано суть та елементи зовнішньоекономічної діяльності в цілому та місце підприємства як її суб'єкта. Також було проаналізовано ЗЕД хімічної промисловості України, зокрема стан ринку мінеральних добрив. Ми дійшли висновку, що сальдо торговельного балансу України має зростаючу динаміку за останні 3 роки, здебільшого за рахунок імпорту. Це вплинуло і на досліджуваний ринок мінеральних добрив, експорт якого скоротився на фоні нестабільної політичної ситуація в країні та втрати контролю над потужностями, розташованими в зоні ООС. Не менш важливими факторами впливу стали ціна на природний газ та антидемпінгове мито на російські добрива. Така динамічність ринку мінеральних добрив вимагає від виробників швидкої адаптації та додаткової інформації про майбутній стан виробництва.

Перед побудовою моделей прогнозування, необхідно було ознайомитись із вже проведеними дослідженнями у цій сфері. Розглянуто роботи науковців, які досліджували аналогічну предметну область та виявлено проблеми, які їх спіткали, що дало можливість зробити висновки та отримати корисну інформацію при виборі найбільш ефективних методів прогнозування для даного дослідження. Виявивши переваги та недоліки, ми дійшли висновку, що найпоширенішими в області прогнозування збуту продукції є моделі авторегресії та нейронних мереж.

Другий розділ дипломної роботи містить детальний аналіз процесу побудови моделей. Зокрема, визначено ряд вимог до часового ряду, економіко

- математичних моделей та нейронних мереж, на основі яких було побудовано прогноз. До вимог часового ряду відносять: порівнянність, сталість, однорідність та наявність достатньої сукупності спостережень. Зокрема усі економіко-математичні моделі повинні адекватно відображає об'єктивну економічну дійсність. Те наскільки дотримані визначені умови залежить пізнавальна та практична цінність моделей. Також у цьому розділі дано характеристику часових рядів та методів їх прогнозування, таких як регресійні методи, метод експоненціального згладжування, нейронних мереж та метод авторегресії. Разом з тим було розкрито суть перерахованих методів та принцип їх функціонування. В результаті їх огляду було вирішено, що найбільш релевантними для даного дослідження є методи авторегресії та нейронних мереж, оскільки для моделювання часових рядів із невеликою кількістю спостережень та вираженою сезонністю краще підходить метод ARIMA, а моделі нейронних мереж мають високу адаптивність та здатні будувати нелінійні моделі. В кінці розділу приведено математичний опис реалізації прогнозу за допомогою обраних методів, який включає підготовку часового ряду, його перевірку на стаціонарність та етапи побудови моделей прогнозування.

В третьому розділі роботи була описана реалізація моделей прогнозування експорту підприємства ПАТ «РівнеАЗОТ». Проведення дослідження здійснювалось на даних підприємства щодо об'єму експорту мінеральних добрив, а саме аміачної селітри та вапняково-аміачної селітри за період 2013–перше півріччя 2020 рр. Після побудови моделей прогнозування ARIMA та нейронної мережі, проаналізувавши їх якість за допомогою крос-перевірки та ряду показників точності результатів прогнозу, ми дійшли висновку, що найкращі результати показала модель багат шарового персептрону MLP 7-2-1 з гіперболічною функцією активації для вихідних нейронів та нейронів у прихованому шарі. Модель виявилася придатною для застосування та точність її прогнозів дорівнює 83 %, проте, вона потребує удосконалення, враховуючи нові дані, отримані у період карантину. В кінці

третього розділу було запропоновано шляхи оптимізації зовнішньоекономічної діяльності підприємств хімічної промисловості України, в тому числі і досліджуваного підприємства. Вони включають заходи для покращення стану хімічної промисловості, такі як скорочення рівня імпортозалежності національної економіки, формування конкурентної сировинної бази та перетворення структури експорту хімічної продукції, яка б відповідала стандартам індустріальних країн ЄС. Для покращення ефективності експортної діяльності підприємства необхідно визначити важелі впливу на споживчий попит, а також налагодити інвестиційний клімату для придбання інноваційної техніки та обладнання.

