

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Subjek dan Objek Penelitian

Subjek dari penelitian ini yaitu pengguna dari produk Lacoco Watermelon Glow Mask. Dimana subjek akan melakukan *review* produk di dalam situs Female Daily dan Sociolla. Objek penelitian ini adalah komentar para pengguna produk Lacoco Watermelon Glowmask pada situs kecantikan yaitu Female Daily dan Sociolla.

3.2 Alat dan Bahan Penelitian

3.2.1 Alat

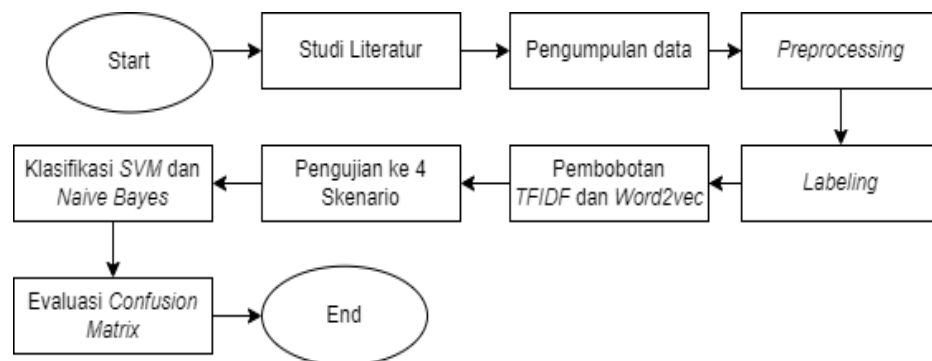
Peneliti menggunakan perangkat keras berupa laptop dengan spesifikasi Core i5 7th Gen, Graphic card NVIDIA GEFORCE dan RAM 4GB dan pada penelitian ini perangkat lunak yang digunakan yaitu *Jupyter Notebook*, *Google Colab*, *Microsoft Excel* dan *Web browser*.

3.2.2 Bahan

Data opini masyarakat tentang produk Lacoco yang diambil dari situs Female Daily dan Sociolla sebagai sumber data penelitian.

3.3 Diagram Alir Penelitian

Penelitian yang dilakukan penulis terdapat beberapa tahapan untuk melakukan analisis sentimen. Metode yang dilakukan dalam klasifikasi adalah yang pertama ada tahap *preprocessing*, selanjutnya penulis menggunakan metode klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM) dan *Naïve Bayes* sedangkan untuk pembobotan menggunakan TF-IDF dan *Word2Vec* dengan menggunakan 4 skenario Adapun tahapan yang penulis lakukan seperti yang dijelaskan pada Gambar 3.1.



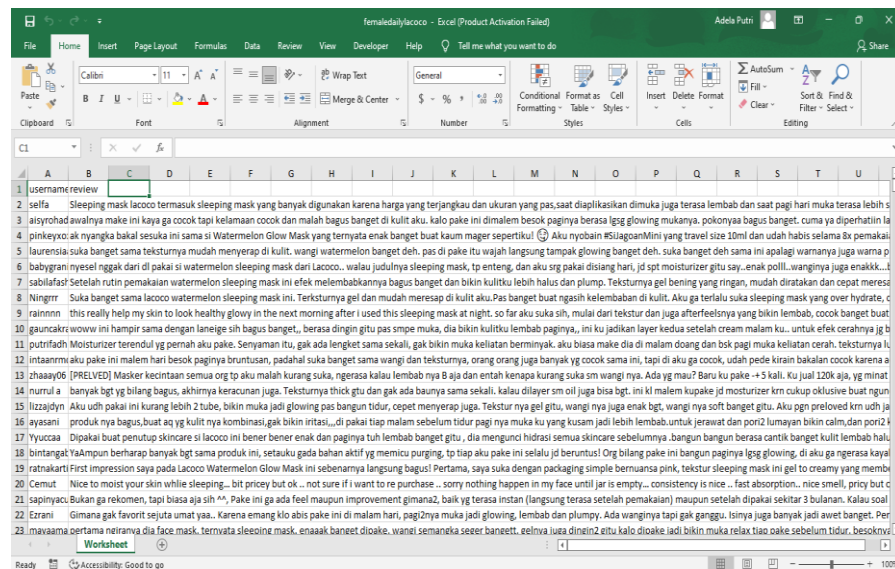
Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian [42].

