

SISTEM PENILAIAN TINGKAH LAKU PEMANDU ATAS JALAN RAYA BERASASKAN KECERDASAN BUATAN

Iman Farhana binti Rosli , Nor Samsiah Sani

¹*Fakulti Teknologi & Sains Maklumat, Universiti Kebangsaan Malaysia, 43600 UKM Bangi,,
Selangor Darul Ehsan, Malaysia*

Abstrak

Terdapat beberapa isu berkaitan tingkah laku pemanduan yang boleh menyumbang kepada kemalangan dan kecederaan di jalan raya. Bagi mengatasi masalah ini, sistem penilaian tingkah laku pemandu atas jalan raya berasaskan kecerdasan buatan dibangunkan. Tujuan kajian ini adalah untuk menggunakan algoritma kecerdasan buatan, seperti logik kabur, untuk menentukan tahap risiko pemandu di jalan raya dan mengenal pasti pemandu yang cenderung menyebabkan kemalangan. Kawasan kajian ini melibatkan penggunaan logik kabur untuk menghasilkan skor pemanduan berdasarkan input yang diberikan oleh seseorang pengguna yang berada di sebelah pemandu. Kaedah kajian ini menggunakan pembinaan model TSK FIS (Sistem Inferens Fuzzy Jenis-1 Takagi-Sugeno-Kang) monoton menggunakan kaedah dipacu data, 2 pembolehubah input yang digunakan untuk fungsi keahlian kabur, bentuk keahlian kabur yang digunakan adalah trapezium yang mempunyai 3 Degree of membership function (DOM). Dari 3 DOM tersebut dan 2 pembolehubah input maka akan menjana 9 peraturan(rules). Hasil kajian ini berjaya memberikan cara yang lebih mantap dan canggih untuk menilai tingkah laku pemandu di atas jalan raya. Sumbangan terhadap bidang ilmu ini adalah penggunaan kecerdasan buatan dalam meningkatkan keselamatan jalan raya dan mengurangkan kemalangan. Implikasi kepada Dasar berkaitan dengan penggunaan teknologi ini dalam memperbaiki undang- undang dan peraturan jalan raya untuk meningkatkan keselamatan pemandu.

Kata kunci: Penilaian, Tingkah Laku Pemandu, Logik Kabur, TSK FIS

Pengenalan

[

Pemandu muda, terutamanya mereka yang berumur di bawah 25 tahun, lebih terdedah kepada jenis tingkah laku berisiko ini semasa memandu. Kemalangan yang melibatkan pemandu termuda remaja mempunyai kadar kemalangan yang paling tinggi berbanding kumpulan umur yang lain (Shope 2006). Pertubuhan Kesihatan Sedunia (WHO) melaporkan bahawa pada tahun 2013, terdapat 1.24 juta kematian berkaitan trafik setiap tahun di seluruh dunia, menjadi punca utama kematian bagi mereka yang berumur 15-29 tahun. Tingkah laku berisiko termasuk tindakan atau keputusan yang berpotensi menyebabkan bahaya atau bahaya semasa memandu, seperti memandu sambil terganggu, memandu secara agresif atau melanggar peraturan lalu lintas. Pemandu dengan jenis tingkah laku ini cenderung mengalami lebih banyak kemalangan, yang boleh membahayakan diri mereka sendiri dan orang lain.

Terdapat beberapa isu berkaitan tingkah laku pemanduan yang boleh mengakibatkan kemalangan jalan raya dan kecederaan. Beberapa isu utama termasuk pemanduan terganggu, pemanduan laju, pemanduan agresif, tidak mematuhi undang-undang dan kurang pengalaman memandu. Salah satu faktor yang menyebabkan isu ini adalah kurangnya kesedaran pemandu tentang bahaya tingkah laku pemanduan mereka. Penyelidikan terkini menunjukkan bahawa tingkah laku pemandu adalah punca utama masalah keselamatan jalan raya, dan perhatian penyelidikan semakin meningkat di kawasan ini. Kira-kira 95% daripada semua kemalangan jalan raya disebabkan oleh tingkah laku berbahaya oleh pemandu. Oleh itu, masalah ini mesti mendapat perhatian serius, dan langkah perlu diambil untuk meningkatkan kesedaran pemandu tentang kepentingan pemanduan yang selamat.

Kecerdasan buatan (AI) boleh digunakan untuk membantu menangani isu yang berkaitan dengan tingkah laku pemandu dengan menyediakan cara yang lebih canggih dan boleh dipercayai untuk

menilai tingkah laku pemandu di jalan raya. Penggunaan AI adalah salah satu cara untuk meningkatkan kesedaran tentang tingkah laku pemandu (Rajesh 2017). AI boleh membantu memberikan kesedaran tentang tingkah laku pemandu melalui pemodelan pemarkahan. Menggunakan algoritma AI seperti logik kabur, kami boleh menentukan tahap risiko pemandu di jalan raya dan membantu mengenal pasti sama ada pemandu berkemungkinan menyebabkan kemalangan. Logik kabur digunakan untuk memperoleh markah pemanduan dengan menilai markah setiap kategori tingkah laku pemanduan berdasarkan Angka merit (FoM) dan memberikan nilai keahlian berdasarkan peraturan yang telah ditetapkan, untuk menyediakan pemodelan dan penaakulan yang lebih canggih dan fleksibel dalam situasi yang tidak menentu dan akhirnya memberikan skor keseluruhan. Oleh itu, membina sistem penilaian tingkah laku pemandu jalan raya berdasarkan kecerdasan buatan sangat membantu untuk meningkatkan kesedaran pemandu tentang tingkah laku pemanduan semasa. Selain itu, sistem ini akan dibangunkan sebagai aplikasi berasaskan web untuk kemudahan penggunaan dan pemahaman. Objektif projek ini adalah seperti membangunkan sistem untuk menilai tingkah laku pemandu di jalan raya berdasarkan kecerdasan buatan. Objektif kedua pula, membangunkan aplikasi berasaskan web untuk sistem penilaian tingkah laku pemandu jalan yang mesra pengguna. Skop projek ini pula diwujudkan untuk pendidikan pemandu. Oleh itu, sasaran sistem ini adalah untuk individu yang ingin menilai prestasi pemanduan mereka. Kekangan dalam menyediakan projek ini ialah kesukaran untuk mencari set data yang betul. Ketersediaan dan kualiti data boleh menjadi had untuk sistem ini. Sebagai contoh, sistem mungkin memerlukan sejumlah besar data untuk dilatih dengan betul, atau data mungkin perlu dikumpulkan daripada sumber tertentu seperti kamera atau penderia.

Metodologi tangkas adalah pendekatan pengurusan projek yang menekankan fleksibiliti, kerjasama, dan kemajuan berulang. Ia memungkinkan pasukan untuk beradaptasi dengan cepat terhadap perubahan dan memastikan produk akhir memenuhi harapan pelanggan. Metodologi ini juga

mendorong budaya peningkatan berkelanjutan, dengan retrospektif digunakan untuk mengidentifikasi bidang perbaikan dan melakukan perubahan. Pengujian merupakan bagian penting dalam proses ini, membantu mengidentifikasi masalah lebih awal sebelum menjadi lebih rumit dan mahal. Setelah pengujian, umpan balik digunakan untuk memperbaiki produk atau prosedur pembangunan guna mencapai hasil yang lebih baik.

