

БАЗОВІ ПОЛОЖЕННЯ І АЛГОРИТМ ФУНКЦІОНУВАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖНОЇ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ СИМВОЛІВ НОМЕРНИХ ЗНАКІВ

Вдосконалення систем розпізнавання номерних знаків має важливе значення для автоматизованого контролю автомобільного трафіку та в інших актуальних задачах автоматизації обслуговування транспортних засобів.

В статті проаналізовано особливості існуючих систем і методів розпізнавання номерних знаків, визначено їх основні переваги та недоліки, представлено узагальнену структуру та покроковий алгоритм роботи компонентів подібних систем. Для підвищення ефективності процесу розпізнавання символів запропоновано використовувати в якості процесорного ядра тришарову штучну нейронну мережу прямого поширення, обґрунтовані вибір її виду, способів структурної організації та апаратної реалізації на програмованих логічних інтегральних схемах, а також застосування вдосконаленого алгоритму роботи системи розпізнавання номерних знаків. Вдосконалення алгоритму роботи системи розпізнавання досягається за рахунок введення до нього операцій зведення зображень символів, отриманих після етапу сегментації, до спільної роздільної здатності з урахуванням потреб забезпечення можливості ефективного розпізнавання символів нейромережевою системою мінімальної складності.

Запропоновані рішення орієнтовані на підвищення ефективності процесу розпізнавання символів номерних знаків як за кількістю розпізнаних символів, так і за тривалістю операції розпізнавання.

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

Вступ. В сучасному світі поверхня Землі вкрита щільною павутиною автомобільних доріг, на якій постійно курсують мільярди автомобілів. Для обслуговування потоку автотранспорту використовується все більше автоматизованих систем різного призначення, які постійно оновлюються, доповнюються та вдосконалюються. Одним із завдань, рішення яких неможливе без застосування інтелектуальних електронних засобів автоматизації, є ідентифікація транспортних засобів в рухомому потоці за унікальним ідентифікаційним номером, що є не тільки реєстраційним номером, а і надає законне право на участь в дорожньому русі та забезпечує можливість реалізації автоматизованого контролю за дотриманням водієм правил. Базовим компонентом різноманітних електронних засобів ідентифікації транспортних засобів за номером є системи автоматичного розпізнавання номерних знаків.

Система автоматичного розпізнавання номерних знаків на сьогодні – це реалізований програмно або апаратно комплекс, який реалізує алгоритми автоматичного розпізнавання номерних знаків для реєстрації подій, пов'язаних з переміщенням транспортних засобів, з метою автоматизації отримання та подальшої обробки даних у відповідності до потреб. Автоматичне розпізнавання номерних знаків широко застосовується в таких системах, як автоматичний збір платежів за проїзд, контроль та моніторинг автомобільного трафіку, контроль доступу до автостоянок тощо [2, 4, 5]. Ці системи стають все важливішими, оскільки автомобільна промисловість впевнено рухається до безпілотного керування і розумних доріг.

Постановка задачі. Вхідні символи, що обробляються системами розпізнавання номерних знаків (СРНЗ), не такі складні, як бувають в інших задачах, таких як розпізнавання рукописного тексту чи обличчя, проте, використовуване в таких випадках вхідне зображення зумовлює виникнення цілого ряду специфічних проблем для процесу розпізнавання.

Відносно розташування автомобілів стосовно камери може суттєво відрізнятись, як і положення пластини з номером на транспортних засобах, тому номерний знак на різних фото може знаходитися в різних місцях і положеннях. Це зумовлює потребу пошуку пластини

номерного знаку у всіх областях зображення. Крім того, зображення може містити одну або декілька пластин. Кожна з цих пластин повинна бути оброблена та розпізнана системою.

Інші проблеми зумовлені різноманітністю шрифтів, кольорової гами та особливостями фонових зображень на пластині. Наприклад, деякі пластини можуть відрізнятися кольором і шрифтом та можуть містити логотипи, символи або інші особливості, які в типових пластинах взагалі відсутні. Пластини з номерними знаками відрізняються між собою в залежності від країни чи провінції, де вони були випущені. Лише в Україні передбачено 12 видів стандартних номерних знаків [1].

