

KEPELBAGAIAN CIRI – CIRI UNTUK MENGESAN PEMANDU MENGANTUK MENGGUNAKAN PEMBELAJARAN MENDALAM

DIVYA A/P MOORTHY

PROF. DR. ZARINA SYUKUR

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

ABSTRAK

Memandu dalam keadaan mengantuk adalah isu keselamatan penting yang menyumbang kepada banyak kemalangan dan kematian di jalan raya. Untuk mengurangkan isu ini, pendekatan baharu menggunakan pembelajaran mendalam berasaskan pembelajaran ensemble akan dicadangkan. Konsep asas untuk mengesan rasa mengantuk pemandu adalah melalui perubahan pada organ muka pemandu seperti mata atau mulut. Cabaran utama dalam membangunkan sistem ini adalah untuk mengesan keadaan keletihan pemandu menggunakan isyarat muka dalam masa nyata. Untuk tujuan ini, model pembelajaran mendalam menggunakan model akan dicadangkan. Bagi menangani masalah ini, kajian ini mencadangkan pendekatan berasaskan pembelajaran mendalam dengan gabungan model Rangkaian Neural Konvolusi (CNN) dan Multi-Layer Perceptron (MLP) dalam rangka kerja pembelajaran ensemble. CNN digunakan untuk mengekstrak ciri-ciri penting daripada imej wajah pemandu, khususnya perubahan pada mata dan mulut yang mencerminkan tahap keletihan. Ciri-ciri ini kemudiannya diproses dan dihantar kepada model MLP untuk klasifikasi akhir bagi menentukan tahap mengantuk pemandu. Dengan menggunakan pembelajaran ensemble, keputusan daripada beberapa model CNN dan MLP akan digabungkan bagi meningkatkan ketepatan pengesanan. Akhirnya, satu sistem prototaip akan dibangunkan untuk mengesan pemandu mengantuk dalam masa nyata. Diharapkan bahawa pendekatan ini dapat membantu mengurangkan risiko kemalangan jalan raya dengan memberikan amaran awal kepada pemandu yang mengantuk.

PENGENALAN

Statistik kemalangan akibat kecuaiannya pemandu adalah satu isu yang memerlukan perhatian serius, dengan keadaan mengantuk menjadi penyumbang utama terhadap kemalangan di jalan raya. Pemandu yang mengalami keletihan boleh mengakibatkan tindakan tidak berwaspada, reaksi yang lemah, dan penurunan tahap kesedaran, yang semuanya membahayakan diri mereka sendiri dan pengguna jalan lain. Ancaman keadaan mengantuk semasa memandu tidak boleh diabaikan, dan penyelesaian yang cekap perlu dicari. Pemanduan dalam keadaan mengantuk merupakan ancaman besar terhadap keselamatan jalan raya, menyumbang kepada pelbagai kemalangan dan kematian.

Selain itu, kemalangan kereta merupakan antara punca utama kematian di negara kita. Ini disebabkan kecuaiannya pemandu atau pemandu berasa mengantuk ketika memandu. Rasa mengantuk pemandu merupakan salah satu faktor yang akan mempengaruhi prestasi pemanduan pemandu dan ia berkait rapat dengan kemalangan jalan raya. Jumlah kematian trafik jalan raya tahunan telah mencecah 1.35 juta. Kecederaan lalu lintas jalan raya kini menjadi pembunuh utama orang berumur 5-29 tahun (WHO, 2018).

Antara kejadian ini, ketidakupayaan untuk mengawal rasa mengantuk telah dianggap sebagai salah satu faktor kritikal yang merendahkan keselamatan pemanduan (Li, G, 2020). Oleh itu, pengesanan pemandu mengantuk digunakan untuk mengesan sama ada pemandu mengantuk dan menyedarkan mereka dengan memberi amaran untuk memulihkan perhatian mereka (Gabhane, 2018). Dengan mengintegrasikan teknologi AI, kita berharap dapat mencipta persekitaran pemanduan yang lebih selamat dan mengurangkan impak negatif keadaan mengantuk dalam konteks keselamatan jalan raya.

