

PENGECAMAN NOMBOR PLAT KENDERAAN MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

Lim Woo Shaun
Siti Norul Huda Sheikh Abdullah

Fakulti Teknologi & Sains Maklumat, Universiti Kebangsaan Malaysia

ABSTRAK

Pengecaman Plate Nombor Kenderaan adalah teknologi pemprosesan imej untuk mengeluarkan watak dari plat nombor kenderaan. Objektifnya adalah untuk mereka bentuk sistem pengecaman kenderaan automatik yang cekap dengan mengenali watak pada plat nombor kenderaan. Sistem ini dilaksanakan di pintu masuk untuk pemantauan dan kawalan keselamatan. Sistem yang dibangunkan pertama mengecam dan mengesan kenderaan dan kemudian menangkap imej kenderaan. Kawasan plat nombor kenderaan diekstrak menggunakan segmen imej. Teknik pembelajaran mendalam akan digunakan untuk pengiktirafan watak. Data yang dihasilkan kemudian direkodkan dalam pangkalan data.

1 PENGENALAN

Sistem pengecaman nombor plat kenderaan telah menjadi salah satu sistem yang amat berguna untuk pengawasan kenderaan. Sistem ini memainkan peranan yang penting dalam banyak aplikasi seperti bayaran toll, pengawasan trafik dan sistem parker. Sebagai contoh, apabila kenderaan memasuki pintu, plat lesen secara automatik dikesan dan disimpan dalam pangkalan data. Semasa meninggalkan, plat lesen dikesan sekali lagi dan dibandingkan dengan nombor yang disimpan dalam pangkalan data. Kaedah ini digunakan dalam sistem parker dan perumahan untuk keselamatan.

2 PENYATAAN MASALAH

Sebelum wujudnya sistem ini, nombor plat kenderaan direkod oleh manusia secara manual dengan menggunakan pen dan kertas. Sistem ini adalah direka untuk membantu manusia untuk mengesan nombor plat kenderaan secara automatik tanpa pengawasan manusia. Selain itu, kos juga dapat dikurangkan.

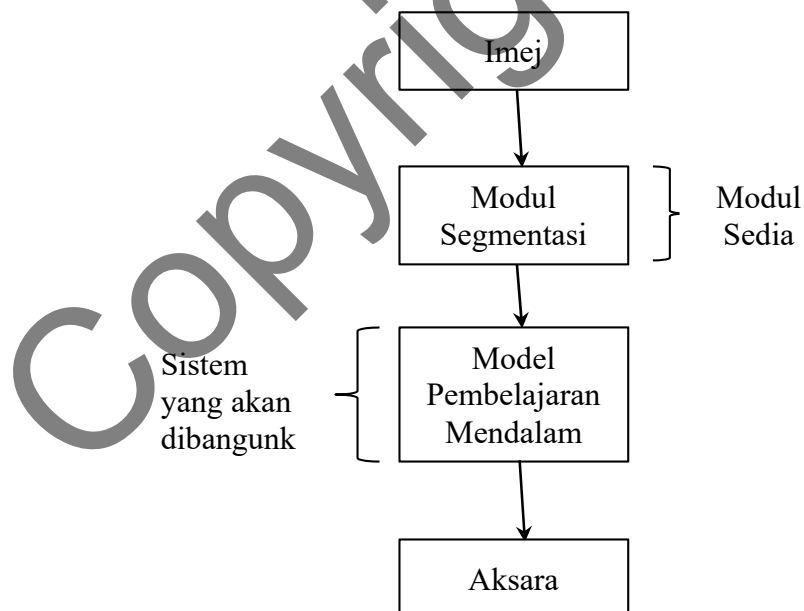
Walaupun terdapat banyak perisian komersil yang boleh digunakan tetapi perisian ini tidak sesuai untuk digunakan dalam Malaysia kerana nombor plat yang tidak sama. Oleh itu, Kaedah sedia ada yang digunakan sebelum ini kurang efisien.

3 OBJEKTIF KAJIAN

Objektif utama kajian ini adalah untuk

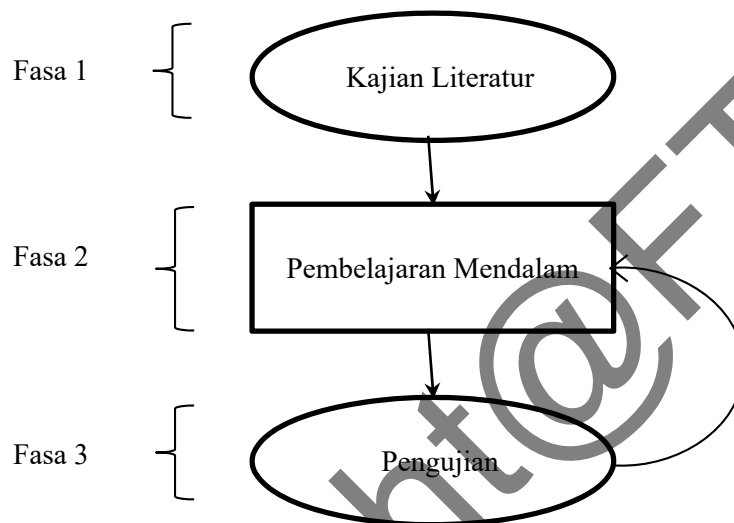
- (i) membangunkan model pengecaman aksara dengan menggunakan kaedah pembelajaran mendalam
- (ii) membangunkan sistem pengecaman nombor plat kenderaan dengan kaedah pembelajaran mendalam.

