

SISTEM PENGESANAN AWAL KANSER PAYUDARA MENGUNAKAN PENDEKATAN HOVERNET

MUHAMMAD NAQIUDIN BIN NOOR AFFANDY

PROF. MADYA DR. SHAHNORBANUN BINTI SAHRAN

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

ABSTRAK

Kelewatan mendiagnosis adalah penyebab bilangan korban penghidap kanser yang tinggi di seluruh dunia. Diagnosis yang tepat di peringkat awal penting untuk meningkatkan peluang pencegahan penyakit kanser lebih awal. Pengesanan awal dan pelbagai pilihan rawatan boleh mempengaruhi hasil dan prognosis untuk kanser. Berdasarkan matlamat yang meramalkan kanser payudara, abstrak ini menunjukkan bahawa ia memperkenalkan kaedah yang menggunakan pendekatan HoverNet (*Horizontal and vertical distance network*) iaitu rangka kerja pembelajaran mendalam yang canggih untuk membahagikan dan mengklasifikasikan secara serentak terhadap nuklei dalam imej histopatologi. HoverNet ialah rangkaian jarak mendatar dan menegak adalah salah satu kerangka kerja pembelajaran mendalam yang bekerja berasas kepada ramalan jarak mendatar dan menegak piksel nuklei ke pusat jisim dan ramalan ini dimanfaatkan untuk memisahkan kelompok nuklei. Teknik dan rangka kerja ini sangat baik apabila melibatkan analisis imej nuklei kerana ia meningkatkan pengesanan kanser dari segi ketepatan dan masa pengesanan. Pengelasan imej histopatologi ialah proses mengenal pasti dan menggariskan struktur dalam imej histopatologi seperti kawasan kanser dan tisu sihat. Klasifikasi imej histopatologi tumpuan utama adalah untuk mengkategorikan imej histopatologi berdasarkan kandungannya berhubung dengan diagnosis kanser. Walau bagaimanapun, hasil rangkaian Hover-Net ini hanya pernah dihasilkan untuk dataset imej histopatologi colon (tiles colorectal adenocarcinoma) iaitu usus yang telah diwarnakan melalui kaedah Haematoxylin & Eosin dan data ini telah dilabel. Oleh itu, kajian ini bertujuan menguji keupayaan rangkaian HoverNet terhadap data kanser payudara. Imej histopatologi sel payudara mempunyai komponen kanser nuklei yang serupa seperti imej colorectal adenocarcinoma. Laman sesawang merupakan paparan hasil yang akan digunakan. Kajian menunjukkan pesakit yang menghidap kanser usus jika dibandingkan dengan populasi umum, kebarangkalian untuk menghidap kanser payudara. Oleh sebab itu, kanser payudara telah dipilih sebagai salah satu ujian implementasi HoverNet. Penyelidikan ini menghasilkan sistem yang menjanjikan mesra pengguna serta untuk meningkatkan kecekapan dan ketepatan diagnosis kanser. Hasil kajian yang berkesan iaitu pengesanan awal kanser payudara menggunakan imej histopatologi yang ketara berpotensi membawa kepada peningkatan kualiti penjagaan untuk rawatan awal kepada pesakit serta meringankan beban ahli patologi.

Kata kunci: Pembelajaran mendalam, HoverNet, Sistem pengesanan nuklei, Kanser payudara, Imej histopatologi.

PENGENALAN

Projek “Sistem Pengesanan Awal Kanser Payudara Menggunakan Pendekatan HoverNet” ini bertujuan untuk membangunkan sistem pengesanan awal kanser payudara menggunakan pendekatan HoverNet, satu rangka kerja pembelajaran mendalam yang canggih yang direka untuk analisis imej histopatologi. Kanser payudara merupakan salah satu punca utama kematian dalam kalangan wanita di seluruh dunia, dan pengesanan awalnya adalah kritikal untuk meningkatkan peluang penyembuhan. Sistem yang dibangunkan ini diharapkan dapat meningkatkan ketepatan dan kecekapan dalam diagnosis awal, sekaligus memberi peluang rawatan yang lebih baik kepada pesakit. Untuk membangunkan projek ini, rujukan utama yang diperoleh adalah berdasarkan hasil kerja Simon Graham (2022) bertajuk “HoverNet: Simultaneous Segmentation and Classification of Nuclei in Multi-Tissue Histology Images” yang telah menunjukkan keberkesanan HoverNet dalam segmentasi dan klasifikasi imej histopatologi dengan ketepatan yang tinggi. Kajian Simon Graham menjadi asas yang kukuh bagi projek ini, memberikan panduan mengenai pendekatan dan teknik yang digunakan dalam pembangunan sistem ini.

Proses pembangunan projek ini bermula dengan memahami keperluan perniagaan dan mengumpulkan data yang relevan. Data imej histopatologi kanser payudara dikumpulkan dari dataset PanNuke, yang mengandungi imej-imej histopatologi yang telah disahkan oleh pakar. Data ini kemudian melalui proses pra-pemprosesan yang melibatkan pembersihan data, penormalan, dan peningkatan imej untuk memastikan kualiti data yang tinggi. HoverNet digunakan untuk segmentasi dan klasifikasi imej-imej ini, di mana pendekatan ini memanfaatkan ramalan jarak mendatar dan menegak piksel nuklei ke pusat jisim untuk memisahkan kelompok nuklei dengan tepat. Model ini dilatih menggunakan teknik pembelajaran mendalam yang canggih untuk memastikan ketepatan dan kebolehpercayaan dalam mengesan kanser payudara.

