

РОЗРОБКА МЕТОДІВ РОЗПІЗНАВАННЯ СИГНАЛІВ НЕМОВЛЕННЕВОГО ПОХОДЖЕННЯ НА ОСНОВІ НЕЙРОМЕРЕЖ

Вінницький Національний Технічний Університет

Анотація

Вдосконалено метод розпізнавання сигналів немовленневого походження на основі нейромереж.

Ключові слова: розпізнавання сигналів, сигнал, нейромережа, розпізнавання, програмне забезпечення.

Abstract

The method of recognizing signals of non-speech origin based on neural networks has been improved.

Keywords: signal recognition, signal, neural network, recognition, software.

За останні роки, завдяки стрімкому прогресу в області обробки звукових сигналів та штучного інтелекту, можливості у сфері розпізнавання сигналів набувають значного підвищення потужності та ефективності.

Розпізнавання сигналів, що полягає в класифікації вхідних сигналів, стає важливим завданням у сфері комп'ютерної класифікації. Ця технологія знаходить широке застосування в різних галузях, включаючи медичну індустрію, сферу навчання, а також області спостереження та безпеки. Покращення якості класифікації через розпізнавання сигналів може сприяти виконанню різноманітних завдань у сфері комп'ютерної класифікації.

У останні роки для вирішення цієї проблеми було запропоновано безліч методів, що базуються на глибокому машинному навчанні, які демонструють значну перевагу над традиційними підходами[1].

Використання глибоких нейронних мереж для виконання завдання розпізнавання сигналів немовленневого походження забезпечує ефективну класифікацію вхідних звукових сигналів та відповідає вимогам різноманітних застосувань у практичній діяльності. Такі мережі можуть застосовувати різноманітні архітектури, включаючи згорткові та рекурентні шари, активуючі функції та оптимізатори, щоб здійснювати складні обчислення та вдосконалювати якість класифікації.

Важливість підвищення ймовірності правильного розпізнавання сигналів немовленневого походження за рахунок вдосконалення методу розпізнавання визначається суттєвим внеском у підвищення надійності та об'єктивності результатів розпізнавання сигналів. Угалузі безпеки точне розпізнавання сигналів відіграє важливу роль у підвищенні рівня безпеки.

Метод опорних векторів(рисунк 2.1) (англ. Support Vector Machine, SVM) - це алгоритм машинного навчання, який використовується для класифікації об'єктів на основі навчальних прикладів[2].

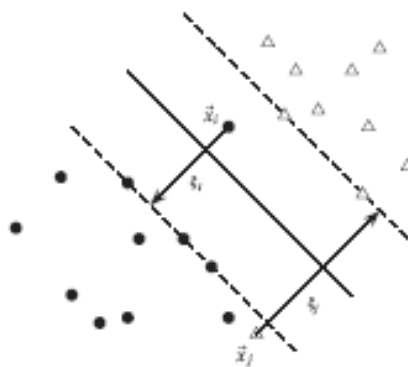


Рисунок 2.1 Приклад опорних векторів

Основою SVM є математична модель, що максимізує певну математичну функцію відносно заданого набору даних. Для кращого розуміння роботи SVM, важливо знати такі поняття як:

Розділяюча гіперплощина: математична сутність, яка відокремлює класи з однаковими ознаками.

Гіперплощина максимальної межі: це гіперплощина, яка максимально відділяє класи один від одного.

М'яка межа: розширення концепції розділяючої гіперплощини для випадків, коли дані не можуть

бути ідеально розділені лінією.

Функція ядра: це функція, яка визначає відстань між точками в початковому просторі ознак або відображає ці точки в інший простір.

Процедуру SVM можна ефективно застосовувати навіть у високорозмірних просторах, де розмірність значно вища, ніж тривимірна. У загальному, лінія, що відділяє елементи класів, називається багатовимірною гіперплощиною.

SVM відрізняється від інших методів класифікації тим, що він дозволяє вибрати оптимальне розташування гіперплощини. Гіперплощину вибирають так, щоб вона була розташована на максимально можливій відстані від елементів кожного класу, тобто в середині обмеженої зони, яка відокремлює елементи класів. Це ключове поняття називається гіперплощиною максимальної межі.

У реальних системах класифікації об'єктів не завжди можна розділити гіперплощиною точно через похибки у даних. Тому метод SVM допускає певну похибку класифікації, яку називають "м'якою межею". Метод опорних векторів старається уникати помилок класифікації спостережень, тому вводиться параметр, який вказує на допустиму кількість об'єктів, які можуть бути класифіковані неправильно, а також відстань, на якій вони можуть бути розташовані від гіперплощини.