4 METOD KAJIAN



Rajah 4.0 Carta Aliran Metodologi

Pertama sekali imej kenderaan akan dimasukkan dalam modul segmentasi yang sedia ada. Modul sedia ini akan mula proses segmentasi aksara daripada plat kenderaan untuk proses yang seterusnya. Selepas proses segmentasi tamat, imej aksara akan dihasilkan. Imej ini dimasukkan dalam model pembelajaran mendalam untuk pengecaman aksara dimana didalam projek ini kajian utama difokuskan. Akhirnya, aksara akan dikenal pasti oleh model pembelajaran mendalam dan dikeluarkan.



Rajah 4.1 Carta Aliran Kesuluruhan Kajian

Fasa 1 : Kajian Literatur

Projek yang akan dibangunkan fokus pada tahap pengecaman aksara nombor plat kenderaan dengan pembelajaran mendalam. Oleh itu, kajian literatur dilakukan untuk mengenal pasti pelbagai metod pengecaman nombor plat pada fasa ini kerana terdapat beberapa metod pengecaman nombor plat yang dicadangkan pada kajian lepas. Fasa ini juga merupakan fasa pertama dalam model iteratif iaitu perencangan dan reka bentuk.

Fasa 2: Pembangunan Aplikasi

Pembangunan Aplikasi diteruskan selepas fasa 1. Python akan digunakan dalam membangunkan sistem pengecaman nombor plat kenderaan. Dalam fasa ini, terdapat tiga proses utama iaitu perolehan dataset, prapemprosesan dataset, melatih model pembelajaran

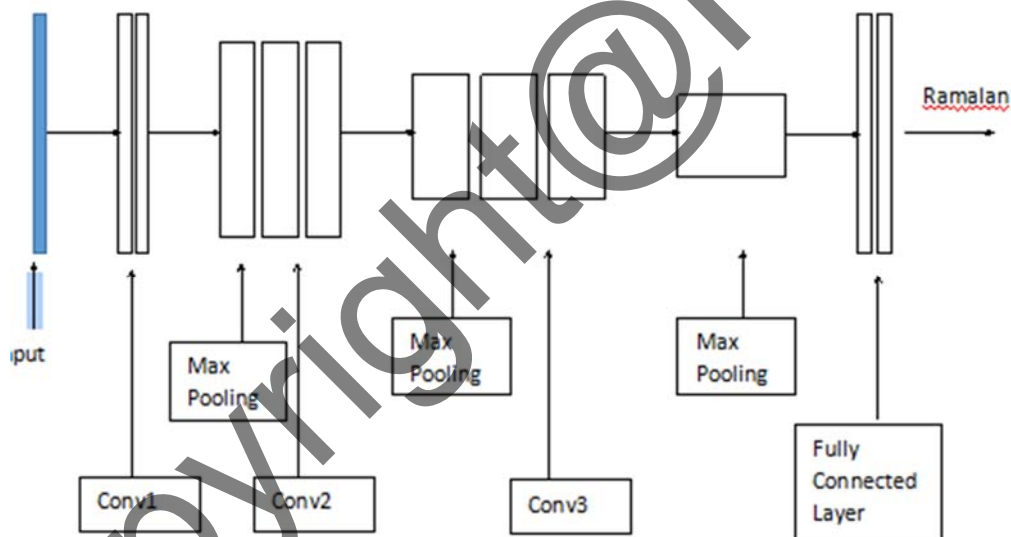
mendalam atau rangkaian neural convolutional untuk pengecaman aksara. Proses ini akan dibincangkan dengan lebih mendalam pada bahagian seterusnya.

Fasa 3: Pengujian

Akhir sekali, sistem pengecaman aksara plat kenderaan akan diuji. Pengujian akan dibuat pada aplikasi dan algoritma supaya penambahbaikan boleh dibuat jika terdapat kesilapan pada sistem.

