

PENGECAMAN DAN PENGIRAAN SEL DARAH PUTIH DENGAN TEKNIK PEMBELAJARAN MENDALAM

CHUAH ZHI SHAN

Dr. AFZAN BINTI ADAM

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

ABSTRAK

Analisis sel darah putih yang tepat dalam diagnostik perubatan tidak boleh diketepikan, kerana ia memainkan peranan penting dalam mengenal pasti pelbagai keadaan kesihatan. Kaedah semasa untuk mengecam dan mengira sel darah putih menghadapi cabaran yang besar, termasuk kos yang tinggi, dan kecenderungan kepada kesilapan manusia. Kewujudan alternatif dan kelemahan teknik tradisional menekankan keperluan untuk penyelesaian transformatif yang bukan sahaja meningkatkan ketepatan tetapi juga meningkatkan keberkesanan keseluruhan pengecaman dan pengiraan sel darah putih. Kuantiti sel darah putih yang tidak tepat boleh membawa kepada diagnosis atau penilaian keadaan kesihatan yang salah, menekankan lagi keperluan untuk sistem yang boleh dipercayai. Penyelidikan ini menggunakan teknik pembelajaran mendalam untuk mewujudkan sistem yang kukuh dan automatik untuk pengecaman dan pengiraan sel darah putih. Kaedah You Look Only Once versi kelapan (YOLOV8) yang diusulkan bertujuan untuk mengatasi keterbatasan pendekatan tradisional. Dengan memanfaatkan kelebihan komputeran dan kualitatif dalam pembelajaran mendalam, projek ini bertujuan untuk menyediakan penyelesaian yang lebih tepat dan berkesan yang boleh meningkatkan ketepatan pengecaman sel darah putih, pada akhirnya menyumbang kepada diagnostik perubatan yang lebih baik. Dataset untuk kajian ini adalah dari Hospital Canselor Tuanku Muhriz UKM. Sebanyak 573 imej calitan sel darah mencakupi 8 kelas iaitu Lymphoblast, Neutrophil, Promyelocytes, Dyplastic_Cell, Lymphocytes, Band_Neutrophils, Myelocytes, Monocytes digunakan. Hasil yang dijangka dari projek ini merangkumi pembangunan sistem automatik yang kukuh untuk pengecaman dan pengiraan sel darah putih yang tepat. Penyertaan YOLOv8 dan teknologi berasaskan web bertujuan untuk meningkatkan capaian dan kebolehgunaan serta mengurangkan ketergantungan kepada penilaian manual. Projek ini juga bertujuan untuk mencapai ketepatan yang tinggi dalam pengiraan bilangan sel darah putih, menyumbang kepada peningkatan keupayaan diagnostik dan pemantauan kesihatan pesakit. Pengurusan dan analisis dataset besar dari Hospital Chancellor Tuanku Muhriz UKM akan memastikan keberkesanan sistem dalam menangani keperluan yang semakin meningkat dalam industri penjagaan kesihatan. Pembangunan UI dalam projek ini menggunakan kerangka Flask bersama dengan HTML, CSS, dan JavaScript untuk

mengembangkan sistem berasaskan web. Pretasi model pengecaman dan pengiraan sel darah putih dengan pembelajaran mendalam mencapai ketepatan sebanyak 85%.

Kata kunci: YOLOv8, Pengecaman dan pengiraan sel darah putih (SDP), Pembelajaran mendalam

PENGENALAN

Kajian-kajian sejak dua dekad yang lalu telah memberikan maklumat penting mengenai pengecaman dan pengiraan Sel Darah Putih (SDP). Ia yang merupakan diagnostik perubatan penting yang dapat memberikan maklumat kritikal mengenai kesihatan pesakit. Tahap SDP yang tidak normal mungkin adalah tanda bagi beberapa penyakit atau gejala termasuk jangkitan, penyakit autoimun, dan kanser (Drahus et al. 2021). Pengiraan SDP yang tidak normal berkaitan dengan keadaan atau gangguan perubatan tertentu bergantung kepada jumlah sel yang sepadan di atas atau di bawah julat normal.

Pada masa kini, terdapat alat yang boleh membantu mengenalpasti dan mengira sel-sel darah, seperti 'Cytometer' berdasarkan laser (Huang et al. 2012). 'Cytometer' adalah peranti yang mahal dan memerlukan penentuan perkakasan yang tepat dan menggunakan sampel darah sebenar dengan mengetahui jenis-jenis sel darah dan bilangannya, keadaan kesihatan pesakit boleh ditentukan (Nazlibilek et al. 2014). Walau bagaimanapun, 'Cytometer' mempunyai kelemahan, termasuk kos yang tinggi dan keperluan untuk penanganan yang teliti terhadap sampel darah sebenar. Beberapa penyelidik telah melaporkan bahawa pengecaman dan pengiraan SDP secara manual berisiko terhadap kesilapan manusia seperti ralat pengiraan, pengenalan sel yang salah, dan sebagainya yang boleh memberikan kesan penting terhadap diagnosis perubatan.

Untuk mengatasi kelemahan ini, terdapat kemajuan dalam penggunaan perisian, dan algoritma untuk pengecaman dan pengiraan SDP secara automatik. Model Pembelajaran Mendalam boleh meminimumkan kesilapan ini secara ketara, terutamanya dalam kes di mana sejumlah besar sampel darah perlu dinilai dengan cepat. Pembelajaran Mendalam adalah subbidang pembelajaran mesin yang memberi tumpuan kepada pembangunan rangkaian neural tiruan, dan aplikasi dalam pengecaman dan pengiraan SDP mengenal pasti kemajuan penting dalam bidang diagnostik perubatan. Bukti terkini menunjukkan bahawa teknik pembelajaran mendalam, terutamanya YOLOv8 '(You Only Look Once)', telah menyediakan kaedah yang tepat dan automatik untuk memproses imej sampel darah dan mengira SDP dengan tepat.

