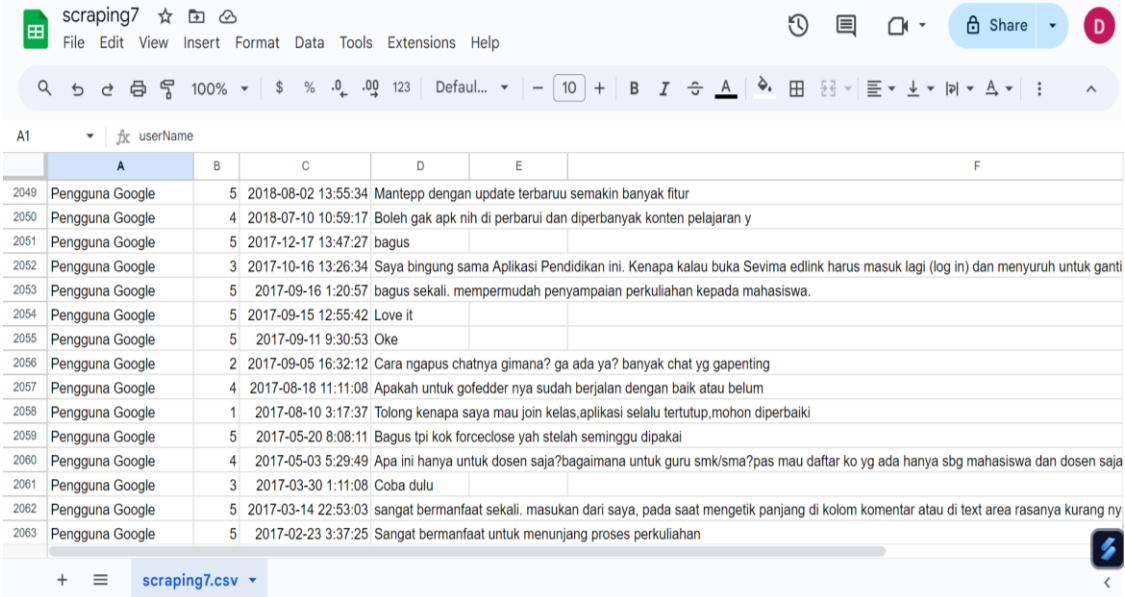


BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Hasil

4.1.1 Pengumpulan Data

Data ulasan Aplikasi EdLink sebanyak 2.063 dikumpulkan menggunakan teknik scraping. Metode scraping digunakan untuk mengambil data secara otomatis dari sumbernya.



	A	B	C	D	E	F
2049	Pegguna Google	5	2018-08-02 13:55:34	Mantepp dengan update terbaru semakin banyak fitur		
2050	Pegguna Google	4	2018-07-10 10:59:17	Boleh gak apk nih di perbarui dan diperbanyak konten pelajaran y		
2051	Pegguna Google	5	2017-12-17 13:47:27	bagus		
2052	Pegguna Google	3	2017-10-16 13:26:34	Saya bingung sama Aplikasi Pendidikan ini. Kenapa kalau buka Sevima edlink harus masuk lagi (log in) dan menyuruh untuk ganti		
2053	Pegguna Google	5	2017-09-16 1:20:57	bagus sekali. mempermudah penyampaian perkuliahan kepada mahasiswa.		
2054	Pegguna Google	5	2017-09-15 12:55:42	Love it		
2055	Pegguna Google	5	2017-09-11 9:30:53	Oke		
2056	Pegguna Google	2	2017-09-05 16:32:12	Cara ngapus chatnya gimana? ga ada ya? banyak chat yg gapenting		
2057	Pegguna Google	4	2017-08-18 11:11:08	Apakah untuk gofедder nya sudah berjalan dengan baik atau belum		
2058	Pegguna Google	1	2017-08-10 3:17:37	Tolong kenapa saya mau join kelas, aplikasi selalu tertutup, mohon diperbaiki		
2059	Pegguna Google	5	2017-05-20 8:08:11	Bagus tpi kok forceclose yah setelah seminggu dipakai		
2060	Pegguna Google	4	2017-05-03 5:29:49	Apa ini hanya untuk dosen saja? bagaimana untuk guru smk/sma? pas mau daftar ko yg ada hanya sbg mahasiswa dan dosen saja		
2061	Pegguna Google	3	2017-03-30 1:11:08	Coba dulu		
2062	Pegguna Google	5	2017-03-14 22:53:03	sangat bermanfaat sekali. masukan dari saya, pada saat mengetik panjang di kolom komentar atau di text area rasanya kurang ny		
2063	Pegguna Google	5	2017-02-23 3:37:25	Sangat bermanfaat untuk menunjang proses perkuliahan		

Gambar 4. 1 Hasil Scraping

4.1.2 Preprocessing

Preprocessing data dilakukan untuk membersihkan, mengubah, dan menyiapkan data mentah agar sesuai untuk analisis atau penggunaan lebih lanjut oleh model atau algoritma. Setelah proses preprocessing, jumlah data bersih menjadi 1.976. Contoh tabel 4.2 menunjukkan tahapan preprocessing seperti cleaned, case folding, tokenizing, normalisasi, stopwords, dan stemming.

Tabel 4. 1 Hasil Preprocessing

No	Ulasan	Cleaned	Normalisasi	Stopword	Stemming
1.	Bagus sekali aku jadi mudah dalam mengump ulkan tugas kuliah	[bagus, sekali, aku, jadi, mudah, dalam, mengumpulk an, tugas, kuliah]	[bagus, sekali, aku, jadi, mudah, dalam, mengumpulkan, tugas, kuliah]	[bagus, mudah, mengumpulka n, tugas, kuliah]	[bagus, mudah, kumpul, tugas, kuliah]
2.	Setelah update apk nya crash, login balik semua tugas yg udah kekumpul malah hilang semua???? ?	[setelah, update, apk, nya, crash, login, balik, semua, tugas, yg, udah, kekumpul, malah, hilang, semua]	[setelah, update, aplikasi, nya, tabrak, masuk, balik, semua, tugas, yang, sudah, kekumpul, malah, hilang, semua]	[update,a plikasi, nya,t abrak, masuk, tugas, kekumpul, hilang]	[update, aplikasi, nya, tabrak, masuk, tugas, kumpul, hilang]

4.1.3 Pelabelan

Pelabelan dilakukan menggunakan 2 metode yaitu pelabelan berdasarkan *rating* dan pelabelan secara manual.

stemmed_text	score	Label
[materi, bagi, dosen, tugas, teman, kirim, edl...	2	Negatif
[hp, install, kakak]	1	Negatif
[bagus, mudah, kumpul, tugas, kuliah]	5	Positif
[akun, tugas, kirim, dosen, muncul, mohon, sol...	1	Negatif
[apknya, bagus, bantu, tidak tahu, saya, fitur...	4	Positif
[ya, data, milik, hilang, mengupdate, aplikasi...	2	Negatif
[update, aplikasi, nya, tabrak, masuk, tugas, ...	2	Negatif
[aplikasi, tidak jelas, pas, masuk, gabisa, id...	1	Negatif

Gambar 4. 2 Hasil Pelabelan Menggunakan Rating

stemming	Label
materi bagi dosen tugas teman kirim edlin akun...	positif
hp install kakak	positif
bagus mudah kumpul tugas kuliah	positif
akun tugas kirim dosen muncul mohon solusi	negatif
apknya bagus bantu tidak tahu saya fitur kuis ...	negatif

Gambar 4. 3 Hasil Pelabelan secara Manual

4.1.4 Pembobotan TF-IDF

Pembobotan TF-IDF dilakukan untuk mengubah kata-kata hasil preprocessing stemming menjadi representasi numerik, memperhitungkan seberapa sering kata tersebut muncul dalam sebuah dokumen dan seberapa umumnya kata tersebut di seluruh dokumen.

