

Pengecaman Nombor Plat Kenderaan Menggunakan Rangkaian Neural dan Pengelompokan Berbilang Aras

Siti Norul Huda Sheikh Abdullah¹, Marzuki Khalid¹, Rubiyah Yusof¹ dan Khairuddin Omar²

¹Centre for Artificial Intelligence and Robotics (CAIRO),
Fakulti Kejuruteraan Elektrik,
Universiti Teknologi Malaysia,
Jalan Semarak, 54100 Kuala Lumpur
E-mail: mimi@ftsm.ukm.my, marzuki@utmkl.utm.my, rubiyah@utmkl.utm.my

²Jabatan Sains dan Pengurusan Sistem,
Fakulti Teknologi dan Sains Maklumat,
Universiti Kebangsaan Malaysia, 43600 UKM Bangi, Selangor, Malaysia.
E-mail: ko@ftsm.ukm.my

Received Date: 29 Jun 2006 Accepted Date: 12 April 2007

ABSTRAK

Pengecaman nombor plat (PNP) kenderaan telah banyak dikaji oleh kebanyakan negara dewasa ini. Salah satu sebabnya ialah terdapat kepelbagaian jenis nombor plat yang digunakan. PNP juga sangat penting digunakan dalam pencegahan jenayah kerana ia boleh mengecam kenderaan penjenayah dengan mudah dan cepat. Kertas ini mencadangkan satu sistem pengecaman nombor plat kenderaan automatik bagi kenderaan di Malaysia. Ia akan menggunakan nombor plat piawai dengan menggabungkan kaedah-kaedah seperti pemprosesan imej dan rangkaian neural. Pustaka pemprosesan imej, dikenali sebagai Vision System Development Platform (VSDP), telah dibangunkan dan digunakan dalam projek ini. Pendekatan Berbilang pengelompokan diaplikasikan untuk mengenalpasti kedudukan nombor plat, manakala Pengesanan Sempadan Kirsch digunakan untuk mengekstrak sifat-sifat dari aksara-aksara pada nombor plat kenderaan yang kemudiannya digunakan sebagai input kepada pengelasan rangkaian neural. Model rangkaian neural yang digunakan adalah perseptron berbilang aras yang dilatih menggunakan alkhawarizmi perambatan-balik. Sistem prototaip mempunyai ketepatan lebih dari 91%, walau bagaimana pun, cadangan-cadangan untuk memperbaiki sistem tetap dibincangkan berdasarkan analisis ralat.

Kata kunci: Pengecaman nombor plat, pengelompokan, penyaringan sifat, pengelasan.

ABSTRACT

Vehicle license plate recognition has been a much studied research area in many countries. Due to the different types of license plates being used, the requirement of an automatic license plate recognition system is rather different for each country. In this paper, an automatic license plate recognition system is proposed for Malaysian vehicles with standard license plates based on image processing, feature extraction and neural networks. The image processing library is developed in-house which we referred to as Vision System Development Platform (VSDP). The Kirsch Edge feature extraction technique is used to extract features from the license

plates characters which are then used as inputs to the neural network classifier. The neural network model is the standard multi-layered perceptron trained using the back-propagation algorithm. The prototyped system has an accuracy of about 91%, however, suggestions to further improve the system are discussed in this paper based on the analysis of the error.

Keywords: License plate recognition, clustering, feature extraction, classification.

PENGENALAN

Pengecaman nombor plat kenderaan automatik (PNPKA) adalah bidang kajian yang penting kerana terdapat banyak kegunaannya. Bagi pihak penguatkuasa tempatan, PNPKA diperlukan untuk tujuan penguatkuasaan, perlindungan sempadan, kecurian kenderaan, kutipan tol automatik, dan kawalan trafik. Antara kegunaan lain sistem ini adalah, kawalan keluar-masuk bagi kawasan perumahan, kawalan tempat letak kenderaan automatik, alat pemasaran dalam kompleks membeli-belah, dan pemerhatian.

Antara sistem pengecaman plat kenderaan komersial yang terdapat di serata dunia adalah, CARPET oleh CARPET management team (CARPET 2006), *Car Plate Recognition* oleh Nijhuis et al. (1995, 1998), *Car Plate Reader* (CPR) oleh Barrosso et al. (1997), *Car Optical Recognition* oleh Emiris dan Koulouriotis (2001), dan *Automatic Number Plate Recognition* (ANPR) oleh Chang et al. (2004) dan Aksoy et al. (2000). Di Malaysia, 95% nombor plat kenderaan adalah dalam bentuk satu atau dwi-garisan dan beraksara normal. Terdapat juga nombor plat kenderaan yang menggunakan aksara istimewa seperti yang digambarkan dalam Rajah 1.



RAJAH 1. (a) Contoh nombor plat biasa (b) Contoh nombor plat istimewa.

Pemprosesan isyarat dianggap sebagai otak bagi sistem pengecaman manakala Pengecaman Nombor Plat (PNP) adalah subset kepada teknologi pemprosesan isyarat atau penglihatan atau Sistem Kenderaan Cerdas (SKC), yang digunakan untuk mengenalpasti kenderaan melalui nombor plat yang banyak digunakan

di negara-negara peneraju industri dan negara-negara membangun seperti Malaysia.

Walaupun bagaimanapun, PNP bagi setiap negara adalah berlainan atas beberapa isu seperti format dan warna nombor plat tersebut. PNP terdiri dari kamera, pencahayaan (*illumination*), pengecas bingkai, komputer, perisian pengecaman, perkakasan (penyesuai input dan output), dan sebuah pangkalan data seperti dalam Rajah 2. PNP menggunakan pemprosesan masa-nyata dengan Alkhawarizmi kecerdasan buatan seperti sistem hibrid atau Rangkaian Neural (RN) yang mengecam nombor pendaftaran dan merekod dalam pangkalan data.



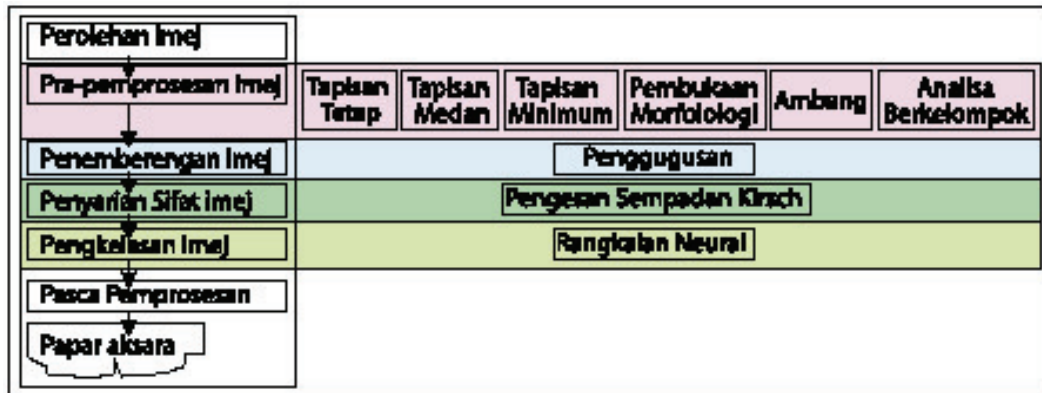
RAJAH 2. Elemen-elemen dalam PNP.

Perisian PNP ini meliputi sekurang-kurangnya lima proses utama; Perolehan, Pra-pemprosesan, Penemberengan, Penyaringan Sifat, dan Pengelasan seperti dalam Rajah 3. Biasanya, fungsi dan spesifikasi yang akan dimasukkan dalam sistem PNP adalah aksara pengecaman pantas dan nombor dengan ketepatan tinggi dalam mengenalpasti kedua-dua bahagian depan dan belakang dan akan mengeluarkan mesej selepas pengecaman.

