

УДК 004.021

DOI: 10.31673/2412-9070.2020.063338

Р. Д. БУКОВ, студент;

І. С. ЩЕРБИНА, канд. техн. наук, доцент;

О. В. НЕГОДЕНКО, доцент;

Є. С. ТИХОНОВ, ст. викладач,

Державний університет телекомунікацій, Київ

РОЗРОБЛЕННЯ ТА НАВЧАННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ СИМВОЛІВ

Розглянуто питання застосування нейронних мереж для розпізнавання символів, а також проблему розроблення методів і алгоритмів синтезу нейронних мереж. Для вирішення задач оптимізації системи розпізнавання символів зазвичай застосовуються високоінтелектуальні системи на основі штучних нейронних мереж. Однак штучні нейронні мережі не завжди можуть слугувати як інструмент для розв'язання задач будь-якого типу. Вони є непридатними для виконання таких задач, як нарахування зарплатні, проте вони мають перевагу під час реалізації задач розпізнавання символів, з якими погано або взагалі не справляються звичайні персональні комп'ютери.

Досліджено, що штучні нейронні мережі можуть використовуватися для прогнозного моделювання, адаптивного керування і додатків із навчанням їх за допомогою набору даних. Самонавчання на основі досвіду може відбуватися в мережах, які мають змогу робити висновки зі складного і, здавалося б, незв'язаного набору інформації. Показано застосування нейромереж для розв'язання практичних задач у галузі розпізнавання символів та їх класифікації. Встановлено, що образи можуть позначати різні за своєю природою об'єкти: символи тексту, зображення, зразки звуків. Під час навчання мережі пропонуються різні зразки образів із зазначенням класу, до якого вони належать. Після закінчення навчання мережі показувати невідомі їй раніше образи й одержувати від неї відповідь щодо належності до визначеного класу. Топологія такої мережі характеризується тим, що кількість нейронів у вихідному шарі зазвичай дорівнює кількості обумовлених класів. При цьому визначається відповідність між виходом нейронної мережі і класом, що він представляє.

Запропоновано метод для навчання нейронної мережі, за яким особа, що керує мережею, бере особисту участь у навчанні мережі, вона сама задає еталонні зображення всіх символів, а також переключені зображення еталонів (зашумлені копії).

Ключові слова: нейронні мережі; адаптивне керування; штучний інтелект; багаторівневі мережі; перцептрон.

Вступ

Постановка проблеми. На сьогоднішньому етапі розвитку суспільства інформаційні технології стають головною причиною значного зростання актуальності сфер наукової діяльності, пов'язаних із математичним моделюванням процесів та явищ. Моделювання реальних об'єктів навколишнього світу зазвичай супроводжується значними труднощами, які виникають ще на етапі постановки задачі.

Слід зазначити, що ці труднощі частіше за все є наслідком недосконалості обчислювальних методів та засобів їх реалізації. Вони також стають причиною існування великої кількості нерозв'язаних проблем, що постають у процесі розв'язання задач у різних галузях практичної діяльності. Тому особливої актуальності набувають задачі, що мають некоректну постановку, тобто такі, для яких відсутні оптимальні алгоритми їх розв'язку [2].

Останнім часом проблема розпізнавання символів дістає все більшу популярність, адже розпізнавання зображення, тексту чи мови, а також різноманітних явищ сприяє спрощенню комунікативного зв'язку людини з персональним комп'ютером, допомагає застосовувати різні системи штучного інтелекту в різних галузях народного господарства. Можливість сприймати зовнішній світ у формі символів сприяє передумовам дослідження властивостей величезної кіль-

кості об'єктів завдяки ознайомленню з кінцевою їх кількістю, а об'єктивна ознака засадничої властивості символів допомагає створювати модель їх розпізнавання.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Питання застосування нейронних мереж для розпізнавання символів, а також проблему розроблення методів і алгоритмів синтезу нейронних мереж вивчали такі науковці, як Д. Боголюбов [1], Е. Вентцель [2], Г. Вороновський [3], О. Галушкін [4], Ю. Головач [5], Б. Головкін [6], В. Комашинський [7], В. Месюра [8], Д. Поліщук [9], Р. Каллан [10], Д. Рутковська [11] та ін.

