

PENGESANAN KECACATAN KIMPALAN SECARA AUTOMATIK MENGUNAKAN YOLOV8

KING HAROLD KHAN ZEN

AZIZI BIN ABDULLAH

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

ABSTRAK

Kimpalan merupakan proses pembuatan yang penting dalam sektor pendidikan dan industri, di mana kawalan kualiti memainkan peranan utama dalam memastikan keselamatan dan ketahanan hasil kimpalan. Namun, kaedah penilaian kimpalan secara manual masih bergantung kepada pemerhatian manusia yang boleh menyebabkan ketidaktepatan dan ketidakkonsistenan. Oleh itu, kajian ini bertujuan untuk membangunkan sistem pengesanan kecacatan kimpalan secara automatik menggunakan model pembelajaran mesin YOLOv8. Sistem ini dirancang untuk meningkatkan ketepatan dan kecekapan dalam mengenal pasti kecacatan seperti retakan, porositi, dan kekurangan pelakuran pada sambungan kimpalan. Metodologi kajian ini melibatkan pengumpulan set data imej kimpalan, diikuti dengan pra-pemprosesan imej yang merangkumi normalisasi, penghapusan bunyi, dan augmentasi imej. Model YOLOv8 digunakan untuk mengenal pasti kecacatan dengan menggunakan rangkaian neural konvolusi (CNN) yang mampu membuat pengesanan dalam masa nyata. Keberkesanan model dinilai berdasarkan metrik seperti Kejituan (Precision), Dapatan (Recall), Purata Ketepatan (mAP), dan Intersection Over Union (IoU).

PENGENALAN

Kimpalan adalah proses penggabungan bahan seperti besi atau termoplastik menggunakan haba dan tekanan untuk mencipta sambungan kekal. Teknik ini pertama kali dibangunkan oleh Sir Humphry Davy pada tahun 1800 menggunakan arka elektrik, dan kini telah berkembang kepada pelbagai kaedah termasuk plasma, gas, dan pancaran elektron (Fractory 2022).

Dalam bidang visi komputer, pengesanan objek memainkan peranan penting untuk aplikasi seperti pemanduan automatik. Perkembangan rangkaian neural konvolusi (CNN) telah memajukan algoritma pengesanan objek melalui dua pendekatan utama: berasaskan jangkar (anchor-based) dan tanpa jangkar (anchor-free). Algoritma dua peringkat seperti R-CNN menawarkan ketepatan tinggi (mAP) tetapi memerlukan masa pemprosesan yang panjang (Jiao et al. 2019).

Sebaliknya, YOLO (You Only Look Once) merupakan algoritma satu peringkat yang lebih pantas dengan menggunakan satu rangkaian untuk pengesanan dan klasifikasi serentak. Walaupun versi awal YOLO mempunyai keterbatasan dalam ketepatan, YOLOv8 terkini telah menunjukkan peningkatan signifikan dalam kedua-dua aspek ketepatan dan kelajuan (Huang et al. 2024).

Pemeriksaan manual bergantung sepenuhnya pada pemerhatian manusia yang boleh dipengaruhi oleh faktor seperti keletihan dan persepsi subjektif. Proses ini juga memakan masa, terutamanya untuk pemeriksaan berskala besar. Dalam konteks pendidikan vokasional seperti di Kolej Vokasional Setapak, kaedah ini menyukarkan proses penilaian kerja pelajar secara adil dan efisien. Sementara itu, dalam industri, ketergantungan pada pemeriksaan manual boleh menyebabkan kelewatan pengeluaran dan meningkatkan risiko penghasilan produk berkualiti rendah (Hütten et al. 2024).

Untuk mengatasi masalah ini, projek ini membangunkan sistem pengesanan kecacatan kimpalan automatik menggunakan model YOLOv8 (You Only Look Once versi 8). Model ini dipilih kerana kelebihanannya dalam pengesanan objek masa nyata dengan ketepatan tinggi. YOLOv8 juga mampu beroperasi dengan cekap walaupun pada perkakasan terhad.

Objektif utama projek ini adalah untuk membangunkan model yang dapat mengesan dan mengklasifikasikan kecacatan kimpalan secara automatik. Sistem ini juga direka untuk memudahkan proses penilaian melalui aplikasi web mesra pengguna. Prestasi model akan dinilai menggunakan metrik standard seperti ketepatan (precision), dapatan (recall), dan mAP.