Fasa pembangunan sistem melibatkan beberapa langkah penting termasuk pengumpulan dan penyimpanan data, import perpustakaan yang diperlukan, pemprosesan data, pra-pemprosesan, latihan model, dan pengujian *hyperparameter*. Setiap langkah ini dirancang dengan teliti untuk memastikan sistem dapat mengendalikan imej histopatologi dengan berkesan. Pada fasa pengumpulan data, imej-imej yang dikumpulkan diatur dalam format yang sesuai untuk analisis lanjut. Import perpustakaan termasuk penggunaan pelbagai alat dan teknologi pembelajaran mendalam yang diperlukan untuk melatih dan menguji model. Pemprosesan data melibatkan langkah-langkah seperti pembesaran data dan pengimbangan kelas untuk memastikan model dapat mengendalikan data dengan pelbagai variasi. Pada fasa latihan model, beberapa teknik pembelajaran digunakan untuk meningkatkan ketepatan model, termasuk penggunaan grid search untuk pengoptimuman *hyperparameter*.

Pengujian sistem dilakukan dengan teliti untuk memastikan fungsi dan prestasi yang optimum. Pengujian ini melibatkan dua aspek utama iaitu pengujian fungsian dan pengujian bukan fungsian. Pengujian fungsian memastikan bahawa semua komponen sistem berfungsi dengan betul, manakala pengujian bukan fungsian menilai aspek-aspek seperti kelajuan, kebolegunaan, dan ketahanan sistem. Rangkaian HoverNet diuji dengan data kanser payudara untuk mengesahkan keupayaannya dalam mengesan kanser dengan tepat. Hasil ujian menunjukkan bahawa sistem ini mampu memberikan keputusan yang menjanjikan, dengan ketepatan yang tinggi dan masa pemprosesan yang singkat, yang sangat penting dalam situasi klinikal yang mendesak.

Projek ini menghasilkan sistem yang berpotensi untuk meningkatkan kualiti penjagaan pesakit dengan memberikan alat yang efektif untuk pengesanan awal kanser payudara. Sistem ini bukan sahaja meningkatkan ketepatan diagnosis tetapi juga mempercepatkan proses pengesanan, membolehkan rawatan dimulakan lebih awal. Dengan hasil yang berkesan, sistem ini dapat membantu dalam rawatan awal pesakit dan meringankan beban ahli patologi yang sering berhadapan dengan jumlah kes yang banyak. Secara keseluruhannya, projek ini menunjukkan bagaimana teknologi pembelajaran mendalam seperti HoverNet boleh digunakan untuk aplikasi praktikal dalam bidang perubatan, khususnya dalam diagnosis kanser, dan membuka jalan bagi lebih banyak inovasi dalam pengesanan penyakit menggunakan teknologi kecerdasan buatan.

METODOLOGI KAJIAN

Metodologi CRISP-DM (*Cross-Industry Standard Process for Data Mining*) menyediakan pendekatan berstruktur untuk projek perlombongan data. Metodologi ini dibahagikan kepada enam fasa iaitu pemahaman perniagaan, pemahaman data, penyediaan data, pemodelan, penilaian, dan penggunaan. Dengan mengikuti setiap fasa dari pemahaman perniagaan hingga penggunaan, kita dapat memastikan pembangunan sistem yang komprehensif, tepat, dan efisien untuk meningkatkan diagnosis awal kanser payudara. Metodologi CRISP-DM juga akan menghasilkan produk akhir yang berkualiti. Berikut adalah penerangan bagaimana setiap fasa diterapkan dalam projek pembangunan sistem berasaskan web untuk ramalan kanser payudara menggunakan pendekatan HoverNet.

Fasa Pemahaman Perniagaan

Tujuan fasa pemahaman data adalah untuk mengumpul dan memahami data yang tersedia untuk projek ini. Fasa ini melibatkan pengumpulan dataset imej histopatologi untuk kanser payudara, termasuk imej yang telah diwarnakan dengan Haematoxylin & Eosin. Data yang dikumpulkan dihuraikan dengan teliti, mendokumentasikan ciri-ciri seperti saiz, format, dan kualiti imej. Analisis data eksploratori dilakukan untuk memahami taburan data, mengenal pasti corak, dan mengesan sebarang anomali atau nilai yang hilang. Kualiti data disahkan untuk memastikan data bersih, tepat, dan sesuai untuk melatih model HoverNet.

Fasa Penyediaan Data

Tujuan fasa penyediaan data adalah untuk menyediakan dataset akhir yang akan digunakan

untuk pemodelan. Dalam fasa ini, data yang relevan dipilih untuk model, dengan fokus pada imej histopatologi berkualiti tinggi. Sebarang isu kualiti data yang dikenal pasti semasa fasa pemahaman data diselesaikan, seperti menghapuskan atau mengimput nilai yang hilang. Atribut atau ciri baru yang mungkin diperlukan untuk model, seperti intensiti imej yang dinormalisasi, dicipta. Data dari pelbagai sumber digabungkan jika perlu, memastikan konsistensi dan keserasian, dan data diubah ke format yang diperlukan oleh model HoverNet, seperti menukar saiz imej dan menukarnya ke format input yang diperlukan.

Fasa Pemodelan

Tujuan fasa pemodelan adalah Untuk memilih dan menerapkan pelbagai teknik pemodelan dan mengkalibrasi parameter mereka kepada nilai optimal. Fasa ini melibatkan pemilihan HoverNet sebagai rangka kerja pembelajaran mendalam untuk segmentasi dan klasifikasi nukleus dalam imej histopatologi. Dataset dibahagikan kepada set latihan, validasi, dan ujian untuk menilai prestasi model. Model HoverNet dilatih pada dataset yang disediakan, dengan parameter rangkaian ditala untuk mencapai prestasi terbaik. Prestasi model dinilai menggunakan metrik seperti ketepatan, ketepatan, ingatan, dan metrik lain yang relevan menggunakan set validasi.

Fasa Penilaian

Tujuan fasa penilaian adalah untuk menilai model secara menyeluruh untuk memastikan ia memenuhi objektif perniagaan dan menguji prestasinya pada data yang belum pernah dilihat. Dalam fasa ini, prestasi model dinilai menggunakan set ujian untuk memastikan ia memenuhi kriteria kejayaan yang telah ditetapkan. Proses keseluruhan disemak untuk memastikan semua langkah telah dijalankan dan didokumentasikan dengan betul, dan model adalah kukuh dan boleh dipercayai. Keputusan dibuat sama ada model sedia untuk digunakan atau jika perlu penambahbaikan lanjut, yang mungkin melibatkan pengumpulan data tambahan, penalaan lebih lanjut, atau menilai semula objektif perniagaan.

