

Київський національний торговельно-економічний університет

Кафедра кібернетики та системного аналізу

ВИПУСКНА КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на тему:

«Побудова адаптивних прогнозів діяльності компанії»

Студентки 2 курсу, 1м групи,

спеціальності
051 «Економіка»

спеціалізації
«Економічна кібернетика»

Науковий керівник
доктор економічних наук, професор

Гарант освітньої програми
доктор фізико-математичних наук,
професор

Горбунової Олени
Сергіївни

_____ *підпис студента*

Роскладка Андрій
Анатолійович

_____ *підпис керівника*

Гамалій
Володимир
Федорович

_____ *підпис керівника*

Київ 2018

Київський національний торговельно-економічний університет

Факультет обліку, аудиту та інформаційних систем

Кафедра кібернетики та системного аналізу

Спеціальність 051 «Економіка»

Спеціалізація «Економічна кібернетика»

Зав. кафедри _____ **Затверджую**
Роскладка А. А.
«05» грудня 2017р.

Завдання на випускню кваліфікаційну роботу (проект) студентці

Горбуновій Олені Сергіївні

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема випускної кваліфікаційної роботи (проекту)

«Побудова адаптивних прогнозів діяльності компанії»

Затверджена наказом ректора від «29» листопада 2017 р. № 4058

2. Строк здачі студентом закінченої роботи 15 листопада 2018 року

3. Цільова установка та вихідні дані до роботи

Мета роботи: дослідження адаптивних моделей прогнозування діяльності підприємства в умовах змінного зовнішнього середовища.

Об'єкт дослідження: процеси діяльності підприємства в умовах змінного зовнішнього середовища.

Предмет дослідження: чинники формування адаптивних прогнозів діяльності компанії.

4. Перелік графічного матеріалу _____

5. Консультанти по роботі із зазначенням розділів, за якими здійснюється консультування:

Розділ	Консультант (прізвище, ініціали)	Підпис, дата	
		Завдання видав	Завдання прийняв
1	Роскладка А. А.	05.12.2017 р.	05.12.2017 р.
2	Роскладка А. А.	05.12.2017 р.	05.12.2017 р.
3	Роскладка А. А.	05.12.2017 р.	05.12.2017 р.

6. Зміст випускної кваліфікаційної роботи (проекту) (перелік питань за кожним розділом)

ВСТУП

РОЗДІЛ 1. МОДЕЛІ І МЕТОДИ АНАЛІЗУ ДИНАМІКИ ЕКОНОМІЧНИХ ПРОЦЕСІВ

1.1. Моделі прогнозування економічних процесів

1.2. Адаптивні моделі прогнозування

1.3. Оцінка точності та межі застосування моделей

Висновки до розділу 1

РОЗДІЛ 2. АНАЛІЗ ЕКОНОМІКО-МАТЕМАТИЧНИХ МОДЕЛЕЙ ПРОГНОЗУВАННЯ ДІЯЛЬНОСТІ ПІДПРИЄМСТВА

2.1. Сутність і особливості авторегресійних моделей

2.2. Адаптивна модель діяльності підприємства в умовах змінного зовнішнього середовища

Висновки до розділу 2

РОЗДІЛ 3. ПРИКЛАДНЕ ЗАСТОСУВАННЯ АДАПТИВНИХ МОДЕЛЕЙ ПРОГНОЗУВАННЯ ДІЯЛЬНОСТІ ПІДПРИЄМСТВА

3.1. Інструменти, методи та технології реалізації прогнозів

3.2. Програмна реалізація адаптивних прогнозів

Висновки до розділу 3

ВИСНОВКИ

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

ДОДАТКИ

7. Календарний план виконання роботи

№ пор.	Назва етапів випускної кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів роботи	
		за планом	фактично
1	2	3	4
1	<i>Вибір теми випускної кваліфікаційної роботи</i>	01.10.2017	01.10.2017
2	<i>Розробка та затвердження завдання на випускну кваліфікаційну роботу</i>	05.12.2017	05.12.2017
3	<i>Вступ</i>	01.04.2018	
4	<i>Розділ 1. Теоретичні відомості про моделі і методи аналізу динаміки економічних процесів</i>	01.05.2018	
5	<i>Розділ 2. Аналіз економіко-математичних моделей прогнозування діяльності підприємства</i>	20.06.2018	
6	<i>Підготовка статті у збірник наукових статей магістрів</i>	15.09.2018	
7	<i>Розділ 3. Прикладне застосування адаптивних моделей</i>	01.10.2018	

8	<i>Висновки</i>	01.11.2018	
9	<i>Здача випускної кваліфікаційної роботи на кафедрі науковому керівнику</i>	15.11.2018	
10	<i>Попередній захист випускної кваліфікаційної роботи</i>	22.11.2018	
11	<i>Виправлення зауважень, зовнішнє рецензування випускної кваліфікаційної роботи</i>	25.11.2018	
12	<i>Представлення готової зшитої випускної кваліфікаційної роботи на кафедрі</i>	28.11.2018	
13	<i>Публічний захист випускної кваліфікаційної роботи</i>	За розкладом роботи ЕК	

8. Дата видачі завдання «05» березня 2018 р.

9. Керівник випускної кваліфікаційної роботи (проекту)

Роскладка А.А.

(прізвище, ініціали, підпис)

10. Гарант освітньої програми

Роскладка А.А.

(прізвище, ініціали, підпис)

11. Завдання прийняв до виконання студент-дипломник

Горбунова О.С.

(прізвище, ініціали, підпис)

Анотація

В даній роботі розглянуто моделі і методи аналізу динаміки економічних процесів, адаптивні моделі прогнозування. Розглянуто авторегресійні моделі, зроблено огляд існуючих моделей прогнозування економічних процесів.

Описано інструменти, методи та технології, використані при програмній реалізації методу.

Ключові слова: адаптивна модель, авторегресійна модель, змінне зовнішнє середовище.

Anotation

In this paper were considered some models and methods for analyzing the dynamics of economic processes, adaptive models of forecasting. Considered autoregressive models and made an overview of existing models of forecasting of economic processes.

Described the tools, methods and technologies used in software implementation of the method.

Keywords: adaptive model, autoregressive model, variable external environment.

ЗМІСТ

ВСТУП	3
РОЗДІЛ 1 Моделі і методи аналізу динаміки економічних процесів	6
1.1. Моделі прогнозування економічних процесів	6
1.2. Адаптивні моделі прогнозування	15
1.3. Оцінка точності та межі застосування моделей.....	21
Висновки до розділу 1	25
РОЗДІЛ 2 Аналіз економіко-математичних моделей прогнозування діяльності підприємства	26
2.1. Сутність і особливості авторегресійних моделей.....	26
2.2. Адаптивна модель діяльності підприємства в умовах змінного зовнішнього середовища	40
Висновки до розділу 2	44
РОЗДІЛ 3 Прикладне застосування адаптивних моделей прогнозування діяльності підприємства	45
3.1. Інструменти, методи та технології реалізації.....	45
3.2. Програмна реалізація.....	49
Висновки до розділу 3	62
ВИСНОВКИ	63
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	66

ВСТУП

Актуальність. В умовах сучасного світу особливо актуальними стають задачі прогнозування. Вони виникають у різних галузях науки і техніки, тому суспільству необхідно шукати шляхи їх розв'язання. Для вирішення цих задач найчастіше використовують адаптивні моделі. Такі моделі дозволяють швидко знаходити прогнозні значення не перераховуючи модель при отриманні нових даних, також вони не обмежують розмір ряду та швидко підлаштовуються під зміни рівнів ряду, вони засновані на принципі експоненціального згладжування, тому враховують «старіння» інформації [39].

Основна функція прогнозування - обґрунтування можливого стану об'єкта в майбутньому і визначення альтернативних шляхів і термінів досягнення поставленої мети. Прогноз носить імовірнісний характер, але володіє певним ступенем достовірності. На практиці прогноз - це передпланових документ, що фіксує ймовірну ступінь досягнення поставленої мети в залежності від масштабу і способу майбутніх дій [42].

У рамках економічного прогнозування розвиток адаптивного підходу відбувається за трьома напрямками. Перший із них орієнтований, в основному, на ускладнення адаптивних моделей прогнозування. Ідея другого напрямку полягає у вдосконаленні адаптивного механізму моделей прогнозування. У третьому напрямку реалізується підхід спільного використання адаптивних принципів і інших методів прогнозування, зокрема, імітаційного моделювання. Перспективним напрямком розвитку методів сучасного прогнозування є розробка адаптивно-імітаційних моделей [2].

Вважається, що характерною рисою адаптивних методів прогнозування є їх здатність безперервно враховувати еволюцію динамічних характеристик процесів, що досліджуються, підлаштовуватися під цю еволюцію, надаючи, зокрема, тим більшу вагу і тим більш високу

інформаційну цінність наявними спостереженнями, чим ближче вони до поточного моменту прогнозування. Однак поділ методів і моделей на адаптивні і неадаптивні досить умовний. У деякому сенсі всі метод прогнозування адаптивні, тому що всі вони враховують нову інформацію, яка надходить, в тому числі спостереження, зроблені з моменту останнього прогнозу [5].

Різні аспекти вивчення проблем адаптивного прогнозування висвітлені в працях таких вітчизняних та іноземних учених як: Лукашин Ю.П., Давнис В.В., Theil H., Jacob A. Mincer, Stephen D. Roberts, D. Clay Whybark та інших [1-5]. Вивчення публікацій та матеріалів зазначених науковців дозволяє ґрунтовно підійти до дослідження сутності поставленого завдання, а також виявити недосліджені теоретичні питання та невирішені практичні проблеми.

Мета випускної кваліфікаційної роботи полягає у дослідженні адаптивних моделей прогнозування діяльності підприємства в умовах змінного зовнішнього середовища.

Досягнення поставленої мети обумовило необхідність вирішення наступних завдань:

- розглянути моделі прогнозування економічних процесів;
- дослідити адаптивні моделі прогнозування;
- узагальнити підходи до оцінки точності та межі застосування моделей;
- проаналізувати сутність і особливості авторегресійних моделей;
- розробити програмну реалізацію адаптивної моделі прогнозування діяльності підприємства в умовах змінного зовнішнього середовища;

Об'єктом дослідження є процеси діяльності підприємства в умовах змінного зовнішнього середовища.

Предметом дослідження є чинники формування адаптивних прогнозів діяльності компанії.

Методи дослідження. Поставлені у випускній кваліфікаційній роботі завдання вирішувалися із застосуванням методів системного аналізу, математичного моделювання, нейромережного моделювання, математичної статистики, експертних оцінок.

Практичне значення отриманих результатів полягає в можливості застосування розробленої програмної реалізації адаптивних прогнозів діяльності компанії з метою інформаційного забезпечення управлінських рішень щодо розвитку компанії.

Випускна кваліфікаційна робота складається зі вступу, трьох розділів, висновків, списку використаних джерел. Загальний обсяг роботи становить 67 сторінок.

РОЗДІЛ 1 Теоретичні відомості про моделі і методи аналізу динаміки економічних процесів

1.1. Моделі прогнозування економічних процесів

Прогнозування - діяльність, спрямована на виявлення та вивчення можливих альтернатив майбутнього розвитку фірми. Головна роль тут відводиться прогнозуванню збуту продукції. Основна мета прогнозу - визначити тенденції факторів, що впливають на кон'юнктуру ринку [46].

При прогнозуванні зазвичай виділяють прогнози короткострокові - на 1 - 1,5 року, середньострокові - на 4-6 років і довгострокові - на 10-15 років [49].

Головний акцент при короткостроковому прогнозуванні робиться на кількісній та якісній оцінці змін обсягу виробництва, попиту і пропозиції, рівня конкурентоспроможності товару та індексів цін, валютних курсів, співвідношень валют і кредитних умов. Враховуються також тимчасові, випадкові чинники [49].

Середньострокове і довгострокове прогнозування ґрунтується на системі прогнозів - кон'юнктури ринку, співвідношення попиту і пропозиції, обмежень по захисту навколишнього середовища, міжнародної торгівлі [49].

В якості інструментарію прогнозування застосовуються формалізовані кількісні методи (факторні, статистичного аналізу, математичного моделювання), методи експертних оцінок, що базуються на досвіді та інтуїції фахівців з даного товару і ринку [47].

Найважливішими прогнозами в діяльності фірм є прогнози збуту, при розробці яких можуть бути використані наступні основні методи [25]:

- опитування групи керівників різних служб і відділів фірми, а також узагальнення оцінок окремих торгових агентів підприємства і керівників його збутових підрозділів - прогноз предс тавляет собою середнє значення з їх думок. Метод застосовується для нових фірм, які не мають

досвіду використання інших методів, а також коли відсутня детальна інформація про тенденції розвитку ринку. В рамках даного методу створюється можливість враховувати регіональні особливості попиту і умов реалізації продукції фірми [42];

- прогнозування на базі минулого обороту - визначається темп зростання обсягу продажів у звітному році в порівнянні з попереднім і робиться припущення, що досягнуті темпи зростання збережуться в наступному році:

Оборот наступного року = Оборот звітного року \times (Оборот поточного року: Оборот минулого року) [42].

Метод застосовується для ринків зі стабільною кон'юктурою, слабо мінливим асортиментом, незначними коливаннями обороту і уповільненим НТП [42];

- аналіз тенденцій, циклів і факторів, що впливають на обсяг збуту. До найбільш значущих чинників відносяться: довгострокові тенденції зростання фірми, циклічні коливання ділової активності, сезонні зміни збуту, технічні зрушення, поява нових конкурентів і ін. Метод використовується для довгострокових прогнозів на період не менше 3-5 років і найбільш застосуємо в капіталомістких видах діяльності [42];

- кореляційний аналіз - доповнює попередній метод, але заснований на використанні більш складних методів статистичного аналізу. Виявляється тіснота зв'язку між рівнем збуту і різними впливають на нього факторами, на основі чого фактори ранжуються за ступенем значущості. Метод вимагає великих витрат, пов'язаних з глибоким дослідженням ринку, і найбільш точні результати дає на ринках зі стабільною кон'юктурою [42];

- прогнозування на основі «частки ринку» збуту фірми - збут прогнозується у вигляді певного відсотка від частки фірми на ринку в даній галузі. Робиться розрахунок частки фірми в загальному обсязі продажів на ринку. При використанні методу важливо бути впевненим в точності

прогнозу збуту по ринку в цілому і не брати до уваги нецінову конкуренцію [48];

- аналіз кінцевого використання - прогноз ґрунтується на передбачувані обсяги замовлень основних клієнтів фірми. Загальний обсяг збуту зазвичай перевищує цей показник на певний відсоток. Метод вимагає проведення досліджень по основних галузях, які споживають продукцію підприємства, і найкращий в галузях сировинного та енергетичного комплексу та на фірмах, що випускають закінчені вироби і вузли [42];

- аналіз асортименту товарів - прогнози збуту за окремими видами виробів зводяться воедино і утворюють плановий оборот фірми. Метод підходить для диверсифікованих фірм; його точність залежить від детального дослідження ринку кожного виду виробів [42];

- пробний маркетинг - один з найточніших підходів до прогнозування збуту. Новий продукт і система його просування на ринку (ціни, види реклами, канали збуту, тип упаковки) проходять апробацію на невеликому регіональному ринку, а потім інформація про обсяг продажів на ньому поширюється на весь ринок збуту фірми [42];

- методи стандартного розподілу ймовірностей - експертним шляхом визначаються три види прогнозів збуту: Про - оптимістичний прогноз; В - найбільш ймовірний прогноз; П - песимістична оцінка прогнозу збуту. Далі розраховується очікуване значення прогнозу збуту (С) за формулою $C = (O + 4V + P) : 6$ [42].

Стандартне відхилення (СО) обчислюється як $CO = (O - P) : 6$. Відповідно до загальної теорії статистики найбільш ймовірне значення змінної - обсягу збуту з імовірністю 95% буде перебувати в межах $C \pm 2 CO$ [42].

Ефективність застосування того чи іншого методу залежить від специфіки діяльності фірми. Зазвичай вважається, що прогноз складений правильно, якщо відхилення фактичного обороту від планованого не більше 5% [29].

Прогноз збуту є основою для складання плану виробництва і реалізації продукції фірми [49].

Фінансове планування та прогнозування - це процес обґрунтування фінансових відносин і руху відповідних фінансових ресурсів на певний період. Фінансове планування та прогнозування - складова частина управління фінансами [36].

Фінансове прогнозування являє собою процес розробки і складання прогнозів, тобто науково обґрунтованих гіпотез про ймовірний майбутній стану економічної системи та економічних об'єктів, а також характеристик цього стану [36].

Фінансове прогнозування передуює стадії складання фінансових планів, сприяє виробленню концепції фінансової політики на певний період розвитку держави або суб'єкта господарювання, однак має більш низький ступінь визначеності в порівнянні з фінансовим плануванням [36].

Мета фінансового прогнозування полягає у визначенні реально можливих обсягів фінансових ресурсів, джерел їх формування та шляхів використання. Отримана в ході прогнозування інформація дозволяє органам управління фінансами намітити різні варіанти (сценарії) вирішення завдань, що стоять перед усіма суб'єктами фінансової системи, передбачити форми і методи реалізації фінансової політики [24].

У теорії і на практиці виділяють середньострокове фінансове прогнозування (5-10 років) і довгострокове фінансове прогнозування (більше 10 років) [34].

У прогнозуванні фінансових показників застосовується сукупність спеціальних методів і прийомів, які прийнято ділити на три групи: методи експертних оцінок, методи екстраполяції, методи економіко-математичного моделювання [34].

