

УДК 004.352.242

В. Г. БУРЯК,

Хмельницький обласний інститут післядипломної педагогічної освіти

В. В. БУРЯК

Хмельницький національний університет

МЕТОД ОПТИЧНОГО РОЗПІЗНАВАННЯ ТЕКСТІВ НА ОСНОВІ НЕОРІЄНТОВАНИХ ПСЕВДОГРАФІВ

В статті описується розроблений метод оптичного розпізнавання текстів з використанням неорієнтованих псевдографів як спосіб представлення зображень символів, що розпізнаються. Растрове зображення векторизується, і на основі аналітичного представлення векторного зображення символу із застосуванням визначених правил формується псевдограф. Розпізнавання символу, представленого псевдо графом, здійснюється за допомогою нейронної мережі. Застосування розробленого методу дозволяє підвищити точність розпізнавання.

Ключові слова: оптичне розпізнавання текстів, граф, векторизація, растрове зображення, векторне зображення, нейронна мережа.

V. BURIK,

Khmelnytsky Regional Institute of Postgraduate Pedagogical Education

V. BURIK

Khmelnytsky National University

AN OPTICAL CHARACTER RECOGNITION METHOD BASED ON UNDIRECTED PSEUDOGRAPHS

The article describes a developed optical character recognition method, which uses undirected pseudographs as a way of representing images of characters that are recognized. A bitmap image is vectorized, and on the basis of the analytic representation of the vector image of the character using definite rules a pseudograph is formed. Recognition of the character, which is represented as a pseudograph, is performed using the neural network. Application of the developed method allows to increase the accuracy of recognition. The method of optical recognition of texts with presentation of symbols in the form of non-oriented pseudographs, which are constructed on the basis of isolated attributes of the analytical representation of vector image of recognized symbols, is proposed. The application of the developed method provides an opportunity to reduce the amount of data that needs to be processed, compared with approaches based on raster image recognition. This is done by representing symbols in the form of non-oriented pseudographs that contain information about the topological characteristics of the symbols, namely: the orientation of the lines in the space and the order of connecting them points. In contrast to the direct use of the sequence of commands and the points of the analytical representation of vector graphics in the recognition subsystem, the method does not take into account the actual data on the location of the points (their coordinates) when recognizing them. The use of topological, rather than metric, characteristics allows us to increase the accuracy of the recognition of texts whose images are obtained in conditions of noise and optical distortions. Using the method allows you to improve the quality of character recognition from images obtained in unfavorable conditions. This system can recognize characters of texts with an accuracy of 97.99%.

Keywords: optical character recognition, graph, vectorization, bitmap image, vector image, neural network.

ВСТУП. Системи оптичного розпізнавання текстів (ОПТ) користуються широкою популярністю у різних сферах життєдіяльності людини. Вони використовуються для переведення в цифрову форму паперових документів, як сучасних, так і древніх. Системи ОПТ застосовуються як на стаціонарних персональних комп'ютерах, так і на переносних кишенькових пристроях з використанням їх вбудованих фотокамер.

На даний момент не знайдено методу, який би на 100 % розпізнавав будь-який текст [1]. Високої точності розпізнавання (близько 100 %) можна досягти при обробці зображень документів, роздрукованих на якісному сучасному обладнанні.

Актуальними також є питання розпізнавання символів, таких як номери автомобілів з камер спостережень [2], або розпізнавання текстів на вуличних фотографіях. Такий спосіб отримання зображень погіршує якість матеріалу для розпізнавання, що, в свою чергу, збільшує кількість помилково розпізнаних символів.

Тому виникає необхідність у вдосконаленні відомих технологій в області ОПТ. Таким чином, задачею дослідження є підвищення якості оптичного розпізнавання текстів. З цією метою запропоновано новий метод ОПТ, який заснований на представленні символів у вигляді неорієнтованих псевдографів.

ОГЛЯД ВІДОМИХ ПІДХОДІВ СИСТЕМИ ОПТИЧНОГО РОЗПІЗНАВАННЯ ТЕКСТІВ. Система оптичного розпізнавання текстів – це апаратно-програмна система для перетворення графічного зображення тексту у форму, придатну для редагування на комп'ютері у текстовому редакторі.