Akhir sekali, kemalangan jalan raya yang disebabkan oleh masalah tingkah laku seseorang boleh diatasi dengan sistem penilaian tingkah laku pemandu berasaskan kecerdasan buatan di jalan raya. Sistem ini dapat membantu individu dalam pendidikan memandu terutama bagi pemandu yang baru mendapat lesen memandu, kurang keyakinan dalam memandu, atau mempunyai tingkah laku yang kurang baik, supaya mereka dapat menyedari tahap pemanduan mereka dan melakukan penambahbaikan bagi mengelakkan tingkah laku berisiko semasa memandu. Dengan adanya sistem ini, diharap dapat meningkatkan kesedaran dan keselamatan di lebuhraya serta mengurangkan kemalangan.

Kajian Literasi

Kajian sistem sedia ada merujuk kepada proses menganalisis dan menilai sistem, teknologi, atau proses yang telah wujud untuk memahami keupayaan, had, dan potensi untuk penambahbaikan.

Aplikasi Zubie

Aplikasi Zubie merupakan sistem penilaian yang menilai tahap keselamatan dan kecekapan pengguna saat memandu. Pengguna akan diberikan skor dari 0 (buruk) hingga 100 (cemerlang) berdasarkan analisis berpuluh-puluh metrik, dengan tumpuan pada 5 metrik utama seperti pengereman kuat, pecutan pantas, waktu berhenti, kelajuan maksimum, dan pemanduan malam.



Rajah 2.1 Paparan aplikasi Zubie

Sumber Zubie

Rajah 2.1 menunjukkan paparan hasil dari aplikasi Zubie yang mencerminkan prestasi pemandu selama tujuh hari terakhir saat memandu. Skor tersebut menggambarkan tahap keselamatan dan kecekapan pemandu, tetapi memiliki beberapa kelemahan. Pertama, paparan skor hanya fokus pada aspek pemanduan malam dan waktu berhenti, sementara aspek lain seperti pemanduan dengan kelajuan tinggi dan pengereman kuat juga berpengaruh pada keselamatan pemandu. Kedua, penggunaan kode warna hijau dan merah pada paparan skor sulit dipahami, sehingga perlu penambahbaikan untuk memberikan informasi yang lebih komprehensif dan mudah dimengerti oleh pengguna.

Aplikasi Vuedrive

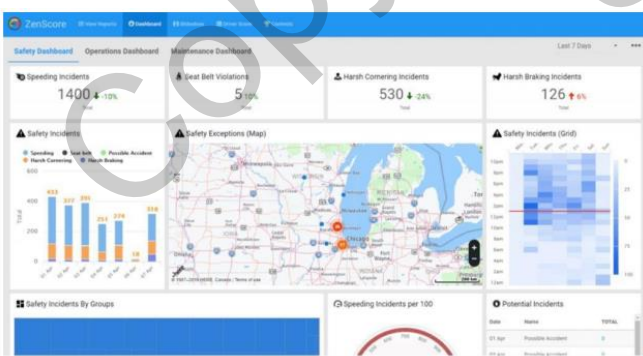
Rajah 2.2 Paparan aplikasi VUE drive
Sumber Vuedrive App

Aplikasi Vueddrive menyediakan skor tingkah laku pemanduan yang menggambarkan gaya pemanduan dan cara menyelenggara kenderaan. Markah ini dikira berdasarkan empat komponen:

Teras, Brek, Tajuk dan Ganti, dengan nilai antara 0 hingga 100. Warna pada peta menunjukkan jika kenderaan telah dipandu pada kelajuan tinggi dan apabila diserlahkan, maklumat tentang masa, kelajuan dan had laju akan muncul. Walau bagaimanapun, skor ini tidak meliputi aspek penting seperti keberkesanan bahan api, keadaan panduan malam dan masa melahu kenderaan, yang harus dinilai untuk menilai secara menyeluruh tingkah laku bimbingan dan memberikan maklum balas yang lebih tepat.

Web sistem zenscore

ZenScore membantu pengguna mengenal pasti tingkah laku pandu yang berisiko dan meningkatkan kecekapan armada. Dengan menjejaki pelanggaran lalu lintas dan memotivasikan pemandu untuk meningkatkan prestasi melalui perlawanan dan langkah KPI, ZenScore menyediakan penilaian yang boleh diukur terhadap tingkah laku pemandu. Setiap pemandu dalam armada mempunyai skor keselamatan, yang digunakan oleh pihak pengurusan untuk mengenal pasti panduan berisiko tinggi dan mereka yang mempunyai tingkah laku bimbingan yang lemah serta memberi ganjaran kepada pemandu yang selamat. Dengan adanya ZenScore, syarikat dan organisasi boleh meningkatkan keselamatan lalu lintas dan kecekapan pemanduan dalam armada mereka.



Rajah 2.3 Paparan safety dashboard

Sumber Zenscore driver scoring

Rajah 2.3 menunjukkan paparan utama sistem web ZenScore yang mengira setiap acara, seperti pemanduan laju, pelanggaran tali pinggang, tendangan buruk dan brek buruk. Hanya empat ciri

tingkah laku panduan yang dinilai dalam sistem ini. Melalui pendedahan ini, pengguna boleh mengenal pasti dan memantau keselamatan pemanduan secara terperinci bagi setiap kejadian kritikal semasa memandu.

Jadual Ringkas Perbezaan ketiga-tiga aplikasi.

Aplikasi	Fokus Utama	Skala Skor	Kelemahan
Zubie	Keselamatan & Kecekapan	0 (buruk) - 100 (cemerlang)	Tidak meliputi semua aspek risiko dan keselamatan dalam skor pendedahan. Paparan keluaran menggunakan kod warna yang sukar difahami oleh pengguna.
Vueddrive	Tingkah Laku Pemanduan	0 - 100	Tidak mencukupi untuk menilai sepenuhnya, beberapa aspek penting tidak termasuk dalam skor. Ia adalah perlu untuk memberi perhatian kepada kecekapan bahan api, pemanduan malam dan masa berhenti kenderaan.
ZenScore	Identifikasi Tingkah Laku Pemanduan	0 - 100	Tidak memaparkan semua aspek tingkah laku membimbing yang dinilai dalam sistem ini. Skor keselamatan belum lagi meliputi semua potensi risiko percubaan.

Penambahbaikan yang saya akan buat di kajian ini adalah berfokus pada peningkatan sistem Penilaian Tingkah Laku Pemandu Atas Jalan Raya Berdasarkan Kecerdasan Buatan (AI). Model TSK FIS (Type-1 Takagi-Sugeno-Kang Fuzzy Inference Systems) akan digunakan dengan pendekatan data-driven untuk menghasilkan skor pemanduan berdasarkan input pengguna. Selain itu, antara muka visualisasi graf akan memvisualisasikan tren dan pola dalam data untuk membantu pengguna memahami karakteristik data dengan lebih baik.

Penambahbaikan juga akan menyertakan peraturan kabur lengkap, bilangan peraturan diaktifkan, dan bilangan peraturan yang dicituskan. Skor keseluruhan dan kategori pemandu, seperti 'Very risky or unsafe trip', 'Risky Trip', 'Somewhat Risky Trip', 'Moderately safe trip', dan 'Safe Trip', akan ditampilkan. Diharapkan dengan penambahbaikan ini, sistem dapat mengidentifikasi pemandu berisiko tinggi, meningkatkan keselamatan jalan raya, dan memberikan penilaian yang lebih baik untuk kesedaran dan keselamatan pemandu di jalan raya.