3.3.1 Studi Literatur

Pada metode ini penulis mengumpulkan data dari berbagai buku, jurnal atau literatur yang sejenis dengan penelitian yang akan dikaji sebagai referensi dalam melakukan penelitian ini seperti tentang analisis sentimen, klasifikasi, *scraping*, dan metode *Support Vector Machine (SVM)* yang digunakan dalam penelitian ini.

3.3.2 Pengumpulan Data

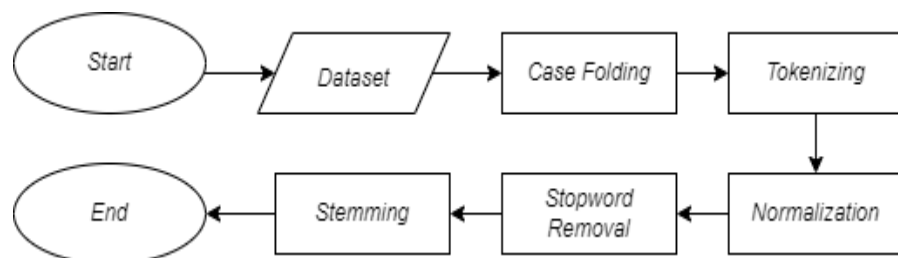
Data yang diambil dari tahun 2018 sampai 2021 menggunakan Bahasa pemrograman *Python* yang hasilnya berupa opini masyarakat tentang produk Lacoco yang diambil langsung dari ulasan masyarakat pada situs Female Daily (<https://femaledaily.com/>) dan Sociolla (<https://www.sociolla.com/>) melalui Teknik *Scraping* menggunakan extensions dari chrome yaitu *data scraper*. Jumlah data yang diambil sebanyak 2041 data yang kemudian disimpan dalam format csv.



Gambar 3.2 Contoh *Dataset*

3.3.3 *Preprocessing*

Data yang digunakan karena penelitian ini yaitu opini masyarakat yang diambil dari *review* pada situs Female Daily dan Sociolla mengenai produk Lacoco yang memiliki gaya penulisan yang tidak terstruktur. Maka dari itu perlu dilakukan proses *preprocessing* supaya data dapat diolah menjadi lebih terstruktur pada saat diklasifikasi. Pada penelitian ini *preprocessing* terdiri dari 5 tahapan, yaitu *Case folding*, *Tokenizing*, *Normalization*, *Stopword Removal*, dan *Stemming*.



Gambar 3.3 Diagram *Preprocessing* [43]

1. Case Folding

Case Folding merupakan proses yang dapat dilakukan dengan mengubah huruf besar menjadi huruf kecil. Tujuan digunakan *case folding* selain merubah huruf besar menjadi huruf kecil juga menghilangkan tanda baca atau delimiter seperti titik(.), koma(,) *emoticon* dan karakter lainnya dihilangkan [44]. Adapun proses *case folding* yang dilakukan seperti pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Contoh Hasil Case Folding

Sebelum	Sesudah
Maskernya bgus bgttt lembab bgt langsung meresap dipake dan wangi ya super segerrrr. Udah gitu langsung cerah ngga kusam lagi. Alusss bgt cocok diwajah yg kering. Dan ini harganya sesuai dengan kwalitas.	maskernya bgus bgttt lembab bgt langsung meresap dipake dan wangi ya super segerrrr udah gitu langsung cerah ngga kusam lagi. alusss bgt cocok diwajah yg kering dan ini harganya sesuai dengan kwalitas

2. Tokenizing

Tokenizing merupakan proses memecah kalimat menjadi beberapa bagian. *Tokenizing* dapat memudahkan dalam proses perhitungan kata atau menghitung frekuensi munculnya kata dalam *corpus* [45]. Contoh tahapan *tokenizing* adalah sebagai berikut :

Tabel 3.2 Contoh Hasil Tokenizing

Sebelum	Sesudah
maskernya bgus bgttt lembab bgt langsung meresap dipake dan wangi ya super segerrrr udah gitu langsung cerah ngga kusam lagi alusss bgt cocok	“maskernya”, “bgus”, “bgttt”, “lembab”, “bgt”, “langsung”, “meresap”, ”dipake”, “dan”, “wangi”, ”ya”, “super”, “segerrrr”, ”udah”, “gitu”,

diwajah yg kering dan ini harganya sesuai dengan kwalitas	“langsung”, “cerah”, “ngga”, “kusam”, “lagi”, “alusss”, “bgt”, “cocok”, “diwajah”, “yg” “kering”, ”dan”, “ini”, “harganya”, “sesuai”, “dengan”, “kwalitas”
---	---