Kupasan Kepustakaan

Sejarah PNP 1988 hingga 2005

PNP telah menjadi satu kajian yang meluas semenjak 1988 sehingga sekarang. Ramai penyelidik yang berkemahiran tinggi merekabentuk PNP berdasarkan format plat



RAJAH 3. Proses dalam pemprosesan imej.

kenderaan setempat seperti Asia (Malaysia, Thailand, Taiwan, Korea, China dan Jepun), Eropah (Itali, Ukraine, Jerman, Turki, Kanada dan Belanda) dan Timur Tengah (Arab Saudi, Israel dan Bulgaria).

Secara umumnya, kebanyakan penyelidik PNP menggunakan C++, iaitu satu pengaturcaraan bahasa yang berorientasikan objek, kerana PNP memerlukan pengaturcaraan matematik yang tinggi dan rumit untuk mengekstrak dan membahagikan sifat serta mengesan nombor dan abjad pelbagai negara dari imej yang ditangkap ketika bergerak laju. Walau bagaimanapun, sebahagian kecil daripada mereka memilih perisian MATLAB (Safraz et al. 2003; Koval et al. 2003) atau bentuk komersil yang lain seperti MATROX (Yap Keem Siah et al. 1998) dan Perpustakaan OCCAM (Young Sung Soh et al. 1994). Hanya satu kumpulan penyelidik, Yan et al. (2001) menggunakan pengaturcaraan Active Server Page (ASP) bagi tujuan aplikasi PNP berasaskan laman web. MATLAB, MATROX dan OCCAM adalah perpustakaan yang berasaskan bahasa pengaturcaraan C++ yang diciptakan untuk mempermudah aplikasi PNP dibangunkan dengan menggunakan perpustakaan kawalan, pangkalan data dan pemprosesan imej.

Faktor lain yang merangsang pencapaian kajian PNP ialah jenis dan jumlah imej yang diambil bagi latihan dan ujian. Kebanyakan latihan dan ujian dijalankan kepada data imej yang tetap iaitu imej diambil ketika kenderaan berhenti (Sirithinaphong & Chamnongthai 1998) atau masa nyata iaitu imej diambil ketika kenderaan bergerak (Yoshimori et al. 2003 & 2004). Kecekapan yang dijalankan secara imej tetap selalunya akan lebih tinggi berbanding kepada

masa nyata. Ini mungkin terjadi disebabkan toleransi untuk memperoleh hingar (seperti masalah pencahayaan) adalah lebih tinggi pada imej masa nyata berbanding kepada imej tetap. Selain itu, jumlah merupakan faktor kedua yang mempengaruhi prestasi PNP. Walaupun alkhawarizmi yang cekap dilaksanakan, penilaian perisian PNP turut boleh meningkat jika bilangan imej yang digunakan melebihi seribu (Nijhuis et al. 1995; Cornelli et al. 1995; Siah et al. 1998; Taleb-Ahmaed et al. 2003; Yoshimori et al. 2003 & 2004; Chang et al. 2004).

Ying et al. (1988), Miyamoto & Nagano (1991) dan Soh et al. (1994) telah memulakan kajian terhadap PNP bagi aksara plat kenderaan China. Jelmaan Hough adalah antara teknik yang telah digunakan untuk mengecam kedudukan plat kenderaan (Soh et al. 1994, Zhang & Zhang 2003). Teknik ini boleh mengesan garisan atau bulatan dan ia boleh ditambahbaik untuk mengesan garisan bersilang atau bentuk seperti kes PNP adalah bentuk segiempat tepat. (Sonka et al. 1999). Kelebihan yang lain Jelmaan Hough ialah tidak sensitif kepada bising imej dan garisan terputus. Walau bagaimanapun, teknik Hough ini akan menjadi lemah kepada PNP jika warna belakang plat kenderaan dan kereta menghampiri sama atau plat kenderaan tidak mempunyai garisan luar.

Kemudiannya, Xiabbo dan rakan-rakan meneruskan kajian pada 2003 dengan memperbaiki tekniknya, dari Peadaran Kabur dengan unjuran dinamik (Ying et al. 1988) peadaran templat (Miyamoto & Nagano 1991) kepada penormalan pilihan silang dengan Rangkaian Neural Perambatan Balik (RNPB), bagi mengecam aksara dalam proses pengelasan yang hanya mengandungi 275 keping imej plat

dengan ketepatan sebanyak 92.7 peratus. Pada tahun yang sama, Jianfeng (2003) dan rakan juga menghasilkan keputusan yang lebih baik dengan ketepatan 95.7 peratus dengan menaiktarafkan RNPB kepada Dua Lapisan Rangkaian Neural Suap Hadapan (2RNSH) serta menambah pendekatan heuristik dan mengambilkira warna Merah Hijau Biru (MHB) sebagai satu faktor pengecaman. Pendekatan warna adalah mudah digunakan jika sesebuah negara itu mengamalkan warna yang seragam pada plat kenderaan tetapi akan menjadi payah sekiranya berlainan warna dan kebetulan warna kenderaan adalah sama dengan warna plat kenderaan kerana ia akan meningkatkan kekompleksan heuristik.

Selain itu, penyelidik Korea (Soh et al. 1994; Yu & Kim 2000; Mi-Ae Ko & Kim 2003) terlibat secara aktif dalam subjek penyelidikan PNP kepada format plat kenderaan. Soh et al. (1994) berjaya menjalankan percubaan pertama mereka dengan menggunakan bahasa OCCAM dengan teknik tapisan yang berlainan seperti ruang, masa, ruang-masa dan disesuaikan dan pengesan sempadan Sobel dalam proses Penyaringan sifat. Walau bagaimanapun, mereka mendakwa penulis ruang menghasilkan penyelesaian terbaik dari segi pengecaman sasaran yang bergerak. Yu dan Kim (2000) telah memperluaskan kajian dengan menggunakan penyesuaian pinggir menegak dan alkhawarizmi tapisan kemasukan sumber dalam Penyaringan sifat, unjuran histogram menegak dan mendatar bagi proses penemberengan dan penyesuaian templat bagi proses pengecaman menggunakan C++ dengan 710 keping set data imej dan ketepatan 94.3 peratus. Tiga tahun kemudiannya, Ko dan Kim (2003) menyambung teknik yang hampir sama tetapi meningkatkan sifatnya dari segi mengesan plat condong pada -5 hingga 5 darjah menggunakan sifat pemberat dan statistik dengan kadar kejayaan 98 peratus. Unjuran histogram selalunya digunakan pada imej berskala kelabu dan kebanyakan pengkaji menggunakan kaedah puncak dan cerun untuk mengenalpasti kedudukan plat kenderaan tetapi kaedah ini ada kelemahannya kerana ia bergantung kepada pemilihan nilai ambang. Sekiranya pemilihan nilai ambang itu baik maka proses penemberengan akan menjadi lebih mudah dan tepat.

Selain Korea dan China, kerajaan Jepun juga terlibat dalam beberapa geran bagi bidang penyelidikan ini. T. Naito et al. (1999) telah

berjaya meningkatkan fungsi PNP bagi plat condong dengan kadar ketepatan 95-97 peratus. Mereka telah mengkaji pada 468 keping imej plat condong dari -50 hingga 50 darjah dengan menggunakan teknik penyesuaian templat. Dan yang terkini, Seiki Yoshimori et al. (2003, 2004) telah meluaskan penyelidikan dengan membina pengesan plat yang berwarna melalui Alkhawarizmi Kod Sebenar (AKS), penyesuaian templat, simetri dan kedudukan domain dan penilaian telah meningkat daripada 91 peratus kepada 95 peratus pada hari biasa, manakala 70.2 peratus ketepatan semasa hari hujan. Kaedah penyesuaian templat, simetri dan kedudukan domain ini adakalanya membantu meningkatkan pengecaman aksara tetapi jika kes plat kenderaan istimewa Malaysia yang memang sebahagiannya tulisan senget dan sebahagiannya tidak, maka kaedah ini akan mengalami kegagalan.

