

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
Запорізький національний технічний університет

МЕТОДИЧНІ ВКАЗІВКИ

**до лабораторних робіт з дисципліни
«Основи теорії інтелектуальних систем»**

для студентів спеціальності 123 «Комп'ютерна інженерія»
за освітніми програмами «Комп'ютерні системи та мережі» та
«Спеціалізовані комп'ютерні системи»
усіх форм навчання

II частина

Методичні вказівки до лабораторних робіт з дисципліни «Основи теорії інтелектуальних систем» для студентів спеціальності 123 «Комп'ютерна інженерія» за освітніми програмами «Комп'ютерні системи та мережі» та «Спеціалізовані комп'ютерні системи» усіх форм навчання (II частина) / Укл.: М.Ю. Тягунова, І.Я. Зеленьова, В.В. Шкарупило – Запоріжжя: ЗНТУ, 2018. – 22 с.

Укладачі: М.Ю. Тягунова, к.т.н., доцент
І.Я. Зеленьова, к.т.н., доцент
В.В. Шкарупило, к.т.н., доцент

Рецензент: М.Б. Ільяшенко, к.т.н., доцент

Відповідальний
за випуск: М.Ю. Тягунова, к.т.н., доцент

Затверджено:
На засіданні кафедри
«Комп'ютерні системи та мережі»
Протокол № 8
від 25 квітня 2018 р.

Рекомендовано до видання
НМК факультету КНТ
Протокол №9
від 27 квітня 2018 р.

ЗМІСТ

1 ЛАБОРАТОРНА РОБОТА №1 – ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ХОПФІЛДА.....	4
1.1 Загальні відомості.....	4
1.2 Завдання до лабораторної роботи.....	6
1.3 Контрольні питання.....	8
2 ЛАБОРАТОРНА РОБОТА №2 – РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ	9
2.1 Загальні відомості.....	9
2.2 Завдання до лабораторної роботи.....	12
2.3 Контрольні питання.....	13
3 ЛАБОРАТОРНА РОБОТА № 3 – ЗАСТОСУВАННЯ ГЕНЕТИЧНИХ АЛГОРИТМІВ.....	14
3.1 Загальні відомості.....	14
3.2 Завдання до лабораторної роботи.....	16
3.3 Контрольні питання	20
Вимоги до написання звітів.....	21
ЛІТЕРАТУРА.....	22

1 ЛАБОРАТОРНА РОБОТА № 1

Застосування нейронних мереж Хопфілда

Мета роботи: навчитися застосовувати нейронні мережі Хопфілда на практиці.

1.1 Загальні відомості

Американський дослідник вимірів у 80-х роках 20-го століття запропонував спеціальний тип нейромереж. Названі на його честь мережі Хопфілда є рекурентним або мережами із зворотними зв'язками і призначені для розпізнавання образів. Узагальнена структура цієї мережі рекомендується, як правило, у вигляді системи зі зворотним зв'язком виходу з входом.

У мережі Хопфілда вхідні сигнали нейронів є одночасно і вихідними сигналами мережі: $x_i(k) = y_i(k-1)$, при цьому збудливий вектор особливо не виділяється. У класичній системі Хопфілда відсутній зв'язок нейрона з власним виходом, що відповідає $w_{ii} = 0$, а вся матриця ваг є симетричною: $w_{ij} = w_{ji}$

$$\hat{W} = \hat{W}^T . \quad (1.1)$$

Симетричність матриці ваг гарантує збіжність процесу навчання. Процес навчання мережі формує зони тяжіння деяких точок рівноваги, відповідних навчальним даним. При використанні асоціативної пам'яті маємо справу з навчальним вектором, або з множиною цих векторів, які в результаті проведеного навчання визначають розташування конкретних точок тяжіння (атракторів).