Kecuaian pemandu dan keletihan semasa memandu berkait rapat dengan gaya hidup moden yang serba sibuk. Pemandu sering terdedah kepada tekanan waktu, kerja berlebihan, dan kurangnya tidur yang mencukupi. Pemahaman mendalam terhadap faktor-faktor ini penting untuk membentuk penyelesaian yang berkesan. Oleh itu, aspek psikososial dan pengaruh gaya hidup perlu diberi perhatian dalam merancang strategi pengenalan dan pengurusan keletihan pemandu.

Matlamat utama adalah untuk membangunkan sistem prototaip berdasarkan kaedah yang dicadangkan untuk mengesan pemandu yang mengantuk secara langsung. Dengan mengintegrasikan algoritma kombinasi terbaik, sistem ini bertujuan untuk membuat keputusan yang berinformasi mengenai tahap mengantuk pemandu.

Teknologi pengecaman muka semasa memberikan landasan yang penting dalam keselamatan dan keseluruhan pengalaman penggunaan. Walau bagaimanapun, keberkesanan algoritma muka ini mungkin terbatasi oleh kemampuan terhad dan kelemahan yang perlu diatasi. Keperluan akan pembaharuan dalam pengecaman muka menjadi semakin mendesak, terutamanya dalam menangani masalah kapasiti algoritma. Teknologi terkini mungkin

menghadapi kesulitan dalam menganalisis isyarat muka secara berkesan dan mengenal pasti tanda-tanda halus keletihan secara masa nyata. Algoritma pengesanan muka terutamanya dihadapkan dengan cabaran untuk mengenali dan membezakan ciri-ciri wajah yang unik. Maklumat diskriminatif sering kali hilang dalam proses pengenalan, mencipta keperluan untuk peningkatan dalam mekanisme pengambilan keputusan algoritma. Penyelidikan yang dicadangkan ini menangani kesenjangan ini dengan memperkenalkan pendekatan baharu yang memanfaatkan pembelajaran mendalam, untuk pengesanan pemandu yang mengantuk secara masa nyata.

Harapan daripada usaha ini ialah dapat membina sebuah sistem yang dapat memberikan amaran awal kepada pemandu yang mengalami keadaan mengantuk, membantu mengurangkan kemalangan yang disebabkan oleh kecuaian pemandu. Diharapkan bahawa penyelesaian inovatif ini akan menyumbang kepada pengesanan tepat pemandu yang mengantuk, seterusnya mengurangkan kemungkinan kemalangan jalan raya dan meningkatkan keselamatan jalan raya secara keseluruhan.

METODOLOGI KAJIAN

Metodologi berdiri sebagai rangka kerja panduan, mengatur pendekatan yang sistematik dan komprehensif dalam pembangunan sistem pengesanan pemandu mengantuk. Metodologi berstruktur ini merangkumi beberapa fasa utama yang direka khas untuk menangani cabaran dalam membangunkan model pengenalan dan klasifikasi kedudukan mata serta mulut pada wajah pemandu. Setiap fasa dalam metodologi ini memainkan peranan penting dalam memastikan ketepatan dan keberkesanan sistem yang dibangunkan. Model *Agile* digunakan dalam kajian ini. Model *Agile* dipilih sebagai model kajian ini kerana model ini mengutamakan penghantaran cepat dan menyesuaikan diri dengan perubahan. Selain itu, dalam proses *Agile*, terdapat peluang untuk memperbaiki atau menyesuaikan diri apabila masalah timbul.

Fasa kajian kesusasteraan

Fasa ini melibatkan kajian kesusasteraan terhadap penyelidikan terdahulu yang berkaitan dengan pengesanan rasa mengantuk menggunakan model pembelajaran mendalam. Kajian ini meneliti kaedah, algoritma, serta dataset yang telah digunakan dalam kajian sebelum ini untuk memahami kelebihan dan kelemahan setiap pendekatan serta membentuk asas bagi pembangunan model yang lebih baik.

Fasa pengumpulan data

Dataset yang digunakan dalam kajian ini diperoleh daripada sumber terbuka seperti portal Kaggle, yang mengandungi imej wajah pemandu dalam keadaan mata terbuka, mata tertutup,

menguap, dan tidak menguap. Dataset ini diklasifikasikan untuk melatih model dalam mengenal pasti pemandu yang mengantuk atau tidak.

