

**ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ НЕЙРО-НЕЧІТКИХ СИСТЕМ
КЛАСИФІКАЦІЇ ЕЛЕКТРООПТИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ В
УМОВАХ ІНФОРМАЦІЙНОЇ НЕВИЗНАЧЕНОСТІ**

І.М. ПЕТРОСЮК, Ю.П. ЗАЙЧЕНКО

Проведено порівняльний аналіз нейро-нечітких алгоритмів класифікації та досліджено їх роботу для класифікації електрооптичних зображень в умовах інформаційної невизначеності. Розглянуто алгоритми класифікації нейронної мережі Кохонена та нечітких нейромереж ANFIS і NEFCLASS. Запропоновано новий метод класифікації електрооптичних зображень для даного класу задач.

ВСТУП

Класифікація об'єктів в умовах нечіткої початкової інформації є одним із найбільш важливих напрямів дослідження штучного інтелекту. Системи класифікації — незамінні компоненти в інтелектуальних системах, де вони замість людини виконують рутинну обробку великих об'ємів даних. Ефективна система класифікації повинна виконувати таку обробку з найменшими витратами.

Один із шляхів подолання недоліку класифікації зображень з неповною інформацією призводить до розробки та використання нечітких моделей. Для вибору найбільш оптимального методу класифікації необхідно провести порівняльний аналіз нейро-нечітких алгоритмів класифікації та дослідити їх здатність розрізняти та виявляти об'єкти, класи, області на зображеннях електрооптичних (ЕО) систем в умовах інформаційної невизначеності.

Нечітка класифікація об'єктів для ЕО зображень заснована на принципі зорового сприйняття людиною візуальної інформації. Особливістю психофізичних процесів людини при обробці оптичної інформації є декореляція об'єктів у просторі та часі з метою визначення їхньої природи за допомогою відомої інформації — апріорних знань. Така особливість дозволяє людині використовувати найбільш інформативні ознаки об'єктів і економно кодувати інформацію для передачі її на вторинну обробку — у мозок людини. У сітчатці ока існує три типи сенсорів з різними спектральними характеристиками (R, G, B). Адаптація кожного з них до зміни освітлення проходить незалежно один від одного. Зоровий апарат людини здатен правильно визначати та описувати різноманітні кольори, незважаючи на яскравість освітлення об'єкта, зміни його форми, матеріалу і т.д.

Електрооптична система за своїми характеристиками дуже схожа на

зір людини, але має значно ширші можливості. Така система спроможна сприймати зображення в усіх діапазонах електромагнітного спектру — від ультрачервоного до інфрачервоного та ефективно обробляти їх. Інформація про об'єкт дослідження поступає із супутників, як правило, у цифровому вигляді вже зміненою, з багатьма невизначеними параметрами, що з'являються в результаті роботи системи або є наслідками природних змін освітлення, форми, положення і т. ін.

Об'єкти ЕО зображення не можуть бути описані за допомогою однієї визначеної характеристики, оскільки вони налічують сукупність ознак, які змінюються незалежно одна від одної. Використання нечіткої логіки та нейронних мереж дозволить значно полегшити задачу ідентифікації та класифікації об'єктів ЕО зображення, враховуючи невизначеність усіх відомих параметрів, а дослідження нечітких класифікаторів дасть можливість оцінити їх потенціал на практиці. Важливо зазначити, що роль експерта дуже важлива на всіх етапах розробки алгоритму класифікації зображень: при аналізі вхідної інформації про ознаки об'єктів (формуванні навчаючої вибірки), в процесі навчання, при розробці та дослідженні методів нечіткої класифікації об'єктів, визначенні практичної доцільності результатів, а також кінцевої мети роботи.

МЕТА РОЗРОБКИ НЕЙРО-НЕЧІТКОЇ МОДЕЛІ

На рис. 1 наведено приклад найбільш поширеної абстрактної моделі класифікації зображень. Ця модель складається із трьох частин: датчика, формувача ознак та класифікатора. Датчик фіксує зображення та перетворює його до виду, зручного для подальшої обробки.

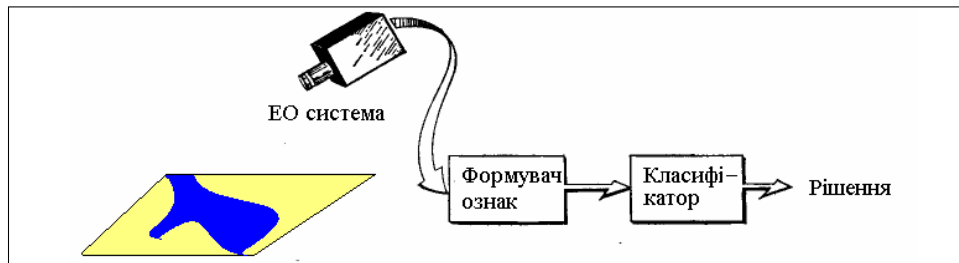


Рис. 1. Абстрактна модель класифікації зображень

Отримане ЕО зображення з камери передається до формувача ознак, ціль якого зменшити об'єм даних за допомогою визначених конкретних ознак або властивостей об'єктів. Формувач ознак (також називається рецептором, фільтром засобів, детектором) виділяє з вихідних ЕО зображень корисну інформацію. Далі ознаки подаються на класифікатор, що використовується для оцінки даних і прийняття остаточного рішення відповідно до виду отриманої інформації [1].

Основною метою роботи є класифікація об'єктів ЕО зображень з невизначеними параметрами та ознаками.

