

ПРИНЦИПИ ОРГАНІЗАЦІЇ НЕЙРОМЕРЕЖНОЇ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ СИМВОЛІВ НОМЕРНИХ ЗНАКІВ

В роботі запропоновано алгоритмічні, функціональні та структурні рішення для побудови економічної та високопродуктивної системи автоматизованого розпізнавання номерних знаків автомобільного транспорту, що досягається за рахунок використання в її складі реалізованої апаратно на програмованих логічних інтегральних схемах тришарової штучної нейронної мережі прямого поширення, орієнтованої на виконання функцій розпізнавання символів номерного знаку за сегментами зображень фіксованої розмірності.

Ключові слова: система розпізнавання символів, номерні знаки, штучні нейронні мережі, програмовані логічні інтегральні схеми.

V. V. LAVRINCHUK, V. M. CHESHUN, V. I. CHORNENKIY
Khmelnitskyi National University

ORGANIZATION OF THE CHARACTER RECOGNITION SYSTEM IN LICENSE PLATES WITH AN APPLICATION OF AN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

Due to the constant increase in the number of cars on the roads in Ukraine, the problem of automation in control and maintenance of traffic participants is exacerbated. In the article the peculiarities of existing systems and methods of license plates recognition are analyzed, their main advantages and disadvantages are determined. Execution of a character recognition operation by the program reduces system performance or requires the use of expensive computing systems. To create a high-performance recognition system, it is proposed to use the hardware-implemented artificial neural network. The basis of the system is a three-layer artificial neural network of direct passage, which is implemented on programmable logic integrated circuits and performs the functions of recognizing license plate characters from fixed-size image segments. Allocation of a license plate in a photograph and segmentation are carried out by traditional methods. Converting the selected segments to the desired size is implemented before the character recognition operation. The neural network receives a binary vector, in which each bit corresponds to one pixel of the image segment. The article substantiates the choice of the size of the segments and proposes an algorithm, functional and structural solutions for building an improved system of automatic identification of license plates. The method of error propagation is used to calculate the parameters of the artificial neural network. The simulation of the system yielded 96.81% of the true recognition results. The given solutions are the basis for the hardware implementation of the artificial neural network on programmable logic integrated circuits, which should provide the possibility of creating a high-performance recognition system at a moderate cost.

Key words: character recognition system, license plates, artificial neural networks, programmable logic integrated circuits.

Вступ

Характерною тенденцією розвитку автомобільної індустрії світу є постійне вдосконалення моделей автомобілів і збільшення їх випуску. Передумовою постійного зростання кількості автомобілів є збільшення попиту на засоби швидкого пересування в стрімкому ритмі сучасного життя на фоні вдосконалення, урізноманітнення і зменшення вартості транспортних засобів.

Хоча Україна і не входить до числа країн, де новий автомобіль є загальнодоступним за фінансовим критерієм для більшості населення, і потреба в індивідуальному транспорті залишається актуальною, та вже на сьогоднішній день засоби інформації переповнені повідомленнями про колапси та безлад на транспортних магістралях країни. Проведення реформ економіки України, що має за мету збільшення платіжної спроможності і рівня життя населення, та наближення до стандартів Європейського союзу з поступовим зменшенням податків на ввезення транспортних засобів неминуче призведуть до стрибкоподібного зростання кількості учасників дорожнього руху і користувачів супровідних сервісних послуг. Вирішення вже наявних проблем і попередження майбутніх в сучасних умовах в будь-якій країні неможливе без застосування автоматизованих систем контролю і обслуговування [1].

Незважаючи на постійні наголоси на актуальності застосування засобів автоматизованого контролю за транспортними засобами, Україна на сьогодні неспроможна ефективно вирішити завдання широкомасштабного їх впровадження через високу вартість систем закордонного виробництва і відсутність якісних систем у серійному випуску власної промисловості, що робить актуальним їх створення і виробництво.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Першочергово, при реалізації функцій САРНЗ використовуються різні типи характеристик номерного знаку для виявлення його області знаходження на фоні зображення.

