

АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ МАТЕМАТИЧНИХ МОДЕЛЕЙ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ

Трухов А.С.¹, Приходько С.Б., д.т.н, проф.²

^{1,2} Національний університет кораблебудування імені адмірала Макарова

^{1,2} Україна, Миколаїв

¹ timka357@gmail.com; ² sergiy.prykhodko@nuos.edu.ua

Анотація. Розглянуто загальний алгоритм процесу розпізнавання образів. Проаналізовано існуючі математичні моделі для розпізнавання образів, а саме нейронні мережі та статистичні моделі, оцінено їх переваги та недоліки. Обґрунтовано необхідність розробки негаусівських ймовірнісних моделей для розпізнавання образів.

Ключові слова: розпізнавання образів; математичні моделі; негаусівські ймовірнісні моделі; нейронні мережі; статистичні методи.

Вступна частина. Методи розпізнавання образів – напрямок у технічних науках, пов'язаний з розробкою принципів і побудовою систем, що призначені для визначення належності досліджуваного об'єкту до конкретного класу із задалегідь виділених. Досліджуваний об'єкт описується сукупністю визначальних характеристик. Обране вирішальне правило повинно бути засноване на використанні обмеженої кількості ознак, найбільш важливих для розрізнення одного образу від іншого.

Актуальність теми визначається стрімким розвитком технологічних досягнень, завдяки яким комп'ютерні системи та інформаційні технології розпізнавання образів конкурують з професіоналами з точки зору точності, але залишаються незмінними по швидкості і об'єму розглянутих випадків. Але сучасні системи та інформаційні технології розпізнавання образів, як правило, використовують вирішальні правила, які базуються на припущенні про нормальність розподілу, що в свою чергу призводить до зменшення вірогідності розпізнавання для негаусівських даних.

Метою роботи є підвищення вірогідності розпізнавання образів.

Основна частина. Завдання розпізнавання образів є завданням опису та класифікації об'єктів тієї чи іншої природи, це завдання створення поняття про клас об'єктів. Іншими словами, одне із завдань розпізнавання образів полягає в доцільному розбитті заданої сукупності об'єктів на однорідні класи. Об'єкти, що увійшли в один клас, повинні бути схожі один на одного або близькі один до одного за деяким критерієм схожості або близькості. Об'єкти ж з різних класів повинні бути досить різними, далекими один від одного.

Образ – це опис елемента як представника відповідного класу. Кожному образу x ставиться у відповідність певний вектор $x = (x_1, x_2, \dots)^T$ ознак x_i даного образу – елемент векторного простору X [1].

Загальний алгоритм розпізнавання образів виглядає так:

- попередня обробка вхідних даних;
- виділення контуру об'єктів;
- виділення характеристик;
- класифікація.

Найпопулярнішим методом є використання нейронних мереж. Нейрон має один вихід, який часто називають аксоном по аналогії з біологічним прототипом. З'єднаний виходом нейрона сигнал може надходити на довільне число входів інших нейронів. Якщо на виході нейрона є ненульовий сигнал (позитивний або негативний), то говорять, що нейрон активний або збуджений. У суматорі імпульси, що надходять на вхід нейрона, множаться на ваги входів і сумуються

$$x = \sum_{i=1}^n w_i x_i - c, \quad (1)$$

де n – кількість входних синапсів; w_i – ваги входів (позитивні або негативні); x_i – сигнали на входах; c – константа для формування порогу чутливості нейрона, яка називається зрушенням (bias). Відмінною особливістю нейронних мереж є здатність навчатися. Технічно, навчання – це процес знаходження коефіцієнтів зв'язків між нейронами.

Перевагами нейронних мереж є висока точність розпізнавання та здатність до навчання, як наслідок доволі просту побудову математичної моделі (1) при достатньо великому наборі навчальних даних.

Недоліком нейронних мереж є їхня недетермінованість. Мається на увазі те, що після навчання логіка прийняття рішень нейромережею зовсім схована від експерта. При невдалому навчанні будуть існувати об'єкти, що будуть помилково віднесені до іншого класу. А модифікувати таку систему в разі потреби вкрай важко, зазвичай використовуються спеціальні алгоритми донавчання моделі, які мають непередбачуваний вплив на всю систему в цілому. Також слід зазначити, що нейронні мережі потребують значно більше обчислювальних ресурсів для розпізнавання образу через велику кількість параметрів, кількість яких може становити більше ніж декілька мільярдів [2].

