PENERAPAN ALGORITMA NAÏVE BAYES PADA ANALISIS SENTIMEN TERHADAP DATA KUISIONER EVALUASI DOSEN UNIVERSITAS ICHSAN GORONTALO

Oleh

SITTI RACHMAH PUSPITA SARI JAN

T3118091

SKRIPSI

Untuk memenuhi salah satu syarat ujian
guna memperoleh gelar Sarjana

PROGRAM SARJANA
TEKNIK INFORMATIKA
UNIVERSITAS ICHSAN GORONTALO
GORONTALO
2022

PERSETUJUAN SKRIPSI

PENERAPAN ALGORITMA NAÏVE BAYES PADA ANALISIS SENTIMEN TERHADAP DATA KUISIONER EVALUASI DOSEN UNIVERSITAS ICHSAN GORONTALO

Oleh

SITTI RACHMAH PUSPITA SARI JAN

T3118091

SKRIPSI

Untuk memenuhi salah satu syarat ujian
guna memperoleh gelar Sarjana
Program Studi Teknik Informatika,
ini telah disetujui oleh Tim Pembimbing

Gorontalo, …… 2022

Pembimbing I	Pembimbing II
Irma Surya Kumala Idris, M.Kom	**Andi Kamaruddin, M.Kom**
NIDN : 0921128801	**NIDN : 0909127601**

PENGESAHAN SKRIPSI

PENERAPAN ALGORITMA NAÏVE BAYES PADA ANALISIS SENTIMEN TERHADAP DATA KUISIONER EVALUASI DOSEN UNIVERSITAS ICHSAN GORONTALO

Oleh

Sitti Rachmah Puspita Sari Jan

T3118091

Diperkasa oleh Panitia Ujian Strata Satu (S1)

Universitas Ichsan Gorontalo

1. Ketua Penguji
   Irvan A. Salihi, M.Kom .....
2. Anggota
   Sudirman Melangi, M.Kom .....
3. Anggota
   Misrawati A. Puspa, M.Kom .....
4. Anggota
   Irma Surya Kumala Idris, M.Kom .....
5.. Anggota
   Andi Kamaruddin, M.Kom .....

Mengetahui

Dekan Fakultas Ilmu Komputer	Ketua Program Studi
Jorry Karim, M.Kom	**Sudirman S Panna, M.Kom**
NIDN. 0918077302	NIDN. 0924038205

PERNYATAAN SKRIPSI

Dengan ini saya menyatakan bahwa:

1. Karya tulis (Skripsi) saya ini adalah asli dan belum pernah diajukan untuk mendapatkan gelar akademik (Sarjana) baik di Universitas Ichsan Gorontalo maupun di perguruan tinggi lainnya.
2. Karya tulis (Skripsi) saya ini adalah murni gagasan, rumusan, dan penelitian saya sendiri tanpa bantuan pihak lain, kecuali arahan dari Tim Pembimbing.
3. Dalam karya tulis (Skripsi) saya ini tidak terdapat karya atau pendapat yang telah dipublikasikan orang lain, kecuali secara tertulis dicantumkan sebagai acuan/sitasi dalam naskah dan dicantumkan pula dalam daftar pustaka.
4. Pernyataan ini saya buat dengan sesungguhnya dan apabila dikemudian hari terdapat penyimpangan dan ketidakbenaran dalam pernyataan ini, maka saya bersedia menerima sanksi akademik berupa pencabutan gelar yang telah diperoleh karena karya tulis ini, serta sanksi lainnya sesuai dengan norma-norma yang berlaku di Universitas Ichsan Gorontalo.