Загальну схему процесу ОПТ можна представити наступним чином [1] (рис. 1).

На етапі *сканування* отримується цифрове зображення з текстом за допомогою сканера або фотокамери та здійснюється його порогоування – перетворення зображення на двоколірне (найчастіше, чорно-біле). Якість зображення залежить від якості вихідного матеріалу та налаштувань при скануванні.

На етапі *сегментації* визначаються зони друкованого чи рукописного тексту на зображенні, тобто відбувається відокремлення тексту від графіки, визначаються рядки тексту, слова та символи.

Етап *попередньої обробки* отриманих зон із символами складається зі згладжування та нормалізації. При згладжуванні здійснюється видалення плям або пропусків у зображеннях символів, які утворюються при неякісному скануванні. В процесі нормалізації вирівнюються розміри символів, їх нахил і поворот.

На етапі *вилучення ознак* виділяються характерні значимі особливості символів, такі як пересікання, незайнятий простір, лінії та ін.

На основі вилучених ознак здійснюється процес *розпізнавання* символів, в результаті здійснення якого одержується внутрішній код символу. Символи складаються в слова, рядки і розміщуються відповідно до даних, одержаних на етапі сегментації.

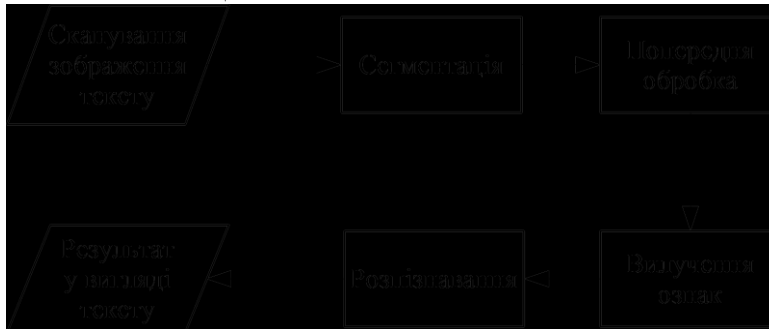


Рис. 1. Узагальнена схема процесу оптичного розпізнавання текстів

Існує ряд підходів, які застосовуються в системах оптичного розпізнавання текстів, наприклад, порівняння матриць, нечітка логіка, структурний аналіз та ін. Найвищу точність у розпізнаванні показують нейронні мережі.

На сьогодні існує багато систем оптичного розпізнавання текстів. Серед них є комерційні, некомерційні, онлайн системи (web-технології), системи для мобільних пристроїв. Існує велика кількість досліджень в цьому напрямку, які вивчають різні аспекти і етапи процесу розпізнавання.

Важливою є задача визначення місцезнаходження текстової інформації на зображеннях та відеозаписах навколишнього світу з складним фоном та за наявності шуму [3]. Так, в [4] запропоновано метод локалізації та сегментації тексту на зображеннях навколишнього світу, що одержав назву *Extremal Regions* (екстремальні регіони). Цей метод дозволяє зменшити кількість помилок, які виникають внаслідок поганої якості зображення, за наявності розмиття, низької контрастності, складної текстури.

В [5] запропоновано метод розпізнавання символів в умовах імпульсного шуму на основі застосування вейвлет-перетворення, методу головних компонент і нейронних мереж. Для усунення шуму та вилучення ознак з вихідного зображення за допомогою вейвлет-перетворення Хаара виділяються низькочастотні компоненти. З метою зменшення розмірності вилучених ознак застосовується метод головних компонент. В якості класифікатора використовується нейронна мережа, на входи якої подається одержаний набір ознак.

В [1] проведено порівняльний аналіз методів ОПТ, окреслено відмінності між онлайн методами (здійснюють розпізнавання безпосередньо під час написання тексту за допомогою спеціальних маніпуляторів) та офлайн методами. В роботі запропоновано підхід оптичного розпізнавання текстів, заснований на нейронних мережах, навчених методом зворотного поширення помилки.

Створюються системи ОПТ, які б дали можливість здійснювати пошук в архівах документів, таких як книги та газети, які у великих кількостях видаються у паперовому форматі. В [6] запропоновано підхід до розв'язання цієї задачі за допомогою оптичного розпізнавання текстів на основі нейронної мережі Кохонена для зберігання у базі даних документів.