Метод експертних оцінок заснований на обробці думок експертів з приводу динаміки фінансових процесів, виявлених шляхом проведення спеціальних процедур (анкетування, інтерв'ювання). Експертами повинні

бути фахівці високої кваліфікації, професійно займаються вивченням і (або) управлінням економікою і фінансами фірми. Анкетування проводиться за спеціально розробленими анкетами [36].

Метод екстраполяції. Його суть полягає в поширенні на майбутнє тенденцій, що склалися в ретроспективі [36].

Отже, ступінь придатності методу екстраполяції у фінансовій сфері визначається ступенем інерційності (або стабільності) динаміки розвитку економічної системи. Менш інерційні фінансові показники мікроекономіки, тому на рівні господарюючих суб'єктів в меншій мірі застосовні. Більш інерційна динаміка розвитку фінансових індикаторів на рівні макроекономіки, і в цих умовах застосовність методу екстраполяції зростає. Для прогнозування системи фінансових показників метод екстраполяції, як правило, застосовується в комплексному поєднанні з іншими методами [33].

Методи економіко-математичного моделювання бази ґрунтуються на побудові моделей, які з певною ймовірністю описують динаміку фінансових показників в залежності від факторів, що впливають на фінансові процеси. При цьому використовуються оптимістичні, песимістичні і найбільш ймовірні темпи змін економічних показників (зростання виручки, зниження витрат на одиницю продукції, незмінні податкові ставки, постійна частка платежів до бюджету) [40].

У теорії і практиці фінансової діяльності все більшого значення набувають методи розрахунку, об'єднані під загальною назвою «фінансова математика», або вищі фінансові обчислення, або фінансові та комерційні розрахунки [49].

Методи фінансової математики засновані на принципі нерівноцінності грошей, що належать до різних моментів часу. Очевидно, що 10 000 грн., отримані через п'ять років, не рівноцінні цієї суми, що надійшла сьогодні, навіть якщо не брати до уваги інфляцію і ризик їх неотримання. Відомий афоризм «Час - гроші». Нерівноцінність двох однакових за абсолютною величиною сум пов'язана з тим, що наявні сьогодні гроші теоретично можуть

бути інвестовані і принести дохід в майбутньому. Методи фінансової математики широко застосовуються в банківському і ощадному справі, страхуванні, роботі фінансових організацій, інвестиційних компаній, фондових і валютних бірж, у зовнішньоекономічних відносинах [31ек].

Прогноз передбачає тільки аналіз внутрішніх можливостей підприємства. Для того щоб прогноз міг стати основою розробки стратегічного плану і організації управління підприємством, він повинен охоплювати значно ширше коло питань, ніж внутрішня діяльність підприємства, в тому числі:

- аналіз розвитку галузі прогнозованого напрямки виробництва продукції, її характеристику і сучасний стан попиту і пропозиції [32];
- основні макротехнічні і організаційно-економічні проблеми і терміни їх вирішення в галузі, країні і за її межами [32];
- наявність матеріалів, технології та обладнання, придатних для виготовлення прогнозованої продукції [32];
- очікуваний обсяг виробництва цільової для підприємства продукції у конкурентів і майбутня потреба в ній на ринках;
- очікувану вартість розробки і виробництва цієї продукції і се ринкову ціну [32];
- потужність, необхідну для ефективного виготовлення нової цільової продукції [32];
- потреба в трудових ресурсах і їх наявність з урахуванням зміни структури персоналу, його кваліфікації і очікуваного зростання продуктивності праці [32];
- виявлення перспективних для підприємства технічних і господарських рішень, вже підготовлених, але не отримали широкого практичного застосування [32];

- оцінку важливості проводяться досліджень, які потребують витрат для вирішення майбутніх технічних і господарських завдань [32].

Зрозуміло, за структурою і параметрами прогноз повинен відповідати плану, тобто давати однозначну оцінку очікуваного результату розвитку підприємства протягом усього періоду прогнозування і планування [32].

Найбільш відомими і поширеними методами прогнозування є наступні:

- експертні оцінки, основу яких складають впорядковані думки висококваліфікованих фахівців-експертів [36];
- екстраполяція, або статистичні методи, засновані на обробці ретроспективних даних про об'єкт прогнозування і поширення минулих тенденцій на майбутнє [36];
- методи моделювання, тобто конструювання структурної, фізичної або математичної моделі, адекватно відображає найбільш істотні закономірності поведінки об'єкта прогнозування і їх взаємозв'язку з зовнішніми факторами [36].

Експертні методи прогнозування поділяються на методи індивідуальної експертної оцінки і оцінки типу інтерв'ю, методи комісії (колективного обговорення), в тому числі методи «мозкового штурму» («мозкового штурму»), і методи колективної експертної оцінки - експертизи. Ці методи в тій чи іншій модифікації дозволяють аналізувати велику кількість суджень і різного роду оцінок, висловлених групою експертів. Експертні методи, внаслідок їх відносної простоти і мобільності, в даний час є найбільш поширеними методами, і на їх основі складається переважна більшість прогнозів. Визначальними факторами успіху застосування експертних методів є підбір і формування експертних груп, забезпечення незалежності суджень експертів, складання чітких і продуманих опитувальних анкет, що виключають двозначність висновків експерта і забезпечують отримання однозначних кількісних оцінок, необхідних для

подальшої статистичної обробки. У випадках значного розбіжності оцінок експертів для підвищення узгодженості їх думок або виявлення причин розбіжностей проводиться кілька турів експертизи з заміною експертів і коригуванням опитувальних анкет [36].

Методи екстраполяції зводяться до обробки наявних даних про об'єкт прогнозування за минулий час і поширенню виявленої в минулому тенденції на майбутнє. Даний метод заснований на припущенні подібності умов виробництва і попиту минулого, сьогодення і майбутнього, оскільки тенденції майбутнього зароджуються в минулому. Найбільш простими є методи екстраполяції тенденцій, коли наявні чисельні значення, що характеризують минулі стану об'єкта, усереднюються або модифікуються шляхом підбору деякої, в найпростішому випадку лінійної залежності, яка потім екстраполюється на період прогнозування [36].

Методи моделювання - найбільш складний спосіб прогнозування, що складається з різноманітних підходів до прогнозування складних процесів і явищ. Ці методи можуть перетинатися і з екстраполяційними, і з експертними методами [36].

По черзі описуючи такі найважливіші параметри підприємства, як статутний капітал, річний оборот, випуск окремих видів продукції і її собівартість, річна сума прибутку, продуктивність праці, можна в підсумку дати повний прогноз стану підприємства. в якому воно може виявитися через / прогнозованих років. При цьому до змінних, що розглядаються як керовані, можна, наприклад, віднести інвестиції, персонал підприємства, нормативи розподілу залишається у підприємства прибутку, освоєння виправдала себе нової техніки. Некеровані змінні, що розглядаються як умовні, - це стан ринку, політика уряду, податки, коливання природно-кліматичних умов та ін [49].

Прогнози розробляються не тільки в цілому по підприємству, а й по окремих об'єктах (цехам, філіям, виробам і технологіям). Як правило, прогнози передують інвестицій, коли ставиться завдання розширення і

збільшення масштабів виробництва, освоєння випуску нових виробів, застосування нових дорогих технологій. При цьому методи можуть бути різними. Застосовуються методи сценарію - ділової гри, коли за допомогою імітаційних моделей розглядаються можливі перспективи розвитку складних явищ з численними взаємозв'язками з метою формування загального погляду на сукупність проблем, подій і процесів, що відносяться до даного об'єкту [49].

Надійність прогнозування в значній мірі визначається повнотою і достовірністю інформації, що використовується, яку підприємство повинно накопичувати і систематизувати в банку (базі) даних. Складання прогнозу - не разовий завдання, необхідно безперервно накопичувати і аналізувати інформацію про об'єкт прогнозування і систематично коригувати прогнози. Прогнозування, особливо довгострокове, є обов'язковою складовою частиною визначення цілей підприємства, розробки стратегії і тактики його діяльності, планування, особливо довгострокового, підготовки цільових функціональних програм освоєння ринків, інвестицій, інновацій [46].

Оволодіння принципами і методами прогнозування - актуальне завдання всіх органів управління, що здійснюють планування. Прогнозування не дає конкретних рекомендацій, а лише визначає можливі шляхи досягнення поставлених цілей. Однак кваліфіковано складений прогноз застерігає підприємство від вибору хибного, нереального або згубного, руйнівного способу досягнення цих цілей. Дані прогнозу уточнюються і конкретизуються на стадії маркетингових досліджень, які ведуться вже не в різноманітних напрямках теоретично можливої діяльності підприємства в майбутньому, а в певній сфері економіки та товарного продукту, встановленої прогнозом [42].

1.2. Адаптивні моделі прогнозування

Методи адаптивного прогнозування застосовуються там, де основною інформацією для прогнозу є стрибкоподібні часові ряди, прогнозувати значення яких можна тільки в короткостроковому періоді. Інструментом прогнозу адаптивного методу є модель. Первісна оцінка параметрів цієї моделі починається із даних базового (вихідного) часового ряду. На основі нових даних, які отримуються на кожному наступному кроці, відбувається коригування параметрів моделі в часі, їх адаптація до нових умов розвитку ситуації, які неперервно змінюються. Таким чином, модель постійно «вбирає» нову інформацію і пристосовується до неї [1].

Можливі варіанти побудови адаптивних моделей [37]:

- за декількома першими спостереженнями ряду оцінюються значення параметрів моделі;
- за наявною моделлю будується прогноз на один крок, причому його відхилення від фактичних значень ряду розцінюється як помилка прогнозування, яка враховується відповідно до прийнятої схеми коригування параметрів моделі;
- по моделі зі скоригованими параметрами розраховується прогнозна оцінка на наступний момент часу і алгоритм повторюється знову до вичерпання фактичних членів ряду. Таким чином, модель постійно адаптується до нової інформації і до кінця періоду відображає тенденцію розвитку, що склалася;
- прогнозування на майбутнє здійснюється з використанням параметрів моделі, визначених на останньому кроці [4].

Послідовність процесу адаптації виглядає наступним чином. Нехай модель знаходиться в деякому початковому стані, і по ньому робиться прогноз. Коли закінчиться одна одиниця часу (крок моделювання), аналізуємо, наскільки далекий результат, отриманий за моделлю від фактичного значення ряду. Помилка прогнозування через зворотний зв'язок

надходить на вхід системи і використовується моделлю (у відповідності з її логікою) для переходу з одного стану в інший з метою кращого узгодження своєї поведінки із динамікою ряду. На зміни ряду модель повинна відповідати компенсуючими змінами. Потім робиться прогноз на наступний момент часу, і весь процес повторюється. Таким чином, адаптація здійснюється інтерактивно із отриманням кожної нової фактичної точки ряду [38].

Розглянемо основні поняття для правильного розуміння адаптивних моделей прогнозування. Часовий ряд - це безліч спостережень, які одержуються послідовно в часі. Якщо час змінюється дискретно, то часовий ряд називається дискретним. Ми будемо розглядати тільки дискретні часові ряди, в яких спостереження робляться через фіксований інтервал часу, який приймається за одиницю відліку. Перехід від моменту одного спостереження до моменту наступного спостереження будемо називати кроком. Якщо значення членів часового ряду точно визначені будь-якою математичною функцією, то часовий ряд називається детермінованим. Якщо ці значення можуть бути описані тільки за допомогою розподілу ймовірностей, часовий ряд називається випадковим. Явище, що розповсюджується в часі відповідно до законів теорії ймовірностей, називається стохастичним процесом [14, 15].

У даній роботі, як приклад адаптивної моделі, розглядається стохастичний процес Тейла і Вейджа, який застосовується для прогнозування ймовірного процесу, що характеризується стохастичним трендом [3]. Процес Тейла-Вейджа аналітично записується у такому вигляді:

$$x_t = a_{1,t} + \zeta_t; a_{1t} = a_{1,t-1} + a_{2,t}; a_{2t} = a_{2,t-1} + v_t \quad (1.1)$$

де $a_{1,t}$ - значення рівня досліджуваного часового ряду x в момент t ;

a_{2t} - приріст рівня від моменту $t-1$ до моменту t ;

ζ_t , v_t - тимчасові послідовності з нульовим математичним очікуванням, постійними дисперсіями і відсутністю коваріації [3].

Вищезгадані вирази мінімізують середній квадрат помилки прогнозування. Для знаходження a_{1t} і a_{2t} рекомендується застосовувати двопараметричний предиктор Хольта:

$$\hat{a}_{1,t} = \alpha_1 x_t + (1 - \alpha_1)(\hat{a}_{1,t-1} + \hat{a}_{2,t-1}); \hat{a}_{2,t} = \alpha_2 (\hat{a}_{1,t} - \hat{a}_{1,t-1}) + (1 - \alpha_2) \hat{a}_{2,t-1}, \quad (1.2)$$

де α_1 і α_2 - параметри експоненціального згладжування, ще відомі як параметри адаптації [3]. В результаті мінімізації дисперсії помилки прогнозу на 1 крок вперед отримуємо наступні результати:

$$\alpha_1 = \frac{2h}{1+h}; \alpha_2 = h; h = \sqrt{\left(-\frac{1}{8}g^2 + \frac{1}{2}g\sqrt{1 + \frac{1}{16}g^2}\right)}; g^2 = \frac{\sigma_v^2}{\sigma_\varepsilon^2}; D_e(1) = \frac{1+h}{1-h}\sigma_\varepsilon^2. \quad (1.3)$$

Завдяки достатній точності прогнозів і відносній легкості, даний метод є одним з найбільш поширених способів прогнозування часових рядів фінансових інструментів, що не мають яскраво вираженої сезонної складової і не володіють значимим стійким детермінованим трендом. Таким чином, даний спосіб прогнозування отримав широке застосування на розвиненому фондовому ринку в періоди економічної невизначеності [2].

Відзначимо, що прогнози по адаптивній моделі можуть будуватися формально за однаковою схемою, яким би не був часовий ряд. Однак якість прогнозу залежить від динаміки процесу. Тому при моделюванні перш за все роблять припущення щодо справжньої структури ряду, вибирається найбільш зручна модель і у відповідності з цим обчислюються допустимі межі отриманого прогнозу. Ці межі будуть менші, якщо прийнята гіпотеза буде краще відображати реальні властивості ряду. Альтернативних гіпотез може бути багато, зокрема, стохастичний процес Тейла-Вейджа є однією із них [35].

Модель Брауна, заснована на експоненційному згладжуванні, описує процеси із лінійною і параболічною тенденцією (трендом), а також випадкові процеси без тенденції. Досить часто використовується для проведення попередніх оцінок прогнозу продажів [35].

Побудова лінійної моделі Брауна має наступні етапи:

1. За першими п'ятьма точками тимчасового ряду за допомогою методу найменших квадратів оцінюються значення параметрів лінійної моделі для нульового моменту часу:

$$y_t(t) = a_0 + a_1 t. \quad (1.4)$$

2. Із використанням параметрів a_0 і a_1 , знайдених на попередньому кроці, знаходимо прогноз на крок вперед ($\tau = 1$):

$$y_1 = a_{0(0)} + a_{1(0)}\tau = a_{0(0)} + a_{1(0)}. \quad (1.5)$$

3. Знаходимо величину відхилення фактичного значення економічного показника від розрахункового (в даному випадку $t = 1$):

$$\xi = y(t) - y_t(t) \quad (1.6)$$

4. Коректуємо параметри моделі за формулами:

$$\begin{aligned} a_{0(t)} &= a_{0(t-1)} + a_{1(t-1)} + (1 - \mu^2) \xi(t) \\ a_{1(t)} &= a_{1(t-1)} + (1 - \mu^2) \xi(t) \end{aligned} \quad (1.7)$$

де $\mu = 1 - \mu$, μ - параметр згладжування.

5. За допомогою скоригованих на попередньому кроці параметрів знаходимо прогноз на наступний момент часу ($\tau = 1$):

$$y_t(t) = a_{0(t)} + a_{1(t)} \quad (1.8)$$

Точковий прогноз на майбутнє розраховується за формулою

$$y_t(t + n) = a_{0(n)} + a_{1(n)} t, \quad \tau = 1, 2, \dots \quad (1.9)$$

Тут n - число спостережень, розвивається в рамках загальних законів ринкової економіки. Недоліком моделі Брауна є те, що алгоритм працює тільки при невеликому горизонті прогнозування. Також не враховуються тренд і сезонні зміни [35].

Розглянемо застосовність адаптивного прогнозування до реальних умов підприємництва [28]. Зазвичай процес прогнозування адаптивного розвитку підприємств реалізовується за схемою на рис. 1.1:



Рис. 1.1 Схема прогнозування адаптивного розвитку підприємства

Джерело: [4]

У таблиці 1.1 наведені основні фактори, що впливають на адаптивний розвиток підприємств. Вони поділяються на зовнішні та внутрішні. На зовнішні фактори вплинути майже неможливо, тому потрібно постійно підлаштовуватися до нових умов. На внутрішні фактори можливо і необхідно впливати, спираючись на адаптивні моделі прогнозування, задля покращення економічного стану підприємства [5].

