

А. В. Морозов¹
В. Л. Левківський¹
В. І. Піонтківський¹

РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ З ВИКОРИСТАННЯМ МЕРЕЖІ БАЙЄСА

¹Державний університет «Житомирська політехніка»

Нейронні мережі та мережі Байєса — це потужні методи машинного навчання, які використовуються для розв'язання широкого кола задач. Нейронні мережі — це обчислювальні системи, які складаються з взаємозв'язаних штучних нейронів, що обробляють інформацію та передають результат іншим нейронам. Мережі Байєса, відомі як мережі довіри або причинно-наслідкові мережі, відносяться до типу ймовірно-графових моделей. Вони використовуються для представлення залежностей між змінними та розрахунку ймовірностей різних подій. Мережі Байєса дозволяють обчислювати ймовірність певної події, враховуючи інші відомі події. Вони використовують теорему Байєса для оновлення ймовірностей змінних у мережі. Через їхню інтуїтивність, гнучкість, ефективність та інтегрованість мережі Байєса є актуальними в багатьох сферах застосування. Метою цієї роботи є розробка та тестування нейронної мережі Байєса для розпізнавання рукописних цифр. У дослідженні розроблено і протестовано багатошарову перцептронну мережу Байєса для класифікації рукописних цифр. Для навчання моделі використовувалася набір даних MNIST, який містить 70 000 зображень рукописних цифр з позначками. Використаний набір даних широко використовується для тестування алгоритмів розпізнавання зображень. Для оцінки ефективності мережі використовувалася тестова підмножина даних, яка містить 10 000 зображень рукописних цифр. Розроблена модель продемонструвала точність 93,92 %, що є кращим результатом, ніж у інших методів машинного навчання для розпізнавання рукописних цифр. Ця модель може бути корисною для розробки систем автоматичного розпізнавання тексту, таких як поштові сортувальні машини та чекові сканери. Дослідження показує, що мережа Байєса є перспективним методом для класифікації рукописних цифр, що підтверджує дослідження. Отже, можна підсумувати, що мережі Байєса не є бездоганними. Їхня точність залежить від якості даних та правильності моделі. Проте, якщо їх правильно використовувати, вони можуть бути потужним інструментом для виявлення закономірностей та прийняття рішень.

Ключові слова: розпізнавання, мережі Байєса, навчання, тестування, MNIST, ймовірність, нейронна мережа, набір даних.

Вступ

Розпізнавання образів — це розділ теорії штучного інтелекту, який досліджує методи аналізу та інтерпретації даних, що використовуються в багатьох галузях, таких як комп'ютерний зір, медицина, автоматичне водіння, безпека тощо. Для розпізнавання застосовують багато різних моделей нейронних мереж. Найкращі результати у розпізнаванні рукописних символів демонструють моделі LeNet-5 — точність 99,2 %, VGG та ResNet досягають точності понад 99,7 %, CapsNet показує точність 99,75 % на наборі даних MNIST. Якщо модель навчається і тестується на тому самому наборі даних, то ефективність класифікації може бути досить високою. Але на незалежних даних точність класифікації може бути низькою. Рукописні символи інколи мають складні форми, стиль та чистоту написання, зашумленість, що впливає на результат класифікації. Мережі Байєса можуть враховувати перелічені фактори і обчислювати вірогідність належності символу до певного класу об'єктів.

Мережі Байєса є потужним математичним інструментом для моделювання невизначеності та прийняття рішень на основі ймовірностей. Вони здатні працювати з неповними даними і враховувати залежності між різними подіями. Через це вони є ефективними для розпізнавання образів, оскільки вони можуть моделювати складні зв'язки між об'єктами і характеристиками.

Мережі Байєса можуть бути навчені розпізнавати об'єкти на зображеннях, враховуючи ймовірність належності об'єкта до певного класу. Вони можуть використовуватись для розпізнавання обличчя, виявлення об'єктів на зображеннях або відокремлення фону від об'єктів. Застосування мереж Байєса також може бути корисним у виявленні аномалій або відхилень в образах. Вони можуть моделювати нормальні характеристики об'єктів і виявляти відхилення від цих характеристик, що може бути корисним у системах безпеки або моніторингу.

