



E-ISSN : 2579-5317

P-ISSN : 2685-2152



# DoubleClick

Journal of Computer and Information Technology

<http://e-journal.unipma.ac.id/index.php/doubleclick>

**VOL. 7 NO. 1**  
**AUGUST 2023**

**DITERBITKAN OLEH :**  
**PROGRAM STUDI INFORMATIKA**  
**FAKULTAS TEKNIK**  
**UNIVERSITAS PGRI MADIUN**



Google Scholar



**Volume 7 Nomor 1 Edisi August 2023**

---

*DoubleClick is Journal of Computer and Information Technology with registered number E-ISSN: 2579-5317 dan P-ISSN: 2685-2152 will publish in August and February.*

*Topic of the DoubleClick Journal :*

- 1. Application of information technology (Software engineering, system design, geographic information system mapping area, multimedia, simulation technique, robotics);*
  - 2. Development and empowerment of society or creative economy trough e-commerce);*
  - 3. Development of learning media based on information technology;*
  - 4. Information System.*
- 

**TIM REDAKSI**

**DoubleClick: Journal of Computer and Information Technology**

*Editor-in-Chief*

Slamet Riyanto, Universitas PGRI Madiun, Indonesia

*Editor*

Puguh Jayadi, Universitas PGRI Madiun, Indonesia

Juwari Juwari, Universitas PGRI Madiun, Indonesia

Arif Wibisono, Universitas PGRI Semarang, Indonesia

Kelik Sussolaikah, Universitas PGRI Madiun, Indonesia

Yoga Prisma Yuda, Universitas PGRI Madiun, Indonesia

*Reviewer*

Alison Russel, Boston University, United States

Kusrini Kusrini, Universitas AMIKOM Yogyakarta, Indonesia

Nila Feby Puspitasari, Universitas AMIKOM Yogyakarta, Indonesia

Nova Agustina, Sekolah Tinggi Teknologi Bandung, Indonesia

Holong Marisi Simalango, Universitas Universal Batam

Pungkas Subarkah, Universitas AMIKOM Purwokerto, Indonesia

Afif Zuhri Arfianto, Politeknik Perkapalan Negeri Surabaya, Indonesia

Mr Galih Mustiko Aji, Politeknik Negeri Cilacap, Indonesia

Aziz Musthafa, Universitas Darussalam Gontor, Indonesia

**Editorial Office:**

**Teknik Infomatika**

**Universitas PGRI Madiun**

Jl. Auri No. 14-16 Kota Madiun 63118

Kampus 3, Lt 3 Kantor Program Studi S1 Informatika



## **KATA PENGANTAR**

*Assalamualaikum Warahmatullahi Wabarakatuh*

Puji syukur Alhamdulillah, kami panjatkan kepada Allah Subhanahu Wa Ta'ala yang telah melimpahkan karunia dan nikmat-Nya, atas terbitnya Jurnal DoubleClick Volume 3 Nomor 2 bulan Pebruari Tahun 2020.

Pada kesempatan ini, kami selaku pengelola Jurnal Doubleclick mengucapkan banyak terima kasih untuk mitra bestari, redaktur, penulis beserta pihak-pihak yang telah banyak membantu dalam proses penerbitan jurnal ini. Semoga jurnal DoubleClick dapat memberikan manfaat bagi perkembangan ilmu pengetahuan dan untuk ke depannya dapat lebih baik dalam menghasilkan karya-karya ilmiah yang berkualitas.

Akhir kata untuk meningkatkan kualitas pengelolaan, isi, tampilan maupun lainnya, kami selalu terbuka untuk menerima saran dan kritik untuk perbaikan pada edisi selanjutnya.

*Wassalamualaikum Warahmatullahi Wabarakatuh*

Madiun, 30 Agustus 2023

Redaktur

---

**DoubleClick: Journal of Computer and Information Technology**  
**Volume 7 Nomor 1 Edisi August 2023**

---

**DAFTAR ISI**

	Hal
Tim Editor	ii
Kata Pengantar	iii
Daftar Isi	iv
Implementasi Convolutional Neural Network untuk Klasifikasi Rempah-Rempah Khas Indonesia <i>Sandi Hermawan, Nova Agustina (Sekolah Tinggi Teknologi Bandung)</i>	1-7
Detection of Motorcycle Tire Endurance based on Tire Load Index using CNN <i>Birawa Kaca Buana Gora, Nugroho Tegar Maulana, Muhamad Novan Aulia Zam Zami, Anan Nugroho, Alfa Faridh Suni (Universitas Negeri Semarang)</i>	9-15
Prediksi Kredit Sepeda Motor pada Showroom Astra Motor Sako Palembang dengan Metode Naïve Bayes <i>Septian Dwi Fernando, Susan Dian Purnamasari, Hadi Syaputra, Nurul Adha Oktarini Saputri (Universitas Bina Darma)</i>	17-23
Pendukung Keputusan Pemilihan Seragam Sekolah Islam Athirah Menggunakan Metode SMART (Simple Multi-Atribut Rating Technique) <i>Andi Hutami Endang, Lilis Hajrah Amelia, Resty Amalia Aras (Institut Teknologi dan Bisnis Kalla)</i>	25-29
Pemodelan UML Untuk Perancangan Sistem Pakar Diagnosa Dini Cedera Awal Pada Peserta Olahraga Beladiri Menggunakan Pendekatan Teorema Bayes <i>Finanta Okmayura, Arfa Fadilah, Cily Tria Marisa, Boy Zidan Nadjal, Muhammad Ryan Pratama Yudha, Roma Tika Adi Putra (Universitas Muhammadiyah Riau)</i>	31-40
Deteksi Berita Palsu Pada Pemilu 2024 Dengan Menggunakan Algoritma Random Forest <i>Arizal Sabila Nurhikam, Rivaldi Syaputra, Saepul Rohman, Satrio Rully Priyambodo, Nova Agustina (Universitas Adhirajasa Reswara Sanjaya, Sekolah Tinggi Teknologi Bandung)</i>	41-50
Rancang Bangun Aplikasi Penjadwalan Servis Kendaraan Pada PT. Thamrin Brothe Cabang Palembang Berbasis CRM (Customer Relationship Management) <i>Deriman Deriman (Universitas Bina Darma)</i>	51-60

## Implementasi Convolutional Neural Network untuk Klasifikasi Rempah – Rempah Khas Indonesia

Sandi Hermawan<sup>1</sup>, Nova Agustina<sup>2</sup>

Program Studi Teknik Informatika, Sekolah Tinggi Teknologi Bandung

e-mail: <sup>1</sup>sandihermawanf01@gmail.com, <sup>2</sup>nova@sttbandung.ac.id

**Abstract:** Indonesia is a tropical country with great natural wealth, one of the wealth that Indonesia has is abundant and various spices, but not everyone knows the various types of spices. So that in this study aims to increase knowledge about the types of spices typical of Indonesia, using deep learning methods made a classification of typical Indonesian spice images using CNN with train accuracy of 99% and validation accuracy of 60% and train data used as many as 24 images for each type of spice, there are 7 (seven) types of spices used namely Andaliman, Java Chili, Cloves, Cardamom, Cinnamon, Pepper and Nutmeg.

**Keywords:** classification, spices, convolutional neural network

**Abstrak:** Indonesia merupakan negara tropis dengan kekayaan alam yang besar, salah satu kekayaan yang dimiliki Indonesia yakni rempah-rempah yang melimpah dan bermacam-macam, akan tetapi tidak semua orang mengetahui berbagai jenis dari rempah-rempah. Sehingga Pada penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan pengetahuan mengenai jenis rempah-rempah khas Indonesia, dengan menggunakan metode *deep learning* dibuat sebuah klasifikasi citra rempah khas Indonesia menggunakan CNN dengan train akurasi sebesar 99% dan validation akurasi sebesar 60% serta *data train* yang digunakan sebanyak 24 citra untuk setiap jenis rempah-rempah, terdapat 7 (tujuh) jenis rempah-rempah yang dipakai yakni Andaliman, Cabe Jawa, Cengkeh, Kapulaga, Kayu Manis, Lada dan Pala.

**Kata kunci:** klasifikasi, rempah-rempah, convolutional neural network

### Pendahuluan

Menurut buku yang ditulis oleh (Hakim, 2015) hingga saat ini diperkirakan terdapat total 400-500 rempah-rempah yang ada di dunia dengan Asia Tenggara sebagai pusat dari berbagai jenis rempah-rempah dunia. Di Asia tenggara setidaknya memiliki 275 spesies rempah. Selain itu menurut artikel yang di tulis oleh kemendikbud terdapat 25 jenis rempah yang dikenal oleh masyarakat. Seperti kunyit, pala, kayu manis, cengkeh, jahe, saffron, kapulaga, kemukus, secang dan kemiri.

Rempah-rempah selain menjadi bahan untuk memasak, bisa juga menjadi obat herba contohnya seperti jahe, kunyit dan kencur. Meskipun demikian kehidupan modern juga dapat memengaruhi masyarakat untuk mengenal kekayaan alam

Indonesia yaitu rempah-rempah, (Cynthia Sinatra, 2016)

Sebelum penelitian ini dilakukan, terdapat penelitian terdahulu mengenai penggunaan metode CNN untuk penelitian pertama berjudul "Implementasi Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Varietas Pada Citra Daun Sawi Menggunakan Keras" (Ahmad Kurniadi, dkk. - Journal of Computer and Information Technology, 2020). Penelitian ini bertujuan untuk mengatasi permasalahan dalam membedakan antara sawi pakchoy, sawi putih dan sawi caisim hasil dari penelitian ini memperoleh nilai akurasi sebesar 83%, recall 80 % dan presisi 89%.

Setelah penelitian oleh Ahmad Kurniadi dkk, terdapat juga penelitian kedua dengan judul "Klasifikasi Jenis Rempah-Rempah Berdasarkan Fitur

Warna RGB dan Tekstur Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor” (Kaharuddin - Jurnal Informasi Interaktif, 2019). Pada penelitian ini bertujuan untuk melakukan klasifikasi jenis rempah-rempah berdasarkan warna dan tekstur dengan menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor, hasil dari penelitian ini mendapatkan nilai akurasi sebesar 73%.

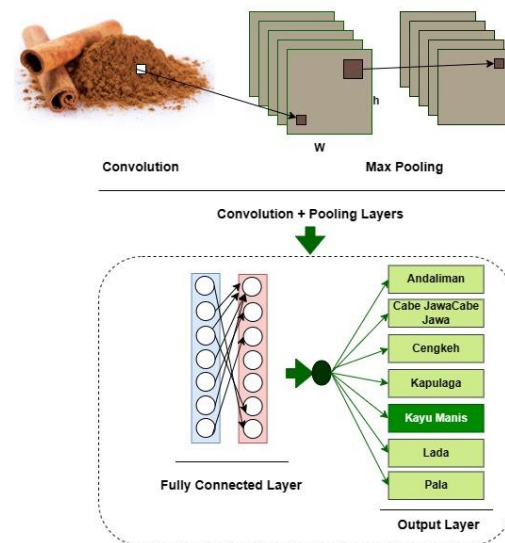
Perbedaan dari penelitian terdahulu dengan penelitian ini terletak pada metode dan dataset yang digunakan. Pada penelitian yang pertama meskipun metode sama namun datasetnya yang berbeda, lalu pada penelitian kedua datasetnya sama yaitu rempah-rempah namun metodenya berbeda selain itu pada penelitian kedua hanya menggunakan 4 jenis rempah-rempah saja.

Berdasarkan pemaparan pada penelitian ini akan membahas *Convolutional Neural Network* untuk klasifikasi 7 jenis rempah-rempah. Selain itu, penulis juga membahas hasil deploy model CNN berbasis *website* yang dilakukan untuk mengklasifikasi jenis rempah.

## Metode

### *Convolutional Neural Network*

Pada *deep learning*, *convolutional neural network* merupakan bagian dari kelas *artificial neural network* yang paling sering diterapkan dalam menganalisis citra visual. (M.V.Valuevaa, 2020) CNN juga terdiri dari neuron yang memiliki beberapa komponen yakni weight, bias dan aktivasi fungsi, pada prosesnya CNN melakukan: Convolutional Layer, Non-Linearity Layer (ReLU Layer), Pooling Layer, dan Fully-Connected Layer (M.E. Paoletti, 2018). Pada penelitian ini, arsitektur CNN dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1 Arsitektur CNN

Pada Gambar 1, tahap awal CNN adalah mendeteksi gambar rempah-rempah dioperasikan dengan serangkaian filter konvolusi. Filter-filter ini bertindak seperti detektor-detektor fitur yang memahami pola-pola kecil dalam gambar, seperti tepi, sudut, dan tekstur tertentu pada rempah-rempah. Setelah konvolusi, hasil dari operasi konvolusi tersebut dijalani melalui fungsi aktivasi, yang umumnya adalah ReLU (Rectified Linear Activation).

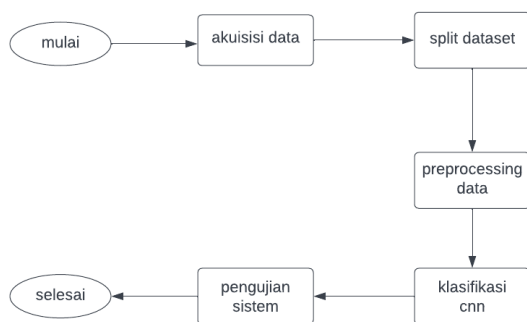
Fungsi aktivasi ini membantu memperkenalkan non-linearitas ke dalam jaringan, memungkinkan jaringan untuk memahami pola-pola yang lebih kompleks. Selanjutnya, lapisan pooling digunakan untuk mengurangi dimensi data dengan mengambil nilai maksimum atau rata-rata dalam suatu area. Lapisan terakhir dari jaringan, yang menghasilkan probabilitas untuk setiap kategori klasifikasi. Ini biasanya menggunakan fungsi aktivasi seperti Softmax untuk mengonversi skor menjadi probabilitas yang dapat diinterpretasikan sehingga menghasilkan klasifikasi dan prediksi objek gambar yang dideteksi.

## Rempah - Rempah

Menurut kbbi rempah-rempah merupakan berbagai jenis hasil tanaman yang beraroma, seperti pala, cengkih, lada untuk memberikan bau dan rasa khusus pada makanan. Selain itu menurut (Rahman, 2019) rempah-rempah dapat diketahui ketika masa bersemi Sebelum abad ke-18, rempah-rempah juga berkembang menjadi sarana penting yang memantik perkembangan ilmu pengetahuan modern.

## Tahapan Penelitian

Penelitian yang dilakukan menggunakan beberapa tahapan yakni akuisisi data, split dataset, preprocessing data, identifikasi cnn dan pengujian sistem.



Gambar 2 Alur Penelitian

Tahapan-tahapan yang dilakukan pada penelitian ini, selanjutnya akan dijelaskan dengan lebih detail.

## Akuisisi Data

Tahapan ini merupakan tahap yang paling awal dilakukan sebelum memulai pemrosesan citra. Data rempah-rempah diambil dengan menggunakan metode scrapping dengan library bin\_image\_downloader.

```

from bin_image_downloader import downloader
downloader.download(['andaliman', limit=70, adult_filter_off=True])
  
```

Gambar 3 Scrapping Image

Scrapping ini dilakukan untuk mempercepat proses data akuisisi, melihat data yang akan digunakan

cukup banyak, apabila dilakukan secara manual akan memakan banyak sekali waktu. Jenis rempah-rempah yang ambil ada 7 (tujuh) yakni Andaliman, Cabe Jawa, Cengkeh, Kapulaga, Kayu Manis, Lada dan Pala. Dengan jumlah data masing-masing 30, namun pada *scrapping* dilakukan limit 70 karena terdapat image yang kurang tepat, sehingga jumlah estimasi apabila hal tersebut terjadi.



Gambar 4 Sample citra hasil scrapping

## Split Dataset

Dari apa yang sudah didapatkan pada data akuisisi, selanjutnya dilakukan *split* data menjadi data *train*, *test* dan *validation*. *Split* dataset ini berfungsi untuk menghindari terjadinya overfitting, pada proses ini saya menggunakan *library* yang disediakan oleh python yaitu *split\_folder* dengan ratio (8, 1, 1).

```

[ ] import split_folder
input_folder = '/content/dataset_rempah-rempah'
split_folder.ratio(input_folder, output="dataset",
seed=42, ratio=(.8, .1, .1),
group_prefix=None)
  
```

Gambar 5 Split dataset

Proses ini membagi dataset tergantung dari ratio yang di inginkan, disini saya menggunakan ratio 8, 1, 1 dikarenakan jumlah datasetnya yang tidak terlalu banyak dan di fokuskan untuk data training saja sehingga dari total dataset semula 30 per jenisnya, setelah dilakukan split menjadi data train 24, data test 3 dan data val 3.

### Preprocessing Data

Yakni proses *cropping* agar seluruh ukuran data sama, (Kaharuddin, 2019) pada penelitian ini menggunakan dimensi data citra atau IMAGE\_SIZE berukuran 224 x 224 pixel.

```
# add preprocessing layer to the front of VGG
vgg = VGG16(input_shape=IMAGE_SIZE + [3], weights='imagenet', include_top=False)

for layer in vgg.layers:
    layer.trainable = False
```

Gambar 6 Preprocessing data

Pada preprocessing memiliki beberapa tahap yaitu *grayscale*, *trim*, *resize* dan *generate dataset*. Karena vgg sudah menyediakan jadi tinggal menggunakan syntax yang sudah disediakan saja.

### Klasifikasi CNN

Klasifikasi dilakukan oleh model cnn yang disediakan oleh keras dengan model VGG16, sebelum menggunakan modelnya pertama harus mengatur flatten serta length dense disesuaikan dengan data train yang sudah didapatkan ketika proses *split data*. Seperti yang ditunjukkan pada Gambar 7.

```
# useful for getting number of classes
folders = glob('./input/Rempah_Rempah_Classification/train/*')
len(folders)

7

# our layers - you can add more if you want
x = Flatten()(vgg.output)

prediction = Dense(len(folders), activation='softmax')(x)

# create a model object
model = Model(inputs=vgg.input, outputs=prediction)

#view the structure of the model
model.summary()
```

Gambar 7 Klasifikasi CNN

### Skenario dan Pengujian Sistem

Skenario uji yang dihitung adalah akurasi yang didapatkan dari persamaan 1.

$$\text{Akurasi Pelatihan} = \frac{\text{Jumlah (1) Prediksi Benar}}{\text{Total Jumlah Data}}$$

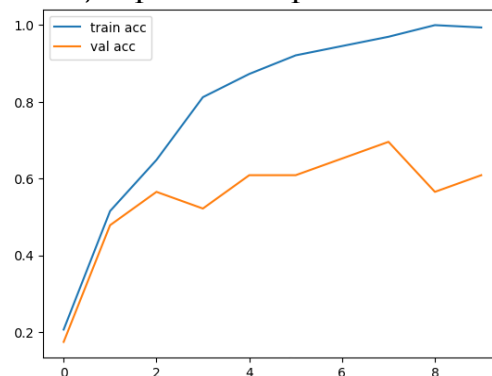
Pengujian dilakukan menggunakan *fit model generator* dengan jumlah *epochs* 10, akurasi yang didapat yakni 99%, val akurasi 60%, loss 0.6% dan val loss 1.5%. train akurasi > val akurasi disebabkan karena beberapa kemungkinan, kemungkinan pertama disebabkan oleh citra pada dataset yang kurang banyak, kedua citra pada dataset memiliki pola gambar yang mirip, ketiga tidak dilakuka *dropout layer*. Hasil pengujian ini dilakukan pada setiap epoch pada python.

```
r = model.fit_generator(

Epoch 1/10
6/6 [=====] - 15s 2s/step - loss: 2.6795 - accuracy: 0.2861 - val_loss: 3.3936 -
val_accuracy: 0.3739
Epoch 2/10
6/6 [=====] - 14s 2s/step - loss: 1.7358 - accuracy: 0.5152 - val_loss: 1.9376 -
val_accuracy: 0.4783
Epoch 3/10
6/6 [=====] - 14s 2s/step - loss: 0.8886 - accuracy: 0.6485 - val_loss: 1.8900 -
val_accuracy: 0.5652
Epoch 4/10
6/6 [=====] - 14s 2s/step - loss: 0.4816 - accuracy: 0.8121 - val_loss: 1.7274 -
val_accuracy: 0.5217
Epoch 5/10
6/6 [=====] - 13s 3s/step - loss: 0.3723 - accuracy: 0.8727 - val_loss: 1.5195 -
val_accuracy: 0.6887
Epoch 6/10
6/6 [=====] - 14s 2s/step - loss: 0.2895 - accuracy: 0.9212 - val_loss: 1.7527 -
val_accuracy: 0.6887
Epoch 7/10
6/6 [=====] - 14s 2s/step - loss: 0.1937 - accuracy: 0.9455 - val_loss: 1.5915 -
val_accuracy: 0.6522
Epoch 8/10
6/6 [=====] - 14s 2s/step - loss: 0.1374 - accuracy: 0.9697 - val_loss: 1.5164 -
val_accuracy: 0.6957
Epoch 9/10
6/6 [=====] - 13s 3s/step - loss: 0.8700 - accuracy: 1.0880 - val_loss: 1.6700 -
val_accuracy: 0.5652
Epoch 10/10
6/6 [=====] - 14s 2s/step - loss: 0.6687 - accuracy: 0.9939 - val_loss: 1.5649 -
val_accuracy: 0.6887
```

Gambar 8 Pengujian model

Untuk melihat dengan lebih jelas selisih antara train akurasi dan val akurasi, dapat dilihat pada Gambar 9:



Gambar 9 Visualisasi data akurasi

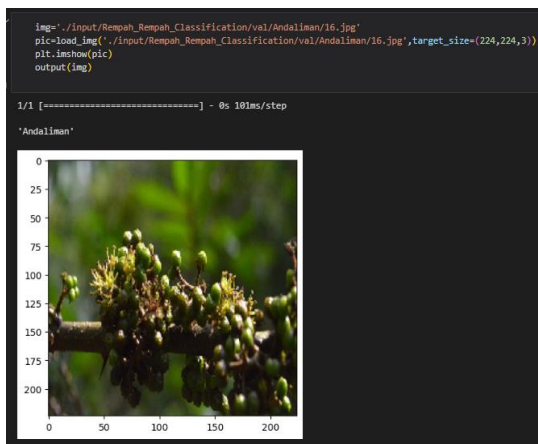


Pengujian juga dilakukan dengan menggunakan fungsi berikut:

```
def output(location):
    img=load_img(location,target_size=(224,224,3))
    img=img_to_array(img)
    img=img/255
    img=np.expand_dims(img,[0])
    answer=model.predict(img)
    y_class = answer.argmax(axis=-1)
    y = " ".join(str(x) for x in y_class)
    y = int(y)
    res = lab[y]
    return res
```

Gambar 9 Fungsi predict

Fungsi pada Gambar 9 digunakan untuk melakukan tes prediksi jenis rempah-rempah yang ditargetkan, pada pengujian ini peneliti menggunakan dataset validation. Pada tahap ini merupakan menggunakan dari fungsi yang ditampilkan pada gambar 9, target dari jenis rempah-rempah yaitu Andaliman terlihat pada gambar 10 hasil prediksi yaitu Andaliman, untuk setiap jenis rempah-rempah diuji sebanyak 3 kali.