3. *Normalization*

Pada tahap ini proses *Normalization* dilakukan untuk melakukan perbaikan kata-kata yang disingkat atau salah eja dengan bentuk tertentu tetapi memiliki arti yang sama. Hal ini dilakukan agar mendapatkan kualitas dokumen yang baik [46]. Berikut adalah contoh dari *Normalization* :

Tabel 3.3 Contoh Hasil *Normalization*

Sebelum	Sesudah
maskernya bgus bgttt lembab bgt langsung meresap dipake dan wangi ya super segerrrr udah gitu langsung cerah ngga kusam lagi alusss bgt cocok diwajah yg kering dan ini harganya sesuai dengan kwalitas	maskernya baagus banget lembab banget langsung meresap dipake dan wangi ya super seger udah gitu langsung cerah ngga kusam lagi alus banget cocok diwajah yg kering dan ini harganya sesuai dengan kualitas

4. *Stopword Removal*

Stopword Removal merupakan proses yang digunakan untuk menghilangkan kata-kata yang tidak berpengaruh seperti kata penghubung, kata ganti orang dan lain-lain dalam suatu dokumen [47]. Berikut adalah contoh dari *Stopword Removal* :

Tabel 3.4 Contoh Hasil *Stopword Removal*

Sebelum	Sesudah
maskernya bagus banget lembab banget langsung meresap dipake dan wangi ya super seger udah gitu langsung cerah ngga kusam lagi alus banget cocok diwajah yg kering dan ini harganya sesuai dengan kualitas	maskernya bagus lembab meresap wangi seger cerah ngga kusam alus cocok diwajah kering harganya sesuai kualitas

5. *Stemming*

Stemming merupakan proses mengambil kata dasar dengan menghilangkan imbuhan pada suatu kata. Sehingga sesuai dengan aturan Bahasa Indonesia yang baik dan benar [48]. Berikut adalah contoh dari *Stemming*:

Tabel 3.5 Contoh Hasil *Stemming*

Sebelum	Sesudah
maskernya bagus lembab meresap wangi seger cerah ngga kusam alus cocok diwajah kering harganya sesuai kualitas	maskernya bagus lembab resap wangi segar cerah tidak kusam halus cocok diwajah kering harga sesuai kualitas

3.3.4 Labeling

Pada tahap ini dilakukan labeling data yaitu proses melabeli data ke dalam 2 kelas positif dan negatif. Setelah proses pelabelan dilakukan proses penghapusan data netral karena data tersebut dikhawatirkan akan mempengaruhi tingkat akurasi yang dihasilkan oleh model yang digunakan. Dalam penelitian ini dilakukan secara

otomatis menggunakan pendekatan *lexicon*. Pendekatan dengan *Lexicon-based* bekerja dengan menggunakan kamus lexicon yang dilengkapi dengan bobot pada setiap katanya sebagai sumber leksikal. Dalam kategori positif kalimat yang ditulis berupa ungkapan kepuasan, terimakasih, pujian dan lain-lain. Sedangkan untuk kategori negatif kalimat yang ditulis berupa ungkapan kecewa, ketidakpuasaan dan lain-lain.

Kamus Lexicon yang digunakan dalam penelitian ini adalah InSet Lexicon berdasarkan penelitian Fajri (2017). yang berjudul “Evaluasi daftar kata untuk sentimen analisis berbahasa Indonesia”. Kamus Inset ini digunakan karena sudah cukup teruji dengan baik untuk analisis sentimen data berbahasa Indonesia. Tujuan dari labeling yaitu supaya sistem dapat memahami makna dari kalimat yang akan diuji. Lexicon Inset terdiri dari 2 kamus yaitu, Lexicon positif yang berisi 3.609 kata positif dan Lexicon negatif yang berisi 6.609 kata negatif. Masing-masing kata memiliki bobot nilai atau *polarity score* dengan kisaran bobot antara -5 sampai +5[49] . Contoh katanya akan diperlihatkan pada Tabel 3.6 dan Tabel 3.7

