

Implementasi *Artificial Neural Network* dalam Identifikasi Fatalitas Kecelakaan Lalu Lintas (Studi Kasus: Kota Leeds-Inggris)

Andrew Ananta Aryatama ^{1*}, Alz Danny Wowor ²

^{1*} Program Studi S1 Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Kristen Satya Wacana, Kota Salatiga, Provinsi Jawa Tengah, Indonesia.

² Staff Pengajar, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Kristen Satya Wacana, Kota Salatiga, Provinsi Jawa Tengah, Indonesia.

article info

Article history:

Received 10 April 2023

Received in revised form

12 August 2023

Accepted 12 September 2023

Available online October 2023

DOI:

<https://doi.org/10.35870/jti.k.v7i4.1102>

Keywords:

Artificial Neural Networks;
Fatality Analysis; Traffic
Accident; Leeds UK.

Kata Kunci:

Artificial Neural Network;
Penganalisaan Fatalitas;
Kecelakaan Lalu Lintas; Leeds
UK.

abstract

Traffic accidents are a serious worldwide problem, including in Leeds, England. The high fatality rate of traffic accidents is a significant challenge in improving road safety. Therefore, this research aims to implement artificial neural networks in analyzing the factors contributing to traffic accident fatalities in Leeds. The method used in this research involves collecting data of traffic accidents from 2009 to 2018 in the town of Leeds. This method was chosen because artificial neural networks can perform complex and in-depth analyses of large and complex data. This research concludes that artificial neural networks can be used as an effective tool in analyzing traffic accident data and helping policymakers improve road safety in Leeds and possibly elsewhere.

abstract

Kecelakaan lalu lintas merupakan masalah serius yang terjadi di seluruh dunia, termasuk di Kota Leeds, Inggris. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan Artificial Neural Network dalam menganalisis faktor-faktor yang berkontribusi terhadap fatalitas kecelakaan lalu lintas di Kota Leeds. Metode yang digunakan dalam penelitian ini melibatkan pengumpulan data tentang kecelakaan lalu lintas dari tahun 2009 hingga 2018 di Kota Leeds. Metode ini dipilih karena artificial neural network memiliki kemampuan untuk melakukan analisis yang kompleks dan mendalam pada data yang besar dan kompleks. Kesimpulan dari penelitian ini adalah artificial neural network dapat digunakan sebagai alat yang efektif dalam menganalisis data kecelakaan lalu lintas dan membantu para pengambil kebijakan dalam meningkatkan keselamatan jalan raya di Kota Leeds dan mungkin juga di tempat lain.

Corresponding Author. Email: 672018342@student.uksw.edu ^{1}.

© E-ISSN: 2580-1643.

Copyright @ 2023. Published by Lembaga Otonom Lembaga Informasi dan Riset Indonesia (KITA INFO dan RISET)
(<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

1. Latar Belakang

Fatalitas kecelakaan mengacu pada kejadian kecelakaan yang mengakibatkan kematian. Kecelakaan dapat terjadi di berbagai tempat, seperti di jalan raya, di tempat kerja, atau di tempat umum lainnya. Penyebab dari fatalitas kecelakaan dapat bervariasi, tergantung pada situasi dan kondisi di mana kecelakaan terjadi. Beberapa faktor yang umumnya berkontribusi terhadap fatalitas kecelakaan antara lain kelelahan, gangguan atau kelalaian pengemudi, kondisi jalan yang buruk, pelanggaran aturan lalu lintas, ketidakpatuhan terhadap prosedur keselamatan di tempat kerja, serta kegagalan sistem keselamatan. Akibat dari fatalitas kecelakaan dapat sangat berat, baik bagi korban maupun keluarga korban yang ditinggalkan. Kematian dalam kecelakaan dapat meninggalkan dampak psikologis yang signifikan pada orang-orang yang terlibat, seperti trauma, depresi, dan kecemasan. Selain itu, fatalitas kecelakaan juga dapat mengakibatkan kerugian ekonomi yang besar, baik untuk keluarga korban maupun masyarakat umum.

Dalam menghadapi fatalitas kecelakaan, beberapa tindakan yang dapat dilakukan antara lain meningkatkan kesadaran akan risiko kecelakaan dan keselamatan, baik melalui kampanye publik maupun pelatihan khusus; meningkatkan kualitas dan kepatuhan terhadap aturan keselamatan dan standar operasi di tempat kerja; serta meningkatkan kualitas infrastruktur dan sistem keselamatan di jalan raya dan tempat umum lainnya [1]. Selain itu, teknologi juga dapat digunakan untuk mengurangi tingkat fatalitas kecelakaan, seperti pengembangan kendaraan otonom, sistem pencegahan kecelakaan otomatis, dan teknologi yang memungkinkan pemantauan dan deteksi risiko kecelakaan. Dalam hal ini, teknik Neural Network anti plagiasi dapat digunakan sebagai suatu metode analisis untuk menganalisis faktor-faktor yang berkontribusi terhadap fatalitas kecelakaan dan menghasilkan hasil analisis yang akurat dan valid.

