

**НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»
Інститут прикладного системного аналізу
Кафедра математичних методів системного аналізу**

«На правах рукопису»
УДК 519.216.3

«До захисту допущено»
Завідувач кафедри
_____ О.Л. Тимощук
«__» _____ 20__ р.

Магістерська дисертація

**на здобуття ступеня магістра
зі спеціальності 124 Системний аналіз**

**на тему: «Регресійні і байєсівські моделі і методи аналізу фінансово-
економічних процесів»**

Виконав:
студент II курсу, групи КА-62м
Хоцянівська Лідія Олександрівна _____

Керівник:
д.т.н., проф.
Бідюк П.І. _____

Рецензент:
д.т.н., проф.
Архипов О.Е. _____

Засвідчую, що у цій магістерській
дисертації немає запозичень з праць
інших авторів без відповідних посилань.
Студент _____

Київ
2018

РЕФЕРАТ

Магістерська дисертація: 87 ст., 24 рис., 34 табл., 3 додатки, 19 джерел.

Актуальність теми: аналіз, моделювання та прогнозування фінансово-економічних процесів являється основою при розробці управлінських рішень на всіх рівнях господарської ієрархії. Дана задача характеризується підвищеною складністю та неоднозначністю. Тому постає питання у ефективному аналізі та розробці таких моделей та методів, які будуть коректно описувати сучасні фінансово-економічні процеси.

Метою дослідження є аналіз фінансово-економічних процесів та розробка моделей для їх прогнозування, використовуючи статистичні економічні дані.

Об'єктом дослідження є статистичні дані щодо фінансово-економічних процесів, які описуються часовими рядами та потребують ефективної аналітичної обробки з метою виявлення практично корисних знань, необхідних для прийняття управлінських рішень в економіці.

Предметом дослідження є математичні моделі моделювання та прогнозування часових рядів, а саме: моделі регресійного аналізу, метод групового урахування аргументів, динамічні мережі Байєса.

Наукова новизна одержаних результатів: запропоновані методи та моделі для побудови прогнозу фінансово-економічних процесів на основі статистичних даних. Виконаний порівняльний аналіз обраних методів та моделей.

РЕГРЕСІЙНИЙ АНАЛІЗ, БАЙЄСІВСЬКІ МЕРЕЖІ, МЕТОД ГРУПОВОГО УРАХУВАННЯ АРГУМЕНТІВ, ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИЙ АНАЛІЗ ДАНИХ, ПРОГНОЗУВАННЯ.

ABSTRACT

Master's thesis: 87 p., 24 fig., 34 tabl., 3 appendencies, 19 sources.

Actuality of theme: analysis, modeling and forecasting of financial and economic processes is the basis for the development of management decisions on all levels of economic hierarchy. Those tasks are characterized by increased complexity and ambiguity. Therefore the question of effective analysis and development of such models and methods, which will adequately describe modern financial and economic processes, arises.

Research purpose is analysis of financial and economic processes and development of models for their forecasting using statistical economic data.

Research object is statistical data about financial and economic processes, which are described by time series and require effective analytical processing in order to detect practical knowledge that is necessary for management decision-making in the economy.

Research subject are mathematical modeling models and time series forecasting, namely: regression analysis models, group method of data handling, dynamic Bayesian networks.

Scientific novelty of the got results: methods and models for forecasting of financial and economic processes based on statistical data were proposed. A comparative analysis of selected methods and models was conducted.

REGRESSION ANALYSIS, DYNAMIC BAYESNIC NETWORKS,
GROUP METHOD OF DATA HANDLING, DATA MINING, FORECASTING.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК ПРИЙНЯТИХ ПОЗНАЧЕНЬ ТА СКОРОЧЕНЬ	8
ВСТУП	9
РОЗДІЛ 1 ЗАДАЧІ АНАЛІЗУ ФЕП ТА ПРИЙНЯТТЯ УПРАВЛІНСЬКИХ РІШЕНЬ.....	11
1.1 Актуальність розв’язання задач моделювання і прогнозування фінансово-економічних процесів.	11
1.2 Огляд математичних моделей ФЕП.....	14
1.3 Деякі системи для аналізу ФЕП	17
1.3.1 Аналітичне програмне забезпечення SAS	17
1.3.2 Програмне забезпечення IBM SPSS	18
Висновки до розділу	20
РОЗДІЛ 2 МОДЕЛІ І КРИТЕРІЇ ДЛЯ ОПИСУ І ПРОГНОЗУВАННЯ ФІНАНСОВО-ЕКОНОМІЧНИХ ПРОЦЕСІВ	21
2.1. Вибір математичних моделей.....	21
2.2. Моделі на основі регресійного аналізу	22
2.2.1 Знаходження параметрів лінійної регресії з використанням методу найменших квадратів (МНК).....	23
2.2.2 Модель авторегресії з ковзним середнім (АРКС)	25
2.2.4 Модель ARMAX.....	26
2.3. Метод групового урахування аргументів	27
2.4. Байєсівські мережі	37
2.5. Критерії адекватності моделі	43
Висновки до розділу	50

РОЗДІЛ 3 ПОБУДОВА МАТЕМАТИЧНИХ МОДЕЛЕЙ ПРОГНОЗУВАННЯ.....	51
3.1 Опис статистичних даних	51
3.2 Побудова регресійних моделей.....	53
3.3 Застосування МГУА.....	60
3.4 Побудова байєсівських мереж.....	63
3.5 Порівняння методів	65
Висновки до розділу	67
РОЗДІЛ 4 РОЗРОБЛЕННЯ СТАРТАП-ПРОЕКТУ	68
4.1 Опис ідеї та технологічний аудит стартап-проекту	68
4.2 Аналіз ринкових можливостей	70
4.3 Розроблення ринкової стратегії проекту	76
4.4 Розроблення маркетингової програми стартап-проекту.....	79
Висновки до розділу	83
ВИСНОВКИ.....	84
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ.....	86
ДОДАТОК А ІЛЮСТРАТИВНІ МАТЕРІАЛИ ДОПОВІДІ.....	88
ДОДАТОК Б ТАБЛИЦЯ СТАТИСТИЧНИХ ДАНИХ	102
ДОДАТОК В ТЕКСТ ПРОГРАМИ	104

ПЕРЕЛІК ПРИЙНЯТИХ ПОЗНАЧЕНЬ ТА СКОРОЧЕНЬ

ФЕП – фінансово-економічні процеси

ПЗ – програмне забезпечення

ІАД – інтелектуальний аналіз даних

МБ – мережа Байєса

БМ – байєсівська мережа

ДБМ – динамічна байєсівська мережа

МНК – метод найменших квадратів

МГУА – метод групового урахування аргументів

ТУЙ – таблиця умовних ймовірностей

АКФ – автокореляційна функція

АР – авторегресія

АРКС – авторегресія з ковзним середнім

САП – середня абсолютна похибка

САПП – середня абсолютна похибка в процентах

СЕКП – середній квадрат похибок

ЧКФ – часткова автокореляційна функція

AR(P) – процес авто регресії порядку p

ARMAX – AutoRegressive Moving Average model with eXogenous inputs

MA(Q) – процес ковзного середнього порядку q

RMSE – Root Mean Square Error

ВСТУП

Політична, соціальна та військова доля країн великою мірою залежить від економічного розвитку, і немає життєво важливішої сфери для успіху будь-якої держави, ніж її економічний розвиток. Країни, що розвинулися швидко, опановуючи зовнішні ринки для своїх товарів, пишаються та високим життєвим рівнем та зростаючою політичною силою. Проте разом з успішними в цьому сенсі країнами існують такі, що потерпають від постійної галопуючої інфляції, суттєвих торговельних дефіцитів та зовнішнього боргу. Життєвий рівень кожної країни значною мірою залежить від регулювання фінансово-економічних процесів. Тому є необхідність їхнього коректного моделювання та прогнозування.

Існуючі методи прогнозування, що ґрунтуються на аналітичних процедурах, евристичних алгоритмах, логічних правилах, не дають бажаного результату якості оцінок прогнозів, а тому виникає проблема значного підвищення якості прогнозування фінансово-економічних процесів (ФЕП). Розв'язання задачі короткострокового прогнозу на високому якісному рівні вимагає застосування сучасних дієвих методів системного аналізу до існуючих методів та підходів, коректного застосування математичного моделювання процесів різної природи, основується на досягненні теорії оцінювання, ймовірнісно-статистичного та інтелектуального аналізу даних.

Найпопулярнішими на сьогодні методами прогнозування розвитку фінансово-економічних процесів є такі методи: методи регресійного аналізу, нечітка логіка, ймовірнісні методи, метод групового урахування аргументів (МГУА), нейронні мережі та інші. Кожний із згаданих методів у тій чи іншій мірі може враховувати невизначеності процесів. Кращі результати прогнозування процесів можна отримати за допомогою МГУА, ймовірнісних методів та нечіткої логіки. Одним із сучасних напрямів розвитку

моделювання і прогнозування є статичні і динамічні мережі Байєса (МБ, ДМБ).

Сучасні розробки стосовно системного підходу, спрямованого на виконання аналізу складних систем та фінансово-економічних показників, належать академіку Згуровському М.З., проф. Бідюку П.І., доц. Жирову О.Л. та зарубіжним вченим (Лукашин Ю.П., Зельнер А. , Четфілд К., Форестер Г. та ін.).

Метою дослідження є розробка моделей прогнозування фінансово-економічних процесів вигляді динамічної мережі Байєса, за допомогою регресійного аналізу та методу групового урахування аргументів.

Для досягнення мети дослідження необхідно поставити і розв'язати такі наукові завдання:

- а) виконати аналіз методів аналізу та прогнозування фінансово-економічних процесів;
- б) побудувати моделі прогнозування вищевказаними методами;
- в) проаналізувати якість побудованих моделей та формування висновків щодо можливості її застосування на прикладі розв'язання задачі прогнозування індексу споживчих цін.

В дисертаційній роботі досліджується проблема аналізу фінансово-економічних даних, що представлені у вигляді часових рядів, із використанням методів регресійного аналізу, методу групового урахування аргументів (МГУА) та динамічних мереж Байєса. На базі цих методів розроблені моделі аналізу та прогнозування економетричних даних.

РОЗДІЛ 1 ЗАДАЧІ АНАЛІЗУ ФЕП ТА ПРИЙНЯТТЯ УПРАВЛІНСЬКИХ РІШЕНЬ

1.1 Актуальність розв'язання задач моделювання і прогнозування фінансово-економічних процесів.

Фінансово-економічні процеси – одні з найбільш розповсюджених у світовій діяльності. До них відносять такі процеси, як: процеси наддержавної економічної глобалізації та інтеграції, процеси формування бюджетів на регіональному та державному рівнях, фінансово-економічну діяльність підприємств та галузей, процеси формування цін на активи різного характеру, інвестиційні фінансові процеси, курси акцій, валют, облігацій та інші процеси.

На сьогоднішній день неможливо уявити розвиток національної економіки кожної країни без її безпосередньої участі в світогосподарських зв'язках. Економічні досягнення кожної держави значною мірою визначаються місцем держави у міжнародному розподілі праці, адаптацією країни до глобалізації та інтеграції. Якщо розглядати кількісну сторону, то це знаходить прояв у випереджаючих динаміку виробництва темпах зростання міжнародного обміну товарами, послугами і капіталом. Якісна сторона зростаючої інтернаціоналізації – посилення взаємозалежностей і взаємозв'язків між національними господарствами. Швидке зростання різноманітності і обсягів зв'язків світового господарства, що супроводжується збільшенням економічної взаємозалежності, – головна думка процесу, який прийнято називати глобалізацією світової економіки. У результаті цих процесів формується відносно цілісна економічна система, яка практично цілком охоплює територію всього світу і диктує свої правила гри національним господарствам [1]. Структурний зсув у світовій системі, що пов'язаний з відривом сфери фінансів від реальної економіки і глобалізацією

всіх економічних процесів, призводить до різкого посилення нестійкості фінансово-валютної системи глобальної економіки. Настільки значної кількості валютно-фінансових криз, які відбулись за останню половину минулого століття, не було в жоден період всієї історії капіталізму. І поки що, на жаль, нічого більш дієвого не винайдено для того, щоб зробити валютно-фінансову систему менш нестійкою.

Головне призначення економіки — забезпечити суспільство предметами споживання та послугами, які забезпечують умови для життя та достатньої безпеки людини. У вищевказаних процесах постає необхідність розглядати, досліджувати та моделювати соціально-економічні системи, що відносяться до складних систем, основним методом дослідження яких є метод моделювання. Практичними завданнями економіко-математичного моделювання є:

- а) аналіз фінансово-економічних процесів і об'єктів;
- б) економічне прогнозування, передбачення розвитку фінансово-економічних процесів;
- в) розробка управлінських рішень на усіх рівнях господарської ієрархії.

Розвиток таких складових економіко-математичних методів як математичне моделювання, теорія масового обслуговування, теорія управління ресурсами, сприяв тому, що математичні моделі та методи стали важливим інструментом теоретико-економічних досліджень, необхідним елементом прикладного економічного аналізу та управління на всіх рівнях. Системи в економіці, що зараз вивчаються сучасною наукою, з великими труднощами підлягають дослідженню звичайними (вербальними) теоретичними методами. Простий експеримент над ними неможливий. Ціна помилок і невірних розрахунків достатньо велика, тому математичне (економіко-математичне) моделювання є необхідною складовою науково-технічного прогресу.

Моделювання фінансово-економічних показників є особливо важливим для України. Актуальність даної теми обумовлюється тим, що в даний час Україна переживає досить складний етап розвитку, пов'язаний з процесами стабілізації та економічного зміцнення в сформованих економічних умовах. Результативність і позитивна віддача цих процесів багато в чому визначається влучним регулюванням економіки і плануванням фінансових показників, як в масштабах країни так і світових масштабах.

У сучасній Україні прогнозування розвитку національної економіки, основних народно-господарських комплексів, стали основою формування державної економічної політики. Широкого розвитку досягають прогнози ситуацій на валютному ринку, на ринку середньо- і коротко- строківих цінних паперів та інших сферах. Тому вивчення досвіду успішних розвинутих країн в галузі прогнозування і планування, представляє для країни велику цінність.

Розробки в області економічного прогнозування та планування, в розвинених країнах, виникли в останній чверті 19 ст. Ці розробки і досягнення були пов'язані зі спробами дослідників визначити майбутні тенденції виробництва основних продуктів, опираючись на аналіз поведінки статистичних даних, що знаходилися в їх розпорядженні. Основними методами прогнозування були методи експертних оцінок, які ґрунтувалися на якісному аналізі часових рядів і звичайна екстраполяція, тобто перенесення минулих тенденцій на майбутнє.

Необхідність економічного планування, була зумовлена макроекономічної нестійкістю, посиленням ступеня інтеграції різних одиниць господарства і економічних секторів, зростанням частки уряду в використанні ВВП, забрудненням навколишнього середовища та іншими не менш важливими факторами.

Створення вдалого механізму регулювання прогнозування і управління фінансово-економічним процесами є досить проблематичним. Складно

регулювати ці процеси, особливо якщо дані процеси та фінанси починають неконтрольовано змінюватись. Їхній рух стає нестійким. Отже коректне прогнозування являється актуальним завданням державного управління, так як прогнози розвитку процесів складають основу для їх подальшого планування та управління ними. Особливо це стосується фінансово-економічних процесів, що мають неабияке місце в макроекономіці.

Будь-яка країна, враховуючи специфіку національної економіки, завжди використовує певні підходи та методи для прогнозування та планування економічних процесів, які є соціально важливими, постійно вдосконалюючи ці підходи, відносно до зміни умов як всередині країни, так і враховуючи світову економічну ситуацію. Отже побудова математичних моделей динаміки фінансово-економічних процесів державному рівні, що відповідають сучасній економіці, дозволить краще зрозуміти суть явищ, обґрунтувати вибір найефективніших інструментів регулювання.

1.2 Огляд математичних моделей ФЕП

Залежно від виду математичного апарату фінансово-економічні моделі можна класифікувати наступним чином:

- а) алгебраїчні;
- б) моделі на основі статистичних розрахунків;
- в) диференціальні рівняння (звичайні та диференціальні рівняння в частинних похідних);
- г) різницеві рівняння;
- д) нечітка логіка;
- е) нейронні мережі;
- ж) змішані типи рівнянь;

з) ймовірнісні байєсівські моделі та мережі.

Також, говорячи про моделювання ФЕП, не можна не згадати про такі методи, як перетворення Фур'є, фрактали, вейвлет-аналіз, байєсовський підхід, фазовий аналіз і ін.

До аналітичних методів можна віднести такі популярні в останні десятиліття методи інтелектуального аналізу, як алгоритми нечіткого виведення на основі бази правил, дерева рішень, генетичні алгоритми, еволюційне програмування, метод групового урахування аргументів і ін.

До найбільш поширених класичних методів побудови моделей фінансово-економічних процесів можна віднести регресивні моделі (АР), схеми ковзного середнього (АРКС), моделі Боксу і Дженкінса, їх різні модифікації. Найчастіше ці моделі об'єднують і використовують модель Бокса-Дженкінса (модель авто регресії інтегрованого ковзного середнього, АРІКС - в українській аббревіатурі, ARIMA - в англійській), в якій однорідний нестационарний процес можна уявити як ряд різниць, які є стаціонарними. Однак деякі процеси характеризуються складною поведінкою, що не дозволяє отримувати задовільні результати при аналізі і прогнозуванні таких процесів більшістю відомих класичних методів. У зв'язку з цим звертаються до моделей на основі інтелектуальних методів, що дозволяють поліпшити результати прогнозування.

В сучасних умовах постійно зростаючої складності процесів, описуваних часовими рядами, у багатьох випадках традиційні статистичні моделі, через жорсткі припущення про властивості часових рядів, не дозволяють адекватно описати процеси, що є суттєво нелінійними. У цьому випадку більш ефективними виявляються інтелектуальні методи, нейронні мережі і нечітка логіка.

Під штучної нейронної мережею розуміється сукупність нейронних елементів та зв'язків між ними. НМ складається з формальних нейронів, що

виконують нелінійне перетворення добутку вхідних сигналів на коефіцієнти вагів, підсумувавши по всіх сигналам.

Існує велика кількість алгоритмів навчання мережі та їх модифікацій. Найбільш поширений алгоритм зворотного поширення помилки, в якому мінімізується середньоквадратична помилка з використанням методу градієнтного спуску для вагових коефіцієнтів і порогів нейронної мережі.

Ефективність навчання визначає архітектура НС. В якості основного переваг нейромережевих методів прогнозування процесів можна відзначити відсутність будь-яких вимог про виконанні імовірнісних передумов для часового ряду. Однак в разі випадків, коли навчена на одній ділянці даних, модель найчастіше не дозволяє одержувати задовільні результати прогнозування на іншій ділянці, де характер процесу змінився. Після кожної зміни структури процесу потрібно нове навчання нейронної мережі.

Метод Групового Урахування Аргументів (МГУА) реалізує ряд алгоритмів поступового ускладнення моделі за правилами багаторядної селекції. Застосовується МГУА для вирішення завдань довгострокового прогнозу, розпізнавання образів, ідентифікації характеристик і управління з оптимізацією прогнозу при малому числі вихідних даних.

Гарні результати прогнозування також дають ймовірнісні методи. За природою ці методи схожі до моделювання ситуацій людиною, тому їхнє застосування дає позитивний ефект. Одним із сучасних напрямків розвитку ймовірнісних методів, що використовуються для моделювання і прогнозування є статичні (МБ) і динамічні мережі Байеса (ДМБ). Мережі Байеса має в собі дві важливі частини: машинне навчання та візуальне представлення інформації. Тому мережі Байеса являються потужним інструментом інтелектуального аналізу даних різної природи, в тому числі і економічних процесів.

1.3 Деякі системи для аналізу ФЕП

1.3.1 Аналітичне програмне забезпечення SAS

SAS - велика і складна система для статистичної обробки даних.

Компанія SAS пропонує повний спектр рішень і послуг в області аналізу та прогнозування. Набір запропонованих компанією послуг охоплює усі етапи роботи із інформацією – від збору даних і забезпечення якості до процесів їх подальшого аналізу та побудови аналітичних звітів.

Можна виділити наступні переваги SAS:

- а) обробка великих обсягів даних складної структури з різних джерел;
- б) реалізовані найсучасніші методи аналізу, які постійно вдосконалюються, щоб відповідати самим останнім досягненням;
- в) велике різноманіття методів:
 - дисперсійний аналіз;
 - байесовський аналіз;
 - категоріальний аналіз даних;
 - кластерний аналіз;
 - описова статистика;
 - дискримінантний аналіз;
 - аналіз розподілу;
 - підстановка пропущених значень
 - змішані моделі;
 - багатовимірний аналіз;
 - регресійний аналіз;
 - структурні рівняння.
- г) підтримка безлічі парадигм, оснований на багатьох дисциплінах, щоб найкращим чином формулювати і вирішувати аналітичні завдання;

- д) підтримується багато графічних методів візуального дослідження даних, пошуку взаємозв'язків і неочевидних залежностей для поліпшення підтримки прийняття рішень;
- е) працює на багатьох платформах.

Основними недоліками являються висока ціна ліцензії продукту та складність освоєння.

1.3.2 Програмне забезпечення IBM SPSS

IBM SPSS – це ПЗ, що призначене для збору статистичних даних і прогностичної аналітики.

Основні функції SPSS:

- аналіз інформації і прогнозування бізнес процесів для їхньої подальшої оптимізації;
- збір необхідних статистичних даних, найбільш доцільним способом;
- вплив на процеси корпоративної діяльності методом застосування прогностичної аналітики.

Склад лінійки продуктів IBM SPSS:

- IBM SPSS Statistics – використовується для аналізу статистичних даних;
- IBM SPSS Modeler – використовується для технології Data Mining;
- IBM SPSS DataCollection – використовується для збору.

IBM SPSS Statistics – це ПЗ, що призначене для аналізу даних і охоплює усі рівні аналітичного процесу: починаючи з планування аналізу закінчуючи формуванням звітів та виведення його результатів. Пропонує

базові процедури статистики, які необхідні аналітикам для вирішення важливих питань, що пов'язані з бізнес-процесами та дослідженнями. Ця програма має в собі засоби, що дають можливість користувачам швидко переглядати дані, формувати гіпотези для додаткового тестування та виконувати необхідні процедури, щоб виявити зв'язки між змінними, створювати кластери, визначати тенденції і складати прогнози.

IBM SPSS Statistics багато використовується у таких сферах, як:

- маркетингові і соціальні дослідження;
- управління персоналом;
- CRM-аналітика – аналіз баз даних клієнтів для оптимізації подальшої співпраці;
- збір даних та їх обробка;
- прогнозування;
- освіта і наукова діяльність.

Технологія Data Mining (аналізу інформації) дає можливість виявляти в інформації корисні і до цього невідомі, неочевидні знання, що необхідні для прийняття оптимальних рішень. Основною метою Data Mining є пошук закономірностей в даних, аналіз складних систем і їх моделювання, що ґрунтується на їхній поведінці.

IBM SPSS Modeler являється програмним продуктом для Data Mining, який володіє усіма потрібними інструментами для аналітичного дослідження та подальшої роботи з даними, розробленні та подальшій реалізації ефективних моделей прогнозування, як звичайними користувачами, так і досвідченими фахівцями.

Використання візуалізації у вигляді інтерфейсу в поєднанні з сучасними аналітичними методами дозволяє виявляти зв'язки і тенденції в неструктурованих або структурованих даних. Платформа забезпечує набором удосконалених технологій і алгоритмів, в тому числі таких, як: аналіз сутностей, аналіз тексту, управління рішеннями і їх подальшою оптимізацією.

Висновки до розділу

В сучасних умовах взаємозалежності фінансово-економічних процесів та посилення ролі регуляторних механізмів важливою складовою процесу підтримки прийняття управлінських рішень стає застосування сучасних економіко-математичних методів і моделей. Математичне моделювання дозволяє виявити особливості функціонування економічного процесу і на основі цього передбачати майбутню поведінку процесу при будь-яких параметрах. Адже даний інструментарій активно використовують під час не тільки прогнозування, а й підтвердження певних гіпотез щодо розвитку фінансово-економічних процесів, аналізу взаємозв'язків різних факторів, вияву їх впливу на макро- та мікроекономічні фінансові явища, емпіричного тестування фінансових теорій, розробки та аналізу сценаріїв економічного розвитку та прийняття управлінських рішень.