До факторів, які спричинюють невизначеність, можна віднести: а) шум сенсора електрооптичної системи, що впливає на якість зображення; б) однорідність ознак, за якими і класифікуються об'єкти, що в результаті призводить до неточної їх класифікації; в) точність калібровки ЕО системи або

сенсора; г) архівація та передача даних. Під час архівації та передачі даних частина інформації втрачається. Це також додає невизначеності до ознак зображення. Нечітка логіка та нейронні мережі дозволяють працювати з даними, які беруть до уваги усі вищезазначені невизначеності, враховуючи їх при роботі із зображеннями [2].

Найбільш ефективними системами, здатними обробляти багатовимірні вхідні дані та враховувати невизначеність параметрів, є системи з нечіткою логікою та нейронні мережі. Зображення ЕО систем описуються за допомогою ознак, які характерні для об'єктів на зображенні:

- 1) глибина кольору (яскравість пікселів);
- 2) місце розташування об'єктів на зображенні;
- 3) вимір текстури об'єктів (статистичні показники пікселів зображення);
- 4) форма або контур об'єктів.

Класифікація ЕО зображень за допомогою нейро-нечітких систем базується на попередньому аналізі інформації про спектральні характеристики (сигнатури) об'єктів, їх статистичні показники (текстури), вірогідні форми.

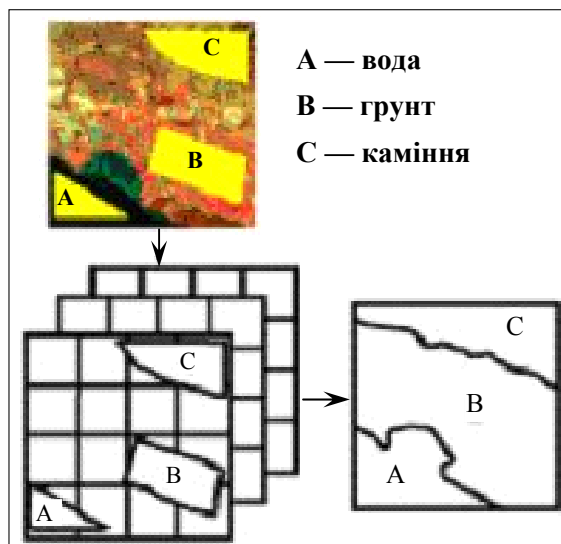


Рис. 2. Приклад навчальної поверхні

Для формування навчальної вибірки необхідно визначити діапазон зміни усіх можливих ознак регіонів, які притаманні об'єктам на зображенні. Наприклад, для об'єкта синього кольору визначити діапазон зміни ознаки — *сигнатури, форми і текстури*. Такі ознаки описують «навчальні поверхні» (рис. 2).

Еталонами для навчання можуть бути площі, об'єкти різноманітної форми, кольору, текстури, інформація про які вже відома. Група пікселів (кластерів), яка представляє навчальний еталон, записується

у вигляді нечіткої множини з лінгвістичними термами (наприклад, вода, ґрунт, каміння). У процесі класифікації нових зображень враховується невизначеність параметрів ЕО зображення. Після обробки зображення сортується у відповідності до критерію відбору. У даній роботі прикладом нечіткості можна вважати такі характеристики:

- Зміна освітлення ЕО зображення. При проведенні експерименту зображення були отримані за різних умов освітлення (на сході і заході сонця, при дуже яскравому освітленні, похмурому небі, ввечері). Отже, відбитий від поверхні об'єктів сигнал постійно змінювався.
- Зміна положення наявних об'єктів ЕО зображення. Кольорові цілі ЕО зображення змінюють своє положення. Отже, неможливо задати лише фіксовані координати об'єкта, які б описували його положення.
- Зміна текстури наявних об'єктів. Піна, вода та пісок постійно змінюються в часі у залежності від стану спокою води.

- Одномірність ознак об'єктів за текстурою та кольором. Усі об'єкти кольорових цілей мають однакову текстуру при дуже яскравому освітленні. Тому в задачі класифікації при формуванні бази правил доцільно використовувати ваги правил.

Вивчення нейро-нечітких класифікаторів дає можливість оцінити потенціал та значно поліпшити результати розпізнавання об'єктів, враховуючи неточні та неповні дані про об'єкт. Метою роботи є дослідження та вивчення різних методів нейро-нечіткої класифікації та їх здатності розрізняти та виявляти об'єкти, класи, області на зображеннях ЕО систем в умовах інформаційної невизначеності.

Необхідність використання нейро-нечітких систем заснована на спостереженнях за їх роботою:

1. У багатьох випадках ЕО зображення характеризуються наявністю невідомих показників. Отже, алгоритми класифікації зі здатністю до навчання, засновані на процедурі навчання, обіцяють кращі результати, ніж, наприклад, звичайний Байєсовський класифікатор.

2. Нейро-нечіткі системи використовують процедуру навчання для визначення відповідного набору функцій належності. Набір нечітких множин, представлених у вигляді лінгвістичних термів, дає чітке уявлення про властивості об'єктів.

3. Нечіткі системи дозволяють включати апріорні знання у процес класифікації, що дозволяє використовувати досвід експерта.

Нейро-нечіткі класифікатори засновано на принципі зорового сприйняття зображень людини. Колір, текстура та форма — фундаментальні аспекти візуального сприйняття об'єктів. Класифікація — розбиття об'єктів на класи або семантичні ознаки. Використовуючи нечітку логіку та нейронні мережі, можна значно поліпшити результат класифікації зображень та навчити систему правильно класифікувати об'єкти на зображенні відповідно до надходження нових даних.

ОПИС ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНИХ ДАНИХ

Входами нейро-нечіткої системи можна назвати лише декілька запропонованих параметрів: спектральні сигнатури об'єктів, їх текстури та форми. Текстурою можуть бути статистичні показники пікселів, які повторюються на певному регіоні та мають однакові значення для визначеного об'єкта. Середні значення пікселів, дисперсія, ентропія — це лише деякі з характеристик текстури зображення. Експериментальні дані налічують біля 1000 зображень, одночасно отриманих у чотирьох кольорах: інфрачервоному, червоному, зеленому, синьому. ЕО систему складають чотири сенсори з фільтрами, центрованими на 700 нм у інфрачервоному, 550 нм у зеленому, 480 нм у синьому та 600 нм у червоному діапазонах (рис. 3).