Metodologi Kajian

1.1.1 Pengumpulan data

Data diperoleh Lopez 2018 iaitu data benchmark yang telah diuji dan diverifikasi dengan baik, sehingga dapat digunakan untuk mengukur dan membandingkan hasil dari sistem atau metode yang sedang dievaluasi. Data ini diperoleh melalui penggunaan sensor pada telefon pintar yang dipasang dalam kenderaan. Telefon pintar ini mengumpulkan maklumat tentang pemanduan seperti pecutan, brek, pusingan, dan lain-lain. Data ini kemudiannya digunakan untuk menilai prestasi pemanduan pengguna. Data yang dikumpulkan juga termasuk penilaian subjektif oleh pemerhati manusia terhadap prestasi pemanduan. Pemerhati manusia memberikan skor kepada setiap perjalanan berdasarkan penilaian mereka terhadap prestasi pemanduan. Dataset ini terdiri daripada 200 perjalanan maya yang mempunyai nilai-nilai ciri unik yang berbeza, supaya perjalanan-perjalanan tersebut merangkumi pelbagai tahap skor memandu.

DRIVING EVENT	VALUE	FINAL SCORE
Distance	7	8
Average speed	6	
# of acceleration events	5	
# of sudden starts	3	
# of abrupt lane changes	2	
# of intense brakes	7	
# of sudden stops	0	
# of abrupt steerings	1	

Rajah 4. 1 Contoh perjalanan maya dan markah yang diberikan oleh peserta

Sumber: Lopez 2018

Rajah 4.2 adalah maklumat tentang ciri-ciri pemanduan seperti kelajuan purata, jarak tempuh, ketegasan brek, dan kekerapan perubahan halaju. Semua maklumat ini digunakan untuk menghasilkan skor pemanduan yang mencerminkan tahap keselamatan atau risiko pemanduan. Contoh perjalanan dalam dataset ini diilustrasikan dalam Rajah 4.1, di mana 8 Figure of Merits (FoM) direpresentasikan. Dua FoM pertama (Jarak dan Purata kelajuan) dinormalisasi dalam julat [1 - 10] dari nilai-nilai yang diberikan oleh pemandu. Selanjutnya, enam fitur berikutnya mewakili jumlah kekerapan manuver memandu yang berisiko. Para peserta diminta untuk memberikan skor bilangan bulat untuk seluruh perjalanan antara [1 - 10] berdasarkan persepsi

mereka tentang seberapa aman/berisiko perjalanan tersebut, di mana 1 mewakili perjalanan yang sangat aman manakala 10 mewakili perjalanan yang sangat berisiko atau tidak aman.

1.1.2 Pra-pemrosesan Data

Data benchmark ini amat mudah dibaca kerana setiap kelapan input ini adalah jumlah kekerapan kesalahan tingkah laku pemandu yang berisiko. Sistem ini hanya menggunakan dua input dari lapan input kesalahan tingkah laku pemandu iaitu input (abrupt steerings) stereng mendadak dan (sudden start) enjin hidup secara tiba-tiba. Seterusnya, untuk output pula adalah skor akhir, iaitu skor tahap risiko pemandu. Secara detail tentang data ini ada di segmen 4.2.1.

Pra-pemrosesan bermula dengan membaca data input-output dari fail Excel yang diberi nama "Train_Data_safe.xlsx". Data input-output ini adalah sebagai data latihan (train data). Kemudian, data latihan ini akan diskalakan ke dalam julat 0-1. Setiap pembolehubah input dan output dipinda dari julat minimum hingga maksimum mereka ke julat 0-1. Sebagai contoh jika data latihan tersebut 4, ianya akan diskalakan ke 0.4 kerana julat nya hanya 0-1. Reskalakan data ini adalah langkah yang biasa dilakukan dalam analisis data untuk memastikan semua data berada dalam julat yang seragam dan memudahkan pemrosesan selanjutnya.

i. **Data latihan(train data) dan data baru(test data)**

Mengikut rajah 4.3 Dalam sistem ini hanya menggunakan dua input iaitu stereng mendadak dan enjin hidup secara tiba-tiba. Jadi dua input dan satu output yang digunakan dalam sistem ini sebagai data latihan sebanyak 20 data. Menggunakan dua pembolehubah input membolehkan sistem yang lebih mudah dan terurus. Bekerja dengan berbilang pembolehubah input boleh meningkatkan kerumitan sistem dan menjadikannya lebih sukar untuk mentafsir dan menganalisis keputusan. Selain itu, kecekapan pengiraan bekerja dengan bilangan pembolehubah input yang lebih kecil boleh mengurangkan beban pengiraan dan meningkatkan kecekapan sistem.

Data baru atau data yang tidak dilihat sebelumnya merujuk kepada data yang belum pernah digunakan dalam proses latihan atau pengujian model. Data ini mewakili situasi dunia nyata yang sebenar, yang muncul selepas model selesai dilatih. Data baru ini adalah yang akan di masuki oleh pengguna untuk mendapatkan nilai penilaian skor pemandu. Penggunaan data

baru (new data) atau data tidak dilihat (unseen data) membolehkan kita untuk menguji model dalam keadaan yang lebih realistik dan menilai prestasinya dalam meramalkan atau membuat keputusan untuk data yang belum dikenali.

1.1.3 Pembinaan model kabur

i. Kekaburan (Fuzzification)

pembentukan Model Kabur data input yang telah diskalakan digunakan untuk membentuk model fuzzy. Model ini melibatkan pengiraan keahlian keanggotaan kabur (fuzzy membership) bagi setiap data input dalam setiap himpunan kabur (fuzzy set). Kod rajah 4.5 membantu membentuk model fungsi keanggotaan kabur (fuzzy membership functions) untuk setiap pembolehubah input yang diberikan. Fungsi keanggotaan kabur digunakan dalam sistem logik kabur untuk menentukan sejauh mana setiap nilai input berkaitan dengan himpunan kabur tertentu, seperti *Degree of Membership*, (DOM) "Safe" (Selamat), "Aggressive" (Agresif), atau "Very Aggressive" (Sangat Agresif). Dalam fungsi ini, fungsi keanggotaan kabur yang digunakan adalah "trapmf" (fungsi keanggotaan trapesium). Fungsi ini mempunyai empat titik nilai yang membentuk trapesium untuk setiap fungsi keanggotaan kabur. Keempat titik ini menentukan skala dan bentuk fungsi keanggotaan kabur.

ii. Kekuatan penembakan (Firing Strength)

"kekuatan penembakan" merujuk kepada tahap atau kekuatan keahlian set kabur berhubung dengan nilai atau input tertentu. Ia digunakan untuk menunjukkan sejauh mana nilai input sepadan dengan set kabur yang diberikan.

Dalam setiap peraturan logik kabur, terdapat set kabur yang dikaitkan dengan pembolehubah kabur (fuzzy variable). Jika nilai input diberikan kepada pembolehubah itu, tahap keahlian setiap set kabur dalam pembolehubah itu diukur dengan kekuatan penembakan. Kekuatan menembak biasanya diwakili sebagai nilai antara 0 dan 1, di mana 0 menunjukkan bahawa input tidak sepadan dengan set kabur sama sekali, manakala 1 menunjukkan padanan sempurna.

