

PENGESANAN EMOSI MELALUI EKPRESI WAJAH DAN ANALISIS BERDASARKAN JANTINA MENGGUNAKAN TEKNIK PEMBELAJARAN MENDALAM

NUR EIZANIE HANANIE BINTI ISAHAK

NAZLIA BINTI OMAR

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

ABSTRAK

Projek ini membangunkan sistem pengesanan emosi melalui ekspresi wajah serta analisis emosi berdasarkan jantina menggunakan teknik pembelajaran mendalam. Fokus utama projek ini adalah untuk membolehkan pengesanan emosi dijalankan secara automatik dan masa nyata dalam persekitaran yang mempunyai pencahayaan mencukupi, memandangkan sistem tidak sesuai beroperasi di bawah pencahayaan rendah. Masalah yang ingin diselesaikan ialah ketiadaan kaedah pantas dan objektif untuk mengenal pasti serta menganalisis emosi pengguna secara langsung. Kaedah tradisional seperti soal selidik sering tidak mencerminkan emosi sebenar dan memerlukan masa yang panjang untuk dikumpulkan. Projek ini mencadangkan pembangunan sistem menggunakan model Convolutional Neural Network (CNN) yang dilatih untuk mengklasifikasikan tujuh emosi utama iaitu marah, jijik, takut, gembira, sedih, terkejut dan neutral. Dataset asal iaitu FER2013 telah diubah suai dengan menambah gambar wajah yang mewakili konteks tempatan bagi meningkatkan kebolegunaan dan ketepatan model dalam menganalisis ekspresi wajah pengguna di persekitaran sebenar. Selain itu, sistem turut mengenal pasti jantina pengguna bagi membolehkan analisis perbezaan emosi mengikut jantina dijalankan. Strategi pembangunan melibatkan pra-pemprosesan imej menggunakan algoritma Haar Cascade dan Gaussian Blur, pembangunan model CNN dengan pustaka TensorFlow dan Keras, serta penggunaan teknologi Flask bagi membolehkan integrasi bahagian belakang (backend) dan bahagian depan (frontend) dalam persekitaran web. Sistem juga menggunakan pembelajaran pemindahan untuk model jantina yang sedia ada. Hasil pengujian menunjukkan sistem mampu mengesan emosi dengan ketepatan keseluruhan sebanyak 60% dan dapat memaparkan keputusan secara masa nyata melalui antara muka pengguna yang mesra pengguna. Sistem ini berpotensi diaplikasikan dalam bidang pemasaran, pendidikan dan psikologi untuk membantu memahami corak emosi pengguna dengan lebih tepat dan berkesan.

ABSTRACT

This project focuses on developing an emotion detection system based on facial expressions and gender-based emotion analysis using deep learning techniques. The main objective is to enable automatic and real-time emotion detection in environments with adequate lighting, as the system is not suitable for low-light conditions. The problem addressed is the lack of fast and objective methods to accurately capture and analyze users' emotions directly. Traditional methods such as surveys are often time-consuming and may not reflect the users' true emotional responses. This project proposes a solution by building a system that employs a Convolutional Neural Network (CNN) model trained to classify seven primary emotions: angry, disgust, fear, happy, sad, surprise, and neutral. The original dataset, FER2013, has been modified by adding facial images that represent local context to improve the system's accuracy and relevance in real-world scenarios. Additionally, the system identifies the user's gender to enable gender-based emotional analysis. The development strategy involves image preprocessing using Haar Cascade and Gaussian Blur algorithms, CNN model development using TensorFlow and Keras, and system integration via Flask to support seamless backend and frontend communication in a web environment. The system also utilizes transfer learning for the pre-trained gender classification model. Testing results indicate that the system achieves an overall emotion detection accuracy of 60% and is capable of displaying real-time emotion and gender analysis through a user-friendly interface. This system shows potential for applications in areas such as marketing, education, film industry, and psychology to better understand user emotional patterns effectively and accurately.

PENGENALAN

Pengesanan emosi melalui ekspresi wajah merupakan salah satu bidang yang semakin berkembang pesat dalam dunia teknologi, terutamanya dalam aplikasi pembelajaran mendalam dan kecerdasan buatan. Dalam konteks hiburan, reaksi emosi penonton terhadap sesuatu karya, seperti filem, boleh memberikan maklumat yang sangat berharga dan berguna kepada pembuat filem dan pemasar untuk menilai keberkesanan dan daya tarikan sesebuah filem. Walau bagaimanapun, pengukuran dan analisis emosi penonton secara manual adalah tidak praktikal, kerana ia memerlukan tenaga kerja yang banyak dan mungkin menghasilkan data yang tidak tepat.