Fasa Penggunaan

Tujuan fasa penggunaan adalah untuk menggunakan model dalam persekitaran dunia nyata dan memantau prestasinya. Fasa terakhir ini melibatkan perancangan penggunaan terperinci, termasuk infrastruktur teknikal dan integrasi dengan sistem klinikal sedia ada. Prestasi sistem dipantau secara berterusan dan maklum balas pengguna dikumpulkan, dengan penyesuaian dibuat yang diperlukan untuk memastikan fungsi yang optimal. Projek disemak akhir, dengan pelajaran yang dipelajari dan sebarang bidang untuk penambahbaikan masa depan didokumentasikan. Laporan komprehensif yang memperincikan metodologi, hasil, dan impak projek dalam meningkatkan diagnosis kanser payudara dihasilkan untuk memberikan gambaran menyeluruh tentang keberhasilan dan potensi projek tersebut.

Kaedah yang sama juga digunakan untuk pengujian kebolegunaan dimana terdapat 14 item yang dicipta dalam soal selidik ini. Ia merangkumi beberapa soalan skala Likert dan satu soalan terbuka mengenai penambahbaikan sistem pengesanan awal kanser payudara menggunakan pendekatan HoverNet ini. Tujuan soal selidik ini adalah untuk mendapatkan maklum balas responden dan penilaian kebolegunaan sistem serius ini. Ia terbahagi kepada

dua bahagian iaitu bahagian A yang merangkumi maklumat pengguna dan bahagian B yang merangkumi skala penilaian. Penciptaan soalan adalah berdasarkan pelbagai soal selidik yang diubah suai untuk dikaitkan dengan sistem ini. Setelah soal selidik dilengkapkan, pautan Google Form diedarkan kepada seramai mungkin pengguna yang berkaitan. Soal selidik ini telah diedarkan kepada beberapa organisasi Universiti Kebangsaan Malaysia melalui beberapa platform seperti *Whatsapp* dan *Telegram*.

Data yang diterima daripada penilaian kebolegunaan dianalisis melalui kaedah analisis data yang bernama statistik deskriptif dengan menggunakan skor min bagi setiap aspek. Jadual 1 menunjukkan Tafsiran Skala Skor Min.

Jadual 1 Tafsiran Skala Skor Min

Skor Min	Tafsiran
1.00 – 2.32	Rendah
2.33 – 3.65	Sederhana
3.66 – 5.00	Tinggi

Jadual 2 Tafsiran Skala Persetujuan Penilaian Pengguna

Skor Min	Tafsiran
1.00	Sangat Tidak Setuju
2.00	Tidak Setuju
3.00	Neutral
4.00	Setuju
5.00	Sangat Setuju

KEPUTUSAN DAN PERBINCANGAN

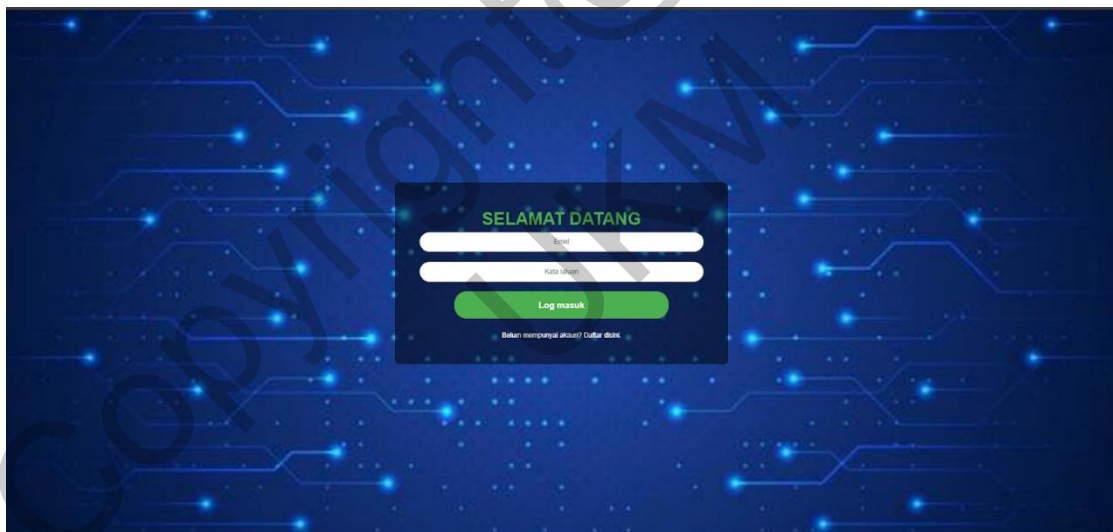
Sistem Pengesanan Awal Kanser Payudara Menggunakan Pendekatan HoverNet telah berjaya dibangunkan dengan semua dokumentasinya telah dilengkapkan. Semasa proses pembangunan, sistem ini dibangunkan menggunakan perisian Visual Studio Code, Sublime Text, Xampp dan Miniforge dengan bahasa pengaturcaraan yang terlibat seperti Python, Php, JavaScript dan MySQL. Pangkalan data yang digunakan untuk menyimpan maklumat pengguna setelah selesai berdaftar disimpan di dalam PhpAdmin. HTML, CSS dan Bootstrap juga digunakan untuk memastikan penghasilan antara muka sistem pengesanan awal kanser payudara yang mesra pengguna.