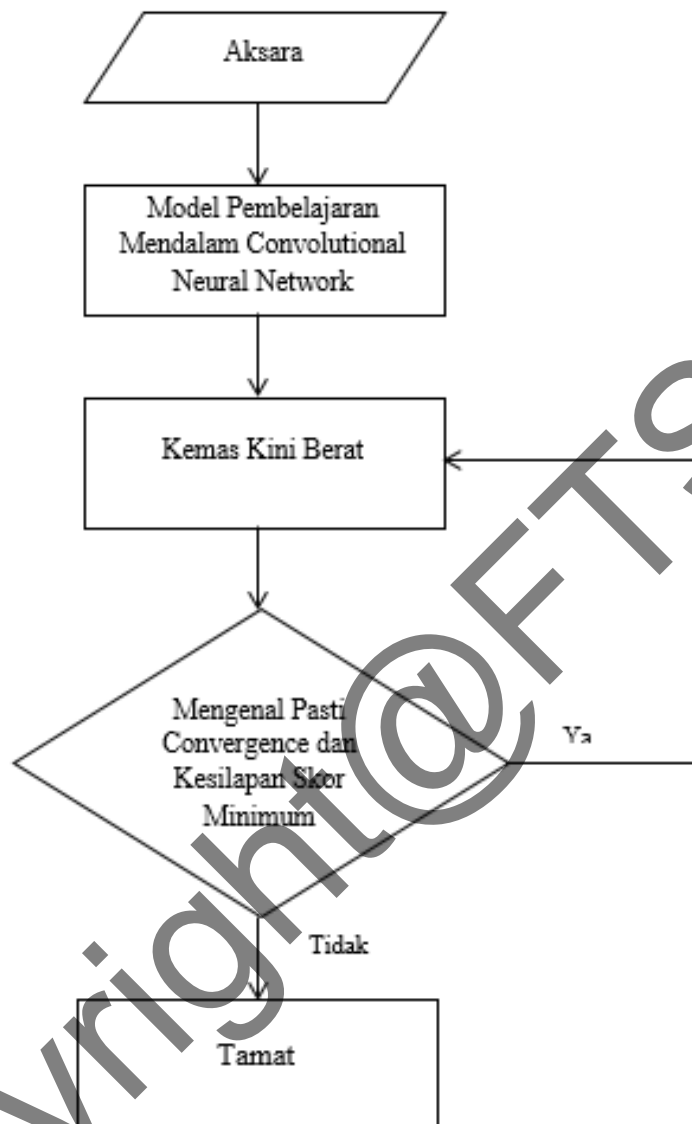
Fasa ini akan berulang pada fasa 2 dan fasa 3 sehingga keputusan memuaskan dan imej yang sebenar akan dimasukkan dalam sistem untuk mendapat aksara plat kenderaan.

4.1 SENI BINA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DENGAN KERAS



Rajah 4.3 Seni Bina Convolutional Neural Network

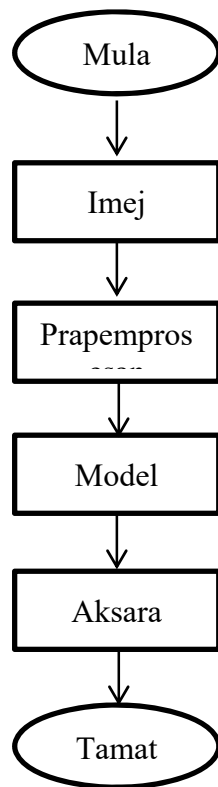
4.2 MODUL PROSES MELATIH MODEL PEMBELAJARAN MENDALAM CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK



Rajah 3.7.4 Aliran Melatih Model Pembelajaran Mendalam (*Convolutional Neural Network*)

Pertama sekali satu data aksara akan dimasukkan untuk mendapatkan ciri dari aksara dan memberi ciri kepada rangkaian neural. Seterusnya, berat parameter akan diubah untuk melatih rangkaian ini sehingga *convergence* dicapai. Ini bermaksud ralat adalah minimum. Jika *convergence* tidak dicapai proses ini akan berulang.

4.3 MODUL MODEL PEMBELAJARAN MENDALAM CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK UNTUK MENGLASIFIKASIKAN AKSARA



Rajah 3.7.6: Carta aliran model untuk pengecaman aksara.

Modul ini menunjukkan carta aliran untuk pengecaman aksara pada imej. Pertama sekali, imej akan dimuat naik ke dalam model. Sebelum imej masuk ke dalam model, prapemprosesan imej dibuat seperti ubah saiz imej kepada 64x64 dan menukar imej kepada skala kelabu. Selepas prapemprosesan, imej akan terus masuk ke dalam model dan pengecaman akan berlaku. Akhirnya, aksara akan diramal dan dipaparkan.

4.4 PENAMBAHAN DATA (*DATA AUGMENTATION*)

Pembesaran data atau *data augmentation* dilakukan secara artifisial untuk meningkatkan saiz dataset. Pelbagai transformasi afinasi diterapkan untuk sedikit pertenggaran setiap imej supaya rangkaian akan menerima variasi yang berbeza dari setiap imej pada setiap lelaran. Penambahan data seperti berikut:

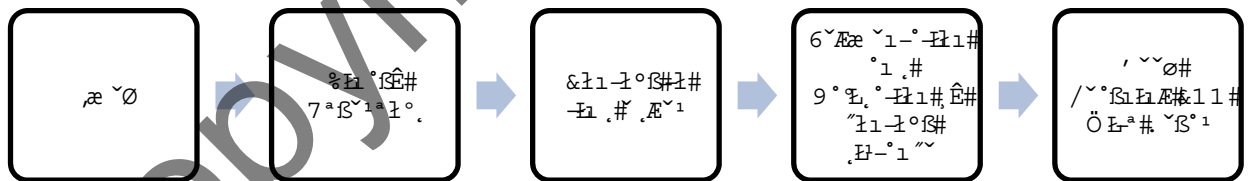
1. Putaran secara rawak antara -10 dan 10 darjah.

2. Terjemahan secara rawak antara -10 dan 10 piksel dalam mana-mana arah
3. Zum secara rawak antara faktor 1 dan 1.3
4. Menggantung secara rawak antara -25 dan 25 darjah (*Shearing*)
5. Membalikkan warna (*Colour inversion*)
6. Sobel edge digunakan untuk $\frac{1}{4}$ imej

5 HASIL KAJIAN

5.1 PENGENALAN

Bab ini akan membincangkan tentang keputusan dan analisis kajian ini.