Dengan kemajuan dalam bidang penglihatan komputer dan pembelajaran mesin, pengenalan sistem automatik yang mampu mengesan emosi penonton berdasarkan ekspresi

wajah mereka dalam masa nyata dapat diperkenalkan. Melalui penggunaan model pengecaman wajah dan pengesanan emosi, pengguna sasaran seperti pembuat filem dan pemasar dapat memperoleh pemahaman yang lebih mendalam tentang reaksi penonton terhadap pelbagai adegan atau genre filem. Teknologi ini bukan sahaja meningkatkan pengalaman penonton, tetapi juga membolehkan keputusan berasaskan data dalam penciptaan kandungan, penyuntingan filem, dan pengiklanan bersasar. Projek ini memberi fokus kepada pengesanan emosi dengan menggunakan bahasa Melayu seperti gembira, takut, dan marah, serta menambah analisis berdasarkan jantina bagi memberikan perspektif yang lebih mendalam tentang bagaimana reaksi emosi berbeza antara lelaki dan wanita. Dengan menganalisis emosi-emosi ini, projek ini bertujuan untuk memberikan pandangan yang boleh diambil tindakan tentang bagaimana pelbagai jenis filem atau genre menimbulkan tindak balas emosi tertentu, membuka peluang baru untuk industri hiburan.

METODOLOGI KAJIAN

Metodologi projek Pengesanan Emosi melalui Ekspresi Wajah dan Analisis Berdasarkan Jantina Menggunakan Teknik Pembelajaran Mendalam melibatkan beberapa fasa yang jelas dan terstruktur untuk memastikan sistem dibangunkan dengan efisien dan tepat. Metodologi ini dibahagikan kepada lima fasa utama seperti berikut:

Pengumpulan Data

Fasa pertama melibatkan pengumpulan dataset ekspresi wajah FER2013 yang mengandungi imej wajah manusia dengan emosi yang dilabelkan. Dataset FER2013 yang digunakan mengandungi tujuh kategori emosi iaitu Marah, Jijik, Takut, Gembira, Sedih, Terkejut, dan Neutral. Namun, analisis awal terhadap data latihan (training set) mendapati terdapat ketidakseimbangan yang ketara antara bilangan imej bagi setiap kategori emosi. Sebagai contoh, emosi Jijik hanya mempunyai 436 imej, menjadikannya kategori yang paling kurang data (undersampled), manakala emosi Gembira mempunyai sebanyak 7215 imej, iaitu bilangan tertinggi dalam dataset tersebut. Keadaan ini boleh menyebabkan model terlatih menjadi berat

sebelah terhadap emosi yang lebih dominan dan kurang berprestasi terhadap emosi yang jarang muncul. Oleh itu, langkah penyamaan semula (data balancing) telah dilaksanakan bagi memastikan setiap kelas emosi mempunyai jumlah data yang lebih seimbang. Penambahan gambar ekspresi dilakukan dengan mengambil gambar dari dataset Chinese Facial Expression dan juga dari gambar rakan-rakan sendiri bagi menambah lebih banyak konteks tempatan. Setelah proses ini dilakukan, bilangan imej bagi emosi Jijik telah ditambah kepada 576 imej, manakala bilangan imej bagi emosi Gembira dikurangkan kepada 4380 imej. Pendekatan ini diambil bagi memperbaiki prestasi model dalam mengesan emosi dengan lebih adil dan tepat merentas semua kategori. Seterusnya, label emosi seperti "happy," "sad," dan "angry" dalam Bahasa Inggeris diterjemahkan ke dalam Bahasa Melayu (contohnya, gembira, sedih, marah) untuk kesesuaian konteks projek.

Pra-pemprosesan Data

Pra-pemprosesan data adalah penting untuk memastikan data yang digunakan adalah bersih dan sesuai untuk latihan model. Setiap imej diubah saiz kepada dimensi standard 48x48 piksel dan juga *grayscale*, untuk menyeragamkan input ke dalam model. Teknik pengesanan wajah Haar Cascade digunakan untuk mengenal pasti dan memotong kawasan wajah dari imej, bagi memfokuskan kepada ciri ekspresi wajah. Selain itu, teknik pengurangan hingar (noise reduction) Gaussian Blur diaplikasikan untuk menghapuskan elemen luar seperti latar belakang yang tidak relevan. Data yang dipra-proses ini akan diimbangi supaya setiap kategori emosi dan jantina diwakili secara adil, memastikan analisis yang lebih tepat dan tidak berat sebelah.

