

MENGECAM AKSARA TULISAN TANGAN MENGGUNAKAN PEMBELAJARAN MENDALAM

Nur Fauzuna Hannan Binti Ahmad
Afzan Adam

*Fakulti Teknologi & Sains Maklumat, Universiti Kebangsaan Malaysia, 43600 UKM Bangi,,
Selangor Darul Ehsan, Malaysia*

Abstrak

Pengecaman aksara, merupakan komponen utama Pengecaman Aksara Optik (OCR) yang melibatkan kenalpastian dan penukaran teks daripada imej kepada format yang boleh dibaca komputer. OCR ialah proses transformatif yang membolehkan komputer melaksanakan pelbagai tugas menggunakan maklumat berasaskan teks. Namun, dalam dunia digital ini masih terdapat beberapa dokumen yang diisi secara manual untuk tujuan keselamatan. Oleh itu, pertambahan kerja dari segi penukaran dokumen yang ditulis secara manual kepada digital di dalam komputer menyebabkan sesuatu kerja itu perlu dilakukan lebih lama. Selain itu, sukar untuk mengenal pasti aksara daripada rentetan tulisan tangan pada dokumen kertas, terutamanya dokumen lama dan imej dokumen tidak cukup jelas untuk menunjukkan tulisan itu. Projek ini menggunakan set data yang diperolehi daripada sumber seperti laman web dan sumber sendiri berupa kertas tugas yang menunjukkan gaya penulisan yang berbeza. Set data EMNIST dan nama pertama yang telah dikaji dan dibandingkan mengikut kesesuaian ciri aksara yang digunakan untuk projek seperti aksara tulisan tangan mempunyai jarak diantara aksara yang lain. Data EMNIST ditetapkan dengan menggunakan pustaka openCV. Dapatan kajian awal menunjukkan Algoritma yang sesuai iaitu Rangkaian Neural Konvolusi (CNN). 2 eksperimen telah dijalankan di mana dalam eksperimen pertama, model dilatih dan diuji dengan set data EMNIST dan set data kedua iaitu set data nama pertama. Eksperimen ini dijalankan untuk menguji prestasi pengecaman apabila data latihan dan ujian menggunakan tulisan tidak berangkai dan keputusannya 100%. Eksperimen kedua pula untuk set data EMNIST dan tugas pelajar. Eksperimen ini dilakukan dengan set data latihan dan ujian EMNIST dengan data tulisan berangkai atau bersambung. Keputusan eksperimen tersebut adalah 3.92%.

Kata kunci: CNN, EMNIST, MNIST

Pengenalan

Kecerdasan buatan (AI) merujuk kepada keupayaan komputer atau mesin untuk meniru fungsi kognitif minda manusia, seperti pembelajaran, penyelesaian masalah, dan membuat keputusan. AI mempunyai potensi untuk merevolusikan banyak industri, termasuk dari aspek penjagaan kesihatan, pengangkutan dan pembuatan. Pelbagai aplikasi menggunakan kecerdasan buatan seperti pengecaman imej dan pertuturan, terjemahan bahasa, dan sebagai pembantu dalam melakukan kerja sukar. Kecerdasan buatan mempunyai dua bidang di dalamnya iaitu pembelajaran mesin dan pembelajaran mendalam.

Pembelajaran mendalam telah dimulakan oleh Walter Pitts dan Warren McCulloch dengan mencipta model komputer berdasarkan rangkaian saraf otak manusia. Mereka menggunakan gabungan algoritma dan matematik yang mereka panggil 'logik ambang' atau threshold logic untuk meniru proses pemikiran otak manusia. Pembelajaran mendalam sejenis pembelajaran mesin berdasarkan rangkaian neural buatan di mana mempunyai pelbagai lapisan pemprosesan yang digunakan untuk mengestrak ciri yang lebih tinggi secara progresif melalui data (Artem Opperman, 2022). Algoritma pembelajaran mendalam dapat mempelajari dan membuat keputusan berdasarkan corak atau trend dalam data, dan dapat menambah baik prestasi algoritma dari semasa ke semasa kerana terdedah kepada data yang lebih pelbagai (robust) dan banyak. Untuk melakukan tu computation yang lebih canggih dan hebat dalam jumlah data yang lebih besar, pembelajaran mendalam boleh digunakan. Model pembelajaran mendalam menggunakan beberapa algoritma. Walaupun tiada satu rangkaian dianggap sempurna, sesetengah algoritma lebih sesuai untuk melaksanakan tugas tertentu. Adalah baik untuk mendapatkan pemahaman yang kukuh tentang semua

algoritma utama untuk memilih yang tepat bagi sesuatu projek. Antara algoritmanya seperti Rangkaian Neural Konvolusi (CNN), AlexNet, ResNet dan EfficientNetB4.

Dalam projek ini, fokus utama merupakan pada pengecaman aksara tulisan tangan seperti huruf, nombor atau simbol. Sebagai contoh, dalam situasi yang melibatkan menaip semula maklumat yang telah diisi dengan tulisan tangan. Hal ini, selalunya berlaku semasa pekerja menerima maklumat yang diisi dalam borang atau laporan yang ingin diperiksa dan direkod. Walaupun data boleh ditaip dan disimpan dengan mudah dalam dunia yang serba digital ini, bagaimanapun masih terdapat keperluan untuk mengenali dan mendigitalkan dokumen kertas yang mempunyai tulisan tangan (Hai Pham et al. 2020). Namun, terdapat beberapa masalah yang perlu dihadapi oleh sesetengah syarikat sekiranya perkara seperti ini berterusan seperti pertambahan kerja dari segi menukar tulisan tangan yang ditulis secara manual kepada digital komputer dan kesukaran mengenal pasti aksara daripada rentetan tulisan tangan. Melalui Dewan Bahasa dan Pustaka Malaysia, rentetan tulisan tangan merujuk kepada jujukan atau kumpulan aksara yang disusun dalam satu baris panjang atau bersambungan. Sehubungan itu, penjelasan yang lebih lanjut mengenai isu-isu dan jalan penyelesaian yang terbaik berpandukan konsep Pembelajaran Mendalam (DL) yang telah dipelajari. Sejurus itu, projek ini akan menghimpunkan hujah-hujah yang terbaik bagi mengatasi permasalahan yang bakal dibincangkan dalam bab ini serta menghasilkan keputusan akhir yang baik daripada algoritma yang telah diuji berpandukan penyelidikan ini.