Таблиця 1.1

Фактори, що впливають на адаптивний розвиток підприємств

Зовнішні фактори			Внутрішні фактори		
Загальноекономічні фактори	Ринкові фактори	Інші фактори	Операційні фактори	Інвестиційні фактори	Фінансові фактори
Обсяги національного доходу	Місткість внутрішнього ринку	Політична нестабільність	Неефективний маркетинг	Неефективний інвестиційний портфель	Неефективна структура активів (низька ліквідність)
Рівень безробіття	Посилення монополізму на ринку	Негативні демографічні тенденції	Неефективна структура поточних витрат	Неефективний інвестиційний менеджмент	Частка позичкового капіталу
Рівень реальних доходів населення	Суттєве зниження попиту	Погіршення криміногенної ситуації	Рівень використання основних фондів	Недосягнення запланованих обсягів прибутку за інвестиційним і проектами	Неефективна фінансова стратегія
Нестабільність законодавства	Зростання пропозицій товарів-субститутів	Стихійні лиха	Диверсифікація продукції	Суттєві перевитрати інвестиційних ресурсів	Неефективний фінансовий менеджмент
Нестабільність податкової системи	Активність фондового ринку	Стабільність міжнародних відносин	Неефективний виробничий маркетинг	Термін окупності інвестицій	Фінансові ризики
Рівень інфляції	Нестабільність валютного ринку	Світові технологічні тенденції			Вартість капіталу
Сповільнення платіжного обороту	Платоспроможність населення	Поява нових технологій виробництва			

Джерело: [5]

Таким чином, характерною рисою адаптивних методів прогнозування є їх здатність безперервно враховувати еволюцію динамічних характеристик процесів, що досліджуються, підлаштовуватися під цю еволюцію, надаючи, зокрема, тим більшу вагу і тим більш високу інформаційну цінність наявними спостереженнями, чим ближче вони до поточного моменту прогнозування. Однак поділ методів і моделей на адаптивні і неадаптивні

досить умовний. У деякому сенсі всі метод прогнозування адаптивні, тому що всі вони враховують нову інформацію, яка надходить, в тому числі спостереження, зроблені з моменту останнього прогнозу [28].

Розглянуті в даному розділі методи адаптивного прогнозування володіють такими властивостями:

- вони застосовуються для широкого кола завдань [35];
- адаптивне прогнозування не потребує великого обсягу інформації, воно базується на інтенсивному аналізі інформації, яка міститься в окремих часових рядах [35];
- модель, яка описує структуру показника та його динаміку, як правило, відрізняється ясністю і простотою математичних формулювань [35];
- неоднорідність тимчасових рядів і їх зв'язків знаходить відображення в адаптивній еволюції параметрів або навіть у структурі моделей [35].

1.3. Оцінка точності та межі застосування моделей

На жаль, навіть складні економетричні моделі не можуть забезпечити стовідсоткову точність прогнозів. Кількісні прогнози – це не передбачення, які обов'язково мають справдитися, а лише припущення. Різниця між цими поняттями величезна. Коли «історичні» тенденції проєкціюються (екстраполюються) у майбутнє, може статися «розрив» між минулим і майбутнім - тоді прогнози будуть неточними [4]. Це застереження потрібно враховувати навіть тоді, коли прогноз викликає повну довіру, оскільки ґрунтується на достовірних джерелах і підготовлений компетентними фахівцями. Справа у тому, що різні тенденції можуть мати взаємний вплив, або інакше кажучи, можуть бути тенденції, «приховані» в інших тенденціях. Тому прогнози повинні завжди ретельно перевірятися [27].

Для будь-якої економіко-математичної моделі питання про можливість її застосування для аналізу та прогнозування економічного явища може бути вирішено після встановлення адекватності, тобто відповідності досліджуваному процесу чи об'єкту [46].

Для перевірки адекватності моделей застосовують такі критерії:

1. Критерій серій базується на визначенні випадковості відхилень від тренду [27].
2. Критерій піків – перевірка рівності нулю математичного сподівання [27].
3. R/S-критерій – визначення відповідності розподілу залишкової компоненти нормальному закону [27].
4. Критерій Дарбіна-Уотсона – визначення незалежності значень залишкової компоненти [27].

У ході дослідження діяльності підприємства було проаналізовано показники прибутку від продажу та сервісної діяльності фірми за останні п'ять років.

Для перевірки адекватності моделей Брауна та динамічної регресії використовують основні показники, що перелічені вище [27].

Слід зазначити, що кожна з наведених моделей і відповідні їм методи мають як переваги, так і недоліки. Наприклад, використання моделей експоненціального згладжування обумовлене їх простотою і прозорістю, в той же час накладені на кожну з моделей вимоги обмежують їх широке застосування. Регресійні моделі теж характеризуються простотою і гнучкістю [8], проте і нелінійна, і лінійна регресійні моделі мають свої недоліки. Лінійна регресійна модель не використовується для моделювання нелінійних процесів, а як відомо більшість часових рядів, для яких виникає задача прогнозування і аналізу, характеризуються нелінійністю і нестійкістю відносно середнього рівня. У той же час, складність ідентифікації функціональних залежностей та розрахунку параметрів нелінійних регресійних моделей в багатьох випадках обмежує їх застосування [9].

Останнім часом, порівняно часто застосовують авторегресійні моделі та методи прогнозування для багатьох прикладних задач.

Модель ARIMA або модель Бокса-Дженкінса, яка є однією з базових моделей даного класу, давно стала класичною. Для неї розраховані оцінки параметрів залежно від особливих властивостей часових рядів, вона гнучка та легко моделюється [3]. Проте суттєвим недоліком цієї моделі є складність розрахунку численних параметрів, її обмеженість вимогою стаціонарності часових рядів, нормальності та незалежності залишків [3; 10] і, як наслідок, нездатність моделювати нелінійні процеси. Наведені вимоги не будуть виконуватися для більшості прикладних часових рядів, зокрема рядів, які виникають на фінансовому ринку [3].

Механізм генерації часових рядів не завжди є лінійним і стаціонарним. Слід зазначити, що залежно від задачі прогнозування, точність моделі може мати кілька аспектів, зокрема похибка прогнозування безпосередньо значень часових рядів на визначений горизонт, похибка прогнозування знаків приростів. Крім того, у випадку прогнозування фінансових показників, точність може розглядатися і через призму подальшого прийняття рішень. В цьому випадку модель або метод, що їй відповідає, буде характеризуватися з точки зору досягнутої економічної ефективності. Саме тому, ефективні моделі або методи прогнозування повинні володіти здатністю ідентифікувати ключові характеристики часових рядів і використовувати їх для досягнення поставлених цілей. Вказані класичні моделі цієї здатності не мають [10].

Можна виділити два основні напрямки досліджень, які останнім часом сформувалися в галузі створення систем прогнозування:

- створення комбінованих багаторівневих моделей прогнозування;
- розробка та використання методів інтелектуального аналізу часових рядів.

Підходи до конструювання комбінованих моделей і їх експериментальні дослідження наводяться в роботах [6; 11; 12].

Ефективні методи адаптивного оцінювання моделей прогнозування, які складають базу комбінованих моделей, дозволяють в цілому підвищити точність прогнозування, проте їх побудова пов'язана зі значними труднощами. Побудований за комплексом прогноз на основі селективного або гібридного підходів, повинен бути точнішим, ніж прогноз окремо взятої моделі. Точність в цьому випадку досягається завдяки безперервному оцінюванню багатьох адаптивних параметрів [11].

Іншим напрямком, який користується популярністю, є інтелектуальний аналіз часових рядів або Time-Series Data Mining, який включає підходи інтелектуального аналізу даних, що призначені для управління розвитком складних систем ідентифікації прихованих або асоціативних правил даних часових рядів, методи нелінійної динаміки [18], оптимізації на основі генетичних алгоритмів та програмування генетичних виразів [19] і т.д. З моменту виникнення інтелектуального аналізу часових рядів розроблено більше сотні спеціальних методів, які стосуються задач індексації, кластеризації, класифікації [13; 14], ідентифікації викидів тощо.

Таким чином, проблеми створення систем прогнозування в першу чергу стосуються побудови такого комплексу моделей, який би характеризувався необхідною точністю, простотою, гнучкістю в застосуванні і прозорістю в оцінці параметрів. Застосування більшості класичних статистичних методів і моделей пов'язане із виконанням ряду жорстких вимог: стаціонарності, нормальності та незалежності залишків часових рядів. Конструювання нелінійних або комбінованих моделей пов'язане зі значною складністю і не завжди приводить до підвищення точності. Використання методів інтелектуального аналізу теж характеризується певними недоліками, зокрема в задачах кластеризації виявляється неоднозначність результатів при виборі різних мір близькості. Тим не менше, вказані моделі та методи за умови ефективного управління процесом прогнозування можуть бути успішно застосовані та адаптовані до цілей прогнозних інформаційних систем [12].

Висновки до розділу 1

Розробка ефективних інформаційних систем прогнозування часових рядів є актуальною задачею як для теорії, так і для практики в різних галузях. Зокрема в галузі економіки і фінансів необхідність їх застосування можна пояснити високим ступенем мінливості розвитку економічних систем, який відбувається в умовах невизначеності, нестійкості та ризику, передумовою чого є багато факторів, серед яких: тенденції глобалізації, ускладнення господарських взаємозв'язків, ріст темпів розвитку національних ринків тощо. Нестабільність економічних процесів ускладнює застосування класичних статистичних прогнозних методів, які часто складають основу систем прогнозування, через їх малу ефективність в цих умовах. Це обумовлює необхідність розробки нових і модифікації відомих методів та моделей прогнозування тенденцій і показників розвитку економічних процесів, побудови методів для підвищення ефективності аналізу, оцінювання і моделювання ризику, впровадження інформаційних технологій, які б своєчасно реагували на зміни в динаміці розвитку економічних систем, економили час і характеризувалися б високою точністю та гнучкістю.

РОЗДІЛ 2 Аналіз економіко-математичних моделей прогнозування діяльності підприємства

2.1. Сутність і особливості авторегресійних моделей

Авторегресія – регресійна залежність випадкової послідовності від її попередніх значень. Відповідно, авторегресійна модель – динамічна регресійна модель, яка відображає часові зміни досліджуваної змінної / змінних щодо її / їх попередніх значень. Існує декілька типів авторегресійних моделей для аналізу одномірних динамічних рядів, починаючи з авторегресійної моделі першого порядку (в цьому випадку ефект у часі аналізується з зсувом на один період), та моделей вищого порядку, де ефект аналізується із зсувом на p періодів [16].

Моделі авторегресії – це частина множини узагальнених авторегресійних моделей ковзної середньої (ARIMA) [16].

Характерною особливістю багатьох рядів динаміки є наявність автокореляції його рівнів [1]. Внутрішня структура динамічного ряду, залежність рівня y_t від попередніх його значень y_{t-1} , y_{t-2} , ..., y_{t-p} описується авторегресійною функцією [21]:

$$y_t = a_1 y_{t-1} + a_2 y_{t-2} + \dots + a_p y_{t-p} + e_t, \quad (2.1)$$

де p — порядок авторегресії;

a_p — коефіцієнт авторегресії.

Процес авторегресії порядку p (AR(p)) функціонально зв'язаний з автокореляційною функцією

$$r_p = a_1 r_{p-1} + a_2 r_{p-2} + \dots + a_p, \quad (2.2)$$

де $p = 1, 2, \dots, m$ — лаг автокореляції (зсування y_t на p значень назад);

$r_0 = 1$.

Згідно з цим співвідношенням єдиний коефіцієнт авторегресії першого порядку $y_t = a_1 y_{t-1} + e_t$ дорівнює коефіцієнту автокореляції першого порядку,

тобто $a_1 = r_1$ [1]. Для авторегресії другого порядку $y_t = a_1 y_{t-1} + a_2 y_{t-2} + e_t$ маємо систему рівнянь

$$\begin{aligned} r_1 &= a_1 + a_2 r_1 \\ r_2 &= a_1 r_1 + a_2. \end{aligned} \quad (2.3)$$

Звідси:

$$\begin{aligned} a_1 &= r_1 (1 - r_2) / (1 - r_1^2) \\ a_2 &= (r_2 - r_1^2) / (1 - r_1^2) \end{aligned} \quad (2.4)$$

Отже, коефіцієнт авторегресії, як і коефіцієнт автокореляції, змінюється в межах від -1 до $+1$ [1].

При моделюванні нестационарних за своєю природою економічних процесів авторегресійна функція об'єднується з іншими методами аналізу динаміки: ковзною (експоненційною) середньою, трендом, сезонною хвилею. Об'єднання різних моделей в єдине ціле суттєво розширює сферу практичного їх використання. Окрім того, об'єднані моделі формуються на основі одних і тих же статистичних характеристик — автокореляційних функцій, розробляється один алгоритм розрахунку параметрів моделі і визначення прогнозів. Моделі такого класу називають об'єднаними (інтегрованими) моделями авторегресії — ковзної середньої або скорочено ARIMA [41].

Поширення ARIMA-моделей в практиці моделювання та прогнозування фінансово-економічних процесів, як зазначає І. Лук'яненко, обумовлено такими основними причинами [41]:

- попередня інформація про можливі взаємозв'язки між динамічними рядами економічних показників не завжди може бути добре обґрунтована. У цьому випадку чисто статистична модель, що пов'язує поточні та попередні значення досліджуваного показника, може використовуватися для короткострокових прогнозів;

- інколи з добре відомих структурних моделей економічної теорії можна отримати моделі типу авторегресійних або моделей ковзної середньої, особливо при оцінці приведеної форми симулятивних систем

рівнянь, тобто при виразі ендогенних (внутрішніх) змінних структурної моделі через попередньо визначені та екзогенні змінні (зовнішні).

У моделі ARIMA рівень динамічного ряду y_t визначається як зважена сума попередніх його значень і значень залишків — поточних і попередніх. Вона об'єднує модель авторегресії порядку p і модель ковзної середньої залишків порядку q . Тренд включається в ARIMA за допомогою оператора кінцевих різниць ряду y_t [41].

У модулі Time Series/Forecasting для цього передбачено процедуру трансформації Differencing ($x = x - x(\text{lag})$) [44]. Так, для фільтрації лінійного тренду використовують різниці першого порядку

$$d_1 = y_t - y_{t-1} (\text{lag} = 1), \quad (2.5)$$

для фільтрації параболічного тренду — різниці другого порядку і т. д. Після таких трансформацій повинні отримувати стаціонарні ряди (коливання навколо константи) [8].

Вид моделі ARIMA, адекватність її реальному процесу та прогностичні властивості залежать від порядку авторегресії p і порядку ковзної середньої q . Через те ключовим моментом моделювання вважається процедура ідентифікації — обґрунтування виду моделі. В стандартній методиці ARIMA ідентифікація зводиться до візуального аналізу автокорелограм і ґрунтується на принципі економії, за яким $(p + q) \leq 2$ [41].

Модель ARIMA порядку (p, d, q) досить гнучка і описує широкий спектр несезонних процесів. За наявності сезонних коливань у моделі враховується їх періодичність з лагом s (для квартальних даних $s = 4$, для щомісячних $s = 12$) і аналогічного змісту параметрами $(P, D, Q)_s$ [22].

Порядок мультиплікативної ARIMA \times ARIMAS становить $(p, d, q) \cdot (P, D, Q)_s$. Для ідентифікації моделі у діалоговому вікні Single Series ARIMA передбачено спеціальну групу опцій Arima model parameters (Параметри ARIMA) [41]:

p — *Autoregressive* — параметр авторегресії (регулярний);

P — *Seasonal* — сезонний параметр авторегресії;

q — *Moving average* — параметр ковзної середньої (регулярний);

Q — *Seasonal* — сезонний параметр ковзної середньої.

Необхідно вказати принаймні один із зазначених параметрів.

Найпростіші види моделей ARIMA [41]:

(1, 0, 0) — авторегресійна функція;

(0, 0, 1) — ковзна середня;

(1, 0, 1) — комбінована модель авторегресії і ковзної середньої;

(0, 1, 1) — експоненційна середня;

(1, 1, 1) — нестационарний процес з лінійним трендом;

(0, 1, 1) · (0, 1, 1) — мультиплікативна модель сезонного процесу.

Практична реалізація моделей можлива лише на рядах динаміки довжиною не менше 50-60 спостережень [41].

Проілюструємо мультиплікативну модель ARIMA×ARIMAS на прикладі із програми Statistica [30, 44].

Вирішується задача прогнозування часових рядів. Вибіркою є часовий ряд, званий історією. Потрібно спрогнозувати подальшу поведінку деякого показника даного часового ряду. Для знаходження рішення пропонується використовувати модель ARIMA [1].

Нехай заданий часовий ряд X_t , де t - ціле число і X_t - дійсні числа. Авторегресійна модель порядку p задається наступним чином:

$$X_t = c + \sum_{i=1}^p \varphi_i X_{t-i} + \varepsilon_t \quad (2.6)$$

де φ_i - параметри моделі,

c - константа,

ε_t - білий шум.

Модель змінного середнього порядку q задається наступним чином:

$$X_t = \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i} + \varepsilon_t \quad (2.7)$$

де θ_i – параметри моделі і $\varepsilon_t \in N(0, \sigma^2)$.

Модель ARMA (p, q) задається наступним чином:

$$X_t = \sum_{i=1}^p \varphi_i X_{t-i} + \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i} + \tilde{n} + \varepsilon_t. \quad (2.8)$$

Модель ARMA працює в припущення, що ряд є стаціонарним. Приводить ряд до стаціонарного пропонується методом взяття послідовної різниці. Даний метод не обов'язково призводить вихідний ряд до стаціонарного, але вирішує проблему наявності тренда. Метод полягає в побудові нового ряду Z_t такого, що [8]:

$$Z_t = \Delta X_t = X_t - X_{t-1}. \quad (2.9)$$

Модель ARIMA (p, q, d) полягає в приведенні ряду до стаціонарного виду взяттям послідовної різниці d раз і в застосування до нового тимчасовому ряду моделі ARMA (q, d) [8].

Визначення параметрів p, q, d . Для визначення параметра d будемо брати послідовну різницю до тих пір, поки тест стаціонарності Дікі-Фуллера [1] не спростує нульову гіпотезу для отриманого часового ряду. Параметри p і q пропонується знаходити мінімізують функціонал якості SSE. На практиці значення цих параметрів рідко бувають більше трьох [41].