В [7] проведено дослідження використання рекурентних нейронних мереж, зокрема нейронних мереж на базі архітектури довгої короткочасної пам'яті (long short-term memory, LSTM) для розпізнавання багатомовних текстів, рукописних та друкованих, сучасних та історичних документів.

В [8] запропоновано метод оптичного розпізнавання текстів на зображеннях навколишнього світу з використанням двосторонньої LSTM мережі у поєднанні із згортковою. Навчання мережі відбувається за допомогою методу стохастичного градієнта. Ще одним підходом в цьому напрямку є представлений в [9] метод оптичного розпізнавання текстів за допомогою поєднання згорткової та рекурентної нейронних мереж. При цьому, згорткова частина вилучає ознаки із зображення, а рекурентна на їх основі формує результат згідно моделі мови.

Загальним недоліком всіх методів є те, що вони (окрім онлайн методів розпізнавання рукописних текстів) працюють з растровими зображеннями. Обробка таких даних нейронними мережами потребує

більшої кількості обчислювальних ресурсів, ніж при обробці даних, представлених аналітично. Растрові зображення містять надлишкову інформацію, яку необхідно перетворити та обробити для того, щоб розпізнати символ.

З іншого боку, необхідно знайти пошук закономірностей, які дозволять з високою ймовірністю розпізнати символ. Тому слід розробити метод ОПТ, який базується на аналітичному представленні векторного зображення, а саме використовує топологічні характеристики символу для його розпізнавання.

Таким чином, вдосконалення однієї або декількох підсистем системи ОПТ та застосування нових підходів до вирішення задач на різних етапах процесу розпізнавання дозволяє підвищити точність розпізнавання усєї системи.

МЕТОД ОПТИЧНОГО РОЗПІЗНАВАННЯ ТЕКСТІВ НА ОСНОВІ НЕОРІЄНТОВАНИХ ПСЕВДОГРАФІВ. Розроблено метод оптичного розпізнавання текстів на основі неорієнтованих псевдографів, які формуються на етапі вилучення ознак із векторизованих зображень символів. Це дозволяє підвищити якість оптичного розпізнавання текстів.

Розроблений метод оптичного розпізнавання текстів складається з наступних етапів:

1. Одержання растрового зображення символу.
2. Попередня обробка растрового зображення.
3. Векторизація растрового зображення та подання його у вигляді аналітичного представлення.
4. Побудова псевдографу на основі вилучених ознак із аналітичного представлення векторного зображення.
5. Формування вектора ознак на основі матриці суміжності псевдографа.
6. Здійснення нечіткого логічного висновку для визначення коду символу із застосуванням штучної нейронної мережі.

Схему методу оптичного розпізнавання текстів на основі неорієнтованих псевдографів представлено на рис. 2.

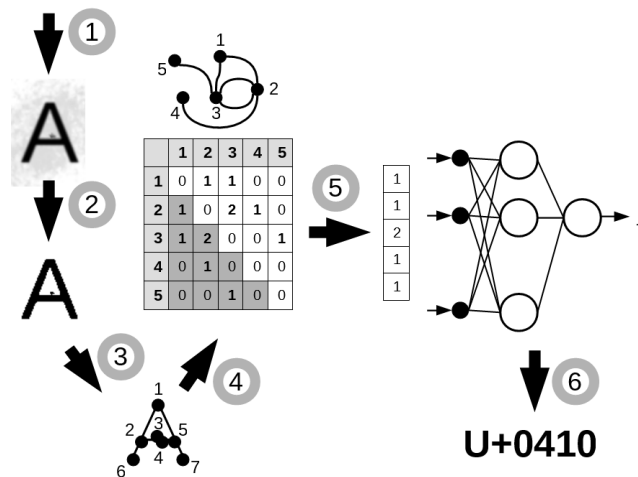


Рис. 2. Схema методу оптичного розпізнавання текстів на основі неорієнтованих псевдографів

Одержання растрового зображення символу. На першому етапі отримується растрове зображення символу, яке представляє собою матрицю розміром $m \times n$ точок. Кожна точка має свій колір у градаціях сірого (від білого до чорного) і має значення від 0 до 255.

