

## KLASIFIKASI SPAM EMAIL MENGGUNAKAN METODE NAIVE BAYES

Arif Hidayat  
Informatika  
arifhidayat@gmail.com

### Abstrak

Spam adalah email yang tidak diminta yang berisi promosi produk, pornografi, virus dan content-content yang tidak penting, yang dikirim ke banyak orang. Masalah spam dapat diatasi dengan adanya aplikasi klasifikasi email, yaitu aplikasi yang secara otomatis mendeteksi sebuah email, apakah email tersebut spam atau bukan. Naive Bayes merupakan metode Klasifikasi sederhana. Metode ini memanfaatkan teorema probabilitas yaitu mencari peluang terbaik, dengan memprediksi probabilitas di masa depan berdasarkan informasi di masa sebelumnya. Tujuan dalam penulisan skripsi ini adalah mengkaji penerapan metode Naive Bayes untuk menentukan email spam dan email ham. Hasil pengujian aplikasi terhadap 5 email yang terdiri dari 2 email spam dan 3 email ham, didapatkan akurasi yang dicapai adalah 60 % dengan mengambil data training yang terdiri dari 5 email spam dan ham.

**Kata Kunci:** *spam, naive bayes, klasifikasi.*

---

### PENDAHULUAN

Salah satu produk di bidang telekomunikasi adalah Elektronik mail (email) yang merupakan media komunikasi di internet yang jangkauannya sangat luas. Mengingat fasilitas email yang murah dan kemudahan untuk mengirimkan ke berapapun jumlah penerimanya maka beberapa pihak tertentu memanfaatkannya dengan mengirimkan email berisi promosi produk atau jasa, pornografi, virus, dan konten-konten yang tidak penting ke ribuan pengguna email (Yasin et al., 2021);(Selamet et al., 2022);(Pramono et al., 2020). Email-email inilah yang biasanya disebut dengan spam mail. Hal ini menyebabkan semakin padatnya queue atau antrian dari mail server yang digunakan, banyak waktu yang diperlukan untuk menghapus spam e-mail dari inbox, terbuangnya bandwidth serta dapat menyebabkan penerima dibawah umur mengakses situs-situs yang tidak seharusnya. karena fasilitas e-mail yang murah dan kemudahan untuk mengirimkan pesan kepada sejumlah penerima, maka penyebaran spam e-mail menjadi tidak terkontrol (Sulistiani et al., 2021);(Zanofa et al., 2020);(Ambarwari et al., 2020). Untuk mengatasi masalah ini diperlukan suatu filter, salah satunya adalah klasifikasi, yang dapat memisahkan spam e-mail dan bukan spam e-mail. Terdapat beberapa metode yang dapat digunakan dalam klasifikasi spam e-mail seperti Decision Tree, K-Nearest Neighbor (KNN), Naive Bayes,

ID3 dan C4.5 (Rahman Isnain et al., 2021);(Saputra & Fahrizal, n.d.);(Nurkholis & Sitanggang, 2020). Dari metode-metode tersebut, naive bayes merupakan metode statistik yang sederhana dan memiliki akurasi yang baik serta error rate yang minimum dalam proses pengklasifikasian. Naïve bayes disebut juga multinomial naïve bayes merupakan metode klasifikasi yang memanfaatkan metode probabilitas dan statistic (Wantoro, Syarif, et al., 2021);(Agustin et al., 2022);(Yuliana et al., 2021). Metode ini merupakan model penyederhanaan dari algoritma bayes yang cocok dalam pengklasifikasian teks atau dokumen (Ahdan et al., 2021);(Wibowo et al., 2022);(Verdian, 2017). Dalam klasifikasi menggunakan naïve bayes, nilai kategori dari suatu dokumen akan ditentukan berdasarkan fitur/kata yang muncul dalam dokumen yang akan diklasifikasikan (Alita et al., 2021);(Rahmanto, 2021);(Aprilianto & Fahrizqi, 2020). Sebelum masuk dalam tahap pengklasifikasian akan dilakukan tahap preprocessing terhadap dokumen e-mail yang terdapat dalam dataset (Ferdiana, 2020);(Budi & Suryono, 2023);(Wahyono et al., 2021). Tahap preprocessing dilakukan untuk mengidentifikasi kata unik dalam seluruh dokumen yang dipilih seperti lemmatisasi, eliminasi stopword dan punctuation untuk memilih fitur atau kata kunci sebagai vocabulary (Yudhistiraa et al., 2022);(Alita et al., 2020);(Darwis et al., 2021). Proses ini dinamakan feature selection. Feature selection dilakukan untuk membantu mengeliminasi kata-kata yang dianggap tidak penting atau tidak menggambarkan isi dokumen berdasarkan frekuensi kemunculan kata tersebut, mengurangi noise dan untuk mengurangi dimensi dari suatu kumpulan teks (Abidin et al., 2021);(Aldino et al., 2021);(Wantoro, Rusliyawati, et al., 2021).

