PROPOSAL TA

PERBANDINGAN METODE *MACHINE LEARNING* UNTUK SENTIMEN ANALISIS *REVIEW* PENJUALAN PRODUK DI TOKOPEDIA

Disusun Oleh:

Nama	**:**	**Muhammad Reza**
Nim	**:**	**2019470055**

PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH JAKARTA

2023

PROPOSAL TA

PERBANDINGAN METODE *MACHINE LEARNING* UNTUK SENTIMEN ANALISIS *REVIEW* PENJUALAN PRODUK DI TOKOPEDIA

Disusun Oleh:

Nama	**:**	**Muhammad Reza**
Nim	**:**	**2019470055**

PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH JAKARTA
2023

UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH JAKARTA FAKULTAS TEKNIK-PRODI TEKNIK INFORMATIKA

DAFTAR PRESENSI BIMBINGAN TA

PERBANDINGAN *METODE MACHINE* LEARNING UNTUK SENTIMEN ANALISIS *REVIEW* PENJUALAN PRODUK DI TOKOPEDIA

Nama	:	Muhammad Reza
Nim	:	2019470055
Program Studi	:	Teknik Informatika

Dosen Pembimbing Utama: Ibu Popy Meilina, S.T., M. Kom

No	Tanggal	Catatan Dosen Pembimbing	Paraf
1	07 – Maret 2023	Pengajuan judul untuk tugas akhir	
2	13 – Maret 2023	1. Judul di terima, yaitu PERBANDINGAN METODE MACHINE LEARNING UNTUK SENTIMEN ANALISIS REVIEW PENJUALAN PRODUK DI TOKOPEDIA 2. Revisi di bab 1	
3	16 – Maret 2023	1. Revisi bab 1 terkait identifikasi masalah 2. Konsul mengenai tentang mencari data penelitian apakah dibanyak toko atau satu toko	
4	21 – Maret - 2023	1. Memperbaiki penulisan bab 1	

		terkait referensi jurnal agar lebih ringkas lagi 2. Revisi bab 1 sub bab manfaat penelitian	
5	30 - Maret - 2023	1. Bab 1 sudah tidak ada lagi revisi 2. Melanjutkan ke bab2 untuk sub bab pemodelan dan evaluasi	
6	04 – April - 2023	1. Menjelaskan proposal bab 2 2. Tidak ada masalah di bab 2, maka lanjutkan untuk bab 3	
7	09 – Mei – 2023	1. Memperbaiki di bab 3 tidak perlu teori lagi akan tetapi pengerjaan penelitian	
8	12- Mei – 2023	1. Melanjutkan penyelesaian bab 3 tentang sub bab pemodelan, dan evaluasi	

Dosen Pembimbing

(Popy Meilina, S.T., M. Kom)

ABSTRACT

ABSTRAK

KATA PENGANTAR

Alhamdulillaahirabbil"aalamiin, puji syukur penyusun panjatkan atas kehadirat Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat dan hidayah-Nya, serta tidak lupa shalawat serta salam selalu tercurah kepada junjungan umat, yaitu Nabi Muhammad SAW sebagai suri tauladan umat, sehingga penyusunan tugas akhir yang berjudul "Perbandingan Metode *Machine Learning* Untuk Sentimen Analisis *Review* Penjualan Produk Di TOKOPEDIA" sebagai syarat untuk kelulusan jenjang strata satu di Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Jakarta. Dalam penyusunan proposal tugas akhir penyusun banyak memperoleh petunjuk dan bimbingan dari berbagai pihak.

Untuk selanjutnya penyusun mengucapkan banyak terima kasih kepada pihak-pihak yang telah membantu dalam penyelesaianTA ini, yaitu:

1. Dekan Fakultas Teknik Bapak Irfan Purnawan, S.T., M.Chem.Eng.
2. Ketua Program Studi Teknik Informatika Ibu Popy Meilina, S.T., M. Kom
3. Dosen pembimbing Ibu Popy Meilina, S.T., M. Kom
4. Kedua orang tua penyusun yang selalu memberikan do'a dan motivasi

Jakarta, ……, ……

Penyusun,

DAFTAR ISI

DAFTAR TABEL

DAFTAR GAMBAR

DAFTAR LAMPIRAN

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang Masalah

Toko online atau *e-commerce* menurut Moossa Giant dan Samuel Ikate adalah operasi bisnis yang dilakukan secara dunia maya atau *online* (Gian & Ikate, 2021). Pada saat pandemi Covid-19 fenomena belanja secara maya mulai meningkat karena kegiatan masyarakat dibatasi (Ricky et al., 2021).

Pembelian di toko *online* tentu ada penilaian dari konsumen yang sudah membeli barang untuk memberikan opini berupa pengalaman atau evaluasi pelayanan yang sampai ke tangan pembeli (Zhang et al., 2020). Opini menurut Irawan Noor Kabiru Puspita dan Kencana Sari adalah penilaian konsumen terdapat 2 kondisi, yaitu opini *positive* (bagus) atau opini *negative* (kurang bagus) (Kabiru & Sari, 2019).

Ilmu untuk analisa terhadap opini pembelian produk di toko *online* diperlukan untuk memahami mana opini yang bersifat positif atau negatif, maka ilmu untuk hal tersebut adalah *Natural processing*, *Natural processing language* merupakan cabang ilmu kecerdasan buatan yang dapat berinteraksi antara mesin dengan bahasa manusia (Nofiyanti & Oki Nur Haryanto, 2021). *Natural processing language* didalam penerapannya terdapat analisis sentimen (Vicari & Gaspari, 2021). Maka dari itu sangat tepat jika menggunakan analisis opini dari konsumen yang sudah melakukan pembelian untuk menentukan opini positif atau opini negatif berdasarkan kata.

Penelitian terhadap analisis sentimen di *e-commerce* pada ulasan restoran menggunakan *Naives Bayes* sebagai *machine learning*, peneliti tersebut menggunakan 1000 data, setelah mendapat 1000 data peneliti tersebut melakukan pelabelan, melakukan *preprocessing* dengan menghapus *noise*, selanjutnya melakukan ekstraksi fitur, membagi data menjadi data latih dan data uji, kemudian latih *Naives Bayes* menggunakan data latih, setelah melakukan latih penelitian Reddy melakukan uji dengan data uji menghasilkan akurasi sebesar 77,5% (Reddy & Reddy, 2021). Selain fokus masalah pada ulasan restoran, penelitian dengan *Naives Bayes* dilakukan oleh Apriani, fokus masalah komentar aplikasi Tokopedia

di Googleplay, penelitian tersebut menghasilkan hasil akurasi sebesar 97,13% (Apriani et al., 2019).

Selain dari metode *Naives Bayes,* untuk sentimen analisis dapat menggunakan *decision tree* dengan fokus masalah mengenai ulasan hotel, Apriliani menggunakan ulasan dari tahun 2015 sampai 2018, serta menggunakan data bahasa indonesia, kemudian melakukan *preprocessing* data, peneliti melakukan model *decision* tree, dan juga menggunakan *cross validation* untuk mencari akurasi tertinggi, maka penelitian Apriliani menggunakan 8 Kfold menghasilkan akurasi 88,54% (Apriliani et al., 2020).

Selain dari kedua metode yang sudah disebutkan, analisis sentimen dapat menggunakan *K - Nearest Neighbor*, fokus masalah pada opini mengenai pilkada DKI (Daerah Khusus Ibukota) tahun 2017 di Twitter, penelitian ini menghasilkan akurasi sebesar 67,2% dengan menggunakan nilai K=5 (Deviyanto & Wahyudi, 2018). Selain fokus masalah mengenai opini pilkada, penelitian dilakukan yang Pajri dengan K-*Nearest Neighbor*, fokus masalah di *e-commerce* Tokopedia, menghasilkan akurasi sebesar 88,11% dengan nilai K=1(Pajri et al., 2020).

Berdasarkan beberapa penelitian yang sudah dipaparkan, maka penelitian ini melakukan analisa sentimen di *e-commerce* Tokopedia dengan berbagai *machine learning supervised*.

1.2. Identifikasi Masalah

Berdasarkan permasalahan di latar belakang, banyaknya penelitian terhadap analisis sentimen akan tetapi tidak adanya perbandingan menggunakan beberapa metode *machine learning*, maka diperlukan perbandingan agar dapat mengetahui akurasi dalam mengolah analisis sentimen.

1.3. Perumusan Masalah

Berdasarkan permasalahan diatas, akan dilakukan perumusan atau kajian sebagai berikut:

1. Bagaimana cara mengolah data teks untuk melakukan analisis sentimen, melakukan analisis sentimen dengan menghasilkan

positif, nilai negatif, dan nilai netral, serta cara melakukan pelabelan sentimen berdasarkan rating bintang 1 sampai 5?

2. Bagaimana hasil dan akurasi perbandingan melakukan komparasi *machine learning* untuk analisis sentimen berdasarkan 3 kondisi positif, negatif, netral?

1.4. Batasan Masalah

Proposal tugas akhir ini memiliki batasan agar lebih mengerucut dan tidak melebar, maka diberikan batasan-batasan sebagai berikut:

1. Melakukan pengambilan data dengan cara teknik *scraping*, data yang diambil adalah ulasan produk elektronik (laptop, *handphone*), produk pakaian (kemeja, kaos).
2. Data Tokopedia kategori elektronik laptop diambil dari 16 Maret - 25 April 2023 sebanyak 398 data, kategori *handphone* diambil dari 19 April – 02 Mei 2023 sebanyak 495 data.
3. Data Tokopedia pakaian kategori kaos diambil dari 30 April - 03 Mei 2023 sebanyak 930 data, kategori kemeja diambil dari 30 April – 03 Mei 2023 sebanyak 645 data.
4. Mengolah data teks yang sudah didapatkan untuk dilakukan pelabelan, yaitu penilaian atau ulasan konsumen berdasarkan rating apakah opini tersebut positif, negatif, dan netral.
5. Melakukan pengolahan data dengan *case folding, Removal stopwords, stemming,* dan juga pembobotan *menggunakan Term Frequency Inverse Document*
6. Melakukan komparasi *machine learning decision tree, naives bayes, k - nearest neighbor* untuk sentimen analisis ulasan konsumen Tokopedia di fitur ulasan dan *review*.
7. Melakukan evaluasi dari tiga *machine learning,* menggunakan *confusion matrix, metrics accuracy, metrics recall, metrics precision.*

1.5. Tujuan dan Manfaat Penelitian

Proposal tugas akhir ini memiliki tujuan penelitian, manfaat sebagai berikut:

1. Melakukan sentimen analisis atau klasifikasi opini konsumen di fitur ulasan *review* pembelian Tokopedia menggunakan algoritma *decision tree, naives bayes, K - Nearest Neighbor*.
2. Membandingkan tiga *machine learning* algoritma, yaitu *decision tree, naives bayes, K - Nearest Neighbor* yang lebih baik berdasarkan akurasi.
3. Manfaat penelitian untuk mengetahui akurasi dari beberapa metode *machine learning* yang dapat digunakan untuk sentimen analisis ulasan *review* pembelian produk di Tokopedia.