Водночас у цій сфері все ще залишаються невирішеними в повному обсязі багато проблем, пов'язаних із розробленням методів і алгоритмів синтезу нейронної мережі та інтерпретації результатів її роботи для конкретних умов, недостатньо точно описано питання створення комбінованих моделей для розпізнавання символів та особливості їх реалізації.

Мета статті полягає в аналізі особливостей розроблення та навчання нейронної мережі для розпізнавання символів.

Основна частина

Наразі існує багато підходів стосовно вирішення проблеми розпізнавання символів, але більшість із них або вузько спрямовані на певну сферу

розпізнавання (вони показують високі результати розпізнавання, але не є універсальними), або якість розпізнавання є дуже низькою, а сам метод працює незадовільно. Тому для розв'язання задач оптимізації системи розпізнавання символів часто застосовують високоінтелектуальні системи на основі штучних нейронних мереж. Однак штучні нейронні мережі не є інструментом для вирішення задач будь-якого типу. Вони є непридатними для виконання таких задач, як нарахування зарплатні, проте вони мають перевагу під час здійснення розпізнавання символів, з якими погано або взагалі не справляються звичайні персональні комп'ютери [3].

Нейронна мережа являє собою ланцюжок нейронів, іншими словами штучна нейронна мережа формується зі штучних нейронів або вузлів. Отже, нейронна мережа — це або біологічна нейронна мережа, що складається з реальних біологічних нейронів, або штучна нейронна мережа, яка створюється для вирішення завдань штучного інтелекту. Штучні нейронні мережі можуть використовуватися для прогнозного моделювання, адаптивного керування і додатків, де їх можна навчати за допомогою набору даних. Самонавчання на основі досвіду може відбуватися в мережах, які можуть робити висновки зі складного і, здавалося б, незв'язаного набору інформації.

Штучні нейронні мережі поділяються на такі [4]:

- 1) за типом вхідної інформації:
 - аналогові (використання інформації в формі дійсних чисел);
 - двійкові (інформація подана в двійковому коді);
- 2) за характером навчання:
 - із «учителем» (у процесі навчання відомий набір вихідних значень);
 - без «учителя» (формує вихідні значення тільки на основі вхідних впливів), їх називають самоорганізованими;
- 3) за характером налаштування синапсів:
 - із фіксованими зв'язками (вагові коефіцієнти вибираються на початковому етапі з огляду на дану задачу);
 - із динамічними зв'язками (у процесі навчання відбувається настроювання вагових коефіцієнтів);
- 4) за методом навчання:
 - навчання за алгоритмом зворотного поширення помилки;
 - із конкурентним навчанням;
 - із навчанням за правилом Хебба;
 - із гібридним навчанням;
- 5) за характером зв'язків:
 - із прямими зв'язками (інформація поширюється тільки в одному напрямі від рівня до рівня: це різноманітні перцептронні мережі);
 - із зворотним поширенням інформації:

- релаксаційні — циркуляція інформації відбувається доти, поки не перестають змінюватись вихідні значення НМ — це НМ Хопфілда, Хемінга;

- багаторівневі мережі — в них відсутній процес релаксації: *рекурентні* — в них існує зворотний зв'язок між входом і виходом, вихідне значення визначається як залежність вхідних і вихідних значень на попередньому кроці; *рециркуляційні* — характеризуються як прямим, так і зворотним перетворенням інформації. Навчання відбувається без «учителя», тобто вони самоорганізуються в процесі роботи.

Нейромережі не можна вважати універсальними для розв'язання всіх обчислювальних проблем. Комп'ютери й обчислювальні методи є ідеальними для багатьох застосувань. ПК перевершують людину за здатністю робити числові і символні обчислення. Однак людина може без зусиль вирішувати складні задачі сприйняття зовнішніх даних (наприклад, пізнання людини в юрбі за її особистістю) з такою швидкістю і точністю, що наймогутніший комп'ютер порівняно з нею здається тугодумом [6].

Розглянемо докладніше застосування нейромереж для розв'язання практичних задач у галузі розпізнавання символів та їх класифікації. Отже, образи можуть позначати різні за своєю природою об'єкти: символи тексту, зображення, зразки звуків. У процесі навчання мережі пропонуються різні зразки образів із зазначенням того, до якого класу вони належать. Зразок зазвичай подається у вигляді вектора з його ознак. При цьому сукупність усіх ознак має однозначно визначати клас, до якого належить зразок. У разі, якщо ознак недостатньо, мережа може співвіднести той самий зразок із кількома класами, що невірно. Після закінчення навчання мережі можна пред'являти невідомі їй раніше образи й одержувати від неї відповідь стосовно належності до визначеного класу.