Кожен нейрон має функцію активації Сігнум зі значеннями ± 1 :

$$\text{sign}(a) = \begin{cases} 1, a \geq 0 \\ -1, a < 0 \end{cases} . \quad (1.2)$$

Це означає, що вихідний сигнал i -го нейрона визначається функцією:

$$y_i = \text{sign}\left(\sum_{j=1}^N w_{ij}x_j + b_i\right), \quad (1.3)$$

де N позначає кількість нейронів, $N = n$. Часто постійна складова b_i , яка визначає поріг спрацьовування окремих нейронів, дорівнює 0. Тоді циклічне проходження сигналу в мережі Хопфілда можна надати співвідношенням:

$$y_i(k) = \text{sign}\left(\sum_{j=1}^N w_{ij}y_j(k-1)\right), \quad (1.4)$$

з початковою умовою $y_j(0) = x_j$.

У процесі функціонування мережі Хопфілда можна виділити два режими: навчання та класифікації. У режимі навчання на основі відомих навчальних вибірок підбираються вагові коефіцієнти w_{ij} . У режимі класифікації при зафіксованих значеннях ваг і введенні конкретного початкового стану нейронів $\mathbf{y}(0) = \mathbf{x}$ виникає перехідний процес, що протікає відповідно з виразом (3) і закінчується в одному з локальних стійких положень, що задається біполярним вектором зі значеннями, $y_j = \pm 1$ для якого $\mathbf{y}(k) = \mathbf{y}(k-1)$.

Навчання не носить рекурентного характеру. Досить ввести значення (правило Хебба) ваг, висловивши їх через проєкції вектора точки тяжіння еталонного образу:

$$w_{ij} = \frac{1}{N} x_i x_j, \quad (1.5)$$

Згідно з цим правилом мережа дає правильний результат при вхідному прикладі, що збігається з еталонним зразком, оскільки:

$$\sum_{j=1}^N w_{ij}x_j = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N x_i(x_jx_j) = x_i \sum_{j=1}^N 1 \cdot \frac{1}{N} = x_i, \quad (1.6)$$

бо внаслідок біполярності значень елементів вектора $\mathbf{x}$ завжди $x_j^2 = 1$.

При введенні великої кількості навчальних вибірок $\mathbf{x}^{(k)}$ для $k = 1, 2, \dots, p$ ваги w_{ij} підбираються згідно узагальненому правилом Хебба відповідно до яких:

$$w_{ij} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^l x_i^{(k)} x_j^{(k)}. \quad (1.7)$$

Завдяки такому режиму навчання ваги беруть значення, що визначаються усередненням множини вибірок, які здатні до навчання. У разі множини вибірок, які здатні до навчання, актуальним стає питання про стабільність асоціативної пам'яті.

Мережа Хопфілда є автоасоціативною мережею. Дискретна мережа Хопфілда має наступні характеристики: вона містить один шар елементів, кожен елемент зв'язується з усіма іншими елементами, але не пов'язаний з самим собою; за один крок роботи оновлюється лише один елемент мережі; елементи оновлюються у випадковому порядку; вихід елемента обмежений значеннями 0 або 1.

1.2 Завдання до лабораторної роботи

Приклад 1. Розглянемо мережу Хопфілда з чотирма нейронами і визначимо чотири точки рівноваги:

```
T = [+1 -1; -1 +1; +1 +1; -1 -1];
T = T';
plot ( T (1,:), T (2,:), 'rh', 'MarkerSize
', 13), hold on;
axis ([-1.1 1.1 -1.1 1.1]);
title (' Hopfield Network State Space ');
xlabel ('a (1)');
ylabel ('a (2)');
net = newhop (T);
[Y, Pf, Af] = sim (net, 4, [], T);
Y
Pf
Af
pause
color = 'rgbmy';
```

```

for i = 1:25
    a = (rands (2,1));
    [y, Pf, Af] = sim (net, (січня 1920 }, {},
a);

    record = [ cell2mat (a) cell2mat (y)];
    start = cell2mat (a);
    plot (start (1,1), start (2,1), 'kx',
record (1,:), record (2,:) , color (rem (i, 5)
+1), 'LineWidth', 5)
end

```

На рис. 1.1 показано поведінку навченої мережі при випадкових початкових умовах a .