Dalam dunia digital ini masih terdapat beberapa dokumen yang diisi secara manual untuk tujuan keselamatan. Contohnya, dokumen seperti cek bank. Begitu juga dengan borang yang diisi dengan tangan dan mempunyai style tulisan yang berbeza-beza (Abhishek Das et al. 2020). Dokumen tulisan tangan seperti borang, laporan, dan cek bil akan dikumpul untuk kerja pejabat. Tulisan tangan

merupakan salah satu cara untuk menyiapkan tugas atau kerja selain daripada menaip melalui komputer. Seseorang individu perlu menulis menggunakan tulisan tangan seperti borang perjanjian untuk pinjaman pembelajaran. Pertambahan kerja dari segi menukar dokumen yang ditulis secara manual kepada digital dalam komputer. Sebagai contoh, peminjam perlu mengisi borang perjanjian untuk mendapatkan pengesahan dan menghantar borang tersebut kepada badan yang menyediakan pinjaman pembelajaran. Pekerja perlu mengisi borang tersebut secara manual ke dalam komputer untuk merekodkan data peminjam. Pekerja terpaksa meluangkan masa yang lebih lama untuk mengisi setiap data peminjam yang telah menghantar borang tersebut dan menyebabkan pertambahan kerja secara tidak langsung. Jadi, penukaran automatik sangat diperlukan untuk menukarkan rentetan tulisan tangan manual kepada digital dalam komputer.

Seterusnya, isu yang kedua adalah kesukaran mengenal pasti aksara daripada rentetan tulisan tangan. Selain itu, seseorang individu mengalami kesukaran untuk mengenal pasti setiap abjad, nombor ataupun simbol seperti noktah dan koma terutama pada laporan lama. Laporan lama sukar dibaca dan difahami kerana kebanyakan laporan sudah lama dan dakwat pen pada tulisan semakin pudar dan imej laporan yang kurang jelas (Daughton et al. 2018). Ini akan menimbulkan kekeliruan dalam mentafsirkan maksud tulisan apabila membacanya dan mengurangkan keberkesanan carian teks atau isi kandungan sesebuah dokumen seperti borang, teks atau laporan. Oleh itu, tulisan tangan yang diperolehi perlu nyata dan algoritma yang digunakan boleh mengesan aksara tulisan tangan di samping mengenal pasti aksara yang terlibat dalam tulisan tangan dan memberikan ketepatan (accuracy) yang lebih bagus.

Objektif bagi projek ini adalah seperti untuk mendapatkan tulisan tangan yang lebih nyata seperti rentetan aksara-aksara dan untuk mencadangkan algoritma yang sesuai digunakan bagi melakukan pengesanan aksara tulisan tangan. Projek ini merangkumi set data tulisan tangan rumi yang diperolehi

daripada laman sesawang yang menggunakan tulisan tangan aksara bagi melasakan tugas seperti yang telah dirancang.

Metodologi merupakan salah satu cara untuk menguruskan projek dan mengenal pasti permasalahan projek tersebut. Metodologi merupakan pengurusan projek dimana satu set prinsip dan amalan yang membimbing dalam mengatur projek untuk memastikan prestasi optimumnya (Thomas et al. 2022). Dalam metodologi setiap proses berbeza dalam cara ia disusun secara struktur, tetapi ia juga memerlukan penghantaran yang berbeza, aliran kerja dan pengurusan projek. Kesesuaian metodologi berlainan bagi 7 setiap projek. Projek ini boleh menggunakan metodologi Agile untuk melaksanakan projek. Agile merupakan salah satu cara untuk menguruskan projek dengan membahagikan kepada beberapa fasa. Bermula dengan perancangan pada permulaan projek, Agile membolehkan perubahan dibuat pada keperluan dan skop projek sepanjang proses pembangunan algoritma dijalankan. Ini boleh memberi manfaat terutamanya dalam pembelajaran mendalam di mana maklumat atau data baharu yang akan disediakan semasa proses pembangunan yang boleh mengubah pendekatan untuk projek (Jay Palat et al. 2021). Selain itu, menggalakkan ujian dan pengesahan model yang kerap. Justeru itu, hal ini dapat membantu mengenal isu yang berpotensi pada awal proses pembangunan dan mengurangkan risiko yang berkaitan dengan membina model pembelajaran mendalam. Selanjutnya, mempertingkatkan pemahaman mengenai keperluan dan proses pembangunan yang lebih berkesan. Ciri- ciri yang fleksibel ini amat sesuai digunakan bagi projek ini kerana projek ini menggunakan pembelajaran mendalam bagi melaksanakan latihan dan pengujian terhadap set data berulang kali bagi mencapai matlamat projek. Rajah 1.1 merupakan proses yang berkonsepkan metodologi Agile.