## **KAJIAN PUSTAKA**

### **Pengertian Klasifikasi Teks**

Kategorisasi teks (atau Klasifikasi teks) adalah suatu proses yang mengelompokan suatu teks ke dalam suatu kategori tertentu (Kuswoyo et al., 2022). Proses klasifikasi teks dapat dibagi ke dalam dua fase, yaitu fase *information retrieval* (IR) yakni untuk mendapatkan data numerik dari dokumen teks dan fase klasifikasi utama yakni dimana suatu algoritma memroses data numerik di atas untuk memutuskan ke kategori mana teks baru (bukan contoh) ditempatkan (Herison et al., 2019);(Pustika, 2010);(Rumandan et al., 2022).

## Naive Bayes

*Naive Bayes* atau multinomial *naive bayes* merupakan metode yang digunakan untuk mengklasifikasikan sekumpulan dokumen. Algoritma ini memanfaatkan metode probabilitas dan statistik yang dikemukakan oleh ilmuwan Inggris Thomas Bayes. Metode NB menempuh dua tahap dalam proses klasifikasi teks, yaitu tahap pelatihan dan tahap pengujian (klasifikasi) (Setiawansyah et al., 2021);(Isnain et al., n.d.);(Hasri & Alita, 2022). Pada tahap pelatihan dilakukan proses analisis terhadap sampel dokumen berupa pemilihan vocabulary, yaitu kata yang mungkin muncul dalam koleksi dokumen sampel yang sedapat mungkin dapat menjadi representasi dokumen. Selanjutnya adalah penentuan probabilitas prior bagi tiap kategori berdasarkan sampel dokumen (Gandhi et al., 2021);(Putri & Surahman, 2019);(Sulistiani et al., 2019a). Pada tahap klasifikasi ditentukan nilai kategori dari suatu dokumen berdasarkan *term* yang muncul dalam dokumen yang diklasifikasi (*Comparison of Support Vector Machine and Naive Bayes on Twitter Data Sentiment Analysis*, 2021);(Damuri et al., 2021);(Sulistiani et al., 2019b).

Dalam *naive bayes*, kemungkinan dokumen  $d$  berada di *class*  $c$  dihitung sebagai berikut:

$$P(c|d) \propto P(c) \prod_{1 \leq k \leq nd} P(tk|c) \quad (1)$$

dimana  $P(tk|c)$  adalah *conditional probability* dari fitur  $tk$  yang terdapat dalam dokumen dari *class*  $c$ . Dapat diartikan,  $P(tk|c)$  adalah ukuran berapa banyak kemunculan fitur  $tk$  memberikan kontribusi bahwa  $c$  adalah *class* yang benar.  $P(c)$  adalah *prior probability* dari dokumen yang terdapat di *class*  $c$ . Jika fitur dari sebuah dokumen tidak memberikan *evidence* yang jelas untuk sebuah *class* dibandingkan dengan *class* lainnya, maka fitur dengan *prior probability* tertinggi yang akan dipilih. Token dalam  $d$  ( $t_1, t_2, \dots, t_{nd}$ ) merupakan bagian dari *vocabulary* yang digunakan untuk klasifikasi dan  $nd$  adalah jumlah token tersebut dalam  $d$ .

untuk menghitung nilai dari  $\hat{P}(c)$  adalah sebagai berikut:

$$\hat{P} = \frac{N_c}{N} \quad (2)$$

( $N_c$  adalah dokumen yang berada di *class*  $c$  dan  $N$  adalah jumlah dokumen) Diperkirakan *conditional probability*  $\hat{P}(t|c)$  sebagai frekuensi relatif dari fitur  $t$  dalam dokumen-dokumen di *class*  $c$  dapat dihitung dengan persamaan:

$$\hat{P}(t|c) = \frac{T_{ct}}{\sum_{t \in V} T_{ct}} \quad (3)$$

( $T_{ct}$  adalah jumlah kemunculan fitur  $t$  dalam *training* dokumen dari *class*  $c$ ).