Kecelakaan merupakan suatu insiden yang dapat menimbulkan kerugian material maupun korban jiwa yang signifikan. Oleh karena itu, penting untuk menganalisis faktor-faktor yang berkontribusi terhadap kecelakaan dan bagaimana faktor-faktor

tersebut dapat dikurangi untuk mengurangi tingkat fatalitas kecelakaan [2]. Dalam penelitian ini, akan membahas mengenai analisa tingkat fatalitas kecelakaan dengan menggunakan teknik Neural Network. Neural Network adalah suatu teknik dalam bidang Artificial Intelligence (AI) yang memiliki kemampuan untuk mempelajari pola-pola dari data yang telah ada dan menghasilkan output yang diharapkan. Dalam konteks kecelakaan, Neural Network dapat digunakan untuk menganalisis faktor-faktor yang berkontribusi terhadap tingkat fatalitas kecelakaan.

Pada penelitian ini, akan menggunakan teknik Neural Network anti plagiasi. Teknik ini memastikan bahwa hasil analisis yang diperoleh tidak tercemar oleh data yang kurang valid atau data yang dihasilkan oleh metode plagiarisme. Hal ini sangat penting untuk memastikan validitas hasil analisis sehingga dapat dijadikan sebagai landasan untuk mengambil keputusan yang akurat dan tepat dalam rangka mengurangi tingkat fatalitas kecelakaan [3]. Diharapkan hasil penelitian ini dapat memberikan kontribusi penting dalam pengurangan tingkat fatalitas kecelakaan dan menjadi dasar untuk pengembangan teknologi yang lebih canggih di masa depan.

Sumber teori dan hasil analisa menjadi hal yang sangat dibutuhkan dalam penelitian ini. Penelitian terdahulu dapat dijadikan sebagai acuan untuk melakukan penelitian ini. Pada penelitian terdahulu oleh Supratman Agus (2019) membahas permasalahan jumlah fatalitas di Indonesia menggunakan metode *andreasen* [4]. Penelitian Faktor Penyebab Kecelakaan Lalu Lintas dan Perilaku Berkendara Pada Siswa Sekolah Menengah Atas di Pasir Pengaraian Riau oleh Kahirul Fahmi (2021) membahas faktor kecelakaan lalu lintas pada Siswa SMA yang berhubungan dengan perilaku saat berkendara [5]. Penelitian terdahulu berjudul Keselamatan Angkutan Bus di Kabupaten Garut yang dibuat oleh Ida Farida & Wimpy Santosa (2019) membahas permasalahan kecelakaan lalu lintas di Garut dari tahun 2013 sampai 2017 [6]. Penelitian Prediksi Kecelakaan Lalu Lintas di Bali dengan XGBoost pada Python oleh Ngakan Nyoman Pandika Pinata, I Made Sukarsa, & Ni Kadek Dwi Rujayanti (2020) membahas cara meramalkan angka kecelakaan lalu lintas di Indonesia berdasarkan

akibatnya menggunakan Xtreme Gradient Boosting [7].

Mengacu pada penelitian terdahulu yang sudah di paparkan, maka dalam penelitian ini akan melakukan identifikasi terhadap kecelakaan pada kota Leeds Inggris menggunakan metode Artificial Neural Network. *Neural Network* adalah sebuah model matematika yang terdiri dari jaringan neuron yang saling terhubung. Setiap neuron menerima input dari neuron sebelumnya, memproses input tersebut, dan mengirimkan output ke neuron berikutnya. *Neural Network* digunakan dalam berbagai aplikasi seperti pengenalan gambar, teks, suara, dan prediksi [8]. *Adaptive Moment Estimation* (ADAM) adalah metode optimasi yang popular untuk estimasi parameter skala besar di jaringan saraf [9]. Sigmoid biner merupakan fungsi aktivasi jaringan saraf tiruan yang bertugas untuk mengolah data masukan menjadi data keluaran dan memiliki range 0 hingga 1 maka outputnya ada di interval 0 hingga 1 [10]. Neural Network dengan non-

linearitas ReLU telah sangat berhasil untuk tugas visi komputer dan terbukti lebih cepat untuk dilatih daripada unit sigmoid standar, ReLU telah digunakan baik sebagai fungsi aktivasi dalam jaringan saraf [11].