(2, 939)	0.4246815658253015
(2, 941)	0.5854453743945501
(2, 1182)	0.44975621908305513
(2, 140)	0.364960677779511
(2, 1891)	0.376061601760975
(3, 1708)	0.4695950886350809
(3, 1170)	0.33891030986798193
(3, 1188)	0.3979876610292919
(3, 45)	0.39948147027221365
(3, 874)	0.3758619571622227
(3, 1891)	0.28337830267717906
(3, 456)	0.35364552577767383
(4, 41)	0.2043052918079268
:	:
(2057, 2021)	0.3821749858717924
(2057, 1340)	0.3145477280424066
(2057, 140)	0.22053184152822858
(2058, 1700)	0.4228686800213221
(2058, 1695)	0.40672015679436835
(2058, 340)	0.3038514445370735
(2058, 891)	0.35528580066572096
(2058, 634)	0.325499924319215

Gambar 4. 4 Hasil Transformasi TF-ID

4.1.5 Pemodelan Training dan Testing

Pemodelan train dan test dilakukan untuk melatih dan menguji model pada dataset yang dibagi menjadi dua bagian: data latih dan data uji. Dalam tabel di bawah ini, pembagian dataset menjadi data latih sebesar 90% dan data uji sebesar 10% menghasilkan akurasi tertinggi karena memberikan model cukup data untuk belajar pola yang mendasari tetapi juga memberikan kesempatan untuk diuji pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Dengan demikian, proporsi tersebut menciptakan keseimbangan yang baik antara melatih model dengan data yang cukup banyak dan menguji model dengan data yang memungkinkan generalisasi yang baik. Ini membantu mengidentifikasi seberapa baik model dapat melakukan prediksi pada data yang baru dan tidak terlihat sebelumnya.

Tabel 4. 1 Hasil Akurasi SVM dengan Pelabelan Rating

No	Data Latih	Data Uji	Akurasi SVM
1.	<u>90%</u>	<u>10%</u>	<u>86.36%</u>
2.	80%	20%	85.35%
3.	70%	30%	84.32%
4.	60%	40%	82.93%
5.	50%	50%	82.89%

Tabel 4. 2 Hasil Akurasi SVM dengan Pelabelan Manual

No	Data Latih	Data Uji	Akurasi SVM
1.	<u>90%</u>	<u>10%</u>	<u>90.91%</u>
2.	80%	20%	89.90%
3.	70%	30%	89.38%
4.	60%	40%	88.75%
5.	50%	50%	86.65%

4.1.6 Confusion Matrix

Confusion matrix digunakan untuk memudahkan perhitungan akurasi dengan memberikan informasi tentang jumlah data uji yang terklasifikasi dengan benar dan yang salah oleh model klasifikasi, seperti dalam kasus penggunaan metode SVM pada pembagian data **90:10**. Dalam konteks ini, True Negative (TN) adalah jumlah prediksi negatif yang benar, False Positive (FP) adalah jumlah prediksi positif yang salah, False Negative (FN) adalah jumlah prediksi negatif yang salah, dan True Positive (TP) adalah jumlah prediksi positif yang benar. Dengan nilai confusion matrix yang telah disajikan, akurasi model dapat dihitung, seperti dalam kasus pelabelan menggunakan *rating* akurasi mencapai 86.36%, yang berarti dari total 198 ulasan

yang diujikan, model SVM berhasil mengklasifikasikan 171 ulasan dengan benar. Sedangkan pelabelan manual akurasi mencapai 90.91%, yang berarti dari total 198 ulasan yang diujikan, model SVM berhasil mengklasifikasikan 180 ulasan dengan benar

Rumus untuk menghitung nilai akurasi (A) dari sebuah model klasifikasi adalah :

$$Akurasi = \frac{Jumlah\ prediksi\ benar}{Jumlah\ semua\ data\ uji} \times 100\%$$

Diperoleh perhitungannya sebagai berikut :

$$\begin{aligned} Akurasi &= 102 + 69 / 198 \times 100\% \\ &= 171 / 198 \times 100\% \\ &= 86.36\% \end{aligned}$$

$$Akurasi = \frac{Jumlah\ prediksi\ benar}{Jumlah\ semua\ data\ uji} \times 100\%$$

Diperoleh perhitungannya sebagai berikut :

$$\begin{aligned} Akurasi &= 88 + 92 / 207 \times 100\% \\ &= 180 / 198 \times 100\% \\ &= 90.91\% \end{aligned}$$

Berikut dibawah ini merupakan confusion matrix hasil akurasi dengan pelabelan manual dan pelabelan dengan rating berdasarkan perbandingan data 90% : 10%.

```

Akurasi Model SVM : 0.8636363636363636
Confusion Matrix:
[[102  7]
 [ 20 69]]
=====

Classification Report:
              precision    recall  f1-score   support

   Negatif      0.84      0.94      0.88      109
   Positif      0.91      0.78      0.84      89

 accuracy              0.86      198
 macro avg      0.87      0.86      0.86      198
 weighted avg   0.87      0.86      0.86      198

Akurasi Cross-Validation: 82.17%

```

Gambar 4. 5 Confusion Matrix Pelabelan Rating

```

Akurasi Model SVM : 0.9090909090909091
Confusion Matrix:
[[88 11]
 [ 7 92]]
=====

Classification Report:
              precision    recall  f1-score   support

   negatif      0.93      0.89      0.91      99
   positif      0.89      0.93      0.91      99

 accuracy              0.91      198
 macro avg      0.91      0.91      0.91      198
 weighted avg   0.91      0.91      0.91      198

Akurasi Cross-Validation: 87.12%

```

Gambar 4. 6 Confusion Matrix Pelabelan Manual

Dari data di atas, dapat dilihat bahwa untuk kelas negatif, precision sebesar 0.93 mengindikasikan bahwa sekitar 93% dari ulasan yang diklasifikasikan sebagai negatif memang benar-benar negatif. F1-score sebesar 0.91 mencerminkan rata-rata harmonik dari precision dan recall untuk kelas negatif.

