УДК 351.746.1:001

Олег Васильович БОРОВИК,
доктор технічних наук, професор, начальник кафедри загальнонаукових та інженерних дисциплін Національної академії Державної прикордонної служби України імені Богдана Хмельницького, м. Хмельницький

Лілія Михайлівна ТРАСКОВЕЦЬКА,
кандидат фізико-математичних наук, доцент, професор кафедри загальнонаукових та інженерних дисциплін Національної академії Державної прикордонної служби України імені Богдана Хмельницького, м. Хмельницький

ОБҐРУНТУВАННЯ АЛГОРИТМУ, СТРУКТУРИ ТА ФУНКЦІОНАЛЬНИХ ОСОБЛИВОСТЕЙ ПРОГРАМНОГО ДОДАТКА ВІДТВОРЕННЯ ФУНКЦІОНАЛЬНОЇ ЗАЛЕЖНОСТІ ЗА ДИСКРЕТНОЮ ВИБІРКОЮ

У роботі обґрунтовано алгоритм, структуру, функціональні особливості програмного додатка відтворення функціональної залежності за дискретною вибіркою, а також проаналізовано результати функціонування додатка при розв'язуванні відповідних задач. У рамках обґрунтування алгоритму здійснено змістовний опис досліджуваної задачі та її формалізацію.

Ключові слова: *чебишевське наближення, нев'язка, валлепуссенівський альтернанс, апроксимація, ітерація.*

Постановка проблеми у загальному вигляді. Однією з достатньо важливих прикладних задач, які стосуються прийняття рішень на різних стадіях життєвого циклу виробів нової техніки, є задача відтворення функціональних залежностей за експериментально отриманою дискретною вибіркою. Її складність обумовлюється тим, що на початковому етапі формування концепції і задуму виробів відомою може бути лише неповна, різнорідна вхідна інформація, в ролі якої можуть виступати емпіричні дані, експертні оцінки, апріорна інформація про аналоги та прототипи, деякі відомості про призначення та якісні показники виробу, стандартні обмеження і дані, що характеризують умови виробництва й експлуатації тощо. Саме ці дані можуть визначати аргументи шуканих функціональних залежностей. На підставі такої інформації важливим є формування цільових функцій. Однак за цих умов вибір кількості цільових функцій, їхніх аналітичних форм, обґрунтування їхнього змісту і призначення є неформалізованою процедурою, яку може здійснити лише дослідник.

У контексті цього, у рамках розкриття концептуальної невизначеності, актуальності набуває сформульована вище задача. Особливість задачі полягає в тому, що шукані функції повинні бути не лише максимально наближеними до емпіричних даних за певним критерієм, але й мати екстремальні властивості. Специфіка екстремальних властивостей зумовлена обмеженістю інтервалу задання вихідних даних і полягає в тому, що збурення на межах інтервалу суттєво позначаються на екстремальних властивостях функції. Ця особливість є принциповою і зумовлює складнішу структуру функцій наближення, ніж у задачах інтерполяції. Ще однією важливою особливістю є необхідність вибору раціонального компромісу між суперечливими вимогами: максимізації рівня достовірності процедури виявлення шуканої закономірності, що зумовлює потребу підвищення складності класу функцій наближення, і мінімізації складності й трудомісткості процедури формування шуканої залежності, що веде до спрощення функцій наближення. Через невдалий вибір функцій може трапитися так, що відтворена функція наближатиме певні вихідні дані на більшій частині заданого інтервалу, але загалом погано описуватиме справжню функціональну залежність.

Аналіз останніх досліджень і публікацій, в яких започатковано вирішення даної проблеми та на які опираються автори. Огляд прикладних задач, які зводяться до розв'язування задачі відтворення функціональних залежностей і виявлення закономірностей за емпіричними даними, можна оцінити з роботи [1]. Методи ж відтворення функціональних залежностей за експериментально отриманою дискретною вибіркою аналізувалися в працях [1–4]. Незважаючи на серйозне теоретичне обґрунтування зазначених методів, розв'язування досліджуваних задач є достатньо проблемним у зв'язку з обчислювальними труднощами.

