

АВТОМАТИЗОВАНА СИСТЕМА ІДЕНТИФІКАЦІЇ ТА КЛАСИФІКАЦІЇ НОМЕРНИХ ЗНАКІВ

С. Г. Антощук, В. М. Крилов, В. О. Давидов
Одеський національний політехнічний університет
м. Одеса, пр. Шевченко 1. Факс (0482)344-308
E-mail: tom2k@mail.od.ua

The structure of automatic system for vehicle numbers identification and classification are designed. The system is consisting of previous processing and classification modules. The hard wear of system is consisting of database, TV- sensor, monitor, video plate, image catch module.

The high noise level is main factor, which districts installation of real time signal or image recognition automatic systems. The previous processing module has procedures: vehicle number search from vehicle image; filtering; signal/noise ratio improving (denoising) by Haar domain and threshold processing; threshold binarization; correlation symbols segmentation; detected number image normalization. The noise influence decreases by linear filtering also.

The classification module is neuronal net. The neuronal net choice is discussed. Automatic system has high noisy stability, shift, scale, and rotation invariants.

The right recognition probability for symbol is 0,96. Also the possible ways indicates of their decision.

ВСТУП

Автоматизовані системи (АС) ідентифікації та класифікації номерних знаків автотранспортних засобів можуть знайти застосування при контролі транспортних потоків на контрольно-пропускних пунктах ДАІ, при необхідності реєстрації транспортних засобів на автомобільних стоянках і гаражах, а також при аналізі аварійних ситуацій: проїзд на червоне світло світлофора, перевищення швидкості і т.п..

Існуючі аналоги не дозволяють цілком автоматизувати розпізнавання й ідентифікацію транспортних засобів, мають високу вартість і непридатні для масового використання.

Проведений аналіз виявляє ряд основних вимог до проєктованої АС: інваріантність до зміни в деяких межах кута повороту між віссю камери і вектором напрямку руху автомобіля як у вертикальній, так і в горизонтальній площинах; інваріантність до зміни

масштабу номеру, тобто відстань між камерою й автомобілем у момент захоплення зображення не повинна бути строго фіксованою; інваріантність до перекручування номерного знака, тому що при установці номерного знака на автомобілі не у строго вертикальній площині і спостереженні його збоку знак являє собою не прямокутник, а паралелограм, у цьому випадку символи на зображенні спотворюються, система повинна зберігати працездатність в умовах сильних перешкод, наприклад, дощ, сніг, бруд на номерному знаку, освітлення в залежності від часу доби можуть привести до появи адитивних, мультиплікативних, імпульсних і флюктуаційних перешкод; номерні знаки повинні відповідати державному стандарту [1].

СТРУКТУРА СИСТЕМИ

Систему розпізнавання автомобільних номерів можна розглядати як програмно-технічний комплекс, який вміщує апаратну частину та програмне забезпечення (ПЗ). Апаратна частина АС уявляє собою комплекс стандартних комплектуючих. Відеокамера, підключається до персонального комп'ютера за допомогою відеоплати, що має відповідний вхід. Зображення, що фіксується камерою, виводиться на монітор.

ПЗ даної системи можна розділити на чотири основні частини:

— Модуль попередньої обробки — призначений для пошуку місця розташування області номерного знака (ОНЗ), виділення ОНЗ, сегментації і підготовки даних для розпізнавання.

— Модуль класифікації — безпосередньо робить розпізнавання сегментованого зображення номерного знака за допомогою нейронної мережі (НМ).

— Модуль бази даних — дозволяє зберігати інформацію, що надходить, з можливістю її наступного аналізу.

МОДУЛЬ ПОПЕРЕДНЬОЇ ОБРОБКИ

Модуль попередньої обробки складається з наступних процедур:

— Пошук місця розташування ОНЗ.

Задачею процедури є виділення ОНЗ, що значно зменшує об'єм графічної інформації. Це вирішується в області двовимірного хвильового перетворення Хаара. У ході перетворення вихідне зображення розбивається на клітки 2×2 , для яких виконується:

$$\begin{bmatrix} a_0 & a_1 \\ a_2 & a_3 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} \frac{a_0 + a_1 + a_2 + a_3}{2} & \frac{a_0 + a_1 - a_2 - a_3}{2} \\ \frac{a_0 - a_1 + a_2 - a_3}{2} & \frac{a_0 - a_1 - a_2 + a_3}{2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_0 & b_1 \\ b_2 & b_3 \end{bmatrix}$$

Елементи b_0 , b_1 , b_2 і b_3 формують чотири матриці: b_0 являє собою середнє арифметичне у вікні 2×2 , у b_1 підкреслюються горизонтальні контурні перепади яскравості; у b_2 - вертикальні, а в b_3 - діагональні. Розмір кожної матриці в два рази менше за розмір вихідного зображення. З точки зору вирішення поставленої задачі найбільший інтерес уявляє матриця b_2 , яка в подальшому оброблюється.