YOLOv8 boleh mengecam dan mengira SDP dengan melatih model pembelajaran mendalam ini pada set data imej calitan sel darah yang besar, memberikan hasil yang cepat dan boleh dipercayai. Selain itu, ini bukan sahaja untuk mempercepatkan proses diagnosis tetapi juga mengurangkan risiko kesilapan manusia dan menjadikan alat yang lebih boleh dipercayai bagi profesional perubatan dalam mengenal pasti penyakit dan memantau kesihatan pesakit.

Terdapat dua objektif berdasarkan projek ini. Objektif pertama ialah membangunkan model pembelajaran mendalam yang dapat mengecam dan mengira SDP dari imej calitan sel darah dengan tepat. Objektif kedua ialah membangunkan antaramuka berasaskan web dengan model pengecaman dan pengiraan SDP.

Projek ini melibatkan pengoptimuman model pembelajaran mendalam untuk pengecaman dan pengiraan automatik sel darah putih (SDP). (Habibzadeh et al. 2013) melaksanakan sistem untuk mengecamkan SDP kepada lapan jenis yang berbeza iaitu 'Lymphoblast', 'Neutrophil', 'Promyelocytes', 'Dyplastic_Cell', 'Lymphocytes', 'Band_Neutrophils', 'Myelocytes', 'Monocytes'. Objektif utama adalah untuk mencipta model automatik yang dapat mengecam dan mengira SDP dengan tepat dalam imej calitan sel darah yang disediakan.

Selain itu, untuk menilai kejayaan model pembelajaran mendalam, projek ini akan melaksanakan penilaian prestasi yang lengkap seperti pengukuran 'precision', 'recall', 'mAP50', dan 'mAP50-95'. Jenis imej sampel darah akan ditetapkan format .jpg, .jpeg atau .png manakala saiz akan diubah secara automatik kepada 416 x 416 pixels. Dalam laporan tesis, projek ini akan merangkumi perincian proses pembangunan model seperti kod, metodologi, dan teknik.

Sebaliknya, projek ini tidak termasuk pembinaan atau pelarasan komponen perkakasan tangkapan imej, dengan mengandaikan bahawa peralatan pengimejan mikroskopik yang sesuai akan disediakan di makmal darah hospital atau fasiliti kesihatan.

Projek ini akan menggunakan metodologi CRISP-DM yang juga dikenali sebagai Cross-Industry Standard Process for Data Mining. Tujuan memilih metodologi ini adalah fasa "Pemahaman Perniagaan" dalam CRISP-DM dapat selaras dengan keperluan untuk menetapkan kepentingan penyelidikan ini dalam bidang perubatan. Kedua, CRISP-DM mempunyai rangka kerja berstruktur yang merangkumi semua fasa penting yang diperlukan untuk menyiapkan projek ini. CRISP-DM melibatkan enam fasa iaitu Fasa Pemahaman Perniagaan, Fasa Pemahaman Data, Fasa Persediaan Data, Fasa Pemodelan, Fasa Penilaian, dan Fasa Penyebaran.

METODOLOGI KAJIAN

Metodologi yang digunakan dalam pembangunan projek ini ialah CRISP-DM. CRISP-DM menyediakan kerangka kerja yang terstruktur untuk projek data mining yang melibatkan beberapa fasa yang jelas seperti Fasa Pemahaman Perniagaan, Fasa Pemahaman Data, Fasa Persediaan Data, Fasa Pemodelan, Fasa Penilaian, dan Fasa Penyebaran. Ini membantu memastikan semua aspek projek diuruskan dengan baik dan tidak terlepas pandang. Metodologi ini adalah amat fleksibel dan boleh disesuaikan dengan pelbagai jenis projek data mining, termasuk yang menggunakan teknik pembelajaran mendalam seperti YOLOv8. Ia tidak terhad kepada industri tertentu dan boleh digunakan dalam bidang kesihatan untuk pengecaman dan pengiraan sel darah putih.

Fasa Pemahaman Perniagaan

Pengiraan yang tepat bagi sel darah putih adalah aspek asas diagnosis perubatan dan rawatan pesakit. Ia dapat mengesan penyakit pada peringkat awal, dan memberikan keperluan penting pandangan mengenai status kesihatan pesakit.

Fasa Pemahaman Data

Imej calitan sel darah yang dilaksanakan dalam projek ini adalah dari Hospital Canselor Tuanku Muhriz UKM (HUKM) sebanyak 573. Sebelum melaksanakan semua imej ini, perlu menganalisis format imej, resolusi, dan hingar.

Fasa Persediaan Data

Data imej diterapi dengan tugas yang berbeza untuk membolehkan pembelajaran mendalam yang berjaya, termasuk menskalakan foto ke format standard, menetapkan nilai piksel, dan menetapkan sel darah putih untuk pembelajaran diselia supervised learning. Selepas itu, set data bersih akan dibahagikan kepada 80%, 10% dan 10% digunakan untuk latihan, ujian dan sah.

Fasa Pemodelan

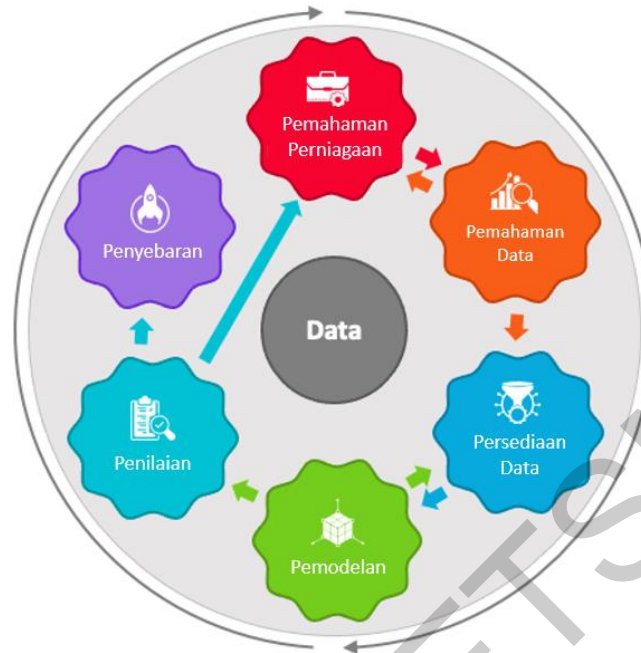
Dalam fasa ini, algoritma pembelajaran mesin yang dipilih akan dihasilkan sebagai model. Hiperparameter seperti kadar pembelajaran model ini akan dikira, dan set latihan akan digunakan untuk melatih model.

