

Міністерство освіти і науки України
Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

Факультет комп'ютерно-інформаційних систем і програмної інженерії
(повна назва факультету)

Кафедра комп'ютерних наук
(повна назва кафедри)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на здобуття освітнього ступеня

магістр

(назва освітнього ступеня)

на тему: Аналіз методів моделювання циклічних економічних даних

Виконав: студент VI курсу, групи СНнм-61
спеціальності 122 Комп'ютерні науки
(шифр і назва спеціальності)

(підпис)

Тиховліс Р.І.

(прізвище та ініціали)

Керівник

(підпис)

Литвиненко Я.В.

(прізвище та ініціали)

Нормоконтроль

(підпис)

Никитюк В.В.

(прізвище та ініціали)

Завідувач кафедри

(підпис)

Боднарчук І.О.

(прізвище та ініціали)

Рецензент

(підпис)

Ясній О.П.

(прізвище та ініціали)

Тернопіль
2026

Міністерство освіти і науки України
Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

Факультет комп'ютерно-інформаційних систем і програмної інженерії
(повна назва факультету)

Кафедра комп'ютерних наук
(повна назва кафедри)

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

Боднарчук І.О.
(прізвище та ініціали)

«25» травня 2026 р.

**ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

на здобуття освітнього ступеня Магістр
(назва освітнього ступеня)

за спеціальністю 122 Комп'ютерні науки
(шифр і назва спеціальності)

Студенту Тиховліс Роман Ігорович
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Аналіз методів моделювання циклічних економічних даних

Керівник роботи Литвиненко Ярослав Володимирович, д.т.н., проф кафедри КН
(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

Затверджені наказом ректора від «10» березня 2026 року № 4/9-150

2. Термін подання студентом завершеної роботи 26 травня 2026р.

3. Вихідні дані до роботи Наукові публікації про моделі та методи в задачах моделювання економічних даних

4. Зміст роботи (перелік питань, які потрібно розробити)

Вступ. 1. Аналіз літературних джерел в напрямку моделювання економічних даних. 2 Аналіз моделей та методів моделювання циклічних економічних даних. 3. Методи опрацювання економічних даних для задачі комп'ютерного моделювання.

4. Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях.

4.1 Джерела іонізуючого, електромагнітного та віброакустичного випромінювання. 4.2 Безпека життєдіяльності. Мета та завдання.

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

1 Тема. 2 Мета, Об'єкт, Предмет дослідження. 3 Завдання дослідження. 4 Актуальність дослідження. 5. Огляд математичних моделей для задачі моделювання економічних даних. 6. Аналіз методів моделювання економічних даних. 7. Модель для моделювання. 8. Результати моделювання на основі обраної моделі. 9. Висновки.

6. Консультанти розділів роботи

| Розділ | Прізвище, ініціали та посада консультанта | Підпис, дата | |
|----------------------------------|--|----------------|------------------|
| | | завдання видав | завдання прийняв |
| Охорона праці | Сенчишин В.С., доцент кафедри МТ | | |
| Безпека в надзвичайних ситуаціях | Теслюк В.М., проректор з адміністративно-господарської роботи та будівництва | | |

7. Дата видачі завдання 17 березня 2026 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

| № з/п | Назва етапів роботи | Термін виконання етапів роботи | Примітка |
|-------|--|--------------------------------|----------|
| 1. | Ознайомлення з завданням до кваліфікаційної роботи | 17.03.2026 | Виконано |
| 2. | Підбір наукових джерел про обраній тематиці | 17.03.2026-24.03.2026 | Виконано |
| | Аналіз джерел, які стосуються IoT систем | | |
| | Аналіз джерел, які стосуються елементної бази | | |
| 3. | Опрацювання наукових публікацій та збір даних по обраній темі роботи | 25.03.2026-08.03.2026 | Виконано |
| 4. | Виконання дослідження згідно мети кваліфікаційної роботи | 09.04.2026-11.04.2026 | Виконано |
| 5. | Оформлення розділу «Аналіз літературних джерел в напрямку моделювання економічних даних» | 09.05.2026-11.05.2026 | Виконано |
| 6. | Оформлення розділу «Аналіз моделей та методів моделювання циклічних економічних даних». | 09.05.2026-11.05.2026 | Виконано |
| 7. | Оформлення розділу «Методи опрацювання економічних даних для задачі комп'ютерного моделювання» | 09.05.2026-11.05.2026 | Виконано |
| 8. | Виконання завдання до підрозділу «Охорона праці» | 09.05.2026-11.05.2026 | Виконано |
| 9. | Виконання завдання до підрозділу «Безпека в надзвичайних ситуаціях» | 02.05.2026-11.05.2026 | Виконано |
| 10. | Оформлення кваліфікаційної роботи | 12.05.2026-15.05.2026 | Виконано |
| 11. | Нормоконтроль | 12.05.2026-15.05.2026 | Виконано |
| 12. | Перевірка на плагіат | 17.05.2026 | Виконано |
| 13. | Попередній захист кваліфікаційної роботи | 18.05.2026 | Виконано |
| 14. | Захист кваліфікаційної роботи | 28.05.2026 | |
| | | | |
| | | | |
| | | | |
| | | | |

Студент

(підпис)

Тиховліс Р.І.

(прізвище та ініціали)

Керівник роботи

(підпис)

Литвиненко Я.В.

(прізвище та ініціали)

АНОТАЦІЯ

Аналіз методів моделювання циклічних економічних даних // Кваліфікаційна робота освітнього рівня «Магістр» // Тиховліс Роман Ігорович // Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, факультет комп'ютерно-інформаційних систем і програмної інженерії, кафедра комп'ютерних наук, група СНм-61 // Тернопіль, 2026 // С. , рис. – , табл. – , кресл. – , додат. – , бібліогр. – .

Ключові слова: математична модель, методи обробки, економічні дані, економічні цикли, методи моделювання.

Кваліфікаційна робота присвячена аналізу методів моделювання циклічних економічних даних. В першому розділі кваліфікаційної роботи описано огляд літературних джерел в напрямку моделювання економічних даних, зокрема розглянуті питання аналізу та моделювання економічних даних. У другому розділі описано огляд та порівняльний аналіз методів та математичних моделей для моделювання економічних даних. У третьому розділі описано модель циклічного випадкового процесу та здійснено комп'ютерне моделювання економічних даних. У четвертому розділі описана охорона праці, зокрема питання іонізуючого та електромагнітного випромінювання. Окрім цього розглянуто питання мети та завдання безпеки у надзвичайних ситуаціях.

Метою даної кваліфікаційної роботи освітнього рівня «Магістр» є аналіз методів моделювання циклічних економічних даних і обґрунтування методу їх комп'ютерного моделювання.

Об'єкт дослідження процес моделювання економічних даних.

Предмет дослідження. Предметом дослідження є методи та моделі для задачі комп'ютерного моделювання економічних даних.

ANNOTATION

Analysis of Methods for Modeling Cyclical Economic Data// Qualification work of the educational level "Master" // Tykhovlis Roman Igorovych // Ivan Pulyuy Ternopil National Technical University, Faculty of Computer and Information Systems and Software Engineering, Department of Computer Science, Group SNnm-61 // Ternopil, 2026 // C. , fig. – , tab. – , drawing – , append. – , bibliography – .

Keywords: mathematical model, processing methods, economic data, economic cycles, modeling methods.

The qualification work is devoted to the analysis of methods for modeling cyclical economic data. The first section of the qualification work describes a review of literary sources in the direction of modeling economic data, in particular, issues of analysis and modeling of economic data are considered. The second section describes a review and comparative analysis of methods and mathematical models for modeling economic data. The third section describes the model of a cyclic random process and the computer modeling of economic data. The fourth section describes labor protection, in particular the issue of ionizing and electromagnetic radiation. one meaning of this issue is the goal and task of safety in emergency situations.

The method of this qualification work of the educational level "Master" is the analysis of methods for modeling cyclical economic data and substantiation of the method of their computer modeling.

The object of research is the process of modeling economic data.

The subject of research. The subject of research is methods and models for the problem of computer modeling of economic data.

**ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ,
СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ**

AR (Autoregressive Model) – авторегресійна модель

GRU (Gated Recurrent Unit) – керований рекурентний блок (або гейтований рекурентний модуль)

LSTM (Long Short-Term Memory) – довга короткострокова пам'ять

MA (Moving Average Model) – модель ковзного середнього

RNN (Recurrent Neural Network) – рекурентна нейронна мережа

ЗМІСТ

| | |
|--|----|
| ВСТУП | 7 |
| 1 АНАЛІЗ ЛІТЕРАТУРНИХ ДЖЕРЕЛ В НАПРЯМКУ МОДЕЛЮВАННЯ ЕКОНОМІЧНИХ ДАНИХ | 10 |
| 1.1 Актуальність дослідження..... | 10 |
| 1.2 Теоретичні основи моделювання економічних даних..... | 10 |
| 1.3 Методи аналізу та моделювання економічних часових рядів | 18 |
| 1.4 Висновок до першого розділу | 28 |
| 2 АНАЛІЗ МОДЕЛЕЙ ТА МЕТОДІВ МОДЕЛЮВАННЯ ЦИКЛІЧНИХ ЕКОНОМІЧНИХ ДАНИХ | 29 |
| 2.1 Особливості моделювання циклічних економічних процесів..... | 29 |
| 2.2 Сучасні підходи до моделювання економічних даних..... | 38 |
| 2.3 Класичні моделі AR, MA | 47 |
| 2.4 Висновок до другого розділу | 53 |
| 3 МЕТОДИ ОПРАЦЮВАННЯ ЕКОНОМІЧНИХ ДАНИХ ДЛЯ ЗАДАЧІ КОМП'ЮТЕРНОГО МОДЕЛЮВАННЯ | 54 |
| 3.1 Математична модель для комп'ютерного моделювання | 54 |
| 3.2 Методи статистичної обробки | 55 |
| 3.3 Комп'ютерна програма для задачі комп'ютерного моделювання економічних даних | 57 |
| 3.4 Висновок до третього розділу | 61 |
| 4 ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ | 62 |
| 4.1 Джерела іонізуючого, електромагнітного та віброакустичного випромінювання..... | 62 |
| 4.2 Безпека життєдіяльності. Мета та завдання | 63 |
| 4.3 Висновок до четвертого розділу | 66 |
| ВИСНОВКИ..... | 67 |
| ПЕРЕЛІК ЛІТЕРАТУРНИХ ДЖЕРЕЛ..... | 68 |
| ДОДАТКИ | |

ВСТУП

Актуальність теми. Сучасна економіка характеризується високою динамічністю та складністю, що зумовлює необхідність використання адекватних інструментів аналізу й прогнозування економічних процесів. Значна частина макроекономічних і фінансових показників має виражену циклічну природу, яка проявляється у вигляді регулярних або квазіперіодичних коливань. До таких процесів належать ділові цикли, сезонні коливання попиту і пропозиції, інфляційні хвилі, зміни на фондових ринках тощо. Виявлення, моделювання та прогнозування цих циклічних компонентів є важливим завданням економічного аналізу.

Моделювання циклічних економічних даних передбачає застосування широкого спектра методів - від класичних статистичних підходів (декомпозиція часових рядів, спектральний аналіз, авторегресійні моделі) до сучасних інструментів машинного навчання та нелінійної динаміки. Вибір адекватної моделі суттєво впливає на точність прогнозів і якість управлінських рішень. Особливу складність становить те, що економічні цикли часто є нерегулярними, мають змінну амплітуду та період, а також зазнають впливу зовнішніх шоків.

У зв'язку з цим актуальним є проведення комплексного аналізу методів моделювання циклічних економічних даних з метою визначення їхніх переваг, обмежень та сфер доцільного застосування.

Мета і задачі дослідження. Метою даної кваліфікаційної роботи освітнього рівня «Магістр» є аналіз методів моделювання циклічних економічних даних і обґрунтування методу їх комп'ютерного моделювання. Для досягнення поставленої мети потрібно виконати ряд завдань, зокрема:

- Виконати аналіз сучасного стану досліджень у сфері методів комп'ютерного моделювання економічних даних.

- Провести систематизований огляд наявних моделей та методів представлення економічних даних, включаючи методи комп'ютерного моделювання.

– Здійснити дослідження та порівняльний аналіз методів комп'ютерного моделювання економічних даних.

– Розробити метод комп'ютерного моделювання економічних даних.

Об'єкт дослідження процес моделювання економічних даних.

Предмет дослідження. Предметом дослідження є методи які використовуються для опрацювання та комп'ютерного моделювання економічних даних.

Методи дослідження. Методи які поєднують класичну економетрику, методи моделювання, сучасні методи машинного навчання та інструменти аналізу складних систем.

Наукова новизна одержаних результатів кваліфікаційної роботи полягає у тому, що дане дослідження методів моделювання циклічних економічних даних має суттєве значення в розширенні теорії економічної динаміки, поглибленні розумінні природи економічних циклів, інтеграції різних наукових підходів, поєднанні економетрики, статистики, фізики складних систем та машинного навчання.

Практичне значення одержаних результатів. Виконано розробку комп'ютерної програми для моделювання економічних даних, що дозволяє практичне застосування ортиманих результатів у різних сферах, наприклад, при моделюванні, аналізу економічних криз і циклів розвитку економіки, виявлення ринкових циклів і трендів, розробка інтелектуальних систем підтримки рішень тощо.

Апробація результатів магістерської роботи. Основні результати проведених досліджень обговорювались на ІХ міжнародній студентській науково-технічній конференції «Природничі та гуманітарні науки. Актуальні питання» Тернопільського національного технічного університету імені Івана Пулюя (м. Тернопіль, 2026 р.).

Публікації. Основні результати кваліфікаційної роботи опубліковано у двох працях конференції (Див. додатки А, Б).

Структура й обсяг кваліфікаційної роботи. Кваліфікаційна робота складається зі вступу, чотирьох розділів, висновків, списку літератури з 65

найменувань та 3 додатків. Загальний обсяг кваліфікаційної роботи складає 87 сторінок, з них 75 сторінок основного тексту, який містить 6 рисунків та 1 таблицю.

1 АНАЛІЗ ЛІТЕРАТУРНИХ ДЖЕРЕЛ В НАПРЯМКУ МОДЕЛЮВАННЯ ЕКОНОМІЧНИХ ДАНИХ

1.1 Актуальність дослідження

Актуальність дослідження зумовлена кількома ключовими факторами.

По-перше, зростає потреба у точному прогнозуванні економічних процесів в умовах нестабільності та глобальних викликів. Економічні кризи, інфляційні коливання та зміни фінансових ринків мають циклічні ознаки, тому їх адекватне моделювання є критично важливим для державного управління та бізнесу.

По-друге, традиційні методи аналізу часових рядів не завжди здатні ефективно відображати складні нелінійні та багатокomпонентні циклічні процеси. Це стимулює розвиток і впровадження нових підходів, зокрема методів машинного навчання, гібридних моделей та адаптивних алгоритмів.

По-третє, зростання обсягів економічних даних (Big Data) відкриває нові можливості для більш детального аналізу циклічності, але водночас потребує удосконалення методів обробки та інтерпретації таких даних.

По-четверте, правильне виявлення циклічних закономірностей дозволяє підвищити ефективність стратегічного планування, управління ризиками та прийняття рішень як на макро-, так і на мікрорівні.

Таким чином, аналіз методів моделювання циклічних економічних даних є важливим науковим і практичним завданням, що сприяє підвищенню точності економічних прогнозів і ефективності управління економічними системами.

1.2 Теоретичні основи моделювання економічних даних

1.2.1 Поняття економічних даних та їх класифікація

Економічні дані являють собою сукупність числової, текстової або структурованої інформації, яка характеризує економічні процеси, явища та об'єкти. Вони використовуються для аналізу економічного стану, прогнозування розвитку економічних систем, побудови математичних моделей і прийняття управлінських рішень. Економічні дані відображають діяльність підприємств,

галузей, регіонів та держави загалом, тому є важливою складовою сучасних інформаційно-аналітичних систем.

Основними джерелами економічних даних є державна статистика, фінансова звітність підприємств, банківські системи, біржові платформи, маркетингові дослідження, а також інформаційні ресурси міжнародних організацій. На основі цих даних здійснюється аналіз ринку, оцінювання фінансових ризиків, прогнозування економічних показників та моделювання економічних процесів.

Економічні дані класифікуються за різними ознаками. За рівнем економічної системи виділяють макроекономічні та мікроекономічні дані. Макроекономічні дані характеризують економіку країни або окремих регіонів і включають показники валового внутрішнього продукту, інфляції, рівня безробіття, державного боргу та зовнішньої торгівлі. Мікроекономічні дані описують діяльність окремих підприємств чи домогосподарств, зокрема прибуток, витрати, обсяги виробництва та заробітну плату.

За часовою ознакою економічні дані поділяються на статичні та динамічні. Статичні дані відображають стан об'єкта у певний момент часу, наприклад фінансовий баланс підприємства на кінець року. Динамічні дані або часові ряди характеризують зміну показників у часі. До них належать щомісячні показники інфляції, курси валют, обсяги продажів чи біржові котирування. Саме часові ряди є основою для побудови моделей прогнозування, таких як AR, MA, ARIMA та SARIMA.

За способом подання економічні дані поділяють на кількісні та якісні. Кількісні дані мають числове вираження і можуть бути виміряні або обчислені. Прикладами є ціна товару, прибуток підприємства чи рівень доходів населення. Якісні дані характеризують певні властивості або категорії, наприклад форму власності підприємства, тип економічної діяльності або галузеву належність.

За структурою економічні дані можуть бути просторовими, часовими та панельними. Просторові дані містять інформацію про різні об'єкти в один момент часу. Часові ряди відображають зміну одного показника у часі. Панельні

дані поєднують обидва підходи, тобто містять інформацію про декілька об'єктів протягом певного періоду часу.

Також економічні дані поділяються на первинні та вторинні. Первинні дані отримуються безпосередньо з джерел спостереження або збору інформації, наприклад через опитування, анкетування чи бухгалтерські документи. Вторинні дані є результатом попередньої обробки, аналізу або узагальнення і подаються у вигляді статистичних звітів чи аналітичних матеріалів.

Важливою особливістю економічних даних є їх стохастичний характер. Більшість економічних процесів містять випадкові коливання, залежать від багатьох зовнішніх факторів та характеризуються невизначеністю. Для економічних даних характерними є тренди, сезонність, циклічність та випадкові зміни, що ускладнює їх аналіз та прогнозування.

Економічні дані відіграють ключову роль у процесах моделювання та прогнозування. Вони є основою для побудови економіко-математичних моделей, систем підтримки прийняття рішень, методів машинного навчання та інтелектуального аналізу даних. Якість та достовірність економічних даних безпосередньо впливають на точність результатів аналізу і прогнозів, тому важливими етапами роботи з даними є їх очищення, нормалізація, усунення пропусків та перевірка на наявність аномалій.

1.2.2 Часові ряди як основний тип економічних даних

Часові ряди є одним із найважливіших типів економічних даних, оскільки більшість економічних процесів відбувається та змінюється у часі. Часовий ряд являє собою послідовність значень певного економічного показника, впорядкованих за часовими інтервалами. Такі дані можуть фіксуватися щоденно, щомісячно, щоквартально або щорічно залежно від особливостей досліджуваного процесу.

У економіці часові ряди використовуються для аналізу динаміки розвитку економічних систем, виявлення закономірностей, прогнозування майбутніх значень показників та підтримки управлінських рішень. До найбільш поширених прикладів часових рядів належать показники валового внутрішнього продукту,

рівень інфляції, валютні курси, обсяги продажів, ціни на акції, рівень безробіття, прибуток підприємств та інші фінансово-економічні індикатори.

Особливістю часових рядів є наявність залежності між значеннями показника у різні моменти часу. Поточні значення часто залежать від попередніх спостережень, що формує часову структуру даних. Саме ця властивість дозволяє використовувати статистичні та математичні методи для моделювання та прогнозування економічних процесів.

