

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
Тернопільський національний економічний університет
Факультет комп'ютерних інформаційних технологій
Кафедра комп'ютерних наук

ЧИЖ Ярослав Ігорович

**Математичне та програмне забезпечення
підтримки діяльності закладу громадського
харчування/ **Mathematic tools and software for
activity support in catering****

спеціальність: 8.05010301 - Програмне забезпечення систем
магістерська програма - Програмне забезпечення систем

Магістерська робота

Виконав студент групи ПЗСм-21
Я. І. Чиж

Науковий керівник:
к.т.н., старший викладач
ВОЙТЮК І.Ф.

Магістерську роботу допущено
до захисту:

"__" _____ 20__ р.

Завідувач кафедри
_____ **А. В. Пукас**

ТЕРНОПІЛЬ - 2016

Зміст

Перелік умовних позначень.....	9
Вступ.....	10
Розділ 1 Аналіз математичних методів прогнозування	13
1.1. Постановка задачі	13
1.2. Огляд моделей прогнозування	15
1.3. Порівняння моделей прогнозування.....	24
Висновки I розділу	29
Розділ 2 Моделювання математичного забезпечення	30
2.1. Модель екстраполяції часових рядів за вибіркою максимальної подібності.	30
2.2. Алгоритм екстраполяції часових рядів за вибіркою максимальної подібності	33
Висновки II розділу	35
Розділ 3 Моделювання Програмного забезпечення системи ведення обліку залишків сировини	36
3.1. Проектування архітектури програмного забезпечення.	36
3.2. Реалізація програмної системи.....	37
3.3. Огляд користувацького інтерфейсу	39
Висновок III розділу.....	45
Висновок.....	46
Список використаних джерел.....	47

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

Тренд	Загальна тенденція при різно-направленому русі, визначена загальною спрямованістю змін показників часового ряду.
Часовий ряд	Ряд точок даних, проіндексованих (або перелічених, або відкладених на графіку) в хронологічному порядку. Найчастіше часовий ряд є послідовністю, взятою на рівновіддалених точках в часі, які йдуть одна за одною. Таким чином, він є послідовністю даних дискретного часу.
Екстраполяція	Приблизне визначення невідомих рівнів, що лежать за межами часового ряду динаміки, тобто в майбутньому (або в минулому).
Довірчий інтервал	Інтервал, який покриває невідомі параметри із заданою надійністю.
Горизонт прогнозування	Крайня межа часу для якого прогнозування буде дійсне з заданою точністю.
ПС	Програмна система
ПЗ	Програмне забезпечення
ПК	Персональний комп'ютер
ПП	Програмний продукт

ВСТУП

На сьогоднішній день потреба у вирішенні задачі прогнозування постійно збільшується у закладах громадського харчування. Однією з них є необхідність оптимізації обсягу сировинних запасів підприємства. Сировинний запас дозволяє згладити коливання попиту та знизити ризики при роботі. Низький сировинний запас породжує дефіцит виробів закладу і негативно позначається на сервісі і лояльності клієнтів. Великий сировинний запас тягне за собою залежаний товар, термін придатності якого поступово закінчується, а витрати на зберігання збільшуються.

Використовуючи засоби прогнозування, можна вирішити дану задачу і знайти оптимальний запас і кількість товару, яку потрібно закупити в певний період часу. Від точності цього рішення також залежить відсоток зекономлених коштів.

Обґрунтований вибір методу прогнозування є одним з визначальних чинників отримання достовірного прогнозу. Вданий час найбільш поширені статистичні моделі прогнозування, моделі на основі класифікаційно-регресійних дерев, нейромережеві моделі, Метод Дельфі та інші [1].

Недоліком більшості з широко розповсюджених в економічній практиці статистичних методів прогнозування є неможливість обліку зміни середовища, в якій протікає аналізований процес, тому в даний час активно розвиваються підходи на основі методів штучного інтелекту, таких як штучні нейронні мережі, штучні імунні системи (ІВС) [2], які можуть інтегруватися з іншими підходами, які відрізняються простотою розпаралелення та адаптаційними можливостями.

Незважаючи на те, що розвиток апаратних і програмних засобів надає все більш потужні обчислювальні платформи, на яких можлива реалізація складних алгоритмів прогнозування, здатних обробляти значні обсяги накопичених

даних, завдання економічного і технічного управління пред'являють все більш жорсткі вимоги до точності прогнозування. Таким чином, завдання прогнозування часових рядів ускладнюється одночасно з розвитком інформаційних технологій.

Проте, актуальною залишається задача створення програмної системи, побудованої на основі вище зазначеного методу, яка б використовувалась у різноманітних закладах харчування. Використання такої системи дозволить спростити процес ведення залишків сировинних запасів на підприємстві та дати можливість прогнозувати купівлю сировини.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Магістерська робота виконувалась відповідно до індивідуального плану виконання випускної роботи, затвердженого на засіданні кафедри комп'ютерних наук Тернопільського національного економічного університету.

Мета і задачі дослідження. Метою магістерської роботи є розробка математичного забезпечення та прикладної програмної системи для ведення залишків сировини у закладах громадського харчування.

Для досягнення цієї мети необхідно вирішити наступні задачі:

- проаналізувати математичне та програмне забезпечення засобів для ведення обліку залишків сировини;
- проаналізувати методи прогнозування;
- розробити математичну модель прогнозування попиту сировини та кількість для купівлі;
- створити архітектуру прикладної програмної системи ведення обліку сировини.

Об'єкт досліджень. Процес ведення обліку сировини закладу громадського харчування та прогнозування купівлі сировини.

Предмет досліджень. Математичне та програмне забезпечення системи ведення обліку залишків сировини.

Методи дослідження.

Наукова новизна отриманих результатів. У межах магістерської роботи отримано наступні результати:

- Модель прогнозування на основі екстраполяції часових рядів за вибіркою максимальної подібності, що відноситься до класу авторегресійних моделей;
- Розроблено архітектуру прикладної програмної системи ведення обліку сировини із можливістю прогнозуванням купівлі сировини.

Практичне значення одержаних результатів полягає у створенні та застосуванні прикладної програмної системи ведення обліку залишків сировини. Розроблену систему інтегровано в програмний комплекс для системи ведення господарської діяльності закладів громадського господарства.

Особистий внесок студента. Результати магістерської роботи було досягнуто автором самостійно. Зокрема автором було проведено дослідження існуючих методів прогнозування та запропоновано метод для прогнозування купівлі сировини.

РОЗДІЛ 1

АНАЛІЗ МАТЕМАТИЧНИХ МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ

1.1. Постановка задачі

Слово прогноз виникло від грецького πρόβωσις, що означає передбачення, пророкування. Під прогнозуванням розуміють передбачення майбутнього з допомогою наукових методів. Процесом прогнозування називається спеціальне наукове дослідження конкретних перспектив розвитку якого-небудь процесу.

Процеси та перспективи яких необхідно передбачати, найчастіше описуються часовими рядами, тобто послідовністю значень деяких величин, отриманих в певні моменти часу. Часовий ряд включає в себе два обов'язкових елементи — позначку часу і значення показника ряду, одержане тим чи іншим способом і відповідне зазначеної позначки часу. Кожен часовий ряд розглядається як вибіркова реалізація з нескінченної популяції, що генерується стохастичним процесом, на який впливають безліч факторів.

Говорячи про прогнозуванні часових рядів, необхідно розрізнити два взаємопов'язаних поняття — метод прогнозування і модель прогнозування.

Метод прогнозування являє собою послідовність дій, які потрібно здійснити для отримання моделі прогнозування тимчасового ряду.

Модель прогнозування – це функціональне уявлення, що адекватно описує часовий ряд і є основою для отримання майбутніх значень процесу. Часто, говорячи про моделі прогнозування, використовується термін модель екстраполяції.

Метод прогнозування містить послідовність дій, в результаті виконання якої визначається модель прогнозування конкретного часового ряду. Крім того,

метод прогнозування містить дії по оцінці якості прогнозних значень. Загальний ітеративний підхід до побудови моделі прогнозування складається з наступних кроків:

Крок 1. На першому кроці на підставі попереднього власного або стороннього досвіду вибирається загальний клас моделей для прогнозування тимчасового ряду на заданий горизонт.

Крок 2. Певний загальний клас моделей великий. Для безпосередньої підгонки до тимчасового ряду, що розвиваються грубі методи ідентифікації підкласів моделей. Такі методи ідентифікації використовують якісні оцінки часового ряду.

Крок 3. Після визначення підкласу моделі, необхідно оцінити її параметри, якщо модель містить параметри, або структуру, якщо модель відноситься до категорії структурних моделей. На даному етапі зазвичай використовується повторне способи, коли проводиться оцінка ділянки (або всього) часового ряду при різних значеннях змінних величин. Як правило, даний крок є найбільш трудомістким у зв'язку з тим, що часто в розрахунок приймаються всі доступні історичні значення тимчасового ряду.

Крок 4. Далі проводиться діагностична перевірка отриманої моделі прогнозування. Найчастіше вибирається ділянка або декілька ділянок тимчасового ряду, достатніх по довжині для перевірконого прогнозування і подальшої оцінки точності прогнозу. Вибрані для діагностики моделі прогнозування ділянки часового ряду називаються контрольними ділянками (періодами).