Як базис для виявлення номерних знаків використовується колір [2] або геометричний характер номерних знаків [3]. Проте, ці методи не дуже надійні через складнощі реалізації в реальному середовищі, оскільки бажаний колір фону номерного знаку може бути відсутнім або спотворений забрудненнями, а пластина знаку на зображенні може набути не прямокутної форми через зміну кута знаходження транспортного засобу в русі відносно засобів фіксації зображень або пошкодження самої пластини.

Більш надійними є методи, які базуються на аналізі текстури номерних знаків. Зокрема, методи, що використовують вертикальні краї, як правило, конвертують зображення в напівтонове і вираховують вертикальний градієнт, а потім застосовують фільтр отриманих результатів для вибору зони з найвищими вертикальними краями [4].

Для виконання сегментації символів також використовується запропоновані різні підходи [5–7].

Загальними підходами для сегментації символів є вертикальна і горизонтальна проекція [5, 6], що базуються на виявленні наявних між символами проміжків. Основною проблемою застосування цього підходу є можливе відхилення номерного знаку і символів на ньому від горизонтальної осі на зображенні через недосконалі умови його фіксації. Ця проблема вирішується за допомогою корекції обертання із застосуванням перетворення Хафа [7]. Проте, цей метод має набагато більшу складність обчислень і зумовлює більші вимоги щодо ресурсів застосовуваних засобів сегментації.

Одним із найбільш ефективних для сегментації є метод аналізу приєднаного компонента (Connected Component Analysis) [8], що передбачає фіксацію обраного фрагменту зображення і приєднання до нього всіх сусідніх пікселів, що мають аналогічне або вище значення тонової насиченості.

Завершальний етап обробки зображення реалізують системи розпізнавання символів (CPC), робота яких також базується на різних підходах [9–11].

Алгоритмічна реалізація розпізнавання, що використовується в CPC, зазвичай складається з двох етапів: виявлення особливостей і класифікації сегментів зображень [4, 10, 12]. При класифікації сегментів зображень широко використовуються статистичні дані щодо ймовірностей входження символів в номерний знак або статистичні моделі. За умови, що існують чітко визначені статистичні моделі, класифікація CPC може бути віднесена до статистичних методів класифікації або до методів класифікації машин [10].

Інші методи класифікації, як правило, забезпечують ефективність роботи CPC за рахунок виявлення і аналізу особливостей отриманих зображень символів, що відрізняють їх від базових математичних моделей.

Принципи дії CPC базуються на використанні апарату машин векторної підтримки [11, 13], прихованих моделей Маркова [14, 15, 16], співставлення шаблонів [17, 18], теорії штучних нейронних мереж [19] тощо.

Постановка проблеми

Більшість розглянутих варіантів CPC реалізується програмно і передбачають виконання заданих алгоритмів класифікації типовими універсальними обчислювальними системами різної продуктивності. Недоліком такої реалізації CPC є значні втрати часу на покрокову обробку і виконання інструкцій програмного коду, що призводить до значних втрат часу і зменшення продуктивності CPC. Застосування для реалізації алгоритмів обчислень високопродуктивних універсальних систем великої потужності при широкомасштабному використанні САРНЗ потребує значно великих вкладень коштів на всіх етапах.

Отримати САРНЗ і високою продуктивністю, яка буде здатною оперативно розпізнавати номерні знаки транспортних засобів в реальному масштабі часу, можна за умови повної апаратної реалізації CPC. Найперспективнішим варіантом CPC, на думку авторів, є її реалізація у вигляді штучної нейронної мережі (ШНМ) з подальшою апаратною реалізацією на програмованих логічних інтегральних схемах (ПЛІС).

Для вирішення завдання ефективної реалізації CPC на основі ШНМ з апаратною реалізацією на ПЛІС необхідно визначити задачі і умови застосування створюваної CPC, а також обрати варіант її реалізації, що буде задовольняти потребам за продуктивністю, якістю безпомилкової роботи та ціною.

Результати досліджень

При застосуванні ШНМ в CPC при обробці символічних сегментів отриманих зображень з'являється можливість використовувати всі значення пікселів сегменту безпосередньо в якості вхідних даних та реалізовувати їх паралельну обробку в процесі ідентифікації символу.