Сенсори одночасно знімають зображення поверхні океану з утвореною на поверхні піною. При проведенні експерименту у розробці нейро-нечіткої моделі для класифікації об'єктів різних типів та дослідження роботи моделі було використано квадратні кольорові об'єкти.

Необхідно дослідити здатність нейро-нечіткої моделі визначати та класифікувати об'єкти невизначеної природи з різними кольорами від фонових об'єктів (піни, води, піску) та адаптувати її до надходження нових даних.

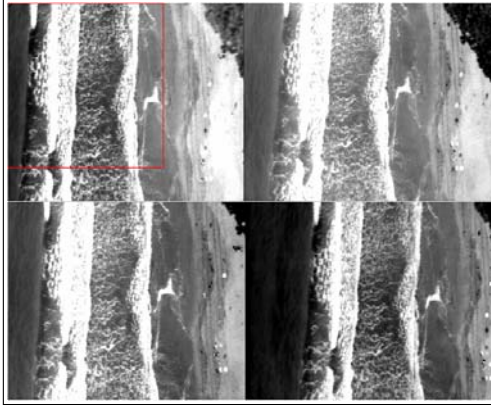


Рис. 3. ЕО зображення, отримане у чотирьох кольорах

При класифікації було обрано 10 класів (об'єкти червоного, зеленого, синього, білого, чорного, жовтого кольорів), розташованих на поверхні берега, та об'єкти фону (вода, утворена на поверхні піна, пісок).

Для навчання необхідно визначити оптимальні ознаки, що характеризують об'єкти та представити їх входами моделі. Обрані ознаки відповідають сегментам ЕО зображення — об'єктам червоного, зеленого, синього, білого, чорного, жовтого кольорів (середній розмір 240

точок). Сегментація ЕО зображення на регіони необхідна для вивчення інформації про ознаки об'єктів, які використовуються для формування навчальної вибірки. Кожен регіон, описаний за допомогою векторних ознак, представлено у вигляді багатовимірної нечіткої множини. Простір ознак описує сигнатури об'єктів, текстуру та форму. Векторній ознаці об'єкта I , тобто нечіткій множині об'єкта G , присвоюється значення ваги — ступеня належності. В результаті, описана векторна ознака належить до декількох регіонів на зображенні, але з різними ступенями належності.

Основною ідеєю алгоритму є пошук та класифікація об'єктів ЕО зображення за типом цифрових сигнатур (кольором, текстурою) та положенням об'єктів серед схожих нових зображень у базі даних відповідно до їх ознак. Проблема такого пошуку полягає в тому, що об'єкти у вибірці нових даних можуть значно відрізнитися за своїми параметрами (кольором, формою, текстурою і т. ін.) у залежності від невизначених параметрів, які впливають на ознаки об'єктів на зображенні (наприклад, зміна освітлення, чутливість сенсора тощо).

ПОПЕРЕДНЯ ОБРОБКА ВХІДНИХ ДАНИХ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ ЛІНГВІСТИЧНИХ ЗМІННИХ

Першим етапом алгоритму є визначення регіонів з об'єктами, інформацію про які необхідно аналізувати та описати за допомогою ознак. Для цього експериментальні дані, що налічують біля 1000 ЕО зображень, необхідно розділити на регіони. Наприклад, об'єктам червоного, зеленого, синього, білого, чорного, жовтого кольорів, розташованим на поверхні берега, фоновим зображенням (вода, утворена на поверхні піна, пісок) присвоїти індекс та ім'я. Регіон, що описує певний об'єкт, представлено у вигляді багатовимірної нечіткої множини G у просторі ознак I^n

$$\mu_G : I^n \rightarrow [0,1],$$

де I^n — простір ознак; n — число просторових ознак. Для кожного вектора ознак $\vec{g} \in I^n$ існує значення функції належності $\mu_G[\vec{g}]$, де $\mu(g_i)$ — ступінь належності до нечіткої ознаки G ($\mu_G[\vec{g}]$ знаходиться у діапазоні від 0 до 1). Наприклад, 1 означає, що вектор ознаки \vec{g} повністю належить обраному регіону. Окрім граничних значень, коли ступінь належності G приймає значення від 0 до 1: $\vec{g} \in G(\mu_G(\vec{g}) = 0)$ до $\vec{g} \in G(\mu_G(\vec{g}) = 1)$, ступені належності набувають перехідних значень.

Авторами пропонується використовувати ознаки з множиною лінгвістичних термів: $\{X_1, X_2, \dots, X_a\}$ — множина термів для оцінки ознаки X ; $Y \{Y_1, Y_2, \dots, Y_b\}$ — множина термів для оцінки ознаки Y ; $\{Z_1, Z_2, \dots, Z_c\}$ — множина термів для оцінки ознаки Z (де X, Y, Z — середнє значення яскравості пікселів у червоному, зеленому та синьому діапазонах); Cz— об'єкти ЕО зображення, які необхідно класифікувати за вхідними даними ознак X, Y, Z . Назви для обраних об'єктів: White_t — ціль білого кольору, Red_t — червоного, Black_t — чорного, Green_t — зеленого, Blue_t — синього, Yellow_t — жовтого, Foam — піна, Water — вода, Sand — пісок, Wet_sand — мокрий пісок. Для кожної ознаки X, Y, Z об'єктів задамо функції належності з термами — «мале», «більше малого», «середнє», «вище середнього», «високе».