Отже розпізнавання образів на основі використання мереж Байєса є актуальною і має значний потенціал у сучасному світі. На сьогодні для розпізнавання образів застосовують різні підходи. В роботі [1] проаналізовано нейронні мережі, які використовуються для розв'язання задач розпізнавання рукописних символів. Автори вказують, що розпізнавання статичних зображень є вдалішим на відміну від динамічних, є потреба проведення подальших досліджень.

Розпізнавання образів — це широка сфера штучного інтелекту, яка досліджує методи автоматичного розуміння та інтерпретації візуальної інформації. Методи розпізнавання образів ґрунтуються на різних математичних та статистичних алгоритмах, а також на новітніх досягненнях у машинному та глибокому навчанні. Існує два основних підходи. Перший — це нейромережевий підхід, який ґрунтується на штучних нейронних мережах, описаний в роботах [2]—[4]. Ці мережі здатні виявляти складні закономірності в даних, що дає їм можливість розпізнавати об'єкти з високою точністю.

Другий підхід — це Байєсівські мережі, алгоритм ґрунтується на теоремі Байєса, яка описує ймовірність події, враховуючи наявність інших подій. У роботі [5] алгоритм Naive Bays використовується для класифікації виявленого шаблону руху залежно від даних навчання, зібраних раніше. На завершальному етапі CNN (Convolutional Neural Network) використовується для цілей класифікації в поєднанні з Naive Bays для кращої точності та швидкості виявлення.

Мережі Байєса знаходять застосування в різнопланових задачах. Це може бути реалізація проєктів будівництва залізничної інфраструктури з урахуванням цілей сталого розвитку. Для оцінки ризику додаткових робіт у проєктах будівництва залізниць автори використовували Байєсівську статистику та Байєсівські мережі для аналізу ризику вибраного сценарію [6].

Розпізнавання групових емоцій у дикій природі є складною проблемою через неструктуроване середовище, у якому створюються фотографії повсякденного життя. Деякі з перешкод для ефективної класифікації — це оклюзії, змінні умови освітлення та якість зображення. У роботі [7] запропоновано рішення, засноване на новій комбінації глибоких нейронних мереж і Байєсівського класифікатора. Нейронна мережа працює за принципом знизу вгору, аналізуючи емоції, виражені ізольованими обличчями. Байєсівський класифікатор оцінює глобальну емоцію, об'єднуючи спадні характеристики, отримані через дескриптор сцени.

У розпізнаванні людських жестів на основі відео дуже важливо поєднувати корисні функції та аналізувати їхню динамічну структуру якомога ефективніше. У статті [8] запропоновано модель Байєсівської мережі, яка є спрощеною моделлю динаміки на рівні прихованих змінних. Для надійного моделювання та обробки шуму використовує вікна спостереження інтервалів часу. Запропонована спрощена динамічна Байєсівська мережа була протестована на базі даних жестів і американської бази даних мови жестів.

Враховуючи складність фізичної моделі виникнення лісової пожежі, у статті [9] розроблено метод оцінки ризику лісової пожежі в коридорах ліній електропередач на основі мережі Байєса.

Надійність системи розпізнавання осіб складна, адже вона залежить від багатьох факторів, подібних до нечітких, випадкових та безперервних величин. Для оцінювання її роботи в різних умовах дослідники визначали та вимірювали ключові фактори, що впливають на надійність. Використовуючи аналіз роботи шести різних систем розпізнавання обличчя, які використовувалися службами громадської безпеки. В статті [10] автори пропонують новий метод оцінки надійності, який ґрунтується на рівні справжньої позитивної ідентифікації. Також автори створили нову модель оцінки, що використовує вдосконалену нечітку динамічну Байєсівську мережу.

У сфері розпізнавання образів використовують різні підходи та алгоритми. Вибір конкретного підходу залежить від завдання та доступних даних. В цьому дослідженні використано саме мережі Байєса, які надають можливості моделювання складних залежностей і дозволяють працювати з неповними даними.

Задача розпізнавання образів — це задача віднесення вихідних даних до певного класу об'єктів за допомогою виділення істотних ознак що характеризують ці дані, із загальної маси несуттєвих даних.

Метою роботи є аналіз застосування мережі Байєса для розпізнавання рукописних символів на

наборі даних MNIST. Для досягнення поставленої мети необхідно розробити архітектуру мережі, провести навчання та протестувати роботу мережі Байєса.

Результати дослідження

На основі мереж Байєса розв'язуються різні задачі:

1. Наївний Байєсівський класифікатор використовується для класифікації об'єктів на основі використання умовних ймовірностей та припущення про незалежність ознак.