Gambar 10 Hasil Uji

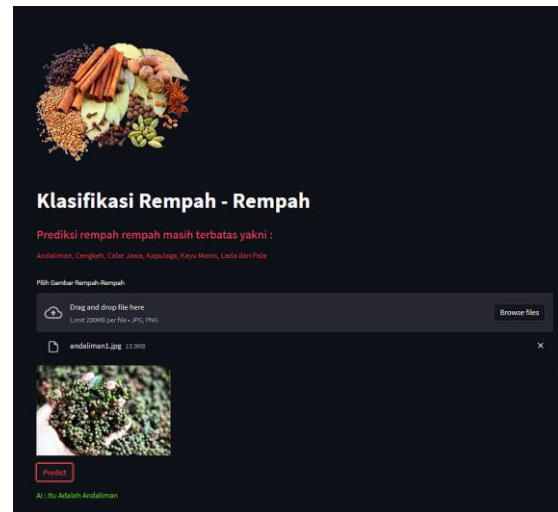
**Pembahasan**

Hasil klasifikasi pada tabel 1 menunjukkan pola yang dilakukan oleh cnn pada model vgg16, terdapat beberapa jenis rempah yang cukup mirip masuk kedalam klasifikasi yang kurang tepat. Selain itu pengujian juga dilakukan pada model yang sudah dilakukan deployment menggunakan

data bebas atau data random yang terdapat pada internet.

Deployment dilakukan pada website dengan menggunakan streamlit, salah satu fitur yang digunakan yakni browser local file dan drag and drop file guna mempermudah user. Ketika ingin melakukan prediksi, seperti yang ditunjukkan pada gambar 11.

Pada tabel 2 menunjukkan hasil tes menggunakan data bebas, dengan hasil yang lebih baik dari sebelumnya, karena terdapat prediksi dengan benar sebanyak 3 kali.



Gambar 10 Hasil Deployment

**Kesimpulan**

Model CNN yang disediakan oleh keras yaitu VGG16 dapat membuat train loss sangat kecil yaitu 0.6% dan val loss 1.5%. Tingkat akurasi yang didapatkan relative tinggi dengan nilai train akurasi dan val akurasi yaitu 99% dan 60%. Berdasarkan pemaparan diatas, dapat terlihat bahwa nilai train loss lebih kecil dibanding val loss, begitupun train akurasi lebih besar dari val akurasi, untuk memperkecil selisi tersebut terdapat beberapa hal yang bisa dilakukan dengan menambahkan drop out layer pada model, menambah jumlah dataset, setidaknya setiap jenis rempah terlihat dengan jelas keunikannya.

Tabel 1 Pengujian data validation

	Jumla h	Andali man	Cabe Jawa	Ceng keh	Kapulag a	Kayu Manis	Lada	Pala
Andaliman	3	2	0	0	0	0	1	0
Cabe Jawa	3	0	1	1	0	0	0	1
Cengkeh	3	0	0	1	1	0	1	0
Kapulaga	3	0	0	0	2	0	1	0
Kayu Manis	3	0	0	0	0	2	1	0
Lada	3	0	0	0	0	0	2	1
Pala	3	0	0	0	0	1	0	2

Tabel 2 Pengujian data bebas

	Jumla h	Andali man	Cabe Jawa	Ceng keh	Kapulag a	Kayu Manis	Lada	Pala
Andaliman	3	2	0	0	0	1	0	0
Cabe Jawa	3	0	2	1	0	0	0	0
Cengkeh	3	1	0	1	0	0	0	1
Kapulaga	3	0	0	0	3	0	0	0
Kayu Manis	3	0	0	0	0	3	0	0
Lada	3	1	1	0	0	0	1	0
Pala	3	0	0	0	1	0	0	2

## Referensi

- Ahmad Kurniadi, K. M. (2020). Implementasi Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Varietas . *Journal of Computer and Information Technology*, 4(1), 25-33.
- Al-Amin, M. I. (2022). Spices Image Classification Using Support Vector Machine. *IEEE*, 1-4.
- Alvin Eka Putra, M. F. (2023). Klasifikasi Jenis Rempah Menggunakan Convolutional Neural Network dan Transfer Learning. 12-18.
- Anita Agustina Styawan, R. A. (2023). The use of pattern recognition for classification of Indonesian ginger (*Zingiber officinale* var. *amarum*) based on antioxidant activities and FTIR spectra. *Journal of Applied Pharmaceutical Science*, 149-156.
- Arief Hermawan, A. P. (2022). Implementasi Korelasi untuk Seleksi Fitur pada Klasifikasi Jamur Beracun Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan. *Jurnal INTEK*, 63-67.
- Cynthia Sinatra, M. N. (2016). Perancangan Buku Pengenalan Rempah-rempah. *Jurnal DKV Adiwarna*, 2(9), 1-9.
- D. C. Khrisne, I. M. (2018). Indonesian Herbs and Spices Recognition using Smaller VGGNet-like Network. *IEEE*, 221-224.
- Darmatasia, A. M. (2023). Implementasi Convolutin Neural Network untuk Klasifikasi Tanaman Rimpang Secara Virtual. 122-131.
- Endang Suherman1, D. H. (2023). Comparison of Convolutional Neural Network and Artificial Neural Network for Rice Detection. *Jurnal dan Penelitian Teknik Informatika*.
- Fifin Ayu Mufarroha, D. A. (2022). Klasifikasi Jenis Rempah Penghasil Minyak Atsiri Menggunakan Metode Machine Learning. *Jurnal Simantec*.
- Hajriansyah. (2023). Identifikasi Jenis Rempah-Rempah Menggunakan Metode CNN Berbasis Android. *Jurnal Riset Sistem Informasi Dan Teknik Informatika*, 223-232.

- Hakim, L. (2015). *Rempah & Herba* (1st ed.). Yogyakarta: Diandra Creative.
- Hendi Hidayat, F. R. (n.d.). Implementasi Kualitas Benih Jahe Menggunakan Convolution Neural Network (CNN). *Jurnal Infotech*, 287-298.
- Isna Wulandari, H. Y. (2020). Klasifikasi Citra Digital Bumbu dan Rempah dengan Algoritma Convolution Neural Network (CNN). *JURNAL GAUSSIAN*, 273-282.
- Kaharuddin, K. E. (2019). Klasifikasi Jenis Rempah-Rempah Berdasakan Fitur Warna RGB dan Tekstur Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor. *Jurnal Informasi Interaktif*.
- Kaharuddin, K. E. (2019). KLASIFIKASI JENIS REMPAH-REMPAH BERDASARKAN FITUR WARNA RGB DAN . *Jurnal Informasi Interaktif*, 4(1), 1 - 62.
- M.E. Paoletti, J. H. (2018). A new deep convolutional neural network for fast hyperspectral image. *Elsevier*, 120-147.
- M.V.Valuevaa, N. P. (2020). Application of the residue number system to reduce hardware costs of the convolutional neural network implementation. *ELSEVIER*, 177, 232-243.
- Mellynia Sanjaya, E. N. (2023). Deteksi Jenis Rempah-Rempah Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Secara Real Time. *Jurnal Sains Komputer & Informatika*, 22-31.
- Muhathir, R. T. (2023). Performance Comparison of Boosting Algorithms in Spices Classification Using Histogram of Oriented Gradient Feature Extraction. *JCoSITTE*, 342-349.
- Nadya P. Batubara, D. W. (2020). Klasifikasi Rempah Rimpang Berdasarkan Ciri WarnaRGBDan Tekstur GLCM Menggunakan Algoritma Naive Bayes. *JURNAL INFORMATIK*.
- Pratama, L. Z. (2023). Klasifikasi Citra Rempah-rempah dengan Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (Cnn).
- Rahman, F. (2019). Negeri Rempah-Rempah dari Masa Bersemi Hingga Gugurnya Kejayaan Rempah-Rempah. *Jurnal Kemendikbud*, 11(3), 347-362.
- Sudiati, N. (2022). Metode Convolutional Neural Network (CNN) untuk deteksi jenis rempah-rempah. *Jurnal Cyber Area*.
- Wahyu Wijaya Kusuma, R. R. (n.d.). Analisis Perbandingan Model CNN VGG16 dan Densenet121 Menggunakan Kerangka Kerja Tensorflow untuk Deteksi Jenis Hewan. *Jurnal Teknik Komputer*, 141-147.
- Windha Mega Pradnya D, A. P. (2022). Analisis Pengaruh Data Augmentasi Pada Klasifikasi Bumbu Dapur Menggunakan Convolutional Neural Network. *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, 2022-2031.
- Yuanita A. Putri, E. C. (2021). Identification of Medicinal Plant Leaves Using Convolutional Neural Network. *Journal of Physics: Conference Series*, 1-5.

## Detection of Motorcycle Tire Endurance based on Tire Load Index using CNN

Birawa Kaca Buana Gora<sup>1</sup>, Nugroho Tegar Maulana<sup>2</sup>, Muhamad Novan Aulia Zam Zami<sup>3</sup>, Anan Nugroho<sup>4</sup>, Alfa Faridh Suni<sup>5</sup>

<sup>1,2,3</sup>S1 Informatics and Computer Engineering Education, Semarang State University

<sup>1</sup>birawakaca01@students.unnes.ac.id; <sup>2</sup>exokai.bg@students.unnes.ac.id;

<sup>3</sup>novanauliazami@students.unnes.ac.id; <sup>4</sup>anannugroho@mail.unnes.ac.id;

<sup>5</sup>alfafs@mail.unnes.ac.id

**Abstract:** *With increasingly rapid technological developments, the production of motorized vehicles will increase with the use of robotic power in production. The increasing number of motorized vehicles in big cities does not escape the rise of traffic accidents that occur. One aspect of accidents that we usually underestimate is the resistance of our vehicle tires to support the load on the vehicle. Therefore, we need a system to detect the resistance of a tire in supporting the load on the vehicle. For this reason, this study was conducted to detect the durability of motorcycle tires based on tire load index using a convolutional neural network. A 70% result was found in classifying tire resistance based on tire load index.*

**Keywords:** *Tire load index, Convolutional Neural Network, Motorcycle, Endurance*

### Introduction

With increasingly rapid technological developments, the production of motorized vehicles will increase with the use of robotic power in production. In the book Potret Lalu Lintas in Indonesia 2019 Edition 3, the population of motorized vehicles throughout Indonesia in 2018 was 141,428,052 units, and 81.58% of them were motorcycles. The rest were 16,440,987 units of four-wheeled vehicles or passenger cars, which means motorcycles are the type of vehicle that dominates on the highway (Badan Pusat Statistik, 2018).

Reported to the Asosiasi Industri Sepeda Motor Indonesia (AISI), based on the last three years, in 2019 there were 6,487,460 units of motorcycles sold, then in 2020 there were 3,660,616 motorcycles, and in 2021 there were 5,057, 516 (Asosiasi Industri Sepeda Motor Indonesia, 2022). There was a decline in 2019 to 2020 due to the COVID-19 pandemic and an increase in 2020 to 2021 after the COVID-19 pandemic subsided. This means that the motorcycle population in Indonesia is increasing again as the economy recovers. The increasing number of motorized

vehicles in big cities does not escape the rise of traffic accidents that occur. One aspect of accidents that we usually underestimate is the resistance of our vehicle tires to support the load on the vehicle. In an article written by Aprida Mega Nanda (2021), it is stated that drivers will find it difficult to maneuver when driving on the highway because of the heavy load of the vehicle, which makes the vehicle difficult to control. Not only that, an overloaded load can also cause damage to the motor engine. This is because the engine rotation is high but not proportional to the speed of movement. Therefore, we need a system to detect the resistance of a tire in supporting the load on the vehicle.

The authenticity of this study is based on several previous studies that have relatively the same characteristics in terms of the theme of the study, although they differ in terms of subject criteria, number of subjects, and the analytical method used. Research will be conducted on the resistance of a tire in supporting the load on the vehicle. A convolutional neural network is used to train the program to detect the load

index of tires 40 and 46 using the load index image of the existing tires. Pulung Adi Nugroho et al. (2020) conduct research on objects of human expression.

The similarity between the research conducted by Pulung Adi Nugroho and the research conducted by the researcher is that they both use the convolutional neural network method in the program training process. While the difference lies in the object under study.

Through a search conducted by researchers, no research was found that aims to detect tire load index using a convolutional neural network to determine the resistance of a tire in supporting the load on the vehicle. So it can be said that this research is the first research in this regard.

## **Theoretical Basis**

### Deep Learning

Deep learning is some kind of artificial neural network algorithm that utilizes metadata as input and analyzes it using several hidden layers of non-linear transformations of the input data to get the output value. The ability to autonomously extract data is a special characteristic of deep learning algorithms. This indicates that, while addressing a problem, its algorithm can automatically identify the relevant characteristics. The neural network owned by deep learning is formed from a simple hierarchy with several layers to a high level or many layers (multi layer). Based on this, deep learning can be used to solve complex problems that are more complicated and consist of a large number of non-linear transformation layers (LeCun, Bengio and Hinton 2015).

### Keras Framework

One of the packages used to solve neural network-related problems is Keras. With a focus on optimizing experiments in convolutional and

recurrent processes in neural networks, or between the two, Keras supports practically all neural network models. It is not necessary to write the code line by line in order to verbally convey the mathematical computations involved in creating a neural network model. This is due to the fact that Big Brother has offered various fundamental CNN models that have been enhanced to support deep learning research. The CPU or GPU may effectively execute the hard package's computing operation (Shafira, 2018).

### Tensorflow

TensorFlow is a Google-developed open-source machine learning library that supports many programming languages (Yao, et al. 2019). Tensorflow is used in the Transfer Learning process to process the Inception-v3 Model for retraining with fresh data and then build a classifier with rapid computation and high accuracy. Tensorflow is compatible with various systems.

### Optimizer

The optimization algorithm attempts to minimize errors, identify the ideal weights, and increase accuracy. The model's parameters (weights) are modified during training in an effort to minimize the loss function and provide highly accurate predictions. The optimizer is used in this situation since it is still uncertain when, how much, and exactly to adjust. By modifying the model in response to the loss function's output, they combine the model parameters and the loss function. To put it simply, the optimizer uses our model's weight to shape it into the most realistic form (Sumardi, 2019).

### RMSprop

RMSprop is an optimizer that takes advantage of the latest gradient magnitude to normalize the gradient,

which keeps the moving average above the root mean square gradient hence the name Rms.  $f'(\theta_t)$  becomes the derivative of loss with respect to the parameter in the time step  $t$ . In its basic form, given the step rate  $\alpha$  and the decay term  $\gamma$ , the following updates are made:

$$\begin{aligned} r_t &= (1 - \gamma) f'(\theta_t)^2 + \gamma r_{t-1} \\ v_{t+1} &= \frac{\alpha}{\sqrt{r_t}} f'(\theta_t) \\ \theta_{t+1} &= \theta_t - v_{t+1} \end{aligned}$$

Information:

- $\alpha$  : learning rate
- $r_t$  : exponential mean of gradient box
- $\theta_t$  : gradient at time  $t$  along  $v^j$

The benefit of RMSProp is that it has pseudo-curvature information and is a very strong optimizer. It also applies to learning in tiny batches since it can effectively overcome stochastic objectives (RMSProp, 2013).

### Adam

Adam (Adaptive moment estimation) is a frequently used and well-liked optimization algorithm in deep learning. Instead of using the conventional stochastic gradient descent method to iteratively update the network weights based on the training data, Adam is an optimization approach that may be employed. To create an optimization technique that can handle diffuse gradients, Adam's optimization combines the best elements of the RMSProp and AdaGrad algorithms. The Adam Optimizer goes through the following steps:

1. Fixed first and second moment bias

$$\begin{aligned} \hat{m}_t &= \frac{m_t}{1 - \beta_1^t} \\ \hat{v}_t &= \frac{v_t}{1 - \beta_2^t} \end{aligned}$$

2. Calculating first and second moment bias

$$m_t \leftarrow \beta_1 m_{t-1} + (1 - \beta_1) \cdot g$$

$$v_t \leftarrow \beta_2 v_{t-1} + (1 - \beta_2) \cdot g^2$$

3. Fixed parameters

$$\theta_t = \theta_{t-1} - \alpha \frac{\hat{m}_t}{\sqrt{\hat{v}_t + \epsilon}}$$

Information:

- $\alpha$  : learning rate
- $g$  : gradient
- $m$  : first moment
- $v$  : second moment
- $\beta_1, \beta_2$  : Exponential decay rates
- $\theta$  : parameters to be fixed

Up until all epochs have been run, the Adam optimizer step is repeated as many times as the number of datasets selected at random. Because Adam has a bias correction throughout the calculation stage, the difference between RMSProp and Adam is in the step size change at the beginning of the parameter change (Karim, 2018).

### **Method**

#### Convolutional Neural Network (CNN)

One of the most popular and widely used DL networks is the convolutional neural network (CNN) (Yao, et al. 2019). CNN has made DL more popular in recent years. CNN's key benefit over its predecessors is that it automatically recognizes significant characteristics without the need for human intervention, making it the most widely utilized. Because of the high and numerous network depths applied to picture data, CNN is included in this type of Deep Neural Network. CNN is a dimensionless vector high that will require some parameters to describe the network. It is used to study visual pictures, and identify and recognize items on images. In terms of structure, CNN is similar to traditional neural networks. CNN is made up of neurons with different weights, biases, and activation functions. The kernel in CNN is used to combine spatial

features with a spatial form that resembles the input medium. Then CNN uses various parameters to reduce the number of variables to make it easier to study (Khan, et al. 2018). The name "Convolutional Neural Network" indicates that the network uses a mathematical operation called convolution (Goodfellow, Bengio, and Courville 2016). The CNN is then trained to study the characteristics of the object to predict it. The CNN illustration in this study can be seen in Figure 1.

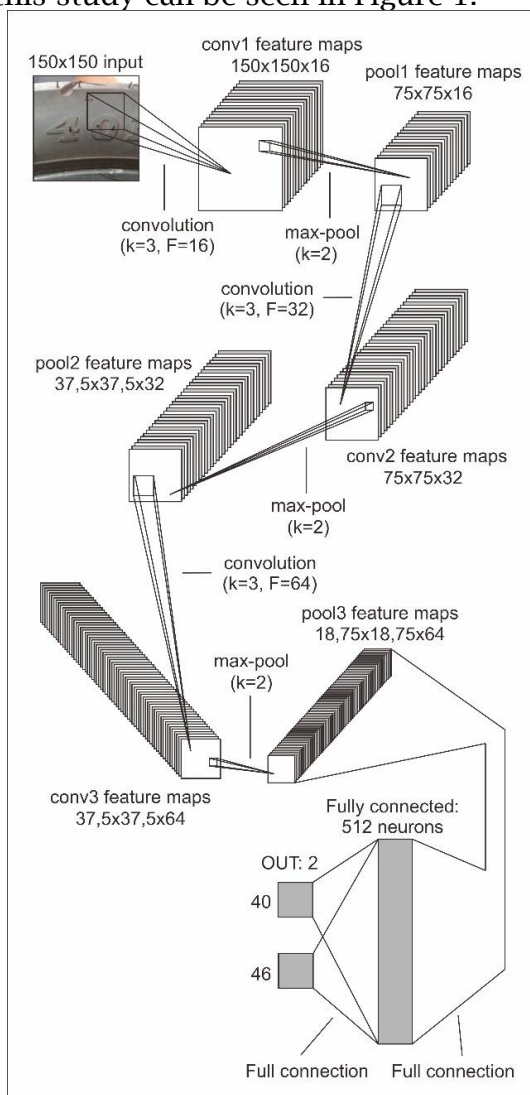


Figure 1. CNN Architecture used for load index tires detection

Activation Function ReLU ((Rectified Linier Unit)

The most typical and fundamental method of incorporating non-linearity into neural networks is through rectified linear units, or ReLU. The ReLU activation function is commonly stated in the equation below.

$$f(x) = \max(0,x)$$

According to this equation, if the input is negative, the neuron's output value can be declared to be 0. The output of the neuron is the value of the activation input itself if the input value of the activation function is positive. When compared to the sigmoid and tanh functions, this activation function has the benefit of being able to accelerate the Stochastic Gradient Descent (SGD) configuration process. However, this activation also has a disadvantage, which is that it might grow fragile through training and cause the unit to death (Nurhikmat, 2018). The picture below shows how ReLu's activation function works.

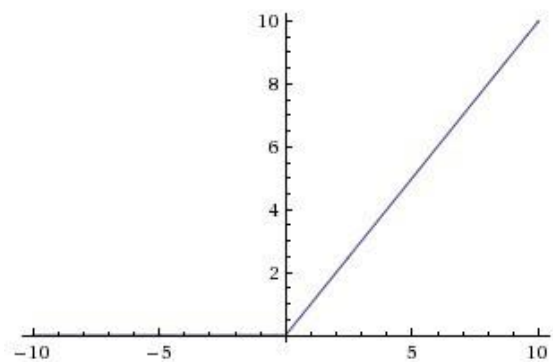


Figure 2. ReLU Activation Function

There are various phases involved in carrying out the steps of this research, including data gathering, selecting a parameter, data preprocessing, data sharing, data training, and testing.

Data Collection

The method of gathering datasets includes capturing the research object. The tire load index is captured as a whole, with the tire load

index number facing the camera, to obtain the object data. Each photograph has a varying distance between the camera and the subject.

Selecting a Parameter

The parameter values for this phase were determined throughout the CNN modeling process. The number of epochs, batches, picture pixels, learning rates, filters, convolutional layer size, and pooling layer size is among the factors employed.

Data Preprocessing

The picture must first be preprocessed before the data training procedure can begin. The first step in the preprocessing procedure is to reduce the image's original pixel size to 150 by 150 pixels. The Jupyter Notebook program and the OpenCV Python package were used in this study to analyze processes.

Data Sharing

Following the preprocessing step, all tire load index picture data is divided into three groups: training data, validation data, and test data. The validation and training data are separated into 20 classes, each comprising 20 tire load index images. Meanwhile, 10 tire load index images are included in the test data.

Data Training and Testing

Following the data sharing phase, data training is performed with the specified number of epochs on the training and validation datasets. The test phase is completed by putting an image from the test data into the CNN network model that has been developed. The testing method is used to evaluate the tire's load index detection level.

**Result**

This study uses image data derived from the documentation of

researchers on motorcycle tires around the research test environment, with a total of 40 images. For training data, there are 15 images of the tire load index with a value of 40 and 15 images of the tire load index with a value of 46. Then the other 10 images are used as image tests. The 10 images can be shown in Figure 1.



Figure 3. Test Dataset

The test was carried out with 10 test images with batch sizes of 1 and 5, learning rate = 0.001, output layer = 2, and epochs of 50 and 100. The optimizer tested was Adam. The test results on each tire image can be shown in Table 1.

Table 1. Tire image test results

Data	Epoch 50 & batch 1		Epoch 50 & batch 5		Epoch 100 & batch 1		Epoch 100 & batch 5	
	40	46	40	46	40	46	40	46
1		F		F		F		F
2	T		T		T			F
3		F		F		F		F
4	T		T		T		T	
5	T			F		F		F
6	F			T		T	F	
7		T		T		T		T
8	F			T		T		T
9		T		T		T		T
10		T		T		T		T

From the test results above, a bar graph was made to determine the percentage of success for each condition, which can be shown in Figure 4.



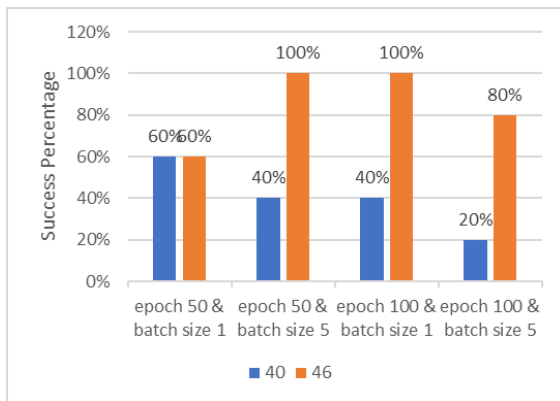


Figure 4. Success percentage

Based on the test results above, it can be seen that the best learning accuracy results are shown in the process using epochs of 50 and batch size 5, and epochs of 100 and batch size 1. An epoch of 50 and batch size of 5 can detect 2 out of 5 or 40% of images, which has a tire load index of 40 and can detect 5 out of 5 or 100% of images that have a tire load index of 46. Then the epoch of 100 and batch size 1 can detect 2 of 5 or 40% of images that have a tire load index of 40 and can detect 5 out of 5 or 100% of images that have a tire load index of 46. Both conditions have accuracy and loss, which can be shown in Figure 5.