Fasa prapemrosesan data

Data yang dikumpulkan akan melalui beberapa proses prapemrosesan, termasuk perubahan saiz imej ke dalam format yang sesuai, normalisasi, dan penyingkiran data yang tidak berkaitan. VGG-19 digunakan untuk mengesan wajah dan mengenal pasti ciri penting seperti mata dan mulut bagi meningkatkan ketepatan model.

Fasa pembangunan model

Model pembelajaran mendalam dibangunkan menggunakan gabungan Convolutional Neural Network (CNN) dan Multi-Layer Perceptron (MLP). CNN berfungsi untuk mengekstrak ciri dari imej, sementara MLP digunakan untuk membuat klasifikasi akhir. Model ini dibina dalam persekitaran Google Colab dengan menggunakan TensorFlow dan Keras. Setelah model diuji dan mendapat hasil yang memuaskan, sistem prototaip akan dibangunkan untuk pengesanan masa nyata. Prototaip ini akan diintegrasikan ke dalam sistem pemantauan yang boleh memberi amaran kepada pemandu sekiranya tanda-tanda mengantuk dikesan.

Fasa pengujian dan penilaian

Model yang dibangunkan akan diuji menggunakan data ujian untuk menilai prestasi. Metrik seperti ketepatan (accuracy), kebolehppercayaan (precision), kebolehkendalian (recall), dan skor F1 akan digunakan untuk mengukur keberkesanan model.

Fasa perbandingan

Fasa terakhir melibatkan penilaian prestasi sistem yang dibangunkan dengan membandingkan hasil pengesanan dengan model lain yang pernah digunakan dalam kajian terdahulu. Analisis perbandingan dilakukan bagi menilai ketepatan dan kecekapan sistem dalam mengenal pasti pemandu mengantuk di pelbagai keadaan jalan raya.

KEPUTUSAN DAN PERBINCANGAN

Model cawangan 1:

Cawangan pertama model VGG19 mencapai ketepatan sebanyak 73.26%, menunjukkan kebolehannya dalam mengenal pasti pemandu mengantuk dengan tahap ketepatan yang

sederhana. Kepulangan berada pada 73.26%, yang menunjukkan keupayaannya dalam mengenal pasti kes sebenar pemandu mengantuk.

Namun, kebolehppercayaan pengelasan hanya 77.20%, menunjukkan bahawa terdapat beberapa kes positif yang mungkin diklasifikasikan secara salah. Skor F1 sebanyak 72.24% menunjukkan keseimbangan antara precision dan recall, tetapi masih boleh diperbaiki. Cross-Entropy Loss adalah 1.8383, menunjukkan tahap kesalahan model dalam klasifikasi.

	Ketepatan	Kebolehppercayaan	Kepulangan	F1-Skor
Cawangan 1	73.26%	77.20%	73.26%	72.24%

Model Cawangan 2:

Cawangan kedua menunjukkan peningkatan dengan ketepatan 77.43%, menandakan prestasi yang lebih baik dalam klasifikasi pemandu mengantuk. Kepulangan pada 77.43% juga menunjukkan model lebih baik dalam mengenal pasti kes sebenar.

Dari segi kebolehppercayaan, model ini mencapai 81.45%, menandakan pengurangan kesalahan positif palsu berbanding cawangan pertama. Skor F1 adalah 76.01%, yang menunjukkan keseimbangan antara precision dan recall yang lebih baik. Cross-Entropy Loss menurun kepada 1.7692, menandakan peningkatan dalam kestabilan model.

	Ketepatan	Kebolehppercayaan	Kepulangan	F1-Skor
Cawangan 1	73.26%	77.20%	73.26%	72.24%
Cawangan 2	77.43%	81.45%	77.43%	76.01%

Model cawangan 3:

Cawangan ketiga mencatat ketepatan 75.00%, yang sedikit lebih rendah berbanding cawangan kedua. Kepulangan berada pada 75.00%, menunjukkan kebolehnya dalam mengenal pasti pemandu mengantuk dengan tahap sederhana.

Dari segi kebolehppercayaan, model ini mencapai 83.68%, yang menunjukkan tahap ketepatan yang tinggi dalam mengenal pasti kes positif. Walau bagaimanapun, Skor F1 sebanyak 72.78% menunjukkan bahawa masih terdapat ruang untuk peningkatan keseimbangan antara recall dan precision. Cross-Entropy Loss meningkat kepada 1.9093, menandakan tahap kesalahan model yang lebih tinggi.