Отже задачею даної дисертації дослідження є розробка перевірка методів моделювання та прогнозування економічних процесів, а також їх порівняння.

РОЗДІЛ 2 МОДЕЛІ І КРИТЕРІЇ ДЛЯ ОПИСУ І ПРОГНОЗУВАННЯ ФІНАНСОВО-ЕКОНОМІЧНИХ ПРОЦЕСІВ

2.1. Вибір математичних моделей

Математичне моделювання фінансово-економічних процесів передбачає прогнозування подальшого розвитку подій, що можуть бути спричинені впливом процесів різноманітної природи, кожен з яких може функціонувати у взаємодії та тісній інтеграції з іншими системами та процесами.

Різницеві рівняння – це досить зручний інструмент для аналізу та прогнозування фінансово-економічних часових рядів. Так склалося, що різницеві рівняння (АР, АРКС та інші) займають фактично центральне місце у процесі розв’язування практичних управлінських завдань, що мають фінансово-економічний характер.

Ще одним високоефективним сучасним методом моделювання та прогнозування являються байєсівські мережі (БМ). Цей підхід виник на стику теорії ймовірності та математичної статистики. Ці моделі мають певні переваги перед іншими методами, таких як: можливість урахування категорійних та числових даних, можливість використовувати велику кількість змінних та коректне представлення причинно-наслідкових зв’язків.

Алгоритми МГУА являються надзвичайно поміхо стійким. Даний метод здатен працювати на невеликих вибірках даних, що якісно відрізняє його від інших моделей.

Тому для моделювання та прогнозування фінансово-економічних показників обрано регресійний аналіз, апарат байєсівських мереж та метод групового урахування аргументів.

Також надзвичайно важливим кроком у використанні різних моделей прогнозування є подальше їх тестування з метою визначення найбільш

підходящого методу в конкретній ситуації. Зазвичай, тестування проводиться на одному й тому ж часовому ряді різними методами. Для майбутнього практичного застосування обирають модель, що має мінімальні похибки прогнозу. При цьому слід використовувати декілька критеріїв одночасно.

2.2. Моделі на основі регресійного аналізу

Суть регресійного аналізу полягає в знаходженні найбільш важливих факторів, які впливають на залежну змінну. Створення регресійної моделі являє собою ітераційний процес, спрямований на пошук ефективних незалежних змінних, щоб пояснити залежні змінні, які ми намагаємося змодельовати або зрозуміти, запускаючи інструмент регресії, щоб визначити, які величини є ефективними про прогнозуванні.

Основою регресії є лінійна імовірнісна модель (ЛІМ). ЛІМ – це модель, що задається у формі лінійної регресії. Формально ця модель виглядає наступним чином:

$$y(k) = b_0 + b_1x_1(k) + b_2x_2(k) + \dots + b_mx_m(k) + \varepsilon(k),$$

де y – залежна змінна, що описує процес, який ми намагаємося спрогнозувати або зрозуміти;

b_0, \dots, b_m – це коефіцієнти, які розраховуються в наслідок виконання регресійного аналізу і представляють силу і тип взаємозв'язку незалежної змінної по відношенню до залежної;

x_1, \dots, x_m – незалежні змінні, що використовуються для моделювання чи прогнозування залежної змінної;

$\varepsilon(k)$ – параметр нев’язки - випадковий процес, зумовлений наявністю не вимірюваних збурень, а також помилок оцінювання структури і параметрів моделі;

k – це ідентифікатор часу.

2.2.1 Знаходження параметрів лінійної регресії з використанням методу найменших квадратів (МНК)

Основна завдача регресійного аналізу зводиться до знаходження значень параметрів b_0, \dots, b_m рівняння регресії. Оскільки значення невідомих параметрів оцінюються на вибіркових спостереженнях, отже отримані розрахункові значення не є істинними, а лише їх статистичними оцінками. Модель лінійної регресії, в якій замість реальних значень параметрів підставлено їхні оцінки, має наступний вигляд:

$$\begin{aligned}\bar{y}(k) &= \bar{b}_0 + \bar{b}_1 x_1(k) + \bar{b}_2 x_2(k) + \dots + \bar{b}_m x_m(k), \\ \varepsilon(k) &= y(k) - \bar{y}(k),\end{aligned}$$

де $\bar{y}(k)$ – оцінка значення $y(k)$;

$\bar{b}_0, \dots, \bar{b}_m$ – оцінки параметрів рівняння регресії;

$x_1(k), \dots, x_m(k)$ – регресори;

$\varepsilon(k)$ – помилка оцінювання структури і параметрів моделі;

k – параметр часу.

Для оцінювання невідомого вектора параметрів як правило використовується метод найменших квадратів (МНК). Метод найменших квадратів дозволяє отримати такі оцінки параметрів, при яких сума квадратів

відхилень фактичних значень результативної ознаки у відтеоретичних мінімальна. Відповідно до цього методу мінімізується сума квадратів відхилень, або функція втрат Q :

$$Q(\theta) = \sum_{k=1}^n \varepsilon(k)^2 = \sum_{k=1}^n (y(k) - \hat{b}_0 - \hat{b}_1 x_1(k) - \hat{b}_2 x_2(k) - \dots - \hat{b}_m x_m(k))^2 =$$

$$= (\bar{y} - X\bar{\theta})^T (\bar{y} - X\bar{\theta}) = \bar{y}^T \bar{y} - 2\bar{y}^T X\bar{\theta} + \bar{\theta}^T X^T X\bar{\theta} \Rightarrow \min$$

де \bar{y} – вектор залежної змінної розмірності $n \times 1$, що містить n спостережень;

X – матриця незалежних змінних, елементи якої є n спостереженнями значень m незалежних змінних $x_1(k), \dots, x_m(k)$, а перший стовпчик одиничний, розмірність $\dim X = n \times (m+1)$;

$\bar{\theta}$ – вектор невідомих параметрів розмірності $(m+1) \times 1$.

Оцінкою методу найменших квадратів у лінійній множинній регресії називають вектор, що мінімізує суму квадратів відхилень. Для знаходження мінімуму цієї суми продиференціюємо останній вираз по $\bar{\theta}$ і, прирівнявши отриманий вираз до нуля, одержимо:

$$\frac{\partial Q}{\partial \bar{\theta}} = -2X^T \bar{y} + 2X^T X\bar{\theta} = 0.$$

Якщо матриця спостережень незалежних змінних X має повний ранг $\text{rank}(X) = m+1$, то отримана звідси система нормальних рівнянь Гауса:

$$X^T X\bar{\theta} = X^T \bar{y}$$

має єдиний розв'язок. Отже, розв'язуючи відповідне рівняння відносно $\bar{\theta}$, отримаємо:

$$\hat{\theta} = (X^T X)^{-1} X^T y.$$

Що і є оцінкою МНК.

2.2.2 Модель авторегресії з ковзним середнім (АРКС)

Ковзне середнє – інструмент згладжування часових рядів, який головним чином застосовується для відображення змін акцій, цін та інше. Термін КС означає, що набір значень, які хочуть усереднити, безупинно рухається в часі. Ковзна середня згладжує несуттєві коливання.

Загальний вигляд моделі АРКС (р, q) визначається наступним рівнянням:

$$y_t = \beta_1 y_{t-1} + \beta_2 y_{t-2} + \dots + \beta_p y_{t-p} + \varepsilon_t - \gamma_1 \varepsilon_{t-1} - \gamma_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \gamma_q \varepsilon_{t-q},$$

де $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p, \gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_q$ - коефіцієнти моделі;

p - порядок авторегресії;

q - порядок ковзного середнього.

Зауважимо, що модель може бути перетворена або в модель авторегресії AR (p):

$$y_t = \beta_1 y_{t-1} + \beta_2 y_{t-2} + \dots + \beta_p y_{t-p} + \xi_t$$

задовольняє властивостям процесу змінного середнього порядку q, або в модель змінного середнього – МА(q):

$$\xi_t = \varepsilon_t - \gamma_1 \varepsilon_{t-1} - \gamma_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \gamma_q \varepsilon_{t-q}$$

шляхом висловлення змінних $y_{t-\tau}$, через лінійні комбінації помилок

$$y_t = \beta_1(\varepsilon_{t-1} - \gamma_1 \varepsilon_{t-2} - \gamma_2 \varepsilon_{t-3} - \dots - \gamma_q \varepsilon_{t-q-1}) + \beta_2(\varepsilon_{t-2} - \gamma_1 \varepsilon_{t-3} - \gamma_2 \varepsilon_{t-4} - \dots - \gamma_q \varepsilon_{t-q-2}) + \dots + \beta_p(\varepsilon_{t-p} - \gamma_1 \varepsilon_{t-p-1} - \gamma_2 \varepsilon_{t-p-2} - \dots - \gamma_q \varepsilon_{t-p-q}) + \varepsilon_t - \gamma_1 \varepsilon_{t-1} - \gamma_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \gamma_q \varepsilon_{t-q}$$

2.2.4 Модель ARMAX

Загальний вигляд даної моделі описується формулою:

$$y(k) = a_0 + \sum_{i=1}^p a_i * y(k-i) + \varepsilon(k) + \sum_{j=1}^q b_j * \varepsilon(k-j) + \sum_{s=1}^d c_s * x_s,$$

де p – порядок авто регресійної частини;

q – порядок КС;

d – кількість включених пояснюючих змінних.

Назва ARMAX походить від AutoRegressive Moving Average model with exogenous inputs model. З англійської exogenous перекладається як зовнішній або екзогенний фактор.

У вищевказаному рівнянні остання сума представляє собою лінійну комбінацію пояснюючих змінних x_1, \dots, x_d . Рішення про включення певних пояснювальних змінних базується на знаходженні кореляції між залежною та пояснювальними змінними. В загальному випадку змінні x_1, \dots, x_d можуть бути лаговими.

2.3. Метод групового урахування аргументів

Постановка задачі:

Задана множина вихідний даних $\Omega_n = \{Y, X_1, \dots, X_n\}$, $X_n \in R^M$, де n – кількість змінних, а M – кількість точок спостереження. Необхідно за допомогою нечіткого МГУА(НМГУА) синтезувати рівняння регресії $y = f(x_1, \dots, x_n)$, адекватне вихідній множині даних, при чому отримана модель повинна бути найменшою складності [8].

Основні принципи і загальна схема методу

Метод групового урахування аргументів (МГУА) був запропонований у 60- 70-х рр. академіком Олексієм Івахненко.

Метод МГУА має за основу ідеї самоорганізації і механізми живої природи – гібридизацію (схрещування) і добір (селекцію) (рис.2.1).

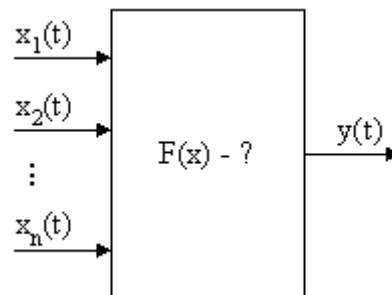


Рисунок 2.1 - Схема МГУА

Нехай маємо вибірку з N спостережень вхідних векторів $X(i)$ та вихідних векторів $Y(i)$ (рис.2.2):

$$\begin{aligned} &\{X(1) \quad Y(1)\} \\ &\{X(2) \quad Y(2)\} \\ &\dots\dots\dots \\ &\{X(N) \quad Y(N)\} \end{aligned}$$

Рисунок 2.2 - Схема вибірки

За результатами спостережень необхідно визначити модель $F(x)$. Причому структура цієї моделі $F(x)$ є невідомою.

Найповніша залежність між вектором входів $X(i)$ і вектором виходів $Y(i)$ представлена за допомогою узагальненого полінома Колмогорова-Габора.

Нехай маємо вибірку $\mathbf{X} = \{x_1, \dots, x_N\}$, тоді такий поліном має вигляд:

$$Y = a_0 + \sum_{i=1}^N a_i x_i + \sum_{j=1}^N \sum_{i \leq j} a_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^N \sum_{j \leq i} \sum_{k \leq j} a_{ijk} x_i x_j x_k + \dots ,$$

де всі коефіцієнти a_i не відомі.

При побудові моделі (при визначенні значень коефіцієнтів) в якості критерія використовується критерій регулярності (точності):

$$\overline{\varepsilon^2} = \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N (y_i - f(x_i))^2$$

Необхідно знайти таку модель, для якої $\overline{\varepsilon^2} \rightarrow \min$.

Основні принципи та ідеї методу групового урахування аргументів (МГУА).

Принцип множинності моделей: існує багато моделей на даній вибірці, що забезпечують помилку, що дорівнює 0 (достатньо лише підвищувати ступінь полінома моделі). Тобто, якщо маємо N вузлів інтерполяції, то можливо побудувати цілу сім'ю моделей, кожна з яких коли пройдётиме через експериментальні точки даватиме нульову помилку $\overline{\varepsilon^2} = 0$

Як правило ступінь нелінійності обирають не вище $n-1$, якщо n -кількість точок вибірки.

Позначимо через S складність моделі (вона зазвичай визначається кількістю членів полінома Колмогорова-Габора) [8].

Значення помилки $\overline{\varepsilon^2}$ буде залежати від складності моделі. Причому з мірою росту складності моделі спочатку вона буде падати, а потім - зростати. Нам треба вибрати таку оптимальну складність, щоб помилка була мінімальною. Крім того, враховуючи дію перешкод можна виділити наступні моменти:

- а) Для різних рівнів перешкод залежність $\overline{\varepsilon^2}$ від складності S буде змінюватися, але зберігатиме при цьому загальну спрямованість (тобто, з ростом складності вона спочатку зменшуватиметься, а потім – зростатиме).
- б) Збільшуючи рівень перешкод величина $\min_S \overline{\varepsilon^2}$ зростатиме.
- в) При зростанні рівня перешкод величина $S_0 = \text{arg } \min_S \overline{\varepsilon^2}$ буде зменшуватись (оптимальне значення складності зміщатиметься вліво). Причому $\overline{\varepsilon^2}(S_0) > 0$, якщо рівень перешкод не дорівнює нулю (див. Рис.2.3).

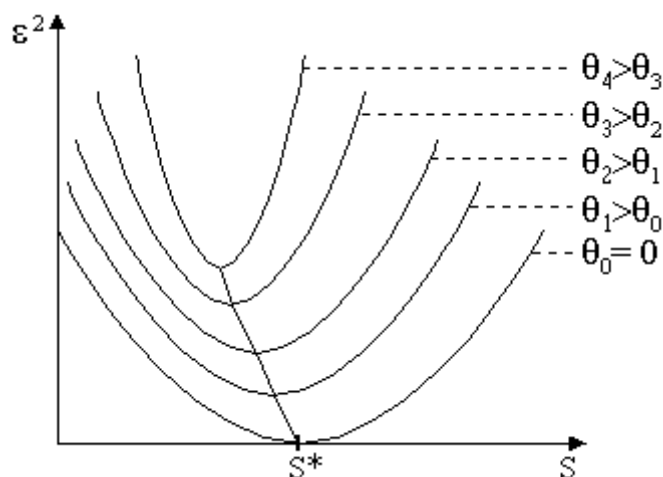


Рисунок 2.3

Теорема неповноти Геделя: У будь-якій формальній логічній системі мається ряд теорем і тверджень, які не можна ні довести, ні спростувати, не виходячи за рамки даної системи аксіом [9].

У цьому випадку теорема означає, що вибірка є завжди неповною.

Одним зі способів подолати цю неповноту є принцип зовнішнього доповнення. Під зовнішнім доповненням мається на увазі додаткова вибірка (перевірочна), точки якої не раніше використовувалися при навчанні системи (тобто під час пошуку оцінок значень коефіцієнтів полінома Колмогорова-Габора).

Пошук ліпшої моделі зазвичай здійснюється наступним чином:

1. Уся вибірка ділиться на навчальну і перевірочну:

$$N_{\text{виб}} = N_{\text{навч}} + N_{\text{перев}}$$

2. На навчальній вибірці $N_{\text{навч}}$ вираховуються значення $\alpha_0, \alpha_i, \alpha_{ij}$.
3. На перевірочній вибірці $N_{\text{перев}}$ обираються кращі моделі.
4. Вхідний вектор має розмірність N ($X = \{x_1, \dots, x_N\}$).

Принцип свободи вибору (неостаточності проміжного рішення):

1. Для кожної пари x_i та x_j будуються часткові описи

(усього C_N^2) наступного виду:

- або $y^{(s)} = \varphi(x_i, x_j) = a_0 + a_i x_i + a_j x_j$, $s = 1..C_N^2$ (лінійні);
- або $y^{(s)} = \varphi(x_i, x_j) = a_0 + x_i + a_j x_j + a_{ii} x_i^2 + a_{ij} x_i x_j + a_{jj} x_j^2$, $s = 1..C_N^2$ (квадратичні).

2. Визначаємо коефіцієнти цих моделей по МНК, використовуючи навчальну вибірку. Тобто знаходимо $\hat{a}_0, \hat{a}_1, \dots, \hat{a}_j, \dots, \hat{a}_N, \hat{a}_{11}, \dots, \hat{a}_{ij}, \dots, \hat{a}_{NN}$

3. Далі на перевірочній вибірці для кожної з цих моделей шукаємо оцінку

$$\overline{\varepsilon_s^2} = \frac{1}{N_{\text{перев}}} \cdot \sum_{k=1}^{N_{\text{перев}}} \left[Y(k) - \hat{Y}_k^{(s)} \right]^2,$$

де $Y(k)$ - дійсне вихідне значення в k -тій точці перевірконої вибірки;
 $\widehat{Y}_k^{(s)}$ - вихідне значення в k -тій точці перевірконої вибірки відповідно до s -тієї моделі

І визначаємо F кращих моделей.

Обрані y_i подаються на другий ряд. Шукаємо

$$z_I = \varphi^{(2)}(x_i, x_j) = a_0^{(2)} + a_1^{(2)}x_i + a_2^{(2)}x_j + a_3^{(2)}x_i^2 + a_4^{(2)}x_i x_j + a_5^{(2)}x_j^2$$

Оцінка тут така ж сама, як на першому ряді. Відбір кращих моделей здійснюється знову так само, але $F_2 < F_1$.

Процес утворення рядів буде повторюватись доти, поки середній квадрат помилки буде йти на спад (рис. 2.4). Коли на шарі m одержимо більшу помилку, ніж на минулому шарі, $\overline{\varepsilon^2}$, то припиняємо.

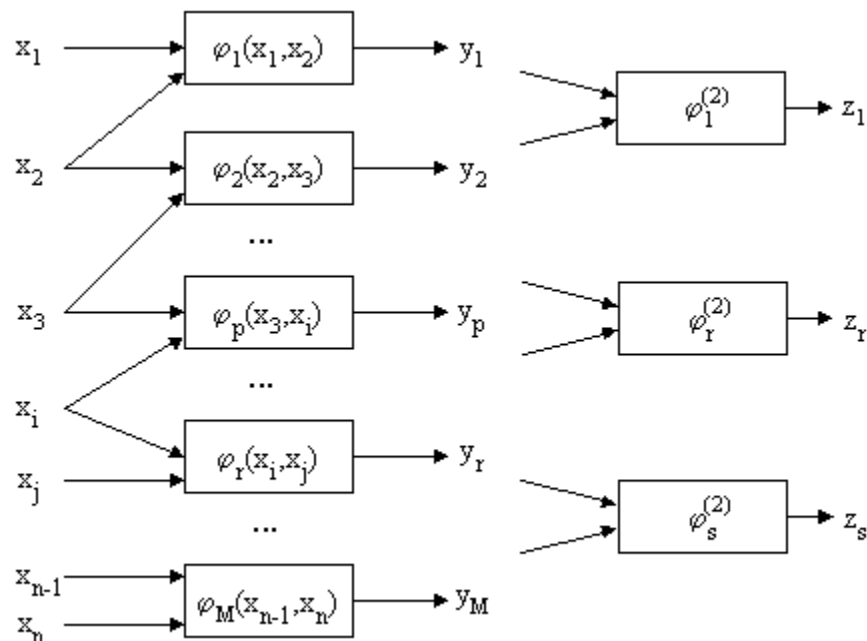


Рисунок 2.4 - Схема моделі

Якщо часткові описи є квадратичними і число рядів полінома взяти за S , то маємо, що ступінь полінома $k = 2S$.

Порівняно зі звичайними методами статистичного аналізу, застосовуючи такий підхід можна отримати досить складну залежність, навіть маючи досить коротку вибірку. Також існує наступна проблема: на 1-ому ряді можуть бути відсіяні деякі змінні x_i і x_j , які можуть мати вплив на вихідні дані.

У зв'язку з цією проблемою запропонована наступна модифікація: на 2-ому шарі подаються y_i і x_j , тобто:

$$z_I = a_0^{(2)} + a_1^{(2)} y_i + a_2^{(2)} x_j + a_3^{(2)} y_i^2 + a_4^{(2)} y_i x_j + a_5^{(2)} x_j^2 .$$

Це важливо при збільшенні рівня перешкод, щоб забезпечити незміщеність моделей.

Виникає два критерії відбору кращих претендентів часткових описів, які передаються на наступний шар (ряд відбору) [15-16]:

а) Критерій регулярності (точності) $\overline{\varepsilon}_{np}^2$

$$\overline{\varepsilon}^2 = \frac{1}{N_{np}} \cdot \sum_{i=1}^{N_{np}} \left(y_i - y^{*(i)} \right)^2$$

$$\overline{\Delta}_{np}^2 = \frac{\sum_{i=1}^{N_{np}} \left(y_i - y^{*(i)}(x) \right)^2}{\sum_{i=1}^{N_{np}} (y_i - \bar{y})^2}$$

б) Критерій незміщеності.

Візьмемо всю вибірку і поділимо на дві частини $R = +$

Експеримент перший: - навчальна вибірка, -перевірочна; визначаємо виходи моделі , $i=1..R$

Експеримент другий: - навчальна вибірка, -перевірочна; визначаємо виходи моделі , $i=1..R$ і порівнюємо.

Критерій незміщеності:

$$n_{3M} = \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N (y_i^* - y_i^{**})^2$$

Чим меншим є n_{3M} , тим більш модель є незміщеною.

Такий критерій обраховується для кожного часткового опису на першому рівні і потім знаходиться n_{3M} для рівня в цілому для F кращих моделей:

$$n_{3M} = \frac{1}{F} \cdot \sum_{i=1}^F n_{3M,i}^{(1)}$$

У ряді варіантів $F=1$. Те ж саме на другому ряді, обчислюємо $n_{3M}^{(2)}$.

І процес селекції буде здійснюватись доти, поки цей критерій не перестане йти на спад, тобто до досягнення умови $n_{3M}^{(k)} \rightarrow \min$

Метод групового врахування аргументів (МГУА) опирається на задання правил ускладнення моделі, систему опорних функцій, критерій селекції та метод регуляризації згідно зовнішнім критеріям. Проводиться генерація моделей-претендентів, селекція згідно зовнішнім критеріям та відсів моделей, що не змогли пройти селекцію.

В зв'язку з чим основну структуру алгоритму самоорганізації можна навести у такому вигляді:

1. Попередня обробка спостережень з урахуванням системи обраних опорних функцій (скорочується кількість претендентів).

2. Генерація множини моделей-претендентів.
3. Обчислення критеріїв селекції, що є зовнішніми доповненнями, та пошук моделі оптимальної складності.

Головною ідеєю МГУА є наступне: для задачі однократного прогнозу доцільно понизити точність визначення оцінок коефіцієнтів рівняння регресії, але за рахунок цього надати йому більшу регулярність. Тому за мету в цій задачі покладена не мінімізація помилок на вже відомих вузлах інтерполяції, а мінімізація помилок на нових точках, які були ще не відомі на момент синтезу рівняння регресії. Розглянемо поліноміальні алгоритми методу групового врахування аргументу. Послідовність даних поділяється на перевірочну та навчальну вибірки. Як визначено вище – M – кількість вузлів інтерполяції; m — кількість членів повного поліному регресії. При $m > M$ розв'язок можна отримати лише за допомогою МГУА.