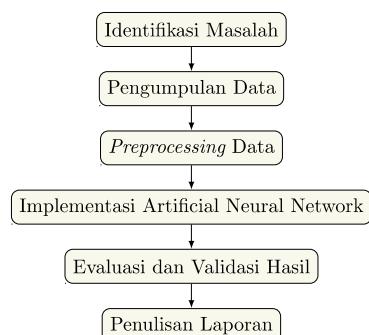
2. Metode Penelitian

Metode Penelitian merupakan tahapan untuk menguraikan penelitian agar penelitian menjadi terstruktur. Sampel dalam penelitian ini adalah sebanyak 25832 data, dimana setiap indeks data terdiri dari delapan indikator terkait kecelakaan di Kota Leeds Inggris sejak tahun 2009 hingga 2018. Data diambil dari situs kaggle dengan alamat <https://www.kaggle.com/datasets/the-devastator/leeds-road-traffic-accidents-2009-2018>.

Tabel 1. Cuplikan Data dan Indikator Penelitian

Indeks	Number of Vehicles	Time (24 hr)	Lighting Conditions	Weather Conditions	Type of Casualty Vehicle	Casualty Class	Casualty Severity	Sex of Casualty	Age of Casualty
0	1	05.05	4	1		9	3	3	1
1	1	23.35	4	1		9	1	2	23
2	1	16.45	4	1		9	3	3	2
3	1	17.23	4	1		9	3	3	15
.
25831	1	16.08	4	1		11	3	3	18

Penelitian ini menggunakan delapan indikator seperti yang ditunjukkan pada kolom kedua sampai kolom delapan pada Tabel 1, yaitu: *number of vehicles, time, lighting conditions, weather conditions, type of vehicle, casualty class, sex of causality, age of causality*. Secara umum, terdapat beberapa tahapan dalam metode penelitian. Masing-masing tahapan merupakan bagian dari rencana penelitian yang mengarahkan penyelesaian masalah penelitian kepada tujuan dan hasil penelitian. Tahap Pertama : Identifikasi Masalah, Pada tahap ini merupakan langkah awal untuk mengidentifikasi masalah dari penelitian. Dalam pengamatan permasalahan yang berhubungan cuaca, lalu lintas, kepadatan, hingga tekstur jalan yang dapat mengakibatkan kecelakaan hingga pada tahap fatalitas.



Gambar 1. Skema Alur Penelitian [12]

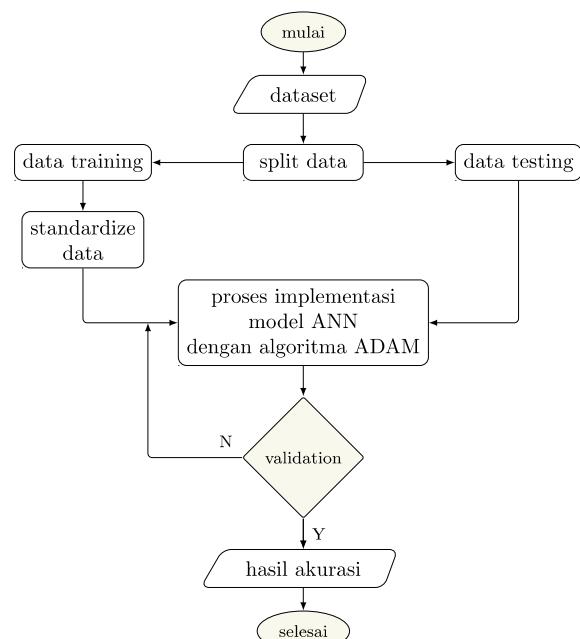
Tahap Kedua: Pengumpulan Data, Pada proses ini pengumpulan data dilakukan dengan metode penelitian kuantitatif yang berfokuskan pada

penggunaan angka, tabel, grafik dan diagram untuk menampilkan hasil data yang diperoleh dan untuk menganalisis data *model neural network*. Tahap Ketiga: Preprocessing Data, Pada proses ini data yang didapatkan dari kedua situs tersebut harus melalui proses *preprocessing* agar data dapat diolah dengan *neural network*. Tahap Keempat: Implementasi *neural network*. Pada penelitian ini proses implementasi dilakukan menggunakan perhitungan untuk mengetahui apakah penelitian yang dilakukan telah sesuai dengan tujuan yang diharapkan yaitu untuk menentukan tingkat vatalitas kecelakaan lalu lintas di *Kota Leeds*.