Gorontalo, Agustus 2022

Yang membuat Pernyataan

Sitti Rachmah Puspita Sari Jan

ABSTRACT

SITTI RACHMAH PUSPITA SARI JAN. T3118091. APPLICATION OF NAÏVE BAYES ALGORITHM ON SENTIMENT ANALYSIS OF LECTURERS' EVALUATION QUESTIONNAIRE DATA OF UNIVERSITAS ICHSAN GORONTALO

Students' satisfaction with the quality of lecturers' way of teaching is one of the important things in higher education institutions. Universitas Ichsan Gorontalo has implemented an online questionnaire as student feedback to determine and evaluate the performance of lecturers. The Faculty of Computer Science is one of the faculties that has implemented the questionnaire filling system. The questionnaire is mandatoryfor all students as a requirement to join a course contract at the beginning of the semester. The evaluation of the performance of lecturers during lectures has a very important role. It improves the quality of learning and academic standardization. Thisstudy aims to determine the level of student satisfaction with the services of lecturers when teaching. This study applies sentiment analysis using the Naïve Bayes Classifier classification method. It also employs the weighting method using the Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF). The results of this study have determined the classification of the lecturer service questionnaire data. The results are easy to read. The results of the survey on the level of student satisfaction with lecturer services from 1,989 data indicate that 1,946 data have positive sentiments and 43 data have negativesentiments. The results gained from the Naïve Bayes accuracy is 97% accuracy.

Keywords: lecturer evaluation, sentiment analysis, Naïve Bayes Classifier, TF-IDF

ABSTRAK

SITTI RACHMAH PUSPITA SARI JAN. T3118091. PENERAPAN ALGORITMA NAÏVE BAYES PADA ANALISIS SENTIMEN TERHADAP DATA KUISIONER EVALUASI DOSEN UNIVERSITAS ICHSAN GORONTALO

Kepuasan seorang mahasiswa terhadap kualitas dari cara dosen mengajar merupakan salah satu hal penting dalam lembaga perguruan tinggi. Universitas Ichsan Gorontalo telah menerapkan pengisian kuisioner online sebagai umpan balik mahasiswa untuk mengetahui dan mengevaluasi kinerja dosen. Fakultas Ilmu Komputer merupakan salah satu fakultas yang telah menerapkan sistem pengisian kuisioner tersebut, kuisioner ini bersifat wajib diisi oleh segenap mahasiswa sebagai persyaratan untuk melakukan kontrak mata kuliah di awal semester. Evaluasi kinerja dosen selama perkuliahan memiliki peranan yang sangat penting untuk meningkatkan kualitas dalam dalam pembelajaran dan dan standarisasi akademik. Oleh karena itu dilakukan penelitian bertujuan untuk mengetahui tingkat kepuasan mahasiswa terhadap layanan dosen saat mengajar. Penelitian ini dilakukan dengan analisis sentimen menggunakan metode klasifikasi *Naïve Bayes Classifier* dan pembobotan menggunakan *Term Frequency-Invers Document Frequency* (TF-IDF). Hasil penelitian ini untuk menentukan klasifikasi dari data kuisioner layanan dosen sehingga hasilnya mudah dibaca. Hasil survei tingkat kepuasan mahasiswa terhadap layanan dosen dari 1.989 data terdapat 1.946 sentimen positif dan 43 sentimen negatif. Hasil yang didapatkan dari akurasi *Naïve Bayes* memperoleh ketepatan 97%.

Kata kunci: evaluasi dosen, analisis sentimen, *Naïve Bayes Classifier*, TF-IDF

KATA PENGANTAR

Alhamdulillah, penulis dapat menyelesaikan skripsi ini dengan judul "**PENERAPAN ALGORITMA NAÏVE BAYES PADA ANALISIS SENTIMEN TERHADAP DATA KUISIONER EVALUASI DOSEN UNIVERSITAS ICHSAN GORONTALO",** untuk memenuhi salah satu syarat Ujian Akhir guna memperoleh gelar Sarjana Komputer pada Program Studi Teknik Infomatika Fakultas Ilmu Komputer Universitas Ichsan Gorontalo.