Dengan pelaksanaan sistem ini, proses penilaian kualiti kimpalan diharapkan dapat dilaksanakan dengan lebih pantas dan konsisten. Sistem ini bukan sahaja akan memudahkan kerja pengajar di institusi vokasional, malah dapat meningkatkan kualiti produk dalam sektor industri. Sistem automatik ini berpotensi mengurangkan ketergantungan pada tenaga kerja mahir serta menurunkan kos operasi dalam jangka masa panjang.

METODOLOGI KAJIAN

Projek ini mengaplikasikan pendekatan pembelajaran mesin untuk membangunkan sistem pengesanan kecacatan kimpalan automatik. Metodologi pelaksanaan dibahagikan kepada beberapa fasa utama yang dijelaskan seperti berikut:

Fasa pengumpulan data

Projek ini menggunakan set data imej kimpalan yang diperoleh daripada platform Roboflow. Set data ini mengandungi sejumlah 2980 imej untuk tujuan latihan, 210 imej untuk ujian, dan 209 imej untuk pengesahan. Kesemua imej dalam set data telah dilabelkan dengan dua kelas utama iaitu "Kimpalan Baik" dan "Kimpalan Cacat". Setiap imej disertakan dengan anotasi yang menunjukkan lokasi dan jenis kecacatan yang terdapat pada kimpalan tersebut.

Fasa prapemprosesan data

Beberapa langkah pra-pemprosesan telah dilaksanakan untuk menyediakan data yang berkualiti untuk proses latihan model. Pertama, semua imej diseragamkan kepada saiz 416x416 piksel untuk memastikan keseragaman input. Kedua, nilai piksel dinormalisasi kepada julat [0,1] untuk memudahkan proses pembelajaran model. Ketiga, teknik augmentasi data seperti putaran, pantulan dan penskalaan digunakan untuk meningkatkan variasi data latihan. Keempat, teknik penambahan data (oversampling) diaplikasikan untuk mengatasi masalah ketidakseimbangan antara kelas data.

Fasa pembangunan model

Model YOLOv8 telah dipilih sebagai asas sistem pengesanan kecacatan ini. Model ini dilatih dengan parameter tertentu termasuk 100 kitaran latihan penuh (epoch) latihan, saiz kelompok (batch) sebanyak 4, dan kadar pembelajaran awal (learning rate) 0.01. Proses latihan juga mengaktifkan fungsi augmentasi automatik untuk meningkatkan keupayaan generalisasi model. Model ini direka untuk mengesan dan mengklasifikasikan kecacatan kimpalan dengan pantas dan tepat.

Fasa pelaksanaan sistem

Sistem akhir dibangunkan menggunakan beberapa teknologi utama. Python digunakan sebagai bahasa pengaturcaraan utama dengan sokongan pustaka Ultralytics untuk implementasi YOLOv8. Rangka kerja Flask dipilih untuk membina aplikasi web, manakala antaramuka pengguna dibangunkan menggunakan Gradio. Sistem ini direka untuk menerima input imej daripada pengguna dan memaparkan hasil pengesanan kecacatan secara visual.

Fasa pengujian sistem

Fasa pengujian sistem dijalankan secara menyeluruh untuk memastikan kesemua komponen berfungsi dengan optimum sebelum implementasi penuh. Pengujian dimulakan dengan ujian kefungsi yang memeriksa keupayaan sistem menerima dan memproses pelbagai format imej seperti JPEG dan PNG, serta ketepatan algoritma dalam mengesan dan melabelkan kecacatan kimpalan. Antaramuka pengguna turut diuji dari aspek fungsi muat naik imej, paparan hasil, dan keupayaan menyimpan rekod pengesanan.

Bagi menilai prestasi model, ujian terperinci dilaksanakan menggunakan set data ujian yang mengandungi 210 imej. Proses ini melibatkan pengiraan metrik penilaian termasuk kepersisan (precision), dapatan (recall), dan analisis mAP (mean Average Precision) pada nilai IoU 0.5. Masa pemprosesan bagi setiap imej turut diukur, bersama dengan penilaian ketepatan pengesanan mengikut kelas iaitu Kimpalan Baik dan Kimpalan Cacat. Keputusan ujian ini memberikan gambaran menyeluruh tentang keupayaan model dalam aplikasi sebenar.