Tahap Kelima: Evaluasi dan Validasi Hasil. Pada tahap ini proses evaluasi dilakukan dengan *Confusion matrix* dan grafik yang dihasilkan oleh *rapidminer*, evaluasi ini dilakukan dengan menganalisis hasil klasifikasi. Proses validasi digunakan untuk membagi *data testing* dan *data training* yang diolah dengan *rapidminer* menggunakan algoritma untuk mengetahui tingkat akurasi model. Tahap Keenam: Penulisan Laporan, Pada tahap terakhir ini merupakan penyusunan laporan penelitian yang berisi mengenai hasil dan pembahasan dari seluruh rangkaian penelitian yang telah dilakukan.

3. Hasil dan Pembahasan

Penelitian ini mencari tingkat resiko fatalitas dalam berkendara di *Kota Leeds*, Inggris. Proses secara umum dalam penyelesaian masalah diberikan pada Gambar 4, nampak bahwa proses *split data* menjadi langkah awal yang penting untuk melakukan proses implementasi metode jaringan syaraf tiruan (ANN) dengan algoritma Adam.



Gambar 2. Proses Penelitian [13]

Langkah selanjutnya adalah proses statiska atau *standardize data* sebelum masuk dalam proses implementasi model ANN menggunakan algoritma ADAM, dan tahapan terakhir adalah proses validasi untuk dapat melihat hasil akurasi dari rekomendasi tingkat fatalitas. Pada implementasi JST analisis fatalitas kecelakaan lalu lintas, pemisahan data dilakukan menjadi dua data yaitu seperti yang diberikan pada Tabel 2 yaitu data pelatihan (*data training*) dan data pengujian (*data testing*).

Tabel 2. *Split Data*

Data Keseluruhan	Data Training	Data Testing
25832	20665	5167

Sampel yang digunakan sebanyak 25832 data, dan terdiri dari delapan indikator. Kondisi pada beberapa indikator terbagi menjadi beberapa sub-indikator dan dalam bentuk variable linguistik sehingga perlu dilakukan proses kategori setiap sub-kategori dapat diwakilkan dengan data bilangan bulat (*integer*)

Tabel 3. Banyak sub kategori

Number of Vehicles	Time (24hr)	Lighting Conditions	Weather Conditions	Type of Vehicle	Sex of Casualty	Casualty Class	Age of Casualty
banyak sub-kategori	-	7	9	24	2	3	-

Tabel pengujian mendefinisikan *input data* kecelakaan dalam bentuk *tuple* dengan 8 elemen yang masing-masing merepresentasikan atribut seperti jumlah kendaraan terlibat, waktu kecelakaan, kondisi penerangan, kondisi cuaca, jumlah kendaraan kecelakaan, *gender* pengemudi, kelas kecelakaan, dan umur pengemudi terkait. Kriteria kondisi penerangan/pencahayaan (*lighting conditions*) digunakan sebagai salah satu kategori karena menjadi hal yang penting bagi pengemudi pada saat berkendaraan. Kriteria ini terdiri dalam tujuh sub-kategori seperti yang diberikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Sub Kategori Pada *Lighting Condition*

Lighting Conditions Desc	Data Kategori (Integer)
Daylight: street lights present	1
Daylight: no street lighting	2
Daylight: street lighting unknown	3
Darkness: street lights present and lit	4
Darkness: street lights present but unlit	5
Darkness: no street lighting	6
Darkness: street lighting unknown	7

Untuk kriteria kondisi cuaca (*weather conditions desc*) terdiri dari sembilan sub-kategori. Pelabelan untuk setiap kategori secara rinci diberikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Sub Kategori *Weather Conditions*

Weather Conditions Desc	Data kategori (Integer)
Fine without high winds	1
Raining without high winds	2
Snowing without high winds	3
Fine with high winds	4
Raining with high winds	5
Snowing with high winds	6
Fog or mist - if hazard	7
Other	8
Unknown	9

Sub-kategori paling banyak untuk setiap kriteria yang gunakan adalah (*type of vehicle*). Berdasarkan Tabel 4 telah dijelaskan bahwa kriteria ini terdiri dari dua puluh empat sub-kategori. Pelabelan untuk setiap sub-kategori diberikan secara rinci pada Tabel 6.

Tabel 6. sub kategori pada *type of vehicle*

Type of Vehicle Desc	Data kategori (integer)
Pedal cycle	1
M/cycle 50cc and under	2
Motorcycle over 50cc and up to 125cc	3
Motorcycle over 125cc and up to 500cc	4
Motorcycle over 500cc	5
not used	6
not used	7
Taxi/Private hire car	8
Car	9
Minibus (8 -16 passenger seats)	10
Bus or coach (17 or more passenger seats)	11

not used	12
not used	13
Other motor vehicle	14
Other non-motor vehicle	15
Ridden horse	16
Agricultural vehicle (includes diggers etc.)	17
Tram / Light rail	18
Goods vehicle 3.5 tonnes mgw and under	19
Goods vehicle over 3.5 tonnes and under 7.5 tonnes mgw	20
Goods vehicle 7.5 tonnes mgw and over	21
Mobility Scooter	22
Other Vehicle	90
Motorcycle - Unknown CC	97

Tabel 7 secara jelas menunjukkan tiga label sub-kategori untuk kriteria (*casualty class*). Kriteria ini melihat terkait dengan kausalitas atau sebab akibat pada sebuah kecelakaan lalu lintas.