Припустимо повний опис об'єкту задається певною залежністю. Замінімо цей вираз на часткові описи. Перший ряд селекції матиме вигляд:

$$y_1 = f(x_1, x_2), y_2 = f(x_1, x_3), \dots, y_s = f(x_{n-1}, x_n), s = C_n^2.$$

Другий ряд селекції:

$$z_1 = f(y_1, y_2), z_2 = f(y_1, y_3), \dots, z_p = f(z_{n-1}, z_n), p = C_s^2 \dots$$

Різноманітні алгоритми МГУА різняться по виду функцій часткових описів $f(\cdot)$. Основними є три види часткових описів:

- а) лінійний частковий опис —

$$f(x_i, x_j) = a_0 + a_1 x_i + A_2 x_j$$

б) неповний квадратичний частковий опис —

$$f(x_i, x_j) = a_0 + a_1 x_i + a_2 x_j + a_3 x_i x_j$$

в) квадратичний частковий опис —

$$f(x_i, x_j) = a_0 + a_1 x_i + a_2 x_j + a_3 x_i x_j + a_4 x_i^2 + a_5 x_j^2,$$

Після кожного ряду селекції за допомогою порогового добору передається лише певна кількість найбільш регулярних або незміщених змінних. Ця кількість є однаковою на всіх селекційних рядах, та = F.

Правило зупинки селекції пояснюється тим, що ряди селекції нарощуються до тих пір, поки критерій незміщеності розв'язків йде на спад, ця кількість називається свободою вибору. Для того, щоб запобігти перенаванчання селекцію при досягненні мінімуму необхідно зупинити.

Зовнішні критерії оптимальності. При селекції моделей використовують критерії незміщеності та регулярності. Спільним для них є те, що їх використовують як зовнішні доповнення, тобто визначають на основі перевірконої вибірки та в значній мірі відповідають вимогам відтворюваності результату.

Вибірка N поділяється на навчальну вибірку N_A , за допомогою якої оцінюються параметри моделі, та перевіркону вибірку N_B , за допомогою якої відбувається вибір найбільш придатної влучної моделі. Критерій регулярності визначає середньо квадратичне відхилення моделі на перевірконій вибірці:

$$\Delta^2(B) = \frac{\sum_{t \in N_B} (y_t^M - y_t)^2}{N_B} \rightarrow \min$$

Виходячи з того, що при постійному комплексі умов влучна апроксимація в минулому гарантує гарну апроксимацію в найближчому майбутньому, то критерій регулярності можна порекомендувати для коротко-строгового прогнозу. Тому що розв'язок, отриманий на нових даних, дає лише невелике відхилення вихідних даних. При цьому в процесі селекції можуть бути загублені важливі змінні, вплив яких, однак, не прямо буде врахований через інші змінні.

Критерій незміщеності (несуперечності) моделі. В його основу закладено факт, що для одного об'єкту дослідження по різних вибіркам даних, отриманих від нього при інших однакових умовах, повинні бути отримані моделі, що є близькими, що визначають поведінку об'єкту.

Критерій можливо записати в наступному вигляді:

$$n_{cm} = \frac{1}{R_1 + R_2} \cdot \sum_{r=1}^{R_1+R_2} (z_r^* - z_r^{**})^2 ,$$

де R_1, R_2 - розміри першої та другої підвбірок відповідно,

z_r^*, z_r^{**} — значення прогнозу 1-ї та 2-ї моделі відповідно до всіх точок вибірок.

Для відсіву моделей на ітерації селекції можна використовувати критерій, що являє собою опуклу комбінацію критерію несуперечності та регулярності і виглядає наступним чином:

$$K_{\Sigma} = \alpha \cdot \Delta^2(B) + (1-\alpha) \cdot n_{cm} ,$$

де α - вагових коефіцієнт, $0 \leq \alpha \leq 1$.

2.4. Байєсівські мережі

Мережі Байєса (БМ) являються потужним інструментом ймовірнісного моделювання та прогнозування розвитку процесів, що мають невизначеності різної природи і типу. Зокрема, БМ дають можливість врахувати невизначеності структурного, параметричного і статистичного характеру. Побудова моделі у вигляді мережі Байєса передбачає формування структури мережі і навчання параметрів Побудовану ймовірнісну модель даного типу використовують для побудови ймовірнісного висновку, іншими словами оцінювання ймовірностей ситуацій (подій), заданих вибраними змінними мережі на основі апріорної і додаткової інформації стосовно інших змінних у моделі.

Байєсівські мережі (БМ) представляють собою графічні моделі процесів і подій на основі об'єднання деякої інформації теорії ймовірностей і теорії графів. Вони тісно пов'язані з діаграмами впливу, які можна використовувати для прийняття рішень. Незважаючи на свою назву, ці мережі не обов'язково можуть мати на увазі тісний зв'язок з байєсівськими методами. Назва пов'язана, в першу чергу, з байєсівським правилом ймовірнісного висновку. БМ являються зручним інструментом для опису досить складних процесів і подій з невизначеностями. Вони є достатньо корисними при розробці та аналізі машинних алгоритмів навчання. Основною ідеєю побудови графічної моделі являється поняття «модульність», що означає розкладання достатньо складної системи на більш прості елементи. Для об'єднання окремих елементів у систему використовуються результати теорії ймовірностей, які забезпечують моделі практичну дієздатність у цілому, а також дають можливість поєднувати графічні моделі з базами даних. Такий графо-теоретичний підхід до побудови моделі дає можливість будувати моделі процесів з множини сильно зв'язаних

змінних та дає можливість створювати структури даних для подальшої розробки ефективних алгоритмів їхньої обробки та прийняття рішень [12].

Методика побудови узагальнених графічних моделей об'єднує в собі багато різних методів статистичного моделювання, таких як: факторний аналіз, аналіз розподілів, приховані марковські моделі, фільтри Калмана та деякі інші. Всі вищевказані моделі можна розглядати у рамках графічних моделей байєсівського типу як окремі приклади загального формалізму. Перевагою цього підходу є те, що методи дослідження процесів та обробки даних, розроблені в одній області, можна успішно переносити в інші. Байєсівським мережам приділяється достатньо уваги в закордонній літературі, принципи їхньої побудови, навчання та використання ще немало освітлені у вітчизняних публікаціях, що істотно заважає їхньому розумінню й застосуванню.

Формула Байєса. Позначимо вибіркового простір (або множину) подій випадкових експериментів через Ω . Цей вибіркового простір містить усі можливі значення випадкової змінної. За аналогією із словом “стан” слово “змінна” не є однозначним. “Змінна” в імовірнісному контексті дійсно означає змінну, а в графо-теоретичному контексті “змінна” - це атрибут. Якщо змінна приймає конкретне значення, то мають на увазі, що говорять про конкретну подію.

Нехай є дві змінні E і H , які пов'язані між собою деяким чином. Якщо ми отримуємо конкретне значення H , що значить, що має місце певна подія, то цікаво дізнатись, якою буде при цьому ймовірність події E . Тобто необхідно знайти умовну ймовірність події E . Умовну ймовірність події визначають за наступним виразом:

$$p(E|H_K) = \frac{p(E \cap H_K)}{p(H_K)}$$

З чого випливає, що:

$$E = \bigcup_i (E \cap H_i), (E \cap H_i) \cap (E \cap H_j) = \emptyset, i \neq j$$

Цю формулу (формулу Байєса) часто застосовують в системах підтримки прийняття рішень, теорії оцінювання і зв'язку, біометриці та багатьох інших галузях науки.

Теорія побудови мереж Байєса ґрунтується на припущенні, що події не перетинаються і є вичерпними. Якщо ж ця умова не є виконаною, то результати застосування мережі будуть неточними. У випадку, коли події є вичерпними і не мають перетинів, то ймовірність події E можна порахувати за допомогою умовних ймовірностей

$$p(E) = \sum_{i=1}^n p(E \cap H_i) = \sum_{i=1}^n p(E|H_i) * p(H_i)$$

Суму перетинів події E з H можна виразити так:

$$p(H_K|E) = \frac{p(E|H_K) * p(H_K)}{\sum_{i=1}^n p(E|H_K) * p(H_K)},$$

який представляє собою формулу Байєса. На основі цієї формули будуються БМ.

Динамічні мережі Байєса – це ті мережі, у яких значення змінних схильні змінюватись з часом. Динамічні БМ є ідеально підходящими для моделювання часових процесів. Їхньою перевагою являється те, що вони використовують табличне представлення умовних ймовірностей що полегшує представлення різних нелінійних явищ. Необхідно підкреслити, що термін "часова байєсівська мережа" (temporal Bayesian network) краще відображає

суть ніж "динамічна байєсівська мережа" (dynamic Bayesian network), тому що передбачається, що структура моделі не змінюється.

Як правило, змінні розбиваються на трійки $Z_t = (U_t, X_t, Y_t)$, що визначають множину змінних вхідного (X), прихованого (U) та вихідного (Y) шарів моделі у просторі станів. Розглядаємо модель стохастичного процесу з дискретним часом, тобто індекс часу t зростає при появі кожного нового спостереження.

За означенням, ДБМ є парою (B_1, B_{\rightarrow}) (рис.2.5), де B_1 – статична БМ, що визначає апіорну ймовірність $P(Z_1)$, а B_{\rightarrow} – транзитна (перехідна) двошарова БМ, що визначає $P(Z_t / Z_{t-1})$ за допомогою спрямованого ациклічного графа таким чином:

$$P(Z_t | Z_{t-1}) = \prod_{i=1}^N P(Z_t^i | Pa(Z_{t-1}^i)),$$

де Z_t^i – i -й вузол в момент часу t , що може бути компонентою X_t, Y_t або U_t ;

$Pa(Z_t^i)$ – батьки Z_t^i на графі.

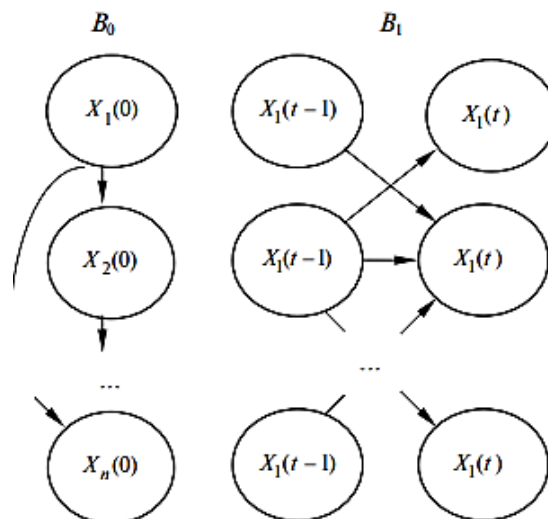


Рисунок 2.5 - Схема динамічної мережі Байєса

Вузли першого шару двошарової БМ не мають жодних параметрів, що ж ними асоціюються, але кожен вузол другого шару має зв'язаний розподіл умовної імовірності, що визначають $P(Z_t^i | Pa(Z_{t-1}^i))$ для всіх $t > 1$.

Батьківські вершини $Pa(Z_t^i)$ можуть бути в тому ж самому або у попередньому часовому шарі. Проте, це суто загальноприйняте спрощення: не існує сильних математичних обмежень у тому, що батьківські вершини знаходяться не далі, ніж в сусідньому шарі, і не мають прао знаходитися, скажімо, через декілька шарів. Дуги, що знаходяться між шарами, спрямовуються зліва направо, що позначає хід часу. Якщо існує дуга від Z_{t-1}^i до Z_t^i , то ця вершина називається сталою. Дуги у межах одного часового шару є умовними, так як в цілому ДБМ являється спрямованим та ациклічним графом. Як виняток дозволяються неспрямовані дуги в межах одного часового шару, що позначають сильні кореляції; в цьому випадку ДБМ називається динамічним ланцюговим графом.

Далі припускатимемо, що параметри розподілу умовних імовірностей інваріантні в часі. Якщо параметри будуть змінюватися, то їх можна буде додати до простору станів та розглядати, як випадкові змінні. З іншого боку, якщо є лише скінченна множина можливих значень параметрів, то можливо додати приховану змінну, яка вибиратиме параметр для подальшого застосування.

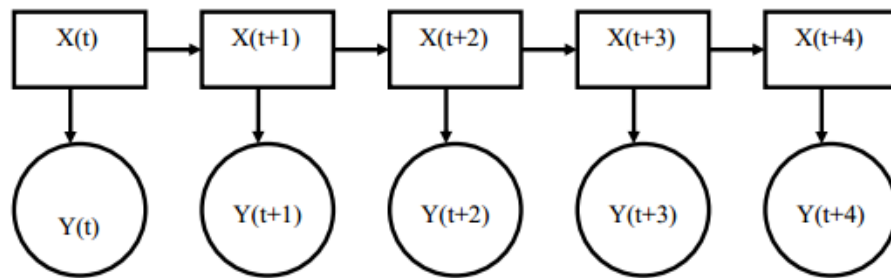
Модель ДБМ передбачає поширення двошарової мережі Байєса на T часових шарів вперед. Результуючий розподіл записується наступним чином:

$$P(Z_{1:T}) = \prod_{t=1}^T \prod_{i=1}^N P(Z_t^i | Pa(Z_t^i))$$

Найпростішим типом динамічної БМ являється прихована модель Маркова (Hidden Markov Model), в якій у кожному шарі наявний один

прихований дискретний вузол та один безперервний спостережуваний або дискретний вузол.

Схема моделі наведена на рис. 2.5. Круглі вершини являються неперервними вузлами, а квадратні позначають дискретні; X – це приховані вузли, а Y – це спостережувані вузли. Для динамічної БМ треба задати початковий розподіл $P(X(t))$, топологію усередині шару та між двома



шарами.

Рисунок 2.6 - Прихована двохшарова модель Маркова, в якій X – приховані дискретні, а Y – дискретні або неперервні спостережувані вузли

Мережі цього типу використовують для розпізнавання мови. У цьому випадку вузли $Y(t), Y(t+1), Y(t+2)$ являють собою фонемні слів, а вузли $X(t), X(t+1), X(t+2)$ – це букви, з яких складається слово. Ця модель є динамічною в тому сенсі, що мережа представлятиме собою множину блоків, які повторюються у різні моменти часу.

Перевагами байєсівських мереж є те, що вони можуть включати змінні різних типів (категорійні/ числові), можуть мати високу розмірність (велику кількість змінних); для навчання мережі можливо використовувати експертні оцінки і числові дані, а для формування висновку (отримання остаточного результату) існує множина алгоритмів, кожний із яких призначений для умов конкретної задачі.

Недоліками БМ можна вважати значні обчислювальні витрати, які зростають при збільшенні кількості змінних, а також алгоритмічну складність деяких процедур. Проте, ці недоліки можна відносно легко подолати, якщо скористатись відомими рішеннями стосовно розробки алгоритмів навчання

та формування імовірнісного висновку на основі дискретних моделей у вигляді БМ.

Алгоритм моделювання БМ та ДБМ можна представити у вигляді наступних кроків:

- а) поглиблений аналіз досліджуваного процесу (об'єкта) з метою встановлення особливостей його функціонування та виявлення батьківських і дочірніх змінних;
- б) виявлення існуючих моделей процесу та аналіз можливості їх подальшого використання;
- в) встановлення існуючих зв'язків між змінними;
- г) скорочення розмірності задачі побудови моделі;
- д) масштабування і дискретизація змінних;
- е) оцінювання структур моделей-кандидатів з використанням оптимізаційних процедур, тобто пошук альтернативних моделей у формі БМ;
- ж) параметричне навчання моделі;
- з) аналіз якості і вибір кращої з моделей-кандидатів;
- и) застосування вибраної моделі для розв'язання поставленої задачі;
- к) побудова ймовірнісних висновків стосовно вибраних змінних за використаною моделлю; подальший аналіз якості отриманого результату.

2.5. Критерії адекватності моделі

Критерії адекватності моделей дають можливість оцінити окремо значущість коефіцієнтів математичної моделі у статистичному сенсі, порахувати похибку моделі стосовно вихідного ряду даних, визначити наявність зв'язку (кореляції) між значеннями помилки моделі, а також

визначити ступінь коректності моделі реальному процесу в цілому. До цієї множини входять наступні статистичні параметри:

1. t – статистика Стюдента. За допомогою t – статистики визначають значимість кожного коефіцієнта регресії в статистичному сенсі, що, зазвичай, обчислюється усіма статистичними пакетами програм за такою формулою:

$$t_a = \frac{\hat{a} - a_0}{SE_a},$$

де \hat{a} – оцінка коефіцієнту;

a_0 – нуль-гіпотеза у відношенні значення цього коефіцієнту (звичайно $a_0 = 0$);

SE_a – стандартна похибка оцінки коефіцієнта, що обчислюється пакетом.

Ясно, що чим менше значення стандартної похибки, тим кращою для моделі є оцінка коефіцієнта [5].

Для того, щоб визначити значимість коефіцієнта треба знати довжину вибірки N , число оцінюваних параметрів p і задати рівень значимості α (зазвичай задаються 1%, 5% або 10%). Рівень значимості у 5%, значить, що при оцінюванні регресії допускається, що помилкове прийняття рішення про значимість оцінок можливо лише в 5% випадків. Вказані параметри дозволяють обрати значення $t_{крит}$. Якщо $-t_{крит} < t_a < t_{крит}$, то приймається нуль-гіпотеза про незначимість коефіцієнта; інакше – відхиляється, і коефіцієнт вважають значимим. Так як значення статистики t_a є обернено пропорційним стандартній похибці SE_a , то чим більше значення t_a , тим вищим буде значимість конкретного коефіцієнта.

2. R^2 - коефіцієнт детермінації. За міру інформативності часового ряду часто приймають його дисперсію. Коефіцієнт R^2 - це відношення дисперсії тієї частини часового ряду основної змінної, що описується отриманим рівнянням, до вибіркової дисперсії цієї змінної. Його розглядають як універсальну міру залежності однієї випадкової величини від безлічі інших. Він обчислюється за наступною формулою:

$$R^2 = \frac{\text{var}(\hat{y})}{\text{var}(y)}.$$

Ясно, що для адекватної моделі коефіцієнт детермінації повинен прямувати до 1.

3. Сума квадратів помилок моделі $\sum e^2(k)$, тобто:

$$SSE = \sum_{k=1}^N [\hat{y}(k) - y(k)]^2,$$

де $\hat{y}(k) = \hat{a}_0 + \hat{a}_1 \hat{y}(k-1) + \hat{a}_2 \hat{y}(k-2) + \hat{b}_1 x(k) + \hat{b}_2 z(k)$;

$y(k)$ – вимірювання;

N – довжина вибірки.

Очевидно, що з можливих кандидатів необхідно вибрати ту модель, для якої $\sum e^2(k)$ приймає мінімальне значення.

4. Інформаційний критерій Акайке - критерій, що застосовується виключно для вибору з декількох статистичних моделей. Цей критерій враховує суму квадратів похибок, число вимірювань N і число оцінюваних параметрів p :

$$AIC = N \ln \left[\sum_{k=1}^N e^2(k) \right] + 2p.$$

Ясно, що при кращій моделі критерій матиме менше значення, так як він залежить від суми квадратів похибок (СКП).

5. Критерій Дарбіна-Уотсона (Durbin-Watson) - статистичний критерій, який використовується для тестування автокореляції першого порядку елементів досліджуваної послідовності. Найбільш часто застосовується при аналізі часових рядів і залишків регресійних моделей. Критерій Дарбіна-Уотсона обчислюється за формулою:

$$DW = 2 - 2\rho,$$

де ρ – коефіцієнт кореляції між значеннями випадкової змінної $\varepsilon(k) \approx e(k)$, тобто $\rho = \text{cov}[e(k)] = E[e(k)e(k-1)]$. При відсутності зв'язку між похибками $DW = 2$, це краще значення цього параметра.

6. Статистика Фішера F , яка визначає ступінь адекватності моделі в цілому. Для адекватної моделі виконується умова: $F > F_{\text{крит}}$, де $F_{\text{крит}}$ визначається по таблиці аналогічно t – статистиці. Значення F пропорційно $R^2 / (1 - R^2)$, де R^2 – коефіцієнт детермінації. Таким чином, більшому значенню F відповідає більш адекватна модель [6].

7. Коефіцієнт невідповідності Тейла постає важливим індикатором точності моделі і її сумісності:

$$U = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i)^2 + \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{y}_i)^2}}.$$

За побудовою, його значення завжди перебуває у межах між 0 і 1. Якщо U дорівнює 1, то модель не може бути використана для прогнозу. Прогнозовані дані, на основі отриманої моделі, і реальні ряди є не корельованими. Якщо всі прогнози абсолютно точні, то $U = 0$ і модель є ідеальною [6].

Цей коефіцієнт може бути розкладений на три частини: відношення U^M , відношення варіацій U^S і відношення коваріацій U^C :

$$U^M = \frac{(y_i - \hat{y}_i)^2}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

U^M використовується для перевірки наявності систематичних відхилень для середніх реальних і прогнозованих рядів. Чим менша величина U^M - тим краще. Якщо $U^M = 0$, то в прогнозованих значеннях упередженість відсутня і модель якісна.

U^S – відношення варіацій і визначається як:

$$U^S = \frac{(\sigma_{actual} - \sigma_{fitted})^2}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

Дане відношення використовується для перевірки достатньої кількості динамічних властивостей моделі для поглинання варіацій реальних рядів.

U^C – відношення коваріацій і визначається як:

$$U^C = \frac{2(1 - \rho)(\sigma_{actual} - \sigma_{fitted})^2}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

Відношення коваріацій U^C показує, наскільки є корельованими реальні

та прогнозовані ряди. Рівність U^C нулю свідчить про те, що прогнозовані і реальні ряди є ідеально корельованими.

Треба відмітити, що:

$$U^M + U^S + U^C = 1$$

Характеристиками адекватності прогнозу є наступні:

- а) Середньоквадратична похибка (СКП):

$$СКП = \sqrt{\frac{1}{S} \sum_{i=1}^S (y(k+s) - \hat{y}(k+s, k))^2}$$

- б) Середня похибка прогнозу (СП):

$$СП = \frac{1}{S} \sum_{i=1}^S y(k+s) - \hat{y}(k+s, k)$$

- в) Середня похибка в процентах:

$$СПП = \frac{1}{S} \sum_{i=1}^S \frac{y(k+s) - \hat{y}(k+s, k)}{y(k+s)} \times 100\%$$

- г) Абсолютна середня похибка в процентах:

$$АСПП = \frac{1}{S} \sum_{i=1}^S \frac{|y(k+s) - \hat{y}(k+s, k)|}{|y(k+s)|} \times 100\%$$

- д) Максимальна абсолютна похибка (МАП):

$$MAП = \max\{|y(k+1) - \hat{y}(k+1, k)|, \dots, |y(k+s) - \hat{y}(k+s, k)|\}$$

е) Мінімальна абсолютна похибка (MiАП):

$$MiАП = \min\{|y(k+1) - \hat{y}(k+1, k)|, \dots, |y(k+s) - \hat{y}(k+s, k)|\}$$

Оцінювання моделей за точками перегину є суттєвим показником, оскільки деякі моделі можуть мати більшу точність, але вони погано спрацюватимуть при прогнозуванні змін трендів або циклів. Інші моделі можуть бути менш точними, але проявлятимуть більш багатий динамічний характер.

Роблячи підсумки, можна говорити про компроміс між динамічними властивостями і точністю. Але перевірка прогнозованих і реальних рядів візуально швидко визначає, чи включає модель точки перегину.

Висновки до розділу

В даному розділі розглянуто можливі методи прогнозування та аналізу фінансово-економічних показників, а саме: регресійний аналіз, метод групового урахування аргументів (МГУА) та мережі Байєса.

Перевага моделі АРКС порівняно з моделлю АР складається в більшій точності прогнозування. Недоліком є більша трудомісткість та менша точність оцінювання параметрів моделі. Недоліком АРКС являється те, що потрібно самому обирати модель, а позитивним є те, що моделі не дуже складні.