Структура економічного часового ряду зазвичай включає кілька основних компонентів: тренд, сезонність, циклічність та випадкову складову. Тренд характеризує довгострокову тенденцію зміни показника, наприклад стабільне зростання ВВП або інфляції. Сезонна компонента відображає регулярні коливання, що повторюються через певні проміжки часу, наприклад щорічне зростання продажів у святкові періоди. Циклічна складова описує довготривалі економічні коливання, пов'язані з фазами економічного циклу. Випадкова компонента містить нерегулярні зміни та шум, які неможливо точно передбачити.

Для аналізу часових рядів використовуються різноманітні статистичні та математичні методи. Одними з найпоширеніших є авторегресійні моделі AR, моделі ковзного середнього MA, інтегровані моделі ARIMA та сезонні моделі SARIMA. Ці методи дозволяють враховувати залежності між попередніми та поточними значеннями ряду, виявляти сезонні ефекти та здійснювати прогнозування майбутніх значень економічних показників.

Важливою характеристикою часових рядів є стаціонарність. Стаціонарний часовий ряд має сталі статистичні характеристики, такі як середнє значення, дисперсія та автокореляція. Багато методів моделювання вимагають приведення ряду до стаціонарного вигляду шляхом диференціювання, згладжування або усунення тренду та сезонності.

У сучасних умовах розвитку цифрової економіки значні обсяги часових економічних даних генеруються автоматизованими інформаційними системами, біржовими платформами, фінансовими сервісами та сенсорними мережами. Це створює необхідність застосування методів машинного навчання, штучного

інтелекту та інтелектуального аналізу даних для ефективної обробки часових рядів.

Таким чином, часові ряди є основним типом економічних даних, що дозволяє досліджувати динаміку економічних процесів, виявляти закономірності розвитку та формувати прогнози. Їх аналіз має важливе значення для економічного планування, фінансового аналізу, управління ризиками та прийняття стратегічних рішень.

1.2.3 Складові часових рядів: тренд, сезонність, циклічність, шум

Часові ряди економічних даних мають складну структуру, оскільки економічні процеси формуються під впливом багатьох факторів. Для якісного аналізу та побудови прогнозних моделей часовий ряд зазвичай розглядають як сукупність окремих компонентів, кожна з яких характеризує певний тип змін показника у часі. Основними складовими часового ряду є тренд, сезонність, циклічність та випадковий шум.

Тренд є довгостроковою складовою часового ряду, яка відображає загальну тенденцію зміни економічного показника протягом тривалого періоду часу. Тренд може бути зростаючим, спадним або стабільним. Наприклад, поступове зростання валового внутрішнього продукту, збільшення обсягів виробництва чи підвищення рівня цін є проявами позитивного тренду. Формування тренду пов'язане з розвитком економіки, науково-технічним прогресом, змінами демографічної ситуації, інвестиційною активністю та іншими довгостроковими факторами. Виявлення тренду є важливим етапом аналізу часових рядів, оскільки дозволяє оцінити основний напрям розвитку економічного процесу.

Сезонність характеризує регулярні та періодичні коливання показника, які повторюються через однакові проміжки часу. Найчастіше сезонні зміни спостерігаються протягом року, кварталу або місяця. Причинами сезонності можуть бути природні, соціальні або економічні фактори. Наприклад, зростання попиту на окремі товари у святкові періоди, підвищення споживання електроенергії взимку або сезонні зміни в аграрному виробництві. Сезонна

компонента є характерною для багатьох економічних процесів і має важливе значення для прогнозування, оскільки дозволяє враховувати регулярні коливання показників.

Циклічність відображає довгострокові хвилеподібні коливання економічних показників, які пов'язані з фазами економічного циклу. На відміну від сезонності, циклічні зміни не мають чітко фіксованої тривалості та можуть тривати декілька років. Економічні цикли включають фази піднесення, економічного зростання, кризи, спаду та відновлення. Прикладом циклічності є зміни рівня безробіття, інвестиційної активності або біржових індексів під впливом економічних криз та періодів економічного піднесення. Аналіз циклічної складової дає змогу оцінювати стан економіки та прогнозувати можливі зміни економічної кон'юнктури.

Випадковий шум або випадкова компонента є нерегулярною частиною часового ряду, яка формується під впливом випадкових, непередбачуваних факторів. До таких факторів можуть належати політичні події, природні катастрофи, фінансові кризи, зміни ринкової ситуації або помилки вимірювання даних. Випадковий шум не має чіткої закономірності та не піддається точному прогнозуванню. Однак його аналіз є важливим для оцінювання точності моделей та визначення рівня невизначеності економічного процесу.

У практиці аналізу часових рядів ці компоненти можуть поєднуватися за адитивною або мультиплікативною моделлю. В адитивній моделі часовий ряд розглядається як сума тренду, сезонності, циклічності та випадкової складової. У мультиплікативній моделі компоненти взаємодіють шляхом множення, що дозволяє описувати процеси зі змінною амплітудою коливань.

Виділення та аналіз окремих складових часового ряду є необхідним етапом побудови моделей прогнозування. Для цього застосовуються методи згладжування, декомпозиції, спектрального аналізу, авторегресійні моделі та алгоритми машинного навчання. Правильне врахування тренду, сезонності, циклічності та шуму дозволяє підвищити точність прогнозів і забезпечити ефективне моделювання економічних процесів.

1.2.4 Загальні підходи до математичного та статистичного моделювання

Математичне та статистичне моделювання є важливими інструментами дослідження економічних процесів і систем. Використання моделей дозволяє формалізувати реальні економічні явища, аналізувати закономірності їх функціонування, оцінювати вплив різних факторів та здійснювати прогнозування майбутнього стану економічних показників. У сучасних умовах розвитку цифрової економіки та інформаційних технологій математичні й статистичні методи набули широкого застосування у фінансовому аналізі, управлінні ризиками, економічному прогнозуванні та підтримці прийняття рішень.

Математичне моделювання передбачає побудову формалізованого опису економічного процесу за допомогою математичних залежностей, функцій, рівнянь або систем рівнянь. Основною метою математичного моделювання є встановлення взаємозв'язків між економічними показниками та дослідження поведінки системи за різних умов. Математичні моделі дозволяють спрощено відобразити складні економічні процеси та проводити експерименти без безпосереднього втручання у реальну економічну систему.

Одним із базових підходів математичного моделювання є детерміноване моделювання. У детермінованих моделях усі параметри та зв'язки між змінними вважаються точно визначеними. Такі моделі використовуються у випадках, коли вплив випадкових факторів є незначним або може бути проігнорований. Прикладом є оптимізаційні задачі, виробничі моделі, балансові моделі та моделі лінійного програмування.

Однак більшість економічних процесів мають стохастичний характер, оскільки на них впливають випадкові зовнішні та внутрішні фактори. Тому значного поширення набули статистичні методи моделювання, які враховують невизначеність та випадковість економічних даних. Статистичне моделювання базується на аналізі емпіричних даних і використанні методів математичної статистики та теорії ймовірностей.

Одним із основних підходів статистичного моделювання є регресійний аналіз. Регресійні моделі дозволяють визначати залежність між результативною

ознакою та набором факторів, що на неї впливають. В економіці регресійний аналіз широко застосовується для оцінювання впливу інфляції, доходів населення, інвестицій, процентних ставок та інших факторів на економічні показники.

Для аналізу динамічних економічних процесів особливе значення мають методи моделювання часових рядів. Вони дозволяють досліджувати поведінку показників у часі, виявляти тренди, сезонність та циклічність. До найбільш поширених моделей часових рядів належать авторегресійні моделі AR, моделі ковзного середнього MA, інтегровані моделі ARIMA та сезонні моделі SARIMA. Ці моделі широко використовуються для прогнозування валютних курсів, фінансових ринків, рівня попиту, інфляції та інших економічних процесів.

У сучасних дослідженнях активно використовуються методи машинного навчання та інтелектуального аналізу даних. Такі підходи дозволяють працювати з великими обсягами економічної інформації та виявляти складні нелінійні залежності між показниками. До поширених методів належать нейронні мережі, дерева рішень, метод опорних векторів, ансамблеві алгоритми та глибоке навчання. Перевагою цих методів є здатність адаптуватися до складних і нестационарних економічних процесів.

Важливим етапом математичного та статистичного моделювання є підготовка даних. На цьому етапі здійснюється очищення даних, усунення пропусків, нормалізація показників, перевірка статистичних характеристик та виявлення аномальних значень. Якість підготовки даних безпосередньо впливає на точність та адекватність побудованих моделей.

Процес моделювання зазвичай включає декілька етапів: постановку задачі, збір та аналіз даних, вибір моделі, оцінювання параметрів, перевірку адекватності моделі та побудову прогнозів. Для оцінювання якості моделей використовуються статистичні критерії та показники похибки, зокрема середньоквадратична помилка, коефіцієнт детермінації, критерії Акаїке та Шварца.

Таким чином, математичне та статистичне моделювання є фундаментальними інструментами дослідження економічних процесів.

Використання сучасних методів моделювання дозволяє підвищити ефективність аналізу економічних даних, забезпечити точніше прогнозування та підтримати процес прийняття управлінських рішень в умовах невизначеності та динамічних змін економічного середовища.

1.3 Методи аналізу та моделювання економічних часових рядів

1.3.1 Статистичні методи (ARIMA, SARIMA, експоненційне згладжування)

Статистичні методи моделювання часових рядів є одними з основних інструментів аналізу економічних даних та прогнозування економічних процесів. Їх використання дозволяє виявляти закономірності зміни показників у часі, аналізувати тренди, сезонність, циклічні коливання та будувати прогнози майбутніх значень. Особливого поширення у сфері економічного аналізу набули моделі ARIMA, SARIMA та методи експоненційного згладжування.

Модель ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) є однією з найбільш поширених статистичних моделей прогнозування часових рядів. Вона поєднує авторегресійний підхід, інтегрування та модель ковзного середнього. Основною перевагою ARIMA є здатність описувати нестационарні часові ряди шляхом перетворення їх у стаціонарний вигляд.

Модель ARIMA складається з трьох параметрів:

p — порядок авторегресії (AR);

d — порядок диференціювання;

q — порядок ковзного середнього (MA).

Авторегресійна складова AR враховує залежність поточного значення ряду від попередніх значень. Модель ковзного середнього MA враховує вплив випадкових похибок попередніх періодів. Компонента інтегрування I використовується для усунення тренду та забезпечення стаціонарності часового ряду.

Загальний вигляд моделі ARIMA можна подати як: ARIMA(p,d,q)

Моделі ARIMA широко застосовуються для прогнозування фінансових показників, валютних курсів, інфляції, попиту на продукцію та інших

економічних процесів. Їх перевагами є гнучкість, відносна простота реалізації та висока точність прогнозування для стаціонарних або приведених до стаціонарності рядів.

Для економічних даних часто характерна сезонність, тобто регулярні коливання, які повторюються через певні проміжки часу. У таких випадках застосовується модель SARIMA (Seasonal ARIMA), яка є розширенням ARIMA та враховує сезонну компоненту часового ряду.

Модель SARIMA включає як звичайні параметри ARIMA, так і сезонні параметри:

P — сезонна авторегресія;

D — сезонне диференціювання;

Q — сезонне ковзне середнє;

s — довжина сезонного періоду. Загальний запис моделі має вигляд:

SARIMA(p,d,q)(P,D,Q) s

SARIMA ефективно використовується для прогнозування економічних показників із вираженими сезонними коливаннями, наприклад обсягів продажів, споживання електроенергії, туристичних потоків або сільськогосподарського виробництва. Перевагою моделі є здатність одночасно враховувати тренд, сезонність та випадкові коливання.

Ще одним важливим статистичним методом аналізу часових рядів є експоненційне згладжування. Цей метод базується на ідеї, що новіші спостереження мають більшу вагу порівняно зі старими даними. Завдяки цьому модель швидше реагує на зміни економічного процесу.

Найпростішою формою є просте експоненційне згладжування, яке використовується для часових рядів без тренду та сезонності. Формула має вигляд:

$$S_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)S_{t-1}, \quad (1.1)$$

де:

S_t — згладжене значення;

y_t — фактичне значення ряду;

α — коефіцієнт згладжування;

$0 < \alpha < 1$.

Для часових рядів із трендом використовується метод Хольта, а для рядів із трендом та сезонністю — метод Хольта–Вінтерса. Ці методи дозволяють ефективно прогнозувати складні економічні процеси та широко застосовуються у фінансовій аналітиці, плануванні продажів та управлінні ресурсами.

Перевагами методів експоненційного згладжування є простота реалізації, висока швидкість обчислень та ефективність при короткостроковому прогнозуванні. Водночас такі методи можуть бути менш точними для складних нелінійних або нестабільних часових рядів.

Вибір конкретного статистичного методу залежить від структури економічних даних, наявності тренду, сезонності, циклічності та рівня шуму. У практичних задачах прогнозування часто здійснюється порівняння декількох моделей для вибору найбільш адекватного підходу. Сучасні програмні засоби та статистичні пакети дозволяють автоматизувати процес побудови моделей, оцінювання параметрів та перевірки точності прогнозів.

Таким чином, статистичні методи ARIMA, SARIMA та експоненційного згладжування є важливими інструментами аналізу та прогнозування економічних часових рядів. Вони забезпечують можливість дослідження динаміки економічних процесів, виявлення закономірностей розвитку та формування обґрунтованих прогнозів для підтримки управлінських рішень.

1.3.2 Економетричні моделі (VAR, VECM)

Економетричні моделі є важливим інструментом аналізу економічних процесів та дослідження взаємозв'язків між економічними показниками. На відміну від класичних статистичних моделей часових рядів, економетричні підходи дозволяють аналізувати декілька взаємопов'язаних змінних одночасно та враховувати вплив одних економічних показників на інші. Особливе значення в аналізі багатовимірних часових рядів мають моделі VAR та VECM, які широко використовуються у макроекономіці, фінансовому аналізі та прогнозуванні.

Модель VAR (Vector Autoregression) є векторною авторегресійною моделлю, яка описує систему взаємозалежних часових рядів. Основна ідея моделі полягає в тому, що кожна змінна залежить не лише від власних попередніх значень, але й від попередніх значень інших змінних системи. Такий підхід дозволяє враховувати складні економічні взаємозв'язки між показниками.

Модель VAR широко застосовується для аналізу макроекономічних процесів, зокрема взаємозв'язку між інфляцією, процентними ставками, валютним курсом, рівнем безробіття та валовим внутрішнім продуктом. Вона дозволяє досліджувати динамічну поведінку економічної системи та оцінювати реакцію показників на різні економічні шоки.

Загальний вигляд моделі VAR можна подати у формі:

$$Y_t = c + A_1 Y_{t-1} - A_2 Y_{t-2} + \dots + A_p Y_{t-p} + \varepsilon_t, \quad (1.2)$$

де:

Y_t — вектор економічних змінних;

c — вектор констант;

A_i — матриці коефіцієнтів;

p — порядок моделі;

ε_t — вектор випадкових похибок.

Однією з переваг моделі VAR є відсутність необхідності заздалегідь визначати залежні та незалежні змінні, оскільки всі змінні розглядаються як ендогенні. Це дозволяє моделювати складні взаємозалежності економічної системи. Крім того, VAR-моделі активно використовуються для побудови імпульсних функцій відгуку та декомпозиції дисперсії прогнозованої помилки, що дає змогу оцінити вплив економічних шоків на систему.

Однак модель VAR вимагає стаціонарності часових рядів. У випадку, коли економічні дані є нестаціонарними, але між ними існує довгостроковий рівноважний зв'язок, використовується модель VECM (Vector Error Correction Model).

Модель VECM є модифікацією VAR для коінтегрованих часових рядів. Коінтеграція означає, що хоча окремі часові ряди можуть бути нестационарними, між ними існує стабільний довгостроковий взаємозв'язок. Модель VECM дозволяє одночасно враховувати короткострокову динаміку та довгострокову рівновагу економічної системи.

Загальний вигляд моделі VECM має форму:

$$\Delta Y_t = c + \Pi Y_{t-1} + \sum_{i=1}^{p-1} \Gamma_i \Delta Y_{t-i} + \varepsilon_t, \quad (1.3)$$

де:

ΔY_t — прирости змінних;

Π — матриця коінтеграційних зв'язків;

Γ_i — матриці короткострокових ефектів;

ε_t — випадкові похибки.

Ключовим елементом VECM є механізм корекції помилки, який описує процес повернення системи до довгострокової рівноваги після короткострокових відхилень. Це особливо важливо для економічних процесів, у яких показники мають спільні тенденції розвитку.

Моделі VECM широко застосовуються у макроекономічному аналізі для дослідження довгострокових взаємозв'язків між ВВП, інфляцією, валютними курсами, процентними ставками та грошовою масою. Такі моделі дозволяють оцінювати як короткострокові коливання, так і стратегічні тенденції розвитку економіки.

Для побудови моделей VAR та VECM важливими етапами є перевірка стаціонарності часових рядів за допомогою тестів Дікі–Фуллера або Філіпса–Перрона, визначення оптимального порядку лагів, тестування коінтеграції методом Йохансена та оцінювання параметрів моделей.

Перевагами VAR та VECM є можливість моделювання багатовимірних економічних систем, врахування взаємного впливу змінних та висока інформативність результатів аналізу. Водночас недоліками є значна складність

моделей, високі вимоги до обсягу даних та складність інтерпретації результатів при великій кількості змінних.

Таким чином, економетричні моделі VAR та VECM є потужними інструментами аналізу економічних часових рядів. Вони дозволяють досліджувати взаємозв'язки між економічними показниками, оцінювати короткострокову та довгострокову динаміку економічних процесів, а також формувати обґрунтовані прогнози для підтримки прийняття управлінських та економічних рішень.

1.3.3 Частотні методи (Фур'є-аналіз, спектральний аналіз)

Частотні методи аналізу часових рядів є важливим напрямом математичного моделювання економічних процесів. На відміну від класичних статистичних методів, які досліджують залежності у часовій області, частотні методи дозволяють аналізувати структуру сигналу або часового ряду у частотній області. Це дає можливість виявляти приховані періодичності, циклічні компоненти та закономірності зміни економічних показників, які можуть бути недостатньо помітними при звичайному аналізі часових рядів.

У економічних дослідженнях частотні методи широко використовуються для аналізу циклічних процесів, сезонних коливань, фінансових ринків, макроекономічних індикаторів та інших динамічних систем. Особливого значення такі методи набувають при дослідженні складних економічних даних, які містять декілька періодичних компонент та випадковий шум.

Одним із основних частотних методів є Фур'є-аналіз. Його основна ідея полягає в тому, що складний часовий ряд можна подати як суму гармонічних коливань різних частот, амплітуд та фаз. Таким чином, будь-який економічний сигнал розкладається на набір синусоїдальних компонент, що дозволяє визначити домінуючі цикли та періодичності у даних.

Математично перетворення Фур'є описується як:

$$X(f) = \sum_{t=0}^{N-1} x_t e^{-i2\pi ft}, \quad (1.4)$$

де:

x_t — значення часового ряду;

$X(f)$ — спектральне представлення сигналу;

f — частота;

N — кількість спостережень.

У практичних задачах аналізу економічних даних найчастіше використовується дискретне перетворення Фур'є та його швидкий алгоритм — швидке перетворення Фур'є (FFT). Цей метод дозволяє ефективно обробляти великі обсяги часових даних та швидко визначати основні частотні компоненти економічного процесу.

Фур'є-аналіз застосовується для виявлення сезонних коливань у макроекономічних показниках, дослідження фінансових циклів, аналізу валютних курсів, фондових індексів та динаміки ринкових процесів. Наприклад, за допомогою аналізу частот можна визначити періодичність змін попиту на продукцію або циклічні коливання економічної активності.