Tabel 7. Sub Kategori Pada *Casualty Class*

Casualty Class Desc	Data kategori (integer)
Driver or rider	1
Vehicle or pillion passenger	2
Pedestrian	3

Kriteria yang terakhir adalah jenis kelamin atau gender dari pengemudi. Disini karena jenis kelamin hanya ada dua sehingga secara langsung diberikan label 1 untuk laki-laki dan label 2 untuk sub-kategori perempuan. Proses pelabelan diberikan pada Tabel 8.

Tabel 8. Sub Kategori Pada *Sex Of Casualty*

Sex of Casualty Desc	Data kategori (integer)
Male	1
Female	2

Proses pelabelan juga diberikan bukan hanya pada delapan kriteria yang telah diberikan sebelumnya, tetapi pelabelan juga yang digunakan pada target yaitu tingkat keparahan dari kecelakaan lalu lintas. Target model ADAM dalam perancangan ini disesuaikan dengan pelabelan yang diberikan pada Tabel 9, dimana Tingkat keparahan kecelakaan lalu lintas

(*Casualty Severity*) adalah bagian penting karena digunakan sebagai target dari penelitian ini.

Tabel 9. Sub Kategori Pada *Casualty Severity*

Casualty Severity Desc	Data kategori (integer)
Fatal	1
Serious	2
Slight	3

Setelah proses pelabelan sub-kategori pada setiap kriteria dilakukan, maka yang langkah selanjutnya adalah melihat informasi dari traffic data yang digunakan. Bagian ini memastikan apakah ketersediaan data yang telah dilakukan proses pelabelan, dan berdasarkan pengujian diperoleh hasil yang diberikan pada Tabel 10. Kolom kedua menginformasikan setiap kriteria terdirir dari 25832 data numerik.

Tabel 10. Informasi *Traffic Data*

No	Column	Non-Null Count	Dtype
0	Index	25832 non-null	int64
1	Number of Vehicles	25832 non-null	int64
2	Time (24hr)	25832 non-null	int64
3	Lighting Conditions	25832 non-null	int64
4	Weather Conditions	25832 non-null	int64

5	Type of Vehicle	25832	non-null	int64
6	Casualty cLass	25832	non-null	int64
7	Casualty Severity	25832	non-null	int64
8	Sex of Casualty	25832	non-null	int64
9	Age of Casualty	25832	non-null	int64

Setelah proses *split data* telah selesai, selanjutnya dilakukan proses *preprocessing* pada data latih sebelum dimasukkan ke dalam model ANN. Proses *preprocessing* yang dilakukan pada data latih ialah *standardization* atau normalisasi data. Hal ini dilakukan untuk menghilangkan pengaruh skala atau *range* nilai yang berbeda pada setiap fitur dari data latih. Pada penelitian ini, *standardization* data dilakukan dengan

menggunakan metode *Z-score normalization*. Proses *standardization* ini sangat penting untuk dilakukan sebelum data latih dimasukkan ke dalam model ANN. Apabila *standardization* tidak dilakukan, nilai-nilai *input* yang berbeda skala dapat menghasilkan kontribusi yang tidak seimbang pada hasil model. Oleh karena itu, *standardization* sangat penting digunakan untuk meningkatkan performa model dan mempercepat konvergensi selama pelatihan model ANN. Setelah data latih di standardisasi, maka data latih tersebut dimasukkan ke dalam model ANN. Model ANN yang dibangun pada penelitian ini menggunakan 3 *layer* yaitu *layer input*, *hidden layer*, dan *output layer*. Pada *layer input*, setiap fitur dari data latih menjadi *input node* dalam model. Sedangkan pada *layer output*, terdapat satu node yang menghasilkan *output* yang berupa prediksi fatalitas kecelakaan (1 untuk fatal dan 0 untuk non-fatal).