Метою статті є обґрунтування алгоритму, структури та створення програмного додатка, за допомогою якого можна було б відтворювати функціональні залежності за експериментально отриманою дискретною вибіркою.

Виклад основного матеріалу дослідження. Побудова алгоритму має низку принципово важливих особливостей, які виключають безпосереднє використання відомих методів системної оптимізації і методів розкриття невизначеності. У рамках обґрунтування алгоритму насамперед необхідно здійснити змістовний опис досліджуваної задачі та формалізувати її.

Змістовний опис задачі

Нехай відомою є неповна, різнорідна вхідна інформація – емпіричні дані, які характеризують умови прийняття рішень. На їх основі утворена база даних у вигляді масиву $M = \langle X_1, X_2, X_3, Y \rangle$, який має таку структуру:

компоненти вектора X_1 – це показники проектних рішень (конструктивні, технічні, технологічні тощо характеристики);

компоненти вектора X_2 – це контрольовані показники зовнішнього впливу (показники статичного і динамічного навантаження);

компоненти вектора X_3 – це показники випадкових і некерованих факторів зовнішнього впливу (показники впливу зовнішнього середовища та умов експлуатації, різних факторів ризику, прогнозованих дій партнерів і конкурентів, прогнозовані показники позаштатних ситуацій);

вектор Y визначає значення шуканих функцій, що кількісно характеризують прийняття рішень.

Необхідно на основі даних масиву $M = \langle X_1, X_2, X_3, Y \rangle$ розв'язати задачу відтворення функцій $Y\left(X_1, X_2, X_3\right)$ у загальному вигляді.

Формалізація підходів до розв'язування досліджуваної задачі

Для формалізації підходів до розв'язування задачі слід ураховувати певні особливості.

Має місце різнорідність не тільки вхідної інформації, але й властивостей груп факторів, які визначають вектори X_1, X_2, X_3.

Значення компонент вектора X_1 задано розробником, і тому їх можна змінити в процесі дослідження. Значення компонент вектора X_2 – це контрольовані показники зовнішнього впливу, які у разі його зміни можуть бути відкориговані замовником. Значення компонент вектора X_3 – вимоги, визначені випадковим зовнішнім впливом, і тому розробник повинен їх виконувати.

Отже, існує потреба оцінювання окремо ступеня впливу кожної групи факторів на властивості функцій наближення. Саме тому функції наближення слід формувати у вигляді ієрархічної багаторівневої системи моделей.

З формальної точки зору реалізувати це можна так [1].

На першому, верхньому рівні формується модель, що визначає залежність функцій наближення від змінних X_1, X_2, X_3. Шукані функції формуються у класі адитивних функцій і подаються у вигляді суперпозиції функцій від змінних X_1, X_2, X_3

$$\Phi_i(X_1, X_2, X_3) = c_{i1}\Phi_{i1}(X_1) + c_{i2}\Phi_{i2}(X_2) + c_{i3}\Phi_{i3}(X_3),\ i = \overline{1,m}. \tag{1}$$

На другому рівні формуються моделі, що визначають залежність функцій наближення нарізно від компонентів змінних X_1, X_2, X_3. Для цього здійснюється перехід від функцій векторів до суперпозицій функцій компонент цих векторів. З огляду на те, що компоненти кожного вектора X_1, X_2, X_3 різнорідні за фізичним змістом, доцільно для доданків функцій (1) вибрати клас узагальнених поліномів і зобразити їх у вигляді

$$\Phi_{i1}(X_1) = \sum_{j1=1}^{n1} a_{ij1}^{(1)} \psi_{1j1}(x_{1j1}), \qquad \Phi_{i2}(X_2) = \sum_{j2=1}^{n2} a_{ij2}^{(2)} \psi_{2j2}(x_{2j2}),$$
$$\Phi_{i3}(X_3) = \sum_{j3=1}^{n3} a_{ij3}^{(3)} \psi_{3j3}(x_{3j3}). \tag{2}$$

Для всіх $i = \overline{1,m}$ за кожною змінною $x_{1j1}, x_{2j2}, x_{3j3}$ пропонується вибирати відповідно однотипні функції $\psi_{1j1}, \psi_{2j2}, \psi_{3j3}$, що дає змогу спростити подальші обчислення.