Penulis menyadari sepenuhnya bahwa skripsi ini tidak mungkin terwujud tanpa bantuan dan dorongan dari berbagai pihak, baik bantuan moril maupun materil. Untuk itu, dengan segala keikhlasan dan kerendahan hati, penulis mengucapkan banyak terima kasih dan penghargaan yang setinggi-tingginya kepada:

1. Dr. Yuriko Abdusamat, M.si, selaku Ketua Yayasan Pengembangan Ilmu Pengetahuan dan Teknologi (YPIPT) Ichsan Gorontalo;
2. Dr. Abdul Gaffar La Tjokke, M.si, selaku Rektor Universitas Ichsan Gorontalo;
3. Jorry Karim, S.Kom, M.Kom, selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer Universitas Ichsan Gorontalo;
4. Sudirman Melangi, M.Kom, selaku Wakil Dekan I Bidang Akademik Fakultas Ilmu Komputer Universitas Ichsan Gorontalo;
5. Irma Surya Kumala Idris, M.Kom, selaku Wakil Dekan II Bidang Administrasi Umum dan Keuangan Fakultas Ilmu Komputer Universitas Ichsan sekaligus selaku Pembimbing I yang telah memberikan bimbingan dan arahan kepada penulis untuk menyelesaikan skripsi ini.
6. Sudirman S. Panna, M.Kom, selaku Ketua Jurusan Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer Universitas Ichsan Gorontalo;
7. Andi Kamaruddin, M.Kom, selaku Pembimbing II, yang telah memberikan bimbingan dan arahan kepada penulis untuk menyelesaikan skripsi ini;
8. Bapak dan Ibu Dosen Universitas Ichsan Gorontalo yang telah mendidik dan mengajarkan berbagai disiplin ilmu kepada penulis;

9. Teristimewa kepada keluarga saya, Ayah saya Hj. Adijbsardjana Hasan Jan, ST,MBA, Ibu saya Fitrya Rauf, SE,AK, Adik saya Sitti Meautiah D.A, Jan dan Moh. Azkha Raffa Jan atas segala kasih sayang, jerih payah, doa restu serta telah mendukung penulis mencapai cita-cita untuk menjadi seorang sarjana;
10. Rekan-rekan seperjuangan Fikom angkatan 2018, Teman-teman saya Ruth Maria Sahuburua, Denny Maulana, Ciwi-ciwi IF 39-11, Mukmin Dalapang, Rizki Ananda Mohi, Riyam Panu, Gladys Abdullah, dan Tri Wibowo Naue yang telah memberikan bantuan, dukungan dan motivasi kepada penulis dalam menyelesaikan skripsi ini;
11. Kepada semua pihak yang telah membantu dalam penyelesaian skripsi ini tak sempat penulis sebutkan satu-persatu.
12. Terakhir, saya ingin mengucapkan terima kasih kepada diri saya sendiri karena sudah sabar, tetap bertahan, dan selalu sehat dalam melalui proses panjang perkuliahan Teknik Informatika hingga penyelesaian skripsi ini.

Semoga Allah SWT melimpahkan balasan atas jasa-jasa mereka kepada kami. Penulis menyadari sepenuhnya bahwa apa yang telah dicapai ini masih jauh dari kesempurnaan dan masih banyak terdapat kekurangan. Oleh karena itu, penulis sangat mengharapkan adanya kritik dan saran yang konstruktif. Akhirnya penulis berharap semoga hasil yang telah dicapai ini dapat bermanfaat bagi kita semua, Aamiin.

Gorontalo, Agustus 2022

Sitti Rachmah Puspita Sari Jan

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL i
PERSETUJUAN SKRIPSI ii
PENGESAHAN SKRIPSI iii
PERNYATAAN SKRIPSI iv
ABSTRACT v
ABSTRAK vi
KATA PENGANTAR vii
DAFTAR ISI ix
DAFTAR GAMBAR xiii
DAFTAR TABEL xiv
BAB I PENDAHULUAN 1
1. 1. Latar Belakang 1
1. 2. Identifikasi Masalah 4
1. 3. Rumusan Masalah 5
1. 4. Batasan Masalah 5
1. 5. Tujuan Penelitian 5
1. 6. Manfaat Penelitian 5
BAB II LANDASAN TEORI 7
2. 1 Tinjauan Studi 7
2. 2 Tinjauan Pustaka 9
2.2.1 Kinerja Dosen 9
2.2.2 Data Mining 9
2.2.3 Text Mining 10
2.2.4 Analisis Sentimen 10
2.2.5 Preprocessing 11
2.2.6 Algoritma Naïve Bayes 11