Pengekstrakan dan Pengelasan Ciri (Feature Extraction and Classification)

Dalam fasa ini, sistem menggunakan teknik Convolutional Neural Network (CNN) untuk pengekstrakan ciri automatik daripada imej wajah. Proses ini melibatkan pengesanan corak pada imej seperti bentuk mata, mulut, dan ekspresi yang berkaitan dengan emosi tertentu. CNN dilatih untuk mengenal pasti emosi seperti gembira, sedih, marah, takut, dan terkejut dalam Bahasa Melayu. Untuk pengesanan jantina, sistem menggunakan model pra-latih yang disimpan dalam fail Gender_model.h5. Model ini menerima input wajah bersaiz 256x256 dan menghasilkan ramalan jantina dalam bentuk 0 (lelaki) atau 1 (perempuan). Keputusan emosi dan jantina bagi setiap imej akan dipasangkan dan disimpan untuk analisis lanjut. Bagi pengesanan emosi, satu model CNN tersuai dibina menggunakan rangka kerja TensorFlow/Keras. Model ini dilatih menggunakan imej grayscale bersaiz 48x48, dengan

beberapa lapisan konvolusi, pengumpulan (pooling), normalisasi dan lapisan padat (dense) sebelum menghasilkan ramalan akhir. Label emosi diwakili oleh nombor (0 hingga 6) dan dipetakan kepada nama emosi sebenar menggunakan emotion_labels. Sistem ini turut menggunakan beberapa modul penting seperti OpenCV, NumPy, TensorFlow, Scikit-learn dan Matplotlib. Data akan dikelaskan kepada kategori emosi dan jantina berdasarkan ciri yang telah diekstrak.

Analisis dan Klasifikasi Emosi Berdasarkan Jantina

Selepas proses pengelasan, hasil pengesanan emosi dianalisis mengikut jantina. Data dibahagikan kepada kumpulan lelaki dan wanita, dan analisis statistik dilakukan untuk mengenal pasti perbezaan emosi antara kedua-dua kumpulan ini. Trend atau pola emosi direkodkan untuk melihat reaksi spesifik berdasarkan jantina terhadap kandungan tertentu. Visualisasi seperti graf bar atau pola emosi digunakan untuk memudahkan pemahaman terhadap hasil analisis. Kesemua data dan hasil klasifikasi dinyatakan dalam Bahasa Melayu, dengan istilah seperti gembira, sedih, marah, dan takut.

Penilaian Model dan Ujian

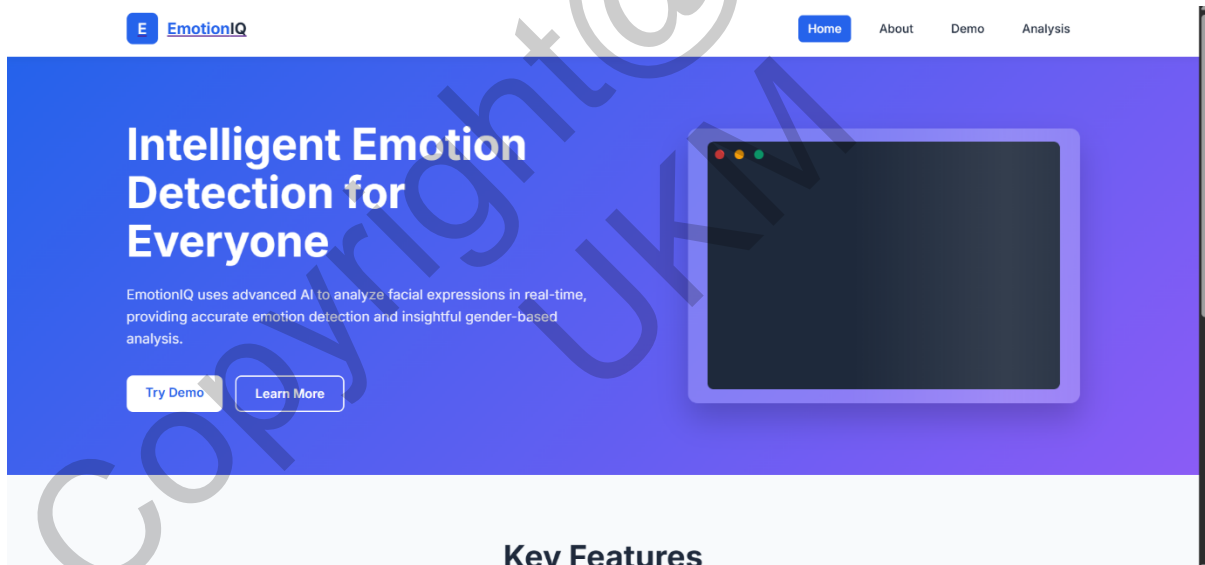
Prestasi sistem dinilai menggunakan pelbagai metrik seperti ketepatan (accuracy), keperincian, ingatan, dan skor F1 untuk menilai keupayaan model dalam mengenal pasti emosi dan jantina dengan tepat. Matrik kekeliruan digunakan untuk menganalisis kesalahan pengelasan, mengenal pasti sebarang bias, dan menilai kesukaran model dalam mengenal pasti kategori tertentu. Dataset testing set yang berasingan akan digunakan untuk memastikan keberkesanan sistem terhadap data baru yang tidak pernah dilihat semasa latihan. Ujian berulang dilakukan sehingga model mencapai tahap prestasi yang boleh diterima, iaitu ketepatan sebanyak 60%.