Kekuatan penembakan kemudiannya digunakan dalam proses inferens logik kabur, di mana peraturan logik kabur digunakan untuk menghasilkan keputusan atau keputusan kabur berdasarkan nilai input dan kekuatan penembakan setiap peraturan. Ini membolehkan logik kabur

mengambil kira ketidakpastian dan kekaburan dalam data, berbanding logik klasik yang hanya mengawal nilai binari (benar atau palsu).

iii. Monotocinity Constraint dan Boundary Constarint

1. Generate Monotonicity Constraints: Fungsi ini membantu mencipta peraturan-peraturan yang memastikan sesuatu nilai akan bertambah atau berkurang seiring dengan peningkatan nilai lain. Sebagai contoh, ia seperti peraturan yang membuatkan input data latihan akan bertambah jika output data latihan bertambah.
2. Generate Boundary Constraints: Bagian ini membantu menghasilkan peraturan-peraturan yang menghadkan nilai-nilai supaya mereka tidak melebihi had tertentu. Contohnya, jika kita sedang mempertimbangkan suhu, peraturan ini boleh membantu supaya suhu tidak menjadi terlalu rendah atau terlalu tinggi.

Jadi, dalam perkataan mudah, kod ini adalah alat untuk mencipta peraturan-peraturan yang mengawal bagaimana nilai-nilai dalam logika kabur berhubung dan berubah berdasarkan satu sama lain. Ini membolehkan logika kabur membuat keputusan yang lebih selaras dengan cara manusia berfikir, di mana tidak semua jawapan adalah 100% betul atau salah.

iv. Jumlah Kuasa Dua Ralat (SSE)

```
mag=[0];
for i=1:1:a
magnitudo_of_sse=(max(1-y(i),y(i))).^2;
mag=mag+magnitudo_of_sse;
end
```

Rajah 4. 2 Jumlah kuasa dua ralat (SSE)

Kod ini mengira "magnitudo of SSE" yang merangkumi penilaian ralat antara nilai sebenar dan nilai hasil yang dicari. Ini membantu dalam mengukur keseluruhan kebolehpercayaan model logika kabur.

v. Matriks dan kebolehpercayaan

```
save('sse1.mat','A'); % a combined matrix generated for (1) MxM "H"(a semipositive definite matrix) (2) (-y^k) for "const=(y^k)^2", as discussed
ICON=[k_temp;kk];
save('sse2.mat','ICON');% monotonicity constraints, i.e., Eq. (6.b) and boundary constraints, i.e, Eq. (6.c)
save('sse3.mat','kkk');% boundary constraints, i.e., Eq. (6.d)

n_of_icons=size([ICON;kkk])
save('n_of_icons.mat','n_of_icons');
```

Rajah 4. 3 Kod hasil dari langkah i hingga iv di simpan

Akhirnya, Rajah 4.8 kod ini menyimpan semua hasil dan matriks yang dihasilkan dari langkah i hingga iv dan di simpan dalam file `n_of_icons.mat` supaya ia boleh digunakan dalam melakukan penilaian prestasi optimasi dan melanjutkan proses optimasi logika kabur untuk mendapat parameter yang akan digunakan untuk penilaian data baru, ini akan diterangkan lebih lanjut di 4.2.4 dan 4.2.5.

1.1.4 Pengoptimuman

```
values = load('n_of_icons.mat', 'n_of_icons');
nm = values.n_of_icons;
n_of_icons = nm(1); % number of monotonicity and boundary constraints (can be obtained from sse.m)
n_of_var=nm(2)-1; % number of fuzzy rules that is not fired by any input variable of a data set (can be obtai

k=1;
b0=[0.5*(ones(1,n_of_var))];
b_update=b0;
lambda_update = zeros(1,n_of_icons);
G_update=eye(length(b_update));
epsilon1 = 1e-7;% tolerance for terminating the algorithm
epsilon2 = 1e-6;%
beta_l = 0;
beta_u = 1;
delb = 1e-3; % required for gradient computation
tau = 0.618;
D_update = func1(b_update,lambda_update);
deriv_update= grad_vec(b_update,delb,lambda_update);
search = -inv(G_update)*deriv_update';
counter=0;
converge=10000000;

while converge>epsilon1
    b_old=b_update;
    lambda_old=lambda_update;
    beta_update = golden_func1(b_old,search',beta_l,beta_u,tau,lambda_old,epsilon2);
    b_update = b_old + beta_update*search';
    lambda_update = lambda_old+ 2*RK*(max([ICONSTR; -lambda_old./(2)]));
    D_old=D_update
    D_update = func1(b_update,lambda_update);
    converge=abs(D_update-D_old);
    deltab = (beta_update*search');
    deriv_old=deriv_update;
    deriv_update = grad_vec(b_update,delb,lambda_update) ;% deriv -> gradient vector
    deltaG = deriv_update-deriv_old; % deltag -> difference in gradient vector (over previous iteration)
    term1 = (deltaG'*deltaG)/(deltaG*deltab');
    term2 = ((deriv_old'*deriv_old)/(deriv_old*search));
    G_old=G_update;
    G_update = G_old+term1+term2;% A -> approximation of inverse of the hessian matrix
    search=-inv(G_update)*deriv_update';% search -> search direction
    counter=counter+1;
```

Rajah 4. 4 Kod Pengoptimuman

Rajah 4.9 adalah kod sebahagian daripada algoritma yang digunakan untuk mengoptimalkan parameter dalam model logika kabur. Ia menggunakan teknik optimasi untuk mencari nilai-nilai parameter yang memberikan hasil terbaik mengikut tujuan yang dinyatakan dalam fungsi objektif.

Dalam konteks logik kabur, "parameter" merujuk kepada nilai yang telah dioptimumkan semasa proses latihan model logik kabur. Parameter ini menentukan cara model mengendalikan data dan menyediakan pertimbangan berdasarkan data baharu. Ia termasuk pelarasan tertentu seperti pemberat (weight), fungsi keahlian dan ambang(threshold) yang mempengaruhi cara model menghasilkan keputusan dalam bentuk logik kabur.

Parameter yang dioptimumkan adalah penting kerana ia mempengaruhi prestasi model logik kabur. Dengan mendapatkan nilai yang betul untuk parameter ini semasa proses latihan, model akan lebih mampu menilai situasi baharu dan menghasilkan keputusan yang lebih relevan berdasarkan data baharu yang dimasukkan ke dalamnya. Oleh itu, parameter yang dioptimumkan memainkan peranan penting dalam memastikan kebolehpercayaan dan keberkesanan model logik kabur dalam membuat pertimbangan.

```
% Get the optimal parameters
opt_b = b_update;
opt_lambda = lambda_update;

% Evaluate the objective function with the optimal parameters
opt_obj_value = func1(opt_b, opt_lambda);
```

Rajah 4. 5 Kod optimal parameter dan menilai fungsi objektif dengan parameter optimum

Dalam rajah 4.10, `opt_b = b_update;` dan `opt_lambda = lambda_update;`: Selepas algoritma optimasi berjaya menjalankan proses pengoptimuman, nilai-nilai terbaik untuk parameter (b) dan parameter (lambda) yang berkaitan dengan batasan-batasan disimpan sebagai `opt_b` dan `opt_lambda`.