На третьому рівні формуються моделі, які визначають функції $\psi_{1j1}, \psi_{2j2}, \psi_{3j3}$. Тут найважливішим є вибір структури і компонентів функцій $\psi_{1j1}, \psi_{2j2}, \psi_{3j3}$. Структури цих функцій вибираються аналогічно до формул (2). Їх можна подати у вигляді узагальнених поліномів

$$\psi_{sj_s}(x_{j_s}) = \sum_{p=0}^{p_{js}} \lambda_{j_s p} \phi_{j_s p}(x_{sj_s}), \ \ s = 1,2,3. \tag{3}$$

Вибираючи функції $\phi_{j_s p}$, слід ураховувати те, що вони мають забезпечувати можливість реалізації як рівномірного наближення реальних функціональних залежностей на множині, так і відповідності екстремальних властивостей функцій $\Phi_i(X_1, X_2, X_3)$. Виконання цих вимог можливе завдяки застосуванню зміщених поліномів Чебишева [1].

Для аналітичної обробки даних застосовується метод рівномірного чебишевського наближення для систем рівнянь. Чебишевський спосіб апроксимації має суттєву перевагу перед іншими способами за точністю наближення. Головною ж перевагою цього способу є забезпечення апроксимантом бажаної гарантованої точності наближення функції в усій області наближення, у тому числі і на “неосвітлених” вимірами ділянках.

Алгоритм відтворення функціональних залежностей за експериментально отриманою дискретною вибіркою

1. Формується чебишевська задача наближення для системи рівнянь

$$F(X[q_0]) - b_{q_0} = 0, \quad q_0 = \overline{1, m}\,, \tag{4}$$

$$F(X[q_0]) = \sum_{j1=1}^{n1}\sum_{p=0}^{2}\lambda_{j1p}T_p^*(x_{1j1}) + \sum_{j2=1}^{n2}\sum_{p=0}^{2}\lambda_{j2p}T_p^*(x_{2j2}) + \\ + \sum_{j3=1}^{n3}\sum_{p=0}^{2}\lambda_{j3p}T_p^*(x_{3j3}),$$

де T_p^* – зміщені поліноми Чебишева; b_{q_0} – величина, визначена співвідношенням

$$b_{q_0} = \frac{\left\{\max\limits_{i\in[1,r]}\widehat{Y}_i[q_0] + \min\limits_{i\in[1,r]}\widehat{Y}_i[q_0]\right\}}{2}, \quad q_0 = \overline{1, m}\,.$$

Розв’язування системи рівнянь (4) передбачає відшукання таких матриць $\|\lambda_{j1p}^0\|, \|\lambda_{j2p}^0\|, \|\lambda_{j3p}^0\|$, які з урахуванням максимальної нев’язки

$$\Delta_\lambda = \max_{q_0\in[1,m]}\left|F(\widehat{X}[q_0]) - b_{q_0}\right|, \tag{5}$$

узятої за міру чебишевського наближення системи (4), забезпечують найкраще наближення

$$\Delta_\lambda^0 = \min_{\|\lambda\|}\Delta_\lambda\,.$$

При цьому значення найкращого наближення Δ_λ^0 і шуканих матриць характеризуються співвідношеннями

$$\Delta_\lambda^0 = \min_{\|\lambda\|}\Delta_\lambda \max_{q_0\in[1,\,m]}\left|F(\widehat{X}[q_0]) - b_{q_0}\right|;$$

$$\lambda^0 = \arg\min_{\|\lambda\|}\Delta_\lambda \max_{q_0\in[1,\,m]}\left|F(\widehat{X}[q_0]) - b_{q_0}\right|,$$

де $\|\lambda^0\| = \left\{\|\lambda_{j1p}^0\|, \|\lambda_{j2p}^0\|, \|\lambda_{j3p}^0\|\right\}, \qquad \|\lambda\| = \left\{\|\lambda_{j1p}\|, \|\lambda_{j2p}\|, \|\lambda_{j3p}\|\right\}.$

2. Сформована система рівнянь (4), яка є несумісною і переповненою, розв'язується другим ітераційним методом Є. Я. Ремеза [3].