Функції належності формуються при роботі з вибіркою змінних значень ознак. При проведенні експерименту всі можливі зміни параметрів ознак фіксуються у таблиці, далі проводиться їх статистичний аналіз, при якому обраховується середнє значення та стандартне відхилення параметрів ознак зображення.

Однією з головних проблем проектування моделей нечіткого виводу є побудова функції належності та визначення нечітких правил. Найбільш поширеними функціями належності є функції належності трикутної та трапецієподібної форми, як і Гауссівські функції. Іноді вигляд та форма функцій належності може бути абсолютно довільною. Так, існує декілька стандартних функцій належності (рис. 4).

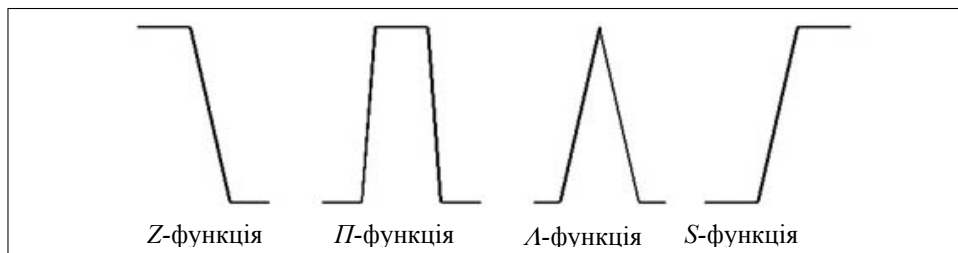


Рис. 4. Стандартні функції належності

Стандартні функції належності легко застосовуються у багатьох задачах. Але для задачі опису можливих значень ознак об'єктів ЕО зображення необхідно вибрати більш точну форму функції належності і при цьому визначити кращі результати роботи системи.

Тому використання Гауссівських функцій належності, параметри яких дозволяють змінювати форму функцій у відповідності до їх ступеня належності, можна вважати оптимальним.

Невизначеність векторних ознак описується за допомогою Гауссівської функції належності. У роботі використовується проста та зручна для настрійки аналітична модель функції належності $x, I^n \rightarrow [0,1]$

$$F(\vec{x}) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x-b}{c}\right)^2},$$

де $b \in I^n, c \in I, c > 0$ — параметри налаштування функції належності (b — координата максимуму функції; c — коефіцієнт концентрації функції належності), що визначаються як відстань між центрами (середніми значеннями) нечітких множин у просторі ознак.

Отже, регіон, що описує певний об'єкт на ЕО зображенні A_i представлений у вигляді нечіткої ознаки G_i з функцією належності $\mu_{G_i} : I^n \rightarrow [0,1]$, і визначимо як

$$\mu_{G_i}(\vec{g}) = \frac{1}{1 + \left(\frac{\vec{g} - \vec{g}_i}{c_i}\right)^2},$$

де $\mu(\vec{g})$ — ступінь належності регіону i до нечіткої ознаки G ; c — відстань між центрами нечітких множин у просторі ознак. Використовуючи функції належності кожен з термів представимо у вигляді нечіткої множини $Q_i = \int_W \mu_{Q_i}(w) / w, i = \overline{1, r}, w \in W$, наприклад, функції належності для ознаки $X: X_i = \int_{U_X} \mu_{X_i}(V_X) / V_X, i = \overline{1, a}, V_X \in U_X$, де U_X — універсальна множина із заданою змінною X .

Дані про розподіл кольорів (гістограм) об'єктів — одна з основних ознак ЕО зображення. Для регіону ЕО зображення A розмірністю m на n із кольором $r = A(i, j)$ розподіл кольору (гістограми) G описано як

$$G(r) = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} \delta(A(i, j) - r), \quad \forall c \in G,$$

де $\delta()$ — одинична імпульсна функція. Таким чином, інформацію про ознаку об'єкта «сигнатура» описано за допомогою гістограми значень яскравостей пікселей. Численна інформація про сигнатуру об'єкта O_i приймає значення в інтервалі $[0, 255]$. Відповідно до теорії нечітких множин такі значення можна записати в інтервалі $[0, 1]$.

Ознаки регіону A , що визначають сигнатуру об'єкта, описуються середніми значеннями q розподілу гістограми G та стандартним відхиленням P по усіх чотирьох каналах (рис. 5).

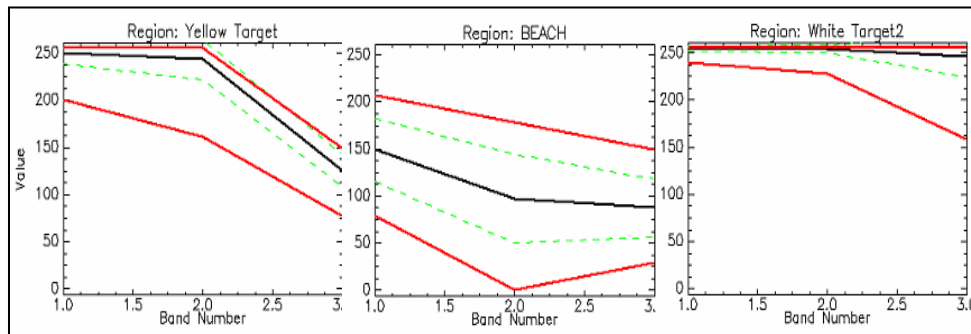


Рис. 5. Спектральні сигнатури об'єктів у трьох каналах (середнє значення, максимум, мінімум, квадратичне відхилення)

ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ НЕЙРО-НЕЧІТКИХ КЛАСИФІКАТОРІВ

Після формування навчальної вибірки та проведення статистичного аналізу фіксовані численні ознаки сигнатури об'єкта використовуються для побудови функцій належності. Точність класифікації залежить від розрізненості нечітких ознак об'єктів. Тому статистичний аналіз та обчислення коваріаційної матриці ознак об'єктів дозволяє визначити, чи не збігаються ознаки у просторі.