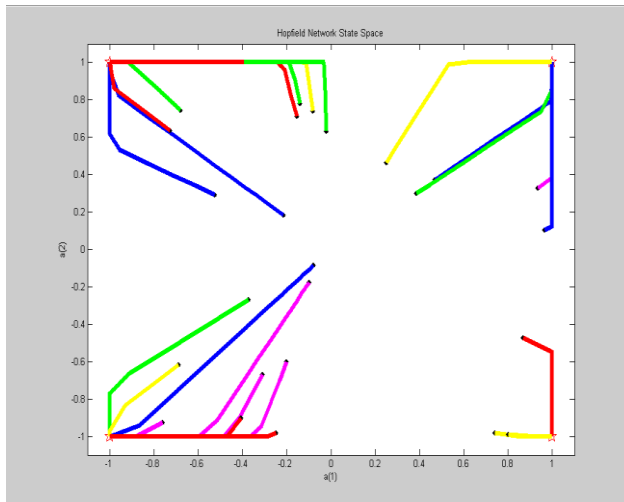


Рисунок 1.1 - Поведінка мережі Хопфілда при випадкових початкових умовах a

Приклад 2. Розпізнавання символів. В архіві «Hopfield_Matlab.zip» лежить приклад реалізації розпізнавання символів на основі мережі Хопфілда. Програма «Hopf0.m» виведе еталонні символи. Програма «Hopf0.m» генерує випадкову матрицю (символ) і крок за кроком звертає його в один з еталонних символів.

Завдання 1. Виконати приклад 1 та приклад 2. Представити роботу мережі в матричній формі (виключити цикл за елементами

матриці). Забезпечити роботу мережі Хопфілда при роботі з входами $(0, 1)$ і $(-1, 1)$. Здати всі завдання викладачеві.

1.3 Контрольні питання

1. Наведіть у графічному вигляді структуру нейронної мережі Хопфілда.
2. Які типи задач успішно вирішуються за допомогою мережі Хопфілда?
3. Опишіть особливості мережі Хопфілда, що дають змогу успішно вирішувати ці задачі.
4. Які режими можна виділити в процесі функціонування мережі Хопфілда?
5. Який недолік використання нейронної мережі Хопфілда для задач оптимізації?

2 ЛАБОРАТОРНА РОБОТА № 2

Розпізнавання образів

Мета роботи: навчитися використовувати апарат нейронних мереж для розпізнавання цифр, а також ідентифікації людей по особах на фотографії.

2.1 Загальні відомості

Теорія розпізнавання образів – розділ кібернетики, що розвиває теоретичні основи та методи класифікації та ідентифікації предметів, явищ, процесів, сигналів, ситуацій і т.п. об'єктів, які характеризуються кінцевим набором деяких властивостей і ознак. Такі завдання вирішуються досить часто, наприклад, при переході або проїзді вулиці за сигналами світлофора. Розпізнавання кольору лампи світлофора, яка загорілась, і знання правил дорожнього руху дозволяє прийняти правильне рішення про те, можна чи не можна переходити вулицю в даний момент.

Створення штучних систем розпізнавання образів залишається складною теоретичною і технічною проблемою. Необхідність у такому розпізнаванні виникає в різних галузях – від військової справи та систем безпеки до відцифровування аналогових сигналів.

Традиційно задачі розпізнавання образів включають до кола завдань штучного інтелекту.

Можна виділити два основних напрями в розпізнаванні образів:

1. Вивчення здібностей до розпізнавання, якими володіють живі істоти, пояснення та моделювання їх;
2. Розвиток теорії та методів побудови пристроїв, призначених для вирішення окремих завдань у прикладних цілях.

Розпізнавання образів – це віднесення вихідних даних до певного класу за допомогою виділення істотних ознак, що характеризують ці дані, із загальної маси несуттєвих даних.

Розрізняють декілька методів розпізнавання образів. Для оптичного розпізнавання образів можна застосувати метод перебору виду об'єкта під різними кутами, масштабами, зміщеннями і т. д. Для літер треба перебирати шрифт, властивості шрифту і т. д. Другий підхід – знайти контур об'єкта та дослідити його властивості (зв'язність, наявність кутів тощо). Ще один підхід – використовувати

штучні нейронні мережі. Цей метод вимагає або великої кількості прикладів задачі розпізнавання (з правильними відповідями), або спеціальної структури нейронної мережі, що враховує специфіку даної задачі.