Підхід використання статистичних моделей базується на математичних правилах класифікації, які формуються і виводяться в термінах математичної статистики. Побудова статистичного класифікатора в загальному випадку передбачає застосування байєсового класифікаційного правила і його різновидів. Це правило забезпечує отримання оптимального класифікатора в тих випадках, коли відомі щільності розподілу для всіх сукупностей образів і ймовірності появи образів кожного класу. Вирішальні правила практично не залежать від специфіки об'єктів, оскільки вони мають справу не з самими об'єктами, а з деякими числовими характеристиками.

Якщо розглядати векторне представлення образів, то в загальному випадку, вектор ознак складається з компонент ознак, кожен з яких і їх сукупність в цілому характеризують образ з тим або іншим ступенем невизначеності. Ця невизначеність може, зокрема, носити і імовірнісний характер, хоча далеко і не вичерпується цим випадком. Іншими словами, кожен вектор ознак образу є багатовимірною випадковою величиною ξ . Поява того чи іншого образу є випадковою подією і ймовірність цієї події можна описати за допомогою закону розподілу ймовірностей цієї багатовимірної випадкової величини в тій чи іншій формі, наприклад, у формі щільності розподілу ймовірностей. Вид і параметри функції щільності визначаються конкретним середовищем, в якому працює система розпізнавання. Знаючи елементи навчальної вибірки – статистичну вибірку, можна відновити імовірнісні характеристики цього середовища [3].

Основними ймовірнісними характеристиками середовища є:

- функція щільності розподілу ймовірностей появи образу $f_{\xi}(x)$;
- умовні ймовірності приналежності деякого образу заданим класам $p(w_i|x^0)$;

- ймовірності появи класів $p_i = p(w_i)$;
- функції умовних щільностей розподілу ймовірностей образів всередині класів $f_i(x) = f_{\xi}(x|w_i)$.

В такому випадку справедлива формула ймовірності:

$$f_{\xi}(x) = \sum_{k=1}^m p_k f_k(x).$$

Формула Баєса:

$$p(w_i|x) = \frac{p_i f_i(x)}{f_{\xi}(x)}.$$

Перевагами використання статистичних моделей є те, що вони мають високу точність та прозорий процес прийняття рішення, у випадку необхідності їх можна легко модифікувати. Такий підхід використовує незначні ресурси, адже не виконує складних обчислень.

Основним недоліком є те, що такі моделі використовують вирішальні правила, які базуються на припущенні про нормальність розподілу, що в свою чергу призводить до зменшення вірогідності розпізнавання образів для негаусівських даних.

Висновки. В ході роботи було проаналізовано нейронні мережі, особливістю яких є здатність до навчання та статистичні моделі, які базуються на математичних правилах класифікації, що формуються і виводяться в термінах математичної статистики. Визначено, що вирішальні правила базуються на припущенні про нормальність розподілу, тому виникає необхідність розробки негаусівських ймовірнісних моделей для побудови вирішальних правил, які будуть використані для розпізнавання образів.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

- [1] Довбиш, А.С., Шелехов, І.В. (2015). *Основи теорії розпізнавання образів* (Ч. 1). Суми, Україна: СумДУ.
- [2] Редько, В.Г. (2010). *От моделей поведения к искусственному интеллекту*. Москва: КомКнига.
- [3] Лепский, А.Е., Броневич, А.Г. (2009). *Математические методы распознавания образов*. Таганрог: ТТИ ЮФУ.

Trukhov A.S., Prykhodko S.B.

Analysis of existing mathematical models for pattern recognition

Abstract. *The general algorithm of the image recognition process is considered during the research. Existing mathematical models for pattern recognition, namely neural networks and statistical models, are studied, their advantages and disadvantages are analyzed. The necessity of developing non-Gaussian probabilistic models for pattern recognition is substantiated.*

Keywords: *pattern recognition; mathematical models; non-Gaussian probabilistic models; neural networks; statistical methods.*