Однією із найсуттєвіших проблем стає наявність бруду або обструкційного матеріалу на пластинах номерного знаку, що може призвести до системних збоїв при виявленні та розпізнаванні символів.

Проблеми, пов'язані з природними явищами під час фіксації фото, такі як туман або дощ, також впливають на результативність роботи СРНЗ.

На додаток до цього, якість самих пластин номерних знаків також суттєво відрізняється. Номерні знаки, які перебувають у поганому стані, можуть зробити вхідні символи дуже зашумленими.

Неможливість розпізнавання різноманітним чином зашумлених або деформованих зображень може стати додатковою проблемою, в результаті якої СРНЗ система виведе помилковий результат, або ж зазнає аварійного завершення своєї роботи.

Отже, погодні умови, якість покриття доріг, неоднорідність рухомого потоку, нестабільність освітлення та інші фактори створюють численні проблеми для роботи СРНЗ, оскільки виникає задача знаходження і розпізнавання символів на пластині знаку в змінному середовищі. Для людей дана задача являється відносно нескладною, але відомі на даний момент автоматизовані системи, особливо за наявності поганих умов навколишнього середовища, досі не дають стовідсоткового результату розпізнавання номерів автотранспорту в реальному часі. За таких умов кожне покращення ефективності та продуктивності існуючих СРНЗ набуває важливого значення для вирішення існуючих проблем, що зумовлює актуальність вдосконалення алгоритмів роботи СРНЗ та застосування технічних засобів.

Найбільш ефективними при розпізнаванні номерних знаків в реальному масштабі часу виявляються СРНЗ, реалізовані апаратно. Повна апаратна реалізація усуває потребу в операціях обробки і аналізу програмного коду, але побудова подібних систем пов'язана із значно більшими ускладненнями, ніж реалізація обробки зображень на високопродуктивних універсальних обчислювальних системах з програмним керуванням. Це зумовлює актуальність розробки нових та вдосконалення існуючих рішень щодо визначення принципів будови і функціонування СРНЗ з повною апаратною реалізацією, можливість якої надають, зокрема, сучасні багатофункціональні інтегральні компоненти з програмованою структурою.

Основна частина. На сьогоднішній день існує достатньо велика кількість СРНЗ з різними рівнями якості розпізнавання, швидкодії та вартості. Структурну організацію СРНЗ можна узагальнено представити у вигляді чотирьох функціональних модулів послідовної обробки зображень (рис. 1).

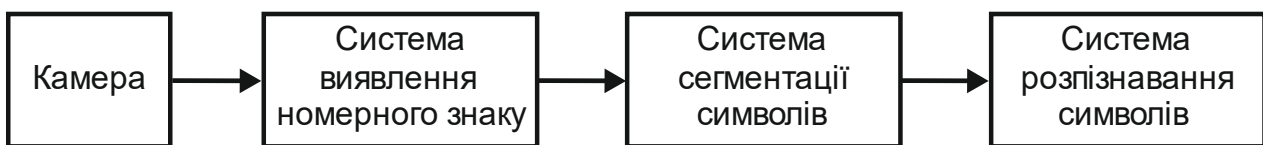


Рис. 1. Загальна структура СРНЗ

Якщо представити роботу СРНЗ з наведеною структурною організацією у вигляді етапів обробки зображень, то отримаємо схему обробки зображення, представлену на рис. 2.



AO1395BB

Рис. 2. Етапи обробки зображення

Кожен етап роботи представленої схеми має ряд особливостей.

Проаналізувавши та детально розглянувши всі етапи роботи СРНЗ, можна представити загальну блок-схему алгоритму роботи (рис. 3). За допомогою цієї блок-схеми покроково описано взаємодію представлених на рис. 1 вузлів.