Persamaan diatas akan menimbulkan masalah baru apabila fitur tidak ditemukan dalam *training set*. Fitur yang tidak ditemukan menyebabkan masalah pembagian dengan nol (*division by zero*). Untuk mengatasi hal tersebut maka digunakan *add-one* seperti tampak pada Persamaan ini:

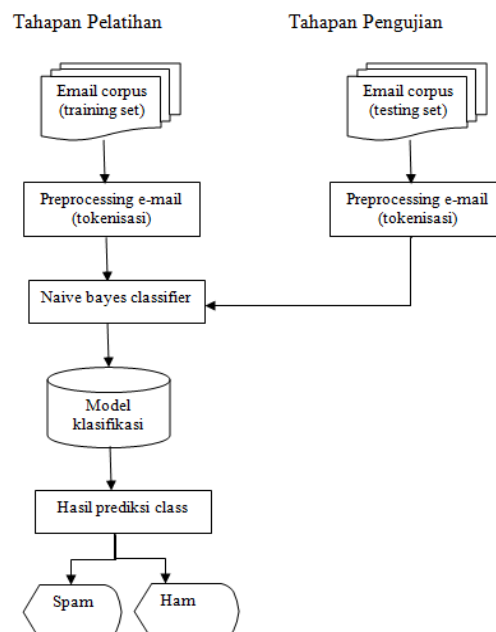
$$\hat{P}(C) = \frac{T_{ct} + 1}{\sum_{t \in V} (T_{ct} + 1)} = \frac{T_{ct} + 1}{(\sum_{t \in V} T_{ct}) + B} \quad (4)$$

dimana  $B = |V|$  adalah jumlah fitur dalam *vocabulary*.

## METODE

### Tahapan Penelitian

Metode yang digunakan untuk perhitungan menggunakan algoritma Naive Bayes Classification, sebagai berikut:



Gambar 1. Tahapan Penelitian

### Ilustrasi Klasifikasi Email Menggunakan Naive Bayes

Pada tahap ini akan dilakukan proses klasifikasi dimana akan didapatkan model klasifikasi berdasarkan *input* yang diberikan. Tabel 3.1 merupakan contoh dokumen latih dan uji yang kemudian akan dicari *class* yang paling cocok untuk dokumen uji (Dok 6).

**Tabel 1.** Tabel *Dokumen Latih Dan Dokumen Uji*

	Dok	Daftar kata dalam email	class
Dokumen latih	1	Position, announcement, department	Ham
	2	Job, announcement, department	Ham
	3	Job, posting, announcement	Ham
	4	Adult, nature, sexual	Spam
	5	Social, security, number, criminal	Spam
Dokumen uji	6	Tautologous, name, Mcnamara,level	?

Untuk menyelesaikan kasus di atas, tahapan yang dilakukan adalah:

1. Buat tabel representasi dokumen latih seperti tampak pada Tabel 3.2.

**Tabel 2.** Tabel Representasi Dokumen Latih

	Ham	Ham	Ham	Spam	Spam
Position	1				
Announcement	1	1	1		
Department	1	1			
Job		1	1		
Posting			1		
Adult				1	
Nature				1	
Sexual				1	
Social					1
Security					1
Number					1
Criminal					1
Tautologous					

Name					
Mcnamara					
Level					

Pada model multinomial, kata-kata yang muncul berulang diikutsertakan di dalam perhitungan probabilitas. Pada Tabel 3.2, kalimat pada Dok 1 yaitu “Position, announcement, department” akan direpresentasikan dengan cara menghitung frekuensi kemunculan kata “Position”, yaitu 1 kali, kata “Announcement dan Department” muncul 1 kali, dan kata-kata lain memiliki frekuensi kemunculan nol.

2. Hitung *prior probability* dari dokumen latih. Merujuk pada Tabel 3.1 maka dengan menggunakan rumus pada Persamaan (2.5), diperoleh hasil  $P(ham) = 3/5 = 0,6$  dan  $P(spam) = 2/5 = 0,4$
3. Hitung *conditional probability* menggunakan Persamaan (2.6). Detail perhitungan conditional probability adalah :

$$P(position|ham) = P(posting|ham) = (1+1)/(9+16) = 0,088$$

$$P(announcement|ham) = (3+1)/(9+16) = 0,16$$

$$P(department|ham) = P(job|ham) = (2+1)/(9+16) = 0,12$$

$$P(adult|ham) = P(nature|ham) = P(sexual|ham) = P(social|ham) = P(severity|ham) =$$