Fasa Penilaian

Selepas melatih model, proses penilaian akan dilakukan dengan metrik penilaian termasuk 'precision', 'recall', 'mAP50', dan 'mAP50-95' menggunakan set ujian untuk menilai prestasi model pembelajaran mendalam dalam pengecaman dan pengiraan sel darah putih.

Fasa Penyebaran

Fasa ini merupakan peringkat penting dalam projek ini, pengecaman dan pengiraan sel darah putih berdasarkan imej sampel calitan sel darah akan dilakukan oleh model yang memberikan ketepatan lebih tinggi. Model ini akan menjadi alat yang berharga dan berkesan dalam bidang perubatan. Model ini akan dibenamkan ke sistem berasaskan web supaya memudahkan pesakit dan kakitangan perubatan.



Rajah 1 Fasa-fasa dalam CRISP-DM

Sumber : <https://www.sketchbubble.com/en/presentation-crisp-dm.htm>

KEPUTUSAN DAN PERBINCANGAN

Sistem Pengecaman dan Pengiraan Sel Darah Putih telah berjaya dibangunkan. Semasa proses pembangunan, pengecaman dan pengiraan sel darah putih ini dibangunkan dengan teknik pembelajaran mendalam YOLOv8.

Penilaian metrik yang disediakan untuk set pengesahan termasuk 'precision' (P), 'recall' (R), 'mAP50', dan 'mAP50-95'. 'mAP50' dan 'mAP50-95' adalah kedua-dua metrik penilaian yang digunakan dalam tugas pengecaman objek. 'mAP50' mengukur ketepatan purata di 'Intersection Over Union' (IoU) threshold 0.5, manakala 'mAP50-95' mengukur ketepatan purata di threshold antara 0.5 hingga 0.95.

Bagi prestasi di semua kelas, model mencapai ketepatan 0.301, menunjukkan bahawa 30.1% kotak sempadan yang dikesan adalah betul, dan 'recall' 0.971, menandakan bahawa 97.1% kotak sempadan sebenar dikesan oleh model. Ketepatan purata pada IoU 0.5 (mAP50) adalah 0.775, mencerminkan ketepatan yang cukup tinggi untuk pengecaman objek, sementara ketepatan di beberapa IoU (mAP50-95) adalah 0.457, yang diharapkan lebih rendah kerana keperluan IOU yang lebih tinggi.

```

25 epochs completed in 0.181 hours.
Optimizer stripped from runs/detect/train10/weights/last.pt, 136.7MB
Optimizer stripped from runs/detect/train10/weights/best.pt, 136.7MB

Validating runs/detect/train10/weights/best.pt...
Ultralytics YOLOv8.0.145 Python-3.7.12 torch-1.13.0 CUDA:0 (Tesla P100-PCIE-16GB, 16276MiB)
Model summary (fused): 268 layers, 68126457 parameters, 0 gradients

```

Class	Images	Instances	Box(P)	R	mAP50	mAP50-95)	100%
all	58	270	0.301	0.971	0.775	0.457	2/2 [00:01<00:00, 1.49it/s]
Lymphoblast	58	157	0.469	0.968	0.939	0.622	
Neutrophil	58	113	0.132	0.973	0.611	0.291	

```

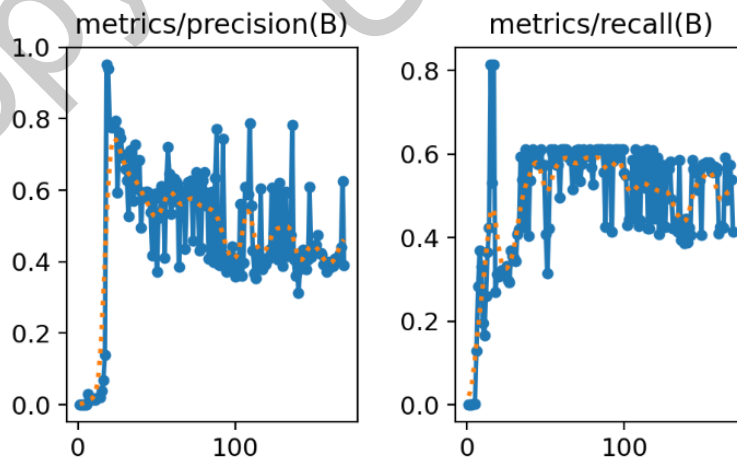
Speed: 0.2ms preprocess, 11.6ms inference, 0.0ms loss, 2.0ms postprocess per image

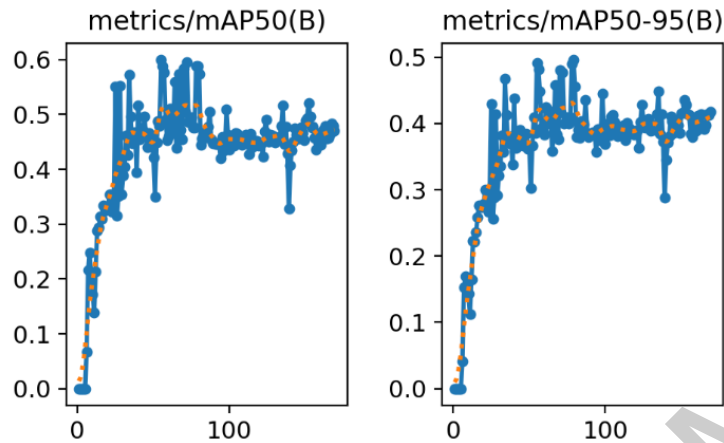
```