Після розгляду основної ідеї і алгоритму створення нейро-нечіткої моделі проведемо огляд методів побудови нейро-нечітких класифікаторів, які можуть бути використані в основі розробки нейро-нечіткої моделі для класифікації об'єктів багатоканальних ЕО зображень.

Прості нечіткі системи з настройкою вагів правил

Метод базується на поділенні шаблонів вхідних даних зображення на рівнорозподілений набір функцій належностей. Такий метод характеризується нечіткими множинами з великим набором правил у базі знань. Для кожного правила враховується ступінь впевненості експерта, а ваги правил корегуються під час процедури навчання. Метою навчання моделі є оптимальна адаптація функцій належності для того, щоб похибка на виході моделі була мінімальною. Одна з головних проблем при проектуванні нейро-нечіткої системи — правильна побудова функцій належності та визначення нечітких правил.

Щоб використовувати системи нечіткої логіки для класифікації ЕО зображень, де входи та виходи моделі приймають реальні значення, найбільш простий шлях — це додавання до системи нечіткої логіки фаззифікатора до входу і дефаззифікатора до виходу.

Базова конфігурація системи нечіткої логіки з фаззифікатором та дефаззифікатором показана на рис. 6.

Фаззифікатор відображає «чітку» точку (або значення змінної) в нечіткій множини з X . Дефаззифікатор перетворює нечітку множину з Y в чіткі значення на виході. Базис нечітких правил і механізм нечіткого виводу зостаються такими ж, як і в простих системах нечіткої логіки. Системи нечіткої логіки з фаззифікатором і дефаззифікатором мають такі привабливі властивості:

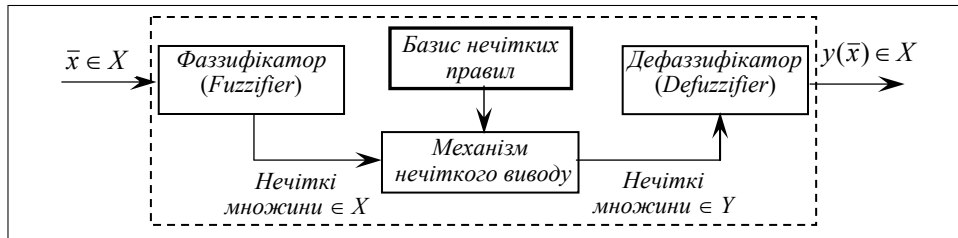


Рис. 6. Система нечіткої логіки з фаззифікатором і дефаззифікатором

1. Придатні до використання в технічних системах.
2. Дають можливість природного переходу від висновків експерта до нечітких IF-THEN-правил.
3. Дають велику свободу у виборі фаззифікатора, механізму нечіткого виводу та дефаззифікатора, тобто можна створювати на основі нечіткої логіки систему, найбільш ефективну для рішення задачі класифікації.
4. Різні алгоритми настройки нейро-нечітких систем дозволяють ефективно об'єднувати чисельну та лінгвістичну інформацію.

Нечітка система ANFIS

ANFIS (Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System) — адаптивна мережа нечіткого виводу, запропонована Янгом (Jang) на початку 90-х років. Вона є одним із перших варіантів гібридних нейро-нечітких мереж (нейронних мереж прямого розповсюдження сигналу). Архітектура нейро-нечіткої мережі ізоморфна нечіткій базі знань. В нейро-нечітких мережах використовуються диференційовані реалізації трикутних норм (множення та вірогідне АБО), а також гладкі функції належності. Це дозволяє використовувати швидкі алгоритми навчання нейронних мереж, які засновані на методі зворотного розповсюдження помилки [3].

Входи мережі в окремий шар не виділяються. На рис. 7 зображена ANFIS-мережа з двома входними значеннями (x_1 та x_2) і чотирма нечіткими правилами. Для лінгвістичної оцінки входної змінної x_1 використовується три терма, для змінної x_2 — два.

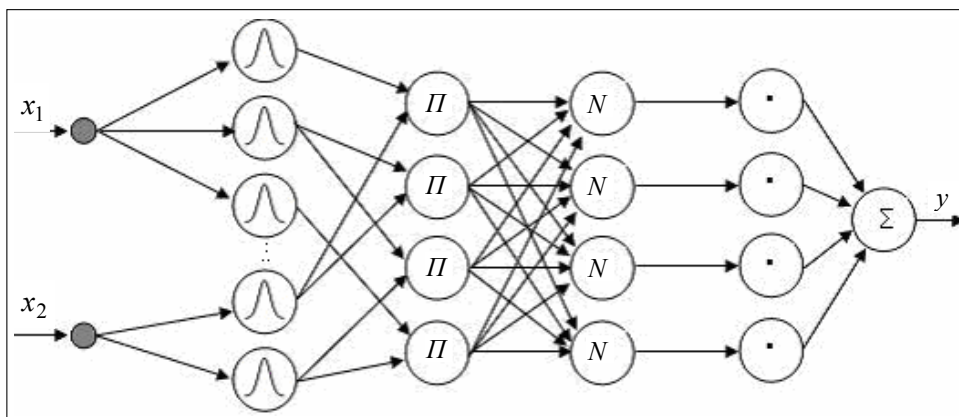


Рис. 7. Приклад ANFIS-мережі

ANFIS реалізує систему нечіткого виводу Сугено у вигляді п'ятишарової нейронної мережі прямого розповсюдження сигналу. Призначення шарів:

- перший — фазифікація вхідних змінних;
- другий — антецеденти (посилки) нечітких правил;
- третій — нормалізація станів виконання правил;
- четвертий — вивід правил;
- п'ятий — агрегування результату нейро-нечіткої системи.