Попередня обробка растрового зображення. На етапі попередньої обробки здійснюється порогоування растрового зображення, тобто переведення кожної точки зображення в один з двох кольорів: чорний або білий. В якості порогового значення застосовується число в діапазоні від 0 до 255. Якщо значення кольору точки зображення вище, ніж порогове, точка вважається білою, якщо нижче – чорною. Порогування необхідне для якісного проведення векторизації зображення на наступному етапі.

Векторизація растрового зображення та подання його у вигляді аналітичного представлення. На наступному етапі відбувається перетворення растрового зображення у векторне та подання його в аналітичному представленні. В якості формату для аналітичного представлення векторного зображення використовується відкритий формат збереження векторної графіки SVG (Scalable Vector Graphics) [10], який зберігає інформацію про зображення у вигляді множини команд і точок з координатами (x, y) .

Нехай множина $P = \{(x, y)_i\}_{i=1}^n$ містить координати всіх ключових точок на зображенні, де $x \in \mathbb{R}$, $y \in \mathbb{R}$, n – кількість ключових точок. Позначимо множину команд, які визначають траєкторію та напрямок лінії векторного зображення, парою $C = \langle moveto, lineto \rangle$, де *moveto* – команда переміщення вказівника в

точку $(x, y)_i$, *lineto* – команда малювання лінії від поточної точки $(x, y)_i \in P$ до вказаної з абсолютними координатами $(x, y)_{i+1} \in P$.

Точки в контексті команди можуть позначати абсолютні або відносні координати вершин ліній, центр кола, або координати якорів кривих ліній та ін.

Тоді аналітичне представлення векторного зображення може бути подане у вигляді послідовного набору пар елементів (1):

$$I = c_1 p_1, c_2 p_2, \dots, c_j p_j, c_{j+1} p_{j+1}, \dots, c_n p_n \quad (1)$$

де $c_j \in C$ – певна команда в j -й позиції; $p_j \in P$ – ключова точка, стосовно якої виконується команда в j -й позиції; n – кількість пар елементів послідовності.

Побудова псевдографу на основі вилучених ознак із аналітичного представлення векторного зображення. На основі аналітичного представлення векторного зображення формується матриця суміжності A неорієнтованого псевдографа $G = (V, E)$ згідно з (2):

$$\begin{cases} V = \{v_i \mid p_j \in P, l_j > r_1\} \\ E = \{e_i \mid c_{j+1} = \text{lineto}\} \end{cases} \quad (2)$$

де V – скінченна непорожня множина вершин графа, $V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$, n – кількість вершин; E – множина невпорядкованих пар елементів (v_i, v_j) із множини V , $E = \{e_1, e_2, \dots, e_m\}$, де m – кількість ребер графа;

$l_j = \sqrt{\Delta x_j^2 + \Delta y_j^2}$ – відстань між двома сусідніми точками $p_j = (x_j, y_j)$ і $p_{j+1} = (x_{j+1}, y_{j+1})$ послідовності I (1); $\Delta x_j = |x_{j+1} - x_j|$, $\Delta y_j = |y_{j+1} - y_j|$ – різниця між координатами відповідно по осі x та y координатної сітки зображення; r_1 – максимальна відстань від точки кінця однієї лінії до точки початку іншої, при якій вважатиметься, що це одна і та ж точка.

З метою уникнення ізоморфізму графів та збереження топологічних характеристик символу приймається, що кількість ребер, які з'єднують вершини псевдографа, залежить від орієнтації ліній у просторі. Прийmemo, що звичайна похила лінія матиме одне ребро, горизонталь – два, вертикаль – три ребра. Крапка визначається петлею. Порядок визначення вершин значення не має. Для визначення кратності ребер матриці суміжності застосовуються наступні правила (3):

$$z_i = \begin{cases} 1, \text{ якщо } l_j < r_2 \text{ або } \Delta x_j > r_3 \text{ і } \Delta y_j > r_3 \\ 2, \text{ якщо } \Delta x_j > r_3 \text{ і } \Delta y_j < r_3 \\ 3, \text{ якщо } \Delta x_j < r_3 \text{ і } \Delta y_j > r_3 \end{cases}, \quad (3)$$

де r_2 – максимальна відстань між кінцями лінії, при якій вона вважається точкою; r_3 – максимальне відхилення по координаті x , або по координаті y кінців лінії, при якому вважатиметься, що лінія є вертикаллю або горизонталлю; z_i – кратність ребер, $z_i \in Z$, $Z = \{z_1, z_2, \dots, z_m\}$, де $m = |E|$, містить кратність ребер із множини E .