Тісно пов'язаним із Фур'є-аналізом є спектральний аналіз, який використовується для дослідження енергетичного розподілу сигналу за частотами. Основною метою спектрального аналізу є визначення того, які частоти мають найбільший вплив на формування часового ряду.

Основною характеристикою спектрального аналізу є спектральна щільність потужності, яка показує інтенсивність окремих частотних компонент. Вона дозволяє виявити домінуючі цикли та оцінити їх внесок у структуру економічного процесу.

Спектральний аналіз особливо ефективний для дослідження:

- циклічних економічних процесів;
- сезонних коливань;
- фінансових часових рядів;
- біржових індексів;
- динаміки валютних курсів;
- макроекономічних індикаторів.

Однією з переваг частотних методів є здатність виявляти приховані закономірності навіть у зашумлених даних. Це особливо важливо для економічних часових рядів, які часто містять випадкові коливання, структурні зміни та складні нелінійні залежності.

Разом із перевагами частотні методи мають певні обмеження. Класичний Фур'є-аналіз передбачає стаціонарність сигналу, тобто незмінність його статистичних характеристик у часі. Однак економічні процеси часто є нестаціонарними, що може знижувати точність аналізу. Для подолання цієї проблеми використовуються модифіковані підходи, зокрема короткочасне перетворення Фур'є та вейвлет-аналіз.

У сучасних дослідженнях частотні методи часто комбінуються зі статистичними моделями часових рядів та алгоритмами машинного навчання. Це дозволяє підвищити точність прогнозування, покращити виявлення циклічних закономірностей та ефективніше аналізувати складні економічні системи.

Таким чином, Фур'є-аналіз та спектральний аналіз є важливими інструментами дослідження економічних часових рядів. Вони дозволяють виявляти періодичні та циклічні компоненти економічних процесів, аналізувати структуру часових даних у частотній області та підвищувати ефективність прогнозування економічних показників.

1.3.4 Методи декомпозиції часових рядів

Методи декомпозиції часових рядів є важливим інструментом аналізу економічних даних, оскільки дозволяють розділити складний часовий ряд на окремі компоненти та дослідити вплив кожної з них на поведінку економічного процесу. Декомпозиція дає можливість виявити основні закономірності зміни показників у часі, спростити аналіз структури ряду та підвищити точність прогнозування.

Основною ідеєю декомпозиції є представлення часового ряду як сукупності декількох складових: тренду, сезонності, циклічності та випадкової

компоненти. Кожна з цих складових характеризує певний тип змін економічного показника та має власну економічну інтерпретацію.

Трендова компонента відображає довгострокову тенденцію розвитку економічного процесу. Вона характеризує загальний напрям зміни показника протягом тривалого періоду часу та формується під впливом фундаментальних економічних факторів. Сезонна компонента описує регулярні коливання, які повторюються через однакові часові інтервали. Циклічна складова характеризує довгострокові хвилеподібні зміни, пов'язані з економічними циклами. Випадкова компонента або шум містить нерегулярні зміни та випадкові фактори, які неможливо точно передбачити.

У теорії часових рядів використовуються дві основні моделі декомпозиції: адитивна та мультиплікативна.

В адитивній моделі часовий ряд подається як сума окремих компонент:

$$Y_t = T_t + S_t + C_t + E_t, \quad (1.5)$$

де:

Y_t — значення часового ряду;

T_t — трендова компонента;

S_t — сезонна компонента;

C_t — циклічна складова;

E_t — випадкова компонента.

Адитивна модель використовується у випадках, коли амплітуда сезонних коливань є приблизно сталою протягом часу.

У мультиплікативній моделі компоненти взаємодіють шляхом множення:

$$Y_t = T_t \cdot S_t \cdot C_t \cdot E_t, \quad (1.6)$$

Мультиплікативна модель застосовується тоді, коли величина сезонних коливань змінюється пропорційно до рівня часового ряду. Такий підхід часто

використовується для економічних показників із вираженим зростанням або спадом.

Одним із найпоширеніших методів декомпозиції є класична декомпозиція часового ряду. Вона передбачає послідовне виділення тренду, сезонності та залишкової складової за допомогою методів згладжування та обчислення сезонних індексів. Для оцінювання тренду часто використовуються ковзні середні або поліноміальні функції.

Іншим популярним методом є STL-декомпозиція (Seasonal and Trend decomposition using Loess). Цей метод базується на локальному регресійному згладжуванні та дозволяє ефективно аналізувати складні нестационарні часові ряди. Перевагою STL є гнучкість та можливість працювати з часовими рядами, у яких сезонність змінюється з часом.

У сучасних дослідженнях також використовуються методи вейвлет-декомпозиції та емпіричної модальної декомпозиції. Такі підходи дозволяють аналізувати багаторівневу структуру сигналу та виділяти компоненти різних частотних діапазонів. Вони особливо ефективні для складних економічних процесів із нелінійною та нестационарною поведінкою.

Методи декомпозиції широко застосовуються у фінансовому аналізі, прогнозуванні попиту, дослідженні інфляції, аналізі валютних курсів та інших економічних задачах. Вони дозволяють:

- виявляти приховані закономірності;
- усувати сезонний вплив;
- аналізувати економічні цикли;
- підвищувати точність прогнозних моделей;
- покращувати інтерпретацію економічних процесів.

Важливою перевагою декомпозиції є можливість окремого аналізу кожної складової часового ряду. Це дозволяє краще зрозуміти природу економічного процесу та визначити фактори, які найбільше впливають на динаміку показника.

Таким чином, методи декомпозиції часових рядів є важливим інструментом математичного та статистичного аналізу економічних даних. Вони забезпечують структурований підхід до дослідження часових рядів, дозволяють

виділяти основні компоненти економічних процесів та створюють основу для побудови ефективних моделей прогнозування.

1.4 Висновок до першого розділу

В першому розділі кваліфікаційної роботи освітнього рівня «Магістр» описано теоретичні основи моделювання економічних даних. Проведено огляд методів аналізу та моделювання економічних часових рядів. Проведена класифікація економічних даних, розглянуті складові таких даних як тренд, сезонність, циклічність, шум. Розглянуті загальні підходи до моделювання, розглянуті математичні моделі ARIMA, SARIMA.

2 АНАЛІЗ МОДЕЛЕЙ ТА МЕТОДІВ МОДЕЛЮВАННЯ ЦИКЛІЧНИХ ЕКОНОМІЧНИХ ДАНИХ

2.1 Особливості моделювання циклічних економічних процесів

2.1.1 Поняття економічних циклів та їх природа

Економічні цикли є однією з фундаментальних характеристик розвитку економічних систем. Вони відображають періодичні коливання економічної активності, які проявляються у зміні обсягів виробництва, рівня зайнятості, інвестиційної діяльності, доходів населення та інших макроекономічних показників. Економічні цикли характеризують нерівномірність розвитку економіки та є невід'ємною складовою функціонування ринкової системи.

Під економічним циклом розуміють послідовну зміну фаз економічного розвитку, що повторюються через певні проміжки часу. Ці фази включають піднесення, пік економічної активності, спад або кризу та депресію чи відновлення. Тривалість і інтенсивність циклів можуть суттєво відрізнятись залежно від особливостей економіки, зовнішніх факторів та державної політики.

Фаза економічного піднесення характеризується зростанням виробництва, підвищенням рівня зайнятості, збільшенням інвестицій та доходів населення. У цей період спостерігається активізація ділової активності, зростання попиту на товари та послуги, покращення фінансових показників підприємств і банківської системи.

Пік економічного циклу є найвищою точкою економічної активності. На цьому етапі економіка досягає максимального рівня виробництва та зайнятості. Однак надмірне зростання попиту, інфляційні процеси або перевантаження виробничих потужностей можуть призводити до формування дисбалансів у економічній системі.

Фаза спаду або економічної кризи характеризується скороченням обсягів виробництва, зниженням інвестиційної активності, зростанням безробіття та погіршенням фінансового стану підприємств. Під час економічного спаду

зменшується попит на товари та послуги, скорочуються доходи населення та виникає нестабільність на фінансових ринках.

Після спаду настає фаза депресії або відновлення, під час якої економіка поступово стабілізується та починається новий цикл економічного зростання. У цей період відновлюється виробництво, зростає ділова активність та покращуються основні макроекономічні показники.

Природа економічних циклів пояснюється впливом різноманітних внутрішніх та зовнішніх факторів. До внутрішніх факторів належать зміни інвестиційної активності, коливання попиту і пропозиції, динаміка кредитування, зміни рівня зайнятості та особливості функціонування фінансової системи. Зовнішніми факторами можуть бути політичні події, міжнародні економічні кризи, зміни цін на енергоресурси, технологічні зміни або природні катастрофи.

У економічній теорії існує декілька підходів до пояснення природи економічних циклів. Представники класичної економічної школи вважали цикли тимчасовими відхиленнями від рівноваги ринку. Кейнсіанська теорія пояснює циклічність змінами сукупного попиту, інвестицій та державного регулювання економіки. Монетаристський підхід акцентує увагу на впливі грошової маси та кредитної політики на економічну активність. Сучасні теорії також враховують вплив технологічних інновацій, глобалізації та інформаційних процесів.

Залежно від тривалості виділяють декілька типів економічних циклів. Короткострокові цикли Кітчина тривають приблизно 2–4 роки та пов'язані зі змінами товарних запасів і ринкової кон'юнктури. Середньострокові цикли Жугляра мають тривалість 7–11 років і обумовлені коливаннями інвестиційної активності. Довгострокові цикли Кондратьєва можуть тривати 40–60 років та пов'язані з технологічними змінами, науково-технічним прогресом і структурними трансформаціями економіки.

Економічні цикли мають важливе значення для аналізу та прогнозування економічних процесів. Дослідження циклічності дозволяє оцінювати стан економіки, прогнозувати можливі кризи, формувати економічну політику та приймати ефективні управлінські рішення. Для аналізу економічних циклів

використовуються статистичні, економетричні та спектральні методи, а також моделі часових рядів.

Таким чином, економічні цикли є закономірною формою розвитку ринкової економіки та відображають складну динаміку економічних процесів. Їх дослідження дозволяє глибше зрозуміти механізми функціонування економічної системи, виявити причини економічних коливань та підвищити ефективність економічного прогнозування і управління.

2.1.2 Методи виявлення циклічності в даних

Виявлення циклічності в економічних даних є важливим етапом аналізу часових рядів та прогнозування економічних процесів. Циклічність характеризує повторювані коливання економічних показників, які виникають під впливом внутрішніх та зовнішніх факторів розвитку економічної системи. Аналіз циклічних компонент дозволяє виявляти закономірності функціонування економіки, прогнозувати можливі зміни економічної активності та підвищувати точність математичних моделей.

Економічні часові ряди часто містять одночасно трендові, сезонні та випадкові компоненти, тому для виявлення циклічності необхідно застосовувати спеціальні статистичні, математичні та частотні методи. Основною метою таких методів є визначення наявності періодичних коливань, оцінювання їх тривалості, амплітуди та впливу на загальну структуру даних.

Одним із базових підходів до виявлення циклічності є графічний аналіз часових рядів. Візуалізація даних дозволяє попередньо оцінити наявність повторюваних коливань, трендів або сезонних змін. Побудова графіків часових рядів є початковим етапом аналізу, який допомагає визначити загальну структуру економічного процесу.

Важливим методом аналізу циклічності є автокореляційний аналіз. Автокореляція характеризує ступінь залежності між значеннями часового ряду у різні моменти часу. Якщо в часовому ряді присутня циклічність, то значення показника через певні часові інтервали будуть подібними між собою, що проявляється у вигляді періодичних максимумів на автокореляційній функції.

Автокореляційна функція визначається як:

$$r_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (x_t - \bar{x})(x_{t+k} - \bar{x})}{\sum_{t=1}^n (x_t - \bar{x})^2} \quad (2.1)$$

де:

r_k — коефіцієнт автокореляції для лагу k ;

x_t — значення часового ряду;

\bar{x} — середнє значення ряду;

n — кількість спостережень.

Наявність регулярних піків автокореляційної функції свідчить про циклічну структуру даних.

Для більш детального аналізу циклічності широко застосовуються методи спектрального аналізу та Фур'є-аналізу. Ці методи дозволяють досліджувати часовий ряд у частотній області та визначати домінуючі періоди коливань. Основна ідея полягає у представленні часового ряду як сукупності гармонічних компонент різної частоти.

За допомогою спектрального аналізу можна оцінити, які частоти мають найбільший вплив на формування економічного процесу. Це особливо важливо для аналізу макроекономічних циклів, фінансових ринків та сезонних економічних процесів.

Ще одним ефективним методом є декомпозиція часових рядів. Вона дозволяє виділити окремо трендову, сезонну, циклічну та випадкову компоненти. Після усунення тренду та сезонності стає можливим більш точно дослідження циклічних коливань. Для декомпозиції використовуються методи ковзного середнього, STL-декомпозиція, вейвлет-аналіз та інші підходи.

У сучасних дослідженнях активно використовуються вейвлет-перетворення, які дозволяють аналізувати часові ряди одночасно у часовій та частотній областях. Вейвлет-аналіз є особливо ефективним для нестационарних економічних процесів, де характеристики циклів можуть змінюватися з часом.

Для виявлення циклічності також застосовуються економетричні моделі, зокрема ARIMA, SARIMA, VAR та моделі прихованих марковських процесів. Ці

методи дозволяють формалізувати циклічну поведінку економічних показників та здійснювати прогнозування майбутніх фаз економічного циклу.

У задачах аналізу великих обсягів економічних даних дедалі частіше використовуються методи машинного навчання. Нейронні мережі, кластеризація, методи глибокого навчання та алгоритми аналізу часових рядів дозволяють автоматично виявляти складні циклічні закономірності навіть у зашумлених і нелінійних даних.

Виявлення циклічності має важливе практичне значення для економічного прогнозування, фінансового аналізу та стратегічного планування. Аналіз циклічних коливань дозволяє прогнозувати зміни економічної активності, оцінювати ризики, оптимізувати управлінські рішення та формувати ефективну економічну політику.

Таким чином, методи виявлення циклічності є важливою складовою аналізу економічних часових рядів. Використання статистичних, спектральних, економетричних та сучасних інтелектуальних методів дозволяє ефективно досліджувати структуру економічних процесів, виявляти приховані закономірності та підвищувати точність прогнозування економічних показників.

2.1.3 Проблеми нерегулярності та нелінійності циклів

Однією з основних особливостей економічних процесів є складний характер їх циклічної поведінки. На відміну від ідеалізованих математичних моделей, реальні економічні цикли рідко мають чітку періодичність або стабільну структуру. Економічні часові ряди часто характеризуються нерегулярністю, зміною амплітуди коливань, нестабільністю тривалості циклів та нелійними залежностями між показниками. Це суттєво ускладнює аналіз, моделювання та прогнозування економічних процесів.

Проблема нерегулярності циклів полягає у тому, що економічні коливання не повторюються через однакові часові інтервали та можуть суттєво змінювати свої характеристики під впливом зовнішніх і внутрішніх факторів. На тривалість та інтенсивність економічних циклів впливають зміни економічної політики, фінансові кризи, технологічні інновації, міжнародні конфлікти, політична

нестабільність та інші фактори. У результаті цикли можуть мати різну тривалість, різні фази розвитку та неоднакову амплітуду коливань.

У класичних моделях часових рядів часто передбачається стаціонарність процесу, тобто сталість статистичних характеристик у часі. Однак реальні економічні дані зазвичай є нестаціонарними. Середнє значення, дисперсія та структура залежностей можуть змінюватися протягом часу, що створює труднощі при застосуванні традиційних статистичних методів.

Нерегулярність циклів також проявляється у наявності структурних зламів у часових рядах. Структурний злам виникає тоді, коли внаслідок значних економічних або політичних подій змінюється характер функціонування економічної системи. Прикладами таких подій можуть бути фінансові кризи, пандемії, війни, зміни валютної політики або різкі зміни ринкової кон'юнктури. Структурні злами можуть призводити до втрати адекватності моделей, побудованих на історичних даних.

Ще однією важливою проблемою є нелінійність економічних циклів. У багатьох випадках взаємозв'язки між економічними показниками не можуть бути описані простими лінійними моделями. Реальні економічні процеси характеризуються складними нелінійними залежностями, асиметрією фаз циклу, ефектами насичення та пороговими явищами.

Наприклад, економічний спад може розвиватися значно швидше, ніж економічне відновлення. Аналогічно реакція ринку на позитивні та негативні події може бути різною за масштабом і тривалістю. Такі явища неможливо повністю описати за допомогою класичних лінійних моделей.

Нелінійність економічних циклів часто проявляється у вигляді:

- асиметрії економічних коливань;
- зміни амплітуди циклів;
- хаотичної поведінки системи;
- взаємодії декількох циклічних процесів;
- різкої зміни динаміки після критичних подій.

Традиційні статистичні моделі, такі як ARIMA або класичні регресійні моделі, мають обмежені можливості для опису нелінійних процесів. Тому у

сучасних дослідженнях активно використовуються нелінійні моделі часових рядів, зокрема:

- моделі TAR (Threshold Autoregressive);
- моделі GARCH;
- нейронні мережі;
- моделі прихованих марковських процесів;
- методи машинного навчання та глибокого навчання.

Для аналізу нерегулярних і нелінійних циклів також застосовуються частотні та вейвлет-методи, які дозволяють досліджувати локальні зміни структури сигналу та виявляти змінні циклічні компоненти у часових рядах.

Важливою проблемою є також наявність шуму та випадкових коливань у економічних даних. Високий рівень шуму може приховувати циклічні закономірності та знижувати точність моделей прогнозування. Для зменшення впливу шуму використовуються методи згладжування, фільтрації та декомпозиції часових рядів.

Складність аналізу економічних циклів зумовлена також взаємозалежністю великої кількості економічних факторів. Економічна система є багатокomпонентною та динамічною, тому зміни одного показника можуть викликати складні ланцюгові реакції в інших секторах економіки.

Проблеми нерегулярності та нелінійності циклів мають важливе практичне значення для економічного прогнозування та управління. Недостатнє врахування цих особливостей може призводити до помилкових прогнозів, неефективних управлінських рішень та неправильного оцінювання економічних ризиків.

Таким чином, нерегулярність та нелінійність є характерними рисами сучасних економічних циклів. Їх дослідження потребує використання складних математичних, статистичних та інтелектуальних методів аналізу. Врахування цих особливостей дозволяє підвищити адекватність моделей, покращити точність прогнозування та забезпечити більш ефективний аналіз економічних процесів.

2.1.4 Обмеження існуючих моделей

Сучасні методи математичного, статистичного та економетричного моделювання дозволяють ефективно аналізувати економічні часові ряди та прогнозувати розвиток економічних процесів. Однак жодна модель не здатна повністю відобразити складність реальних економічних систем. Існуючі моделі мають низку обмежень, пов'язаних із особливостями економічних даних, складністю економічних процесів, наявністю невизначеності та впливом випадкових факторів.

Одним із основних обмежень більшості класичних моделей є припущення про стаціонарність часових рядів. Багато статистичних методів, зокрема ARIMA, VAR та інші авторегресійні моделі, вимагають, щоб статистичні характеристики ряду залишалися незмінними у часі. Однак реальні економічні дані часто є нестаціонарними через наявність трендів, структурних змін, сезонності та кризових явищ. Це може призводити до втрати точності моделей та помилкових прогнозів.

Іншою важливою проблемою є складність опису нелінійних економічних процесів. Значна частина класичних економетричних моделей базується на припущенні лінійності залежностей між змінними. У реальних економічних системах взаємозв'язки між показниками часто мають нелінійний характер, можуть змінюватися залежно від стану ринку або зовнішніх факторів. Наприклад, реакція економіки на кризові явища або різкі зміни монетарної політики може бути непропорційною та непередбачуваною.