Слід зазначити, що тривалий час широке застосування найкращих чебишевських наближень на практиці було обмеженим через відсутність ефективних підходів до їх побудови. Вирішальний крок для розв'язання цієї проблеми було зроблено видатним математиком Є. Я. Ремезом, який запропонував ітераційні методи (перший і другий) побудови чебишевських наближень. Перевагами вказаних методів є порівняно висока швидкість їх збіжності (у деяких випадках квадратична) і можливість стандартизації обчислень з використанням ЕОМ. Методи Є. Я. Ремеза створили підґрунтя для розробки конкретних алгоритмів знаходження на практиці найкращих чебишевських наближень.

В основі методів Є. Я. Ремеза лежить теорема Чебишева, згідно з якою поліном $P_n^*(x)$ найкращого рівномірного наближення степеня *n* характеризується такою необхідною і достатньою умовою "чебишевського альтернансу": на множині точок *S* має знайтися щонайменше $(n+2)-$і точки, в яких функція відхилення $w(x)\left(f(x)-P_n(x)\right)$ досягає свого модуль-максимуму $\left|w(x)\left(f(x)-P_n^*(x)\right)\right|$ з чергуванням знака.

Другий ітераційний метод Є. Я. Ремеза, або метод послідовних чебишевських інтерполяцій, полягає у побудові послідовності наборів $(n+2)-$х точок валлепуссенівського альтернансу ($V-$альтернансу), яка збігається до чебишевського альтернансу. Властивість $V-$альтернансу передбачає тільки чергування знаків функції відхилення $\left|w(x)\left(f(x)-P_n^*(x)\right)\right|$ у точках набору. При цьому на кожній ітерації методу параметри поточного апроксиманта і відповідна величина наближення знаходяться в результаті розв'язку системи $(n+2)$ -х алгебраїчних рівнянь.

3. Формуються функції $\Phi_{i1},\Phi_{i2},\Phi_{i3}$. З цією метою за допомогою чебишевського наближення розв'язуються такі три системи рівнянь

$$F_{i21}(\widehat{X}_1[q_0]) - \widehat{Y}_i[q_0] = 0, F_{i22}(\widehat{X}_2[q_0]) - \widehat{Y}_i[q_0] = 0,$$
$$F_{i23}(\widehat{X}_3[q_0]) - \widehat{Y}_i[q_0] = 0, \quad q_0 = \overline{1, m}, \tag{6}$$

де

$$F_{i21}(\widehat{X}_1[q_0]) = \sum_{j1=1}^{n1} a_{ij1}^{(1)} \psi_{1j1}(\widehat{X}_{1j1}[q_1]),$$

$$F_{i22}(\widehat{X}_2[q_0]) = \sum_{j2=1}^{n2} a_{ij2}^{(2)} \psi_{2j2}(\widehat{X}_{2j2}[q_2]).$$

$$F_{i23}(\widehat{X}_3[q_0]) = \sum_{j3=1}^{n3} a_{ij3}^{(3)} \psi_{3j3}(\widehat{X}_{3j3}[q_3]).$$

Розв'язання кожної системи полягає у знаходженні таких матриць $\left\|a_{ij1}^{(1)}\right\|, \left\|a_{ij2}^{(2)}\right\|, \left\|a_{ij3}^{(3)}\right\|, \ \forall i \in [1,5]$, які для максимальної нев'язки

$$\Delta_{a_s} = \max_{q_0 \in [1,m]} \left| F_{i2s}(\widehat{X}_s[q_0]) - \widehat{Y}_i[q_0] \right|,$$