2.2.7 Term frequency – inverse document frequency 13
2.2.8 Confussion Matrix 14
2. 3 Kerangka Pikir 16
BAB III METODE PENELITIAN 17
3. 1 Jenis, Metode, Subjek, Objek, Waktu dan Lokasi Penelitian 17
3. 2 Dataset 17
3. 3 Pemodelan 18
3. 4 Preprocessing 18
3. 5 Pembobotan Term Frequency – Inverse Document Frequency 18
3. 6 Klasifikasi Naïve Bayes 18
3. 7 Hasil Klasifikasi 19
3. 8 Evaluasi 19
BAB IV HASIL PENELITIAN 20
4.1 Hasil Pengumpulan Data 20
4.1.1 Penerapan Metode 23
4.2 Hasil Pengembangan Sistem 38
4.3 Activity Diagram Login 40
4.4 Activity Diagram Data 41
4.5 Activity Diagram Text Mining NB 42
4.6 Sequence Diagram Login Admin 43
4.7 Sequence Diagram Data 44
4.8 Sequence Diagram Text Mining NB 45
4.9 Arsitektur Sistem 46
4.10 Interface Design 46
4.10.1 Mekanisme *User* 46

4.10.2 Mekanisme Navigasi *Dashboard* 46
4.10.3 Mekanisme *Login* 47
4.10.4 Mekanisme Tampil *Dataset* 47
4.10.5 Mekanisme *Input* Saran 48
4.10.6 Mekanisme Output 48
4.11 Data Desain 48
4.11.1 Struktur Data 48
4.12 Hasil Pengujian Sistem 50
4.12.1 Pengujian *White Box* 50
4.12.2 *Flowchart* 51
4.12.3 Pengujian *White Box* 52
4.12.4 Perhitungan CC pada pengujian *White Box* 53
4.12.5 Perhitungan CC pada pengujian *White Box* 53
4.12.6 Pengujian *Black Box* 54
BAB V HASIL DAN PEMBAHASAN 56
5.1 Hasil Sistem 56
5.2 Pembahasan Sistem 59
5.2.1 Tampilan Halaman Login 59
5.2.2 Tampilan Halaman Dashboard 59
5.2.3 Tampilan Halaman Dataset 60
5.2.4 Tampilan Halaman Text Mining NB 61
5.2.5 Tampilan Halaman Input Saran 61
5.2.6 Tampilan Halaman Hasil Kategori Saran 62
BAB VI KESIMPULAN DAN SARAN 63
6.1 Kesimpulan 63

6.2 Saran 63
DAFTAR PUSTAKA 64
LAMPIRAN 67
Hasil Turnitin
Listing Program
Dataset
Daftar Riwayat Hidup
Surat Penelitian
Surat Keterangan Penelitian
Surat Keterangan Bebas Plagiasi
Surat Keterangan Bebas Pustaka

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1: Kerangka Pikir 16
Gambar 3. 1: Pemodelan Sistem Analisis Sentimen 18
Gambar 4. 1 *Use Case Diagram Login* 38
Gambar 4. 2 *Use Case Diagram* Data 38
Gambar 4. 3 *Use Case Diagram Text Mining NB* 39
Gambar 4. 4 *Activity Diagram* Login 40
Gambar 4. 5 *Activity Diagram* Data 41
Gambar 4. 6 *Activity Diagram* Text Mining NB 42
Gambar 4. 7 *Sequence Diagram* Login 43
Gambar 4. 8 *Sequence Diagram* Data 44
Gambar 4. 9 *Sequence Diagram* Text Mining NB 45
Gambar 4. 10 Mekanisme Navigasi *Dashboard* 46
Gambar 4. 11 Mekanisme *Login* 47
Gambar 4. 12 Mekanisme Tampil *Dataset* 47
Gambar 4. 13 Mekanisme *Input* Saran 48
Gambar 4. 14 Mekanisme *Output* 48
Gambar 4. 15 *Flowchart* 51
Gambar 4. 16 *Flowgraph* 52
Gambar 5. 1 *Confussion Matrix Without Normalization* 56
Gambar 5. 2 *Confussion Matrix Normalized* 57
Gambar 5. 3 Hasil Akurasi 58
Gambar 5. 4 Tampilan Halaman Login 59
Gambar 5. 5 Tampilan Halaman Dashboard 59
Gambar 5. 6 Tampilan Halaman Dataset 60
Gambar 5. 7 Tampilan Halaman Text Mining NB 61
Gambar 5. 8 Tampilan Halaman Input Saran 61
Gambar 5. 9 Tampilan Halaman Hasil Kategori Saran 62