Крок 5. У разі якщо точність діагностичного прогнозування виявилася прийнятною для задач, у яких використовуються прогнозні значення, то модель готова до використання. У разі якщо точність прогнозування виявилася недостатньою для подальшого використання прогнозних значень, то можливо ітеративне повторення всіх описаних вище кроків, починаючи з першого.

Моделлю прогнозування часового ряду є функціональне уявлення, що адекватно описує часовий ряд.

При прогнозуванні часових рядів можливі два варіанти постановки завдання. У першому варіанті для отримання майбутніх значень досліджуваного часового ряду використовуються доступні значення тільки цього ряду. У другому варіанті для отримання прогнозних значень можливе використання не тільки фактичних значень шуканого ряду, але і значень набору зовнішніх факторів, представлених у вигляді тимчасових рядів. У загальному випадку часові ряди зовнішніх факторів можуть мати роздільна здатність по часу відмінне від дозволу шуканого тимчасового ряду.

При прогнозуванні часового ряду потрібно визначити функціональну залежність, що адекватно описує часовий ряд, яка називається моделлю прогнозування. Мета створення моделі прогнозування полягає в отриманні такої моделі, для якої середнє абсолютне відхилення від істинного значення прогнозованого наближається до мінімального для заданого горизонту, який називається часом попередження. Після того, як модель прогнозування часового ряду визначено, потрібно обчислити майбутні значення часового ряду, а також їх довірчий інтервал.

Актуально є створення програмної системи, побудованої на основі методу прогнозування, яка б використовувалась у різноманітних закладах харчування. Використання такої системи дозволить спростити процес ведення залишків сировинних запасів на підприємстві та дати можливість прогнозувати купівлю сировини.

1.2. Огляд моделей прогнозування

Метод прогнозування являє собою послідовність дій, які потрібно здійснити для отримання моделі прогнозування. За аналогією з кулінарією

метод – це послідовність дій, згідно якої готується страва — тобто зробиться прогноз.

Модель прогнозування – це функціональне уявлення, що адекватно описує досліджуваний процес і є основою для отримання майбутніх значень. У тій же кулінарній аналогії модель є список інгредієнтів і їх співвідношення, необхідне для нашої страви — прогнозу.

Сукупність методу і моделі утворюють повний рецепт.

Перед тим як перейти до огляду моделей, необхідно відзначити, що назви моделей та відповідних методів, як правило, збігаються. Наприклад модель прогнозування авторегресії інтегрованого ковзаючого середнього з урахуванням зовнішнього фактора (auto regression moving average external, ARIMAX). Цю модель і відповідний їй метод зазвичай називають ARIMAX [3]. В даний час прийнято використовувати англійські аббревіатури назв як моделей, так і методів.

Всі методи прогнозування поділяються на дві групи: інтуїтивні й формалізовані.

Інтуїтивне прогнозування застосовується тоді, коли об'єкт прогнозування або дуже простий, або, навпаки, настільки складний, що аналітично врахувати вплив зовнішніх факторів неможливо. Інтуїтивні методи прогнозування не припускають розробку моделей прогнозування і відображають індивідуальні судження фахівців (експертів) щодо перспектив розвитку процесу. Інтуїтивні методи засновані на мобілізації професійного досвіду і інтуїції. Такі методи використовуються для аналізу процесів, розвиток яких повністю, або частково не піддається математичній формалізації, то тобто для яких важко розробити адекватну модель.

Формалізовані методи, на відміну від інтуїтивних, розглядають моделі прогнозування. Дані моделі прогнозування поділяються на статистичні моделі та структурні моделі.

У статистичних моделях функціональна залежність між очікуваними і фактичними значеннями часового ряду, а також зовнішніми факторами задана аналітично. До статистичних моделей відносяться такі групи:

- регресійні моделі;
- авторегресійні моделі;
- моделі експоненціального згладжування.

У структурних моделях функціональна залежність між очікуваними і фактичними значеннями часового ряду, а також зовнішніми факторами задана структурно. До структурних моделей відносяться наступні групи:

- нейромережеві моделі;
- моделі на базі ланцюгів Маркова;
- моделі на базі класифікаційно-регресійних дерев.

Регресивні моделі

Існує багато задач, що потребують вивчення відносини між двома та більше змінними. Для вирішення таких завдань використовується регресійний аналіз [4]. В даний час регресія отримала широке застосування, включаючи завдання прогнозування й управління. Метою регресійного аналізу є визначення залежності між вихідної змінної та безліччю зовнішніх факторів (регресорів). При цьому коефіцієнти регресії можуть визначатися за методом найменших квадратів або методом максимальної правдоподібності.

Лінійна регресійна модель. Найпростішим варіантом регресійної моделі є лінійна регресія. В основу моделі покладено припущення, що існує дискретний зовнішній фактор $X(t)$, що виявляє вплив на досліджуваний процес $Z(t)$, при цьому зв'язок між процесом і зовнішнім фактором лінійна. Модель прогнозування на підставі лінійної регресії описується рівнянням

$$Z(t) = \alpha_0 + \alpha_1 X(t) + \varepsilon_t, \quad (1.1)$$

де α_0 і α_1 — коефіцієнти регресії; ε_t — помилка моделі. Для отримання прогнозних значень $Z(t)$ в момент часу t необхідно мати значення $X(t)$ в той же момент часу t , що рідко виконується на практиці.

Множинна регресійна модель. На практиці на процес $Z(t)$ впливає цілий ряд дискретних зовнішніх факторів $X_1(t), \dots, X_s(t)$. Тоді модель прогнозування має вигляд

$$Z(t) = \alpha_0 + \alpha_1 X_1(t) + \alpha_2 X_2(t) + \dots + \alpha_s X_s(t) + \varepsilon_t \quad (1.2)$$

Недоліком даної моделі є те, що для обчислення майбутнього значення процесу $Z(t)$ необхідно знати майбутні значення всіх факторів $X_1(t), \dots, X_s(t)$, що є майже нездійсненне на практиці.

В основу нелінійної регресійної моделі покладено припущення про те, що існує відома функція, що описує залежність між вихідним процесом $Z(t)$ і зовнішнім фактором $X(t)$.

$$Z(t) = F(X(t), A) \quad (1.3)$$

В рамках побудови моделі прогнозування необхідно визначити параметри функції A . Наприклад, можна припустити, що

$$Z(t) = \alpha_1 \cos(X(t)) + \alpha_0 \quad (1.8)$$

Для побудови моделі достатньо визначити параметри $A = [\alpha_0; \alpha_1]$.

Але на практиці рідко зустрічаються процеси, для яких вид функціональної залежності між процесом $Z(t)$ і зовнішнім фактором $X(t)$ заздалегідь відомий. У зв'язку з цим нелінійні регресійні моделі застосовуються рідко.

Авторегресивні моделі

В основу авторегресивних моделей заложено припущення, що значення процесу $Z(t)$ лінійно залежить від деякої кількості попередніх значень того самого процесу $Z(t-1), \dots, Z(t-p)$.

Авторегресивна модель ковзаючого середнього. В області аналізу часових рядів модель авторегресії (autoregressive, AR) і модель ковзаючого середнього (moving average, MA) являється однією із найкращих для використання.

Модель авторегресії є виключно корисною для опису деяких зустрічаючихся на практиці тимчасових рядів. У цій моделі поточне значення процесу виражається як кінцева лінійна сукупність попередніх значень процесу та імпульсу, який називається «білим шумом».

$$Z(t) = C + \phi_1 Z(t-1) + \phi_2 Z(t-2) + \dots + \phi_p Z(t-p) + \varepsilon_t \quad (1.5)$$

Формула (1.5) описує процес авторегресії порядку p , який часто позначається $AR(p)$, тут C — речова константа, ϕ_1, \dots, ϕ_p — коефіцієнти, ε_t — помилка моделі. Для визначення ϕ_1 і C використовують метод найменших квадратів або метод максимальної правдоподібності.

Інший тип моделі має велике значення в описі тимчасових рядів і часто використовується спільно з авторегресією називається моделлю ковзаючого середнього порядку q і описується рівнянням

$$Z(t) = \frac{1}{q} (Z(t-1) + Z(t-2) + \dots + Z(t-q)) + \varepsilon_t. \quad (1.6)$$

Цей процес (1.6) часто позначається $MA(q)$; тут q — порядок ковзаючого середнього, ε_t — помилка прогнозування. Модель ковзаючого середнього є по суті фільтром низьких частот. Потрібно відзначити, що існують прості, зважені, кумулятивні, експоненціальні моделі ковзаючого середнього.

Для досягнення більшої гнучкості в підгонці моделі часто доцільно об'єднати в одній моделі авторегресію і ковзаючене середнє. Загальна модель позначається $ARMA(p,q)$ та з'єднує в собі фільтр у вигляді ковзаючого середнього порядку q і авторегресію фільтрованих значень процесу порядку p .

Якщо в якості вхідних даних використовуються не самі значення тимчасового ряду, а їх різницю d -того порядку (на практиці необхідно d визначати, однак у більшості випадків $d \leq 2$), то модель носить назву

авторегресії інтегрованого ковзаючого середнього (ARIMA(p,d,q), autoregression integrated moving average).