Суттєвим обмеженням є також недостатня здатність моделей враховувати структурні зміни в економічних даних. Економічні системи можуть різко змінювати свою поведінку під впливом криз, пандемій, воєн, технологічних інновацій або політичних рішень. У таких умовах моделі, побудовані на історичних даних, можуть втрачати актуальність, оскільки закономірності минулого перестають відповідати новим економічним умовам.

Більшість класичних моделей мають обмежені можливості для роботи із зашумленими та неповними даними. Економічні часові ряди часто містять

пропущені значення, аномалії, помилки вимірювання та випадкові коливання. Наявність шуму ускладнює виділення трендів і циклічних компонент та може знижувати точність прогнозування.

Ще одним обмеженням є складність врахування багатofакторності економічних процесів. Економічні системи формуються під впливом великої кількості взаємопов'язаних факторів, серед яких фінансові, соціальні, політичні та технологічні чинники. Навіть складні багатовимірні моделі не завжди здатні адекватно врахувати всі взаємозалежності між економічними показниками.

Проблемою також є обмежена інтерпретованість окремих сучасних моделей. Зокрема, моделі машинного навчання та глибокі нейронні мережі можуть демонструвати високу точність прогнозування, однак їх внутрішня структура часто є складною для економічної інтерпретації. Це ускладнює пояснення причин отриманих результатів та обмежує використання таких моделей у задачах економічного управління та прийняття стратегічних рішень.

Існуючі моделі також можуть мати високу обчислювальну складність. Аналіз великих обсягів економічних даних, побудова багатofакторних моделей або використання методів машинного навчання потребують значних обчислювальних ресурсів та спеціалізованого програмного забезпечення.

Важливим обмеженням є залежність результатів моделювання від якості вихідних даних. Неточні, неповні або застарілі дані можуть суттєво впливати на адекватність побудованих моделей та достовірність прогнозів. У зв'язку з цим значна увага приділяється попередній обробці даних, очищенню часових рядів та виявленню аномалій.

Для моделей прогнозування економічних процесів характерною є проблема накопичення помилок прогнозу. При довгостроковому прогнозуванні навіть незначні похибки можуть поступово збільшуватися та призводити до значних відхилень результатів від реальних значень.

Крім того, більшість моделей орієнтована на аналіз історичних даних і не завжди здатна враховувати раптові зміни зовнішнього середовища або появу нових факторів, які раніше не спостерігалися. Це особливо актуально для

сучасної глобальної економіки, яка характеризується високим рівнем нестабільності та швидкими змінами.

Для подолання зазначених обмежень у сучасних дослідженнях активно розвиваються гібридні підходи, які поєднують статистичні, економетричні, спектральні та інтелектуальні методи аналізу даних. Комбінування різних моделей дозволяє підвищити точність прогнозування, краще враховувати нелінійність та адаптуватися до складних економічних умов.

Таким чином, існуючі моделі аналізу та прогнозування економічних процесів мають низку обмежень, пов'язаних із нестационарністю, нелінійністю, нерегулярністю та багатофакторністю економічних даних. Усвідомлення цих обмежень є важливим для правильного вибору методів моделювання, оцінювання достовірності прогнозів та подальшого розвитку сучасних підходів до аналізу економічних часових рядів.

2.2 Сучасні підходи до моделювання економічних даних

2.2.1 Методи машинного навчання (Random Forest, SVM, Boosting)

Методи машинного навчання є одним із найбільш перспективних напрямів аналізу економічних даних та прогнозування економічних процесів. На відміну від класичних статистичних моделей, алгоритми машинного навчання здатні автоматично виявляти складні закономірності у великих обсягах даних, адаптуватися до нелінійних залежностей та працювати із зашумленими часовими рядами. Завдяки цьому вони широко застосовуються у фінансовому аналізі, прогнозуванні ринкових показників, оцінюванні ризиків, аналізі поведінки споживачів та підтримці прийняття управлінських рішень.

Однією з ключових особливостей машинного навчання є можливість побудови моделей без необхідності явного опису математичних залежностей між змінними. Алгоритми самостійно навчаються на історичних даних та формують модель, здатну прогнозувати нові значення або класифікувати об'єкти.

Серед найбільш поширених методів машинного навчання для аналізу економічних даних виділяють Random Forest, метод опорних векторів (SVM) та алгоритми Boosting.

Random Forest або випадковий ліс є ансамблевим методом машинного навчання, який базується на побудові великої кількості дерев рішень. Кожне дерево формується на випадковій підмножині даних та ознак, а кінцевий результат визначається шляхом усереднення прогнозів або голосування між окремими деревами.

Основною перевагою Random Forest є висока стійкість до шуму та перенавчання. Метод здатний ефективно працювати з великими наборами економічних даних, враховувати нелінійні залежності та автоматично оцінювати важливість окремих факторів. У економічних задачах Random Forest застосовується для:

- прогнозування фінансових ринків;
- оцінювання кредитних ризиків;
- аналізу економічних показників;
- виявлення аномалій у фінансових даних;
- класифікації економічних процесів.

Важливою перевагою Random Forest є здатність працювати з даними, що містять пропуски або значний рівень шуму. Однак недоліком методу може бути складність інтерпретації результатів через велику кількість побудованих дерев.

Метод опорних векторів (Support Vector Machine, SVM) є одним із найефективніших алгоритмів класифікації та регресії. Основна ідея SVM полягає у побудові оптимальної гіперплощини, яка максимально розділяє об'єкти різних класів у просторі ознак.

Для нелінійних задач SVM використовує спеціальні ядрові функції, які дозволяють переводити дані у простір більшої розмірності та знаходити складні залежності між змінними. Завдяки цьому метод ефективно працює з економічними даними, що мають нелінійну структуру.

У сфері економіки SVM використовується для:

- прогнозування цін акцій;
- аналізу фінансових ризиків;
- класифікації клієнтів;
- прогнозування банкрутства підприємств;

- аналізу поведінки споживачів.

Перевагами SVM є висока точність прогнозування, ефективність при роботі з багатовимірними даними та здатність моделювати складні нелінійні процеси. Водночас алгоритм може потребувати значних обчислювальних ресурсів при роботі з великими наборами даних.

Ще одним важливим напрямом машинного навчання є Boosting — ансамблевий підхід, який передбачає послідовне навчання декількох слабких моделей із поступовим покращенням точності прогнозування. Ідея Boosting полягає у тому, що кожна наступна модель фокусується на помилках попередньої.

До найбільш відомих алгоритмів цього класу належать:

- AdaBoost;
- Gradient Boosting;
- XGBoost;
- LightGBM;
- CatBoost.

Boosting-моделі демонструють високу ефективність у задачах прогнозування економічних процесів, оскільки здатні враховувати складні нелінійні залежності та взаємодії між ознаками. У економічних дослідженнях вони використовуються для:

- прогнозування макроекономічних показників;
- оцінювання фінансових ризиків;
- кредитного скорингу;
- прогнозування попиту;
- аналізу ринкових тенденцій.

Особливо популярним є алгоритм XGBoost, який поєднує високу швидкість обчислень, регуляризацію та ефективну роботу з великими наборами даних. Він широко використовується у фінансовій аналітиці та системах підтримки прийняття рішень.

Попри значні переваги, методи машинного навчання мають певні обмеження. Вони потребують великих обсягів якісних даних, можуть бути

чутливими до перенавчання та часто мають обмежену інтерпретованість результатів. Крім того, складні моделі потребують значних обчислювальних ресурсів і ретельного налаштування параметрів.

У сучасних дослідженнях методи машинного навчання часто поєднуються зі статистичними та економетричними моделями. Такі гібридні підходи дозволяють враховувати як класичні закономірності часових рядів, так і складні нелінійні залежності у даних.

Таким чином, Random Forest, SVM та Boosting є важливими методами машинного навчання для аналізу економічних даних. Їх використання дозволяє ефективно працювати зі складними часовими рядами, виявляти приховані закономірності, підвищувати точність прогнозування та підтримувати процес прийняття економічних і управлінських рішень

2.2.2 Нейронні мережі для прогнозування часових рядів (LSTM, GRU)

Нейронні мережі є одним із найпотужніших інструментів сучасного аналізу та прогнозування часових рядів, особливо в умовах складної нелінійної динаміки економічних процесів. На відміну від класичних статистичних і економетричних моделей, нейронні мережі здатні автоматично навчатися прихованим залежностям у даних, враховувати довгострокові та короткострокові взаємозв'язки, а також ефективно працювати з великими масивами інформації.

У задачах прогнозування економічних часових рядів особливе місце займають рекурентні нейронні мережі (RNN), які спеціально розроблені для обробки послідовних даних. Однак базові RNN мають проблему затухання або вибуху градієнтів, що ускладнює навчання на довгих послідовностях. Для подолання цих обмежень були розроблені більш вдосконалені архітектури — LSTM та GRU.

LSTM (Long Short-Term Memory) — це тип рекурентної нейронної мережі, який дозволяє моделювати довгострокові залежності у часових рядах. Основною особливістю LSTM є наявність спеціальних структур — вентилів (gates), які контролюють потік інформації через мережу. Це дозволяє моделі

«запам'ятовувати» важливі події на довгих інтервалах часу та ігнорувати незначні коливання.

Структура LSTM включає три основні вентиля:

- вентиль забування (forget gate), який визначає, яку інформацію слід видалити з пам'яті;

- вентиль входу (input gate), який контролює, яка нова інформація додається;

- вентиль виходу (output gate), який формує фінальний результат.

Завдяки такій архітектурі LSTM ефективно застосовується для прогнозування складних економічних процесів, зокрема:

- динаміки валютних курсів;
- фондових індексів;
- інфляційних процесів;
- обсягів продажів;
- макроекономічних показників.

LSTM добре працює з даними, що мають довгострокову залежність, сезонність та складну структуру шуму, що робить її однією з найпопулярніших моделей у фінансовій аналітиці.

GRU (Gated Recurrent Unit) є спрощеною альтернативою LSTM, яка також належить до класу рекурентних нейронних мереж. GRU має меншу кількість параметрів і обчислювальних операцій, що забезпечує швидше навчання при збереженні високої точності прогнозування.

Архітектура GRU включає два основні вентиля:

- вентиль оновлення (update gate), який визначає, скільки нової інформації слід врахувати;

- вентиль скидання (reset gate), який контролює, яку частину попереднього стану слід ігнорувати.

Завдяки простішій структурі GRU часто використовується у випадках, коли обсяг даних обмежений або необхідна висока швидкість навчання. У багатьох практичних задачах GRU демонструє продуктивність, порівнянну з LSTM, при менших обчислювальних витратах.

Нейронні мережі LSTM і GRU широко застосовуються для прогнозування економічних часових рядів, оскільки вони здатні:

- враховувати нелінійні залежності;
- моделювати довгострокові та короткострокові ефекти;
- працювати з шумними та нестационарними даними;
- адаптуватися до складної структури економічних процесів.

Водночас ці моделі мають певні обмеження. Вони потребують значних обсягів даних для якісного навчання, є чутливими до вибору гіперпараметрів та мають обмежену інтерпретованість результатів. Крім того, навчання глибоких нейронних мереж потребує значних обчислювальних ресурсів.

Попри це, LSTM та GRU є одними з найефективніших інструментів прогнозування економічних часових рядів у сучасних умовах. Вони часто використовуються у поєднанні зі статистичними та економетричними моделями, утворюючи гібридні системи прогнозування, що дозволяє підвищити точність та стійкість результатів.

Таким чином, нейронні мережі LSTM та GRU є ключовими технологіями сучасного машинного навчання для аналізу економічних даних, забезпечуючи високу ефективність у задачах прогнозування складних часових рядів та моделювання нелінійних економічних процесів.

2.2.3 Гібридні моделі (поєднання статистичних та ML-підходів)

Гібридні моделі є сучасним напрямом розвитку методів аналізу та прогнозування економічних часових рядів, який поєднує переваги класичних статистичних методів та алгоритмів машинного навчання. Основна ідея гібридного підходу полягає у тому, щоб використати сильні сторони різних методів для компенсації їхніх обмежень та підвищення загальної точності прогнозування.

Класичні статистичні моделі, такі як ARIMA та SARIMA, добре описують лінійні залежності, тренди та сезонні компоненти часових рядів, однак мають обмежені можливості для моделювання складних нелінійних структур. Натомість методи машинного навчання, зокрема нейронні мережі та ансамблеві

алгоритми, ефективно працюють із нелінійностями та складними взаємозв'язками, але потребують великих обсягів даних і можуть бути менш інтерпретованими. Гібридні моделі дозволяють об'єднати ці підходи в єдину систему.

Одним із найпоширеніших підходів є послідовна гібридизація, коли статистична модель використовується для виділення лінійної структури часового ряду, а залишки (резидуали) моделюються за допомогою методів машинного навчання. Наприклад, спочатку застосовується модель ARIMA для виділення тренду та сезонності, після чого залишкова компонента прогнозується за допомогою нейронної мережі або алгоритму Boosting.

Інший підхід полягає у паралельній гібридизації, коли різні моделі незалежно будуються на одних і тих самих даних, а кінцевий прогноз формується шляхом комбінування їх результатів. Це може здійснюватися через просте усереднення прогнозів або за допомогою зважених схем, де кожна модель має певну вагу залежно від її точності.

Також застосовується інтегрований підхід, у якому статистичні та машинно-навчальні методи поєднуються на рівні ознак або архітектури моделі. Наприклад, результати декомпозиції часового ряду (тренд, сезонність, залишки) можуть використовуватися як вхідні ознаки для моделей машинного навчання, таких як Random Forest, Gradient Boosting або LSTM.

Гібридні моделі особливо ефективні в умовах складних економічних процесів, які характеризуються одночасною наявністю лінійних і нелінійних залежностей, шуму, сезонності та структурних змін. Вони широко застосовуються для прогнозування фінансових ринків, валютних курсів, інфляції, попиту на продукцію та інших макроекономічних показників.

До основних переваг гібридних моделей належать підвищена точність прогнозування, здатність враховувати різні типи залежностей у даних, а також більша стійкість до шуму та нестационарності. Завдяки поєднанню методів вдається досягти більш збалансованого результату порівняно з використанням окремих моделей.

Водночас гібридні підходи мають і певні недоліки. Вони є більш складними в реалізації, потребують значних обчислювальних ресурсів та ретельного налаштування параметрів різних моделей. Крім того, ускладнюється інтерпретація результатів, оскільки кінцевий прогноз формується як комбінація декількох алгоритмів.

У сучасних дослідженнях гібридні моделі часто реалізуються у вигляді комплексних систем, які поєднують декомпозицію часових рядів, економетричні методи та алгоритми глибокого навчання. Такий підхід дозволяє ефективно обробляти великі обсяги економічних даних та враховувати багаторівневу структуру економічних процесів.

Таким чином, гібридні моделі є перспективним напрямом розвитку методів прогнозування економічних часових рядів. Вони забезпечують більш високу точність та адаптивність порівняно з класичними підходами, що робить їх особливо актуальними для аналізу складних і динамічних економічних систем.

2.2.4 Data-driven підходи та Big Data аналітика

Data-driven підходи (підходи, керовані даними) є сучасною парадигмою аналізу економічних процесів, у якій основним джерелом прийняття рішень виступають великі обсяги даних, а не заздалегідь задані аналітичні моделі. У рамках цього підходу моделі будуються на основі емпіричних спостережень, а закономірності виявляються автоматично за допомогою статистичних методів, машинного навчання та алгоритмів штучного інтелекту.

На відміну від традиційних підходів, які базуються на припущеннях щодо структури економічної системи, data-driven методи мінімізують кількість апріорних обмежень і дозволяють моделі «вивчати» структуру процесу безпосередньо з даних. Це особливо важливо для економічних систем, які характеризуються високою складністю, динамічністю та наявністю прихованих нелінійних залежностей.

Big Data аналітика є ключовим інструментом реалізації data-driven підходів. Під великими даними розуміють масиви інформації, що характеризуються високими обсягами (Volume), високою швидкістю

надходження (Velocity) та різноманітністю форматів (Variety). У сучасній економіці такі дані генеруються банківськими транзакціями, біржовими операціями, онлайн-торгівлею, соціальними мережами, IoT-пристроями та державними інформаційними системами.

Економічна Big Data аналітика дозволяє аналізувати поведінку споживачів, прогнозувати ринкові тренди, оцінювати фінансові ризики та виявляти аномалії у великих потоках транзакцій. Вона забезпечує можливість обробки як структурованих, так і неструктурованих даних, включаючи текстову інформацію, зображення та потокові дані в реальному часі.

Однією з ключових особливостей data-driven підходів є використання автоматизованого виділення ознак (feature engineering). У сучасних системах значна частина інформаційних характеристик формується автоматично за допомогою алгоритмів машинного навчання, що дозволяє виявляти складні взаємозв'язки між економічними змінними без ручного втручання аналітика.

У рамках Big Data аналізу активно застосовуються такі технології та методи:

- розподілені обчислювальні системи (Hadoop, Spark);
- потокова обробка даних у реальному часі;
- алгоритми машинного навчання та глибокого навчання;
- методи кластеризації та класифікації;
- аналіз часових рядів у великих масштабах.

У економічних задачах Big Data аналітика використовується для прогнозування попиту, аналізу фінансових ринків, кредитного скорингу, виявлення шахрайства, оптимізації логістичних процесів та оцінювання макроекономічних індикаторів. Завдяки високій деталізації даних стає можливим аналіз поведінки економічних агентів на мікрорівні, що раніше було практично недосяжним.

Важливою перевагою data-driven підходів є їхня адаптивність. Моделі можуть оновлюватися в режимі реального часу, враховуючи нові дані та зміну економічних умов. Це дозволяє швидко реагувати на ринкові зміни та підвищує актуальність прогнозів.

Водночас Big Data аналітика має низку обмежень. Серед основних проблем можна виділити високу складність обробки даних, потребу в значних обчислювальних ресурсах, ризики надмірного перенавчання моделей та залежність результатів від якості вхідних даних. Також важливим аспектом є питання конфіденційності та безпеки економічної інформації.

Ще одним викликом є інтерпретованість результатів. Багато сучасних data-driven моделей, особливо глибокі нейронні мережі, функціонують як «чорні скриньки», що ускладнює пояснення отриманих прогнозів та прийняття управлінських рішень на їх основі.

Таким чином, data-driven підходи та Big Data аналітика є ключовими елементами сучасного аналізу економічних даних. Вони забезпечують високу точність прогнозування, дозволяють працювати з великими та різномірними наборами даних і відкривають нові можливості для дослідження складних економічних процесів в умовах цифрової трансформації економіки.

2.3 Класичні моделі AR, MA

2.3.1 AR-моделі (Autoregressive Model)

Авторегресійні моделі (AR, Autoregressive Model) є базовим класом моделей аналізу часових рядів, які широко застосовуються в економетриці та фінансовій аналітиці для опису динаміки економічних процесів. Основна ідея AR-моделі полягає в тому, що поточне значення часового ряду залежить від його попередніх значень із певним лагом, а також від випадкової похибки.

AR-моделі дозволяють формалізувати ефект «пам'яті» економічного процесу, тобто враховувати вплив минулих значень показника на його поточну поведінку. Це є особливо важливим для економічних даних, де спостерігається автокореляція та залежність між послідовними спостереженнями.

Загальна форма авторегресійної моделі порядку p (AR(p)) задається як:

$$y_t = c + \sum_{i=1}^p \varphi_i y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (2.2)$$

де:

y_t — значення часового ряду в момент часу t ;

c — константа (вільний член);

φ_i — параметри моделі;

p — порядок моделі (кількість лагів);

ε_t — випадкова похибка (білий шум).

Ключовим параметром AR-моделі є порядок p , який визначає, скільки попередніх значень впливає на поточне. Вибір оптимального порядку здійснюється за допомогою інформаційних критеріїв, таких як AIC (Akaike Information Criterion) або BIC (Bayesian Information Criterion), а також аналізу автокореляційної та часткової автокореляційної функцій.