Negara-negara Asia yang lain seperti Thailand dan Malaysia, kedua-duanya turut mencuba kajian yang saman. Sirithinaphong dan Chamnongthai (1998) (1999) telah mencipta PNP Thailand menggunakan maklumat warna dan bentuk dan Empat Lapisan Rangkaian Neural Perambatan Balik (4RNPB) dan masa serta kadar pengecamannya masing-masing adalah 0.8 saat dan 92 peratus. Pada tahun yang sama, Khalid (1999) dan Siah et al. (2000) turut memainkan peranan merekabentuk PNP Malaysia berskala kelabu melalui Pengesan Sempadan Kirsch dalam Penyaringan sifat dan rangkaian kelompok-lata dalam proses penemberengan. Mereka telah menguruskan dua teknik pengecaman, RNBP dan Rangkaian Neural Peta Teori Resonan Penyesuaian Kabur (RNPTPRK) atau Fuzzy Adaptive Resonance Theory Map Neural Network (Fuzzy ARTMap), dan telah mencuba ke atas 1800 imej plat kenderaan dan mendapati bahawa hasil kadar pengecaman Perambatan Balik lebih tinggi secara signifikan (97.18 peratus). Meskipun rangkaian neural merupakan teknik yang agak popular dalam penyelidikan ini tetapi keberkesanan teknik ini banyak dipengaruhi oleh skema rangkaian secara keseluruhannya. Semakin banyak bilangan nod input, nod tersembunyi dan nod output, maka masa latihan akan turut meningkat. Oleh itu purata masa ujian juga akan meningkat dan membuatkan teknik ini kurang dari segi kebolehppercayaan.

Tidak banyak kajian PNP dibawa keluar dari negara-negara Timur Tengah di mana hanya satu dari Arab Saudi (Safraz et al. 2003) dan

satu lagi dari Israel (Vladmir & Gluhcdev 2004). Safraz et al. (2003) menguruskan kajian tersebut menggunakan pinggir Sobel dan kemasukan sumber bagi Penyaringan sifat, unjuran menegak bagi penemberengan sementara pemadanan templat dan jarak Hamming untuk proses pengecaman. Kadar ketepatan bagi setiap proses masing-masing adalah 96.22, 94 dan 95.25 peratus. Manakala, Vladmir dan Gluhcdev (2004) telah menemui dua buah jenis plat; Israel dan Bulgaria. Mereka menggunakan Perwakilan Penipisan Objek (PPO) dan Titik Latar Belakang Berciri (TLB) dalam Penyaringan sifat bersama pengecaman. Mereka hanya menguji 500 keping imej plat dan ini mungkin menyebabkan kadar bacaan ketepatannya meningkat dengan mendadak (98-99 peratus). Aksara yang telah dikenal pasti telah menjalani proses penipisan terlebih dahulu. Proses penipisan ini mempunyai kelebihan tersendiri iaitu mengecam rangka asal melalui sifat-sifat global dan maklumat lengkok. Tetapi teknik penipisan akan bermasalah apabila menipiskan aksara '4' kerana ia akan mudah menyerupai aksara '9'. Secara umumnya, kebanyakan teknik yang disebutkan tadi tergolong dari teknik statistik yang mana pengecaman aksara berpandukan kepada budaya atau lengkok aksara.

PNP Eropah yang lain yang mengkagumkan ialah yang telah dibangunkan secara inovatif oleh Comelli et al. (1995), Salgado et al. (1999), Aksoy et al. (2000), Rahman dan Badaway (2003) bagi plat yang berpadanan dengan negara Itali, Jerman dan Sepanyol, Turki dan Alberta. Kebanyakan mereka menggunakan Pemadanan Templat kecuali Comelli et al. yang menggunakan Pembelajaran Induktif 3-Petua (1995) dan Sabih et al. (2000) yang telah mendakwa bahawa induksi boleh dianggap sebagai satu proses huraian tatacara secara menyeluruh berdasarkan contoh-contoh yang telah dipersembahkan dan dilihat. Walau bagaimanapun Pemadanan Templat ini ada kelebihan dan kelemahannya tersendiri. Kekurangannya ialah sukar mengecam aksara menyerupai antara satu sama lain apabila kedudukannya aksara tidak sekata seperti 'A' dan 'R' jika kedudukan aksara 'A' senget sedikit ke arah timur maka ia akan menyerupai aksara R dan begitu juga sebaliknya. Ini boleh menjadi punca kegagalan mengecam aksara yang tepat. Kelebihan pemadanan templat pula adalah pemrosesannya akan menjadi lebih cepat dan tepat sekiranya plat kenderaan yang tidak

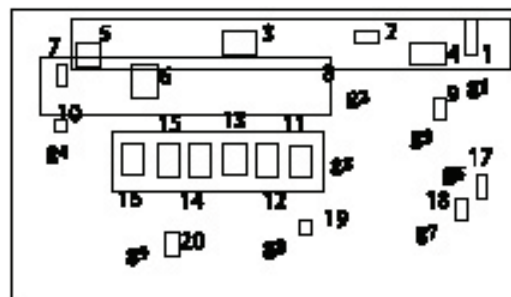
mempunyai masalah dari segi kesengetan, kabur atau aksara tidak lengkap.

Daripada kajian ini, kita boleh membuat kesimpulan bahawa Rangkaian Neural Perambatan Balik Berbilang-aras dan Pemadanan Templat adalah teknik dan pendekatan yang paling banyak digunakan di dalam PNP. Selain itu, gabungan antara RN dan AG akan menjadi satu teknik yang menarik untuk diteroka kerana ianya telah menghasilkan satu keputusan yang menakjubkan seperti yang ditunjukkan oleh Yoshimori et al. (2003, 2004) Tambahan lagi, isu pengecaman huruf yang kelihatan setara seperti A/R, I/1/J, 8/B dan O/D masih hebat diperdebatkan dan teknik yang lebih lasak perlu dikaji.

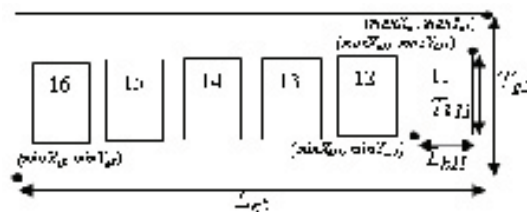
METODOLOGI

Penemberengan Imej

Penemberengan imej adalah satu proses untuk mengasingkan perkataan kepada satu aksara bagi memudahkan pengenalanpastian (Al-Badr & Mahmoud 1995). Dalam kertas ini, penemberengan melibatkan satu proses mengasingkan satu kumpulan aksara yang telah disaring; kepada jujukan aksara yang akan digunakan dalam peringkat Penyaringan Sifat. Langkah ini adalah penting kerana wujudnya aksara-aksara yang bertindan yang membentuk nombor plat.



RAJAH 4. Penemberengan Imej menggunakan pendekatan pengelompokan.



RAJAH 5. Maklumat penting untuk pendekatan pengelompokan.

Terdapat tiga jenis bentuk utama aksara-aksara yang bertindan secara menegak iaitu, lengkung, *diacritics*, tindanan mendatar, dan dua aksara yang bersambung. Ia akan menjadi lebih sukar sekiranya bentuk-bentuk yang berlainan ini digabungkan. Buat masa ini, LPSeeker menggunakan teknik pengelompokan untuk mengenalpasti kelompok yang penting. Selepas itu, pemrosesan imej akan menggunakan teknik pra-pemrosesan imej mudah seperti Tapisan Malar, Tapisan Minimum, Tapisan Buka dan Ambang bersandar yang disediakan dalam pustaka VSDP. Pustaka tersebut telah dibangunkan oleh penyelidik-penyelidik CAIRO, UTMKL.