Беручи до уваги те, що номерні знаки на зображеннях і отримувані з них символічні сегменти можуть мати різні розміри, а ШНМ в її апаратній реалізації характеризується фіксованою розмірністю та має обмеження за кількістю оброблюваних одночасно вхідних сигналів, першочерговою стає проблема узгодження масштабного представлення сегментів символів, що входять в операцію розпізнавання проектованою CPC, з можливостями застосовуваної ШНМ щодо обробки вхідних даних.

Проведені авторами дослідження показали, що перспективним для розпізнавання символів із застосування CPC на основі ШНМ є представлення сегментів у варіанті 21x9 пікселів, оскільки розпізнавання зображень з меншою деталізацією призведе до збільшення помилок через втрату зображеннями символів характерних ознак, а збільшення деталізації зумовлює потребу у використанні складнішої ШНМ.

З урахуванням потреби масштабування сегментів символів до обраного варіанту представлення у варіанті 21x9 пікселів, можна сформулювати загальні положення алгоритму роботи САРНЗ із застосуванням проектованої CPC на основі ШНМ.

Алгоритм 1.

- 1.1. Отримання зображення з фіксуючої камери;
- 1.2. Передача зображення в систему виявлення номерного знаку;
- 1.3. Локалізація зони номерного знаку на зображенні;
- 1.4. Якщо операція локалізації зони номерного знаку на зображенні виявилась невдалою (номерних знаків на зображенні не виявлено), перехід до п.1.1;
- 1.5. Виділення фрагменту з номерним знаком з початкового зображення;
- 1.6. Формування чорно-білого зображення номерного знаку;
- 1.7. Передача виділеного фрагменту з номерним знаком системі сегментації;
- 1.8. Взаємне відокремлення сегментів символів на зображенні;
- 1.9. Якщо операція відокремлення завершилася вдало, перехід до п.1.13;

- 1.10. Фіксація помилки сегментації;
- 1.11. Передача зображення і опису помилки для експертного аналізу;
- 1.12. Перехід до п.1.1;
- 1.13. Масштабування отриманих сегментів до представлення 21x9 пікселів;
- 1.14. Утворення черги з сегментів символів для розпізнавання (в порядку розміщення сегментів на полі номерного знаку);
- 1.15. Передача першого в черзі сегмента символу на СРС у вигляді вектора бінарного опису стану пікселів чорно-білого зображення цього сегмента (0 для пікселів білого кольору, 1 – чорного);
- 1.16. Зчитування коду ідентифікації символу з СРС;
- 1.17. Виключення сегмента розпізнаного символу з черги на розпізнавання;
- 1.18. Якщо в черзі на розпізнавання є ще символи, перехід до п.1.15;
- 1.19. Визначення набору символів номерного знаку за отриманими кодами їх ідентифікації;
- 1.20. Формування символного представлення номера транспортного засобу з розпізнаних символів;
- 1.21. Передача опису розпізнаного номера для подальшої обробки;
- 1.22. Кінець алгоритму

Відповідно до наведеного алгоритму, призначенням СРС в складі САРНЗ є послідовне розпізнавання символів номерного знаку за векторами бінарного опису стану пікселів чорно-білого зображення кожного символного сегмента. Вектор опису одного сегмента подається на СРС в паралельному форматі і обробляється ШНМ по всіх розрядах одночасно, результатом чого має бути формування на виходах ШНМ коду ідентифікованого символу. Вектори опису різних сегментів подаються на СРС послідовно в порядку, який відповідає порядку їх розміщення на пластині номерного знаку, що забезпечує упорядковане формування на виходах ШНМ кодів ідентифікації всіх символів номерного знаку в природній послідовності їх зчитування.

За основу для реалізації СРС обрано тришарову ШНМ прямого поширення, прототипом якої є нейромережна модель декодера кодів Хеммінга з повною апаратною реалізацією [20]. Вибір ґрунтується на ствердженні, що тришарова мережа з прямим з'єднанням нейронів і принаймні одним прихованим шаром здатна моделювати будь-які системи будь-якого ступеня складності [21].

Для формування структури ШНМ потрібно визначити кількість нейронів у кожному її шарі.