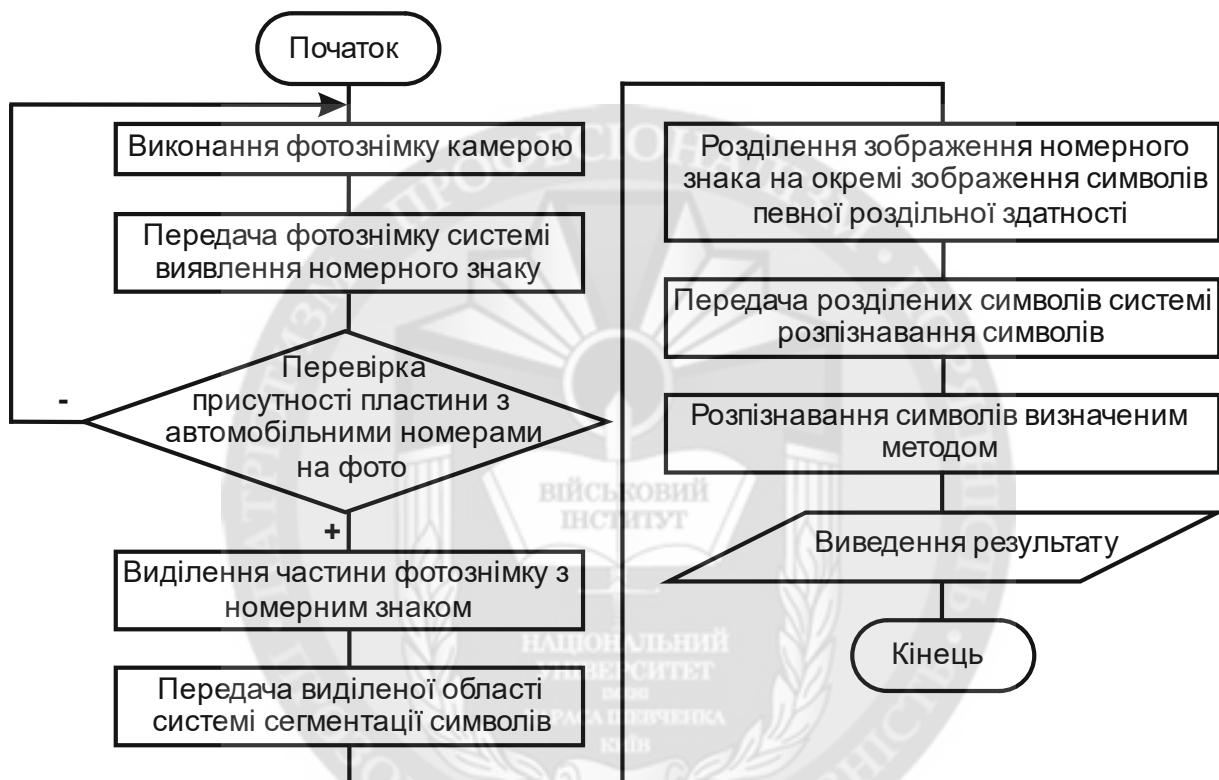


Рис. 3. Блок-схема алгоритму роботи

Як видно з алгоритму, першочергово отримане з камери зображення надходить на систему виявлення номерного знаку.

В різних джерелах [6, 7, 8] є ряд описів, які присвячені різним аспектам виявлення номерних знаків. При реалізації функцій даної системи використовуються різні типи характеристик номерного знаку для виявлення його області знаходження на фоні зображення. Деякі з найбільш розповсюджених характеристик, що описуються в цих роботах, включають в себе колір, форму та структуру пластини знаку.

У роботі [6] колір використовується як функція для виявлення номерних знаків, в той час як в роботі [7] використовується геометричний характер номерних знаків для їх виявлення. Проте ці методи не дуже надійні через складні умови в реальному середовищі, оскільки бажаний колір фону номерного знаку може бути відсутнім, а пластинка знаку на зображенні може бути не прямокутної форми.

Більш надійними є методи, які базуються на таких характеристиках, як текстура номерних знаків. Методи, що використовують вертикальні краї, як правило, конвертують зображення в напівтонове, а потім для нього вираховується вертикальний градієнт. Щоб

вибрати область з найвищими вертикальними краями застосовується фільтр отриманих результатів.