Selepas pra-pemrosesan imej dilakukan, imej akan ditembereng menggunakan profil garis pengimbas mendatar dan teknik pengelompokan. Kemudian, setiap imej akan ditukarkan kepada objek kelompok (k), dan adalah penting maklumat tentangnya iaitu lokasi, tinggi (T) dan lebar (L), dianalisa dengan LPSeeker bagi tujuan latihan pengelompokan dan memilih kelompok terbaik dengan kelompok pemenang. Kelompok tersebut akan digugus apabila terdapat perbezaan antara ketinggian kelompok, T_k , dan kelompok, T_g ; dan perbezaan antara nilai maksimum Y , $maxY_g$, kelompok dan kelompok, $maxY_k$ adalah kurang dari satu masa malar kepada ketinggian kelompok seperti yang dinyatakan dalam alkhawarizmi berbilang pengelompokan. Sila rujuk pada alkhawarizmi berbilang pengelompokan dalam seterusnya, Rajah 4 dan 5. Kemudian, kelompok pemenang akan disaring sifatnya secara individu sebelum digunakan di dalam fasa pengecaman dan pengelasan.

Alkhawarizmi Pengelompokan

Input: Setkan imej asal dalam penimbal, P_1 .

Output: Dapatkan kelompok dan kelompok pemenang, $g_{n1}, k_{B1..m}$

Langkah 1: Kira jumlah kelompok dalam imej, m .

Langkah 1.1: Dari 0 hingga m , simpan maklumat seperti nilai minimum X , $minX_{kmf}$, nilai minimum Y , $minY_{kmf}$, nilai maksimum X , $maxX_{kmf}$, nilai maksimum Y , $maxY_{kmf}$, tinggi T_{kmf} lebar L_{km} untuk setiap kelompok ke dalam satu tatasusunan.

Langkah 2: Guguskan setiap kelompok apabila terdapat perbezaan antara kelompok, T_{km} dan ketinggian kelompok, T_{gn} ; dan perbezaan antara nilai maksimum Y kelompok tersebut, $maxY_{gn}$; dan kelompok, $maxY_{Bm}$ adalah kurang dari satu masa malar, a , kepada ketinggian kelompok, T_{gn} dan namakan kelompok tersebut g_n .

$$|maxY_{km} - maxY_{gn}| < a \times T_{gn}, \tag{1}$$

$$|T_{gn} - T_{km}| < a \times T_{kn} \tag{2}$$

di mana, nilai a adalah 0.3, 0.5, 1, atau 2.

Langkah 3: Pilih kelompok, k_n yang mempunyai saiz maksimum kelompok, $k_{saiz...m}$

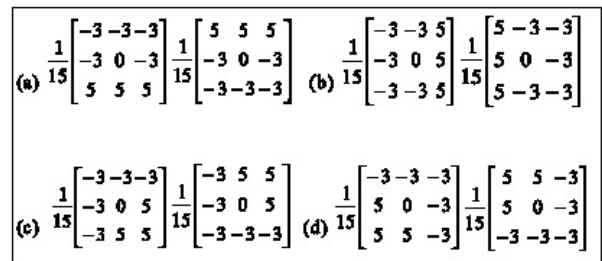
Langkah 3.1: Periksa jarak, j_{km} antara setiap kelompok pemenang, $maxX_{km}$, $minX_{km+1}$ dan seterusnya.

Langkah 3.2: Susun kelompok pemenang menurut jarak j_{km} paling hampir ke kiri.

Langkah 3.3: Temberengkan semua kelompok pemenang secara individu.

Langkah 4: Tamat.

Penyaringan Sifat



RAJAH 4. Topeng isi matriks untuk (a) mendatar (D) (b) menegak (T) (c) penjuru-kanan (PKa), dan (d) penjuru-kiri (PKi).

Penyaringan Sifat adalah fungsi bagi pengukuran yang dilakukan ke atas kelas sesuatu objek yang menjadikan kelas tersebut unik dari kelas yang lain dalam kategori yang sama. Satu daripada objektif penyaringan sifat adalah untuk mendapatkan maklumat yang penting dan unik atau sifat-sifat setiap aksara supaya mudah untuk dilakukan pengecaman keatasnya

kelak (Al-Badr & Mahmoud 1995). Sebahagian penyelidik menggunakan penipisan atau rangka Minima (Emiris & Koulouriotis 2001), pengesan sempadan Laplacian (Mehmwet et al. 2000), Kawasan Minima (Emiris & Koulouriotis 2001), Prewits, serta pengesan sempadan Robinson dan Sobels (Safraz et al. 2003). Dalam kajian ini, kami memberi fokus kepada Pengesanan sempadan Kirsch.

Pengesan Sempadan Kirsch

Secara asasnya, pengesan sempadan Kirsch mempunyai lapan jenis isi untuk mengesan lapan jenis arah sempadan. Sebagai contohnya, Rajah 4 (a) kiri dan kanan mendatar (b) mendatar bawah dan atas (c) penjuror bawah dan atas (d) penjuror bawah dan atas kanan adalah topeng isi matrik.

Pengesan Sempadan Kirsch digunakan sebagai pengesanan pembezaan sempadan aturan-pertama. Pengesan sempadan ini digunakan untuk mengesan empat sempadan berarah dengan lebih tepat berbanding pengesan lain seperti Prewitt dan Sobel yang perlu mengambilkira semua lapan piksel bersebelahan. Alkhawarizmi persempadanan tidak-linear Kirsch adalah seperti yang ditunjukkan di bawah iaitu persamaan 3 dan 3.1 hingga 3.6:

$$G(i, j) = \max \left[1, \frac{7}{\max[SS_x - 3T_x, 0]} \right]$$

uengan

$$S_x = A_4 + A_{1,6} + A_{2,8}$$

$$T_x = A_{1,8} + A_{2,6} + A_{3,8} + A_{4,6} + A_{5,7}$$

$G_{(i,j)}$ adalah gradien piksel (i, j) . Langgan bagi A adalah piksel bersebelahan untuk (i, j) seperti dalam Jadual 1. Vektor Sifat berarah bagi mendatar (D),menegak (T),penjuror-kanan (PKa), dan penjuror-kiri (PKi) boleh dikira mengikut persamaan (3.3, 3.4, 3.5, dan 3.6) dan toping isi matrik (Rajah 4a,b,c dan d) seperti berikut:

$$G(i, j)_D = \max[SS_0 - 3T_0, |SS_0 - 3T_0|]$$

$$G(i, j)_T = \max[|SS_2 - 3T_2|, |SS_4 - 3T_4|]$$

$$G(i, j)_{PKa} = \max[SS_1 - 3T_1, |SS_3 - 3T_3|]$$

$$G(i, j)_{PKi} = \max[|SS_5 - 3T_5|, |SS_7 - 3T_7|]$$

JADUAL 1. Contoh lapan piksel bersebelahan (i, j)

A_0	A_1	A_2
A_7	(i, j)	A_8
A_4	A_5	A_6



RAJAH 6. (a) Imej asal '4','6','E', dan 'G'. Contoh imej yang telah disari sifatnya menggunakan Pengesan Sempadan Kirsch menggunakan (b) menegak-kiri (c) mendatar-bawah (d) penjuror-kanan (e) penjuror-kiri untuk abjad '4','6','E', dan 'G' secara berturutan.