AR-моделі широко використовуються для аналізу економічних часових рядів, зокрема для:

- прогнозування інфляції;
- аналізу валютних курсів;
- моделювання ВВП та інших макроекономічних показників;
- аналізу фінансових ринків;
- короткострокового прогнозування попиту.

Однією з переваг AR-моделей є їхня простота та інтерпретованість. Вони дозволяють чітко оцінити ступінь впливу попередніх значень на поточний стан процесу. Крім того, AR-моделі є основою для побудови більш складних моделей, таких як ARMA та ARIMA.

Важливою умовою застосування AR-моделей є стаціонарність часового ряду. Це означає, що середнє значення, дисперсія та автокореляційна структура ряду повинні залишатися сталими в часі. У випадку нестаціонарних даних застосовуються методи диференціювання або трансформації даних для приведення ряду до стаціонарного вигляду.

Попри свою простоту, AR-моделі мають певні обмеження. Вони не здатні ефективно описувати складні нелінійні залежності та можуть бути недостатньо точними для довгострокового прогнозування. Крім того, їх ефективність

знижується у випадку наявності сильних структурних змін або зовнішніх шоків в економічній системі.

Таким чином, AR-моделі є фундаментальним інструментом аналізу часових рядів, який дозволяє моделювати залежність економічних показників від їх попередніх значень, виявляти динамічні закономірності та формувати короткострокові прогнози. Вони становлять основу багатьох сучасних економетричних і статистичних методів аналізу економічних даних.

2.3.2 MA-моделі (Moving Average Model)

Моделі ковзного середнього (MA, Moving Average Model) є одним із базових класів моделей аналізу часових рядів, які широко застосовуються в економетриці для опису динаміки економічних процесів. На відміну від авторегресійних моделей, MA-моделі ґрунтуються не на попередніх значеннях самого часового ряду, а на попередніх значеннях випадкових похибок (шуму). Це дозволяє моделювати вплив випадкових шоків, які накопичуються у часі та впливають на поточну поведінку економічного показника.

Основна ідея MA-моделі полягає в тому, що поточне значення часового ряду формується як лінійна комбінація випадкових похибок поточного та попередніх періодів. Таким чином, модель описує процес згладженого впливу випадкових факторів, що є характерним для багатьох економічних явищ.

Загальна форма моделі ковзного середнього порядку q (MA(q)) задається як:

$$y_t = \mu + \varepsilon_t + \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i} \quad (2.3)$$

де:

y_t — значення часового ряду в момент часу t ;

μ — середнє значення процесу;

ε_t — випадкова похибка (білий шум);

θ_i — параметри моделі;

q — порядок моделі (кількість лагів похибок).

Ключовою особливістю MA-моделі є те, що вона враховує не самі попередні значення ряду, а саме випадкові шоки, які вплинули на систему в минулому. Це дозволяє ефективно моделювати короткострокові коливання та випадкові відхилення економічних показників.

MA-моделі широко використовуються в економічному аналізі для:

- моделювання фінансових ринків;
- аналізу короткострокових коливань цін;
- прогнозування інфляційних шоків;
- аналізу залишкових компонент економічних процесів;
- побудови більш складних моделей, таких як ARMA та ARIMA.

Вибір порядку qqq є важливим етапом побудови моделі та здійснюється за допомогою статистичних критеріїв або аналізу автокореляційної функції. У MA-моделях автокореляція зазвичай швидко затухає після лагу qqq , що є важливою діагностичною ознакою.

Однією з переваг MA-моделей є їх здатність ефективно описувати вплив випадкових шоків, а також забезпечувати згладжування короткострокових коливань. Вони добре працюють у випадках, коли економічний процес піддається впливу випадкових факторів, але має відносно стабільну структуру.

Водночас MA-моделі мають певні обмеження. Вони не враховують довгострокові залежності між спостереженнями та є менш інтуїтивними для інтерпретації порівняно з авторегресійними моделями. Крім того, для їх ефективного застосування необхідна стаціонарність часового ряду.

MA-моделі часто використовуються у поєднанні з AR-моделями, утворюючи комбіновані підходи ARMA та ARIMA, які дозволяють одночасно враховувати як залежність від попередніх значень, так і вплив випадкових шоків.

Таким чином, MA-моделі є важливим інструментом аналізу економічних часових рядів, який дозволяє моделювати вплив випадкових факторів, описувати короткострокові коливання та формувати основу для більш складних економетричних моделей прогнозування.

2.3.3 Узагальнений аналіз моделей

AR-моделі описують залежність поточного значення часового ряду від його попередніх значень. Вони добре працюють для стаціонарних процесів і дозволяють враховувати внутрішню динаміку економічних показників.

MA-моделі базуються на впливі випадкових шоків (похибок) попередніх періодів. Вони ефективні для моделювання короткострокових коливань і випадкових змін.

ARIMA поєднує AR та MA з процедурою диференціювання, що дозволяє працювати з нестаціонарними рядами. Це одна з найпопулярніших моделей економічного прогнозування.

SARIMA розширює ARIMA шляхом врахування сезонності, тому застосовується для даних із регулярними циклічними коливаннями (місяць, квартал, рік).

VAR-моделі описують систему взаємопов'язаних змінних, де кожна змінна залежить від лагів усіх інших змінних. Використовуються в макроекономіці для аналізу взаємозв'язків.

VECM є розширенням VAR для нестаціонарних, але коінтегрованих рядів і дозволяє одночасно моделювати коротко- та довгострокову рівновагу.

Експоненційне згладжування надає більшу вагу новим спостереженням і використовується для короткострокового прогнозування.

Методи машинного навчання (Random Forest, SVM, Boosting) дозволяють моделювати складні нелінійні залежності без явної специфікації моделі.

Нейронні мережі (LSTM, GRU) ефективні для довгих та складних часових залежностей і здатні враховувати нелінійність та довгострокову пам'ять.

Гібридні та data-driven моделі поєднують кілька підходів і забезпечують найвищу точність у складних економічних системах.

Порівняння математичних моделей

| Модель | Тип підходу | Основна ідея | Сильні сторони | Обмеження | Тип даних |
|-----------------------|---------------|---------------------------------|-----------------------------|------------------------------|----------------------|
| AR | Статистична | Залежність від минулих значень | Простота, інтерпретованість | Лише стаціонарні ряди | Лінійні, стаціонарні |
| MA | Статистична | Вплив минулих похибок | Добре моделює шум | Не враховує довгу пам'ять | Стаціонарні |
| ARIMA | Статистична | AR + MA + диференціювання | Універсальність | Погано працює з нелінійністю | Нестаціонарні |
| SARIMA | Статистична | ARIMA + сезонність | Враховує сезонність | Складність налаштування | Сезонні ряди |
| VAR | Економетрична | Багатовимірні взаємозв'язки | Аналіз системи змінних | Висока складність | Багатовимірні |
| VECM | Економетрична | Коінтеграція + корекція помилки | Довгострокові зв'язки | Потребує коінтеграції | Нестаціонарні |
| Exponential Smoothing | Статистична | Більша вага новим даним | Простота, швидкість | Короткостроковість | Слабко трендові |
| Random Forest | ML | Ансамбль дерев рішень | Стійкість до шуму | Слабка інтерпретація | Великі набори даних |
| SVM | ML | Оптимальна гіперплощина | Висока точність | Вимогливість до параметрів | Багатовимірні |
| Boosting | ML | Послідовне покращення моделей | Висока точність | Ризик перенавчання | Великі дані |
| LSTM / GRU | Deep Learning | Рекурентна пам'ять | Довгі залежності | Складність навчання | Послідовності |
| Гібридні моделі | Комбіновані | Поєднання методів | Найвища точність | Складність реалізації | Універсальні |

Узагальнено, класичні статистичні моделі (AR, MA, ARIMA, SARIMA) ефективні для лінійних і відносно стабільних процесів, тоді як економетричні моделі (VAR, VECM) краще підходять для аналізу взаємозв'язаних економічних систем. Методи машинного навчання та нейронні мережі забезпечують високу точність у складних нелінійних задачах, а гібридні та data-driven підходи поєднують їх переваги для досягнення максимальної ефективності прогнозування економічних часових рядів.

2.4 Висновок до другого розділу

В другому розділі кваліфікаційної роботи описано класифікацію математичних моделей для задачі моделювання економічних даних. Розглянуті математичні моделі MA, AR, окрім цього описано Data-driven підходи та Big Data аналітика, Гібридні моделі (поєднання статистичних та ML-підходів), нейронні мережі для прогнозування часових рядів (LSTM, GRU), сучасні підходи до моделювання економічних даних.

3 МЕТОДИ ОПРАЦЮВАННЯ ЕКОНОМІЧНИХ ДАНИХ ДЛЯ ЗАДАЧІ КОМП'ЮТЕРНОГО МОДЕЛЮВАННЯ

3.1 Математична модель для комп'ютерного моделювання

Циклічний випадковий процес є стохастичною моделлю, що об'єднує періодичні (циклічні) закономірності та випадкові флуктуації. Подібні моделі застосовуються для опису процесів із повторюваною структурою, але з непередбачуваними відхиленнями, зокрема в економічних або кліматичних часових рядах.

Одним із підходів до формалізації таких явищ є модель циклічного випадкового процесу, яка враховує ритмічну структуру сигналу. Вона детально розглядається в наукових працях [44–48].

$$\xi(\omega, t) = \sum_{i=1}^C \xi_i(\omega, t), \omega \in \Omega, t \in \mathbf{W}, \xi(\omega, t) \in \Psi = L_2(\Omega, \mathbf{P}) \quad (3.1)$$

Де компоненти циклічного випадкового процесу враховуються через індикаторні функції

$$\xi_i(\omega, t) = \xi(\omega, t) \cdot I_{\mathbf{W}_i}(t), i = \overline{1, C}, \omega \in \Omega, t \in \mathbf{W} \quad (3.2)$$

Самі індикаторні функції визначаються так:

$$I_{\mathbf{W}_i}(t) = \begin{cases} 1, & t \in \mathbf{W}_i, \\ 0, & t \notin \mathbf{W}_i. \end{cases}$$

При цьому області визначення циклічного випадкового процесу

$$\mathbf{W} = \bigcup_{i=1}^C \mathbf{W}_i \quad \text{та} \quad \mathbf{W}_i \cap \mathbf{W}_q = \emptyset, i \neq q, i = \overline{1, C}$$

Індикаторна функція має зв'язок з функцією ритму

$$I_{\mathbf{W}_i}(t) = I_{\mathbf{W}_{i+n}}(t + T(t, n)), i = \overline{1, C}, n \in \mathbf{Z}, t \in \mathbf{W} \quad (3.3)$$

Якщо досліджуваний випадковий процес (циклічний економічний процес) можна розбити в межах циклів на зони тоді зручно використовувати таку формулу представлення

$$\xi_j(\omega, t) = \xi(\omega, t) \cdot I_{\mathbf{W}_j}(t) = \xi_i(\omega, t) \cdot I_{\mathbf{W}_j}(t), i = \overline{1, C}, j = \overline{1, Z}, \omega \in \mathbf{\Omega}, t \in \mathbf{W} \quad (3.4)$$

Таким чином математичну модель для наших досліджень ми обрали у вигляді циклічного випадкового процесу.

3.2 Методи статистичної обробки

До основних методів первинної обробки даних належать підходи статистичного аналізу, що базуються на математичній моделі циклічного випадкового процесу, розглянутій у попередньому підрозділі.

Для виконання комп'ютерного моделювання необхідним є використання статистичних характеристик вибірки, зокрема оцінок математичного сподівання та дисперсії.

Оцінка математичного сподівання обчислюється за формулою, наведеною в роботах [50,51].

$$\hat{m}_\xi(t) = \frac{1}{C} \cdot \sum_{n=0}^{C-1} \xi_\omega(t + T(t, n)), t \in \mathbf{W}_1 = [\tilde{t}_1, \tilde{t}_2) \quad (3.5)$$

Оцінка дисперсії визначається за формулою, поданою в роботах [50-53].

$$\hat{d}_{\xi}(t) = \frac{1}{C-1} \cdot \sum_{n=0}^{C-1} (\xi_{\omega}(t+T(t,n)) - \hat{m}_{\xi}(t+T(t,n)))^2, \quad t \in \mathbf{W}_1 = [\tilde{t}_1, \tilde{t}_2) \quad (3.6)$$

Отримані оцінки будуть використані як вхідні дані для проведення експериментів із комп'ютерного моделювання економічних циклічних сигналів.

Для формування ритмічної складової сигналу під час моделювання необхідно застосовувати методи оцінювання ритмічної структури або здійснювати її моделювання. Для оцінювання ритмічної структури можуть бути використані підходи, наведені в роботах [42, 46].

Для побудови моделі також може бути застосований підхід, описаний у роботах [28, 37].

У такому випадку вираз для комп'ютерного моделювання набуває вигляду:

$$\xi(\omega, t) = \bigcup_{i=1}^C \xi_i(\omega, t), \quad \omega \in \Omega, \quad t \in \mathbf{W} \quad (3.7)$$

Де незалежні цикли будуть визначатись наступним чином

$$\xi_i(\omega, t) = \{(y_i(t_1), g_i(\omega, t_1)), t_1 \in \mathbf{W}_1\}, \quad i = \overline{1, C}, \quad t \in \mathbf{W} \quad (3.8)$$

При цьому $y_i(t_1) = t_1 + T(t_1, n), i = \overline{1, C}, t_1 \in \mathbf{W}_1$.

Де $g_i(\omega, t_1)$ - множина незалежних базових (репрезентативних) циклів.

Перейдемо до розробки та опису програми для моделювання циклічних економічних сигналів.

3.3 Комп'ютерна програма для задачі комп'ютерного моделювання економічних даних

Програмне забезпечення для моделювання циклічних економічних сигналів включає головне меню з розділами «Файл» і «Допомога», а також вкладки «Вхідні дані», «Моделювання» та «Відображення результатів».

Меню «Файл» забезпечує можливість завантаження вхідного економічного сигналу та функції ритму.

Вхідними даними програми є циклічні економічні процеси та дискретна функція, що описує ритм сигналу. У користувацькому інтерфейсі передбачено поле для зазначення шляху до файлів, з яких здійснюється завантаження даних. На рисунку 3.1 наведено загальний вигляд інтерфейсу введення даних, де відображаються завантажені вхідні дані та шлях їхнього розташування.

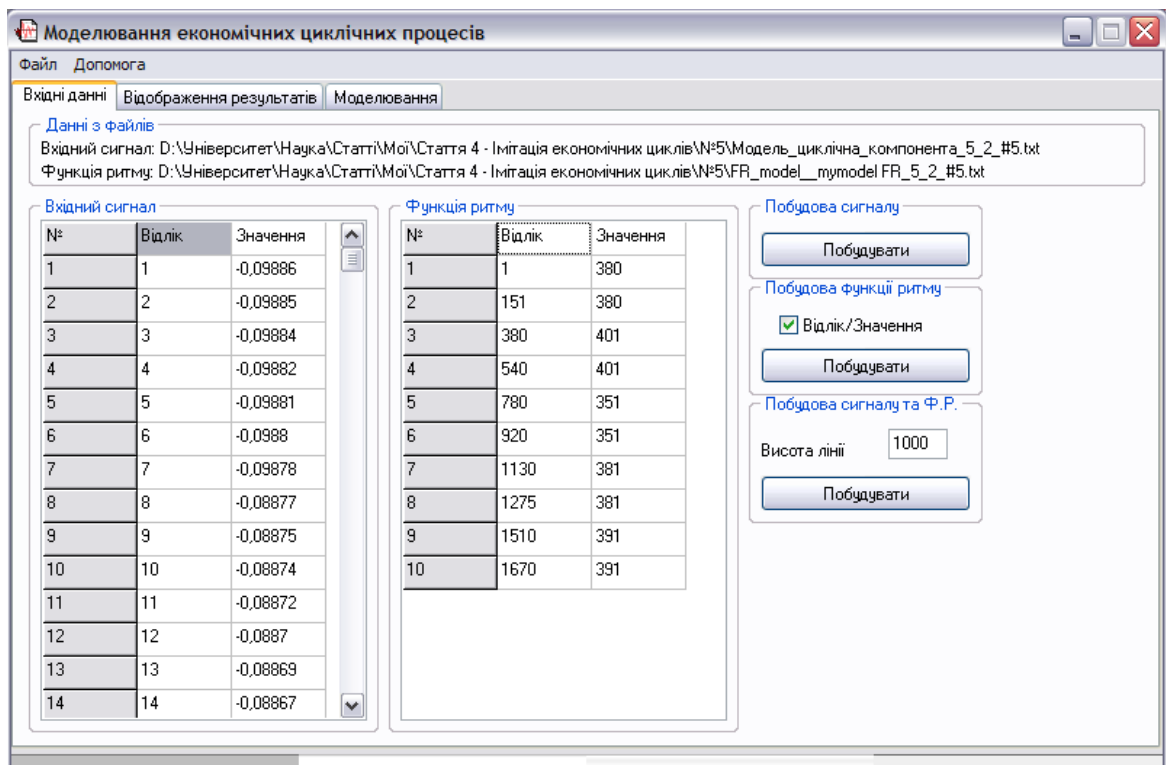


Рисунок 3.1 – Вкладка програми для введенні початкових даних

Для відображення даних у цьому інтерфейсі програми передбачено кнопки візуалізації введеної інформації, зокрема «Побудова сигналу» та «Побудова функції ритму». Окрім цього, програмне забезпечення підтримує функцію

прорідження сигналу, яка дозволяє зменшити кількість відліків, що, у свою чергу, скорочує час обробки даних.

Як приклад, на рисунку 3.2 наведено загальний вигляд інтерфейсу програми для візуалізації сигналу.

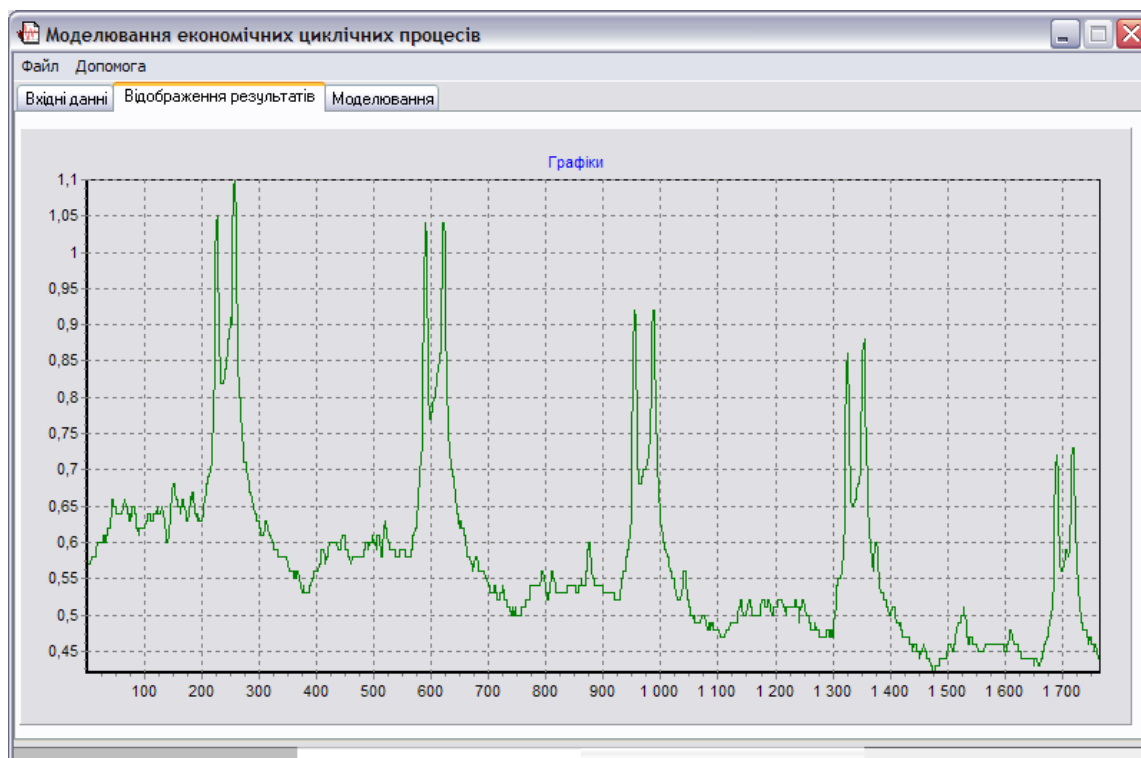


Рисунок 3.2. – Вкладка програми для відображення даних

Для виконання імітаційного моделювання економічних циклічних процесів із урахуванням заданої та сформованої функції ритму необхідно спочатку завантажити вхідні дані економічних циклічних процесів і функцію ритму, визначити кількість циклів та зон сигналу, а також виконати завантаження і побудову вхідного циклу.