Кількість нейронів першого шару визначається кількістю вхідних сигналів, що підлягають подальшій обробці. Вхідними сигналами ШНМ СРС є вектори бінарного опису стану пікселів аналізованого символного сегмента. Сегменти представляються чорно-білим зображенням розмірності 21x9 пікселів, опис формується за принципом біт на піксель, тому зображення буде описуватись двійковим словом з 189 біт, що зумовлює потребу у відповідній кількості нейронів вхідного шару ШНМ.

Кількість нейронів другого шару обрано експериментально. В експерименті застосовано 386 зображень номерних знаків, з яких 290 використовувались в якості даних для навчання ШНМ, а інші 96 – в якості дослідних зразків при апробації системи. В ході експерименту була протестована ефективність роботи мережі при різній кількості вузлів в другому шарі. Значення кількості вузлів для другого шару обиралося в діапазоні від 100 до 200 з кроком 20. Експериментальне моделювання роботи ШНМ проводилось із застосуванням пакету Matlab і дублювалося для кожного варіанту реалізації ШНМ щонайменше 10 разів. Усереднені результати експерименту відображені графіком (рис. 1).

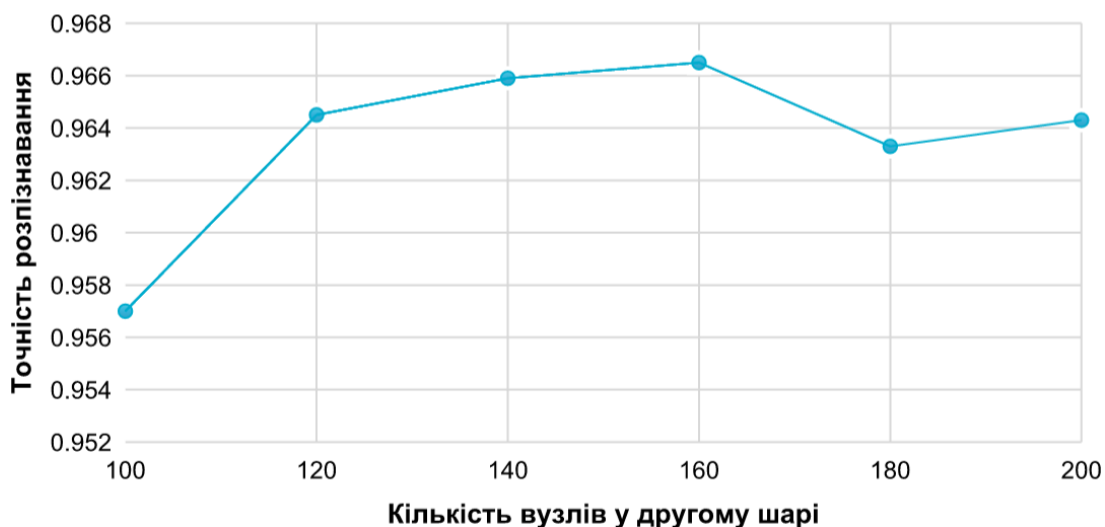


Рис. 1. Залежність ефективності роботи ШНМ від розмірності прихованого шару

Отримані при дослідженні і відображені на графіку результати показують, що точність розпізнавання збільшується з кількістю нейронів у другому шарі і досягає екстремуму при числі нейронів 160, а потім знову зменшується, що і було підставою для вибору відповідної розмірності прихованого шару ШНМ.

Розмірність вихідного шару ШНМ було обмежено застосуванням 36 нейронів, що також стало наслідком експериментальних досліджень.

У відповідності до наведених положень було розроблено структуру тришарової ШНМ прямого поширення з організацією 189-160-36 (рис. 2).