Intihanya, projek ini memfokuskan mengenai Pembelajaran Mendalam (DL) untuk mengecam atau mengenalpasti aksara dalam tulisan tangan terutama menggunakan algoritma-algoritma pembelajaran

mendalam. Dalam pada itu, projek ini juga memberikan nilai komersial seperti menggunakan pengecaman aksara tulisan tangan dalam bidang pendidikan. Sebagai contoh, projek ini boleh dibangunkan dan digunakan bagi membantu kanak-kanak yang berusia 5 sehingga 9 tahun untuk belajar menulis. Hal yang demikian, rata-rata kanak-kanak yang berusia lingkungan 5 ke 9 tahun adalah kanak-kanak yang baru ingin menulis. Jadi, mereka akan mengambil masa untuk memahami gaya tulisan tersebut. Oleh itu, dengan adanya pengecaman aksara tulisan tangan, dapat mengecam tulisan tangan kanak-kanak yang baru menulis serta memberikan contoh dan panduan terhadap bagaimana menulis sesuatu abjad atau nombor dengan betul. Kajian ini juga meletakkan harapan agar dapat dilaksanakan dengan baik dan membantu memudahkan kerja-kerja yang melibatkan pengecaman aksara tulisan tangan.

Metodologi Kajian

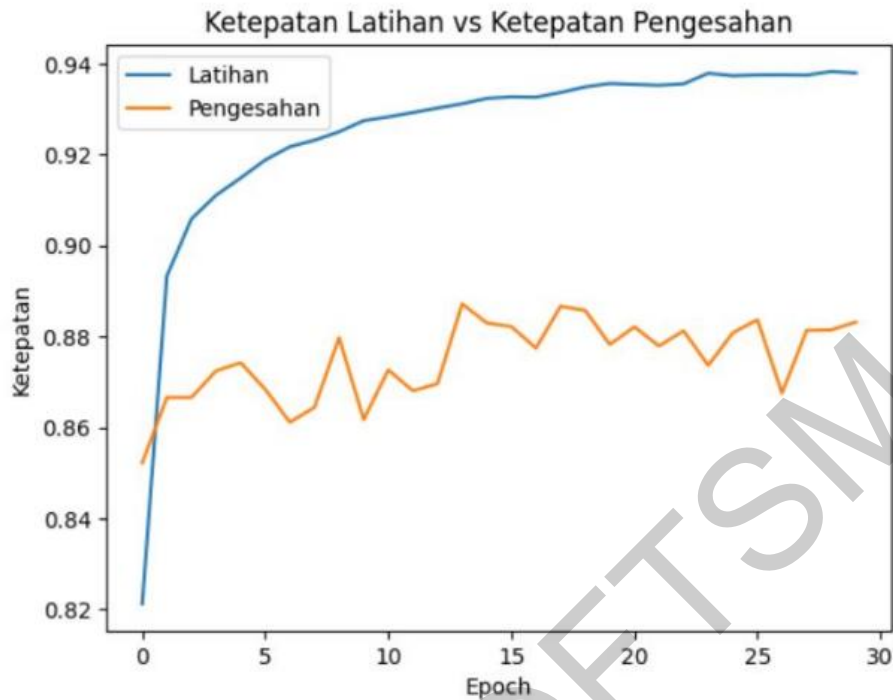
Metodologi Kajian dalam sebuah laporan teknik adalah bahagian yang menjelaskan tentang kaedah dan pendekatan yang digunakan dalam menjalankan kajian. Proses pembangunan telah dilaksanakan menggunakan model yang telah dipilih untuk kajian ini. Model tersebut adalah Rangkaian Neural Konvolusi atau CNN yang telah dipilih mengikut kesesuaian kajian ini. CNN merupakan model yang memfokuskan kepada ciri khas seperti filter dan kernel. Pada bahagian filter, CNN akan melakukan imbasan dan merentas keseluruhan bentuk aksara serta ciri penting atau khas seperti bentuk lengkungan, garisan dan sudut. Model CNN sangat sesuai dengan objektif projek kerana CNN akan dilatih mengenai set data aksara tulisan tangan sebenar, dan semasa proses latihan, ia mempelajari corak dan ciri yang tipikal aksara tulisan tangan. Setelah model dilatih, ia boleh mengambil rentetan aksara sebagai input dan menghasilkan imej yang sama dengan aksara tulisan tangan. Dengan menggunakan CNN untuk mengenalpasti tulisan tangan, aksara yang dijana lebih berkemungkinan menyerupai sampel tulisan tangan sebenar kerana model itu menangkap ciri berkaitan yang terdapat dalam tulisan tangan sebenar. Pendekatan berasaskan CNN

sangat sesuai untuk tugas ini, kerana CNN mengenal pasti dan menggabungkan ciri-ciri yang dikenal pasti seperti label ini untuk mewujudkan pemahaman yang lebih lengkap tentang rupa aksara itu.

Kaedah pengumpulan data boleh dikenalpasti melalui pelbagai ciri aspek mengikut kesesuaian kajian. Namun begitu, untuk kajian ini terdapat beberapa cara kaedah pengumpulan data seperti sumber set data dalam talian dan set data yang sesuai dengan aksara tulisan tangan seperti kertas tugas pelajar. Set data dalam talian boleh didapati daripada sumber Kaggle dan EMNIST set data. Untuk laman Kaggle, kajian ini telah menggunakan set data yang mempunyai nama keluarga, nama pertama dan aksara istimewa (@, #, \$, &). Seterusnya untuk set data EMNIST, abjad dan nombor telah digunakan untuk kajian ini dan mempunyai 39 kategori untuk setiap aksara yang melibatkan abjad, nombor dan aksara istimewa. Kedua-dua sumber kategori telah dibahagikan kepada 3 bahagian set data iaitu data latihan, data pengesahan dan data ujian. Set data yang sesuai diperolehi daripada kertas tugas pelajar telah dikategorikan dibawah data ujian.