Нечітка система NEFCLASS

Вперше алгоритм NEFCLASS був запропонований Науком і Крузе у 1994 р. [4]. Алгоритм описано у вигляді загального нечіткого багатосарового прецептрона. Застосовується він для моделювання систем типу Мамдані. У процесі навчання використовується помилка навчання та існує можливість оперувати нечіткими правилами та множинами. Такий метод зберігає структуру нейронної мережі, але дозволяє інтерпретувати систему за допомогою нечітких множин. Під час процедури навчання форму та позицію трикутної функції належності адаптовано за допомогою ітераційного процесу [3].

Метою моделі NEFCLASS (NEuro Fuzzy CLASSifier) є отримання нечітких правил із множини даних, які можна поділити на різні класи. Нечіткі правила описують дані у формі R : якщо $\varepsilon_j \in x_j$ з функцією належності $\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n$, то ознака (x_1, x_2, \dots, x_n) належить до класу i , де μ_1, \dots, μ_n — нечіткі множини. Задача NEFCLASS полягає у тому, щоб визначити належність до класу $C \subset R^n$ вхідної ознаки $x = (x_1, \dots, x_n) \in R^n$. Нехай перетин двох різних множин є порожнім. Розглянемо більш детально архітектуру моделі NEFCLASS.

Система має тришарову послідовну архітектуру. Перший шар U_1 складається з вхідних нейронів, у яких представлені вхідні ознаки. Активация a_x нейрона $x \in U_1$ зазвичай не змінює вхідного значення. Прихований шар U_2 складається з нечітких правил, третій шар U_3 — із вихідних нейронів кожного класу.

Активация для нейронів правил $R \in U_2$ і для нейронів вихідного шару $c \in U_3$ з ознакою p визначається як

$$a_R^{(p)} = \min_{X \in U_1} W(x, R)(a_X^{(p)}),$$

$$a_c^{(p)} = \sum_{R \in U_2} w(C, R) a_R^{(p)}$$

або

$$a_c^{(p)} = \max_{R \in U_2} \{a_R^{(p)}\},$$

де $W(x, R)$ — нечіткі ваги з'єднання вхідного нейрона x з нейроном правила R , а $w(R, c)$ — нечітка вага з'єднання нейрона правила R з нейроном вихідного шару c .

Замість операцій максимуму і мінімуму можна відповідно використовувати інші функції t -норми та t -конорми.

База правил представлена апроксимацією невідомої функції $\varphi: R^n \rightarrow \{0,1\}^m$ та описує класифікаційну задачу, де $\varphi(x) = (c_1, \dots, c_m)$ така, що $c_i = 1, c_j = 0$ ($j \in \{1, \dots, m\}, j \neq i$) і x належить до класу C_i .

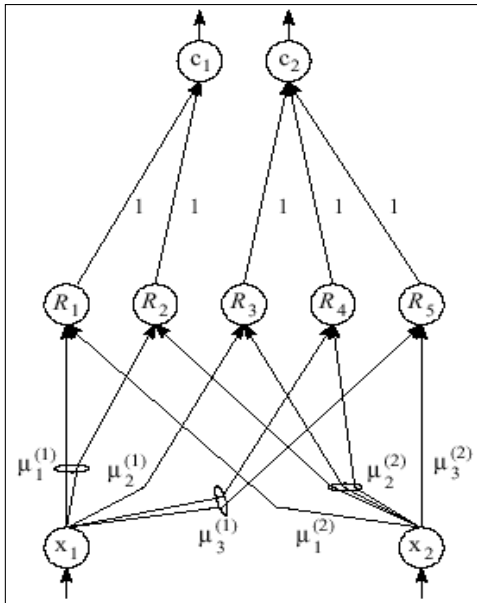


Рис. 8. Система NEFCLASS у вигляді тришарової мережі з двома вхідними нейронами

Нечіткі множини і лінгвістичні правила представляють апроксимацію та визначають результат роботи системи NEFCLASS (рис. 8). Вони обираються із множини вибірок шляхом навчання системи.

Система NEFCLASS може бути настроєна по частковим знанням про ознаки зображення. Користувач повинен визначити кількість початкових нечітких множин та задати значення k — максимальне число вузлів правил, які можуть бути створені в скритому шарі. Для навчання використовуються визначені раніше функції належності.

Розглянемо безпосередньо алгоритм навчання бази правил системи NEFCLASS з n вхідними нейронами $x_1, \dots, x_n, k \leq k_{\max}$, нейронами правил та m вихідними нейронами c_1, \dots, c_m . Також задана навчальна

множина зразків $L = \{(p_1, t_1), \dots, (p_s, t_s)\}$. Кожен з них складається із вхідного $p \in R^n$ і бажаного $t \in \{0,1\}^m$ зразків. Навчальний алгоритм, мета якого створити k нейронів правил системи NEFCLASS, складається з таких етапів:

1. Вибираємо наступний зразок (p, t) з L .
2. Для кожного вхідного нейрона $x_i \in U_1$ знаходимо таку функцію належності $\mu_{ji}^{(p)}$, що

$$\mu_{ji}^i(p_i) = \max_{j \in \{1, \dots, q\}} \{\mu_{ji}^i(p_i)\}.$$

3. Якщо, як і раніше, вузлів правил залишилося менше, ніж k_{\max} , і не існує вузла правила R з

$$W(x_1, R) = \mu_{j_1}^{(1)}, \dots, W(x_n, R) = \mu_{j_n}^{(n)},$$

то створюємо такий вузол і з'єднуємо його з вихідним вузлом c_1 , якщо $t_1 = 1$.

4. Якщо ще залишились неопрацьовані зразки в L і $k \leq k_{\max}$, то ідемо на крок 1, а інакше стоп.