Rajah 2 Hasil Prestasi bagi Latihan Model YOLOv8

Apabila memeriksa prestasi khusus kelas, metrik untuk 'lymphoblasts' dan 'neutrophils' mendedahkan beberapa perbezaan. Untuk 'lymphoblasts', dengan 157 contoh, model mencapai ketepatan 0.469, menunjukkan bahawa 46.9% 'lymphoblasts' yang dikesan adalah betul. 'Recall' untuk 'lymphoblasts' adalah 0.968, menunjukkan bahawa 96.8% 'lymphoblasts' sebenar dikesan. Ketepatan purata pada IOU 0.5 (mAP50) adalah 0.939, menunjukkan ketepatan yang tinggi, dan ketepatan purata merentasi pelbagai IoU (mAP50-95) adalah 0.622, yang agak tinggi. Sebaliknya, untuk 'neutrophils', dengan 113 contoh, ketepatan jauh lebih rendah pada 0.132, menunjukkan kadar positif palsu yang tinggi, sementara ingatan adalah 0.973, menunjukkan bahawa 97.3% neutrophils sebenar dikesan. Ketepatan purata pada IOU 0.5 (mAP50) adalah 0.611, menunjukkan ketepatan sederhana, dan ketepatan purata merentasi pelbagai IoU (mAP50-95) adalah 0.291, yang agak rendah.

Trend dalam graf ini memberikan perwakilan visual kemajuan dan prestasi latihan model. Graf ketepatan precision dan recall menunjukkan berapa baik model membezakan antara positif benar dan positif palsu/negatif dari semasa ke semasa. Graf 49 mAP50 dan mAP50-95 menawarkan pandangan holistik mengenai ketepatan pengecaman model. Visualisasi ini penting untuk menilai dan meningkatkan keupayaan model untuk mengecam dan mengelaskan SDP dengan tepat dalam imej perubahan.



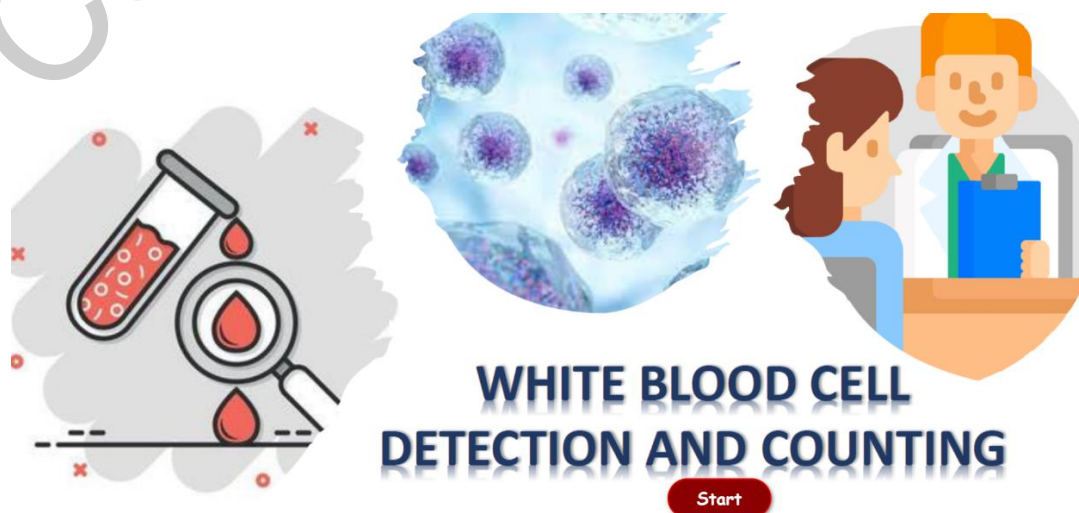


Rajah 3 Menilai Prestasi Model YOLOv8

Selepas menyelesaikan latihan dan penilaian model dapat prestasi yang agak baik, laman web telah dibina menggunakan kerangka 'Flask' bersama dengan 'HTML', 'CSS', dan 'JavaScript' untuk mengembangkan sistem berasaskan web untuk pengesanan dan pengiraan SDP.

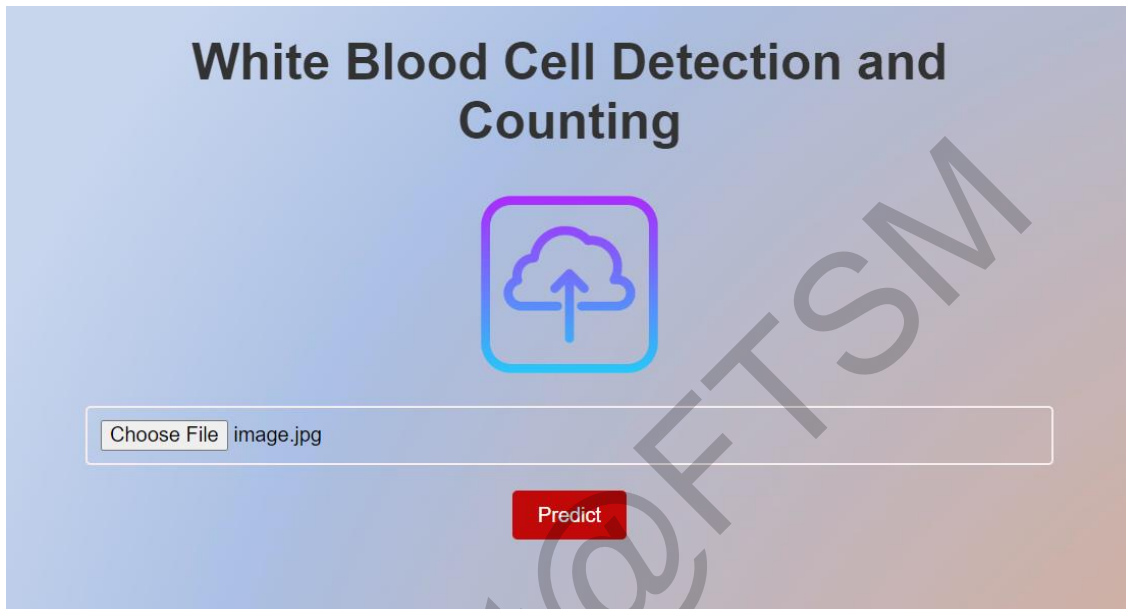
Flask merupakan kerangka web yang ringan dan fleksibel dalam Python, memudahkan integrasi model pembelajaran mendalam ke dalam aplikasi web. Dalam proses ini Visual Studio Code digunakan sebagai persekitaran pembangunan. Antara muka pengguna dibuat dengan HTML untuk struktur, CSS untuk gaya, dan JavaScript untuk ciri interaktif.