Kaedah analisis data merupakan salah satu cara untuk mengetahui atau mengenal bentuk sesebuah data. Data dianalisis dengan kaedah seperti penerokaan dan pembahagian data. Penerokaan data merupakan penerapan kaedah yang jelas dalam memahami ciri-cirinya seperti bilangan jumlah sampel set data untuk setiap kelas dan kemungkinan ketidakseimbangan sampel. Pada bahagian prapemprosesan data imej, kod telah dipastikan untuk mencuba mendapatkan bilangan sampel yang seimbang bagi setiap kelas iaitu lebih daripada 4000 imej setiap kelas. Keseimbangan data penting bagi melatih model dengan berkesan. Ini kerana, set data yang tidak seimbang boleh membawa kepada hasil yang berat sebelah dan prestasi yang kurang baik atau teruk pada kelas yang kurang diwakili oleh set data.


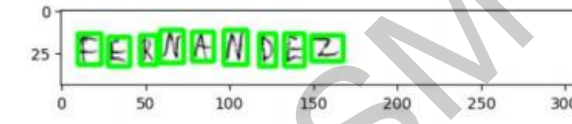
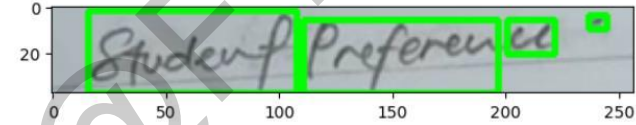
Setiap kajian menunjukkan pengukuran yang berbeza. Pengukuran bagi kajian ini adalah seperti hasil dapatan latihan model, ketepatan dan kehilangan data latihan serta data pengesahan dan akhir sekali dapatan hasil data ujian dan hasil keputusan. Hasil dapatan latihan model boleh dijangkakan melalui sejauh mana keberkesanan model capai. Dalam kajian ini, ketepatan model adalah metrik penilaian kritikal. Namun, perbezaan ketepatan model tidak mempunyai perbezaan yang ketara daripada segi ketepatan mengikut perbezaan epochs. Epochs 30 mendapat 0.9406 dan epochs 50 mendapat 0.9400. Dalam latihan yang melibatkan model, kebiasaan akan melibatkan perjalanan epochs yang berbilang dan membenarkan model mengemas kini parameternya dan meningkatkan prestasinya secara beransur-ansur. Kemungkinan perbezaan yang tidak ketara disebabkan oleh faktor seperti overfitting. Overfitting berlaku apabila model mempunyai prestasi yang tepat dalam melakukan data latihan dan kurang tepat kepada data yang tidak kelihatan seperti data ujian. Keberkesanan model boleh dijangkakan melalui keputusan ketepatan dan kehilangan untuk set data latihan dan data pengesahan. Ketepatan merupakan metric yang mengukur prestasi model pada set data tertentu. Ketepatan latihan yang tinggi menunjukkan bahawa model CNN membuat ramalan yang betul dan tepat dengan menggunakan data latihan.



Rajah 1.0: Graph perbezaan ketepatan latihan dan ketepatan pengesahan

Keputusan dan Perbincangan

Hasil keputusan merupakan hasil yang didapati daripada hasil keberkesanan model terhadap set data. Keberkesanan model boleh dijangkakan melalui keputusan ketepatan dan kehilangan untuk set data latihan dan data pengesahan.

Style tulisan tangan	Imej hasil keputusan
1. Aksara tulisan tangan yang mempunyai jarak	<pre>HAURIN Out[25]: <matplotlib.image.AxesImage at 0x2c3cb925f00></pre>  <pre>FERFANDEZ Out[26]: <matplotlib.image.AxesImage at 0x2819d015930></pre> 
2. Aksara tulisan tangan yang bersambung	<pre>WMU1 Out[30]: <matplotlib.image.AxesImage at 0x2c3cbc9a440></pre> 

Jadual 1.1 Perbandingan style aksara tulisan tangan

Hasil kajian telah menunjukkan hasil yang berbeza mengikut jenis style tulisan tangan yang ada dalam jadual 1.0. Hasil akhir menunjukkan bahawa kebolehcapaian model adalah berkesan atau boleh diperbaiki pada masa akan datang. Hasil akhir selari dengan objektif iaitu untuk mengenal pasti atau mendapatkan tulisan tangan yang lebih nyata seperti rentetan aksara-aksara. Namun keputusan daripada fasa ujian mendapati bahawa tulisan tangan berbentuk tulisan bersambung kurang sesuai untuk digunakan dalam model ini. CNN dan kaedah berasaskan kontur boleh mempengaruhi melalui kerumitan dan gaya tulisan tangan. Namun begitu, CNN dan kaedah kontour hanya boleh berkesan dalam mengenali aksara yang dipisahkan dengan baik dan berbeza diantara satu sama lain dan terhad terhadap tulisan tangan yang bersambung dan tertakluk pada kajian ini sahaja. Hasil keputusan amat selari dengan tujuan kajian kerana tujuan kajian adalah

untuk mengecam setiap satu bentuk aksara dengan menggunakan kotak sempadan sebagai kaedah untuk mengetahui aksara sudah dicam oleh model.