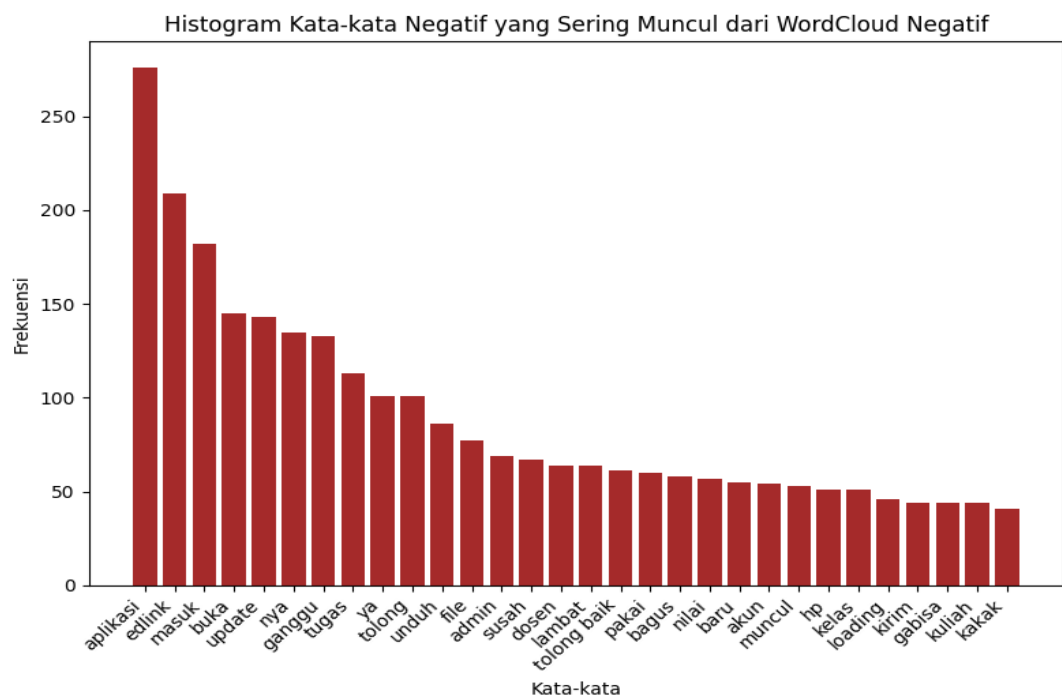
Sementara itu, untuk kelas positif, precision sebesar 0.89 menunjukkan bahwa sekitar 89% dari ulasan yang diklasifikasikan sebagai positif memang benar-benar positif. Recall sebesar 0.93 mengindikasikan bahwa sekitar 93% dari semua kasus positif berhasil ditemukan oleh model. F1-score sebesar 0.91 mencerminkan rata-rata harmonik dari precision dan recall untuk kelas positif.

Kedua kelas memiliki F1-score yang relatif tinggi, menandakan bahwa model memiliki keseimbangan yang baik antara precision dan recall dalam mengklasifikasikan ulasan sentimen baik positif maupun negatif.

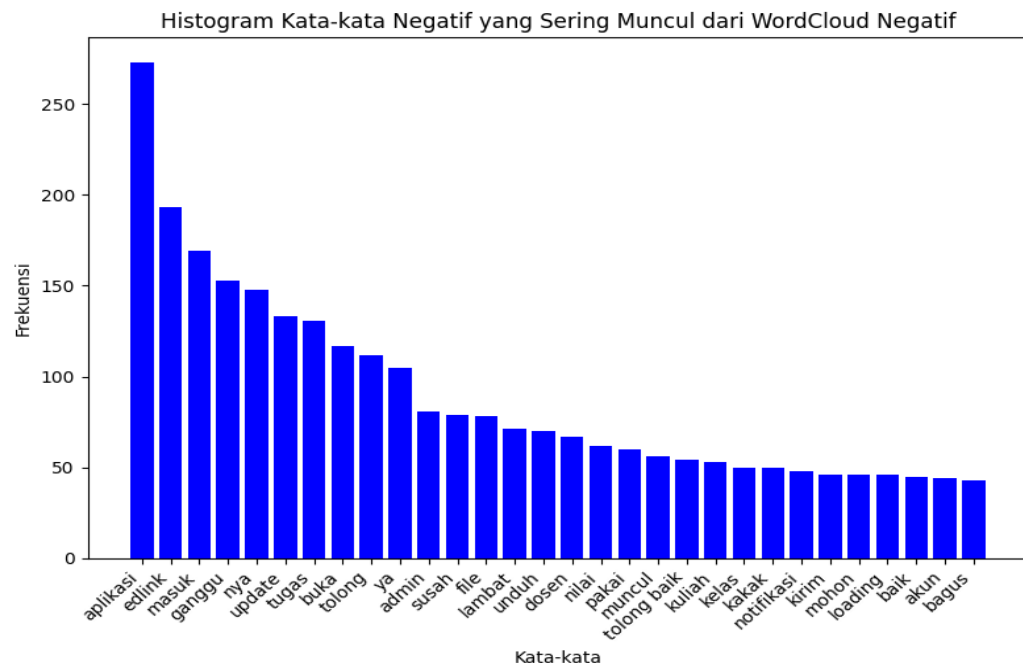
4.1.6 Visualisasi

a. Negatif

Diagram kata dari ulasan negatif aplikasi Edlink memberikan gambaran visual tentang kata-kata yang paling umum dalam ulasan yang mendapat rating rendah (1, 2, dan 3). Dalam diagram dibawah menunjukkan kata-kata negatif yang sering terdapat pada ulasan pengguna aplikasi Edlink.