Розвитком моделі ARIMA(p,d,q) є модель ARIMAX(p,d,q), яка описується рівнянням 1.7.

$$Z(t) = AR(p) + \alpha_1 X_1(t) + \dots + \alpha_s X_s(t) \quad (1.7)$$

Тут $\alpha_1, \dots, \alpha_s$ — коефіцієнти зовнішніх факторів $X_1(t), \dots, X_s(t)$.

У даній моделі найчастіше процес $Z(t)$ є результатом моделі MA(q), тобто відфільтрованими значеннями вихідного процесу. Далі для прогнозування $Z(t)$ використовується модель авторегресії, в якій введені додаткові регресори зовнішніх факторів $X_1(t), \dots, X_s(t)$.

Моделі експоненційного згладжування

Моделі експоненціального згладжування розроблені в середині ХХ століття і до сьогоднішнього дня є широко поширеними в силу їх простоти і наочності.

Модель експоненційного згладжування (exponential smoothing, ES) застосовується для моделювання фінансових та економічних процесів. В основу експоненційного згладжування закладена ідея постійного перегляду прогнозних значень по мірі надходження фактичних. Модель ES присвоює експоненціально спадні ваги спостереженнями в міру їх старіння. Таким чином, останні доступні спостереження мають більший вплив на прогнозне значення, ніж старші спостереження.

Функція моделі ES має вигляд:

$$\begin{aligned} Z(t) &= S(t) + \varepsilon_t, \\ S(t) &= \alpha \cdot Z(t-1) + (1-\alpha) \cdot S(t-1) \end{aligned} \quad (1.8)$$

де α — коефіцієнт згладжування, $0 < \alpha < 1$; початкові умови визначаються як $S(1)=Z(0)$. У даній моделі кожне наступне згладжене значення $S(t)$ є зваженим

середнім між попереднім значенням часового ряду $Z(t)$ і попереднього згладженого значення $S(t-1)$.

Модель Хольта-Вінтерса або потрійне експоненційне згладжування застосовується для процесів, які мають тренд і сезонну складову.

$$Z(t) = (R(t) + G(t)) \cdot S(t) \quad (1.9)$$

$R(t)$ – згладжений рівень без врахування сезонної змінної.

$$R(t) = \frac{\alpha \cdot Z(t-1)}{S(t-L)} + (1 + \alpha) \cdot (R(t-1) + G(t-1)) \quad (1.10)$$

$G(t)$ – згладжений тренд.

$$G(t) = \beta \cdot (S(t-1) - S(t-2)) + (1 - \beta) \cdot G(t-1) \quad (1.11)$$

$S(t)$ – сезонна змінна

$$S(t) = \frac{\gamma \cdot Z(t-1)}{S(t-L)} + (1 - \gamma) \cdot S(t-L) \quad (1.12)$$

Величина L визначається довжиною сезону досліджуваного процесу. Моделі експоненціального згладжування найбільш популярні для довгострокового прогнозування.

Нейромережеві моделі

На даний час, найпоширенішою серед структурних моделей є **модель на основі штучних нейронних мереж** (artificial neural network, ANN) [5]. Нейронні мережі складаються з нейронів (рис. 1.1).

Модель нейрона можна описати двома рівняннями.

$$\begin{aligned} U(t) &= \sum_{i=1}^m \omega_i \cdot Z(t-i) + b \\ Z(t) &= \varphi(U(t)) \end{aligned} \quad (1.13)$$

де $Z(t-1), \dots, Z(t-m)$ — вхідні сигнали; $\omega_1, \dots, \omega_m$ — синаптичні ваги нейрона; b — поріг; $\varphi(U(t))$ — функція активації.

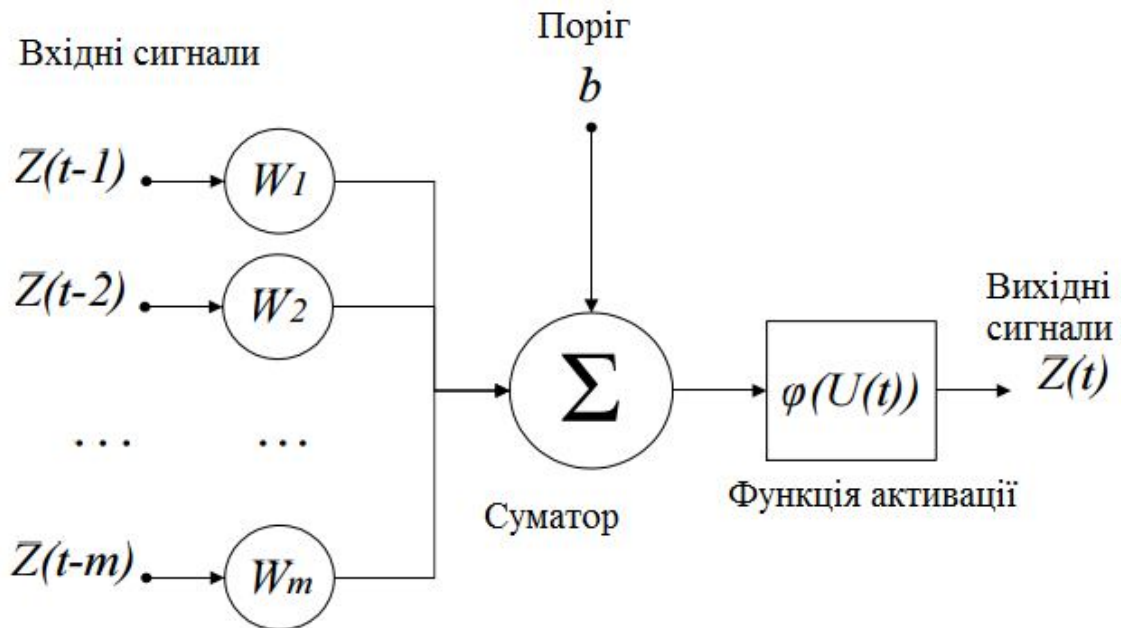


Рисунок 1.1 – Нелінійна модель нейрона.

Функції активації бувають трьох основних типів [6]:

- функція одиничного стрибка;
- кусково-лінійна функція;
- сигмоїдальна функція.

Спосіб зв'язку нейронів визначає архітектуру нейронної мережі.

Залежно від способу зв'язку нейронів мережі діляться на [6]:

- одношарові мережі прямого поширення,
- багатшарові мережі прямого поширення,
- рекурентні мережі.

Таким чином, за допомогою нейронних мереж можливе моделювання нелінійної залежності майбутнього значення часового ряду від його фактичних значень та від значень зовнішніх факторів. Нелінійна залежність визначається структурою мережі і функцією активації.

Класифікаційно-регресійні дерева

Класифікаційно-регресійні дерева (classification and regression trees, CART) є ще однією популярною структурною моделлю прогнозування часових рядів [7]. Структурні моделі CART розроблені для моделювання процесів, які впливають на як безперервні зовнішні фактори, так і категоричні. Якщо зовнішні фактори, що впливають на процес $Z(t)$, неперервні, то використовуються регресійні дерева; якщо фактори категоріальні, то — класифікаційні дерева. У випадку, якщо необхідно враховувати фактори обох типів, то використовуються змішані класифікаційно-регресійні дерева.

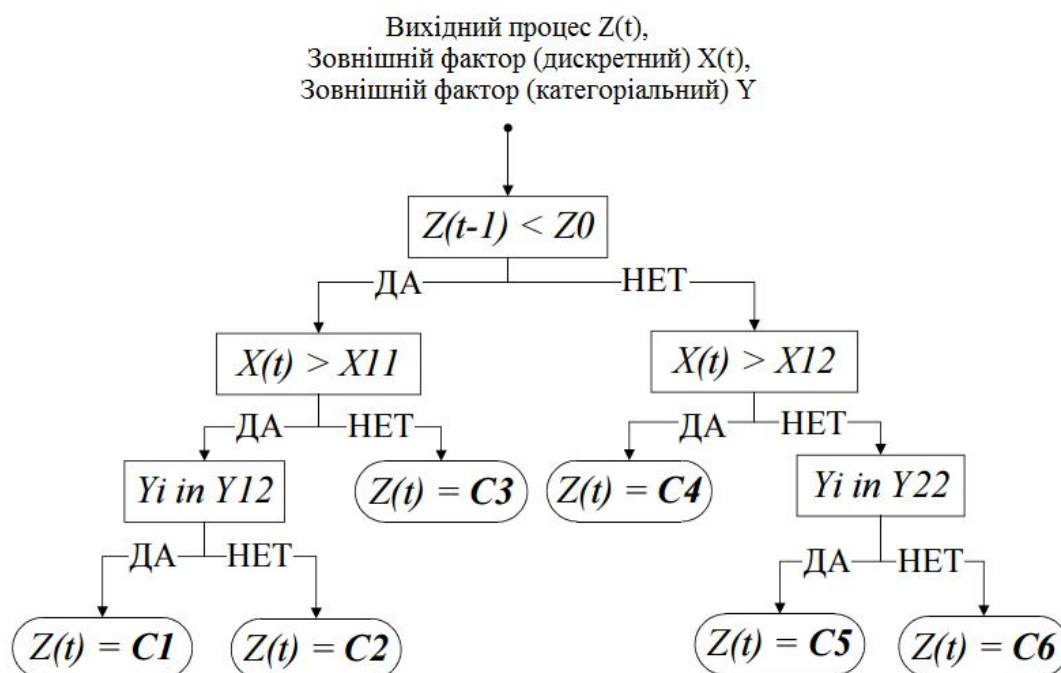


Рисунок 1.2. - Бінарне класифікаційно-регресивне дерево

Згідно моделі CART, прогнозне значення часового ряду залежить від попередніх значень, а також деяких незалежних змінних. На наведеному на рисунку 1.2 прикладі спочатку попереднє значення процесу порівнюється з константою Z_0 . Якщо значення $Z(t-1)$ менше Z_0 , то виконується наступна перевірка: $X(t) > X_{11}$. Якщо нерівність не виконується, то $Z(t) = C_3$, інакше перевірки тривають до того моменту, поки не буде знайдений гілка дерева, в якій відбувається визначення майбутнього значення процесу $Z(t)$. Важливо, що

при визначенні значення у розрахунок приймаються як безперервні змінні, наприклад, $X(t)$, так і категоріальні Y , для яких виконується перевірка присутності значення в одному із заздалегідь певних підмножин. Значення граничних констант, наприклад, Z_0 , X_{11} , а також підмножин Y_{12} , Y_{22} виконується на етапі навчання дерева.