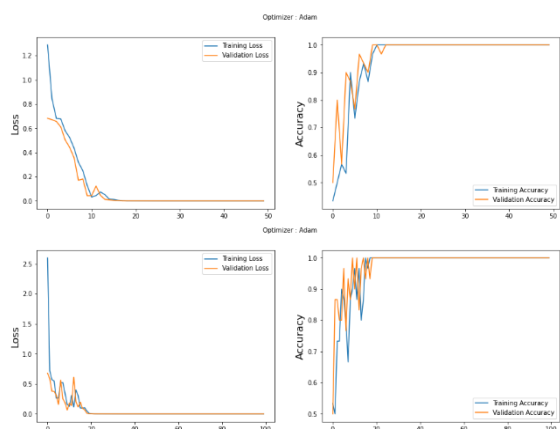


Figure 5. Accuracy and Loss epochs of 50 and batch 4, and epochs of 100 and batch size 1

### Discussion

Based on the results of the research that has been done, it is

known that the convolutional neural network program in the Python programming language runs quite well if it has enough training data. The dataset used by the researcher consisted of 40 images, with 15 images representing the tire load index value of 40 and the other 15 images representing the tire load index value of 46, while the remaining 10 images were used for testing. For this study, researchers used the Adam optimizer for testing and ran tests with different configurations such as different batch sizes, learning rates, output layer sizes, and epochs.

To analyze the performance of the model, the test results for each tire image were categorized by load index scores of 40 and 46 and displayed in table chart. In addition, researchers created a bar chart showing the success rate for each test condition which can be seen in Figure 4. The chart shows that the best learning accuracy is achieved with the following two configurations: 50 epochs for batch size 5, 100 epochs for batch size 1.

The first configuration using epoch of 50 and batch size of 5 recognized 2 out of 5 or 40% of the images at a tire load index of 40, while achieving a 100% success rate in identifying all 5 out of 5 images with a tire load index of 46. Similarly, in the second configuration (epochs of 100, batch size of 1), 2 out of 5 or 40% of the images with a tire load index of 40 were recognized, and all of 5 images with a tire load index of 46 were correctly identified. The results also state that both configurations come with accuracy and loss epoch metrics, which are shown in Figure 5.

In summary, the research's results indicate that the best learning accuracy was achieved at epoch 50 for a batch size of 5, and batch size 1 at epoch 100. These configurations show promising results in detecting motorcycle tire load index values, with

an average percentage of 70% for both types (40 and 46) and are considered good tire load index detection. For future applications, it is recommended to have at least 30 images for each type of training data so that the tire load index can be determined accurately. The other settings utilized a learning rate of 0.001 and the Adam Optimizer.

### Conclusion

Through the results of research that has been carried out, the percentage of 70% for the best learning accuracy results is with epoch 50 and batch size 5, and epoch 100 and batch size 1. A tire load index of 40 can only be detected by 20% and a tire load index of 46 can be detected by 100%. As for conducting training programs using a learning rate of 0.001 and the optimizer tested was Adam.

In future implementations, there will be a minimum of 30 images for each type of training data so that the tire load index identification process can produce the right results.

### Reference

Asosiasi Industri Sepeda Motor Indonesia. (2020). *Statistic Distribution*. Retrieved June 23, 2022, from [www.aisi.or.id](http://www.aisi.or.id): <https://www.aisi.or.id/statistic/>

Badan Pusat Statistik. (2018). *Statistik Transportasi Darat 2018*. Jakarta: Badan Pusat Statistik.

Dhillon, A., & Verma, G. K. (2020). Convolutional neural network: a review of models, methodologies, and applications to object detection. *Progress in Artificial Intelligence*, 9(2), 85-112.

Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*. MIT press.

Karim, H., Niakan, S. R., & Safdari, R. (2018). Comparison of neural network training algorithms for

classification of heart diseases. *IAES International Journal of Artificial Intelligence*, 7(4), 185.

- Khan, S., Rahmani, H., Shah, S. A. A., & Bennamoun, M. (2018). A guide to convolutional neural networks for computer vision. *Synthesis lectures on computer vision*, 8(1), 1-207.
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *nature*, 521(7553), 436-444.
- Nanda, A. M. (2021, March). Masih Disepelekan, Bahaya Muatan Berlebih Bagi Pengendara Motor. Retrieved June 23, 2022, from <https://otomotif.kompas.com/read/2021/03/29/112200315/masih-disepelekan-bahaya-muatan-berlebih-bagi-pengendara-motor>
- Nugroho, P. A., Fenriana, I., & Arijanto, R. (2020). Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Ekspresi Manusia. *Algor*, 2(1), 12-20.
- Nurhikmat, T. (2018). Implementasi deep learning untuk image classification menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) pada citra wayang golek.
- RMSProp. (2013). Retrieved June 21, 2022, from [climin.readthedocs.io](http://climin.readthedocs.io): <https://climin.readthedocs.io/en/latest/rmsprop.html>
- Shafira, T. (2018). Implementasi Convolutional Neural Networks Untuk Klasifikasi Citra Tomat Menggunakan Keras. Yogyakarta: Skripsi UII.
- Sumardi, D. G. (2019). Implementasi Algoritma CNN Dalam Klasifikasi Gangguan Mata Menggunakan Pendekatan Image Processing. Yogyakarta: Skripsi UII.
- Yao, G., Lei, T., & Zhong, J. (2019). A review of convolutional-neural-network-based action recognition. *Pattern Recognition Letters*, 118, 14-22.

## Prediksi Kredit Sepeda Motor pada Showroom Astra Motor Sako Palembang dengan Metode Naive Bayes

Septian Dwi Fernando<sup>1</sup>, Susan Dian Purnamasari<sup>2</sup>, Hadi Syaputra<sup>3</sup>, Nurul Adha Oktarini Saputri<sup>4</sup>

Fakultas Ilmu Komputer, Program Studi Teknik Informatika, Universitas Bina Darma

email: <sup>1</sup>nando9661@gmail.com, <sup>2</sup>susandian@binadarma.ac.id,

<sup>3</sup>hadisyaputra@binadarma.ac.id, <sup>4</sup>nuruladhaos@binadarma.ac.id

**Abstract:** Determination of creditworthiness to prospective creditors is a process to find out whether in the future the prospective creditor will pay smoothly or get stuck in the middle of the road. Credit is the provision of money or equivalent claims upon approval or loan agreement between the bank and other parties that require the borrower to pay off the debt. So to overcome this problem, the Astra Motor Sako Palembang showroom needs an analysis of a prediction result to find out whether the prospective creditor can be declared eligible or not in taking motorcycle loans, especially for these companies. The method needed in the application of this analysis is the naive Bayes method which is famous for quickly computing the process of a data, using this method in carrying out a creditworthiness analysis of lending to prospective creditors. Data Mining is able to properly classify customer datasets and as a determination of creditworthiness to customers. The results of this study are the accuracy of the feasibility of prospective creditors by using rapidminer tools as a tool and using the naive Bayes model as a problem-solving method in the decision to take motorcycle loans at the Astra Motor Sako Palembang showroom.

**Keywords:** Showroom, Credit, Eligibility, Naive Bayes, Classification

**Abstrak:** Penentuan layak kredit kepada calon kreditur merupakan sebuah proses untuk mengetahui apakah dikemudian hari calon kreditur tersebut akan lancar membayar atau macet di tengah jalan, Adanya pemberian pinjaman pada anggota ini tidak jarang menimbulkan permasalahan terutama dengan terlambatnya membayar angsuran. Kredit adalah penyediaan uang atau tagihan yang dapat dipersamakan atas persetujuan atau kesepakatan pinjam meminjam antara bank dengan pihak lain yang mewajibkan pihak peminjam melunasi utangnya. maka untuk mengatasi terjadinya permasalahan tersebut pihak showroom Astra Motor Sako Palembang membutuhkan sebuah analisa sebuah hasil prediksi untuk mengetahui apakah calon kreditur tersebut dapat dinyatakan layak atau tidak dalam mengambil kredit motor khususnya pada perusahaan tersebut. Metode yang dibutuhkan dalam penerapan analisa ini adalah metode naive bayes yang terkenal dengan cepat dalam komputing proses sebuah data, dengan menggunakan metode tersebut dalam menjalankan analisa kelayakan kredit terhadap pemberian kredit terhadap calon kredit. Data Mining mampu dengan baik mengklasifikasikan dataset nasabah dan sebagai penentuan kelayakan pemberian kredit kepada nasabah. Hasil penelitian ini adalah akurasi dari kelayakan calon kreditur dengan menggunakan tools rapidminer sebagai alat bantu serta menggunakan model Naive Bayes sebagai metode pemecah masalah pada keputusan mengambil kredit sepeda motor pada showroom Astra Motor Sako Palembang.

**Kata kunci:** Showroom, Kredit, Kelayakan, Naive Bayes, Klasifikasi

### Pendahuluan

Pada saat ini kegiatan pemberian kredit kepada calon kreditur merupakan hal yang wajar guna untuk memabntu memenuhi kebutuhan, sama halnya dalam menentukan kelayakan kredit pada kredit kendaraan bermotor kepada calon kreditur, banyak

pertimbangan yang harus dipertimbangkan sebelum calon kreditur atau nasabah dapat dinyatakan layak dalam mengambil kredit motor.

Showroom motor Honda yang berada di Jl. Musi Raya Barat, Sialang, Kec. Sako, Kota Palembang, Sumatera Selatan melayani penjualan jual-beli

kendaraan bermotor dengan merk Honda, serta dapat melayani kredit kendaraan bermotor kepada calon kreditur, akan tetapi masih banyak masalah-masalah yang terjadi dalam menentukan calon kreditur apakah calon pembeli tersebut dapat dinyatakan layak atau tidak untuk mengambil motor pada showroom tersebut. Masalah kredit macet mengakibatkan pendapatan perusahaan menurun. Dalam Penentuan konsumen mana yang sesuai kriteria agar mendapatkan kredit bukanlah hal yang gampang. Untuk itu perlu suatu sistem agar dapat membantu itu semua(Kurniasari et al., 2021).

Analisa kredit sangatlah penting, salah satu penyebab terjadinya kredit macet bisa disebabkan oleh kurang cermatnya perusahaan dalam pemberian kredit. Untuk mencegah terjadinya kredit macet, seorang analisis kredit perbankan harus mengambil keputusan tepat untuk menerima ataupun menolak pengajuan kredit. Untuk mengetahui kelayakan kredit di masa mendatang(Muryono & Irwansyah, 2020). Teknik prediksi dalam pengambilan keputusan telah banyak digunakan oleh perusahaan-perusahaan besar.

Banyak penelitian yang dilakukan untuk menganalisa kelayakan pemberian kredit kepada calon kreditur dengan menggunakan berbagai macam metode, salah satu metode itu ialah metode naïve bayes yang merupakan salah satu metode klasifikasi dalam menentukan prediksi. Data mining, juga dikenal sebagai pengetahuan, adalah salah satu bidang yang tumbuh paling cepat karena kebutuhan yang luar biasa untuk mendapatkan nilai tambah dari basis data besar yang dikumpulkan dalam pertumbuhan pesat teknologi informasi(Wahyuni et al., 2018). Oleh karena itu data mining digunakan untuk dapat memprediksi resiko terjadinya kredit macet dengan melakukan pengklasifikasian terhadap calon debitur kendaraan nantinya. Tujuan

dari penelitian ini, adalah memprediksi terhadap kelayakan kredit macet menggunakan metode Naïve Bayes(Heryono & Kardianawati, 2018).

Penelitian ini melakukan klasifikasi dengan metode Naïve Bayes karena metode tersebut terkenal dengan proses melakukan komputasi data dengan cepat daripada beberapa algoritma atau metode lainnya. Serta menggunakan aplikasi pendukung Rapidminer untuk pengujian akurasi, presisi, dan recall terhadap data yang tersedia. Sedangkan Data mining adalah kegiatan yang meliputi pengumpulan, pemakaian data historis untuk menemukan keteraturan pola dan hubungan dalam set data berukuran besar(Rifqo & Wijaya, 2017).

Penelitian terkait Naive bayes merupakan salah satu algoritma yang dapat digunakan untuk proses data mining, algoritma naive bayes banyak digunakan oleh para peneliti sebelumnya dan mendapatkan nilai akurasi yang tinggi. Dalam penelitian ini menggunakan algoritma naive bayes dan menghasilkan nilai akurasi sebesar 76,76% dengan nilai AUC sebesar 0,824 yang berarti merupakan good classification(Habibulloh & Topiq, 2021). Lalu penelitian Akurasi penilaian kelayakan kredit menggunakan data awal preprocessing sebesar 85,57%, sedangkan setelah inisial pengolahan data dan preprocessing sebesar 92,53%. Penilaian kelayakan kredit menggunakan algoritma Naïve Bayesian(Ciptohartono, 2014).

## Metode

### Metode Naïve Bayes

Metode naïve bayes merupakan merupakan pendekatan statistik untuk melakukan inferensi induksi pada persoalan klasifikasi. Didalam metode bayes terdapat dua proses yaitu pelatihan, dan klasifikasi. Metode ini memiliki tingkat akurasi yang cukup tinggi, mudah dalam pemrograman, dan cepat dalam proses pelatihan dan klasifikasi(Yusnita & Handini, 2012). Sedangkan ada juga yang mengatakan

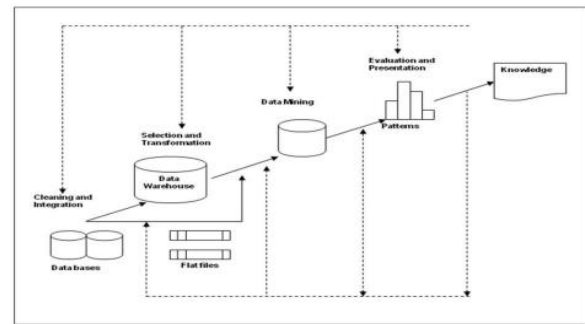
bahawa Naïve Bayes merupakan teknik prediksi berbasis probabilitas sederhana yang berdasarkan pada penerapan teorema Bayes dengan asumsi independensi yang kuat. Dengan kata lain, dalam Naïve bayes menggunakan model fitur independen, maksud independen yang kuat pada fitur adalah bahwa data tidak berkaitan dengan data yang lain dalam kasus yang sama ataupun atribut yang lain (Fadlan et al., 2018).

### Klasifikasi

Klasifikasi merupakan suatu pekerjaan menilai objek data untuk memasukkannya kedalam kelas tertentu dari jumlah kelas yang tersedia. Klasifikasi melakukan pembangunan model berdasarkan data latih yang ada, kemudian menggunakan model tersebut untuk mengklasifikasikan pada data yang baru. Klasifikasi dapat didefinisikan sebagai pekerjaan yang melakukan pelatihan/pembelajaran terhadap fungsi target yang memetakan setiap set atribut (fitur) ke satu jumlah label kelas yang tersedia (Utomo & Mesran, 2020).

### Knowledge Discovery in Database (KDD)

Proses *Knowledge Discovery in Database* adalah proses memeriksa dan menganalisis sekumpulan data untuk mengekstrak informasi dan pengetahuan yang berguna. Pengetahuan yang dihasilkan dapat digunakan sebagai basis pengetahuan untuk pengambilan keputusan. Proses di KDD adalah proses yang dijelaskan dalam dan terdiri dari rangkaian proses berikut (Effendy et al., 2017).



Gambar 1. Tahapan KDD

Data mining merupakan salah satu langkah dari proses Knowledge Discovery from Data atau lebih dikenal dengan singkatan KDD. Berikut langkah langkah dari KDD (Jiawei & Micheline, 2006). Ada beberapa tahap data mining ada 6 diantaranya:

#### Pembersihan data (Data Cleaning)

Pembersihan data merupakan proses menghilangkan noise dan data yang tidak konsisten atau data tidak relevan. Pada umumnya data yang diperoleh, baik dari database suatu perusahaan maupun hasil eksperimen, memiliki isian-isian yang tidak sempurna seperti data yang hilang, data yang tidak valid atau juga hanya sekedar salah ketik. Selain itu, ada juga atribut-atribut data yang tidak relevan dengan hipotesa data mining yang dimiliki. Data-data yang tidak relevan itu juga lebih baik dibuang. Pembersihan data juga akan mempengaruhi performansi dari teknik data mining karena data yang ditangani akan berkurang jumlah dan kompleksitasnya.

#### Integrasi data (Data Integration)

Integrasi data merupakan penggabungan data dari berbagai database ke dalam satu database baru. Tidak jarang data yang diperlukan untuk data mining tidak hanya berasal dari satu database tetapi juga berasal dari beberapa database atau file teks. Integrasi data dilakukan pada atribut-atribut yang mengidentifikasi entitas-entitas yang unik seperti atribut nama, jenis produk, nomor

pelanggan dan lainnya. Integrasi data perlu dilakukan secara cermat karena kesalahan pada integrasi data bisa menghasilkan hasil yang menyimpang dan bahkan menyesatkan pengambilan aksi nantinya. Sebagai contoh bila integrasi data berdasarkan jenis produk ternyata menggabungkan produk dari kategori yang berbeda maka akan didapatkan korelasi antar produk yang sebenarnya tidak ada.

#### Seleksi Data (Data Selection)

Data yang ada pada database sering kali tidak semuanya dipakai, oleh karena itu hanya data yang sesuai untuk dianalisis yang akan diambil dari database. Sebagai contoh, sebuah kasus yang meneliti faktor kecenderungan orang membeli dalam kasus market basket analysis, tidak perlu mengambil nama pelanggan, cukup dengan id pelanggan saja.

#### Transformasi data (Data Transformation)

Data diubah atau digabung ke dalam format yang sesuai untuk diproses dalam data mining. Beberapa metode data mining membutuhkan format data yang khusus sebelum bisa diaplikasikan. Sebagai contoh beberapa metode standar seperti analisis asosiasi dan clustering hanya bisa menerima input data kategorikal. Karenanya data berupa angka numerik yang berlanjut perlu dibagi-bagi menjadi beberapa interval. Proses ini sering disebut transformasi data.

#### Proses Mining

Merupakan suatu proses utama saat metode diterapkan untuk menemukan pengetahuan berharga dan tersembunyi dari data.

#### Evaluasi pola (Pattern Evaluation)

Untuk mengidentifikasi pola-pola menarik kedalam knowledge-based yang ditemukan. Dalam tahap ini hasil dari teknik data mining berupa pola-pola yang khas maupun model

prediksi dievaluasi untuk menilai apakah hipotesa yang ada memang tercapai. Bila ternyata hasil yang diperoleh tidak sesuai hipotesa ada beberapa alternatif yang dapat diambil seperti menjadikannya umpan balik untuk memperbaiki proses data mining, mencoba metode data mining lain yang lebih sesuai, atau menerima hasil ini sebagai suatu hasil yang di luar dugaan yang mungkin bermanfaat.

#### Presentasi pengetahuan (Knowledge Presentation)

Merupakan visualisasi dan penyajian pengetahuan mengenai metode yang digunakan untuk memperoleh pengetahuan yang diperoleh pengguna. Tahap terakhir dari proses data mining adalah bagaimana memformulasikan keputusan atau aksi dari hasil analisis yang didapat. Ada kalanya hal ini harus melibatkan orang-orang yang tidak memahami data mining. Karenanya presentasi hasil data mining dalam bentuk pengetahuan yang bisa dipahami semua orang adalah satu tahapan yang diperlukan dalam proses data mining. Dalam presentasi ini, visualisasi juga bisa membantu mengkomunikasikan hasil data mining.

w

#### **Hasil**

##### Pengumpulan Data

Setelah melakukan analisis data maka sampailah diproses utama penelitian yaitu melakukan klasifikasi terhadap data yang sudah dikumpulkan berdasarkan data dari showroom motor honda di Kota Palembang pada penelitian yang berjudul Prediksi Kredit Sepeda Motor pada Showroom Astra Motor Sako Palembang dengan Metode Naive Bayes. Dengan menggunakan data kreditur motor honda maka akan dapat dicari tahu seberapa besar tingkat kelayakan dalam mengajukan permohonan kredit motor honda. Dataset yang digunakan pada

penelitian ini berjumlah 1620 yang berasal dari data kreditur motor Honda, setelah itu dataset dibagi menjadi data training serta data testing untuk dilakukan uji validasi atau K-Fold Validation. Berikut jumlah data yang sudah disusun pada gambar 2 ini.

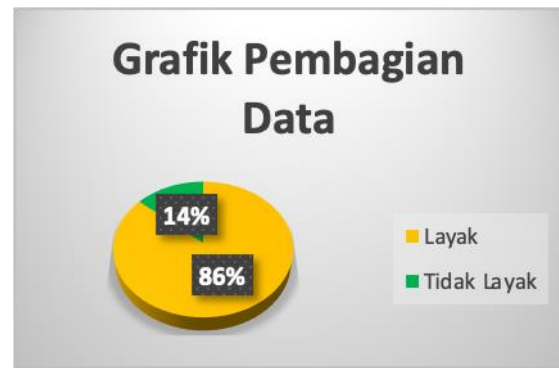
Gambar 2. Dataset yang Digunakan

Dataset pada gambar 2 berisikan atribut data yang akan diolah pada proses klasifikasi dengan algoritma *Naive Bayes*, atribut tersebut berisikan nama, kecamatan, kelurahan, jumlah tenor, pengeluaran perbulan, jenis kelamin, pendidikan terakhir, pemakai kendaraan, dp awal, dan cicilan yang sudah dikumpulkan pada diatas.

**Persebaran Distribusi Data**

Dalam penelitian ini dilakukan pengujian model dengan menggunakan dataset yang sudah dikelompokkan menjadi 2 kelompok yaitu Kategori Layak dan Tidak Layak yang sudah diambil dari 1620 record data. Adapun grafik dan tabel pembagian data terhadap label data dapat dilihat pada Gambar 3.

Adapun tabel pembagian data terhadap label dapat dilihat pada tabel 1.



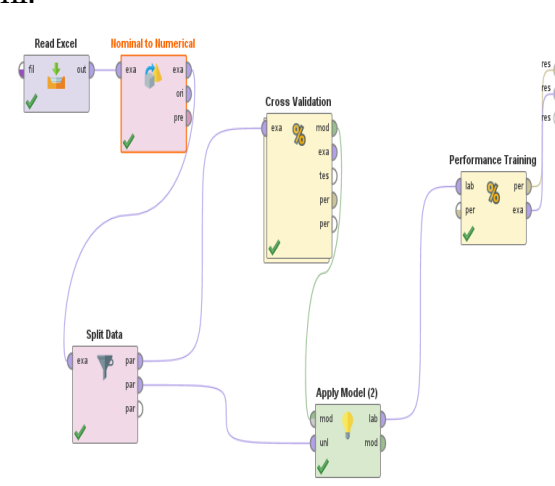
Gambar 3. Grafik Pembagian Data

Tabel 1. Pembagian Data

No	Keterangan	Jumlah
1	Layak	1399
2	Tidak Layak	221
Total		1620

**Proses Pengolahan Data**

Dalam penelitian ini dilakukan Pemilihan algoritma Naive Bayes didasarkan pada fakta bahwa algoritma tersebut memiliki kinerja dan waktu pemrosesan yang cukup cepat. Fase ini menunjukkan bagaimana memprediksi penyelesaian terhadap 1620 record data yang sudah dikumpulkan dengan menggunakan tools rapidminer. Adapun proses nya dapat dilihat pada gambar 4 berikut ini.