Перевагою методу МГУА є те, що його можна застосовувати навіть коли кількість вибірки менша за кількість вхідних параметрів. Також метод дозволяє побудувати об'єктивну модель без потреби задавання структури моделі. Недоліком МГВА відзначена ресурсоємність цього методу, яка не дозволяє його застосувати в широкому колі задач. Як правило, цей метод застосовують, коли кількість вхідних змінних досить велика.

Розглянуто теоретичні основи мереж Байєса. Розглядається поняття імовірного висновку у мережі Байєса. Також в даному розділі розглянуто питання навчання МБ в залежності від того, чи є структура мережі відомою та чи є повне спостереження вузлів мережі. Також розглянута структура та особливості динамічних мереж Байєса. Можна зробити висновок про досить широку методологію МБ та про можливість їх застосування для розв'язання широкого спектру задач.

Усі ці методи є методами широкого застосування і тому є придатними для аналізу та прогнозування фінансово-економічних процесів.

РОЗДІЛ 3 ПОБУДОВА МАТЕМАТИЧНИХ МОДЕЛЕЙ ПРОГНОЗУВАННЯ

3.1 Опис статистичних даних

Скористаємося статистичними даними по макроекономічним показникам, що братимуть участь у побудові моделей, описаних у другому розділі. Інформація стосується періоду з 2000 року по 2017 року.

В якості прогнозованої змінної в роботі використовується індекс споживчих цін ІСЦ. В таблиці 3.1 наведені показники, що будуть використовуватись в подальшому дослідженні.

Таблиця 3.1 - Використані макроекономічні показники

Показник	Джерело
Індекс споживчих цін (індекс, місячні дані)	Держкомстат
Грошова маса М3 (млн. грн. , квартальні дані)	НБУ
Номінальний ефективний обмінний курс долара до гривні (грн., щоденні дані)	НБУ
ВВП (млн. грн., квартальні дані)	НБУ

Попередня обробка даних:

У зв'язку з різною періодичністю та різним характером змінних усі дані були зведені до вигляду індексу відносно попереднього кварталу. (рис. 3.1-3.4). Таким чином вибірка складає 72 спостереження починаючи з 1 кварталу 2000р. по 4 квартал 2017 року. У якості прогнозу маємо дані 2017 року з 1-го по 4-и1 квартал (4 точки).

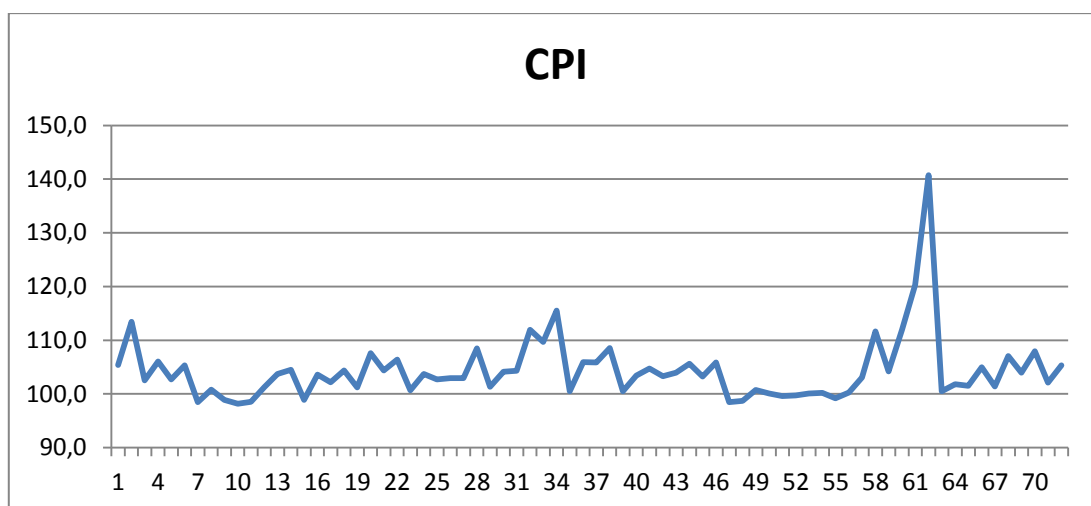


Рисунок 3.1 – Дані ІСЦ за 2000 – 2017 рр

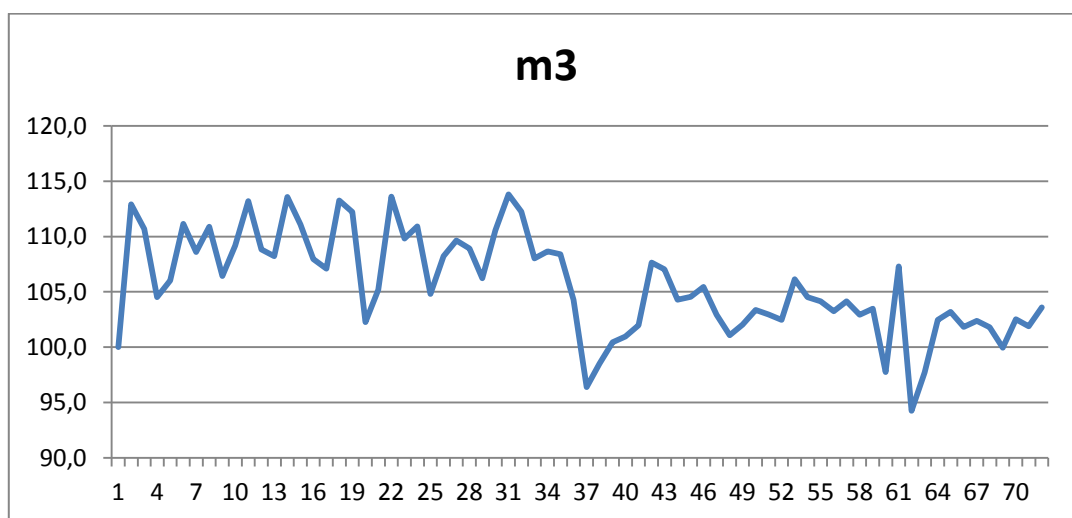


Рисунок 3.2 – Дані М3 за 2000 – 2017 рр

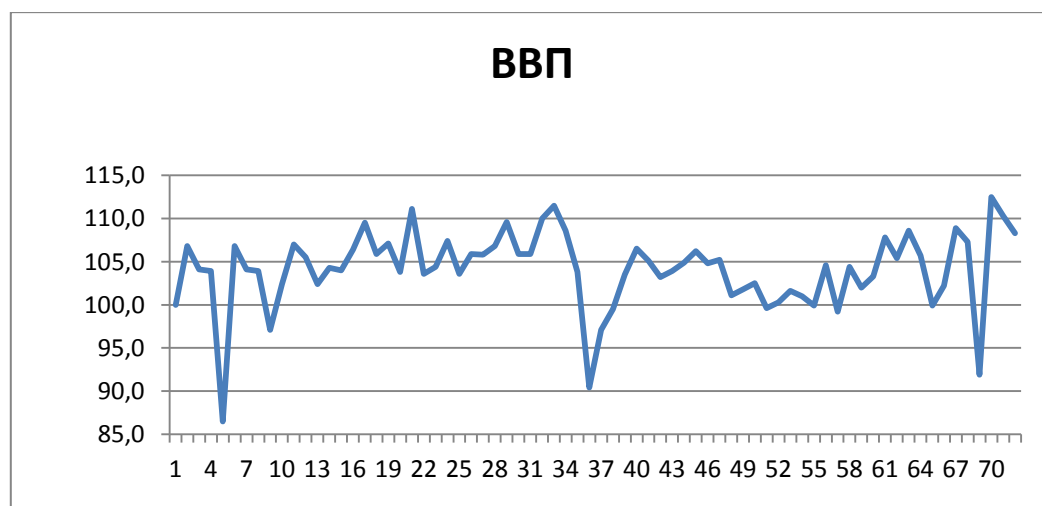


Рисунок 3.3 – Дані ВВП за 2000 – 2017 рр

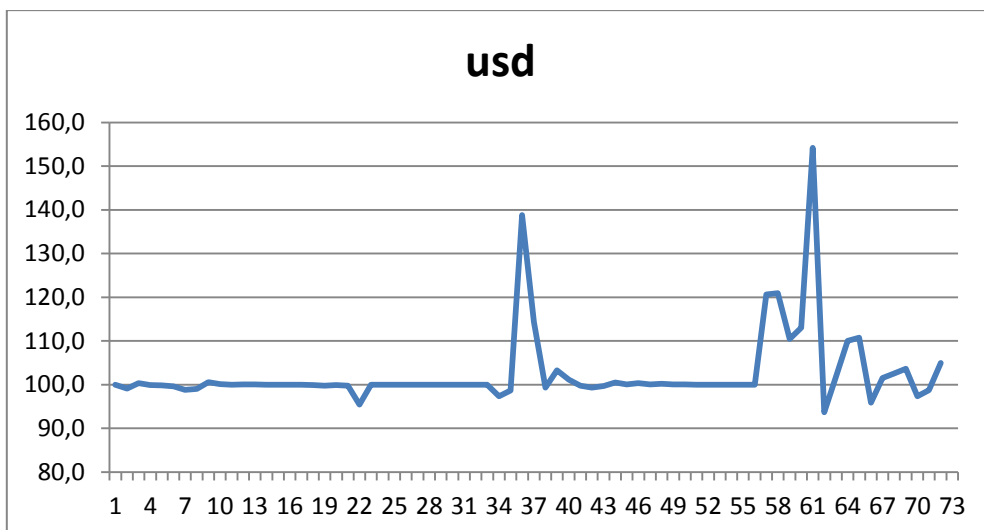


Рисунок 3.3 – Дані курсу долару за 2000 – 2017 рр

3.2 Побудова регресійних моделей

Побудова моделей авторегресії. Побудова моделей регресійного аналізу виконується за допомогою програмного пакету EViews 8.

Для визначення значимих лагів побудуємо автокореляційну та часткову автокореляційну функцію (рис 3.5):

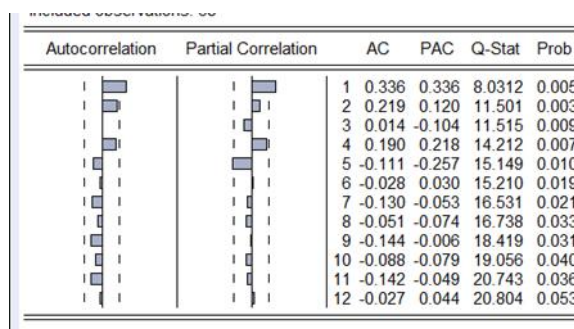


Рисунок 3.5- АКФ та ЧАКФ

Найбільш впливовим являється перший лаг. Побудована модель $AR(1)$ зображена на рис.3.6:

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	69.14862	12.21621	5.660398	0.0000
IPC(-1)	0.337177	0.116934	2.883484	0.0053
R-squared	0.113408	Mean dependent var		104.3117
Adjusted R-squared	0.099769	S.D. dependent var		6.259094
S.E. of regression	5.938661	Akaike info criterion		6.430241
Sum squared resid	2292.400	Schwarz criterion		6.496052
Log likelihood	-213.4131	Hannan-Quinn criter.		6.456282
F-statistic	8.314478	Durbin-Watson stat		2.048180
Prob(F-statistic)	0.005328			

Рисунок 3.6 - Модель AP(1)

Отримуємо наступну модель AP(1):

$$CPI_t = 0.337 * CPI_{t-1} + 69.148$$

Побудуємо графік справжніх даних та отриманих за допомогою AP(1), а також графік залишків (рис.3.7):

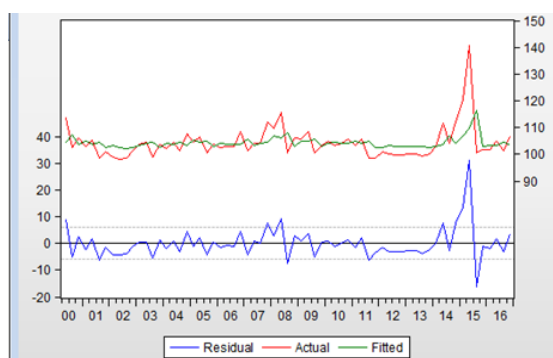


Рисунок 3.7 - Графік реальних даних та змодельованих AP(1)

На рисунку 3.8 можна спостерігати основні статистики прогнозу: такі як середньоквадратична похибка, середня абсолютна похибка, середня абсолютна похибка в процентах та коефіцієнт Тейла. Також можна спостерігати сам прогноз, виконаний за допомогою моделі AP(1).

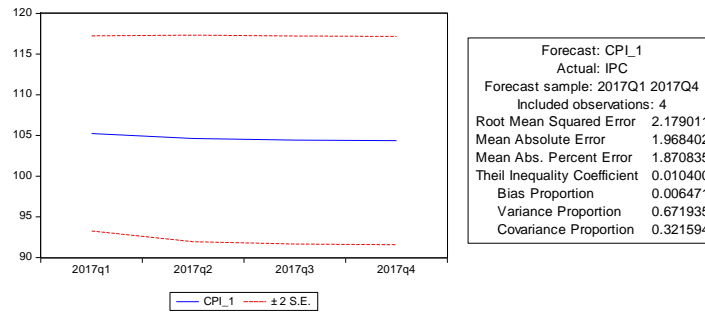


Рисунок 3.8 - Прогноз, отриманий за допомогою AP(1) та статистики прогнозу

Аналогічним чином отримуємо наступні моделі:

AP(2):

$$CPI_t = 61.08 + 0.29 * CPI_{t-1} + 0.12 * CPI_{t-2}$$

AP(3):

$$CPI_t = 66.218 + 0.324 * CPI_{t-1} + 0.149 * CPI_{t-2} - 0.108 * CPI_{t-3}$$

AP(4):

$$CPI_t = 51.45 + 0.35 * CPI_{t-1} + 0.11 * CPI_{t-2} - 0.18 * CPI_{t-3} + 0.22 * CPI_{t-4}$$

AP(5):

$$CPI_t = 0.415 * CPI_{t-1} + 0.058 * CPI_{t-2} - 0.14 * CPI_{t-3} + 0.315 * CPI_{t-4} - 0.27 * CPI_{t-5} + 65.33$$

AP(5) #2:

$$CPI_t = 62.22 + 0.41 * CPI_{t-1} + 0.29 * CPI_{t-4} - 0.29 * CPI_{t-5}$$

Побудова моделей авторегресії ковзного середнього. Після побудови моделі AR(5), побудуємо АКФ та ЧАКФ залишків моделі для коректного визначення порядку ковзного середнього (рис.3.9):

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob.	
.1.	.1.	1	0.011	0.011	0.0081	0.928
.1.	.1.	2	-0.023	-0.023	0.0440	0.978
.1.	.1.	3	-0.001	-0.000	0.0440	0.998
.1.	.1.	4	-0.008	-0.008	0.0482	1.000
.1.	.1.	5	-0.016	-0.016	0.0658	1.000
.1.	.1.	6	0.054	0.054	0.2787	1.000
.1.	.1.	7	0.016	0.014	0.2975	1.000
.1.	.1.	8	-0.062	-0.060	0.5834	1.000
.1.	.1.	9	-0.000	0.002	0.5834	1.000
.1.	.1.	10	-0.037	-0.039	0.6877	1.000
.1.	.1.	11	-0.058	-0.055	0.9490	1.000
.1.	.1.	12	-0.002	-0.005	0.9492	1.000

Рисунок 3.9 – АКФ та ЧАКФ залишків після побудови AR(5)

На рисунку червоним виділено найбільш вагомі лаги для побудови ковзного середнього. Таким чином побудуємо наступні моделі:

АРКС(5,11):

$$\text{CPI} = 104 + 0.36 * \text{AR}(1) - 0.01 * \text{AR}(2) - 0.21 * \text{AR}(3) + 0.24 * \text{AR}(4) - 0.22 * \text{AR}(5) \\ + 0.04 * \text{MA}(6) + 0.024 * \text{MA}(8) - 0.79 * \text{MA}(11)$$

АРКС(5,11) #2:

$$\text{CPI} = 104.3 + 0.36 * \text{AR}(1) + 0.19 * \text{AR}(4) - 0.25 * \text{AR}(5) - 0.15 * \text{MA}(3) + 0.12 \\ * \text{MA}(6) - 0.7 * \text{MA}(11)$$

Після побудови моделі AR(1), побудуємо АКФ та ЧАКФ залишків моделі для коректного визначення порядку ковзного середнього (рис.3.10):

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
. .	. .	1	-0.044	-0.044	0.1350	0.713
. *	. *	2	0.143	0.142	1.5969	0.450
. *	. *	3	-0.139	-0.130	2.9888	0.393
. **	. **	4	0.277	0.259	8.6020	0.072
. .	. .	5	-0.203	-0.182	11.669	0.040
. .	. .	6	0.053	-0.019	11.881	0.065
. .	. .	7	-0.120	-0.017	12.997	0.072
. .	. *	8	0.048	-0.076	13.174	0.106
. *	. .	9	-0.124	-0.006	14.391	0.109
. .	. .	10	-0.001	-0.060	14.391	0.156
. *	. *	11	-0.131	-0.091	15.815	0.148
. *	. .	12	0.076	0.070	16.299	0.178

Рисунок 3.10 – АКФ та ЧАКФ залишків після побудови AR(1)

Отримаємо наступні моделі:

АРКС(1,5):

$$CPI = 104.3 + 0.41 * AR(1) + 0.06 * MA(2) - 0.15 * MA(3) + 0.3 * MA(4) - 0.2 * MA(5)$$

АРКС(1,4):

$$CPI = 104.3 + 0.403 * AR(1) + 0.35 * MA(4)$$

Побудова моделей множинної регресії. Для того, щоб побудувати моделі множинної регресії необхідно виконати кореляційний аналіз часових рядів. В табл.3.2- 3.5 наведені дані щодо кореляції між часовими рядами для виявлення найбільш впливових показників та окремих лагів показників.

Таблиця 3.2 – Кореляція між ІСЦ, ВВП, МЗ та курсом долару.

	CPI	GDP	M3	USD
CPI	1	0,19	-0,202	0,217
GDP	0,19	1	0,277	-0,22
M3	-0,202	0,277	1	-0,157
USD	0,217	-0,22	-0,157	1

Таблиця 3.3– Кореляція між ІСЦ та окремими лагами ВВП для визначення найбільш впливовіших.

	CPI	GDP	GDP(-1)	GDP(-2)	GDP(-3)	GDP(-4)
CPI	1	0,1835	0,1541	0,0865	0,0511	0,0982
GDP	0,1835	1	0,2887	0,1181	-0,0549	0,1363
GDP(-1)	0,1541	0,2887	1	0,2785	0,1233	-0,0427
GDP(-2)	0,0865	0,1181	0,2785	1	0,2893	0,1426
GDP(-3)	0,0511	-0,0549	0,1233	0,2893	1	0,2719
GDP(-4)	0,0982	0,1363	-0,0427	0,1426	0,2719	1

Таблиця 3.4– Кореляція між ІСЦ та окремими лагами М3 для визначення найбільш впливовіших.

	CPI	M3	M3(-1)	M3(-2)	M3(-3)	M3(-4)
CPI	1	-0,2409	-0,0121	-0,0939	0,0076	-0,0474
M3	-0,2409	1	0,6109	0,4549	0,4898	0,5195
M3(-1)	-0,0121	0,6109	1	0,5956	0,4319	0,4844
M3(-2)	-0,0939	0,4549	0,5956	1	0,6003	0,3949
M3(-3)	0,0076	0,4898	0,4319	0,6003	1	0,5458
M3(-4)	-0,0474	0,5195	0,4844	0,3949	0,5458	1

Таблиця 3.5 – Кореляція між ІСЦ та окремими лагами курсу долара для визначення найбільш впливовіших.

	CPI	USD	USD(-1)	USD(-2)	USD(-3)	USD(-4)
CPI	1	0,2315	0,6945	0,1879	0,1537	0,2398
USD	0,2315	1	0,2166	0,0699	0,2619	0,2392
USD(-1)	0,6945	0,2166	1	0,2175	0,0716	0,2649
USD(-2)	0,1879	0,0699	0,2175	1	0,2181	0,0749
USD(-3)	0,1537	0,2619	0,0716	0,2181	1	0,2317
USD(-4)	0,2398	0,2392	0,2649	0,0749	0,2317	1

Дослідивши кореляційні матрицю зв'язку ІСЦ, М3, ВВП, курс долара можна побудувати наступні моделі:

Модель AP(5)+M3:

$$CPI_t = 0.39 * IPC_{t-1} + 0.27 * IPC_{t-4} - 0.29 * IPC_{t-4} - 0.406 * M3_t + 0.34 * M3_{t-1} + 72.4$$

Модель AP(5)+ВВП:

$$CPI_t = 0.36 * IPC_{t-1} + 0.31 * IPC_{t-4} - 0.29 * IPC_{t-4} - 0.26 * GDP_t + 37.6$$

Модель AP(5)+USD(-1):

$$CPI_t = 0.25 * IPC_{t-1} + 0.08 * IPC_{t-4} - 0.19 * IPC_{t-4} + 0.41 * USD_{t-1} + 48$$

Модель AR(5)+M3+GDP+USD(-1):

$$CPI_t = 0.15 * IPC_{t-1} + 0.11 * IPC_{t-4} - 0.18 * IPC_{t-4} - 0.47 * USD_{t-1} + 0.067 * M3_t + 0.49 * GDP_t - 10.7$$

Результати регресійного аналізу зображені в таблиці 3.6

Таблиця 3.6 – характеристики моделей та прогнозів для моделей регресійного аналізу

Модель	Характеристики моделі			Характеристики прогнозу			
	R^2	$\sum e^2(k)$	DW	СеКП	САП	САПП	Коефіцієнт Гейла
AP(1)	0,113	2292	2,048	2,179	1,968	1,871	0,0104
AP(2)	0,128	2180	1,922	2,106	1,827	1,734	0,01006
AP(3)	0,146	2133	1,939	1,892	1,67	1,587	0,00904
AP(4)	0,189	2021	1,867	1,585	1,228	1,159	0,00758
AP(5)	0,25	1868	1,971	1,29	1,147	1,092	0,00615
AP(5) №2	0,234	1908	1,971	1,586	1,433	1,364	0,00755
АРКС(5,11)	0,396	1505	1,985	4,888	3,682	3,514	0,02364

Продовження таблиці 3.6

Модель	Характеристики моделі			Характеристики прогнозу			
	R^2	$\sum e^2(k)$	DW	СеКП	САП	САПП	Коефіцієнт Тейла
АРКС(5,11) №2	0,386	1530	2,002	4,720	3,711	3,541	0,02291
АРКС(1,5)	0,246	1949	1,979	3,952	3,580	3,415	0,01879
АРКС(1,4)	0,196	2078	1,968	3,568	2,560	2,409	0,01711
АР(5)+МЗ	0,291	1767	1,903	2,026	1,747	1,665	0,00964
АР(5)+ВВП	0,253	1860	2,001	2,375	2,261	2,170	0,01130
АР(5)+USD(-1)	0,553	1114	1,793	1,904	1,610	1,519	0,00913
АР(5)+МЗ+ВВП+USD(-1)	0,628	927	2,261	3,178	2,177	2,102	0,01522

Після побудови моделей регресійного аналізу можна побачити, що найбільш адекватною моделлю є модель АР(5)

3.3 Застосування МГУА

Метод групового урахування аргументів (МГУА) реалізовано за допомогою пакету прикладних програм Matlab R2018b

Для роботи програми необхідно обрати вхідні та вихідні (прогнозовані) дані. Для цього необхідно натиснути кнопки «Вхідні дані» та «Вихідні дані». Після цього нижче з'являться введені дані. Наступним кроком необхідно ввести кількість значень для прогнозу, для цього необхідно ввести значення навпроти «Кількість точок прогнозування». (рис.3.11, рис.3.12)