Kajian ini mendapat keputusan yang rendah berbanding dengan kajian lepas kerana perbezaan proses semasa melakukan prapemprosesan dan perbezaan set data. Angona et al. 2021 telah menggunakan set data yang mempunyai nombor sahaja yang didapati dalam MNIST manakala kajian ini menggunakan tiga kategori set data aksara yang berbeza iaitu abjad, nombor dan aksara istimewa. Selain itu, dalam kajian Angona et al. 2021 tidak menggunakan mana-mana kaedah untuk melakukan prapemprosesan namun ketepatan yang didapati agak tinggi iaitu 99.53% lebih tinggi daripada kajian ini yang menggunakan kaedah pemprosesan seperti saiz semula bagi parameter untuk set data dengan ketepatan 94.00%. Ketepatan yang tinggi jugak mempunyai faktor daripada penetapan optimum yang sesuai untuk rangkaian neural konvolusi. Kajian lepas telah menggunakan pengoptimum seperti Kecerunan Stokastik Descent (SGD). Kecerunan Stokastik Descent (SGD) lebih pantas. Dengan adanya RMSProp, boleh menambah baik rangkaian prestasi melalui calibration. Model CNN terbaik yang dicadangkan dicapai untuk klasifikasi dengan pengoptimum SGD.

Seterusnya, adalah hasil keputusan daripada segi kualitatif, kuantitatif dan penanda aras (*benchmark*). Keputusan kualitatif memfokuskan kepada pemeriksaan visual dan tafsiran output projek. Keputusan ini sering digunakan untuk mendapatkan gambaran intuitif tentang prestasi kajian dan untuk mengenal pasti sebarang kemungkinan ralat atau corak. Penilaian kualitatif melibatkan melihat contoh setiap satu aksara tulisan tangan yang telah dikenalpasti oleh model dan membandingkannya dengan aksara sebenar. Keputusan penanda aras (*benchmark*) merupakan berbeza-beza bergantung pada set data tertentu, seni bina model dan metrik penilaian yang digunakan. Penanda aras ini boleh memberi anda gambaran umum tentang prestasi yang

dijangkakan untuk pelbagai tugas pengecaman aksara tulisan tangan. Keputusan penanda aras kajian adalah set data EMNIST. Set Data EMNIST ialah lanjutan MNIST dan mengandungi set aksara yang lebih pelbagai, termasuk huruf besar dan huruf kecil. Keputusan kuantitatif melibatkan penggunaan metrik berangka untuk mengukur secara objektif prestasi sistem pengecaman aksara tulisan tangan. Metrik ini memberikan penilaian yang lebih sistematik dan teliti terhadap ketepatan dan keberkesanan sistem. Metrik kuantitatif yang digunakan dalam projek untuk pengecaman aksara adalah ketepatan. Formula ketepatan adalah seperti berikut:

- Ketepatan % (*accuracy*)

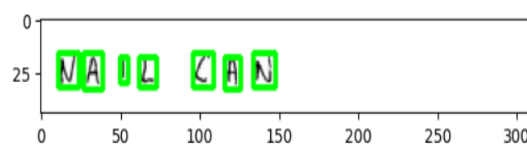
$$\text{Ketepatan} = (\text{Bilangan sampel dikelaskan dengan betul} / \text{jumlah bilangan sampel ujian}) \times 100$$

Aksara tulisan tangan	Hasil keputusan	Aksara yang sepatuan dengan tulisan tangan	Ketepatan (%)
-----------------------	-----------------	--	---------------

1. Aksara tulisan tangan tidak bersambung

NAILCAN

NAILCAN
Out[39]: <matplotlib.image.AxesImage at 0x245ffb43e20>



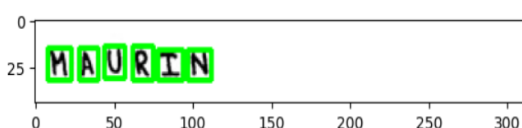
Semua aksara sepatuan

100

Output: NAILCAN

MAURIN

MAURIN
Out[24]: <matplotlib.image.AxesImage at 0x245fef5b1c0>

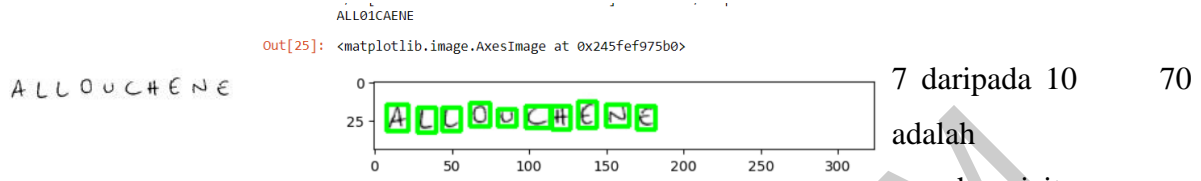


3 daripada 7 adalah

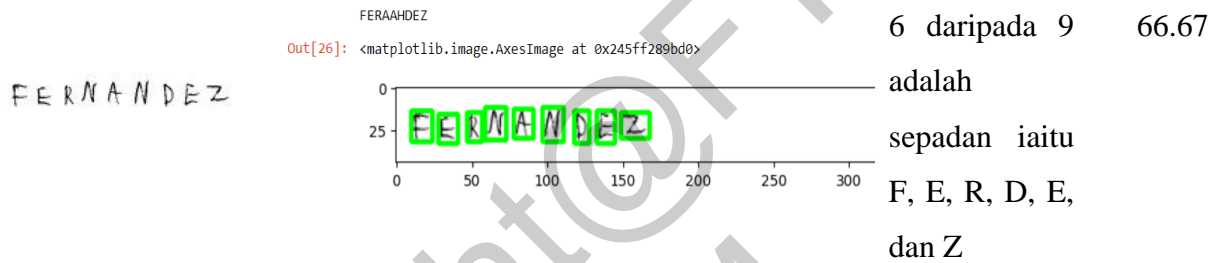
57

Output: AAURIH

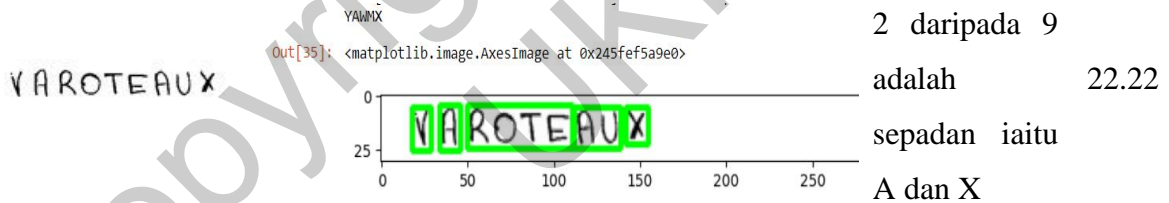
sepadan iaitu
U, R, dan I.