Gambar 4. Proses Pengolahan Data

## Pembahasan

### Hasil Uji Validasi

Berikut ini merupakan hasil dari uji coba Prediksi Kredit Sepeda Motor pada Showroom Astra Motor Sako Palembang dengan Metode Naive Bayes dengan menggunakan tools rapidminer dengan 1620 record data dengan melakukan 5 kali ujicoba confusion matrix dimana hasil tersebut akan dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Uji Validasi

No	Record Data	Data Training	Data Testing	Pembagian Data	Hasil Akurasi	Hasil Presentase
1	1620	1458	162	90:10	0.7483	74.83%
2	1620	1296	324	80:20	0.6366	63.66%
3	1620	1134	486	70:30	0.5476	54.76%
4	1620	972	648	60:40	0.4856	48.56%
5	1620	810	810	50:50	0.4568	45.68%

Berdasarkan hasil pengujian diatas didapat hasil akurasi tertinggi yaitu dengan menggunakan 90% data training dan 10% data testing dari total 1620 record data yang menghasilkan 74.83% akurasi terhadap Prediksi Kredit Sepeda Motor pada Showroom Astra Motor Sako Palembang dengan Metode Naive Bayes Berikut ini perhitungan manual terhadap hasil pengujian validasi.

#### a. Hasil Recall

$$\text{Layak} = \frac{1054}{205+1054} = \frac{1054}{1259} = 0.8371$$

(83.71%)

$$\text{Tidak Layak} = \frac{37}{37+162} = \frac{37}{199} = 0.1859$$

(18.59%)

#### b. Hasil Precision

$$\text{Layak} = \frac{37}{37+205} = \frac{37}{242} = 0.1528$$

(15.28%)

$$\text{Tidak Layak} = \frac{1054}{162+1054} = \frac{1054}{1216} = 0.8667$$

(86.67%)

#### c. Hasil Akurasi

$$\text{Accuracy} = \frac{37+1054}{37+205+162+1054}$$

$$\text{Accuracy} = \frac{1091}{1458}$$

$$\text{Accuracy} = 0.7483 \text{ (74.83\%)}$$

## Simpulan

Berdasarkan 5 Kali uji coba terhadap data test dan data training, didapat bahwa pengujian dengan sampel data 90:10 memiliki akurasi tertinggi yaitu sebesar 0.7483 atau 74.83%.

Berdasarkan hasil ujicoba dengan penggunaan 1620 record data pada Prediksi Kredit Sepeda Motor pada Showroom Astra Motor Sako Palembang dengan Metode Naive Bayes memiliki nilai akurasi 73.83%. Hasil ini menunjukkan bahwa dalam melakukan prediksi terhadap data kreditur motor pada showroom astra di Kota Palembang memiliki tingkat akurasi yang cukup baik.

## Referensi

- Ciptohartono, C. C. (2014). Algoritma klasifikasi naïve bayes untuk menilai kelayakan kredit. *Educational Forum*, 6(1).
- Effendy, D. A., Kusri, K., & Sudarmawan, S. (2017). Classification of intrusion detection system (IDS) based on computer network. *International Conferences on Information Technology, Information Systems and Electrical Engineering*.
- Fadlan, C., Ningsih, S., & Windarto, A. P. (2018). Penerapan Metode Naïve Bayes Dalam Klasifikasi Kelayakan Keluarga Penerima Beras Rastra. *Jurnal Teknik Informatika Musirawas (JUTIM)*, 3(1), 1. <https://doi.org/10.32767/jutim.v3i1.286>
- Heryono, H., & Kardianawati, A. (2018). Implementasi Metode Naive Bayes Untuk Klasifikasi Kredit Motor. *JOINS (Journal of Information System)*, 3(1).



- Jiawei, H., & Micheline, K. (2006). *Data mining: concepts and techniques second edition*.
- Kurniasari, N., Mubarak, A., N Kapita, S., & Kurniadi Siradjuddin, H. (2021). Implementasi Metode Saw Dalam Penentuan Kelayakan Kredit Motor Pt Adira Dinamika Multifinance Kota Ternate. *JIKO (Jurnal Informatika Dan Komputer)*, 4(2), 139-144. <https://doi.org/10.33387/jiko.v4i2.3279>
- Muryono, T. T., & Irwansyah, I. (2020). Implementasi Data Mining Untuk Menentukan Kelayakan Pemberian Kredit Dengan Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbors (K-Nn). *Infotech: Journal of Technology Information*, 6(1). <https://doi.org/10.37365/jti.v6i1.78>
- Rifqo, M. H., & Wijaya, A. (2017). Implementasi Algoritma Naive Bayes Dalam Penentuan Pemberian Kredit. *Pseudocode*, 4(2), 120-128. <https://doi.org/10.33369/pseudocode.4.2.120-128>
- Utomo, D. P., & Mesran, M. (2020). Analisis Komparasi Metode Klasifikasi Data Mining dan Reduksi Atribut Pada Data Set Penyakit Jantung. *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, 4(2). <https://doi.org/10.30865/mib.v4i2.2080>
- Wahyuni, S., Saputra S, K., & Iswan, M. (2018). Implementasi RapidMiner Dalam Menganalisa Data Mahasiswa Drop Out. *Jurnal Abdi Ilmu*, 10(2).
- Yusnita, A., & Handini, R. (2012). Sistem Pendukung Keputusan Menentukan Lokasi Rumah Makan yang Strategis Menggunakan Metode Naive Bayes. *Seminar Nasional Teknologi Informasi & Komunikasi Terapan 2012, 2012(Semantik)*, 290-294.

## Pendukung Keputusan Pemilihan Seragam Sekolah Islam Athirah Menggunakan Metode SMART (*Simple Multi-Attribut Rating Technique*)

Andi Hutami Endang<sup>1</sup>, Lilis Hajrah Amelia<sup>2</sup>, Resty Amalia Aras<sup>3</sup>

<sup>1,2</sup>Institut Teknologi dan Bisnis Kalla

email: hutamiendang@kallabs.ac.id

**Abstract:** Athirah Islamic School located in Eastern Indonesia. With a total of 3,027 students consisting of kindergarten, elementary, junior high and high school. In these schools often found different models of school uniforms. Each generation of students has the characteristics of a unique model by the school. The unique uniform model gives its own characteristics from the school. In addition to the model that needs attention is the fabric. These criteria are factors that are considered by school uniform convection. Uniform selection criteria are often the obstacles in the process of school services. The next criterion is size. Each student has a different size. This study uses the SMART (*Simple Multi-Attribute Rating Technique*) method. Based on the results of the study it can be concluded that the decision support process in making Athirah Islamic School uniforms, the clothing model occupies the first position from the final ranking results, then the type of fabric used occupies the second position, and the last, the size of the clothing occupies the third position.

**Keywords:** Criteria, Decision Support, SMART Method,

**Abstrak:** Sekolah Islam Athirah yang terletak di kawasan Indonesia Timur. Dengan total siswa 3.027 yang terdiri dari TK, SD, SMP dan SMA. Di sekolah tersebut sering dijumpai perbedaan model seragam sekolah. Setiap angkatan siswa memiliki ciri khas model unik oleh pihak sekolah. Model yang seragam yang unik memberikan ciri khas tersendiri dari pihak sekolah. Selain model yang perlu diperhatikan adalah kain. Kriteria tersebut merupakan faktor yang menjadi pertimbangan konvensi seragam sekolah. Kriteria pilihan seragam seringkali yang menjadi penghambat dalam proses pelayanan sekolah. Kriteria berikutnya adalah ukuran. Setiap siswa memiliki ukuran yang berbeda-beda. Penelitian ini menggunakan metode SMART (*Simple Multi- Attribute Rating Technique*). Berdasarkan hasil penelitian dapat disimpulkan bahwa proses pendukung keputusan dalam membuat seragam Sekolah Islam Athirah, model pakaian menempati posisi pertama dari hasil akhir perangkaan, selanjutnya yaitu jenis kain yang digunakan menempati posisi kedua, dan yang terakhir yaitu ukuran pakaian menempati posisi ketiga.

**Kata kunci:** Kriteria, Pendukung Keputusan, Metode SMART,

### Pendahuluan

Sekolah Islam Athirah yang terletak di kawasan Indonesia Timur. Dengan total siswa 3.027 yang terdiri dari TK, SD, SMP dan SMA. Di sekolah tersebut sering dijumpai perbedaan model seragam sekolah. Setiap angkatan siswa memiliki ciri khas model unik oleh pihak sekolah.

Konvensi yang menjadi langganan sekolah Islam Athirah sering kewalahan dengan permintaan pihak sekolah. Sebagai konvensi perlu memperhatikan beberapa kriteria yang ditentukan oleh pihak sekolah. Kriteria

tersebut adalah ukuran, model pakaian, dan juga jenis kain.

Perbedaan ukuran tubuh siswa menjadi salah satu faktor pihak sekolah untuk mendatangkan pihak konvensi yang menjalin kerjasama dengan pihak sekolah, hal ini dikarenakan pihak sekolah sangat memperhatikan kualitas dan kenyamanan, sehingga siswa yang menggunakan sergama sekolah merasa nyaman.

Model yang seragam yang unik memberikan ciri khas tersendiri dari pihak sekolah. Selain model yang perlu

diperhatikan adalah kain. Kriteria tersebut merupakan faktor yang menjadi pertimbangan konvensi seragam sekolah. Kriteria pilihan seragam seringkali yang menjadi penghambat dalam proses pelayanan sekolah. Kriteria berikutnya adalah ukuran. Setiap siswa memiliki ukuran yang berbeda-beda.

Proses pengambilan keputusan menjadi lebih rumit karena jumlah alternatif keputusan dan kriteria meningkat (Farshidi et al., 2020). Sistem pendukung keputusan dapat membantu manajemen dalam mengambil keputusan berasal dari data yang digunakan sistem informasi manajemen. Sistem informasi manajemen dibangun untuk membantu pengguna dalam menjalankan tugasnya, terutama dalam pengambilan keputusan, menganalisis data dan pemodelan (Inayatulloh et al., 2019). Sistem pendukung keputusan merupakan sistem informasi dengan menginformasikan pemodelan dan manipulasi data. Sistem ini membantu dalam pengambilan keputusan baik dalam situasi yang semi-struktur maupun situasi tidak terstruktur yang mana tidak seorang pun tahu secara pasti keputusan yang harus dibuat (Rahayu et al., 2021). Teknik pengambilan yang mengandung banyak atribut dapat digunakan untuk mendukung pengambilan keputusan saat memilih alternatif yang berbeda (Thoyibah, 2021).

Setiap pengambilan keputusan harus memiliki alternatif sesuai dengan tujuan yang telah dirumuskan. Sistem pendukung keputusan adalah sistem yang dibutuhkan untuk mendukung dan memudahkan manajemen dalam mengambil keputusan dalam kondisi semi terstruktur dan terstruktur. (Sesnika, 2016).

Peneliti menggunakan metode SMART (*Simple Multi-Attribute Rating Technique*). Penelitian terkait

dilakukan oleh Tuwuh Bertona dan kawan-kawan (Bertona et al., 2020) yaitu mengimplementasikan metode SMART dalam memilih biji kopi. Penelitian berikutnya dengan penggunaan metode SMART dilakukan oleh Raynor, dkk. Penelitian yang dilakukannya yaitu mengimplementasi metode SMART menggunakan aplikasi web sebagai penunjang keputusan *smartphone* sesuai keinginan masyarakat pada start-up Tokopedia. (Raynor; et al., 2022).

Berdasarkan dari jurnal penelitian yang terkait dan dijadikan referensi oleh penulis, maka Seragam Sekolah Islam Athirah dijadikan objek penelitian dan metode SMART digunakan sebagai alat bantu perhitungan dalam penelitian.

### Metode

Pada tahun 1977, Edward mengembangkan metode SMART (*Simple Multi Attribute Rating Technique*), yaitu metode pengambilan keputusan multi kriteria. Setiap Keputusan harus menjadi salah satu pilihan yang paling sesuai dengan tujuan yang ditetapkan. Setiap opsi memiliki sekumpulan atribut dan setiap atribut memiliki nilai rata-rata menurut skala tertentu. (Supratman, 2021). Berikut merupakan langkah-langkah dari metode SMART:

$$U(ai) = \sum W_j U_i(ai) \quad (1)$$

Keterangan:

$U(a_i)$  : Nilai total alternatif

$W_j$  : Nilai pembobot kriteria ke -j dan K-kriteria

$U_i(a_i)$  : Nilai *utility* kriteria ke -i untuk kriteria ke -i

Dimana  $i : 1, 2, \dots, m$

Pengambilan keputusan yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode SMART (Supratman, 2021). Adapun langkah-langkah penyelesaian dari metode SMART sebagai berikut:

Tahap 1: penentuan seluruh kriteria dari keputusan sebagai penyelesaian masalah.

Tahap 2: secara default memberikan skala dari 0 sampai dengan 100 berdasarkan prioritas yang diinputkan

Tahap 3: Normalisasi

$$\text{Normalisasi} = \frac{w_j}{\sum w_j}$$

Keterangan

$W_j$  : bobot suatu kriteria

$\Sigma W_j$  : total bobot semua kriteria

Tahap 4: memberikan nilai kriteria setiap alternatif

Tahap 5: menghitung nilai utility untuk setiap kriteria masing-masing.

$$u_i(a_i) = 100 \frac{(C_{out_i} - C_{min})}{(C_{max} - C_{min})} \%$$

Keterangan :

$u_i(a_i)$  : nilai *utility* kriteria ke-1 untuk kriteria ke-i

$C_{max}$  : nilai kriteria maksimal

$C_{min}$  : nilai kriteria minimal

$C_{out i}$  : nilai kriteria ke-i

Tahap 6: hitung nilai akhir dari masing-masing.

### Hasil

Penulis menentukan kriteria apa yang sesuai untuk digunakan. Adapun kriteria yang terpilih adalah ukuran, model pakaian, dan juga jenis kain yang digunakan. Menentukan bobot kriteria pada masing-masing kriteria. Diteil pembobotan dari masing-masing kriteria ditunjukkan pada Tabel 1 untuk Ukuran, Tabel 2 untuk Model seragam, Tabel 3 untuk Jenis kain sebagai berikut:

Tabel 1. Tabel Ukuran

Apakah ukuran pakaian berpengaruh terhadap	Nilai i	Bobot

tingkat kecepatan dalam menyelesaikan seragam sekolah Athirah?		
Ya	1	30%
Tidak	0	

Tabel 2. Tabel Model Pakaian

Apakah model pakaian berpengaruh terhadap tingkat kecepatan dalam menyelesaikan seragam sekolah Athirah?	Nilai	Bobot
Ya	1	40%
Tidak	0	

Tabel 3. Tabel Jenis Kain

Apakah jenis kain yang digunakan berpengaruh terhadap tingkat kecepatan dalam menyelesaikan seragam sekolah Athirah?	Nilai	Bobot
Ya	1	30%
Tidak	0	

1. Dari hasil pengujian pada penelitian ini, dapat dilihat seperti dalam tabel di bawah ini setelah dilakukan Normalisasi

Kriteria	Bobot Kriteria	Normalisasi i
Ukuran	30/100	0,3
Model	40/100	0,4
Jenis Kain	30/100	0,3

2. Selanjutnya yaitu, adalah pencarian nilai *utility*, dengan cara mengalikan nilai kriteria dengan nilai normalisasi.

Kriteria	Nilai	Normalisasi
Ukuran	4 (0,3)	1,2
Model	6 (0,4)	2,4
Jenis Kain	5 (0,3)	1,5
Total		5,1

3. Langkah selanjutnya yaitu, penjumlahan nilai *utility* secara keseluruhan

Kriteria	Normalisasi	Hasil
Ukuran	1,2 (100)	120
Model	2,4 (100)	240
Jenis Kain	1,5 (100)	150
Total		510

4. Langkah selanjutnya adalah melakukan perangkingan seperti pada tabel di bawah ini.

Kriteria	Hasil	Ranking
Ukuran	120	3
Model	240	1
Jenis Kain	150	2

### Simpulan

Berdasarkan hasil penelitian dapat disimpulkan bahwa proses pendukung keputusan dalam membuat seragam Sekolah Islam Athirah, model pakaian menempati posisi pertama dari hasil akhir perangkingan, selanjutnya yaitu jenis kain yang digunakan menempati posisi kedua, dan yang terakhir yaitu ukuran pakaian menempati posisi ketiga.

### Referensi

Aldisa, R. T., Nugroho, F., Mesran, M., Sinaga, S. A., & Sussolaikah, K. (2022). Sistem Pendukung Keputusan Menentukan Sales Terbaik Menerapkan Metode Simple Additive Weighting (SAW). *Journal of Information System Research (JOSH)*, 3(4), 548-556.

Bertona, T., Faisal, I., & Handoko, D. (2020). Penerapan Metode Smart Dalam Pemilihan Biji Kopi Terbaik. *JITEKH*, 8(2), 65-70. <https://doi.org/10.35447/jitekh.v8i2.254>

Farshidi, S., Jansen, S., Espana, S., & Verkleij, J. (2020). Decision Support for Blockchain Platform Selection: Three Industry Case Studies. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 67(4), 1109-1128. <https://doi.org/10.1109/TEM.2019.2956897>

Inayatulloh, Hartono, I. K., & Alianto, H. (2019). Decision Support System for Badan Ekonomi Kreatif Indonesia. *Proceedings of 2019 International Conference on Information Management and Technology, ICIMTech 2019*, 1(August), 498-502. <https://doi.org/10.1109/ICIMTech.2019.8843740>

Jayadi, P., Yazid, A. S., & Mustakim, M. (2016). Bidikmisi Scholarship Selection in UIN Sunan Kalijaga Using Profile Matching Method. *IJID (International Journal on Informatics for Development)*, 5(2), 6-11. <https://doi.org/10.14421/ijid.2016.05202>

Jayadi, P., Susanti, P., Hidayati, N. R., Riyanto, S., & Kiswardianta, B. (2023). Optimalisasi E-Learning di SMK Cendekia Madiun Melalui Pelatihan Google Classroom Bagi Guru. *Darma Abdi Karya*, 2(1), 56-64. <https://doi.org/10.38204/darmaa.bdikarya.v2i1.1370>

Rahayu, N. A., Ginting, B. S., & Simanjuntak, M. (2021). Sistem Pendukung Keputusan Seleksi Penerimaan Bantuan Program Sembako Menggunakan Metode Smart (Simple Multi Attribute Rating Technique) (Studi Kasus: Dinas Sosial Kota Binjai). *Jurnal Sistem Informasi Kaputama*, 5(1),

- 63-74.
- Raynor, Humdiana, Dasawaty, E. S., Birowo, S., Wasito, B., & Budi, A. (2022). Implementasi metode SMART berbasis web dalam membuat sistem penunjang keputusan sesuai kebutuhan masyarakat pada marketplace tokopedia. *Jurnal Ilmiah Hospitality* 709, 11(1), 1-23.
- Supratman, E. (2021). Penggunaan Metode Simple Multi Attribut Rating Technique (Smart) Pada Sistem Penunjang Keputusan Rekomendasi Jurusan Studi Kasus : Siswa Smk N 5 Palembang. *Jurnal Informanika*, 7(2), 105-112.
- Thoyibah, N. (2021). Sistem Pendukung Keputusan Penerimaan Siswa Baru Menggunakan Metode SMART. *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi Dan Komputer)*, 10(2), 232-240. <https://doi.org/10.32736/sisfokom.v10i2.940>
- Vaneza, M. T., Mesran, M., Afriany, J., Julitawaty, W., & Sussolaikah, K. (2021). Implementation of the Simple Additive Weighting (SAW) Method in the Selection of Recipients of Social Funds for Poor Families. *The IJICS (International Journal of Informatics and Computer Science)*, 5(3), 298-304.

## Pemodelan UML Untuk Perancangan Sistem Pakar Diagnosa Dini Cedera Awal Pada Peserta Olahraga Beladiri Menggunakan Pendekatan Teorema Bayes

Finanta Okmayura<sup>1</sup>, Arfa Fadilah<sup>2</sup>, Cily Tria Marisa<sup>3</sup>, Boy Zidan Nadjal<sup>4</sup>,  
Muhammad Ryan Pratama Yudha<sup>5</sup>, Roma Tika Adi Putra<sup>6</sup>

<sup>1,2,3,4,5,6</sup>Universitas Muhammadiyah Riau

email: finantaokmayura@umri.ac.id<sup>1</sup>, fadilarfa2arfa@gmail.com<sup>2</sup>,

cilytriamarisa04@gmail.com<sup>3</sup>, zidanzidan181818@gmail.com<sup>4</sup>,

muhammadryanpku@gmail.com<sup>5</sup>, romatikaadiputra@gmail.com<sup>6</sup>

**Abstract:** When participants in olahraga beladiri pencak silat engage in training, they frequently encounter a substance known as cedera, which, if not identified quickly, might be fatal for participants in silat. In any case, when an olahraga competitor begins to suffer from cedera and latihan, there isn't any tenaga kesehatan present, therefore the competitor in question must make a quick detour to reach the facilities for kesehatan. In order to assist in the detection of cedera that occurs in athletes competing in beladiri pencak silat, a perancangan sistem pakar was built to diagnose dini cedera awal athletes competing in beladiri pencak silat. Algorithm used to calculate the likelihood of a diagnosis being made by a participant in an organized sport who is wearing a pencak silat is the Bayesian algorithm. Data collection for this study was done through literature and long-distance travel with a guide who is a pelatih who is also empathetic. 2 types of cedera with 8 gejala were discovered from the wawancara results. Additionally, it can be understood that athletes have an 85% chance of correctly diagnosing Penyakit Cedera Bagian Lengan and Tangan based on the results of a probability analysis using the Bayes algorithm. Then, to carry out the analysis of the present system, the researcher employs the UML (Unified Modelling Language) modeling language, which includes use case diagrams, context diagrams, data flow diagrams, and event-related diagrams (Entity Relationship Diagram). Utilized with this type of network infrastructure is the forward chaining method.

**Keywords:** cedera, unified modelling language, expert system, teorema bayes, cedera pencak silat

**Abstrak:** Pada saat peserta olahraga beladiri pencak silat melakukan latihan, mereka pasti mengalami yang namanya cedera yang mana jika tidak ditangani dengan cepat bisa berakibat fatal bagi peserta silat. Apalagi saat peserta olahraga beladiri ini latihan dan mengalami cedera tidak ada tenaga kesehatan disana, maka peserta tersebut harus menempuh perjalanan jauh untuk sampai ke fasilitas kesehatan. Dalam membantu mendeteksi cedera yang dialami peserta olahraga beladiri pencak silat, maka dibuatlah perancangan sistem pakar guna mendiagnosa dini cedera awal peserta olahraga beladiri pencak silat. Algoritma yang digunakan untuk melakukan perhitungan probabilitas diagnosa dini cedera awal yang dialami peserta olahraga beladiri pencak silat adalah dengan menggunakan algoritma *teorema bayes*. Pengumpulan data dalam penelitian ini dilakukan dengan studi literatur dan wawancara langsung dengan pakar yang dalam hal ini adalah pelatih sekaligus penanggung jawab. Dari hasil wawancara didapatkan 2 jenis cedera dengan 8 gejala. Dan dari perhitungan nilai probabilitas menggunakan algoritma *Teorema bayes*, dapat di ketahui bahwa peserta olahraga beladiri pencak silat didiagnosa menderita Penyakit Cedera Bagian Lengan dan Tangan dengan nilai probabilitas 85%. Kemudian untuk melakukan perancangan sistem pakar ini peneliti menggunakan pemodelan UML (*Unified Modelling Language*) yang melibatkan *use case diagram*, *context diagram*, *DFD (Data Flow Diagram)* dan *ERD (Entity Relationship Diagram)*. Dengan mesin inferensi yang digunakan adalah metode *forward chaining*.