Ujian kebolegunaan melibatkan pengguna sebenar seperti pensyarah dan pelajar untuk menilai aspek praktikal sistem. Fokus diberikan kepada kemudahan navigasi antaramuka, kefahaman terhadap output yang dipaparkan, kelajuan respons sistem, dan

kesesuaian untuk kegunaan harian. Maklum balas daripada pengguna ini amat berharga untuk penambahbaikan sistem.

Akhir sekali, ujian integrasi dijalankan untuk memastikan kesemua komponen sistem berfungsi secara bersepadu. Ini termasuk pemeriksaan integrasi antara kod pembangunan model YOLOv8 dengan kod pembangunan aplikasi web pengesanan. Ujian ini penting untuk mengesahkan sistem boleh beroperasi dengan lancar dalam persekitaran sebenar. Secara keseluruhan, hasil pengujian menunjukkan sistem berfungsi seperti yang diharapkan dan berpotensi untuk dilaksanakan dalam konteks pendidikan vokasional, walaupun beberapa aspek seperti pengesanan kelas minoriti memerlukan penambahbaikan lanjut..

KEPUTUSAN DAN PERBINCANGAN

Berdasarkan ujian yang dijalankan, sistem menunjukkan prestasi terbaik pada nilai ambang keyakinan (confidence threshold) 0.25 dengan mAP mencapai 0.782, kepersisan (precision) 0.787, dan dapatan (recall) 0.768. Analisis mendalam terhadap keputusan ini menunjukkan model YOLOv8 yang dibangunkan berjaya mencapai keseimbangan optimum antara ketepatan pengesanan dan keupayaan mengenal pasti kesemua kecacatan yang wujud dalam imej ujian.

Pemilihan nilai ambang keyakinan 0.25 sebagai parameter optimum adalah berdasarkan pertimbangan menyeluruh terhadap pelbagai metrik prestasi. Pada nilai ini, model mengekalkan ketepatan pengesanan yang tinggi (78.7%) sambil masih mampu mengesan sebahagian besar kecacatan yang wujud (76.8%). Perbandingan dengan nilai ambang lain (0.5 dan 0.75) menunjukkan bahawa peningkatan nilai ambang akan meningkatkan ketepatan tetapi mengurangkan kadar dapatan secara signifikan.

Jadual 1 Perbandingan prestasi model berdasarkan nilai ambang

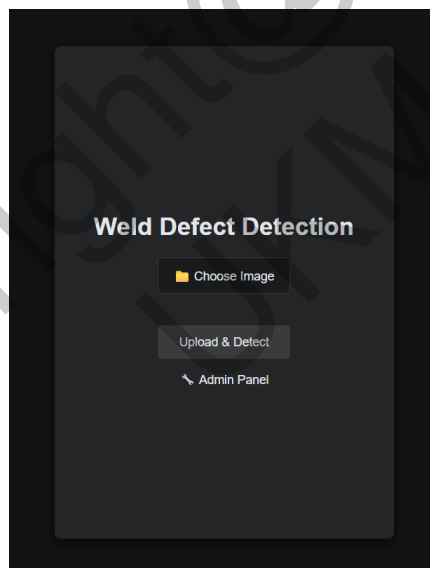
Ambang	Kepersisan	Dapatan	mAP50	mAP50-95
0.25	0.787	0.768	0.782	0.514
0.50	0.796	0.762	0.775	0.517
0.75	0.863	0.550	0.696	0.485

Dalam aspek pengesanan kecacatan khusus, sistem menunjukkan keupayaan tinggi dalam mengesan “Kimpalan Cacat” dengan ketepatan mencapai 92%. Namun, prestasi untuk kelas "Kimpalan Baik" mencatatkan ketepatan lebih rendah iaitu 60%, yang berkemungkinan disebabkan oleh ketidakseimbangan data dalam set latihan. Beberapa teknik seperti augmentasi data dan penambahan data telah berjaya dilaksanakan untuk mengurangkan kesan ketidakseimbangan ini.