У середовищі MATLAB набори вихідних даних (не плутати з цільовими даними) можна як завантажувати з файлів зображень, так і створювати безпосередньо. Рис. 2.1 ілюструє можливе вміст масиву вихідних даних.

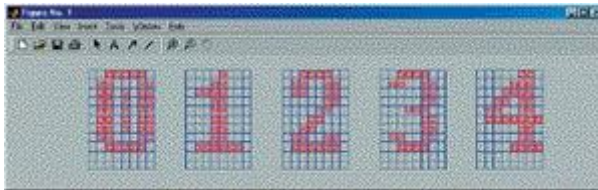


Рисунок 2.1 – Графічне представлення масиву вихідних даних

Отримати навчальні дані можна, наклавши шум на набір вихідних даних (рис. 2.2).

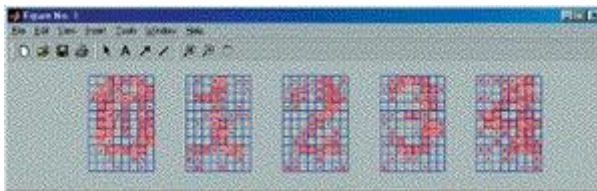


Рисунок 2.2 – Навчальні дані

У задачах класифікації, до яких відноситься даний приклад, кількість виходів мережі відповідає числу поділюваних мережею класів. Цей факт необхідно враховувати при виборі архітектури мережі і на етапі формування цільових даних.

Мережа класифікації дає найбільше значення на виході, який відповідає відповідному класу. При добре сконструйованій і навченій NN значення інших виходів будуть помітно менше.

Для вирішення цього завдання можна обрати мережу Feed-forward backprop з п'ятьма сігмоїдними нейронами першого шару і п'ятьма лінійними нейронами другого шару. Алгоритм навчання –

Левенберга-Маркара. З такою конфігурацією мережу після восьми епох навчання дає помилку порядку 10^{-30}

Відзначимо, що вже зараз успішно розробляються різноманітні системи розпізнавання образів (візуальних, звукових), що базуються на нейронних мережах. Прикладом можуть послужити програми розпізнавання сканованого тексту. Вони досить широко поширені серед власників оптичних сканерів і в реальному масштабі часу справляються з поставленими завданнями.

Автоматична ідентифікація особистості людини по його зображенню на фотографії або в відеопотоці має широке комерційне та наукове застосування. Дана тематика з'явилася на початку 80-х років, однак, її бурхливий розвиток почалося в 90-х, після створення нових технологій в сфері обробки зображень та обчислювальних машин. Дана технологія має особливий інтерес у зв'язку з тим, що може відбуватися безконтактно.

В даний час зріс інтерес до різних методів ідентифікації осіб. Для вирішення цього завдання необхідно виконати два етапи: виявити особа на фотографії, виділити і розпізнати його.

В цілому, можна виділити три методи розпізнавання образів:

1. Метод перебору. У цьому випадку проводиться порівняння з базою даних, де для кожного виду об'єктів представлені різноманітні модифікації відображення. Наприклад, для оптичного розпізнавання образів можна застосувати метод перебору виду об'єкта під різними кутами, масштабами, зміщеннями, деформаціями тощо.

2. Другий підхід - проводиться глибший аналіз характеристик образу. У разі оптичного розпізнавання це може бути визначення різних геометричних характеристик. Звуковий зразок в цьому випадку піддається частотному, амплітудному аналізу тощо.

3. Наступний метод - використання штучних нейронних мереж (ІНС). Цей метод вимагає або великої кількості прикладів завдання розпізнавання при навчанні, або спеціальної структури нейронної мережі, яка враховує специфіку даного завдання. Проте, його відрізняє більш висока ефективність і продуктивність.