1.6. Metodologi Penelitian

1. Data penelitian

Data yang digunakan dalam proposal tugas akhir adalah data teks dari hasil *scrape* dari website Tokopedia yang data didalamnya terdapat konten berupa komentar dan rating berupa bintang 1 s/d 5, sedangkan data yang sudah didapat dari *scrape* dilakukan pelabelan berdasarkan rating bintang 1 s/d 5. Bintang 1-2 diberikan label negatif, bintang 3 diberikan label netral, bintang 4-5 diberikan label positif

2. Pengolahan data

Pada tahap ini dilakukan proses sebagai berikut:

1. *Case folding*

   Merupakan tahap mengolah data teks jika memiliki huruf kapital atau *uppercase* maka diubah menjadi huruf kecil atau *lowercase* (KURNIAWAN & APRILIANI, 2020).
2. *Punctuation Removal*

   Merupakan tahap menghapus tanda baca pada data teks (Merinda Lestandy et al., 2021).
3. *Removal stopwords*

Merupakan tahap mengolah data teks untuk menghapus kata hubung seperti kata “atau”, ”dan” karena tersebut merupakan kata yang sering muncul dan tidak memiliki arti apapun (Pradana & Hayaty, 2019) (Deviyanto & Wahyudi, 2018).

4. *Stemming*

   Merupakan tahap untuk mengurangi prefiks sebuah kata menjadi kata dasar (Pradana & Hayaty, 2019).

5. Pembobotan kata

   Pada tahap ini setelah pengolahan data melakukan perhitungan kata dengan menggunakan metode *Term Frequency Inverse Document*, *Term Frequency Inverse Document* adalah metode perhitungan kata berdasarkan jumlah dokumen data dengan jumlah frekuensi kata yang muncul di setiap dokumen (Melita et al., 2018). Term Frequency Inverse Document mempunyai fungsi sebagai seleksi fitur untuk pemodelan machine learning klasifikasi (Prayoga et al., 2021).

3. Pemodelan

Dilakukan pemodelan dengan menggunakan *supervised learning*. *Supervised learning* adalah pembelajaran dalam *machine learning* yang membutuhkan label untuk melakukan pelatihan (El Mohadab et al., 2019).

Model yang digunakan, yaitu sebagai berikut:

1. *Decision tree*

   Decision tree merupakan algoritma *supervised learning* yang bekerja seperti struktur pohon di setiap *node* atau simpul mewakili dari atribut yang dilatih (Panhalkar & Doye, 2022).

2. *Naïve Bayes*

   Naïve Bayes merupakan algoritma klasifikasi probabilitas berdasarkan label data untuk memprediksi peluang masa depan dengan data sebelumnya (Watrianthos et al., 2019).

3. *K-Nearest-Neighbor*

Merupakan algoritma klasifikasi dengan menggunakan *input* fitur dan *output* fitur dengan melihat dari kelas atau fitur *Neighbor* terdekat (Cunningham & Delany, 2021).

4. Evaluasi

Evaluasi dilakukan dengan, menggunakan 4 metode, anatara lain sebagai berikut:

1. Akurasi

   Menghitung akurasi skor berdasarkan hasil prediksi dari data *testing*, dengan memperhatikan *true positive, true negative, false positive, false negative* (Romli et al., 2021). Berikut cara menghitung skor akurasi sebagai berikut:

$$acc = \frac{TP + FN}{TP + TN + FP + FN}$$

2. *Recall*

   Merupakan perhitungan dari hasil prediksi menggunakan data uji untuk menghasilkan skor nilai salah perhitungan *recall* dilakukan sebagi berikut:(Pintoko & Lhaksmana, 2018) (Romli et al., 2021).

$$\text{recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

3. *Precision*

   Merupakan perhitungan dari hasil prediksi menggunakan data uji untuk mengukur prediksi nilai positif dari berapa banyak *true positive dengan false positive dilakukan* sebagai berikut: (Yun, 2021) (Romli et al., 2021).

$$\text{precision} = \frac{TP}{TP + FP}$$

4. *Confusion matrix*

   Merupakan hasil dari evaluasi pemodelan *machine learning* yang berbentuk kotak, terdapat 2 kolom dan 2 baris yang didalamnya ada *false negative, true negative, true negative, false*

positive. Berikut merupakan contoh *confusion matrix:* (Yun, 2021).

$$\begin{bmatrix} True\ Positive & False\ Negative \\ False\ Negative & True\ Negative \end{bmatrix}$$

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Tokopedia

Tokopedia adalah *e-commerce* dengan pengguna terbanyak berjumlah 153,46 juta (Handayani, 2021). Tokopedia didalamnya ada berbagai macam produk yang dijual mulai dari elektronik, pakaian, kosmetik. Oleh karena itu dengan jumlah pengguna yang banyak, serta menjual berbagai macam produk, Tokopedia memberikan fitur untuk memberikan pengalaman atau opini kepada konsumen yang sudah membeli barang di Tokopedia, didalam fitur tersebut ada berbagai macam penilaian dari konsumen yang sudah membeli ada yang penilaian secara positif, penilaian secara negatif, penilaian secara positif (Apriani et al., 2019).

2.2. Analisis Sentimen

Analisis Sentimen merupakan opini yang bersifat positif, negatif berasal dari data teks (Septiani & Sibaroni, 2019). Sentimen analisis pada dasarnya adalah melakukan klasifikasi untuk memahami sudut pandang, interaksi, dan emosi dari data teks (Ramadhan & Ramadhan, 2022).

Sentimen analisis melakukan pengelompokkan atau pelabelan dari sentimen yang ada di teks apakah sentimen tersebut bernilai positif atau negatif (Zamzami et al., 2021). Menurut Mayur Wankhade sentimen analisis terdapat beberapa level, yaitu *aspect level, phrase level, sentence level, document level* (Wankhade et al., 2022).

2.3. Text mining

Text mining adalah kegiatan menambang data *unstructured* yang datanya berbeda dengan data berbentuk tabel atau *structured*, akan tetapi datanya berbentuk teks serta didapatkan di dokument, media sosial, serta *text mining* mengekstra informasi dari data teks (Hassani et al., 2020).

2.4. Text preprocessing

Text preprocessing adalah tahap persiapan agar data dapat dilakukan pemodelan (Cahyaningtyas et al., 2021). Penelitian Firdaus dan peneltian Filcha menjelaskan *Text preprocessing* merupakan pembersihan data, seperti menghilangkan tanda baca, menghapus kata ganti agar data teks menjadi kata dasar (Firdaus et al., 2022) (Filcha & Hayaty, 2019). Berikut tahap *text preprocessing* sebagai berikut:

1. *Case Folding*

   Tahap *case folding* adalah transformasi data teks yang mempunyai huruf kapital menjadi huruf kecil (Pravina et al., 2019).

2. *Punctuation Removal*

   Merupakan tahap menghapus tanda baca di data teks, seperti (.) (,) (?), dan (angka) (Dyo fatra et al., 2020).

3. *Removal stopwords*

   Removal stopwords menurut penelitian Wasim Bourequat merupakan teknik menghilangkan kata yang tidak berarti (Bourequat & Mourad, 2021). Contoh kata hubung:

   “dan” “atau”

4. *Stemming*

   Stemming menurut penelitian Asvarizal Filcha merupakan teknik transformasi kata menjadi kata dasar sebenarnya (Filcha & Hayaty, 2019). Contoh *stemming* sebagai berikut:

   “menyapu” -> sapu

5. Pembobotan kata

   Pembobotan kata menurut penelitian Jeremy Andre Septian dan penelitian Faizal Nur Rozi *term inverse document matrix* merupakan tahapan menghitung frekuensi kalimat yang dipecah menjadi kata untuk melihat jumlah frekuensi kata dari masing-masing dokumen atau disebut dengan *term frequency*, hasil dari frekuensi kata kemudian menghitung jumlah dokumen dan jumlah frekuensi kata di masing-masing dokumen disebut dengan *inverse document matrix*, kemudian dilakukan perhitungan berdasarkan kata yang berada di dokumen (term

frekuensi) dikalikan dengan *inverse document matrix* (Septian et al., 2019) (Rozi & Sulistyawati, 2019).

2.5. Pemodelan

Pemodelan menurut penelitian Sebastian Raschka adalah kata hipotesis dan model sering digunakan secara sinonim dalam bidang pembelajaran mesin (Raschka, 2018). Pemodelan pada tahap ini setelah memproses data teks menggunakan pemodelan *supervised learning*, sebagai berikut:

1. *Decision tree*

   Decision tree menurut penelitian Apriliani dan penelitian Chee Sun Lee merupakan algoritma *supervised learning* yang mempunyai struktur seperti pohon, yang mempunyai simpul untuk atribut pengujian, setiap cabang mewakili hasil pengujian, dan daun mewakili kelas (Apriliani et al., 2020) (Lee et al., 2022).

2. Naives bayes

   Naïve bayes algoritma yang seringkali digunakan dalam sentimen analisis karena pembelajaran dari fitur untuk pengujian data untuk menghasilkan kemungkinan atau probabilitas (Watrianthos et al., 2019).