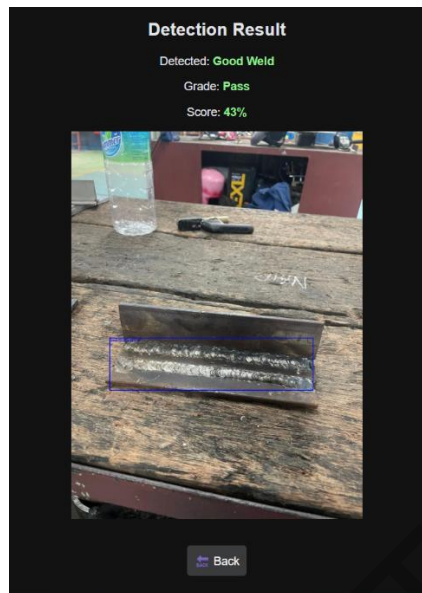
Rajah 1 Visualisasi hasil inferens

Rajah 1 menunjukkan hasil pengesanan kimpalan di mana model YOLOv8 telah mengenal pasti kawasan kimpalan dan seterusnya menjana kotak sempadan di sekeliling kawasan berkaitan. Pada masa yang sama, model YOLOv8 juga akan menghasilkan label sama ada “Kimpalan Baik” atau “Kimpalan Cacat” berserta dengan skor keyakinan dan semuanya akan dipaparkan di atas kotak sempadan.



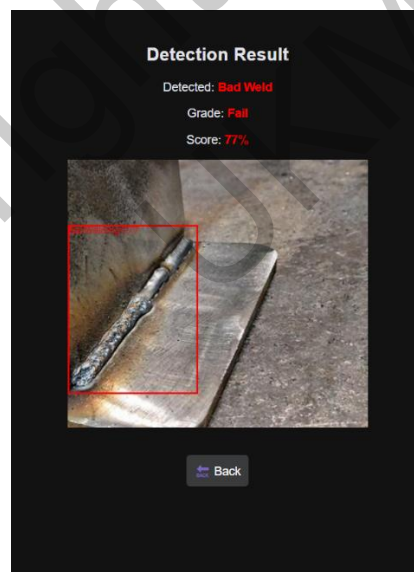
Rajah 2 Laman utama aplikasi web

Rajah 2 menunjukkan antaramuka utama sistem direka dengan pendekatan minimalis untuk memudahkan navigasi. dan mengandungi ruang muat naik imej yang menyokong format JPEG serta PNG, petunjuk visual yang jelas, dan butang interaksi yang mudah difahami. Penggunaan tema warna gelap bukan sahaja memberikan kesan profesional tetapi juga mengurangkan keletihan mata semasa penggunaan berpanjangan. Dari segi implementasi sistem, antaramuka pengguna yang dibangunkan menawarkan tiga komponen utama iaitu laman utama untuk memuat naik imej, paparan hasil pengesanan visual yang menunjukkan lokasi kecacatan, dan panel pentadbir untuk pengurusan tetapan sistem.



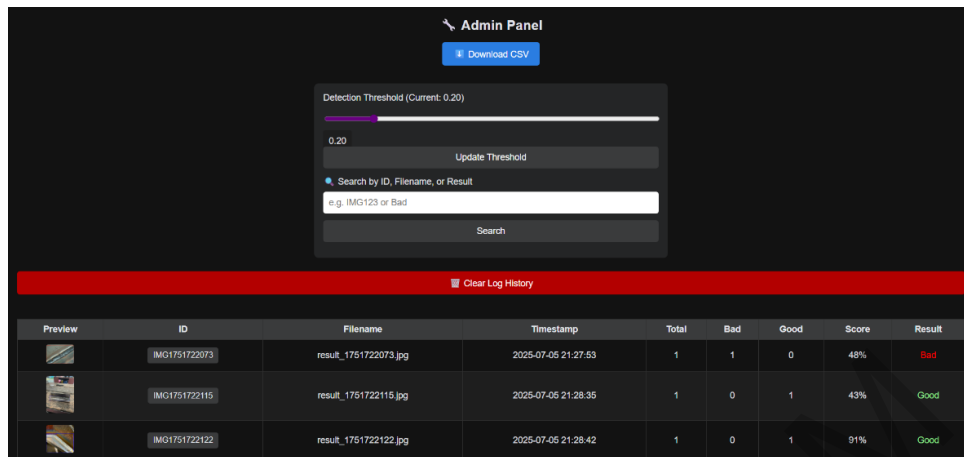
Rajah 3 Laman pengesanan kimpalan baik

Rajah 3 menggambarkan contoh output untuk kimpalan yang memenuhi piawai kualiti. Sistem berjaya mengenal pasti kimpalan baik dengan memaparkan label “Kimpalan Baik” bersama skor keyakinan dan kotak sempadan. Paparan visual yang jelas dan mudah difahami ini memudahkan pengguna mentafsir hasil pengesanan.