Apabila memasuki sistem, pengguna akan disambut dengan skrin Mula Menggunakan seperti pada Rajah 1 untuk dinavigasikan ke skrin Log Masuk seperti di Rajah 2. Untuk mula menggunakan sistem, pengguna perlu mendaftar akaun terdahulu dengan menekan butang 'Daftar Sekarang'. Ini akan membawa pengguna ke skrin pendaftaran seperti yang ditunjuk pada Rajah 3, di mana pengguna perlu mengisi maklumat mereka. Selepas mereka selesai mengisi semua ruang kosong, mereka boleh menggunakan sistem dengan maklumat yang diisi melalui menekan butang 'Log Masuk' untuk pendaftaran akaun mereka yang berjaya.



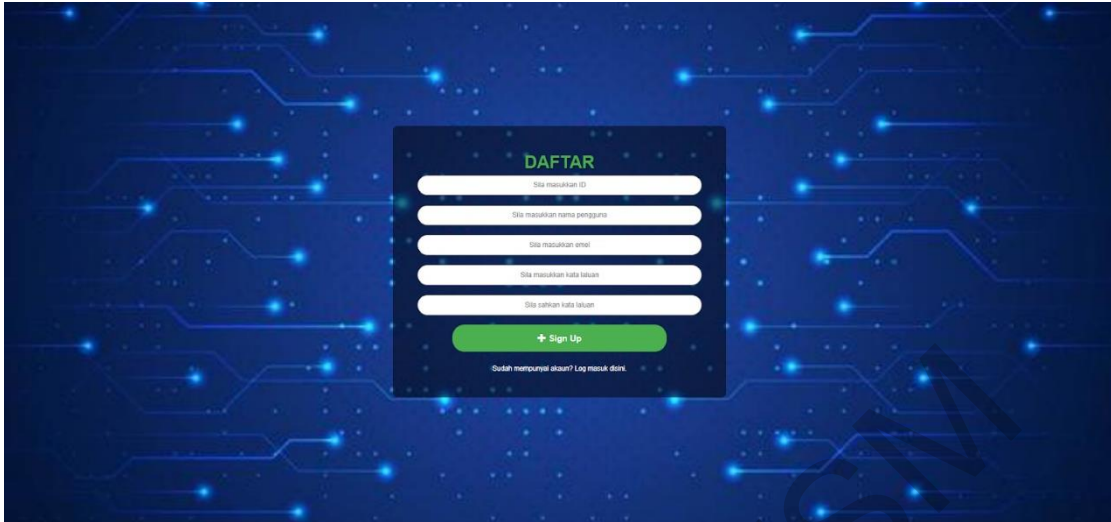
Rajah 1 Antara Muka Depan

Halaman ini adalah muka depan aplikasi di mana pengguna perlu menekan butang "MULA MENGGUNAKAN" untuk memulakan sistem. Ini adalah langkah pertama untuk mengakses fungsi-fungsi aplikasi seterusnya, memastikan pengguna memulau dengan cara yang benar.



Rajah 2 Antara Muka Log Masuk

Di halaman log masuk, pengguna yang sudah berdaftar boleh memasukkan alamat e-mel dan kata laluan mereka. Bagi pengguna yang belum mendaftar, mereka diminta untuk mendaftar terlebih dahulu sebelum dapat menggunakan sistem, menjamin keselamatan dan akses yang teratur.



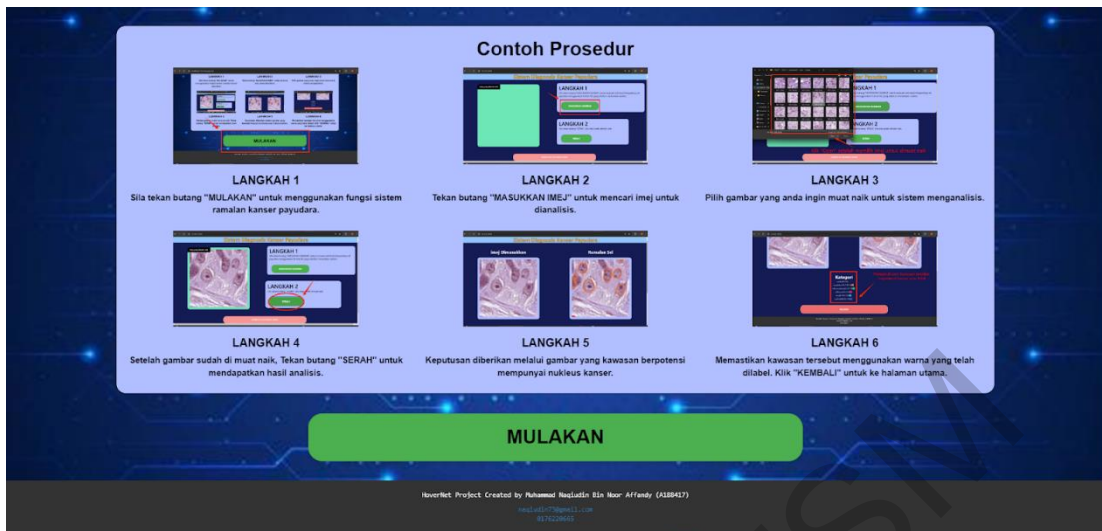
Rajah 3 Antara Muka Daftar Pengguna

Halaman pendaftaran ini meminta pengguna untuk mengisi maklumat seperti ciptaan ID baharu, nama pengguna, alamat e-mel, kata laluan, dan pengesahan kata laluan. Proses ini penting untuk memastikan pengguna boleh mengakses sistem dengan selamat serta mempermudah pengelolaan pengguna. Setelah berdaftar, pengguna boleh meneruskan ke pelayar Log Masuk untuk meneruskan ke halaman utama.



Rajah 4 Antara Muka Halaman Utama (Pengenal)

Halaman utama memberikan pengenalan kepada sistem dan prosedur penggunaan aplikasi. Pengguna diminta untuk membaca dan memahami prosedur yang disediakan sebelum meneruskan, sehingga mereka dapat menggunakan aplikasi dengan benar dan efisien.



Rajah 5 Antara Muka Halaman Utama (Prosedur Penggunaan)

Setelah membaca dan memahami prosedur penggunaan sistem, pengguna perlu menekan butang "MULAKAN" untuk meneruskan ke langkah seterusnya. Ini memastikan mereka siap untuk melangkah lebih jauh dalam proses penggunaan.