2. Байєсівські мережі є графічними моделями, які використовуються для моделювання залежностей між об'єктами та ознаками. Вони дозволяють враховувати контекст і складні залежності.

3. Динамічні Байєсівські мережі — це розширення Байєсівських мереж, які враховують часові залежності та змінні в часі. Використовуються для прогнозування та передбачення.

4. Варіаційні Байєсівські мережі — це поєднання мереж Байєса з методами варіаційного навчання. Вони дозволяють оцінювати складні, розподіли та знаходити найкращі параметри моделі.

Задача розпізнавання образів на основі мереж Байєса є активною областю досліджень і постійно з'являються нові алгоритми. Для розв'язання задачі розпізнавання на основі мереж Байєса необхідно виконати такі етапи:

1. Визначитись з набором даних. Дані повинні бути належно позначені або класифіковані, щоб використовувати їх для тренування та оцінки моделі.

2. Створити графічну модель мережі Байєса, яка відображає залежності між об'єктами та ознаками.

3. Визначитись з оцінюванням ймовірностей для моделювання мережі Байєса — розрахувати умовні ймовірності на основі тренувальних даних або використати інші методи для отримання ймовірнісних оцінок.

4. Провести навчання моделі, що включає в себе оновлення ймовірностей, підгонку параметрів моделі та підбір оптимальних значень.

5. Протестувати навчену модель для розпізнавання символів на незалежних даних — визначення ймовірності належності символу до певного класу.

6. Провести оцінку точності та ефективності моделі на основі метрик якості.

Мережа Байєса — це графічна ймовірнісна модель, яка використовується для моделювання залежностей між об'єктами та ознаками. Вона базується на теорії ймовірностей і використовує теорему Байєса для вираження умовних ймовірностей. Теорема Байєса визначає ймовірність події, яка відбудеться, враховуючи ймовірність іншої події, яка вже відбулася. Метою наївного Байєсівського класифікатора є розрахунок умовної ймовірності за формулою

$$p(C_k | x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (1)$$

для кожного з k можливих результатів або класів C_k .

Нехай $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$. Використовуючи теорему Баєса, можна отримати формулу

$$p(C_k | x) = \frac{p(C_k)p(x|C_k)}{p(x)} \propto p(C_k)p(x|C_k) = p(C_k, x_1, x_2, \dots, x_n). \quad (2)$$

Спільна ймовірність може бути записана у такому вигляді:

$$\begin{aligned} p(C_k | x_1, x_2, \dots, x_n) &= p(x_1 | x_2, \dots, x_n, C_k) \cdot p(x_2, \dots, x_n, C_k) = \\ &= p(x_1 | x_2, \dots, x_n, C_k) \cdot p(x_2 | x_3, \dots, x_n, C_k) \cdot p(x_3, \dots, x_n, C_k) = \\ &= p(x_1 | x_2, \dots, x_n, C_k) \cdot p(x_2 | x_3, \dots, x_n, C_k) \cdot p(x_n | C_k) \cdot C_k. \end{aligned} \quad (3)$$

Припустимо, що всі функції x взаємно незалежні, тоді можна отримати формулу

$$p(x_1 | x_2, \dots, x_n, C_k) = p(x_1 | C_k). \quad (4)$$

Отже, формула може бути записана так:

$$\begin{aligned} p(C_k | x_1, x_2, \dots, x_n) &\propto p(C_k, x_1, x_2, \dots, x_n) = p(x_1 | C_k) \cdot p(x_2 | C_k) \dots \cdot p(x_n | C_k) \cdot p(C_k) = \\ &= p(C_k) \prod_{i=1}^n p(x_i | C_k). \end{aligned} \quad (5)$$

Таким чином, це остаточна формула для наївного Баєсівського класифікатора [11].

Мережа Байєса представляє собою наведено-ациклічний граф, в якому вузли відповідають об'єктам або змінним, а ребра відображають залежності між ними. Кожен вузол має прикріплені до нього ймовірності, які виражають умовну ймовірність вузла за відомих значень його вхідних змінних [12].

Для навчання та тестування мережі необхідно визначитись з набором даних. MNIST (Modified National Institute of Standards and Technology) — це один з найвідоміших та широко використовуваних наборів даних у галузі комп'ютерного зору та машинного навчання. Він складається з набору зображень написаних цифр (70000), що використовуються для завдань класифікації та розпізнавання рукописних цифр. Кожне зображення має розмір 28×28 пікселів, що робить обчислення швидким та менш вимогливими до ресурсів. Кожна цифра має свою мітку (від 0 до 9), що спрощує процес навчання моделі у розпізнаванні окремих цифр [13].