узятої за міру чебишевського наближення системи (6), забезпечують найкраще наближення

$$\Delta_s^0 = \min_{\|a\|} \Delta_{a_s} .$$

При цьому значення найкращого наближення і шуканих матриць характеризуються співвідношеннями

$$\Delta_1^0 = \min_{\|a_1\|} \max_{q_0 \in [1,\, m]} \left| F_{i21}(\widehat{X}_1[q_0]) - \widehat{Y}_i[q_0] \right|,$$
$$a_1^0 = \arg\min_{\|a_1\|} \max_{q_0 \in [1,\, m]} \left| F_{i21}(\widehat{X}_1[q_0]) - \widehat{Y}_i[q_0] \right|,$$
$$\Delta_2^0 = \min_{\|a_2\|} \max_{q_0 \in [1,\, m]} \left| F_{i22}(\widehat{X}_2[q_0]) - \widehat{Y}_i[q_0] \right|,$$
$$a_2^0 = \arg\min_{\|a_2\|} \max_{q_0 \in [1,\, m]} \left| F_{i22}(\widehat{X}_2[q_0]) - \widehat{Y}_i[q_0] \right|,$$
$$\Delta_{31}^0 = \min_{\|a_3\|} \max_{q_0 \in [1,\, m]} \left| F_{i23}(\widehat{X}_3[q_0]) - \widehat{Y}_i[q_0] \right|,$$
$$a_3^0 = \arg\min_{\|a_3\|} \max_{q_0 \in [1,\, m]} \left| F_{i23}(\widehat{X}_3[q_0]) - \widehat{Y}_i[q_0] \right|.$$

4. Знаходиться множина шуканих функцій наближення $\Phi_i(X_1, X_2, X_3) \ \ \forall i \in [1, r]$. Ця задача полягає у відшуканні матриць

$\|c_{i1}\|, \|c_{i2}\|, \|c_{i3}\|$ і зводиться до розв'язання чебишевської задачі наближення для системи рівнянь

$$F_{i3}(\widehat{X}[q_0]) - \widehat{Y}_i[q_0] = 0, \quad q_0 = \overline{1, m}, \ i \in [1, r], \qquad (7)$$

де

$$F_{i3}(\widehat{X}[q_0]) = c_{i1}\Phi_{i1}(\widehat{X}_1[q_1]) + c_{i2}\Phi_{i2}(\widehat{X}_2[q_2]) + c_{i3}\Phi_{i3}(\widehat{X}_3[q_3]),$$
$$q_0 \Leftrightarrow \langle q_1, q_2, q_3 \rangle$$

Чебишевський критерій оцінювання якості розв'язання формалізується аналогічно до критеріїв попередніх пунктів

$$\Delta_c^0 = \min_{\|c\|} \max_{i\in[1,r]} \left| F_{i3}(\widehat{X}[q_0]) - \widehat{Y}_i[q_0] \right|, \quad \|c^0\| = \arg\min_{\|c\|} \max_{i\in[1,r]} \left| F_{i3}(\widehat{X}[q_0]) - \widehat{Y}_i[q_0] \right|.$$

Отже, послідовне розв'язування сформульованих систем рівнянь за допомогою чебишевської інтерполяції дає змогу знайти всі невідомі величини у структурі функцій наближення.

Структура програмного додатку

Детальний аналіз алгоритму щодо найкращого рівномірного наближення дозволяє зробити висновок, що структура додатка має бути багаторівневою і кожен з рівнів повинен забезпечувати певні функціональні можливості, реалізація яких у сукупності дозволяла б організувати процес розв'язання чебишевської задачі наближення. З урахуванням концептуального підходу щодо відтворення функціональних залежностей структура додатка вбачається авторами у вигляді, який може бути оцінений з рис. 1.

Структура програмного продукту повинна забезпечувати можливість підключення всіх модулів до головного модуля програми, який містив би в собі дані про інші модулі.