Untuk penerangan, segmen ini bertujuan untuk menjalankan Algoritma yang digunakan dalam bagi mengoptimalkan model logik kabur yang dibangunkan. Kod 4.9 berfungsi untuk mencari nilai optimum bagi parameter-parameter model dengan menggunakan teknik optimisasi berdasarkan gradien dan matriks hess. Proses optimisasi ini dilakukan dengan mengiterasi nilai parameter `opt_b` dan `opt_lambda` sehingga mencapai tahap konvergensi yang ditetapkan

(berdasarkan toleransi epsilon1). Parameter-parameter optimum ini akan menghasilkan nilai objektif optimum untuk model logik kabur yang dibangun. Hasil daripada kod ini adalah nilai optimum untuk parameter-parameter model logik kabur yang dicari, yang akan digunakan dalam analisis lanjut dan pembentukan model yang dioptimumkan untuk masalah yang diberikan. Proses ini merupakan langkah penting dalam membangunkan model logik kabur untuk tujuan yang dikehendaki. Parameter `opt_b` ini mempengaruhi fungsi keanggotaan kabur (fuzzy membership functions) yang membantu menentukan tingkat keanggotaan setiap nilai input terhadap himpunan kabur "Safe", "Aggressive", dan "Very Aggressive". Nilai-nilai optimum dari parameter `opt_b` dan `opt_lambda` ini akan menyebabkan model logik kabur lebih baik sesuai dengan data yang ada, dan hasilnya akan lebih akurat atau sesuai dengan tujuan yang dikehendaki.

Jadi, kesimpulannya, proses optimisasi dijalankan untuk mencari parameter model logik kabur (terutamanya parameter `b` dan `lambda`) sehingga model tersebut dapat memberikan hasil yang paling baik dalam melakukan penilaian atau prediksi berdasarkan data yang diberikan.

Hasil daripada pengoptimuman adalah nilai optimum untuk parameter-parameter model logik kabur yang dicari, yang akan digunakan dalam penialain lanjut. Proses ini merupakan langkah penting dalam membangunkan model logik kabur yang mempunyai parameter yang telah di optimum supaya model logik kabur ini dapat membuat penilaian untuk ujian baru.

```
function fuzzyrule_matrix = fuzzyrule()
    fuzzyrule_matrix = [1 1;
2 1;
3 1;
1 2;
2 2;
3 2;
1 3;
2 3;
3 3];
opt_b = [0.630795427774999 0.630823211178321 0.306224385865632 0.631041157700817 0.630799884009108 0.473652498927972 0.630975055921662 1.00061905542472 0];
fuzzyrule_matrix = [fuzzyrule_matrix opt_b];
```

Rajah 4. 6 Kod peraturan kabur yang disertakan parameter yang telah di optimum

Rajah 4.11 adalah kod peraturan kabur (fuzzy rules). Matriks peraturan ni seolah-olah menyimpan aturan-aturan dalam logika kabur. Setiap baris dalam matriks ini mewakili suatu peraturan, dan setiap kolom mewakili nilai-nilai input dan output yang berkaitan dengan peraturan tersebut.

Dalam sistem logik kabur, peraturan menentukan bagaimana input diubah menjadi output menggunakan pembolehubah bahasa dan fungsi keanggotaan. Parameter sering kali menentukan bentuk dan tingkah laku fungsi keanggotaan ini. Sebagai contoh, sejauh mana kecerunan fungsi keanggotaan, seberapa luasnya, dan sebagainya. Parameter-parameter ini memainkan peranan penting dalam menentukan output sistem logik kabur.

Dengan memasukkan 'opt_b' dalam 'fuzzyrule_matrix', ini akan mengintegrasikan parameter-parameter yang telah dioptimumkan ini secara langsung ke dalam penyusunan peraturan sistem logik kabur. Ini bermakna apabila menggunakan 'fuzzyrule_matrix' untuk ramalan /penilaian kemudian, parameter-parameter yang telah dioptimumkan akan digunakan, membawa kepada ramalan/penilaian yang lebih tepat dan halus.

Secara keseluruhan, mengintegrasikan 'opt_b' ke dalam 'fuzzyrule_matrix' adalah cara untuk memastikan bahawa nilai-nilai parameter yang telah dioptimumkan digunakan secara automatik apabila menerapkan peraturan-peraturan logik kabur untuk ramalan atau tugas-tugas lain. Ini membantu mengekalkan konsistensi dan memastikan bahawa tingkah laku dioptimumkan sistem dikekalkan apabila menggunakannya dalam senario praktikal.

1.1.5 Penilaian Tingkah Laku Pemandu

```

% Construct the test input matrix
xtest = [ sudden_stops_test1, abrupt_test1];

% Apply fuzzy inference on test data
fuzzyrule_matrix = fuzzyrule();

% Calculate firing strengths
firing_strengths = [];
for rule = 1:size(fuzzyrule_matrix, 1)
    rule_inputs = fuzzyrule_matrix(rule, 1:end-1);
    firing_strength1 = calculate_firing_strength(rule_inputs, xtest);
    firing_strengths = [firing_strengths; firing_strength1];
end

% Aggregate rule outputs
aggregated_output = 0.0;
for i = 1:size(fuzzyrule_matrix, 1)
    output = fuzzyrule_matrix(i, end); % Output value associated with the fuzzy rule
    aggregated_output = aggregated_output + firing_strengths(i) * output;
end

% Defuzzify the results
predicted_output = sum(aggregated_output .* firing_strengths) / sum(firing_strengths);

% Ensure the predicted output is within the desired range [0, 10]
predicted_output = max(min(predicted_output, 10), 0);

output_description = risk_level(predicted_output);
disp(['Predicted Output: ', num2str(predicted_output)]);
disp(['Risk Level: ', output_description]);

function output_description = risk_level(predicted_output)
    if predicted_output <= 1
        output_description = 'Very risky or unsafe trip';
    elseif predicted_output <= 3
        output_description = 'Risky trip';
    elseif predicted_output <= 5
        output_description = 'Somewhat risky trip';
    elseif predicted_output <= 7
        output_description = 'Moderately safe trip';
    elseif predicted_output <= 9

```

Rajah 4. 7 Kod penialain ujian baru

Kod ini merupakan sebuah fungsi yang digunakan untuk melakukan prediksi tingkat risiko atau keselamatan perjalanan berdasarkan input nilai ujian (value1 dan value2). Fungsi ini mengambil data ujian dari fail Excel "Test_Data_safe.xlsx" dan kemudian mereskalakan datanya ke dalam rentang 0-1. Data ujian tersebut akan digunakan sebagai input untuk model logik kabur yang telah dibentuk sebelumnya.

Proses prediksi dimulai dengan membentuk matriks input ujian (xtest) berdasarkan data ujian yang telah direskalakan. Selanjutnya, dilakukan inferensi kabur dengan menggunakan aturan-aturan kabur yang telah dibentuk sebelumnya (fuzzyrule_matrix). Firing strengths (kekuatan pemantik) dari setiap aturan kabur dihitung berdasarkan nilai input ujian dan aturan kabur yang bersangkutan.

Hasil dari inferensi kabur adalah nilai keluaran yang diagregasi (aggregated output) berdasarkan firing strengths dan nilai keluaran dari setiap aturan kabur. Nilai keluaran yang

diagregasi kemudian didefuzzifikasi (defuzzify) untuk menghasilkan nilai prediksi akhir (predicted_output) yang merepresentasikan tingkat risiko atau keselamatan perjalanan.