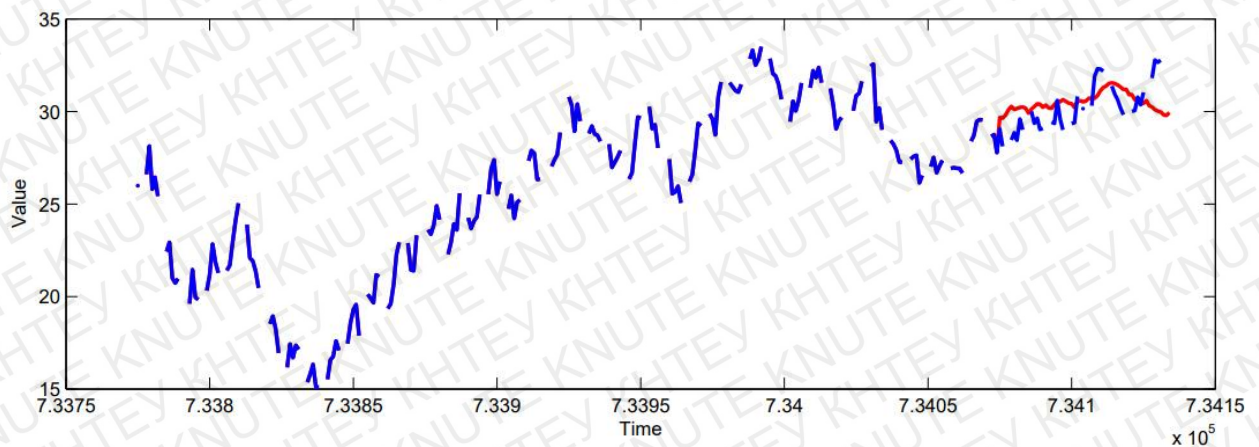


Рис. 2.1. Результати роботи алгоритму ARIMA, одновимірний випадок
Джерело: [41]

ARIMA-моделі є зручним інструментом короткострокового прогнозування окремих часових рядів. Однак сучасні дослідники концентрують усе більшу увагу на розробці апарата одночасного моделювання декількох часових рядів за допомогою динамічних рівнянь ARIMA процесів, що дозволяє включати та досліджувати взаємозворотні

зв'язки між показниками та їх лаговими значеннями. Таким чином, VAR (вектор авторегресії) моделі є розширенням концепції ARIMA моделювання окремого часового ряду. Термін «вектор» у цьому випадку показує, що моделюються одночасно два або більше рядів. Термін «авторегресійні» означає включення лагових значень залежних змінних у праву частину кожного окремого рівняння системи [41].

Модель векторної авторегресії є економетрична модель, кожне рівняння якої описує залежність однієї з змінних моделі від лагових значень всіх змінних моделі [2, 11], або, іншими словами, кожен з компонентів багатовимірного випадкового процесу розглядається як лінійна комбінація попередніх значень всіх змінних [13]. Актуальні в прикладному плані моделі такого типу відрізняються хорошими прогностичними властивостями [1, 2, 4].

Векторна модель авторегресії є узагальненням моделей авторегресії до багатовимірних часових рядів, являє собою систему рівнянь, в якій кожна змінна (компонента багатовимірного часового ряду) представлена лінійною комбінацією всіх змінних в попередні моменти часу [2].

При прогнозуванні на основі VAR-моделей знаходити прогнозні значення досліджуваних показників значно простіше, оскільки лагові значення змінних моделі, як правило, величини відомі. Також побудова прогнозів не вимагає знання структурної форми VAR-моделі і, щоб побудувати прогноз, досить оцінити наведену форму звичайним методом найменших квадратів [2] (при проведенні попередньої статистичної обробки часових рядів розглянутих показників). Але є і складності при побудові таких моделей: наприклад, визначення максимальної довжини лага (порядку авторегресії) для змінних, що включаються в VAR-модель; в ряді випадків важко змістовно інтерпретувати оцінки параметрів побудованої моделі [2].

Векторні моделі авторегресії будуються по стаціонарним часових рядах.

У разі, якщо ряди нестационарні, то [2]:

- приводяться до стаціонарним шляхом взяття різниць;
- будуються векторні моделі коригування помилок (VECM).

Порядок моделі p в VAR (p) визначається максимальним порядком лага змінних [2].

Найпростіша VAR-модель включає дві змінні з лагом 1, число рівнянь моделі дорівнює числу змінних [2]:

$$\begin{cases} x_{t1} = \alpha_{10} + \alpha_{11}x_{t-1,1} + \alpha_{12}x_{t-1,2} + \varepsilon_{t1} \\ x_{t2} = \alpha_{20} + \alpha_{21}x_{t-1,1} + \alpha_{22}x_{t-1,2} + \varepsilon_{t2} \end{cases}, \quad (2.10)$$

де α_{10}, α_{20} - вільні параметри;

α_{ij} - параметри авторегресії

($i, j = 1, 2$); $\varepsilon_1, \varepsilon_2$ - взаємно некорельовані «білі шуми» [12].

В загальному вигляді для k змінних та числа лагов p модель авторегресії (VAR(p)) має наступний вигляд [2]:

$$\begin{cases} x_{t1} = \alpha_1 + \alpha_{11}^{[1]}x_{t-1,1} + \dots + \alpha_{1k}^{[1]}x_{t-1,k} + \alpha_{11}^{[2]}x_{t-2,1} + \dots + \alpha_{1k}^{[2]}x_{t-2,k} + \dots + \alpha_{11}^{[p]}x_{t-p,1} + \dots + \alpha_{1k}^{[p]}x_{t-p,k} + \varepsilon_{t1} \\ x_{t2} = \alpha_2 + \alpha_{21}^{[1]}x_{t-1,1} + \dots + \alpha_{2k}^{[1]}x_{t-1,k} + \alpha_{21}^{[2]}x_{t-2,1} + \dots + \alpha_{2k}^{[2]}x_{t-2,k} + \dots + \alpha_{21}^{[p]}x_{t-p,1} + \dots + \alpha_{2k}^{[p]}x_{t-p,k} + \varepsilon_{t2} \\ \dots \\ x_{tk} = \alpha_k + \alpha_{k1}^{[1]}x_{t-1,1} + \dots + \alpha_{kk}^{[1]}x_{t-1,k} + \alpha_{k1}^{[2]}x_{t-2,1} + \dots + \alpha_{kk}^{[2]}x_{t-2,k} + \dots + \alpha_{k1}^{[p]}x_{t-p,1} + \dots + \alpha_{kk}^{[p]}x_{t-p,k} + \varepsilon_{tk} \end{cases} \quad (2.11)$$

Або у векторно-матричній формі запису:

$$\begin{pmatrix} x_{t1} \\ x_{t2} \\ \dots \\ x_{tk} \\ X_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \dots \\ \alpha_k \\ \alpha \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \alpha_{11}^{[1]} \dots \alpha_{1k}^{[1]} \\ \alpha_{21}^{[1]} \dots \alpha_{2k}^{[1]} \\ \dots \\ \alpha_{k1}^{[1]} \dots \alpha_{kk}^{[1]} \\ A^{[1]} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_{t-1,1} \\ x_{t-1,2} \\ \dots \\ x_{t-1,k} \\ X_{t-1} \end{pmatrix} + \dots + \begin{pmatrix} \alpha_{11}^{[p]} \dots \alpha_{1k}^{[p]} \\ \alpha_{21}^{[p]} \dots \alpha_{2k}^{[p]} \\ \dots \\ \alpha_{k1}^{[p]} \dots \alpha_{kk}^{[p]} \\ A^{[p]} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_{t-p,1} \\ x_{t-p,2} \\ \dots \\ x_{t-p,k} \\ X_{t-p} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \varepsilon_{t1} \\ \varepsilon_{t2} \\ \dots \\ \varepsilon_{tk} \\ \bar{\varepsilon}_t \end{pmatrix} \quad (2.12)$$

або

$$X_t = \alpha + A^{[1]} X_{t-1} + \dots + A^{[p]} X_{t-p} + \bar{\varepsilon}_t. \quad (2.13)$$

До переваг VAR-моделей можна віднести [2]:

- Можливість оцінки параметрів методом МНК (методим найменших квадратів);
- Відсутність поділу змінних на екзогенні та ендогенні;

- Більш точний і простий для виконання прогноз.
- До недоліків VAR-моделей можна віднести [2]:
 - Непросту процедуру визначення порядку VAR моделі;
 - Чим більше змінних і більше лагів беруть участь в VAR, тим більше потрібно даних для оцінки параметрів;
 - Коефіцієнти VAR неможливо інтерпретувати.

Основним припущенням моделювання й прогнозування за VAR-моделями є стаціонарність часових рядів. Наявність стаціонарності також важлива у вивченні співвідношень між різними рядами. Проте при перетворенні інтегрованих рядів на стаціонарні шляхом переходу до різниць втрачаються зв'язки між динамічними рядами та важлива довгострокова інформація. Одним із можливих шляхів розв'язання цієї проблеми в разі моделювання на основі часових рядів є застосування моделі коригування помилки (*ECM*) [2].

Головною ідеєю цього підходу є оцінювання довготривалого рівноважного взаємозв'язку (на підставі значень відповідних часових рядів у рівнях) між досліджуваними показниками та його комбінація із короткотривалими зв'язками (оціненими на підставі перетворених часових рядів у різницях). Побудова моделі коригування помилки є коректною лише у випадку коінтегрування часових рядів [2].

Розглянемо сутність коінтегрування часових рядів на прикладі. Припустимо, що два ряди y_{1t} та y_{2t} є інтегрованими першого порядку $I(1)$, тоді будь-яка лінійна комбінація їх також буде $I(1)$. Простим прикладом є витрати y_{1t} та дохід y_{2t} , пов'язані між собою рівнянням регресії [5]

$$y_{1t} = a + b y_{2t} + u_t \quad (2.14)$$

Дані про ці змінні за тривалий проміжок часу свідчать про наявність сильно зростаючих трендів, а їхня різниця (заощадження) також має зростаючий тренд. Однак іноді комбінація двох $I(1)$ -рядів є насправді $I(0)$ -рядом. Так, лінійна функція споживання, що складається з $I(1)$ -змінних, може

мати стаціонарні залишки, тобто споживання та прибуток є коінтегрованими, тобто формальніше, якщо нова змінна u може бути визначена як [5]

$$u_t = y_{1t} - \lambda y_{2t} \quad (2.15)$$

де $u \in I(0)$, кажуть, що y_{1t} та y_{2t} коінтегровані, а λ називають сталою коінтегрування.

Змінну u можна інтерпретувати як похибку й за допомогою сталої, котру можна включити до формули, можна зробити рівним нулю середнє значення похибки, тобто перетворити на коінтегративне регресійне рівняння. Це пов'язано з коінтегративною регресійною статистикою Дарбіна-Ватсона [5].

Більш загальне поняття коінтегрування є таким. Нехай часові ряди y_{1t} та y_{2t} є інтегрованими порядку d , тобто $I(d)$. Тоді, як правило, лінійна комбінація цих двох рядів також буде $I(d)$. Але якщо існує лінійна комбінація цих рядів $I(d - b)$, тоді ці ряди називають коінтегрованими порядку (d, b) , що позначають $CI(d, b)$ [5].

Якщо відповідну лінійну комбінацію можна записати у формі $\vec{\lambda}^T \vec{y}_t$, де $\vec{\lambda}^T = (y_1, y_2)$, то вектор $\vec{\lambda}$ називається коінтеграційним вектором. У попередньому прикладі змінні y_{1t} та $y_{2t} \in I(1)$, тому $d = b = 1$, $\vec{\lambda}_t \in CI(1,1)$ та коінтеграційний вектор $\vec{y}_1 = (1, -\lambda)$ [5].

Зазначимо такі властивості коінтегрованих змінних [5]:

- включення сталої до формули $u_t = y_{1t} - \lambda y_{2t}$ не дає жодного ефекту;
- доведено, що коінтегрованість змінних означає коінтегрованість їхніх логарифмів, тоді як коінтегрованість логарифмів змінних не означає коінтегрованості самих змінних (звідси впливає, що для вибору конкретної функціональної форми бажано провести окремі дослідження нелінійних перетворень змінних у коінтегративних співвідношеннях);
- коінтегрування передбачає, що дві змінні не рухаються окремо, оскільки u , що є мірою розбіжності між y_{1t} та y_{2t} , можна розглядати як

«похибку», яка є стаціонарною із нульовим середнім. Це твердження можна записати у вигляді:

$$y_{1t} - \lambda y_{2t} = 0 \quad (2.16)$$

і тлумачити як обмежене або рівноважне співвідношення між y_{1t} та y_{2t} . Динамічний шлях коінтегрованих рядів можна уявити як поточне відхилення від довготривалої рівноваги [5];

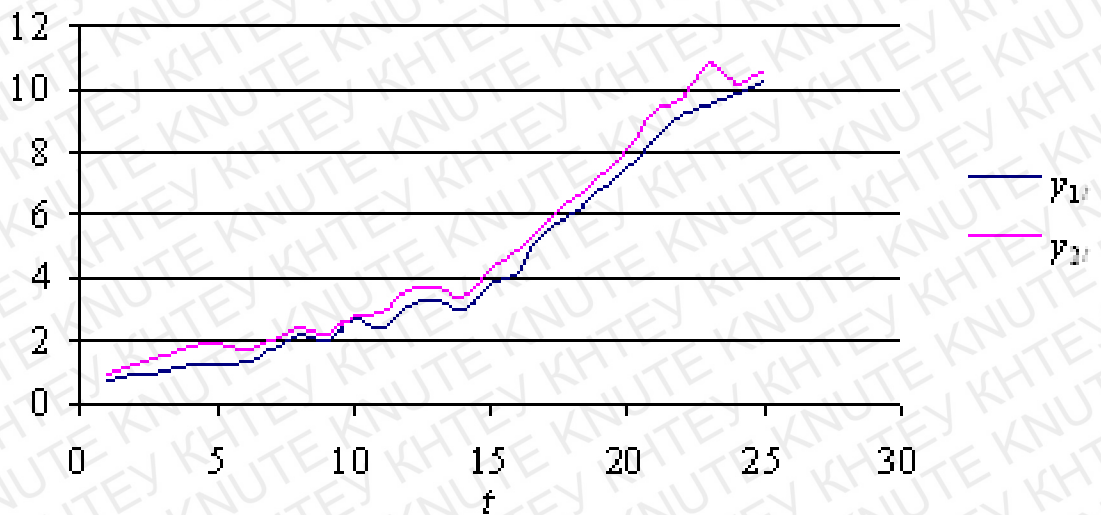


Рис. 2.2. Коінтеграція двох часових рядів

Джерело: [5]

4) доведено, якщо y_{1t} та y_{2t} обидва є $I(1)$, мають сталі середні значення й є коінтегрованими, тоді існує механізм генерації даних із коригуванням похибки, або *модель коригування похибки (ECM)* [5].

Модель коригування похибки (ECM). Лінійна комбінація змінних є лише оцінкою довготривалого зв'язку й не відображає короткотривалої динаміки. Щоб поглибити економетричний аналіз і поліпшити точність моделювання, розглядають модель коригування похибки, яка поєднує довготривалий зв'язок для досліджуваних змінних із лагом одиниця та короткотривалий динаміку, виражену залежністю різниць ендогенних змінних від поточних і лагових (затриманих на певний проміжок часу) різниць екзогенних змінних. Найпростіша модель коригування похибки для випадку двох змінних y_{1t} та y_{2t} має такий формалізований вигляд [8]:

$$\Delta y_{1t} = -p_1 u_{t-1} + L(\Delta y_1, \Delta y_{2t}) + d(L)\varepsilon_1, \quad (2.17)$$

$$\Delta y_{2t} = -p_2 u_{t-1} + L(\Delta y_1, \Delta y_{2t}) + d(L)\varepsilon_2, \quad (2.18)$$

де u задається формулою $u_t = y_{1t} - \lambda y_{2t}$, $d(L)$ є поліномом скінченного порядку від лаг-оператора L та похибки ε_1 та ε_2 є сумісними процесами білого шуму, які, можливо, корельовані за однакових значень t і $|p_1| + |p_2| \neq 0$ [8].

Остання умова означає, що u трапляється принаймні в одному з рівнянь [8].

Моделі коригування похибки широко використовують в економіці. Вони вимагають наявності добре визначеної рівноваги економічної системи та умови, аби швидкість руху змінних у напрямі положення рівноваги відображала відстань системи до положення рівноваги [8].

Отже, коінтегративне рівняння $u_t = y_{1t} - \lambda y_{2t}$ відображає положення рівноваги цієї системи. Абсолютне значення величини u_{t-1} вимірює відстань до положення рівноваги в попередній момент часу [8].

Механізм коригування похибки може з'явитися в моделях фінансових ринків за умови, коли очікувані суб'єктами майбутні значення змінних втілені у поточній змінній. Зазначимо, що не тільки коінтегровані змінні мають задовольняти такій моделі, а й дані, породжені *ЕСМ*, також мають бути коінтегрованими [8].

Цей результат має велике значення, оскільки пов'язує дві раніше відокремлені області: моделі часових рядів та *ЕСМ*. Якщо кілька змінних є коінтегрованими, то існує їхнє векторне *ARMA*-зображення [26].

У стандартній *VARMA*-моделі немає обмежень щодо взаємного руху кількох часових рядів. Саме коінтеграція дає змогу дослідникові вводити до відповідної системи необхідний зв'язок між змінними, що зумовлює точніше оцінювання моделі [26].