Указана структура реалізована авторами у вигляді програмного додатка, що складається з восьми основних модулів, які пов'язані між собою:

модуль формування та заповнення вхідного масиву $M = \langle X_1, X_2, X_3, Y \rangle$. Модуль призначений для введення початкових даних;

модуль формування нормованої вибірки вхідного масиву $M = \langle X_1, X_2, X_3, Y \rangle$. Модуль призначений для проведення нормування вибірки вхідних даних;

модуль формування матриці коефіцієнтів $\lambda_{j1p}, \lambda_{j2p}, \lambda_{j3p}$ чебишевської задачі наближення для системи рівнянь (4);

модуль формування матриць коефіцієнтів $a_{ij1}^{(1)}, a_{ij2}^{(2)}, a_{ij3}^{(3)}$ чебишевської задачі наближення для систем рівнянь (6);

модуль формування матриць коефіцієнтів c_{i1}, c_{i2}, c_{i3} чебишевської задачі наближення для системи рівнянь (7);

модуль пошуку розв'язків СЛАР відповідно до ознаки оптимальності. Модуль призначений для оцінки похибки розв'язків систем рівнянь;

модуль підрахунку кінцевого результату. Модуль призначений для підрахунку вихідних функцій;

модуль створення звіту з проведеного дослідження. Модуль призначений для експорту всіх вхідних, вихідних даних та результату дослідження в Microsoft Excel.

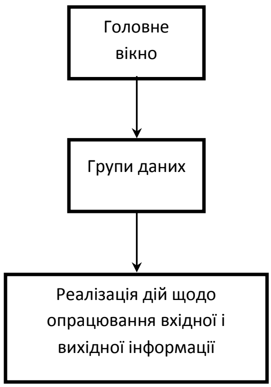

Рис. 1. Структура додатка

Визначення формату роботи з додатком

Робота з програмним додатком передбачає реалізацію таких можливостей: вибір користувачем кількості компонент у кожній з груп X_i, кількості компонент у групі Y; кількості експериментальних наборів; формування наборів вхідних даних у вигляді нормованої матриці; формування та розв'язування СЛАР; відображення розв'язку СЛАР, який відповідає ознаці оптимальності; підрахунок і виведення результату.

Для користувача передбачається можливість, перебуваючи на кожному з рівнів, керувати тим чи іншим елементом: видалення; додавання; редагування; друк звітів; експорт звітів; інше залежно від обраного пункту головного меню.

Результат кожної операції відображається в таблиці з даними. Для їх редагування опрацьований загальний шаблон, що керує збереженням вхідних і вихідних даних.

Визначення та опис вхідної і вихідної інформації

Вхідною інформацією дослідження є вибірка експериментальних даних, а вихідною – відтворені в класі адитивних функцій складові функціональної залежності.

Перелік та опис вхідної інформації додатка може бути оцінений з таблиці.

Перелік та опис вхідної інформації додатка

Вхідна інформація	Джерело інформації
Кількісні показники для відображення кількості груп незалежної змінної	Користувач
Кількість компонент (змінних) у кожній групі	Користувач
Кількісні показники для відображення кількості груп залежної змінної	Користувач
Кількість експериментальних даних	Користувач
Експериментальні дані	Користувач

З урахуванням наведених вище функціональних особливостей додатка його дизайн, на думку авторів, має використовувати певний шаблон, який повинен містити: експрес-панель, панель управління (для управління та експорту), панель контенту (таблицю для відображення контенту й даних).

За результатами опрацювання додатка можна навести такі характеристики складових шаблону додатка.

Експрес-панель має кнопки для переходів у різні рівні програми, такі як “Файл”: створити, зберегти, вихід із програми, “Обчислити”.

Вікно програми із вхідними характеристиками та отриманими результатами зображено на рис. 2.