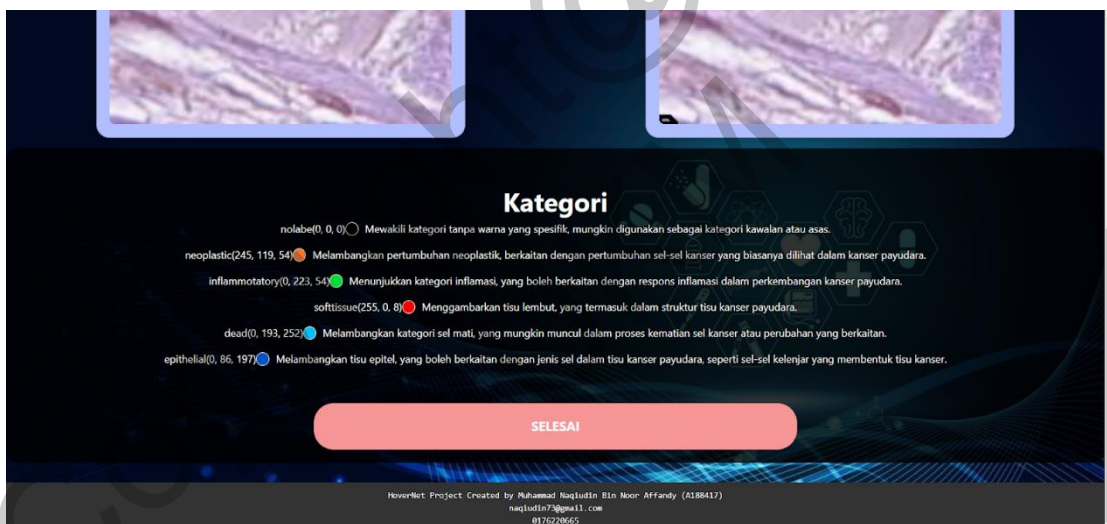
Rajah 6 Antara Muka Input Imej

Di halaman ini, pengguna perlu memasukkan imej dalam format yang telah ditentukan. Selepas memasukkan imej, pengguna harus menekan butang "SEMAM" untuk mendapatkan keputusan, memastikan data yang dimasukkan sesuai dan siap untuk analisis.



Rajah 7 Antara Muka Hasil Output Sistem

Halaman ini menunjukkan contoh hasil output yang telah dianalisis oleh sistem. Pengguna boleh melihat keputusan yang diberikan berdasarkan input yang dimasukkan, memberikan gambaran yang jelas mengenai hasil analisis..



Rajah 8 Antara Muka Maklumat Terperinci Setiap Label

Halaman ini menerangkan maksud setiap label warna mengikut kategori yang telah ditetapkan dalam sistem. Ini membantu pengguna memahami hasil output dengan lebih baik, menjelaskan setiap warna dan kategori yang berkaitan.

Pengujian Kebolegunaan

Halaman ini menerangkan maksud setiap label warna mengikut kategori yang telah ditetapkan dalam sistem. Ini membantu pengguna memahami hasil output dengan lebih baik, menjelaskan setiap warna dan kategori yang berkaitan.

Jadual 3 menunjukkan skor min yang diterima daripada setiap item aspek skala penilaian daripada pengguna. Item 1, 6, 8, 9 dan 10 adalah yang tertinggi dengan skor min 4.60 di mana

item 2 dan 3 adalah yang paling rendah dengan skor min 4.40. Walaubagaimanapun, min keseluruhan ialah 4.53 yang dianggap Tinggi kerana ia melebihi 3.65 seperti mengikut Jadual 1.

Jadual 3 Skor Min Maklum Balas Skala Penilaian Sistem

No	Item	Min
1	Bagaimana anda menilai kelajuan sistem dalam memproses dan menganalisis imej histopatologi?	4.60
2	Sejauh mana anda berpuas hati dengan masa tindak balas sistem dalam memberikan hasil diagnosis?	4.40
3	Bagaimana anda menilai kebolehpercayaan hasil diagnosis kanser oleh sistem?	4.40
4	Sejauh mana anda yakin dengan ketepatan sistem dalam mengklasifikasikan ciri ciri histopatologi?	4.50
5	Seberapa mudah sistem ini untuk dinavigasi dalam antara muka untuk memuat naik imej histopatologi?	4.50
6	Seberapa intuitif antara muka sistem untuk memahami label klasifikasi dan hasil analisis?	4.60
7	Seberapa yakin anda dengan kemampuan sistem untuk mengendalikan jumlah besar imej histopatologi secara serentak?	4.50
8	Bagaimana prestasi sistem apabila digunakan oleh banyak pengguna pada waktu puncak?	4.60
9	Seberapa jelas penjelasan yang diberikan oleh sistem untuk keputusan diagnosis?	4.60
10	Seberapa baik sistem membantu anda memahami dasar di sebalik klasifikasi diagnosis?	4.60
	Min Keseluruhan	4.53

Jadual 4 Hasil Maklum Balas Pandangan atau Cadangan Pengguna Terhadap Sistem

No	Item
1	Prosedur yang mantap dan jelas
2	Sistem berjalan dengan baik.
3	antara muka mudah digunakan dengan navigasi yang jelas
4	Teruskan penyelidikan dan pembangunan untuk memastikan HoverNet menggunakan teknologi terkini untuk analisis histopatologi.
5	Pastikan keselamatan kata laluan terjaga semasa and selepas pendaftaran.
6	Tingkatkan kebolehpercayaan sistem dalam memberikan diagnosis kanser yang tepat dengan pantas
7	Bagus dan mudah difahami oleh pengguna beginner macam saya
8	Tingkatkan sistem maklum balas untuk memberi pengguna pandangan yang lebih jelas mengenai proses analisis dan hasil.
9	Kembangkan algoritma yang lebih tepat untuk segmentasi nukleus dan klasifikasi untuk meningkatkan ketepatan diagnosis.
10	Tambah sokongan untuk pelbagai format imej histologi untuk menyesuaikan pelbagai sumber data.