Розроблена мережа матиме традиційну структуру з трьома шарами — вхідний, прихований та вихідний. На відміну від інших нейронних мереж, Байєсівські мережі тренують вагові коефіцієнти моделі як розподіл, а не шукають оптимальне значення, через що вони надійніші.

У класичних нейронних мережах ваги між різними рівнями мережі набувають детерміновані значення. У Байєсівській нейронній мережі вагові коефіцієнти приймають розподіли ймовірностей.

Представляючи вагові коефіцієнти та зміщення як випадкові змінні, відібрані з розподілів, байєсовська нейронна мережа фіксує невизначеність у параметрах моделі. Це дозволяє створювати ймовірнісні прогнози, оскільки вихідні дані мережі можна інтерпретувати як розподіли ймовірностей за можливими значеннями цільової змінної, а не детерміновані прогнози.

Подальшим кроком буде навчання моделі з використанням набору даних MNIST. В якості Loss Function був вибраний `nn.CrossEntropyLoss`. Кросс ентропія є мірою відстані між розподілом імовірностей прогнозованого виходу та розподілом імовірностей цільових класів.

Після процесу навчання потрібно перевірити точність моделі, використовуючи датасет для тестування. В результаті перевірки отримуємо значення `test_loss` — скалярне значення, яке є результатом функції втрат. Воно кількісно визначає розбіжність або помилку між прогнозованим результатом моделі та справжніми цільовими значеннями. Воно визначає, наскільки добре модель працює з певним завданням або набором даних.

Значення втрат обчислюється шляхом застосування вибраної функції втрат до прогнозованого результату моделі та відповідних справжніх цільових значень. Функція втрат обчислює розбіжність між цими двома значеннями та генерує скалярне значення, яке є величиною помилки.

Під час процесу навчання метою є мінімізація значення функції втрат шляхом коригування параметрів моделі (ваги та зміщення) за допомогою алгоритму оптимізації. Ітеративно, оновлюючи параметри на основі значення втрат, модель прагне поліпшити свої прогнози та зменшити розбіжності між прогнозованими та справжніми значеннями.

Алгоритми оптимізації використовуються для коригування параметрів моделі (ваги та зміщення) у процесі навчання. Метою оптимізації є знаходження набору значень параметрів, які мінімізують функцію втрат і підвищують продуктивність моделі.

В цій мережі використано Adam (Adaptive Moment Estimation), який є розширенням стохастичного градієнтного спуску, що адаптує швидкість навчання для кожного параметра. Він поєднує в собі переваги алгоритмів AdaGrad і RMSProp. Adam підтримує експоненціально спадне середнє минулих градієнтів і квадратичних градієнтів, і використовує ці оцінки для оновлення параметрів. Адаптивна швидкість навчання в Adam допомагає працювати з різними шкалами параметрів і може привести до швидшої конвергенції.

Основною перевіркою моделі є її робота з незалежними даними. Навчання розробленої моделі мережі Байєса проведено на наборі даних MNIST в 10 епох. В результаті навчання отримано дані, показані на рис. 1, де подано два показника: TestLoss — міра помилки моделі та Accuracy — показник точності класифікації моделі. Проаналізувавши дані цих показників отримуємо результат, що з кожною ітерацією Accuracy зростає, при цьому TestLoss падає. Зростання показника Accuracy свідчить про те, що модель здатна правильно класифікувати дані. Зменшення показника TestLoss свідчить про зменшення помилок класифікації на тестовому наборі даних. В цілому це є результатом успішного навчання моделі.