Rajah 4 Laman pengesanan kimpalan cacat

Sebaliknya, Rajah 4 pula merupakan contoh output untuk kimpalan yang mengalami kecacatan. Sistem berjaya mengesan pelbagai jenis kecacatan dengan memaparkan kotak sempadan yang tepat mengelilingi kawasan bermasalah dan label “Kimpalan Cacat” beserta skor keyakinan. Keupayaan ini membuktikan keberkesanan model dalam pelbagai senario pengesanan.



Rajah 5 Laman panel penatdbir

Bagi pengurusan sistem, panel pentadbir yang memperoleh fungsi lanjutan disediakan seperti ditunjukkan di Rajah 5. Antaramuka ini membolehkan pentadbir melaraskan nilai ambang keyakinan, mengakses log pengesanan, dan memuat turun serta membuang rekod pengesanan dalam bentuk CSV. Reka bentuk yang teratur dan intuitif memudahkan pentadbir memantau dan mengawal operasi sistem secara menyeluruh.

Pengujian Kebolegunaan

Pengujian kebolegunaan sistem ini dilaksanakan untuk menilai sejauh mana antaramuka pengguna mudah difahami dan digunakan oleh pengguna akhir, khususnya pelajar dan tenaga pengajar di Kolej Vokasional Setapak. Ujian ini melibatkan tiga aspek Utama, iaitu kefungsian sistem, kemudahan navigasi antaramuka, dan ketepatan hasil pengesanan. Dalam ujian kefungsian, pengguna berjaya memuat naik imej kimpalan dalam format .jpg atau .png tanpa menghadapi sebarang ralat teknikal, dengan sistem berupaya memproses dan memaparkan hasil pengesanan dalam masa kurang daripada 2 saat. Hasil pengesanan yang dipaparkan termasuk kotak sempadan yang menandakan lokasi kecacatan serta label klasifikasi "Baik" atau "Cacat" yang disertakan dengan status "Lulus/Gagal" berwarna hijau atau merah untuk memudahkan interpretasi.

Dari segi kebolegunaan antaramuka, reka bentuk mod gelap (dark mode) yang diterapkan terbukti meningkatkan keterlihatan dalam persekitaran bengkel yang biasanya kurang pencahayaan. Ujian melibatkan pengguna bukan teknikal menunjukkan bahawa 80% peserta dapat mengoperasikan sistem secara mandiri tanpa memerlukan bimbingan tambahan, membuktikan antaramuka yang dibangunkan cukup intuitif. Panel pentadbir yang disediakan turut berfungsi dengan baik, membolehkan pengajar menyesuaikan ambang keyakinan antara 0.2 hingga 0.5 mengikut keperluan penilaian.

Prestasi model dinilai berdasarkan metrik penilaian seperti kepersisan dan dapatan, di mana sistem mencapai mAP keseluruhan melebihi 70%. Nilai ambang 0.5 menunjukkan keseimbangan optimum antara ketepatan (79.6%) dan dapatan (76.2%), walaupun pengesanan kelas minoriti iaitu Kimpalan Baik masih menunjukkan ruang untuk penambahbaikan. Secara keseluruhan, pengujian membuktikan sistem ini memenuhi kriteria

kebolegunaan untuk konteks pendidikan vokasional dari aspek kefungsian, kemudahan penggunaan, dan ketepatan hasil, dengan potensi untuk diaplikasikan dalam persekitaran industri yang memerlukan penilaian pantas dan konsisten.

Cadangan Penambahbaikan

Beberapa penambahbaikan boleh dilaksanakan untuk meningkatkan prestasi sistem pada masa hadapan. Pertama, penambahan data berkualiti tinggi diperlukan dengan mengumpul lebih banyak imej sebenar pelbagai jenis kimpalan industri bagi menyeimbangkan set data sedia ada. Kedua, teknik augmentasi lanjutan seperti pengubahsuaian pencahayaan, penzoom-an dekat, pemotongan rawak dan penambahan hingar terkawal boleh diaplikasikan untuk meningkatkan keupayaan generalisasi model.

Dari aspek teknikal, model yang lebih ringan seperti Tiny-YOLO boleh dipertimbangkan untuk memudahkan penyepaduan dengan peranti mudah alih atau sistem automasi industri. Akhir sekali, sistem ini berpotensi disepadukan dengan mesin kimpalan melalui API atau teknologi IoT bagi membolehkan pengesanan dan pelaporan kecacatan secara automatik dalam persekitaran pengeluaran sebenar.