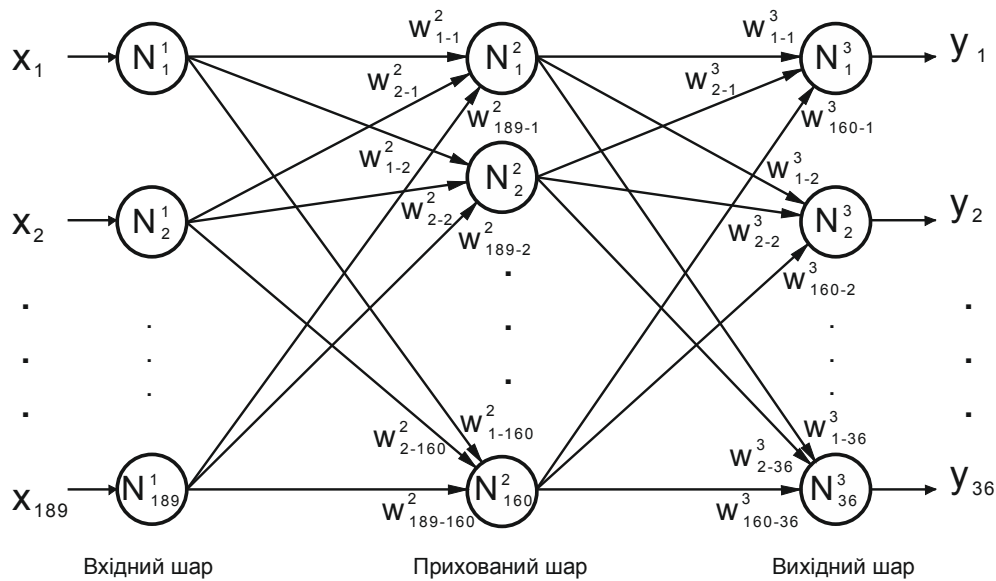


Рис. 2. Структурна організація ШНМ системи оптичного розпізнавання

Кожна вершина (коло), зображене на рис. 2, являє собою штучний нейрон.

Нейрони вхідного шару виконують лише функції підсилення і розповсюдження вхідних сигналів на входи нейронів другого шару.

Нейрони другого і третього шару у багатошаровій нейронній мережі обчислюють зважену ваговими коефіцієнтами суму сигналів з своїх входів, джерелом яких є виходи всіх нейронів з попереднього шару. Вихід нейрона – це зважена сума, що регулюється функцією активації. Загальний стан кожного виходу нейрона описується формулою:

$$act_i^j = f(net_i^j), \quad (1)$$

де act_i^j – вихід функції активації i -го нейрона j -го шару; f – функція активації; net_i^j – сума добутків значень вхідних сигналів на вагові коефіцієнти вхідних зв'язків i -го нейрона в j -му шарі та зміщення зазначеного нейрона. Значення net_i^j , в свою чергу, розраховується за формулою:

$$net_i^j = \sum_{k=1}^m act_k^{j-1} w_{k-i}^j + b_i^j, \quad (2)$$

де m – кількість нейронів в $(j-1)$ -му шарі, b_i^j – зміщення i -го нейрона в j -му шарі, w_{k-i}^j – ваговий коефіцієнт зв'язку між i -м нейроном j -го шару і виходом k -го нейрона попереднього шару.

Для навчання ШНМ застосовано принципи контрольованих алгоритмів із застосуванням порівнюваних пар значень вхід-мета та оціночних функцій. Для оцінки якості навчання застосовано функцію, що є середньою квадратичною функцією помилки:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m (act_i - t_i), \quad (3)$$

де E – функція оцінки помилки; m – кількість нейронів у вихідному шарі; act_i – фактичне значення вихідного сигналу i -го нейрона вихідного шару; t_i – ідеальне очікуване значення вихідного сигналу i -го нейрона вихідного шару.

Функція оцінки відображає різницю між ідеальними та фактичними результатами операції розпізнавання символів нейромережною СРС. Навчання нейронної мережі на основі функції оцінки – це процес налаштування параметрів нейронної мережі таким чином, щоб реальний результат був найближчим до ідеального варіанту спрацьовування ШНМ на безлічі виконуваних експериментів. Навчання показало, що ШНМ прямого поширення показують найкращу продуктивність в ролі СРС при мінімізації оціночної функції із застосуванням скорегованих значень вагових коефіцієнтів w_{k-i}^{j*} , які отримуються на основі існуючих значень w_{k-i}^j , змінених на крок корекції Δw :

$$E(w_{k-i}^{j*}) = E(w_{k-i}^j + \Delta w). \quad (4)$$

Використовуючи ряд Тейлора для функції (4) можна отримати:

$$E(w_{k-i}^j + \Delta w) = E(w_{k-i}^j) + \frac{dE}{dw} \Delta w. \quad (5)$$

Щоб мінімізувати E потрібно мінімізувати значення $\frac{dE}{dw} \Delta w$, де $\frac{dE}{dw}$ - градієнт, який є n -вимірним

вектором і вказує на напрямок, що робить функцію E зростаючою. Якщо обидва вектори вказують на протилежні напрямки і мають однакову довжину, то скалярний добуток таких векторів буде дуже малим значенням і рівняння потрібно модифікувати до наступного вигляду:

$$\Delta w = -\alpha \frac{dE}{dw}, \quad (6)$$

де α – коефіцієнт контролю кроків навчання.