$$P(number|ham) = P(criminal|ham) = P(tautologous |ham) = P(name|ham) =$$

$$P(mcnamara|ham) = P(level|ham) = (0+1)/(9+16) = 0,04$$

$$P(position|spam) = P(posting|spam) = P(announcement|spam) = P(department|spam) =$$

$$P(job|spam) = P(tautologous |spam) = P(name|spam) = P(mcnamara|spam) =$$

$$P(level|spam) = (0+1)/(7+16) = 0,043$$

$$P(adult|spam) = P(nature|spam) = P(sexual|spam) = P(social|spam) = P(severity|spam)$$

$$P(number|spam) = P(criminal|spam) = (1+1)/(7+16) = 0,086$$

4. Hitung *score* dari setiap class pada dokumen uji menggunakan Persamaan (2.2).

$$Score (ham) = P(ham) \times P(tautologous |ham) \times P(name|ham) \times P(mcnamara|ham) \times$$

$$P(level|ham) = (3/5) \times (0,04)^4 = 0,096$$

Sedangkan score untuk class “spam” adalah:

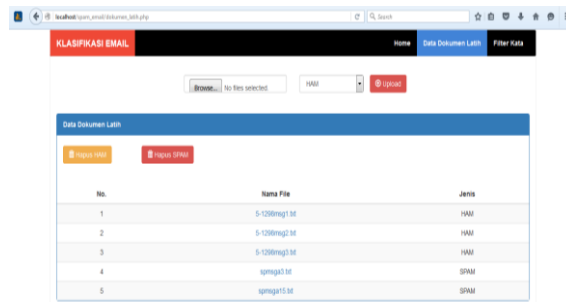
$$Score (spam) = P(spam) \times P(tautologous |spam) \times P(name|spam) \times P(mcnamara|spam)$$

$$\times P(level|spam) = (2/5) \times (0,043)^4 = 0,0688$$

Prediksi *class* dokumen uji dengan cara memilih class yang memiliki skor terbesar. Dengan menggunakan Persamaan (2.3) tampak bahwa *score* Ham > *score* Spam, maka Dok 6 masuk dalam *class* “Ham” (mannig dkk., 2009). [4]

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Menu Data Dokumen Latih

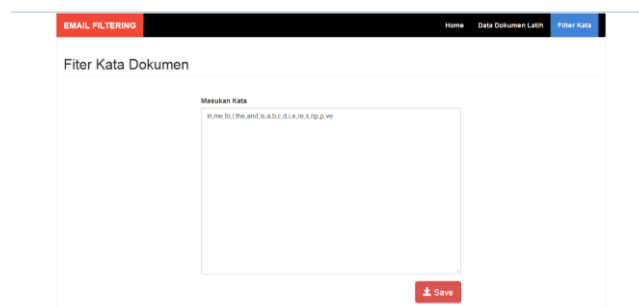


Gambar 2. Menu Data Dokumen Latih

Pada menu data dokumen latih di atas berfungsi untuk mengupload file ham dan file spam sebagai dokumen latih, dengan cara klik browse pilih file yang akan di upload lalu klik button upload (sebagai contoh terlampir 3 file ham dan 2 file spam), kemudian ada button hapus ham dan hapus spam untuk menghapus file yang sudah di upload.

### Menu Filter Kata

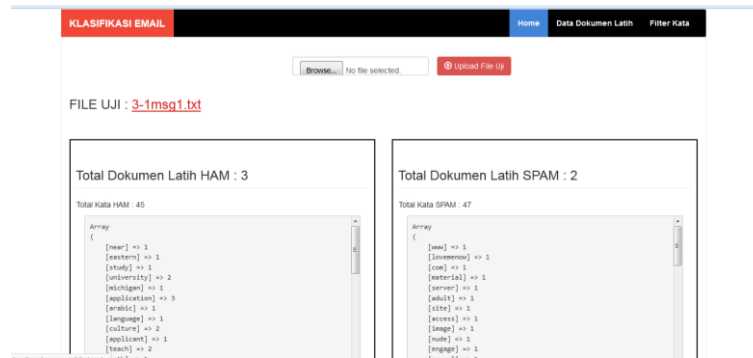
Kemudian di menu filter kata terdapat kolom untuk menginputkan kata kata yang memiliki frekuensi kemunculan yang tinggi dalam dokumen tetapi tidak memiliki nilai informasi yang tinggi (contoh : the, and, a, of, in, is, that, dll), seperti pada Gambar dibawah ini.