Gambar 4. 7 Diagram kata Negatif dari hasil Pelabelan Rating

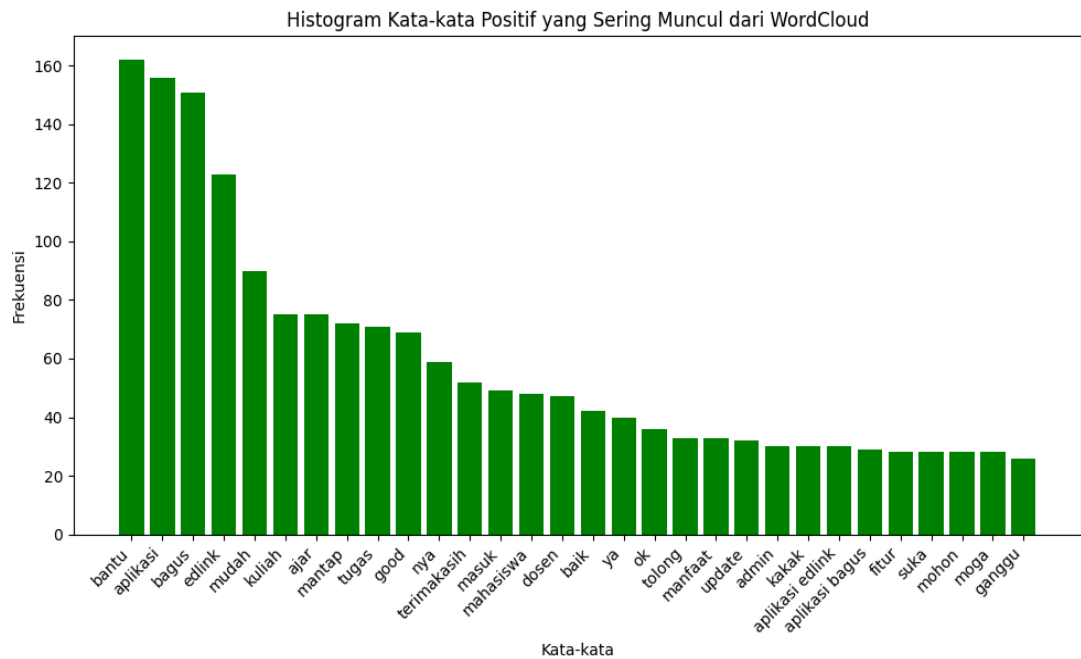


Gambar 4. 8 Diagram kata Negatif dari hasil Pelabelan Manual

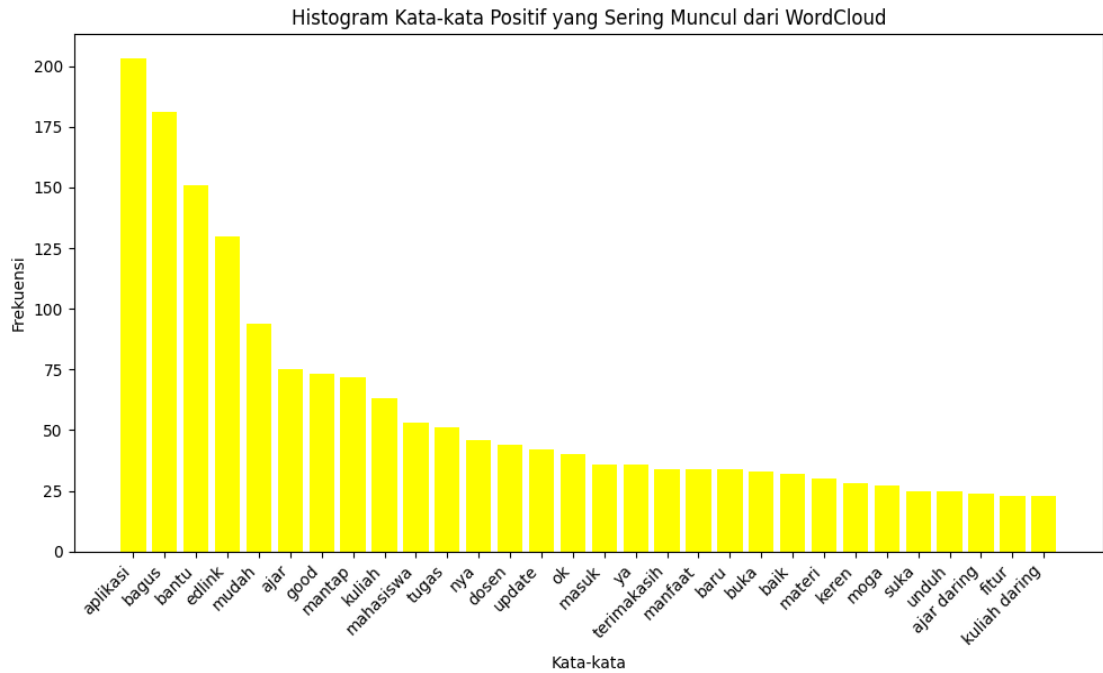
Dalam klasifikasi ulasan negatif berdasarkan pelabelan secara manual dan rating aplikasi EdLink, kata-kata yang paling sering muncul meliputi "aplikasi", "edlink", "ganggu" dan "update" dan kata lainnya. Kata ini menggambarkan sentimen negatif pengguna terhadap aplikasi tersebut dan menjadi topik yang sering dibahas oleh pengguna EdLink. Visualisasi kumpulan kata juga disajikan dalam bentuk wordcloud.

b. Positif

Dengan menganalisis diagram kata yang dihasilkan dari ulasan positif pengguna aplikasi Edlink, pengguna atau peneliti dapat dengan mudah melihat kata-kata yang paling umum atau dominan dalam ulasan tersebut. Proses pemberian label positif kepada ulasan pengguna aplikasi Edlink didasarkan pada rating 4 dan 5 dan secara manual. Hasil analisis tersebut kemudian divisualisasikan dalam bentuk diagram kata, yang menampilkan kata-kata positif yang sering muncul dalam ulasan-ulasan tersebut.



Gambar 4. 11 Diagram kata Positif dari hasil Pelabelan Rating



Gambar 4. 12 Diagram kata Positif dari hasil Pelabelan Manual

Dari hasil klasifikasi ulasan positif aplikasi EdLink, beberapa kata yang paling sering muncul termasuk "bantu", "bagus" dan "aplikasi" serta kata-kata lainnya. Kata-kata ini mencerminkan sentimen positif dari pengguna terhadap aplikasi tersebut dan juga menjadi topik pembicaraan yang sering diulas oleh pengguna EdLink. Kumpulan kata juga ditampilkan dalam bentuk wordcloud sebagai berikut :

c. Diagram Fishbone

Berdasarkan evaluasi terhadap ulasan negatif yang didapat, maka dapat diidentifikasi berbagai masalah yang terkait dengan aplikasi EdLink. Diidentifikasi menggunakan diagram tulang ikan, yang menelaah faktor-faktor utama seperti MANUSIA, TEKNOLOGI, PROSES, dan KEBIJAKAN. Berikut adalah ringkasan hasil temuan tersebut :

Fishbone Diagram



Gambar 4. 15 Diagram Fishbone

Berdasarkan analisis diagram tulang ikan yang telah disusun, rencana tindakan yang diajukan untuk menyelesaikan permasalahan tersebut adalah sebagai berikut:

Tabel 4. 3 Rencana Pemecahan Masalah

No.	Faktor	Permasalahan	Rencana Pemecahan Masalah
1.	Teknologi	Bug dan error pada aplikasi.	Memperbaiki bug dan error.

		Masalah jaringan.	Meningkatkan stabilitas dan kinerja aplikasi.
		Server down.	Meningkatkan kapasitas server.
		Batasan format file yang didukung.	Memperluas format file yang didukung.
		Ketidakkcocokan aplikasi dengan versi Android/iOS.	Menambahkan fitur dan fungsionalitas yang dibutuhkan pengguna.
		Tampilan dan desain aplikasi yang kurang user-friendly.	Meningkatkan tampilan dan desain aplikasi agar lebih user-friendly.
2.	Manusia	Kesalahan pengguna saat login, update aplikasi, atau penggunaan fitur.	Lebih teliti saat login dan update.
		Kurangnya pengetahuan tentang cara menggunakan aplikasi.	Mencari tahu tentang fitur aplikasi.
		Lupa kata sandi.	Mencatat agar tidak lupa.
		Kesalahan dalam memilih format file saat mengunggah tugas.	Teliti dalam melihat format yang disediakan.
3.	Kebijakan	Kebijakan universitas terkait penggunaan Edlink.	Bekerjasama dengan universitas untuk memastikan kebijakan penggunaan Edlink yang konsisten dan efektif.