Epoch: 1/10	Train Loss: 0.0045	Train Accuracy: 91.32%
Epoch: 2/10	Train Loss: 0.0018	Train Accuracy: 96.58%
Epoch: 3/10	Train Loss: 0.0012	Train Accuracy: 97.55%
Epoch: 4/10	Train Loss: 0.0009	Train Accuracy: 98.16%
Epoch: 5/10	Train Loss: 0.0008	Train Accuracy: 98.41%
Epoch: 6/10	Train Loss: 0.0006	Train Accuracy: 98.84%
Epoch: 7/10	Train Loss: 0.0005	Train Accuracy: 99.00%
Epoch: 8/10	Train Loss: 0.0004	Train Accuracy: 99.16%
Epoch: 9/10	Train Loss: 0.0004	Train Accuracy: 99.25%
Epoch: 10/10	Train Loss: 0.0003	Train Accuracy: 99.39%
Test Loss: 0.0015		Test Accuracy: 97.67%

Рис. 1. Результат навчання

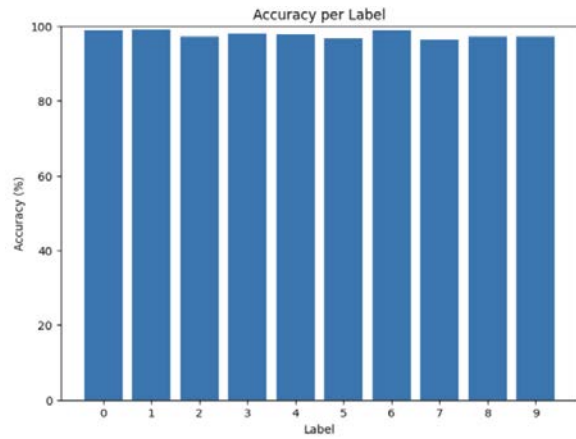


Рис. 2. Ассурасу для кожної цифри окремо

Наступним етапом проведено оцінювання Ассурасу моделі з використанням тестової частини датасету. В результаті отримано значення Ассурасу на рівні 93,92 %. Також перевірено Ассурасу для кожної цифри. Як можна побачити на рис. 2, Ассурасу не залежить від кількості даних, використаних в навчальному наборі.

На рис. 3 можна побачити цифри, які правильно класифіковані з тестового набору. Це свідчить про те, що модель здатна правильно розпізнати цифри, якість написання яких близька до ідеалу (близька до правильного зображення цифри). На рис. 4 можна побачити неправильно класифіковані цифри з того ж набору. Це сталося, тому що символи написані не зовсім коректно, і модель робить помилку.

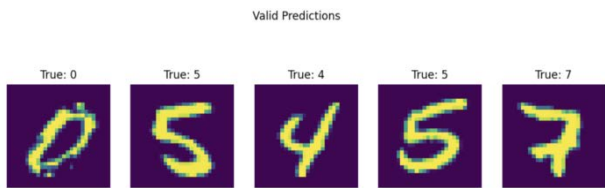


Рис. 3. Правильно класифіковані цифри

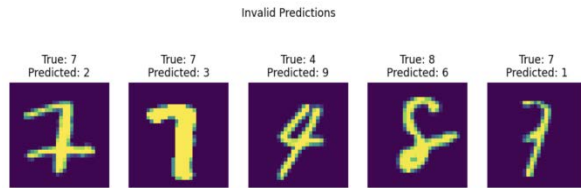


Рис. 4. Неправильно класифіковані цифри

На рис. 5 можна побачити стовпчасту діаграму з кількістю правильно класифікованих цифр для кожного класу. На основі цього можна отримати уявлення про слабкі сторони моделі і ухвалювати рішення щодо подальшого її удосконалення. Це можуть бути такі кроки, як зміна або доопрацювання архітектури моделі, перенавчання або донавчання на іншому наборі даних.

До цього часу використовувався тестувальний набір даних. Проведемо перевірку роботи моделі, використовуючи незалежні дані. На рис. 6 можна побачити результат розпізнавання моделі за використання незалежних вхідних даних.

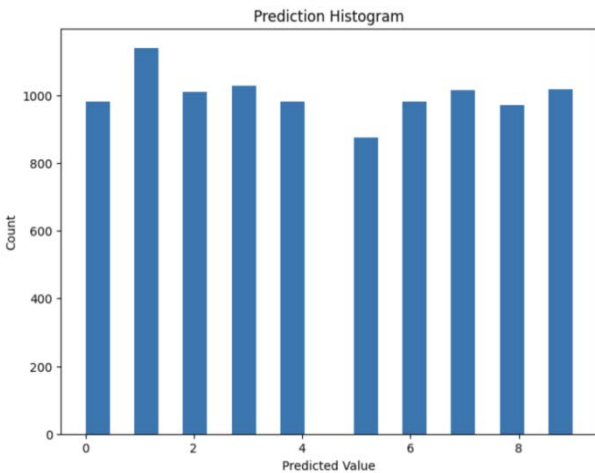


Рис. 5. Графік кількості правильно класифікованих цифр

```

Predicted Class: 1, expected 1
Predicted Class: 2, expected 2
Predicted Class: 3, expected 3
Predicted Class: 4, expected 4
Predicted Class: 5, expected 5
Predicted Class: 5, expected 6
Predicted Class: 1, expected 7
Predicted Class: 8, expected 8
Predicted Class: 3, expected 9
    
```

Рис. 6. Результат розпізнавання з незалежними даними

В результаті тестування на незалежних даних модель припустилася деяких помилок.