**Kata kunci:** cedera, unified modelling language, sistem pakar, teorema bayes, cedera pencak silat

## Pendahuluan

Olahraga bela diri merupakan olahraga yang sangat bermanfaat, bukan hanya membuat orang itu sehat tetapi juga dapat digunakan untuk pertahanan diri bila ada orang lain yang berniat jahat. Olahraga beladiri di Indonesia sangat banyak, ada yang asli dari Indonesia yaitu pencak silat dan tarung bebas, dan ada juga dari luar Indonesia seperti taekwondo, karate, judo, kempo, wushu, dan banyak lagi. Selain untuk olahraga, beladiri juga bertujuan lain yaitu seni. Olahraga beladiri dapat berguna bila dilakukan dengan cara yang baik dan benar. Olahraga beladiri sangat berbahaya bila dilakukan untuk hal-hal yang tidak baik. Semua olahraga mempunyai dampak yang positif dan juga negatif. Sama halnya dengan olahraga beladiri, dampak negatifnya adalah dapat menimbulkan cedera. Sebab dari cedera sangat beragam, bisa dari dalam diri kita sendiri yaitu dengan melakukan gerakan yang tidak sempurna ataupun dari lingkungan sekitar seperti lawan pada saat bertanding. Olahraga beladiri merupakan olahraga yang mempunyai sifat *bodycontact* atau kontak fisik, jadi olahraga ini sangat rentan terkena cedera (Ardiyansyah et al., 2017)

Sistem pakar merupakan cabang dari *Artificial Intelligence (AI)* yang dikembangkan pada pertengahan tahun 1960. Sistem pakar yang pertama kali muncul adalah *General-purpose Problem Solver (GPS)* yang dikembangkan oleh Newel dan Simon. Sistem pakar dapat menyelesaikan suatu permasalahan tertentu dengan meniru kerja dari para ahli. Dengan sistem pakar ini orang awam pun dapat menyelesaikan masalah yang cukup rumit yang sebenarnya hanya dapat diselesaikan oleh para ahli (Okmayura & Effendi, 2019).

*Teorema bayes* di kemukakan oleh seorang pendeta Presbyterian inggris pada tahun 1763 yang

bernama Thomas Bayes. *Theorema bayes* kemudian di sempurnakan oleh laplace. *Theorema bayes* di gunakan untuk menghitung probabilitas terjadinya suatu peristiwa berdasarkan pengaruh yang di dapat dari hasil observasi (Syahrizal & Haryati, 2018).

*Teorema Bayes* adalah jenis metode yang terdapat pada sistem pakar telah banyak digunakan untuk menemukan solusi permasalahan yang berkaitan tentang probabilitas termasuk penerapan dalam pendeteksi penyakit (Ramadhan, 2018).

UML adalah singkatan dari *Unified Modeling Language* yang disebut sebuah teknik pengembangan sistem yang menggunakan bahasa grafis sebagai alat untuk pendokumentasian dan melakukan spesifikasi pada sistem. UML pertama kali dipopulerkan oleh Grady Booch dan James Rumbaugh pada tahun 1994 untuk mengkombinasikan dua metodologi terkenal yaitu Booch dan OMT, kemudian Ivar Jacobson, yang menciptakan *Object Oriented Software Engineering (OOSE)* ikut bergabung. Standar UML dikelola oleh *Object Managent Group (OMG)* (Sri Mulyani NS, 2017).

Sedangkan Cedera olahraga didefinisikan sebagai cedera yang terjadi pada tubuh saat seseorang berolahraga atau saat melakukan latihan fisik tertentu. Cedera olahraga tidak hanya berupa kerusakan yang mendadak yang terjadi saat olahraga misal seperti *strains* dan *laserasi* pada jaringan lunak sistem *muskuloskeletal* namun termasuk didalamnya adalah *sindroma overuse* yang merupakan akibat jangka panjang dari sesi latihan dengan gerakan atau postur tubuh yang monoton dan berulang-ulang sehingga muncul *manifestasi klinis* (Setyaningrum, 2019).

Cedera berdasarkan berat ringannya dapat dibagi menjadi: cedera ringan (cedera yang tidak



diikuti kerusakan yang berarti pada jaringan tubuh kita misalnya; kekakuan dari otot dan kelelahan). Cedera berat (cedera serius dimana adanya kerusakan jaringan pada tubuh, misalnya; robeknya otot, *ligament*, maupun patah tulang berat antara lain, kehilangan substansi atau *kontinuitas*, rusaknya atau robek pembuluh darah, peradangan setempat (*localized inflammation*) (Simatupang & Suprayogi, 2019).

Maka berdasarkan hasil uraian dari yang telah dijelaskan diatas, peneliti tertarik untuk melakukan pemodelan UML untuk perancangan sistem pakar diagnosa dini cedera awal pada peserta olahraga beladiri menggunakan pendekatan *teorema bayes*.

## Metode

Metode penelitian dapat dilihat pada gambar berikut ini :



Gambar 1. Bagan metode penelitian

Penelitian ini dilaksanakan pada Selasa, 06 Desember 2022 di Jalan Merak Tangkerang Labuai Kec. Bukit Raya, yang merupakan tempat latihan para peserta silat organisasi silat Persaudaraan Setia Hati Terate cabang Pekanbaru.

Dalam melakukan penelitian ini, peneliti menggunakan beberapa metode penelitian, diantaranya adalah:

### 1. Wawancara Langsung

Teknik pengumpulan data yang digunakan pada penelitian ini adalah dengan teknik wawancara (*interview*), peneliti mewawancarai langsung Bapak Herry Sumadinata yang merupakan pelatih sekaligus penanggungjawab organisasi silat Persaudaraan Setia Hati Terate cabang Pekanbaru untuk memperoleh data yang berhubungan dengan gejala dan cedera pada peserta silat.

### 2. Studi Literatur

Selain dengan wawancara langsung, peneliti juga mengumpulkan beberapa penelitian yang relevan dari beberapa jurnal yang memiliki tema menyerupai tema penelitian.

Pada analisis yang telah dilakukan oleh peneliti, diketahui bahwa sebelumnya belum ada sistem diagnosa dini cedera awal pada atlet pencak silat. Dengan adanya analisa sistem lama diperlukan untuk mengetahui prosedur-prosedur awal dalam kasus yang sedang diteliti, agar dapat dibuat sistem baru yang diharapkan dapat membantu dalam mengambil diagnosa cedera pada atlet.

Sistem yang akan dibangun merupakan sistem/aplikasi diagnosa cedera pada atlet. Sistem ini akan menampilkan pertanyaan gejala penyakit, pengguna memilih jawaban ya atau tidak, jika memenuhi *rule* penyakit yang terdapat dalam sistem maka akan keluar diagnosis penyakit yang diderita pengguna. Aplikasi ini menggunakan implementasi dari metode *teorema bayes* untuk menentukan bobot penyakit yang diderita, dan mesin inferensi *forward chaining* sebagai alur pertanyaan yang muncul ketika pengguna menjalankan aplikasi.

Setelah melakukan wawancara langsung dengan pakar, peneliti akhirnya memperoleh berupa dua jenis cedera dengan delapan gejala penyakitnya. Adapun data penyakit

dan gejala yang diperoleh dapat dilihat pada tabel berikut:

**Tabel 1. Data penyakit**

Nama Penyakit	Gejala
Cedera Bagian Lengan dan Tangan	Memar Lecet Sakit & Nyeri Keseleo ( <i>Sprain</i> ) Terkilir ( <i>Strain</i> ) Patah Tulang ( <i>Fraktur</i> )
Cedera Bagian Kaki dan Tungkai	Memar lecet keseleo ( <i>Sprain</i> ) Terkilir ( <i>Strain</i> ) Dislokasi Nyeri Otot/Kram Patah Tulang ( <i>Fraktur</i> )

**Tabel 2. Data gejala**

Kode gejala	Gejala
G01	Memar
G02	Lecet
G03	Sakit & nyeri
G04	Keseleo ( <i>sprain</i> )
G05	Terkilir ( <i>strain</i> )
G06	<i>Dislokasi</i>
G07	Nyeri otot
G08	Patah tulang( <i>fraktur</i> )

Pada penelitian ini, peneliti menggunakan implementasi *teorema bayes*, yang secara umum, *teorema bayes* dinyatakan sebagai:

$$P(A|B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)}$$

Dengan keterangan sebagai berikut ini:

P (A) = *Probabilitas* A terjadi

P (B) = *Probabilitas* B terjadi

P (A | B) = *Probabilitas* A diberikan B dan

P (A ∩ B) = *Probabilitas* A dan B terjadi.

Pada perancangan sistem pakar ini peneliti menggunakan pemodelan UML (*Unified Modeling Language*) yang melibatkan:

1. *Use Case Diagram*

*Use case diagram* adalah gambaran interaksi antara sistem dengan lingkungannya, untuk memperlihatkan proses aktivitas secara urut dalam suatu sistem.

2. *Context Diagram*

*Context diagram* merupakan diagram untuk menggambarkan proses dokumentasi suatu data, dimana menggambarkan suatu hubungan antara *entity* luar, masukan dan keluaran suatu sistem.

3. *Entity Relationship Diagram (ERD)*

*Entity relationship diagram* atau diagram hubungan entitas adalah suatu diagram yang menunjukkan hubungan antara objek dan entitas secara detail dan jelas.

**Hasil**

Algoritma Sistem

Algoritma sistem merupakan tahapan penting yang berguna untuk mengetahui Langkah Langkah yang dilakukan sebuah sistem dalam memproses dan menyelesaikan suatu permasalahan.

Menentukan Mesin Interferensi

Dari table data gejala maka *rule* yang dapat dibentuk untuk mendiagnosis cedera pada peserta adalah:

Rule 1: *IF* Memar

*AND* Lecet

*AND* Sakit & Nyeri

*AND* Keseleo (*Sprain*)

*AND* Terkilir (*Strain*)

*AND* Patah tulang (*Fraktur*)

*THEN* Cedera bagian Lengan dan Tangan

Rule 2: *IF* Memar

*AND* Lecet

*AND* Keseleo (*Sprain*)

*AND* Terkilir (*Strain*)

*AND* Dislokasi

AND Nyeri otot  
 AND Patah tulang (*Fraktur*)  
 THEN Cedera bagian Kaki dan  
 Tungkai

Menentukan nilai *Probabilitas*

Dibawah ini merupakan tabel nilai dari gejala-gejala cedera pada peserta silat yang didapat dari data riwayat peserta yang mengalami suatu cedera yang telah melakukan konsultasi, dimana data tersebut akan digunakan untuk mencari nilai *probabilitas* atau nilai gejala untuk mendapatkan nilai kesimpulan *bayes*. Adapun nilai *probabilitas* dari gejala pada peserta silat pada tabel sebagai berikut:

Tabel 3. Data Riwayat Peserta

Nama peserta	Nama penyakit	kode	Gejala							
			G01	G02	G03	G04	G05	G06	G07	G08
Rusdi	Cedera Bagian Lengan dan Tangan	P1	*	*	*	*				
Khairul	Cedera Bagian Lengan dan Tangan	P1		*	*					
Caca	Cedera Bagian Lengan dan Tangan	P1	*	*		*	*			
Akbar	Cedera Bagian Lengan dan Tangan	P1	*		*					*
Yudi	Cedera Bagian Lengan	P1	*	*		*				

Wahyu	Cedera Bagian Lengan dan Tangan	P1	*	*	*					
Susan	Cedera bagian kaki dan tungkai	P2		*		*		*		
Tia	Cedera bagian kaki dan tungkai	P2	*	*				*		*
Purnomo	Cedera bagian kaki dan tungkai	P2	*					*	*	*
Angga	Cedera bagian kaki dan tungkai	P2		*				*		
Ade	Cedera bagian kaki dan tungkai	P2	*	*				*		*
Reza	Cedera bagian kaki dan tungkai	P2	*					*	*	*
Jodi	Cedera bagian kaki dan tungkai	P2	*	*				*		*

Nilai Probabilitas di dapat dari jumlah gejala sebagai total penyakit

$$p(A|B) = \frac{P(B \cap A)}{P(B)}$$

P1 Cedera bagian Lengan dan Tangan

$$G01 = \frac{5}{6} = 0,8$$

$$G02 = \frac{4}{6} = 0,7$$

$$G03 = \frac{4}{6} = 0,7$$

$$G04 = \frac{3}{6} = 0,5$$

$$G05 = \frac{2}{6} = 0,3$$

$$G08 = \frac{1}{6} = 0,2$$

P2 Cedera bagian Kaki dan Tungkai

$$G01 = \frac{5}{7} = 0,7$$

$$G02 = \frac{5}{7} = 0,7$$

$$G04 = \frac{5}{7} = 0,7$$

$$G05 = \frac{3}{7} = 0,4$$

$$G06 = \frac{2}{7} = 0,3$$

$$G07 = \frac{3}{7} = 0,4$$

$$G08 = \frac{2}{7} = 0,3$$

Dari proses perhitungan diatas maka didapat nilai probabilitas setiap gejala berdasarkan jenis penyakit. Berikut adalah tabel 4 merupakan nilai probabilitas setiap gejala.

Tabel 4. Nilai probabilitas

Nama penyakit	Kode gejala	Gejala	Nilai probabilitas
Cedera Bagian Lengan dan Tangan	G01	Memar	0,8
	G02	Lecet	0,7
	G03	Sakit dan nyeri	0,7
	G04	Keseleo	0,5
	G05	Terkilir	0,3
	G08	Patah tulang	0,2

Cedera bagian kaki dan tungkai	G01	Memar	0,7
	G02	Lecet	0,7
	G04	Keseleo	0,7
	G05	Terkilir	0,4
	G06	Dislokasi	0,3
	G07	Nyeri otot	0,4
	G08	Patah tulang	0,3

Penerapan Algoritma Teorema Bayes

Berikut ini merupakan contoh kasus yang menunjukkan adanya suatu gejala penyakit cedera pada peserta silat. seorang peserta pada penyakit cedera silat mengalami gejala kemudian peserta melakukan konsultasi kepada Bapak Agus Luffy yang merupakan pelatih serta penanggungjawab organisasi silat dari 8 pilihan gejala yang akan diberikan kepada peserta, terlihat pada tabel 5 berikut:

Tabel 5. Konsultasi

No	Kode gejala	Gejala	Jawaban
1	G01	Memar	Ya
2	G02	Lecet	Ya
3	G03	Sakit & nyeri	Ya
4	G04	Keseleo ( <i>sprain</i> )	Tidak
5	G05	Terkilir ( <i>strain</i> )	Tidak
6	G06	<i>Dislokasi</i>	Ya
7	G07	Nyeri otot	Ya
8	G08	Patah tulang ( <i>fraktur</i> )	Tidak

Langkah-langkah penyelesaiannya yaitu sebagai berikut:

Setelah nilai probabilitas sudah didapat, maka selanjutnya akan dijumlahkan nilainya. Berdasarkan data sampel baru yang bersumber dari tabel gejala.

$$\sum_{G_n}^n k = 1 = G1 + \dots + Gn$$

P1 = Cedera Bagian Lengan dan Tangan

$$G01 = P(E|H1) = 0,8$$

$$G03 = P(E|H2) = 0,7$$

$$G04 = P(E|H3) = 0,5$$

$$G05 = P(E|H3) = 0,3$$

$$\sum_{G_n}^n k = 3 = 0,8 + 0,7 + 0,5 + 0,3 = 2,3$$

P2 = Cedera bagian kaki dan tungkai

$$G01 = P(E|H1) = 0,7$$

$$G04 = P(E|H2) = 0,7$$

$$G05 = P(E|H6) = 0,4$$

$$\sum_{G_n}^n k = 4 = 0,7 + 0,7 + 0,4 = 1,8$$

Mencari probabilitas hipotesa H tanpa memandang evidence dengan cara membagikan nilai probabilitas evidence awal dengan hasil penjumlahan probabilitas berdasarkan data sampel baru

$$P(H_i) = \frac{P(E|H_i)}{\sum_{k=1}^n P(E|H_k)}$$

P1 = Cedera Bagian Lengan dan Tangan

$$G01 = P(H1) = \frac{0,8}{2,3} = 0,34$$

$$G03 = P(H2) = \frac{0,7}{2,3} = 0,30$$

$$G04 = P(H3) = \frac{0,5}{2,3} = 0,21$$

$$G05 = P(H3) = \frac{0,3}{2,3} = 0,13$$

P2 = Cedera bagian kaki dan tungkai

$$G01 = P(H1) = \frac{0,7}{1,8} = 0,4$$

$$G04 = P(H2) = \frac{0,7}{1,8} = 0,4$$

$$G05 = P(H6) = \frac{0,4}{1,8} = 0,2$$

Mencari probabilitas hipotesis memandang evidence dengan cara

mengkalikan nilai probabilitas evidence awal dengan nilai probabilitas hipotesis tanpa memandang evidence dan menjumlahkan hasil perkalian bagi masing-masing.

$$\sum_{k=1}^n P(H_i) * P(E|H_i) + \dots + P(H_i) * P(E|H_i)$$

P1 = Cedera Bagian Lengan dan Tangan

$$\begin{aligned} \sum_{k=3}^n &= (0,8 * 0,3) + (0,7 * 0,3) + \\ & \quad (0,5 * 0,2) + (0,3 * 0,13) \\ &= (0,24) + (0,21) + (0,1) + \\ & \quad (0,04) \\ &= 0,59 \end{aligned}$$

P2 = Cedera bagian kaki dan tungkai

$$\begin{aligned} \sum_{k=3}^n &= (0,7 * 0,4) + (0,7 * 0,4) + \\ & \quad (0,4 * 0,2) \\ &= (0,28) + (0,28) + (0,08) \\ &= 0,64 \end{aligned}$$

Mencari nilai P (Hi|Ei) atau probabilitas hipotesis H, dengan cara mengkalikan hasil nilai probabilitas hipotesa tanpa memandang evidence dengan nilai probabilitas awal lalu dibagi dengan hasil probabilitas hipotesa dengan memandang evidence

$$P(H_i|E_i) = \frac{P(H_i) * P(E|H_i)}{\sum_{k=1}^n P(H_k) * P(E|H_k)}$$

P1 = Cedera Bagian Lengan dan Tangan

$$P(H1|E) = \frac{0,8 * 0,3}{0,59} = 0,40$$

$$P(H2|E) = \frac{0,7 * 0,3}{0,59} = 0,35$$

$$P(H4|E) = \frac{0,5 * 0,2}{0,59} = 0,17$$

$$P(H5|E) = \frac{0,3 * 0,13}{0,59} = 0,67$$

P2 = Cedera bagian kaki dan tungkai

$$P(H1|E) = \frac{0,7 * 0,4}{0,64} = 0,43$$

$$P(H4|E) = \frac{0,7 * 0,4}{0,64} = 0,43$$

$$P(H5|E) = \frac{0,4 * 0,2}{0,64} = 0,125$$

Mencari nilai bayes dari metode *Teorema Bayes* dengan cara mengalikan nilai probabilitas evidence awal atau  $P(E|H_i)$  dengan nilai hipotesa  $H_i$  benar jika diberikan *evidence* E atau  $P(H_i|E)$  dan menjumlahkan perkalian

$$\sum_{k=3}^n \text{Bayes} = (P(E|H_1) * P(H_1|E_1))....+(P(E|H_1) * P(H_1|E_1))$$

P1 = Cedera Bagian Lengan dan Tangan

$$\begin{aligned} \sum_{k=3}^n \text{Bayes} &= (0,8*0,4) + (0,7*0,35) + (0,5*0,17) + (0,3*0,67) \\ &= 0,32+0,245+0,085+0,021 \\ &= 0,85 = 85\% \end{aligned}$$

P2 = Cedera bagian kaki dan tungkai

$$\begin{aligned} \sum_{k=3}^n \text{Bayes} &= (0,7*0,43) + (0,7*0,43) + (0,4*0,125) \\ &= 0,301 + 0,301 + 0,05 \\ &= 0,652 = 65\% \end{aligned}$$

Berdasarkan perhitungan menggunakan algoritma *Teorema bayes* di atas, maka dapat di ketahui bahwa peserta olahraga beladiri pencak silat mengalami Penyakit Cedera Bagian Lengan dan Tangan dengan nilai probabilitas 85% yang tertinggi dari jenis lain, maka solusinya adalah pada fase awal lakukan metode *RICE*, pasang plester posterior atau air splint, berikan obat-obatan anti *inflamasi non steroid (NSAID)* serta bila perlu berikan obat-obatan penghilang rasa sakit (*analgetik*).

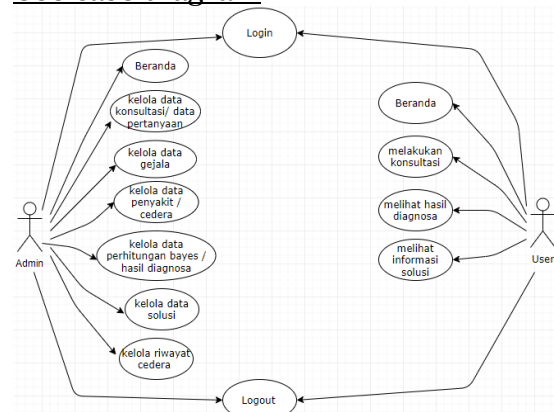
Unified Modeling Language (UML)

Tabel 6. Kegiatan aktor dan interaksinya dengan sistem

ADMIN	USER
1. Login	1. Login
2. Beranda	2. Beranda
3. Kelola data konsultasi/perta	3. Melakukan konsultasi

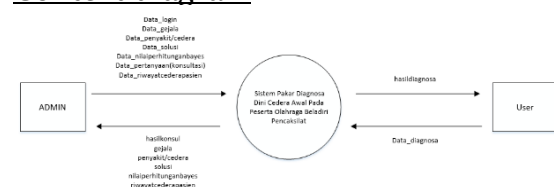
- |   |                           |
|---|---------------------------|
| nyaan   | 4. Melihat hasil diagnosa |
| 4. Kelola data gejala                           | 5. Melihat solusi         |
| 5. Kelola data penyakit/cedera                  | 6. Logout                 |
| 6. Kelola data perhitungan bayes/hasil diagnosa |                           |
| 7. Kelola data solusi                           |                           |
| 8. Kelola data riwayat pengguna                 |                           |
| 9. Logout                                       |                           |

Use case diagram



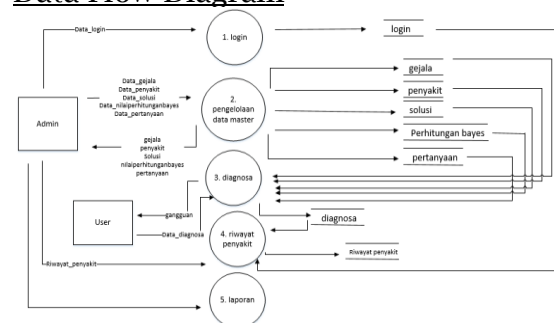
Gambar 2. Use case diagram

Context diagram

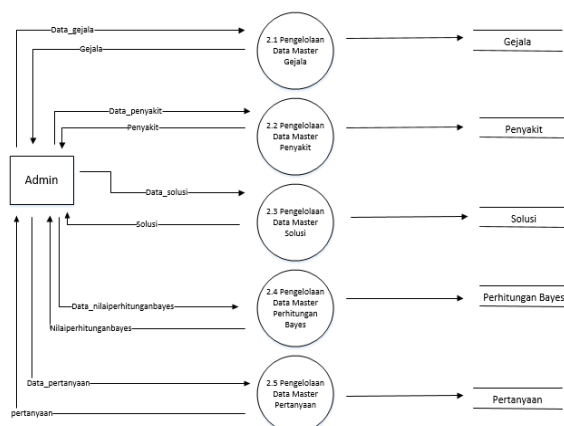


Gambar 3. Context diagram

Data Flow Diagram

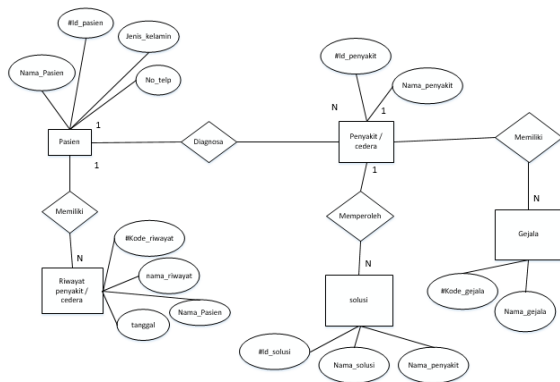


Gambar 4. DFD level 1



Gambar 5. DFD level 2 proses 2

**Entity relationship diagram**



Gambar 6. ERD

**Simpulan**

Peneliti telah berhasil merancang sistem pakar dengan UML (Unified Modeling Language) yang melibatkan use case diagram, context diagram, DFD (Data Flow Diagram) dan ERD (Entity Relationship Diagram) untuk mendiagnosa cedera awal pada atlit Pencak Silat berdasarkan gejala gejala yang telah dialami kemudian diberikan solusi.