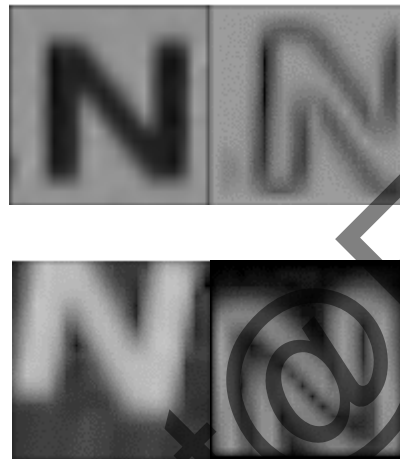


Rajah 5.0 Carta Aliran Keseluruhan Aplikasi

Fasa pertama ialah imej dimasukkan ke dalam sistem. Kemudian, *Binary Threshold* diaplikasikan kepada imej yang telah dimasukkan. Seterusnya, *contour* digunakan untuk

mencari bucu-bucu pada imej. Segmentasi dan validasi kemudian akan ditentukan melalui jarak *contour*. Akhir sekali, aksara akan dikecam oleh modul pembelajaran mendalam ataupun dikenali sebagai *Convolutional Neural Network*.

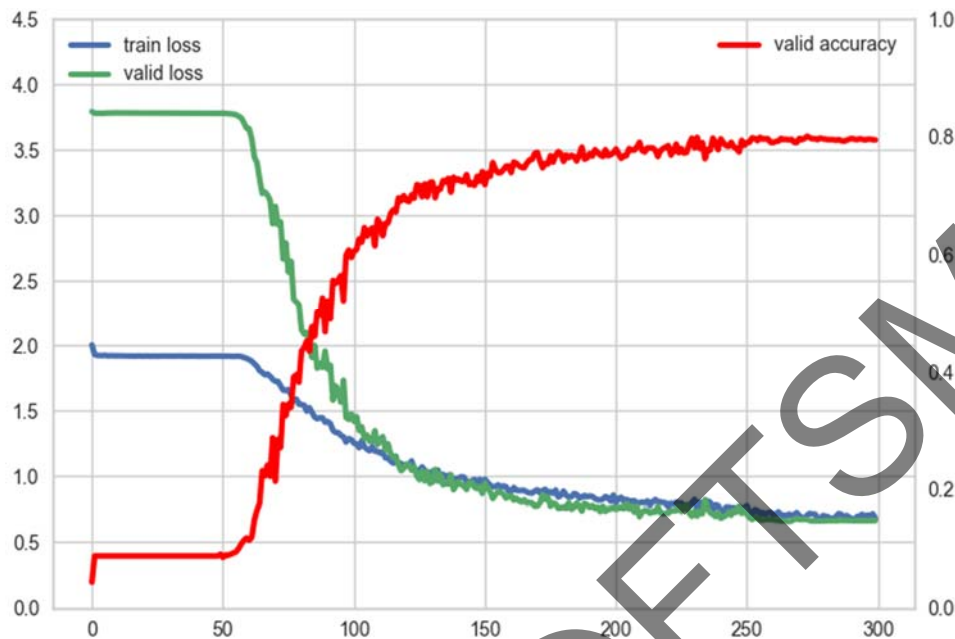
5.2 PENAMBAHAN DATA



Rajah 4.0 Penambahan Data

Rajah 4.0 menunjukkan beberapa contoh hasil semasa *data augmentation* atau penambahan data dilakukan selepas prapemprosesan. Data ini dihasilkan untuk menambah variasi data supaya untuk mengukuhkan model pembelajaran dan lebih ciri aksara dapat dibelajar oleh model.

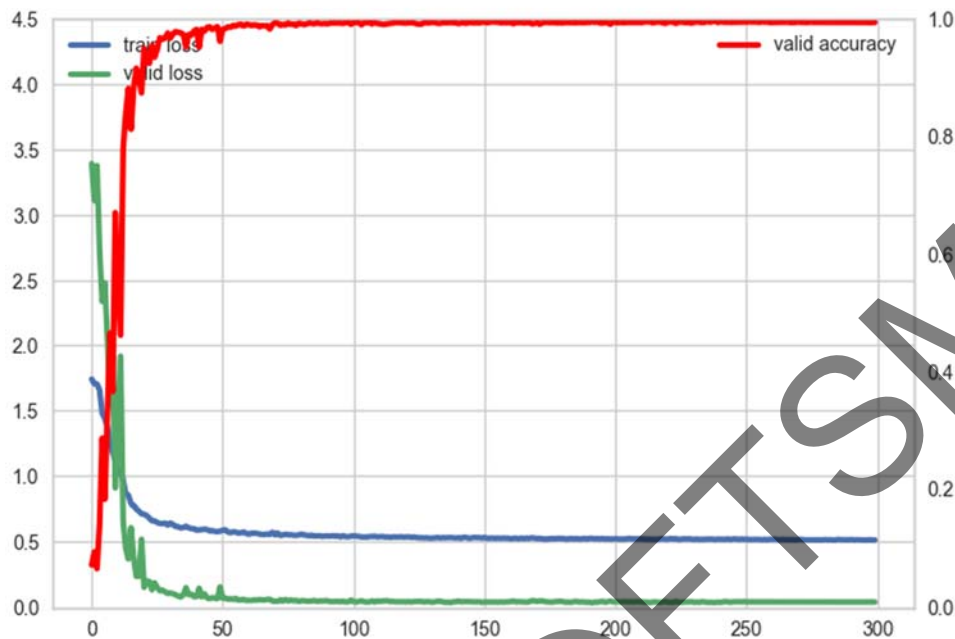
5.3 KEPUTUSUSAN MELATIH MODEL PEMBELAJARAN MENDALAM



Graf 4.2: Keputusan latihan model *Convolutional Neural Network* dengan dataset chars74k