5. Визначаємо базу правил за однією із трьох процедур:

- Просте навчання правил. Залишаємо тільки перші k правил (зупиняємо створення правил, якщо було створено $k = k_{\max}$ правил).

- Найкраще навчання правил. Обробляємо зразки в L і накопичуємо активації кожного нейрона правил для кожного класу зразків, що були поширені. Якщо нейрон правила R показує більше нагромадження активації для класу C_j , чим для C_R , який був специфікований для наслідку правила, тоді змінюємо наслідок R на c_j , тобто з'єднуємо R з нейроном виходу c_j . Продовжуємо обробку зразків у L далі та обчислюємо для кожного нейрона правил

$$V_R = \sum_{p \in L} a_R^{(p)} e_p,$$

$$e_p = \begin{cases} 1, & \text{якщо } p \text{ класифіковано правильно,} \\ -1 & \text{інакше.} \end{cases}$$

Залишаємо k нейронів правил з найвищими значеннями V_R і видаляємо інші нейрони правил із системи NEFCLASS.

- Найкращий для кожного класу алгоритм навчання. Діємо так само, як і в попередньому випадку, але залишаємо для кожного класу C_j ті найкращі $\left\lfloor \frac{k}{m} \right\rfloor$ правил, наслідки яких представляють клас C_j (де $[x]$ — ціла частина від x).

Алгоритм навчання з учителем системи NEFCLASS повинен адаптувати нечіткі множини, пробігаючи циклічно через усю навчальну множину L і продовжуючи нижче описані кроки, поки не виконається один із критеріїв зупинки.

1. Вибираємо наступний зразок (p, t) з L і поширюємо його через систему NEFCLASS та визначаємо вихідний вектор c .

2. Для кожного вихідного нейрона c_i обчислюємо похибку

$$\delta_{c_j} = t_i - a_{c_i}.$$

Для кожного нейрона правил R з $a_R > 0$:

- а) обчислюємо

$$\delta_R = a_R(1 - a_R) \sum_{c \in U_3} W(R, c) \delta_c;$$

- б) знаходимо таке x' , що

$$W(x', R)(a_{x'}) = \min_{X \in U_1} \{W(x, R)(a_x)\};$$

- в) для нечітких множин $W(x', R)$ визначаємо $\delta_a, \delta_b, \delta_c$, використовуючи швидкість навчання $\sigma > 0$

$$\delta_b = \sigma \delta_R (c - a) \operatorname{sgn}(a_{x'} - b),$$

$$\delta_a = -\sigma \delta_R (c - a) + \delta_b,$$

$$\delta_c = \sigma \delta_R (c - a) + \delta_b;$$

г) обчислюємо помилку правила

$$E = a_R (1 - a_R) \sum_{c \in U_3} (2W(R, c) - 1) \delta_c .$$

Як критерії зупинки можна взяти, наприклад, такі:

1. Помилка протягом n ітерацій не зменшується.
2. Припинити навчання після досягнення помилкою визначеного (бажано близького до нуля) значення.

Нейронна мережа Кохонена

Уперше алгоритм був розроблений Мітро. Алгоритм базується на модифікованому класифікаторі Кохонена, де вхід змінено для обробки кількох лінгвістичних термів, які представляють чіткі вхідні дані, а вихід визначають нечіткі рішення у формі функцій належності. Процедура навчання схожа на процедуру навчання мережі Кохонена. Нейронні мережі, що самоорганізуються, можуть бути навчені до визначення груп кластерів вхідних векторів [3].

На рис. 9 наведено базову структуру вихідного шару нейромережі Кохонена.

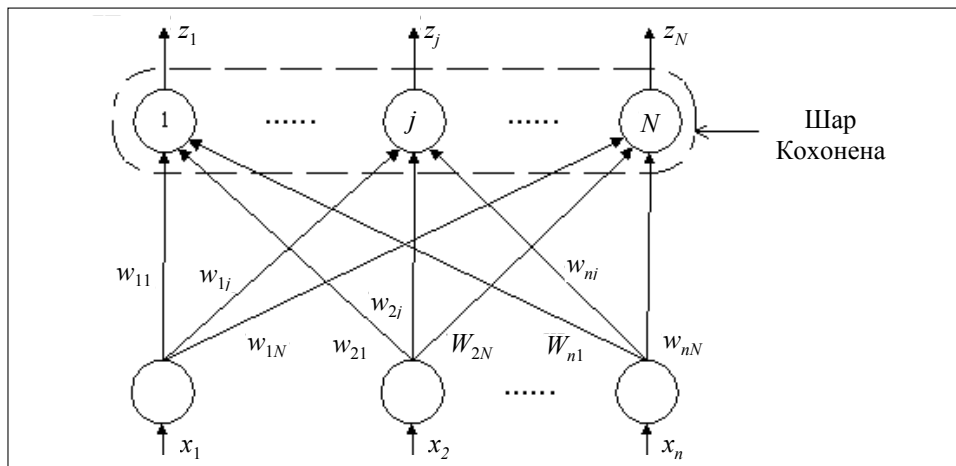


Рис. 9. Базова структура шару Кохонена

Шар 1 складається з N обробляючих елементів, на кожний з яких поступає n вхідних сигналів x_1, x_2, \dots, x_n з нижнього шару, що є прямим передавачем сигналів. Входу x_i і сигналів (i, j) припишемо вагу w_{ij} . Кожен оброблений елемент шару Кохонена підраховує вхідну інтенсивність I_j у відповідності до формули

$$I_j = D(W_j X),$$

де $W_j = (w_{ij}, w_{2j}, \dots, w_{nj})^T$; $X_j = (x_1, x_2, \dots, x_n)$; $D(W_j X)$ — деяка міра (метрика) відстані між W_j та X . $D(W_j X) = \|W - X\|$ — евклідова відстань.