В результаті дослідження було зроблено висновок, що побудовану модель нейронних мереж MLP 7-2-1 можна використовувати для прогнозування майбутніх періодів. Ця інформація допоможе управлінцям скорегувати процес планування витрат, отримання прибутку, формування запасів. Також, дасть можливість покращити процес управління збуту товару, для того, щоб у подальшому збільшити його об'єм.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Дзюбановська Н. В., Ляшенко О. М. Застосування ARIMA-моделей для Прогнозування динаміки зовнішньої торгівлі України. *Причорноморські економічні студії*. 2018. №35. С. 142-147.
2. Созанський Л. Й. Прогноз динаміки товарного експорту і імпорту в Україні. *Соціально-економічні проблеми сучасного періоду України*. 2016. №3. С. 114–118.
3. Ткалич Т. А. Модели анализа и прогнозирования экспорта Республики Беларусь. *Економіка та держава*. 2017. № 4. С. 24-28.
4. Dioujeva N. V. Global mineral fertilizer market analysis. *Vestnik of Astrakhan state technical university series economics*. 2020. №1. С. 91–100.
5. Козакова І. В. Особливості формування світового та вітчизняного ринків мінеральних добрив. *Економіка і прогнозування*. 2015. №2. С. 104–116.
6. Закон України «Про зовнішньоекономічну діяльність» від 16.04.1991 р. № 959-XII. URL : <https://zakon.rada.gov.ua> (дата звернення : 15. 08. 2020).
7. Борисова І. І. Правове забезпечення зовнішньоекономічної діяльності : навч. посіб. Київ : КНЕУ, 2010. 72 с.
8. Гребельник О. П. Основи зовнішньоекономічної діяльності : навч. посіб. Вид 3-тє. Київ : Центр учбової літератури, 2008. 432 с.
9. Кириченко О. А. Менеджмент зовнішньоекономічної діяльності: навч. посіб. Київ : Знання-Прес, 2002. 384 с.
10. Хрупович С. Є. Зовнішньоекономічна діяльність підприємства : навч. посіб. Тернопіль, 2017. 137 с.
11. Дідченко О. І. Зовнішньоекономічна діяльність : навч. посіб. Запоріжжя: ЗДІА, 2014. 218 с.
12. Козак Ю. Г., Логвінова Ю. Г., Заєць М. А. Зовнішньоекономічна діяльність підприємств : навч. посіб. Вид 4-те. Київ : Освіта України, 2012. 272 с.
13. Войтоловский Н. В., Калинина А. П. Комплексный экономический анализ предприятия. Санкт- Петербург : Питер, 2010. 256 с.

14. Платіжний баланс 2017, 2018, 2019 років. *Національний банк України* : веб-сайт. URL : <https://bank.gov.ua/ua/statistic/sector-external/data-sector-external> (дата звернення: 2017, 2018, 2019 рр.).
15. Нова програма співпраці України з МВФ: НБУ має залишатися незалежним і продовжувати реформи у фін секторі. *Національний банк України* : веб-сайт. URL : <https://bank.gov.ua/ua/news/all/nova-programa-spivpratsi-ukrayini-z-mvf-nbu-maye-zalishatisya-nezalejnim-i-prodovjuvati-reformi-u-finsektori> (дата звернення: 19.12.2018).
16. Розвиток промисловості для забезпечення зростання та оновлення української економіки/ за ред. Дейнеко Л.В. Київ : НАН України, 2018. 158 с.
17. Виклики та перспективи розвитку хімічних виробництв у регіонах України / Іщук С. О., Созанський Л. Й., Коваль Л. П., Ляховська О. В. Львів : « Інститут регіональних досліджень імені М. І. Долишнього Національної академії наук України», 2018. 91 с.
18. Аналіз ринку мінеральних добрив в Україні: підживлення з-за кордону. Pro-consulting : веб-сайт. URL : <https://pro-consulting.ua/ua/pressroom/analiz-rynka-mineralnyh-udobrenij-v-ukraine-podkormka-iz-za-granicy> (дата звернення: 08. 11. 2019).
19. Цьогоріч експорт азотних добрив перевищив імпорту на 63%. Укрінформ : веб-сайт. URL : <https://www.ukrinform.ua//rubric-economy/3059933-cogoric-eksport-azotnih-dobriv-perevisiv-import-na-63.html> (дата звернення: 03.12. 2020).
20. Айвазян С. А. Прикладная статистика. Москва : Финансы и статистика, 1985. 268 с.
21. Box George E. P., Jenkins Gwilym M., Reinsel Gregory C., Ljung Greta M. Time Series Analysis: Forecasting and Control (Wiley Series in Probability and Statistics). 5th edition. New Jersey : Wiley, 2015. 712 P.
22. Вітлінський В. В. Моделювання економіки : навч. посіб. Київ : КНЕУ, 2003. 408 с.