Graf menunjukkan hasil semasa melatih model *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan dataset chars74k. Paksi X di kiri menunjukkan nilai untuk skor atau loss dan paksi X di kanan menunjukkan nilai ketepatan pengesahan semasa melatih model CNN manakala paksi Y menunjukkan bilangan *epoch* semasa melatih model CNN. Latihan model CNN bermula dari epoch 0 dan berhenti pada epoch 300. Secara teorinya, apabila bilangan epoch meningkat, kehilangan atau loss perlu dikurangkan dan apabila kehilangan dikurangkan, ketepatan pengesahan perlu meningkat. Garisan merah pada graf menunjukkan ketepatan pengesahan yang memuaskan iaitu dengan anggaran 0.8 atau 80%. Seterusnya, pada mula garisan biru menunjukkan nilai loss 2 dan nilai ini terus dikurang hingga epoch 300 iaitu hampir 0.7. Graf ini menunjukkan keputusan yang dijangkakan. Oleh itu, latihan model CNN dianggap berjaya dan tiada apa yang perlu diperbetulkan atau debug.

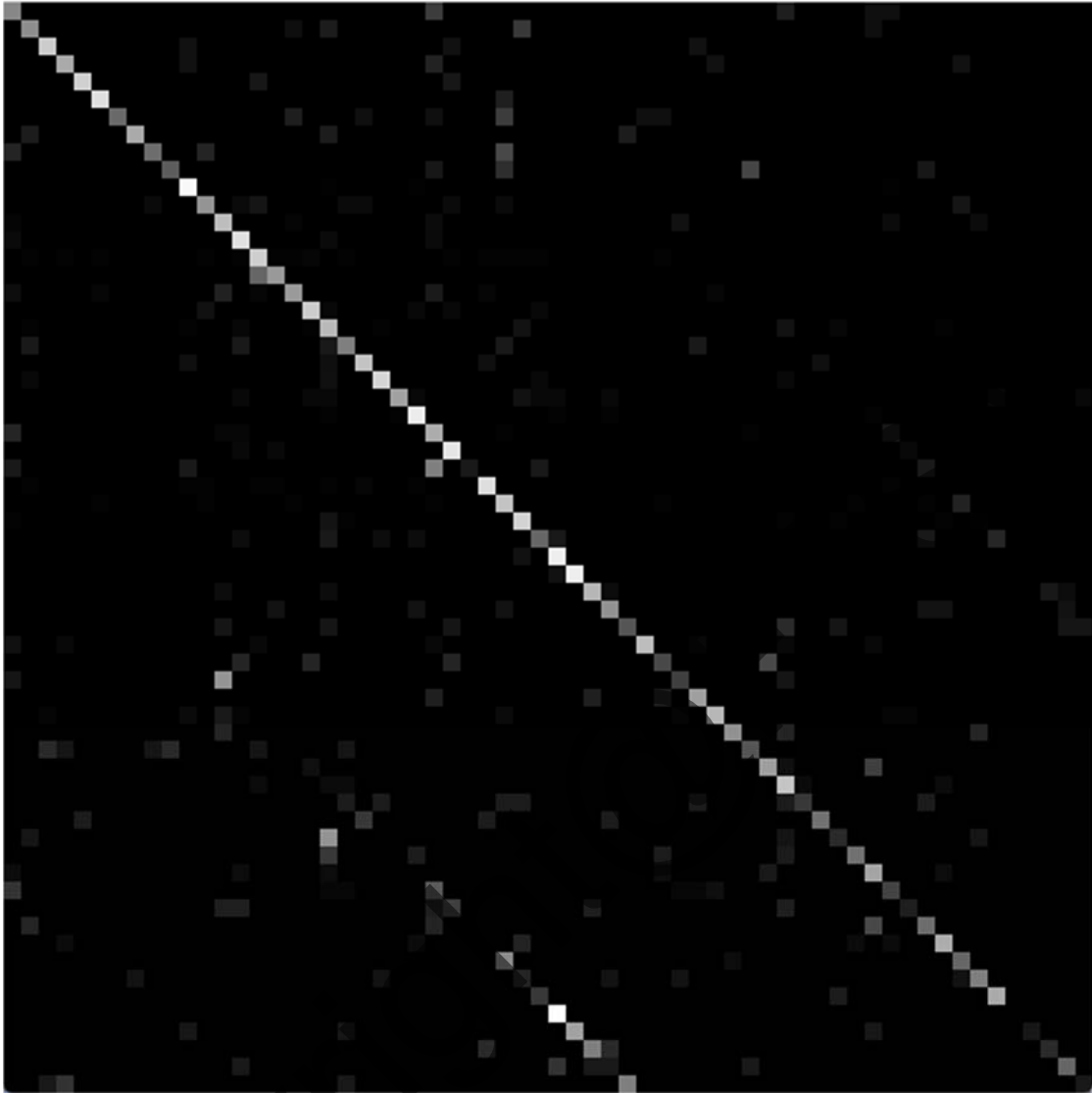
5.4 KEPUTUSAN LATIHAN MODEL CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK MELATIH DATASET UKM