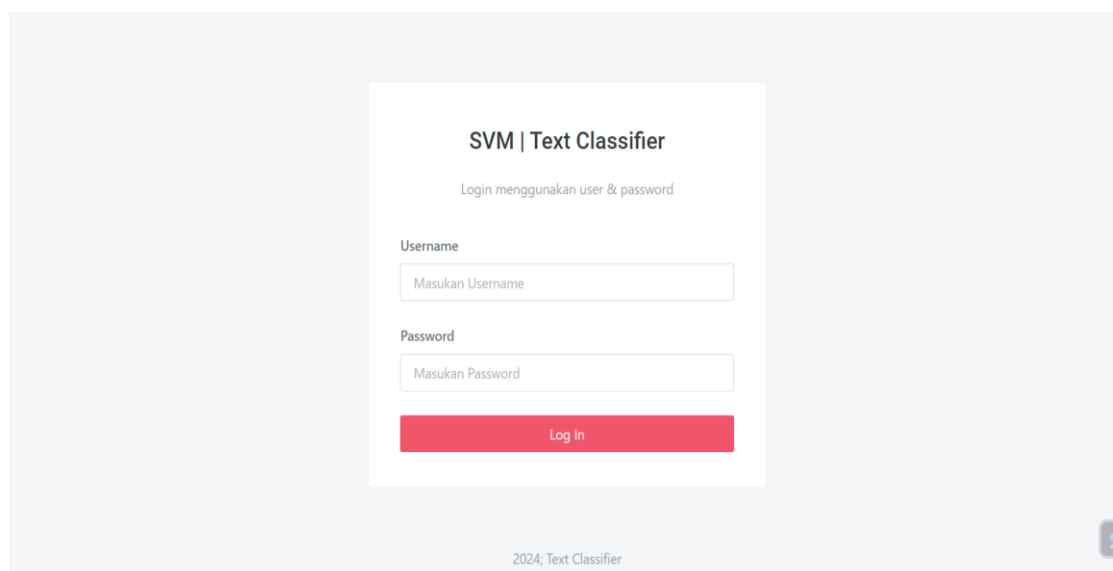
4.	Proses	Sistem notifikasi yang kurang efektif.	Meningkatkan sistem notifikasi.
		Kurangnya fitur dan fungsionalitas aplikasi	Menambahkan fitur dan fungsionalitas yang dibutuhkan pengguna.
		Proses pemulihan data yang lambat.	Meningkatkan stabilitas dan kinerja aplikasi.

4.2 Implementasi Sistem

Penelitian ini menghasilkan analisis sentimen menggunakan algoritma SVM yang diintegrasikan dalam sebuah website. Berikut adalah antarmuka pengguna (user interface) dari website tersebut.

4.2.1 Halaman Login

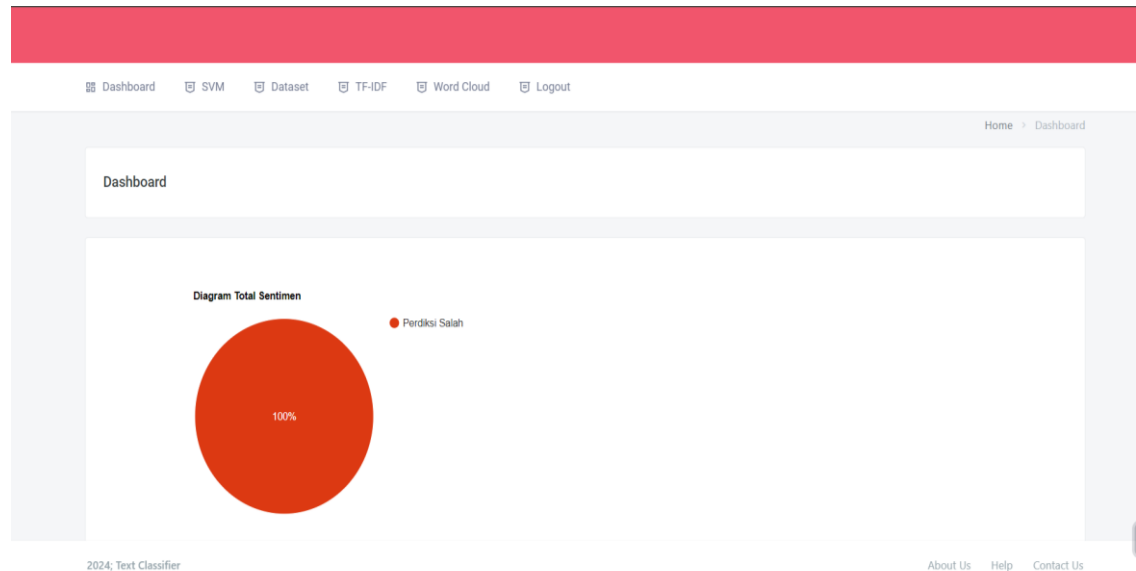
Halaman ini menampilkan laman login, dimana user dapat memasukan username dan password.



Gambar 4. 16 Tampilan Halaman Login

4.2.2 Halaman Beranda

Halaman ini menampilkan tampilan awal yang memungkinkan pengguna untuk mengakses berbagai menu dan submenu yang ada dalam sistem.