Таким чином, CART моделює залежність майбутньої величини процесу $Z(t)$ за допомогою структури дерева, а також граничних констант і підмножин.

Генетичний алгоритм

Генетичний алгоритм (genetic algorithm, GA) був розроблений і часто застосовується для рішення задач оптимізації, а також пошукових завдань. Однак деякі модифікації GA дозволяють вирішувати задачі прогнозування [8].

Алгоритм прогнозування на основі GA дозволяє приймати в розрахунок понад 15 зовнішніх факторів, використовуючи базовий GA. Принцип роботи заснований на тому, що вихідні значення процесу $Z(t)$ і зовнішніх факторів $X_1(t), \dots, X_s(t)$ розкладають в набори, що складаються з 0 та 1, які називають генотипами. Далі застосовують ряд перетворень: схрещування і мутацію для формування перетворених наборів, які називаються фенотипами. Вихідні й отримані набори досліджуються з використанням функції пристосованості. Якщо рішення вийшло незадовільним, то знову проводиться схрещування і мутація, в результаті чого виходить ще більш нові набори (нове покоління), які знову оцінюються. Ітеративний процес продовжується до тих пір, поки рішення не буде задовільним.

1.3. Порівняння моделей прогнозування.

У попередньому розділі розглянуто огляд існуючих моделей прогнозування. В цьому розділі розглянуто переваги і недоліки описаних вище моделей.

Регресійні моделі та методи.

До переваг даних моделей відносять простоту, гнучкість, а також однаковість їх аналізу і проектування. При використанні лінійних регресійних моделей результат прогнозування може бути отриманий швидше, ніж при використанні інших моделей. Крім того, перевагою є прозорість моделювання, тобто доступність для аналізу всіх проміжних обчислень.

Основним недоліком нелінійних регресійних моделей є складність визначення виду функціональної залежності, а також трудомісткість визначення параметрів моделі. Недоліками лінійних регресійних моделей є низька адаптивність і відсутність здібності моделювання нелінійних процесів.

Авторегресійної моделі та методи.

Важливими перевагами даного класу моделей є їх простота і прозорість моделювання. Ще однією перевагою є однаковість аналізу і проектування. На сьогоднішній день даний клас моделей є одним з найбільш популярних, а тому в відкритому доступі легко знайти приклади застосування авторегресійних моделей для розв'язання задач прогнозування часових рядів різних предметних областей.

Недоліками даного класу моделей є: велика кількість параметрів моделі, ідентифікація яких неоднозначна і ресурсозатратна; низька адаптивність моделей, а також лінійність і, як наслідок, відсутність здатності моделювання нелінійних процесів, часто зустрічаються на практиці.

Моделі і методи експоненціального згладжування.

Перевагами даного класу моделей є простота та одноманітність їх аналізу і проектування. Цей клас моделей частіше інших використовується для довгострокового прогнозування.

Недоліком даного класу моделей є відсутність гнучкості.

Нейромережеві моделі та методи.

Основною перевагою нейромережевих моделей є нелінійність, тобто здатність встановлювати нелінійні залежності між очікуваними і фактичними значеннями процесів. Іншими важливими перевагами є: адаптивність, масштабованість (паралельна структура ANN прискорює обчислення) і однаковість їх аналізу і проектування.

При цьому недоліками ANN є відсутність прозорості моделювання; складність вибору архітектури, високі вимоги до несуперечності навчальної вибірки; складність вибору алгоритму навчання і ресурсомісткість процесу їх навчання.

Моделі на базі класифікаційно-регресійних дерев.

Перевагами даного класу моделей є: масштабованість, за рахунок якої можлива швидка обробка надвеликих обсягів даних; швидкість і однозначність процесу навчання дерева (на відміну від ANN), а також можливість використовувати категоріальні зовнішні фактори.

Недоліками даних моделей є неоднозначність алгоритму побудови структури дерева; складність питання зупинки тобто питання про те, коли варто припинити подальші розгалуження; відсутність однаковості їх аналізу і проектування.

Переваги та недоліки моделей і методів відображені в таблиці 1.1.

Таблиця 1.1

Порівняння моделей та методів прогнозування

Модель та метод	Переваги	Недоліки
Регресійні моделі і методи	простота, гнучкість, прозорість моделювання; однаковість аналізу і проектування	складність визначення функціональної залежності; трудомісткість знаходження коефіцієнтів залежності; відсутність можливості

		моделювання нелінійних процесів
Авторегресійні моделі і методи	простота, прозорість моделювання; однаковість аналізу і проектування; безліч прикладів застосування	трудомісткість і ресурсомісткість ідентифікації моделей; неможливість моделювання нелінійності; низька адаптивність
Моделі і методи експоненціального згладжування	простота моделювання; однаковість аналізу і проектування	недостатня гнучкість; вузька придатність моделей
Нейромережеві моделі і методи	нелінійність моделей; масштабованість, висока адаптивність; однаковість аналізу і проектування; безліч прикладів застосування	відсутність прозорості; складність вибору архітектури; жорсткі вимоги до повчальній вибірці; складність вибору алгоритму навчання; ресурсомісткість процесу навчання
Моделі і методи на базі класифікаційно-регресійних дерев	масштабованість; швидкість і простота процесу навчання; можливість враховувати категоріальні змінні	неоднозначність алгоритму побудови дерева; складність питання зупинки

Слід додатково зазначити, що для жодної з розглянутих груп моделей (методів) у перевагах не вказана точність прогнозування. Це зроблено у зв'язку з тим, що точність прогнозування того чи іншого процесу залежить не тільки від моделі, але і від досвіду дослідника, від доступності даних, від розташовуваної апаратної потужності і багатьох інших факторів. Точність прогнозування буде оцінюватися для конкретних завдань, що вирішуються в рамках даної роботи. На сьогоднішній день найбільш поширеними моделями

прогнозування є авторегресійної моделі (ARIMAX), а також нейромережеві моделі (ANN).

У статті [9], зокрема, стверджується: «Without a doubt ARIMA(X) and GRACH modeling methodologies are the most popular methodologies for forecasting time series. Neural networks are now the biggest challengers to conventional time series methods of forecasting». (Без сумнівів моделі ARIMA(X) і GARCH є найбільш популярними для прогнозування тимчасових рядів. В даний час головну конкуренцію даними моделям складають моделі на основі ANN.).

Висновки I розділу

1) Завдання прогнозування часових рядів має високу актуальність для багатьох предметних областей і є невід'ємною частиною повсякденної роботи багатьох компаній.

2) Встановлено, що до теперішнього часу розроблено багато моделей для розв'язання задачі прогнозування часового ряду, серед яких найбільшу придатність мають авторегресійної і нейромережеві моделі.

3) Виявлено переваги і недоліки розглянутих моделей. Встановлено, що суттєвим недоліком авторегресійних моделей є велика кількість вільних параметрів, які вимагають ідентифікації; недоліками нейромережевих моделей є її непрозорість моделювання і складність навчання мережі.

РОЗДІЛ 2

МОДЕЛЮВАННЯ МАТЕМАТИЧНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ

2.1. Модель екстраполяції часових рядів за вибіркою максимальної подібності.

Нехай значення тимчасового ряду доступні в дискретні моменти часу $t=1,2,\dots,T$. Позначимо часовий ряд $Z(t)=Z(1), Z(2),\dots, Z(T)$. В момент часу T необхідно визначити значення процесу $Z(t)$ в моменти часу $T+1,\dots,T+P$. Момент часу T називається моментом прогнозу, а величина P — часом попередження.

1. Для обчислення значень часового ряду в майбутні моменти часу потрібно визначити функціональну залежність, що відображає зв'язок між минулими і майбутніми значеннями цього ряду

$$Z(t)=F(Z(t-1), Z(t-2), Z(t-3), \dots)+\varepsilon_t \quad (2.1)$$

Залежність (2.1) називається моделлю прогнозування. Потрібно створити таку модель прогнозування, для якої середнє абсолютне відхилення від істинного значення прогнозованого прагне до мінімального для заданого P .

$$\bar{E}=\frac{1}{P} \sum_{t=T+1}^{T+P} |\varepsilon_t| \rightarrow \min \quad (2.1)$$

Рівня 2.1. можна переписати у вигляді :

$$\hat{Z}(t)=F(Z(t-1), Z(t-2), Z(t-3), \dots) \quad (2.3)$$

де $Z(t)$ прогнознi (розрахункові) значення часового ряду $Z(t)$.