Graf 4.2.2: Keputusan melatih model *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan dataset UKM

Graf menunjukkan hasil semasa melatih model *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan dataset UKM. Paksi X di kiri menunjukkan nilai untuk skor atau loss dan paksi X di kanan menunjukkan nilai ketepatan pengesahan semasa melatih model CNN manakala paksi Y menunjukkan bilangan *epoch* semasa melatih model CNN. Latihan model CNN bermula dari epoch 0 dan berhenti pada epoch 300. Secara teorinya, apabila bilangan epoch meningkat, kehilangan atau loss perlu dikurangkan dan apabila kehilangan dikurangkan, ketepatan pengesahan perlu meningkat. Seterusnya, garisan merah pada graf menunjukkan ketepatan pengesahan yang memuaskan iaitu dengan anggaran hampir 1 atau 100%. Seterusnya, pada mula garisan biru menunjukkan nilai loss 1.7 dan nilai ini terus dikurangkan hingga epoch 300 iaitu hampir 0. Graf ini menunjukkan keputusan yang dijangkakan. Oleh itu, latihan model CNN dianggap berjaya dan tiada apa yang perlu diperbetulkan atau debug.

5.5 CONFUSION MATRIX



Gambar 4.4.1: Matriks kekeliruan

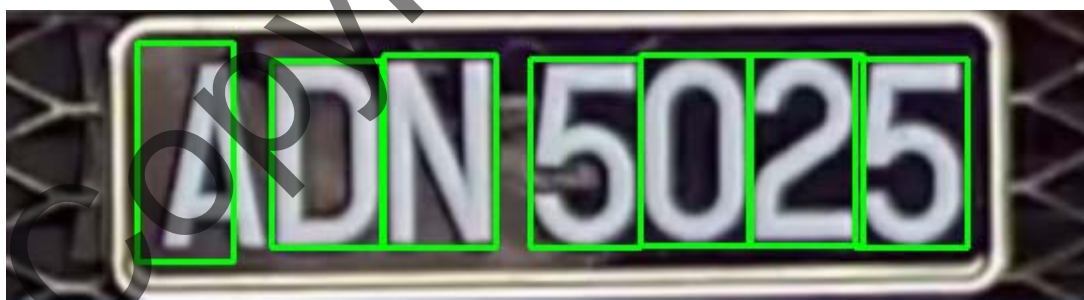
Anggaran ujian set adalah 75%. Keputusan ini agak dekat dengan anggaran ketepatan set pengesahan (80%). Matriks kekeliruan menunjukkan prestasi yang agak baik. Dari atas ke bawah, adalah digit, huruf besar dan huruf kecil.



Gambar 4.4.2: Analisis Kegagalan

Gambar 4.4.2 menunjukkan contoh gambar yang gagal untuk model mengecam dengan betul. Model mengecam aksara “O” sebagai huruf N dan aksara “B” sebagai huruf E

5.6 REKA BENTUK SISTEM APLIKASI



Rajah 4.6.1 Antara Muka Aplikasi

kenderaan akan dipaparkan di bawah antara muka aplikasi. Jika imej belum diuploadkan, mesej akan dikeluarkan untuk memastikan pengguna telah memuat naik imej kenderaan.

Selepas imej dimuat naik dan butang “start” ditekan, segmentasi aksara pada imej akan berlaku dalam sistem seperti yang ditunjukkan dalam rajah 4.6.2. Kemudian, aksara akan terus masuk dalam model pembelajaran *mendalam Convolutional Neural Network*. Rajah 4.6.4 menunjukkan contoh pengecaman aksara pertama pada nombor plat kenderaan rajah 4.6.3.