Persamaan di atas boleh diwakili oleh jadual operasi topeng penglikaran dengan faktor skala 1/15 yang dicadangkan oleh Pratt (1978). Sempadan yang disaring dari kelas aksara yang berlainan adalah berbeza, dan kelajuan operasi adalah boleh diterima. Maka ia boleh digunakan untuk pengesanan sempadan Kirsch ditunjukkan pengesanan sempadan Kirsch, imej akan bertukar dari tahap penduaan ke tahap skala kelabu.

Alkhawarizmi Sempadan Kirsch

- Input:** Setkan imej asal ke dalam penimbal, P_1
- Output:** Papar dan binarikan imej yang telah disari sifatnya.
- Langkah 1:** Untuk, $i = 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8$
- Langkah 2:** Klonkan imej asal P_1 dalam penimbal baru, P_2
- Langkah 3:** Cipta isi sempadan Kirsch yang baru dengan saiz (3,3) untuk setiap lapan sempadan berarah (K_j) di mana $j = 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7$ dan 8.
- Langkah 3.1:** Setkan isi untuk penjuror-kiri (K_1), penjuror-kanan (K_2), penjuror-bawah (K_3), mendatar-atas (K_4 ,

penjuru-kiri bawah (K_3), penjuru-kiri atas (K_4), penjuru-kanan bawah (K_7), dan penjuru-kanan atas (K_8).

Langkah 4: Lakukan penglingkaran untuk penimbal P_2 dengan arah isi yang dipilih, (K_7).

Langkah 5: Paparkan binari untuk setiap imej yang disari sifatnya.

Langkah 6: Tamat.

Pengelasan Imej

Kertas ini menggunakan RN untuk mengkelaskan imej dan mengenalpasti aksara. Di sini diterangkan secara umum asas kepada RN. Mui et al. (1994) menerangkan terdapat dua sifat penting RN: Pembelajaran dan pengitlakan. Proses pembelajaran dikaitkan dengan reka bentuk rangkaian yang akan mengubah struktur hubungan antara unit-unit dan kekuatan isyarat dalam struktur hubungan tersebut. Setiap input, x_1, x_2, \dots, x_n mempunyai pemberat tersendiri $w_{1,1}, w_{1,2}, \dots, w_{1,n}$ dari matriks pemberat w . Neuron ini mempunyai nilai pincang b yang akan dijumlahkan dengan input bersih untuk menghasilkan nilai jumlah input neuron. Jumlah nilai input neuron akan digunakan dalam fungsi pengaktifan f , dan menghasilkan satu output neuron berskala, a yang boleh diwakili dengan:

$$a = f \left(\sum_{i=1}^n w_{1,i} x_i + b \right) \quad (6)$$

Nilai output a bergantung kepada fungsi pengaktifan yang digunakan. Secara asasnya terdapat dua jenis fungsi pengaktifan: linear

dan tidak-linear. Fungsi pengaktifan samada Sigmoid Penduaan, Sigmoid Dwi-kutub atau Tangen Hiperbola, yang sesuai dengan jenis penyelesaian masalah dan output yang diinginkan, akan digunakan ke atas rangkaian (Fausett 1994). Dalam kes ini, Sigmod Penduaan telah digunakan, dengan kawalan pemberat rawak bagi pengawalan permulaan rangkaian walaupun terdapat jenis lain seperti Nguyen Widrow (Fausett 1994) dan Alkhawarizmi Genetik (Tsoi & Andersen 1994).

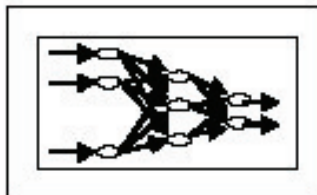
Selepas beberapa uji kaji (Jadual 2), didapati dengan menggunakan lima sifat: imej asal, dan isi sempadan Kirsch K_2, K_4, K_6 dan K_8 dengan saiz imej 10x10, adalah input yang paling penting untuk skema RN. Manakala, bilangan optimum unit pada lapisan tersembunyi adalah 200. 200 set imej ini telah dilatih dan dihentikan latihan apabila Ralat Kuasa Dua Purata (RKDP) mencapai nilai 0.0026. Bagi kes nombor plat di Malaysia, unit output telah ditambah dari 33 ke 36 supaya dapat mewakili semua aksara Roman (kecuali 'O'), nombor (dari 0 hingga 9), dan palang ('/').

HASIL DAN PERBINCANGAN

LPSeeker telah dibangunkan sepenuhnya dengan menggunakan teknik kontemporari seperti Tapisan Median dan penggunaan ambang untuk pemprosesan imej, pengelompokan untuk Penemberengan, Pengesan sempadan Kirsch untuk Penyaringan Sifat, dan RN. Dua uji kaji telah dijalankan; dengan menggunakan ambang malar dan ambang berbeza. Dari uji kaji-uji kaji tersebut, satu jadual analisa ralat telah dibina berdasarkan ralat penemberengan dan pengelasan. Sistem

JADUAL 2. Skema RN

Unit Input	5 jenis x (10 x 10 piksel)	500
Unit Tersambunyi		200
Output	0,1,2,3,4,5,6,7,8,9,A,B,C,D,E,F,G,H,I, J,K,L,M,N,P,Q,R,S,T,U,V,W,X,Y,Z dan '/'	0.36
Kadar Pembelajaran		0.05
RKDP		0.0026



RAJAH 7. Pemprosesan Berbilang-Input

prototaip tersebut mempunyai ketepatan lebih dari 91 peratus. Walau bagaimanapun kertas ini tetap membincangkan cadangan untuk penambahbaikan pada masa hadapan dengan memberikan tumpuan kepada analisis ralat.

Dua uji kaji telah dilakukan dengan menggunakan ambang malar (nilai ambang = 130) dan nilai ambang yang berbeza. Setiap uji kaji dijalankan ke atas 1000 data imej secara atas talian. Oleh kerana uji kaji dijalankan secara automatik, kertas ini hanya menyatakan pengelasan, penyaringan sifat, dan masa pengelasan. Imej-imej diperoleh dari bahagian hadapan dan belakang kereta-kereta di Malaysia. Buat masa ini tumpuan kajian adalah pada imej nombor plat piawai bagi kereta-kereta di Malaysia di sekitar Kuala Lumpur, Selangor, Pahang, Terengganu, dan Perak. LPSeeker dibangunkan dengan menggunakan Microsoft Visual C++ dan pustaka VSDP. VSDP adalah pustaka untuk pemprosesan imej yang dibangunkan dan sering dikemaskini oleh CAIRO.

Seperti yang digambarkan dalam Jadual 3, pengelasan telah menggunakan paling banyak masa iaitu 2247.68 ms, diikuti dengan Penyaringan sifat sebanyak 472.02 ms, dan Penemberengan sebanyak 5.2 ms. Pengelasan memerlukan banyak masa kerana masa pemprosesan bagi RN memerlukan hubungan kepada pangkalan data pemberat dan pengiraan pemberat bagi imej. Menurut Jadual 4, dari 1000 imej yang dianalisa, 803 imej telah berjaya dikenalpasti bagi uji kaji menggunakan ambang malar. Jumlah ini bertambah ke 919 apabila nilai ambang berbeza digunakan. Maka kedua-dua ketepatan uji kaji masing-masing adalah 80.3 peratus dan 91.9 peratus.

Walaupun ketepatan LPSeeker mencapai lebih dari 80 peratus, terdapat beberapa isu perlu diperhatikan dalam kes analisa ralat seperti isu penemberengan dan pengelasan. Dari Jadual 4, peratusan ralat untuk penggunaan ambang malar adalah 61.4 peratus manakala kadar ralat untuk pengelasan adalah 38.58 peratus. Walau bagaimanapun, apabila ambang berbeza digunakan, kadar ralat penemberengan berkurangan kepada 12.34 peratus dan menyebabkan kenaikan kadar ralat bagi pengelasan sebanyak 87.65 peratus.