— Бінаризація. Після хвильового перетворення виходить зображення з підкресленими контурними перепадами, які орієнтовані вертикально. В ОНЗ кількість таких перепадів більш ніж у інших частинах зображення, що приводить до появи області прямокутної форми, в якій спостерігаються різкі флуктуації інтенсивностей пікселей.

Бінаризація (мал.1) здійснюється пороговим методом, при якому запропоновано оцінювати дисперсію $D(x,y)$ сигналу в деякій області щодо поточного пікселя зображення $I(x,y)$. Оцінка дисперсії $D(x,y)$ порівнюється з деяким порогом P :

$$I_{\text{внк}}(x,y) = \begin{cases} 1, D(x,y) \geq P \\ 0, D(x,y) < P \end{cases}, \text{ де: } I_{\text{внк}}(x,y) \text{ —}$$

інтенсивність пікселя у бінаризованому зображенні.



Мал.1. Бінаризоване зображення

— Фільтрація. Задачею фільтрації є знищення як можна більшого числа об'єктів на бінаризованому

зображенні, які не входять до ОНЗ.

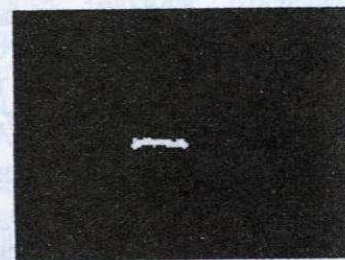
Процедура фільтрації складається з двох частин:

а) стандартна медіанна фільтрація у вікні 3×3 пікселя:

$$B = \begin{cases} 1, \sum_{i=1}^N I_i > 4 \\ 0, \text{ інакше} \end{cases}$$

де I_i , B — значення поточного пікселя бінаризованого зображення до та після медіанної обробки.

б) простежування злитних груп, визначення їх параметрів і аналіз на відповідність щодо віднесення до ОНЗ (мал. 2).



Мал.2. Зображення після фільтрації

Для кожної простеженої злитної групи визначаються висота, ширина, площа і відношення висоти до ширини. Об'єкти, які не задовольняють критеріям ОНЗ знищуються.

— Виділення номерного знака. Для виділення ОНЗ використовується метод кореляційно-екстремального аналізу [2]. Суть методу полягає в плоскопаралельному зсуві маски M по зображенню B з метою розрахунку кореляційної функції:

$$K(x,y) = \sum_{i=1}^{L_x} \sum_{j=1}^{L_y} B(x+i, y+j) \cdot M_{ij}$$

де (x,y) — координати поточного пікселя зображення; L_x — розмір маски по горизонталі; L_y — розмір маски по вертикалі; (i,j) — координати пікселя у середині маски.

Взаємне положення маски та ОНЗ, при якому значення кореляційної функції максимально, відповідає реальному положенню ОНЗ.

— Визначення типу зображення: умовно вважаємо позитивом світлі символи на темному фоні. Дана процедура передбачає гистограмний аналіз зображення:

— Поліпшення якості та бінаризація області номерного знака в вихідному просторі. На цьому



Мал.3. Зображення ОНЗ

етапі виконуєть смугова фільтрація, контрастування та порогова бінарізація. Типове зображення ОНЗ після смугою фільтрації представлено на мал.3.

— *Сегментація.* Для сегментації зображення ОНЗ на окремі символи застосовувався раніш згаданий метод простежування злитних груп.

— *Трансформація сегментів.* Здійснюється трансформація виділених сегментів до єдиних розмірів, що забезпечує вимоги інваріантності системи до масштабу.

МОДУЛЬ КЛАСИФІКАЦІЇ

Найбільш перспективним методом класифікації зображень символів представляється використання нейронної мережі, перевагою якої є можливість класифікації символів по неповному їхньому зображенню. Подібно тому як людина по обривках інформації про той чи інший об'єкт може, використовуючи асоціації, відновити повну картину, так і НМ може по частці вхідного образу відновити весь образ. Прикладом такої мережі є НМ Хопфилда, що реалізує так названу асоціативну пам'ять.