При цьому використовуються інтерфейси програми для введення вихідних даних (рисунок 3.3) та для візуалізації сформованого вхідного циклу, наведений на рисунку 3.4.

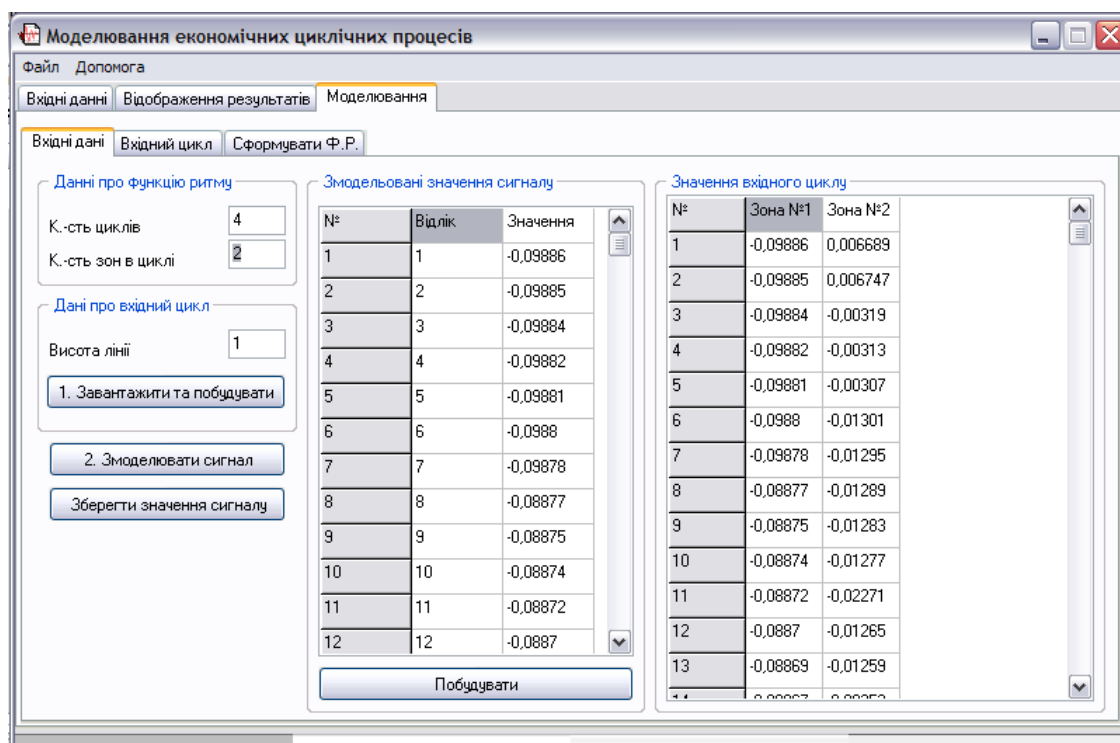


Рисунок 3.3 – Вкладка програми для вводу вхідних даних моделювання



Рисунок 3.4 – Вкладка програми для відображення даних наприклад циклу для моделювання

У розробленому програмному забезпеченні реалізовано можливість формування дискретної функції ритму залежно від заданої кількості циклів та зон економічного циклу, який підлягає моделюванню.

Інтерфейси програми для побудови функції ритму та відображення змодельованого економічного циклічного процесу наведені відповідно на рисунках 3.5 та 3.6.

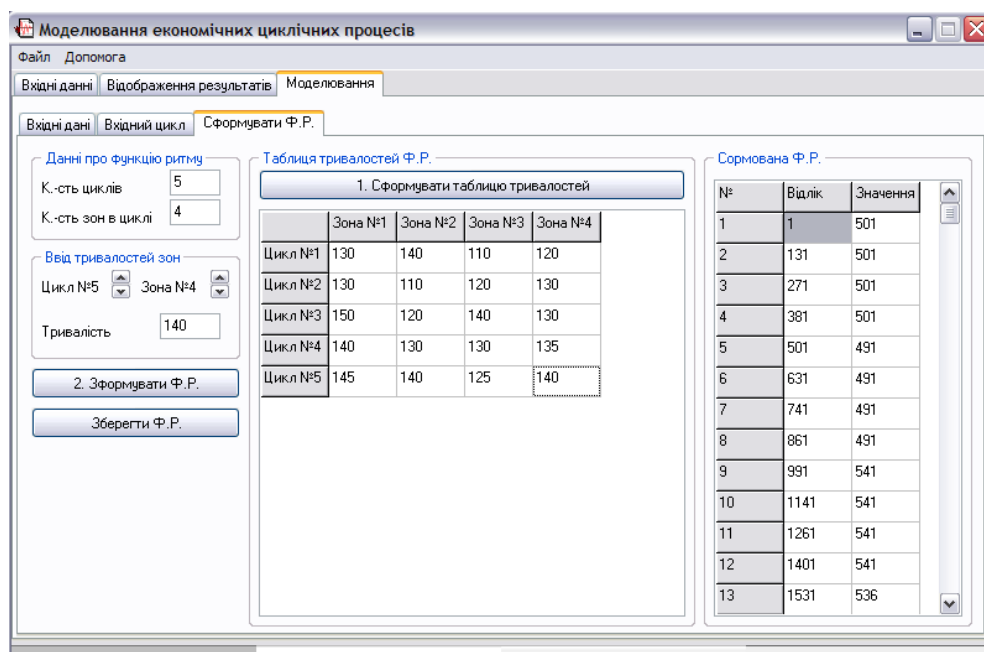


Рисунок 3.5 – Вкладка програми для введення тривалостей ритму

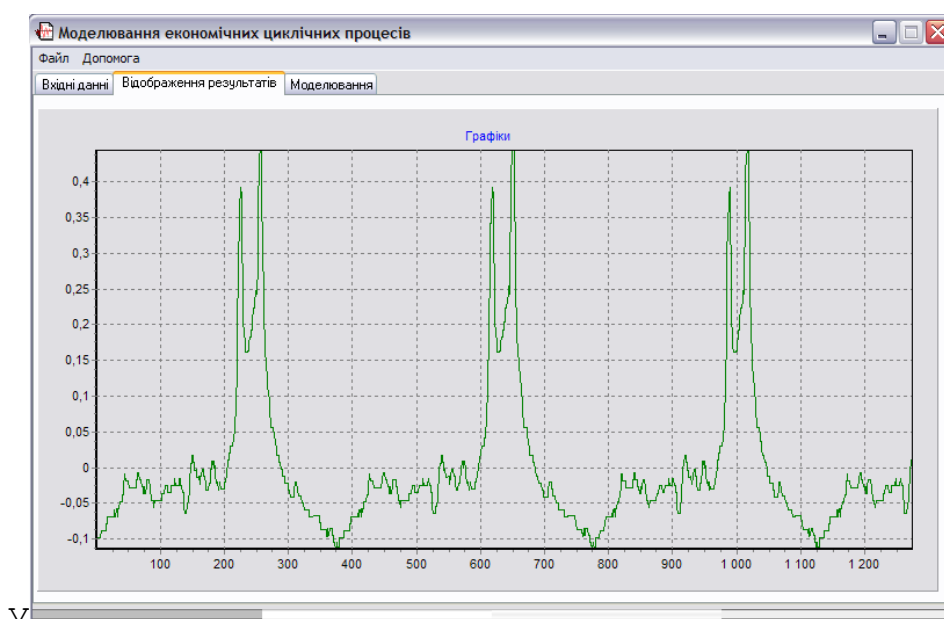


Рисунок 3.6 – Вкладка програми з результатами змодельованих економічних даних

Розроблене програмне забезпечення для моделювання циклічних економічних процесів забезпечує можливість проведення імітаційного моделювання із заданою функцією ритму. Крім того, у програмі реалізовано інструменти для формування функції ритму.

Зазначена програма може застосовуватися в освітніх цілях, а також для тестування існуючих підходів і систем фахівцями в галузі економічних наук, кібернетики та інформатики.

3.4 Висновок до третього розділу

У третьому розділі кваліфікаційної роботи наведено опис розробленого програмного забезпечення, призначеного для проведення комп'ютерного моделювання циклічних економічних процесів. Розглянуто основні математичні положення та формалізовані залежності, які використовуються для реалізації процедур моделювання, а також визначено підхід до формування вхідних даних і ритмічної складової сигналу.

Окрему увагу приділено архітектурі програмного продукту та функціональним можливостям інтерфейсу користувача, що забезпечує введення даних, їх обробку та візуалізацію результатів моделювання. Крім того, представлено основні етапи реалізації алгоритмів комп'ютерного моделювання.

У розділі також наведено приклад практичної роботи програми, розробленої мовою Delphi, який ілюструє процес формування, обробки та відображення циклічних економічних сигналів на основі запропонованого математичного апарату.

4 ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ

4.1 Джерела іонізуючого, електромагнітного та віброакустичного випромінювання

Електромагнітні випромінювання класифікують за частотою або довжиною хвилі. Найбільшу довжину хвилі мають коливання промислової та звукової частоти, включаючи ультразвук — понад 10 км (частота менше 30 кГц). Довгі й середні радіохвилі (від 10 км до 100 м, до 3 МГц) застосовуються не лише в радіотехніці, але й у промисловості — для плавлення металів, термічної обробки деталей, сушіння деревини тощо. Короткі (100–10 м, до 30 МГц) і ультракороткі хвилі (10–1 м, до 300 МГц) належать до ультрависоких частот (УВЧ) і використовуються, зокрема, для нагрівання діелектриків.

При роботі з електроустановками промислової частоти захисні заходи від електричних полів необхідні переважно при напрузі 330–500 кВ і вище. У таких випадках застосовують спеціальний одяг і взуття, що забезпечують відведення наведених зарядів у землю, а також металеві екрани над робочими зонами. Обов'язкове використання захисних комплектів передбачене для установок 750 кВ, при роботах на лініях 330–750 кВ або за напруженості поля понад 5 кВ/м при тривалому перебуванні.

Тривале перебування під лініями електропередач є небажаним: напруженість поля під ЛЕП 330 кВ може досягати 6 кВ/м, а під 500 кВ — до 14 кВ/м. Тому під час польових робіт рекомендується використовувати техніку з металевими кабінами або захисними екранами.

Транспортні засоби, що перебувають під ЛЕП, накопичують електричний заряд. Дотик до них може викликати болісний розряд, хоча й не є смертельним. Щоб уникнути цього, перед виходом із машини її слід заземлювати. Також не рекомендується встановлювати металеві огорожі під ЛЕП через можливість наведення небезпечних струмів.

Для захисту від випромінювання високих і ультрависоких частот застосовують металеві екрани товщиною не менше 0,5 мм, а отвори в них

закривають дрібною металевною сіткою. Встановлено гранично допустимі рівні напруженості електромагнітного поля, які зменшуються зі зростанням частоти. Перевищення цих норм може призвести до порушень у роботі нервової системи, внутрішніх органів, викликати втому, головний біль, безсоння та інші симптоми.

Надвисокочастотні (НВЧ) випромінювання використовуються, зокрема, в радіолокації. Їх вплив нормується за густиною потоку потужності та тривалістю опромінення. При роботі з ними необхідно використовувати захисні окуляри, оскільки можливе ураження кришталика ока.

Інфрачервоне випромінювання має тепловий ефект, видиме світло сприймається оком, а ультрафіолетове може викликати ураження шкіри та очей (наприклад, при зварюванні). Для захисту використовують спеціальні щитки, світлофільтри та захисний одяг.

Рентгенівське випромінювання застосовується в техніці та діагностиці, але потребує екранування (наприклад, металевими листами або свинцевими матеріалами). Великі дози можуть спричинити серйозні порушення в організмі, включаючи променеви хворобу.

Гамма-випромінювання широко використовується в науці та промисловості, але має високу проникну здатність і є небезпечним. Альфа-випромінювання не проникає через шкіру, проте небезпечне при потраплянні всередину організму. Бета-випромінювання може пошкоджувати шкіру й очі.

Для іонізуючих випромінювань встановлені допустимі дози опромінення залежно від типу тканин і категорії осіб. Перевищення цих норм може призвести до порушень кровотворення, нервової системи та інших функцій організму.

Захист від радіації передбачає використання екранів, спеціального одягу, індивідуальних засобів захисту, а також постійний дозиметричний і медичний контроль.

4.2 Безпека життєдіяльності. Мета та завдання

Сукупність усіх форм людської активності визначається поняттям діяльності. Саме діяльність відрізняє людину від інших живих організмів,

оскільки вона є специфічною формою людської активності та необхідною умовою існування суспільства. Форми діяльності надзвичайно різноманітні й охоплюють практичну, інтелектуальну та духовну сфери, що реалізуються у побутовому, соціальному, культурному, виробничому та науковому середовищах.

Оскільки діяльність притаманна людям будь-якого віку, питання її безпеки є актуальним для всіх. Небезпеки виникають не лише у виробничих умовах, тому обмеження досліджень лише виробничим травматизмом не дає повного уявлення про загальну безпеку життєдіяльності.

Безпека розглядається як такий стан діяльності, за якого з певною ймовірністю усувається вплив небезпечних чинників. Вона виступає кінцевою метою, тоді як безпека життєдіяльності (БЖД) визначає засоби, методи та шляхи її досягнення. Важливість цієї дисципліни зумовлена аксіомою про потенційну небезпеку будь-якої діяльності: абсолютної безпеки досягти неможливо, оскільки кожна діяльність містить потенційні ризики.

Основним завданням БЖД є розроблення методів прогнозування, виявлення та аналізу небезпечних і шкідливих факторів, а також оцінка їх впливу на людину та навколишнє середовище.

Курс БЖД спрямований на:

- формування розуміння пріоритетності людини як найвищої цінності суспільства та виховання відповідального ставлення до власної безпеки і безпеки інших;
- розвиток навичок виявлення небезпечних факторів і створення безпечних умов життєдіяльності;
- контроль за проєктуванням техніки та технологій із урахуванням екологічних вимог і надійності функціонування систем;
- прогнозування надзвичайних ситуацій і прийняття обґрунтованих рішень щодо захисту населення;
- формування адаптивної поведінки людини в сучасних природних і техногенних умовах.

Безпека життєдіяльності базується на досягненнях низки наук, зокрема інженерної психології, фізіології, охорони праці, екології, ергономіки та економіки. З розвитком науково-технічного прогресу її значення постійно зростає, адже вона відіграє важливу роль у забезпеченні стабільності суспільства.

Курс БЖД передбачає розуміння небезпечних факторів як у середовищі проживання, так і в умовах навчання та праці. Під небезпекою розуміють вплив факторів, що можуть викликати відхилення стану здоров'я людини. Їх походження може бути природним, соціально-економічним або техногенним.

Метою викладання дисципліни є:

- дослідження взаємодії людини із середовищем;
- визначення причин і умов виникнення надзвичайних ситуацій;
- розробка принципів і способів захисту в повсякденних і екстремальних умовах.

Відповідно до ДСТУ 2938-94, комп'ютер — це функціональний пристрій, що складається з одного або кількох центральних процесорів і периферійних пристроїв та здатний виконувати обчислення без участі людини.

Основні функції комп'ютера включають введення, обробку, зберігання та виведення інформації. Для введення даних використовуються клавіатура, сканер та інші носії, а також мережеві ресурси. Обробка інформації здійснюється автоматично відповідно до програмного забезпечення. Результати відображаються за допомогою монітора, принтера або інших пристроїв виведення.

Для зберігання даних застосовуються магнітні, оптичні та інші носії, що забезпечують швидкий доступ до інформації. З розвитком технологій існує широкий спектр комп'ютерів, які поділяються за призначенням на побутові, навчальні, професійні, сервери та графічні станції.

Найпоширенішими є персональні комп'ютери, базова конфігурація яких включає системний блок, монітор, клавіатуру та маніпулятор «миша». Такий --- комплект у поєднанні з програмним забезпеченням забезпечує повноцінну роботу користувача.

4.3 Висновок до четвертого розділу

В четвертому розділі кваліфікаційної роботи рівня «Магістр» описано питання охорони праці та безпеки у надзвичайних ситуаціях. Зокрема щодо охорони праці було писано джерела іонізуючого, електромагнітного та віброакустичного випромінювання. А у підрозділі що стосується безпеки у надзвичайних ситуаціях було писано основні питання мети та завдань які вивчає безпека життєдіяльності.

ВИСНОВКИ

У результаті виконання кваліфікаційної роботи магістра було створено програмне забезпечення для комп'ютерного моделювання економічних даних, яке може застосовуватися як складова частина комплексних систем аналізу та обробки економічних даних у складних інформаційних середовищах.

Розроблена програма забезпечує можливість проведення моделювання на основі параметрів економічного циклу, зокрема вхідними даними виступають статистичні оцінки циклу, а також функція яка описує динаміку процесу.

У процесі виконання роботи було:

- проведено аналіз моделей і методів, що використовуються для обробки та комп'ютерного моделювання економічних даних;

- здійснено огляд і порівняння математичних моделей та методів опрацювання, на основі чого запропоновано відповідну математичну модель і метод моделювання економічних даних;

- розроблено програму для комп'ютерного моделювання економічних даних.

Запропоноване програмне забезпечення дозволяє значно спростити процес аналізу та дослідження економічних даних. У подальших дослідженнях його функціональність може бути розширена шляхом інтеграції додаткових методів і моделей комп'ютерного моделювання та застосування більш складних підходів до обробки даних.

ПЕРЕЛІК ЛІТЕРАТУРНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Bollerslev T. Periodic autoregressive conditional heteroscedasticity / T. Bollerslev, E. Ghysels // Journal of Business and Economic Statistics. Alexandria, USA: ASA, 1996. Vol. 14, № 2. P. 139–151.
2. Boswijk H. P. Testing for periodic integration / H. P. Boswijk, P. H. Franses // Economics Letters. Amsterdam, Netherlands: Elsevier, 1995. Vol. 48, № 3–4. P. 241–248.
3. Dehay D. Testing stationarity for stock market data / D. Dehay, J. Leskow // Economics Letters. — Amsterdam, Netherlands: Elsevier, 1996. Vol. 50, № 2. P. 205–212.
4. Franses P. H. The effects of seasonally adjusting a periodic autoregressive process / P. H. Franses // Computational Statistics & Data Analysis. Amsterdam, Netherlands: Elsevier, 1995. Vol. 19, № 6. P. 683–704.
5. Gardner W. A. Cyclostationarity: Half a century of research / W. A. Gardner, A. Napolitano, L. Paura // Signal Processing. Amsterdam, Netherlands: Elsevier, 2006. Vol. 86, № 4. — P. 639–697.
6. Gelper S. Robust Forecasting with Exponential and Holt-Winters Smoothing / S. Gelper, R. Fried, C. Croux // Journal of Forecasting. NY, USA: John Wiley & Sons, 2010. Vol. 29, № 3. — P. 285–300.
7. Ghysels E. On periodic structures and testing for seasonal unit roots / E. Ghysels, A. Hall, H. S. Lee // Journal of Business and Economic Statistics. Alexandria, USA: ASA, 1996. Vol. 91, № 436. P. 1551–1559.
8. Ghysels E. On the periodic structure of the business cycle / E. Ghysels // Journal of Business & Economic Statistics. Alexandria, USA: ASA, 1994. Vol. 12, № 3. P. 289–298.
9. Ghysels E. The Econometric Analysis of Seasonal Time Series / E. Ghysels, D. R. Osborne // Themes in Modern Econometrics. Cambridge, UK: Cambridge University Press, 2001. 252 p.