2) Крім отримання майбутніх значень $Z(T+1), \dots, Z(T+P)$ потрібно визначити довірчий інтервал можливих відхилень цих значень.

Завдання прогнозування часового ряду проілюстрована на рисунку 2.1

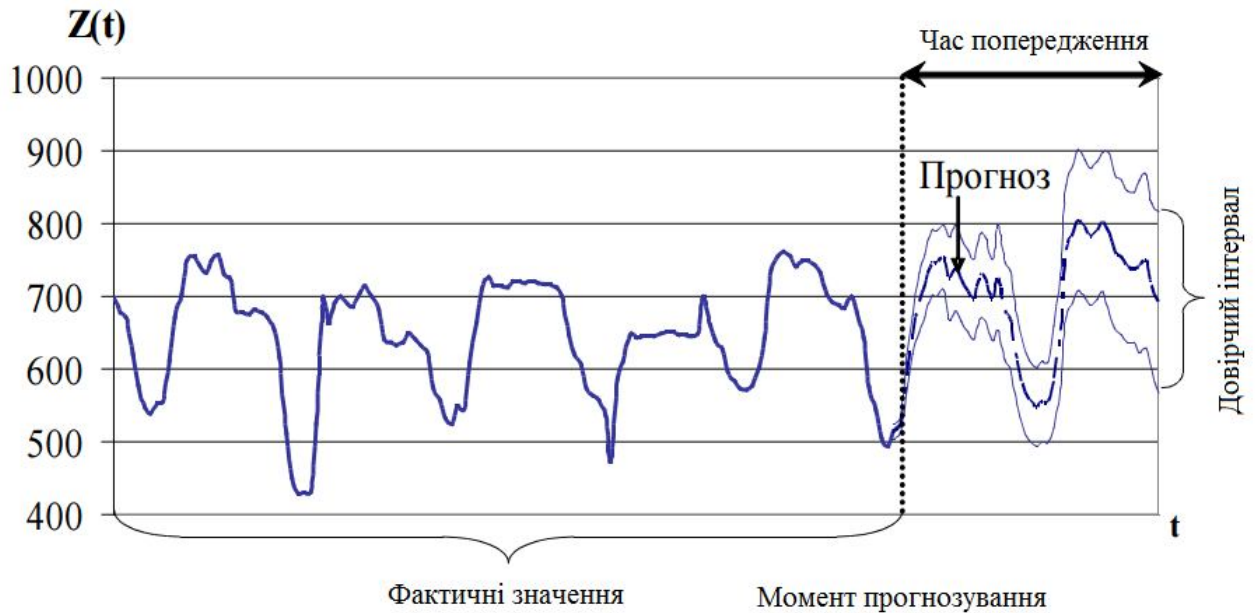


Рисунок 2.1 – Ілюстрація задачі прогнозування часового ряду.

Вибірка часового ряду.

Нехай заданий часовий ряд $Z(t) = Z(1), Z(2), \dots, Z(T)$. Набір послідовних значень $Z_t^M = Z(t), Z(t+1), \dots, Z(t+M-1)$, що лежить всередині вихідного тимчасового низки, назвемо вибіркою довжини M з моментом початку звіту t ; $M \in \{1, 2, \dots, T\}$, $t \in \{1, 2, \dots, T-M+1\}$. Фактично вибіркою є шматочок тимчасового ряду, що має точку початку відліку і довжину.

Дві вибірки однакової довжини, що належать одному тимчасовому ряду, позначимо через тимчасову затримку k : $Z_t^M = Z(t), Z(t+1), \dots, Z(t+M-1)$ і $Z_{t-k}^M = Z(t-k), \dots, Z(t-k+M-1)$; $k \in \{1, 2, \dots, t-1\}$.

Апроксимація вибірки

Для розрахунків перейдемо до векторного позначенню вибірки $Z_t^M = (Z(t), Z(t+1), \dots, Z(t+M-1))^T$ і часового ряду $Z_1^T = (Z(1), Z(2), \dots, Z(T))^T$. Тут і далі, говорячи про вибірках тимчасового ряду буде використовуватися позначення Z_t^M .

Використовуючи властивість вибірок повторюватися, апроксимуємо вибірку Z_t^M за допомогою вибірки Z_{t-k}^M таким чином

$$\mathbf{Z}_t^M = \alpha_1 \mathbf{Z}_{t-k}^M + \alpha_0 \mathbf{I}^M + \mathbf{E}^M \quad (2.4)$$

Тут α_0 і α_1 – коефіцієнти, \mathbf{I}^M – одиничний вектор значення помилок апроксимації. Вираз 2.4 можна переписати у вигляді

$$\hat{\mathbf{Z}}_t^M = \alpha_1 \mathbf{Z}_{t-k}^M + \alpha_0 \mathbf{I}^M \quad (2.5)$$

У формулі (2.5) $\hat{\mathbf{Z}}_t^M$ — апроксимовані значення вибірки \mathbf{Z}_t^M .

Подібність вибірок

Властивість двох вибірок, укладену в тому, що одна вибірка може бути виражена через іншу за допомогою лінійної залежності (2.4), назвемо подібністю двох вибірок. Покажемо, що для загального випадку лінійної регресії мінімум помилки регресії відповідає максимуму лінійної кореляції Пірсона. Нехай дана модель

$$\hat{Y} = \alpha_1 X + \alpha_0 I \quad (2.6)$$

Тоді функція суми квадратів визначається як різниця модельних $Y(i)$ і фактичних значень $Y(i)$ буде мати вигляд [10]

$$S_{reg} = \sum_{i=1}^M (\hat{Y}(i) - Y(i))^2 \quad (2.7)$$

Позначимо \bar{Y} — середнє значення модельних і фактичних спостережень, які по властивості лінійної регресії дорівнюють

$$\bar{Y} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M Y(i) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \hat{Y}(i) \quad (2.8)$$

Із книги [10] відомо, що сума квадратів відхилень досліджуваних спостережень $Y(i)$ від середнього значення \bar{Y} складається з суми квадратів відхилень модельних значень $\hat{Y}(i)$ від \bar{Y} і суми квадратів помилок регресії, визначеної у виразі (2.7). Таким чином має місце відношення

$$\sum_{i=1}^M (Y(i) - \bar{Y})^2 = \sum_{i=1}^M (\hat{Y}(i) - \bar{Y})^2 + \sum_{i=1}^M (Y(i) - \hat{Y}(i))^2 \quad (2.9)$$

Опис моделі екстраполяції

Нехай задано часовий ряд Z_1^T . Для даного часового ряду потрібно визначити значення Z_{T-1}^P . Використовуючи властивість вибірок виразимо вибірку Z_{T-1}^P через деяку вибірку Z_τ^P , що лежить всередині вихідного тимчасового низки Z_1^T

$$\hat{Z}_{T+1}^P = \alpha_1 Z_\tau^P + \alpha_0 I^P \quad (2.10)$$

2.2. Алгоритм екстраполяції часових рядів за вибіркою максимальної подібності

Алгоритм визначення вибірки Z_τ^P складається з двох кроків.

- 1) Визначити вибірку нової історії.
- 2) Визначити вибірку максимальної подібності.
- 3) Визначити вибірку базової історії.
- 4) Обчислити прогностні значення.

На рисунку 2.2 зображено приклад розміщення вибірок.

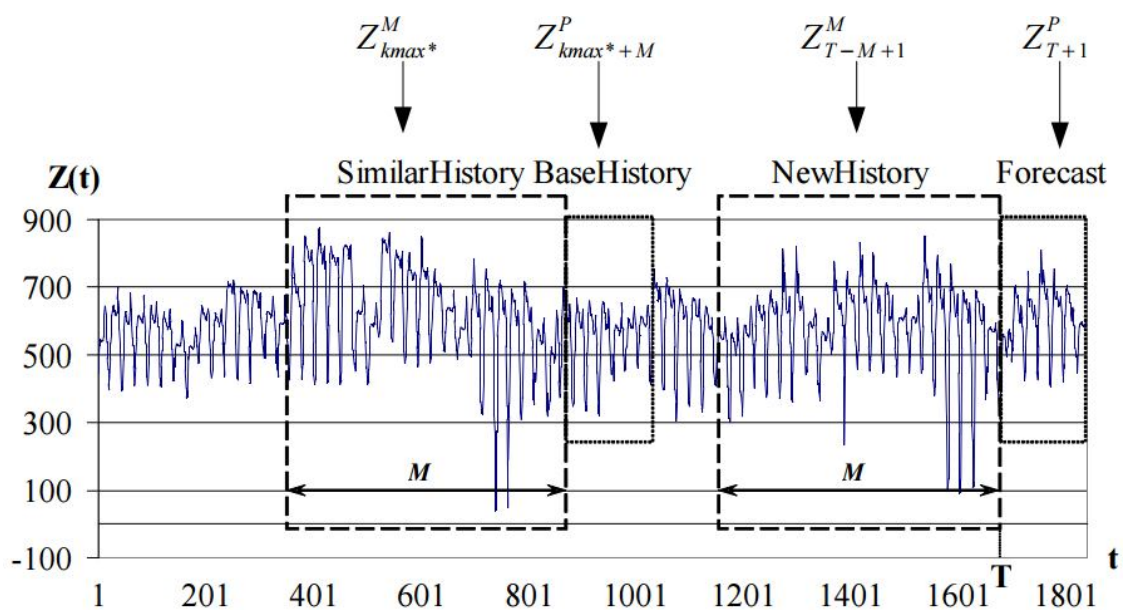


Рисунок 2.2 – Розміщення вибірок.