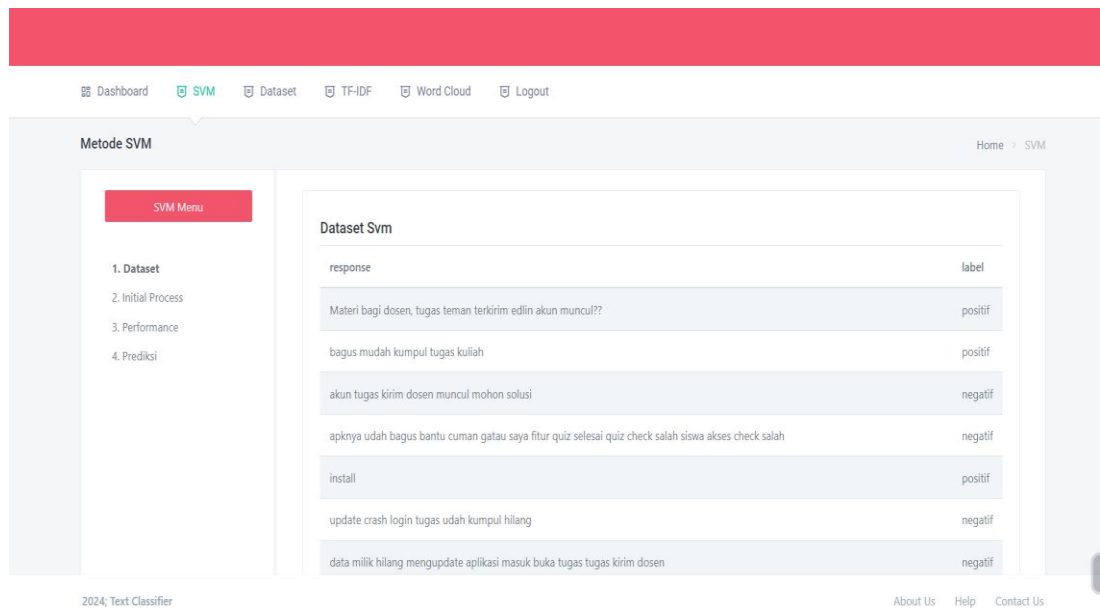


Gambar 4. 17 Tampilan Halaman Beranda

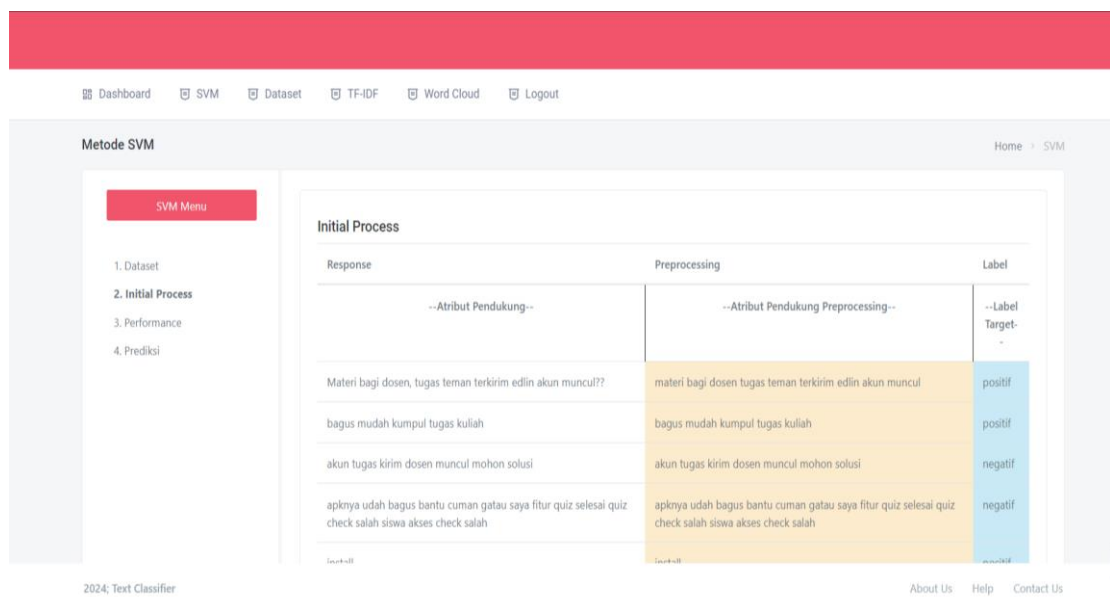
Terdapat diagram pie pada halaman dashboard, diagram ini menunjukkan presentase hasil akurasi. Sistem memiliki lima pilihan menu utama, yang mencakup dashboard, SVM, Dataset, TF-IDF, Wordcloud, dan Logout.

4.2.3 Halaman Menu SVM

Halaman ini berisi sub menu pada menu utama SVM. Yang pertama terdapat sub menu Dataset berisikan data yang telah ter-input pada sistem.

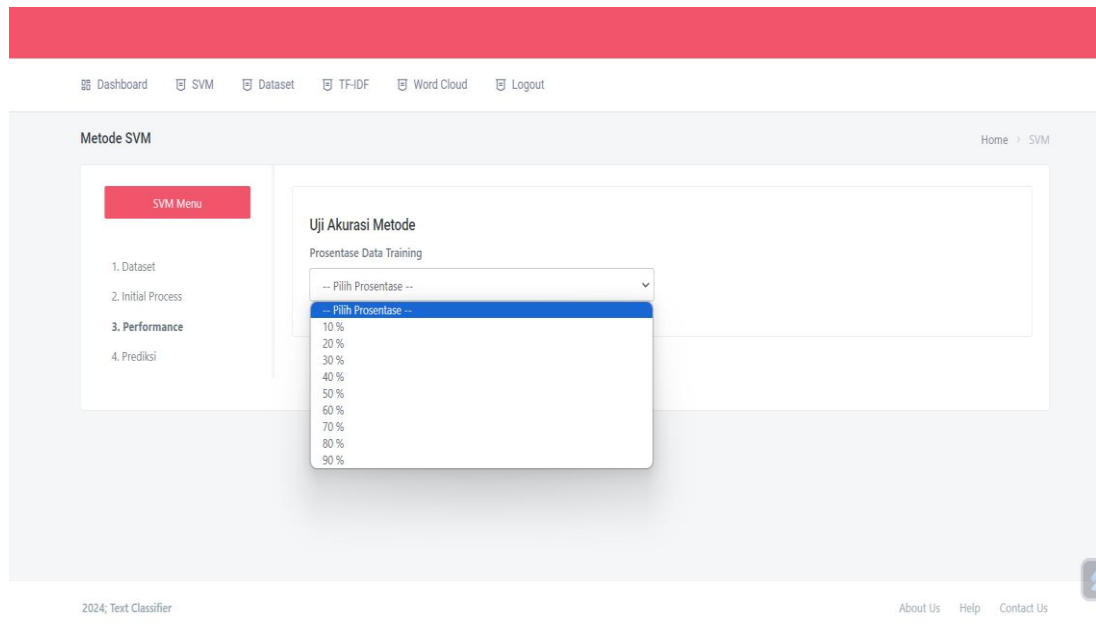


Gambar 4. 18 Tampilan Menu SVM



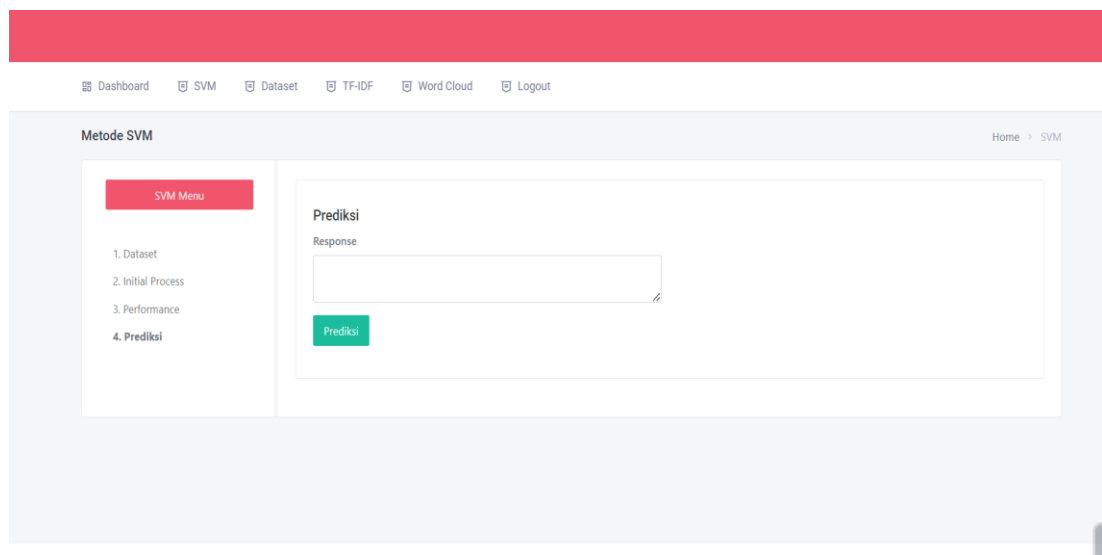
Gambar 4. 19 Tampilan Sub Menu Initial Process

Yang kedua terdapat sub menu *initial process*, yaitu sub menu yang berisikan data yang belum melalui tahap *pre-processing* dan data yang telah di *pre-processing* sistem beserta labeling.