5.7 HASIL PENYETEMPATAN DAN PENGECAMAN AKSARA NOMBOR PLAT KENDERAAN

	Penyetempatan Aksara
Jumlah (100)	41

Jadual 4.7.1 Jumlah Penyetempatan Aksara yang Berjaya

	Pengecaman Aksara
Jumlah (41)	31

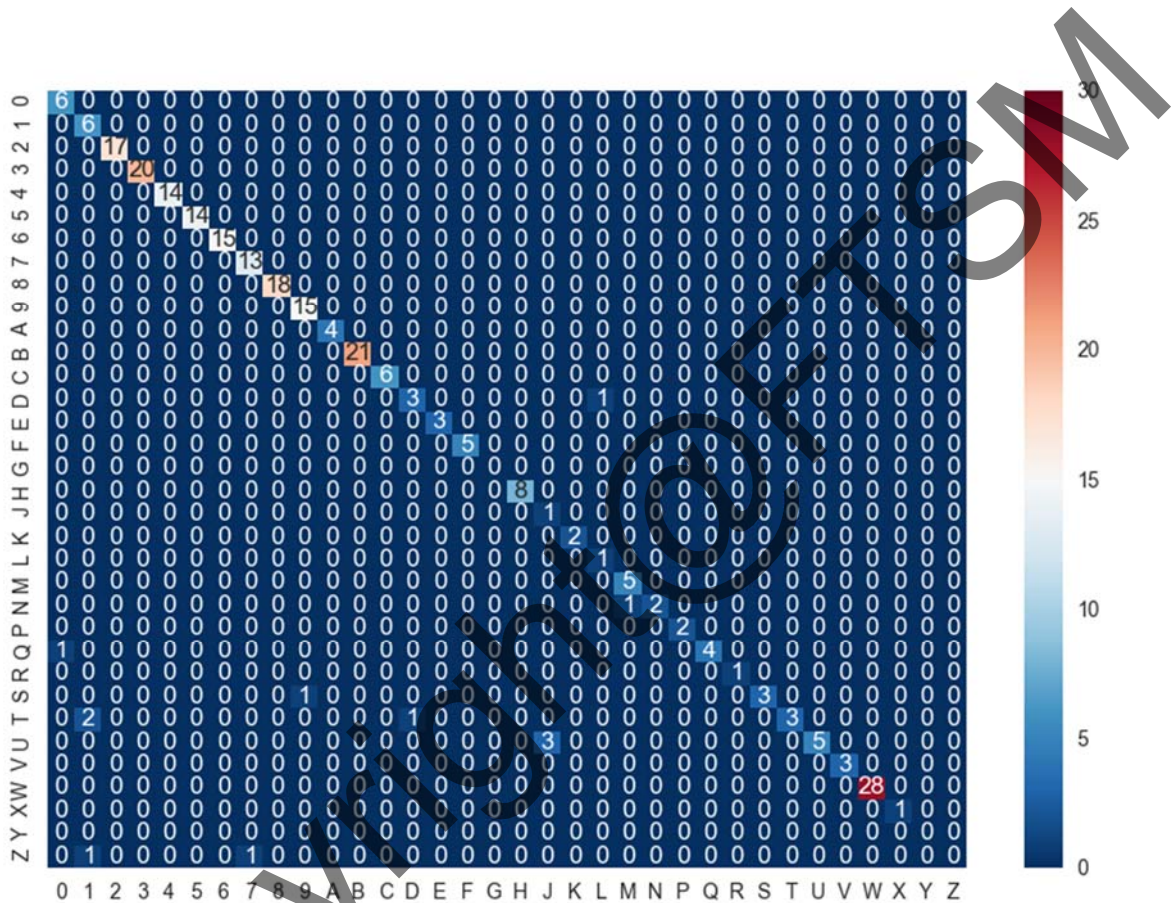
Jadual 4.7.2 Jumlah Pengecaman Aksara yang Berjaya

	Penyetempatan Aksara	Pengecaman Aksara
Ketepatan (%)	41%	76%

Jadual 4.7.3 Ketepatan Penyetempatan dan Pengecaman Aksara Nombor Plat Kenderaan

Dataset yang mengandungi 100 imej kereta daripada dataset tol Sg. Long tengah hari telah digunakan untuk menguji ketepatan aplikasi pengecaman nombor plat kenderaan kerana penyetempatan aplikasi ini hanya dihadkan kepada imej dataset yang mempunyai pencahayaan yang tinggi. Jadual 4.7.1 menunjukkan jumlah penyetempatan aksara yang berjaya iaitu daripada 100 imej 41 imej aksara pada kereta berjaya disegmentasi.