DAFTAR TABEL

Tabel 1. 1 : Sampel Data Kuisioner Mahasiswa 2
Tabel 2. 1: *State of The Art* 7
Tabel 2. 2: Visualisasi *Confussion Matrix* 14
Tabel 4. 1 Hasil Pengumpulan Data 21
Tabel 4. 2 Saran Data Latih 23
Tabel 4. 3 *Case Folding* 24
Tabel 4. 4 *Tokenization* 25
Tabel 4. 5 *Filtering Stopword* 26
Tabel 4. 6 *Stemming* 27
Tabel 4. 7 Pembobotan TF 28
Tabel 4. 8 Tabel Perhitungan Tf-Idf 29
Tabel 4. 9 Saran Data Uji 33
Tabel 4. 10 Data Uji setelah *Preprocessing* 34
Tabel 4. 11 Data Latih dan Data Uji 34
Tabel 4. 12 Tabel Perhitungan Tf-Idf 36
Tabel 4. 13 Mekanisme *User* 46
Tabel 4. 14 Tabel Login 48
Tabel 4. 15 Tabel Data 49
Tabel 4. 16 Basis Path 53
Tabel 4. 17 Tabel Pengujian Blackbox 54
Tabel 5. 1 Hasil *Confussion Matrix* 57

BAB I
PENDAHULUAN

1. 1. Latar Belakang

Perguruan tinggi di Indonesia saat ini telah memasuki era kompetitif yang penuh dengan tantangan dan persaingan yang menuntut adanya kualitas sumberdaya manusia yang kompeten untuk bisa memanfaatkan peluang yang ada [1]. Oleh karena itu peran dan tanggung jawab dosen sangat penting untuk dapat menghasilkan orang-orang yang memiliki kualitas untuk bisa bersaing di era global saat ini. Dosen di perguruan tinggi harus senantiasa meningkatkan pengetahuan dan cara mengajar yang lebih efektif dan efisien agar dapat di terima dengan baik oleh mahasiswa [2]. Kepuasan seorang mahasiswa terhadap kualitas dari cara dosen mengajar merupakan salah satu hal penting dalam lembaga perguruan tinggi [3]. Opini mahasiswa merupakan salah satu hal penting yang bisa dijadikan bahan evaluasi kinerja dosen. Opini ini berdasarkan persepsi selama berinteraksi antara dosen dan mahasiswa [4].

Ada beberapa cara yang dapat digunakan untuk mengumpulkan opini tersebut, salah satunya yaitu dengan mengisi kuisioner. Kuisioner berisikan tanggapan yang bernilai *positif*, *negatif* atau netral [5]. Universitas Ichsan Gorontalo telah menerapkan pengisian kuisioner online sebagai umpan balik mahasiswa untuk mengetahui dan mengevaluasi kinerja dosen. Fakultas Ilmu Komputer merupakan salah satu fakultas yang telah menerapkan sistem pengisian kuisioner tersebut, kuisioner ini bersifat wajib diisi oleh segenap mahasiswa sebagai persyaratan untuk melakukan kontrak mata kuliah di awal semester. Kuisioner yang diisi terdiri dari tingkat kepuasan dan saran terhadap fasilitas mengajar dari dosen pengampuh mata kuliah yang bersangkutan. Sementara data kuisioner yang terkumpul tidak dimaksimalkan untuk diolah sehingga tidak diketahui hasil dari data rekaman kuisioner mahasiswa bahwa seberapa besar hasil dari masing-masing tanggapan antara tanggapan *positif* dan *negatif*.