23. Єріна А. М. Статистичне моделювання та прогнозування : навч.посіб. Київ : КНЕУ, 2001. 170 с.
24. Hyndman R. J., Athanasopoulos G. Forecasting: principles and practice. 2nd edition. Melbourne: OTexts, 2013. 292 P.
25. Wickham H. ggplot2: Elegant Graphics for Data Analysis (Use R). 2nd edition. Berlin: Springer, 2016. 276 P.
26. Kelleher. J. D., Macnamee B., D'Arcy A. Fundamentals of Machine Learning for Predictive Data Analytics. 2nd edition. Massachusetts: The MIT Press, 2020. 856 P.
27. Kuhn M., Kjell. J. Applied Predictive Modeling. 1st edition. Michigan: Springer, 2013. 613 P.
28. Gupta D. Applied Analytics Through Case Studies Using Sas And R: Implementing Predictive Models And Machine Learning Techniques. 1st edition. Berkeley: Apress, 2018. 404 P.
29. Gosh S. Forecasting Cotton Exports in India using the ARIMA model. *Amity journal of economics*. 2017. №2. P. 36–52.
30. Mladenovic S. Economic growth forecasting by artificial neural network with extreme learning machine based on trade, import and export parameters. *Computers in Human Behavior*. 2016. №2. P. 86–95.
31. Teg A. Forecasting exports and imports through artificial neural network and autoregressive integrated moving average. *Amity Journal of Economics*. 2017. №2. P. 249–260.
32. Акулич М. В. Анализ структуры сбыта предприятий в контексте проблемы финансового планирования. *Маркетинг в России и за рубежом*. 2003. №1. С. 31–39.
33. Пархоменко О. П. Прогнозування обсягу збуту як елемент планування розвитку підприємства. Вчені записки університету «КРОК». — 2013. № 33. С. 258—262.
34. Эльдяева Н. А. Эконометрические методы в макроэкономическом анализе: проблемы построения моделей прогнозирования. *Вестник*

астраханского государственного технического университета. 2006. №4. С. 33–42.

35. Жуков Я. Д. Проблемы прогнозирования влияния внешней среды на деятельность фирмы. *Ученые записки Тамбовского регионального отделения Вольного экономического общества России*. 2017. С. 56–68.

36. Муравьева В. С., Орлов А. И. Организационно-экономические проблемы прогнозирования на промышленном предприятии. *Управление большими системами: сборник трудов*. 2017. №17. С. 53–59.

37. Щербаков Г. А. Проблемы прогнозирования изменений динамики мирового экономического развития. *Международный технико-экономический журнал*. 2012. №5. С. 89–101.

38. Kuzmynchuk N., Kutsenko T., Terovanesova O. Analytical Support Forexport Forecasting of the Industrial Enterprise. *Modern Economics*. 2020. №19. P. 88–93.

39. Горчакова И. А., Ворваровская Н. Н. Прогнозирование индекса цен на рынке недвижимости средствами ARIMA-модели и нейронных сетей. *Вісник Хмельницького національного університету*. 2010. №4. С. 74–86.

40. Резниченко Е. В., Кочегурова Е. А. Методы краткосрочного прогнозирования финансовых рынков. *Известия Томского политехнического университета*. 2017. №6. С. 19–23.

41. Ставицкий О. В., Мозолевська М. О. Використання нейронних мереж для прогнозування у фінансовій сфері. *Актуальні проблеми економіки та управління*. 2017. №19. С. 35–42.

42. Басовский Л. Е. Эконометрика : учеб.пособ. Москва : РИОР, 2011. 48 с.

43. Присенко Г. В., Равікович Є. І. Прогнозування соціально-економічних процесів : навч. посіб. Київ : КНЕУ, 2005. 378 с.

44. Садовникова Н. А., Шмойлова Р. А. Анализ временных рядов и прогнозирование. Москва : Изд. центр ЕАОИ, 2009. 256 с.

45. Романенко. И.В. Социальное и экономическое прогнозирование : конспект лекций. Санкт-Петербург : Изд-во Михайлова В.А., 2000. 64 с.
46. Электронный учебник по статистике. *StatSoft* : веб-сайт. URL : <http://www.statsoft.ru/home/textbook/default.htm> (дата звернення 2017).
47. Грабовецкий Б. Є. Основи економічного прогнозування : навч. посіб. Вінниця : ВФ ТАНГ, 2000. 209 с.
48. Лебедева И. М., Федорова А. Ю. Макроэкономическое планирование и прогнозирование Санкт-Петербург : Университет ИТМО, 2016. 54 с.
49. Илларионова Н. Ф., Зубарева О. А. Прогнозирование и планирование деятельности предприятия. Персиановский: Донской ГАУ, 2019. 154 с.
50. Шелобаев С. И., Шелобаева И. С. Анализ и прогнозирование финансовых процессов : учеб. пособ. Тула : Левша, 2009. 265 с.
51. Рыбалко В. В. Математические модели контроля надёжности объектов энергетики. Изд. 4-е. Санкт-Петербург : ГОУВПО, 2010. 150 с.
52. Семиохин С. И. Обзор современных подходов к прогнозированию временных рядов. *Молодежный научно-технический вестник*. 2017. №12. С. 1–13.
53. Сравнение методов ARIMA и Винтерса в задаче прогнозирования продаж. *НейроПроект* : веб-сайт. URL : www.neuroproject.ru/ARIMAWinters.php (25.03.2005).
54. Сажин Ю. В., Катынь А. В., Сарайкин Ю. В. Анализ временных рядов и прогнозирование. Саранск : Мордов, 2013. 192 с.
55. Статистический анализ временных рядов. *IEEE* : веб-сайт. URL : <http://ieee.tpu.ru/system/time.html> (дата звернення 14.02. 2010).
56. Хайкин С. Нейронные сети полный курс. Москва : ВИЛЬЯМС, 2006. 1104 с.
57. Руденко О. Г., Бодянський О. В. Искусственные нейронные сети : учеб. пособ. Харьков: ООО «Компания СМИТ», 2005. 408 с.
58. Introduction to neurons in neural networks. *Artificial Neural Networks*: web-site. URL: <https://medium.com/artificial-neural-networks/introduction-to-neurons-in-neural-networks-71828d040a65> (Last accessed: 28.09.2019).