Kesimpulannya, metodologi ini memastikan setiap fasa dalam pembangunan sistem dari pengumpulan data, pra-pemprosesan, pengekstrakan ciri, pengelasan, hingga penilaian model, dijalankan dengan teliti dan sistematik. Ini bukan sahaja meningkatkan ketepatan sistem tetapi juga memastikan ia bersesuaian dengan objektif projek untuk menganalisis emosi dan jantina dalam konteks Bahasa Melayu.

KEPUTUSAN DAN PERBINCANGAN

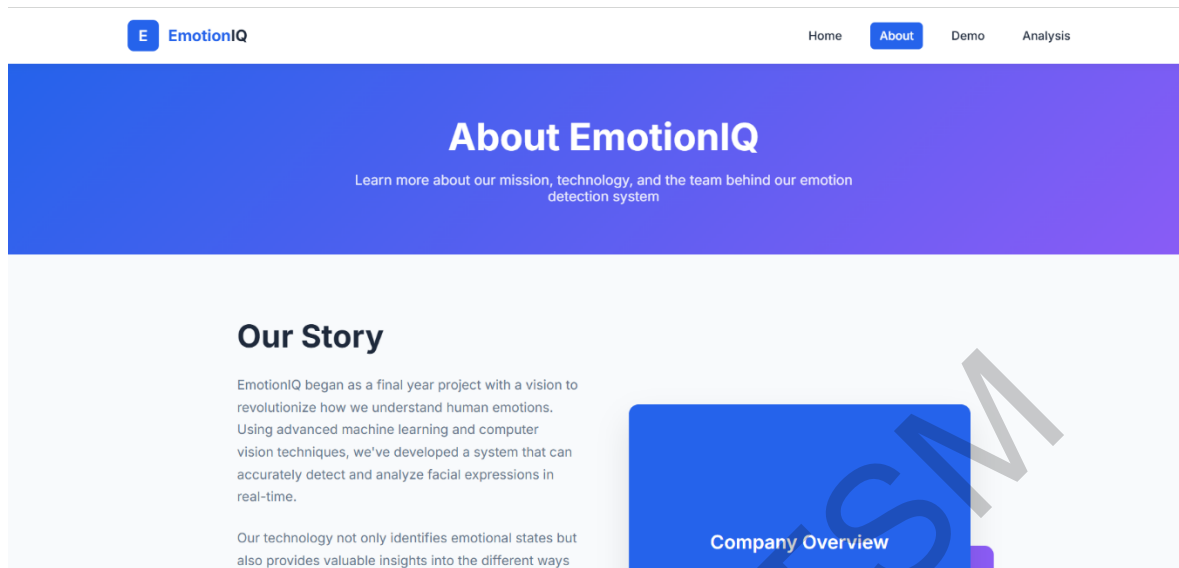
Bahagian ini membincangkan keputusan dan perbincangan berkaitan pembangunan aplikasi web pengesanan emosi dan analisis berdasarkan jantungina yang dibangunkan. Fokus diberikan kepada aliran penggunaan sistem serta perincian fungsi pada setiap paparan yang dihasilkan. Aplikasi ini dibina bagi membolehkan pengesanan emosi secara langsung melalui ekspresi wajah pengguna, diikuti analisis perbezaan emosi berdasarkan jantungina menggunakan teknik pembelajaran mendalam.

Rajah 1 menunjukkan paparan *Home* yang berfungsi sebagai halaman utama dan lalai apabila aplikasi web dilancarkan. Pada paparan ini, pengguna diperkenalkan dengan antaramuka sistem serta diberikan gambaran awal mengenai fungsi utama aplikasi. Reka bentuk paparan ini direka mesra pengguna dengan susun atur ringkas bagi memudahkan navigasi ke halaman lain.