Pertama sekali, pengguna perlu memasukkan 'localhost:5000' dekat browser web seperti 'Google Chrome', 'Mozilla Firefox', 'Safari' dan sebagainya. Apabila memasuki sistem pengesanan dan pengiraan SDP, pengguna akan disambut dengan skrin pertama. Untuk mula sistem pengesanan dan pengiraan SDP, pengguna perlu menekan butang 'Start' yang ditunjuk pada Rajah 4. Ini akan membawa pengguna ke skrin kedua iaitu memuat naik imej calitan sel darah seperti yang ditunjuk pada Rajah 5, di mana pengguna perlu memuat naik imej calitan sel darah untuk pengesanan dan pengiraan SDP.



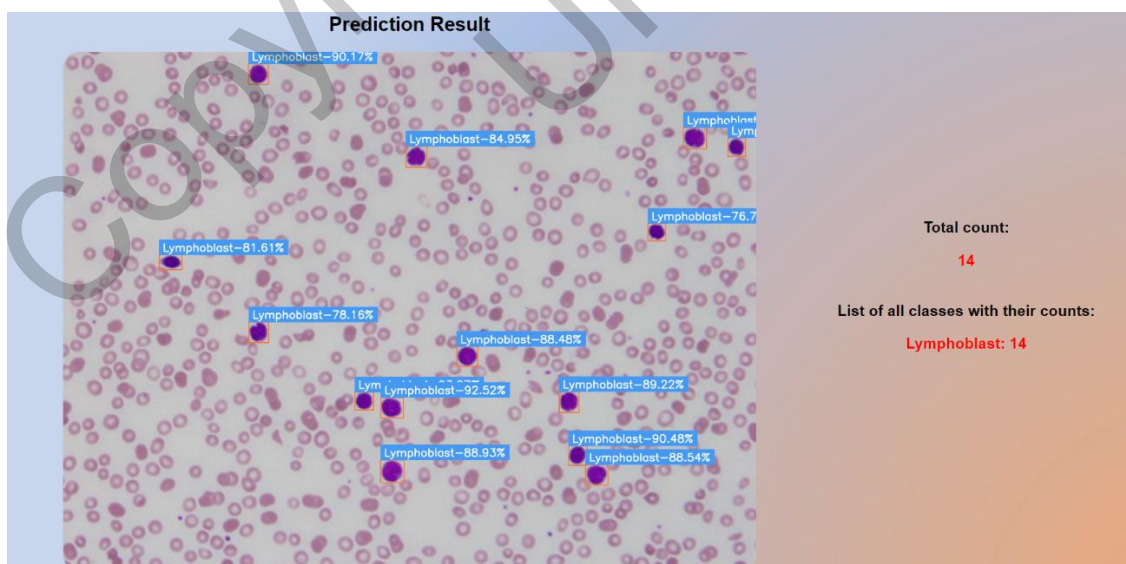
Rajah 4 Antara Muka Laman Utama

Apabila pengguna telah menekan butang ‘Start’, mereka akan dipaparkan skrin laman pertama sekali lagi. Antara muka untuk skrin laman utama adalah seperti yang ditunjukkan dalam Rajah 4, di mana pengguna boleh memulakan sistem pengecaman dan pengiraan sel darah putih.



Rajah 5 Antara Muka Memuat Naik Imej

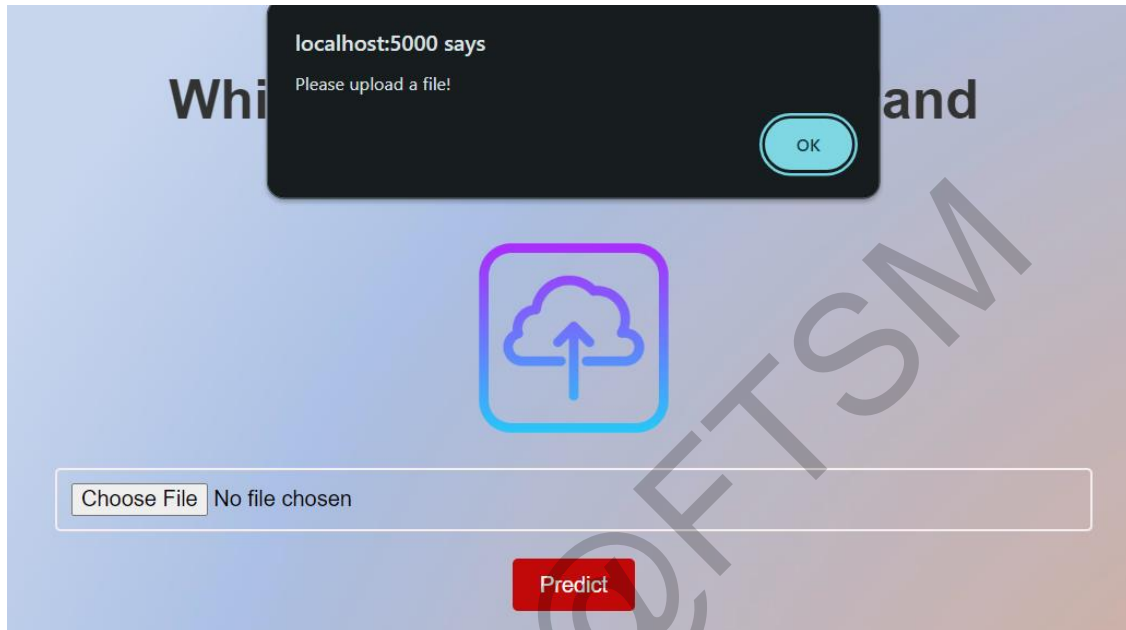
Rajah 5 menunjukkan antara muka memuat naik imej calitan sel darah pengguna dalam format ‘.jpg’, ‘.jpeg’ atau ‘.png’. Selepas memuat naik imej calitan sel darah, pengguna perlu tekan butang ‘Predict’ dalam warna merah.