Дослідження нейронного класифікатора на основі мережі Хопфилда виявило три істотних недоліки, що роблять неможливим його використання для вирішення поставленої задачі:

— НМ дуже чутлива до перекручувань і зсувів зображень символів у полі зору.

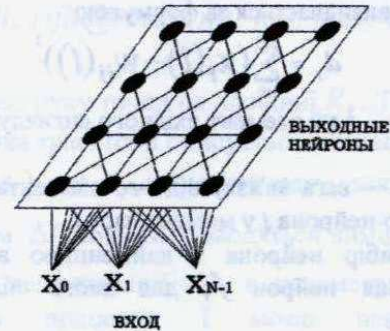
— Рекурентність НМ Хопфилда приводить до того, що на "згадування" символу, який сильно відрізняється від еталонного, потрібно занадто багато часу.

— Якщо пропонується на вході НМ символ сильно відрізняється від еталонного, на виході може з'явитися так названий "фантом" - символ не є жодним з еталонів. Як правило, це може бути інвертоване зображення еталона або сукупність декількох еталонів накладених один на одного.

У ході експериментування з різними моделями НМ було вирішено використовувати НМ Кохонена [3] відому також за назвою карти Кохонена, що самоорганізуються (Kohonen's Self Organizing Map, SOM). Модель SOM була запропонована Кохоненом у 1984 році і до дійсного часу існує безліч її модифікацій з багатою математичною теорією навколо них. Суть моделі полягає в наступному.

У мозку нейрони розташовуються у визначеному порядку так, що деякі зовнішні фізичні впливи викликають відповідну реакцію нейронів з визначеної області мозку. Наприклад, у тій частині мозку, що відповідає за сприйняття звукових сигналів, нейрони групуються відповідно до частот вхідного сигналу, на яких вони резонують. Хоча

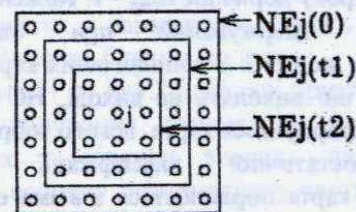
структура мозку в значній мірі визначається генетично, окремі структури мозку формуються в процесі самоорганізації. Алгоритм Кохонена до деякої міри нагадує процеси, що відбуваються в мозку.



Мал. 4. Мережа Кохонена

Алгоритм Кохонена дає можливість будувати НМ для поділу векторів вхідних сигналів на підгрупи. Мережа складається з M нейронів, що утворюють прямокутні ґрати на площині мал.4. Елементи вхідних сигналів подаються на входи всіх нейронів сітки. У процесі роботи алгоритму набудовуються синаптичні ваги нейронів.

Вхідні сигнали - вектора дійсних чисел - послідовно пред'являються НМ. Бажані вихідні сигнали не визначаються. Після того, як було пред'явлено достатнє число вхідних векторів, синаптичні ваги визначають кластери. Крім того,



Мал. 5. Зони топологічного сусідства на карті ознак в різні моменти часу

ваги організуються так, що топологічно близькі вузли чуттєві до схожих зовнішніх впливів (вхідним сигналам).

Для реалізації алгоритму необхідно визначити міру сусідства нейронів (міру близькості). На мал.5 показані зони топологічного сусідства нейронів на карті ознак у різні моменти часу. $NE_j(t)$ - безліч нейронів, що вважаються сусідами нейрона j у момент часу t . Зони сусідства зменшуються з часом.

Алгоритм Кохонена формування карт ознак передбачає наступні дії:

1) Ініціалізація мережі. Ваговим коефіцієнтам мережі привласнюються малі випадкові значення. Загальне число синаптичних ваг - $M \cdot N$ мал.4.

Початкова зона сусідства показана на мал.5.

2) Пред'явлення мережі нового вхідного сигналу.

3) Обчислення відстані до всіх нейронів мережі.

Відстані d_j від вхідного сигналу до кожного нейрона j визначається за формулою:

$$d_j = \sum_{i=0}^{N-1} (x_i(t) - w_{ij}(t))^2$$

де x_i — i -ий елемент вхідного сигналу в момент часу t ,

$w_{ij}(t)$ — вага зв'язку від i -го елемента вхідного сигналу до нейрона j у момент часу t .