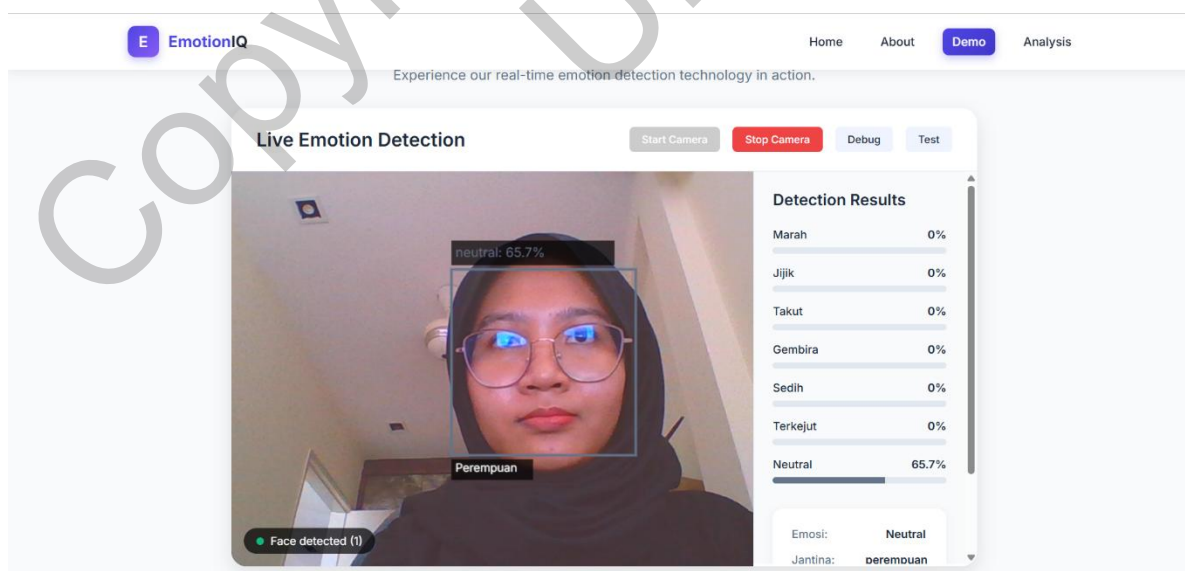


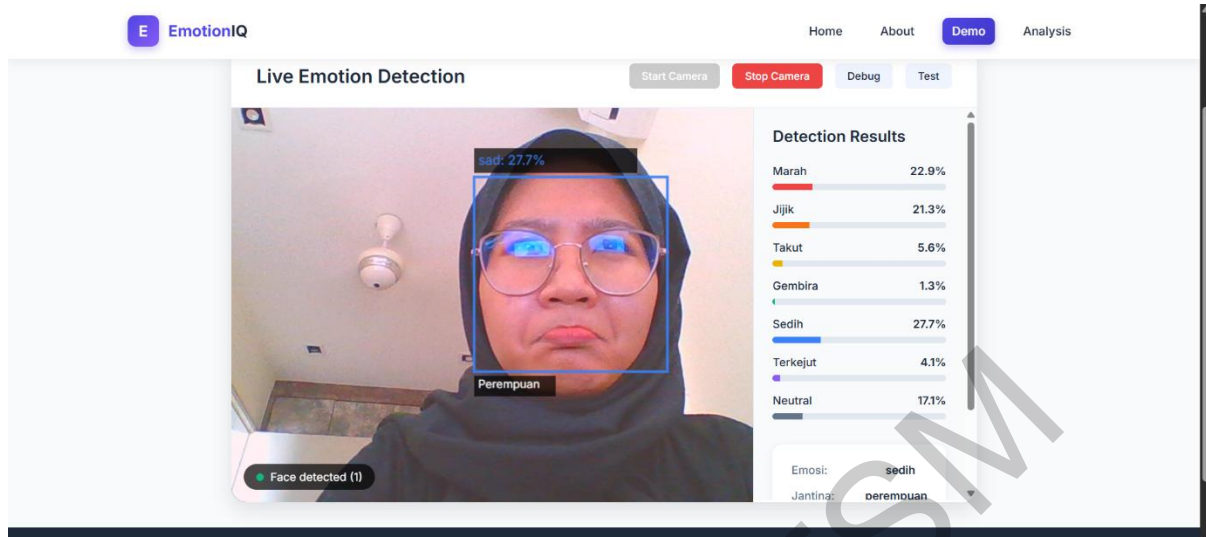
Rajah 1 Antara Muka *Home*

Rajah 2 pula memaparkan halaman *About* yang mengandungi maklumat terperinci tentang sistem pengesanan emosi dan analisis berdasarkan jantungina yang dibangunkan. Halaman ini memberikan penerangan ringkas tentang objektif projek, teknologi yang digunakan, serta cara sistem berfungsi. Ia bertujuan memberi kefahaman kepada pengguna berkenaan tujuan pembangunan aplikasi dan konteks penggunaannya.