Berdasarkan perhitungannya telah berhasil diimplementasikan algoritma teorema bayes dan telah diujikan kepada pasien dimana pasien tersebut diketahui mengalami Penyakit Cedera Bagian Lengan dan Tangan dengan nilai probabilitas 85% serta menghasilkan perhitungan yang dapat menentukan cedera dini pada atlit Pencak Silat. Dengan mesin interfensi yang digunakan dengan metode Forward Chaining.

Sebagai bahan masukan bagi pelatih silat dalam diagnosa dini cedera awal yang terjadi pada atlet, sehingga bisa mendapatkan penanganan awal yang tepat sebelum mendapatkan penanganan lebih lanjut dari tenaga medis.

Pengumpulan data dalam pembahasan lebih banyak tentang cedera pada atlet pencak silat dan diharapkan sistem ini dapat diimplementasikan dalam kehidupan sehari-hari peserta pencak silat.

**Referensi**

Adytia, P., Wahyuni, W., Sussolaikah, K., & Satria, Y. (2023). Klasifikasi Penggunaan Data Trafik Internet Menggunakan Algoritma Support Vector Machine. *J-Icon: Jurnal Komputer dan Informatika*, 11(1), 96-102.

Ardiyansyah, A., Purba, R. H., & Setiakarnawijaya, Y. (2017). Perbandingan Cedera Olahraga pada Atlet Beladiri Taekwondo dan Beladiri Judo selama Berada di Pusat Pelatihan dan Latihan Pelajar (PPLP) Ragunan. *JURNAL SEGAR*, 2(1). <https://doi.org/10.21009/segar.0201.05>

Okmayura, F., & Effendi, N. (2019). Design of Expert System for Early Identification for Suspect Bullying On Vocational Students by Using Dempster Shafer Theory. *CIRCUIT: Jurnal Ilmiah Pendidikan Teknik Elektro*, 3(1). <https://doi.org/10.22373/crc.v3i1.4691>

Jayadi, P, Juwari, M. Luthfi Azis, and K. Sussolaikah. (2022). Estimasi Pengembangan Perangkat Lunak Dengan Use Case Size Point. *Bull. Inf. Technol.*, vol. 3, no. 4, pp. 332-340.

Jayadi, P., & J. Juwari. (2022). Metode Prototyping pada Aplikasi

- Lambung Padi dengan Pemanfaatan Open Government Data. *J. Tekno Kompak*, vol. 16, no. 1, p. 13.
- Ramadhan, P. S. (2018). Sistem Pakar Pendiagnosaan Dermatitis Imun Menggunakan Teorema Bayes. *InfoTekJar (Jurnal Nasional Informatika Dan Teknologi Jaringan)*, 3(1). <https://doi.org/10.30743/infotekjar.v3i1.643>
- Setyaningrum, D. A. W. (2019). Cedera olahraga serta penyakit terkait olahraga. *Jurnal Biomedika Dan Kesehatan*, 2(1). <https://doi.org/10.18051/jbiomedkes.2019.v2.39-44>
- Simatupang, N., & Suprayogi, M. K. (2019). SURVEY CEDERA OLAHRAGA PADA ATLET SEPAK BOLA PPLP SUMATERA UTARA. *Sains Olahraga: Jurnal Ilmiah Ilmu Keolahragaan*, 3(1). <https://doi.org/10.24114/so.v3i1.13062>
- Sri Mulyani NS. (2017). Analisis dan Perancangan Sistem Informasi Manajemen Keuangan Daerah: Notasi Pemodelan. In *Abdi Sistematika*.
- Syahrizal, M., & Haryati, H. (2018). Perancangan Aplikasi Sistem Pakar Deteksi Kerusakan Mesin Alat Berat (Beko) Dengan Menerapkan Metode Teorema Bayes. *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, 2(2). <https://doi.org/10.30865/mib.v2i2.596>



## Deteksi Berita Palsu Pada Pemilu 2024 Dengan Menggunakan Algoritma Random Forest

Arizal Sabila Nurhikam<sup>1</sup>, Rivaldi Syaputra<sup>2</sup>, Saepul Rohman<sup>3</sup>, Satrio Rully Priyambodo<sup>4</sup>, Nova Agustina<sup>5</sup>

<sup>1,2,3,4</sup>Universitas Adhirajasa Reswara Sanjaya

<sup>5</sup>Sekolah Tinggi Teknologi Bandung

email: saepulrohman345@gmail.com

**Abstract:** Elections or general elections are an important process in democratic countries used to choose leaders and governments. However, the widespread spread of fake news on social media causes doubts about the information obtained. Therefore, techniques are needed to detect fake news before the news is received and believed by the public. In this research, we evaluate the ability of the random forest algorithm in detecting fake news in the 2024 elections. The dataset used contains 859 records containing id, fact\_status, and news\_title, where fact\_status is the label. The processes carried out on the dataset include cleaning, tokenization, and stemming. Then, training and testing processes are carried out on the model to obtain the accuracy of the model. The results obtained from this test are an accuracy of 84.88%. The implementation of cleaning, tokenization, and stemming on the dataset also improves the quality of the dataset used in the classification process.

**Keywords:** Fake News, General Election 2024, Random Forest Algorithm, News Detection

**Abstrak:** Pemilu atau pemilihan umum merupakan proses penting dalam negara demokrasi yang digunakan untuk memilih pemimpin dan pemerintah. Namun, maraknya berita palsu yang beredar di media sosial menyebabkan keraguan terhadap informasi yang didapat. Oleh karena itu, dibutuhkan teknik untuk mendeteksi berita palsu sebelum berita tersebut diterima dan dipercayai oleh masyarakat. Dalam penelitian ini, kami mengevaluasi kemampuan algoritma random forest dalam mendeteksi berita palsu pada pemilu 2024. Dataset yang digunakan berisikan 859 record yang berisi id, status\_fakta, dan judul\_berita, dimana status\_fakta sebagai label. Proses yang dilakukan pada dataset meliputi cleaning, tokenisasi, dan stemming. Kemudian dilakukan proses training dan testing pada model untuk mendapatkan akurasi dari model tersebut. Hasil yang didapatkan dari pengujian ini adalah akurasi sebesar 84.88%. Penerapan cleaning, tokenisasi, dan stemming pada dataset juga meningkatkan kualitas dataset yang digunakan dalam proses klasifikasi.

**Kata kunci:** Berita Palsu, Pemilihan Umum 2024, Algoritma Random Forest, Deteksi Berita

### Pendahuluan

Pemilu atau pemilihan umum adalah proses penting dalam negara demokrasi yang digunakan untuk memilih pemimpin dan pemerintah. Di Indonesia, pemilu diakui sebagai pilar penting dalam demokrasi dan diatur dalam UUD NRI Tahun 1945. Pemilu harus dilaksanakan secara demokratis (Ansori, 2017). Namun, saat ini maraknya berita palsu yang beredar di media sosial menyebabkan keraguan terhadap informasi yang didapat. Media sosial saat ini diwarnai dengan berita palsu, fitnah, dan sikap intoleran. Teknologi yang maju membuat

informasi sangat cepat beredar di internet. Kondisi ini menyebabkan persebaran informasi yang tidak terverifikasi dengan sangat cepat melalui media sosial. Banyak informasi yang disebar setiap hari dan orang sering belum sempat memahami informasi sebelum bereaksi (Juliswara, 2017). Oleh karena itu, dibutuhkan teknik untuk mendeteksi berita palsu sebelum berita tersebut diterima dan dipercayai oleh masyarakat.

Berita palsu merupakan suatu hal yang sangat merugikan bagi orang yang mudah percaya, karena dapat merusak karakter seseorang dan menimbulkan

dampak negatif dalam jangka panjang. Berita palsu dapat mempengaruhi pemikiran, tindakan, atau keputusan individu atau kelompok yang menyebabkan pemahaman yang salah tanpa disadari, sehingga sangat penting untuk selalu berhati-hati dan mengecek kebenaran berita sebelum mempercayainya (Yunanto et al., 2021). Oleh karena itu, penting untuk menangani masalah ini dengan cara yang efektif. Penelitian sebelumnya telah menunjukkan bahwa algoritma pembelajaran mesin dapat digunakan untuk mendeteksi dan memfilter informasi yang tidak valid (Yonathan et al., 2022). Namun, dalam penelitian ini, kami akan fokus pada kemampuan algoritma random forest dalam mendeteksi berita palsu pada pemilu 2024.

Dalam penelitian ini, kami akan mengevaluasi kemampuan algoritma Random Forest dalam mendeteksi berita palsu pada Pemilu 2024. Kami akan mengolah dataset yang berisikan 859 records. Pemilihan dataset yang digunakan dalam penelitian didasarkan pada beberapa kriteria penting, diantaranya adalah relevansi data dengan topik penelitian dan jumlah data yang cukup banyak. Dengan memperhatikan kedua faktor tersebut, diharapkan dapat memperoleh hasil yang akurat dan valid dalam penelitian tersebut. Dalam penelitian yang telah dilakukan, para peneliti mencoba untuk mengatasi masalah menangani penyebaran berita palsu dengan cara melakukan pemeriksaan kebenaran berita untuk memastikan apakah berita tersebut asli atau palsu. Para peneliti menggunakan model supervised learning random forest dan logistic regresi. Model random forest menghasilkan tingkat akurasi sebesar 84%, yang lebih baik dibandingkan dengan model logistic regresi yang hanya menghasilkan tingkat akurasi sebesar 77% (Ramadhan et al., 2022). Penelitian lain membahas tentang masalah berita palsu di media sosial

dan mengimplementasikan algoritma klasifikasi untuk membedakan konten hoax dengan konten fakta. Dalam penelitian tersebut, algoritma random forest digunakan untuk mengklasifikasi berita Bengali sebagai berita palsu atau tidak dan menghasilkan tingkat akurasi sebesar 85%. Sistem ini juga memiliki antarmuka web untuk memeriksa validitas berita dalam bahasa Bengali (Sgurev et al., 2020).

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi berita palsu pada pemilu 2024 menggunakan algoritma Random Forest. Penelitian ini akan menggunakan dataset yang berisikan 859 record. Diharapkan bahwa hasil dari penelitian ini dapat memberikan solusi atau jawaban untuk menangani masalah berita palsu pada pemilu yang dapat membantu masyarakat dalam menentukan informasi yang benar dan dapat dipercaya.

### Studi Literatur

Pada penelitian terdahulu, deteksi berita hoax telah menjadi perhatian yang dilakukan oleh (Ratkiewicz et al., 2011) pada jurnal *Proceedings of the 20<sup>th</sup> Internasional Conference Companion on World Wide Web*, berita hoax dapat menyebar dengan cepat dan mempengaruhi opini publik. Hal ini dapat menyebabkan kerugian ekonomi dan dampak sosial yang tidak diinginkan.

Dalam menangani masalah deteksi berita hoax, banyak penelitian yang menggunakan metode klasifikasi teks. Salah satu algoritma yang sering digunakan adalah random forest (RF). Menurut studi yang dilakukan oleh (Ramadhan et al., 2022) telah menunjukkan bahwa penggunaan algoritma supervised learning, seperti Random Forest, dapat memberikan hasil yang baik dalam melakukan deteksi berita palsu. Dalam penelitiannya menunjukkan bahwa random forest memberi hasil yang lebih baik yaitu sebesar 84%

dibandingkan dengan algoritma lainnya seperti Logistic Regression sebesar 77%. Selain itu, pre-processing data seperti tokenisasi, dan stemming juga diperlukan untuk meningkatkan akurasi dalam deteksi berita palsu. Penelitian ini bertujuan untuk menguji efektivitas Random Forest dalam deteksi berita palsu dan mengevaluasi hasil dibandingkan dengan metode lainnya.

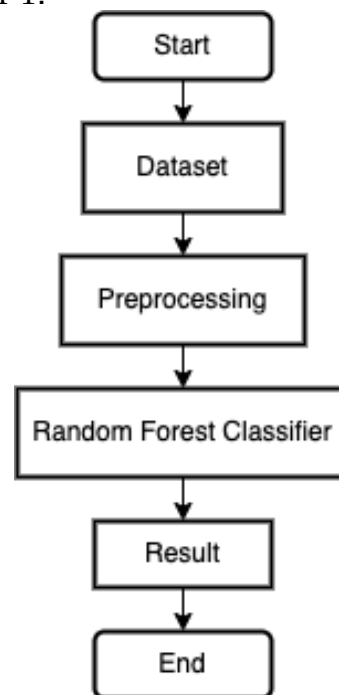
Selain itu, penelitian lain yang dilakukan oleh (Sgurev et al., 2020) menunjukkan bahwa deteksi berita palsu saat ini menjadi perhatian penting karena banyaknya penyebaran berita palsu di internet. Penelitian sebelumnya telah melakukan klasifikasi berita palsu pada bahasa Inggris, tetapi sedikit yang dilakukan pada bahasa Bengali. Dalam penelitian ini, menggunakan algoritma data mining untuk mengklasifikasikan berita palsu dan asli pada bahasa Bengali dan menunjukkan hasil yang akurat sebesar 85% menggunakan algoritma random forest. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk membuat sistem deteksi berita palsu pada bahasa Bengali dan menyediakan antarmuka web untuk memeriksa keaslian berita dalam bahasa tersebut.

### Metode Penelitian

Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode supervised learning menggunakan algoritma random forest. Dataset yang digunakan berisikan 859 record yang berisi id, status\_fakta, dan judul\_berita, dimana status\_fakta sebagai label. Proses yang dilakukan pada dataset meliputi proses cleaning, tokenisasi, dan stemming untuk memisahkan kalimat menjadi kata-kata yang independen (Ardiani et al., 2020). Kemudian melakukan proses pelatihan dan pengujian pada model untuk menentukan tingkat akurasi yang diperoleh dari model tersebut (Nugroho, 2014). Analisis yang dilakukan pada hasil pengujian

mencakup evaluasi dari metrik precision, recall, f1-score, dan akurasi. Hasil yang diharapkan dari penelitian ini adalah mendapatkan model yang mampu mendeteksi berita palsu dengan tingkat akurasi yang cukup tinggi.

Pada penelitian ini akan dijelaskan alur sistem yang digunakan, seperti yang ditunjukkan dalam gambar 1.



Gambar 1. Alur penelitian

### 1. Dataset

Penelitian ini menggunakan dataset yang berisi 859 record berita, yang terdiri dari 670 berita fakta dan 189 berita palsu yang diambil dari berbagai sumber berita online yang membedakan antara berita fakta dan berita palsu seperti detik.com, liputan6, okezone, kominfo, turnbackhoax dan lain-lain. Setiap record berisi informasi tentang id, status\_fakta, dan judul\_berita. Status\_fakta digunakan sebagai label dalam penelitian ini, yang digunakan untuk menentukan apakah berita tersebut merupakan berita asli atau berita palsu. Dataset ini digunakan untuk melakukan analisis dan

klasifikasi berita palsu pada pemilu 2024.

Tabel 1. Contoh data berita yang terverifikasi sebagai berita fakta atau berita hoax

Id	Judul_berita	Status_fakta
1	Optimis Menang Pemilu 2024 Puan: Kita Bersama Wong Licik	Hoax
2	Pemilu 2024 Ditunda	Hoax
3	Bawaslu RI Rilis 5 Provinsi Paling Rawan dalam Pemilu 2024	Fakta
4	Bawaslu Luncurkan Indeks Kerawanan Pemilu 2024	Fakta

## 2. Preprocessing

Dalam penelitian ini, preprocessing data merupakan tahap penting yang dilakukan sebelum melakukan proses training menggunakan algoritma random forest. Preprocessing data terdiri dari tiga tahap yaitu cleaning, tokenisasi, dan stemming (Bayhaqy et al., 2018). Pada tahap cleaning, dilakukan penghapusan simbol-simbol yang tidak diperlukan seperti tanda baca, dan karakter unik. Tujuan dari tahap ini adalah untuk membersihkan teks dari noise yang tidak diperlukan (Harahap & Muslim, 2018). Pada tahap tokenisasi, dilakukan pemecahan teks menjadi token-token yang lebih kecil seperti kata-kata atau frase. Tujuan dari tahap ini adalah untuk membuat teks lebih mudah diolah dan dianalisis (Mustikasari, 2017). Kemudian pada tahap stemming, dilakukan pemotongan kata dasar dari sebuah kata. Tujuan dari tahap ini adalah untuk menghilangkan imbuhan dan mengubah kata menjadi kata dasar sehingga memudahkan

dalam melakukan analisis (Sardjono et al., 2018).

Setelah melalui tahap-tahap preprocessing, data yang telah diolah akan digunakan dalam proses training dan testing menggunakan algoritma random forest untuk mendeteksi fakta atau hoax dari berita-berita yang dianalisis. Pada table 2, hasil dari penerapan cleaning data kalimat dalam dataset ditampilkan. Pada table 3, hasil dari penerapan tokenisasi kalimat ditampilkan, yang memecah kalimat menjadi kata-kata individu. Dan pada table 4 hasil dari penerapan stemming ditampilkan, yang mengubah kata-kata menjadi kata dasar untuk tujuan analisis.

Tabel 2. Hasil aplikasi dari proses cleaning

Id	Judul_berita	Status_fakta
1	optimis menang pemilu 2024 puan kita bersama wong licik	Hoax
2	pemilu 2024 ditunda	Hoax
3	bawaslu ri rilis 5 provinsi paling rawan dalam pemilu 2024	Fakta
4	bawaslu luncurkan indeks kerawanan pemilu 2024	Fakta

Tabel 3. Hasil aplikasi dari proses tokenisasi

Id	Judul_berita	Status_fakta
1	“optimis”, “menang”, “pemilu”, “2024”, “puan”, “licik”	Hoax
2	“pemilu”, “2024”, “ditunda”	Hoax
3	“bawaslu”, “ri” “rilis”, “5”, “provinsi”, “rawan”, “pemilu”, “2024”	Fakta
4	“bawaslu”,	Fakta

“luncurkan”,  
“indeks”,  
“kerawanan”,  
“pemilu”, “2024”

Tabel 4. Hasil aplikasi dari proses stemming

Id	Judul_berita	Status_fakta
1	“optimis”, “menang”, “milu”, “2024”, “puan”, “licik”	Hoax
2	“milu”, “2024”, “tunda”	Hoax
3	“bawaslu”, “ri”, “rilis”, “5”, “rawan”, “milu”, “2024”	Fakta
4	“bawaslu”, “luncur”, “indeks”, “rawan”, “milu”, “2024”	Fakta

### 3. Random Forest

Random forest adalah algoritma yang diterapkan dalam pembelajaran mesin untuk melakukan klasifikasi dan analisis regresi (Religia et al., 2021). Algoritma ini menggabungkan beberapa model pembelajaran yang independen dalam bentuk pohon keputusan untuk membuat satu model yang lebih kuat dan menghasilkan keputusan akhir. Ini didasarkan pada konsep ensemble learning (Siregar, 2020).

Algoritma Random Forest menggunakan teknik bootstrap aggregating (bagging) untuk menghasilkan sejumlah pohon yang dibangun dari sub-sample dari dataset yang digunakan (Religia et al., 2021). Selain itu, algoritma ini juga menggunakan teknik random feature selection, yaitu dengan memilih fitur secara acak dari dataset untuk digunakan dalam pembentukan pohon (Irawan & Samopa, 2018).

Random Forest digunakan untuk meningkatkan akurasi dari model pembelajaran mesin dan menangani

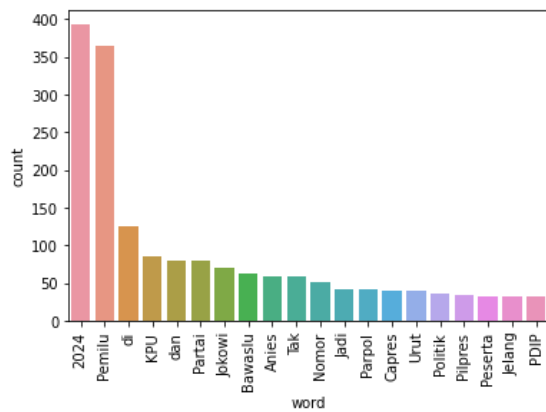
overfitting yang sering terjadi pada algoritma pohon keputusan biasa (Agustiani et al., 2022). Algoritma ini juga mampu menangani masalah missing value dan outlier dalam dataset. Meskipun demikian, algoritma ini memerlukan waktu yang cukup lama untuk melakukan proses penelitian dan memerlukan memori yang cukup besar (Gislason et al., 2006).

### Hasil Dan Pembahasan

Dalam penelitian ini, kami menggunakan algoritma random forest untuk mengklasifikasikan berita palsu pemilihan umum 2024. Dataset yang digunakan berjumlah 859 record yang terdiri dari id, status\_fakta, dan judul\_berita. Algoritma random forest ini diuji dengan data training dan data testing dengan desity kelas yang seimbang. Hasil yang didapatkan dari pengujian ini adalah akurasi sebesar 84.88%.

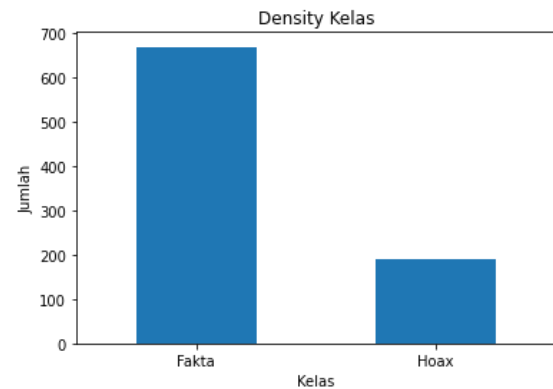
Selain itu, kami juga menampilkan metrik precision, recall, dan f1-score untuk mengevaluasi kinerja model. Metrik ini menunjukkan kinerja model dalam menangkap berita palsu dan berita yang benar.

Penerapan cleaning, tokenisasi, dan stemming pada dataset juga meningkatkan kualitas dataset yang digunakan dalam proses klasifikasi. Hal ini dapat dilihat dari grafik common words yang menunjukkan kata-kata yang paling sering muncul dalam dataset. Kami juga menampilkan word cloud berdasarkan status fakta yaitu hoax dan fakta serta menampilkan confusion matrix untuk mengetahui kinerja model dalam mengklasifikasikan berita palsu dan berita yang benar.



Gambar 2. Grafik common word

Gambar 2 merupakan grafik common word, yaitu kata-kata yang sering muncul dalam dataset yang digunakan. Common word digunakan dalam penelitian ini untuk menganalisis kata-kata yang paling sering muncul dalam dataset yang digunakan dengan tujuan untuk mengetahui kata-kata yang paling banyak digunakan. Hasil dari analisis common word dapat dilihat pada grafik diatas yang menampilkan 20 kata yang paling sering muncul dalam dataset. Dari hasil analisi, dapat diketahui bahwa kata-kata seperti '2024', 'pemilu', 'di', 'KPU', dan 'dan' merupakan kata-kata yang paling sering muncul dalam dataset. Hal ini menunjukkan bahwa topik utama dalam dataset adalah mengenai pemilu tahun 2024. Selain itu, kata-kata seperti 'Jokowi', 'Anies', 'Parpol', dan 'Capres' juga sering muncul dalam dataset, menunjukkan bahwa dataset juga membahas mengenai figure-figur politik yang akan terlibat dalam pemilu tahun 2024. Analisis common word ini dapat digunakan sebagai acuan dalam proses klasifikasi untuk mengetahui kata-kata yang paling relevan dalam dataset yang digunakan.