Tabel 1. 1 : Sampel Data Kuisioner Mahasiswa

No	Dosen	Mata Kuliah	Saran
1	IRVAN A SALIHI, M.Kom	LOGIKA DAN PEMROGRAMAN	Tidak ada saran pak#Setiap pertemuan kasih tugas pak#sangat baik dalam memberikan materi pembelajaran#Saran saya jngan terlalu cepat menjelaskan#diharapkan adanya pemberian materi lebih yang membahas contoh – contoh soal pemrograman dan juga cara penyelesaiannya. pemberian materi lebih ini, akan digunakan untuk meningkatkan kemampuan pemrograman dalam matakuliah ini.#sebelumnya terima kasih banyak buat pak irvan sudah banyak memberikan pengetahuan kepada Kami.. saran saya proses mengajarnya tetap seperti biasanya.. semoga di semester berikutnya bisa bertemu lagi dengan Pak irvan#Agar bisa lebih baik kedepannya#Jangan ubah cara mengajarmu bapak/ibuk dosen#Semoga kedepannya lebih sangat baik lagi#Berikan tugas setiap pekan pak supaya kami mahir dalam program#Tidak ada saran dari saya menurut saya bapak dosen trbaik...#Bisa lebih baik membimbing #Jangan pernah bosan pak mengajari ilmu pengetahuan baru pada kami mahasiswa#Perbanyak tugas kepada mahasiswa #Saran Saya Agar diberikan Tugas, biar kami belajar
2	AMIRUDDIN, M.Kom	LOGIKA DAN PEMROGRAMAN	Terimah kasih#Pak harus lebih baik lagi#Mohon volume suara mengajar di tambah#Saraan saya adalah klw mahasiswa terlambat bisa di kasih masuk dalam ruangan #Sya tidak mempunyai saran karena dosenya baik dalam mengajar di dalam ruangan#Volume suara mohon dinaikkan pak#Diperjelas lgi ya pak, agar mudah dipahami #semangat terus pak#Terima kasih telah memberikan ilmu#Agar folume suaranya dapat di perkeras#Saran saya agar bapak agar bisa memberikan materi pemograman secara detail kepada yang belum pham#Kesan saya bapak ini orangnya baik#Lebih bnyak mnjelaskan #Tidak ada#Tidak ada#Jangan terlalu banyak tugas pak#Saran saya setelah mengajarkan mahasiswa.tanyakan kepada mahasiswabtersebut apakah paham klw pahm periksa satu persatu#Tidak ada#Terima kasih sudah mengajari kami#Diperjelas lgi ya pak #Folume suara agak di naikan#Tidak ada saran lebih dari saya#Tidak ada#Tidak ada#Bisa bertemu dengan bapak lgi#Untuk kedepannya proses belajar mengajar tolong dibuat sebaik dan senyaman mungkin.terima kasih atas ilmunya pak#Le
3	SUHARDI RUSTAM, M.Kom	LOGIKA DAN PEMROGRAMAN	Menurut saya, cara dosen mengajar Mata kuliah ini sangat memuaskan#Dosen terbaik#Lebih baik lagi#Menurut saya harus lebih di tingkatkan lagi untuk tepat waktunya#Lebih baik kedepan nya #Tetap semangat dan sabar dalam menjalankan tugasnya sebagai pengajar#Lebih terampil lagi dalam mengajar#Saran saya harus lebih tepat waktu#Dosen lebih efektif dalam melakukan pembelajaran

Sumber: Siakun Universitas Ichsan Gorontalo, 2019/2020

Tabel diatas menampilkan tanggapan dalam kuisioner dari setiap mahasiswa kepada dosen pengampuh mata kuliah. Berdasarkan tanggapan yang telah terkumpul, maka akan diketahui hasil dari kinerja dosen. Untuk mengetahui hasil klasifikasi dari kuisioner, masih banyak yang mengklasifikasinya secara manual dengan mengecek tiap tanggapannya [2]. Sehingga akan sulit untuk menentukan persentase tanggapan *positif*, *negatif* atau netral serta adanya kalimat ambigu [4]. Selain itu klasifikasi manual akan membutuhkan banyak waktu dan juga tenaga [6]. Klasifikasi adalah suatu proses untuk menilai objek data dari beberapa kelas yang tersedia untuk dikelompokkan ke

dalam kelas tertentu. Dalam klasifikasi terdapat dua tugas utama yakni (1) pembentukkan suatu model sebagai prototipe yang akan disimpan sebagai memori, (2) Menggunakan model yang telah dibentuk untuk melakukan klasifikasi pada sebuah objek data lainnya sehingga dapat diketahui di kelas mana objek data tersebut dalam model yang telah tersimpan [7]. Salah satu solusi untuk menentukan dan mengklasifikasi tanggapan *positif* dan *negatif* secara otomatis adalah dengan teknik analisis sentimen [8].