3. *K-Nearest-Neighbor*

   K-Nearest-Neighbor menurut penelitian Kang, Seokho adalah *machine learning* untuk prediksi berdasarkan label dari nilai k tetangga atau *neighbor* terdekat (Kang, 2021). Dalam penerapan *text mining* atau klasifikasi menggunakan data teks dengan *K-nearest-neighbor* harus menentukan nilai k dari bobot kata *term frequency inverse document* dikalkulasi untuk melihat kemiripan antar dokumen (Dwiki et al., 2021).

2.6. Evaluasi

Evaluasi adalah tahap untuk mengukur keakuratan model, untuk model klasifikasi memiliki metode presisi, *recall*, akurasi (Fidan, 2020). Untuk menghitung metode *precision, recall, accuration* harus memperhatikan tp (*true positive),* fn (*false negative),* fp (*false positive),* tn (*true negative).* Berikut cara menghitung keempat metode:

1. *Recall*

   Merupakan rasio data yang bernilai relevan dari data uji yang diambil (Bahassine et al., 2020).

$$\text{recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

2. *Precision*

   Menurut penelitian Hongwon Yun untuk mengukur hasil dari data uji seberapa banyak sampel yang meghasilkan menjadi *true positive* (Yun, 2021).

$$\text{precision} = \frac{TP}{TP + FP}$$

3. *Accuracy*

   Menurut penelitian Hongwon Yun diperoleh dari dengan cara membagi jumlah yang diprediksi dengan data uji dengan menambah jumlah hasil *true positive dan true negative* (Yun, 2021).

$$acc = \frac{TP + FN}{TP + TN + FP + FN}$$

4. *Confusion matrix*

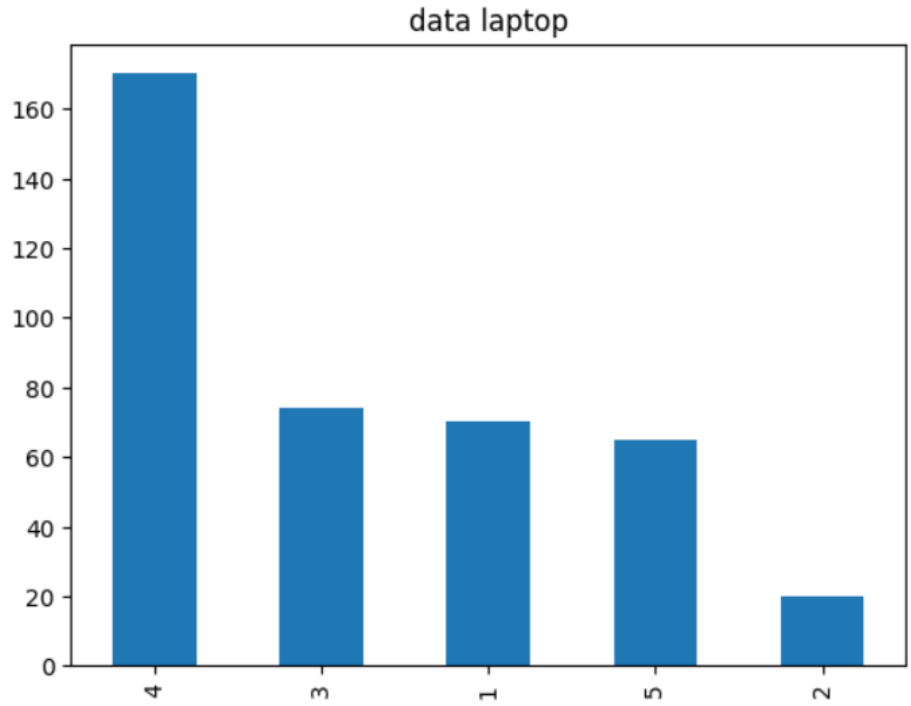
   Merupakan hasil dari evaluasi dengan model yang diuji menggunakan data *testing* menghasilkan output berupa baris dan kolom yang didalamnya ada *true negative, true positive, false positive, false negative* (Hasnain et al., 2020).

BAB III

METODE PENELITIAN

3.1. Data penelitian

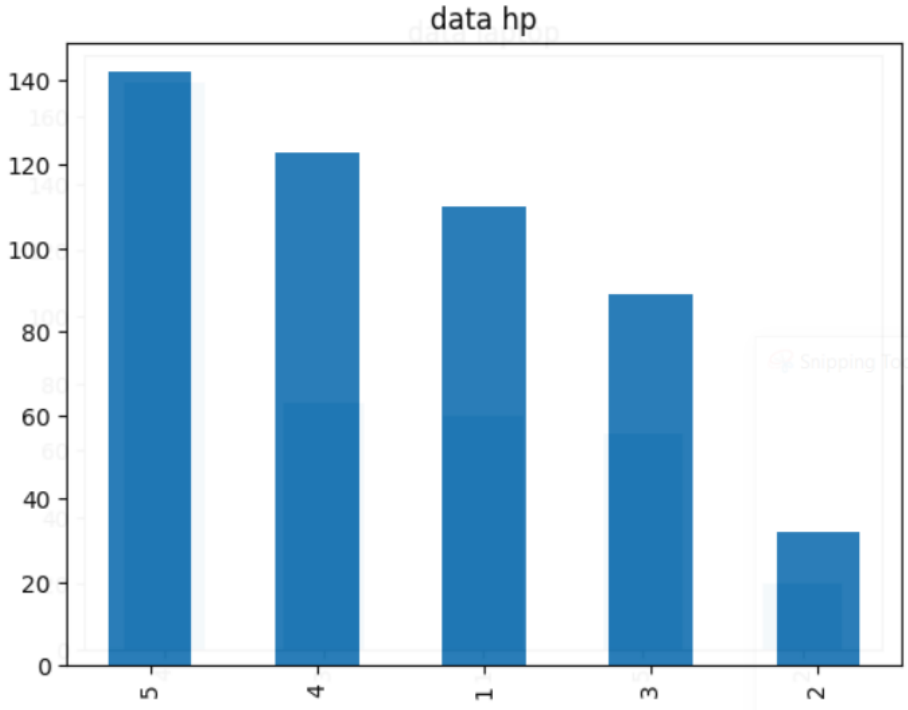
Data yang diambil dari ulasan pelanggan Tokopedia menggunakan teknik *scraping* menghasilkan 893 data kategori elektronik (laptop *handphone*), berikut data kategori elektronik dapat dilihat pada gambar 3.1, gambar 3.2.



Gambar 3. 1 *grafik bar data laptop*

Pada gambar 3.1, dapat diketahui bahwa data laptop menghasilkan masing-masing rating, yatu:

1. rating 5 berjumlah 65 data
2. rating 4 berjumlah 170 data
3. rating 3 berjumlah 74 data
4. rating 2 berjumlah 20 data
5. rating 1 berjumlah 70 data

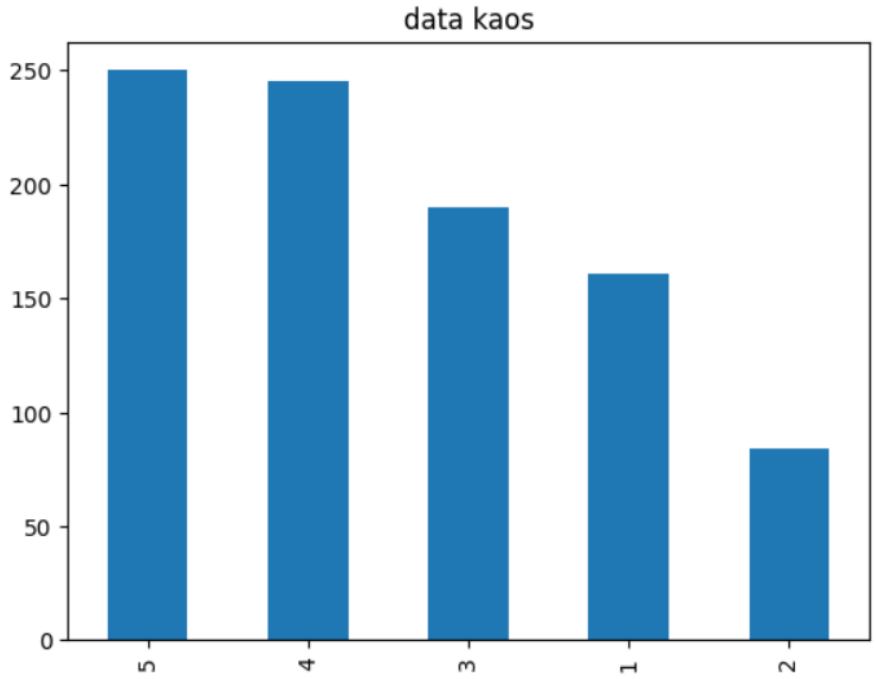


Gambar 3. 2 grafik bar data handphone

Pada gambar 3.2, dapat diketahui bahwa data *handphone* menghasilkan masing-masing rating, yatu:

1. rating 5 berjumlah 142 data
2. rating 4 berjumlah 123 data
3. rating 3 berjumlah 89 data
4. rating 2 berjumlah 32 data
5. rating 1 berjumlah 110 data