Тоді матриця суміжності A може бути описана наступним чином: опишемо елементи $a_{ij}(i, j = 1 \dots n)$ матриці суміжності A графа G формулою (4):

$$a_{ij} = \begin{cases} z_k, \text{ якщо } e_k = (v_i, v_j) \in E \\ 0, \text{ інакше} \end{cases} \quad (4)$$

де $a_{ij}(i, j = 1 \dots n)$ – елемент матриці суміжності A .

Формування вектора ознак на основі матриці суміжності псевдографа. На основі матриці суміжності A формується вектор ознак \bar{A} , який складається з елементів матриці, що лежать вище головної діагоналі та на діагоналі згідно з формули (5):

$$\bar{A} = (\bar{a}_k = a_{ij} \mid i = 1..n, j = i..n, a_{ij} > 0), \quad (5)$$

де $1 \leq k \leq m$, m – максимально можливий розмір послідовності, $m = n(n+1)/2$.

Здійснення нечіткого логічного висновку для визначення коду символу із застосуванням штучної нейронної мережі. Вектор ознак, який отримано на попередньому етапі поступає на входи штучної нейронної мережі. В результаті її роботи на виході отримується Unicode код символу.

ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНА ЧАСТИНА. З метою визначення ефективності методу було проведено ряд експериментів.

Для навчання нейронної мережі використано штучно згенерований датасет. Перший його елемент (зображення) будувався методом расторизації тексту електронного документу (виконаного українською мовою). Решта генерувалася автоматично методом внесення цифрових шумів та оптичних спотворень (розмивання) в початкове зображення. Всього отримано 50 зразків з додаванням шуму, 50 – з додаванням розмивання, 50 – з додаванням шуму та розмивання одночасно. Всього 151 зразок.

Приклад отриманого внаслідок векторизації аналітичного представлення та відповідного йому векторного зображення приведено на рис. 3. Команди, за допомогою яких переглядач векторної графіки відображає зображення, знаходяться в рядку "path".



Рис. 3. Приклад векторного зображення (а) та його аналітичного представлення (б) у форматі SVG

Схема нейронної мережі представлена на рис. 4. Кількість входів відповідає вектору ознак максимального розміру. На виході генерується Unicode код символу. Нейронна мережа використовує правила перетворення вхідних даних для представлення нечіткого логічного висновку. Фрагмент правил показано на рис. 5.