При всьому різноманітті різних алгоритмів і методів розпізнавання зображень, типовий метод розпізнавання складається з трьох компонент, рис. 2.3:

- перетворення вихідного зображення в початкове уявлення (може включати в себе як попередню обробку, так і математичні перетворення, наприклад обчислення головних компонент);
- виділення ключових характеристик (наприклад береться перші n головних компонент або коефіцієнтів дискретного косинусного перетворення);
- механізм класифікації (моделювання): кластерна модель, метрика, нейронна мережа тощо.

Крім цього, побудова методу розпізнавання спирається на апіорну інформацію про предметну область (в даному випадку - характеристики особи людини), і коригується експериментальною інформацією, що з'являється по ходу розробки методу.



Рисунок 2.3 - Структура методов розпізнавання зображень

2.2 Завдання до лабораторної роботи

Завдання 1. Написати власну програму розпізнавання цифр від 0 до 9. Показати викладачеві.

Завдання 2. Провести розпізнавання облич на фотографії. Для цього виконати наступне:

- обрати кожному студентові фотографію з кількістю людей на ній не менше чотирьох;
- застосувати апарат знаходження особи на фотографії;

- застосувати нейронні мережі для розпізнавання людини по обличчю на фотографії.

2.3 Контрольні питання

1. Опишіть методи розпізнавання образів.
2. Які галузі використання кожного з методів розпізнавання образів?
3. Дуже стисло опишіть програмні продукти, які існують для розпізнавання облич.
4. Які основні напрями в розпізнаванні образів?
5. Які конкретні задачі успішно вирішуються в галузі розпізнавання образів?

3 ЛАБОРАТОРНА РОБОТА № 3

Застосування генетичних алгоритмів

Мета роботи: навчитися застосовувати генетичні алгоритми на практиці.

3.1 Загальні відомості

Основи теорії генетичних алгоритмів сформульовані Холландом в його основоположній роботі і в подальшому були розвинені рядом дослідників. Найбільш відомою і цитованою в даний час є монографія Д. Голдберга, де систематично викладено основні результати та області практичного застосування генетичних алгоритмів.

Генетичні алгоритми використовують принципи і термінологію, запозичені у біологічної науки – генетики. У генетичних алгоритмах кожна особина представляє потенційне рішення деякої проблеми. У класичному генетичному алгоритмі особина кодується рядком двійкових символів – хромосомою, кожен біт якої називається геном. Множина особин – потенційних рішень становить популяцію. Пошук (суб) оптимального вирішення проблеми виконується в процесі еволюції популяції – послідовного перетворення однієї кінцевої множини рішень у іншу за допомогою генетичних операторів репродукції, кросинговеру та мутації.

Еволюційні обчислення використовують наступні три механізми природної еволюції:

1. Перший принцип заснований на концепції виживання найсильніших і природного відбору за Дарвіном який був сформульований їм у 1859 році в книзі «Походження видів шляхом природного відбору». Згідно Дарвіну особини, які краще здатні вирішувати завдання в своєму середовищі, виживають і більше розмножуються (репродуцують). У генетичних алгоритмах кожна особина представляє собою рішення деякої проблеми аналогією з цим принципом особини з кращими значеннями цільової (фітнес) функції мають великі шанси вижити і репродуцувати. Формалізація цього принципу дає оператор репродукції.

2. Другий принцип обумовлений тим фактом, що хромосома нащадка складається з частин, отриманих з хромосом батьків. Цей

принцип був відкритий в 1865 році Менделем. Його формалізація дає основу для оператора схрещування (кросинговеру).

3. Третій принцип заснований на концепції мутації, відкритої в 1900 році де Вре. Спочатку цей термін використовувався для опису істотних (різких) змін властивостей нащадків і набуття ними властивостей, відсутніх у батьків. За аналогією з цим принципом генетичні алгоритми використовують подібний механізм для різкої зміни властивостей нащадків і тим самим, підвищують різноманіття особин в популяції (множині рішень).

Ці три принципи складають ядро еволюційних обчислень. Використовуючи їх, популяція (множина рішень даної проблеми) еволюціонує від покоління до покоління.