Застосована техніка навчання ШНМ класифікується як метод зворотного поширення помилки, який вираховує часткові похідні, використовуючи правило ланцюжка.

Етап навчання ШНМ передбачається виконувати як частину процесу проектування СРС, тобто, значення параметрів, необхідних для коректної роботи штучних нейронів мережі, мають бути розраховані програмно і зафіксовані в елементах пам'яті ШНМ під час її настроювання. При експлуатації нейромережне ядро СРС виконує тільки фазу прямого розповсюдження.

Висновки

Запропоновані алгоритм, функціональні та структурні рішення забезпечують можливість побудови вдосконаленої системи автоматизованого розпізнавання номерних знаків автомобільного транспорту з помірною вартістю. Основою системи є реалізована на програмованих логічних інтегральних схемах тришарова штучна нейронна мережа прямого поширення, орієнтована на розпізнавання символів номерного знаку за сегментами зображень з фіксованими розмірами в реальному масштабі часу.

Результати моделювання роботи свідчать про її ефективність і здатність безпомилково розпізнавати 96,81% номерних знаків в реальних умовах рухомого транспортного потоку, що є позитивною характеристикою систем-аналогів високого класу.

Література

1. Дорожній транспорт. Знаки номерні транспортних засобів. Загальні вимоги. Правила застосування : ДСТУ 4278:2012. — [На заміну ДСТУ 4278:2006 ; введ. 2006—4—07]. — К. : Держспоживстандарт України, 2012. — 31 с.
2. Wang K. T. Li T. H. Robust license plate recognition based on dynamic projection warping / K. T. Li T. H. Wang, F. C. Ni, Y. P. Chen // Proceeding of IEEE International Conference on Networks, Sensing, and Control. — 2004. — С. 784–788.
3. Nelson Kennedy Babu C. Robust license plate recognition based on dynamic projection warping / C. Nelson Kennedy Babu, K. Nallaperumal // International Journal on Imaging Science and Engineering. — Issue 2(2). — 2008. — С. 189–194.
4. Wang Shen-Zheng. A cascade framework for a real-time statistical plate-recognition system / Shen-Zheng Wang, Hsi-Jian Lee // IEEE Transactions on Information Forensics and Security. — Вип. 2(2). — 2007. — С. 267–282.
5. B. Shan. Vehicle license plate recognition based on text-line construction and multilevel rbf neural network // Elsevier Journal of Computing. — Issue 6(2). — 2011. — С. 246–253.
6. Hakan Caner. Efficient embedded neural-network-based license plate recognition system / Hakan Caner, H. Selcuk Gecim, Ali Ziya Alkar // IEEE Transactions on Vehicular Technology. — Issue 57(5). — 2008. — С. 2675–2683.
7. Jing-Ming Guo. License plate localization and character segmentation with feedback self-learning and hybrid binarization techniques // IEEE transactions on vehicular technology. — Issue 57(3). — 2008. — С. 1417–1424.
8. Connected Component Analysis [Електронний ресурс] : College of Engineering / C. A. Bouman // Digital Image Processing. — 2017. — 9 січня. — Режим доступу : <https://engineering.purdue.edu/~bouman/ece637/notes/pdf/ConnectComp.pdf> — Назва з екрану.
9. Taylor C.C. Machine learning, neural and statistical classification / C.C. Taylor, D. Michie, D. J. Spiegelhalter // Overseas Press. — 1994. — 298p.
10. License plate recognition from still images and video sequences: A survey / I. Psoroulas, V. Loumos, C. Anagnostopoulos, I. Anagnostopoulos, E. Kayafas // IEEE Transaction on Intelligent Transportation Systems. — Issue 9(3). — 2008. — С. 377–391.
11. Park S. H. Support vector machines for texture classification / S. H. Park K. I. Kim, K. Jung, H. J. Kim // IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence. — Issue 24(11). — 2002. — С. 1542–1550.
12. Fa-Liang Chang Zhen-Xue Chen. Automatic license-plate location and recognition based on feature salience / Fa-Liang Chang Zhen-Xue Chen, Cheng-Yun Liu, Guo-You Wang // IEEE Transactions on Vehicular Technology. — Issue 58(7). — 2009. — С. 3781–3785.
13. Zhang H. Region-based license plate detection / H. Zhang, W. Jia, X. He // Elsevier Journal on