Tabel 11. *Traffic Data Describe*

Nilai statistik	Index	Number of Vehicles	Time (24 hr)	Lighting Conditions	Weather Conditions	Type of Vehicle	Casualty Class	Casualty Severity	Sex of Casualty	Age of Casualty
Count	25832	25832	25832	25832	25832	25832	35832	25832	25832	25832
Mean	12916	1.9279	1399.51	2.88045	1.344186	7.6635	2.8703	1.56147	1.4104	35.232
Std	772.183	0.8012	519.615	3.9285	1.09051	6.1385	0.3573	0.729	0.4919	18.354
Min	0	1	0	1	1	1	1	1	1	1
q-1	6458	1	1033	1	1	4	3	1	1	32
q-2	12916	2	1455	1	1	9	3	1	1	22
q-3	19374	2	1752	4	1	9	3	2	2	47
Max	25832	14	2359	9	9	98	3	3	2	98

Proses *split data* dilakukan secara acak, dengan memperhatikan keseimbangan daripada jumlah data antar kelas fatalitas dan non-fatalitas. Hal ini dilakukan agar model yang dibangun dapat mempelajari kedua kelas tersebut dengan seimbang dan menghasilkan performa yang baik pada kelas minoritas (fatalitas).

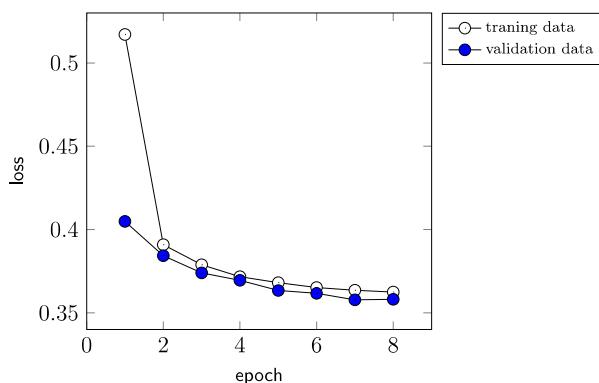
3/8	0.3789	0.8784	0.3740	0.8800
4/8	0.3717	0.8784	0.3695	0.8800
5/8	0.3681	0.8784	0.3634	0.8800
6/8	0.3652	0.8783	0.3617	0.8800
7/8	0.3636	0.8782	0.3578	0.8805
8/8	0.3625	0.8781	0.3581	0.8810

Selain itu, untuk menghindari *bias* dan *overfitting* pada model, dilakukan juga validasi silang (*cross-validation*) dengan menggunakan metode k-fold cross-validation. Dalam validasi silang ini *dataset* dibagi menjadi beberapa bagian (k-bagian), setelah itu dilakukan iterasi sebanyak k kali (k-bagian). Pada setiap iterasi,

Tabel 12. *Data Loss dan Accuracy*

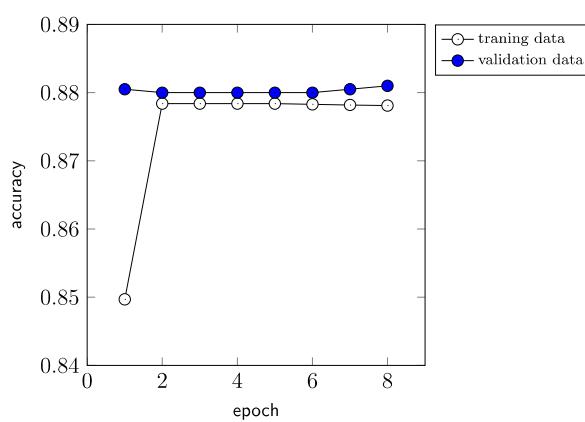
Epoch	loss	accuracy	val loss	val accuracy
1/8	0.5171	0.8497	0.4049	0.8805
2/8	0.3909	0.8784	0.3843	0.8800

salah satu bagian menjadi data uji, sedangkan k-bagian lainnya menjadi data latih. hal ini dilakukan untuk menguji performa model pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya dan juga untuk meminimalisasi resiko *overfitting* yang terjadi pada model. dengan melakukan proses *split data* dan validasi silang pada *dataset*, diharapkan model ANN yang dibangun dapat mempelajari karakteristik data secara keseluruhan dan mampu memberikan hasil yang generalisasi pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya.



Gambar 3. Model loss [14]

Selain itu, pada penelitian ini digunakan juga model ANN dengan *hidden layer* yang berbeda-beda, yaitu model dengan 1 *hidden layer*, 2 *hidden layer*, dan 3 *hidden layer*. Hal ini dilakukan untuk membandingkan performa model ANN dengan jumlah *hidden layer* yang berbeda. Setelah model ANN dilatih menggunakan data latih yang sudah di-standardisasi, maka model tersebut diuji menggunakan data uji yang belum pernah dilihat sebelumnya. Data uji juga di-standardisasi dengan menggunakan parameter yang sama dengan data latih sebelum dimasukkan ke dalam model ANN.