NewHistory – це часовий ряд розміру M (розмірність часового ряду, параметр який потрібен для екстраполяції). Після визначення цього ряду відбувається порівняння із даними історії. Коли було знайдено часовий ряд найбільшої подібності (SimilarHistory), визначається його наступні дані BaseHistory, із яких якраз буде відбувати екстраполяція із визначенням прогнозу Forecast.

Екстрапольовані значення вибірки Z_{T+1}^P (прогноз, Forecast) визначаються за формулою

$$Z_{T+1}^P = \alpha_1 Z_{k_{max} * + M}^P + \alpha_0 I^P \quad (2.11)$$

яка являє собою модель екстраполяції часових рядів за вибіркою максимальної подібності (extrapolation model on most similar pattern, EMMSP) [11], [12].

Виділимо основні особливості моделі екстраполяції часових рядів за вибіркою максимальної подібності:

- модель відноситься до класу авторегресійних моделей прогнозування;
- модель може працювати з нерівномірними часовими рядами;
- модель працює зі стаціонарними і нестаціонарними часовими рядами;
- модель має один параметр M ,
- екстраполяція P значень часового ряду проводиться за одну ітерацію.

Висновки II розділу

- 1) У цій главі запропоновано модель екстраполяції тимчасових рядів за вибіркою максимальної подібності.
- 2) Запропонована модель відносяться до класу авторегресійних моделей прогнозування і володіє всіма достоїнствами, характерними для даного класу.
- 3) Запропонована модель усуває недолік даного класу — велике число вільних параметрів, що потребують для ідентифікації. Модель екстраполяції за вибіркою максимальної подібності має один параметр.
- 4) Розроблений алгоритми екстраполяції часового ряду за вибіркою максимальної подібності.

РОЗДІЛ 3

МОДЕЛЮВАННЯ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ СИСТЕМИ ВЕДЕННЯ ОБЛІКУ ЗАЛИШКІВ СИРОВИНИ

3.1. Проектування архітектури програмного забезпечення.

На етапі проектування архітектури програмного продукту визначаються принципи роботи системи, інтерфейси користувача, всі компоненти системи та зв'язки між ними.

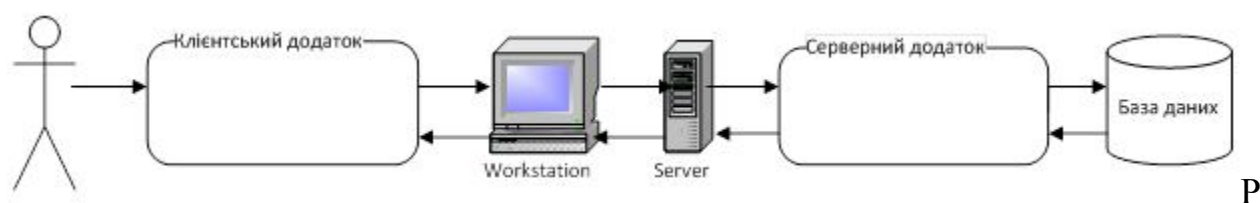
У поставленій задачі виділено такі бізнес-процеси: додавання та редагування даних про сировину, ведення обліку сировини (прихід та розхід), можливість .

Проаналізувавши ці бізнес процеси, для того щоб вирішити поставлену задачі потрібно розробити бізнес логіку, яка б працювала з базою даних, з якої б отримувались дані про кількість та вид сировини, а також ведення дат коли був рух по цій чи іншій сировині.

Для вирішення поставленої задачі потрібно:

- створити з'єднання додатку з базою даних, яка розміщена на сервері;
- створювати та редагувати дані про сировину;
- вести дані про рух сировини (прихід, розхід).

В загальному фізичний рівень реалізації програмного продукту зображено на діаграмі розміщення та компонентів (рис. 3.1).



исунок 3.1 - Діаграма розміщення та компонентів

Як зображено на діаграмі розміщення та компонентів, реалізація програмного продукту складається з 2 частин : пристрою на якому буде працювати клієнтський додаток та сервера. Власне сама робота ведення сировини буде проводитись на клієнтському додатку, з якого дані будуть відправлятися на сервер, а вже з сервера в базу даних.

Створення БД системи ведення обліку залишків сировини в закладах громадського харчування має на меті збереження даних сировину, її залишки та дані про рух сировини (прихід, розхід).

Найважливіше, в базі даних потрібно зберігати дані про саму сировину (назва, час реалізації, залишки сировинних запасів).

Ще потрібно, щоб зберігались дані про рух сировини: дати коли сировина прийшла на склад та коли її використали, а також кількість отриманої та використаної сировини.

3.2. Реалізація програмної системи

Для розроблення програмного продукту було використано технології програмування .NET Framework v4.5, C#, Microsoft Visual Studio 2015 та систему керування базами даних Microsoft SQL Server 2012.

Microsoft .NET — програмна технологія, запропонована фірмою Microsoft як платформа для створення як звичайних програм, так і веб-застосунків.

SQL Server 2012 – одна з версій системи керування базами даних представлена фірмою Microsoft. Мета випуску SQL Server 2012 — зробити керування даними самоналаштуваним, самоорганізованим та самопідтримуваним. SQL Server 2012 також включає підтримку структурованих і напівструктурованих даних.

Для реалізації прогнозування був написаний та скомпільований модуль у середовищі MatLab.

Задача інтеграції C# (.NET) модулів з модулями MatLab вирішується за допомогою внутрішнього модуля, який забезпечує коректний виклик MatLab функцій. Для коректної роботи модуля, функцію, що знаходиться в dll, в програмному коді C # (VB) необхідно підключити середовище MATLAB, яке надає доступ до методів і властивостей класів MATLAB.

Розглянемо реалізацію модуля для прогнозування.

Код модуля прогнозування наведено нище.

Постановка прогнозування

```
P = datenum('29.01.2017 00:00:00', 'dd.mm.yyyy hh:MM:ss');  
L = 24;  
M = 7;
```

P- момент прогнозування, L – горизонт прогнозування, M – параметр моделі по вибірці максимальної подібності.

Далі потрібно визначити вибірку нової історії

```
Index = find(TimeSeries(:,1) == datenum(year(P), month(P), day(P)));  
HistNewData = TimeSeries([Index-M+1:Index],:);  
Index = Index - Step * 2;  
end
```

Визначаємо значення подібності

```
k = 1;  
while Index > 3 * M + 2 * L  
    HistOldData = TimeSeries([Index-M+1 : Index],:);  
    Likeness(k,1) = Index;  
    CheckOld = find(HistOldData(:,3) > 0);  
    CheckNew = find(HistNewData(:,3) > 0);  
    if isempty(CheckOld) || isempty(CheckNew)  
        Likeness(k,2) = 0;  
    else  
        Likeness(k,2) = abs(corr(HistOldData(:,3), HistNewData(:,3), 'type', 'Data'));  
    end  
    k = k + 1;
```



```
Index = Index - Step;  
end
```

Визначаємо максимальне значення подібності

```
MaxLikeness = max(abs(Likeness(:,2)));  
IndexLikeness = find(Likeness(:,2) == MaxLikeness);  
Index = Likeness(IndexLikeness(1),1);
```

На практиці можуть випадати такі моменти, що вибірки максимальної подібності може бути декілька. Тому берем найближчу подібну вибірку.

```
HistBaseData = TimeSeries([Index+1:Index+L],:);  
HistBaseData(:,4) = weekday(HistBaseData(:,1));
```

Для пошуку коефіцієнтів α_0 і α_1 робимо апроксимацію *HistOldData* за допомогою методу найменших квадратів..

```
X = HistOldData(:,3);  
X(:,length(X(1,:))+1) = 1;  
Y = HistNewData(:,3);  
E = X(:,2);  
Xn = X'*X;  
Yn = X'*Y;  
invX = inv(Xn);  
A = invX * Yn;  
Ym = X * A;
```

І власне саме прогнозування.

```
X = HistBaseData(:,3);  
X(:,length(X(1,:))+1) = 1;  
Forecast = X * A;
```

3.3. Огляд користувацького інтерфейсу

На рисунку 3.2. зображено головне вікно програми.