10. Goncharuk A. G. Forecasting efficiency of the economy of Ukraine [Електронний ресурс] / A. G. Goncharuk // MPRA Paper. Germany: University Library of Munich, 2006. 20 p. Режим доступа: <http://mpra.ub.uni-muenchen.de/6562/>.
11. Hassani H. Singular spectrum analysis: methodology and application to economics data / H. Hassani, A. Zhigljavsky // Journal of Systems Science and Complexity. NY, USA: Springer Science+Business Media, 2009. Vol. 22, № 3. P. 372–394.
12. Juglar C. Des Crises commerciales et leur retour periodique en France / C. Juglar. Paris: Guillaumin, 1862. 276 p.
13. Osborn D. R. The implications of periodically varying coefficients for seasonal time-series processes / D. R. Osborn // Journal of Econometrics. Amsterdam, Netherlands: Elsevier, 1991. Vol. 48, № 3 P. 373–384.
14. Osborn D. R. The performance of periodic autoregressive models in forecasting seasonal UK consumption / D. R. Osborn, J. P. Smith // Journal of Business and Economic Statistics. Alexandria, USA: ASA. 1989. Vol. 7, № 1. P. 117–127.
15. Parzen E. An approach to modeling seasonally stationary time-series / E. Parzen, M. Pagano // Journal of Econometrics. Amsterdam, Netherlands: Elsevier, 1979. Vol. 7, № 1–2. P. 137–153.
16. Polukoshko S. Use of “Caterpillar” – SSA method for analysis and forecasting of industrial and economic indicator / S. Polukoshko, J. Hofmanis // Proceedings of the 7th International Scientific and Practical Conference «Environment. Technology. Resources», Rēzekne, June 25-27, 2009. Rēzekne, Latvija: Rēzeknes Augstskola, 2009. Vol. 1. P. 241–248.
17. Todd R. M. Periodic linear-quadratic models of seasonality / R. M. Todd // Journal of Economic Dynamics and Control. Maryland Heights, USA: Elsevier, 1990. Vol. 14, № 3–4. P. 763–796.
18. Yousefi S. Wavelet-based prediction of oil prices / S. Yousefi, I. Weinreich, D. Reinartz // Chaos, Solitons and Fractals. Maryland Heights, USA: Elsevier, 2005. Vol. 25, № 2 P. 265–275.
19. Абдуллаева Н. А. Нечеткий подход к прогнозированию уровня бедности / Н. А. Абдуллаева // Сборник трудов «Управление большими системами». М:

- Институт проблем управления им. В. А. Трапезникова РАН, 2010. № 30. С. 98–114.
20. Акаев А. А. Анализ экономических циклов с помощью математической модели марковских случайных процессов / А. А. Акаев // Доклады академии наук. М: Академиздатцентр "Наука" РАН, 2006. Т. 409, № 6. С. 1–4.
21. Алексеев І. В. Система підтримки прийняття управлінських рішень як складова механізму адаптації машинобудівних підприємств в середовищі невизначеності / І. В. Алексеев, Т. О. Смірнова, А. І. Хоменко // Вісник Хмельницького національного університету. Хмельницький, 2010. Т. 1., №5. С. 47–51.
22. Анисимов В. Н. Об эффективности модели ARIMA при прогнозировании экономических процессов / В. Н. Анисимов, К. Л. Соломахо // Известия Челябинского научного центра. — Челябинск: Челябинский *научный* центр УрО РАН, 2009. Т. 44, № 2. С. 44–48.
23. Баклан І. В. Імовірнісні моделі для аналізу та прогнозування часових рядів / І. В. Баклан, Г. А. Степанкова // Искусственный интеллект. Донецьк: Інститут проблем штучного інтелекту МОН України та НАН України, 2008. № 3. С. 505–515.
24. Бекмуратов Т. Ф. Нечеткая модель прогнозирования урожайности / Т. Ф. Бекмуратов, Д. Т. Мухамедиева, О. Ж. Бобомуратов // Проблемы информатики. Новосибирск: ОАО «Агентство „Роспечать”», 2010. № 3. С. 11–23.
25. Бідюк П. І. Інформаційна система підтримки прийняття рішень для прогнозування фінансово-економічних процесів на основі структурно-параметричної адаптації моделей / П. І. Бідюк, О. М. Трофимчук, А. В. Федоров // Наукові вісті НТУУ „КПІ”. К: НТУУ „КПІ”, 2011. № 6. С. 42–53.
26. Біліловець О.С. Нейромережеве прогнозування в сфері електронної комерції / О. С. Біліловець // Економіко-математичне моделювання соціально-економічних систем. Збірник наукових праць. К: МННЦ ІТіС, 2008. Вип. 13. С. 154–166.

27. Братушка С. М. Вейвлет-аналіз як інструмент прогнозування фінансових часових рядів / С. М. Братушка // Проблеми і перспективи розвитку банківської системи України : зб. наук. праць. Суми: УАБС НБУ, 2007. Т. 20. С. 314–319.
28. Горкуненко А. Б. Імітаційне моделювання взаємопов'язаних економічних циклічних процесів / А. Б. Горкуненко, С. А. Лупенко // Сучасні комп'ютерні інформаційні технології: Матеріали Всеукраїнської школи-семінару молодих вчених і студентів АСІТ'2011, Тернопіль, 20-21 травня 2011. — Тернопіль: Економічна думка, 2011. — С. 9.
29. Литвиненко Я.В., Лупенко С.А., Щербак Л.М. Моделювання та обробка циклічних сигналів серця на ЕОМ. // Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах.- Хмельницький: Вид.-во “Навчальна книга”. – 2000. №3, -132-139с.
30. Литвиненко Я., Щербак Л. Система комп'ютерних програм для автоматизованої обробки та моделювання кардіосигналів // Тези доповідей п'ятої наук.-техн. конф. ТДТУ ”Прогресивні матеріали, технології та обладнання в машино- і приладобудуванні”. Тернопіль. – 2001. – 16.
31. Осухівська Г.М. Обґрунтування вибору фільтру для статистичного аналізу тональних сигналів. Вісник Тернопільського державного технічного університету. 1997. Т. 2, № 2. С. 57-62.
32. Литвиненко Я., Лупенко С., Щербак Л. Статистичний метод визначення зонної структури електрокардіосигналу в автоматизованих діагностичних системах. Вісник Тернопільського державного технічного університету. Тернопіль, 2005. Т. 10, № 3. С. 165-175.
33. Литвиненко Я., Щербак Л. Система комп'ютерних програм для автоматизованої обробки та моделювання кардіосигналів. Тези доповідей п'ятої наук. конф. ТДТУ. Тернопіль. 2001. С. 16.
34. Лупенко С. А., Литвиненко Я. В., Сверстюк А. С. Статистичний сумісний аналіз кардіосигналів на основі вектора циклічних ритмічно пов'язаних випадкових процесів. Електроніка та системи управління. Національний авіаційний університет. Київ, 2008. № 4 (18). С. 22-29.

35. Лупенко С., Литвиненко Я., Сверстюк А. Сумісна статистична обробка синхронно зареєстрованих кардіосигналів на базі їх моделі у вигляді циклічних ритмічно пов'язаних випадкових процесів. Матеріали дванадцятої наукової конференції Тернопільського державного технічного університету імені Івана Пулюя, м. Тернопіль, 14-15 травня 2008 р. Тернопіль, 2008. С. 111.
36. Литвиненко Я.В. Моделювання та методи визначення зонної часової структури електрокардіосигналу в автоматизованих діагностичних системах: автореф. дис. ... канд. техн. наук: 01.05.02. Тернопільський державний технічний університет імені Івана Пулюя. Тернопіль, 2006. 20 с.
37. Імітаційне моделювання взаємопов'язаних економічних циклічних процесів на основі вектора циклічних ритмічно пов'язаних випадкових процесів / А. Б. Горкуненко, С. А. Лупенко, Н. Р. Дем'янчук, Я. В. Литвиненко // Електроніка та системи управління. К: НАУ, 2011. № 2. С. 133–141.
38. Інформаційна технологія моделювання, аналізу та прогнозування циклічних економічних процесів / А. Б. Горкуненко, С. А. Лупенко, Г. М. Осухівська, Н. Б. Стадник // Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах. Хмельницький: ХНУ, 2012. № 2. С. 167–176.
39. Інформаційна технологія прогнозування циклічних економічних процесів / А. Горкуненко, Р. Козак, Я. Литвиненко [та ін.] // Вісник Тернопільського національного технічного університету ім. І. Пулюя. Тернопіль: ТНТУ, 2012. № 1. С. 143–154.
40. I.V. Lytvynenko. Method of segmentation of determined cyclic signals for the problems related to their processing and modeling/ I.V. Lytvynenko / Scientific Journal of the ternopil national technical university. 2017, Vol. 88, No. 4, pp. 153-169.
41. I.V. Lytvynenko. The method of segmentation of stochastic cyclic signals for the problems of their processing and modeling/ I.V. Lytvynenko / Journal of Hydrocarbon Power Engineering, Oil and Gas Measurement and Testing. 2017, Vol. 4, No. 2, pp. 93-103.
42. I. Lytvynenko. Segmentation and Statistical Processing of Geometric and Spatial

- Data on Self-Organized Surface Relief of Statically Deformed Aluminum Alloy. // Iaroslav Lytvynenko, Pavlo Maruschak, Sergiy Lupenko, Sergey Panin // Applied Mechanics and Materials, 2015, Vol. 770, pp. 288-293.
43. I.V. Lytvynenko. Software for segmentation, statistical analysis and modeling of surface ordered structures // I.V. Lytvynenko, P.O. Maruschak, S.A. Lupenko, Yu. I. Hats, A. Menou, S.V. Panin // MECHANICS, RESOURCE AND DIAGNOSTICS OF MATERIALS AND STRUCTURES (MRDMS-2016): Proceedings of the 10th International Conference on Mechanics, Resource and Diagnostics of Materials and Structures. AIP Publishing, 2016, Vol. 1785, No.1, pp. 030012-1-030012-7.
44. I.V. Lytvynenko. Method of segmentation of determined cyclic signals for the problems related to their processing and modeling/ I.V. Lytvynenko / Scientific Journal of the ternopil national technical university. 2017, Vol. 88, No. 4, pp. 153-169.
45. I. Lytvynenko. Segmentation and Statistical Processing of Geometric and Spatial Data on Self-Organized Surface Relief of Statically Deformed Aluminum Alloy. // Iaroslav Lytvynenko, Pavlo Maruschak, Sergiy Lupenko, Sergey Panin // Applied Mechanics and Materials, 2015, Vol. 770, pp. 288-293.
46. I.V. Lytvynenko. Method of the quadratic interpolation of the discrete rhythm function of the cyclical signal with a defined segment structure / I.V. Lytvynenko / Scientific Journal of the ternopil national technical university. 2016, Vol. 84, No. 4, pp. 131-138.
47. S. Lupenko, A. Lupenko, I. Lytvynenko, V. Martsenyuk. Methods for Estimating the Discrete Rhythmic Structure of Cyclic Random Processes Using Adaptive Interpolation Conference on Computer Science and Information Technologies CSIT 2020: Advances in Intelligent Systems and Computing V pp 614-627 Conference paper. First Online: 23 December 2020. Part of the Advances in Intelligent Systems and Computing book series (AISC, volume 1293).
48. Method of Evaluation of Discrete Rhythm Structure of Cyclic Signals with the Help of Adaptive Interpolation Lytvynenko, I., Lupenko, S., Onyskiv, P. 2020 IEEE 15th International Scientific and Technical Conference on Computer

- Sciences and Information Technologies, CSIT 2020 - Proceedings, 2020, 1, pp. 155–158, 9321878
49. I.V. Lytvynenko. Software for segmentation, statistical analysis and modeling of surface ordered structures // I.V. Lytvynenko, P.O. Maruschak, S.A. Lupenko, Yu. I. Hats, A. Menou, S.V. Panin // MECHANICS, RESOURCE AND DIAGNOSTICS OF MATERIALS AND STRUCTURES (MRDMS-2016): Proceedings of the 10th International Conference on Mechanics, Resource and Diagnostics of Materials and Structures. AIP Publishing, 2016, Vol. 1785, No.1, pp. 030012-1-030012-7.
 50. Software for statistical processing and modeling of a set of synchronously registered cardio signals of different physical nature Lupenko, S., Lytvynenko, I., Sverstiuk, A., Horkunenko, A., Shelestovskyi, B. CEUR Workshop Proceedings, 2021, 2864, pp. 194–205
 51. Modeling and Methods of Statistical Processing of a Vector Rhythmic Signal I Lytvynenko, S Lupenko, P Onyskiv, A Zozulia The Open Bioinformatics Journal 14 (1) 73-86
 52. I.V. Lytvynenko, P.O. Marushak, S.A. Lupenko, Yu.I. Hats, A.Menou. Software tools for the analysis of the self-organizing material surface after deformation for the problems of its segmentation and statistical processing // Proc. of International Symposium Aircraft materials. ACMA 2016. (May 11-13). - 2016. - Morocco, Agadir. – P. 138-139.
 53. Lupenko, S., Lytvynenko, I., Stadnyk, N. Method of Statistical Processing of Discrete Cycle Random Processes, by their Reduction to Isomorphic Periodic Random Sequences 2020 10th International Conference on Advanced Computer Information Technologies, ACIT 2020 - Proceedings, 2020, pp. 209-212, 9209004
 54. Witkin A.P. Scale-space filtering, Proc. 8th Int. Joint Conf. Art. Intell., Karlsruhe, Germany, 1983. pp. 1019-1022.
 55. Witkin A. Scale-space filtering: A new approach to multi-scale description, in Proc. IEEE Int. Conf. Acoust., Speech, Signal Processing (ICASSP), Vol. 9, San Diego, CA, Mar. 1984, pp. 150-153.

56. Box G. E. P., Jenkins G. M., Reinsel G. C. Time Series Analysis: Forecasting and Control. — 5th ed. — Hoboken, USA: Wiley, 2015. — 712 p.
57. Hamilton J. D. Time Series Analysis. — Princeton, USA: Princeton University Press, 1994. — 820 p.
58. Hyndman R. J., Athanasopoulos G. Forecasting: Principles and Practice. — Melbourne: OTexts, 2021. — 384 p.
59. Shumway R. H., Stoffer D. S. Time Series Analysis and Its Applications. — Springer, 2017. — 562 p.
60. Tsay R. S. Analysis of Financial Time Series. — 3rd ed. — Wiley, 2010. — 715 p.
61. Enders W. Applied Econometric Time Series. — Wiley, 2015. — 460 p.
62. Brockwell P. J., Davis R. A. Introduction to Time Series and Forecasting. — Springer, 2016. — 434 p.
63. Durbin J., Koopman S. J. Time Series Analysis by State Space Methods. — Oxford University Press, 2012. — 368 p.
64. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. — MIT Press, 2016. — 775 p.
65. Gers F. A., Schmidhuber J., Cummins F. Learning to Forget: Continual Prediction with LSTM // Neural Computation. — 2000. — Vol. 12, No. 10. — P. 2451–2471.

ДОДАТКИ

Тези конференції

*IX Міжнародна студентська науково - технічна конференція
"ПРИРОДНИЧІ ТА ГУМАНІТАРНІ НАУКИ. АКТУАЛЬНІ ПИТАННЯ"*

УДК 330.4:004.8

Тиховліс Р. – ст. гр. СНми-61

Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

МОДЕЛІ ДЛЯ ПРЕДСТАВЛЕННЯ ЕКОНОМІЧНИХ ДАНИХ

Науковий керівник: д.т.н., професор Литвиненко Я.В.

Tykhovlis R.

Ternopil Ivan Puluj National Technical University

MODELS FOR REPRESENTING ECONOMIC DATA

Supervisor: Dr., Prof.; I.V. Lytvynenko

Ключові слова: моделі, економічні дані, опрацювання даних

Keywords: models, economic data, data processing

У сучасних умовах цифровізації економіки обсяги та різноманітність економічних даних стрімко зростають, що зумовлює необхідність розробки ефективних моделей їх представлення, обробки та аналізу. Економічні дані характеризуються складною структурою, багатовимірністю, наявністю шумів та невизначеності, а також часовою залежністю, що вимагає застосування комплексних підходів до їх формалізації.

Дані тези стосуються огляду моделей які використовуються для представлення економічних даних.

Одним із базових підходів є використання табличних (реляційних) моделей, які забезпечують структуроване зберігання даних та ефективне виконання запитів. Проте такі моделі мають обмеження при роботі з неструктурованими або слабо структурованими даними. У зв'язку з цим набувають поширення NoSQL-моделі, які дозволяють гнучко представляти складні економічні взаємозв'язки та ієрархії.

Важливу роль у представленні економічних даних відіграють часові моделі, зокрема часові ряди, що використовуються для аналізу динаміки економічних показників. До таких моделей належать авторегресійні моделі, моделі ковзного середнього та ARIMA, які дозволяють враховувати тренди, сезонність та випадкові коливання.

Для опису складних взаємозв'язків між економічними показниками застосовуються мережеві та графові моделі, які дозволяють формалізувати економічні системи як сукупність взаємопов'язаних елементів. Такі підходи є ефективними для аналізу фінансових ринків та економічних взаємодій.

З розвитком методів штучного інтелекту значного поширення набули моделі машинного навчання, зокрема нейронні мережі та ансамблеві методи. Вони дозволяють виявляти приховані закономірності в економічних даних та підвищувати точність прогнозування.

Таким чином, сучасні моделі представлення економічних даних охоплюють широкий спектр підходів - від класичних статистичних до інтелектуальних методів аналізу, що забезпечує ефективну підтримку прийняття рішень.

Тези конференції

*IX Міжнародна студентська науково - технічна конференція
"ПРИРОДНИЧІ ТА ГУМАНІТАРНІ НАУКИ. АКТУАЛЬНІ ПИТАННЯ"*

УДК 330.4:004.8

Тиховліс Р. – ст. гр. СНмн-61

Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

ПІДХОДИ ДО МОДЕЛЮВАННЯ ЕКОНОМІЧНИХ ДАНИХ

Науковий керівник: д.т.н., професор Литвиненко Я.В.

Tykhovlis R.

Ternopil Ivan Puluj National Technical University

APPROACHES TO MODELING ECONOMIC DATA

Supervisor: Dr., Prof.; I.V. Lytvynenko

Моделювання економічних даних є ключовим інструментом аналізу та прогнозування економічних процесів в умовах зростання обсягів інформації. Сучасні економічні системи характеризуються складною структурою, нелінійністю, стохастичністю та наявністю багатьох взаємопов'язаних факторів, що зумовлює необхідність застосування різноманітних підходів до їх моделювання. Дані тези стосуються огляду підходів щодо комп'ютерного моделювання економічних даних.