Було виявлено [8], що вертикальний градієнт являється значно ефективнішим методом для вибору області номерного знаку, тому що, порівняно з фоном, номерний знак завжди являє собою область з інтенсивним вертикальним фронтом через присутність в ньому символів. Порогове значення для вибору найвищого діапазону може бути адаптивним і результат може містити декілька кандидатів. Встановивши правильне порогове значення фільтру чи співвідношення розмірів номерних знаків можна досягти того, що ділянки без знаку будуть відкинуті і площа номерного знаку буде визначена.

З виявленим зображенням номерного знаку працює система сегментації символів. Після виявлення номерного знаку на зображенні всі символи на пластині мають бути відділені між собою. Система сегментації символів має отримати повний образ номерного знаку та доставити набір окремих символів до наступного блоку.

До реалізації системи сегментації символів також запропоновані різні підходи [9, 10, 11].

Вертикальна і горизонтальна проекція [9, 10] є загальними методами для сегментації символів. Оскільки між символами на пластині знаку є проміжок, вертикальна проекція зображення номерного знаку буде спостерігати область низького значення, а це означає що символи можуть бути розділені. Однак, цей метод не може обробляти зображення з нахиленими номерними знаками. Оскільки відносне положення між номерним знаком та камерою може змінюватись, всі символи на зображенні не завжди відображаються на горизонтальній лінії і, як наслідок, проміжок між сусідніми символами не буде вертикальним.

Проблема відхилення символів від горизонтальної осі може бути вирішена за допомогою корекції обертання, що проводиться за допомогою перетворення Хафа [11]. Проте, цей метод має набагато більшу складність обчислень і зумовлює більші вимоги щодо ресурсів застосовуваних засобів сегментації.

На етапі сегментації корисним є метод аналізу приєднаного компонента (Connected Component Analysis) [3]. Він аналізує обраний фрагмент зображення і всі сусідні пікселі, що мають певне або вище значення тонової насиченості. Обрані пікселі розглядаються як один компонент. При застосуванні методу аналізу приєднаного компонента до зображення номерного знаку кожен зафіксований символ буде розглядатися як окремий компонент. Всі символи будуть отримані шляхом фільтрації зафіксованих компонентів через порогове значення, таке, як допустимий розмір компонента-символа.

Завершальний етап обробки зображення реалізує система оптичного розпізнавання символів (СОРС). Алгоритми, що використовуються для СОРС, зазвичай складаються з двох частин: виявлення особливостей і класифікації сегментів зображень [8, 13, 15].

Класифікація – це процес, який відокремлює спостереження (зображення) від різних, попередньо визначених можливих категорій спостережень, на основі використовуваних характеристик [12].

Правила класифікації у статистиці називаються статистичними моделями. Беручи до уваги концепцію того, що існують чітко визначені статистичні моделі, то класифікатори СОРС можуть бути віднесені до статистичних методів класифікації або до методів класифікації машин [13]. Методи статистичної класифікації, як правило, розглядають проблему класифікації як статистичний процес.

Інші методи класифікації, як правило, забезпечують ефективність роботи системи оптичного розпізнавання символів на виявленні особливостей, що відрізняються від розуміння базової математичної моделі.

Існує велика кількість методів класифікації для СОРС [12 - 14]. Загальні методи статистичної класифікації, що використовуються в системах оптичного розпізнавання символів, включають в себе методи із застосуванням машин векторної підтримки [14, 21], прихованих моделей Маркова [16 - 18], співставлення шаблонів [19, 20], теорії штучних нейронних мереж (ШНМ) [22] тощо.

В табл. 1 наведено результати порівняння декількох варіантів реалізації систем оптичного розпізнавання символів (СОРС).