Oleh itu, sekiranya ambang berbeza digunakan, ia boleh mengurangkan peratusan ralat bagi penemberengan. LPSeeker memerlukan perhatian terhadap ralat pengelasan

JADUAL 3. Masa purata bagi lima uji kaji menggunakan ambang malar.

Set	Jumlah	Purata
Penemberengan	25.8	5.2
Penyaringan Sifat	2360.1	472.02
Pengelasan	11238.4	2246.8

kerana penggunaan ambang berbeza tidak menunjukkan perubahan. Ralat penemberengan dikategorikan kepada lima kelas: *NotFound*, *Hilang1*, *Hilang2*, *Hilang>2*, dan *Lebih*. Manakala ralat pengelasan pula terdapat dalam empat kategori: *Salah1*, *Salah2*, *Salah>2*, dan *Salah Jujukan*. Penerangan bagi setiap ralat terdapat dalam Jadual 5. Contoh antara muka ralat tersebut terdapat dalam Rajah 10 dan Rajah 11. Merujuk kepada masalah penemberengan (Jadual 4), terdapat 26 jenis ralat *Hilang1*, 30 dari jenis *Hilang2*, 57 jenis *Hilang>2*, dan 8 ralat untuk jenis *Lebih* dalam uji kaji menggunakan ambang malar.

Ralat-ralat ini muncul kerana mungkin terdapat kekangan dalam pendekatan pengelompokan. Ambang yang tidak sesuai menyebabkan dua atau lebih aksara yang disambungkan dan lebar kelompok melebihi ketinggian kelompok tersebut. Oleh itu, kelompok aksara yang bersambung ini tidak akan dianggap sebagai kelompok pemenang dan dianggap hilang.

Kejayaan pengelompokan dikaitkan dengan nilai malar yang telah diset untuk mengumpulkan kelompok. Jika nilai malar meningkat, LPSeeker mampu mengesan hampir lebih dari 20 tetapi kurang dari 50 darjah yang senget. Walau bagaimanapun, kelemahannya adalah kadang-kadang kelompok yang tidak perlu akan dianggap kelompok pemenang dan ralat jenis ini termasuk dalam kategori *Lebih*. Tetapi, jika nilai malar dikurangkan, kelompok akan hilang. Ralat jenis ini adalah *Hilang1*, *Hilang2*, dan *Hilang>2*. Ralat penemberengan ini boleh dikurangkan apabila nilai ambang yang berbeza digunakan. Dalam Jadual 4, dari 121 ralat muncul pada uji kaji yang menggunakan ambang malar; hanya 10 ralat yang tinggal apabila nilai ambang yang berbeza digunakan. Oleh itu, penggunaan ambang berbeza adalah disyor digunakan untuk pembangunan, sebagai contoh Ambang Otsu (Petrou & Bosdogianni 2000) dan Ambang RN atau Ambang berasaskan petua.

Satu lagi isu yang serius adalah pengelasan seperti yang digambarkan dalam Jadual 4. Terdapat 56, 9, 11, dan 0 ralat untuk jenis

JADUAL 4. Ketepatan bagi lima uji kaji menggunakan ambang malar dan ambang berbeza.

Perkara	Ambang		Purata
	Malar	Berbeza	
Jumlah data sampel	1000	1000	1000
Bilangan (Betul)	803	919	861
Peratus (Betul)	80.3%	91.9%	86.1%
Jumlah ralat penemberengan	121	10	65.5
Peratus ralat penemberengan	61.4%	12.34%	36.88%
Jumlah ralat pengelasan	76	71	73.5
Peratus ralat pengelasan	38.58%	87.5%	63.12%

JADUAL 5. Jenis ralat bagi uji kaji menggunakan ambang malar dan ambang berbeza.

Ralat		Ambang		Purata
Jenis	Penerangan	Malar	Berbeza	
NotFound	Tidak dapat mengesan nombor plat	0	1	0.5
Hilang1	Hilang 1 aksara	26	2	14
Hilang2	Hilang 2 aksara	30	2	16
Hilang>2	Hilang lebih dari 2 aksara	57	3	30
Lebih	Lebih dari aksara sebenar	8	2	5
Jumlah ralat penemberengan		121	10	65.5
Salah1	Salah 1 aksara	56	52	54
Salah2	Salah 2 aksara	9	6	7.5
Salah>2	Salah lebih dari 2 aksara	11	10	10.5
Salah Jujukan	Jujukan aksara yang salah	0	3	1.5
Jumlah ralat pengelasan		76	71	73.5

Salah1, *Salah 2*, *Salah>2*, dan *Salah Jujukan* apabila uji kaji menggunakan ambang malar dijalankan. Ralat ini hampir tidak berubah (kecuali jenis *Salah Jujukan*) apabila ambang berbeza digunakan. Ralat di bawah kategori pengelasan ini berlaku mungkin disebabkan oleh teknik penemberengan. Terdapat beberapa jenis ralat yang seperti *Salah1*, *Salah2*, dan *Salah>2* yang tidak dicam kerana imej yang senget. Jadi, terdapat abjad-abjad yang tidak dikelaskan dengan betul.

Sebagai contoh, terdapat aksara-aksara yang kelihatan sama apabila dikenalpasti iaitu aksara B atau 3 dikesan sebagai 8, 5 dikesan sebagai 6, 6 dikesan sebagai G, A dikesan sebagai 4, dan I dikesan sebagai nombor 1. Selain dari itu, ralat-ralat ini juga wujud mungkin disebabkan oleh teknik penyaringan sifat yang tidak betul. Pengesan sempadan Kirsch tidak dapat mengesan imej yang senget. Ia juga gagal untuk membezakan beberapa aksara seperti G dan 6. Perwakilan sifat bagi G dan 6 mungkin

mengembalikan nilai penduaan yang sama. Hasilnya, pengesan sempadan Kirsch tidak dapat mengelaskan aksara dengan betul.

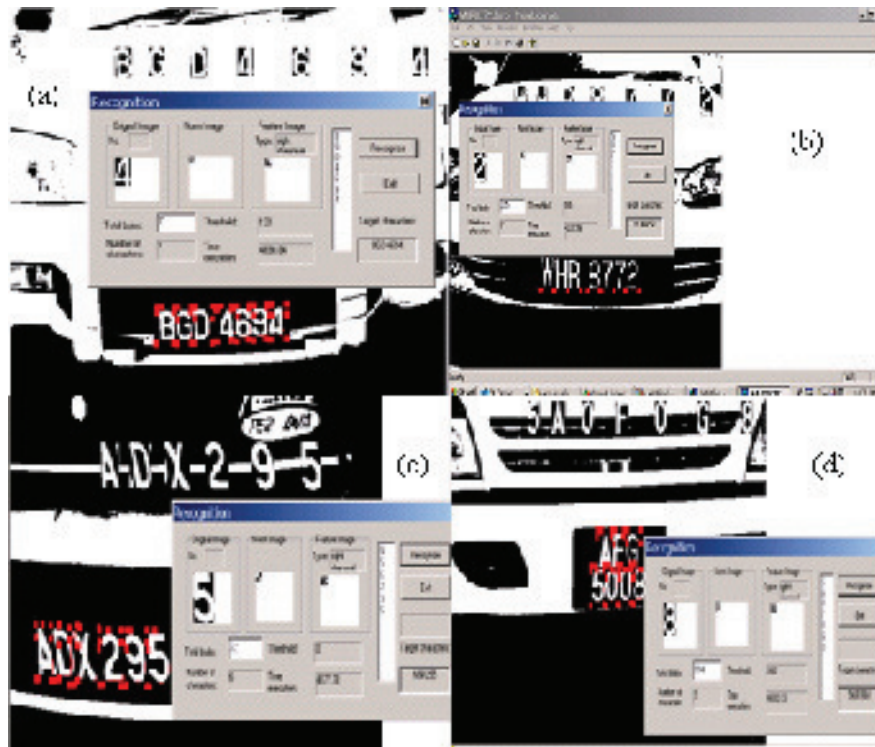
CADANGAN

Pertama, kedua-dua uji kaji dengan ambang tetap dan ambang berbeza menunjukkan peningkatan prestasi sekiranya ambang yang sesuai digunakan sebelum penemberengan aksara. Ambang berbeza seperti Ambang Otsu, dengan formula yang telah diperbaiki perlu dibangunkan untuk mengurangkan ralat penemberengan yang boleh menyebabkan aksara-aksara dikelaskan dengan tidak betul.