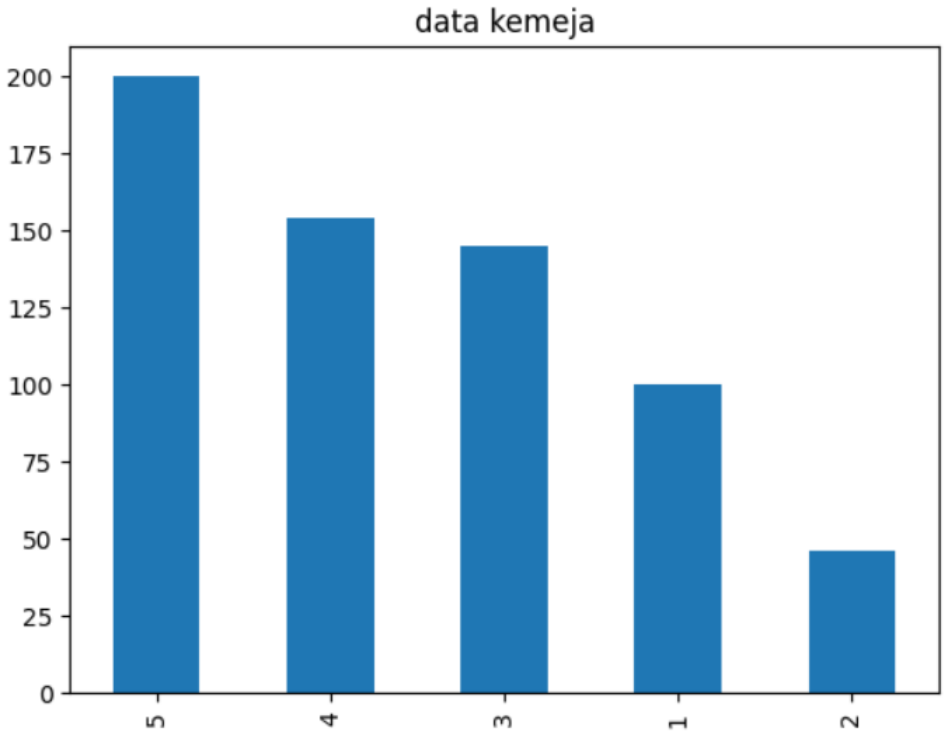
Data kategori pakaian terdiri dari kemeja, kaos menghasilkan 1575 Data, berikut data kategori pakaian yang tediri dari kemeja, dan kaos pada gambar 3.3, dan gambar 3.4:



Gambar 3. 3 grafik bar data kaos

Pada gambar 3.3, dapat diketahui bahwa data kaos menghasilkan masing-masing rating, yatu:

1. rating 5 berjumlah 250 data
2. rating 4 berjumlah 245 data
3. rating 3 berjumlah 190 data
4. rating 2 berjumlah 84 data
5. rating 1 berjumlah 161 data

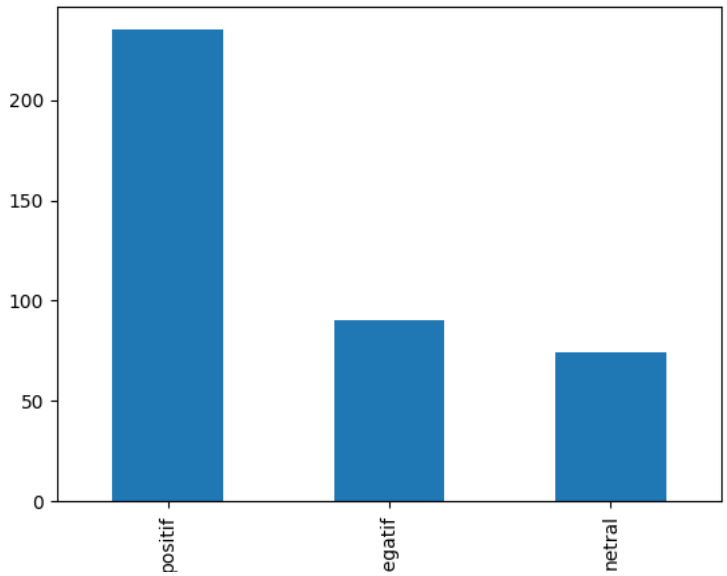


Gambar 3. 4 grafik bar data kemeja

Pada gambar 3.4 dapat diketahui bahwa data kemeja menghasilkan masing-masing rating, yatu:

1. rating 5 berjumlah 200 data
2. rating 4 berjumlah 154 data
3. rating 3 berjumlah 145 data
4. rating 2 berjumlah 46 data
5. rating 1 berjumlah 100 data

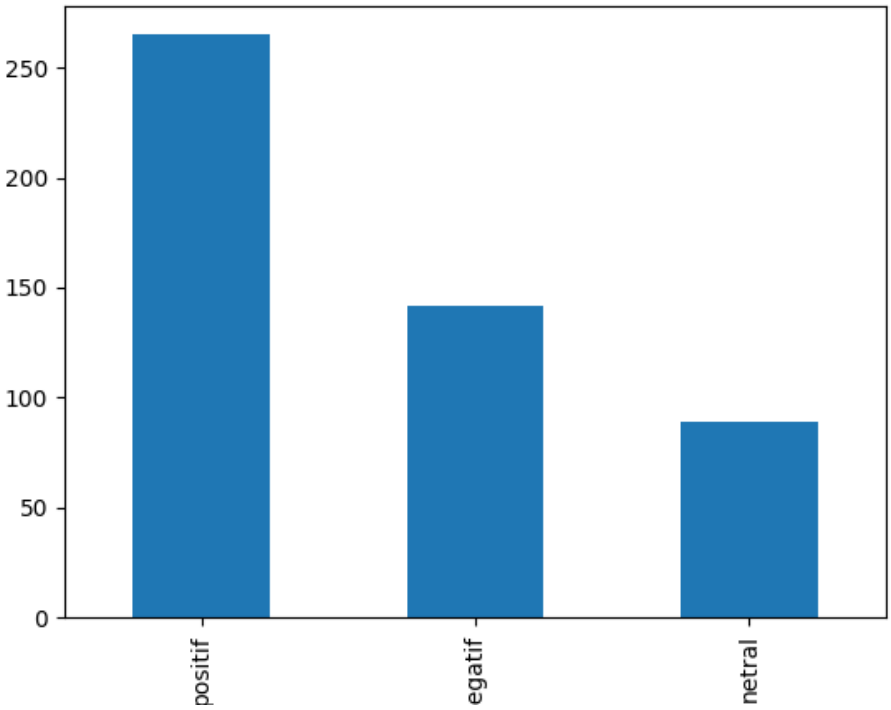
Setelah dilakukan pengambilan data maka dilakukan pelabelan, untuk rentang rating 1-2 diberikan label negatif, rating 3 diberikan label netral, rating 4-5 diberikan label positif, hasil dari pelabelan data dapat dilihat pada gambar.



Gambar 3. 5 grafik bar data laptop

Pada gambar 3.5 dapat diketahui bahwa data laptop menghasilkan 3 kelas atau label diantaranya sebagai berikut:

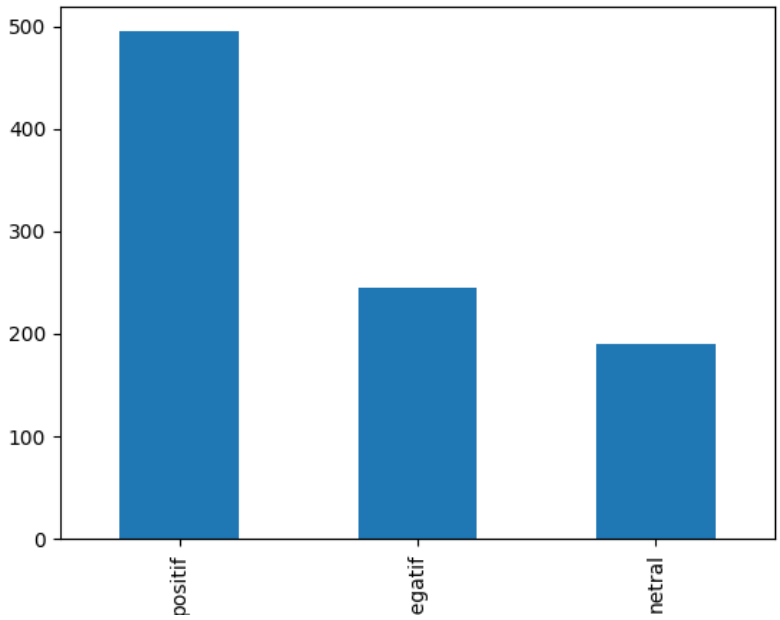
1. Total data laptop label positif 235 data
2. Total data laptop label netral 74 data
3. Total data laptop label negatif 90 data



Gambar 3. 6 grafik bar data handphone

Pada gambar 3.6, dapat diketahui bahwa data tersebut menghasilkan 3 kelas atau label diantaranya sebagai berikut:

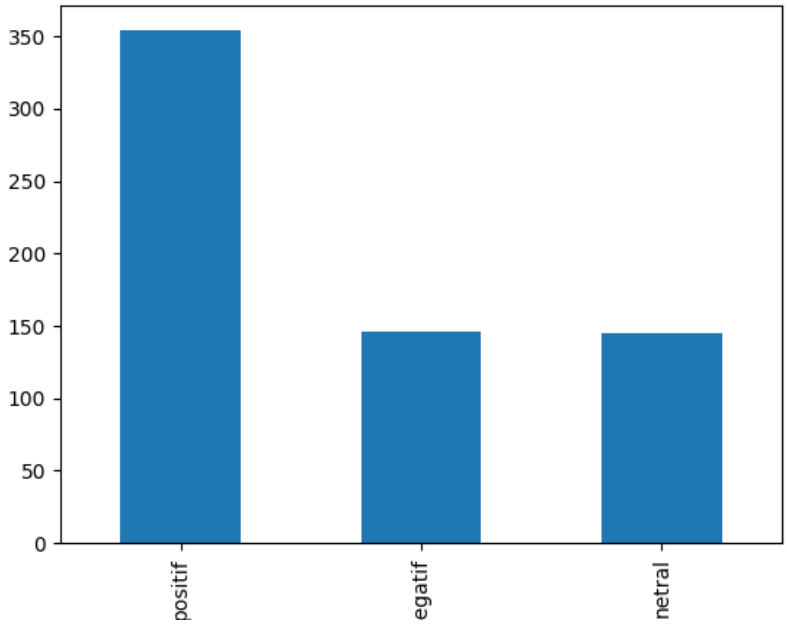
1. Total data *handphone* label positif 262 data
2. Total data *handphone* label netral 89 data
3. Total data *handphone* label negatif 142 data



Gambar 3. 7 grafik data kaos

Pada gambar 3.7, dapat diketahui bahwa data kaos menghasilkan 3 kelas atau label diantaranya sebagai berikut:

1. Total data kaos label positif 495 data
2. Total data kaos label netral 190 data
3. Total data kaos label negatif 245 data



Gambar 3. 8 grafik bar data kemeja

Pada gambar 3.8, dapat diketahui bahwa data kemeja menghasilkan 3 kelas atau label diantaranya sebagai berikut:

1. Total data kaos label positif 345 data
2. Total data kaos label netral 145 data
3. Total data kaos label negatif 146 data

Setelah dilakukan pelabelan, maka tahap selanjutnya persiapan data teks adalah *text preprocessing* sebelum menuju ke tahap pemodelan.