Таблиця 1

Порівняння різних методів класифікації СОРС

Метод розпізнавання символів	Точність розпізнавання, %	Час обробки, с.
Приховані моделі Маркова [16]	95,2	0,1
Приховані моделі Маркова [17]	95,7	Не вказано
Приховані моделі Маркова [18]	97,5	0,1
Співставлення шаблонів [19]	95,7	Не вказано
Співставлення шаблонів [20]	97,3	0,9
Машини векторної підтримки [21]	97,2	Менше 1
Штучні нейронні мережі [22]	97,7	Не вказано

Як видно з табл. 1, суттєвої різниці у швидкості успішного розпізнавання між наведеними методами немає. Проте, через різні умови, в яких отримані дані тестування, і різні розміри набору даних тестування, просте порівняння значень таблиці не може гарантувати достовірність результату. Для перевірки рівня успішності певного методу, який використовується для будь-якої конкретної програми, необхідний додатковий аналіз та тести.

Ще одне актуальне питання - це складність реалізації та обчислювальні потреби різних методів. Для апаратної реалізації СОРС важливо мати алгоритм з меншою обчислювальною складністю.

Успіх методів із застосуванням машин векторної підтримки та прихованих моделей Маркова значною мірою залежить від успішності виявлення характерних особливостей символів на зображеннях. Методи на основі співставлення шаблонів та штучних нейронних мереж можуть обробляти вихідні дані з етапу сегментації символів безпосередньо. Типовий для перших двох методів додатковий крок на виконання процедури виявлення особливостей потребує більше арифметичних операцій, що тягне за собою збільшення кількості суматорів та регістрів в апаратних засобах.

Методи, що базуються на співставленні шаблонів потребують розрахунку відстані Евкліда або Хеммінга між пікселями на вхідному зображенні і в шаблонах. Окрім складних арифметичних операцій для реалізації методу співставлення шаблонів потрібно також мати значну кількість шаблонів з різними умовами, щоб мати змогу правильно розпізнати всі символи, що подаються на вхід.

При застосуванні ШНМ з'являється можливість використовувати всі значення пікселів з вхідних зображень безпосередньо в якості вхідних даних. Беручи до уваги всі вище зазначені фактори, виправданим є вибір саме ШНМ для апаратної реалізації СОРС на ПЛІС.

За основу для реалізації СОРС обрано ШНМ прямого поширення. В [23] заявлено, що тришарова мережа з прямим з'єднанням нейронів з принаймні одним прихованим шаром здатна моделювати будь-які системи будь-якого ступеня складності. Проте можна використовувати і мережі з більш ніж трьома шарами. В ході проведених досліджень виконане порівняння ефективності ШНМ з трьома та чотирма шарами за показниками продуктивності та інтенсивності обчислень відносно поставленої задачі реалізації СОРС.

Виходячи з даних [23] було визначено, що структурну організацію тришарової ШНМ прямого поширення для даного дослідження доцільно обрати типу 189-160-36, де наведені числа характеризують кількість нейронів у вхідному, прихованому та вихідному шарах, відповідно.

Для порівняння використана нейронна мережа з 4 шарами зі структурною організацією 189-80-80-36.

Однакова кількість нейронів прихованих шарів в обох моделях обрана для дотримання вимоги рівнозначності за складністю необхідних апаратних ресурсів. Для спрощення

представлення, два прихованих шари 4-х шарової послідовної нейронної мережі мають однакову кількість нейронів.

Вхідні значення є 1-бітними двійковими числами, реальне множення вхідних сигналів та їх відповідних ваг відбувається у третьому та четвертому шарах. Кількість операцій множення, необхідних, щоб процес розпізнавання був завершений, становить для одного символу 160×36 (якщо мережа тришарова) і $80 \times 80 + 80 \times 36$ (якщо мережа чотиришарова). Отже, для мережі, що складається з чотирьох шарів, необхідно виконати на 61,11% більше операцій множення, ніж для мережі з трьох шарів.

В таблиці 2 наведені дані щодо точності розпізнавання символів ШНМ прямого поширення з різною структурною організацією за результати моделювання їх роботи.