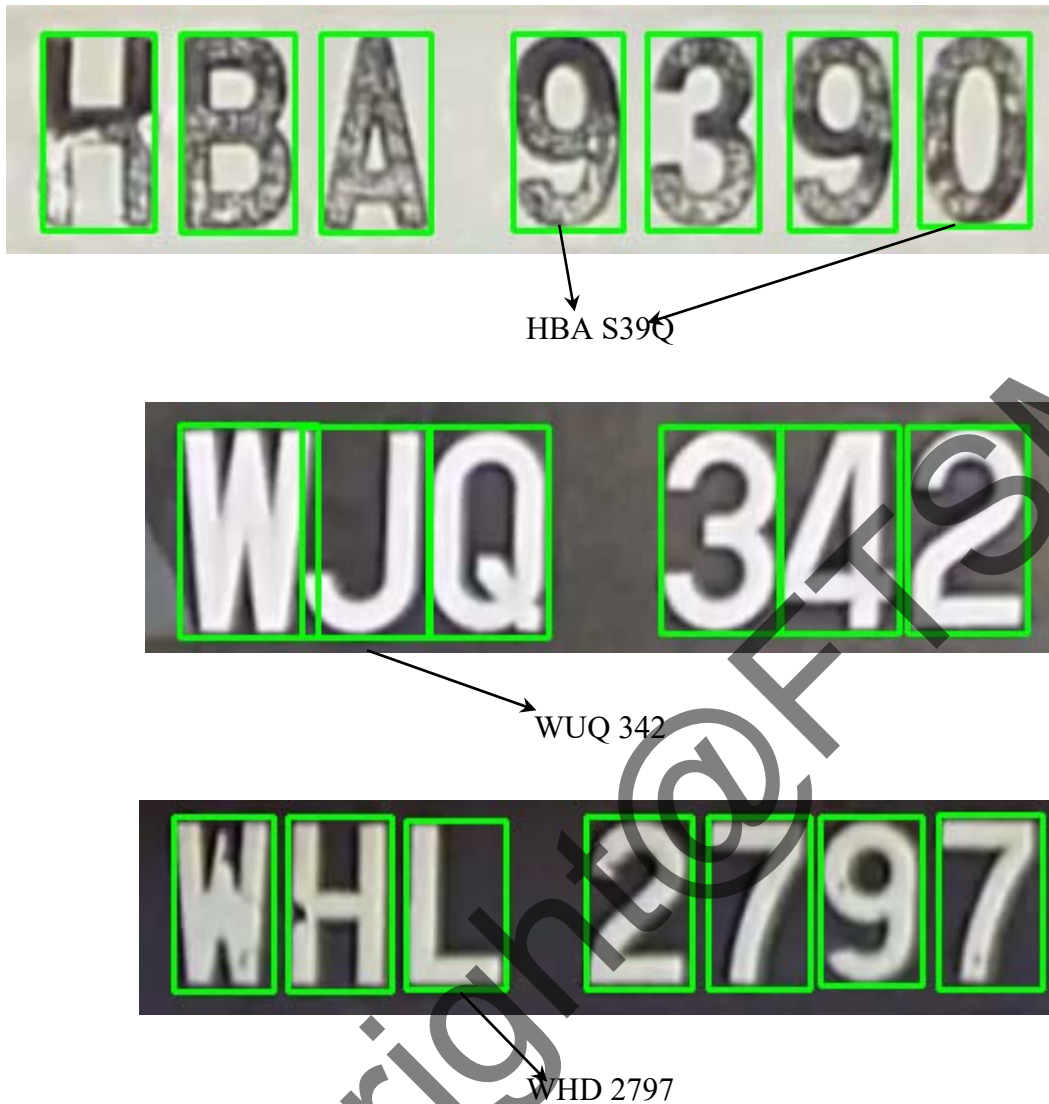
Seterusnya, jadual 4.7.2 menunjukkan jumlah imej aksara kereta yang berjaya dikecam iaitu 31 daripada 41 imej yang berjaya disegmentasi dapat dikecam sepenuhnya. Akhirnya, jadual 4.7.3 menunjukkan keputusan ketepatan penyempatan dan pengecaman aksara pada kenderaan iaitu 41% dan 76%.



Rajah 4.7.4 Matriks Keliluran

Rajah 4.7.4 menunjukkan matriks keliluran untuk pengecaman aksara dengan kaedah *Convolutional Neural Network*. Matriks keliluran juga menunjukkan beberapa aksara yang salah dikecam seperti J dikenal dikenal sebagai U, 9 sebagai S dan 0 sebagai Q.

Beberapa aksara yang salah dikecam adalah seperti berikut:



Rajah 4.7.5 Aksara yang salah dikecam

6 KESIMPULAN

6.1 LIMITASI

Salah satu limitasi sistem aplikasi pengecaman aksara plat kenderaan adalah sistem ini tidak dapat dijalankan secara dalam talian. Seterusnya, sistem ini juga tidak dapat mengecam aksara plat kenderaan dengan tepat pada waktu malam kerana penyetempatan plat kenderaan adalah lebih sukar pada masa itu. Selain itu, dataset juga salah satu punca ketidak ketepatan pengecaman aksara berlaku.

6.2 PENINGKATAN

Peningkatan yang boleh dibuat pada masa depan adalah untuk melaksanakan sistem ini secara dalam talian. Seterusnya, meningkatkan ketepatan penyetempatan plat kenderaan pada waktu malam.

6.3 KESIMPULAN

Kesimpulannya, terdapat beberapa limitasi dalam sistem aplikasi ini. Oleh hal demikian, peningkatan boleh dibuat pada masa depan.

7 RUJUKAN

- D. Bouchain. Character recognition using convolutional neural networks. Institute for Neural Information Processing, 2007, 2006.
- Sneha G. Patel, "VEHICLE LICENSE PLATE RECOGNITION USING MORPHOLOGY AND NEURAL NETWORK", *International Journal on Cybernetics & Informatics (IJCI)* Vol.2, No.1, February 2013
- Saqib Rasheed, Asad Naeem and Omer Ishaq, "Automated Number Plate Recognition Using Hough Lines and Template Matching", *Proceedings of the World Congress on Engineering and Computer Science 2012 Vol I*
- L. Zheng, X. He, Q. Wu, and T. Hintz, "Character Recognition of Car Number Plates," in *International Conference On Computer Vision (VISION'05)*, 2005, pp. 33-39
- M. T. Qadri and M. Asif, "Automatic Number Plate Recognition System for Vehicle Identification Using Optical Character Recognition," *2009 International Conference on Education Technology and Computer*, Singapore, 2009, pp. 335-338.

EREENA NADJMIN BINTI MUZAFFAR, PENGECAMAN NOMBOR PLAT KENDERAAN SECARA PERDUAAN MULTI-ARAS AMBANG BEROPTIMAL BERDASARKAN ALGORITMA LEBAH, FAKULTI TEKNOLOGI DAN SAINS MAKLUMAT, UNIVERSITI KEBANGSAAN MALAYSIA, BANGI, 2017