Побудова й коректне застосування моделей коригування похибки з метою прогнозування передбачає послідовне виконання таких етапів [8]:

- перевірка рядів на стаціонарність;
- визначення порядку інтеграції кожного ряду;

- тестування рядів на коінтеграцію;
- оцінювання моделі та перевірка на адекватність.

Оцінки параметрів рівняння знаходять за допомогою звичайного метода найменших квадратів і обчислюють статистику Дарбіна-Ватсона. Якщо КРДВ перевищує критичне значення, то $u \in I(0)$ і y_{1t} та y_{2t} є коінтегрованими. Можна очікувати, що для коінтегрованих змінних значення R^2 буде досить великим [27].

Критерій Дікі та Фуллера розглядає залишки \hat{u}_t для оцінки

$$\Delta \hat{u}_t = \rho \Delta \hat{u}_{t-1} + \varepsilon_t \quad (2.19)$$

і потім перевіряє, чи є ρ значимо від'ємним [27]. Для цього використовують таблиці Дікі та Фуллера, і якщо ρ є значущим, то $u \in I(0)$, отже, y_{1t} та y_{2t} є коінтегрованими. Коли залишки у формулі (2.19) не є білим шумом, рівняння можна модифікувати, включивши сталу й додаткові значення $\Delta \hat{u}_t$ за минулі періоди, поки залишки не стануть «білим шумом» (за розширеним тестом Дікі-Фуллера). Якщо залишки є стаціонарними, можна дійти висновку, що оцінена лінійна комбінація досліджуваних змінних насправді є рівнянням коінтеграції, тобто змінні коінтегрують. Якщо $\rho=0$, кажуть, що u має одиничний корінь [27].

Коли встановлено, що дві (або більше) змінні є коінтегрованими, можна обрати модель коригування похибки й оцінити її параметри. Енгл та Гренджер запропонували двоетапну процедуру, в якій на першому етапі для одержання оцінок залишків \hat{u}_t за допомогою метода найменших квадратів знаходять оцінки параметрів регресії. За наявності більш ніж двох коінтегрованих змінних важливо перевірити, чи всі вони необхідні. Друга стадія процедури полягає у підстановці оцінок залишків замість u_{t-1} у загальну модель корекції похибки і оцінюванні параметрів цих рівнянь [27].

Якщо критерії свідчать, що змінні не є коінтегрованими, це означає некоректність теоретичної моделі, зокрема, можливо, що знехтувано важливими змінними. Для досягнення коінтегрованості можна додавати нові

змінні. Однак знаходження коінтегрованих змінних має бути сигналом для початку перевірки коінтегрованості підмножин цих змінних [27].

Завдання, що розглядались до цих пір, зводились до розгляду однобічних стохастичних причинних залежностей між економічними явищами. Вони моделювались однією регресією [23]

$$Y=f(X_1, X_2, \dots, X_n,) + e. \quad (2.20)$$

В такому випадку передбачалось, що між незалежними змінними X_1, X_2, \dots, X_n і залежною змінною Y в кожний момент часу існує лише однобічний зв'язок. А отже результуючий показник не здійснює ніякого впливу на змінні, що входять у праву частину моделі. Однак в реальності багато економічних та соціальних явищ взаємодіють один на одного одночасно [23].

Такі зв'язки описуються системою регресій, яка називається системою одночасних або симультативних регресій. В такому випадку помилка моделі корелює з чинниками, а отже використовувати метод найменших квадратів для оцінки параметрів моделі загалом неможливо [23].

Типовим прикладом, який ілюструє взаємозв'язок економічних явищ, є співвідношення між попитом та пропозицією. В загальному випадку система, описує такий взаємозв'язок, має наступний вигляд [23]:

$$Q = a_0 + a_1P + e_1, \quad (2.21)$$

$$P = \beta_0 + \beta_1Q + \beta_1 e_2 \quad (2.22)$$

де P – середня ціна за одиницю товару;

Q – об'єм виробництва (пропозиції);

I – середній рівень доходу споживача.

Рівняння, що входять в дану систему, могли би бути розглянути й окремо одне від одного. Однак це не означає, що взаємозв'язки між пояснюючими змінними, що входять у праву частину моделей, і помилками зникли. Ці взаємозв'язки існують незалежно від того, об'єднуються рівняння в систему, чи ні. Вони перевизначені характером взаємодії між економічними явищами, що розглядаються [23].

Отже, підсумовуючи розглянуті моделі прогнозування, можна виділити їх наступні переваги і недоліки (табл. 2.1) [23]

Таблиця 2.1

Переваги та недоліки авторегресійних моделей

Назва	Переваги	Недоліки
ARIMA	Можливість отримання високоякісних прогнозів	Атеоретичність Зберігається лише внутрішня пам'ять ряду При перетворенні в різниці втрачаються довгострокові властивості Обов'язкова стаціонарність рядів
VAR	Можливість моделювання декількох рядів	Обов'язкова стаціонарність рядів
ECM	Можливість моделювання нестационарних рядів	Обов'язкова коінтеграція нестационарних рядів
Симулятивні рівняння	Дозволяє моделювати одночасну залежність змінних перевірки декількох сценаріїв	Складність процедури побудови Порушення класичних припущень Проблема ототожнення Вибір методу оцінювання Необхідність попереднього прогнозування екзогенних змінних для прогнозу ендогенних, що збільшує помилку прогнозу

Джерело: [23]

Таким чином, в залежності від цілей прогнозування та від специфічних властивостей економічних системи доцільно вибрати відповідні методи та моделі економічного прогнозування, таких як ARIMA, VAR, моделі коригування помилок (ECM), методи симулятивних рівнянь. При правильному виборі моделі можливе отримання надійних та адекватних прогнозів діяльності підприємств [23].

Своєчасний та адекватний прогноз ключових показників діяльності підприємства (доходи від продаж, прибутки, рентабельність тощо) дає можливість коректно спланувати і передбачити їхні можливі негативні тенденції та вчасно вжити відповідні превентивні заходи [27].

2.2. Адаптивна модель діяльності підприємства в умовах змінного зовнішнього середовища

Для ефективного управління підприємством в умовах змінного середовища доцільним є використання адаптивних методів управління та прогнозування показників діяльності [9].

Адаптивне управління, стосовно економічних об'єктів – відносно нове поняття, що принципово відрізняється від широко відомих типів управління: зі зворотним зв'язком і розімкненого. Адаптивне управління спирається на прогнозування можливої поведінки керованого об'єкта за допомогою комплексів математичних моделей і дає можливість прийняти науково обґрунтоване управлінське рішення на основі аналізу модельованих наслідків [10].

Адаптивні моделі ефективні, коли параметри об'єкта управління змінюються в часі, це відкриті системи, що застосовуються до складних динамічних об'єктів, які працюють в ринкових умовах невизначеності (рис. 2.3) [19].

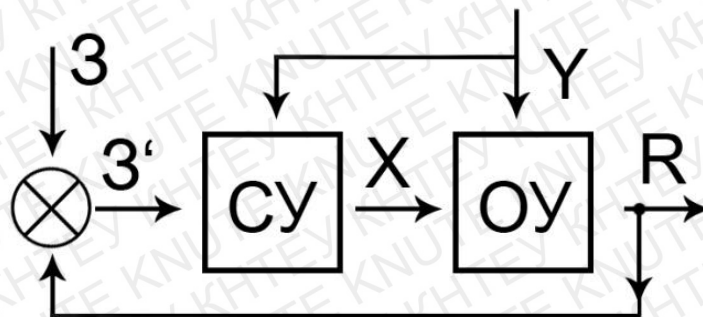


Рис. 2.3. Адаптивна система управління:

Z - завдання, *Z'* - завдання з поправкою, *X* – керуючий вплив,
Y - збурюючий вплив, *R* – результат роботи системи

Джерело: [19]

Причиною впровадження нового типу управління та прогнозування є необхідність керувати з високим ступенем надійності об'єктами, діючими в нестабільних середовищах з високим ступенем ризику при неповній інформації про майбутню поведінку середовища. Реформи в економіці поставили управління сучасними підприємствами в положення нестабільності і вимагають змінити докорінним чином підходи до управління в підприємствами як на мікрорівні так і на макрорівні [20].

Після вивчення та трансформації методики застосування комплексів адаптивно-імітаційних моделей виявилось можливим розробити понятійний і методологічний фундамент для застосування розвинуеного математичного апарату до теорії та практики управління [20].

Всі бізнес-процеси підприємства можна об'єднати в деяку фінансово-виробничу систему, яка представляє економічну модель підприємства [45].

В якості основних цілей удосконалення управлінням багатопрофільним підприємством можна запропонувати наступні [45]:

- побудувати розгорнуту економіко-математичну модель підприємства;
- отримати прогноз фінансового стану підприємства;
- здійснити оперативний контроль за матеріальними і фінансовими потоками;
- створити засіб для стратегічного планування та прогнозування розвитку підприємства;
- підібрати оптимальну інвестиційну стратегію.

При розробці моделей необхідно орієнтуватися на принципи оперативного управління і строго дотримуватися їх для того, щоб модель відповідала вимогам часу. А для цього вона повинна бути адаптивною, реагувати на зміну структури підприємства як виробничої, так і управлінської, але при цьому бути досить простою для розуміння керівником підприємства і експлуатуватися за допомогою сучасних програмних засобів загального користування, таких, як Excel, Mathcad, Statistika та ін [41].

Найбільш перспективний напрямок застосування математичних моделей в області виробничо-фінансової діяльності підприємства – використання їх в управлінні виробництвом для пошуку оптимальних управлінських рішень в оперативному режимі. Цей напрямок ще не набув належного розвитку головним чином у зв'язку з тим, що реалізація його вимагає розробки принципово нових моделей, що відповідають тим чи іншим етапам процесу управління. Модель повинна бути складена таким чином, щоб максимально враховувати як внутрішні, так і зовнішні чинники діяльності підприємства, щоб за допомогою цієї моделі можна було прорахувати та спрогнозувати всі допустимі варіанти розвитку підприємства, при цьому модель повинна повно відображати специфіку діяльності підприємства [34].

Також модель повинна враховувати такий принцип управління, як сценарне прогнозування, керівник підприємства повинен прораховувати можливі ситуації, які будуть складатися на підприємстві та в зовнішньому середовищі. Найбільш доступна схема дії сучасної моделі представлена на схемі, де показані об'єкти дослідження, модель досліджуваного об'єкта, а також фактори, що впливають на об'єкт дослідження, параметри, які необхідно розрахувати для прийняття управлінського рішення, і змінні, що впливають на вихідний результат [43].

Модель повинна діяти таким чином, щоб в кінцевому підсумку керівник міг прорахувати та спрогнозувати всі можливі результати діяльності підприємства і при цьому за необхідності адаптувати модель до постійно змінюваних параметрів [34].

При цьому схематично процес прийняття рішення можна представити у вигляді схеми (рис. 2.4) [34].

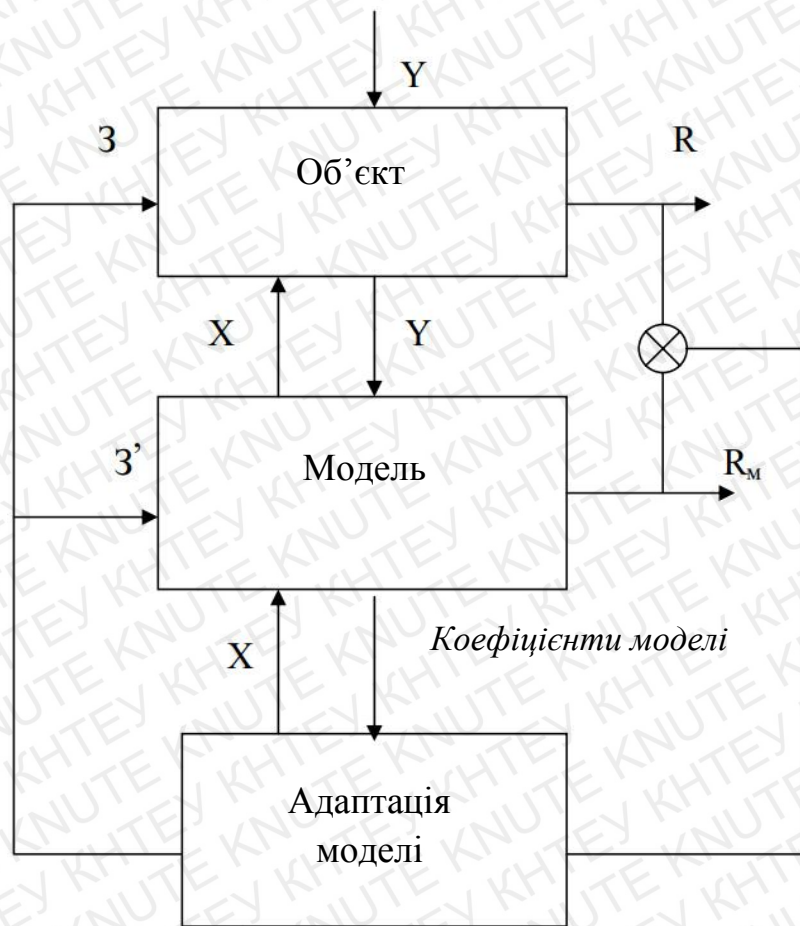


Рис. 2.4. Схема функціонування моделі:

Z - завдання, *Z'* - завдання з поправкою, *X* – керуючий вплив,

Y - рівноваги вплив, *R* – результат роботи систем

Джерело: [34]

Найпростішим варіантом моделі адаптивного управління може стати лінійна регресія [13].

Одним із прикладів може бути прогноз рівня цін на ресурси, в тому числі і на корми. Прогноз рівня цін на ресурси проводиться рівнянням лінійної регресії $y = b_0 + b_1 \times x$ в два етапи: на першому етапі підбирається пряма по всім 4-м точкам (звітні дані за 4 роки), потім, для обліку більшої значущості останніх даних – пряма за останніми двома точками (звітні дані за 2 останні роки). В даному випадку економічний сенс коефіцієнта b_1 полягає в тому, що він показує, на скільки гривень на рік змінюється вартість певного ресурсу, і має фактичну розмірність *грн. / (Ц × рік)*. Формально коефіцієнт b_0 показує, яка була вартість 1ц ресурсу в нульовому році. В

даному випадку значимість другий прямий оцінюється на рівні 25%, оскільки обробляється мала вибірка. Вага першої прямої становить, таким чином, $100\% - 25\% = 75\%$ [13].

Значення R (коефіцієнта парної кореляції) і R^2 (коефіцієнта детермінованості) показує, наскільки задовільно статистичні дані описуються прямою лінією. В загальному випадку R розраховується за формулою:

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N x_i y_i - (\sum_{i=1}^N x_i \sum_{i=1}^N y_i) / N}{\sqrt{\sum_{i=1}^N x_i^2 - \frac{(\sum_{i=1}^N x_i)^2}{N}}} \sqrt{\sum_{i=1}^N y_i^2 - \frac{(\sum_{i=1}^N y_i)^2}{N}} \quad (2.23)$$

Чим ближче значення R і R^2 до 1, тим краще дані описуються прямою. У разі $0,7 < R^2 < 0,9$, слід вважати задовільною збіжність даних [13].

Висновки до розділу 2

Досить прості складові частини моделі приймають складну структуру і несуть величезний обсяг інформації по багатопрофільному підприємству в цілому.

Модель ARIMA є узагальненням моделі авторегресійного змінного середнього (ARMA). При цьому користувач програми MS Excel може проаналізувати показники діяльності підприємства на будь-якому етапі.

При цьому треба зазначити, що простота моделі не принижує практичної значущості, адже складні моделі, що важко піддаються адаптації, не викликають зацікавленості у керівників і працівників економічних служб через труднощі їх застосування. На перший погляд, проста модель несе достатню інформацію для прийняття управлінського рішення, а її ускладнення призведе до того, що вона віддаляється від реальної ситуації.

Загальний висновок про можливість застосування та адаптації даної моделі до різних сфер діяльності підприємства безпосередньо стикається з організаційними труднощами впровадження нового методичного апарату в діючу технологію планування виробництва.

РОЗДІЛ 3 Прикладне застосування адаптивних моделей прогнозування діяльності підприємства

3.1. Інструменти, методи та технології реалізації прогнозів

Сучасні умови розвитку національної і світової економіки, посилення конкурентної боротьби, обмеженість доступу до ресурсів і капіталу на світових ринках визначають значимість прогнозування в управлінні підприємствами.

Прогнозування - один з найбільш ефективних інструментів менеджменту, активно використовується для визначення найбільш ймовірного ходу розвитку подій і оцінки можливих наслідків прийнятих рішень на всіх рівнях управління: країни, регіонів, галузей, підприємств і організацій.

Неможливо заперечувати, що прогнозування є вихідною передумовою для проектування взагалі і фінансового, зокрема. Виробничо-фінансову діяльність в даному контексті можна розглядати як прогнозну модель грошових потоків.

Динамічна прогнозна модель такого роду може бути побудована на основі фінансової звітності ПП «Почайна» в середовищі економічних таблиць. Основні тенденції динаміки фінансового стану і результатів діяльності ПП «Почайна» можна прогнозувати з певною точністю, поєднуючи формалізовані і неформалізовані методи. В умовах крайньої нестабільності економічної кон'юнктури фінансове прогнозування може бути зведене до розрахунку варіабельного значення МРУ або іншого критерію ефективності в залежності від мінливих значень ряду параметрів: обсяг виробництва, склад і структура витрат за різними видами діяльності господарського суб'єкта.

Прогнозування засноване на визнанні факту існування певної залежності (функції або константи) змін, що відбуваються з показниками

виробничо-фінансової діяльності ПП «Почайна» від одного періоду до іншого. Оскільки будь-яка економічна, а значить, і фінансова система володіє інерційністю розвитку, то дану передумову слід вважати цілком реалістичною.