3.2. Text preprocessinng

Tahap *preprocessing text* adalah tahap untuk menyiapkan data teks sebelum dilakukan pelatihan ke pemodelan *machine learning*, berikut tahapan *preprocessing* yang dilakukan pada penelitian ini:

3.2.1.Casefolding

Casefolding merupakan tahap untuk transformasi data teks menjadi huruf kecil. Berikut beberapa data hasil *casefolding* dari data elektronik dan data pakaian:

Tabel 3. 1 tabel *casefolding* 5 data elektronik dan data pakaian

Data	Komentar (ulasan)	*Casefolding*
Data hp	terkecoh banget sama variannya ternyata yang di klik 9a. bukan 9c. semoga awet deh ya hpnya. thx seller	terkecoh banget sama variannya ternyata yang di klik 9a. bukan 9c. semoga awet deh ya hpnya. thx seller
Data laptop	terima kasih gan barang sudah mendarat dengan selamat 👍👍 ada beberapa dent yang seperti nya bekas jatuh dan juga ada keyboard yang coak seperti kena rokok.	terima kasih gan barang sudah mendarat dengan selamat 👍👍 ada beberapa dent yang seperti nya bekas jatuh dan juga ada keyboard yang coak seperti kena rokok.
Data kaos	Kiriman cepat sampai. Bahan kain agak tebal. Ukurannya kurang lebar dikit, berasa bukan 52. Thanks	kiriman cepat sampai. bahan kain agak tebal. ukurannya kurang lebar dikit, berasa bukan 52. thanks
Data kemeja	pengiriman lama, pesanan tidak sesuai dgn apa yg dipesan. kecewa sama barang yg dtng tdk sesuai pdhal produk terkenal.	pengiriman lama, pesanan tidak sesuai dgn apa yg dipesan. kecewa sama barang yg dtng tdk sesuai pdhal produk terkenal.

3.2.2.Punctuation removal

Punctuation removal merupakan tahapan untuk menghapus tanda baca dan nomor karena agar tidak memperbanyak bobot kata pada tahap pembobotan kata, berikut beberapa data yang dilakukan *punctuation removal*:

Tabel 3. 2 *punctuation*

Data	Komentar (ulasan)	*Casefolding*	*Punctuation removal*
Data hp	terkecoh banget sama variannya ternyata yang di klik 9a. bukan 9c. semoga awet deh ya hpnya. thx seller	terkecoh banget sama variannya ternyata yang di klik 9a. bukan 9c. semoga awet deh ya hpnya. thx seller	terkecoh banget sama variannya ternyata yang di klik a bukan c semoga awet deh ya hpnya thx seller
Data laptop	terima kasih gan barang sudah mendarat dengan selamat 👍👍 ada beberapa dent yang seperti nya bekas jatuh dan juga ada keyboard yang coak seperti kena rokok.	terima kasih gan barang sudah mendarat dengan selamat 👍👍 ada beberapa dent yang seperti nya bekas jatuh dan juga ada keyboard yang coak seperti kena rokok.	terima kasih gan barang sudah mendarat dengan selamat ada beberapa dent yang seperti nya bekas jatuh dan juga ada keyboard yang coak seperti kena rokok

Data kaos	Kiriman cepat sampai. Bahan kain agak tebal. Ukurannya kurang lebar dikit, berasa bukan 52. Thanks	kiriman cepat sampai. bahan kain agak tebal. ukurannya kurang lebar dikit, berasa bukan 52. thanks	kiriman cepat sampai bahan kain agak tebal ukurannya kurang lebar dikit berasa bukan thanks
Data kemeja	pengiriman lama, pesanan tidak sesuai dgn apa yg dipesan. kecewa sama barang yg dtng tdk sesuai pdhal produk terkenal.	pengiriman lama, pesanan tidak sesuai dgn apa yg dipesan. kecewa sama barang yg dtng tdk sesuai pdhal produk terkenal.	pengiriman lama pesanan tidak sesuai dgn apa yg dipesan kecewa sama barang yg dtng tdk sesuai pdhal produk terkenal

3.2.3. Stopwords removal

Stopwords removal merupakan tahapan untuk menghilangkan kata hubung, berikut merupakan data elektronik, data pakaian yang dilakukan *stopwords removal:*

Tabel 3. 3 tabel stopword removal 4 data elektronik dan data pakaian

Data	Komentar (ulasan)	*Casefolding*	*Punctuation removal*	*Stopwords removal*
Data hp	terkecoh banget sama variannya ternyata yang di klik 9a. bukan 9c. semoga awet deh ya hpnya. thx seller	terkecoh banget sama variannya ternyata yang di klik 9a. bukan 9c. semoga awet deh ya hpnya. thx seller	terkecoh banget sama variannya ternyata yang di klik a bukan c semoga awet deh ya hpnya thx seller	terkecoh banget variannya klik a c semoga awet deh ya hpnya thx seller
Data laptop	terima kasih gan barang sudah mendarat dengan selamat 👍👍 ada beberapa dent yang seperti nya bekas jatuh dan juga ada keyboard yang coak seperti	terima kasih gan barang sudah mendarat dengan selamat 👍👍 ada beberapa dent yang seperti nya bekas jatuh dan juga ada keyboard yang coak	terima kasih gan barang sudah mendarat dengan selamat ada beberapa dent yang seperti nya bekas jatuh dan juga ada keyboard yang coak seperti kena rokok	terima kasih gan barang mendarat selamat dent nya bekas jatuh keyboard coak kena rokok

	kena rokok.	seperti kena rokok.		
Data kaos	Kiriman cepat sampai. Bahan kain agak tebal. Ukurannya kurang lebar dikit, berasa bukan 52. Thanks	kiriman cepat sampai. bahan kain agak tebal. ukurannya kurang lebar dikit, berasa bukan 52. thanks	kiriman cepat sampai bahan kain agak tebal ukurannya kurang lebar dikit berasa bukan thanks	kiriman cepat bahan kain tebal ukurannya lebar dikit berasa thanks
Data kemeja	pengiriman lama, pesanan tidak sesuai dgn apa yg dipesan. kecewa sama barang yg dtng tdk sesuai pdhal produk terkenal.	pengiriman lama, pesanan tidak sesuai dgn apa yg dipesan. kecewa sama barang yg dtng tdk sesuai pdhal produk terkenal.	pengiriman lama pesanan tidak sesuai dgn apa yg dipesan kecewa sama barang yg dtng tdk sesuai pdhal produk terkenal	pengiriman pesanan sesuai dgn dipesan kecewa barang dtng tdk sesuai pdhal produk terkenal

3.2.4. Stemming

Stemming merupakan tahapan transformasi teks data kata menjadi ke bentuk dasar, berikut merupakan beberapa data elektronik, data pakaian yang dilakukan *stemming*:

Tabel 3. 4 *tabel* stemming *4 data elektronik dan data pakaian.*

Data	Komentar (ulasan)	*Casefolding*	*Punctuation removal*	*Stopwords removal*	*Stemming*
Data hp	terkecoh banget sama variannya ternyata yang di klik 9a. bukan 9c. semoga awet deh ya hpnya. thx seller	terkecoh banget sama variannya ternyata yang di klik 9a. bukan 9c. semoga awet deh ya hpnya. thx seller	terkecoh banget sama variannya ternyata yang di klik a bukan c semoga awet deh ya hpnya thx seller	terkecoh banget variannya klik a c semoga awet deh ya hpnya thx seller	kecoh banget varian klik a c moga awet deh ya hpnya thx seller
Data laptop	terima kasih gan barang sudah mendarat dengan selamat 👍👍 ada beberapa dent yang seperti nya bekas	terima kasih gan barang sudah mendarat dengan selamat 👍👍 ada beberapa dent yang seperti nya bekas jatuh	terima kasih gan barang sudah mendarat dengan selamat ada beberapa dent yang seperti nya bekas jatuh	terima kasih gan barang mendarat selamat dent nya bekas jatuh keyboard coak kena rokok	terima kasih gan barang darat selamat dent nya bekas jatuh keyboard coak kena rokok

	jatuh dan juga ada keyboard yang coak seperti kena rokok.	dan juga ada keyboard yang coak seperti kena rokok.	dan juga ada keyboard yang coak seperti kena rokok		
Data kaos	Kiriman cepat sampai. Bahan kain agak tebal. Ukuranny a kurang lebar dikit, berasa bukan 52. Thanks	kiriman cepat sampai. bahan kain agak tebal. ukurannya kurang lebar dikit, berasa bukan 52. thanks	kiriman cepat sampai bahan kain agak tebal ukurannya kurang lebar dikit berasa bukan thanks	kiriman cepat bahan kain tebal ukurannya lebar dikit berasa thanks	kirim cepat bahan kain tebal ukur lebar dikit asa thanks
Data kemej a	pengirima n lama, pesanan tidak sesuai dgn apa yg dipesan. kecewa sama barang yg dtng tdk sesuai pdhal	pengiriman lama, pesanan tidak sesuai dgn apa yg dipesan. kecewa sama barang yg dtng tdk sesuai pdhal	pengiriman lama pesanan tidak sesuai dgn apa yg dipesan kecewa sama barang yg dtng tdk sesuai pdhal	pengirima n pesanan sesuai dgn dipesan kecewa barang dtng tdk sesuai pdhal produk terkenal	kirim pesan sesuai dgn pes kecewa barang dtng tdk sesuai pdhal produk kenal

	produk terkenal.	produk terkenal.	produk terkenal		

3.2.5. Pembobotan kata

Pada tahap ini melakukan pembobotan kata dilakukan setelah *casefolding, punctuation removal, stopwords removal, stemming*. Pembobotan kata dilakukan untuk pemodelan *machine learning*, cara kerja tahap ini memecah kalimat data teks menjadi per kata atau *term*, mengitung kemunculan *term* disetiap dokumen, menghitung *inverse document frequency* dengan rumus komputasi sebagai berikut:

n = jumlah data

df = Total kemunculan frekuensi kata di setiap dokumen

tf = kemunculan frekuensi kata di setiap dokumen

$$TFIDF_{(term)} = tf_{(document)} * IDF$$

$$IDF_{(term)} = log10(n/df)$$

Berikut meerupakan perhitungan *term frequency inverse document* kata "sesuai":

$$IDF_{(sesuai)} = log10(4/1) = 0{,}6020599913279624$$

$TFIDF_{(sesuai\ D4)} = 2 * 0{,}6020599913279624 = 1{,}2041199826559248$

$TFIDF_{(sesuai\ D1)} = 0 * 0{,}6020599913279624 = 0$

$TFIDF_{(sesuai\ D2)} = 0 * 0{,}6020599913279624 = 0$

$TFIDF_{(sesuai\ D3)} = 0 * 0{,}6020599913279624 = 0$

Tabel 3. 5 tabel pembobotan kata

Term	tf				df	n/ df	idf	tfidf			
	D 1	D 2	D 3	D 4				D1	D2	D3	D4
sesuai	0	0	0	2	1	4	0,6020599913279624	0	0	0	1,2041199826