Tabel 3.6 Contoh Kata Positif pada Inset Lexicon

Kata	<i>Polarity Score</i>
kekaguman	4
terawat	5
terbaik	5
wangi	4
gemas	4

Tabel 3.7 Contoh Kata Negatif pada Inset Lexicon

Kata	<i>Polarity Score</i>
sesal	-4
sakit	-5
kesialan	-5
ribet	-4
sedihnya	-5

3.3.5 Pembobotan Term TF-IDF

Pada tahap ini dilakukan pemecahan kalimat menjadi beberapa kata serta memberikan bobot pada setiap kata dengan menggunakan metode TF-IDF (*Term Frequency Inverse Document Frequency*). Dimana tahap ini merupakan *Statistic Numeric* yang digunakan untuk mengungkapkan tingkat kepentingan sebuah kata dalam setiap dokumen.

Tabel 3.8 Contoh Dokumen Ulasan Produk

Username	Komentar
Ifalatifah99	Setelah bangun tidur itu wajah terlihat glowing namun tidak berminyak. Produk ini bisa melembabkan kulit aku dengan baik dan terasa kenyal juga di pagi hari. Paling penting buat kulit acne prone adalah dia tidak menyebabkan jerawat sama sekali di kulit aku. Sesenang itu sama sleeping mask lokal ini.
ariMarwati	Teksturnya ringan dan adem. Dipake malem, paginya jadi lebih glowing dan lembab dari biasanya. Krimnya ga lengket sama sekali. Di mukaku yg sensitif, masker ini ga bikin jadi iritasi. Ga nyesel cobain ini pokoknya.

Pada tabel 3.8 menggunakan contoh sebanyak 2 dokumen yang akan di proses, sebelum diproses dalam tahap TF-IDF dokumen dilakukan pembersihan data atau *cleaning* dalam tahapan *preprocessing* untuk menghilangkan permasalahan yang dapat mengganggu hasil akurasi.

Tabel 3.9 Contoh Hasil *Preprocessing*

Dokumen 1	bangun tidur wajah glowing tidak minyak produk lembab kulit dengan baik kenyal pagi hari buat kulit acne prone tidak sebab jerawat kulit senang sleeping mask lokal
Dokumen 2	tekstur ringan adem pakai malam pagi jadi glowing lembab biasa krim tidak lengket mukaku sensitif masker tidak buat iritasi tidak sesal coba

Selanjutnya merupakan tahapan pembobotan dimana menghitung jumlah kata yang sering muncul. Berikut adalah contoh perhitungannya dapat dilihat pada Tabel 3.9.

Tabel 3.10 Hasil Tahapan Menghitung TF-IDF

No.	Term(t)	TF		DF	IDF $\log = \left(\frac{n}{df}\right)$	TF-IDF	
		D1	D2			D1	D2
1.	bangun	1	0	1	$\text{Log } 2/1 = 0,3010$	0,301	0
2.	tidur	1	0	1	$\text{Log } 2/1 = 0,3010$	0,301	0
3.	wajah	1	0	1	$\text{Log } 2/1 = 0,3010$	0,301	0
4.	glowing	1	1	2	$\text{Log } 2/2 = 0$	0	0
5.	tidak	2	2	2	$\text{Log } 2/2 = 0$	0	0
6.	minyak	1	0	1	$\text{Log } 2/1 = 0,3010$	0,301	0
7.	produk	1	0	1	$\text{Log } 2/1 = 0,3010$	0,301	0
8.	lembab	1	1	2	$\text{Log } 2/2 = 0$	0	0
9.	kulit	3	0	1	$\text{Log } 2/1 = 0,3010$	0,903	0
10.	dengan	1	0	1	$\text{Log } 2/1 = 0,3010$	0,301	0
11.	baik	1	0	1	$\text{Log } 2/1 = 0,3010$	0,301	0
12.	kenyal	1	0	1	$\text{Log } 2/1 = 0,3010$	0,301	0
13.	pagi	1	1	2	$\text{Log } 2/2 = 0$	0	0
14.	hari	1	0	1	$\text{Log } 2/1 = 0,3010$	0,301	0
15.	buat	1	1	2	$\text{Log } 2/2 = 0$	0,301	0
16.	acne	1	0	1	$\text{Log } 2/1 = 0,3010$	0,301	0