Топологія такої мережі характеризується тим, що кількість нейронів у вихідному шарі, як правило, дорівнює кількості зумовлених класів. При цьому встановлюється відповідність між виходом нейронної мережі і класом, що він представляє. Коли мережі пропонується якийсь образ, на одному з її виходів має з'явитись ознака того, що образ належить цьому класові. Водночас на інших виходах має бути ознака того, що образ даному класові не належить. Якщо на двох або більше виходах є ознака належності до класу, вважається що мережа «не впевнена» у своїй відповіді [8].

Зазначимо, що задачі класифікації (типу розпізнавання літер) дуже погано алгоритмизуються. Якщо у разі розпізнавання літер вірна відповідь очевидна для нас заздалегідь, то в більш складних практичних задачах навчена нейромережа виступає як експерт, що має великий досвід і здатний

дати відповідь на важке запитання. Прикладом такої задачі слугує медична діагностика, де мережа може послуговуватися великою кількістю числових параметрів (енцефалограма, тиск). Звичайно «думку» мережі в цьому разі не можна вважати остаточною. Класифікація підприємств за ступенем їхньої перспективності — це вже звичний спосіб використання нейромереж у практиці різних компаній. При цьому мережа також використовує множину економічних показників, у складний спосіб зв'язаних між собою [10].

Слід зауважити, що нейромережний підхід особливо ефективний у задачах експертного оцінювання з тієї причини, що він поєднує в собі здатність комп'ютера до оброблення чисел і здатність мозку до узагальнення і розпізнавання. Говорять, що в гарного лікаря здатність до розпізнавання у своїй сфері настільки велика, що він може провести приблизну діагностику вже за зовнішнім виглядом пацієнта. Можна погодитися також, що досвідчений трейдер почуває напрямку руху ринку за виглядом графіка. Однак у першому випадку всі фактори наочні, тобто характеристики пацієнта миттєво сприймаються мозком як «бліда особа» або «блиск в очах». У другому ж випадку береться до уваги тільки один фактор — курс за визначений період часу. Нейромережа дає можливість обробляти величезну кількість факторів (до кількох тисяч), незалежно від їхньої наочності — це універсальний «гарний лікар», що може поставити свій діагноз у будь-якій галузі.

Задачу розпізнавання символів можна поділити на низку підзадач [11]:

1. Генерування ознак (*feature generation*) — вимірювання або обчислення числових ознак, що характеризують об'єкт.

2. Вибір ознак (*feature selection*) — визначення найбільш інформативних ознак для класифікації (у цей набір можуть входити не лише первинні ознаки, а й функції від них).

3. Побудова класифікатора (*classifier construction*) — конструювання вирішального правила, на підставі якого здійснюється класифікація.

4. Оцінювання якості класифікації (*classifier estimation*) — обчислення показників правильності класифікації (точність, чутливість, специфічність, помилки першого та другого роду).

Слід зазначити, що будь-яка нейронна мережа приймає на вході числові значення і видає на виході також числові значення. Передатна функція для кожного елемента мережі зазвичай вибирається в обмеженій ділянці.

У процесі навчання глибокої нейронної мережі отримувана модель намагається подати об'єкт у вигляді комбінації простих примітивів. Додаткові шари дають змогу будувати абстракції все більш

високих рівнів, що і дозволяє створювати моделі для розпізнавання складних об'єктів реального світу.

Глибинні мережі формуються переважно як мережі прямого поширення. Однак останні дослідження показали, як можна застосувати техніку глибинного навчання для рекурентних нейронних мереж [7].

За головний компонент системи розпізнавання символів береться видозмінений (багатошаровий) перцептрон (рис. 1). Кількість нейронів перцептрона встановлюється кількістю вивчених ним образів m , а кількість синапсів n визначається розширенням рисунків, які розпізнаються.