Генетичний алгоритм бере множину параметрів оптимізаційної проблеми та кодує їх послідовностями кінцевої довжини в деякому кінцевому алфавіті (в найпростішому випадку двійковий алфавіт «0» і «1»).

Простий генетичний алгоритм випадковим чином генерує початкову популяцію стрінгів (хромосом). Потім алгоритм генерує наступне покоління (популяцію), за допомогою трьох основних генетичних операторів:

1. Оператор репродукції (ОР);
2. Оператор схрещування (кросинговеру, ОК);
3. Оператор мутації (ОМ).

Генетичні оператори є математичної формалізацією наведених вище трьох основоположних принципів Дарвіна, Менделя і де Вре природної еволюції.

Генетичний алгоритм працює до тих пір, поки не буде виконано задану кількість поколінь (ітерацій) процесу еволюції або на деякій генерації буде отримано задану якість або внаслідок передчасної збіжності при попаданні в деякий локальний оптимум.

У кожному поколінні множина штучних особин створюється з використанням старих і додаванням нових з хорошими властивостями. Генетичні алгоритми – не просто випадковий пошук, вони ефективно використовують інформацію, накопичену в процесі еволюції. У процесі пошуку рішення необхідно дотримувати баланс між «експлуатацією» отриманих на поточний момент кращих рішень і розширенням простору пошуку. Різні методи пошуку вирішують цю проблему по-різному.

3.2 Завдання до лабораторної роботи

Завдання 1. Мінімізувати функцію однієї змінної

$$f(x) = 8x - 16 - 12\sqrt[3]{(x+4)^2}$$

Хід виконання (робота у пакеті Matlab). Напишемо M-file для даної функції і збережемо його у поточній папці під ім'ям `ex2.m`.

```
function y = x2(x)
y = 8 * x - 16 - 12 * (x + 4) ^ (2 / 3);
```

Відкриємо вікно тулбокса за допомогою *gatool*.

У полі *fitness function* введемо ім'я цільової функції `@ex2`.

Встановимо значення параметрів ГА: кількість особин в популяції = 10, кількість поколінь = 100 (у вікні критерію зупинки алгоритму), початковий відрізок = [-4; 1]. У розділі *plots* встановимо прапорці для *best fitness*, *best individual*, *distance*. Клацнемо по кнопці *start*.

У результаті завершення процесу у вікні *final point* з'явиться значення змінної x , відповідне мінімуму функції, а у вікні *status and result* можна побачити знайдене мінімальне значення цільової функції.

Для даної задачі результати вийшли наступні мінімум функції досягається в точці $x = -2.9972$ та $f(-2.9972) = -51.99998959105959$ (рис. 3.1).

Перший рисунок відображає зміну значення цільової функції. Видно, що, починаючи з 80 популяції, алгоритм зійшовся до рішення. На другому рисунку зображена найкраща особина. Третій рисунок відповідає зсуванням відстані між особинами в поколіннях. Особини стають однакові (хеммінгова відстань = 0) в останніх 18 поколіннях. Генетичний алгоритм потрібно запустити кілька разів, а потім вибрати оптимальне рішення. Це пов'язано з тим, що початкова популяція формується з використанням генератора випадкових чисел.

Переконалися в правильності рішення можна побудувавши графік функції (рис. 3.2).