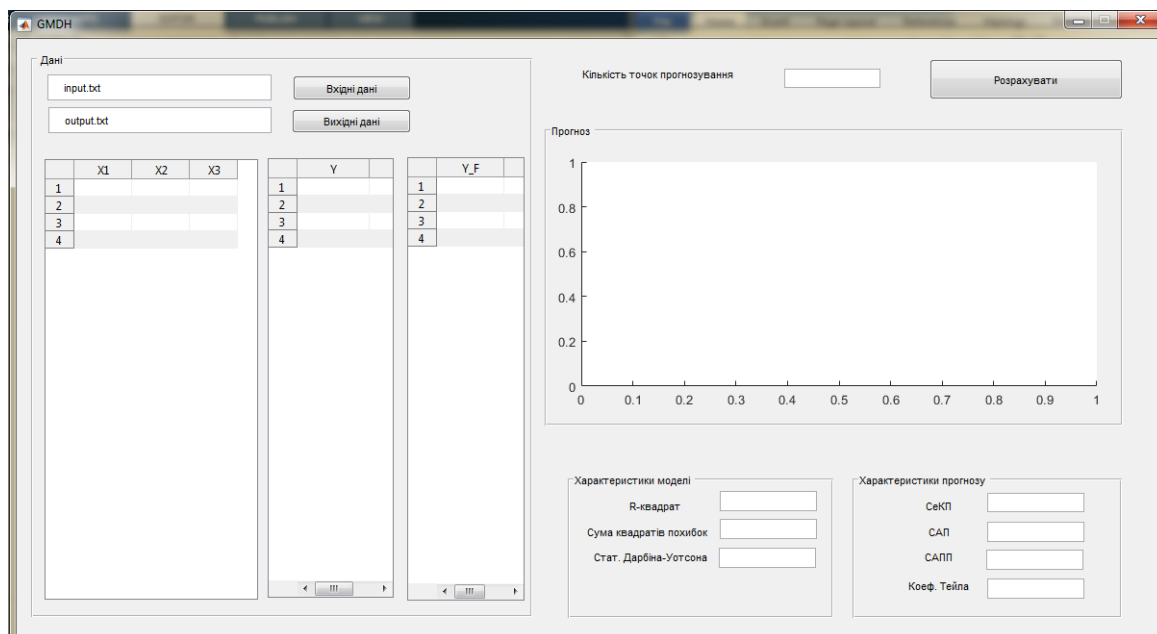


Рисунок 3.11 - Стартове вікно програми

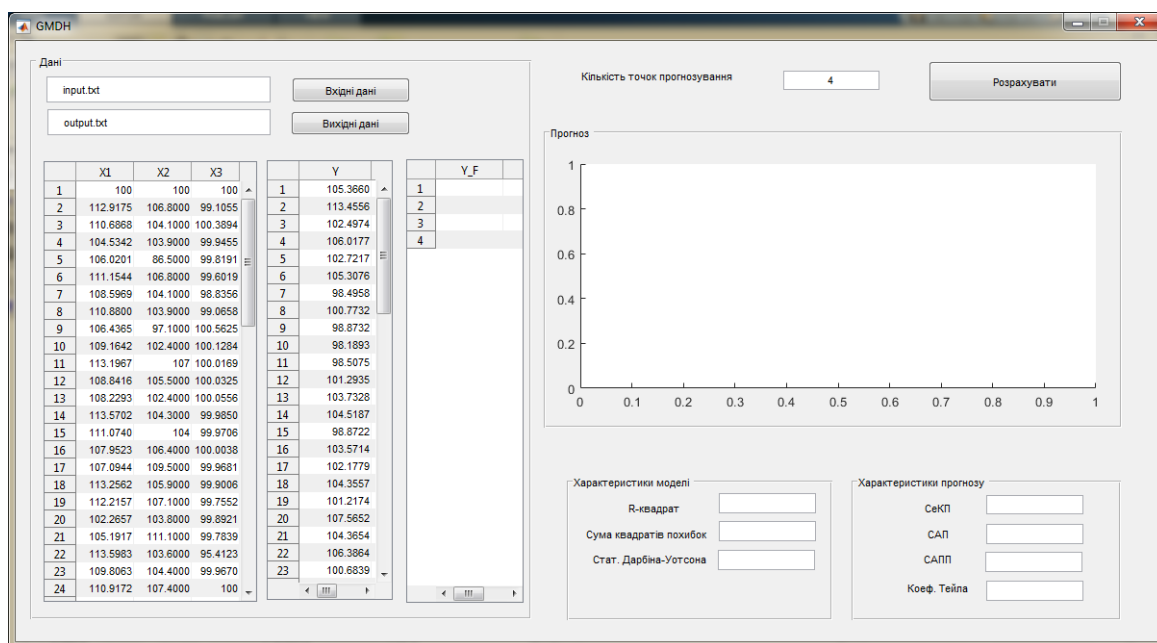


Рисунок 3.12 - Стартове вікно програми після вибору вхідних та вихідних даних

Для отримання результату необхідно натиснути «Розрахувати». Після цього у таблиці «Y_F» ми отримаємо значення прогнозованої змінної, використовуючи МГУА, у вікні справа буде побудовано графік реальної значень та виходів моделі.(рис.3.13)

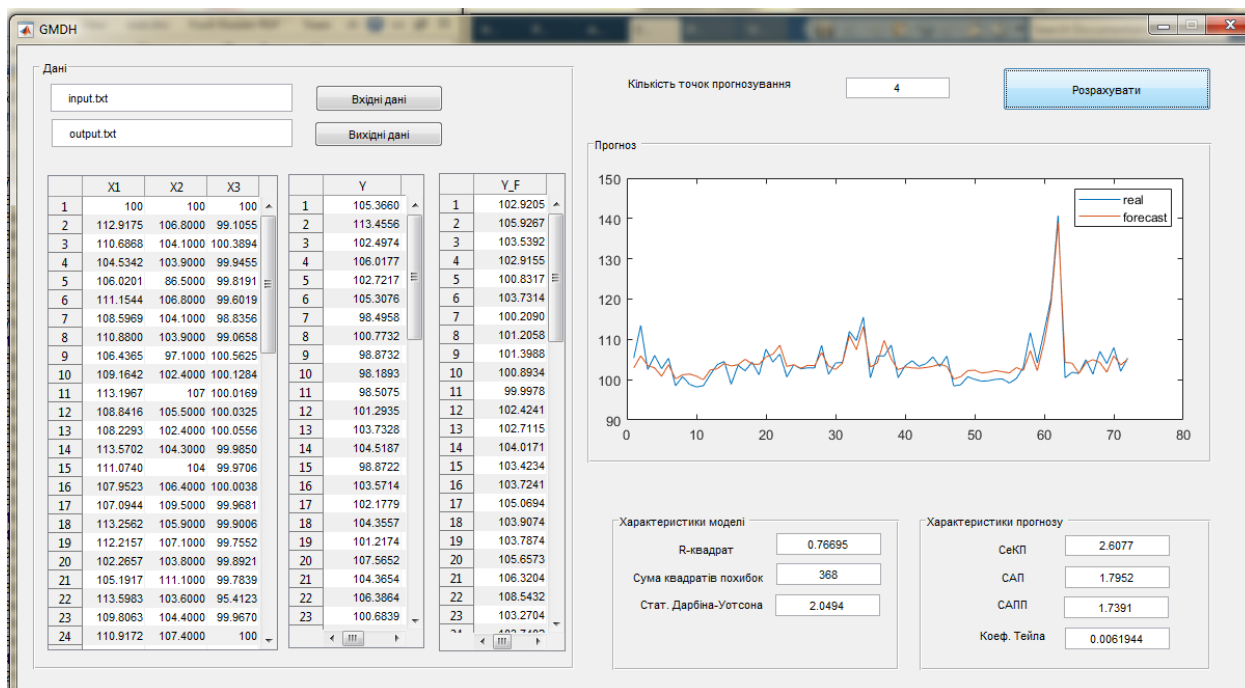


Рисунок 3.13 - Вікно програми після проведення розрахунків

Також під графіком можна буде спостерігати характеристики моделі та характеристики прогнозу. (рис.3.14)

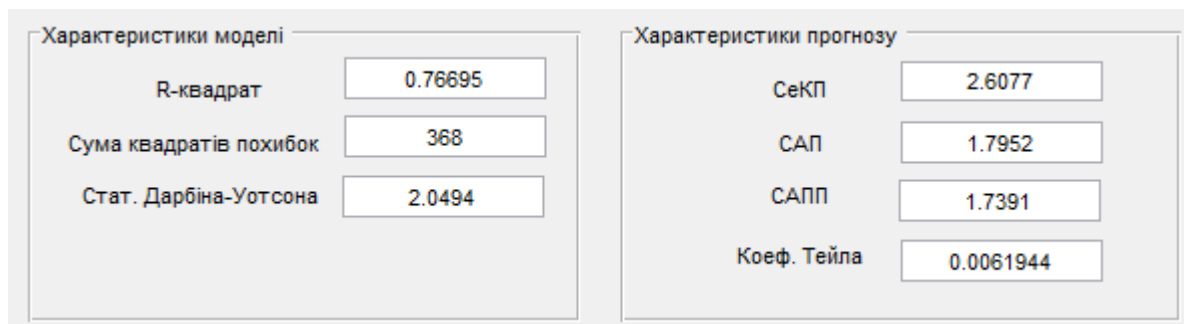


Рисунок 3.14 - Характеристики моделі / прогнозу

Порівняно з моделями регресійного аналізу даних МГУА дав кращі результати.

3.4 Побудова байєсівських мереж

Усі вхідні дані є неперервними, тому на першому етапі необхідно дискретизувати дані.

Дискретизація ІСЦ, ВВП, МЗ, курсу долару зображена в таблиці 3.7:

Таблиця 3.7 – Змінні після дискретизації.

ipc	m3	gdp	usd
s01_below_99	s1_below_95	s1_below_88	s1_below_97
s02_99_101	s2_95_99	s2_88_97	s2_97_99
s03_101_103	s3_99_105	s3_97_103	s3_99_100_5
s04_103_105	s4_105_108	s4_103_106	s4_100_5_106
s05_105_107	s5_108_111	s5_106_109	s5_106_130
s06_107_109	s6_111_up	s6_109_up	s6_130_up
s07_109_113			
s08_113_117			
s09_117_130			
s10_130_up			

Наступним кроком будемо структуру мережі Байєса за допомогою алгоритму РС. Завдяки цьому алгоритму будуть відомі причинно-наслідкові зв'язки вершин. Після побудови стандартної моделі необхідно побудувати транзитивну (перехідну) модель. Для цього додамо петлі на звичайну мережу Байєса з кроком 1. Таким чином кожне наступне значення змінної залежатиме від попереднього. (рис. 3.15)

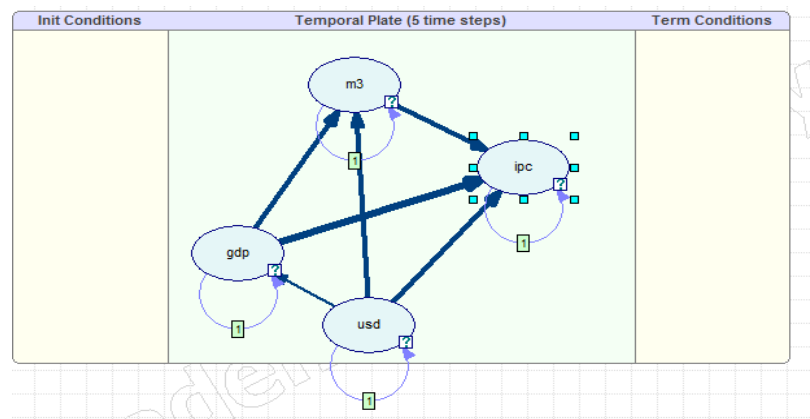


Рисунок 3.15 - Побудована динамічна мережа Байєса

Після навчання параметрів моделі можна приступати до розгортання мережі (рис.3.16) і подальшого використання для прогнозування ІСЦ. Розгортання відбувається на 4 кроки вперед.

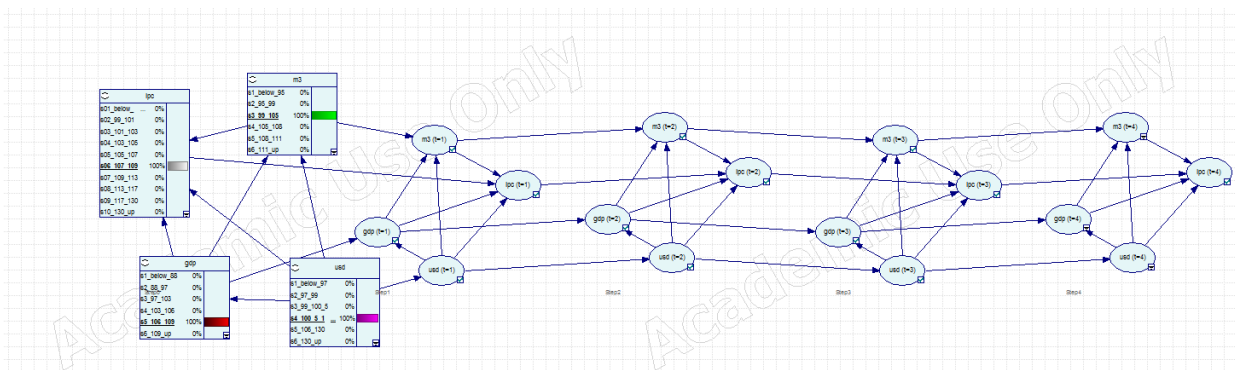


Рисунок 3.16 - Мережа після розгортання

Після задання параметрів моменту для часу $t=0$ можна приступати до прогнозування. На рис.3.17 зображена динамічна мережа Байєса зі спрогнозованим ІСЦ на 4 кроки.

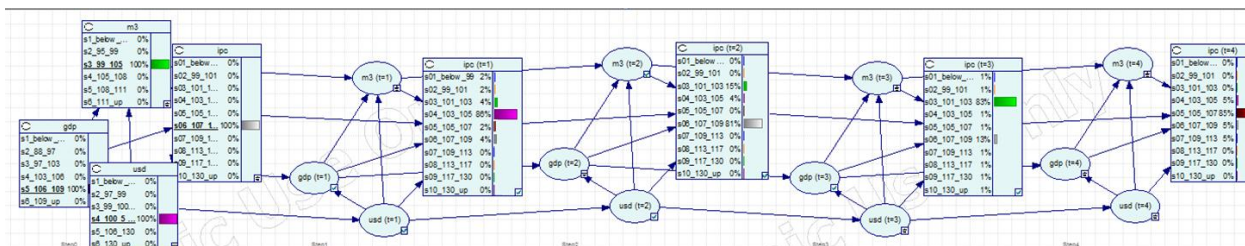


Рисунок 3.17 – Прогноз за допомогою ДБМ.

Щоб знайти приблизний прогноз ІСЦ скористаємось математичним сподіванням (табл. 3. 8)

Таблиця 3.8 – Результати прогнозу ІСЦ за допомогою ДБМ на 4 кроки

Реальне значення	Проміжок	Ймовірність	Мат. сподівання
103,97	[103;105]	86%	102.96
107,96	[107;109]	81%	106.94
102,11	[101;103]	83%	107.12
105,32	[105;107]	85%	105.45

3.5 Порівняння методів

Після отримання усіх результатів можна порівняти усі розроблені методи та моделі. Характеристики моделей та прогнозів зображені в табл. 3.9

Таблиця 3.9 – порівняння характеристик усіх розроблених моделей.

Модель	Характеристики моделі			Характеристики прогнозу			
							Коефіцієнт Тейла
AP(1)	0,113	2292	2,048	2,179	1,968	1,871	0,0104
AP(2)	0,128	2180	1,922	2,106	1,827	1,734	0,01006
AP(3)	0,146	2133	1,939	1,892	1,67	1,587	0,00904
AP(4)	0,189	2021	1,867	1,585	1,228	1,159	0,00758
AP(5)	0,25	1868	1,971	1,29	1,147	1,092	0,00615
AP(5) №2	0,234	1908	1,971	1,586	1,433	1,364	0,00755
АРКС(5,11)	0,396	1505	1,985	4,888	3,682	3,514	0,02364
АРКС(5,11) №2	0,386	1530	2,002	4,72	3,711	3,541	0,02291
АРКС(1,5)	0,246	1949	1,979	3,952	3,58	3,415	0,01879
АРКС(1,4)	0,196	2078	1,968	3,568	2,56	2,409	0,01711
AP(5)+M3	0,291	1767	1,903	2,026	1,747	1,665	0,00964
AP(5)+ВВП	0,253	1860	2,001	2,375	2,261	2,17	0,0113
AP(5)+USD(-1)	0,553	1114	1,793	1,904	1,61	1,519	0,00913
AP(5)+M3+ВВП+USD(-1)	0,628	927	2,261	3,178	2,177	2,102	0,01522
МГУА	0,76695	368	2,0494	2,6077	1,7952	1,7391	0,00619
ДБМ				2,8156	1,7952	1,7458	0,00686

Для порівняння результатів 4-крокового прогнозу скористаємось графіком, на якому зображені найкращі моделі. (рис.3.18)

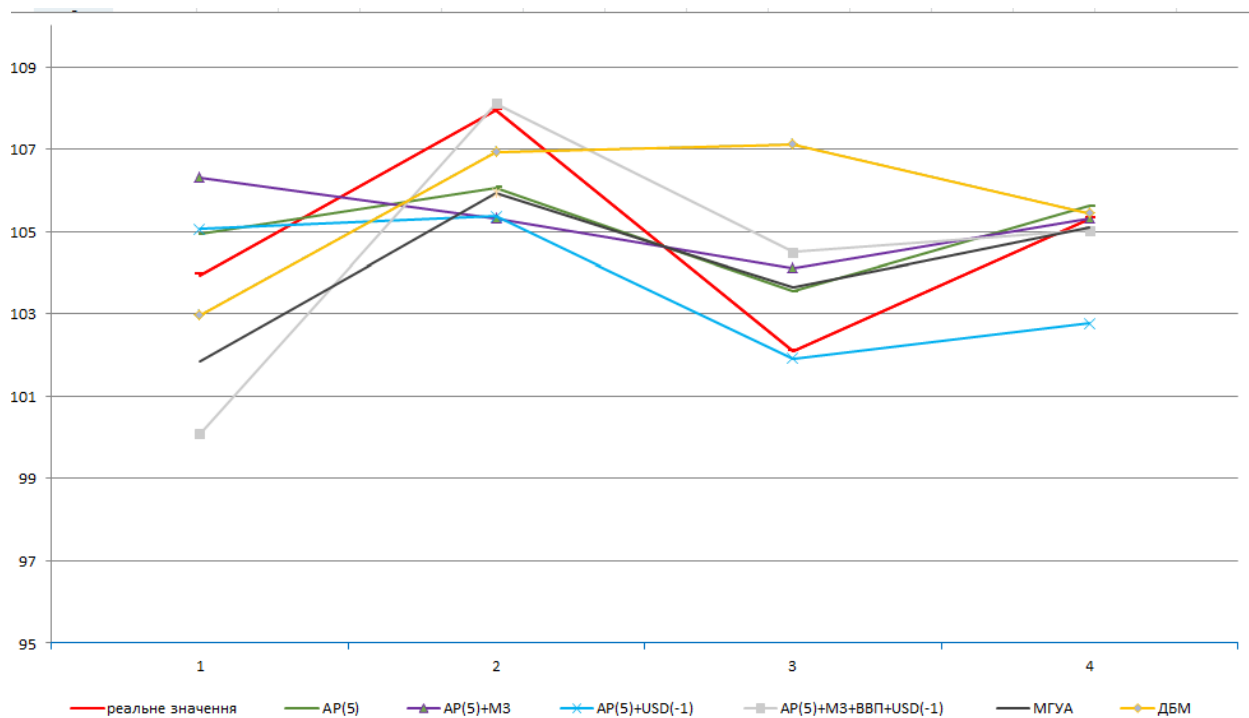


Рисунок 3.18 – Графік прогнозу ІСЦ різними методами

Найкращими методами по характеристикам моделі виявились МГУА та множинна регресія виду $AP(5)+M3+ВВП+USD(-1)$.

За допомогою динамічної моделі Байєса вдалося правильно потрапити у дискретні проміжки прогнозів (середня ймовірність = 82%).

Висновки до розділу

Реалізовано короткочасне прогнозування індексу споживчих цін (ІСЦ) на 4 кроки за допомогою регресійного аналізу (авторегресії, авторегресії з ковзним середнім та множинної регресії) та методу групового урахування аргументів (МГУА).

Регресійний аналіз виконаний за допомогою економетричного пакету Eviews 8. Були побудовані графіки прогнозів та порашовані характеристики адекватності моделі та прогнозу. Найбільш влучно описували дані моделі допомогою множинної регресії (залежність ІСЦ від ВВП, МЗ та курсу долару). Про це свідчать значення характеристик моделі. Найкращі результати прогнозу дала модель виду: $AR(5)+M3+VBP+USD(-1)$.

МГУА реалізовано за допомогою пакету прикладних програм Matlab R2018b. Прогноз будувався на основі даних ІСЦ, ВВП, курсу долару щодо гривні та грошової маси МЗ. Дана модель по характеристикам якості моделі та прогнозу дала кращі результати, ніж моделі регресійного аналізу.

Була побудована динамічна байєсівська мережа на основі даних по ІСЦ, ВВП, курсу долару щодо гривні та грошової маси МЗ. Було спрогнозовано ІСЦ на 4 кроки. Середня ймовірність вірного попадання в необхідний проміжок 82%. Значення прогнозованої змінної було знайдено методом знаходження математичного сподівання. Таким чином, модель виявилась гіршою за прогноз за допомогою МГУА.

РОЗДІЛ 4 РОЗРОБЛЕННЯ СТАРТАП-ПРОЕКТУ

4.1 Опис ідеї та технологічний аудит стартап-проекту

У даному розділі описано економічне обґрунтування реалізації стартап-проекту на тему «Створення програмного забезпечення для прогнозування процесів». Опис ідеї стартап-проекту (Табл.4.1)

Таблиця 4.1– Опис ідеї стартап-проекту

Зміст ідеї	Напрямки застосування	Вигоди для користувача
Розробка програмного забезпечення з прогнозування часових рядів для підвищення ефективності бізнесу	Банки	Індивідуальний підхід до клієнта
	Державний сектор	Універсальність методів
	Охорона здоров'я	Ефективність
	Рітейл	Перевірені рішення для підвищення ефективності бізнесу
	Страхові компанії	Споживач отримує якісний продукт, навчання і технічну підтримку

Аналіз потенційних техніко-економічних переваг ідеї порівняно із пропозиціями конкурентів передбачає (Табл. 4.2):

- визначення переліку техніко-економічних властивостей та характеристик ідеї
- визначення попереднього кола конкурентів (проектів-конкурентів) або товарів-замінників чи товарів-аналогів, що вже існують на ринку, та проводиться збір інформації щодо значень техніко-

економічних показників для ідеї власного проекту та проектів-конкурентів відповідно до визначеного вище переліку;

– проводиться порівняльний аналіз показників: для власної ідеї визначаються показники, що мають а) гірші значення (W, слабкі); б) аналогічні (N, нейтральні) значення; в) кращі значення (S, сильні).

Таблиця 4.2 – Визначення сильних, слабких та нейтральних характеристик ідеї проекту

№	Техніко-економічні характеристики ідеї	(потенційні) товари/концепції конкурентів			W (слабка сторона)	N (нейтральна сторона)	S (сильна сторона)
		Мій проект	SPSS	SAS			
.1.	Ціна	Низька	Середня	Висока			
.2.	Зручність використання	Середня	Середня	Висока		+	
.3.	Функціонал	Обмежений	Середній	Великий	+		

Визначений перелік слабких, сильних та нейтральних характеристик та властивостей ідеї потенційного товару є підґрунтям для формування його конкурентоспроможності. В межах даного підрозділу необхідно провести аудит технології, за допомогою якої можна реалізувати ідею проекту (технології створення товару).

Визначення технологічної здійсненності ідеї проекту передбачає аналіз таких складових:

- за якою технологією буде виготовлено товар згідно ідеї проекту?
- чи існують такі технології, чи їх потрібно розробити/добробити?
- чи доступні такі технології авторам проекту?