No.	Term(t)	TF		DF	IDF $\log = \left(\frac{n}{df}\right)$	TF-IDF	
		D1	D2			D1	D2
17.	prone	1	0	1	$\log 2/1 = 0,3010$	0,301	0
18.	sebab	1	0	1	$\log 2/1 = 0,3010$	0,301	0
19.	jerawat	1	0	1	$\log 2/1 = 0,3010$	0,301	0
20.	senang	1	0	1	$\log 2/1 = 0,3010$	0,301	0
21.	sleeping	1	0	1	$\log 2/1 = 0,3010$	0,301	0
22.	mask	1	0	1	$\log 2/1 = 0,3010$	0,301	0
23.	lokal	1	0	1	$\log 2/1 = 0,3010$	0,301	0
24.	tekstur	0	1	1	$\log 2/1 = 0,3010$	0	0,301
25.	ringan	0	1	1	$\log 2/1 = 0,3010$	0	0,301
26.	adem	0	1	1	$\log 2/1 = 0,3010$	0	0,301
27.	pakai	0	1	1	$\log 2/1 = 0,3010$	0	0,301
28.	malam	1	0	1	$\log 2/1 = 0,3010$	0	0,301
29.	pagi	1	1	2	$\log 2/2 = 0$	0	0,301
30.	jadi	0	1	1	$\log 2/1 = 0,3010$	0	0,301
31.	glowing	1	1	2	$\log 2/2 = 0$	0	0,301

No.	Term(t)	TF		DF	IDF $\log = \left(\frac{n}{df}\right)$	TF-IDF	
		D1	D2			D1	D2
32.	lembab	0	1	1	$\log 2/1 = 0,3010$	0	0,301
33.	biasa	0	1	1	$\log 2/1 = 0,3010$	0	0,301
34.	krim	0	1	1	$\log 2/1 = 0,3010$	0	0,301
35.	tidak	2	2	2	$\log 2/2 = 0$	0	0,301
36.	lengket	0	1	1	$\log 2/1 = 0,3010$	0	0,301
37.	mukaku	0	1	1	$\log 2/1 = 0,3010$	0	0,301
38.	sensitif	0	1	1	$\log 2/1 = 0,3010$	0	0,301
39.	masker	0	1	1	$\log 2/1 = 0,3010$	0	0,301
40.	buat	1	1	2	$\log 2/2 = 0$	0	0,301
41.	iritasi	0	1	1	$\log 2/1 = 0,3010$	0	0,301
42.	sesal	0	1	1	$\log 2/1 = 0,3010$	0	0,301
43.	coba	0	1	1	$\log 2/1 = 0,3010$	0	0,301

3.3.6 Pembobotan Vektor *Word2Vec*

Pada contoh ini digunakan kalimat “sesenang itu sama sleeping masknya” Kalimat tersebut direpresentasikan terlebih dahulu dalam bentuk *one-hot encoding*. Kata diubah menjadi bentuk kumpulan angka dalam matriks. Untuk kata “sesenang” diubah menjadi $[1,0,0,0,0]^T$, dan untuk kata “itu” diubah menjadi $[0,1,0,0,0]^T$. Pada contoh ini akan diprediksi kata “itu” dengan input kata “sesenang” dan “sama”. Prediksi menggunakan arsitektur CBOW dengan window context $C=1$, jumlah kata $V=5$ dan jumlah dimensi $N=3$. Nilai matriks input dan output diasumsikan untuk contoh kasus ini. Berikut alur perhitungan CBOW sampai mendapatkan nilai *loss*[50].

$$\begin{array}{ccc} X_1 & W_{\text{input}} & h_{x1} \\ (V_{x1}) & (V_x N) & (N_x 1) \end{array}$$

$$\begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 4 & 5 & 6 \\ 7 & 8 & 9 \\ 10 & 11 & 12 \\ 13 & 14 & 15 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 3 \end{bmatrix}$$

$$\begin{array}{ccc} X_2 & W_{\text{input}} & h_{x2} \\ (V_{x1}) & (V_x N) & (N_x 1) \end{array}$$

$$\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 4 & 5 & 6 \\ 7 & 8 & 9 \\ 10 & 11 & 12 \\ 13 & 14 & 15 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 7 \\ 8 \\ 9 \end{bmatrix}$$

$$\begin{array}{ccccc} W_{\text{output}} & h_{\text{avg}} & W_{\text{output}}^T h_{\text{avg}} & y_{\text{pred}} & \\ (N_x V) & (N_x 1) & (V_x 1) & (v_x 1) & \end{array}$$