Berdasarkan jawapan responden dan analisis yang dibuat, dapat disimpulkan bahawa kebolegunaan sistem ini adalah pada skala positif. Kesemua skor min soalan Skala Likert yang diterima dianggap tinggi kerana melebihi 3.65 dan hampir mencapai 5.00. Dapat juga disimpulkan bahawa objektif penilaian projek ini tercapai.

Cadangan Penambahbaikan

Berdasarkan maklum balas yang diterima, terdapat beberapa cadangan penambahbaikan yang boleh dilakukan untuk meningkatkan sistem pengesanan awal kanser payudara menggunakan HoverNet. Pertama, adalah penting untuk memastikan prosedur yang mantap dan jelas diterapkan dalam setiap langkah pembangunan dan operasi sistem. Ini termasuklah panduan terperinci untuk pengguna serta latihan yang komprehensif bagi para profesional kesihatan yang akan menggunakan sistem ini. Penekanan juga perlu diberikan kepada aspek keselamatan, terutamanya dalam memastikan keselamatan kata laluan terjaga semasa dan selepas pendaftaran pengguna untuk melindungi data pesakit yang sensitif.

Selain itu, antara muka pengguna yang mudah digunakan dengan navigasi yang jelas adalah satu lagi aspek penting yang perlu diberi perhatian. Maklum balas positif tentang kebolehcapaian sistem menunjukkan bahawa sistem ini sudah mesra pengguna, namun penambahbaikan boleh dilakukan untuk meningkatkan pengalaman pengguna, terutamanya bagi pengguna yang kurang berpengalaman. Menambah ciri-ciri bantuan interaktif atau panduan langkah demi langkah dalam sistem boleh membantu pengguna memahami dan menggunakan sistem dengan lebih efisien.

Untuk memastikan HoverNet terus menggunakan teknologi terkini dalam analisis histopatologi, penyelidikan dan pembangunan yang berterusan adalah kritikal. Ini termasuklah penambahbaikan dalam algoritma segmentasi nukleus dan klasifikasi untuk meningkatkan ketepatan diagnosis. Dengan perkembangan pesat dalam bidang kecerdasan buatan dan pembelajaran mendalam, adalah penting untuk memastikan sistem ini sentiasa dikemas kini dengan teknologi terkini untuk memberikan hasil yang lebih tepat dan cepat.

Sistem maklum balas juga boleh ditingkatkan untuk memberikan pengguna pandangan yang lebih jelas mengenai proses analisis dan hasil yang diperolehi. Ini boleh dilakukan dengan menyediakan laporan yang terperinci tentang analisis yang dilakukan, termasuk visualisasi hasil segmentasi dan klasifikasi. Maklumat tambahan seperti tahap keyakinan model terhadap diagnosis yang diberikan juga boleh membantu pengguna memahami lebih lanjut mengenai hasil yang diperolehi dan membuat keputusan yang lebih tepat.

Akhir sekali, adalah penting untuk memastikan sistem ini boleh menyokong pelbagai format imej histologi bagi menyesuaikan pelbagai sumber data. Dengan menambah sokongan untuk format imej yang berbeza, sistem ini boleh digunakan secara meluas dalam pelbagai institusi perubatan yang mungkin menggunakan peralatan dan format imej yang berbeza. Ini akan meningkatkan kebolegunaan sistem dan memastikan ia boleh memberikan manfaat yang maksimum kepada pengguna dalam pelbagai situasi klinikal.

Dengan penambahbaikan ini, sistem pengesanan awal kanser payudara menggunakan HoverNet akan dapat memberikan ketepatan yang lebih tinggi, kecekapan yang lebih baik, dan pengalaman pengguna yang lebih memuaskan, sekaligus meningkatkan kualiti penjagaan kesihatan pesakit.

KESIMPULAN

Sistem pengesanan awal kanser payudara menggunakan pendekatan HoverNet menunjukkan potensi yang besar dalam meningkatkan ketepatan dan kecekapan diagnosis awal kanser payudara. Dengan menggunakan teknologi pembelajaran mendalam yang canggih, sistem ini mampu menganalisis imej histopatologi dengan tepat dan cepat, memberikan alat yang sangat berharga kepada profesional kesihatan untuk meningkatkan kualiti penjagaan pesakit. Walau bagaimanapun, penambahbaikan berterusan diperlukan untuk memastikan sistem ini kekal relevan dan berkesan dalam menghadapi cabaran teknologi dan klinikal yang sentiasa berubah.

Kekuatan Sistem

Salah satu kekuatan utama sistem ini adalah ketepatannya dalam segmentasi dan klasifikasi imej histopatologi menggunakan teknologi HoverNet. Sistem ini telah menunjukkan kebolehan yang baik dalam memproses data dan memberikan keputusan yang tepat, yang sangat penting dalam diagnosis awal kanser payudara. Selain itu, antara muka pengguna yang mesra dan mudah digunakan membolehkan pengguna, termasuk yang kurang berpengalaman, untuk menggunakan sistem ini dengan efisien. Penekanan pada keselamatan kata laluan dan perlindungan data juga menambah nilai kepada sistem ini, memastikan keselamatan maklumat pesakit sentiasa terjamin.

Kelemahan Sistem

Walaupun sistem ini mempunyai banyak kelebihan, terdapat beberapa kelemahan yang perlu diatasi untuk meningkatkan keberkesanannya. Salah satu kelemahan utama adalah keperluan untuk peningkatan dalam sistem maklum balas yang memberikan pengguna pandangan yang lebih jelas mengenai proses analisis dan hasilnya. Selain itu, algoritma segmentasi dan klasifikasi perlu terus ditingkatkan untuk memastikan ketepatan diagnosis yang lebih tinggi. Sistem ini juga memerlukan sokongan untuk pelbagai format imej histologi untuk memastikan kebolehgunaan yang luas dalam pelbagai institusi perubatan. Penambahbaikan dalam aspek-aspek ini akan membantu menjadikan sistem ini lebih komprehensif dan berkesan dalam pengesanan awal kanser payudara.