4.2 Аналіз ринкових можливостей

Визначення ринкових можливостей, які можна використати під час ринкового впровадження проекту, та ринкових загроз, які можуть перешкодити реалізації проекту, дозволяє спланувати напрями розвитку проекту із урахуванням стану ринкового середовища, потреб потенційних клієнтів та пропозицій проектів-конкурентів. (Табл. 4.4)

Спочатку проводимо аналіз попиту: наявність попиту, обсяг, динаміка розвитку ринку.(Табл. 4.3)

Таблиця 4.3 –Попередня характеристика потенційного ринку стартап-проекту

п/п	Показники стану ринку (найменування)	Характеристика
	Кількість головних гравців, од	3
	Загальний обсяг продаж, грн/ум.од	20000 грн./ум.од
	Динаміка ринку (якісна оцінка)	Зростає
	Наявність обмежень для входу (вказати характер обмежень)	немає
	Специфічні вимоги до стандартизації та сертифікації	немає
	Середня норма рентабельності в галузі (або по ринку), %	25

Рентабельність — поняття, що характеризує економічну ефективність виробництва, за якої за рахунок грошової виручки від реалізації продукції (робіт, послуг) повністю відшкодовує витрати на її виробництво й одержується прибуток як головне джерело розширеного відтворення

Таблиця 4.4–Характеристика потенційних клієнтів стартап-проекту

Потреба, що формує ринок	Цільова аудиторія (цільові сегменти ринку)	Відмінності у поведінці різних потенційних цільових груп клієнтів	Вимоги споживачів до товару
Необхідне програмне забезпечення для прогнозування показників	Потенційними цільовими групами є дослідницькі центри, університети та компанії, специфіка роботи яких пов'язана із прогнозуванням (державний сектор, охорона здоров'я, ритейл, банки)	Відмінність сфер діяльності клієнта і підходів до прогнозування.	Рішення має бути ефективним, швидким і мати дружній інтерфейс

Після визначення потенційних груп клієнтів проводиться аналіз ринкового середовища: складаються таблиці факторів, що сприяють/перешкоджають ринковому впровадженню проекту (табл. 4.5-4.6).

Таблиця 4.5–Фактори загроз

Фактор	Зміст загрози	Можлива реакція компанії
Конкуренція	Вихід на ринок великої компанії	Вихід з ринку. Передбачити додаткові переваги власного ПЗ для того, щоб повідомити про них саме після виходу міжнародної компанії на ринок. Обрати нову цільову аудиторію і зосередитися на ній
Зміна потреб користувачів	Користувачам необхідне програмне забезпечення з іншим функціоналом	Передбачити можливість додавання нового функціоналу до створюваного ПЗ

Таблиця 4.6 – Фактори можливостей

п/п	Фактор	Зміст можливості	Можлива реакція компанії
	Конкуренція	Відсутність аналогічного продукту для вітчизняного користувача.	Локалізація та адаптація сервісу для локальних груп. Адаптація до вітчизняних особливостей.
	Розробка нових методів прогнозування	З'являться нові методи, що будуть швидше та ефективніше прогнозувати показники	Покращити ПЗ додаванням нового функціоналу, розширення можливостей

Надалі проводиться аналіз пропозиції: визначаються загальні риси конкуренції на ринку (табл. 4.7)

Таблиця 4.7 – Ступеневий аналіз конкуренції на ринку

Особливості конкурентного середовища	В чому проявляється дана характеристика	Вплив на діяльність підприємства
1. Вказати тип конкуренції - монополістична	Існує декілька фірм-конкурентів	Підтримка якості продукту та постійні нововведення
2. За рівнем конкурентної боротьби - міжнародний	Фірми-конкуренти - з інших країн.	Створити основу ПЗ таким чином, щоб можна було легко переробити дане ПЗ для використання у інших галузях
3. За галузевою ознакою - міжгалузева	Продукт може використовуватись для різних галузей	Постійне вдосконалення продукту, що не має прив'язки до сфери
4. Конкуренція за видами товарів: - товарно-видова	Види товарів є однаковими, а саме – програмне забезпечення	Створити ПЗ, враховуючи недоліки конкурентів
5. За характером конкурентних переваг - нецінова	Вдосконалення технології створення ПЗ, щоб собівартість була нижчою	Використання менш дорогих технологій для розробки, ніж використовують конкуренти
6. За інтенсивністю - не марочна	Бренди відсутні	-

Після аналізу конкуренції проводиться більш детальний аналіз умов конкуренції в галузі. (табл. 4.8) М. Портер вирізняє п'ять основних факторів, що впливають на привабливість вибору ринку з огляду на характер конкуренції.

Таблиця 4.8 – Аналіз конкуренції в галузі за М. Портером

	Прямі конкуренти в галузі	Потенційні конкуренти	Постачальники	Клієнти	Товари-замінники
Складові аналізу	SAS SPSS Matlab	Наявність вже існуючих рішень	-	Контроль якості продукту	Наявність більш широкого функціоналу, зручнішого інтерфейсу та авторитет (перевірена якість)
Висновки:	Доволі інтенсивна конкурентна боротьба з вже закріпившимися на ринку гравцями	Є можливості виходу на ринок, але є і конкуренти. Строки – 12 місяців.	-	Клієнти диктують усі умови роботи на ринку.	Необхідно випустити ПЗ не гірше, ніж у конкурентів та розширити функціонал

За результатами аналізу таблиці робиться висновок щодо майбутньої принципової можливості роботи на ринку з огляду на конкурентну ситуацію. Також наступним кроком робиться висновок щодо характеристик (сильних сторін), які повинен мати проект, щоб бути конкурентоспроможним на ринку (табл.4.9).

Таблиця 4.9– Обґрунтування факторів конкурентоспроможності

п/п	Фактор конкурентоспроможності	Обґрунтування (наведення чинників, що роблять фактор для порівняння конкурентних проектів значущим)
	Ціна	Більш доступна ціна збільшує кількість потенційних клієнтів
	Виконання програмного забезпечення у кросплатформеному вигляді	Можливість використання програмного забезпечення на будь-якій платформі.
	Функціонал	Методи і моделі, що підходять для багатьох сфер діяльності

За визначеними факторами конкурентоспроможності (табл. 4.8) проводиться аналіз сильних та слабких сторін стартап-проекту (табл. 4.9). Фінальним етапом ринкового аналізу можливостей впровадження проекту є складання SWOT-аналізу (матриці аналізу сильних (Strength) та слабких (Weaknesses) сторін, загроз (Troubles) та можливостей (Opportunities) на основі виділених ринкових загроз та можливостей, та сильних і слабких сторін.(табл. 4.10)

Таблиця 4.10 – Порівняльний аналіз сильних та слабких сторін «назва проекту»

п/п	Фактор конкурентоспроможності	Бали 1-20	Рейтинг товарів-конкурентів у порівнянні з ... (назва підприємства)						
			-3	-2	-1	0	+1	+2	+3
	Ціна	15					+		
	Виконання програмного забезпечення у кросплатформеному вигляді	20			+				
	Функціонал	15					+		

Перелік ринкових загроз та ринкових можливостей складається на основі аналізу факторів загроз та факторів можливостей маркетингового середовища. Ринкові загрози та ринкові можливості є наслідками (прогнозованими результатами) впливу факторів, і, на відміну від них, ще не є реалізованими на ринку та мають певну ймовірність здійснення.

На основі аналізу конкуренції, проведеного в, а також із урахуванням характеристик ідеї проекту, вимог споживачів до товару та факторів маркетингового середовища визначається та обґрунтовується перелік факторів конкурентоспроможності. Аналіз оформлюється за табл. 4.11

Таблиця 4.3 – SWOT- аналіз стартап-проекту

Сильні сторони: ціна, функціонал	Слабкі сторони: кросплатформенність
Можливості: Конкуренція, розробка нових методів прогнозування	Загрози: Конкуренція, зміна потреб користувачів

На основі SWOT-аналізу розробляються альтернативи ринкової поведінки (перелік заходів) для виведення стартап-проекту на ринок та орієнтовний оптимальний час їх ринкової реалізації з огляду на потенційні проекти конкурентів, що можуть бути виведені на ринок. Визначені альтернативи аналізуються з точки зору строків та ймовірності отримання ресурсів.

Таблиця 4.4 – Альтернативи ринкового впровадження стартап-проекту

п/п	Альтернатива (орієнтовний комплекс заходів) ринкової поведінки	Ймовірність отримання ресурсів	Строки реалізації
1	Створення веб-сервісу	65%	9 місяців
2	Створення програмного забезпечення	80%	12 місяців
3	Перехід на безкоштовне розповсюдження	50%	15 місяців

З означених альтернатив обирається та, для якої:

- а) отримання ресурсів більш простим та ймовірним;
- б) строки реалізації – більш стислими.

Тому обираємо альтернативу 2.

4.3 Розроблення ринкової стратегії проекту

Розроблення ринкової стратегії першим кроком передбачає визначення стратегії охоплення ринку: опис цільових груп потенційних споживачів (табл. 4.13).

Таблиця 4.5 – Вибір цільових груп потенційних споживачів

Опис профілю цільової групи потенційних клієнтів	Готовність споживачів сприйняти продукт	Орієнтовний попит в межах цільової групи (сегменту)	Інтенсивність конкуренції в сегменті	Простота входу у сегмент
Компанії (українські та міжнародні), специфіка роботи яких пов'язана із прогнозуванням.	Висока	Високий	Сильна	Складно
Державні підприємства, специфіка роботи яких пов'язана із прогнозуванням.	Помірна	Високий	Сильна	Складно
Університети та дослідницькі центри, специфіка роботи яких пов'язана із прогнозуванням.	Помірна	Помірний	Помірна	Середня складність
Які цільові групи обрано: 1				

За результатами аналізу потенційних груп споживачів (сегментів) автори ідеї обирають цільові групи, для яких вони пропонуватимуть свій товар, та визначають стратегію охоплення ринку (таб 4.14). Для роботи в обраних сегментах ринку необхідно сформувавши базову стратегію розвитку. За М. Портером, існують три базові стратегії розвитку, що відрізняються за ступенем охоплення цільового ринку та типом конкурентної переваги, що має бути реалізована на ринку (за витратами або визначними якостями товару). Стратегія лідерства по витратах передбачає, що компанія за рахунок чинників внутрішнього і/або зовнішнього середовища може забезпечити більшу, ніж у конкурентів маржу між собівартістю товару і середньоринковою ціною (або ж ціною головного конкурента). Стратегія диференціації передбачає надання товару важливих з точки зору споживача відмінних властивостей, які роблять товар відмінним від товарів конкурентів. Така відмінність може базуватися на об'єктивних або суб'єктивних, відчутних і невідчутних властивостях товару (у ширшому розумінні – комплексі маркетингу), бути реальною або уявною. Інструментом реалізації стратегії диференціації є ринкове позиціонування. Стратегія спеціалізації передбачає концентрацію на потребах одного цільового сегменту, без прагнення охопити увесь ринок. Мета тут полягає в задоволенні потреб вибраного цільового сегменту краще, ніж конкуренти. Така стратегія може спиратися як на диференціацію, так і на лідерство по витратах, або і на те, і на інше, але тільки у рамках цільового сегменту. Проте низька ринкова доля у разі невдалої реалізації стратегії може істотно підірвати конкурентоспроможність компанії. (табл. 4.14)

Таблиця 4.6 – Визначення базової стратегії розвитку

Обрана альтернатива розвитку проекту	Стратегія охоплення ринку	Ключові конкурентоспроможні позиції відповідно до обраної альтернативи	Базова стратегія розвитку*
Створення програмного забезпечення для прогнозування	Ринкове позиціонування (Позиція компанії чи продукту показує чим він унікальний, чим відрізняється від конкурентів, чим корисний споживачу.)	Простота інтерфейсу, універсальність та ефективність продукту	Стратегія диференціації

Наступним кроком є вибір стратегії конкурентної поведінки.(таб. 4.15)

Таблиця 4.7 – Визначення базової стратегії конкурентної поведінки

Чи є проект «першопрохідцем» на ринку?	Чи буде компанія шукати нових споживачів, або забирати існуючих у конкурентів?	Чи буде компанія копіювати основні характеристики товару конкурента, і які?	Стратегія конкурентної поведінки*
Ні	Так	Ні, він буде їх пов'язувати та розширювати, створюючи новий функціонал	Стратегія заняття конкурентної ніші

На основі вимог споживачів з обраних сегментів до постачальника та до продукту, а також в залежності від обраної базової стратегії розвитку та стратегії конкурентної поведінки розробляється стратегія позиціонування, що полягає у формуванні ринкової позиції (комплексу асоціацій), за яким споживачі мають ідентифікувати торгівельну марку/проект (табл. 4.16)

Таблиця 4.8 – Визначення стратегії позиціонування

Вимоги до товару цільової аудиторії	Базова стратегія розвитку	Ключові конкурентоспроможні позиції власного стартап-проекту	Вибір асоціацій, які мають сформувати комплексну позицію власного проекту
Ефективність Зручність інтерфейсу Швидкість роботи.	Диференціація	Простота користувацького інтерфейсу, що дозволяє пришвидшити та спростити роботу, швидкість роботи, що дозволяє підвищити швидкість експериментів, ефективність результатів	Стабільність роботи, якість роботи, швидкість роботи, зручність роботи

4.4 Розроблення маркетингової програми стартап-проекту

Першим кроком є формування маркетингової концепції товару, який отримає споживач. Для цього у табл. 4.17 потрібно підсумувати результати попереднього аналізу конкурентоспроможності товару

Таблиця 4.9 – Визначення ключових переваг концепції потенційного товару

Потреба	Вигода, яку пропонує товар	Ключові переваги перед конкурентами (існуючі або такі, що потрібно створити)
Якість прогнозу	Якісний прогноз будь-яких показників	Відсутність самостійно будувати модель та обирати модель прогнозу.
Спрощення інтерфейсу користувача	Простота роботи з ПЗ	Користувачам не потрібно замислюватись над тим, як саме побудувати прогноз. Лише необхідно надати дані, та запустити програму

Надалі розробляється трирівнева маркетингова модель товару: уточнюється ідея продукту та/або послуги, його фізичні складові, особливості процесу його надання (табл. 4.18).

1-й рівень. При формуванні задуму товару вирішується питання щодо того, засобом вирішення якої потреби і / або проблеми буде даний товар, яка його основна вигода. Дане питання безпосередньо пов'язаний з формуванням технічного завдання в процесі розробки конструкторської документації на виріб.

2-й рівень. Цей рівень являє рішення того, як буде реалізований товар в реальному/ включає в себе якість, властивості, дизайн, упаковку, ціну.

3-й рівень. Товар з підкріпленням (супроводом) - додаткові послуги та переваги для споживача, що створюються на основі товару за задумом і товару в реальному виконанні (гарантії якості , доставка, умови оплати та ін).

Таблиця 4.10 – Опис трьох рівнів моделі товару

Рівні товару	Сутність та складові		
I. Товар за задумом	Зручність та швидкість отримання практичного результату щодо прогнозування процесів		
II. Товар у реальному виконанні	Властивості/характеристики	М/Нм	Вр/Тх /Тл/Е/Ор
	1. Якість		
	2. Швидкість роботи		
	3. Ціна		
	Якість: тестування на предмет багів (помилки)		
Пакування: відсутнє			
Марка: "ForecastIt"			
III. Товар із підкріпленням	1-місячна пробна безкоштовна версія та безкоштовне встановлення		
	Постійна підтримка для користувачів		
За рахунок чого потенційний товар буде захищено від копіювання: патент			

Після формування маркетингової моделі товару слід особливо відмітити – чим саме проект буде захищено від копіювання. Захист може бути організовано за рахунок захисту ідеї товару (захист інтелектуальної власності), або ноу-хау, чи комплексне поєднання властивостей і характеристик, закладене на другому та третьому рівнях товару.

Наступним кроком є визначення цінових меж, якими необхідно керуватись при встановленні ціни на потенційний товар (остаточне визначення ціни відбувається під час фінансово-економічного аналізу проекту), яке передбачає аналіз ціни на товари-аналоги або товари субститути, а також аналіз рівня доходів цільової групи споживачів (табл. 4.19). Аналіз проводиться експертним методом

Таблиця 4.11 – Визначення меж встановлення ціни

Рівень цін на товари-замінники	Рівень цін на товари-аналоги	Рівень доходів цільової групи споживачів	Верхня та нижня межі встановлення ціни на товар/послугу
20000 грн	30000 грн	200000 грн	12000-15000 грн

Наступним кроком є визначення оптимальної системи збуту, в межах якого приймається рішення (табл. 4.20).

Таблиця 4.20 – Формування системи збуту

Специфіка закупівельної поведінки цільових клієнтів	Функції збуту, які має виконувати постачальник товару	Глибина каналу збуту	Оптимальна система збуту
Купують ПЗ та роблять щорічні внески для подовження ліцензії	Продаж	0 (напрямую)	Прямий канал збуту

Останньою складовою маркетингової програми є розроблення концепції маркетингових комунікацій, що спирається на попередньо обрану основу для позиціонування, визначену специфіку поведінки клієнтів (табл. 4.21).

Таблиця 4.12 – Концепція маркетингових комунікацій

Специфіка поведінки цільових клієнтів	Канали комунікацій, якими користуються цільові клієнти	Ключові позиції, обрані для позиціонування	Завдання рекламного повідомлення	Концепція рекламного звернення
Купівля ПЗ через Інтернет, робота з ПЗ на комп'ютерах з різними ОС	Електронна пошта, Інтернет, мобільний зв'язок	Швидкодія, простота використання, ефективність	Показати переваги ПЗ, у тому числі і перед конкурентами	Демо-ролик із використання

Висновки до розділу

Згідно до проведених досліджень існує можливість ринкової комерціалізації проекту. Також, варто відмітити, що існують перспективи впровадження з огляду на потенційні групи клієнтів, бар'єри входження не є високими, а проект має дві значні переваги перед конкурентами.

Для успішного виконання проекту необхідно реалізувати програму із використанням засобів Matlab. В рамках даного дослідження були розраховані основні фінансово-економічні показники проекту, а також проведений менеджмент потенційних ризиків. Проаналізувавши отримані результати, можна зробити висновок, що подальша імплементація є доцільною.

ВИСНОВКИ

Дана робота присвячена аналізу, моделюванню та прогнозуванню фінансово-економічних процесів за допомогою теорії регресійного аналізу, методу групового врахування аргументів та динамічних мереж Байєса. Для визначення коефіцієнтів АР рівнянь використовують метод МНК, а для визначення порядку рівняння застосовують АКФ та ЧАКФ.

У першому та другому розділах наведено теоретичні відомості щодо основ фінансово-економічних процесів, методів технічного та фундаментального аналізу.

Також, описано математичні методи, що використовуються для аналізу, моделювання та прогнозування фінансово-економічних процесів на короткостроковий період.

В третьому розділі розроблені наступні моделі:

- модель у формі динамічної мережі Байєса для оцінювання рівня ІСЦ
- моделі регресійного аналізу для прогнозування ІСЦ.
- метод групового врахування аргументів (МГУА) для прогнозування ІСЦ.

Також проведений порівняльний аналіз побудованих моделей та сформовані висновки щодо можливості її застосування на прикладі розв'язання задачі прогнозування індексу споживчих цін (ІСЦ).

Найкращі результати прогнозу були отримані за моделей регресійного аналізу: множинною регресією, та МГУА.

Подальшими напрямками роботи можуть бути питання, що стосуються:

1. Поліпшення використаних моделей для прогнозу.
2. Аналіз факторів, які впливають на індекс споживчих цін.

3. Застосування інших методів та моделей для аналізу та прогнозування фінансово-економічних процесів. Наприклад, метод максимальної правдоподібності, нейронні мережі, дерева рішень, метод опорних векторів, стохастичні методи (метод Монте-Карло) та інших методів інтелектуального аналізу даних.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Малиновський В. Я. Державне управління : навчальний посібник / В. Я. Малиновський. – К.:Атика, 2003. – 576 с.
2. Згуровский М. З. Исследование социальных процессов на основе методологии системного анализа / М. З. Згуровский, А. В. Доброногов, Т. Н. Померанцева. – К.: Наукова думка, 1997. – 221 с.
3. Форрестер Дж. Мировая динамика / Форрестер Дж. – М.:Наука, 1977. – 168 с.
4. Линник Ю. В. Метод наименьших квадратов и основы математико-статистической теории обработки наблюдений / Ю. В. Линник. – М.: Мир, 1970. – 296 с.
5. Лукашин Ю. П. Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов / Ю. П. Лукашин. – М.: Финансы и статистика, 2003. – 414 с.
6. Тихонов Э.Е. Методы прогнозирования в условиях рынка: учебное пособие/ Тихонов Э.Е. – Невинномысск: НИЭУП, 2006. – 221 с.
7. Бокс Дж. Анализ временных рядов. Прогноз и управление/ Бокс Дж., Дженкинс Г. – М.: Мир, 1974. – 402 с.
8. Зайченко Ю.П. Нечеткие модели и методы в интеллектуальных системах/ Зайченко Ю.П. – К.: Слово, 2008. – 344 с.
9. Ivakhnenko A.G. The Review of Problems Solvable by Algorithms of the Group Method of Data Handling (GMDH) / Ivakhnenko A.G., Ivakhnenko G.A. // Pattern Recognition and Image Analysis. – 1995. – Vol. 5, No. 4 – Pp.527-535
10. Бідюк П.І. Часові ряди: моделювання і прогнозування / Бідюк П.І., Савенков О.І., Баклан І.В. – К.:ЕКМО, 2003 – 144 с.
11. Heckerman D. A. Learning with Bayesian Networks / Heckerman D. A. – Cambridge: MIT Press, 1998. – 54p.

12. Bilnes J.A. Dynamic Bayesian Multinets / Proceedings of the 16th Annual Conference on Uncertainty in AI. – Seattle: University of Washington, 2000. – Pp.38-45.

13. Dynamic Bayesian Networks for Audio-Visual Speech Recognition. / [Liang L.H., Pi X.B., Liu X.X., and Murphy K.] // Eurasip Journal on Advances in Signal Processing. – 2002. – Vol.11. – Pp.1274-1288.

14. Терентьев О.М. Моделі і методи побудови та аналізу байєсівських мереж для інтелектуального аналізу даних: дис. ... канд. техн. наук : 05.13.06 / Терентьев Александр Миколайович. – К.: 2009. – 258 с.

15. Murphy K. A Brief Introduction to Graphical Models and Bayesian Networks. [Електронний ресурс] / Murphy K. – Режим доступу до ресурсу: <http://www.ai.mit.edu/~murphyk/Bayes/bnintro.html>

16. Prinzie A. Modeling complex longitudinal consumer behavior with Dynamic Bayesian Networks: An Acquisition Pattern Analysis application [Електронний ресурс] / A. Prinzie, D. Van den Poel. – Режим доступу до ресурсу: <http://lib.ugent.be/en/catalog/pug01:1230618>

17. Бідюк П.І. Системний підхід до прогнозування на основі моделей часових рядів // Системні дослідження та інформаційні технології – 2003. – №3 – С. 88-110.

18. Информационные технологии в моделировании экономических процессов переходного периода / [Подмогильный Н. В., Бидюк П. И., Коваленко И. И., Слободенюк А. В.] – К.: Такі справи, 2000. – 232 с.

19. Мосин В. Н. Основы экономического и социального прогнозирования / Мосин В. Н., Крук Д. Н. — М.: Высш. шк., 1985.— 200 с.

ДОДАТОК А ІЛЮСТРАТИВНІ МАТЕРІАЛИ ДОПОВІДІ

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
ІМ. ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО
“КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ”

РЕРЕСІЙНІ І БАЙЄСІВСЬКІ МОДЕЛІ І МЕТОДИ АНАЛІЗУ
ФІНАНСОВО-ЕКОНОМІЧНИХ ПРОЦЕСІВ

Виконала:
студентка групи КА-62м
Хоцянівська Лідія Олександрівна

Науковий керівник:
д.т.н., проф. Бідюк П.І.

Київ – 2018

Актуальність

- Економічне моделювання та прогнозування є необхідною складовою передбачення розвитку фінансово-економічних процесів та подальшого вироблення управлінських рішень.
- Проблема постає в тому, що сучасні фінансово-економічні процеси характеризуються рядом невизначеностей: нестаціонарність процесів, пропуски у даних, зашумленість даних, наявність екстремальних значень та ін.
- Це зумовлює необхідність у виборі таких методів і моделей прогнозування, які будуть враховувати усі нюанси сучасності та даватимуть коректні результати.