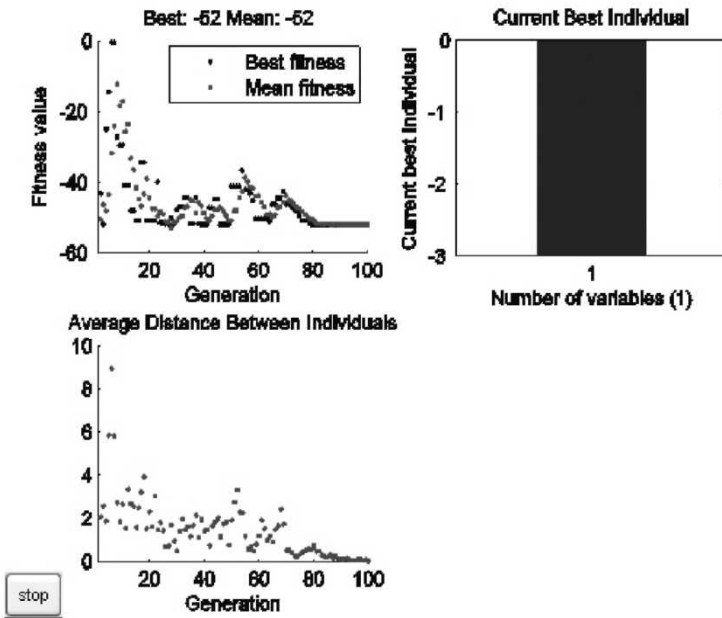


Рисунок 3.1 – Графічний аналіз рішення

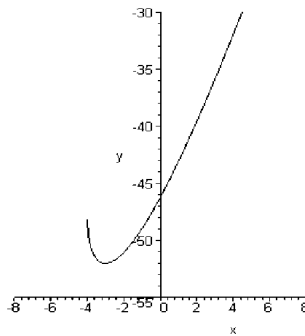


Рисунок 3.2 – Графік функції

Те ж саме можна було б отримати, використовуючи функції *gaoptimset* і *ga*. Щоб подивитися M-File виберіть в меню «File» вікна «Genetic Algorithm Tool» команду «Generate M-file», збережіть файл під іншим ім'ям і перегляньте код. Для даної задачі отримали:

```

function
[X,FVAL,REASON,OUTPUT,POPULATION,SCORES] = ex2q
% This is an auto generated M file to do
optimization
% with the Genetic Algorithm and
77% Direct Search Toolbox. Use GAOPTIMSET for
default
% GA options structure.
% Fitness function
fitnessFunction = @ex2;
% Number of Variables
nvars = 1 ;
% Start with default options
options = gaoptimset;
% Modify some parameters
options = gaoptimset(options,'PopInitRange',[-
4 ; -1 ]);
options =
gaoptimset(options,'PopulationSize',10);
options = gaoptimset(options,'MutationFcn',
{@mutationgaussian 1 1});
options = gaoptimset(options,'Display','off');
options = gaoptimset(options,'PlotFcns',
{@gaplotbestf
@gaplotbestindiv @gaplotdistance });
% Run GA
[X,FVAL,REASON,OUTPUT,POPULATION,SCORES] =
ga(fitnessFunction,nvars,options);

```

Завдання 2. Максимізувати функцію двох змінних:
 $z(x,y) = \exp(-x^2 - y^2) + \sin(x+y)$

Хід виконання. Тулбокс по генетичним алгоритмам вирішує тільки задачі мінімізації, тому для знаходження максимуму функції $f(x)$ слід мінімізувати функцію $-f(x)$. Це пояснюється тим, що точка мінімуму $-f(x)$ є деякою точкою $f(x)$, в якій досягається максимум.

Напишемо M-file для функції $z(x) = -f(x)$ і збережемо його у поточній папці під ім'ям ex13.m:

```
function z = ex13 (x)
z=-(exp(-x(1)^2-x(2)^2)+sin(x(1)+x(2)));
```

Відкриємо вікно тулбокса за допомогою *gatool*.

У полі *fitness function* введемо ім'я цільової функції *@ex13*.

Встановимо значення параметрів ГА: кількість змінних = 2, до кількостей особин у популяції = 10, кількість поколінь = 100 (у вікні критерію зупинки алгоритму), початковий відрізок = [-1; 3]. Для побудовано енія графіків у розділі *plots* встановимо прапорці для *best fitness*, *best individual*, *distance*. Клацнемо по кнопці *start*.

У результаті завершення процесу у вікні *final point* з'явиться значення змінної *x*, відповідне мінімуму функції, а у вікні *status and result* можна побачити знайдене мінімальне значення цільової функції *z(x)*.

Для даної задачі результати вийшли наступні: максимум функції досягається в точці $x = 0.46419$, $y = 0.42406$ та $f(0.46419; 0.42406) = 1.449$.

Поверхня функції представлена на рис. 3.3.