Висновки

Мережі Байєса ґрунтуються на теоремі Байєса, що дозволяє ефективно враховувати ймовірнісні залежності між різними елементами даних. Це особливо корисно для задач розпізнавання, де є значна невизначеність і варіативність у написанні символів.

В результаті дослідження проаналізовано застосування мережі Байєса для розпізнавання рукописних символів. За кількістю даних і простотою для роботи вибрано набір даних MNIST. Розроблено архітектуру мережі, яка представлена 3-ма шарами — вхідний, прихований та вихідний. Проведено навчання, яке охоплювало 10 епох. В результаті навчання отримано позитивні дані. Ефективність моделі на підмножині навчального набору даних показала результат 93,92 %. Додатково перевірено оцінку ефективності для кожної окремої цифри. Тестування роботи моделі проведено на підмножині тестових даних. Для отримання достовірних результатів стосовно правильності роботи мережі також проведено тестування на незалежних даних.

В підсумку отримано позитивні результати застосування мереж Байєса для розпізнавання рукописних символів. Такі мережі добре справляються з невизначеностями та неточностями, що є типовими для рукописного тексту. Вони можуть давати ймовірнісні оцінки для кожного символу, що допомагає підвищити точність розпізнавання.

Бассові мережі можуть бути легко інтегровані з іншими методами машинного навчання, такими як нейронні мережі, що дозволить створювати комбіновані моделі для підвищення точності та ефективності.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

- [1] Д. С. Клещ, і В. М. Федорченко, «Аналіз підходів до розв'язання задач розпізнавання образів з використанням штучного інтелекту.» *Системи управління, навігації та зв'язку. Збірник наукових праць*, т. 1, вип. 71, с. 96-100, Бер 2023. <https://doi.org/10.26906/SUNZ.2023.1.096>.
- [2] А. М. Ковальчук, Г. В. Марчук, і Д. К. Марчук, «Застосування згорткової нейронної мережі для розпізнавання рукописних символів.» *Вчені записки ТНУ імені В. І. Вернадського, технічні науки*, т. 30 (69), № 4, с. 68-73, 2019. <https://doi.org/10.32838/2663-5941/2019.4-1/13>.
- [3] V. Levkivskiy, et al., “Available parking places recognition system,” *CEUR Workshop Proceedings 4th Workshop for Young Scientists in Computer Science & Software Engineering: Virtual Event*, vol. 3077, pp. 123-134, 2022. [Electronic resource]. Available: <https://ceur-ws.org/Vol-3077/paper07.pdf>.
- [4] В. Л. Левківський, Г. В. Марчук, В. В. Ципоренко, і Д. К. Марчук, *Комп'ютерна програма «Алгоритмічно-програмне забезпечення обробки та аналізу потоку кадрів відеоданих, що надходять з камер міста»*. 2021 [Електронний ресурс]. Режим доступу: <http://eztuir.ztu.edu.ua/bitstream/handle/123456789/8019/109822.pdf?sequence=1&isAllowed=y> Дата звернення 10.03.2024.
- [5] A. Ali, et al., “Human Activity and Motion Pattern Recognition within Indoor Environment Using Convolutional Neural Networks Clustering and Naive Bayes Classification Algorithms,” *Sensors* 22, no. 3, 1016, 2022. <https://doi.org/10.3390/s22031016>.
- [6] A. Lesniak, and F. Janowiec, “Risk assessment of additional works in railway construction investments using the Bayes network,” *Sustainability*, no. 19, pp. 5388, 2019. <https://doi.org/10.3390/su11195388>.
- [7] L. Surace, et al., “Emotion recognition in the wild using deep neural networks and Bayesian classifiers,” in *Proceedings of the 19th ACM International Conference on Multimodal Interaction (ICMI '17)*. Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, pp. 593-597, 2017. <https://doi.org/10.1145/3136755.3143015>.
- [8] M.C. Roh, and S.W. Lee, “Human gesture recognition using a simplified dynamic Bayesian network,” *Multimedia Systems* 21, pp. 557-568, 2015. <https://doi.org/10.1007/s00530-014-0414-9>.
- [9] W. Chen, et al., “Wildfire risk assessment of transmission-line corridors based on naïve bayes network and remote sensing data,” *Sensors*, 21, no. 2, p. 634, 2021. <https://doi.org/10.3390/s21020634>.
- [10] Z. Liu, et al., “Reliability evaluation of dynamic face recognition systems based on improved Fuzzy Dynamic Bayesian Network,” *International Journal of Distributed Sensor Networks*, no. 16(3), 2020. <https://doi.org/10.1177/1550147720911558>.
- [11] V. Levkivskiy, N. Lobanchykova, and D. Marchuk, “Research of algorithms of Data Mining,” *E3S Web of Conferences*, vol. 166:05007, 2020. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202016605007>,
- [12] K. Shahab, “Novel swarm intelligence algorithms for structure learning of Bayesian Networks and a Comparative evaluation,” *PHD thesis. Computer Engineering*, Yasar University, Bornova / Izmir. 2020. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.14284.85121>.
- [13] MNIST. 2015. [Online]. Available: <https://paperswithcode.com/dataset/mnist>. Accessed on: 01.04.2024.