Network Computing Application. — Issue 30(4). — 2007. — С. 1324–1333.

14. Phuoc T. V. Building an automatic vehicle license plate recognition system / T. V. Phuoc, T.D. Duan, T. L. H. Du, N. V. Hoang // Proceeding of International Conference on Computing Science. — Issue 23(2). — 2005. — С. 59–63.

15. Car license plates extraction and recognition based on connected components analysis and hmm decoding / V. Palazon, D. Llorens, A. Marzal, J. M. Vilar // Chapter on Pattern Recognition and Image Analysis, Volume 3522 of the series Lecture Notes in Computer Science. — 2005. — С. 571–578.

16. Duc D. A. Combining hough transform and contour algorithm for detecting vehicles' license-plates / D. A. Duc T.D. Duan, T.L.H. Du // Proceeding of International Symposium on Intelligent Multimedia Video Speech Process. — 2004. — С. 747–750.

17. Chen S. Y. Extraction and recognition of license plates of motorcycles and vehicles on highways / S. Y. Chen, H. J. Lee, S. Z. Wang // Proceeding of International conference on Pattern Recognition. — 2004. — С. 356–359.

18. Машини векторної підтримки [Електронний ресурс]. — Режим доступу : <https://www.research.ibm.com/haifa/research.shtml>.

19. Capar A. Concurrent segmentation and recognition with shape-driven fast marching methods / M. Gokmen, A. Capar // Proceeding of International Conference on Pattern Recognition. — Вип. 1. — 2006. — С. 155–158.

20. Літвіцький Л.О. Функціональні особливості організації декодера перешкодостійких кодів на основі штучних нейронних мереж / Л.О. Літвіцький, В.М. Чешун, В.І. Чорненький // Вісник Хмельницького національного університету. Технічні науки. — Хмельницький : ХНУ, 2015. — № 6 (231). — С. 154–156.

21. Stinchcombe M. Multilayer feedforward networks are universal approximators / M. Stinchcombe, K. Hornik, H. White // Neural Networks conference. — Вип. 2(1). — 2015. — С. 359–366.

References

1. Dorozhnij transport. Znaky` nomerni transportnyx zasobiv. Zagalni vymogy. Pravyla zastosuvannya : DSTU 4278:2012. — [Nazamini DSTU 4278:2006 ; vved. 2006—4—07]. — К. : Derzhspozhy` vstandard Ukrainy, 2012. — 31p.

2. Wang K. T. Li T. H. Robust license plate recognition based on dynamic projection warping / K. T. Li T. H. Wang, F. C. Ni, Y. P. Chen // Proceeding of IEEE International Conference on Networks, Sensing, and Control. — 2004. — P. 784–788.

3. Nelson Kennedy Babu C. Robust license plate recognition based on dynamic projection warping / C. Nelson Kennedy Babu, K. Nallaperumal // International Journal on Imaging Science and Engineering. — Issue. 2(2). — 2008. — P. 189–194.

4. Wang Shen-Zheng. A cascade framework for a real-time statistical plate-recognition system / Shen-Zheng Wang, Hsi-Jian Lee // IEEE Transactions on Information Forensics and Security. — Issue. 2(2). — 2007. — P. 267–282.

5. B. Shan. Vehicle license plate recognition based on text-line construction and multilevel rbf neural network // Elsevier Journal of Computing. — Issue. 6(2). — 2011. — P. 246–253.