Secara keseluruhannya, sistem pengesanan awal kanser payudara menggunakan pendekatan HoverNet menunjukkan kemajuan yang memberangsangkan dalam bidang diagnosis perubatan berasaskan pembelajaran mendalam. Dengan terus memperbaiki dan mengembangkan sistem ini, khususnya dalam aspek ketepatan algoritma, sokongan pelbagai format imej, dan sistem maklum balas pengguna, sistem ini berpotensi untuk menjadi alat yang sangat berharga dalam meningkatkan kualiti penjagaan pesakit. Penyelidikan dan

pembangunan berterusan adalah kunci untuk memastikan sistem ini sentiasa berada di hadapan dalam teknologi analisis histopatologi, seterusnya menyumbang kepada usaha global dalam memerangi kanser payudara. Dengan penambahbaikan berterusan dan komitmen kepada inovasi, sistem ini akan dapat memberikan impak yang signifikan dalam bidang perubatan dan penjagaan kesihatan.

PENGHARGAAN

Syukur Alhamdulillah kepada Allah Subhanahu Wa Ta'ala kerana dengan berkat dan keizinan dari-Nya, maka saya telah dapat menyiapkan tugas usulan projek tahun akhir dengan jayanya. Alhamdulillah, dengan nikmat kesihatan dan kesenangan yang diberikan, penulisan laporan ini berjaya disiapkan dengan jayanya menepati tempoh yang telah ditetapkan.

Kesempatan ini, saya ingin mengucapkan jutaan terima kasih kepada Prof. Madya Dr. Shahnorbanun Binti Sahran atas tunjuk ajar dan bimbingan yang diberikan secara berterusan sejak dari mula tugas dijalankan hinggalah ke saat-saat akhir penghantaran tugas. Berkat tunjuk ajar yang diperoleh sepanjang kerja kursus ini dijalankan, penulisan laporan ini dapat disiapkan dengan jayanya.

Tidak dilupakan, terima kasih yang tidak terhingga juga ditujukan kepada kedua-dua ibubapa yang tercinta iaitu Nor Hashimah dan Noor Affandy yang sentiasa tanpa jemu mendoakan dan memberi semangat serta memberi dorongan yang tiada penghujungnya. Kehadiran kedua-dua insan yang tersayang ini telah memberikan motivasi dan semangat kepada saya dalam menyiapkan tugas ini.

Ucapan terima kasih ini juga saya tujukan kepada rakan-rakan sekelas yang tidak lokek dalam berkongsi ilmu dan pendapat semasa tugas ini dijalankan. Kehadiran rakan-rakan disisi sepanjang tugas ini berlangsung sangat bermakna kepada saya.

Terima kasih saya juga diajukan kepada pihak fakulti saya iaitu Fakulti Teknologi Sains Maklumat (FTSM) yang sentiasa memberi bantuan panduan dan kemudahan lengkap dalam menyelesaikan tugas ini mengikut prosedur yang ditetapkan.

Akhir sekali, ucapan terima kasih ini juga saya tujukan kepada semua pihak yang tidak dinyatakan di atas, sama ada secara langsung atau bukan secara langsung yang telah menyumbang dalam menjadikan laporan ini satu realiti.

RUJUKAN

- Graham, S., Vu, Q.D., Raza, S.E.A., Azam, A., Tsang, Y.W., Kwak, J.T. & Rajpoot, N. 2019. HoVer-Net: Simultaneous segmentation and classification of nuclei in multi-tissue histology images. *arXiv:1812.06499v5 [cs.CV]*.
- Nall, R. 2023. What to know about cancer. *MedicalNewsToday*. <https://www.medicalnewstoday.com/articles/323648>.
- Tucci, C. 2021. It's in the genes: the link between prostate cancer and breast cancer. *MyLifespan*. <https://www.lifespan.org/lifespan-living/its-genes-link-between-prostate-cancer-and-breast-cancer#:~:text=Prostate%20and%20breast%20cancer%20are,be%20diagnosed%20with%20prostate%20cancer>.
- Ramirez, A. 2021. 3 Most popular data science methodologies. *Medium*. <https://medium.com/@aj.ramirez23/3-most-popular-data-science-metho-e61f6600b83f>.
- Zhang, B., Shi, H. & Wang, H. 2023. Machine learning and AI in cancer prognosis, prediction, and treatment selection: A critical approach. *Journal of Multidisciplinary Healthcare* 16: 1779–1791. <https://doi.org/10.2147/JMDH.S410301>.
- Mridha, M.F., Hamid, M.A., Monowar, M.M., Keya, A.J., Ohi, A.Q., Islam, M.R. & Kim, J.M. 2021. A comprehensive survey on deep-learning-based breast cancer diagnosis. *Cancers* 13(23): 6116. <https://doi.org/10.3390/cancers13236116>.
- Nasser, M. & Yusof, U.K. 2023. Deep learning based methods for breast cancer diagnosis: A systematic review and future direction. *Diagnostics* 13(1): 161. <https://doi.org/10.3390/diagnostics13010161>.
- Chen, Y., Jia, Y., Zhang, X., Bai, J., Li, X., Ma, M., Sun, Z. & Pei, Z. 2022. TSHVNet: Simultaneous nuclear instance segmentation and classification in histopathological images based on multiattention mechanisms. *BioMed Research International* 2022: 7921922. <https://doi.org/10.1155/2022/7921922>.
- Gudhe, N.R., Kosma, V.M. & Behravan, H. 2023. Nuclei instance segmentation from histopathology images using Bayesian dropout based deep learning. *BMC Medical Imaging* 23: 162. <https://doi.org/10.1186/s12880-023-01121-3>.
- Zhao, T., Fu, C., Tian, Y., Song, W. & Sham, C.-W. 2023. GSN-HVNET: A lightweight, multi-task deep learning framework for nuclei segmentation and classification. *Bioengineering* 10(3): 393. <https://doi.org/10.3390/bioengineering10030393>.
- Davri, A., Birbas, E., Kanavos, T., Ntritsos, G., Giannakeas, N., Tzallas, A.T. & Batistatou, A. 2022. Deep learning on histopathological images for colorectal cancer diagnosis: A systematic review. *Diagnostics (Basel, Switzerland)* 12(4): 837. <https://doi.org/10.3390/diagnostics12040837>.
- Khan, U., Koivukoski, S., Valkonen, M., Latonen, L. & Ruusuvaori, P. 2023. The effect of neural network architecture on virtual H&E staining: Systematic assessment of histological feasibility. *Patterns (New York, N.Y.)* 4(5): 100725. <https://doi.org/10.1016/j.patter.2023.100725>.