4) Вибір нейрона з найменшою відстанню. Вибирається нейрон j^* , для якого відстань d_{j^*} найменше.

5) Настроювання ваг нейрона j^* і його сусідів.

Виробляється підстроювання ваг для нейрона j^* і всіх нейронів з його зони сусідства NE. Нові значення ваг:

$$w_{j^*}(t+1) = w_{j^*}(t) + r(t)(x_i(t) - w_{j^*}(t))$$

де $r(t)$ — крок навчання, що зменшується з часом (позитивне число, менше одиниці).

6) Повернення до п.2.

Слід зазначити, що в загальному випадку розмірність SOM може бути довільної.

У ході лабораторних досліджень також було запропоновано використовувати двовимірне стробування вихідного зображення символу. Вікно при стробуванні являє собою квадрат розміром L_{cmp} , а величина кроку дорівнює $L_{cmp} - 1$. Кожен фрагмент зображення, одержуваний при стробуванні, подається на вхід НС. З топологічних карт окремих фрагментів, що виходять на виході, НС вихідного зображення формується карта всього зображення

Для остаточної класифікації отримана топологічна карта порівнюється з всіма еталонами, що зберігаються у пам'яті. Як рішення вибирається найбільш близький до карти еталон. Критерієм близькості є сума квадратів відхилень крапок реальної карти від еталонної.

ВИСНОВКИ

На мал. 6а,б представлені результати лабораторних досліджень нейронного класифікатора. Вихідним матеріалом служили 330 бінаризованих зображень символів отриманих з реальних фотографій автомобільних номерів. Класифікатору послідовно пред'являлися всі зображення символів і фіксувалося число успішних розпізнавань N . У ході моделювання мінялися розміри вікна стробування L_{cmp} і розміри топологічної карти a . Досліджувалися двовимірний і тривимірний варіант SOM. Оптимальними значеннями параметрів нейронного

класифікатора було вирішено вважати наступну комбінацію:

число використовуваних вимірів — 2;

розмір вікна стробування L_{cmp} — 3;

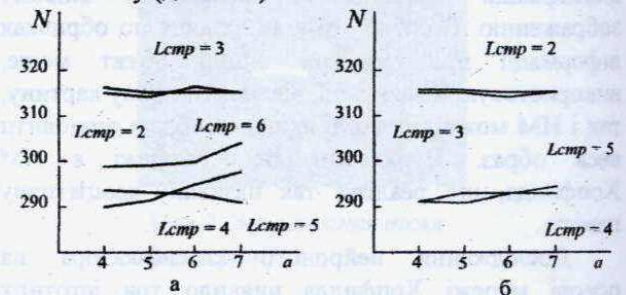
розмір карти a — 4.

Дана комбінація параметрів дозволила досягти імовірність успішного розпізнавання символу в 96% при мінімальній кількості обчислень.

Моделювання нейронного класифікатора без використання стробування тобто коли на вхід НМ подавалося все зображення символу цілком, виявило два істотних недоліки:

— імовірність успішного розпізнавання не перевищувала 66%;

— процес навчання такий НМ займав дуже багато часу (до 20 хв).



Мал. 6. Розподілення імовірності успішного розпізнавання символів при різних параметрах НМ: а — двовимірний SOM; б — тривимірний SOM

з іншого боку, застосування стробування зображення дозволило створити класифікатор на навчання якого потрібно усього кілька десятків секунд.

Таким чином, описана математична модель, дозволяє реально реалізувати АС для розпізнавання автомобільних номерів. Імовірність успішного розпізнавання одного символу складає 96%. Алгоритм роботи АС дозволяє виділяти номерний знак автомобіля незалежно від положення автомобіля в поле зору камери. Структура програмного забезпечення АС дозволяє легко змінювати різні види обробки, що є безсумнівним плюсом з погляду настроювання системи і її удосконалень у ході експлуатації.

ЛІТЕРАТУРА

1. ДСТУ 3650-97. Знаки номерні транспортних засобів.
2. Антошук С.Г., Крылов В.Н., Максимов М.В. Помехоустойчивая сегментация бинаризованных изображений символов // Тр. Одес. политехн. ун-та. — Одесса, 1998. — Вып. 2(6). — С. 111 — 114.
3. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика. — М.: Мир, 1992.