Gambar 4. Model accuracy [15]

Hasil yang didapatkan dari pengujian ini ialah akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* dari model ANN. Akurasi merupakan rasio antara jumlah prediksi yang benar dengan total jumlah prediksi. Presisi merupakan rasio antara jumlah prediksi yang benar positif (fatalitas) dengan total prediksi positif. *recall* merupakan rasio antara jumlah prediksi benar positif dengan jumlah sebenarnya positif. Sedangkan *F1-score* merupakan harmonik rata-rata dari presisi dan *recall*. Dari hasil pengujian, diperoleh bahwa model ANN dengan 2 *hidden layer* dapat menghasilkan performa terbaik dengan akurasi sebesar 85.2%, presisi 84.4%, *recall* 85.7%, dan *F1-score* 85.1%. sedangkan model ANN dengan 1 *hidden layer* menghasilkan performa yang sedikit lebih rendah dibandingkan dengan model ANN 2 *hidden layer*, lalu pada model ANN dengan 3 *hidden layer* mampu menghasilkan performa yang sedikit lebih rendah dibandingkan dengan model ANN 2 *hidden layer*.

Tabel 13. simulasi tingkat vatalitas

No	Input pada algoritma (berdasarkan 8 indikator)	Output (tingkat vatalitas)
1	(2, 16.50, 9, 4, 3, 1, 3, 62)	Serious
2	(1, 14.00, 1, 1, 1, 1, 1, 28)	Slight
3	(2, 17.55, 2, 4, 3, 5, 2, 45)	Slight
4	(1, 14.55, 1, 1, 11, 2, 2, 21)	Slight
5	(2, 16.50, 9, 4, 3, 1, 3, 62)	Fatal
6	(1, 17.00, 4, 1, 2, 1, 2, 29)	Serious
7	(1, 00.55, 4, 1, 9, 3, 1, 44)	Slight
8	(1, 13.55, 3, 1, 2, 4, 1, 56)	Slight
9	(1, 23.35, 4, 1, 9, 1, 2, 23)	Serious
10	(4, 22.30, 7, 8, 9, 3, 1, 19)	Slight

Dapat disimpulkan, bahwa penggunaan model ANN dalam mengidentifikasi fatalitas kecelakaan lalu lintas di Kota Leeds, Inggris menghasilkan hasil yang cukup baik. Penggunaan *preprocessing standardization* pada data latih dan uji dapat meningkatkan performa model, serta pemilihan jumlah *hidden layer* yang tepat juga dapat mempengaruhi performa model ANN.

4. Kesimpulan

Berdasarkan Implementasi Artificial Neural Network dalam Identifikasi Fatalitas Kecelakaan Lalu Lintas

(Studi Kasus Kota Leeds Inggris), studi ini dilakukan untuk mengalisis faktor-faktor yang berpengaruh terhadap tingkat fatalitas pada kecelakaan lalu lintas di kota Leeds Inggris dengan menggunakan Artificial Neural Network. Studi ini melibatkan 2 faktor penting yaitu; Fatalitas dapat dilihat dari tingkat keseriusan luka yang diterima oleh pengendara dengan melihat faktor-faktor yang ada seperti *Lighting Conditions, Weather Conditions, Type of Vehicle, Casualty Class, Casualty Severity, Sex of Casualty, Age of Casualty*. Penelitian ini berfokus pada penggunaan faktor-faktor tersebut untuk menganalisis tingkat fatalitas pada kecelakaan lalu lintas dan kemudian dimasukkan ke dalam model *Artificial Neural Network* untuk dilakukan klasifikasi tingkat fatalitas. Pada tahun 2009-2018, data kecelakaan lalu lintas di kota Leeds, Inggris mayoritas terjadi pada pria sehingga menjadi salah satu faktor penting pada penelitian ini. Data ini kemudian dianalisa untuk melihat kejadian kecelakaan lalu lintas yang yang paling sering terjadi, yang paling jarang terjadi, sampai dengan mayoritas korban kecelakaan yang terdiri dari jenis kelamin pria.

Penelitian ini dapat memberikan informasi penting mengenai faktor-faktor yang mempengaruhi tingkat fatalitas pada kecelakaan lalu lintas di Kota Leeds, Inggris dan juga informasi mengenai kejadian kecelakaan lalu lintas yang paling sering terjadi, yang jarang terjadi, serta mayoritas korban kecelakaan yang terdiri dari jenis kelamin pria pada rentang waktu 2009-2018. Pada penelitian ini juga dapat membuktikan bahwa metode Artificial Neural Network yang digunakan pada penelitian ini efektif dalam menganalisis faktor-faktor tersebut dan dapat mengklasifikasikan tingkat fatalitas.