Gambar 3. Menu Filter Kata

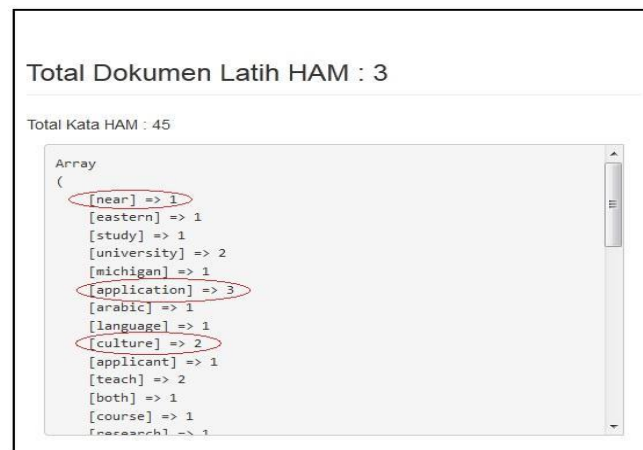
## Menu Home

Pada menu home terdapat kotak bagian total dokumen latihan ham dan kotak bagian total dokumen latihan spam yang berfungsi untuk melihat total class/kata yang sering muncul pada 3 file ham dan 2 file spam yang di upload seperti gambar dibawah ini.



Gambar 4. Menu Home

Lalu pada gambar dibawah Maksudnya, kata near muncul paling sedikit 2 kali pada 1 file tertentu, kata application muncul paling sedikit 2 kali pada 3 file tertentu, kata culture muncul paling sedikit 2 kali pada 2 file tertentu.



Gambar 5. Total Dokumen Latihan HAM : 3

Dari gambar di bawah ini contoh  $P(\text{ham}) = \frac{3}{5} = 0,6$ , dimana 3 adalah dokumen latihan yang berada di class ham, 5 adalah jumlah total dokumen latihan, begitu juga dengan class spam.



<p><b>Prior Probality :</b></p> <p><math>P(\text{ham}) = 3/5 = 0.6</math></p> <p><math>P(\text{spam}) = 2/5 = 0.4</math></p>
--

Gambar 6. Prior Probality

Conditional probability yaitu untuk menghitung kata dari setiap class untuk menentukan nilai yang digunakan dalam dokumen uji nantinya. Dalam contoh ini nilai yang digunakan adalah 0.007874 untuk class ham dan 0.007463 untuk class spam.

$$P = \frac{T_n + 1}{T_c + B'} \quad (6)$$

$T_n$  = jumlah kemunculan kata dalam dokumen latih pada class.

$T_c$  = jumlah kata yang muncul dalam setiap class.

$B'$  = total jumlah kata pada class.

HAM	SPAM
<p><b>1. <math>P = 1+145+92 = 0,014599</math></b></p> <p><b>2. <math>P = 2+145+92 = 0,021898</math></b></p> <p><b>3. <math>P = 3+145+92 = 0,029197</math></b></p> <p><b>4. <math>P = 0+145+92 = 0,007299</math></b></p>	<p><b>1. <math>P = 1+147+92 = 0,014388</math></b></p> <p><b>2. <math>P = 0+147+92 = 0,007194</math></b></p>

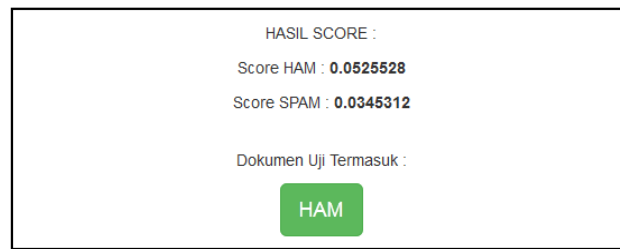
Maka yang digunakan adalah nilai nomer 4 untuk ham dan nilai nomer 2 untuk spam karena, kata/fitur yang terdapat pada dokumen uji tidak ada yang sama dengan di dokumen latih.

Pada dokumen uji ada 12 kata yang paling sering muncul, kata mcnamara, name, toutologous, value muncul sebanyak 3 kali, kata construction, reduplication dan sense muncul sebanyak 2 kali dan lain-lain. 12 kata ini yang nantinya akan di kalikan dengan nilai conditional probability.

Hasil score didapat dari prior probability dikali (conditional probability dikali jumlah kata dokumen uji).

<p><b>HAM</b></p> <p><math>0,6 \times (0,007299) 12 = 0,0525528</math></p>	<p><b>SPAM</b></p> <p><math>0,4 \times (0,007194) 12 = 0,0345312</math></p>
--	---

Jadi, hasilnya jika score ham lebih besar daripada score spam maka, dokumen uji tersebut masuk pada class Ham.