Rajah 2 Antara Muka *About*

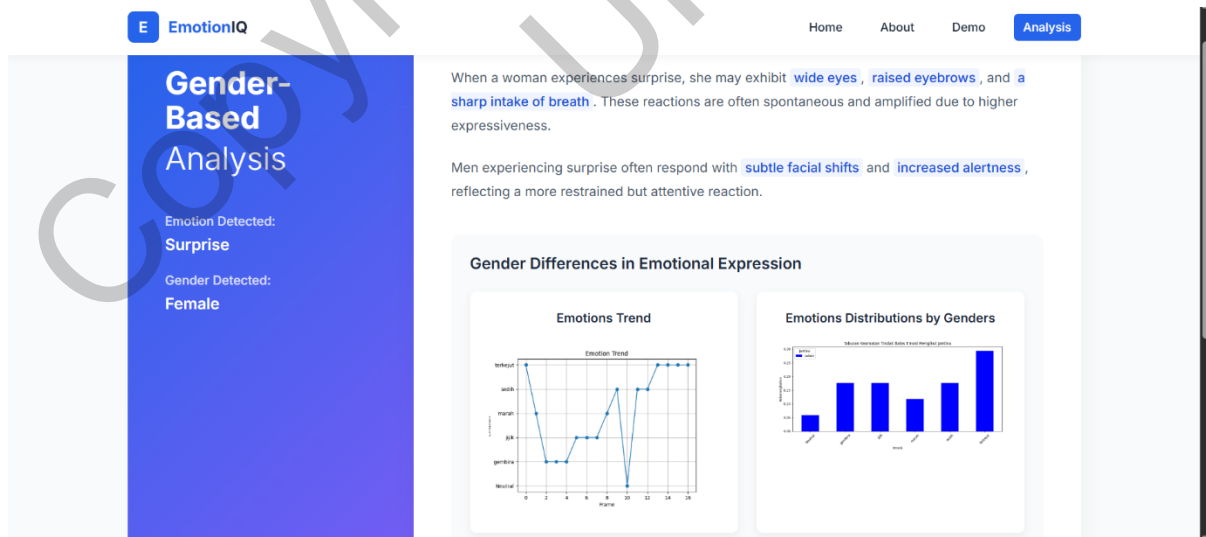
Rajah 3 dan Rajah 4 memaparkan halaman *Demo* yang merupakan bahagian utama di mana proses pengesanan emosi dan jantina dijalankan. Pengguna perlu menekan butang *Start Camera* untuk memulakan sesi pengesanan menggunakan kamera secara langsung. Selain itu, butang *Test* disediakan untuk mengesahkan fungsi model pengesanan emosi, model jantina, dan kamera, manakala butang *Debug* membolehkan pengguna melihat proses pengesanan yang berlaku pada bahagian belakang (*backend*). Melalui paparan ini, pengguna dapat melihat emosi yang dikesan secara langsung berdasarkan ekspresi wajah mereka.

Rajah 3 Antara Muka *Demo*



Rajah 4 Antara Muka Demo

Selepas pengesanan dilakukan, pengguna boleh menekan butang *Gender-Based Analysis* untuk menuju ke halaman *Analysis* seperti yang ditunjukkan dalam Rajah 5. Pada halaman ini, sistem mengambil keputusan terakhir emosi yang dikesan dan menggunakannya bersama rekod emosi lain yang ditunjukkan pengguna untuk menghasilkan visualisasi. Visualisasi tersebut merangkumi trend emosi berdasarkan bingkai masa serta taburan emosi mengikut jantina. Selain itu, halaman ini turut memaparkan ciri-ciri emosi yang dikesan beserta perbezaannya berdasarkan jantina.



Rajah 5 Antara Muka Paparan Analysis

Secara keseluruhannya, keputusan yang diperoleh menunjukkan bahawa aplikasi web yang dibangunkan berjaya melaksanakan pengesanan emosi secara langsung melalui ekspresi wajah dan menyediakan analisis berdasarkan jantina dengan berkesan. Integrasi antara muka mesra pengguna, fungsi pengesanan berasaskan pembelajaran mendalam, serta paparan visualisasi analisis membuktikan bahawa sistem ini mampu memenuhi objektif projek, iaitu memahami corak emosi dan perbezaannya mengikut jantina dalam konteks penggunaan seperti di pawagam atau persekitaran lain.