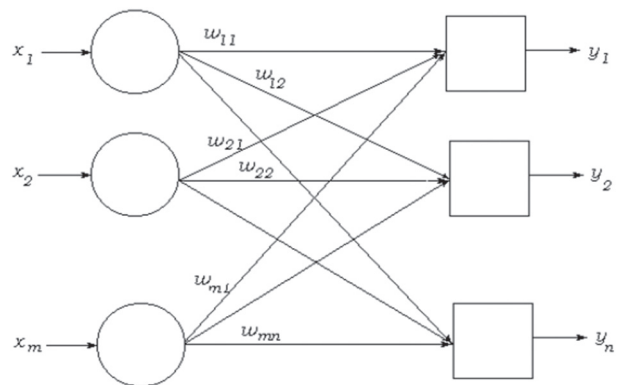


Рис. 1. Структура видозміненого перцептрона

Розглянемо алгоритм зворотного поширення для перцептрона. Символ подається рисунком, розміри якого $79,38 \times 52,92$ мм, тип — бітовий, розширення *.bmp.

Мережею рисунок розбивається на 600 частин (за горизонталлю на 20, за вертикаллю на 30). Отже, кількість синапсів для одного нейрона буде незмінним числом і визначатиметься так:

$$n = 20 \cdot 30 = 600.$$

Навчання перцептрона з урахуванням запропонованого підходу можна подати в такий спосіб [1]:

1. Ініціалізуються всі ваги мережі в малі ненульові величини.

2. На вхід мережі подається вхідний навчальний вектор X вхідних символів і обчислюється сигнал NET вихідної функції від кожного нейрона, використовуючи формулу

$$NET_j = \sum_i x_i w_{ij},$$

де x_i — i -й елемент вхідного вектора X ; w_{ij} — вага входу i нейрона j ; NET_j — рівень збудження після синаптичного нейрона.

3. Обчислюється значення граничної функції активації для сигналу NET від кожного нейрона в такий спосіб:

$$OUT_j = 1, \text{ якщо } NET_j \text{ більший, ніж поріг } ij;$$

$$OUT_j = 0 \text{ у протилежному разі,}$$

де ij являє собою поріг, що відповідає нейрону j (у найпростішому випадку всі нейрони мають той самий поріг).

4. Розраховується помилка для кожного нейрона:

$$error\ j = target\ j - OUT_j,$$

де $error\ j$ — помилка для j -го нейрона; $target\ j$ — необхідний вихід j -го нейрона; OUT_j — отриманий вихід j -го нейрона.

5. Кожна вага модифікується так:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + ax\ error,$$

де $w_{ij}(t+1)$ — вага входу i нейрона j в момент часу $(t+1)$; $w_{ij}(t)$ — вага входу i нейрона j в момент часу t ; a — нормувальний коефіцієнт навчання, початкове значення якого 0,1, і який зменшується в процесі навчання.

Повторюються кроки з другого до п'ятого, доки помилка не стане досить малою.

Робота інтелектуального модуля з розпізнавання символів полягає в підрахуванні виходів перцептрона, а якщо два або більше нейронів на виході дістали максимальне значення, то переглядається, який нейрон має більшу суму на виході його суматора, і вносяться зміни до результату.

Активаційна функція нейронів має вигляд лійного порога:

$$Y = S, \text{ якщо } S < T;$$

$$Y = S, \text{ якщо } S \geq T,$$

де Y — значення активаційної функції; S — аргумент активаційної функції; T — значення порога.

Подальше навчання перцептрона здійснюється під час роботи інтелектуального модуля штучних нейронних мереж із розпізнавання символів. Ваги синапсів коригуються згідно з дельта-правилом:

$$\delta = (D - Y),$$

де δ — рівна різниці між необхідним або цільовим виходом D і реальним виходом Y .

Дельта-правило модифікує ваги відповідно до необхідного й дійсного значень виходу кожної

полярності як для безперервних, так і для бінарних входів і виходів.

Алгоритм навчання зберігається, якщо δ збільшується на значення кожного входу x_i , і цей добуток додається до відповідної ваги.

З метою організації керування середнім значенням зміни ваг уведемо коефіцієнт η швидкості навчання, що збільшується на δx_i під час навчання:

$$D_i = \eta \delta x_i,$$

$$w_i(n+1) = w_i(n) + D,$$

де D_i — корекція, пов'язана з i -м входом x_i ; η — коефіцієнт швидкості навчання; $w_i(n+1)$ — i -те значення ваги після корекції; $w_i(n)$ — i -те значення ваги до корекції.