Об'єкт, предмет і мета дослідження

- **Об'єкт дослідження** – статистичні дані стосовно вибраних фінансово-економічних процесів
- **Предмет дослідження** – методи і моделі прогнозування фінансово-економічних процесів.
- **Методи дослідження** – регресійний аналіз, метод групового урахування аргументів (МГУА), байєсівський аналіз.
- **Мета дослідження** – реалізація та застосування методів та моделей прогнозування фінансово-економічних процесів; перевірка методів на придатність реальним даним; порівняння результатів.

3

Постановка задачі

1. Збір та попередня обробка статистичних даних для виконання обчислювальних експериментів
2. Реалізація вибраних методів та моделей прогнозування фінансово-економічних процесів.
3. Обчислювальні експерименти щодо прогнозування фінансово-економічних процесів.
4. Аналіз та порівняння результатів моделювання.

4

Вхідні дані. Попередня обробка даних.

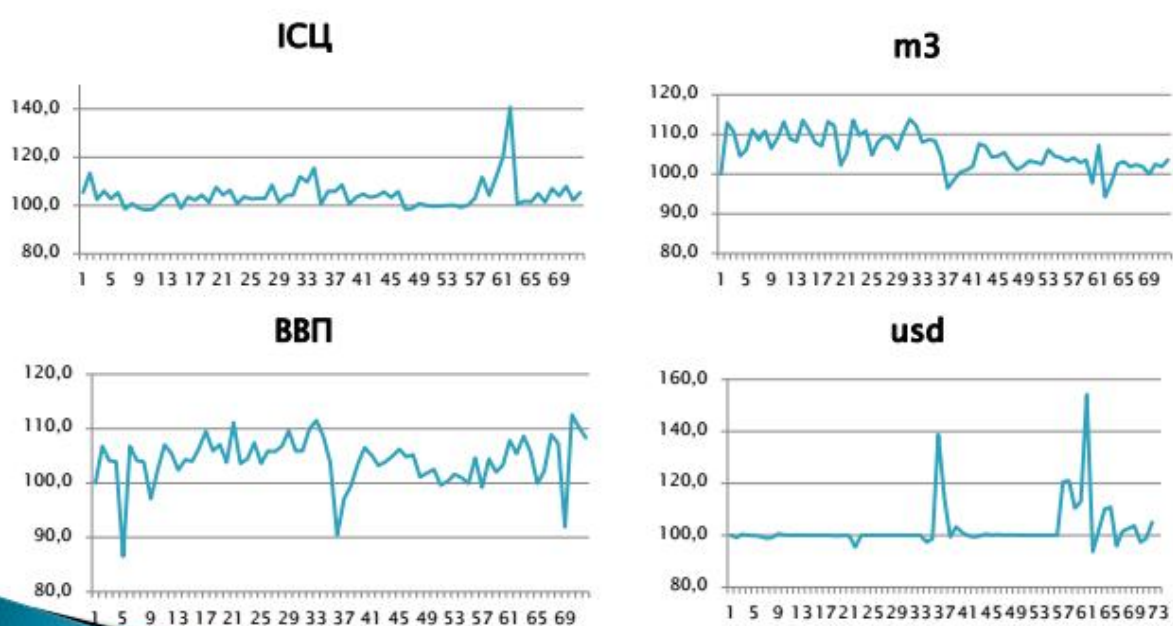
- Статистичні дані України 2000-2017 рр

Показник	Джерело
Індекс споживчих цін (індекс, місячні дані)	Держкомстат
Грошова маса М3 (млн. грн., квартальні дані)	НБУ
Номінальний ефективний обмінний курс долара до гривні (грн., щоденні дані)	НБУ
ВВП (млн. грн., квартальні дані)	НБУ

- Попередня обробка даних:
 - У зв'язку з різною періодичністю та різним характером змінних усі дані зведені до вигляду індексу відносно попереднього кварталу.

5

Вхідні дані. Попередня обробка даних.



6

Основні показники якості моделей і прогнозів

Коефіцієнт детермінації	$R^2 = \frac{\text{var}(\hat{y})}{\text{var}(y)}$
Сума квадратів похибок моделі	$SSE = \sum_{k=1}^N [\hat{y}(k) - y(k)]^2$
Статистика Дарбіна-Уотсона	$DW = \frac{\sum_{k=2}^N [e(k) - e(k-1)]^2}{\sum_{k=1}^N e^2(k)}$
Коефіцієнт Тейла	$U = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i)^2 + \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{y}_i)^2}}$
Середня похибка в процентах	$СПП = \frac{1}{S} \sum_{i=1}^S \frac{y(k+s) - \hat{y}(k+s,k)}{y(k+s)} \times 100\%$
Абсолютна середня похибка в процентах	$АСПП = \frac{1}{S} \sum_{i=1}^S \frac{ y(k+s) - \hat{y}(k+s,k) }{ y(k+s) } \times 100\%$
Середньоквадратична похибка	$СКП = \sqrt{\frac{1}{S} \sum_{i=1}^S (y(k+s) - \hat{y}(k+s,k))^2}$

7

Регресійний аналіз

- **Авторегресія (AR)**

$$y(k) = a_0 + a_1 \cdot y(k-1) + \dots + a_p \cdot y(k-p) + \varepsilon(k)$$

- **Авторегресія з ковзним середнім (ARMA)**

$$y(k) = a_0 + \sum_{i=1}^p a_i \cdot y(k-i) + \varepsilon(k) + \sum_{j=1}^q b_j \cdot \varepsilon(k-j)$$

- **Множинна регресія (ARMAX)**

$$y(k) = a_0 + \sum_{i=1}^p a_i \cdot y(k-i) + \varepsilon(k) + \sum_{j=1}^q b_j \cdot \varepsilon(k-j) + x(k) + z(k) + \dots$$

8

Регресійний аналіз. Побудова AR моделей

АКФ та ЧАКФ для ряду ІСЦ

Autocorrelatio n	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	0.336	0.336	0.336	8.0312	0.005
2	0.219	0.120	0.120	11.501	0.003
3	0.014	-0.104	-0.104	11.515	0.009
4	0.190	0.218	0.218	14.212	0.007
5	-0.111	-0.257	-0.257	15.149	0.010
6	-0.028	0.030	0.030	15.210	0.019
7	-0.130	-0.053	-0.053	16.531	0.021
8	-0.051	-0.074	-0.074	16.738	0.033
9	-0.144	-0.006	-0.006	18.419	0.031
10	-0.088	-0.079	-0.079	19.056	0.040
11	-0.142	-0.049	-0.049	20.743	0.036
12	-0.027	0.044	0.044	20.804	0.053

Побудовані наступні моделі AR:

AR(1):

$$CPI = 69.148 + 0.3372 \cdot CPI(-1)$$

AR(2):

$$CPI = 61.08 + 0.29 \cdot CPI(-1) + 0.12 \cdot CPI(-2)$$

AR(3):

$$CPI = 66.218 + 0.324 \cdot CPI(-1) + 0.149 \cdot CPI(-2) - 0.108 \cdot CPI(-3)$$

AR(4):

$$CPI = 51.45 + 0.35 \cdot CPI(-1) + 0.11 \cdot CPI(-2) - 0.18 \cdot CPI(-3) + 0.22 \cdot CPI(-4)$$

AR(5):

$$CPI = 0.415 \cdot CPI(-1) + 0.058 \cdot CPI(-2) - 0.14 \cdot CPI(-3) + 0.315 \cdot CPI(-4) - 0.27 \cdot CPI(-5) + 65.33$$

AR(5) #2:

$$CPI = 62.22 + 0.41 \cdot CPI(-1) + 0.29 \cdot CPI(-4) - 0.29 \cdot CPI(-5)$$



9

Регресійний аналіз. Побудова ARMA моделей

> ARMA(5,11):

$$CPI = 104.3 + 0.36 \cdot AR(1) - 0.009 \cdot AR(2) - 0.21 \cdot AR(3) + 0.24 \cdot AR(4) - 0.22 \cdot AR(5) + 0.042 \cdot MA(6) + 0.024 \cdot MA(8) - 0.79 \cdot MA(11)$$

> ARMA(5,11) #2:

$$CPI = 104.3 + 0.36 \cdot AR(1) + 0.19 \cdot AR(4) - 0.25 \cdot AR(5) - 0.15 \cdot MA(3) + 0.12 \cdot MA(6) - 0.7 \cdot MA(11)$$

> ARMA(1,5):

$$CPI = 104.3 + 0.41 \cdot AR(1) + 0.06 \cdot MA(2) - 0.15 \cdot MA(3) + 0.3 \cdot MA(4) - 0.2 \cdot MA(5)$$

> ARMA(1,4):

$$CPI = 104.3 + 0.403 \cdot AR(1) + 0.35 \cdot MA(4)$$



10

Регресійний аналіз. Побудова ARMAX моделей. Кореляційний аналіз.

	CPI	GDP	M3	USD
CPI	1	0,190	-0,202	0,217
GDP	0,190	1	0,277	-0,220
M3	-0,202	0,277	1	-0,157
USD	0,217	-0,220	-0,157	1

	CPI	GDP	GDP(-1)	GDP(-2)	GDP(-3)	GDP(-4)
CPI	1	0,1835	0,1541	0,0865	0,0511	0,0982
GDP	0,1835	1	0,2887	0,1181	-0,0549	0,1363
GDP(-1)	0,1541	0,2887	1	0,2785	0,1233	-0,0427
GDP(-2)	0,0865	0,1181	0,2785	1	0,2893	0,1426
GDP(-3)	0,0511	-0,0549	0,1233	0,2893	1	0,2719
GDP(-4)	0,0982	0,1363	-0,0427	0,1426	0,2719	1

	CPI	M3	M3(-1)	M3(-2)	M3(-3)	M3(-4)
CPI	1	-0,2409	-0,0121	-0,0939	0,0076	-0,0474
M3	-0,2409	1	0,6109	0,4549	0,4898	0,5195
M3(-1)	-0,0121	0,6109	1	0,5956	0,4319	0,4844
M3(-2)	-0,0939	0,4549	0,5956	1	0,6003	0,3949
M3(-3)	0,0076	0,4898	0,4319	0,6003	1	0,5458
M3(-4)	-0,0474	0,5195	0,4844	0,3949	0,5458	1

	CPI	USD	USD(-1)	USD(-2)	USD(-3)	USD(-4)
CPI	1	0,2315	0,6945	0,1879	0,1537	0,2398
USD	0,2315	1	0,2166	0,0699	0,2619	0,2392
USD(-1)	0,6945	0,2166	1	0,2175	0,0716	0,2649
USD(-2)	0,1879	0,0699	0,2175	1	0,2181	0,0749
USD(-3)	0,1537	0,2619	0,0716	0,2181	1	0,2317
USD(-4)	0,2398	0,2392	0,2649	0,0749	0,2317	1

11

Регресійний аналіз. Побудова ARMAX моделей.

➤ AR(5)+M3:

$$CPI = 72.4 + 0.39 \cdot AR(1) + 0.27 \cdot AR(4) - 0.29 \cdot AR(5) - 0.406 \cdot M3 + 0.34 \cdot M3(-1)$$

➤ AR(5) + GDP:

$$CPI = 37.6 + 0.36 \cdot AR(1) + 0.31 \cdot AR(4) - 0.29 \cdot AR(5) + 0.26 \cdot GDP$$

➤ AR(5)+USD(-1):

$$CPI = 48 + 0.25 \cdot AR(1) + 0.08 \cdot AR(4) - 0.19 \cdot AR(5) + 0.41 \cdot USD(-1)$$

➤ AR(5)+M3+GDP+USD(-1):

$$CPI = -10.7 + 0.15 \cdot AR(1) + 0.11 \cdot AR(4) - 0.18 \cdot AR(5) + 0.47 \cdot USD(-1) + 0.49 \cdot GDP + 0.067 \cdot M3$$

12

Метод групового урахування аргументів (МГУА)

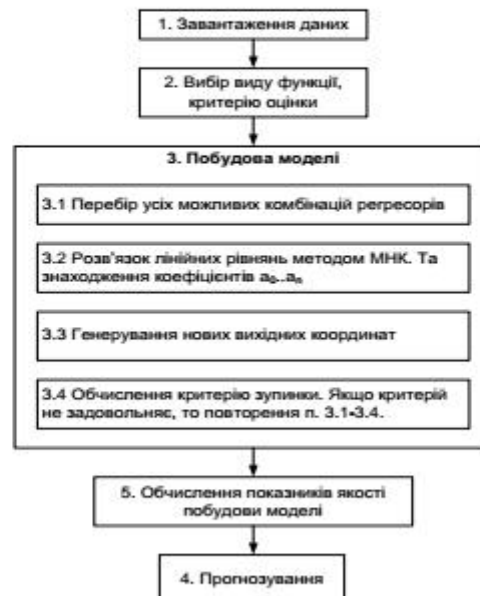
- ▶ Особливості задачі:
 - Вид функціональної залежності невідомий
 - Коротка вибірка даних
- ▶ Основна ідея – механізм еволюції: схрещення та відбір кращих.
- ▶ Поліном Колмогорова-Габора

$$Y = a_0 + \sum_{i=1}^N a_i x_i + \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N a_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^N a_{ijk} x_i x_j x_k + \dots$$

- ▶ Види часткових описів:
 - Лінійний
 - Неповний квадратичний
 - Квадратичний

13

Алгоритм МГУА



14

МГУА

Стартове вікно програми

Дані

input.txt

output.txt

	X1	X2	X3		Y		Y,F
1				1		1	
2				2		2	
3				3		3	
4				4		4	

Кількість точок прогнозування

Прогноз

Характеристики моделі

R-квадрат

Сума квадратів похибок

Стат. Дарбіна-Уотсона

Характеристики прогнозу

СекП

САП

САПП

Коеф. Тейла

15

МГУА

Ввід даних

Вхідні параметри: $X1 = M3$; $X2 = ВВП$; $X3 = \text{Курс долару}$

Вихідні параметри: $Y = ІСЦ$

Дані

input.txt

output.txt

	X1	X2	X3		Y		Y,F
1	100	100	100	1	105.3000	1	
2	112.9175	106.8000	99.1955	2	113.4556	2	
3	119.6968	104.1000	100.3894	3	102.4074	3	
4	104.5342	103.9000	99.9455	4	106.0177	4	
5	106.0201	86.5000	99.8191	5	102.7217	5	
6	111.1544	106.8000	99.6319	6	105.3076	6	
7	105.5969	104.1000	98.8356	7	96.4956	7	
8	110.8200	103.9000	99.2655	8	100.7732	8	
9	106.4395	97.1000	100.5625	9	96.8732	9	
10	109.1642	102.4000	100.1284	10	96.1993	10	
11	113.1967	107.1000	100.0169	11	96.5975	11	
12	108.0416	105.5000	100.0325	12	101.2935	12	
13	109.2293	102.4000	100.0556	13	103.7328	13	
14	113.5702	104.3000	99.9859	14	104.5187	14	
15	111.0740	104.0000	99.9796	15	98.0722	15	
16	107.9523	106.4000	100.0038	16	103.5714	16	
17	107.0944	106.5000	99.9681	17	102.1779	17	
18	113.2562	105.9000	99.9096	18	104.3587	18	
19	112.2157	107.1000	99.7552	19	101.2174	19	
20	102.2657	103.9000	99.8921	20	107.5952	20	
21	105.1917	111.1000	99.7539	21	104.3054	21	
22	113.5983	103.6000	95.4123	22	106.3864	22	
23	109.8063	104.4000	99.9673	23	100.6839	23	
24	119.9172	107.4000	100.0000	24		24	

Кількість точок прогнозування

Прогноз

Характеристики моделі

R-квадрат

Сума квадратів похибок

Стат. Дарбіна-Уотсона

Характеристики прогнозу

СекП

САП

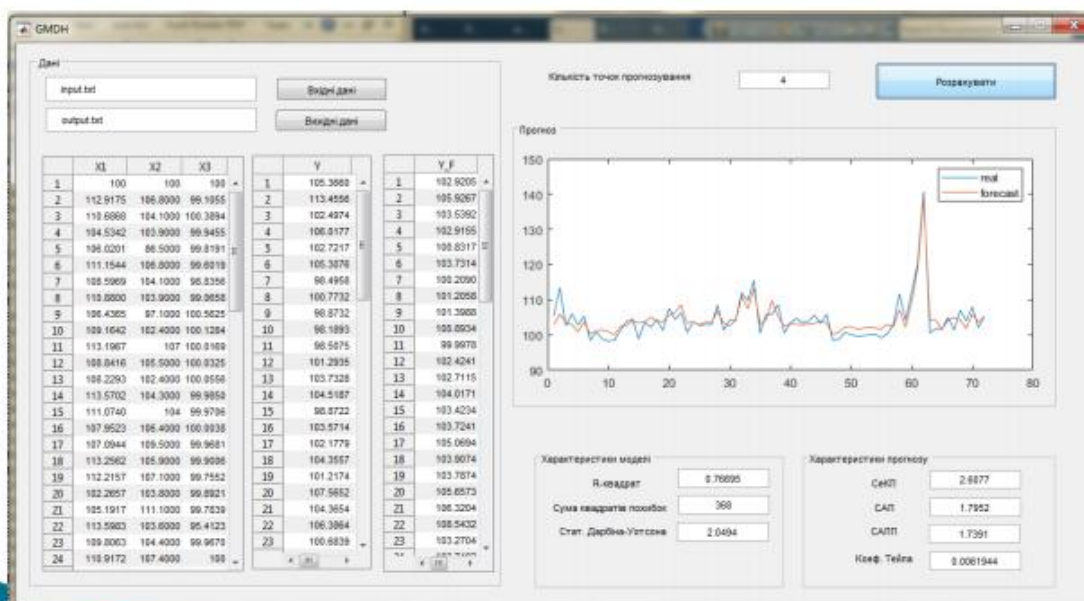
САПП

Коеф. Тейла

16

МГУА

Результати прогнозу



17

Результати моделювання та прогнозування

Модель	Характеристики моделі			Характеристики прогнозу			
	R^2	$\sum e^2(k)$	DW	СекП	САП	САПП	Коефіцієнт Тейла
AP(1)	0,113	2292	2,048	2,179	1,968	1,871	0,01040
AP(4)	0,189	2021	1,867	1,585	1,228	1,159	0,00758
AP(5)	0,250	1868	1,971	1,290	1,147	1,092	0,00615
AP(5) №2	0,234	1908	1,971	1,586	1,433	1,364	0,00755
АРКС(5,11)	0,396	1505	1,985	4,888	3,682	3,514	0,02364
АРКС(5,11) №2	0,386	1530	2,002	4,720	3,711	3,541	0,02291
АРКС(1,5)	0,246	1949	1,979	3,952	3,580	3,415	0,01879
АРКС(1,4)	0,196	2078	1,968	3,568	2,560	2,409	0,01711
AP(5)+M3	0,291	1767	1,903	2,026	1,747	1,665	0,00964
AP(5)+ВВП	0,253	1860	2,001	2,375	2,261	2,170	0,01130
AP(5)+USD(-1)	0,553	1114	1,793	1,904	1,610	1,519	0,00913
AP(5)+M3+ВВП+USD(-1)	0,628	927	2,261	3,178	2,177	2,102	0,01522
МГУА	0.76695	368	2.0494	2.608	1.7952	1.7391	0.00619

18

Мережі Байєса

- ▶ **Мережа Байєса** — це ймовірнісна графічна модель (різновид статистичної), яка представляє набір випадкових змінних та їхніх умовних залежностей за допомогою орієнтованого ациклічного графу.
- ▶ БМ - це пара компонентів $\langle G, B \rangle$, де:
 - G – це спрямований нециклічний граф.
 - B – множина значень умовних ймовірностей мережі для кожної вершини:

$$B = \{P(X^i | pa(X^i)), \forall X^i \in X\},$$

де x^i - значення, а $pa(X^i)$ - набір батьків вершини X^i .

Повна спільна ймовірність БМ обчислюється за формулою:

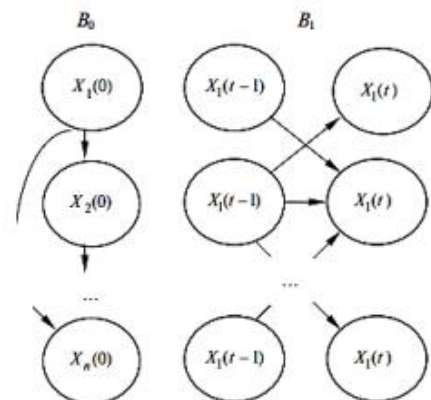
$$P(X^1, \dots, X^N) = \prod_{i=1}^N P_B(X^i | pa(X^i))$$

Кожна змінна (фактор, атрибут) процесу, що досліджується, представляється в мережі Байєса як вершина, а існуючий причинно-наслідковий зв'язок між змінними процесу - у вигляді спрямованих дуг, що з'єднують відповідні вершини.