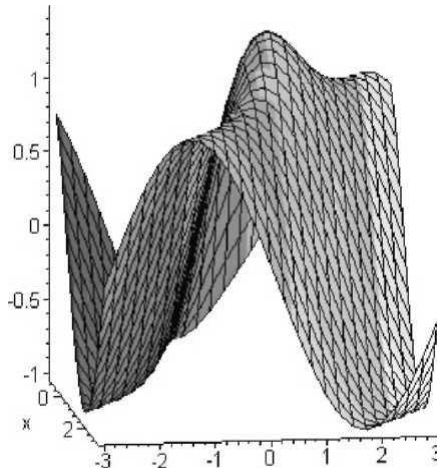


Рисунок 3.3 – Поверхня функції

Завдання 3. Знайти максимум функції $y(x) = 3\sqrt[3]{(x+4)^2} - 2x - 8$

Знайти мінімум функції: $z(x, y) = (y-3)\exp(-x^2 - y^2)$

3.3 Контрольні питання

1. Основі принципи еволюційних обчислень.
2. Що є генетичним алгоритмом?
3. Основні оператори генетичних алгоритмів.
4. Галузі використання генетичних алгоритмів.
5. Розкрийте поняття «паралельні генетичні алгоритми».

ВИМОГИ ДО НАПИСАННЯ ЗВІТІВ

Письмовий звіт необхідно надавати до кожної лабораторної роботи. При оформленні кожного звіту необхідно дотримуватися наступних вимог. Звіт повинен містити:

1. Титульний аркуш із зазначенням теми, дисципліни, студента, який виконав звіт, викладача, який приймає звіт;
2. Мета роботи;
3. Результати виконання завдань лабораторної роботи;
4. Відповіді на контрольні питання;
5. Висновки.

ЛИТЕРАТУРА

1. Рутковская, Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы / Д. Рутковская, М. Пилиньский, Л. Рутковский. - М.: РиС, 2013. - 384 с.
2. Ширяев, В.И. Финансовые рынки: Нейронные сети, хаос и нелинейная динамика: Учебное пособие / В.И. Ширяев. - М.: ЛИБРОКОМ, 2013. - 232 с.
3. Яхьяева, Г.Э. Нечеткие множества и нейронные сети: Учебное пособие / Г.Э. Яхьяева. - М.: БИНОМ. ЛЗ, ИНТУИТ.РУ, 2012. - 316 с.
4. Галушкин, А.И. Нейронные сети: основы теории. / А.И. Галушкин. - М.: РиС, 2015. - 496 с.
5. Оганезов А.Л. Применение нейронных сетей в задачах распознавания образов : дис. на соискание ученой степени канд. физ.-мат. наук. Тбилиси. 2006. – 149 с.
6. Саймон Хайкин. Нейронные сети: полный курс. 2-е изд. Пер. с англ. – М.: Издательский дом "Вильямс", 2006. – 1104 с.
7. Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей. М.: Издательский дом «Вильямс», 2001. – 287с.
8. Юрич М.Ю. (Тягунова М.Ю.) Гибридный алгоритм распределения задач в вычислительной системе / Юрич М.Ю. // Сборник научных трудов Донецкого национального технического университета. Серия: Информатика, кибернетика и вычислительная техника. – 2010. –Выпуск 12 (65) – с. 66–72.
9. Скобцов Ю.О. Основы эволюционных вычислений. Учебное пособие. Д.: ДонНТУ, 2008. – 326 с.
10. Караев А.Д. Применение генетического алгоритма для имитации искусственного интеллекта в игре / А.Д. Караев, Д.А. Караева // Студенческая наука: современные реалии : материалы II Междунар. студенч. науч.-практ. конф. (Чебоксары, 1 сент. 2017 г.) / редкол.: О.Н. Широков [и др.] – Чебоксары: ЦНС «Интерактив плюс», 2017. – С. 53-60.
11. Панченко Т.В. Генетические алгоритмы: учебно-методическое пособие / под ред. Ю.Ю. Тарасевича. – Астрахань: Издательский дом «Астраханский университет», 2007. – 87 с.