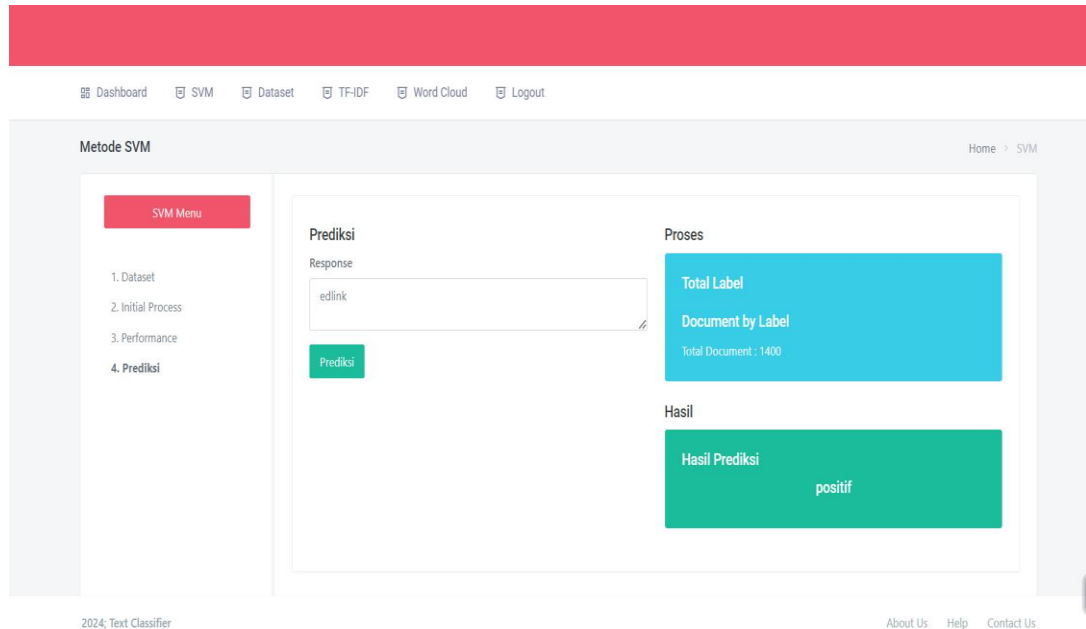
Gambar 4. 20 Tampilan Sub Menu Performance

Yang ketiga terdapat sub menu *performance*, yaitu sub menu yang terdapat proses training beserta pilihan presentase split data yang akan dipilih.



Gambar 4. 21 Tampilan Sub Menu Prediksi (klasifikasi)

Dan yang ke empat terdapat sub menu prediksi, yaitu sub menu untuk melakukan prediksi sentimen berdasarkan dataset yang telah diproses sebelumnya.

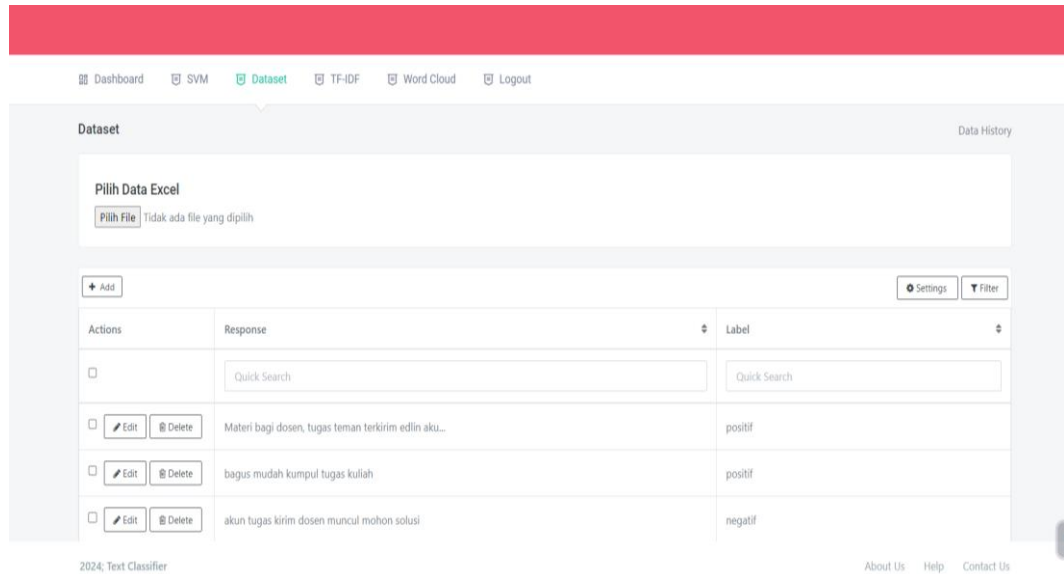


Gambar 4. 22 Tampilan Hasil Sub Menu Prediksi

Gambar 4.7 merupakan contoh prediksi yang muncul berdasarkan proses pengolahan dataset sentimen.

4.2.4 Halaman Menu Dataset

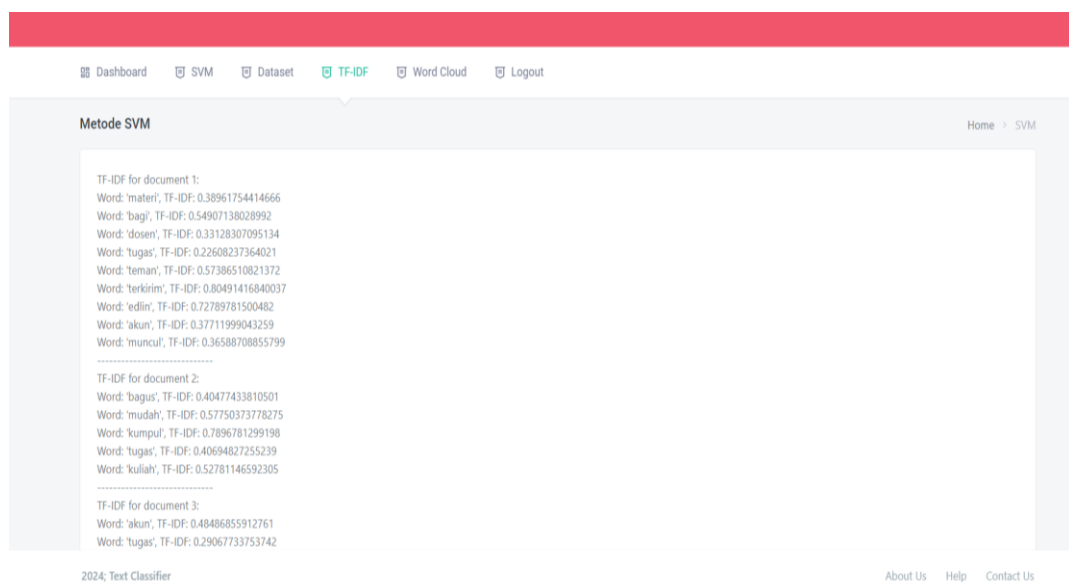
Halaman ini merupakan halaman untuk mengupload dataset berupa file excel, terdapat juga bagian untuk 'edit' dan 'hapus' pada dataset yang telah di upload.