Gambar 3. Grafik density kelas

Gambar 3 menunjukkan distribusi jumlah data dalam setiap kelas yang digunakan dalam penelitian ini. Dalam penelitian ini, data yang digunakan adalah sesuai dengan persebaran density yang ditunjukkan dalam gambar 3 yaitu sebanyak 859 record dengan label status fakta. Dari 859 record tersebut, terdapat 670 record yang memiliki label fakta dan 189 record yang memiliki label hoax. Hal ini menyatakan bahwa dalam dataset yang digunakan, jumlah record berita fakta lebih banyak dibandingkan dengan jumlah record berita hoax. Hal ini penting untuk diperhatikan dalam proses klasifikasi karena dapat mempengaruhi hasil akhir dari klasifikasi yang dilakukan. Namun, jumlah ini dapat dianggap cukup representative untuk digunakan dalam proses klasifikasi.

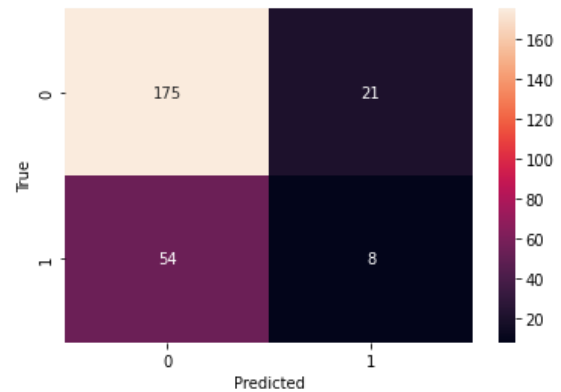


Gambar 4. Word cloud berita hoax pemilu 2024

Gambar 4 merupakan word cloud untuk menampilkan kata berdasarkan status fakta yaitu hoax dan fakta. Word cloud berita hoax digunakan untuk menampilkan kata-kata yang

paling sering muncul dalam berita hoax yang ada dalam dataset. Ini dilakukan untuk mengetahui pola kata-kata yang paling umum digunakan dalam berita hoax dan memberikan pandangan mengenai tren dari kata-kata yang sering digunakan dalam berita hoax. Dalam hal ini angka '2024' tidak muncul karena tidak dianggap sebagai kata yang signifikan dalam konteks klasifikasi berita fakta atau hoax. Angka 2024 mungkin hanya digunakan sebagai referensi waktu dalam judul berita, bukan sebagai kata kunci dalam pembahasa berita itu sendiri. Selain itu, algoritma yang digunakan dalam penelitian mungkin tidak memberikan bobot yang cukup besar pada angka dibandingkan dengan kata-kata lain dalam dataset yang digunakan. Namun, angka 2024 muncul dalam grafik common word, karena grafik ini menunjukkan jumlah kemunculan setiap kata dalam dataset.

angka '2024' tidak ditampilkan dalam word cloud berita fakta karena seperti yang telah dijelaskan sebelumnya.



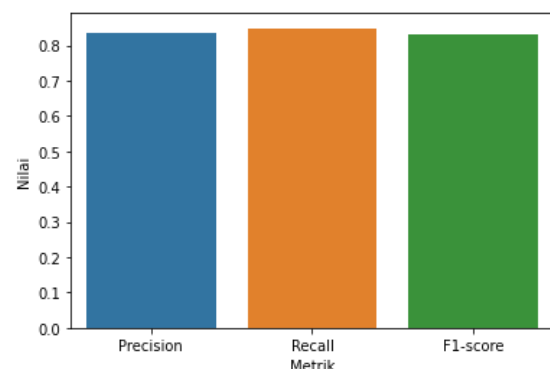
Gambar 6. Confusion matrix

Gambar 6 adalah confusion matrix, digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi dalam penelitian ini. Matrix ini menunjukkan jumlah prediksi yang benar dan salah dari model tersebut. Pada matrix di atas, di baris pertama, 175 adalah jumlah prediksi yang benar untuk kelas fakta dan 21 adalah jumlah prediksi yang salah. Pada baris kedua, 54 adalah jumlah prediksi yang salah untuk kelas hoax dan 8 adalah jumlah prediksi yang benar. Dapat dilihat bahwa model klasifikasi dalam penelitian ini memiliki performa yang cukup baik dalam memprediksi kelas fakta, namun memiliki performa yang kurang baik dalam memprediksi kelas hoax. Hal ini dapat diperbaiki dengan menggunakan metode lain atau dengan menambah jumlah data pada dataset.



Gambar 5. Word cloud berita fakta pemilu 2024

Gambar 5 adalah representasi visual dari word cloud yang digunakan untuk menunjukkan kata-kata yang paling sering muncul dalam berita yang diklasifikasikan sebagai fakta yang digunakan dalam dataset. Ini digunakan untuk mengetahui tren kata-kata yang paling sering digunakan dalam berita fakta dan memberikan pandangan mengenai pola kata-kata yang sering digunakan dalam berita fakta yang bersifat valid dan dapat dipertanggung jawabkan keabsahannya, dan dapat dipercayai serta dapat diandalkan. Dalam hal ini,



Gambar 7. Hasil precision, recall, dan f1-score

Gambar 7 menampilkan hasil dari precision, recall, dan f1-score. Precision dalam penelitian ini menunjukkan bahwa dari seluruh prediksi yang diberikan oleh algoritma random forest sebagai berita fakta, sebanyak 83% diantaranya benar-benar berita fakta. Recall menunjukkan bahwa dari seluruh berita fakta yang sebenarnya dalam dataset, algoritma random forest mampu mengidentifikasi sebanyak 85% diantaranya sebagai berita fakta. Dan f1-score menunjukkan keseimbangan antara precision dan recall, dengan nilai sebesar 83%. Hal ini menunjukkan bahwa algoritma random forest dalam penelitian ini memiliki kinerja yang baik dalam mengidentifikasi berita fakta dan berita hoax. Namun, masih ada sekitar 17% prediksi yang salah dalam klasifikasi berita fakta dan sekitar 15% berita fakta yang tidak terdeteksi oleh algoritma.

Tabel 5. Hasil akurasi dari algoritma random forest

Model	Akurasi
Random Forest	84.88%

Tabel 5 merupakan hasil akurasi dari algoritma random forest dalam melakukan klasifikasi berita palsu pemilu 2024. Hasil akurasi dari algoritma random forest yang digunakan dalam penelitian ini sebesar 84.88%. Akurasi ini menunjukkan seberapa baik model dalam mengklasifikasikan dataset yang digunakan. Dalam hal ini, model mampu mengklasifikasikan sebagian besar berita fakta dan berita hoax dengan tepat. Namun, akurasi yang didapatkan masih memiliki ruang untuk perbaikan, seperti dengan menambah jumlah dataset yang digunakan atau mencoba metode lain dalam proses klasifikasi.

Dalam keseluruhan, penelitian ini berhasil menunjukkan bahwa algoritma random forest dapat digunakan untuk mengklasifikasikan

berita fakta dan berita hoax pada pemilu 2024. Melalui preprocessing data, cleaning, tokenisasi, dan stemming, kualitas dataset yang digunakan dapat ditingkatkan. Selain itu, analisis common word, word cloud, dan confusion matrix juga dapat digunakan sebagai acuan dalam proses klasifikasi. Namun, masih ada ruang untuk perbaikan dalam kinerja model dan jumlah dataset yang digunakan.

### Simpulan Dan Saran

Penelitian ini dilakukan untuk mengklasifikasikan berita palsu pemilihan umum 2024 menggunakan algoritma random forest. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berisi 859 record yang terdiri dari 670 berita fakta dan 189 berita palsu. Algoritma random forest diuji dengan data training dan data testing dengan desity kelas yang seimbang. Hasil yang didapatkan dari pengujian ini adalah akurasi sebesar 84.88%.

Selain itu, dalam penelitian ini juga dilakukan preprocessing data yaitu cleaning, tokenisasi, dan stemming untuk meningkatkan kualitas dataset yang digunakan dalam proses klasifikasi. Analisis common word juga dilakukan untuk mengetahui kata-kata yang paling relevan dalam dataset yang digunakan.

Dari hasil yang didapatkan, dapat disimpulkan bahwa algoritma random forest dapat digunakan untuk mengklasifikasikan berita palsu pemilihan umum 2024 dengan akurasi yang cukup tinggi. Namun, masih ada sekitar 17% prediksi yang salah dalam klasifikasi berita fakta dan sekitar 15% berita fakta yang tidak terdeteksi oleh algoritma.

Saran penelitian masa depan dapat meliputi pengembangan dataset yang lebih besar dan memperluas variasi topik berita. Selain itu, dapat juga mencoba menggunakan algoritma klasifikasi seperti SVM atau neural network untuk meningkatkan akurasi



dalam mendeteksi berita palsu. Serta dapat juga mencoba mengintegrasikan metode lain seperti analisis sentiment dalam proses klasifikasi. Penelitian juga dapat melakukan analisis terhadap tingkat kepercayaan dari berita tersebut untuk memberikan rekomendasi kepada pembaca berita.

## Referensi

- Agustiani, S., Arifin, Y. T., Junaidi, A., Wildah, S. K., & Mustopa, A. (2022). Klasifikasi Penyakit Daun Padi menggunakan Random Forest dan Color Histogram. *Jurnal Komputasi*, 10(1), 65-74.
- Ansori, L. (2017). Telaah Terhadap Presidential Threshold Dalam Pemilu Serentak 2019. *Jurnal Yuridis*, 4(1), 15-27.
- Ardiani, L., Sujaini, H., & Tursina, T. (2020). Implementasi Sentiment Analysis Tanggapan Masyarakat Terhadap Pembangunan di Kota Pontianak. *JUSTIN (Jurnal Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 8(2), 183-190.
- Bayhaqy, A., Sfenrianto, S., Nainggolan, K., & Kaburuan, E. R. (2018). Sentiment analysis about E-commerce from tweets using decision tree, K-nearest neighbor, and naïve bayes. *2018 International Conference on Orange Technologies (ICOT)*, 1-6.
- Gislason, P. O., Benediktsson, J. A., & Sveinsson, J. R. (2006). Random forests for land cover classification. *Pattern Recognition Letters*, 27(4), 294-300.
- Harahap, R. N., & Muslim, K. (2018). Peningkatan Akurasi Pada Prediksi Kepribadian MBTI Pengguna Twitter Menggunakan Augmentasi Data. *Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 815-822.
- Irawan, F., & Samopa, F. (2018). A Comparative Assessment of the Random Forest and SVM Algorithms Using Combination of Principal Component Analysis and SMOTE For Accounts Receivable Seamless Prediction case study company X in Surabaya. *Proceedings of the 2nd International Seminar Of Contemporary ONBUSINESS Research & Management*.
- Juliswara, V. (2017). Mengembangkan model literasi media yang berkebhinnekaan dalam menganalisis informasi berita palsu (hoax) di media sosial. *Jurnal Pemikiran Sosiologi*, 4(2).
- Mustikasari, D. (2017). Analisis Tema Skripsi Mahasiswa Menggunakan Document Clustering Dengan Algoritma LINGO. *Kinetik: Game Technology, Information System, Computer Network, Computing, Electronics, and Control*, 131-140.
- Nugroho, Y. S. (2014). Data Mining Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Kelulusan Mahasiswa Universitas Dian Nuswantoro. *Dian Nuswantoro Fakultas Ilmu Komputer Skripsi*.
- Ramadhan, N. G., Adhinata, F. D., Segara, A. J. T., & Rakhmadani, D. P. (2022). Deteksi Berita Palsu Menggunakan Metode Random Forest dan Logistic Regression. *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, 9(2), 251. <https://doi.org/10.30865/jurikom.v9i2.3979>
- Ratkiewicz, J., Conover, M., Meiss, M., Gonçalves, B., Patil, S., Flammini, A., & Menczer, F. (2011). Truthy: mapping the spread of astroturf in microblog streams. *Proceedings of the 20th International Conference Companion on World Wide Web*, 249-252.
- Religia, Y., Nugroho, A., & Hadikristanto, W. (2021). Analisis Perbandingan Algoritma Optimasi pada Random Forest untuk Klasifikasi Data Bank Marketing. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 5(1), 187-192.

Sardjono, M. W., Cahyanti, M., Mujahidin, M., & Arianty, R. (2018). Pendeteksi Kesamaan Kata untuk Judul Penulisan Berbahasa Indonesia Menggunakan Algoritma Stemming Nazief-Adriani. *Sebatik*, 22(2), 138-146.

Sgurev, V., IEEE Systems, M., Institute of Electrical and Electronics Engineers. Bulgaria Section. IM/CS/SMC Joint Chapter, Institute of Electrical and Electronics Engineers. Bulgaria Section. CIS Chapter, & Institute of Electrical and Electronics Engineers. (n.d.). *2020 IEEE 10th International Conference on Intelligent Systems (IS): proceedings*.

Siregar, A. M. (2020). *Klasifikasi Untuk Prediksi Cuaca Menggunakan Esemble Learning*.

Yonathan, A., Sujaini, H., Esyudha Pratama, E., Nawawi, J. H., & Barat, K. (2022). *Perbandingan Algoritma Klasifikasi dalam Pendeteksian Hoax pada Media Sosial*.

<https://doi.org/10.26418/juara.v1i1.53126>

Yunanto, R., Purfini, A. P., & Prabuwisesa, A. (2021). *Jurnal Manajemen Informatika (JAMIKA) Survei Literatur: Deteksi Berita Palsu Menggunakan Pendekatan Deep Learning*.

<https://doi.org/10.34010/jamika.v1i1i2.493>

## **Rancang Bangun Aplikasi Penjadwalan Servis Kendaraan Pada PT.Thamrin Brother Cabang Palembang Berbasis CRM (*Customer Relationship Management*)**

**Deriman<sup>1</sup>**

Program Studi Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer

<sup>1</sup>Universitas Bina Darma Palembang

email: <sup>1</sup>deriman745@gmail.com

**Abstract:** PT Thamrin Brother is a company engaged in motorcycle retail, especially motorcycles with the Yamaha brand. Activities in this company include 3 parts, namely motorcycle sales, maintenance and spare parts. The maintenance and spare parts are closely related, but for direct service sometimes causes long queues of customers. Not only that, customers who have been waiting for a long time do not get their turn for motorcycle maintenance or service on the same day. Therefore, with the Action Research method, the design of an application that can help PT. Thamrin Brother to serve customers more easily and effectively. The application designed is a motorcycle service scheduling application which aims to simplify the registration process to obtain information via a smartphone. The results that can be felt with the Vehicle Service Scheduling Application with the CRM concept are to make it easier for customers to order motorcycle services. In addition, the application of the CRM concept also ensures that communication with customers can be maintained and is able to provide information to existing and new customers regarding what services are provided based on Mobile. The resulting application is web-based (admin) and android (customer) so that it is very easily accessible by customers and also stored data properly.

**Keywords:** *Application, Scheduling, CRM*

**Abstrak:** PT Thamrin Brother adalah perusahaan yang bergerak pada bidang retail sepeda motor khususnya sepeda motor dengan merk Yamaha. Aktivitas yang ada di perusahaan ini mencakup 3 bagian yaitu bidang penjualan motor, pemeliharaan dan suku cadang. Bagian pemeliharaan dan suku cadang itu berkaitan erat, tetapi untuk pelayanannya secara langsung terkadang menyebabkan antrian Panjang customer. Tidak hanya itu, terkadang customer yang telah menunggu lama tidak mendapatkan giliran untuk pemeliharaan ataupun servis sepeda motor pada hari yang sama. Oleh karena itu, dengan metode Action Research dilakukan perancangan suatu aplikasi yang dapat membantu PT. Thamrin Brother untuk melayani customer agar lebih mudah dan efektif. Adapun aplikasi yang dirancang adalah Aplikasi Penjadwalan Servis sepeda motor yang bertujuan untuk mempermudah dari proses pendaftaran hingga memperoleh informasi melalui smartphone. Adapun hasil yang dapat dirasakan dengan adanya Aplikasi Penjadwalan Service Kendaraan dengan konsep CRM yaitu memberi kemudahan customer dalam melakukan booking servis sepeda motor. Selain itu, penerapan konsep CRM juga menjamin komunikasi yang dilakukan dengan customer dapat tetap terjaga serta mampu memberikan informasi-informasi kepada customer lama dan customer baru mengenai apa saja jasa yang di berikan berbasis Mobile. Aplikasi yang dihasilkan ini berbasis web (admin) dan android (customer) sehingga sangat mudah diakses oleh customer dan juga data tersimpan dengan baik.

**Kata Kunci:** *Aplikasi, Penjadwalan, CRM*

## Pendahuluan

PT. Thamrin Brother merupakan perusahaan yang mencakup 3 bagian aktivitas yaitu bidang penjualan motor, pemeliharaan atau servis dan suku cadang. Pada bagian pemeliharaan atau servis masih sangat sering terjadi permasalahan, yang mana dengan sistem saat ini seluruh customer yang ingin melakukan pemeliharaan atau servis sepeda motornya harus datang langsung dan mengambil nomor antrian secara manual. Customer ataupun konsumen merupakan pelaku demand yang berada di luar suatu perusahaan (Ramadhani et al., 2018). Hal ini menyebabkan tidak terkendalinya antrian bahkan beberapa customer tidak memperoleh giliran servis di hari yang sama sehingga menyebabkan komplain dari customer. Tidak hanya antrian, terkadang sparepart yang dibutuhkan untuk servis sepeda motor customer tidak tersedia sehingga menyebabkan penundaan servis sepeda motor customer. Tentu saja ini menambah tingkat keluhan customer terhadap pelayanan dari PT. Thamrin Brother.

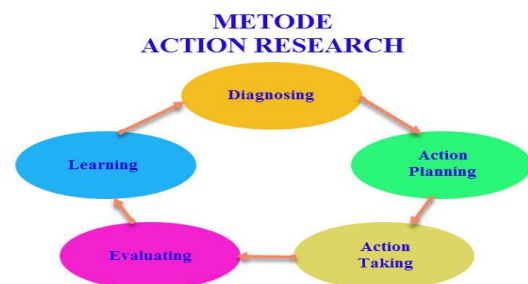
Oleh karena itu, diperlukan suatu aplikasi service reservation yang dapat membantu customer melakukan reservasi sehingga customer tidak perlu datang langsung untuk melakukan pendaftaran dan PT. Thamrin Brother dapat memberikan informasi kepada pelanggan apabila kendaraan sudah selesai diservis. Aplikasi merupakan suatu tool terapan yang dimanfaatkan secara terpadu dan khusus berdasarkan fungsi yang dimilikinya (Siregar et al., 2018), serta service reservation adalah sistem pendaftaran jadwal servis menggunakan aplikasi (Jaya et al., 2019). Aplikasi ini juga bertujuan agar customer dapat melakukan penjadwalan layanan service untuk hari yang mereka tentukan, yang mana penjadwalan adalah sistem untuk mengatur waktu pelaksanaan suatu

kegiatan ataupun operasi (Destiningrum & Adrian, 2017). Aplikasi akan dibangun menggunakan Apache Cordova, yang mana aplikasi dapat dikembangkan serta di-publish dalam bentuk APK sehingga dapat dijalankan pada smartphone. Pemanfaatan Apache Cordova ini juga bertujuan agar membantu dalam pengembangan aplikasi tanpa perlu kode asli.

Selain itu, aplikasi ini juga akan dapat memberikan notifikasi servis kepada pengguna kendaraan (Ayuninghemi & Abdillah, 2018). Setiap kerusakan tidak selalu mengarah pada pemilik kendaraan, terkadang faktor ketidak sengajaan bisa terjadi, seperti lupa kapan kendaraan akan diservis. (Santana et al., 2017). Aplikasi yang dibuat berbasis android ini diharapkan dapat memberi keuntungan bagi berbagai pihak seperti customer dan PT. Thamrin Brother yang menjadi tempat servis sepeda motor.

## Metode

Penelitian ini menggunakan metode Action Research, yang mana metode ini merupakan Langkah penelitian yang dapat memberikan penjelasan serta penggambaran situasi yang bertujuan untuk memperbaiki ataupun mengembangkan (Dasmen & Kurniawan, 2021). Metode ini memiliki 5 tahapan yang dapat dilihat pada gambar 1 di bawah ini (Kurniati & Dasmen, 2019)



Gambar 1. Metode Action Research (Dasmen & Khudri, 2021)

## Diagnosing

PT. Thamrin Brother yang juga melayani pemeliharaan atau servis sepeda motor serta menyediakan spartpart sepeda motor merk Yamaha masih melayani customer secara langsung di tempat atau bengkelnya. Hal ini mengakibatkan PT. Thamrin Brother tidak dapat memberikan pelayanan yang memadai kepada customer. Adapun sistem yang digunakan saat ini menyebabkan antrian Panjang customer serta informasi berkaitan dengan ketersediaan spartpart yang langsung ditanyakan ke bengkel menyebabkan lamanya proses pemeliharaan atau servis motor customer, bahkan terkadang spartpart sedang tidak tersedia. Oleh karena itu, PT. Thamrin Brother banyak menerima komplain dari customer.

## Action Planning

Rencana untuk memberikan solusi terhadap permasalahan yang dihadapi PT. Thamrin Brother adalah dengan merancang bangun aplikasi untuk penjadwalan servis sepeda motor. Adapun aplikasi yang akan dibangun memanfaatkan Apache Cordova, yang merupakan platform pengembangan aplikasi berbasis android (Kasenda & Sentinuwo, 2016). Adapun aplikasi berbasis website akan digunakan oleh admin dan aplikasi berbasis android diperuntukan customer PT. Thamrin Brother. Android merupakan suatu sistem operasi open source yang dapat dijalankan pada smartphone (Pradana & Nita, 2019).

## Hasil

Berikut ini adalah hasil dan pembahasan mengenai Penjadwalan Service Kendaraan Berbasis CRM pada Thamrin Brother dengan mengacu pada kebutuhan sistem yang sudah ada sebelumnya.

## Halaman Login App Mobile Thamrin Brother

Customer yang sudah melakukan registrasi dapat masuk ke dalam aplikasi mobile Thamrin Brother dengan melakukan login terlebih dahulu dimana bentuk halaman login customer seperti pada Gambar 2.



Gambar 2. Halaman Login App Mobile Customer

## Halaman Registrasi

Halaman registrasi digunakan oleh customer untuk registrasi awal sebelum masuk ke menu utama aplikasi mobile Thamrin Brother.



Gambar 3. Halaman Registrasi Customer

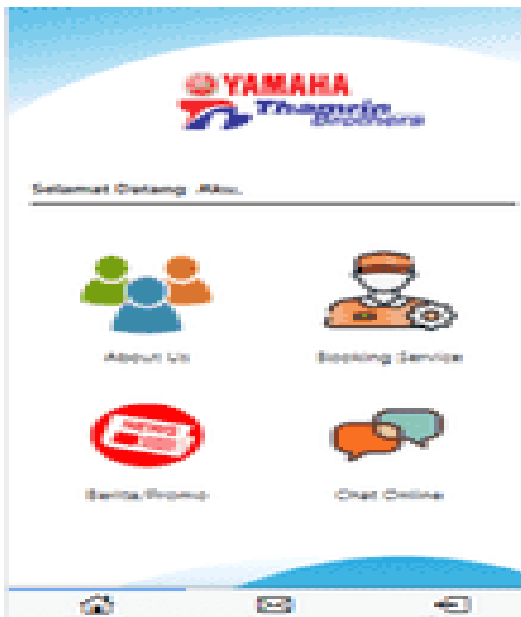
Pada gambar 3 di atas, customer melakukan registrasi dengan mengisi Nama, E-Mail dan Password. Setelah mengisi data

tersebut selanjutnya customer menekan tombol Registrasi.

kendaraan di Thamrin Brother seperti pada Gambar 6.

### Halaman Utama App Mobile Thamrin Brother

Halaman Utama App Mobile Thamrin Brother terdapat menu yaitu About, Booking Service, History Service, Chat dan Inbox seperti pada Gambar 4.