У зв'язку з тим, що об'єкти можуть бути не розділені лінійно, для вирішення цієї проблеми використовуються функції ядра, які переносять вхідні дані з маловимірного простору у більш багатовимірний. Правильний вибір функцій ядра дозволяє розділити об'єкти лінійно у багатовимірному просторі. Таким чином, функції ядра виконують роль простору, який спрямовує.

Логістична регресія - це статистична модель, яка використовується для оцінки ймовірності виникнення події, використовуючи логістичну криву для підгонки вхідних даних [3]. Цей вид регресії зазвичай застосовують у задачах класифікації, а не регресії, незважаючи на свою назву.

Логістична регресія використовується для передбачення категоріальної змінної, а не неперервної. Ця модель дозволяє оцінювати ймовірність виникнення певної події на основі значень різних ознак. Зазвичай, у логістичній регресії використовується одна залежна змінна y , яка приймає значення 0 або 1 (наприклад, не відбулася подія або відбулася), та ряд незалежних змінних x_1, x_2, \dots, x_n . Метою є розрахувати ймовірність події на основі цих ознак.

Початково припускають, що ймовірність виникнення події ($y = 1$) розраховується за допомогою логістичної функції:

$$P(y = 1|x) = \frac{1}{1+e^{-z}}, \text{ де } z = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n, \text{ а } b_0, b_1, \dots, b_n - \text{ параметри моделі}$$

Ця функція приводить до значень між 0 і 1, що дозволяє використовувати їх як ймовірності. Параметри моделі $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_n$ оцінюються за допомогою методів максимальної правдоподібності або інших методів оптимізації.

Це дає змогу моделі логістичної регресії передбачити ймовірність виникнення події на основі значень ознак, які їй надаються.

Наївний баєсів класифікатор - це ймовірнісний класифікатор, який використовує теорему Баєса для визначення ймовірності належності елемента вибірки до певного класу з припущенням (наївним) незалежності між змінними [4].

Основним принципом роботи узагальненого байєсівського класифікатора є обрахунок ймовірності $P(k|x)$ для кожного класу k , до якого може належати об'єкт, який досліджується. Після цього класифікатор встановлює залежність між об'єктом і найбільш ймовірним класом k .

У випадку наївного баєсівського класифікатора припущення про незалежність змінних означає, що кожна ознака вносить незалежний внесок у прогнозування класу. Це дозволяє спростити обчислення ймовірностей та зробити їх обробку ефективною, але в той же час може бути неадекватним для деяких типів даних, де змінні можуть бути взаємозалежними.

Байєсівський класифікатор припускає, що багатовимірна спільна щільність розподілу ознак відома для всіх класів. Аналітично подати багатовимірну щільність ймовірностей можна лише за умови нормального розподілу. Багатовимірний нормальний розподіл також надає зручну модель навіть у випадку, коли значення вектора ознак x для даного класу k завжди мають свої значення.

Узагальнений байєсівський класифікатор можна віднести до оптимальних класифікаторів. Це підтверджується твердженням, що якщо існує однозначна відповідь, класифікатор її знайде.

Додатковою перевагою використання байєсівського класифікатора є те, що на практиці у більшості випадків невиконання припущення про незалежність змінних призводить лише до незначних втрат точності. Тобто, переваги цього класифікатора, такі як простота, масштабованість, висока швидкість роботи та помірні вимоги до пам'яті, часто переважають недоліки.

Висновки

Вдосконалено алгоритми розпізнавання сигналів немовленнєвого походження, використовуючи передові техніки обробки сигналів та нейронні мережі. Запропоновано поєднання трьох алгоритмів, що дозволяє досягти підвищення ймовірності правильного розпізнавання сигналу. Усі методи використовують засоби розпізнавання сигналів немовленнєвого походження. Практичне значення

роботи полягає в розробці на основі теоретичних досліджень алгоритмів і програм для розпізнавання сигналів немовленнєвого походження на основі нейромереж.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. What is Machine Learning(ML)? [Електронний ресурс]. – Режим доступу до ресурсу: <https://www.ibm.com/topics/machine-learning>
2. What are support vector machines (SVMs)? [Електронний ресурс]. – Режим доступу до ресурсу: <https://www.ibm.com/topics/support-vector-machine>
3. What Is Logistic Regression? [Електронний ресурс]. – Режим доступу до ресурсу: <https://www.spiceworks.com/tech/artificial-intelligence/articles/what-is-logistic-regression>
4. Naive Bayes Classifiers [Електронний ресурс]. – Режим доступу до ресурсу: <https://www.geeksforgeeks.org/naive-bayes-classifiers/>

Стенякін Андрій Андрійович – студент групи 2ПІ-206, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, Факультет інформаційних технологій та комп'ютерної інженерії, steniakin2001@gmail.com.

Steniakin Andrii – student of the group 2PI-20b, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, Faculty of Information Technology and Computer Engineering, steniakin2001@gmail.com.