$$\begin{bmatrix} 0,11 & 0,12 & 0,13 & 0,14 & 0,15 \\ 0,16 & 0,17 & 0,18 & 0,19 & 0,2 \\ 0,21 & 0,22 & 0,23 & 0,24 & 0,25 \end{bmatrix}^T \times \begin{bmatrix} 7 \\ 8 \\ 9 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2,5 \\ 2,65 \\ 2,8 \\ 2,95 \\ 3,1 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} 0,145 \\ 0,168 \\ 0,196 \\ 0,227 \\ 0,264 \end{bmatrix}$$

$$\begin{array}{ccc}
 y_{\text{pred}} & y_{\text{Target}} & \text{loss} \\
 (V_{x1}) & (V_{x1}) & (V_{x1}) \\
 \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} & = \begin{bmatrix} 0,145 \\ 0,168 \\ 0,196 \\ 0,227 \\ 0,264 \end{bmatrix} & \rightarrow \begin{bmatrix} -0,145 \\ 0,832 \\ -0,196 \\ -0,227 \\ -0,264 \end{bmatrix}
 \end{array}$$

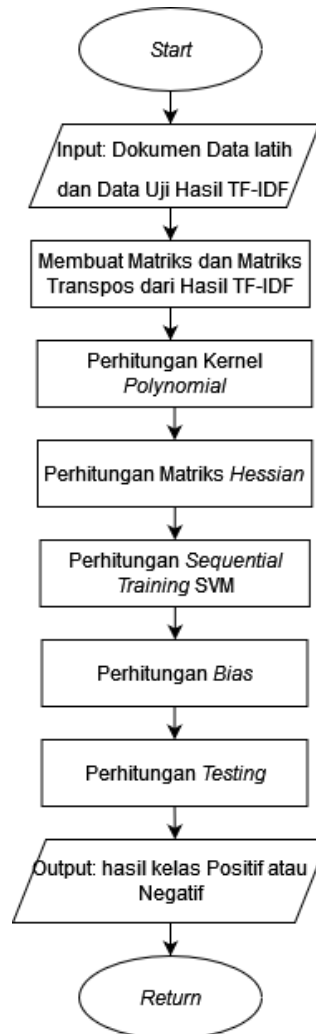
3.3.7 Analisis Pengujian Skenario

Dalam penelitian ini, dilakukan pengujian sistem untuk mengetahui bagaimana proses klasifikasi opini masyarakat terhadap produk Lacoco Watermelon Glowmask dengan menggunakan metode *Support Vector Machine* dan *Naïve Bayes* ke dalam kategori positif atau negatif berdasarkan hasil komentar situs Female Daily dan Sociolla, serta nilai akurasi dan performa yang dihasilkan pada sistem yang dibangun. Terdapat beberapa skenario pengujian yang digunakan untuk mendapatkan hasil akurasi dan performa sistem, diantaranya yaitu menggunakan pembobotan kata dengan metode TF-IDF dan *word2vec*. Tabel 3.11 menunjukkan daftar skenario yang digunakan pada penelitian ini.

Tabel 3. 11 Pengujian Skenario

Skenario	Jenis Skenario
Skenario 1	Pembobotan kata TF-IDF tanpa <i>stemming</i>
Skenario 2	Pembobotan kata TF-IDF dengan <i>stemming</i>
Skenario 3	Pembobotan kata <i>Word2vec</i> tanpa <i>stemming</i>
Skenario 4	Pembobotan kata <i>Word2vec</i> dengan <i>stemming</i>

3.3.8 Uji Coba dan Analisis SVM dan *Naïve Bayes*



Gambar 3.4 Diagram Alir SVM

Pada Gambar 3.3 menjelaskan proses dari metode *Support Vector Machine(SVM)*. Setelah dilakukannya TF-IDF maka akan dibuat matriks dan matriks transpos. Pada penelitian ini digunakan persamaan kernel *polynomial* yang akan ditunjukkan pada persamaan 2.18

$$K(x_i, x_d) = (X_i^T X_{j+1})^d, \gamma > 0 \quad (2.18)$$

Kemudian dilakukan perhitungan matriks *Hessian* yang akan ditunjukkan pada persamaan 2.19

$$D_{ij} = y_i y_j (K(x_i, x_j))^2 + \lambda^2 \quad (2.19)$$

Selanjutnya dilakukan perhitungan *Sequential Training SVM*. *Sequential Training* digunakan untuk memproses data latih dari SVM dengan waktu yang singkat dibanding dengan algoritme lainnya. Berikut Langkah-langkahnya:

1. Inialisasi parameter: a_i , γ , C , dan ε

Keterangan:

a = alfa

γ = gamma

C = variable slack

ε = epsilon

2. Kemudian melakukan perhitungan matriks menggunakan persamaan 2.20
3. Kemudian melakukan 3 perhitungan dilakukan sampai kondisi terpenuhi atau sampai iterasi maksimum ($\delta a < \varepsilon$).

$$a) E_i = \sum_{j=1}^i a_j D_{ij} \quad (2.20)$$

$$b) \vartheta a_i = \min(\max[\gamma(1 - E_i), a_i], C - a_i) \quad (2.21)$$

$$c) a_i = a_i + \vartheta a_i \quad (2.22)$$

Tahapan selanjutnya yaitu perhitungan Bias yang ditunjukkan dengan persamaan 2.23

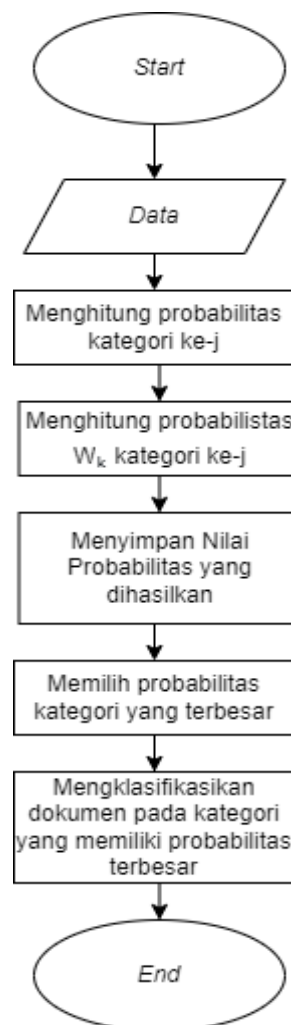
$$b = -\frac{1}{2} [\sum_{i=1}^m a_i y_i K(x_i, x^+) + \sum_{i=1}^m a_i y_i K(x_i, x^-)] \quad (2.23)$$

Setelah perhitungan bias, maka akan dilakukan perhitungan Testing yaitu dengan mencari nilai $f(x)$ dengan persamaan 2.24

$$f(x) = \sum_{i=1}^m a_i y_i K(x_i, x) + b \quad (2.24)$$

Setelah melakukan tahapan preprocessing TFIDF kemudian dilakukan analisis dengan menggunakan *Support Vector Machine* dan

Naïve Bayes. *Support vector machine* dan *Naïve Bayes* dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi suatu dataset sebagai salah satu proses analisis sentimen. Proses ini menggunakan Bahasa pemrograman *Python* dengan pembagian data menjadi dua kategori yaitu, *training* dan *testing*. Proses pada pembagian data, digunakan beberapa rasio perbandingan *training* dan *testing* yaitu 8:2, 7:3, 9:1. Hal tersebut dilakukan untuk menentukan rasio yang tepat dalam mendapatkan akurasi terbaik dari model yang digunakan.



Gambar 3.5 Diagram Alir *Naive Bayes*

Pada Gambar 3.5 Tahapan pertama yaitu pada dataset dilakukan perhitungan frekuensi kemunculan term. Selanjutnya menghitung peluang kemunculan masing-masing kelas. Kemudian menghitung peluang kemunculan term pada masing-masing kategori dokumen. Tahapan selanjutnya yaitu menyimpan nilai yang dihasilkan, selanjutnya memilih nilai yang lebih besar. tahapan terakhir yaitu mengklasifikasikan dokumen pada kategori yang memiliki probabilitas terbesar.

3.3.9 Evaluasi *Confusion Matrix*

Evaluasi model dilakukan untuk mengetahui kinerja model. Proses evaluasi model dilakukan dengan melihat tingkat akurasi metode melalui *Confusion Matrix* dan tabel akurasi serta presisi untuk tiap model. Setelah data test diujikan terhadap *data training*, akan menghasilkan klasifikasi nilai akurasi yang didapatkan dan dapat ditarik kesimpulan dari penelitian yang telah dilakukan.