Output: ALL01CAENE

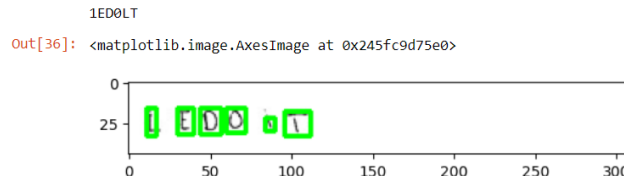


Output: FERAAHDEZ



Output: YAWMX

LEDOIT

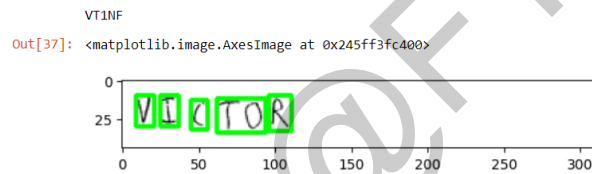


3 daripada 6
adalah
sepadan iaitu
E, D dan T

50

Output: 1ED0LT

VICTOR

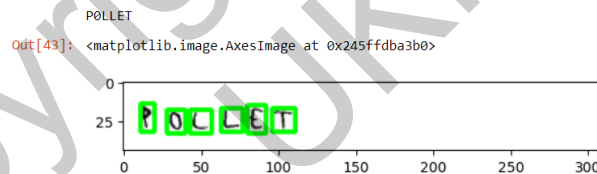


1 daripada 6
adalah
sepadan iaitu
V sahaja.

16.67

Output: VT1NF

POLLET

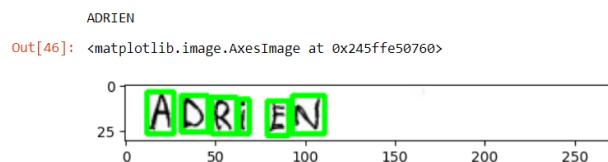


5 daripada 6
adalah
sepadan iaitu
P, L, L, E dan
T.

83.33

Output: POLLET

ADRIEN

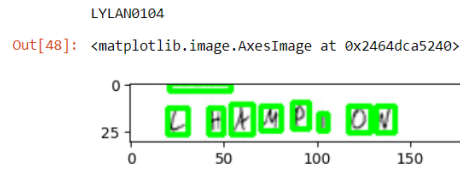


Semua adalah
sepadan

100

Output: ADRIEN

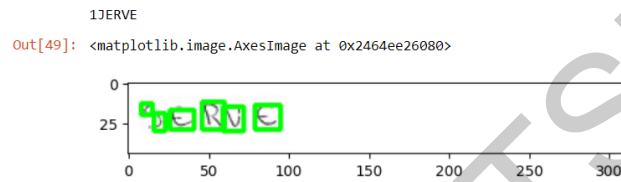
CHAMPION



1 daripada 8
 adalah 12.5
 sepadan iaitu
 A sahaja.

Output: LYLAN0104

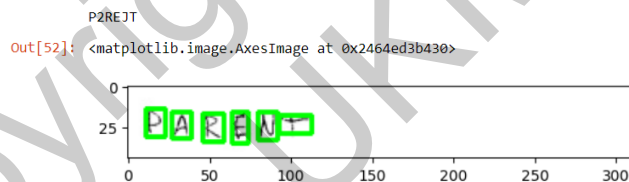
SERVE



4 daripada 5
 adalah 80
 sepadan iaitu
 E, R, V dan E.

Output: 1JERVE

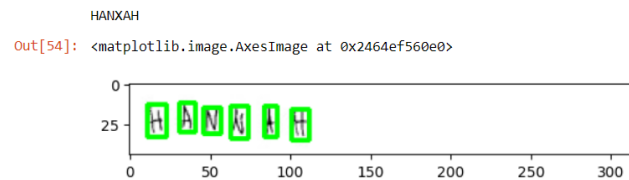
PARENT



4 daripada 6 66.67
 adalah
 sepadan iaitu
 P, R, E, dan T.

Output: P2REJT

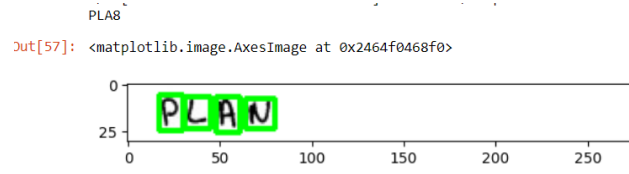
HANNAH



5 daripada 6 83.33
 adalah
 sepadan iaitu
 H, A, N, A,
 dan H.

Output: HANXAH

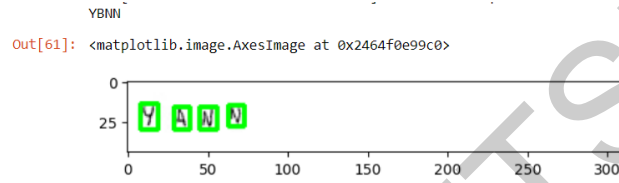
PLAN



3 daripada 4 75
adalah
sepadan iaitu
P, L, dan A.