Penambahbaikan ini dijangka dapat meningkatkan ketepatan pengesanan terutamanya untuk kecacatan halus, memperluas kemampuan sistem untuk beroperasi dalam pelbagai senario industri, serta memudahkan penyepaduan dengan ekosistem pengeluaran pintar.

KESIMPULAN

Projek ini berjaya membangunkan sistem automatik berasaskan YOLOv8 untuk mengesan kecacatan kimpalan melalui analisis imej, mencapai objektif utamanya walaupun menghadapi cabaran seperti ketidakseimbangan data. Sistem yang dibangunkan menunjukkan prestasi memuaskan dalam mengesan kecacatan, terutamanya kategori kimpalan cacat, sambil menawarkan potensi besar untuk mempercepatkan proses pemeriksaan dan meningkatkan kualiti penilaian dalam institusi pendidikan vokasional dan industri pembuatan. Dengan pelaksanaan cadangan penambahbaikan, sistem ini berpotensi menjadi lebih mantap, fleksibel dan berskala tinggi untuk aplikasi industri sebenar pada masa hadapan.

Kekuatan Sistem

Sistem yang dibangunkan mempunyai beberapa kekuatan ketara. Pertama, model YOLOv8 terbukti berkeupayaan dalam pengesanan kecacatan dengan ketepatan tinggi, terutamanya bagi kelas majoriti, iaitu Kimpalan Cacat, yang mencapai skor mAP melebihi 90%. Selain itu, pembangunan antaramuka pengguna menggunakan Gradio membolehkan interaksi yang mudah, di mana pengguna hanya perlu memuat naik imej untuk mendapatkan hasil pengesanan serta paparan visual yang jelas melalui kotak sempadan dan label automatik. Sistem juga direka untuk memberikan maklum balas dalam masa nyata, menjadikannya sesuai digunakan dalam persekitaran pembelajaran atau pengujian awal di bengkel.

Kelemahan Sistem

Beberapa kekangan yang dikenalpasti sepanjang pembangunan. Salah satunya adalah ketidakseimbangan data antara kelas, di mana jumlah imej Kimpalan Baik jauh lebih rendah berbanding Kimpalan Cacat. Walaupun pendekatan penambahan data digunakan, teknik ini tidak sepenuhnya mengatasi isu ketidaktepatan model terhadap kelas minoriti, dengan mAP hanya sekitar 60%. Selain itu, antara muka yang dibangunkan masih bersifat asas dan tidak menyokong ciri tambahan seperti eksport laporan atau paparan statistik berterusan. Model juga belum diuji secara menyeluruh dalam persekitaran industri sebenar, dan hanya diuji pada data imej statik yang dimuat naik oleh pengguna.

PENGHARGAAN

Saya ingin merakamkan setinggi-tinggi penghargaan kepada semua pihak yang telah membantu dalam menyiapkan laporan projek tahun akhir ini. Pertama sekali, terima kasih kepada Tuhan atas rahmat dan petunjuk-Nya.

Seterusnya, penghargaan ikhlas kepada penyelia saya, Prof. Madya Dr. Azizi bin Abdullah, atas bimbingan, nasihat, dan sokongan sepanjang pelaksanaan projek. Terima kasih juga kepada semua pensyarah dan kakitangan Fakulti Teknologi dan Sains Maklumat atas ilmu dan bantuan yang diberikan.

Akhir sekali, saya menghargai sokongan ahli keluarga dan rakan-rakan yang sentiasa memberi dorongan. Segala kekurangan adalah kelemahan diri saya sendiri.

RUJUKAN

- Huang, H., Wang, B., Xiao, J. & Zhu, T. 2024. *Improved small-object detection using YOLOv8: A comparative study*. Applied and Computational Engineering 41: 80–88. doi:10.54254/2755-2721/41/20230714
- Hütten, N., Alves Gomes, M., Hölken, F., Andricevic, K., Meyes, R. & Meisen, T. 2024, February 1. *Deep Learning for Automated Visual Inspection in Manufacturing and Maintenance: A Survey of Open- Access Papers*. Applied System Innovation. Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI). doi:10.3390/asi7010011
- Jiao, L., Zhang, F., Liu, F., Yang, S., Li, L., Feng, Z. & Qu, R. 2019. *A Survey of Deep Learning-based Object Detection*. doi:10.1109/ACCESS.2019.2939201

King Harold Khan Zen (A196787)
 Prof. Madya Dr. Azizi bin Abdullah
 Fakulti Teknologi & Sains Maklumat
 Universiti Kebangsaan Malaysia