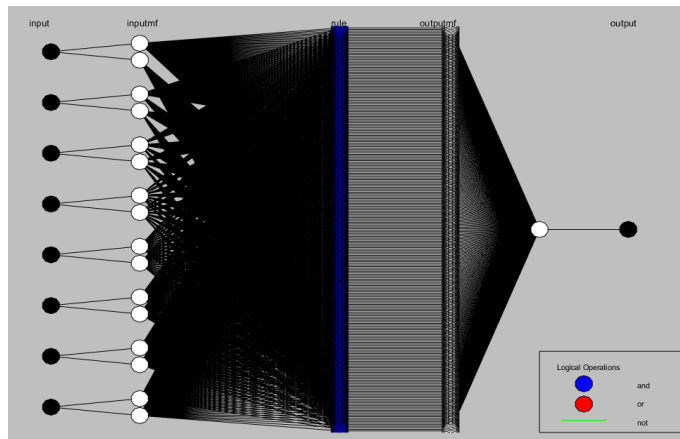


Рис. 4. Схема нейронної мережі розпізнавання

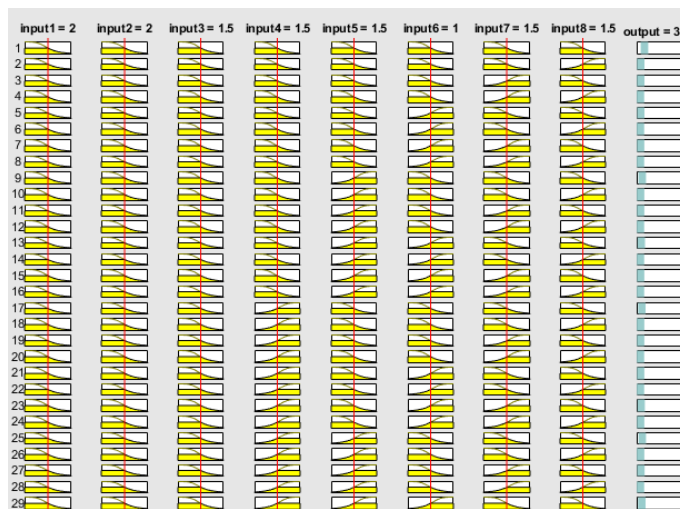


Рис. 5. Фрагмент візуалізації правил перетворення даних для визначення нечіткого логічного висновку

Точність розпізнавання $A_{розп}$ визначається згідно з формулою (6):

$$A_{розп} = \frac{n_{заг} - n_{ном}}{n_{заг}} \cdot 100\% , \quad (6)$$

де $n_{заг}$ – загальна кількість символів тексту; $n_{ном}$ – кількість помилково розпізнаних символів.

Порівняння методів оптичного розпізнавання текстів на зображенні, що містить цифровий шум та оптичні спотворення, проведено у табл. 1.

Таблиця 1

Порівняння ефективності розпізнавання символів різними системами оптичного розпізнавання текстів

Система ОПТ	Загальна кількість символів тексту	Кількість помилково розпізнаних символів	Якість розпізнавання
	$n_{заг}$	$n_{ном}$	$A_{розп}$, %
FineReader	1740	52	97,01
Readiris	1740	49	97,18
Tesseract	1740	122	92,99
Freeocr	1740	174	90,00
Система оптичного розпізнавання текстів на основі неорієнтованих псевдографів	1740	35	97,99

Система ОПТ на основі неорієнтованих псевдографів забезпечує найбільші значення точності розпізнавання (6) і становить 97,99%.

ВИСНОВКИ. Запропоновано метод оптичного розпізнавання текстів з представленням символів у вигляді неорієнтованих псевдографів, які будуються на основі вилучених ознак аналітичного представлення векторного зображення символів, що розпізнаються.

Застосування розробленого методу надає можливість зменшити обсяг даних, які повинні бути оброблені, в порівнянні з підходами, які засновані на розпізнаванні растрових зображень. Це здійснюється за допомогою представлення символів у вигляді неорієнтованих псевдографів, що містять інформацію про топологічні характеристики символів, а саме: орієнтацію ліній у просторі та порядок з'єднання ними точок. На відміну від безпосереднього використання послідовності команд та точок аналітичного представлення векторної графіки у підсистемі розпізнавання, метод не враховує при розпізнаванні фактичні дані про розташування точок (їх координати). Використання топологічних, а не метричних характеристик дозволяє підвищити точність розпізнавання текстів, зображення яких отримані за умов шуму та оптичних викривлень.

Використання методу дозволяє підвищити якість розпізнавання символів з зображень, отриманих в несприятливих умовах. Дана система може розпізнавати символи текстів з точністю 97,99 %.