											559248
klik	1	0	0	0	1	4	0,6020599913279624	0,6020599913279624	0	0	0
deh	1	0	0	0	1	4	0,6020599913279624	0,6020599913279624	0	0	0
banget	1	0	0	0	1	4	0,6020599913279624	0,6020599913279624	0	0	0
kirim	0	0	1	1	2	2	0,3010299956639812			0,30102999566398 12	0,301029956639812
kain	0	0	1	0	1	4	0,6020599913279624			0,60205999 13279624	
terima	0	1	0	0	1	4	0,6020599913279624		0,60205999 13279624		
bahan	0	0	1	0	1	4	0,6020599913279624			0,60205999 13279624	
ya	1	0	0	0	1	4	0,6020599913279624	0,6020599913279624			

dikit	0	0	1	0	1	4	0,6020599913279624			0,60205999 13279624	
varian	1	0	0	0	1	4	0,6020599913279624	0,6020599913279624			
barang	0	1	0	1	2	2	0,3010299956639812		0,301 02999 56639 812		0,30 1029 9956 6398 12
dgn	0	0	0	1	1	4	0,6020599913279624				0,60 2059 9913 2796 24
darat	0	1	0	0	1	4	0,6020599913279624		0,602 05999 13279 624		
lebar	0	0	1	0	1	4	0,6020599913279624			0,602 05999 13279 624	
kecewa	0	0	0	1	1	4	0,6020599913279624			0.602 05999 13279 624	
dent	0	1	0	0	1	4	0,6020599913279624		0,602 05999		

									13279624		
keyboard	0	1	0	0	1	4	0,6020599913279624		0,60205999 13279624		
tebal	0	0	1	0	1	4	0,6020599913279624			0,60205999 13279624	
hpnya	1	0	0	0	1	4	0,6020599913279624	0,6020599913279624			
seller	1	0	0	0	1	4	0,6020599913279624	0.6020599913279624			
jatuh	0	1	0	0	1	4	0,6020599913279624		0,60205999 13279624		
kasih	0	1	0	0	1	4	0,6020599913279624		0,60205999 13279624		
gan	0	1	0	0	1	4	0,6020599913279624		0,60205999 13279624		
awet	1	0	0	0	1	4	0,6020599913279624	0,6020599913279624			

kenal	0	0	0	1	1	4	0,602059 9913279 624			0,602 05999 13279 624	
thx	1	0	0	0	1	4	0,602059 9913279 624	0,602059 9913279 624			
produ k	0	0	0	1	1	4	0,602059 9913279 624				0,60 2059 9913 2796 24
cepat	0	0	1	0	1	4	0,602059 9913279 624			0,602 05999 13279 624	
coak	0	1	0	0	1	4	0,602059 9913279 624	0,602059 9913279 624			
tdk	0	0	0	1	1	4	0,602059 9913279 624				0,60 2059 9913 2796 24
thanks	0	0	1	0	1	4	0,602059 9913279 624			0,602 05999 13279 624	
asa	0	0	1	0	1	4	0,602059 9913279 624			0,602 05999 13279 624	

rokok	0	1	0	0	1	4	0,6020599913279624		0,6020599913279624		
kecoh	1	0	0	0	1	4	0,6020599913279624	0,6020599913279624			
selamat	0	1	0	0	1	4	0,6020599913279624		0,6020599913279624		
pesan	0	0	0	1	1	4	0,6020599913279624				0,6020599913279624
kena	0	1	0	0	1	4	0,6020599913279624		0,6020599913279624		
nya	0	1	0	0	1	4	0,6020599913279624		0,6020599913279624		
ukur	0	0	1	0	1	4	0,6020599913279624			0,6020599913279624	
moga	1	0	0	0	1	4	0,6020599913279624	0,6020599913279624			

bekas	0	1	0	0	1	4	0,602059 9913279 624		0,602 05999 13279 624		
dtng	0	0	0	1	1	4	0,602059 9913279 624				0,60 2059 9913 2796 24
pdhal	0	0	0	1	1	4	0,602059 9913279 624				0,60 2059 9913 2796 24
pes	0	0	0	1	1	4	0,602059 9913279 624				0,60 2059 9913 2796 24

3.3. Pemodelan

Pada tahap pemodelan merupakan tahap untuk melatih data menggunakan *machine learning* pada penelitian ini menggunakan *decision tree, naives bayes, k-neareast neighbor*.

3.3.1. Naives bayes

Pada tahap ini menggunakan *machine learninng naives*, berikut melakukan perhitungan *navies bayes*:

Tabel 3. 6 tabel kata dan label untuk naives bayes

Kata	*Term frequency inverse document*	Label

lebar	0,6020599913279624	netral
awet	0,6020599913279624	positif
selamat	0,6020599913279624	positif
sesuai	1,2041199826559248	negatif

Berikut menghitung label positif:

$$p(awet|positif) = \frac{0{,}6020599913279624}{2}$$
$$= 0{,}3010299956639812$$
$$p(selamat|positif) = \frac{0{,}6020599913279624}{2}$$
$$= 0{,}3010299956639812$$

Berikut menghitung label netral:

$$p(lebar|netral) = \frac{0{,}6020599913279624}{1}$$
$$= 0{,}6020599913279624$$

Berikut menghitung label negatif:

$$p(sesuai|negatif) = \frac{1{,}2041199826559248}{1}$$
$$= 1{,}2041199826559248$$

Melakukan proses klasifikasi “selamat awet”, berikut perhitungannya:

$$p(N|positif) = 0{,}3010299956639812 * 0{,}3010299956639812$$
$$= 0{,}09061905828945654$$
$$p(N|netral) = 0 * 0 = 0$$
$$p(N|negatif) = 0 * 0 = 0$$

Pada tabel 3.6 merupakan tabel *term inverse document frequncy* yang diambil hanya 4 data saja, serta diberikan label netral, positif, negatif. Hasil probbilitas yang sudah didapatkan klasifikasi dari “selamat awet”

berlabel positif, karena probalitias positif lebih besar daripada label netral maupun label negatif.

3.3.2. Decision tree

Pada tahap pembelajaran mesin *decision tree* atau pohon keputusan, dilakukan perhitungan menggunakan pembobotan kata pada tabel 3.7 sebagai berikut:

Tabel 3. 7 tabel kata dan label untuk *decision tree*

Kata	*Term frequency inverse document*	Label
lebar	0,6020599913279624	netral
awet	0,6020599913279624	positif
selamat	0,6020599913279624	positif
sesuai	1,2041199826559248	negatif

Karena *term frequency inverse document* adalah tipe data numerikal maka dilakukan normalisasi dengan cara mencari rata-rata:

$$rata - rata\ tfidf_{(lebardanawet)} = \frac{0{,}6020599913279624+0{,}6020599913279624}{2}$$

$$= 0{,}6020599913279624$$

$$rata - rata\ tfidf_{(awet\ dan\ selamat)} = \frac{0.6020599913279624+1.2041199826559248}{2}$$

$$= 0{,}9030900000000001$$

Tabel 3. 8 normalisasi

Kata	*Term frequency inverse document*	normalisasi	Label
lebar	0,6020599913279624	0,6020599913279624	netral
awet	0,6020599913279624		positif
selamat	0,6020599913279624	0,9030900000000001	positif
sesuai	1,2041199826559248		negatif

Perhitungan normalisasi dilakukan, maka selanjutnya menghitung gini impurity:

Probabilitas (gini) < 0,6020599913279624: 0 positif, 0 netral, 0 negatif:

Gini impurity < 0,6020599913279624 =

$$1 - (0/0)^2 - (0/0)^2 - (0/0)^2$$

$$= 0$$

Probabilitas (gini) > 0,6020599913279624: 0 positif, 0 netral, 1negatif:

Gini impurity > 0,6020599913279624 =

$$1 - (0/1)^2 - (0/1)^2 - (1/1)^2 = 0$$

Total gini impurity = $(0/1) * 0 + (1/1) * 0 = 0$

Probabilitas (gini) < 0,9030900000000001: 2 positif, 1 netral, 0 negatif:

Gini impurity < 0,9030900000000001 =

$$1 - (2/3)^2 - (1/3)^2 - (0/3)^2 = 0{,}444$$

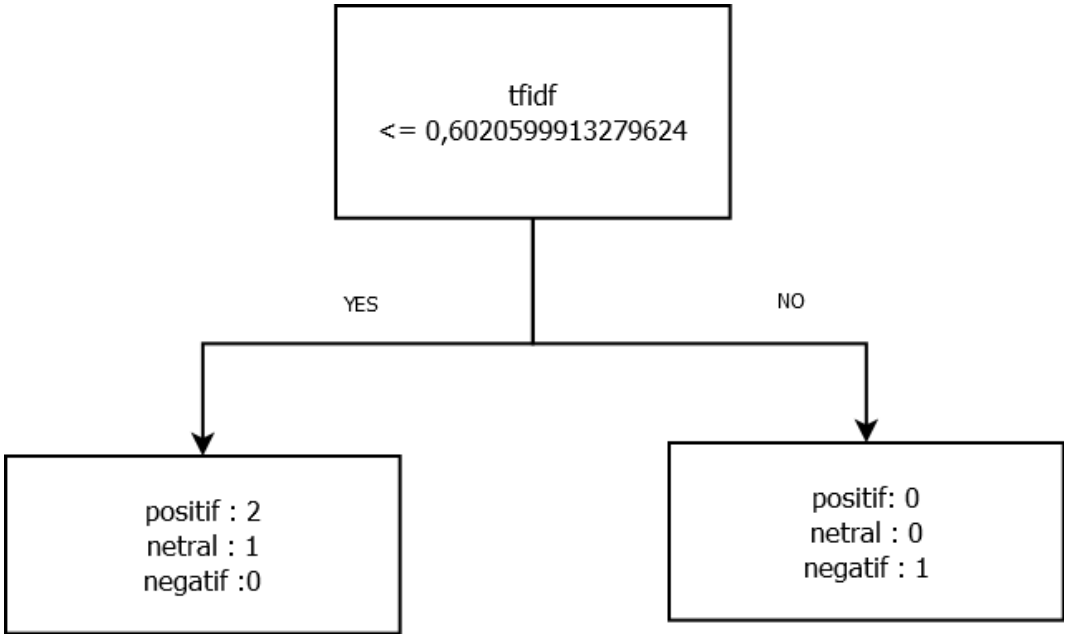
Probabilitas (gini) > 0,9030900000000001: 0 positif, 0 netral, 1 negatif:

Gini impurity > 0,9030900000000001=

$$1 - (0/1)^2 - (0/1)^2 - (1/1)^2 = 0$$

Total *gini impurity* = $(3/4) * 0{,}44 + (1/4) * 0 = 0{,}33$

Gini impurity term frequency inverse document <0,6020599913279624 lebih kecil, berikut pohon keputusan pada gambar 3.1.



Gambar 3.1 decision tree

Pada gambar 3.1 dapat dilihat sesudah mencari nilai *gini impurity* maka dibuat *plot* pohon keputusan, karena *term frequency inverse document* sebagai pembatas adalah < 0,6020599913279624 maka jika benar:

1. label positif ada 2
2. label netral ada 2
3. label negatif tidak ada

jika bernilai salah:

1. label positif tidak ada
2. label positif tidak ada
3. label negatif ada 1

3.3.3. K-nearest neighbor

Pada tahap pembelajaran mesin *k-nearest neighbor*. *K-nearest neighbor* bekerja berdasarkan label dari nilai K tetangga terdekat. Berikut perhitungan *k-nearest neighbor*:

Tabel 3. 9 tabel bobot kata untuk k nearest neighbour

Term	tf				df	n/ df	idf	tfidf			
	D 1	D 2	D 3	D 4				D1	D2	D3	D4

lebar	0	0	1	0	1	4	0,6020599913279624			0,6020599913279624	
awet	1	0	0	0	1	4	0,6020599913279624	0,6020599913279624			
selamat	0	1	0	0	1	4	0,6020599913279624		0,6020599913279624		
sesuai	0	0	0	2	1	4	0,6020599913279624	0	0	0	1,2041199826559248

Mencari kueri “lebar sesuai” menghasilkan kelas, menghitung similiaritas menggunakan *cosine similiarity*:

$$Query_{(lebar)} = 0{,}6020599913279624$$

$$Query_{(sesuai)} = 1{,}2041199826559248$$

$$CosSim(q, d_j) = \frac{\overrightarrow{d_j}\overrightarrow{q}}{\left|\overrightarrow{d_j}\right|\left|\vec{q}\right|} = \frac{\sum_{i=1}^{t}(w_{ij} * w_{iq})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{t} w_{ij}^2 . \sum_{i=1}^{t} w_{iq}^2}}$$

Tabel 3. 10 tabel bobot kata hasil kalkulasi jarak

Term	Wij*wiq				Wij^2				Wiq^2
	D1	D2	D3	D4	D1	D2	D3	D4	Q
lebar	0	0	0,60205999	0			0,3624762331578261		0,3624762331578261

			13279624				6029223613581376		6029223613581376
awet	0	0	0	0	0,3624762331578261602922361358376				
selamat	0	0	0	0		0,3624762331578261602922361358376			
sesuai	0	0	0	1,4499049326313046411689445432 5504	0	0	0	1,4499049326313046411689445432 5504	1,4499049326313046411689445432 5504
Total			0,6020599913279624	1,4499049326313046411	0,3624762331578261	0,3624762331578261	0,3624762331578261602922	1,4499049326313046411689	1,8123811657891308014611

				16894 45432 5504	6160 2922 3613 5813 76	6160 2922 3613 5813 76	361358 1376	445432 5504	806790 688

$$CosSim(d3, q_{lebar})$$

$$= \frac{0{,}6020599913279624}{\sqrt{0{,}6020599913279624 + 1{,}81238116578913}}$$

$$= \frac{0{,}6020599913279624}{1{,}34394195}$$

$$= 0{,}44798065223573263$$

$$CosSim(d4, q_{sesuai})$$

$$= \frac{1{,}4499049326313046411689445432 5504}{\sqrt{1{,}44990493263134 + 1{,}81238116578913}}$$

$$= \frac{1{,}4499049326313046411689445432 5504}{1{,}8061799739838873}$$

$$= 0{,}8027466551039498$$

Diurutkan dengan nilai terbesar, maka Dokumen 4 mempunyai nilai paling besar dibanding dokumen 3, kemudian dilakukan perankingan:

$$D4 = 0{,}8027466551039498$$

$$D3 = 0{,}44798065223573263$$

Ambil nilai K = 1

$$D4 = kelas\ atau\ labelnya\ adalah\ negatif$$

Kesimpulan bahwa kueri “lebar sesuai” menghasilkan kelas negatif.

3.2. Evaluasi

Pada tahap ini melakukan evaluasi dari tahap pemodelan, berikut perhitungan evaluasi

1. Evaluasi *naives bayes*

   Dari hasil prediksi sebagai berikut:

Menghasilkan *true positive* (TP) 1, *false negative* (FP) 0, *false positive* (FP) 0, *true negative* (TN) 0

$$recall = \frac{1}{1+0} = 1$$

$$precision = \frac{1}{1+0} = 1$$

$$acc = \frac{1+0}{1+0+0+0} = 1$$

Tabel 3. 11 tabel confusion matrix evaluasi *naives bayes*

Kelas	Prediksi positif	Prediksi netral	Prediksi negatif
Kelas Asli: positif	1	0	0
Kelas Asli: netral	0	0	0
Kelas Asli: negatif	0	0	0

2. Evaluasi *decision tree*

Dari hasil prediksi sebagai berikut:

Menghasilkan *true positive* (TP) 1, *false negative* (FP) 0, *false positive* (FP) 0, *true negative* (TN) 0

$$acc = \frac{1+0}{1+0+0+0} = 1$$

$$precision = \frac{1}{1+0} = 1$$

$$recall = \frac{1}{1+0} = 1$$

Tabel 3. 12 tabel *confusion matrix* evaluasi *decision tree*

Kelas	Prediksi positif	Prediksi netral	Prediksi negatif
Kelas Asli: positif	2	0	0
Kelas Asli: netral	0	0	0
Kelas Asli: negatif	0	0	2

3. Evaluasi *k nearest neighbor*

   Dari hasil prediksi sebagai berikut:

   Menghasilkan *true positive* (TP) 1, *false negative* (FP) 0, *false positive* (FP) 0, *true negative* (TN) 0

$$acc = \frac{1 + 0}{1 + 0 + 0 + 0} = 1$$

$$precision = \frac{1}{1 + 0} = 1$$

$$recall = \frac{1}{1 + 0} = 1$$

Tabel 3. 13 tabel confusion matrix evaluasi k nearest neighbor

Kelas	Prediksi positif	Prediksi netral	Prediksi negatif
Kelas Asli: positif	2	0	0
Kelas Asli:	0	0	0

netral			
Kelas Asli: negatif	0	0	2

DAFTAR PUSTAKA

Apriani, R., Gustian, D., Program, S., Sistem, I., Putra, U. N., Indonesia, S., Raya, J., Kaler, C., 21, N., & Sukabumi, K. (2019). ANALISIS SENTIMEN DENGAN NAÏVE BAYES TERHADAP KOMENTAR APLIKASI TOKOPEDIA. *Jurnal Rekayasa Teknologi Nusa Putra*, *6*(1), 54–62. https://doi.org/10.52005/REKAYASA.V6I1.86

Apriliani, D., Abidin, T., Sutanta, E., Hamzah, A., & Somantri, O. (2020). Sentiment analysis for assessment of hotel services review using feature selection approach based-on decision tree. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, *11*(4), 240–245. https://doi.org/10.14569/IJACSA.2020.0110432

Bahassine, S., Madani, A., Al-Sarem, M., & Kissi, M. (2020). Feature selection using an improved Chi-square for Arabic text classification. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, *32*(2), 225–231. https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2018.05.010

Bourequat, W., & Mourad, H. (2021). Sentiment Analysis Approach for Analyzing iPhone Release using Support Vector Machine. *International Journal of Advances in Data and Information Systems*, *2*(1), 36–44. https://doi.org/10.25008/ijadis.v2i1.1216

Cahyaningtyas, C., Nataliani, Y., & Widiasari, I. R. (2021). Analisis Sentimen Pada Rating Aplikasi Shopee Menggunakan Metode Decision Tree Berbasis SMOTE. *AITI*, *18*(2), 173–184. https://doi.org/10.24246/AITI.V18I2.173-184

Cunningham, P., & Delany, S. J. (2021). K-Nearest Neighbour Classifiers-A Tutorial. In *ACM Computing Surveys* (Vol. 54, Issue 6). Association for Computing Machinery. https://doi.org/10.1145/3459665