Kedua, alkhawarizmi penemberengan sepatutnya menyelesaikan isu geometri pada bahagian awal. Pendekatan geometri boleh membetulkan kedudukan koordinat dan membantu untuk menyusun aksara-aksara dalam kedudukan yang betul. Pendekatan ini juga mampu mengekalkan keunikan setiap sifat abjad dengan membetulkan strukturnya.



RAJAH 8. Contoh ralat aksara (a) Hilang1, (b) Hilang2, (c) Hilang>2 dan (d) Lebih.



RAJAH 9. Contoh ralat (a) Salah1, (b) Salah2, (c) Salah>2, dan (d) Salah Jujukan.

Selain dari itu, terdapat tiga pendekatan dalam penemberengan iaitu, Gambaran Profil Histogram (GPH), Penglabelan Komponen Bersambung (PKB), dan Kenalpasti Titik Penemberengan (KTP) (Trier et al. 1996). Kombinasi tiga pendekatan ini boleh membentuk satu penyelesaian yang lebih baik dalam fasa penemberengan.

Masalah ketiga mungkin disebabkan oleh Penyaringan sifat. Penyaringan sifat mempunyai hubungkait yang rapat dengan kejayaan pengecaman. Penggunaan Penyaringan sifat yang lain, iaitu yang dapat menerangkan dan mewakili keaslian setiap aksara adalah perlu. Terdapat tiga gaya Penyaringan sifat; imej kelabu, imej penduaan, atau imej vektor (Trier et al. 1996).

Akhir sekali, pengecaman menggunakan RN boleh menyebabkan pengelasan yang dijalankan tidak tepat jika isu ralat dalam penemberengan dan Penyaringan sifat tidak ditangani secara berasingan. Sebagai cadangan, mungkin teknik pengelasan lain seperti Jejak Penukaran (*Trace Transform*) Polinomial, dan Pengelas Bayesian boleh digunakan.

RUJUKAN

- Aksoy, M. S., Cagil, G. & Turker, A. K. 2000. Number-Plate recognition using inductive learning. *Robotics and Autonomous systems*. hlm. 33. Elsevier sciences B.V.
- Taleb-Ahmed, D. Hamad & G. Tilmant. Vehicle licence plate in marketing application. *IEEE Proc. of Intelligent Vehicle Symposium*. hlm. 90-94.
- Al-Badr & Mahmoud. 1995. Survey and bibliography of arabic optical test recognition. *Signal Processing*. hlm 41.
- Barosso, J., Dagless, E. L., Rafel, A., & Bulas-Cruz, J. 1997. Number plate reading using computer vision. *Proc. of IEEE International Symposium on Industrial Electronics*. hlm 3.
- Chang, S. L., Chen, L. S., Chung, Y. C. & Chen, S. W. 2004. Automatic licence plate recognition. *IEEE Transaction Intelligent Transportation System*. 5: 42-53.
- Comelli, P., Ferragina, P., Granier, M. N. & Stabile, F. 1995. Optical recognition of motor vehicle license plates. *IEEE Transactions Vehicular Technology*. 44(4): 790-799.
- Emiris, D. M., & Koulouriotis, D. E. 2001. Automated optic recognition of alphanumeric content in car license plates in semi-constructed environment. *Proc. of International Conference on Image Processing*. hlm 3.
- Fausett, L. 1994. *Fundamental of neural networks: architectures, algorithm, & applications*. New Jersey: Prentice Hall.
- Gatos, B. & Papamarkos, N. 2001. Applying fast segmentation techniques at a binary image represented by a set of non-overlapping blocks. *Proc. Sixth International Conference on Document Analysis and Recognition*. hlm. 1147-1151.
- Gesualdi, A. D. R. & Seixas J. M. D. Character recognition in car license plates based on principal components and neural processing. *VII Brazilian Symposium on Neural Networks*. hlm. 206-211.
- Grattoni, P., Pettiti, G. & Rastello, M. L. 1999. Experimental set-up for the characterization of automated number-plate recognizers. *Measurement*. 26: 103-114.
- Han, P., Han, W., Wang, D. F., Zhai, Y. J. 2003. Car License Plate feature extraction and recognition based on multistage classifier. *International conference on Machine Learning and Cybernetics*. 1: 128-132.
- Hsieh, J. W., Yu, S. H. & Chen, Y. S. 2002. Morphology based license plate detection from complex scenes. *Proc. of International Conference on Pattern Recognition*. 3: 176-179.
- Huang, Y. P., Lai, S. Y. & Chung, W. P. 2004. A template based model for license plate recognition. *IEEE Proceeding of International Conference on Networks, Sensing & Control, Taipei, Taiwan*. hlm. 737-742.
- Jianfeng, X., Shaofa, L. & Zhibin, C. 2003. Color analysis for Chinese car plate recognition. *Proc. of*

KESIMPULAN

Kertas ini telah membincangkan secara umum tentang konsep pengecaman nombor plat kenderaan, penemberengan, pendekatan Penyaringan sifat, dan teknik perambatan balik RN. Sebagai kesimpulan, boleh dikatakan bahawa pengelasan telah menimbulkan lebih banyak masalah berbanding penemberengan. Pengubahsuaian yang agak besar perlu dilakukan untuk mengurangkan ralat pengecaman. Ralat ini mungkin disebabkan oleh alkhawarizmi penemberengan yang tidak lengkap atau kaedah Penyaringan sifat yang tidak cekap (Pengesan Sempadan Kirsch).

PENGHARGAAN

Ucapan terima kasih kepada rakan-rakan terutamanya kepada Norzi, Fari, Norzu, dan Dilah yang telah membantu dalam pengumpulan data di pelbagai negeri.