Таблиця 2

Точність розпізнавання 3-шарових та 4-шарових нейронних мереж

Структурна організація мережі	Точність розпізнавання
189-60-60-36	95,16 %
189-70-70-36	96,15 %
189-80-80-36	96,34 %
189-160-36	96,81 %

У перших трьох рядках представлені мережі з чотиришаровою архітектурою, а в останньому - з тришаровою. При поступовому збільшенні кількості нейронів в прихованому шарі спостерігаємо зростання продуктивності, що супроводжується і зростанням потреб у необхідних апаратних ресурсах. При однакових апаратних затратах тришарова модель виявилася більш продуктивною, тому, з огляду на описані вище переваги, для реалізації СОРС було вирішено використовувати тришарову структуру нейронної мережі.

Особливостями проєктованої СОРС є те, що отримувані нею зображення мають бути сегментовані і за кількістю пікселів однакові. Якщо кожне зображення розглядати як вектор опису його пікселів, то розмір вхідного шару ШНМ залежить від розміру вхідних векторів.

Використана в дослідженні камера робила знімки з відстані 2-3 метрів від номерного знака. Оскільки вхідний шар нейронної мережі фіксованого розміру, що залежить від роздільної здатності зображень символів, то всі зображення символів були змінені до однакового розміру. Він становить 56×23 , а співвідношення сторін (висота розділена на ширину) 2,368. Ці значення були отримані з зображень середньої роздільної здатності. Розмір вибірки становить 10% від набору даних. Кількість вузлів в першому шарі буде дорівнювати роздільній здатності вхідних зображень, якщо кожен вхід є пікселем з зображення символу. Тому дана роздільна здатність є доволі великою, що призводить до великого розміру нейронної мережі. Розмір мережі є критичною характеристикою, яку необхідно враховувати особливо при апаратній реалізації. У таблиці 3 вказані розміри вхідного шару мережі прямого поширення деяких системах розпізнавання номерних знаків, що наведені в літературі.

Таблиця 3

Вхідний розмір декількох нейронних мереж прямого поширення, що використовуються для додатків розпізнавання номерних знаків

Джерело	[2]	[24]	[25]
Розміри сегмента	12 x 9	16 x 16	34 x 22

Отримана з камери роздільна здатність 56×23 є набагато більшою, ніж у будь-якій з наведених систем. Така велика роздільна здатність призведе до потреби створення великої мережі, в якій вимоги до пам'яті та помножувачів навряд зможуть підтримуватися єдиним чіпом ПЛІС з високим паралелізмом у процесі обчислення. Щоб зберегти паралелізм на

належному рівні необхідно змінити розмір зображень символів і визначити меншу їх роздільну здатність.

При зменшенні роздільної здатності коректність розпізнавання символів може залишатися на належному рівні, якщо вхідне зображення має високу якість. Іншими словами, менше розширення більш чутливе до шуму і спотворень зображень. Зображення символів з відносно більш складнішими лініями, такі як «Н», «М», «Ж», «Ф» легко стають недоступними для розпізнавання при низькій роздільній здатності та наявності шуму. Отже, розмір вхідного зображення повинен бути менше 56x23 і одночасно не надто малий, щоб розпізнати зображення символів з шумом.

При виборі роздільної здатності для СОРС застосовано два основних правила масштабування символів:

- в ході зменшення піксельного зображення символів слід дотримуватись однакового співвідношення сторін, щоб максимально зберегти подібність символів тим, які були на оригінальному зображенні.

2) при масштабуванні необхідно залишити достатньо простору між вертикальними лініями символів для запобігання можливості їх сприйняття СОРС за один елемент з допустимим ступенем шумів.

Співвідношення сторін, знайдених в 10% зображень набору даних, становить 2.34. Серед типових значень роздільної здатності, наближених до представлених в таблиці 3 і коефіцієнту співвідношення сторін 2.34, можна відзначити зображення з організацією 14x6, 21x9, 28x12 і 35x15 пікселів. Остання роздільна здатність (35x15) і більші потребують для обробки застосування ШНМ великої розмірності, апаратна реалізація яких пов'язана із значними ускладненнями. Таким чином, далі будуть розглядатись лише три перших варіанти, як можливі для реалізації. На рис. 4 відображено символи в цих роздільних здатностях. Символи зліва, по центру та справа мають роздільні здатності 14x6, 21x9 і 28x12 відповідно.