	Ketepatan	Kebolehppercayaan	Kepulangan	F1-Skor
Cawangan 1	73.26%	77.20%	73.26%	72.24%
Cawangan 2	77.43%	81.45%	77.43%	76.01%
Cawangan 3	75.00%	83.68%	75.00%	72.78%

Model cawangan 4:

Cawangan keempat menunjukkan prestasi terbaik dengan ketepatan 80.90%, menjadikannya cawangan paling berkesan dalam mengenal pasti pemandu mengantuk. Kepulangan juga tinggi pada 80.90%, menunjukkan keupayaan model dalam mengesan lebih banyak kes sebenar.

Kebolehppercayaan berada pada 84.53%, yang menandakan tahap klasifikasi positif yang lebih tepat dan kurang kesalahan positif palsu. Skor F1 adalah 79.85%, menunjukkan keseimbangan yang baik antara recall dan precision. Walau bagaimanapun, Cross-Entropy Loss meningkat kepada 1.9513, menunjukkan model ini mungkin masih perlu diperhalusi untuk mengurangkan kesalahan.

	Ketepatan	Kebolehppercayaan	Kepulangan	F1-Skor
Cawangan 1	73.26%	77.20%	73.26%	72.24%
Cawangan 2	77.43%	81.45%	77.43%	76.01%
Cawangan 3	75.00%	83.68%	75.00%	72.78%
Cawangan 4	80.90%	84.53%	80.90%	79.85%

Model cawangan 5:

Cawangan kelima mencatat ketepatan 78.47%, yang lebih baik daripada cawangan pertama dan ketiga, tetapi masih lebih rendah berbanding cawangan keempat. Kepulangan berada pada 78.47%, menandakan kebolehannya dalam mengenal pasti kes sebenar dengan baik.

Kebolehppercayaan dicatatkan pada 82.67%, menunjukkan model ini dapat mengurangkan kesalahan klasifikasi positif palsu. Skor F1 sebanyak 77.21% menunjukkan keseimbangan antara recall dan precision yang baik. Cross-Entropy Loss pada 1.7869, lebih rendah daripada cawangan keempat, menunjukkan kestabilan yang lebih baik dalam klasifikasi.

	Ketepatan	Kebolehppercayaan	Kepulangan	F1-Skor
Cawangan 1	73.26%	77.20%	73.26%	72.24%
Cawangan 2	77.43%	81.45%	77.43%	76.01%
Cawangan 3	75.00%	83.68%	75.00%	72.78%
Cawangan 4	80.90%	84.53%	80.90%	79.85%
Cawangan 5	78.47%	82.67%	78.47%	77.21%

Model Gabungan VGG-19 dan MLP

Model gabungan VGG19 dan Multi-Layer Perceptron (MLP) mencatat ketepatan (accuracy) sebanyak 75.35%, menunjukkan prestasi sederhana dalam mengklasifikasikan pemandu mengantuk. Kepulungan pada 75.35% menandakan model ini boleh mengenal pasti sebahagian besar kes sebenar, tetapi masih terdapat ruang untuk penambahbaikan.

Dari segi kebolehpercayaan, model ini mencapai 81.43%, menunjukkan ketepatan yang baik dalam pengelasan kes positif tanpa terlalu banyak kesalahan positif palsu. Skor F1 sebanyak 72.60% menunjukkan keseimbangan yang sederhana antara precision dan recall. Cross-Entropy Loss pada 1.8657 menunjukkan tahap kesalahan model masih boleh dikurangkan untuk meningkatkan prestasi keseluruhan.