Література

1. Rao N.V. Optical Character Recognition Technique Algorithms / N.V. Rao, A.C. Sastry, A.N. Chakravarthy, P. Kalyanchakravarthi // Journal of Theoretical and Applied Information Technology. – 2016. – Vol. 83, No. 2. – P. 275–282.
2. Габдрахманова Л.Р. Исследование методов для построения системы оптического распознавания символов / Л.Р. Габдрахманова, В.В. Мокшин // Международная научно-техническая конференция «Перспективные информационные технологии»: докл. (Самара, Россия, 30 июня-4 июля 2014 г.). – ПИТ, 2014. – С. 105–109.
3. Болотова Ю.А. Обзор алгоритмов детектирования текстовых областей на изображениях и видеозаписях / Ю.А. Болотова, В.Г. Спицын, П.М. Осина // Компьютерная оптика. – 2017. – Т. 41, № 3. – С. 441–452.
4. Neumann L. Real-time lexicon-free scene text localization and recognition / L. Neumann, J. Matas // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 2016. – vol. 38, is. 9. – P. 1872–1885.
5. Спицын В.Г. Применение вейвлет-преобразования Хаара, метода главных компонент и нейронных сетей для оптического распознавания символов на изображениях в присутствии импульсного шума / В.Г. Спицын, Ю.А. Болотова, Н.Х. Фан, Т.Т.Ч. Буй // Компьютерная оптика. – 2016. – Т. 40, № 2. – С. 249–257.
6. Chaudhary S. An Approach for Optical Character Recognition on Grid Infrastructure Using Kohonen Neural Network / S. Chaudhary, S. Garg, R. Sathyaraj, A. Behera // International Journal of Advanced Research in Computer Science. – 2017. – vol. 8, № 3. – P. 485–490.
7. Ul-Hasan A. Generic Text Recognition using Long Short-Term Memory Networks: Ph.D. Thesis, – Kaiserslautern, Germany 2016. – 179 p.
8. Shi B. An end-to-end trainable neural network for image-based sequence recognition and its application to scene text recognition / B. Shi, X. Bai, C. Yao // IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence. – 2017. – vol. 39, № 11. – P. 2298–2304.
9. Lee C. Y. Recursive recurrent nets with attention modeling for ocr in the wild / C. Y. Lee, S. Osindero // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (Las Vegas, USA, 27-30 June 2016 y.) – Las Vegas, 2016. – P. 2231–2239.
10. <https://www.w3.org/Graphics/SVG/> (дата звернення 20.01.2018).

References

1. Rao N.V. Optical Character Recognition Technique Algorithms / N.V. Rao, A.C. Sastry, A.N. Chakravarthy, P. Kalyanchakravarthi // Journal of Theoretical and Applied Information Technology. – 2016. – Vol. 83, No. 2. – P. 275–282.
2. Gabdrahmanova L.R. Issledovanie metodov dlya postroeniya sistemyi opticheskogo raspoznavaniya simvolov / L.R. Gabdrahmanova, V.V. Mokshin // Mejdunarodnaya nauchno-tehnicheskaya konferentsiya «Perspektivnyie informatsionnyie tehnologii» : dokl. (Samara, Rossiya, 30 iyunya-4 iyulya 2014 g.). – PIT, 2014. – S. 105–109.
3. Bolotova YU.A. Obzor algoritmov detektirovaniya tekstovyyih oblastey na izobrajeniyah i videozapisyah / YU.A. Bolotova, V.G. Spitsyin, P.M. Osina // Kompyuternaya optika. – 2017. – T. 41, № 3. – S. 441–452.
4. Neumann L. Real-time lexicon-free scene text localization and recognition / L. Neumann, J. Matas // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 2016. – vol. 38, is. 9. – P. 1872–1885.
5. Spitsyin V.G. Primenenie veyvlet-preobrazovaniya Haara, metoda glavnyih komponent i neyronnyih setey dlya opticheskogo raspoznavaniya simvolov na izobrajeniyah v prisutstvii impulsnogo shuma / V.G. Spitsyin, YU.A. Bolotova, N.H. Fan, T.T.CH. Buy // Kompyuternaya optika. – 2016. – T. 40, № 2. – S. 249–257.
6. Chaudhary S. An Approach for Optical Character Recognition on Grid Infrastructure Using Kohonen Neural Network / S. Chaudhary, S. Garg, R. Sathyaraj, A. Behera // International Journal of Advanced Research in Computer Science. – 2017. – vol. 8, № 3. – P. 485–490.
7. Ul-Hasan A. Generic Text Recognition using Long Short-Term Memory Networks: Ph.D. Thesis, – Kaiserslautern, Germany 2016. – 179 p.
8. Shi B. An end-to-end trainable neural network for image-based sequence recognition and its application to scene text recognition / B. Shi, X. Bai, C. Yao // IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence. – 2017. – vol. 39, № 11. – P. 2298–2304.
9. Lee C. Y. Recursive recurrent nets with attention modeling for ocr in the wild / C. Y. Lee, S. Osindero // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (Las Vegas, USA, 27-30 June 2016 y.) – Las Vegas, 2016. – P. 2231–2239.
10. <https://www.w3.org/Graphics/SVG/> (data zvernennya 20.01.2018).