Рекомендована кафедрою комп'ютерних систем управління ВНТУ

Стаття надійшла до редакції 24.06.2024

Морозов Андрій Васильович — канд. техн. наук, доцент, проректор з науково-педагогічної роботи, e-mail: morozov@ztu.edu.ua ;

Левківський Віталій Леонідович — д-р філософії з інженерії програмного забезпечення, доцент кафедри комп'ютерних наук, e-mail: levkivskyu@ztu.edu.ua ;

Піонтківський Владислав Ігоревич — асистент кафедри інженерії програмного забезпечення, e-mail: kipz_pvi@ztu.edu.ua .

Державний університет «Житомирська політехніка», Житомир

A. V. Morozov¹
V. L. Levkivskyi¹
V. I. Piontkivskyi¹

Image Recognition Using Bayesian Networks

¹Zhytomyr Polytechnic State University

Neural networks and Bayesian networks are powerful machine learning methods used to address a wide range of tasks. Neural networks are biologically inspired systems consisting of interconnected neurons that process information and transmit the results to other neurons. Bayesian networks, also known as belief networks or causal probabilistic networks, are a type of probabilistic graphical model. They are used to represent dependencies between variables and calculate the probabilities of different events. Bayesian networks enable to compute the probability of a certain event, taking into account other known events. They utilize Bayes' theorem to update the probabilities of variables in the network. Their intuitiveness, flexibility, efficiency, and integrative nature make Bayesian networks relevant in many application areas. The aim of this work is to develop and test a Bayesian neural network for recognizing handwritten digits. In this study, a multilayer perceptron Bayesian network was developed and tested for the classification of handwritten digits. The MNIST dataset was used for model training, which contains 70,000 images of handwritten digits with labels. This dataset is widely used for testing image recognition algorithms. To evaluate the network's effectiveness, a test subset of data containing 10,000 images of handwritten digits was used. The developed model demonstrated the accuracy of 93.92 %, which is a better result than other machine learning methods for recognizing handwritten digits. The given model could be useful for developing automatic text recognition systems, such as postal sorting machines and check scanners. The research demonstrates that the Bayesian network is a promising method for classifying handwritten digits, as confirmed by the study. Therefore, it can be concluded that Bayesian networks are not flawless. Their accuracy depends on the quality of data and the correctness of the model. However, if used correctly, they can be a powerful tool for detecting patterns and making decisions.

Keywords: recognition, Bayesian network, learning, testing, MNIST, probability, neural network, dataset.

Morozov Andrii V. — Cand. Sc. (Eng.), Associate Professor, Vice Rector in Scientific and Pedagogical Work, e-mail: morozov@ztu.edu.ua ;

Levkivskyi Vitalii L. — PhD in Software Engineering, Associate Professor of the Chair of Computer Sciences, e-mail: levkivskyu@ztu.edu.ua ;

Piontkivskyi Vladyslav I. — Assistant of the Chair of Software Engineering, e-mail: kipz_pvi@ztu.edu.ua