У 1982 р. Т. Кохонен запропонував ввести у базове правило змагального навчання інформацію про розташування нейронів у вихідному шарі. Нейрони даного шару розташовані у формі решітки і маркеруються векторним

індексом $i = (i_1, i_2)$. Таке упорядкування природним чином задає відстань між нейронами $|i - j|$. Модифіковане правило змагального навчання Кохонена враховує відстань від нейрона-переможця до i -го нейрона.

$$W_j(t+1) = W_j(t) + \alpha(t)(X - W_j)\Lambda(d(i, j^*)),$$

де Λ — функція сусідства, $\Lambda(d(i, j^*)) = 1$ для нейрона-переможця з індексом j^* і поступово зменшується із збільшенням відстані d , наприклад, за законом

$$\Lambda(d) = e^{-d^2/R^2}.$$

Як темп навчання α , так і радіус взаємодії R , поступово зменшуються в процесі навчання, так що на кінцевій стадії навчання ми повертаємося до базового закону адаптації вагів тільки нейронів-переможців $R(t) = R_0 e^{-kt}$.

У результаті одержуємо не тільки квантування входів, але й упорядковуємо вхідну інформацію у вигляді одновимірної або двовимірної топографічної карти Кохонена. На цій сітці кожен багатовимірний вектор має свою координату, причому, чим ближче координати двох векторів на карті, тим ближче вони й у вихідному просторі.

Така топографічна карта дає наочне уявлення про структуру даних у багатовимірному просторі, геометрію якого неможливо уявити. Візуалізація багатовимірної інформації є головним застосуванням карт Кохонена.

Зручним інструментом візуалізації є класифікація ЕО зображень, аналогічно тому, як це робиться при візуалізації географічних карт. Кожна ознака ЕО зображення породжує свою класифікацію за величиною середнього значення цієї ознаки в даних, що потрапили в осередок. Мережі Кохонена, які самонавчаються, широко використовуються для попередньої обробки даних при розпізнаванні образів у просторі дуже великої розмірності.

ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ

Для порівняльного аналізу нейро-нечітких систем необхідно визначити коефіцієнт точності класифікації, стандартне відхилення результатів класифікації для всіх зображень. З точки зору аналітика ЕО зображень необхідно визначити результати класифікації, які б демонстрували збалансоване відношення між точністю (кількістю правильно класифікованих об'єктів) та стандартним відхиленням.

Прогноз результатів класифікації ЕО зображень за різними алгоритмами

Алгоритм	Параметри системи	Доля правильної класифікації, %
Нечітка нейронна мережа ANFIS	Радіус кластера $R: = 0,8; 0,9; 1,0$	97,33
Нечітка нейронна мережа NEFCLASS	Прихований шар нейронів $N=10$	96,67
Нейронна мережа Кохонена	Розмірність мережі 10×10	91,33

Після огляду результатів роботи нейро-нечітких систем в задачах класифікації можна стверджувати, що нейро-нечітка мережа ANFIS має здатність правильно класифікувати об'єкти ЕО зображення з точністю 97,33% , тоді як система NEFCLASS і нейронна мережа Кохонена виконують роботу з меншою точністю, відповідно 96,67 та 91,33%. Це обумовлено тим, що мережа Кохонена не бере до уваги нечіткість параметрів на відміну від мереж ANFIS та NEFCLASS.

ВИСНОВКИ

Досліджено три нейро-нечіткі системи, які можуть бути застосовані для класифікації ЕО зображень. Усі вони використовують різні методи аналізу та класифікації. Системи нейро-нечіткої класифікації мають переваги у порівнянні з іншими методами.

1. Оперують вхідними даними, заданими нечітко. Наприклад, такими, що постійно змінюються в часі і значення яких неможливо задати однозначно (результати поточних значень показників зображення).

2. Формалізують нечіткі критерії оцінки і порівняння (оперують критеріями «більшість», «можливо», «переважно» і т.д.

3. Проводять якісні оцінки вхідних даних та виводять результати класифікації об'єктів, оперують не тільки власними значеннями даних, але й їх ступенем вірогідності та розподілом.

4. Проводять швидке моделювання складних систем та їх порівняльний аналіз. Оперують принципами поведінки системи, описаними нечіткими методами. Користувач не витрачає багато часу на з'ясування точних значень змінних, складання та розв'язання рівнянь, які їх описують.

Після проведення порівняльного аналізу найкращим методом для класифікації ЕО зображень було визнано класифікатор нейро-нечіткої системи ANFIS, тому що коефіцієнт правильного розпізнавання об'єктів у ньому вище 97,33 % у порівнянні з детермінованим класифікатором на основі нейронної мережі Кохонена (91,33%). Результати аналізу існуючих нейро-нечітких систем класифікації дають право стверджувати, що нейро-нечіткі системи значно поліпшують результати обробки ЕО зображень та дозволяють більш змістовно їх аналізувати та інтерпретувати.

ЛІТЕРАТУРА

1. Дуда Р., Харт П. Распознавание образов и анализ сцен. — Киев: Мир, 1976. — 557 с.
2. Петросюк І.М. Інтелектуальні системи для гіперспектральних та мульти-спектральних технологій // НВЧ та оптичні інформаційні технології. — 2004. — № 1. — С. 22–25.
3. Зайченко Ю.П. Основи проектування інтелектуальних систем. Навчальний посібник. — Київ: Слово, 2004. — 352 с.
4. Nauck D., Kruse R. New learning strategies for NEFCLASS, In Proc. Seventh International Fuzzy Systems Association World Congress IFSA'97. — Vol. 4. — Prague: Academia, 1997. — P. 50–55.

Надійшла 16.12.2005