Метод Брауна, який буде застосовуватися для вирішення поставлених задач, широко застосовується при прогнозуванні макро- і мікроекономічних показників економічних систем і дозволяє отримати хороший прогноз тренду для коротких рядів з постійним трендом.

Процес розробки прогнозу засобами MS Excel здійсимо за допомогою методу змінного середнього.

Метод змінного середнього використовуються для згладжування і прогнозування часових рядів. Нагадаємо, що часовий ряд - це безліч пар даних (X, Y) , в яких X - це моменти або періоди часу (незалежна змінна), а Y - параметр, характеризує величину досліджуваного процесу (залежна змінна).

Метод змінного середнього дозволяє виявити тенденції зміни фактичних значень параметра Y в часі і спрогнозувати майбутні значення Y . Отриману модель можна ефективно використовувати у випадках, якщо для значень прогнозованого параметра спостерігається стала тенденція в динаміці. Цей метод не настільки ефективний у випадках, коли така тенденція порушується, наприклад, при стихійних лихах, військових діях, громадських заворушеннях, при різкій зміні параметрів внутрішньої або зовнішньої ситуації (рівня інфляції, цін на сировину); при докорінній зміні плану діяльності фірми, що зазнає збитків.

Основна ідея методу змінного середнього полягає в заміні фактичних рівнів досліджуваного часового ряду їх середніми значеннями, призначеними погашати випадкові коливання. Таким чином, в результаті виходить згладжений ряд значень досліджуваного параметра, що дозволяє більш чітко виділити основну тенденцію його зміни.

Метод змінного середнього – відносно простий метод згладжування і прогнозування часових рядів, заснований на поданні прогнозу y_t у вигляді середнього значення m попередніх спостережуваних значень y_{t-i} ($i = 1, m$).

Якщо, наприклад, при дослідженні часового ряду даних про прибуток підприємства ПП «Почайна» по місяцях в якості прогнозу вибрати ковзне середнє за три місяці ($m = 3$), то прогнозом на червень буде середнє значення показників за три попередні місяці (березень, квітень, травень). Якщо ж вибрати 4-х місячне ковзне середнє ($m = 4$), то прогнозом на червень буде середнє значення показників за чотири попередні місяці (лютий, березень, квітень, травень).

Часто, наприклад, при розробці прогнозу обсягу продажів підприємства ПП «Почайна» метод змінного середнього, заснований на спостереженнях за 3 (або 4) попередні місяці, буває ефективніше (дозволяє відстежувати фактичний обсяг продажів з більшою точністю), ніж методи, засновані на довгострокових спостереженнях (за 12 місяців і більше). Це пояснюється тим, що в результаті застосування 3-місячного змінного середнього кожне з 3-х значень показника (за ці три місяці) відповідає за одну третину значення прогнозу. При 12-місячному змінний середньому значення кожного з показників останніх трьох місяців відповідають лише за одну дванадцяту прогнозу. На жаль, немає правила, що дозволяє підбирати оптимальне число m членів змінного середнього. Однак можна відзначити, що чим менше m , тим сильніше прогноз реагує на коливання часового ряду, і навпаки, чим більше m , тим процес прогнозування стає більш інерційним. На практиці величина m зазвичай приймається в межах від 2 до 10. При наявності достатнього числа елементів часового ряду прийнятне для прогнозу значення m можна визначити, наприклад, наступним чином:

- задати кілька попередніх значень m ;
- згладити тимчасовий ряд, використовуючи кожне задане значення m ;
- обчислити середню похибку прогнозування ε ;
- вибрати значення m , відповідне меншою помилку.

Слід зазначити, що економіко-статистичний аналіз часових рядів виробничих і фінансових процесів повинен враховувати їх відмінності від простих статистичних вибірок, а саме:

- послідовні значення часових рядів цих процесів є взаємозалежними, і чим ближче вони один до одного, тим сильніше їх кореляція;
- інформаційна цінність значень зменшується в міру їх видалення від поточного моменту часу;
- зі збільшенням кількості значень часового ряду точність статистичних характеристик ряду не буде збільшуватися пропорційно числу спостережень, а при появі нових тенденцій навіть зменшується.

Прогнозування показників виробничо-фінансової діяльності ПП «Почайна» здійснюється для вирішення завдань стратегічного планування на середньострокову і довгострокову перспективи. Причому слід враховувати, що зі збільшенням лага прогнозування зростає і ризик прогнозу. Знизити його дозволяє використання різноманітних імітаційних розрахунків за допомогою EOM.

Слід зазначити, що методи статистичного прогнозування «осмислюють» лише формалізовану частину інформації, тоді як велика її частина є слабо формалізується, але є дуже важливою для прогнозування майбутнього стану об'єкта, тому на практиці ці методи слід розглядати в поєднанні з неформальними методами прогнозування.

Прогнозування являє собою розробку на перспективу змін виробничо-фінансової діяльності об'єкта в цілому та / або його різних частин. Прогнозування - це приватна специфічна функція суб'єкта управління. Особливістю прогнозування є альтернативність у побудові виробничо-фінансових прогнозів, оскільки многовариантна імітація дозволяє знизити ризик прогнозу. Прогнозування може здійснюватися як на основі екстраполяції минулого в майбутнє, так і на основі прямого передбачення змін, коли ці зміни недетермінованого попереднім ходом подій і можуть

виникати несподівано. Для другого варіанту найбільш прийнятними є евристичні методи.

Аналіз методів прогнозування виробничо-фінансової діяльності ПП «Почайна» показує, що доцільно використання авторегресійних залежностей. Використовуючи апарат авторегресійних залежностей, будують рівняння регресії для прогнозування параметра (обсягу реалізації, цін на сировину і матеріали, рівня інфляції тощо) на підставі даних про динаміку цього показника.

Задля виконання головних задач даної випускної кваліфікаційної роботи скористаємося наявним інструментарієм MS Excel та Cohort – 6 (Coplplot).

Microsoft Excel — програма для роботи з електронними таблицями, яка є досить простою у використанні завдяки тому, що лист Excel являє собою готову таблицю, за допомогою якої легко можна створювати різні види графіків і діаграм.

Програмне забезпечення Coplplot – це універсальна програма для створення графічних 2D- і 3D-зображень для науковців, яка дозволяє отримати якісні графіки та діаграми у різних форматах.

3.2. Програмна реалізація адаптивних прогнозів

Для розробки прогнозів для ПП «Почайна» в пакеті MS Excel можна скористатися такими інструментами, як:

- побудова регресій;
- експоненціальне згладжування;
- ковзне середнє.

Реалізацію процесу згладжування і прогнозування методом ковзного середнього в середовищі Excel можна здійснити:

- введенням в осередку відповідної формули, наприклад, використовуючи вбудовану функцію СРЗНАЧ ();

- за допомогою інструменту Ковзаюче середнє надбудови "Пакет аналізу";
- додаванням в діаграму, побудовану по вихідному тимчасовому ряду, лінії тренда на основі методу лінійної фільтрації.

Вихідні дані для аналізу та прогнозування прибутку підприємства ПП «Почайна» наведено в таблиці 3.1.

Таблиця 3.1

Вихідні дані для прогнозування прибутку ПП «Почайна»

t	Період	y	t	Період	y
1	березень 2017	1501	13	січень 2018	1012
2	квітень 2017	2396	14	лютий 2018	926
3	травень 2017	2328	15	березень 2018	898
4	червень 2017	2360	16	квітень 2018	916
5	липень 2017	1738	17	травень 2018	968
6	серпень 2017	1708	18	червень 2018	925
7	вересень 2017	2662	19	липень 2018	972
8	жовтень 2017	1944	20	серпень 2018	1241
9	листопад 2017	963	21	вересень 2018	814
10	грудень 2017	972	22	жовтень 2018	985

Джерело: виконано автором

Надалі при вирішенні сформульованої задачі для зручності подання отриманих результатів розрахунків будуть використовуватися робочі листи Z1, Z2, Z3, Z4:

- лист Z1 - для формування згладжених часових рядів на основі методу змінного середнього за допомогою функції $CP3HAC()$ і обчислення їх середніх відхилень від вихідного часового ряду;
- лист Z2 - для реалізації процесу згладжування вихідного часового ряду за допомогою інструменту Ковзаюче середнє надбудови Пакет аналізу;

- лист Z3 - для візуального представлення згладженого часового ряду, побудованого за допомогою лінії тренду типу Лінійна фільтрація на основі діаграми для вихідного часового ряду;
- лист Z4 - для порівняльного аналізу результатів, отриманих за допомогою обраних вище інструментів: на основі вихідного часового ряду будуються згладжені тимчасові ряди значень 2-х місячного змінного середнього за допомогою функції СРЗНАЧ (), інструменту Ковзаюче середнє надбудови "Пакет аналізу" і лінії тренду типу Лінійна фільтрація.

Процес отримання згладженого тимчасового ряду за допомогою застосування вбудованої функції СРЗНАЧ (), а також прогноз про прибуток фірми на листопад місяць поточного року за даними вихідного часового ряду буде здійснюватися за наступним сценарієм:

1. На основі даних, наведених у таблиці рис.1, на робочому аркуші Excel створюється таблиця, яка заповнюється даними вихідного часового ряду.
2. Формуються і заносяться в таблицю дані згладжених часових рядів для 2-х, 3-х і 4-х місячного змінного середнього.
3. Будуються графіки вихідного часового ряду і згладжених часових рядів.
4. За однією з вище наведених формул обчислюються середні відхилення отриманих згладжених часових рядів від вихідного часового ряду.
5. В якості моделі вибирається згладжений часовий ряд з меншим середнім відхиленням, і на підставі його показників складається прогноз про прибуток фірми на листопад місяць поточного року.

Переходимо до реалізації розв'язку задачі. Заповнюємо діапазон комірок робочого листа Z1 даними часового ряду з таблиці 3.1. В результаті отримуємо таблицю, наведену на рис. 3.1.

За даними тимчасового ряду з діапазону комірок A21:B21 будуємо на основі методу змінного середнього три моделі досліджуваної залежності за

даними за 2 і 3 попередні місяці відповідно. Значення отриманих згладжених часових рядів маємо відповідно в діапазонах осередків C2:C21; D3:D21.



	A	B
1	t	y
2	березень 2017	1501
3	квітень 2017	2396
4	травень 2017	2328
5	червень 2017	2360
6	липень 2017	1738
7	серпень 2017	1708
8	вересень 2017	2662
9	жовтень 2017	1944
10	листопад 2017	963
11	грудень 2017	972
12	січень 2018	1012
13	лютий 201	926
14	березень 2018	898
15	квітень 2018	916
16	травень 2018	968
17	червень 2018	925
18	липень 2018	972
19	серпень 2018	1241
20	вересень 2018	814
21	жовтень 2018	985
22		

Рис. 3.1. Вихідні дані ПП «Почайна» в MS Excel

Джерело: виконано автором

Спочатку будемо ряд значень змінного середнього за два місяці:

- в осередок C3 заносимо формулу = СРЗНАЧ (B2:B3) і, використовуючи маркер заповнення, копіюємо її на діапазон комірок C4: C21, в результаті чого діапазон комірок заповнюється обчисленими показниками 2-х місячного змінного середнього.

Аналогічно будуються ряди значень 3-х місячного змінного середнього:

- в осередок D4 вводимо формулу = СРЗНАЧ (B2:B4) і, використовуючи маркер заповнення, копіюємо її на діапазон комірок D5: D21, в результаті чого діапазон комірок заповнюється показниками 3-х місячного змінного середнього;

На рис. 3.2 наведені таблиці з результатами для 2-х і 3-х місячного змінного середнього, а також використані при цьому формули.

У таблицях на рис. 3.2 наведені абсолютні, відносні і середні квадратичні відхилення значень 2-х і 3-х місячного змінного середнього від відповідних значень вихідного часового ряду, а також вміст осередків в цих таблицях.

	A	B	C	D	E
1	t	y			
2	березень 2017	1501	1501		
3	квітень 2017	2396	2306.5		
4	травень 2017	2328	2325.85		
5	червень 2017	2360	2356.585	517.2534751	
6	липень 2017	1738	1799.859	357.8993689	
7	серпень 2017	1708	1717.186	361.5944361	
8	вересень 2017	2662	2567.519	654.1557318	
9	жовтень 2017	1944	2006.352	655.715179	
10	листопад 2017	963	1067.335	888.8254993	
11	грудень 2017	972	981.5335	703.9051366	
12	січень 2018	1012	1008.953	605.1446397	
13	лютий 2018	926	934.2953	75.05167716	
14	березень 2018	898	901.6295	55.15679599	
15	квітень 2018	916	914.563	52.93115103	
16	травень 2018	968	962.6563	38.20724023	
17	червень 2018	925	928.7656	38.64377845	
18	липень 2018	972	967.6766	45.25013931	
19	серпень 2018	1241	1213.668	161.237825	
20	вересень 2018	814	853.9668	280.6594303	
21	жовтень 2018	985	971.8967	289.6029726	

Рис. 3.2. Розрахунок ковзної середньої в MS Excel

Джерело: виконано автором

На рис. 3.3 наведений графік фактичного та прогнозного прибутку підприємства.

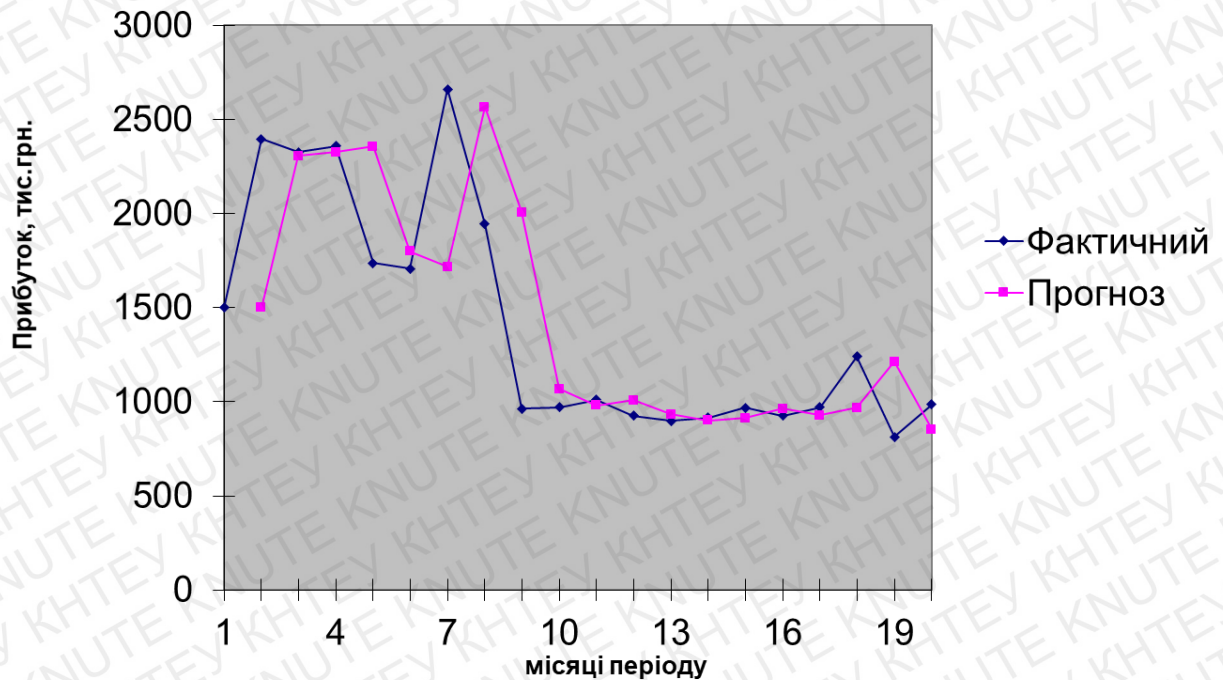


Рис. 3.3. Графік вихідного часового ряду і побудований прогноз за допомогою змінного середнього

Джерело: виконано автором

Оскільки отримані значення згладжених часових рядів на основі змінного середнього базуються на даних попередніх спостережень, то вони запізнюються в порівнянні з відповідними значеннями вихідного часового ряду: лінії тренду змінного середнього зрушені щодо графіка вихідного часового ряду (рис. 3.3).

Для графічного аналізу даних на діаграмі можна скористатися побудовою лінії тренда по точкам змінного середнього. Така лінія тренда дозволяє побудувати згладжену криву, графічне представлення якої більш ясно показує існуючу закономірність у розвитку даних.

Для вихідної таблиці значень (табл. 3.1) застосуємо метод лінійної фільтрації (або метод змінного середнього) і побудуємо лінію тренда.

Лінії тренду є геометричним відображенням середніх значень аналізованих показників, яке отримують за допомогою деякої математичної функції. Вибір функції для побудови лінії тренду зазвичай визначається характером зміни даних у часі.

Технологія побудови лінії тренду полягає в наступному:

- За даними вихідної таблиці (рис. 3.1) побудуємо графік, вибираючи тип точковий в діалоговому вікні Тип діаграми. За бажанням можна змінити вид побудованого графіка і його маркера, тип лінії, колір і товщину. Для цього слід перейти в режим редагування отриманого графіка, клацнувши подвійним клацанням лівою кнопкою миші на побудованому графіку. В діалоговому вікні Формат ряду даних задаємо необхідні параметри зміни графіка і натискаємо кнопку ОК.

- Далі виділяємо цей ряд даних, клацнувши по лінії графіка правою кнопкою миші (виділення ряду буде вироблено чорними квадратами).