59. Корн Г. Справочник по математике для ученых и инженеров : справочник. Москва : Наука, 1970. 306 с.
60. Боровиков В. П. Нейронные сети. *Statistica Neural Networks*. Методология и технологии современного анализа данных. Москва : Телеком, 2008. 392 с.
61. Кононюк А. Ю. Нейроні мережі і генетичні алгоритми. Київ : «Корнійчук», 2008. 446 с.
62. Борисевич В. И., Кандаурова В. И. Прогнозирование и планирование экономики : учеб.пособ. Минск: Экоперспектива, 2001. 380 с.
63. Круг П. Г. Нейронные сети и нейрокомпьютеры : учеб. пособ. Москва : МЭИ, 2002. 176 с.
64. Владимирова Л. П. Прогнозирование и планирование в условиях рынка. Москва : Дашков и К, 2008. 307 с.
65. Shcherbakov M. A survey of forecast error measures. *Applied Sciences Journal*. 2013. №24. P. 171–176.
66. Расчет ошибок прогноза. *Novo Forecast Enterprise* : веб-сайт. URL : https://novoforecast.com/novo-forecast-main/dlya_spetsialistov/instruktsiya/item/raschet-oshibok-prognoza.html (дата звернення: 05.09.2015).
67. Гаркуша Н. М., Цуканова О. В., Горошанська О. О. Моделі і методи прийняття рішень в аналізі та аудиті. Вид 2-ге. Київ : Знання, 2012 с. 591.

ДОДАТКИ

Додаток А

Об'єм експорту продукції підприємства ПАТ «РівнеАЗОТ»

Дата	Об'єм
2013січень	70413,7
2013лютий	23898
2013березень	21228
2013квітень	13815,5
2013травень	32071,75
2013червень	54440,07
2013липень	26524,31
2013серпень	53116,67
2013вересень	36221,01
2013жовтень	22898
2013листопад	13219,1
2013грудень	19409,6
2014січень	38409,5
2014лютий	24385,5
2014березень	36742,64
2014квітень	56022,5
2014травень	25336
2014червень	16561
2014липень	14979,5
2014серпень	16032,44
2014вересень	21795,5
2014жовтень	49669,87
2014листопад	9305,5
2014грудень	34777
2015січень	48598,9
2015лютий	39794,5
2015березень	19539,5
2015квітень	52217,44
2015травень	62530,9
2015червень	40180,01
2015липень	150
2015серпень	110
2015вересень	74
2015жовтень	7192
2015листопад	27871,07
2015грудень	50
2016січень	60476,45

Продовження додатку А

Об'єм експорту продукції підприємства ПАТ «РівнеАЗОТ»

2016лютий	16032,83
2016березень	7086
2016квітень	1650
2016травень	1602
2016червень	1020
2016липень	84
2016серпень	79
2016вересень	3594
2016жовтень	12015
2016листопад	464
2016грудень	54
2017січень	13340
2017лютий	3469
2017березень	10075
2017квітень	85
2017травень	161
2017червень	112
2017липень	30362
2017серпень	45099
2017вересень	39544
2017жовтень	61835
2017листопад	69104
2017грудень	67782
2018січень	7034
2018лютий	5494
2018березень	8502
2018квітень	3124
2018травень	1018
2018червень	8
2018липень	9,95
2018серпень	13
2018вересень	29
2018жовтень	15
2018листопад	61
2018грудень	6418
2019січень	38020
2019лютий	17
2019березень	5272
2019квітень	5478,3
2019травень	3040

Продовження додатку А

Об'єм експорту продукції підприємства ПАТ «РівнеАЗОТ»

2019червень	5053
2019липень	13348
2019серпень	17320
2019вересень	20862
2019жовтень	25865
2019листопад	7753
2019грудень	17526
2020січень	20961
2020лютий	18098
2020березень	16627
2020квітень	17421
2020травень	19367
2020червень	15062
2020липень	18328