Рис. 4. Зображення символів у різних роздільних здатностях

З рис. 4 можна побачити, що деякі символи в роздільній здатності 14x6 втратили деталі, які можуть мати вирішальне значення для правильного розпізнавання, тоді як інші варіанти зображень зберігають потрібну деталізацію символічних ознак. Оскільки друга роздільна здатність, яка дорівнює 21x9, зберігає необхідну деталізацію і потребує менших ресурсів ШНМ (вхідний шар матиме розмір 189) порівняно з розмірами 28x12 (336 елементів вхідного шару), обираємо саме представлення сегментів у варіанті 21x9.

У відповідності до наведених положень, для забезпечення ефективного функціонування СОРС, реалізованої із застосуванням тришарової ШНМ прямого поширення з структурною організацією 189-160-36, всі зображення символів після обробки системою сегментації повинні зазнавати перетворень до отримання єдиної форми представлення сегментів в роздільній здатності 21x9.

Оскільки було визначено, що всі зображення символів зводяться до однакової роздільної здатності, то базовий алгоритм (рис. 3) після уточнення і доповнення прийме вигляд, представлений на рис. 5.



Рис. 5. Вдосконалений алгоритм роботи СРНЗ

Висновки. Запропоновані рішення орієнтовані на підвищення ефективності процесу розпізнавання символів на номерних знаках транспортних засобів в реальному масштабі часу за рахунок використання при обробці сегментованих зображень реалізованої апаратно на програмованих логічних інтегральних структурах тришарової штучної нейронної мережі прямого поширення, робота якої базується на вдосконаленому алгоритмі перетворень зображень, що передбачає додаткове виконання нетрадиційної операції зведення зображень символів, отриманих після етапу сегментації, до спільної роздільної здатності. Очікуваним результатом впровадження системи є збільшення кількості розпізнаних символів та зростання продуктивності і швидкодії роботи системи розпізнавання номерних знаків.

REFERENCES:

1. Dorozhnyj transport. Znaky` nomerni transportny`x zasobiv. Zagal`ni vy`mogy`. Pravy`la zastosuvannya : DSTU 4278:2012. [Na zaminu DSTU 4278:2006; vved. 2006-4-07]. K. : Derzhspozhy`vstandart Ukrainy`, 2012. – 31 p., vklyuch. obkl..
2. A license plate-recognition algorithm for intelligent transportation system applications / [V. Loumos, C. Anagnostopoulos, I. Anagnostopoulos, E. Kayafas] // IEEE Transaction on Intelligent Transportation Systems. – Issue. 7(3). – Lesvos, 2006. – P.377 – 392.
3. Connected Component Analysis [Electronic resource] : College of Engineering / Bouman C. A. // Digital Image Processing. – 2017. – 9 sichnya. – Mode of accessdo zhurn. : <https://engineering.purdue.edu/~bouman/ece637/notes/pdf/ConnectComp.pdf> – Nazva z ekrana.
4. Sirithinaphong T. The recognition of car license plate for automatic parking system. Signal Processing and Its Applications / T. Sirithinaphong, K. Chamnongthai // Proceedings of the Fifth International Symposium. – Issue. 7(3). – Lesvos, 1999. – P.455 – 457.
5. Hsu G. S. Application-oriented license plate-recognition / G. S. Hsu, J. C. Chen, Y. Z. Chung // IEEE Transactions on Vehicular Technology. – Issue. 62(2). – Lesvos, 2013. – P. 552 – 561.
6. 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.