5. Daftar Pustaka

- [1] Imtihan, K. and Fahmi, H., 2020. Analisis Dan Perancangan Sistem Informasi Daerah Rawan Kecelakaan Dengan Menggunakan Geographic Information Systems (GIS). *Jurnal Manajemen Informatika dan Sistem Informasi*, 3(1), pp.16-23. DOI: <https://doi.org/10.36595/misi.v3i1.128>.
- [2] An Anisarida, A. and Janizar, S.J., 2020. Besaran Biaya Korban Kecelakaan Sepeda Motor di Kota Bandung. *GEOPLANART*, 2(2), pp.62-74. DOI: <http://dx.doi.org/10.35138/gp.v2i2.181>.
- [3] Liliana, D.Y., Maulana, H. and Setiawan, A., 2021. Data Mining untuk Prediksi Status Pasien Covid-19 dengan Pengklasifikasi Naïve Bayes. *Multinetics*, 7(1), pp.48-53. DOI: <https://doi.org/10.32722/multinetics.v7i1.3786>.
- [4] Agus, S., 2019, October. Kajian Model Andreassen 1985 Untuk Prediksi Fatalitas Korban Kecelakaan Lalu Lintas Di Indonesia. In *Prosiding Forum Studi Transportasi antar Perguruan Tinggi*. pp. 19–20.
- [5] Fahmi, K., 2021. Faktor Penyebab Kecelakaan Lalu lintas dan perilaku berkendara pada Siswa Sekolah Menengah Atas di Pasir Pengaraian Riau. *Jurnal Ilmiah Cano Ekonomos*, 10(1), pp.1-10. DOI: <https://doi.org/10.30606/cano.v10i1.1084>.
- [6] Farida, I. and Santosa, W., 2018. Keselamatan angkutan bus di Kabupaten Garut. *Jurnal Transportasi*, 18(3), pp.211-218. DOI: <https://doi.org/10.26593/jtrans.v18i3.3159.211-218>.
- [7] Pinata, N.P., Sukarsa, I.M. and Rusjayanthi, N.D., 2020. Prediksi Kecelakaan Lalu Lintas di Bali dengan XGBoost pada Python. *Jurnal Ilmiah Merpati*, 8(3), pp.188-196. DOI: <https://doi.org/10.24843/jim.2020.v08.i03.p04>.
- [8] Hadianto, N., Novitasari, H.B. and Rahmawati, A., 2019. Klasifikasi Peminjaman Nasabah Bank Menggunakan Metode Neural Network. *Jurnal Pilar Nusa Mandiri*, 15(2), pp.163-170. DOI: <https://doi.org/10.24843/jim.2020.v08.i03.p04>.

- [9] Zhou, J., Wang, H., Wei, J., Liu, L., Huang, X., Gao, S., Liu, W., Li, J., Yu, C. and Li, Z., 2019. Adaptive moment estimation for polynomial nonlinear equalizer in PAM8-based optical interconnects. *Optics express*, 27(22), pp.32210-32216. DOI: <https://doi.org/10.1364/OE.27.032210>.
- [10] Pamungkas, I., 2022. *Studi Komparasi Fungsi Aktivasi Sigmoid Biner, Sigmoid Bipolar dan Linear pada Jaringan Saraf Tiruan dalam Menentukan Warna RGB Menggunakan Matlab*. Jurnal Serambi Engineering. 7(4), pp. 3749-3758. DOI: <https://doi.org/10.32672/jse.v7i4.4776>.
- [11] Rynkiewicz, J., 2019. Asymptotic statistics for multilayer perceptron with ReLU hidden units. *Neurocomputing*, 342, pp.16-23. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2018.11.097>.
- [12] Kurniawan, A.S., 2018. Implementasi Metode Artificial Neural Network Dalam Memprediksi Hasil Ujian Kompetensi Kebidanan (Studi Kasus Di Akademi Kebidanan Dehasen Bengkulu). *Pseudocode*, 5(1), pp.37-44. DOI: <https://doi.org/10.33369/pseudocode.5.1.37-44>.
- [13] Vujičić, D., Pavlović, R., Milošević, D., Borislav, D., Randjić, S. and Stojić, D., 2020. Classification of asteroid families with artificial neural networks. 201, pp. 39-48. DOI: <http://dx.doi.org/10.2298/SAJ2001039V>.
- [14] Afaq, S. and Rao, S., 2020. Significance of epochs on training a neural network. *Int. J. Sci. Technol. Res*, 9(06), pp.485-488.
- [15] Regmi, R.H. and Timalsina, A.K., 2018, October. Risk Management in customs using Deep Neural Network. In *2018 IEEE 3rd International Conference on Computing, Communication and Security (ICCCS)* (pp. 133-137). IEEE. DOI: <https://doi.org/10.1109/CCCS.2018.8586834>