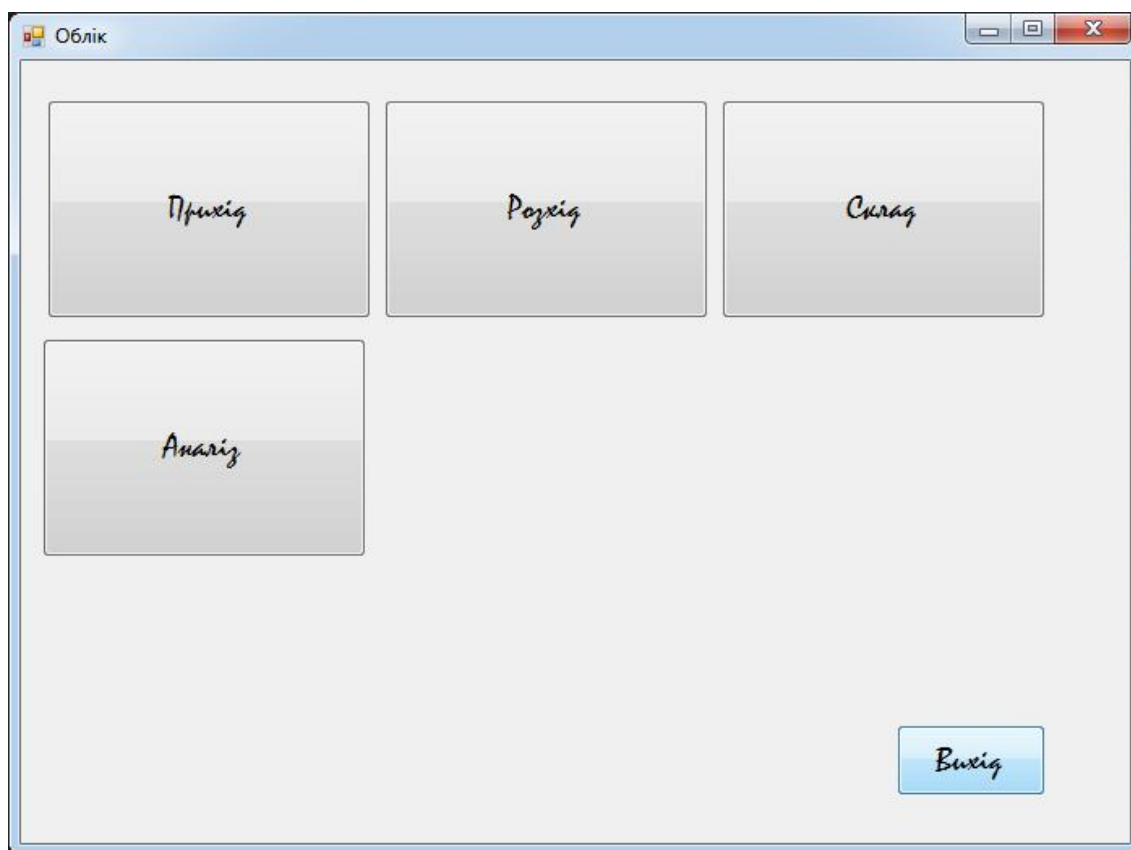


Рисунок 3.2. – Головне вікно програми.

Як видно на рисунку 3.2, можна працювати в наступних напрямках : при натисканні на кнопку «Прихід» («Розхід») відкриється діалогове вікно для створення нового прихідного (розхідного) запису (рис 3.3); при натисканні на кнопку «Склад» відкриється діалогове вікно для роботи з даними по залишку на складі; при натисканні на кнопку «Аналіз» відкриється діалогове вікно із функцією аналізу даних, в якій власне і є реалізовано метод прогнозування; при натисканні на кнопку «Вихід» програма закриється.

А тепер детальніше розглянемо кожну можливість даної програми.

Прихід

Номер прихідного документа: 0052

Дата прихідного документа: 1 лютого 2017 р.

Постачальник: ПП Сандора

№	Код	Назва	Кількість	Кількість в одиницях виміру
1	12	Сандора Мультивітамін 2л	12.00	24.00
2	13	Сандора Персик 2Л	12.00	24.00
3	18	Сандора Томатний 2Л	6.00	12.00
4				

OK

Рисунок 3.3. – Вікно формування прихідного запису.

На рисунку 3.3 зображено вікно формування прихідного запису. В ньому відображається номер запису, його дату та постачальника сировини. Постачальника сировини вибирається зі спадного списку. Далі вибирається продукція. Вона задається по коду, або, якщо двічі натисну на місце коду відкриється вікно в якому можна вибрати той чи інший продукт, і натиснувши на кнопку «ОК» від буде доданий в даний список (див. рис 3.4). Також тут вказується кількість товару який прийшов. При натисканні на кнопку «ОК» відбувається збереження запису, а дані про кількість товару додається в на склад.

Перелік товарів які числяться на складі та їх кількість зображено на рисунку 3.5.

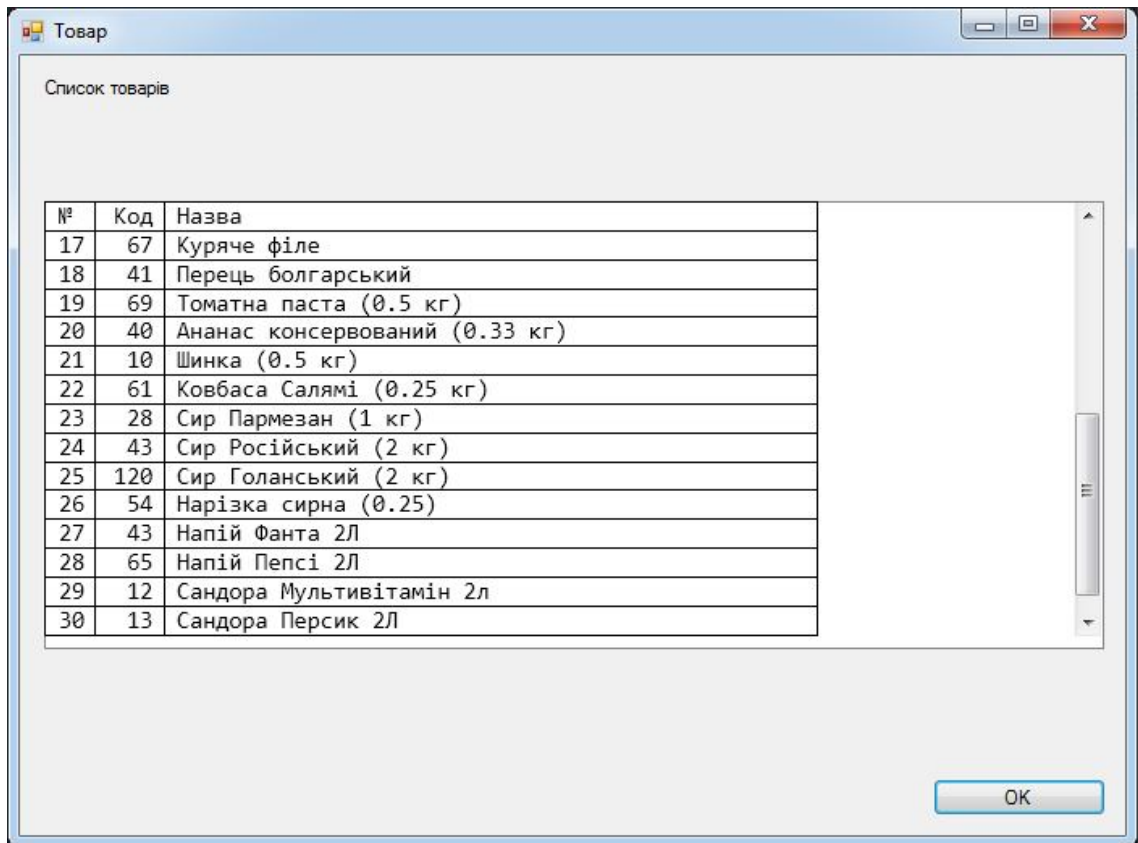


Рисунок 3.4. – Вікно вибору товару.