Pengujian Kebolehgunaan

Jadual 1 menunjukkan laporan klasifikasi model di mana keputusan pengujian menunjukkan bahawa model mencapai ketepatan keseluruhan 60% pada set data ujian, dengan skor purata metrik klasifikasi seperti berikut: ketepatan 0.58, ingatan 0.58, dan skor F1 0.57 (purata makro). Bagi kelas individu, skor F1 terbaik dicapai oleh kelas gembira (0.90) dan neutral (0.85), manakala skor F1 paling rendah diperoleh bagi kelas marah (0.54). Keputusan ini menunjukkan bahawa model berprestasi lebih baik dalam mengenal pasti ekspresi emosi yang lebih ketara seperti gembira dan neutral, namun masih terdapat ruang penambahbaikan bagi kelas yang lebih sukar dibezakan seperti takut dan marah. Secara keseluruhan, model memenuhi tahap minimum prestasi yang ditetapkan bagi kriteria lulus, walaupun masih terdapat keperluan untuk optimasi lanjut, khususnya dalam pengimbangan data dan penalaan hiperparameter model.

Jadual 1 Keputusan penilaian model

Emosi	Perincian	Ingatan	Skor-F1	Sokongan
Marah	0.52	0.57	0.54	54
Jijik	0.74	0.70	0.72	81
Takut	0.75	0.46	0.57	59
Gembira	0.87	0.93	0.90	71
Neutral	0.79	0.92	0.85	64
Sedih	0.78	0.69	0.73	51
Terkejut	0.76	0.87	0.81	76

Cadangan Penambahbaikan

Bagi meningkatkan keberkesanan sistem di masa hadapan, beberapa penambahbaikan boleh dilaksanakan. Pertama, penggunaan dataset yang lebih besar dan seimbang serta merangkumi lebih banyak variasi wajah dari latar belakang tempatan dan pelbagai etnik dapat membantu memperbaiki prestasi model dengan lebih menyeluruh. Penambahan gambar dari pelbagai sumber dan emosi yang kurang diwakili dalam dataset sedia ada juga amat digalakkan. Kedua, penalaan parameter model yang lebih mendalam seperti pelarasan kadar pembelajaran, bilangan lapisan, dan penggunaan kaedah pengoptimuman lanjutan boleh membantu meningkatkan ketepatan dan kelajuan model. Di samping itu, penggunaan perkakasan berprestasi tinggi seperti Unit Pemprosesan Grafik (GPU) dapat mempercepatkan proses latihan dan meningkatkan prestasi masa nyata.

Selain itu, analisis emosi dan jantung juga boleh diperkembangkan kepada tahap yang lebih mendalam, bukan sekadar paparan visualisasi ringkas. Sebagai contoh, integrasi analisis statistik lanjutan dan pembelajaran mesin untuk mengenal pasti corak hubungan antara emosi, jantung, dan faktor lain dapat memberikan pemahaman yang lebih komprehensif terhadap data yang diperoleh. Pendekatan ini juga boleh digunakan untuk menghasilkan laporan automatik yang memberikan interpretasi bermakna kepada pengguna. Akhir sekali, pengujian bersama lebih ramai pengguna dapat memberikan maklum balas penting untuk penambahbaikan dari sudut kebolegunaan dan kepuasan pengguna.

KESIMPULAN

Secara keseluruhannya, projek pembangunan sistem pengesanan emosi melalui ekspresi wajah dan analisis berdasarkan jantung menggunakan teknik pembelajaran mendalam ini telah berjaya dilaksanakan. Sistem ini mampu menjalankan pengesanan emosi dan jantung secara masa nyata dengan ketepatan yang sederhana serta memaparkan keputusan secara interaktif melalui antara muka mesra pengguna. Proses pembangunan melibatkan pemilihan dan pemprosesan set data, pembinaan model rangkaian neural convolutional (CNN), serta integrasi antara komponen hadapan dan belakang sistem. Hasil pengujian menunjukkan bahawa sistem memenuhi kriteria prestasi minimum dengan skor F1 purata yang boleh diterima, khususnya bagi emosi yang mudah dikenal pasti seperti gembira dan terkejut. Walaupun berdepan beberapa cabaran seperti

ketidakseimbangan data dan keterbatasan perkakasan, sistem ini berfungsi dengan baik dan berpotensi digunakan dalam situasi dunia sebenar.

Kekuatan Sistem

Antara kekuatan utama sistem ini ialah keupayaannya untuk mengesan emosi dan jantina secara masa nyata dengan ketepatan yang memuaskan. Sistem ini turut menawarkan antara muka pengguna yang ringkas dan mudah digunakan tanpa memerlukan kemahiran teknikal yang tinggi, serta memaparkan maklumat emosi dan jantina dengan visualisasi yang jelas. Di samping itu, penggunaan teknik pra-pemprosesan yang teliti seperti penyesuaian saiz, pengesanan wajah automatik, dan normalisasi data membantu meningkatkan keberkesanan sistem dalam pelbagai keadaan pencahayaan dan sudut wajah.