Дельта-правило модифікує ваги відповідно до i -го необхідного дійсного значення виходу.

Таким чином, використання зворотного поширення для перцептрона дає можливість досягти ефективного розпізнавання навіть зашумлених символів.

Розпізнавання символів має здійснюватись за таким алгоритмом:

- 1) завантаження параметрів за замовчуванням під час запуску програми;
- 2) створення еталонних зображень (створивши еталони, користувач може перенавчити мережу так, щоб створений ним образ символу був еталоном);
- 3) завантаження чи створення зображення символу для розпізнавання;
- 4) розпізнавання символу (зашумленість якого може бути до 40%) системою;
- 5) виведення результату розпізнавання.

Зазначений алгоритм може бути реалізований у середовищі Borland Delphi 7 мовою Object Pascal, яка дозволяє використовувати бібліотеки, що реалізують нейронні мережі.

Схему алгоритму функціонування модуля розпізнавання символів з урахуванням вибраної мови програмування наведено на рис. 2.

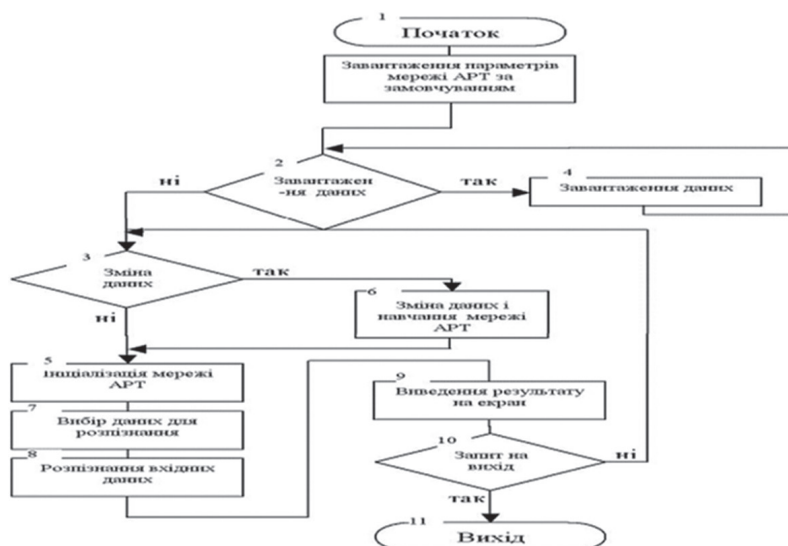


Рис. 2. Схеми алгоритму нейромережі для розпізнавання символів

Результат реалізації наведеного алгоритму в середовищі програмування Borland Delphi 7 дає можливість реалізувати інтелектуальний модуль штучної нейромережі з розпізнавання символів.

Підсумки роботи інтелектуального модуля унаочнює рис. 3, на якому зображено еталони образів і зашумлені копії, при яких програмний комплекс може правильно визначити образ. Зображення поділяються за відсотком зашумленості.

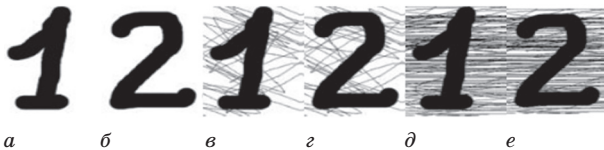


Рис. 3. Символи для роботи інтелектуального модуля штучних нейронних мереж із розпізнавання символів: *a, б* — еталонні символи; *в, з* — символи із зашумленістю до 30%; *д, е* — символи із зашумленістю до 40%

Таким чином, у результаті реалізації інтелектуального модуля, що функціонує згідно із запропонованим алгоритмом, розпізнаються символи, які належать до будь-якого алфавіту, цифри й знаки залежно від обсягів пам'яті інтелектуальної системи, що містить відповідні еталони із зашумленістю до 40%.

Висновки

Навчаючи мережу розпізнавати нові символи, дуже часто знищуються або змінюються результати попереднього навчання. Якщо існує тільки фіксований набір навчальних векторів, їх можна подавати під час навчання циклічно. У мережі зі зворотним поширенням навчальні вектори подаються на вхід мережі послідовно, поки мережа не «навчиться» всьому вхідному набору.