Rajah 6 Antara Muka Keputusan Pengecaman dan Pengiraan SDP

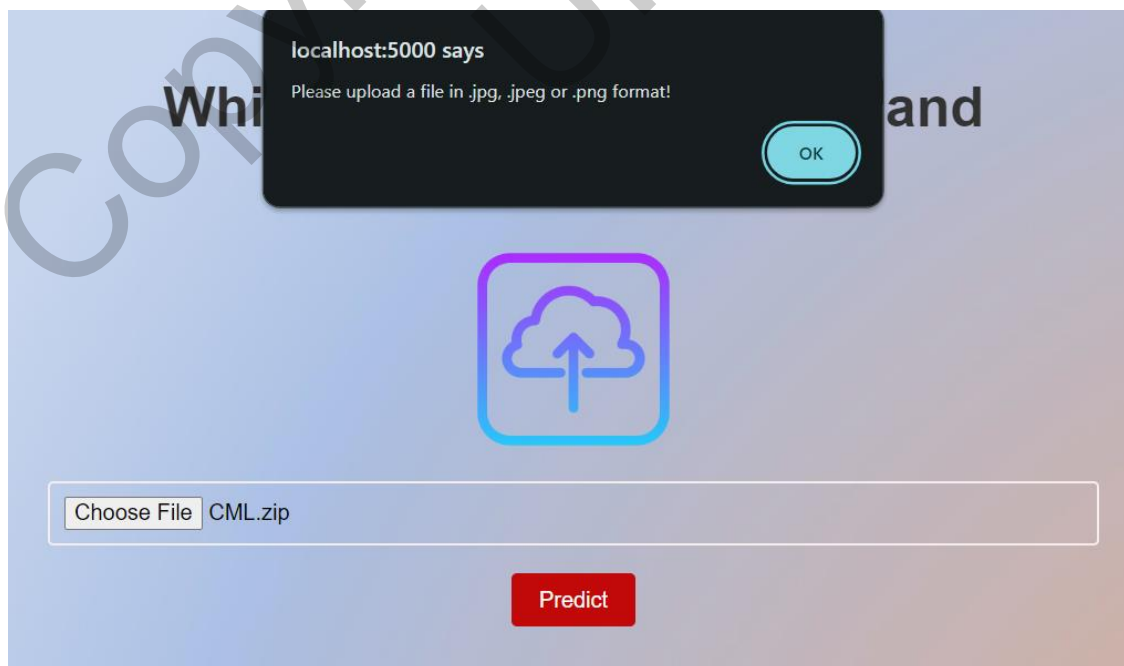
Selepas itu, keputusan pengecaman dan pengiraan sel darah putih akan dipaparkan. Bukan itu sahaja, kelas yang diramalkan bersama skor keyakinan kemudian dipaparkan pada halaman hasil pengelasan. Rajah 6 menunjukkan setiap kotak sempadan bagi setiap SDP menunjukkan

skor keyakinan yang didapat manakala pengiraan jumlah SDP mengikuti kelas ditunjukkan dalam warna merah. Tujuan menunjukkan skor keyakinan adalah pengguna akan tahu beberapa ketepatan bagi setiap SDP tersebut.



Rajah 7 Antara Muka Memaparkan Amaran untuk Memuat Naik Imej

Dalam pengujian ini, antaramuka pengguna telah diuji untuk memastikan bahawa sistem dapat memberikan amaran yang betul apabila pengguna tidak memuat naik sebarang fail. Seperti yang ditunjukkan dalam Rajah 7, sistem memaparkan mesej 'Please upload a file!' apabila butang 'Predict' ditekan tanpa memuat naik fail terlebih dahulu.



Rajah 8 Antara Muka memaparkan amaran untuk memuat naik imej dalam format yang betul

Selain itu, pengujian dilakukan untuk memastikan sistem dapat mengenal pasti format fail yang tidak sesuai. Seperti yang ditunjukkan dalam Rajah 8, sistem memaparkan mesej "Please upload a file in .jpg, .jpeg or .png format!" apabila pengguna memuat naik fail dengan format yang tidak disokong, seperti fail '.zip', '.pdf' dan sebagainya. Pengujian tersebut adalah memastikan bahawa sistem ini mampu menangani kesalahan pengguna dengan cara yang mesra dan memberikan arahan yang jelas, yang meningkatkan pengalaman pengguna keseluruhan.

Cadangan Penambahbaikan

Selepas menjalankan kajian yang menyeluruh, cadangan untuk menambahbaik permainan serius ini pada masa hadapan adalah pengumpulan lebih banyak data berlabel berkualiti tinggi boleh meningkatkan lagi ketepatan dan kebolehpindahan model. Kedua, penyempurnaan model YOLOv8 dan CNN boleh meningkatkan prestasi pengesanan dan pengelasan. Ketiga, integrasi teknologi lain seperti Augmented Reality (AR) boleh memberikan visualisasi yang lebih baik dalam pengesanan SDP. Seterusnya, pengujian klinikal yang lebih luas diperlukan untuk memastikan keberkesanan sistem dalam situasi sebenar. Akhir sekali, penambahan fungsi seperti analisis statistik lanjutan dan pelaporan boleh memberikan nilai tambahan kepada pengguna akhir. Dengan penambahbaikan ini, diharapkan sistem pengesanan dan pengiraan SDP ini dapat mencapai prestasi yang lebih tinggi dan memberikan manfaat yang lebih besar kepada pengguna.

KESIMPULAN

Secara keseluruhannya, terdapat beberapa kesimpulan yang dapat dihasilkan. Pertama, CNN tidak sesuai membangunkan model pengesanan dan pengiraan SDP. Hal ini demikian kerana CNN hanya sesuai dalam mengelas objek berdasarkan kelas yang dilabel manakala YOLOv8 sesuai dalam membuat pengesanan objek.