- У контекстному меню, вибираємо пункт меню Додати лінію тренда. Або після виділення ряду клацанням будь-яку кнопку миші вибираємо команду Додати лінію тренда в меню Діаграма. На екрані з'явиться діалогове вікно Лінія тренда.

- На вкладці Тип вибираємо тип лінії тренду Лінійна фільтрація (ковзне середнє). При виборі типу Лінійна фільтрація необхідно ввести в поле Період число періодів (точок), які використовуються для розрахунку ковзаючого середнього. Введемо в це поле число 2, тому що проводимо побудову лінії тренда на 2 місяці – листопад і грудень 2018 р. Натискаємо ОК.

- По аналогії чинимо при побудові лінії тренду по 3 місяців, ввівши в поле Період число 3.

На рис. 3.4 представлені побудовані графіки вихідного часового ряду і лінії тренду змінного середнього.

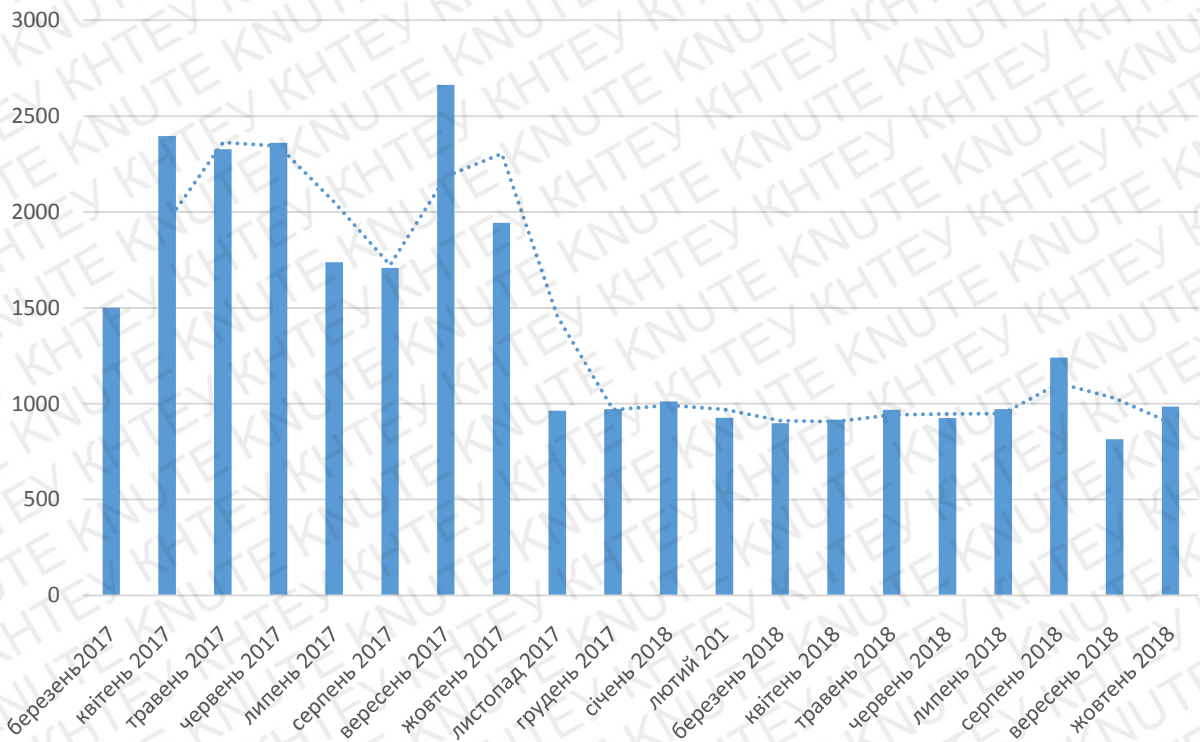


Рис. 3.4. Динаміка прибутку ПП «Почайна» та лінія тренду типу

Лінійна фільтрація

Джерело: виконано автором

Для більш детальної візуалізації результатів скористаємося програмою Cohort - 6 (Coplots). За її допомогою побудуємо графік та стовбчатую діаграму вихідного часового ряду і змінного середнього за наступним алгоритмом:

1. Обираємо Create: Graph.
2. Далі Datafile: 1.File, 2.Open, 3.ASII. Обираємо Browse і файл із даними.
3. Правою кlawішою миші по графіку: Edit: Graph. Далі Dataset: New Dataset: Datafile і обираємо ім'я файлу, який завантажили.
4. За змінну X обираємо часовий ряд місяців, за змінну Y – ряд із фактичним прибутком.
5. Для отриманого прибутку обираємо спосіб відображення: Representation: Bars/2D.

6. Обираємо товщину ліній: Fill Size: 0,04.
7. Обираємо New Dataset. Тепер осі X відповідає часовий ряд місяців, а осі Y – прогнозований прибуток.
8. Обираємо Representation: Line.
9. Обираємо колір: Color: Red - 255, Green - 0, Blue - 0.
10. Обираємо товщину ліній: Fill Size: 0,04.
11. Зберігаємо роботу: File: Save as: jpg high quality і обираємо її назву.

На рис. 3.5 представлені побудовані графіки вихідного часового ряду і змінного середнього.

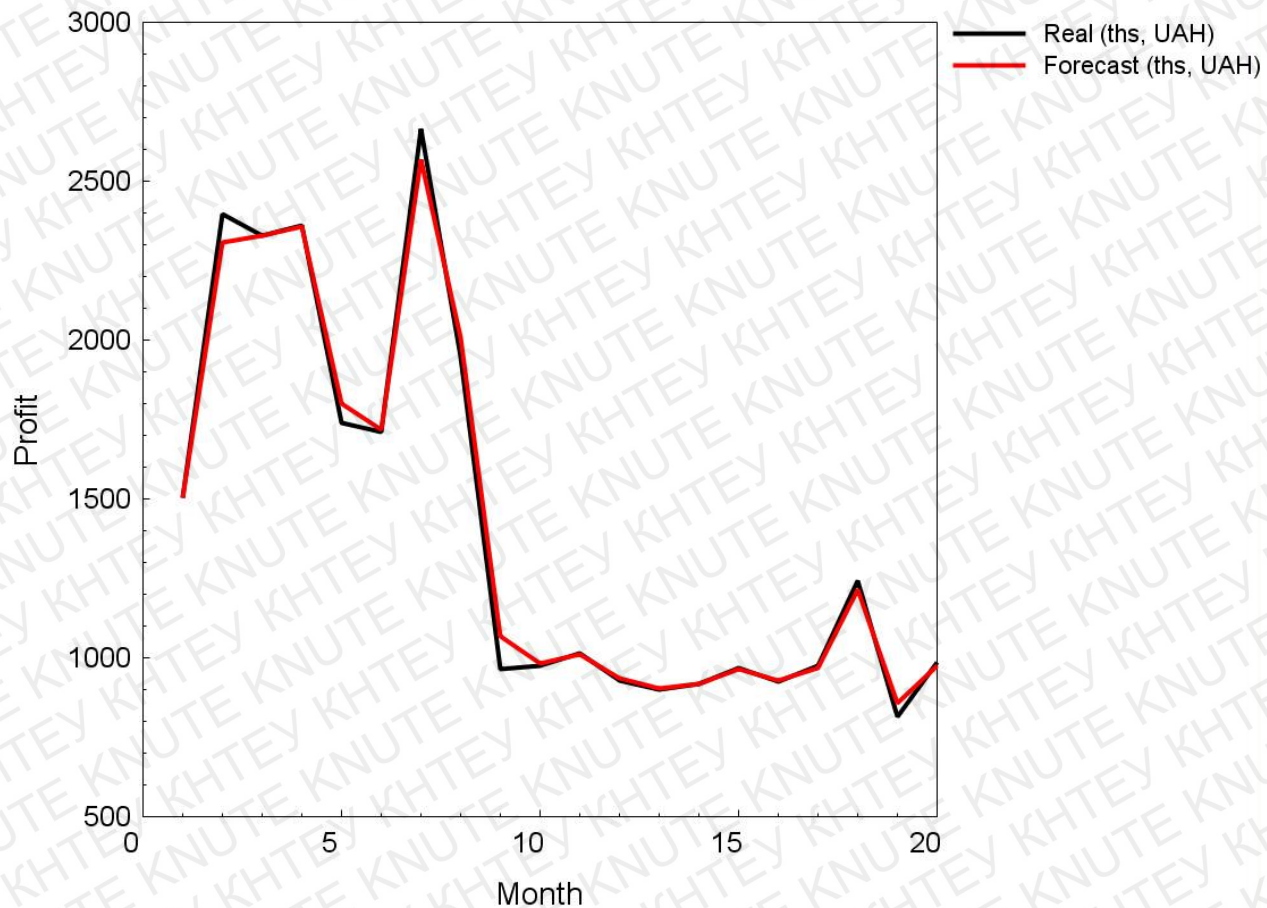


Рис. 3.5. Графік графіки вихідного часового ряду і змінного середнього

Джерело: виконано автором

На рис. 3.6 представлена побудована стовбчатая діаграма вихідного часового ряду і змінного середнього.

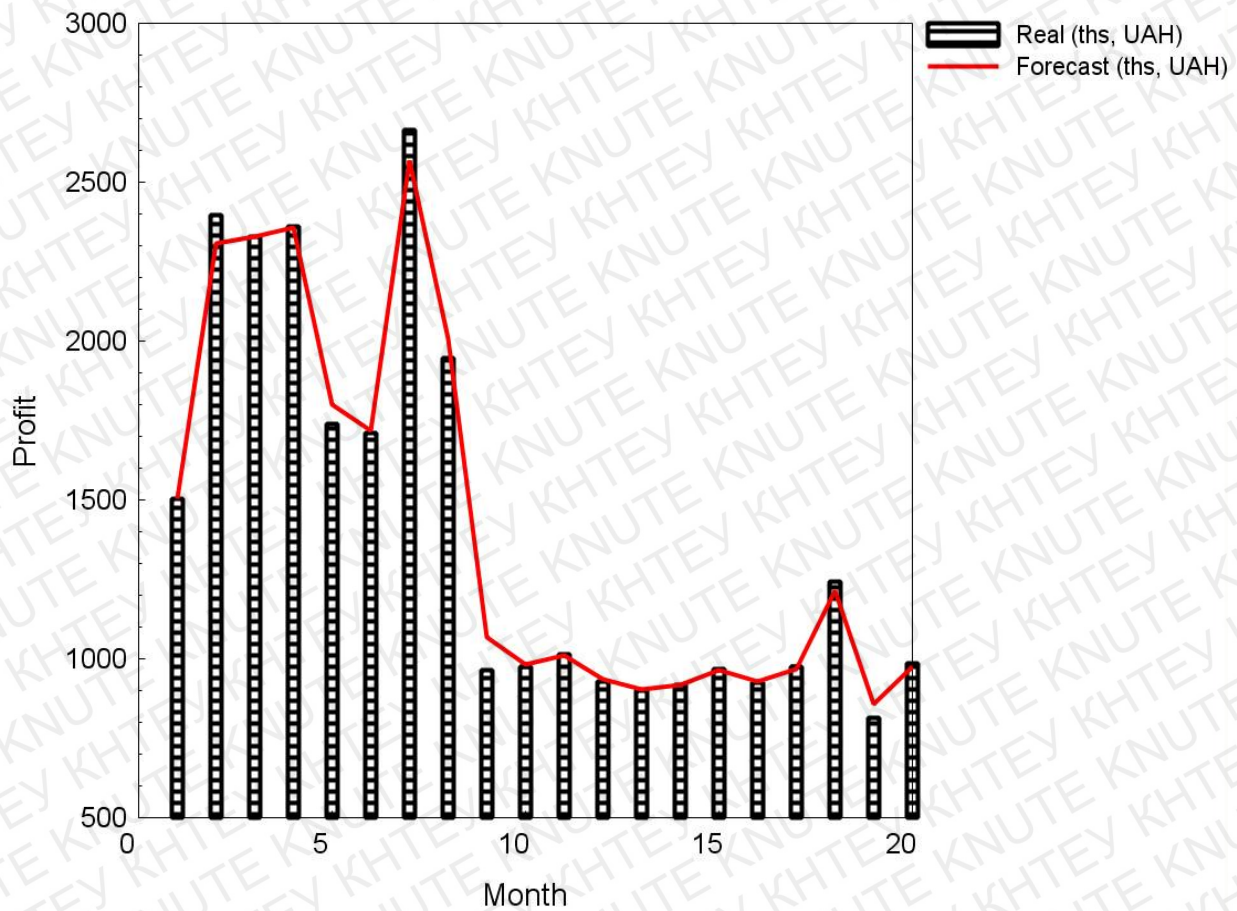


Рис. 3.6. Стовбчатая діаграма вихідного часового ряду і змінного середнього

Джерело: виконано автором

Важливим методом прогнозування показника прибутку підприємства є метод експоненціального згладжування. Цей метод полягає в тому, що ряд динаміки згладжується за допомогою ковзної середньої, в якій ваги підпорядковуються експонентному закону.

Цю середню називають експоненційною середньою і позначають St .

Вона є характеристикою останніх значень ряду динаміки, яким присвоюється найбільшу вагу.

Експоненціальна середня обчислюється за рекурентних формулою:

$$S_t = \alpha \times Y_t + (1 - \alpha) S_{t-1}$$

де S_t - значення експоненційної середньої в момент t ;

S_{t-1} - значення експоненційної середньої в момент $(t = 1)$;

Що стосується початкового параметра S_0 , то в завданнях його беруть або рівним значенню першого рівня ряду, або рівним середньої арифметичної декількох перших членів ряду.

Y_t - значення експоненціального процесу в момент t ;

α - вага t -ого значення ряду динаміки (або параметр згладжування).

Послідовне застосування формули дає можливість обчислити експонентну середню через значення всіх рівнів даного ряду динаміки.

Найбільш важливою характеристикою в цій моделі є α , за величиною якої практично і здійснюється прогноз. Чим значення цього параметра ближче до 1, тим більше при прогнозі враховується вплив останніх рівнів ряду динаміки.

Якщо α близько до 0, то ваги, по яких зважуються рівні ряду динаміки зменшуються повільно, тобто при прогнозі враховуються всі минулі рівні ряду.

У спеціальній літературі [7] зазначається, що зазвичай на практиці значення α знаходиться в межах від 0,1 до 0,3. Значення 0,5 майже ніколи не перевищується.

Експоненціальне згладжування може бути застосовано, перш за все, при постійному обсязі споживання ($\alpha = 0,1 - 0,3$). При більш високих значеннях (0,3 - 0,5) метод підходить при зміні структури споживання, наприклад, з урахуванням сезонних коливань.

Як S_0 беремо середнє арифметичне перших 3 значень ряду.

$$S_0 = (828 + 938 + 1029) / 3 = 931.67$$

Таблиця 3.2

Обчислення експоненціальної середньої
через значення рівнів ряду динаміки

t	y	S _t	Формула	(y - S _t) ²
1	828	859.1	(1 - 0.3)× 828 + 0.3× 931.67	967.21
2	938	914.33	(1 - 0.3)× 938 + 0.3× 859.1	560.269
3	1029	994.599	(1 - 0.3)× 1029 + 0.3× 914.33	1183.429
4	905	931.88	(1 - 0.3)× 905 + 0.3× 994.6	722.518
5	1128	1069.164	(1 - 0.3)× 1128 + 0.3× 931.88	3461.685
6	1288	1222.349	(1 - 0.3)× 1288 + 0.3× 1069.16	4310.031
7	1605	1490.205	(1 - 0.3)× 1605 + 0.3× 1222.35	13177.949
8	1708	1642.661	(1 - 0.3)× 1708 + 0.3× 1490.2	4269.129
9	1520	1556.798	(1 - 0.3)× 1520 + 0.3× 1642.66	1354.124
10	1358	1417.64	(1 - 0.3)× 1358 + 0.3× 1556.8	3556.873
11	1459	1446.592	(1 - 0.3)× 1459 + 0.3× 1417.64	153.962
12	1098	1202.578	(1 - 0.3)× 1098 + 0.3× 1446.59	10936.466
13	1103	1132.873	(1 - 0.3)× 1103 + 0.3× 1202.58	892.412
14	1289	1242.162	(1 - 0.3)× 1289 + 0.3× 1132.87	2193.8
15	1389	1344.949	(1 - 0.3)× 1389 + 0.3× 1242.16	1940.526
16	1405	1386.985	(1 - 0.3)× 1405 + 0.3× 1344.95	324.555
17	1288	1317.695	(1 - 0.3)× 1288 + 0.3× 1386.98	881.815
18	1208	1240.909	(1 - 0.3)× 1208 + 0.3× 1317.7	1082.977
19	1355	1320.773	(1 - 0.3)× 1355 + 0.3× 1240.91	1171.516
20	1506	1450.432	(1 - 0.3)× 1506 + 0.3× 1320.77	3087.828
21	1608	1560.73	(1 - 0.3)× 1608 + 0.3× 1450.43	2234.497
22	1499	1517.519	(1 - 0.3)× 1499 + 0.3× 1560.73	342.948
23	1503	1507.356	(1 - 0.3)× 1503 + 0.3× 1517.52	18.972
24	1628	1591.807	(1 - 0.3)× 1628 + 0.3× 1507.36	1309.955

Джерело: виконано автором

Методи прогнозування під назвою "згладжування" враховують ефекти викиду функції набагато краще, ніж способи, що використовують регресивний аналіз.

Базове рівняння має такий вигляд:

$$S(t + 1) = S(t)(1 - \alpha) + \alpha Y(t)$$

$S(t)$ - це прогноз, зроблений в момент часу t ; $S(t + 1)$ відображає прогноз у часовий період, наступний безпосередньо за моментом часу t

$$S(24 + 1) = 1591.807 (1 - 0.3) + 0.3 * 1628 = 1602.665$$

Стандартна помилка (похибка) розраховується за формулою:

Ошибка!