Pengagregatan dan penyahkaburan ialah langkah penting dalam logik kabur untuk menukar keluaran kabur kepada hasil yang lebih bermakna dan boleh difahami. Penerangan mengapa langkah ini perlu:

i. Pengagregatan:

Dalam logik kabur, peraturan yang berbeza boleh memberikan output yang bercanggah untuk input yang sama. Pengagregatan ialah proses menggabungkan berbilang keluaran kabur ini untuk mencapai nilai keluaran tunggal yang mewakili. Ini dilakukan untuk memastikan bahawa sumbangan peraturan yang berbeza dipertimbangkan dan disepadukan dengan sewajarnya, memberikan gambaran yang lebih jelas tentang hasil keseluruhan.

ii. Difuzzifikasi:

Selepas pengagregatan, hasilnya masih dalam bentuk kabur, yang mungkin tidak mudah ditafsir atau boleh digunakan. Penyahfuzzifikasi ialah proses menukar keluaran kabur agregat ini kepada nilai yang jelas atau berangka yang masuk akal dalam konteks masalah. Ini adalah perlu untuk menyediakan ramalan atau keputusan yang konkrit dan boleh diambil tindakan berdasarkan sistem logik kabur.

Dalam kod yang disediakan:

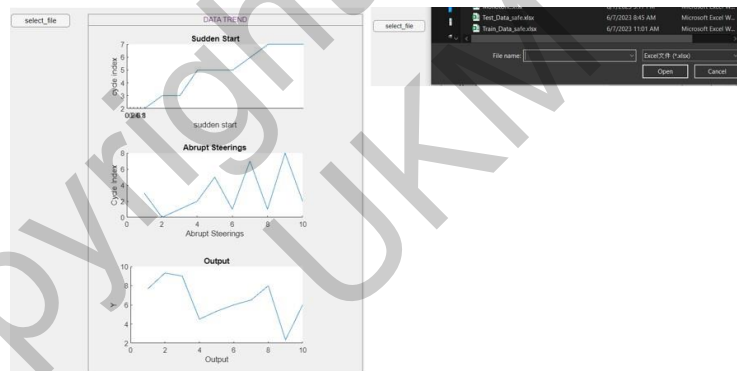
Langkah pengagregatan dilakukan dengan mengira jumlah wajaran keluaran peraturan (weighted sum of the rule) menggunakan kekuatan penembakan setiap peraturan. Ini menghasilkan output agregat yang menangkap kesan gabungan peraturan yang berbeza pada ramalan. Langkah defuzzifikasi dicapai dengan membahagikan keluaran agregat dengan jumlah kekuatan tembakan. Purata wajaran ternormal ini memberikan ramalan berangka yang jelas yang boleh ditafsirkan dengan mudah. Ringkasnya, pengagregatan dan difuzzifikasi adalah penting kerana ia mengubah keluaran kabur yang abstrak dan kompleks bagi peraturan menjadi satu ramalan yang jelas yang boleh membimbing keputusan atau tindakan. Langkah-langkah ini merapatkan jurang antara perwakilan linguistik logik kabur dan penggunaan praktikal dalam aplikasi dunia sebenar.

Akir sekali, outputnya menyediakan deskripsi risiko berdasarkan nilai prediksi yang dihasilkan. Deskripsi risiko ini menggambarkan tingkat risiko perjalanan dalam beberapa kategori, seperti "Very risky or unsafe trip", "Risky trip", "Somewhat risky trip", "Moderately safe trip", "Safe trip", atau "Very safe trip".

1.2 PROTOTAIP SISTEM PENIALAIN TINGKAH LAKU PEMANDU

i. Antara muka visualasi tren data asli

Visualisasi plot tren data asli memungkinkan kita untuk secara visual melihat pola dan tren yang ada dalam data. Ini membantu kita memahami karakteristik data dan melihat apakah ada pola yang jelas, seperti peningkatan atau penurunan secara bertahap, siklus, atau fluktuasi acak. Rajah 4.13 merupakan visualisasi plot tren data memungkinkan kita untuk secara visual melihat pola dan tren yang ada dalam data. Ini membantu kita memahami karakteristik data dan melihat apakah ada pola yang jelas, seperti peningkatan atau penurunan secara bertahap, siklus, atau fluktuasi acak.



Rajah 4. 8 Antara muka visualasi data tren

ii. Antara muka peraturan kabur

Peraturan-peraturan ini ditentukan berdasarkan istilah-istilah linguistik "Selamat," "Agresif," dan "Sangat Agresif" untuk dua pembolehubah input. Gabungan-gabungan yang mungkin bagi istilah-istilah linguistik bagi kedua-dua pembolehubah input adalah seperti berikut:

Lajur pertama mewakili istilah linguistik bagi pembolehubah input pertama, yang boleh menjadi "Selamat" (1), "Agresif" (2), atau "Sangat Agresif" (3).

Lajur kedua mewakili istilah linguistik bagi pembolehubah input kedua, juga dengan nilai "Selamat" (1), "Agresif" (2), atau "Sangat Agresif" (3).

Complete FuzzyRule	No. of Rule Activated	No. of Rules Triggered
Column 1	Column 2	
1	1	1
2		1
3		1
1		2
2		2
3		2
1		3

No. of Icons: 45 9 Output: 2.668292e+00 Optimization value

Rajah 4. 9 Antara muka tab peraturan kabir lengkap

Complete FuzzyRule	No. of Rule Activated	No. of Rules Triggered
Column 3	Column 4	Column 5
2	3	4
	5	6
	7	8
	9	

Rajah 4. 10 Antara muka tab bilangan peraturan diaktifkan

Complete FuzzyRule	No. of Rule Activated	No. of Rules Triggered
Column 1	Column 2	Column 3
1	2	0
2	2	0
3	2	0
1	3	0
2	3	0
3	3	0

Rajah 4. 11 Antara muka tab bilangan peraturan yang dicetuskan

Seperti yang dilihat di rajah 4.15 terdapat 'number of icons' iaitu 45 dan 9 adalah bilangan monotonisitas kekangan sempadan dan bilangan peraturan kabur yang tidak dicetuskan oleh mana-mana pembolehubah input set data. Setelah mendapatkan nilai "No. of Icons," algoritma ini akan menggunakan nilai ini untuk melakukan iterasi dan optimisasi model logik kabur. Algoritma ini menggunakan teknik iteratif untuk mengoptimalkan parameter-parameter model logik kabur, yaitu "b" dan "lambda," hingga mencapai tahap konvergensi yang ditetapkan

dengan toleransi "epsilon1." Pada akhir algoritma, diperoleh nilai parameter-parameter optimum "opt_b" dan "opt_lambda" yang menghasilkan nilai objektif optimum untuk model logik kabur yang dibangun.

```
% Get the optimal parameters
opt_b = b_update;
opt_lambda = lambda_update;
```

Rajah 4. 12 Kod parameter optimal

```
% Evaluate the objective function with the optimal parameters
opt_obj_value = func1(opt_b, opt_lambda);
```

Rajah 4. 13 Kod parameter optimal Kod menilai fungsi objektif dengan parameter optimum

Parameter opt_b ini mengontrol tingkat keanggotaan setiap nilai input terhadap himpunan kabur dalam fungsi keanggotaan yang telah dibentuk sebelumnya. "opt_lambda" adalah vektor yang berisi nilai optimum dari parameter "lambda" yang juga digunakan dalam model logik kabur. Parameter "lambda" ini terkait dengan konstrain pada optimisasi yang melibatkan batasan pada pemantik dan keanggotaan himpunan kabur.