Проте цілком навчена мережа має запам'ятати новий навчальний вектор, і він може змінити ваги настільки, що буде потрібно повне перенавчання мережі.

Адаптивна резонансна теорія є одним із вирішень цієї проблеми. Мережі й алгоритми теорії зберігають пластичність, потрібну для вивчення нових образів, водночас запобігаючи зміні раніше запам'ятованих образів, і тому вони можуть бути ефективними у процесі розпізнавання символів. Мережа адаптивної резонансної теорії являє собою векторний класифікатор. Вхідний вектор класифікується залежно від того, на який із множини раніше запам'ятованих образів він схожий.

Своє класифікаційне рішення така мережа виявляє у формі збудження одного з нейронів розпізнавального шару. Якщо вхідний вектор не відповідає жодному із запам'ятованих образів, створюється нова категорія за допомогою запам'ятовування образу, ідентичного новому вхідному вектору. Якщо встановлено, що вхідний вектор схожий на один із раніше запам'ятованих

векторів із погляду визначеного критерію подібності, запам'ятований вектор буде змінюватися (навчатися) під впливом нового вхідного вектора, щоб стати більш схожим на цей вхідний вектор. Запам'ятований символ не буде змінюватися, якщо поточний вхідний вектор не виявиться досить схожим на нього.

Таким чином, вирішується проблема «стабільність-пластичність» роботи мережі під час виконання дій із розпізнавання символів. Новий образ може створювати додаткові класифікаційні категорії, однак новий вхідний образ не може змусити змінитися наявну пам'ять. Мережа адаптивної резонансної теорії навчається без учителя за допомогою зміни ваг так, що пред'явлення мережі вхідного вектора змушує мережу активізувати нейрони в шарі розпізнавання, пов'язані з подібним запам'ятованим вектором. Крім цього, навчання відбувається у формі, що не руйнує запам'ятовані раніше образи, запобігаючи тимчасовій нестабільності, яка регулюється вибором критерію подібності.

Новий вхідний образ (який мережа «не бачила» раніше) не буде відповідати запам'ятованим образам із погляду параметра подібності, тим самим формуючи новий образ, що запам'ятовується. Вхідний образ, у достатньому ступені відповідний одному із запам'ятованих образів, не буде формувати новий екземпляр, він просто буде модифікувати той, на який він схожий. Отже, за відповідного вибору критерію подібності запобігається запам'ятовування раніше вивчених образів і тимчасова нестабільність.

Таким чином, для навчання нейронної мережі пропонується метод, за яким особа, що керує мережею, бере особисту участь у навчанні мережі, вона сама задає еталонні зображення всіх символів, а також перевернуті зображення еталонів (зашумлені копії). Раніше цей метод застосовувався до ймовірнісних нейронних мереж, але використання цього методу для мереж багатшарових нейронів значно підвищить його продуктивність із розпізнавання символів.

Список використаної літератури

1. Боголюбов Д. П., Чанкін О. О., Стемиківська К. В. Реалізація алгоритму сонавчання самоорганізуючих карт Кохонена на графічних процесорах // Промислові АСУ і контролери. 2012. № 10. С. 30–35.
2. Вентцель Е. С. Теорія ймовірностей: підр. для вузів. 6-е вид. Москва: Вища школа, 1999. С. 12–54.
3. Генетичні алгоритми, штучні нейронні мережі і проблеми віртуальної реальності / Г. К. Воронівський, К. В. Махотило, С. Н. Петрашев, С. А. Сергєєв. Харків: ОСНОВА, 1997. С. 99–112.
4. Галушкін А. І. Теорія нейронних мереж. Москва: ИПРЖР, 2010. 348 с.

5. *Складні мережі* / Ю. Головач, О. Олемський, К. фон Фербер [та ін.] // Журнал фізичних досліджень. 2006. 10, № 4. С. 247–289.

6. *Головкін Б. А. Машинне розпізнавання та лінійне програмування*. Москва: Радянське радіо. 1973. 100 с.

7. *Комашинський В. І. Смирнов Д. О. Введення до нейроінформаційних технологій*. СПб, 1999. С. 33–48.

8. *Месюра В. І., Ваховська Л. М. Основи проектування систем штучного інтелекту: навч. посіб.* Вінниця: ВДТУ, 2000. 96 с.