Analisis sentimen adalah bidang studi komputasi dari opini, sentimen dan evaluasi yang ditampilkan dalam bentuk teks [4]. Analisis sentimen atau *Opinion mining* merupakan suatu proses mengekstrak, memahami dan mengolah data teks yang bertujuan untuk mengetahui informasi sentimen yang terdapat di dalam suatu kalimat opini [9]. Analisis sentimen memiliki tugas yaitu mengelompokkan polaritas dari teks dalam dokumen, kalimat maupun pendapat sehingga polaritas tanggapan tersebut diklasifikasikan ke dalam aspek *positif* atau *negatif*. Salah satu metode klasifikasi yang efektif untuk analisis sentimen adalah *Naïve Bayes Classifier* [10].

Naïve Bayes Classifier digunakan untuk mengklasifikasikan opini yang memiliki aspek *positif* atau *negatif* [9]. *Naïve Bayes Classifier* merupakan metode pengklasifikasian sederhana yang memiliki akurasi dan performansi yang tinggi untuk teks [11]. Kelebihan dari *Naïve Bayes* adalah proses klasifikasinya bisa disesuaikan berdasarkan sifat dan kebutuhannya masing-masing [12].

Pada penelitian [2] dengan judul Analisis Sentimen Pada Data Kuesioner Evaluasi Dosen Oleh Mahasiswa Menggunakan *Algoritma Support Vector Machine* menghasilkan nilai akurasi sebesar 75%. Penelitian serupa [4] tentang evaluasi dosen menggunakan TF- IDF dan *Algoritma Support Vector Machine* menghasilkan rata-rata akurasi 82% dan penelitian [13] menggunakan *Algoritma K-Nearest Neighbor* menghasilkan hasil akurasi 80%.. Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan bisa disimpulkan bahwa analisis sentimen dengan menggunakan metode klasifikasi *Support Vector Machine* dan *K-Nearest Neighbor* bisa dikatakan efektif dengan tingkat akurasi yang dihasilkan termasuk kategori baik sehingga metode ini dapat membantu

mengetahui hasil tanggapan mahasiswa terhadap evaluasi kinerja dosen dan dapat membantu mengklasifikasi secara otomatis untuk menghasilkan data yang efektif pada evaluasi dosen sehingga tidak menggunakan perhitungan manual dalam mengklasifikasikan opini *positif* dan *negatif*, maka pada penelitian ini tahap klasifikasi akan menggunakan metode *Naïve Bayes Classifier*. Pemilihan metode *Naïve Bayes Classifier* karena metode ini menggunakan teknik pembelajaran berbasis probabilistik yaitu mengumpulkan, merencanakan, menganalisis dan mempresentasikan data atau dengan melihat suatu peluang kejadian [11].

Berdasarkan berbagai pemaparan diatas, maka peneliti tertarik untuk melakukan penelitian dengan judul "**Penerapan Algoritma Naïve Bayes Pada Analisis Sentimen Terhadap Data Kuisioner Evaluasi Dosen Universitas Ichsan Gorontalo.**" Penelitian ini berfokus pada langkah penerapan perhitungan *Algoritma Naïve Bayes* pada analisis data teks dan mencari tingkat akurasi yang akan dihasilkan.Tujuan peneliti menggunakan metode *Naïve Bayes Classifier* ini agar peneliti mudah melakukan teknik analisis sentimen untuk mengklasifikasikan data opini dengan mendapatkan efektifitas dan tingkat akurasi yang tinggi. Sehingga dapat menghasilkan pengolahan dan analisis yang bertujuan mengetahui umpan balik dari mahasiswa terhadap kinerja dosen sehingga dapat menjadi evaluasi untuk pengambilan langkah dalam perbaikan serta dapat meningkatkan cara mengajar yang lebih efektif.