Selain itu, YOLOv8 menunjukkan keupayaan yang lebih tinggi dalam pengesanan objek masa nyata, yang membolehkannya memberikan kotak sempadan dan kebarangkalian kelas secara tepat dan efisien. Ini sangat penting untuk aplikasi yang memerlukan pengesanan dan pengiraan SDP dengan tepat dan cepat, seperti dalam bidang perubatan dan penyelidikan.

Namun, perlu diingat bahawa YOLOv8 memerlukan jumlah data berlabel yang besar untuk latihan yang berkesan, yang mungkin menjadi cabaran dalam beberapa situasi. Oleh itu, pemilihan antara CNN dan YOLOv8 perlu mempertimbangkan ketersediaan data dan keperluan spesifik tugas.

Sistem pengesanan dan pengiraan SDP berjaya dibangunkan menggunakan metodologi CRISP-DM. Pendekatan berstruktur ini memudahkan proses pembangunan yang sistematik dari pemahaman perniagaan hingga penyebaran model. Sistem yang dihasilkan, memanfaatkan YOLOv8 dan infrastruktur yang mantap dari Kaggle dan Robotflow, menyediakan alat yang berharga untuk profesional perubatan, meningkatkan kelajuan dan ketepatan analisis sampel darah.

Kesimpulannya, pengelasan SDP mendapatkan ketepatan yang agak baik. Dengan melaksanakan aplikasi web Flask, pengguna boleh berinteraksi dengan model yang telah dilatih melalui antara muka yang mesra pengguna, yang membolehkan pengguna memuat naik imej dan menerima ramalan mengenai jenis sel darah putih yang dikelas dalam imej. Pendekatan ini memudahkan pembangunan dan penggunaan sistem pengecaman SDP, dengan matlamat utama untuk membantu profesional perubatan dalam mendiagnosis penyakit berasaskan darah dengan lebih cekap dan tepat.

Kekuatan Sistem

Projek ini mempunyai beberapa kekuatan utama yang menyumbang kepada kejayaannya. Pertama, penggunaan model YOLOv8 telah meningkatkan ketepatan dan kecekapan dalam pengecaman dan pengiraan SDP. Model ini mampu memberikan hasil pengecaman dalam masa nyata, yang sangat penting untuk aplikasi klinikal dan penyelidikan. Seterusnya, antaramuka pengguna yang mesra dan intuitif memudahkan pengguna akhir untuk menggunakan sistem ini tanpa memerlukan latihan yang kompleks. Di samping itu, pengujian yang komprehensif telah memastikan bahawa sistem ini bebas daripada bug dan mampu berfungsi dengan baik dalam pelbagai situasi dan keperluan. Ini menunjukkan bahawa projek ini telah berjaya mencapai objektifnya dengan cemerlang..

Kelemahan Sistem

Walaupun sistem ini telah mencapai kejayaan yang ketara, terdapat beberapa kekangan yang dihadapi semasa pelaksanaan kajian ini. Pertama, ketersediaan data berlabel yang mencukupi merupakan satu cabaran. Data yang lebih banyak dan berkualiti tinggi diperlukan untuk melatih model dengan lebih baik dan meningkatkan ketepatannya. Kedua, masa dan sumber yang terhad membataskan kemampuan untuk menjalankan ujian yang lebih meluas dan menyeluruh. Ketiga, walaupun antaramuka pengguna telah direka untuk mesra pengguna, terdapat beberapa aspek yang boleh diperbaiki untuk meningkatkan lagi pengalaman pengguna. Akhirnya, kekangan teknikal seperti keperluan pengkomputeran yang tinggi untuk melatih model juga menjadi cabaran yang perlu diatasi.

PENGHARGAAN

Terdahulu sebelumnya, bersyukur atas ilahi dengan limpahan rahmat serta nikmat masa, nyawa dan tenaga yang dianugerahkan kepada saya dapat juga saya menyiapkan penyelidikan ini dengan sempurna.

Pertamanya, saya ingin mengambil sedikit masa untuk mengucapkan ribuan terima kasih kepada penyelia projek akhir tahun saya, Dr. Afzan Binti Adam dari Fakulti Teknologi dan Sains Maklumat (FTSM) di atas segala tunjuk ajar serta bimbingan yang diberi sepanjang tempoh pelaksanaan penyelidikan ini. Kepakaran dan galakan beliau telah memainkan peranan penting dalam pertumbuhan dan kejayaan saya. Akhirnya, penghargaan juga ditujukan kepada Dr. Wandeeep Kaur A/P Ratan Singh sebagai pemeriksa penyelidikan saya. Beliau telah memberi nasihat dan memeriksa projek tahun akhir ini sepanjang pelaksanaan penyelidikan ini.

Dengan kesempatan ini saya ingin mengucapkan ribuan terima kasih kepada kedua ibu bapa serta ahli keluarga saya yang telah banyak mendorong saya melaksanakan projek tahun akhir ini. Selain itu, saya turut berterima kasih kepada rakan-rakan seperjuangan saya kerana telah banyak menghulurkan bantuan.

Ucapan ini juga ditujukan kepada semua pihak yang telah terlibat dalam menjayakan projek ini sama ada secara langsung atau tidak langsung. Segala bantuan yang telah mereka hulurkan amatlah saya hargai kerana tanpa bantuan dan sokongan mereka projek ini mungkin tidak dapat dilaksanakan dengan baik.

Sekian, terima kasih.