Output: PLA8

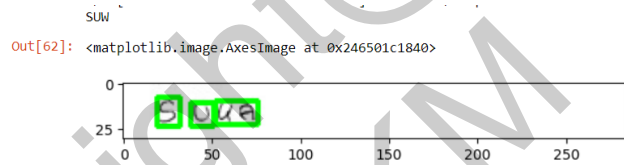
YANN



3 daripada 4 75
adalah
sepadan iaitu
Y, N, dan N.

Output: YBNN

SUKA

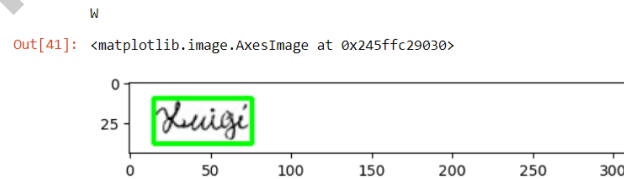


2 daripada 4 50
adalah
sepadan iaitu
S dan U.

Output: SUW

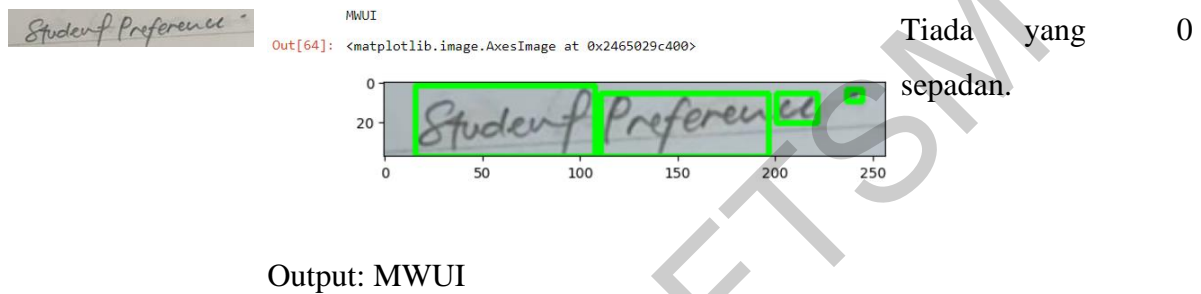
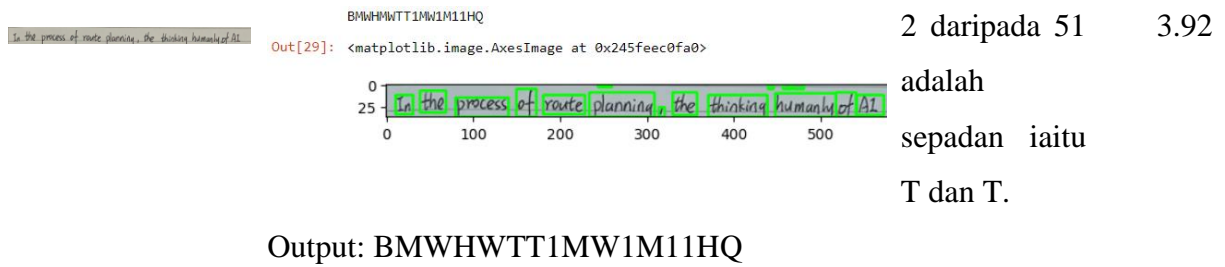
2. Aksara tulisan tangan yang bersambung

Luigi



Tiada yang 0
sepadan.

Output: W



Jadual 1.2: Hasil ketepatan aksara mengikut gaya tulisan tangan

Jadual 1.2 menunjukkan hasil kualitatif dan kuantitatif setiap aksara yang telah diuji. Nilai ketepatan diambil dalam dua tempat titik perpuluhan. Nilai ketepatan menunjukkan bahawa aksara sepadan lebih tinggi terhadap aksara yang mempunyai jarak yang diantara satu sama lain iaitu dengan 100% nilai ketepatan, manakala untuk aksara yang bersambung nilai ketepatan adalah rendah iaitu 3.92%.

Konklusinya, keputusan hasil akhir mendapati bahawa tulisan tangan berbentuk tulisan bersambung kurang sesuai untuk digunakan dalam model ini. CNN dan kaedah berasaskan *contour* boleh mempengaruhi melalui kerumitan dan gaya tulisan tangan.

Namun begitu, CNN dan kaedah *contour* hanya boleh berkesan dalam mengenali aksara yang dipisahkan dengan baik dan berbeza diantara satu sama lain dan terhad terhadap tulisan tangan yang bersambung.

Implikasi kajian boleh memberikan kemajuan dalam bidang pembelajaran. Pengecaman aksara tulisan tangan boleh dikembangkan dan dimajukan melalui aplikasi atau laman web yang melibatkan tulisan tangan terhadap kanak-kanak. Kebanyakan kanak-kanak yang berusia 5 sehingga 9 tahun mempunyai fasa menulis dan mengenal huruf satu persatu. Tulisan kanak-kanak berusia seperti masih lagi mengelirukan namun masih boleh dilihat dengan jelas. Oleh itu, kajian ini berkemungkinan boleh memberi panduan terhadap kanak-kanak untuk mengenal huruf dengan lebih cepat. Sebagai contoh, murid sekolah rendah mahu mengetahui dan faham tentang perkataan atau maksud sesuatu ayat, maka mereka boleh mengambil gambar tulisan tersebut daripada buku mereka dan melalui pengecaman tulisan tersebut maksud atau tafsiran dalam bentuk ayat akan dikeluarkan. Kekurangan kajian telah dikenalpasti iaitu, kajian hanya boleh digunakan untuk perkataan yang mempunyai sebaris ayat sahaja atau dalam kata lain untuk ayat yang ringkas dan bukan berperenggan. Selain itu, model kajian hanya boleh digunakan untuk tulisan yang mempunyai jarak di antara abjad atau nombor. Untuk aksara tulisan tangan yang bersambung akan mendapati kesukaran untuk mengecam menggunakan kotak sempadan. Cadangan masa hadapan seperti penambah baik dari segi model atau menggunakan model lain dan cuba menggunakan set data yang lebih kompleks.