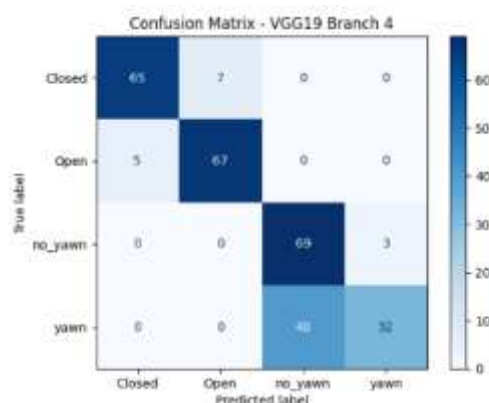
	Ketepatan	Kebolehpercayaan	Kepulungan	F1-Skor
VGG-19 + MLP	75.35%	81.43%	75.35%	72.60%

Model Ensemble

Model pembelajaran ensemble menunjukkan peningkatan prestasi dengan ketepatan 79.17%, lebih tinggi berbanding model VGG19 + MLP. Kepekaan (recall) juga berada pada 79.17%, menandakan keupayaan yang lebih baik dalam mengenal pasti pemandu mengantuk secara tepat.

Dari segi precision, model ini mencapai 83.09%, menunjukkan tahap klasifikasi positif yang lebih baik dengan kurang kesalahan positif palsu. Skor F1 sebanyak 77.93% membuktikan keseimbangan yang lebih baik antara recall dan precision. Cross-Entropy Loss pada 1.8510 lebih rendah berbanding model VGG19 + MLP, menandakan kestabilan yang lebih tinggi dalam klasifikasi.

	Ketepatan	Kebolehpercayaan	Kepulungan	F1-Skor
VGG-19 + Ensemble	79.17%	83.09%	79.17%	77.93%





Cadangan penambahbaikan

Cadangan untuk menambahbaik model kajian pada masa hadapan ialah melatih model dengan membina set data sendiri. Ciri set data yang dibina sendiri termasuk menjadi lebih sesuai dengan persekitaran dan realistik. Akibatnya, data sebenar akan mengajar model lebih banyak. Menggunakan beberapa sensor ialah cadangan kedua.

Selain menggunakan kamera untuk mengesan tanda mengantuk, sistem pengesanan juga boleh menggunakan pelbagai penderia lain, seperti penderia denyutan jantung atau penderia gerakan, untuk mendapatkan gambaran yang lebih lengkap tentang keadaan pemandu. Penyepaduan penderia ini boleh memberikan maklumat tambahan yang boleh membantu mengesan rasa mengantuk.

KESIMPULAN

Secara ringkasnya, matlamat projek ini adalah untuk mencipta seni bina model pembelajaran mendalam yang boleh mengenal pasti pemandu mengantuk dalam gambar dan pengesanan masa nyata yang boleh memberi amaran kepada pemandu apabila mereka mengantuk. Bab kajian kesusasteraan telah merangkumi beberapa kaedah semasa, menunjukkan bahawa mengenal pasti pemandu yang mengantuk memerlukan mengenal pasti ciri-ciri wajah yang menunjukkan keletihan. Untuk mencari pengelas cawangan yang menawarkan ketepatan yang lebih baik dalam set data tidur, model pengesyoran Branch VGG-19, seni bina model pembelajaran mendalam, telah dibentangkan. Keseluruhan projek telah disiapkan dalam tempoh masa yang ditetapkan dan berjaya mencapai matlamat kajian. Namun begitu, projek ini mempunyai beberapa batasan yang dihadapi dan cadangan untuk menambahbaikkan akan dibincangkan.

Kekuatan sistem

Keupayaan model untuk mengenal pasti ciri muka yang mengantuk adalah salah satu perkara yang paling kuat. Sebagai contoh, menggunakan komponen mata tertutup dan mata terbuka, model mungkin membezakan antara mengantuk dan tidak mengantuk. Keupayaan untuk menggunakan model ini dalam masa nyata adalah kelebihan kedua. Ini menunjukkan bahawa model itu mempunyai keupayaan untuk mengenal pasti pemandu mengantuk dalam masa nyata dan memberi amaran kepada pemandu lain apabila mereka lembap.