9. *Поліщук Д. О., Поліщук О. Д., Яджак М. С. Комплексне детерміноване оцінювання складних ієрархічно-мережних систем: Опис методики // Системні дослідження та інформаційні технології*. 2015. № 1. С. 21–31.

10. *Каллан Р. Основні концепції нейронних мереж = The Essence of Neural Networks First Edition*. 1-е. Вільямс, 2001. С. 268–288.

11. *Рутковська Д., Пилиньський М., Рутковський Л. Нейронні мережі, генетичні алгоритми та нечіткі системи*. Москва. Гаряча лінія-Телеком, 2004. 112 с.

Р. Д. Буков, І. С. Щербина, Е. В. Негоденко, Е. С. Тихонов

РАЗРАБОТКА И ОБУЧЕНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ РАСПОЗНАВАНИЯ СИМВОЛОВ

Рассмотрены вопросы применения нейронных сетей для распознавания символов, а также проблемы разработки методов и алгоритмов синтеза нейронных сетей. Для решения задач оптимизации системы распознавания символов часто применяются высокоинтеллектуальные системы на основе искусственных нейронных сетей. Однако искусственные нейронные сети не являются инструментом для решения задач любого типа. Они непригодны для выполнения таких задач, как начисление зарплаты, однако они имеют преимущество при реализации задач распознавания символов, с которыми плохо или вообще не справляются обычные персональные компьютеры.

Доказано, что искусственные нейронные сети могут использоваться для прогнозного моделирования, адаптивного управления и приложений, где их можно обучать с помощью набора данных. Самообучения на основе опыта может происходить в сетях, которые могут делать выводы из сложного и, казалось бы, несвязанного набора информации.

Показано применение нейросетей для решения практических задач в области распознавания символов и их классификации. Установлено, что образы могут обозначать разные по своей природе объекты: символы текста, изображения, образцы звуков. При обучении сети предлагаются различные образцы образов с указанием того, к какому классу они относятся. По окончании обучения сети можно предъявлять неизвестные ей ранее образы и получать от нее ответ о принадлежности к определенному классу. Топология такой сети характеризуется тем, что количество нейронов в выходном слое, как правило, равно количеству обусловленных классов. При этом устанавливается соответствие между выходом нейронной сети и классом, который он представляет.

Предложен метод для обучения нейронной сети, по которым лицо, управляющее сетью, принимает непосредственное участие в обучении сети, она сама задает эталонные изображения всех символов, а также искаженные изображения эталонов (зашумленные копии).

Ключевые слова: нейронные сети; адаптивное управление; искусственный интеллект; многоуровневые сети; перцептрон.

R. D. Bukov, I. S. Shcherbyna, O. V. Nehodenko, Eu. S. Tykhonov

DEVELOPMENT AND TRAINING OF NEURAL NETWORKS FOR CHARACTER RECOGNITION

This article discusses the problem of the application of neural networks for character recognition, as well as the problem of developing methods and algorithms for the synthesis of neural networks. To solve the problems of optimizing the character recognition system, highly intelligent systems based on artificial neural networks are often used. However, artificial neural networks are not a tool for solving problems of any type. They are unsuitable for tasks such as payroll, but they have an advantage for character recognition tasks that conventional personal computers do poorly or not at all.

It has been proven that artificial neural networks can be used for predictive modeling, adaptive control and applications where they can be trained using a dataset. Experiential self-learning can occur in networks that can draw inferences from a complex and seemingly unrelated set of information.

The application of neural networks for solving practical problems in the field of character recognition and their classification is shown. It has been established that images can denote objects of different nature: text symbols, images, sound samples. When training the network, various sample images are offered with an indication of which class they belong to. At the end of training the network, you can present previously unknown images and receive an answer from it about belonging to a certain class. The topology of such a network is characterized by the fact that the number of neurons in the output layer, as a rule, is equal to the number of conditioned classes. This establishes a correspondence between the output of the neural network and the class it represents.

A method for training a neural network is proposed, according to which the person managing the network takes a direct part in training the network, it itself sets the reference images of all symbols, as well as distorted images of the standards (plagued copies).

Keywords: neural networks; adaptive control; artificial intelligence; multilevel networks; perceptron.