Kesimpulan

Bahagian pengenalan telah menerangkan objektif yang perlu dicapai oleh kajian atau projek. Objektif tersebut adalah seperti untuk mendapatkan tulisan tangan yang lebih nyata seperti rentetan aksara-aksara dan untuk mencadangkan algoritma yang sesuai digunakan bagi melakukan

pengecaman aksara tulisan tangan. Kedua-dua objektif telah dicapai berdasarkan dengan kajian ini.

Pengenalan merupakan bahagian pertama untuk mendapatkan idea dan perjalanan untuk melakukan projek. Projek dijalankan untuk menambahkan aspek ketepatan dalam mengecam aksara tulisan tangan. Dengan pembangunan projek dan kajian dapat membantu para pengguna untuk mengendalikan masalah berkenaan pengecaman tulisan tangan yang melibatkan aksara seperti alphabet, nombor dan simbol. Pada bahagian kesimpulan ini telah menerangkan kesimpulan secara ringkas tentang Mengecam Aksara Tulisan Tangan Menggunakan Pembelajaran Mendalam yang dibangunkan, kekuatan dan kekangan projek serta penambahbaikan pada masa akan datang. Dalam pada itu, objektif projek dapat dicapai melalui pembangunan dan pelaksanaan projek yang dinyatakan dalam bahagian pengenalan. Keseluruhan projek boleh ditambah baik untuk masa hadapan agar kelancaran fungsi antara muka menjadi lebih cekap dan baik.

Penghargaan

Syukur Alhamdulillah dan setinggi-tinggi kesyukuran dipanjatkan kehadiran ilahi kerana dengan izin dan kurniaNya, saya mampu menyiapkan laporan yang bertajuk 'Mengecam Aksara Tulisan Tangan menggunakan Pembelajaran Mendalam' ini. Setinggi-tinggi penghargaan saya rakamkan kepada penyelia saya iaitu Dr. Afzan Binti Adam diatas segala budi bicara, tunjuk ajara dan juga bantuan yang diberikan kepada saya sepanjang pelaksanaan kajian ini. Segala jasa, ilmu dan tunjuk ajar beliau akan saya kenang sepanjang hayat. Dalam kesempatan ini, saya juga ingin memberikan penghargaan dan ucapan ribuan terima kasih kepada ibu dan bapa, keluarga dan rakan-rakan atas segala sokongan dan semangat yang telah diberikan. Sokongan dan semangat tersebut merupakan sumber kekuatan saya dalam melaksanakan projek tahun akhir ini. Akhir sekali, terima kasih kepada semua pihak terlibat secara langsung atau tidak langsung

dalam projek ini. Saya turut ingin menyusun sepuluh jari dan memohon ribuan kemaafan sekiranya terdapat kesilapan sebelum, semasa dan setelah kajian ini berlangsung.

Sekian, terima kasih.

RUJUKAN

Abdalrahmanshahrour. 2022. *A-Z Handwritten Alphabets accuracy : 98.2*. Kaggle.

<https://www.kaggle.com/code/abdalrahmanshahrour/a-z-handwritten-alphabets-accuracy-98-2/notebook> [17 Februari 2023]

Ahmed, A. 2019. *MNIST Dataset Classification*. LinkedIn

<https://www.linkedin.com/pulse/mnist-dataset-classification-atif-ahmed>
[2 March 2023]

DeepLobe. 2020. *OCR & Computer Vision -Creating a Modern Algorithm*.

<https://deeplobe.ai/ocr-computer-vision-creating-a-modern-algorithm/>
[14 March 2023]

Ivankalinchuk. 2020. *OCR - EfficientDet with PyTorch. Part 1/3 Training*. Kaggle.

<https://www.kaggle.com/code/ivankalinchuk/ocr-efficientdet-with-pytorch-part-1-3-training#EfficientNet:-small-step-for-an-optimizer-giant-giant-leap-datascientists> [18 Julai 2023]

Mingxing, 2019. *EfficientNet: Improving Accuracy and Efficiency through AutoML and Model Scaling*. Googleblog

<https://ai.googleblog.com/2019/05/efficientnet-improving-accuracy-and.html>
[29 Mei 2023]

Palat, J. 2021. *Agile Development Applied to Machine Learning Projects*. InfoQ.
<https://www.infoq.com/articles/machine-learning-agile/> (Saha 2022)
[3 Jun 2022]

Saina, 2020. *Flask – (Creating first simple application)*. GeekforGeeks
<https://www.geeksforgeeks.org/flask-creating-first-simple-application/> [8 Jun
2023]

Yamashita, R. 2018. *Convolutional neural networks: an overview and application
in radiology - Insights into Imaging*. SpringerOpen.
<https://insightsimaging.springeropen.com/articles/10.1007/s13244-018-0639-9>
[22 April 2023]

Nur Fauzuna Hannan Binti Ahmad (A180091)
Dr. Afzan Adam
Fakulti Teknologi & Sains Maklumat,
Universiti Kebangsaan Malaysia