Традиційним напрямом є використання економетричних підходів, які базуються на статистичних методах оцінювання залежностей між економічними змінними. До них належать регресійні моделі, моделі часових рядів (AR, MA, ARIMA), що дозволяють аналізувати тренди, сезонність та випадкові компоненти економічних процесів. Такі підходи є добре інтерпретованими, однак мають обмеження при моделюванні складних нелінійних залежностей. Іншим важливим напрямом є системно-динамічні моделі, які використовуються для опису розвитку економічних систем у часі з урахуванням зворотних зв'язків. Вони дозволяють досліджувати поведінку макроекономічних показників та складних соціально-економічних систем. З розвитком інформаційних технологій значного поширення набули методи машинного навчання, що забезпечують побудову моделей на основі великих обсягів даних без явного задання функціональних залежностей. До них належать дерева рішень, ансамблеві методи, нейронні мережі, зокрема рекурентні моделі для аналізу часових рядів. Ці підходи характеризуються високою точністю, проте часто мають обмежену інтерпретованість. Перспективним напрямом є застосування глибоких генеративних моделей, які дозволяють моделювати розподіли економічних даних та генерувати нові сценарії. До таких моделей належать генеративні змагальні мережі та дифузійні моделі, що відкривають нові можливості для аналізу ризиків та прогнозування. Окрему групу становлять імовірнісні та байєсівські підходи, які враховують невизначеність і дозволяють оновлювати моделі при надходженні нових даних. Вони широко застосовуються у задачах оцінювання ризиків та прийняття рішень. Таким чином, сучасні підходи до моделювання економічних даних базуються на поєднанні класичних статистичних методів і сучасних інтелектуальних технологій. Комплексне використання цих підходів дозволяє підвищити точність прогнозування, забезпечити глибший аналіз економічних процесів та ефективну підтримку управлінських рішень.

Приклад фрагменту коду програми для комп'ютерного моделювання

```
unit Main;

interface

uses
  Windows, Messages, SysUtils, Variants, Classes, Graphics, Controls, Forms,
  Dialogs, StdCtrls, Grids, ComCtrls, Menus, ExtCtrls, TeeProcs, TeEngine,
  Chart, Buttons, Series, CheckLst, Math, XPMAN;

type
  TMainForm = class(TForm)
    MainMenu1: TMainMenu;
    File1: TMenuItem;
    Open1: TMenuItem;
    Exit1: TMenuItem;
    OpenFr1: TMenuItem;
    ProgressBar1: TProgressBar;
    OpenDialog1: TOpenDialog;
    Help1: TMenuItem;
    About1: TMenuItem;
    SaveDialog1: TSaveDialog;
    XPManifest1: TXPManifest;
    N3: TMenuItem;
    PageControl1: TPageControl;
    TabSheet1: TTabSheet;
    GroupBox3: TGroupBox;
    StringGrid1: TStringGrid;
    GroupBox4: TGroupBox;
    StringGrid2: TStringGrid;
    GroupBox5: TGroupBox;
    Label3: TLabel;
    Label4: TLabel;
    GroupBox6: TGroupBox;
    Label1: TLabel;
    BitBtn7: TBitBtn;
    Edit2: TEdit;
    GroupBox8: TGroupBox;
    CheckBox1: TCheckBox;
    BitBtn9: TBitBtn;
    GroupBox9: TGroupBox;
    BitBtn8: TBitBtn;
    TabSheet4: TTabSheet;
    Chart1: TChart;
    Series1: TLineSeries;
    TabSheet8: TTabSheet;
    PageControl3: TPageControl;
    TabSheet9: TTabSheet;
    GroupBox7: TGroupBox;
    Label16: TLabel;
    Label19: TLabel;
    Edit6: TEdit;
    Edit7: TEdit;
    GroupBox10: TGroupBox;
    StringGrid13: TStringGrid;
    BitBtn30: TBitBtn;
    GroupBox12: TGroupBox;
    StringGrid14: TStringGrid;
    BitBtn32: TBitBtn;
    BitBtn29: TBitBtn;
    GroupBox18: TGroupBox;
```

```

Label20: TLabel;
BitBtn31: TBitBtn;
Edit14: TEdit;
TabSheet10: TTabSheet;
GroupBox11: TGroupBox;
Chart2: TChart;
Series2: TFastLineSeries;
TabSheet11: TTabSheet;
BitBtn33: TBitBtn;
GroupBox17: TGroupBox;
Label35: TLabel;
Label36: TLabel;
Label34: TLabel;
Edit8: TEdit;
UpDown1: TUpDown;
UpDown2: TUpDown;
BitBtn48: TBitBtn;
GroupBox19: TGroupBox;
BitBtn47: TBitBtn;
StringGrid15: TStringGrid;
GroupBox20: TGroupBox;
StringGrid21: TStringGrid;
GroupBox22: TGroupBox;
Label38: TLabel;
Label37: TLabel;
Edit12: TEdit;
Edit13: TEdit;
procedure Open1Click(Sender: TObject);
procedure OpenFr1Click(Sender: TObject);
procedure BitBtn8Click(Sender: TObject);
procedure BitBtn9Click(Sender: TObject);
procedure BitBtn7Click(Sender: TObject);
procedure About1Click(Sender: TObject);
procedure BitBtn12Click(Sender: TObject);
procedure BitBtn28Click(Sender: TObject);
//   procedure BitBtn20Click(Sender: TObject);
procedure Exit1Click(Sender: TObject);
procedure BitBtn29Click(Sender: TObject);
procedure BitBtn30Click(Sender: TObject);
procedure BitBtn31Click(Sender: TObject);
procedure BitBtn32Click(Sender: TObject);
procedure BitBtn19Click(Sender: TObject);
procedure BitBtn47Click(Sender: TObject);
procedure BitBtn33Click(Sender: TObject);
procedure UpDown1Click(Sender: TObject; Button: TUDBtnType);
procedure UpDown2Click(Sender: TObject; Button: TUDBtnType);
procedure StringGrid15SelectCell(Sender: TObject; ACol, ARow: Integer;
    var CanSelect: Boolean);
procedure Edit8Change(Sender: TObject);
procedure Edit8Click(Sender: TObject);
procedure BitBtn48Click(Sender: TObject);
private
    { Private declarations }
public
    { Public declarations }
end;
(*===== V A R =====*)
var
    MainForm: TMainForm;
        i,p,n:integer; //tmp
        iKolZnachenRE:integer;
        iKolZnachenFR:integer;
        iTrivalistCicly:integer;
        f:text;
(*=====*)
implementation

```

```

uses About;
{$R *.dfm}
(*===== Okrugl Function =====*)
function Okrugl(rTmp:real):real;
begin
  Result:=round(rTmp*100)/100; //10 чи 100 залежить до "чого" заокруглюємо
                                // від частоти дискретизації
end;
(*=====*)
(*===== About =====*)
procedure TMainForm.About1Click(Sender: TObject);
begin
  AboutForm.Show;
end;
(*=====*)
(*===== Exit =====*)
procedure TMainForm.Exit1Click(Sender: TObject);
begin
  Application.Terminate;
end;
(*=====*)
(*===== Open File =====*)
procedure TMainForm.Open1Click(Sender: TObject);
var yD,xD:double;
sS,sSp:string;
nStat,nJ:integer;
begin
  i:=1;
  p:=1;
  nStat:=0;
  //===== очистка =====
  for nJ:=0 to 2 do //к.-сть стовбців
    StringGrid1.Cols[nJ].Clear;
  StringGrid1.RowCount:=2;
  //=====
  GroupBox3.Caption:=' Вхідний сигнал ';
  StringGrid1.Cells[0,0]:='№';
  StringGrid1.Cells[1,0]:='Відлік';
  StringGrid1.Cells[2,0]:='Значення';
  if OpenFileDialog1.Execute then
    begin
      try
        Application.ProcessMessages;
      //----- ???
        AssignFile(f,OpenDialog1.FileName);
        Reset(f);
        Label3.Caption:='Вхідний сигнал: '+OpenDialog1.FileName;
      try
      //==== попередне читання =====
        while Not Eof(f) do
          begin
            readln(f,sS);
            nStat:=1;
            for nJ:=1 to length(sS) do
              begin
                sSp:=copy(sS,nJ,1);
                //showmessage('вирізаєм ='+sSp+'[');
                if (sSp=' ')or(sSp=' ') then nStat:=2 //-- шість пробелів є в деяких файлах
                end;
                inc(p);
              end;
            finally
              CloseFile(f);
            end;
          //showmessage('к.-сть колонок = '+inttostr(nStat));
          //=====

```

```

Reset(f);
n:=p-1; //-1 бо інкремент +1
iKolZnachenRE:=n;
ProgressBar1.Max:=iKolZnachenRE;
Repeat
  case nStat of
    1: begin
      readln(f,xD);
      StringGrid1.Cells[1,i]:= inttostr(i);
      StringGrid1.Cells[2,i]:= floattostr(xD);
      end;
    2: begin
      readln(f,xD,yD);
      StringGrid1.Cells[1,i]:= floattostr(xD);
      StringGrid1.Cells[2,i]:= floattostr(yD);
      end;
  end;
StringGrid1.Cells[0,i]:= inttostr(i);
inc(i);
StringGrid1.RowCount:=StringGrid1.RowCount+1;
ProgressBar1.Position:=i;
until Eof(f);
StringGrid1.RowCount:=StringGrid1.RowCount-1;
finally
  CloseFile(f);
end;
end;
ProgressBar1.Position:=0;
PageControll1.ActivePageIndex:=0;
end;
(*=====*)
(*===== Open File FR =====*)
procedure TMainForm.OpenFr1Click(Sender: TObject);
var yD,xD:double;
sS,sSp:string;
nStat,nJ:integer;
begin
i:=1;
p:=1;
n:=0;//глобальна змінна
nStat:=0;
//===== очистка =====
for nJ:=0 to 2 do //к.-сть стовбців
  StringGrid2.Cols[nJ].Clear;
StringGrid2.RowCount:=2;
//=====
GroupBox4.Caption:=' Функція ритму ';
StringGrid2.Cells[0,0]:='№';
StringGrid2.Cells[1,0]:='Відлік';
StringGrid2.Cells[2,0]:='Значення';
if OpenDialog1.Execute then
  begin
  try
    Application.ProcessMessages;
//----- ???
    AssignFile(f,OpenDialog1.FileName);
    Reset(f);
    Label4.Caption:='Функція ритму: '+OpenDialog1.FileName;
  try
//==== попередне читання =====
    while Not Eof(f) do
      begin
        readln(f,sS);
        nStat:=1;
        for nJ:=1 to length(sS) do
          begin

```

```

        sSp:=copy(sS,nJ,1);
//showmessage('вирізаєм =' +sSp+' ');
if (sSp=' ')or(sSp='  ') then nStat:=2 //-- шість пробелів є в деяких файлах
    end;
    inc(p);
    end;
finally
    CloseFile(f);
end;
//showmessage('к.-сть колонок = '+inttostr(nStat));
//=====
Reset(f);
n:=p-1; //-1 бо інкремент +1
iKolZnachenFR:=n;
ProgressBar1.Max:=iKolZnachenFR;
Repeat
case nStat of
1: begin
    readln(f,xD);
    StringGrid2.Cells[1,i]:= inttostr(i);
    StringGrid2.Cells[2,i]:= floattostr(xD);
    end;
2: begin
    readln(f,xD,yD);
    StringGrid2.Cells[1,i]:= floattostr(xD);
    StringGrid2.Cells[2,i]:= floattostr(yD);
    end;
end;
StringGrid2.Cells[0,i]:= inttostr(i);
inc(i);
StringGrid2.RowCount:=StringGrid2.RowCount+1;
ProgressBar1.Position:=i;
until Eof(f);
StringGrid2.RowCount:=StringGrid2.RowCount-1;
finally
    CloseFile(f);
end;
end;
ProgressBar1.Position:=0;
PageControll.ActivePageIndex:=0;
end;
(*=====*)
(*===== VISUAL SIGNAL =====*)
procedure TMainForm.BitBtn8Click(Sender: TObject);
var nJ:integer;
MySeries1:TLineSeries;
begin
//===== чистка =====
//== чистить навіть коли вкл/викл графік
Chart1.SeriesList.Clear;
MySeries1:=TLineSeries.Create( Self );
MySeries1.ParentChart:=Chart1;
//=====
if StringGrid1.Cells[2,1]<>' ' then
begin
    MySeries1:=TLineSeries.Create( Self );
    ProgressBar1.Max:=iKolZnachenRE;
    for nJ:=1 to iKolZnachenRE do
    begin
        MySeries1.AddXY(nJ,strtfloat(StringGrid1.Cells[2,nJ]));
        ProgressBar1.Position:=nJ;
    end;
    MySeries1.ParentChart:=Chart1;
    ProgressBar1.Position:=0;
    PageControll.ActivePageIndex:=1;
end
end

```

```

else
begin
  MessageDlg(' Немає даних ', mtInformation, [mbOk], 0);
  PageControll.SetFocus;
  PageControll.ActivePageIndex:=0;
end;
end;
(*=====*)
(*===== VISUAL FR =====*)
procedure TMainForm.BitBtn9Click(Sender: TObject);
var nJ:integer;
MySeries1:TLineSeries;
begin
  //===== чистка =====
  //== чистить навіть коли вкл/викл графік
  Chart1.SeriesList.Clear;
  MySeries1:=TLineSeries.Create( Self );
  MySeries1.ParentChart:=Chart1;
  //=====
  if StringGrid2.Cells[2,1]<>' ' then
  begin
    MySeries1:=TLineSeries.Create( Self );
    ProgressBar1.Max:=iKolZnachenFR;
    for nJ:=1 to iKolZnachenFR do
    begin
      if CheckBox1.Checked then
MySeries1.AddXY(nJ, strtofloat(StringGrid2.Cells[2,nJ]))
      else
MySeries1.AddXY(strtofloat(StringGrid2.Cells[1,nJ]), strtofloat(StringGrid2.Cells
[2,nJ]));
      ProgressBar1.Position:=nJ;
    end;
    MySeries1.ParentChart:=Chart1;
    ProgressBar1.Position:=0;
    PageControll.ActivePageIndex:=1;
  end
  else
  begin
    MessageDlg(' Немає даних ', mtInformation, [mbOk], 0);
    PageControll.SetFocus;
    PageControll.ActivePageIndex:=0;
  end;
end;
(*=====*)
(*===== Clera Graph =====*)
procedure TMainForm.BitBtn28Click(Sender: TObject);
var MySeries1:TLineSeries;
begin
  //===== чистка =====
  //== чистить навіть коли вкл/викл графік
  Chart1.SeriesList.Clear;
  MySeries1:=TLineSeries.Create( Self );
  MySeries1.ParentChart:=Chart1;
  //=====
  PageControll.ActivePageIndex:=1;
end;
(*=====*)
(*===== VISUAL Signal & FR =====*)
procedure TMainForm.BitBtn7Click(Sender: TObject);
var nJ:integer;
MySeries1:TLineSeries;
begin
  //----- dvichi pishe nenmae dannih bo fr i signal - oK haq byde
  MainForm.BitBtn8Click(Sender); //Будуємо сигнал
  if StringGrid2.Cells[2,1]<>' ' then //чи є значення Ф.Р.
  begin

```

```

MySeries1:=TLineSeries.Create( Self );
ProgressBar1.Max:=iKolZnachenFR;
for nJ:=1 to iKolZnachenFR do
begin
    MySeries1.AddXY(strtfloat(StringGrid2.Cells[1,nJ]),0);
    MySeries1.AddXY(strtfloat(StringGrid2.Cells[1,nJ]),-strtoint(Edit2.Text));
MySeries1.AddXY(strtfloat(StringGrid2.Cells[1,nJ]),strtoint(Edit2.Text));
    MySeries1.AddXY(strtfloat(StringGrid2.Cells[1,nJ]),0);
    MySeries1.AddXY(strtfloat(StringGrid2.Cells[2,nJ]),0);
    ProgressBar1.Position:=nJ;
end;
MySeries1.ParentChart:=Chart1;
ProgressBar1.Position:=0;
PageControll1.ActivePageIndex:=1;
end
else
begin
    MessageDlg(' Немає даних ', mtInformation,
        [mbOk], 0);
    PageControll1.SetFocus;
    PageControll1.ActivePageIndex:=0;
end;
end;
(*=====*)
(*===== VISUAL Corelation =====*)
procedure TMainForm.BitBtn12Click(Sender: TObject);
begin
    showmessage('На стадії розробки');
end;
(*=====*)
(*===== Моделювання Сигналу =====*)
procedure TMainForm.BitBtn29Click(Sender: TObject);
var nJ,nI,{nTmp,}nTmp3,nTmp1,nTmp2:integer;
nL,t,i,nTmp4:integer;
begin
    //----perevirka na dani vhid ciclu
    if (StringGrid1.Cells[2,1]<>'') and (StringGrid2.Cells[2,1]<>'') then //значення
    сигнала
        begin
            //===== очистка =====
            for nJ:=0 to 2 do //к.-сть стовбців
                StringGrid13.Cols[nJ].Clear;
            StringGrid13.RowCount:=2;
            //=====
            StringGrid13.Cells[0,0]:='№';
            StringGrid13.Cells[1,0]:='Відлік';
            StringGrid13.Cells[2,0]:='Значення';
        //-----progres bar
            i:=1;
            MainForm.ProgressBar1.Max:=strtoint(Edit7.Text);
            for nI:=1 to strtoint(Edit7.Text) do //Cicli    //-- =0  -1 ?????
                begin
                    for nJ:=1 to strtoint(Edit6.Text) do //Зони            NE -1 ?????
                        begin
                            nTmp1:=strtoint(StringGrid2.Cells[1,nJ]); //znach zoni1        1-cycl
                            nTmp2:=strtoint(StringGrid2.Cells[1,nJ+1]); //znach zoni 2        1-cycl
                            nTmp3:=nTmp2-nTmp1; //Tmc
                            //showmessage('1 ntmp1= '+inttostr(ntmp1)+' 1 ntmp2= '+inttostr(ntmp2));
                            nTmp1:=strtoint(StringGrid2.Cells[1,nJ+(nI-1)*(strtoint(Edit6.Text))]);
                            //znach zoni1
                            if nJ+(nI-
1)*(strtoint(Edit6.Text))<>strtoint(Edit6.Text)*strtoint(Edit7.Text) then
                                nTmp2:=strtoint(StringGrid2.Cells[1,nJ+1+(nI-
1)*(strtoint(Edit6.Text))]) //znach zoni 2
                                else nTmp2:=strtoint(StringGrid2.Cells[1,nJ+(nI-
1)*(strtoint(Edit6.Text))]) //znach zoni 2

```

```

//----- ostanne znachenna 26 bere nemaє brati
// showmessage('== 2 ntmp1= '+inttostr(ntmp1)+'== 2 ntmp2= '+inttostr(ntmp2));
// showmessage('=== '+inttostr(nJ+1+nI*(strtoint(Edit6.Text))));
    nTmp4:=nTmp2-nTmp1;//Ti
//showmessage('Cycl= '+inttostr(nI)+' Zone= '+inttostr(nJ)+'=Ti =
'+inttostr(nTmp4));
    MainForm.ProgressBar1.Position:=nI;
    for nL:=1 to nTmp4 do
        begin
            t:=round(nL*nTmp3/nTmp4); //==== маштабує зони !
            StringGrid13.RowCount:=StringGrid13.RowCount+1;
            StringGrid13.Cells[0,i]:=floattostr(i);
            StringGrid13.Cells[1,i]:=floattostr(i);//відлік
            if t=0 then t:=t+1; //---?
            StringGrid13.Cells[2,i]:=StringGrid14.Cells[nJ,t{+1}];//znach byvae
bere t=0 ne mae byti t=0 Row=0 #zone
//showmessage('t= '+inttostr(t));
            i:=i+1;
        end;
    end;
    MainForm.ProgressBar1.Position:=0;
    StringGrid13.RowCount:=StringGrid13.RowCount-1;
end
else
begin
    MessageDlg(' Немає даних ', mtInformation,
        [mbOk], 0);
    PageControll1.SetFocus;
    PageControll1.ActivePageIndex:=0;
end;
end;
(*=====*)

```