Kelemahan Sistem

Walaupun berfungsi dengan baik, sistem ini mempunyai beberapa kekangan. Ketidakseimbangan bilangan sampel dalam dataset memberi kesan terhadap prestasi model, khususnya dalam mengesan emosi yang mempunyai data terhad seperti takut dan marah. Selain itu, keterbatasan perkakasan semasa proses latihan model menyebabkan masa pemprosesan menjadi panjang dan memerlukan pemantauan suhu komputer untuk mengelakkan masalah kepanasan. Tambahan pula, bahagian analisis emosi dan jantina masih bersifat visualisasi ringkas dan belum menyediakan analisis mendalam yang dapat memberikan pemahaman lebih komprehensif terhadap data yang diperolehi.

PENGHARGAAN

Penulis kajian ini ingin mengucapkan setinggi-tinggi kesyukuran ke hadrat Allah SWT atas limpah kurnia dan rahmat-Nya yang telah memberikan kekuatan, kesabaran, serta keazaman dalam menyelesaikan projek akhir tahun bertajuk Pengesanan Emosi melalui Ekspresi Wajah dan Analisis Berdasarkan Jantina Menggunakan Teknik Pembelajaran Mendalam. Penghargaan yang tulus turut ditujukan kepada penyelia, Prof. Madya Dr. Nazlia Binti Omar, atas bimbingan, nasihat, dan dorongan berterusan sepanjang pelaksanaan projek ini.

Ucapan terima kasih yang mendalam turut ditujukan kepada keluarga, rakan-rakan, dan semua individu yang telah memberikan sokongan secara langsung atau tidak langsung sepanjang tempoh kajian ini dijalankan.

RUJUKAN

- Almeida, J. (2021). *Emotion Identification in Movies through Facial Expression Recognition*. MDPI. Retrieved October 18, 2024, from <https://www.mdpi.com/2076-3417/11/15/6827#metrics>
- Huang, ZY., Chiang, CC., Chen, JH. *et al.* A study on computer vision for facial emotion recognition. *Sci Rep* 13, 8425 (2023). <https://doi.org/10.1038/s41598-023-35446-4>
- International Journal of Multimedia and Ubiquitous Engineering Vol.12, No.11 (2017), pp.21-30 <http://dx.doi.org/10.14257/ijmue.2017.12.11.03>
- Karthik Menon. 2023. Different Types of Machine Learning: Exploring AI's Core <https://www.simplilearn.com/tutorials/machine-learning-tutorial/types-of-machine-learning>
- Mayank Banoula. (2023) Supervised and Unsupervised Learning in Machine Learning <https://www.simplilearn.com/tutorials/machine-learning-tutorial/supervised-and-unsupervised-learning>
- Manalu, H. V., & Rifai, A. P. (2024). Detection of human emotions through facial expressions using hybrid convolutional neural network-recurrent neural network algorithm. *Intelligent Systems With Applications*, 21, 200339. <https://doi.org/10.1016/j.iswa.2024.200339>
- Mazhar T, Malik MA, Nadeem MA, Mohsan SAH, Haq I, Karim FK, Mostafa SM. Movie Reviews Classification through Facial Image Recognition and Emotion Detection Using Machine Learning Methods. *Symmetry*. 2022; 14(12):2607. <https://doi.org/10.3390/sym14122607>
- Mičko, J. (2023, September 19). *Detection of emotion by text analysis using machine learning*. Frontiers. Retrieved January 8, 2025, from <https://www.frontiersin.org/journals/psychology/articles/10.3389/fpsyg.2023.1190326/full>
- Mittal, A. (2020, December 20). *Haar Cascades, Explained. A brief introduction into Haar...* | by Aditya Mittal | Analytics Vidhya. Medium. Retrieved January 8, 2025, from <https://medium.com/analytics-vidhya/haar-cascades-explained-38210e57970d>

OpenCV: Face Detection using Haar Cascades. (2023). OpenCV Documentation. Retrieved January 8, 2025, from https://docs.opencv.org/4.x/d2/d99/tutorial_js_face_detection.html

Pao, J. (2014, 4). *Emotion Detection Through Facial Feature Recognition*. Stanford University. Retrieved November 8, 2024, from https://web.stanford.edu/class/ee368/Project_Autumn_1617/Reports/report_pao.pdf

Nur Eizanie Hananie binti Isahak (A193837)

Prof. Madya. Dr. Nazlia binti Omar

Fakulti Teknologi dan Sains Maklumat

Universiti Kebangsaan Malaysia