6. Hakan Caner. Efficient embedded neural-network-based license plate recognition system / Hakan Caner, H. Selcuk Gecim, Ali Ziya Alkar // IEEE Transactions on Vehicular Technology. — Issue. 57(5). — 2008. — P. 2675–2683.

7. Jing-Ming Guo. License plate localization and character segmentation with feedback self-learning and hybrid binarization techniques // IEEE transactions on vehicular technology. — Issue. 57(3). — 2008. — P. 1417–1424.

8. Connected Component Analysis [Electronic resource] : College of Engineering / Bouman C. A. // Digital Image Processing. — 2017. — 9 sichnya. — Mode of access do zhurn. : <https://engineering.purdue.edu/~bouman/ece637/notes/pdf/ConnectComp.pdf> — Nazva z ekrana.

9. Taylor C.C. Machine learning, neural and statistical classification / C.C. Taylor, D. Michie, D. J. Spiegelhalter // Overseas Press. — 1994. — 298p.

10. License plate recognition from still images and video sequences: A survey / [I. Psoroulas, V. Loumos, C. Anagnostopoulos, I. Anagnostopoulos, E. Kayafas] // IEEE Transaction on Intelligent Transportation Systems. — Issue. 9(3). — 2008. — P. 377–391.

11. Park S. H. Support vector machines for texture classification / S. H. Park K. I. Kim, K. Jung, H. J. Kim // IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence. — Issue. 24(11). — 2002. — P. 1542–1550.

12. Fa-Liang Chang Zhen-Xue Chen. Automatic license-plate location and recognition based on feature salience / Fa-Liang Chang Zhen-Xue Chen, Cheng-Yun Liu, Guo-You Wang // IEEE Transactions on Vehicular Technology. — Issue. 58(7). — 2009. — P. 3781–3785.

13. Zhang H. Region-based license plate detection / H. Zhang, W. Jia, X. He // Elsevier Journal on Network Computing Application. — Issue. 30(4). — 2007. — P. 1324–1333.

14. Phuoc T. V. Building an automatic vehicle license plate recognition system / [T. V. Phuoc, T.D. Duan, T. L. H. Du, N. V. Hoang] // Proceeding of International Conference on Computing Science. — Issue. 23(2). — 2005. — P. 59–63.

15. Car license plates extraction and recognition based on connected components analysis and hmm decoding / [V. Palazon, D. Llorens, A. Marzal, J. M. Vilar] // Chapter on Pattern Recognition and Image Analysis, Volume 3522 of the series Lecture Notes in Computer Science. — 2005. — P. 571–578.

16. Duc D. A. Combining hough transform and contour algorithm for detecting vehicles' license-plates / D. A. Duc T.D. Duan, T.L.H. Du // Proceeding of International Symposium on Intelligent Multimedia Video Speech Process. — 2004. — С. 747–750.

17. Chen S. Y. Extraction and recognition of license plates of motorcycles and vehicles on highways / S. Y. Chen, H. J. Lee, S. Z. Wang // Proceeding of International conference on Pattern Recognition. — 2004. — С. 356–359.

18. Mashyny vektornoyi pidtrymky. URL: <https://www.research.ibm.com/haifa/research.shtml>.

19. Capar A. Concurrent segmentation and recognition with shape-driven fast marching methods / M. Gokmen, A. Capar // Proceeding of International Conference on Pattern Recognition. — Issue. 1. — 2006. — P. 155–158.

20. Litvitskiy L.O. Funktsionalni osoblyvosti orhanizatsii dekodera pereshkodostiikykh kodiv na osnovi sthuchnykh neironnykh merezh / L.O. Litvitskiy, V.M. Cheshun, V.I. Chornenkiy // Herald of Khmelnytskyi national university, Technical sciences. — Khmelnytskyi: KhNU, 2015. — № 6 (231). — С. 154–156.

21. Stinchcombe M. Multilayer feedforward networks are universal approximators / M. Stinchcombe, K. Hornik, H. White // Neural Networks conference. — Issue. 2(1). — 2015. — P. 359–366.

Рецензія/Peer review : 10.11.2017 р.

Надрукована/Printed : 28.01.2018 р.

Рецензент: д.т.н., проф. Мясіщев О.А.