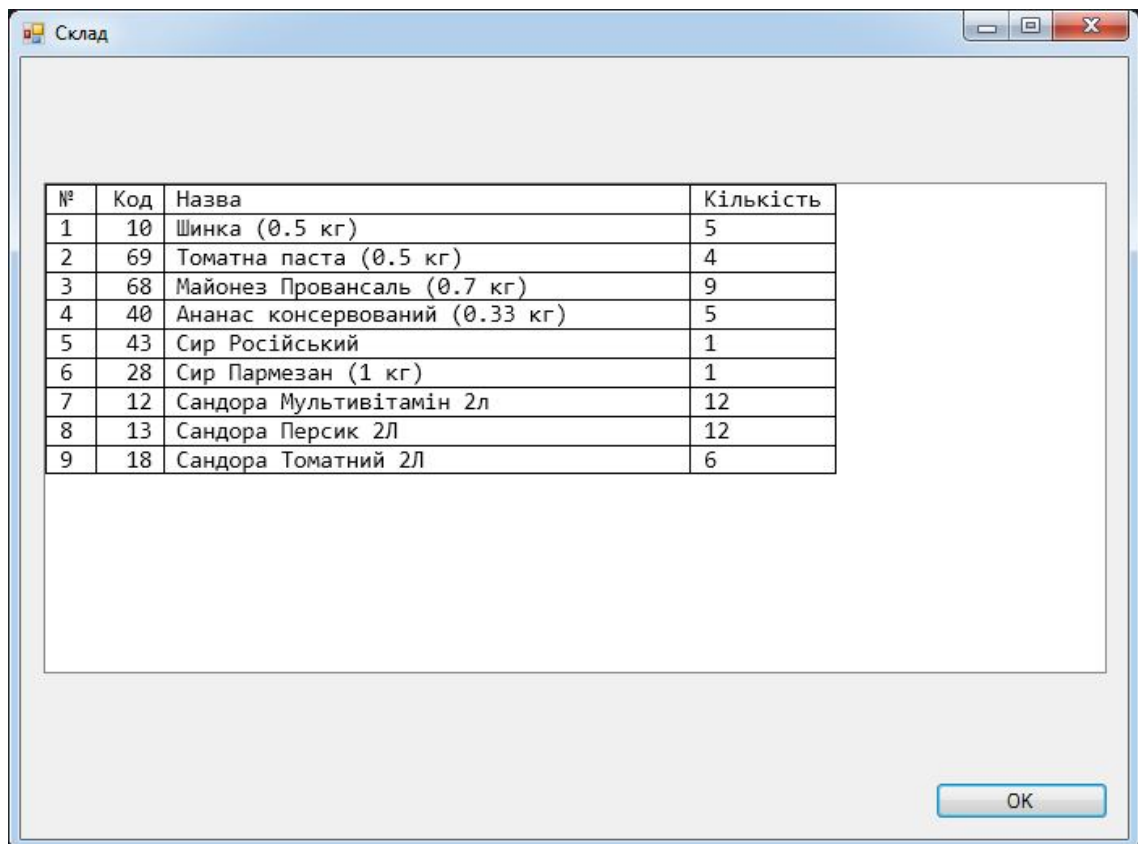
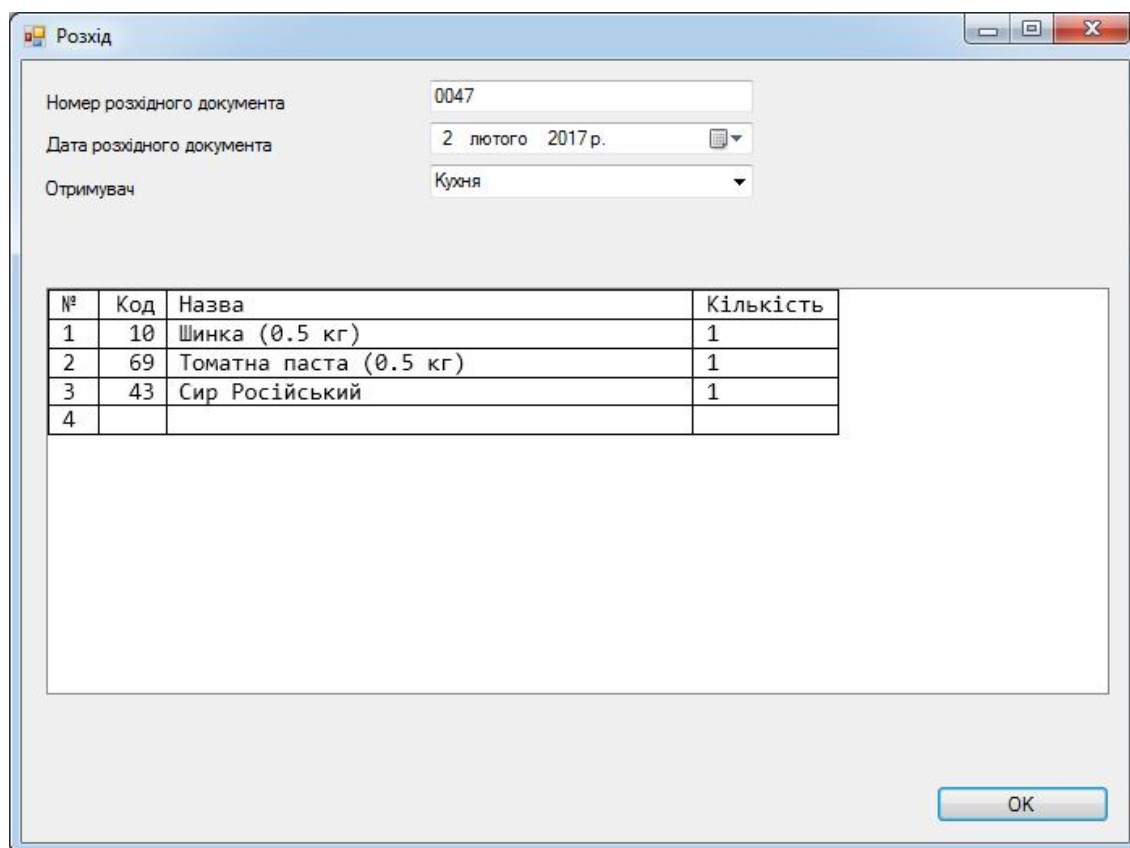


Рисунок 3.5. – Вікно з даними про залишки сировини на складі.

Після того як заклад використав якийсь певний товар на складі потрібно зробити розхідний запис. Вікно програми із даною функцією зображено на рисунку 3.6.



№	Код	Назва	Кількість
1	10	Шинка (0.5 кг)	1
2	69	Томатна паста (0.5 кг)	1
3	43	Сир Російський	1
4			

Рисунок 3.6. – Вікно для формування розхідного запису.

Для можливості перегляду руху сировини (прихід, розхід) потрібно у вікні «Склад» (див. рис. 3.5) натиснути на відповідну сировину і відкриється вікно із записами руху цієї сировини (див. рис. 3.7).

Сировина : Шинка (0.5 кг)

№ документа	Дата	Прихід	Розхід
1	09.01.2017	10	
7	09.01.2017		5
8	09.01.2017		2
9	09.01.2017	10	
15	12.01.2017		2
18	12.01.2017		4
20	12.01.2017		3
23	17.01.2017		4
24	17.01.2017	10	
25	17.01.2017		3
28	17.01.2017		4
32	17.01.2017		2
39	28.01.2017		4
46	02.02.2017		1
47	02.02.2017		1

Залишок : 5

OK

Рисунок 3.7. – Вікно з переглядом записів руху сировини (прихід, розхід)

Для того щоб переглянути певний запис потрібно двічі натиснути на відповідний запис і відкриється вікно перегляду запису по руху сировини (прихід див. рис 3.3, розхід див рис 3.6).

Висновки III розділу

1. Розроблено архітектуру програмної системи для ведення обліку сировини у закладах громадського харчування.
2. Розроблено програмну систему ведення обліку сировини в закладах громадського харчування.

ВИСНОВОК

У магістерській роботі вирішено актуальне науково-технічне завдання створення математичного забезпечення та програмної системи, яка забезпечує ведення господарства закладу громадського харчування, а саме ведення обліку сировинних запасів на складі.

Використовуючи засоби прогнозування, можна вирішити задачу знаходження оптимального запасу і кількість товару, яку потрібно закупити в певний період часу. Від точності цього рішення також залежить відсоток зекономлених коштів.

. При цьому отримано такі наукові та практичні результати:

1. Проаналізовані методи та моделі прогнозування часових рядів.
2. Обрано найбільш оптимальний вид аналізу прогнозування, а саме метод екстраполяції часових рядів за вибіркою максимальної подібності.
3. Розроблено модель та знайдено алгоритм прогнозування.
4. Спроектовано та розроблено програмну систему для ведення обліку сировинних запасів у закладах громадського харчування.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Методи та моделі прогнозування, їх класифікація [Електронний ресурс] http://lubbook.org/book_524_glava_8_3.Metodi_%D1%96_model%D1%96_prognozuva.html.
2. Дасгупта Д. Искусственные иммунные системы и их применение. – Москва: ФМЛ, 2006. - с. 23-145.
3. Методологія Боркса-Дженкінса (ARIMAX) [Електронний ресурс]. <http://knigi.link/ekonometrika/metodologiya-boksa-djenkinsa-9238.html>
4. Регресійний аналіз [Електронний ресурс]. <http://epi.cc.ua/282-regressionnyiy-analiz-26451.html>
5. Morariu N., Iancu E., Vlad S. A neural network model for time series forecasting // Romanian Journal of Economic Forecasting. 2009, No. 4. P. 213 – 223.
6. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. К.: ООО «И. Д. Вильямс», 2006. 1104 с.
7. Hannes Y.Y., Webb P. Classification and regression trees: A User Manual for Identifying Indicators of Vulnerability to Famine and Chronic Food Insecurity // International Food Policy Research Institute [Електронний ресурс]. http://www.fao.org/sd/erp/toolkit/BOOKS/classification_and_regression_trees_intro.pdf
8. Гладков Л. А., Курейчик В. В., Курейчик В. М. Генетичні алгоритми: Навчальний посібник. - 2-ге вид .. - М: Фізматліт, 2006. - С. 320.
9. Gheyas I.A., Smith L.S. A Neural Network Approach to Time Series Forecasting // Proceedings of the World Congress on Engineering, London, 2009, Vol 2 [Електронний ресурс]. P. 1292 – 1296. URL: www.iaeng.org/publication/WCE2009/WCE2009_pp1292-1296.pdf
10. Draper N., Smith H. Applied regression analysis. New York: Wiley, In press, 1981. 693 p.

11. Singh S. Pattern Modelling in Time-Series Forecasting // Cybernetics and Systems-AnInternational Journal. 2000, Vol. 31, No. 1. P. 49 – 65
12. Scherer Perlin M. Nearest neighbor method // Revista Eletrônica de Administração [Электронный ресурс]. 2007, Vol. 13, No. 2. 15 p. URL: http://read.adm.ufrgs.br/edicoes/pdf/artigo_495.pdf