Kelemahan sistem

Model ini mempunyai beberapa kekangan. Antara kekangan ialah model ini tidak dapat sentiasa membuat klasifikasi imej dengan tepat. Hal ini disebabkan mempunyai faktor-faktor yang akan mempengaruhi ketepatannya. Faktor-faktor tersebut adalah jarak antara kamera dan muka pemandu dan objek yang mengaburi muka. Kekangan kedua ialah set data yang kesan keadaan persekitaran. Model dan sistem mungkin dipengaruhi oleh keadaan persekitaran seperti pencahayaan malap, bayang-bayang atau serakan cahaya. Ini boleh menjejaskan keupayaan sistem untuk mengesan tanda mengantuk dengan tepat. Kekangan ketiga ialah had dalam pengesanan perbezaan individu. Ini disebabkan corak tidur mungkin berbeza bagi setiap orang dan model serta sistem mungkin tidak dapat mengesan semua perbezaan tersebut. Sesetengah orang mungkin mempunyai tanda mengantuk yang lebih halus atau tidak dapat dikesan oleh model yang digunakan.

PENGHARGAAN

Penulis karya ini ingin ucapkan ribuan terima kasih kepada penyelia saya iaitu Prof. Dr. Zarina Syukur di atas nasihat, bimbingan, kesabaran dan memberi sokongan kepada saya untuk melakukan kajian ini. Bimbingan yang tidak ternilai ini hanya mampu saya ucapkan jutaan terima kasih dan didoakan semoga jasa baik kalian di beri ganjaran yang tinggi oleh tuhan-Nya.

Penulis kajian ini juga ingin mengucapkan terima kasih kepada para pensyarah FTSM atas curahan ilmu pengetahuan dan jasa mereka yang tidak terhingga dalam pemberian bimbingan kepada saya sepanjang pengajian di UKM.

Penulis kajian ini juga ingin mengucapkan terima kasih kepada semua pihak yang membantu secara langsung mahupun tidak langsung dalam menyempurnakan projek ini. Segala bantuan yang telah dihulurkan amatlah dihargai kerana tanpa bantuan mereka, projek ini tidak dapat dilaksanakan dengan baik. Semoga tuhan merahmati dan memberikan balasan yang terbaik.

RUJUKAN

- Amit Kumar Yadav, Neeraj Gupta, Aamir Khan & Anand Singh Jalal. 2021. Robust Face Recognition Under Partial Occlusion Based on Local Generic Features. *International Journal of Cognitive Informatics and Natural Intelligence* Volume 15 • Issue 3.
- Manyank Kumar Rusia & Dushyant Kumar Singh. 2022. A Comprehensive Survey On Techniques To Handle Face Identity Threats: Challenges And Opportunities. *Multimedia Tools and Applications* Volume 82, pages 1669–1748.
- Gargi Mishra, Virendra P. Vishwakarma & Apoorva Aggarwal. 2019. Face Recognition Using Linear Sparse Approximation With Multi-Modal Feature Fusion. *Journal of Discrete Mathematical Sciences and Cryptography*, 22:2, 161-17.
- Guodong Guo & Na Zhang. 2019. A Survey On Deep Learning Based Face Recognition. *Computer Vision and Image Understanding*, Volume 189, ISSN 1077-3142.
- Ming Z, Visani M, Luqman MM, Burie JC. (2020) A Survey on Anti-Spoofing Methods for Facial Recognition with RGB Cameras of Generic Consumer Devices. *J Imaging*. 15;6(12):139. doi: 10.3390/jimaging6120139. PMID: 34460536; PMCID: PMC8321190.
- Muhammad Sajjad, Fath U Min Ullah, Mohib Ullah, Georgia Christodoulou, Faouzi Alaya Cheikh, Mohammad Hijji, Khan Muhammad, Joel J.P.C. Rodrigues. (2023) A comprehensive survey on deep facial expression recognition: challenges, applications, and future guidelines. *Alexandria Engineering Journal*. Volume 68. Pages 817-840. ISSN 1110-0168.
- Surbhi Mittal, Puspita Majumdar, Mayank Vatsa, Richa Singh. (2023). On bias and fairness in deep learning-based facial analysis. *Handbook of Statistics*. Elsevier, Volume 48, Pages 169-221, ISSN 0169-7161, ISBN 9780443184307.
- Joseph A. Mensah, Justice K. Appati, Elijah K.A Boateng, Eric Ocran, Louis Asiedu. (2024). FaceNet recognition algorithm subject to multiple constraints: Assessment of the performance. *Scientific African*. Volume 23 e02007 ISSN 2468-2276.

Divya A/P Moorthi (A187668)

Prof. Zarina Syukur

Fakulti Teknologi & Sains Maklumat

Universiti Kebangsaan Malaysia