Gambar 7. Hasil Score

Dari contoh percobaan diatas dimana dokumen yang digunakan adalah 5 dokumen, dengan 3 dokumen Ham (5-1298msg1.txt, 5-1298msg2.txt dan 5-1298msg3.txt) dan 2 dokumen Spam (spmsga3.txt, dan spmsga15.txt) didapat nilai akurasi :

$$Akurasi = \frac{jumlahprediksi}{jumlahdatauji} \times 100\%$$

$$Akurasi = 35 \times 100\%$$

$$Akurasi = 0,6 \times 100\%$$

$$Akurasi = 60\%$$

## SIMPULAN

### Kesimpulan

Kesimpulan dari hasil penelitian yang telah dilakukan adalah sebagai berikut:

1. Metode *Naïve Bayes Classifier* dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi email spam berbahasa inggris.
2. Jumlah data latih sangat berpengaruh dalam proses klasifikasi, karena jika kata yang sering muncul pada setiap class nya lebih banyak dan dokumen latih pada setiap class nya juga lebih banyak maka akan meningkatkan nilai akurasi pada class tersebut.
3. Hasil klasifikasi tergantung dari kata yang ada pada data latih.

## REFERENSI

Abidin, Z., Wijaya, A., & Pasha, D. (2021). Aplikasi Stemming Kata Bahasa Lampung Dialek Api Menggunakan Pendekatan Brute-Force dan Pemograman C. *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, 5(1), 1–8.

Agustin, M. D., Yufantria, F., & Ameraldo, F. (2022). Pengaruh Fraud Hexagon Theory

- dalam Mendeteksi Kecurangan Laporan Keuangan (Studi Kasus pada Perusahaan Asuransi yang Terdaftar di Bursa Efek Indonesia Periode 2017-2020). *Journal of Economic and Business Research*, 2(2), 47–62. <https://doi.org/10.29103/jak.v10i2.7352>
- Ahdan, S., Gumantan, A., & Sucipto, A. (2021). *Program Latihan Kebugaran Jasmani*. 2(2), 102–107.
- Aldino, A. A., Saputra, A., & Nurkholis, A. (2021). *Application of Support Vector Machine ( SVM ) Algorithm in Classification of Low-Cape Communities in Lampung Timur*. 3(3), 325–330. <https://doi.org/10.47065/bits.v3i3.1041>
- Alita, D., Fernando, Y., & Sulistiani, H. (2020). Implementasi Algoritma Multiclass SVM pada Opini Publik Berbahasa Indonesia di Twitter. *Jurnal Tekno Kompak*, 14(2), 86–91.
- Alita, D., Sari, I., Isnain, A. R., & Styawati, S. (2021). Penerapan Naïve Bayes Classifier Untuk Pendukung Keputusan Penerima Beasiswa. *Jurnal Data Mining Dan Sistem Informasi*, 2(1), 17–23.
- Ambarwari, A., Adria, Q. J., Herdiyeni, Y., & Hermadi, I. (2020). Plant species identification based on leaf venation features using SVM. *Telkomnika*, 18(2), 726–732.
- Aprilianto, M. V., & Fahrizqi, E. B. (2020). Tingkat Kebugaran Jasmani Anggota Ukm Futsal Universitas Teknokrat Indonesia. *Journal Of Physical Education*, 1(1), 1–9.
- Budi, I., & Suryono, R. R. (2023). Application of named entity recognition method for Indonesian datasets: a review. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 12(2), 969–978. <https://doi.org/10.11591/eei.v12i2.4529>
- Damuri, A., Riyanto, U., Rusdianto, H., & Aminudin, M. (2021). Implementasi Data Mining dengan Algoritma Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Kelayakan Penerima Bantuan Sembako. *Jurnal Riset Komputer*, 8(6), 219–225. <https://doi.org/10.30865/jurikom.v8i6.3655>
- Darwis, D., Siskawati, N., & Abidin, Z. (2021). Penerapan Algoritma Naive Bayes Untuk Analisis Sentimen Review Data Twitter Bmkg Nasional. *Jurnal Tekno Kompak*, 15(1), 131–145.
- Ferdiana, R. (2020). A Systematic Literature Review of Intrusion Detection System for Network Security: Research Trends, Datasets and Methods. *2020 4th International Conference on Informatics and Computational Sciences (ICICoS)*, 1–6.
- Gandhi, B. S., Megawaty, D. A., & Alita, D. (2021). Aplikasi Monitoring Dan Penentuan Peringkat Kelas Menggunakan Naïve Bayes Classifier. *Jurnal Informatika Dan Rekayasa Perangkat Lunak*, 2(1), 54–63.
- Hasri, C. F., & Alita, D. (2022). Penerapan Metode Naïve Bayes Classifier Dan Support Vector Machine Pada Analisis Sentimen Terhadap Dampak Virus Corona Di Twitter. *Jurnal Informatika Dan Rekayasa Perangkat Lunak (JATIKA)*, 3(2), 145–160.