Setelah proses pengoptimuman selesai, hasilnya ialah parameter "paling sesuai" opt_b dan opt_lambda, yang ditentukan untuk memberikan prestasi terbaik pada data latihan. Seperti rajah 4.15 butang "optimization value" adalah untuk menilai prestasi atau kualiti sistem inferens kabur. Ia mengira nilai berangka yang mewakili sejauh mana sistem mampu membuat ramalan atau keputusan berdasarkan pembolehubah input yang diberikan. Nilai fungsi objektif yang lebih rendah menunjukkan kesesuaian yang lebih baik dengan pasangan data input-output.

iii. Antara muka penilaian

Kini, untuk ramalan pada data baharu, opt_b sememangnya parameter yang perlu digunakan. Parameter yang dioptimumkan opt_b mewakili parameter fungsi keahlian. Untuk membuat ramalan pada data baharu, harus menggunakan parameter yang dioptimumkan opt_b untuk melaksanakan inferens kabur pada data ujian, seperti yang kita bincangkan sebelum ini. Fungsi untuk menilai inferens kabur pada data ujian harus mengambil opt_b sebagai input bersama dengan data ujian.

PREDICTION

Sudden Start 3

Abrupt Steerings 4

Prediction Value of your Score Predicted Output: 5.9434

Risk Level: Moderately safe trip

Rajah 4. 14 Antara muka penialain skor tingkah laku pemandu

Keputusan dan Perbincangan

1.3 HASIL PENGUJIAN

1.3.1 Hasil penialain fungsi objek

Jadual di bawah adalah hasil pengoptimuman fungsi objek yang terdiri dari 2 input, 3 inpput dan 4 input. Setiap input akan mendapat fungsi objek yang berbeza, seperti yang kita lihat lagi banyak DOM yang digunakan lagi kecil nilai objek. Nilai objek yang bagus adalah yang paling kecil kerana penialaian fungsi objek adalah mencari nilai minimum.

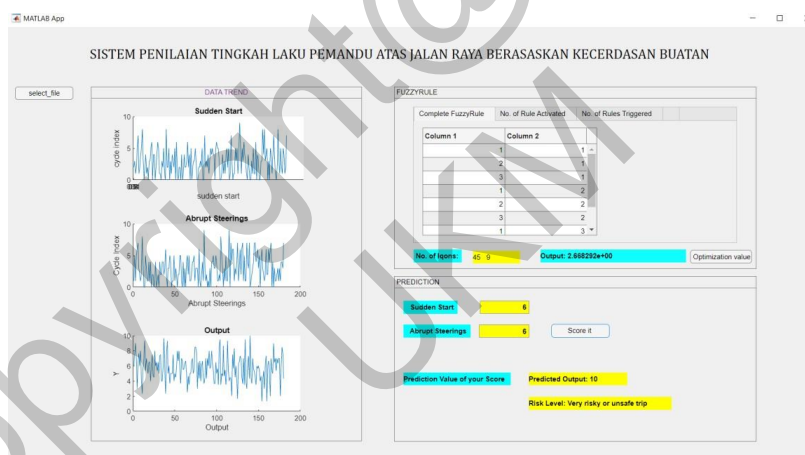
Jadual 4. 1 Hasil nilai fungsi objek mengikut DOM yang berbeza

Input Variables (Degree of Membership)	Nilai fungsi objective (Objective Function)
2	2.67
3	1.522
4	1.5147

1.3.2 Hasil keseluruhan sistem

Hasil pengujian sistem yang dibina menunjukkan bahawa pembangunan sistem dan prosedur kritikal adalah aspek yang sangat penting bagi keberhasilan sesuatu organisasi atau projek. Melalui proses pembangunan yang teliti dan berterusan, sistem dapat dipertingkatkan untuk meningkatkan kecekapan, ketelusan, dan prestasi secara keseluruhan. Prototaip sistem ini juga berhasil menyediakan antara muka visualisasi tren data asli yang membantu kita memahami karakteristik data dan melihat pola dan tren yang ada dalam data.

Selain itu, sistem ini dibangunkan berdasarkan web agar mesra pengguna dan mudah difahami. Ini bermakna pemandu dapat mengakses sistem ini secara mudah melalui peranti mudah alih atau komputer. Kemudahan akses ini akan meningkatkan penggunaan sistem dan membantu dalam mempromosikan budaya keselamatan jalan raya yang lebih baik di kalangan para pemandu.



Rajah 4. 15 Keseluruhan antara muka web aplikasi

1.4 KESIMPULAN

Secara keseluruhannya, skop projek ini difokuskan pada membantu meningkatkan kesedaran dan keselamatan pemandu melalui penerapan teknologi kecerdasan buatan dalam sistem penilaian tingkah laku pemandu di atas jalan raya. Diharapkan dengan adanya sistem ini, dapat memberikan kontribusi positif dalam mengurangkan risiko kemalangan jalan raya dan menciptakan lingkungan jalan raya yang lebih aman dan selamat untuk semua pengguna jalan.

Kesimpulan

Projek ini bertujuan untuk membina sistem penilaian tingkah laku panduan menggunakan kecerdasan buatan (AI) dengan tumpuan kepada keselamatan jalan raya. Sistem ini menggunakan logik kabur untuk menyepadukan faktor yang mempengaruhi tingkah laku pemandu, dengan itu memberikan skor perintis yang mencerminkan tahap risiko atau keselamatan. Aplikasi berasaskan web yang mesra pengguna telah dibangunkan untuk menyediakan akses mudah melalui peranti mudah alih atau komputer.

Hasil kajian menunjukkan sistem pemarkahan menggunakan AI memberikan keputusan yang lebih tepat dan objektif. Penggunaan logik kabur membolehkan sistem mengendalikan ketidakpastian dan kekaburan, dengan itu beroperasi dalam cara yang lebih mirip dengan pemikiran manusia dalam membuat keputusan.

Projek ini memberi impak positif dalam meningkatkan kesedaran dan keselamatan jalan raya. Penggunaan kecerdasan buatan dalam menilai tingkah laku pemandu membantu mengurangkan risiko kemalangan dan meningkatkan kesedaran pemandu tentang tingkah laku mereka di jalan raya. Oleh itu, projek ini menyumbang kepada mewujudkan persekitaran trafik yang lebih selamat.

Sistem penarafan ini berpotensi menjadi alat yang berharga untuk pendidikan, syarikat pengangkutan dan agensi trafik untuk meningkatkan kesedaran dan keselamatan jalan raya. Dengan penggunaan teknologi AI, kita boleh bergerak ke arah sistem pengangkutan yang lebih selamat dan cekap.