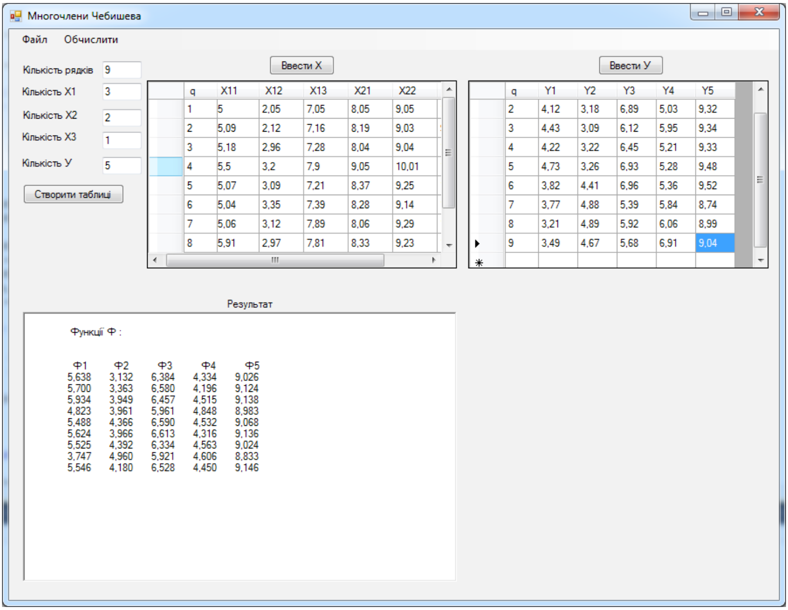

Рис 2. Вікно програми із вхідними характеристиками та отриманими результатами

Програмний додаток був опрацьований на мові програмування C# за допомогою встановлення Visual Studio 2010.

Для оптимізації роботи програми створено ряд процедур, функцій, які спрямовані на полегшення обчислювального процесу.

Зокрема, процедура для формування вхідної матриці може бути оцінена з такого коду:

```
public partial class Form1 : Form
  {
    public int n1;
    public int n2;
    public int n3;
    public int n4;
    public int m;
    public int mx;
    string Fname1 = «file1.txt»;
    string Fname2 = «file2.txt»;
    public Form1()
    {
      InitializeComponent();
      richTextBox1.Hide();
      this.dataGridView1.AutoGenerateColumns = true;
      this.dataGridView2.AutoGenerateColumns = true;
    }
      private void ввестиToolStripMenuItem_Click(object sender,
EventArgs e)
    {
      if (File.Exists(Environment.CurrentDirectory + Fname1))
        File.Delete(Environment.CurrentDirectory + Fname1);
      if (File.Exists(Environment.CurrentDirectory + Fname2))
        File.Delete(Environment.CurrentDirectory + Fname2).
```

За аналогією з дотриманням визначеної вище структури додатка реалізуються інші модулі додатка.

Порівняння результатів проведених обчислень із вихідними даними (рис. 3 і 4) дозволяє зробити висновок про достатню ефективність алгоритму та опрацьованого програмного додатка.

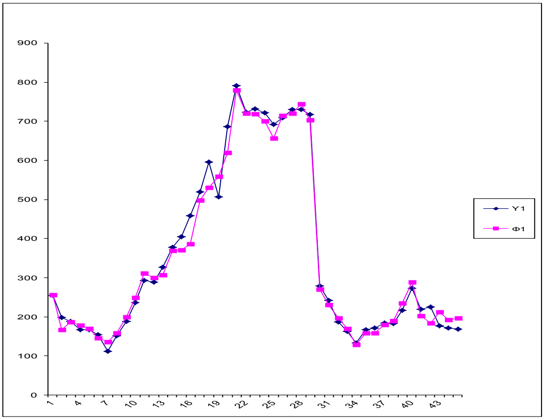

Рис. 3. Відтворена функціональна залежність $\Phi_1(X_1, X_2, X_3)$ і графік вихідної функції Y_1

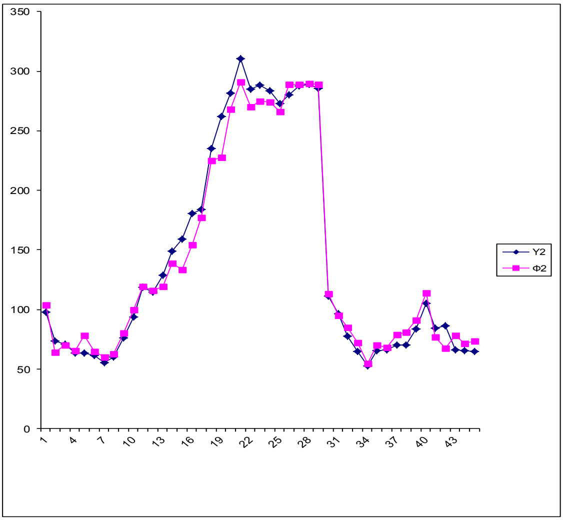

Рис. 4. Відтворена функціональна залежність $\Phi_2(X_1, X_2, X_3)$ і графік вихідної функції Y_2

Висновки. За результатами проведеного дослідження в роботі обґрунтовано алгоритм, структуру та створено програмний додаток, за допомогою якого можна опрацьовувати чебишевську задачу наближення як складову задачі відтворення функціональних закономірностей за дискретною вибіркою.