19

Динамічні мережі Байєса

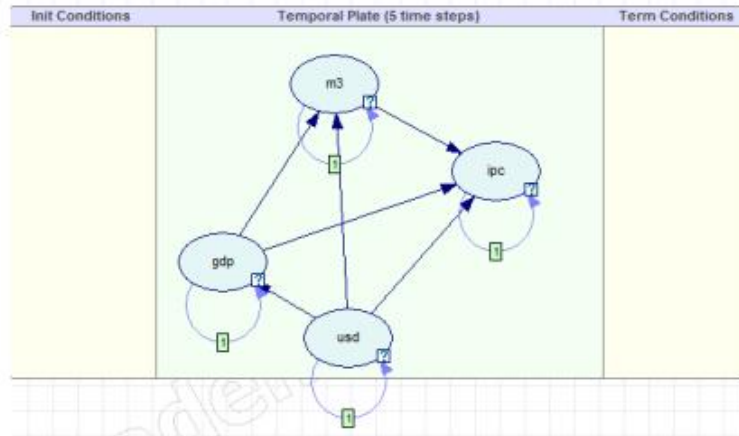
- ▶ Динамічна мережа Байєса – це та мережа, у якій значення вузлів змінюються з часом. (структура залишається незмінною)
- ▶ Динамічна мережа Байєса визначається як пара : B_0, B_1 , де B_0 — структура статичної мережі Байєса, що визначає апіорну ймовірність $P(X_1)$ а B_1 — перехідна (транзитивна) мережа, що складається з двох часових зрізів мережі Байєса, які визначаються спільним розподілом $P(X_t, X_{t-1})$



20

Динамічні байєсівські мережі

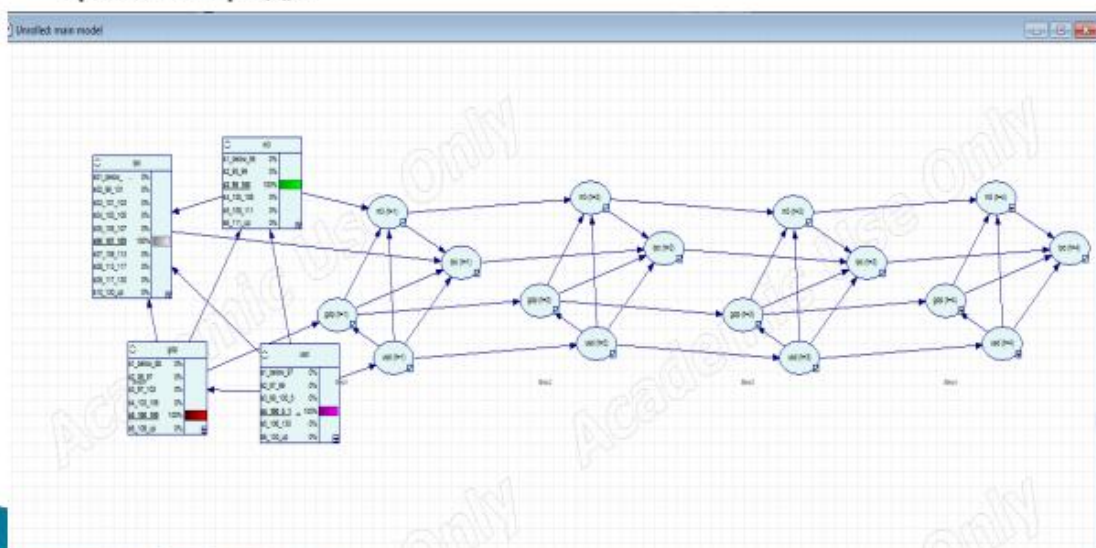
- ▶ Динамічна мережа Байєса у згорнутому вигляді:



21

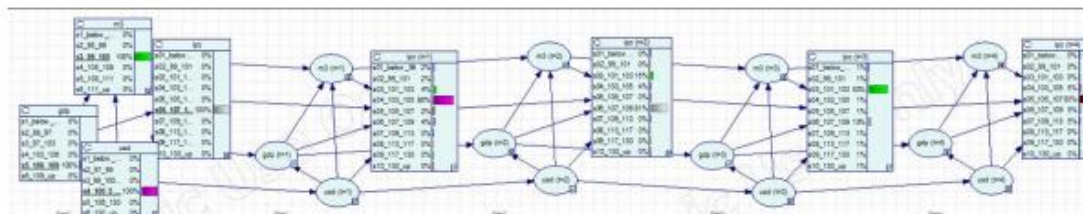
Динамічні байєсівські мережі

- ▶ Динамічна мережа Байєса у розгорнутому вигляді (на 4 кроки вперед):



22

Результати прогнозування за допомогою динамічної мережі Байєса



Реальне значення	Проміжок	Ймовірність
103,97	[103;105]	86%
107,96	[107;109]	81%
102,11	[101;103]	83%
105,32	[105;107]	85%

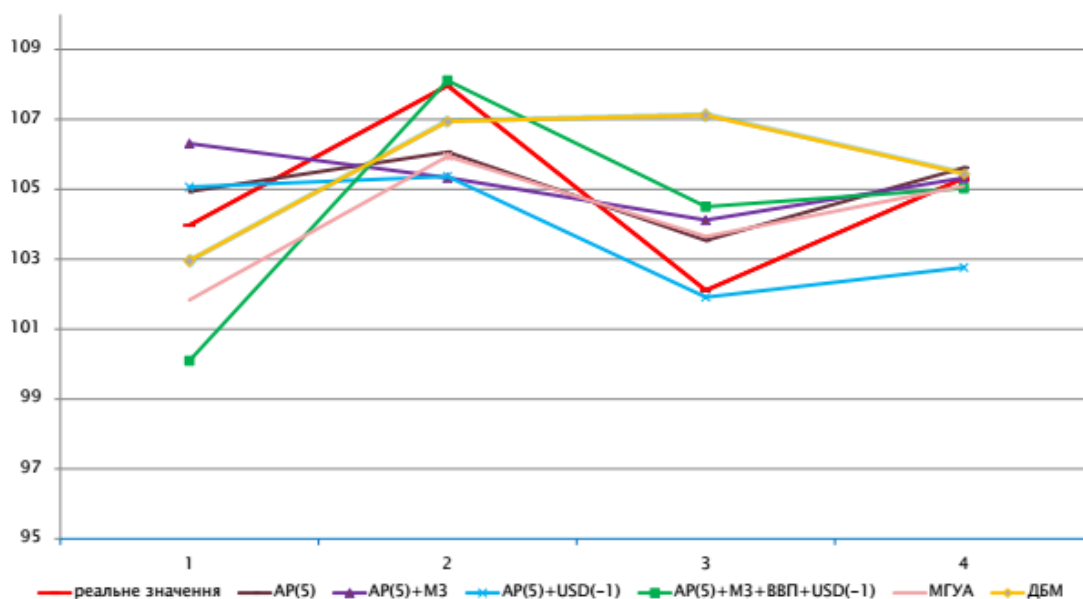
23

Результати прогнозування

Модель	Характеристики прогнозу			Коефіцієнт Тейла
	СекП	САП	САПП	
AP(1)	2,179	1,968	1,871	0,01040
AP(2)	2,106	1,827	1,734	0,01006
AP(3)	1,892	1,670	1,587	0,00904
AP(4)	1,585	1,228	1,159	0,00758
AP(5)	1,290	1,147	1,092	0,00615
AP(5) №2	1,586	1,433	1,364	0,00755
АРКС(5,11)	4,888	3,682	3,514	0,02364
АРКС(5,11) №2	4,720	3,711	3,541	0,02291
АРКС(1,5)	3,952	3,580	3,415	0,01879
АРКС(1,4)	3,568	2,560	2,409	0,01711
AP(5)+M3	2,026	1,747	1,665	0,00964
AP(5)+ВВП	2,375	2,261	2,170	0,01130
AP(5)+USD(-1)	1,904	1,610	1,519	0,00913
AP(5)+M3+ВВП+USD(-1)	3,178	2,177	2,102	0,01522
МГУА	2.6077	2.6077	1.7391	0.00619
ДБМ	2.8156	1.7952	1.7458	0.00686

24

Результати прогнозування



25

Висновки по роботі

- В роботі було проаналізовано моделі та методи прогнозування фінансово-економічних процесів на прикладі індексу споживчих цін (ІСЦ) України за 2000 – 2017 рр.
- Реалізовано короткочасне прогнозування індексу споживчих цін (ІСЦ) на 4 кроки за допомогою регресійного аналізу (авторегресії, авторегресії з ковзним середнім та множинної регресії), методу групового урахування аргументів (МГУА) та динамічної мережі Байєса.
- Найкращі результати дали наступні методи: МГУА та модель множинної регресії AP(5)+M3+ВВП+USD(-1).

26

Перспективи щодо подальших досліджень

- Подальше вдосконалення моделей
- Перевірка даних методів та моделей для інших ФЕП
- Аналіз додаткових факторів, які впливають на зміну індексу споживчих цін для покращення результатів прогнозу.
- Застосування інших методів та моделей (дерев рішень, нейроні мережі, метод опорних векторів та інших методів інтелектуального аналізу даних)
- Розробка СППР

27

Дякую за увагу!

28

ДОДАТОК Б ТАБЛИЦЯ СТАТИСТИЧНИХ ДАНИХ

Таблиця Б.1 - Статистичні квартальні дані за 2000-2017 рр в Україні

N	CPI	m3	gdp	usd
1	105,366000	100,000000	100,000000	100,000000
2	113,455602	112,917521	106,800000	99,105510
3	102,497400	110,686847	104,100000	100,389450
4	106,017663	104,534168	103,900000	99,945456
5	102,721654	106,020130	86,500000	99,819108
6	105,307606	111,154415	106,800000	99,601931
7	98,495814	108,596929	104,100000	98,835560
8	100,773250	110,880037	103,900000	99,065835
9	98,873208	106,436519	97,100000	100,562509
10	98,189302	109,164192	102,400000	100,128409
11	98,507463	113,196725	107,000000	100,016891
12	101,293532	108,841637	105,500000	100,032525
13	103,732809	108,229276	102,400000	100,055649
14	104,518664	113,570192	104,300000	99,985002
15	98,872180	111,073955	104,000000	99,970624
16	103,571429	107,952345	106,400000	100,003751
17	102,177858	107,094377	109,500000	99,968116
18	104,355717	113,256243	105,900000	99,900565
19	101,217391	112,215730	107,100000	99,755233
20	107,565217	102,265750	103,800000	99,892064
21	104,365400	105,191736	111,100000	99,783894
22	106,386419	113,598267	103,600000	95,412278
23	100,683891	109,806305	104,400000	99,967008
24	103,723404	110,917246	107,400000	100,000000
25	102,710623	104,821695	103,600000	100,000000
26	102,930403	108,217815	105,900000	100,000000
27	102,918149	109,629090	105,800000	100,000000
28	108,469751	108,926420	106,800000	100,000000
29	101,312336	106,240645	109,600000	100,000000
30	104,133858	110,573317	105,900000	100,000000
31	104,284814	113,805914	105,900000	100,000000
32	111,972275	112,248474	110,000000	100,000000
33	109,678201	108,018308	111,500000	100,000000
34	115,503433	108,669117	108,600000	97,365677
35	100,472813	108,387341	103,800000	98,650252
36	105,910165	104,290543	90,400000	138,829561

Продовження таблиці Б.1

N	CPI	m3	gdp	usd
37	105,877976	96,404637	97,100000	114,343982
38	108,556548	98,504106	99,500000	99,346753
39	100,479781	100,448890	103,500000	103,258951
40	103,427005	100,973556	106,500000	101,134743
41	104,705103	101,992105	105,100000	99,792622
42	103,313453	107,640659	103,200000	99,338524
43	103,976908	107,039030	103,900000	99,725566
44	105,644644	104,299792	104,900000	100,500152
45	103,261973	104,561971	106,200000	100,081474
46	105,862787	105,435540	104,800000	100,325630
47	98,453139	102,935875	105,200000	100,026351
48	98,726115	101,096317	101,100000	100,175207
49	100,737327	102,047429	101,800000	100,027550
50	100,092166	103,356412	102,500000	100,049242
51	99,631676	102,962291	99,600000	100,017101
52	99,723757	102,483618	100,300000	100,000000
53	100,092336	106,148590	101,600000	100,000000
54	100,184672	104,519122	101,000000	100,000000
55	99,170507	104,153432	99,900000	100,000000
56	100,276498	103,242632	104,600000	100,000000
57	103,033088	104,139816	99,200000	120,663497
58	111,672794	102,932622	104,400000	120,965110
59	104,197531	103,478226	102,000000	110,435126
60	111,934156	97,743075	103,300000	113,029783
61	120,294118	107,290457	107,800000	154,190572
62	140,735294	94,249657	105,400000	93,686283
63	100,470219	97,734484	108,600000	101,924156
64	101,828631	102,482848	105,700000	110,049859
65	101,539251	103,206061	99,900000	110,785394
66	104,976911	101,822214	102,200000	95,897600
67	101,368524	102,378932	108,900000	101,536274
68	107,038123	101,809058	107,300000	102,519382
69	103,97	99,946351	91,900000	103,656562
70	107,96	102,521384	112,500000	97,356040
71	102,11	101,893808	110,300000	98,750683
72	105,32	103,600614	108,300000	104,991678

ДОДАТОК В ТЕКСТ ПРОГРАМИ

```

//GMDH_forec.m
function varargout = GMDH_forec(varargin)
% UNTITLED1 MATLAB code for untitled1.fig
%     UNTITLED1, by itself, creates a new UNTITLED1 or raises the existing
%     singleton*.
%
%     H = UNTITLED1 returns the handle to a new UNTITLED1 or the handle to
%     the existing singleton*.
%
%     UNTITLED1('CALLBACK',hObject,eventData,handles,...) calls the local
%     function named CALLBACK in UNTITLED1.M with the given input arguments.
%
%     UNTITLED1('Property','Value',...) creates a new UNTITLED1 or raises the
%     existing singleton*. Starting from the left, property value pairs are
%     applied to the GUI before untitled1_OpeningFcn gets called. An
%     unrecognized property name or invalid value makes property application
%     stop. All inputs are passed to untitled1_OpeningFcn via varargin.
%
%     *See GUI Options on GUIDE's Tools menu. Choose "GUI allows only one
%     instance to run (singleton)".
%
% See also: GUIDE, GUIDATA, GUIHANDLES

% Edit the above text to modify the response to help untitled1

% Last Modified by GUIDE v2.5 17-Apr-2018 02:59:20

% Begin initialization code - DO NOT EDIT
gui_Singleton = 1;
gui_State = struct('gui_Name',       mfilename, ...
                  'gui_Singleton',   gui_Singleton, ...
                  'gui_OpeningFcn', @untitled1_OpeningFcn, ...
                  'gui_OutputFcn',  @untitled1_OutputFcn, ...
                  'gui_LayoutFcn',  [] , ...
                  'gui_Callback',    []);
if nargin && ischar(varargin{1})
    gui_State.gui_Callback = str2func(varargin{1});
end

if nargout
    [varargout{1:nargout}] = gui_mainfcn(gui_State, varargin{:});

```

```

else
    gui_mainfcn(gui_State, varargin{:});
end
% End initialization code - DO NOT EDIT

% --- Executes just before untitled1 is made visible.
function untitled1_OpeningFcn(hObject, eventdata, handles, varargin)
% This function has no output args, see OutputFcn.
% hObject    handle to figure
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)
% varargin   command line arguments to untitled1 (see VARARGIN)

% Choose default command line output for untitled1
handles.output = hObject;

% Update handles structure
guidata(hObject, handles);

% UIWAIT makes untitled1 wait for user response (see UIRESUME)
% uiwait(handles.figure1);

% --- Outputs from this function are returned to the command line.
function varargout = untitled1_OutputFcn(hObject, eventdata, handles)
% varargout  cell array for returning output args (see VARARGOUT);
% hObject    handle to figure
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)

% Get default command line output from handles structure
varargout{1} = handles.output;

% --- Executes on button press in Count.
function Count_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to Count (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)
clc;
clear;
close all;

%% Load Data

```

```

data = load('cpi_data');
Inputs = data.input_data;
Targets = data.output_data;

% data = load('cpi_data_2');
% Inputs = data.input_data2;
% Targets = data.output_data;

% data = load('chemical_data_file');
% Inputs = data.Inputs;
% Targets = data.Targets;

nData = size(Inputs,2);
Perm = randperm(nData);

% Train Data
pTrain = 0.94;
nTrainData = round(pTrain*nData);
TrainInd = Perm(1:nTrainData);
TrainInputs = Inputs(:,TrainInd);
TrainTargets = Targets(:,TrainInd);

% Test Data
pTest = 1 - pTrain;
nTestData = nData - nTrainData;
TestInd = Perm(nTrainData+1:end);
TestInputs = Inputs(:,TestInd);
TestTargets = Targets(:,TestInd);

%% Create and Train GMDH Network

params.MaxLayerNeurons = 10; % Maximum Number of Neurons in a Layer
params.MaxLayers = 3; % Maximum Number of Layers
params.alpha = 0.6; % Selection Pressure (in Layers)
params.pTrain = 0.94; % Train Ratio (vs. Validation Ratio)
gmdh = GMDH(params, TrainInputs, TrainTargets);

%% Evaluate GMDH Network

Outputs = ApplyGMDH(gmdh, Inputs);
TrainOutputs = Outputs(:,TrainInd);
TestOutputs = Outputs(:,TestInd);

%% Show Results

```

```

disp('Type "gmdh.Layers" to see the layers'' info. ');
disp(' ');

% figure;
% PlotResults(TrainTargets, TrainOutputs, 'Train Data');
%
% figure;
% PlotResults(TestTargets, TestOutputs, 'Test Data');
%
% figure;
% PlotResults(Targets, Outputs, 'All Data');
%
% if ~isempty(which('plotregression'))
%     figure;
%     plotregression(TrainTargets, TrainOutputs, 'Train Data', ...
%                   TestTargets, TestOutputs, 'TestData', ...
%                   Targets, Outputs, 'All Data');
% end
%axes(handles.axes2);

function edit7_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to edit7 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)

% Hints: get(hObject,'String') returns contents of edit7 as text
%        str2double(get(hObject,'String')) returns contents of edit7 as a double

% --- Executes during object creation, after setting all properties.
function edit7_CreateFcn(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to edit7 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    empty - handles not created until after all CreateFcns called

% Hint: edit controls usually have a white background on Windows.
%       See ISPC and COMPUTER.
if ispc && isequal(get(hObject,'BackgroundColor'), get(0,'defaultUicontrolBackgroundColor'))
    set(hObject,'BackgroundColor','white');
end

```

```

function edit8_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to edit8 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)

% Hints: get(hObject,'String') returns contents of edit8 as text
%        str2double(get(hObject,'String')) returns contents of edit8 as a double

% --- Executes during object creation, after setting all properties.
function edit8_CreateFcn(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to edit8 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    empty - handles not created until after all CreateFcns called

% Hint: edit controls usually have a white background on Windows.
%       See ISPC and COMPUTER.
if ispc && isequal(get(hObject,'BackgroundColor'), get(0,'defaultUicontrolBackgroundColor'))
    set(hObject,'BackgroundColor','white');
end

function edit9_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to edit9 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)

% Hints: get(hObject,'String') returns contents of edit9 as text
%        str2double(get(hObject,'String')) returns contents of edit9 as a double

% --- Executes during object creation, after setting all properties.
function edit9_CreateFcn(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to edit9 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    empty - handles not created until after all CreateFcns called

% Hint: edit controls usually have a white background on Windows.
%       See ISPC and COMPUTER.
if ispc && isequal(get(hObject,'BackgroundColor'), get(0,'defaultUicontrolBackgroundColor'))
    set(hObject,'BackgroundColor','white');
end

```

```

function edit10_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to edit10 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)

% Hints: get(hObject,'String') returns contents of edit10 as text
%        str2double(get(hObject,'String')) returns contents of edit10 as a double

% --- Executes during object creation, after setting all properties.
function edit10_CreateFcn(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to edit10 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    empty - handles not created until after all CreateFcns called

% Hint: edit controls usually have a white background on Windows.
%        See ISPC and COMPUTER.
if ispc && isequal(get(hObject,'BackgroundColor'), get(0,'defaultUicontrolBackgroundColor'))
    set(hObject,'BackgroundColor','white');
end

function edit3_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to edit3 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)

% Hints: get(hObject,'String') returns contents of edit3 as text
%        str2double(get(hObject,'String')) returns contents of edit3 as a double

% --- Executes during object creation, after setting all properties.
function edit3_CreateFcn(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to edit3 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    empty - handles not created until after all CreateFcns called

% Hint: edit controls usually have a white background on Windows.
%        See ISPC and COMPUTER.
if ispc && isequal(get(hObject,'BackgroundColor'), get(0,'defaultUicontrolBackgroundColor'))
    set(hObject,'BackgroundColor','white');
end
end

```

```

function edit4_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to edit4 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)

% Hints: get(hObject,'String') returns contents of edit4 as text
%        str2double(get(hObject,'String')) returns contents of edit4 as a double

% --- Executes during object creation, after setting all properties.
function edit4_CreateFcn(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to edit4 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    empty - handles not created until after all CreateFcns called

% Hint: edit controls usually have a white background on Windows.
%        See ISPC and COMPUTER.
if ispc && isequal(get(hObject,'BackgroundColor'), get(0,'defaultUicontrolBackgroundColor'))
    set(hObject,'BackgroundColor','white');
end

function edit5_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to edit5 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)

% Hints: get(hObject,'String') returns contents of edit5 as text
%        str2double(get(hObject,'String')) returns contents of edit5 as a double

% --- Executes during object creation, after setting all properties.
function edit5_CreateFcn(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to edit5 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    empty - handles not created until after all CreateFcns called

% Hint: edit controls usually have a white background on Windows.
%        See ISPC and COMPUTER.
if ispc && isequal(get(hObject,'BackgroundColor'), get(0,'defaultUicontrolBackgroundColor'))
    set(hObject,'BackgroundColor','white');
end

function edit6_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to edit6 (see GCBO)

```

```

% eventdata reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles structure with handles and user data (see GUIDATA)

% Hints: get(hObject,'String') returns contents of edit6 as text
%         str2double(get(hObject,'String')) returns contents of edit6 as a double

% --- Executes during object creation, after setting all properties.
function edit6_CreateFcn(hObject, eventdata, handles)
% hObject handle to edit6 (see GCBO)
% eventdata reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles empty - handles not created until after all CreateFcns called

% Hint: edit controls usually have a white background on Windows.
%         See ISPC and COMPUTER.
if ispc && isequal(get(hObject,'BackgroundColor'), get(0,'defaultUicontrolBackgroundColor'))
    set(hObject,'BackgroundColor','white');
end

function edit1_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject handle to edit1 (see GCBO)
% eventdata reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles structure with handles and user data (see GUIDATA)

% Hints: get(hObject,'String') returns contents of edit1 as text
%         str2double(get(hObject,'String')) returns contents of edit1 as a double

% --- Executes during object creation, after setting all properties.
function edit1_CreateFcn(hObject, eventdata, handles)
% hObject handle to edit1 (see GCBO)
% eventdata reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles empty - handles not created until after all CreateFcns called

% Hint: edit controls usually have a white background on Windows.
%         See ISPC and COMPUTER.
if ispc && isequal(get(hObject,'BackgroundColor'), get(0,'defaultUicontrolBackgroundColor'))
    set(hObject,'BackgroundColor','white');
end

function edit2_Callback(hObject, eventdata, handles)

```

```

% hObject    handle to edit2 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)

% Hints: get(hObject,'String') returns contents of edit2 as text
%         str2double(get(hObject,'String')) returns contents of edit2 as a double

% --- Executes during object creation, after setting all properties.
function edit2_CreateFcn(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to edit2 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    empty - handles not created until after all CreateFcns called

% Hint: edit controls usually have a white background on Windows.
%         See ISPC and COMPUTER.
if ispc && isequal(get(hObject,'BackgroundColor'), get(0,'defaultUicontrolBackgroundColor'))
    set(hObject,'BackgroundColor','white');
end

% --- Executes on button press in pushbutton1.
function pushbutton1_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to pushbutton1 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)

% --- Executes on button press in pushbutton2.
function pushbutton2_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to pushbutton2 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)

function edit11_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to edit11 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)

% Hints: get(hObject,'String') returns contents of edit11 as text
%         str2double(get(hObject,'String')) returns contents of edit11 as a double

```

```

% --- Executes during object creation, after setting all properties.
function edit11_CreateFcn(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to edit11 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    empty - handles not created until after all CreateFcns called

% Hint: edit controls usually have a white background on Windows.
%         See ISPC and COMPUTER.
if ispc && isequal(get(hObject,'BackgroundColor'), get(0,'defaultUicontrolBackgroundColor'))
    set(hObject,'BackgroundColor','white');
end

//GetPolynomialLayer.m
function L = GetPolynomialLayer(X1, Y1, X2, Y2)

    n = size(X1,1);

    N = n*(n-1)/2

    template = FitPolynomial(rand(2,3),rand(1,3),rand(2,3),rand(1,3),[]);

    L = repmat(template, N, 1);

    k = 0;
    for i=1:n-1
        for j=i+1:n
            k = k+1;
            L(k) = FitPolynomial(X1([i j],:), Y1, X2([i j],:), Y2, [i j]);
        end
    end

    [~, SortOrder] = sort([L.RMSE2]);

    L = L(SortOrder);

End

//FitPolynomial.m
function p = FitPolynomial(x1, Y1, x2, Y2, vars)

    X1 = CreateRegressorsMatrix(x1);
    c = Y1*pinv(X1);

    Y1hat = c*X1;
    e1 = Y1- Y1hat;

```

```

MSE1 = mean(e1.^2);
RMSE1 = sqrt(MSE1);

f = @(x) c*CreateRegressorsMatrix(x);

Y2hat = f(x2);
e2 = Y2- Y2hat;
MSE2 = mean(e2.^2);
RMSE2 = sqrt(MSE2);

p.vars = vars;
p.c = c;
p.f = f;
p.Y1hat = Y1hat;
p.MSE1 = MSE1;
p.RMSE1 = RMSE1;
p.Y2hat = Y2hat;
p.MSE2 = MSE2;
p.RMSE2 = RMSE2;

end

function X = CreateRegressorsMatrix(x)

X = [ones(1,size(x,2))
     x(1,:)
     x(2,:)
     x(1,:).^2
     x(2,:).^2
     x(1,:).*x(2,:)
     ];

End

// ApplyGMDH.m
function Yhat = ApplyGMDH(gmdh, X)

nLayer = numel(gmdh.Layers);

Z = X;
for l=1:nLayer
    Z = GetLayerOutput(gmdh.Layers{l}, Z);
end
Yhat = Z;

```

```
end
```

```
function Z = GetLayerOutput(L, X)
```

```
    m = size(X,2);
```

```
    N = numel(L);
```

```
    Z = zeros(N,m);
```

```
    for k=1:N
```

```
        vars = L(k).vars;
```

```
        x = X(vars,:);
```

```
        Z(k,:) = L(k).f(x);
```

```
    end
```

```
end
```