Deviyanto, A., & Wahyudi, M. D. R. (2018). PENERAPAN ANALISIS SENTIMEN PADA PENGGUNA TWITTER MENGGUNAKAN METODE K-NEAREST NEIGHBOR. *JISKA (Jurnal Informatika Sunan Kalijaga)*, *3*(1), 1. https://doi.org/10.14421/jiska.2018.31-01

Dwiki, A., Putra, A., & Juanita, S. (2021). Analisis Sentimen pada Ulasan

pengguna Aplikasi Bibit Dan Bareksa dengan Algoritma KNN. *JATISI (Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi)*, *8*(2), 636–646. https://doi.org/10.35957/JATISI.V8I2.962

Dyo fatra, A. H., Hayatin, N. H., & Aditya, C. S. K. (2020). Analisa Sentimen Tweet Berbahasa Indonesia Dengan Menggunakan Metode Lexicon Pada Topik Perpindahan Ibu Kota Indonesia. *Jurnal Repositor*, *2*(7), 977. https://doi.org/10.22219/repositor.v2i7.937

El Mohadab, M., Bouikhalene, B., & Safi, S. (2019). Predicting rank for scientific research papers using supervised learning. *Applied Computing and Informatics*, *15*(2), 182–190. https://doi.org/10.1016/j.aci.2018.02.002

Fidan, H. (2020). Grey Relational Classification of Consumers' Textual Evaluations in E-Commerce. *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, *15*(1), 48–65. https://doi.org/10.4067/S0718-18762020000100105

Filcha, A., & Hayaty, M. (2019). Implementasi Algoritma Rabin-Karp untuk Pendeteksi Plagiarisme pada Dokumen Tugas Mahasiswa. *JUITA : Jurnal Informatika*, *7*(1), 25. https://doi.org/10.30595/juita.v7i1.4063

Firdaus, M. F. El, Nurfaizah, N., & Sarmini, S. (2022). Analisis Sentimen Tokopedia Pada Ulasan di Google Playstore Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classifier dan K-Nearest Neighbor. *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, *9*(5), 1329–1336. https://doi.org/10.30865/JURIKOM.V9I5.4774

Gian, M., & Ikate, S. (2021). Development of Electronic Business From the Historical Point of View of an E-Commerce Concept. *Journal Dimensie Management and Public Sector*, *2*(2), 19–24. https://doi.org/10.48173/jdmps.v2i2.91

Handayani, R. N. (2021). Optimasi Algoritma Support Vector Machine untuk Analisis Sentimen pada Ulasan Produk Tokopedia Menggunakan PSO. *Media Informatika*, *20*(2), 97–108. https://doi.org/10.37595/MEDIAINFO.V20I2.59

Hasnain, M., Pasha, M. F., Ghani, I., Imran, M., Alzahrani, M. Y., & Budiarto, R. (2020). Evaluating Trust Prediction and Confusion Matrix Measures for Web Services Ranking. *IEEE Access*, *8*, 90847–90861.

https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2994222

Hassani, H., Beneki, C., Unger, S., Mazinani, M. T., & Yeganegi, M. R. (2020). Text mining in big data analytics. *Big Data and Cognitive Computing*, *4*(1), 1–34. https://doi.org/10.3390/bdcc4010001

Kabiru, I. N., & Sari, P. K. (2019). Analisa Konten Media Sosial E-commerce Pada Instagram Menggunakan Metode Sentiment Analysis Dan Lda-based Topic Modeling (studi Kasus: Shopee Indonesia). *EProceedings of Management*, *6*(1).

Kang, S. (2021). K-nearest neighbor learning with graph neural networks. *Mathematics*, *9*(8). https://doi.org/10.3390/math9080830

KURNIAWAN, R., & APRILIANI, A. (2020). ANALISIS SENTIMEN MASYARAKAT TERHADAP VIRUS CORONA BERDASARKAN OPINI DARI TWITTER BERBASIS WEB SCRAPER. *Jurnal INSTEK (Informatika Sains Dan Teknologi)*, *5*(1), 67. https://doi.org/10.24252/instek.v5i1.13686

Lee, C. S., Cheang, P. Y. S., & Moslehpour, M. (2022). Predictive Analytics in Business Analytics: Decision Tree. *Advances in Decision Sciences*, *26*(1), 1–29. https://doi.org/10.47654/V26Y2022I1P1-30

Merinda Lestandy, Abdurrahim Abdurrahim, & Lailis Syafa'ah. (2021). Analisis Sentimen Tweet Vaksin COVID-19 Menggunakan Recurrent Neural Network dan Naïve Bayes. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, *5*(4), 802–808. https://doi.org/10.29207/resti.v5i4.3308

Nofiyanti, E., & Oki Nur Haryanto, E. M. (2021). Analisis Sentimen terhadap Penanggulangan Bencana di Indonesia. *Jurnal Ilmiah SINUS*, *19*(2), 17. https://doi.org/10.30646/sinus.v19i2.563

Pajri, D., Umaidah, Y., & Padilah, T. N. (2020). K-Nearest Neighbor Berbasis Particle Swarm Optimization untuk Analisis Sentimen Terhadap Tokopedia. *Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, *6*(2). https://doi.org/10.28932/jutisi.v6i2.2658

Panhalkar, A. R., & Doye, D. D. (2022). Optimization of decision trees using modified African buffalo algorithm. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, *34*(8), 4763–4772.

https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2021.01.011

Pintoko, B. M., & Lhaksmana, K. M. (2018). Analisis Sentimen Jasa Transportasi Online Pada Twitter Menggunakan Metode NaÃ¯ve Bayes Classifier. *EProceedings of Engineering*, *5*(3). https://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/view/7447

Pradana, A. W., & Hayaty, M. (2019). The Effect of Stemming and Removal of Stopwords on the Accuracy of Sentiment Analysis on Indonesian-language Texts. *Kinetik: Game Technology, Information System, Computer Network, Computing, Electronics, and Control*, 375–380. https://doi.org/10.22219/kinetik.v4i4.912

Pravina, A. M., Cholissodin, I., & Adikara, P. P. (2019). Analisis Sentimen Tentang Opini Maskapai Penerbangan pada Dokumen Twitter Menggunakan Algoritme Support Vector Machine (SVM). *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, *3*(3), 2789–2797. http://j-ptiik.ub.ac.id

Ramadhan, N. G., & Ramadhan, T. I. (2022). Analysis Sentiment Based on IMDB Aspects from Movie Reviews using SVM. *Sinkron*, *7*(1), 39–45. https://doi.org/10.33395/sinkron.v7i1.11204

Raschka, S. (2018). *Model Evaluation, Model Selection, and Algorithm Selection in Machine Learning*. https://arxiv.org/abs/1811.12808v3

Reddy, K. N., & Reddy, D. B. I. (2021). Restaurant Review Classification Using Naives Bayes Model. *Journal of University of Shanghai for Science and Technology*, *23*(08), 646–656. https://doi.org/10.51201/JUSST/21/08443

Ricky, R. D. M., Kawung, E., & Goni, S. Y. V. . (2021). Dampak Aplikasi Belanja Online (Online Shop) di Masa Pandemi Covid-19 Terhadap Minat Belanja Masyarakat di Kelurahan Girian Weru Ii Kecamatan Girian Kota Bitung Provinsi Sulawesi Utara. *Jurnal Ilmiah*, *1*(ilmiah).

Romli, I., Prameswari R, S., & Kamalia, A. Z. (2021). Sentiment Analysis about Large-Scale Social Restrictions in Social Media Twitter Using Algoritm K-Nearest Neighbor. *Jurnal Online Informatika*, *6*(1), 96. https://doi.org/10.15575/join.v6i1.670

Rozi, F. N., & Sulistyawati, D. H. (2019). KLASIFIKASI BERITA HOAX PILPRES MENGGUNAKAN METODE MODIFIED K-NEAREST NEIGHBOR DAN PEMBOBOTAN MENGGUNAKAN TF-IDF. *KONVERGENSI*, *15*(1). https://doi.org/10.30996/KONV.V15I1.2828

Septian, J. A., Fachrudin, T. M., & Nugroho, A. (2019). Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Polemik Persepakbolaan Indonesia Menggunakan Pembobotan TF-IDF dan K-Nearest Neighbor. *INSYST: Journal of Intelligent System and Computation*, *1*(1), 43–49. https://doi.org/10.52985/INSYST.V1I1.36

Septiani, L., & Sibaroni, Y. (2019). Sentiment Analysis Terhadap Tweet Bernada Sarkasme Berbahasa Indonesia. *Jurnal Linguistik Komputasional*, *2*(2), 62–67. https://doi.org/10.26418/JLK.V2I2.23

Vicari, M., & Gaspari, M. (2021). Analysis of news sentiments using natural language processing and deep learning. *AI and Society*, *36*(3), 931–937. https://doi.org/10.1007/s00146-020-01111-x

Wankhade, M., Rao, A. C. S., & Kulkarni, C. (2022). A survey on sentiment analysis methods, applications, and challenges. *Artificial Intelligence Review*, *55*(7), 5731–5780. https://doi.org/10.1007/s10462-022-10144-1

Watrianthos, R., Suryadi, S., Irmayani, D., Nasution, M., & Simanjorang, E. F. S. (2019). Sentiment Analysis Of Traveloka App Using Naïve Bayes Classifier Method. *INTERNATIONAL JOURNAL OF SCIENTIFIC & TECHNOLOGY RESEARCH*, *8*, 7. www.ijstr.org

Yun, H. (2021). Prediction model of algal blooms using logistic regression and confusion matrix. *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, *11*(3), 2407–2413. https://doi.org/10.11591/ijece.v11i3.pp2407-2413

Zamzami, F. N., Adiwijaya, A., & P, M. D. (2021). Analisis Sentimen Terhadap Review Film Menggunakan Metode Modified Balanced Random Forest dan Mutual Information. *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, *5*(2), 415. https://doi.org/10.30865/mib.v5i2.2844

Zhang, S., Zhang, D., Zhong, H., & Wang, G. (2020). A multiclassification model of sentiment for e-commerce reviews. *IEEE Access*, *8*, 189513–189526.

https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3031588