- Vo, V.T.-T. & Kim, S.-H. 2023. Mulvernet: Nucleus segmentation and classification of pathology images using the HoVer-Net and multiple filter units. *Electronics* 12(2): 355. <https://doi.org/10.3390/electronics12020355>.
- Wu, Y., Cheng, M., Huang, S., Pei, Z., Zuo, Y., Liu, J., Yang, K., Zhu, Q., Zhang, J., Hong, H., Zhang, D., Huang, K., Cheng, L. & Shao, W. 2022. Recent advances of deep learning for computational histopathology: Principles and applications. *Cancers* 14(5): 1199. <https://doi.org/10.3390/cancers14051199>.
- Sarma, R. & Gupta, Y.K. 2021. A comparative study of new and existing segmentation techniques. *IOP Conf. Series: Materials Science and Engineering* 1022: 012027. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/1022/1/012027>.
- Salvi, M., Acharya, U.R., Molinari, F. & Meiburger, K.M. 2021. The impact of pre- and post-image processing techniques on deep learning frameworks: A comprehensive review for digital pathology image analysis. *Computers in Biology and Medicine* 128: 104129. <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2020.104129>.
- Kim, H., Yoon, H. & Thakur, D. 2021. Deep learning-based histopathological segmentation for whole slide images of colorectal cancer in a compressed domain. *Scientific Reports* 11: 22520. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-01905-z>.
- Lee, K., Lockhart, J.H., Xie, M., Chaudhary, R., Slebos, R.J.C., Flores, E.R., Chung, C.H. & Tan, A.C. 2021. Deep learning of histopathology images at the single cell level. *Frontiers in Artificial Intelligence* 4: 754641. <https://doi.org/10.3389/frai.2021.754641>.
- Xu, Y., Jia, Z. & Wang, L.B. 2017. Large scale tissue histopathology image classification, segmentation, and visualization via deep convolutional activation features. *BMC Bioinformatics* 18: 281. <https://doi.org/10.1186/s12859-017-1685-x>.
- Palmer, J. (n.d.). User needs and requirements, and life support system specifications. <https://www.eolss.net/sample-chapters/c15/E1-28-02-01.pdf>.
- Slickplan. 2023. Flowchart symbols: A comprehensive guide [Video]. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=Qx6C47GJCus>.
- raw.io. (n.d.). Draw.io - free flowchart maker and diagrams online. <https://app.diagrams.net>.
- Altexsoft. 2021. Functional and non-functional requirements: Specification and types. AltexSoft. <https://www.altexsoft.com/blog/functional-and-non-functional-requirements-specification-and-types>.
- Ceta, N. 2018. All you need to know about UML diagrams: Types and 5+ examples. Tallyfy. <https://tallyfy.com/uml-diagram/>.
- Visual Paradigm Admin. 2023. Mastering sequence diagram modeling: A practical approach with visual paradigm. *Visual Paradigm Guides*. <https://guides.visual-paradigm.com/mastering-sequence-diagram-modeling-a-practical-approach-with-visual-paradigm/>.
- IBM. 2021. Use-case diagrams. IBM. <https://www.ibm.com/docs/en/rational-soft-arch/9.6.1?topic=diagrams-use-case>.

- Yim, J., Chopra, R., Spitz, T., Winkens, J., Obika, A. & Kelly, J. 2020. Predicting conversion to wet age-related macular degeneration using deep learning. *Nature Medicine* 26: 1-8. <https://doi.org/10.1038/s41591-020-0867-7>.
- Svirca, Z. 2020. Everything you need to know about MVC architecture. *Medium*. <https://towardsdatascience.com/everything-you-need-to-know-about-mvc-architecture-3c827930b4c1>.
- Figma. 2023. Figma: The collaborative interface design tool. *Figma*. <https://www.figma.com/>.
- Libraries in Python Explained: List of Important Libraries. (2021, June 14). *UpGrad Blog*. <https://www.upgrad.com/blog/libraries-in-python-explained/>
- Technolabs, C. (2023, April 18.). What are Python Libraries and How to Use Them. *Citrusbugtechnolabs*. <https://citrusbug.com/blog/python-libraries>
- Ramuglia, G. (2023, September 7). Python Libraries: Your Comprehensive Guide. *Linux Dedicated Server Blog*. <https://ioflood.com/blog/python-libraries/>
- Richmond Alake. Nov 2023. Loss Functions in Machine Learning Explained. *Datacamp*. <https://www.datacamp.com/tutorial/loss-function-in-machine-learning>
- Ishaan Kulkarni. 2023. Loss Functions: Why do we need them?. *Medium*. <https://medium.com/@adumbperceptron/loss-functions-why-do-we-need-them-9a9eca81bdb5>
- Jacob Schmitt. Apr 2019. Functional vs non-functional software. *Circleci blog testing*. <https://circleci.com/blog/functional-vs-non-functional-testing/>

Muhammad Naqiudin Bin Noor Affandy (A188417)
Prof. Madya Dr. Shahnorbanun Binti Sahran
Fakulti Teknologi & Sains Maklumat
Universiti Kebangsaan Malaysia