7. 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.
8. 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.
9. 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.
10. 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.
11. 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.
12. Taylor C.C. Machine learning, neural and statistical classification / C.C. Taylor, D. Michie, D. J. Spiegelhalter // *Overseas Press*. – 2009.
13. 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.
14. 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.
15. 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 Transations on Vehicular Technology*. – Issue. 58(7). – 2009. – P. 3781 – 3785.
16. 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.
17. 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.
18. 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. – P. 747 – 750.
19. 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. – P. 356 – 359.
20. Mashy`ny` vektornoyi pidtry`mky`. [Electronic resource]. Mode of access: <https://www.research.ibm.com/haifa/research.shtml>.
21. 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.
22. 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.
23. Stinchcombe M. Multilayer feedforward networks are universal approximators / M. Stinchcombe, K. Hornik, H. White // *Neural Networks conference*. – Issue. 2(1). – 2015. – P. 359 – 366.
24. Automatic license plate recognition / [Shyang-Lih Chang, Li-Shien Chen, Yun-Chung Chung, Sei-Wan Chen] // *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*. – Issue. 5(1). – 2004. – P. 42 – 53.
25. Faycal Bensaali Xiaojun Zhai. Real-time optical character recognition on field programmable gate array for automatic number plate recognition system / Faycal Bensaali Xiaojun Zhai, Reza Sotudeh // *IET Circuits, Devices and Systems*. – Issue. 7(6). – 2013. – P. 377 – 344.

Рецензент: д.т.н., проф. Ленков С.В., головний науковий співробітник науково-дослідного центру Військового інституту Київського національного університету імені Тараса Шевченка

д.т.н., с.н.с. Селюков О.В., к.т.н., доц. Чешун В.М., Волосевич В.П., Лавринчук В.В.
**БАЗОВЫЕ ПОЛОЖЕНИЯ И АЛГОРИТМ ФУНКЦИОНИРОВАНИЯ НЕЙРОСЕТЕВОЙ
СИСТЕМЫ РАСПОЗНАВАНИЯ СИМВОЛОВ НОМЕРНЫХ ЗНАКОВ**

Усовершенствование систем распознавания номерных знаков имеет важное значение для автоматизированного контроля автомобильного трафика и других актуальных задачах автоматизации обслуживания транспортных средств.

В статье проанализированы особенности существующих систем и методов распознавания номерных знаков, определены их основные преимущества и недостатки, представлены обобщенная структура и пошаговый алгоритм работы компонентов подобных систем. Для повышения эффективности процесса распознавания символов предложено использовать в качестве процессорного ядра трехслойную искусственную нейронную сеть прямого распространения, обоснованный выбор ее вида, способов структурной организации и аппаратной реализации на программируемых логических интегральных схемах, а также применение усовершенствованного алгоритма работы системы распознавания номерных знаков. Усовершенствование алгоритма работы системы распознавания достигается за счет введения в него операций возведения изображений символов, полученных после этапа сегментации, к общему разрешению с учетом потребностей обеспечения возможности эффективного распознавания символов нейросетевой системой минимальной сложности.

Предлагаемые решения ориентированы на повышение эффективности процесса распознавания символов номерных знаков как по количеству распознанных символов, так и по продолжительности операции распознавания.

Ключевые слова: система распознавания символов, номерные знаки, искусственные нейронные сети, программируемые логические интегральные схемы, алгоритм работы.

prof. Selyukov A.V., Ph.D. Cheshun V.M. Volosevich V.P., Lavrinchuk V.V.
**BASIC PROVISION AND FUNCTIONING ALGORITHM OF LICENSE PLATE CHARACTERS
RECOGNITION SYSTEM BASED ON NEURAL NETWORK**

The improvement of license plate recognition systems is important for the automated control of traffic and other topical tasks of automating the maintenance of vehicles.

The article analyzes the features of existing systems and methods for recognizing license plates, identifies their main advantages and disadvantages, presents a generalized structure and a step-by-step algorithm for the operation of components of such systems. It is proposed to use as a processor core a three-layer artificial feedforward neural network to improve the efficiency of the character recognition process, justified selection of its type, methods of structural organization and hardware implementation on field-programmable gate array, and use improved operational algorithm of the license plate recognition system. The improvement of the license plate recognition system algorithm is achieved due to the introduction in it operations of erecting images of symbols, that were obtained after the segmentation stage, to a common resolution, taking into account the needs of ensuring the possibility of efficient character recognition by minimal complexity system based on neural network.

The proposed solutions are aimed at increasing the efficiency of the license plates recognition characters process both in terms of the number of recognized symbols and the duration of the recognition operation.

Keywords: character recognition system, license plates, artificial neural networks, field-programmable gate array, operation algorithm.