Gambar 4. 23 Tampilan Menu Upload Dataset

4.2.5 Halaman Menu TF-IDF

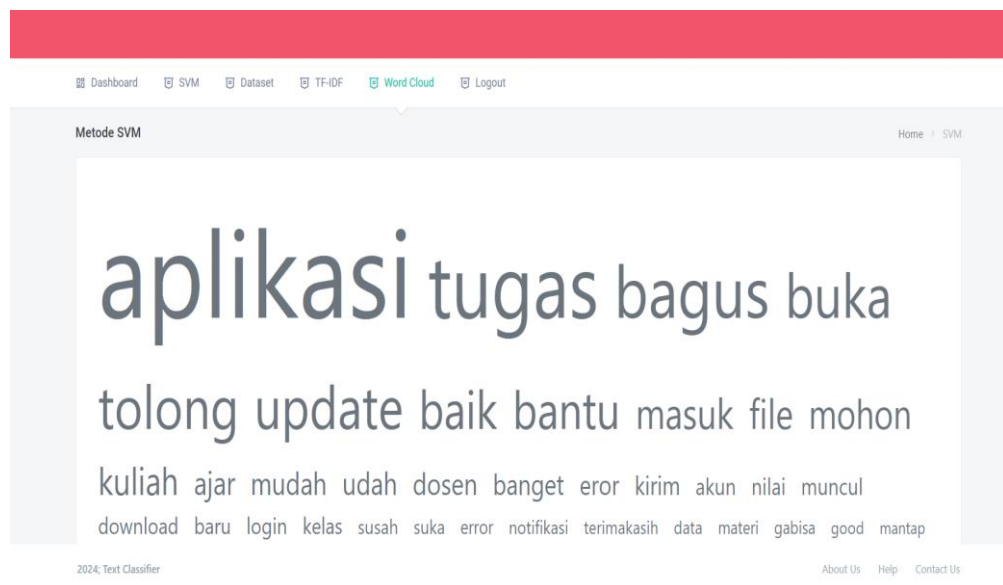
Di dalam halaman ini, terdapat dokumen bobot kata yang menggambarkan konversi setiap kata dalam sentimen menjadi vektor numerik. Setiap kata diubah menjadi representasi angka dalam bentuk vektor untuk memahami dan menganalisis sentimen.



Gambar 4. 24 Tampilan Menu TF-IDF

4.2.6 Halaman Menu WordCloud

Halaman ini menampilkan representasi visual dari kata-kata yang paling sering muncul dalam dataset. Ukuran kata dalam wordcloud mencerminkan frekuensi kemunculannya: semakin besar kata tersebut, semakin sering kata tersebut muncul dalam dataset sentimen. Sebaliknya, semakin kecil kata tersebut, semakin jarang kata tersebut digunakan dalam dataset.



Gambar 4. 25 Tampilan Menu Word Cloud

4.3 Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa spesifikasi pengumpulan kebutuhan, perancangan website, serta pengujian website telah dilaksanakan dan sesuai dengan kebutuhan pengguna. Meskipun demikian, dalam pembangunan website analisis sentimen, terdapat sejumlah kelebihan dan kekurangan yang perlu diperhatikan.

4.3.1 Pengujian

Pengujian dilakukan untuk melihat hasil website apakah berjalan sesuai proses.

Tabel 4. 4 Pengujian Black Box

No.	Input	Proses	Output	Hasil
1.	Halaman Login	Tes Login user memasukan ide dan password.	User berhasil login.	Berhasil
2.	Menu Utama	Menampilkan menu yang tersedia.	Menampilkan halaman utama berisi diagram pie dan pilihan menu.	Berhasil
3.	Halaman Dataset	Tes edit dan hapus dataset.	Menampilkan halaman dataset yang sudah ter isi.	Berhasil
4.	Halaman Upload Dataset	Terhubung dengan drive untuk memilih dataset.	Terdapat pilihan menu proses. Data berhasil ter input dan tampil.	Berhasil
5.	Halaman Menu SVM	Menampilkan pilihan menu proses	Menampilkan halaman menu pilihan.	Berhasil
6.	Halaman TF-IDF	Menghitung setiap kata dalam dokumen menjadi bentuk numerik.	Menampilkan Hasil TF – IDF.	Berhasil
7.	Halaman WordCloud	Memproses daftar kata yang paling sering muncul pada dataset.	Menampilkan halaman hasil wordcloud.	Berhasil
8.	Halaman Initial Process	Melakukan pre process pada dataset.	Menampilkan halaman berisi dataset yang telah di proses.	Berhasil

Tabel 4. 5 Pengujian Black Box

No.	Input	Proses	Output	Hasil
9.	Halaman Train dan Test	Melakukan pemisahan data train dan data test.	Menampilkan halaman berisi data train dan test.	Berhasil
10.	Halaman Klasifikasi	Memproses klasifikasi menurut dataset yang telah diproses sebelumnya.	Menampilkan halaman klasifikasi negatif/positif	Berhasil
11.	Halaman Confusion Matrix	Melakukan perhitungan confusion matrix.	Menampilkan hasil confusion matrix.	Berhasil
12.	Halaman Diagram Pie	Memproses hasil akurasi dan ditampilkan.	Menampilkan hasil akurasi dengan diagram pie.	Berhasil
13.	Halaman Log Out	Test Log Out user.	Berhasil log out.	Berhasil

4.4 Kelebihan dan Kekurangan

Berikut adalah beberapa kelebihan dan kekurangan dari situs web yang telah dibuat:

4.4.1 Kelebihan

- a. Sistem dapat melakukan analisis sentimen menggunakan SVM.
- b. Antarmuka pengguna yang sederhana dan mudah digunakan.
- c. Kemampuan untuk mengklasifikasikan ulasan menjadi negatif atau positif.

4.4.2 Kekurangan

- a. Sistem keamanan yang masih rendah.

- b. Dataset yang digunakan yang sudah terdapat labeling atau labeling dilakukan secara manual dan sudah melalui tahap preprocessing lengkap.