Перспективи подальших розвідок у даному напрямі. Напрямами подальших досліджень вбачається опрацювання алгоритму відтворення функціональної залежності за дискретною вибіркою з неповною інформацією.

Список використаної літератури

1. Згуровський М. З. Основи системного аналізу / М. З. Згуровський, Н. Д. Панкратова. – К. : Видавнича група ВНУ, 2007. – 544 с.

2. Каленчук-Порханова А. О. Побудова найкращих рівномірних наближень функцій багатьох змінних / А. О. Каленчук-Порханова, Л. П. Вакал // Комп'ютерні засоби, мережі та системи. – 2007. – № 6. – С. 141–148.

3. Ланцош К. Практические методы прикладного анализа / К. Ланцош. – М. : Физ.-мат. лит., 1961. – 524 с.

4. Ремез Е. Я. Основы численных методов чебышевского приближения / Е. Я. Ремез. – К. : Наук. думка, 1969. – 623 с.

Боровик О. В, Трасковецкая Л. М. **Обоснование алгоритма, структуры и функциональных особенностей программного приложения воспроизведения функциональной зависимости по дискретной выборке**

В работе обосновано алгоритм, структуру, функциональные особенности программного приложения воспроизведения функциональной зависимости по дискретной выборке, а также проанализированы результаты функционирования приложения при решении соответствующих задач. В рамках обоснования алгоритма осуществлено содержательное описание исследуемой задачи и ее формализация.

Ключевые слова: *чебышевское приближение, невязка, валлепуссеновский альтернанс, аппроксимация, итерация*.

Borovyk O. V., Traskovetska L. M. **Grounding of algorithm, structure and functional features of the functional dependence playing schedule for discrete sample**

One rather important applied problems related to decision-making at various stages of the life cycle of products of new technology, there is the problem of functional dependencies for experimentally obtained discrete sampling. Its complexity stems from the fact that the initial formation of the concept and idea products can be known only incomplete, heterogeneous input information, which can serve as empirical evidence, expert assessments, a priori information about counterparts and prototypes, some information about the purpose and qualitative product, standard limitations and data describing the conditions of production and exploitation. These data can determine the arguments of the desired functional dependencies. Thus, on the basis of this information it is important to set up the target function. However, under these conditions, the choice of the number of objective functions and their analytical forms, study their meaning and purpose is formalized procedure that can be done only researcher.

In this context, as part of the disclosure of urgency is a conceptual vagueness problem playing functional dependencies for experimentally obtained discrete sampling. The peculiarity of the problem is that the required functions should not only be as close to the empirical data by certain criteria, but have extreme properties. The specificity of the extreme properties caused by the limited interval setting initial data lies in the fact that the perturbation to within the range significantly affect the properties of extremal functions. This feature is the principal structure and leads to more complex function approximation problems than interpolation. Another important feature is the need to choose a rational compromise between conflicting requirements: maximizing the reliability of procedures to identify the desired patterns, which leads to the need to increase the complexity class function approximation and minimization of complexity and the complexity of the procedure of forming the required dependencies, leading to facilitation function approximation.

Review of applications, which are reduced to solving the functional dependencies play and identify patterns on empirical data and appropriate methods presented in several papers. However, despite the serious theoretical justification for these methods, solving problems is studied quite problematic due to computational difficulties. Attention is devoted to this aspect in this paper.

In the work the algorithm structure, functional properties of software application for playback of functional dependencies discrete sampling were grounded and analysis of the results of operation of the application in solving relevant problems. Under the grounding algorithm implemented meaningful description of the studied problem and its formalization.

Keywords: *Chebyshev approximation discrepancy, vallepussenivskyy alternation, approximation, iteration.*