RUJUKAN

- Agarap & Fred, A. 2018. Deep learning using rectified linear units (relu) (1): 2–8.
- Al-dulaimi, K.A.K. 2021. White blood cells classification using higher order spectra and 1-moments invariant features. Ph.D. Thesis, Queensland University of Technology School of Electrical Engineering and Robotics Science and Engineering Faculty.
- Castelluccio, M., Poggi, G., Sansone, C., Verdoliva, L. & Aug, C.V. 2015. Land use classification in remote sensing images by convolutional neural networks hlm. 1–11.
- Chen, H., Engkvist, O., Wang, Y., Olivecrona, M. & Blaschke, T. 2018. The rise of deep learning in drug discovery. *Drug Discovery Today* 23(6): 1241–1250.
- Cheque, C., Querales, M., León, R., Salas, R. & Torres, R. 2022. An efficient multi-level convolutional neural network approach for white blood cells classification. *Diagnostics* 12(2): 1–15.
- Ciresan, D.C., Giusti, A., Gambardella, Luca, M. & Schmidhuber, J. 2013. Mitosis detection in breast cancer histology images. *International Conference on Medical Image Computing and Computer-assisted Intervention*. Springer, Berlin, Heidelberg hlm. 411–418.
- Drałus, G., Mazur, D. & Czmil, A. 2021. Automatic detection and counting of blood cells in smear images using retinanet. *Entropy* 23(11).
- Escobar, F.I.F., Alipo-on, J.R.T., Novia, J.L.U., Tan, M.J.T., Karim, H.A. & AlDahoul, N. 2023. Automated counting of white blood cells in thin blood smear images. *Computers and Electrical Engineering* 108(March): 108710.
- Gautam, A., Singh, P., Raman, B. & Bhadauria, H. 2017. Automatic classification of leukocytes using morphological features and naïve bayes classifier. *IEEE Region 10 Annual International Conference, Proceedings/TENCON* hlm. 1023–1027.
- Habibzadeh, M., Krzyzak, A. & Fevens, T. 2013. White blood cell differential counts using convolutional neural networks for low resolution images. *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)* 7895 LNAI(PART 2): 263–274.

- Hegde, R.B., Prasad, K., Hebbar, H. & Singh, B.M.K. 2019. Comparison of traditional image processing and deep learning approaches for classification of white blood cells in peripheral blood smear images. *Biocybernetics and Biomedical Engineering* 39(2): 382–392.
- Huang, D.C., Hung, K.D. & Chan, Y.K. 2012. A computer assisted method for leukocyte nucleus segmentation and recognition in blood smear images. *Journal of Systems and Software* 85(9): 2104–2118.
- Kermany, D.S., Goldbaum, M., Cai, W., Valentim, C.C.S., Liang, H., Baxter, S.L., McKeown, Alex, Yang, G., Wu, X., Yan, F., Dong, J., Prasadha, M.K., Pei, J., Ting, M., Zhu, J., Li, C., Hewett, S., Dong, J., Ziyar, I., Shi, A., Zhang, R., Zheng, L., Hou, R., Shi, W., Fu, X., Duan, Y., Huu, V.A., Wen, C., Zhang, E.D., Zhang, C.L., Li, O., Wang, X., Singer, M.A., Sun, X., Xu, J., Tafreshi, A., Lewis, M.A., Xia, H. & Zhang, K. 2018. Identifying medical diagnoses and treatable diseases by image-based deep learning. *Cell* 172(5): 1122–1131.e9.
- Lee, S.J., Chen, P.Y. & Lin, J.W. 2022. Article complete blood cell detection and counting based on deep neural networks. *Applied Sciences (Switzerland)* 12(16). Liu, L., Shen, C. & Van Den Hengel, A. 2015. The treasure beneath convolutional layers: Cross-convolutional-layer pooling for image classification. *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition 07-12-June*: 4749–4757.
- Molchanov, P., Tyree, S., Karras, T., Aila, T. & Kautz, J. 2017. Pruning convolutional neural networks for resource efficient inference. *5th International Conference on Learning Representations, ICLR 2017 - Conference Track Proceedings (2015)*: 1–17.
- Nazlibilek, S., Karacor, D., Ercan, T., Sazli, M.H., Kalender, O. & Ege, Y. 2014. Automatic segmentation, counting, size determination and classification of white blood cells. *Measurement: Journal of the International Measurement Confederation* 55: 58–65.
- Rosyadi, T., Arif, A., Nopriadi, Achmad, B. & Faridah. 2017. Classification of leukocyte images using k-means clustering based on geometry features. *Proceedings - 2016 6th International Annual Engineering Seminar, InAES 2016 hlm.* 245–249.
- Shahin, A.I., Guo, Y., Amin, K.M. & Sharawi, A.A. 2019. White blood cells identification system based on convolutional deep neural learning networks. *Computer Methods and Programs in Biomedicine* 168: 69–80.
- Toğaçar, M., Ergen, B. & Cömert, Z. 2020. Classification of white blood cells using deep features obtained from convolutional neural network models based on the combination of feature selection methods. *Applied Soft Computing Journal* 97: 106810.
- Tran, T., Kwon, O.H., Kwon, K.R., Lee, S.H. & Kang, K.W. 2018. Blood cell 61 images segmentation using deep learning semantic segmentation. *2018 IEEE International Conference on Electronics and Communication Engineering, ICECE 2018 hlm.* 13–16.
- Wang, D., Hwang, M., Jiang, W.C., Ding, K., Chang, H.C. & Hwang, K.S. 2021. A deep

learning method for counting white blood cells in bone marrow images. *BMC Bioinformatics* 22: 1–13.

Werman, H.A. & Brown, C.G. 1986. White blood cell count and differential count. *Emergency Medicine Clinics of North America* 4(1): 41–58.

Yildirim, M. & Çınar, A. 2019. Classification of white blood cells by deep learning methods for diagnosing disease. *Revue d'Intelligence Artificielle* 33(5): 335–340.

Yu, W., Chang, J., Yang, C., Zhang, L., Shen, H., Xia, Y. & Sha, J. 2017. Automatic classification of leukocytes using deep neural network. *Proceedings of International Conference on ASIC hlm.* 1041–1044.

Çınar, A. & Tuncer, S.A. 2021. Classification of lymphocytes, monocytes, eosinophils, and neutrophils on white blood cells using hybrid alexnet-googlenet-svm. *SN Applied Sciences* 3(4): 1–11

Chuah Zhi Shan (A189007)

Dr. Afzan Binti Adam

Fakulti Teknologi & Sains Maklumat
Universiti Kebangsaan Malaysia