де $i = (t - 2, t)$

$$e_t = 5.133$$

Для обчислення кожного прогнозу Excel використовує окрему, але алгебраїчно еквівалентну формулу. Обидва компоненти – дані попереднього спостереження і попередній прогноз – кожного прогнозу множаться на коефіцієнт, що відображає внесок даного компонента в поточний прогноз.

Активізувати засіб Експоненціальне згладжування можна, вибравши команду Сервіс-Аналіз даних після завантаження надбудови Паке́т аналізу.

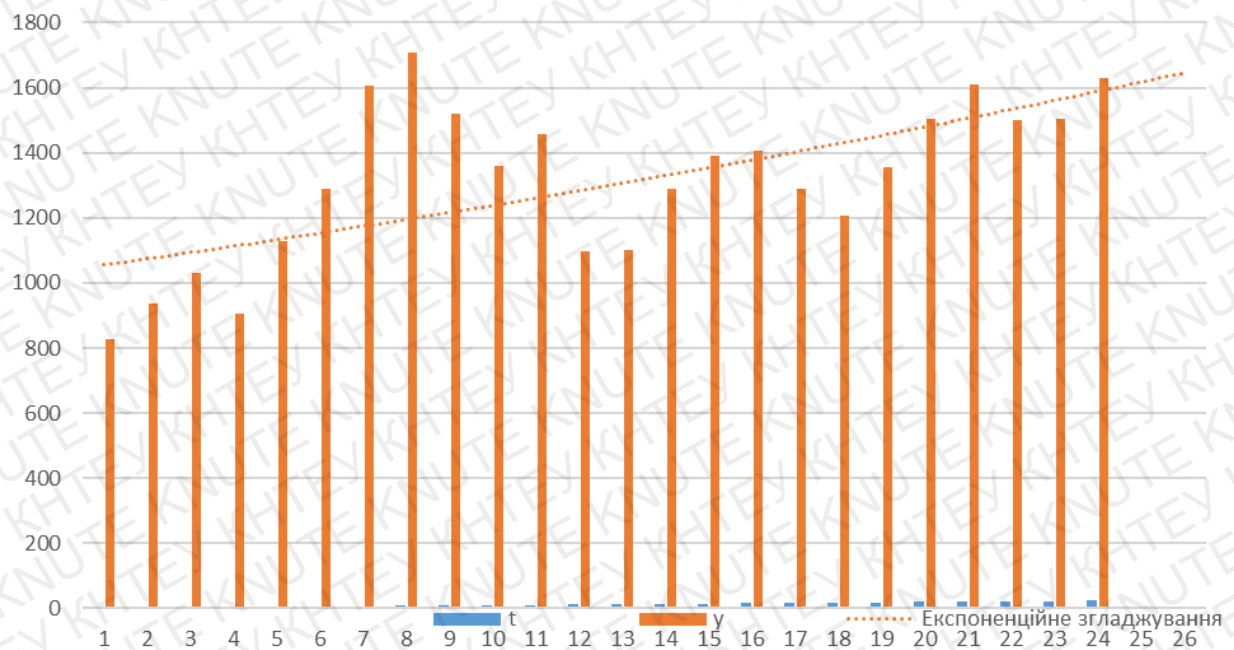


Рис. 3.7. Графік вихідного часового ряду і експоненційного згладжування

Джерело: виконано автором

Як випливає з розрахованих даних, похибка прогнозу становить 5,133%. Отже, точність прогнозу досить висока, що свідчить про можливість застосування авторегресивної моделі для прогнозування прибутку в цілях розробки фінансових планів і прийняття об'єктивних управлінських рішень.

Важливого значення набуває також розробка цілого комплексу заходів, спрямованих на забезпечення виконання плану виручки від реалізації продукції, серед яких:

- проведення ефективної цінової політики;
- використання сприятливої кон'юнктури товарного ринку;
- надання комерційного кредиту і цінових знижок покупцям;
- страхування ризиків;
- розвиток рекламної та інформаційної діяльності на ринку товарів.

Висновки до розділу 3

Переваги і недоліки складання прогнозу з застосуванням методу змінного середнього:

- Складання прогнозу за допомогою інструменту змінного середнього досить прості і досить точно відображають зміни основних показників попереднього періоду. Іноді при складанні прогнозу вони навіть ефективніші, ніж методи, засновані на довгострокових спостереженнях.
- Просте ковзне середнє є хоч і швидким, але не завжди точним способом виявлення загальних тенденцій часового ряду.
- При складанні прогнозів змінного середнього за допомогою надбудови Пакет Аналізу прогноз створюється на один часовий період раніше. Можна, можливо побудувати графік, в якому дані про послідовні використовуються для побудови лінії тренду змінного середнього, але на графіку не показані фактичні числові значення змінного середнього. А також, немає можливості змінити розташування лінії тренду на графіку.
- Складання прогнозів на основі змінного середнього не дають прогнозу що виходить за межі відомих даних. Пересунути межу оцінки в майбутнє із часової осі можливо за допомогою статистичних функцій регресійного аналізу пакету Excel [1].

ВИСНОВКИ

За результатами проведеного дослідження можна зробити наступні висновки.

1. В ході дослідження були розглянуті адаптивні моделі прогнозування економічних процесів.
2. В результаті дослідження сутності та особливостей адаптивних моделей прогнозування було з'ясовано, що це моделі дисконтування даних, здатні швидко пристосовувати свою структуру і параметри до зміни умов. Інструментом прогнозу в адаптивних моделях, як і в кривих зростання, є математична модель з єдиним фактором «час». При оцінці параметрів адаптивних моделей спостереженнями (рівнями ряду) присвоюються різні ваги в залежності від того, наскільки сильним визнається їх вплив на поточний рівень. Це дозволяє враховувати зміни в тенденції, а також будь-які коливання, в яких простежується закономірність. Всі адаптивні моделі базуються на двох схемах: ковзної середньої (СС-моделі); авторегресії (АР-моделі). Згідно зі схемою ковзної середньої оцінкою поточного рівня є зважена середня усіх попередніх рівнів, причому ваги при спостереженнях зменшуються в міру віддалення від останнього рівня, тобто інформаційна цінність спостережень визнається тим більшою, чим ближче вони до кінця інтервалу спостережень.
3. Узагальнення підходів до оцінки точності та межі застосування моделей дозволило зробити висновок, що реакція на помилку прогнозу і дисконтування рівнів часового ряду в моделях, які базуються на схемі СС, визначається за допомогою параметрів згладжування (адаптації), значення яких можуть змінюватися від 0 до 1. Високе значення цих параметрів означає надання більшої ваги останнім рівням ряду, а низька - попереднім спостереженнями.
4. Аналіз сутності і особливості авторегресійних моделей дозволив з'ясувати, що у авторегресійною схемою оцінкою поточного рівня служить зважена сума не всіх, а кількох попередніх рівнів, при

цьому вагові коефіцієнти при спостереженні ранжовані. Інформаційна цінність спостережень визначається не їх близькістю до моделюваному рівню, а тісністю зв'язку між ними. У практиці статистичного прогнозування найбільш часто використовуються дві базові СС-моделі - Брауна і Хольта, перша з них є окремим випадком другої. Ці моделі представляють процес розвитку як лінійну тенденцію з постійно змінними параметрами. Метод Брауна, заснований на експоненційному згладжуванні, був запропонований для отримання прогнозів різних економічних параметрів. Він широко застосовується при прогнозуванні макро- і мікроекономічних параметрів економічних систем, в тому числі торговельних. Дозволяє отримати хороший прогноз тренда для коротких рядів з постійним трендом. Досить часто використовується для прогнозу обсягів продажів та прибутків компаній. Проаналізовано групи моделей прогнозування економічного розвитку підприємства, які дозволяють:

- визначати наявність в тимчасовому ряді тренда;
- виявляти присутність в тимчасовому ряді сезонних коливань;
- здійснювати фільтрацію тимчасового ряду, тобто розділяти ряд на складові його компоненти - тренд, сезонну і випадкову компоненти;
- аналізувати динаміку сезонної хвилі, тобто виявляти, чи змінюється з часом її амплітуда і відбувається переміщення точок екстремуму сезонної хвилі;
- скласти прогноз тренд-сезонного економічного процесу.

Порядок вирішення перерахованих завдань і їх склад можуть змінюватися в залежності від мети дослідження, методів вирішення, використовуваних пакетів прикладних програм і інших чинників.

5. Третій розділ даного дослідження було присвячено розгляду того, яким чином використовуються методи, критерії та показники, що дозволяють вирішити перераховані завдання, і як при їх вирішенні можна застосувати Excel та Cohort – 6 (Coplot). Побудовано

програмну реалізацію адаптивної моделі прогнозування рівня прибутку підприємства. Модель має задовільну ступінь адекватності, про що свідчать обчислені похибки прогнозу. Оцінювання прогнозів дало можливість визначити якість оцінок прогнозів, отриманих в результаті застосування різних методів оцінювання параметрів моделей. У подальших дослідженнях доцільно створити удосконалені структури моделей прогнозування процесів розвитку підприємства ПП «Почайна» з метою підвищення якості прогнозів, а також розробити систему підтримки прийняття рішень для автоматизованої побудови і вибору кращої моделі на основі множини статистичних критеріїв якості оцінок прогнозів.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Bollerslev Tim. Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity // Journal of Econometrics. – 1986. – Vol. 31. – P. 307-327.
2. Box G.E.P., Jenkins G.M., Time series analysis: forecasting and control. – San Francisco: Holden-Day, 1976. – 575 p.
3. Brown Robert G. Statistical forecasting for inventory control. – US: McGraw-Hill Inc., 1959. – 223 p.
4. Chang C.L.E., Garcia-Molina H., Wiederhold G. Clustering for approximate similarity search in high-dimensional spaces // IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering. 2002 Jul - Aug. – Vol 14, no.4. – P. 792 -808.
5. Draper N., Smith H. Applied regression analysis. – New York: Wiley, In press, 1981. – 693 p.
6. Efron, B. and Hastie, T. and Johnstone, I. and Tibshirani, R. Least angle regression, Annals of Statistics, 2004, Vol.32, pp.407-499. Draper, N. and Smith, H. Applied Regression Analysis, Wiley, 1996.
7. Gardner E. Exponential Smoothing: the state of the art // Journal of Forecasting. – 1985. – Vol.4. – P. 1-38.
8. Hastie, T. and Taylor, J. and Tibshirani, R. and Walther, G. Forward stagewise regression and the monotone lasso, Electronic Journal of Statistics, 2007, Vol.1, pp.1-29.
9. Holt Charles C. Forecasting trends and seasonal by exponentially weighted averages // International Journal of Forecasting. – 1957. – Vol.20, no.1.-P.5-10.
10. Jacob A. Mincer Economic Forecasts and Expectations: Analysis of Forecasting Behavior and Performance // NBER. – 1969 - p. 83 – 111.
11. Jerome Friedman and Trevor Hastie and Robert Tibshirani Additive Logistic Regression: a Statistical View of Boosting, Annals of Statistics, 1998, Vol.28, p.2000.
12. Jerome H. Friedman Greedy Function Approximation: A Gradient Boosting Machine, Annals of Statistics, 2000, Vol.29, pp.1189–1232.

13. Kalaba, R. and Tesfatsion, L. Time-varying linear regression via flexible least squares, 1989.
14. Keogh E., Pazzani M. An enhanced representation of time series which allows fast and accurate classification, clustering and relevance feedback // 4th Int'l Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. 1998 Aug 27-31. – New York. – P. 239-241.
15. McNames J. Innovations in local modeling for time series prediction, Stanford University, 1999.
16. Pandit S.M., Wu, S.-M. Time series and system analysis with applications. – New York: Wiley, 1983. – 586 p.
17. Peters E. E. Fractal market analysis: applying chaos theory to investment and economics. – John Wiley & Sons, Inc, 1994. – 336 p.
18. Singh S. Pattern Modeling in Time-Series Forecasting // Cybernetics and Systems. An International Journal. – 2000. – Vol. 31, no. 1. – P. 49-65.
19. Stephen D. Roberts, D. Clay Whybark Adaptive forecasting techniques // International Journal of Production Research. -1974. – Vol. 12. – p. 635 – 645.
20. Theil H., Wage S. Some observations on adaptive forecasting // Management Science. – 1964. – Vol. 10. – № 2.
21. Tibshirani, R. Regression shrinkage and selection via the lasso, Journal of the Royal Statistical Society, 1996, Vol.58, pp.267-288.
22. Tuftte E. The visual display of quantitative information/ 2 nd edition.– Graphics Press, 2001. – 200 p.
23. Vadim Mottl and Olga Krasotkina and Michael Markov and Ilya Muchnik Time-varying regression model with unknown time-volatility for nonstationary signal analysis, 2006.
24. Vadim Mottl and Olga Krasotkina and Michael Markov and Ilya Muchnik Dynamic analysis of hedge funds, 2006.
25. Vercellis Carlo. Business intelligence: data mining and optimization for decision making. – John Wiley & Sons, Ltd., Publication, 2009. – 417 p.

26. Банников В.А. Векторные модели авторегрессии и коррекции регрессионных остатков // Прикладная эконометрика. – 2006. – № 3. – С. 96–120.
27. Берзлев А.Ю. Оценка эффективности прогнозирования и принятия решений на финансовом рынке // «Problems of Computer Intellectualization», V.M. Glushkov Institute of Cybernetics of NAS of Ukraine. – Kyiv-Sofia: ITHEA, 2012. – С. 249-257.
28. Берзлев О.Ю., Маляр М.М., Ніколенко В.В. Адаптивні комбіновані моделі прогнозування біржових показників // Вісник Черкаського держ. технолог. ун-ту. Серія: технічні науки. – 2011. – № 1. – С. 50-54.
29. Берндт Э.Р. Практика эконометрики. М.: Юнити-Дана, 2005. – 388 с.
30. Боровиков В.П., Ивченко Г.И. Прогнозирование в системе STATISTICA в среде Windows: основы теории и интенсивная практика на компьютере: учеб.пособие. М.: Финансы и статистика. – 2006. –367 с.
31. Братушка С. М. Імітаційне моделювання як інструмент дослідження складних економічних систем / С. М. Братушка // Вісник Української академії банківської справи. – 2009. – № 2 (27). – С. 113–118.
32. Вітлінський В. В. Аналіз, моделювання та управління економічним ризиком / В. В. Вітлінський, П. І. Верченко. – К.: КНЕУ, 2008. – 292 с.
33. Гетьман О. О. Економіка підприємства: навчальний посібник / О. О. Гетьман, В. М. Шаповал. – 2-ге вид. – К.: Центр учбової літератури, 2010. – 488 с.
34. Громова Н.М., Громова Н.И. Основы экономического прогнозирования // Академия естествознания. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://www.rae.ru/monographs/10>.
35. Давнис В.В., Тинякова В.И. Адаптивные модели: анализ и прогноз в экономических системах. – Воронеж: Изд-во Воронеж. гос. ун-та, 2006.
36. Клементьева О. Ю. Фінансовий стан підприємства та його прогнозування: автореф. дис. На здобуття наук. ступеня канд. екон. наук: спец. 08.00.08 / О. Ю. Клементьева. – К.: КНЕУ, 2008. – С. 1.

37. Коломицева А.О. Умови й переваги використання адаптивних раціональних прогнозів у завданнях розвитку інноваційно-орієнтованих систем // Проблеми економіки. Математичні методи та моделі в економіці. – 2012. – №2. – С.48-50.
38. Лукашин Ю.П. Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования. / Лукашин Ю.П. // М.: Финансы и статистика – 2003 - 416с.
39. Лук'яненко І.Г., Городніченко Ю.О. Сучасні економетричні методи у фінансах: Навч. посібник. – К.: Літера ЛТД, 2002. – 352 с
40. Магнус Я.Р., Эконометрика. Начальный курс:Учеб.-6 изд.—М.:Дело, 2004.—576 с.
41. Мхитарян С.В., Данченко Л.А. Прогнозирование продаж с помощью адаптивных статистических методов // Фундаментальные исследования. – 2014. – № 9-4. – С. 818-822. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.fundamental-research.ru/ru/article/view?id=34934>
42. Нескородева І. І., Слуцька О. В. Аналіз методичних підходів до оцінки імовірності дефолту емітентів облігацій // Вісник економіки транспорту і промисловості. – 2010. – № 31. – С. 124–130.
43. Скрильник І.І. Навчальний посібник з дисципліни «Прогнозування соціально-економічних процесів» для економічних спеціальностей усіх форм навчання / Скрильник І.І., Климко О.Г. Полтава: Видавництво ПолтНТУ. – 2012. – 228 с.
44. Стивен Б. Акелис. Технический анализ от А до Я. – М.: Диаграмма, 1999. – 315 с.
45. Тихонов Э.Е. Методы прогнозирования в условиях рынка: учеб. пособие. – Невинномысск, 2006. – 221 с.
46. Тихонов, А. Н. Решение некорректно поставленных задач и метод регуляризации, ДАН, 1963, Vol.151, pp.501-504.
47. Федорова В. П. Локальные методы прогнозирования временных рядов, МГУ им. М.В.Ломоносова, 2009.

48. Ханк Д.Э., Уичерн Д.У., Райтс А.Дж. Бизнес-прогнозирование / Пер. с англ. – 7-е изд. – М.: Вильямс, 2013. – 656 с.
49. Шандова Н. В. Оцінка загальної стійкості розвитку промислового підприємства / Шандова Н. В. // Актуальні проблеми економіки, 2008. – № 9. – С. 169–173.