Kelebihan model dan sistem

Sistem ini telah berjaya menghasilkan model logik kabur yang berkesan dalam menilai tingkah laku pemandu di lebuhraya berdasarkan data input seperti berhenti secara mengejut dan stereng mendadak. Dengan menggunakan peraturan kabur yang telah ditetapkan, sistem boleh mengenali

tahap risiko atau keselamatan pemandu semasa memandu. Model logik kabur yang dioptimumkan dengan parameter menghasilkan keputusan ramalan yang lebih baik dan lebih tepat. Dengan sistem ini, organisasi atau projek yang berkaitan dengan pendidikan panduan boleh meningkatkan kesedaran dan keselamatan pemanduan melalui penilaian tingkah laku yang lebih canggih dan objektif. Kesimpulannya, sistem ini membuktikan bahawa pendekatan berasaskan kecerdasan buatan dan logik kabur dapat meningkatkan kecekapan, ketelusan dan prestasi keseluruhan dalam menangani isu berkaitan tingkah laku pemandu jalan.

Kekurangan model dan sistem

Walaupun sistem ini menggunakan model keahlian kabur untuk dua pembolehubah input, ia mempunyai beberapa kelemahan yang perlu dipertimbangkan. Pertama, penggunaan hanya dua pembolehubah input dalam model ini boleh memudahkan analisis dan anggaran, tetapi ia juga boleh mengurangkan ketepatan dan ketepatan dalam menilai tingkah laku membimbing. Data asal yang mempunyai 8 pembolehubah input tidak digunakan sepenuhnya dalam model ini, dan ini boleh menyebabkan kehilangan maklumat berharga dalam penilaian. Selain itu, menggunakan hanya dua pembolehubah input dalam model keahlian kabur boleh mengurangkan keupayaan sistem untuk menilai dan menangani situasi yang lebih kompleks dan pelbagai faktor yang mungkin berlaku dalam pemanduan jalan raya. Apabila data asal mempunyai 8 pembolehubah input, mengabaikan faktor lain yang berkaitan boleh menyebabkan ketidakseimbangan dan ketidakadilan dalam penilaian tingkah laku membimbing.

Penambahbaikan masa hadapan

Untuk menambah baik model dan sistem ini pada masa hadapan, ia mungkin dipertimbangkan untuk menambah lebih banyak pengubah input untuk menjadikan penilaian lebih meluas dan tepat. Teknik pengoptimuman yang lebih canggih dan komprehensif juga boleh digunakan untuk mencari

kombinasi parameter yang lebih baik. Dengan meningkatkan kerumitan model dan sistem, penilaian tingkah laku membimbing boleh menjadi lebih tepat dan komprehensif, memberikan manfaat yang lebih besar untuk semua pihak yang terlibat dalam proses panduan dan hala tuju lebuhraya.

Penghargaan

Dalam laporan ini, saya ingin mengucapkan terima kasih kepada Allah SWT atas limpahan nikmat yang memungkinkan saya menyelesaikan projek ini. Saya juga ingin berterima kasih kepada penyelia, Dr. Kerk Yi Wen, atas tunjuk ajar, sokongan, dan bantuan yang diberikan selama proses projek.

Tak lupa juga, rasa terima kasih kepada kedua orang tua yang memberikan sokongan finansial dan dorongan tanpa henti. Tanpa mereka, projek ini tidak akan berhasil seperti yang sekarang.

Terakhir, saya ingin mengucapkan terima kasih kepada teman-teman sejawat, pensyarah di Fakulti Teknologi dan Sains Maklumat, dan masyarakat yang telah memberikan maklum balas yang berharga. Sumbangan dan sokongan dari semua pihak terlibat dalam pembuatan projek ini sangat dihagai.

RUJUKAN

Shope, J. T. (2006). Influences on youthful driving behavior and their potential for guiding interventions to reduce crashes. *Injury Prevention*, 12(suppl_1), i9–i14. <https://doi.org/10.1136/ip.2006.011874> [2 Disember 2022]

www.ETAuto.com. (2017, June 6). Artificial Intelligence to aid driving behavior and prevent accidents, auto news, et auto. ETAuto.com, from <https://auto.economicstimes.indiatimes.com/news/auto-technology/artificial-intelligence-to-aid-driving-behavior-and-prevent-accidents/59013663> [2Disember 2022]

Mousavi Bazzaz, M., Zarifian, A., Emadzadeh, M., & Vakili, V. (2015). Driving behaviors in Iran: A descriptive study among drivers of Mashhad City in 2014. *Global Journal of Health Science*, 7(7). <https://doi.org/10.5539/gjhs.v7n7p39> [12 Desember 2022]

World Health Organization 1984. Road traffic accidents in developing countries.

Technical Report Series No. 73. Geneva, WHO
http://whqlibdoc.who.int/trs/WHO_TRS_703.pdf. [2 November 2022]

Meiring, G., & Myburgh, H. (2015). A review of intelligent driving style analysis systems and related artificial intelligence algorithms. *Sensors*, 15(12), 30653–30682. <https://doi.org/10.3390/s151229822> [4 Desember 2022]

ZenScore driver scoring. ZenuIT. (2020, June 8), from <https://zenuit.com/products/zenscore/> [22 Desember 2022]

Vuedrive app - improve and maintain good driving behaviour. VUEgroup. (2022, July 5), from <https://vuegroup.org/vuedrive-app/> [4 November 2022]

Zubie. (2022, November 17), from <https://zubie.com/> [5 November 2022]

Shawky, M. (2020). Factors affecting lane change crashes. *IATSS Research*, 44(2), 155–161. <https://doi.org/10.1016/j.iatssr.2019.12.002> [6 November 2022]

Lopez, J. R., Gonzalez, L. C., Wahlstrom, J., Montes y Gomez, M., Trujillo, L., & Ramirez-Alonso, G. (2018). A genetic programming approach for driving score calculation in the context of Intelligent Transportation Systems. *IEEE Sensors Journal*, 18(17), 7183–7192. <https://doi.org/10.1109/jsen.2018.2856112> [6 November 2022]

www.ETAAuto.com. (2017, June 6). Artificial Intelligence to aid driving behavior and prevent accidents, auto news, et auto. ETAAuto.com, from <https://auto.economictimes.indiatimes.com/news/auto-technology/artificial-intelligence-to-aid-driving-behavior-and-prevent-accidents/59013663> [8 November 2022]

Amado, S., Arıkan, E., Kaça, G., Koyuncu, M., & Turkan, B. N. (2014). How accurately do drivers evaluate their own driving behavior? an on-road observational study. *Accident Analysis & Prevention*, 63, 65–73. <https://doi.org/10.1016/j.aap.2013.10.022> [13 November 2022]

Teh, C. Y., Kerk, Y. W., Tay, K. M., & Lim, C. P. (2018). On modelling of data- driven monotone zero-order TSK fuzzy inference systems using a system identification framework. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 1–1. <https://doi.org/10.1109/tfuzz.2018.2851258> [30 November 2022]

Yu-Chi Ho. (1998). Neuro-Fuzzy and soft computing - a computational approach to learning and Machine Intelligence [book reviews]. *Proceedings of the IEEE*, 86(3), 600–603. <https://doi.org/10.1109/jproc.1998.662886> [20 Disember 2022]

Mousavi Bazzaz, M., Zarifian, A., Emadzadeh, M., & Vakili, V. (2015). Driving behaviors in Iran: A descriptive study among drivers of Mashhad City in 2014. *Global Journal of Health Science*, 7(7). <https://doi.org/10.5539/gjhs.v7n7p39> [17 November 2022]

Iman Farhana binti Rosli (A186144)
Ts. Dr. Nor Samsiah Sani
Fakulti Teknologi & Sains Maklumat,
Universiti Kebangsaan Malaysia