- International conference on intelligent systems and signal processing and robotics. 2: 1312-1316.
- Khalid, M., Ahmad, T., Siah, Y. P. & Haur, T. Y. 1999. Vehicle license plate recognition by fuzzy artmap neural network. World Engineering Congress (WEC99), Sheraton Subang, Malaysia.
- Kim, S. K., Kim, D. W. & Hang, J. K. 1996. A recognition vehicle license plate using a genetic algorithm based segmentation. Proc. of International Conference on Image Processing. 2: 661-664.
- Ko, M. A. & Kim, Y. M. 2003. License plate surveillance system using weighted template matching. Proc. of Applied Imagery Pattern Recognition Workshop. hlm. 269-274.
- Koval, V., Turchenko, V., Kochan, V., Sachenko, A. & Markowsky, G. 2003. Smart license plate recognition system based on image processing using neural network. Prosiding Second IEEE International Workshop on Intelligent Data Acquisition and Advances Computing System: Technology and Applications. hlm. 123-127.
- Mehmewet, S. A., Cagil, G., & Ahmet Kursat, T. 2000. Number-plate recognition using inductive learning. Robotics and autonomous systems, Elsevier science B.V. 33: 149-153.
- Miyamoto, M. T. K. & Nagano, K. 1991. Vehicle license plate recognition by image analysis. Proceeding of IEEE International Conference on Industrial electronics, Control and Instrumentation. 3: 1734-1738.
- Muhammad, S., Mohammed J., & Syed, A. G. 2003. Saudi arabian license plate recognition system. IEEE Proc. of the 2003 International Conference on Geometric Modelling and Graphics (GMAG03).
- Muhammad Safraz, Mohammad Jameel & Syed A. Ghazi. 2003. Saudi Arabian license recognition system. IEEE Proc. of the 2003 International Conference on Geometric Modelling and Graphics (GMAG03).
- Mui, L., Agrawal, A. A., Gupta, A., & Wang, P. S. P. 1994. An adaptive modular neural network with application to unconstrained character recognition in document image analysis. World Scientific. hlm 16.
- Naito, T., Tskuda, T., Yamada, K., Kozuka, K. & Yamamoto, S. 1999. License plate recognition method for inclined plates outdoor. Proc. of International Conference on Information Intelligence and Systems. 3: 176-179.
- Naito, T., Tskuda, T., Yamada, K., Kozuka, K. & Yamamoto, S. 1999. License plate recognition method for inclined plates under various illumination condition outdoors. IEEE Proc. of International Conference on Intelligence Transport Systems. hlm. 967-702.
- Nathan, V. S. L., Ramkumar, J., Priya S. K. 2004. New Approaches for license plate recognition system. Proceedings of Conference of International Intelligent Sensing and Information Processing. hlm: 149-152.
- Nijhuis, J. A. G., Brugge, M. H. & Helmholt, K. A. 1998. License plate recognition using dtcnns. Proc. 1998 Fifth IEEE International Workshop on Publish Security Technology, 1997. hlm. 212-217.
- Nijhuis, J. A. G., Brugge, M. H. & Helmholt, K. A. 1995. Car license plate recognition with neural network and fuzzy logic. Prosiding IEEE International Conference on Neural Networks. 5: 2232-223.
- Petrou, M. & Bosdogianni, P. 2000. *Image Processing: The Fundamentals*. England. John Wiley & Sons Ltd.
- Pratt, W. K. 1978. *Digital image processing*. John Wiley & Sons, Inc. New York.
- Rahman, C. A. & Badaway, W. 2003. A real time vehicle license plate recognition system. Prosiding IEEE Conference on advanced Video and Signal based Surveillance (AVSS03). hlm. 163-166.
- Saldago, L., Menende, J. M., Rendon, E. & Garcia, N. 5-7 October 1999. Automatic car plate recognition through vision engineering. Proc. of IEEE 33rd Annual 1999 International Carnahan Conference on Security Technology. hlm. 71-76.
- Seetharaman, V., Sathyakhala, A. Vidhya. N. L. S., Sunder P. 2004. License plate recognition system using hybrid neural networks IEEE Annual Meeting of Fuzzy Information (NAFIPS'04). 1: 363-366.
- Shapiro, V. & Gluhchev, G. 2004. Multinational license plate recognition system: Segmentation and classification. Proceeding of the 17th International Conference on Pattern Recognition. 4: 352-355.
- Shridhar, M., Miller, J. M. V., Houle, G. & Bijnagte, L. 1999. Recognition of license plate images: issues and perspective. Proc. of Fifth International Conference on Document Analysis and Recognition. hlm. 17-20.
- Siah, Y. K. 2000. A design of an intelligent license plate recognition. Master's thesis, Universiti Teknologi Malaysia, Skudai.
- Sirithinaphong, T. & Chamnongthai, K. 1999. The recognition of car license plate for automatic parking system. Fifth International symposium on signal Proceeding and its application. ISSPA99 IEEE Proceeding. hlm. 455-457.
- Sirithinaphong, T. & Chamnongthai, K. 1998. Extracting of car license plate using motor vehicle regulation and character pattern recognition. The 1998 IEEE Asia Pasific Conference on Circuits and Systems, 1998 (APCCAS 1998). hlm. 559-562.
- Soh, Y. S., Chun, B. T. & Yoon, H. S. 1994. Design of real time vehicle identification system. IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics 1994. 3: 2147-2152.
- Sonka, M., Hlavac, V., Boyle, R. 1999. *Image Processing, Analysis and Machine vision*. International

- Thomson Publishing Inc. Editor: Suzzane Jeans, Kelsey McGee. hlm. 163-174.
- Tomohiko, N., Fukumi, M. & Marzuki Khalid. 2004. Vehicle license plate recognition by neural network. International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems (ISPACS 2004), Seoul, Korea. hlm. 18-19.
- Trier, O. D., Jain, A. K. & Taxt, T. 1996. Feature extraction methods for character recognition – a survey. *Journal of Pattern Recognition*. 29: 4.
- Tsoi, A. C., Andersen, H. C. 1994. A constructive algorithm for the training of a multilayer perceptron based on the genetic algorithm. Tesis Sarjana. Department of Electrical Engineering. University of Queensland.
- Wang, S. Z. & Lee H. J. 2003. Detection and recognition of license plate characters with different appearances. *IEEE Proceeding of International Conference on Intelligent Transport System*. 2: 737-742.
- Weigang, Z., Jian, H. G. & Xing, J. 2002. A study locating vehicle license plate based on color feature and mathematical morphology. *6th International Conference On Signal Processing*. 26-30: 748-751.
- Wong, K. Y, Casey, R. G. & Wahl, F. M. 1982. Document analysis system. *IBM Journal of Research and Development*. 6: 647-657.
- Xu Jianfeng, Li Shaofa, Chen Zhibin. 2003. Color analysis for Chinese car plate recognition. *Proceedings of International conference on intelligent systems and signal processing and robotics*. 2: 1312-1316.
- Xiaobo, L., Xiaojing, L., Wei, H. (2003). Vehicle license plate character recognition. *Prosiding International conference on Neural Network and Signal Processing*. 2: 1066-1069.
- Yan, D., Hongging, M., Jilin, L. & Langgang, L. 2001. A high performance license plate recognition system based on the web technique. *Proc. IEEE Intelligent Transaction System*. hlm. 697-702.
- Ying, D., Nanning, Z., Xining, Z. & Guorong, X. 1988. Automatic recognition of province name on the license plate of moving vehicle. *Proc. of 9th International Conference on Pattern Recognition*. hlm. 927-929.
- Yoshimori, S., Mitsukura, Y., Fukumi, M., & Akamatsu, N. 2003. A design of the object detection system using real coded genetic algorithm. *Proc. of Joint Conference on Neural Networks*. 2: 1227-1231.
- Yoshimori, S., Mitsukura, Y., Fukumi, M., Akamatsu, N. & Khosal, R. 2003. License plate recognition in rainy days. *Proc. of IEEE International symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation*. 2: 972-976.
- Yoshimaro, S., Mitsukura, Y., Fukumi, M., Akamatsu, N. & Pedrycz, N. 2004. License plate detection using threshold function and improves templat matching method. *IEEE Annual Meeting of the Fuzzy Information*. 1: 357-362.
- Yu, M. & Kim, D. 2000. An approach to Korean license plate *recognition based on vertical templat matching. *IEEE International Conference on Systems, Man and Cyberbetics*. 1: 2975-2980.
- Zhang, Y., Zhang, C. 2003. A New algorithm for character segmentation of license plate. *Proceedings of IEEE Intelligent Vehicles Symposium*. hlm. 106-109.
- Zunino, R., Rovetta, S. 2000. Vector quantization for license plate location and image coding. *IEEE transactions on Industrial Electronic*. 1(47): 159-167.
- Carpet. 2006. <http://www.projekcarpet.com/aboutus.asp> [tarikh akses: 14 September 2006].