Gambar 4. Halaman Utama App Mobile Thamrin Brother

Pada menu utama apabila customer ingin memesan jasa service dapat menekan icon booking service, apabila ingin melihat berita/promo dapat menekan tombol berita/promo dan apabila ingin melakukan chatting dengan admin secara online dapat menekan icon chat.

### Halaman About

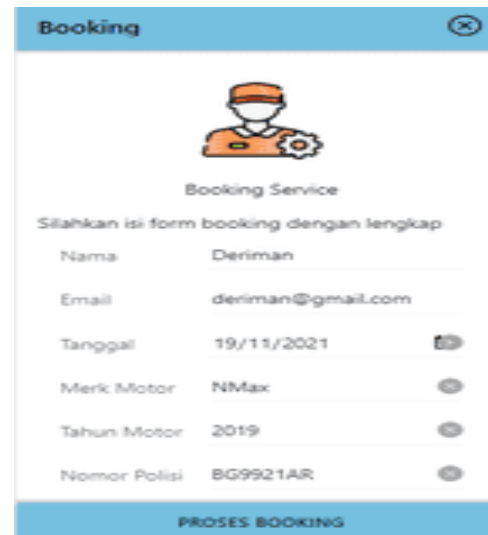
Halaman about digunakan untuk menampilkan sejarah singkat tentang Thamrin Brother seperti pada Gambar 5.

### Halaman Booking Service

Halaman booking service digunakan customer untuk mendaftarkan/booking service



Gambar 5. Halaman About

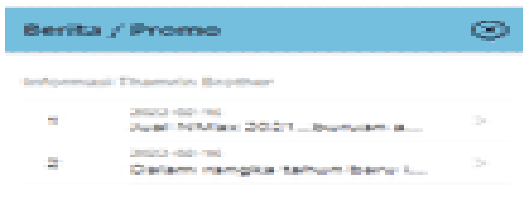


Gambar 6. Halaman Booking Service

Pada halaman booking service, customer mengisi tanggal akan service kendaraan, merk kendaraan, nomor polisi, tahun kendaraan serta catatan service. Setelah semuanya terisi selanjutnya menekan tombol Proses Booking.

### Halaman Berita/ Promo

Halaman berita/promo digunakan customer untuk melihat informasi terbaru yang diberikan oleh admin seperti pada Gambar 7.



Gambar 7. Halaman Berita/Promo

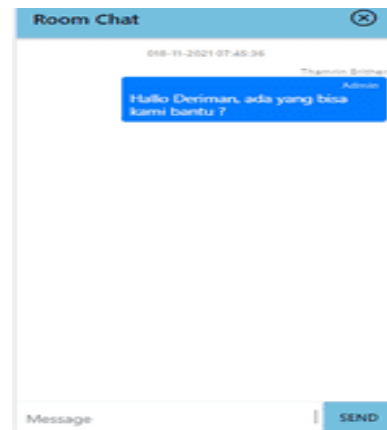
Pada berita/promo akan menampilkan detail informasi berita/promo tersebut dan akan menampilkan data seperti pada Gambar 8.



Gambar 8. Halaman Detail berita/Promo

#### Halaman Chat Online

Halaman chat online digunakan customer untuk melakukan chatting dengan pihak admin seperti pada Gambar 9.



Gambar 9. Halaman Chat Online

Customer dapat melakukan chat online perihal apa yang akan ditanyakan kepada admin. Admin akan segera merespon chat dari customer sebagai upaya untuk menjalin Kerjasama dengan pihak customer. Fasilitas chatting online merupakan salah satu bentuk metode CRM antara Managemen Thamrin Brother (admin) dengan customer.

#### Desain Halaman Inbox Notifikasi

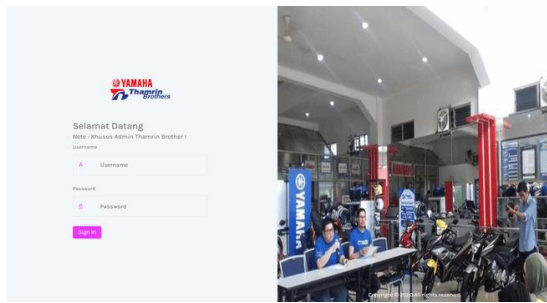
Desain halaman inbox notifikasi merupakan halaman yang menampilkan notifikasi dari admin yang dikirim ke customer seperti pada Gambar 10.



Gambar 10. Halaman Inbox Notifikasi

#### Halaman Login Admin

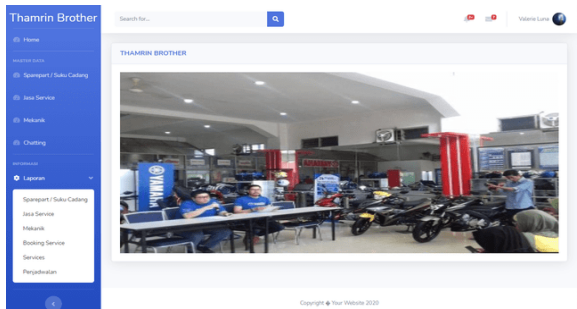
Halaman ini digunakan oleh admin sebelum masuk ke Menu Utama seperti pada Gambar 11.



Gambar 11. Halaman Login Admin

Halaman Utama Admin

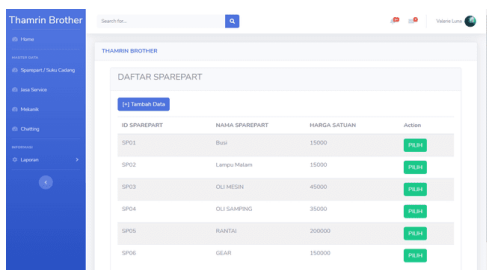
Halaman utama admin digunakan user yg berstatus admin untuk mengelola master data sparepart, mekanik, chat online dan laporan. Bentuk tampilan menu utama admin seperti pada Gambar 12.



Gambar 12. Halaman Menu Utama Admin

Halaman Daftar Spaepart

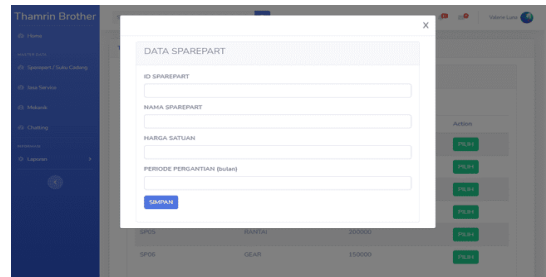
Halaman daftar spare admin digunakan oleh admin dengan membuat master data sparepart kendaraan bermotor. Bentuk tampilan halaman daftar sparepart adalah seperti pada Gambar 13.



Gambar 13. Halaman Menu Data Sparepart

Untuk menambah data sparepart, admin menekan tombol tambah data dan akan muncul form

tambah data sparepart seperti pada Gambar 14.

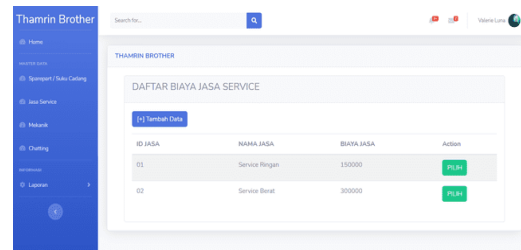


Gambar 14. Halaman Form Data Sparepart

Pada form data sparepart terdapat pengisian periode pergantian dalam bentuk periode bulan. Misalkan data sparepart Oli maka periode pergantian adalah tiap 3 bulan dari tanggal service.

Halaman Daftar Jasa Service

Halaman daftar jasa serice dimana digunakan oleh admin untuk mendaftarkan biaya jasa service kendaraan. Bentuk tampilan halaman daftar jasa service adalah seperti pada Gambar 15.

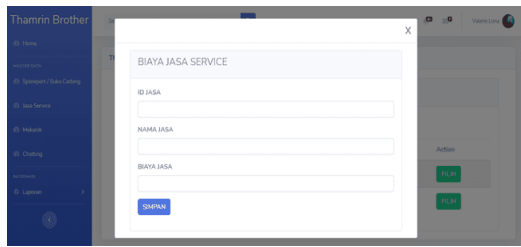


Gambar 15. Halaman Menu Daftar Jasa Service

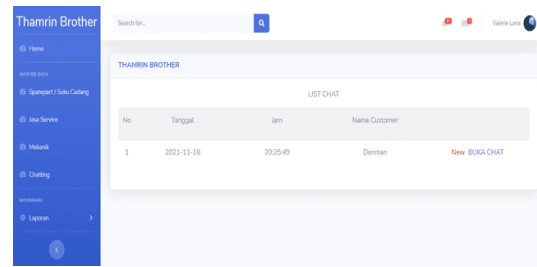
Menu daftar jasa service merupakan menu yang menampilkan biaya jasa service yang ada di Thamrin Brother. Jasa service ada 2 kategori yaitu Jasa Service Ringan dan Jasa Service Berat.

Untuk menambahkan jasa service, admin menekan tombol [+] Tambah data dan akan muncul form tambah jasa service seperti pada Gambar 16.





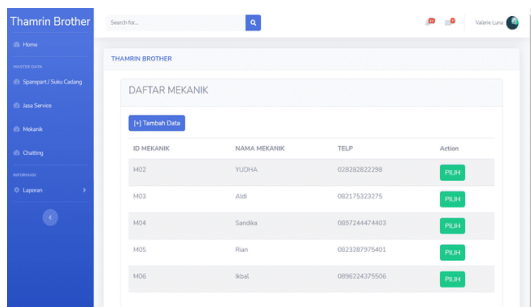
Gambar 16. Halaman Form Jasa Service



Gambar 19. Halaman Menu Chatting

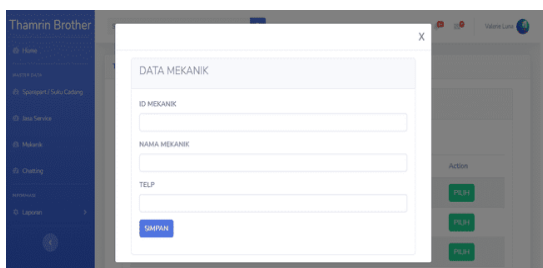
Halaman Daftar Mekanik

Halaman daftar mekanik dimana digunakan oleh admin untuk mendata petugas mekanik yang ada di Thamrin Brother. Bentuk tampilan halaman daftar mekanik seperti pada Gambar 17.



Gambar 17. Halaman Menu Daftar Mekanik

Untuk menambahkan data mekanik, admin menekan tombol [+]. Tambah data dan akan muncul form mekanik seperti pada Gambar 18.

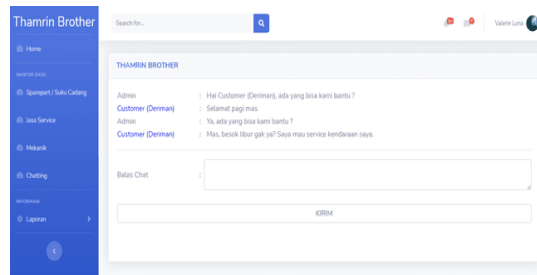


Gambar 18. Halaman Form Mekanik

Halaman Chatting

Halaman chatting dimana digunakan oleh admin untuk melihat customer yang melakukan chat ke admin Thamrin Brother. Bentuk tampilan halaman chatting adalah seperti pada Gambar 19.

Admin dapat melihat siapa saja customer yg melakukan chatting. Bila ada tanda New berwarna merah berarti chatting baru. Untuk membalas chat dari customer admin menekan link Buka Chat dan akan tampil form chatting seperti pada Gambar 20.

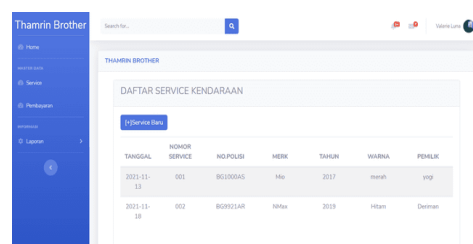


Gambar 20. Halaman Form Chatting

Terlihat dari gambar 20 bahwa admin membalas chatting dari customer. Untuk customer, chat dilakukan melalui aplikasi Mobile Thamrin Brother melalui icon chatting.

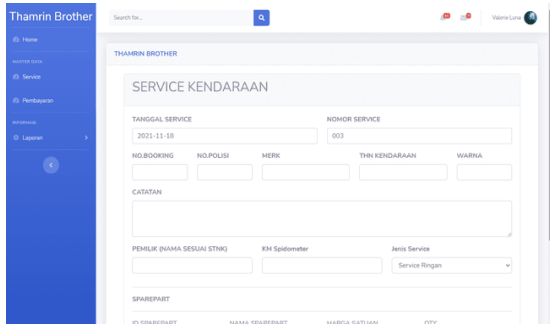
Halaman Daftar Service

Halaman daftar service digunakan admin untuk menampilkan customer yang melakukan service kendaraan di Thamrin Brother. Bentuk tampilan daftar service adalah seperti pada Gambar 21.



Gambar 21. Halaman Daftar Service

Untuk menambahkan data baru, user admin menekan tombol [+] Tambah Data maka akan muncul form service seperti pada Gambar 22.

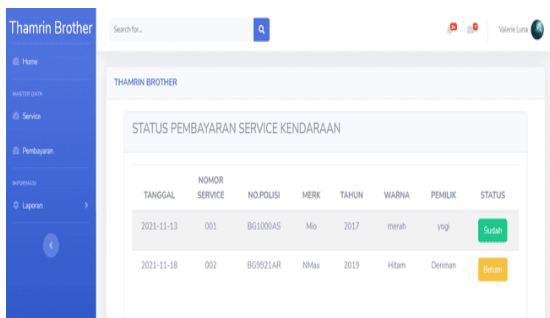


Gambar 22. Halaman Daftar Service

Pengisian form service dimulai dengan memasukkan nomor booking dan akan muncul data customer yang booking. Setelah semuanya terisi selanjutnya user edp menekan tombol Simpan untuk proses penyimpanan data.

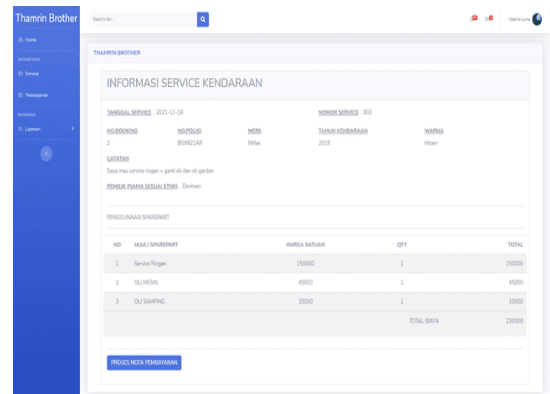
### Halaman Pembayaran

Halaman pembayaran digunakan admin untuk menampilkan customer yang melakukan pembayaran. Bentuk tampilan daftar pembayaran adalah seperti pada Gambar 23.



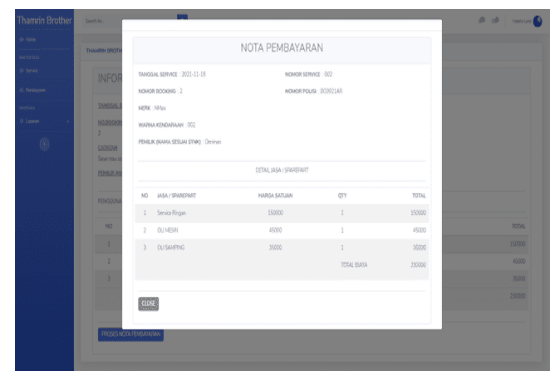
Gambar 23. Halaman Pembayaran

Apabila customer belum membayar maka akan bertanda kuning bertuliskan Belum, apabila sudah membayar maka bertanda Hijau yang bertuliskan sudah. Untuk memproses pembayaran maka user admin akan menekan tombol proses pembayaran seperti pada Gambar 24.



Gambar 24. Halaman Pembayaran

Setelah admin menekan tombol proses pembayaran maka data pembayaran akan tersimpan didalam database dan akan muncul nota pembayaran seperti pada Gambar 25.



Gambar 25. Nota Pembayaran

### Evaluating

Tahap ini lebih pada instalasi sistem agar dapat dimengerti oleh user. Aktivitas pada tahap ini termasuk pada pelatihan user, pemeliharaan dan pengujian sistem apakah sudah memenuhi harapan user. Tujuan dari penelitian ini, adalah menghasilkan pembahasan dan pengujian system yang dilakukan penulis dalam merancang dan membangun sebuah Penjadwalan Service Kendaraan dengan metode CRM. Dalam hal ini, metode pengujian yang akan dilakukan oleh penulis adalah menggunakan metode pengujian *Blackbox* metode ini berfokus pada persyaratan fungsional pada perangkat lunak.

Menurut Rosa dan Salahuddin (Rosa AS dan M.Shalahuddin 2015), *Blackbox testing* (pengujian kotak hitam) yaitu menguji perangkat lunak dari segi spesifikasi fungsional tanpa menguji desain dan kode program. Pengujian dimaksudkan untuk mengetahui apakah fungsi-fungsi, masukan, dan keluaran dari perangkat lunak sesuai dengan spesifikasi yang dibutuhkan.

*Authorization* Menjamin data di proses sesuai dengan ketentuan manajemen. *Authorization* menyangkut proses transaksi secara umum dan khusus. Fokus pengujian menggunakan *Blackbox* yaitu menguji fungsi-fungsi khusus dari system serta test *input* dan *output* untuk fungsi yang ada tanpa memperhatikan prosesnya. Sedangkan beberapa jenis kesalahan yang dapat diidentifikasi adalah fungsi tidak benar atau hilang, kesalahan antar muka, kesalahan pada struktur data (Pengaksesan basis data), kesalahan inisialisasi dan akhir program.

**Learning**

Berikut ini adalah kasus untuk menguji perangkat lunak yang sudah dibangun menggunakan metode *Black-Box* berdasarkan tabel 1 Rencana kebutuhan sistem yang telah dibuat sebelumnya.

Tabel 1. Pengujian Halaman Login admin

Fungsi Yang diuji	Cara Pengujian	Halaman Yang Diharapkan	Hasil
Admin Menginput Data Username dan Password Setelah Itu Mengklik Menu Login		Menampilkan Halaman Utama Admin	Berhasil

Tabel 2. Pengujian Menu Daftar Sparepart

Fungsi Yang diuji	Cara Pengujian	Halaman Yang Diharapkan	Hasil
-------------------	----------------	-------------------------	-------

Halaman Menu Admin	Admin mengklik menu daftar sparepart Admin	Menampilkan Halaman daftar sparepart	Berhasil
Halaman Daftar Sparepart	Admin menekan tombol tambah data Admin	Menampilkan form sparepart	Berhasil
Form Sparepart	Admin menekan tombol simpan Admin	Menyimpan ke database	Berhasil
Halaman Form Update Sparepart	Admin menekan tombol update	Merubah data di database	Berhasil

Tabel 3. Pengujian Menu Penjadwalan Service

Fungsi Yang diuji	Cara Pengujian	Halaman Yang Diharapkan	Hasil
Halaman Menu Admin	Admin mengklik menu penjadwalan Admin	Menampilkan Halaman penjadwalan	Berhasil
Halaman Daftar Penjadwalan	Admin menekan tombol kirim notifikasi	Pengiriman notifikasi ke customer	Berhasil

Tabel 4. Pengujian Menu Chatting

Fungsi Yang diuji	Cara Pengujian	Halaman Yang Diharapkan	Hasil
Halaman Menu Admin	Admin mengklik menu Chatting Admin	Menampilkan Halaman Chatting	Berhasil
Halaman Daftar Chatting	Admin menekan tombol buka chatting	Menampilkan Form Chatting	Berhasil
Form Chatting	Admin Mengirimkan balasan chatting	Terkirim ke customer	Berhasil

Tabel 5. Pengujian Halaman Pembayaran

Fungsi Yang diuji	Cara Pengujian	Halaman Yang Diharapkan	Hasil
Halaman Menu admin	Admin mengklik menu pembayaran Admin	Menampilkan Halaman daftar pembayaran	Berhasil
Halaman Daftar pembayaran	Admin menekan tombol Bayar Admin	Menampilkan form Pembayaran	Berhasil
Form Pembayaran	Admin menekan tombol	Menyimpan ke database	Berhasil

proses  
pembayaran

## Kesimpulan

Dengan adanya aplikasi ini dapat mempermudah customer untuk melakukan booking service kendaraan. Dengan menerapkan konsep CRM pada Aplikasi ini, komunikasi yang dilakukan dengan customer yang ada dapat tetap terjaga dan mampu memberikan informasi-Informasi kepada customer lama dan customer baru mengenai apa saja jasa yang diberikan oleh aplikasi yang berbasis Mobile. Aplikasi ini berbasis web (admin) dan android (customer) sehingga sangat mudah di akses oleh customer dan data yang ada tersimpan dengan baik.

## Referensi

- Ayuninghemi, R., & Abdillah, M. F. (2018). Simulasi Alat Notifikasi Servis Ringan Sepeda Motor Otomatis Berbasis Arduino Nano Terintegrasi Dengan Android. *Jurnal Informatika Polinema*, 4(3), 168. <https://doi.org/10.33795/jip.v4i3.202>
- Dasmen, R. N., & Khudri, A. (2021). Optimasi Jaringan Wireless PT. TASPEN dengan RADIUS Server dan Firewall Filter Rules. *Techno.COM*, 20(1), 134-146.
- Dasmen, R. N., & Kurniawan, F. (2021). Digital Forensik Deleted Cyber Crime Evidence pada Pesan Instan Media Sosial. *Techno.COMCom*, 20(4), 527-539.
- Destiningrum, M., & Adrian, Q. J. (2017). Sistem Informasi Penjadwalan Dokter Berbasis Web Dengan Menggunakan Framework Codeigniter (Studi Kasus: Rumah Sakit Yukum Medical Centre). *Jurnal Teknoinfo*, 11(2), 30-37.
- Jaya, I. D., Kadafi, M., & Mustar, R. N. (2019). Rancang Bangun Sistem Informasi Service Reservation Berbasis Android (Studi Kasus :Bengkel Bintang Motor Palembang). *MATICS*, 11(1), 14. <https://doi.org/10.18860/mat.v11i1.7685>
- Kasenda, L. M., & Sentinuwo, S. (2016). Sistem Monitoring Kognitif, Afektif dan Psikomotorik Siswa Berbasis Android. *JurnalTeknik Informatika*, 9(1).
- Kurniati, & Dasmen, R. N. (2019). The Simulation of Access Control List (ACLs) Network Security for Frame Relay Network at PT. KAI Palembang. *Lontar Komputer: Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi*, 10(1), 49-61.
- Pradana, A. G., & Nita, S. (2019). Rancang Bangun Game Edukasi "AMUDRA"Alat Musik Daerah Berbasis Android. *Prosiding Seminar Nasional Teknologi Informasi Dan Komunikasi (SENATIK)*, 49-53.
- Ramadhani, T. S., Suryadi, S., & Irmayani, D. (2018). Sistem Informasi Stok Gudang Pada Platinum Hotel Berbasis Web. *Informatika*, 6(2), 35-40.
- Santana, R. A., Risqiwati, D., & Sari, Z. (2017). Rancang Bangun Sistem Informasi Servis Oli Sepeda Motor Menggunakan Odometer Berbasis LBS. *Kinetik*, 2(1), 17. <https://doi.org/10.22219/kinetik.v2i1.98>
- Siregar, H. F., Siregar, Y. H., & Melani. (2018). Perancangan Aplikasi Komik Hadist berbasis Multimedia. *JurTI (Jurnal Teknologi Informasi)*, 2(2), 113-121.



**DoubleClick**  
Journal of Computer and Information Technology

**VOL. 7 NO. 1 AUGUST 2023**

**DITERBITKAN OLEH :  
PROGRAM STUDI INFORMATIKA  
FAKULTAS TEKNIK  
UNIVERSITAS PGRI MADIUN**



**Google Scholar**