---

<http://jim.teknokrat.ac.id/index.php/informatika>

- Herison, A., Romdania, Y., Akbar, D., & Pramanda, D. (2019). PERAN AESTHETIC EXPERENTIAL QUALITIES DAN PERCEIVED VALUE UNTUK KEPUASAN DAN LOYALITAS PENGUNJUNG WISATA BAHARI DI PROVINSI LAMPUNG. *Pariwisata Pesona*, 04(1), 1–10.
- Comparison of Support Vector Machine and Naïve Bayes on Twitter Data Sentiment Analysis, (2021).
- Isnain, A. R., Marga, N. S., & Alita, D. (n.d.). Sentiment Analysis Of Government Policy On Corona Case Using Naive Bayes Algorithm. *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*, 15(1), 55–64.
- Kuswoyo, H., Sujatna, E. T. S., Afrianto, & Rido, A. (2022). „This novel is not totally full of tears...“: Graduation Resources as Appraisal Strategies in EFL Students“ Fiction Book Review Oral Presentation. *World Journal of English Language*, 12(6), 294–303. <https://doi.org/10.5430/wjel.v12n6p294>
- Nurkholis, A., & Sitanggang, I. S. (2020). Optimization for prediction model of palm oil land suitability using spatial decision tree algorithm. *Jurnal Teknologi Dan Sistem Komputer*, 8(3), 192–200. <https://doi.org/10.14710/jtsiskom.2020.13657>
- Pramono, S., Ahmad, I., & Borman, R. I. (2020). Analisis Potensi Dan Strategi Penembaan Ekowisata Daerah Penyangga Taman Nasional Way Kambas. *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi*, 1(1), 57–67. <http://jim.teknokrat.ac.id/index.php/sisteminformasi>
- Pustika, R. (2010). Improving Reading Comprehension Ability Using Authentic Materials For Grade Eight Students Of MTSN Ngeplak, Yogyakarta. *Topics in Language Disorders*, 24(1), 92–93.
- Putri, S. eka Y., & Surahman, A. (2019). Penerapan Model Naive Bayes Untuk Memprediksi Potensi Pendaftaran Siswa Di Smk Taman Siswa Teluk Betung Berbasis Web. *Jurnal Informatika Dan Rekayasa Perangkat Lunak*, 1(1), 93–99. <https://doi.org/10.33365/jatika.v1i1.228>
- Rahman Isnain, A., Indra Sakti, A., Alita, D., Satya Marga, N., Isnain, A. R., Sakti, A. I., Alita, D., Marga, N. S., Rahman Isnain, A., Indra Sakti, A., Alita, D., & Satya Marga, N. (2021). Sentimen Analisis Publik Terhadap Kebijakan Lockdown Pemerintah Jakarta Menggunakan Algoritma Svm. *Jdmsi*, 2(1), 31–37. <https://t.co/NfhmfMjtXw>
- Rahmanto, Y. (2021). RANCANG BANGUN SISTEM INFORMASI MANAJEMEN KOPERASI MENGGUNAKAN METODE WEB ENGINEERING (Studi Kasus: Primkop Kartika Gatam). *Jurnal Data Mining Dan Sistem Informasi*, 2(1), 24–30.
- Rumandan, R. J., Nuraini, R., Sadikin, N., & Rahmanto, Y. (2022). Klasifikasi Citra Jenis Daun Berkhasiat Obat Menggunakan Algoritma Jaringan Syaraf Tiruan Extreme Learning Machine. 4(1). <https://doi.org/10.47065/josyc.v4i1.2586>
- Saputra, A. K., & Fahrizal, M. (n.d.). RANCANG BANGUN BERBASIS WEB CRM (CUSTOMER RELATIONSHIP MANAGEMENT) BERBASIS WEB STUDI

---

KASUS PT BUDI BERLIAN MOTOR HAJIMENA BANDAR LAMPUNG. In *Portaldata.org* (Vol. 17, Issue 1).

- Selamet, S., Rahmat Dedi, G., Adhie, T., & Agung Tri, P. (2022). Penerapan Penjadwalan Pakan Ikan Hias Molly Menggunakan Mikrokontroler Arduino UNO dan Sensor RTC DS3231. *Jtst*, 3(2), 44–51.
- Setiawansyah, S., Adrian, Q. J., & Devija, R. N. (2021). SISTEM PAKAR DIAGNOSA PENYAKIT SELAMA KEHAMILAN MENGGUNAKAN METODE NAIVE BAYES BERBASIS WEB. *Jurnal Manajemen Informatika (JAMIKA)*, 11(1), 24–36.
- Sulistiani, H., Muludi, K., & Syarif, A. (2019a). Implementation of Dynamic Mutual Information and Support Vector Machine for Customer Loyalty Classification. *Journal of Physics: Conference Series*, 1338(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1338/1/012050>
- Sulistiani, H., Muludi, K., & Syarif, A. (2019b). Implementation of Dynamic Mutual Information and Support Vector Machine for Customer Loyalty Classification. *Journal of Physics: Conference Series*, 1338(1), 12050. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1338/1/012050>
- Sulistiani, H., Yanti, E. E., & Gunawan, R. D. (2021). Penerapan Metode Full Costing pada Sistem Informasi Akuntansi Biaya Produksi (Studi Kasus: Konveksi Serasi Bandar Lampung). *Jurnal Ilmiah Sistem Informasi Akuntansi*, 1(1), 35–47.
- Verdian, I. (2017). Menentukan Volume Produksi Tahu Menggunakan Metode Fuzzy Mamdani. *Prosiding 2th Celscitech-UMRI*, 2, 122–132. <http://ejurnal.umri.ac.id/index.php/PCST/article/view/324%0Ahttps://ejurnal.umri.ac.id/index.php/PCST/article/download/324/206>
- Wahyono, Wibowo, M. E., Ashari, A., & Putra, M. P. K. (2021). Improvement of Deep Learning-based Human Detection using Dynamic Thresholding for Intelligent Surveillance System. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 12(10), 472–477. <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2021.0121053>
- Wantoro, A., Rusliyawati, R., & Wantoro, A. (2021). *Model sistem pendukung keputusan menggunakan FIS Mamdani untuk penentuan tekanan udara ban Decision support system model using FIS Mamdani for determining tire*. 9(November 2020), 56–63. <https://doi.org/10.14710/jtsiskom.2020.13776>
- Wantoro, A., Syarif, A., Berawi, K. N., Muludi, K., Sulistiyanti, S. R., Lampung, U., Komputer, I., Lampung, U., Masyarakat, K., Kedokteran, F., Lampung, U., Elektro, T., Teknik, F., Lampung, U., Lampung, U., Meneng, G., & Lampung, B. (2021). *METODE PROFILE MATCHING PADA SISTEM PAKAR MEDIS UNTUK*. 15(2), 134–145.
- Wibowo, F., Khasanah, A. U., & Putra, F. I. F. S. (2022). Analisis Dampak Kehadiran Pasar Modern terhadap Kinerja Pemasaran Pasar Tradisional Berbasis Perspektif Pedagang dan Konsumen di Kabupaten Wonogiri. *Benefit: Jurnal Manajemen Dan Bisnis*, 7(1), 53–65. <https://doi.org/10.23917/benefit.v7i1.16057>

Yasin, I., Yolanda, S., Studi Sistem Informasi Akuntansi, P., & Neneng, N. (2021). Komik Berbasis Scientific Sebagai Media Pembelajaran di Masa Pandemi Covid-19. *Jurnal Ilmiah Sistem Informasi Akuntansi (JIMASIA)*, 1(1), 24–34.

Yudhistiraa, A., Aldino, A. A., & Darwis, D. (2022). *Analisis Klasterisasi Penilaian Kinerja Pegawai Menggunakan Metode Fuzzy C-Means ( Studi Kasus : Pengadilan Tinggi Agama bandar lampung )*. 9(1), 77–82.

Yuliana, Y., Paradise, P., & Kusriani, K. (2021). Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Ispa Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier Berbasis Web. *CSRID (Computer Science Research and Its Development Journal)*, 10(3), 127. <https://doi.org/10.22303/csrid.10.3.2018.127-138>

Zanofa, A. P., Arrahman, R., Bakri, M., & Budiman, A. (2020). Pintu Gerbang Otomatis Berbasis Mikrokontroler Arduino UNO R3. *Jurnal Teknik Dan Sistem Komputer*, 1(1), 22–27.