1. 2. Identifikasi Masalah

1. Proses klasifikasi tanggapan mahasiswa yang telah terkumpul jika dilakukan secara manual dengan membaca satu persatu dari tiap tanggapan maka akan membutuhkan waktu yang lama dan tenaga yang banyak. Sehingga diperlukan metode komputasi yang dapat membantu memudahkan proses klasifikasi.
2. Teknik komputasi yang digunakan dalam menyelesaikan masalah klasifikasi data teks membutuhkan teknik pembelajaran mesin yang dapat memberikan hasil akurasi yang cepat dan tinggi.

1. 3. Rumusan Masalah

1. Bagaimana hasil klasifikasi data teks dalam Analisis Sentimen Terhadap Data Kuisioner Evaluasi Dosen ?
2. Bagaimana hasil uji coba *Algoritma Naïve Bayes Classifier* yang paling tinggi akurasinya untuk Analisis Sentimen Terhadap Data Kuisioner Evaluasi Dosen ?

1. 4. Batasan Masalah

1. *Dataset* yang digunakan adalah data kuisioner evaluasi dosen Fakultas Ilmu Komputer.
2. Data yang terdapat dalam kolom saran merupakan data yang akan diolah.
3. Penentuan kelas opini dalam penelitian ini terdiri dari opini *positif* dan *negatif*.

1. 5. Tujuan Penelitian

1. Memperoleh hasil analisis sentimen dalam mengklasifikasikan Data Kuisioner Evaluasi Dosen.
2. Menguji coba perhitungan Algoritma *Naïve Bayes Classifier* untuk memperoleh akurasi yang terbaik pada Analisis Sentimen Terhadap Data Kuisioner Evaluasi Dosen.

1. 6. Manfaat Penelitian

1. Manfaat Teoritis : Memberikan masukan bagi perkembangan ilmu pengetahuan dan teknologi, khususnya pada bidang ilmu komputer, yaitu berupa pemutakhiran metode analisis sentimen dan uji coba metode *Naïve Bayes Classifier*.
2. Manfaat Praktis : Sumbangan pemikiran, karya, bahan pertimbangan, atau solusi guna mendukung pengambilan keputusan dalam rangka menghasilkan hasil analisis yang akurat dan efektif sehingga dapat

memberikan kontribusi untuk peneliti selanjutnya dalam pengembangan sistem dari metode ini.

BAB II
LANDASAN TEORI

2. 1 Tinjauan Studi

Ada beberapa penelitian yang terkait tentang analisis sentimen dan penggunaan metode *Naïve Bayes*, seperti di bawah ini :

Tabel 2. 1: *State of The Art*

NO.	PENELITI	JUDUL	TAHUN	METODE	HASIL
1.	Indah Nur Fitri Astuti, Irfan Darmawan, Dita Pramesti	Analisis Sentimen Pada Data Kuesioner Evaluasi Dosen Oleh Mahasiswa (EDOM) Prodi Sistem Informasi Telkom University Menggunakan Algoritma *Support Vector Machine*	2020	*Support Vector Machine*, Pembobotan *Term Frequency-Inverse Document Frequency*	Tingkat akurasi yang diperoleh menggunakan metode SVM yaitu sebesar 75%, precision sebesar 75%, recall sebesar 75%, dan f-1 score sebesar 74% dengan jumlah data yang diklasifikasi sebanyak 2.465.
2.	Elfrida Cristella,	Analisis Sentimen	2018	*Naive Bayes*	Penelitian ini memperoleh

	Yuliant Sibaroni	Tentang Kasus Layanan Akademik di Perguruan Tinggi (Kasus : Telkom University)		*Classsifier*, 10 *Fold Cross Validation*	rata-rata nilai recall positif keseluruhan data adalah 79%, rata-rata nilai recall negative adalah 38%, dan rata-rata akurasi keseluruhan 76% dari skala 0%-100%.
3.	Didik Garbian Nugroho, Yulison Herry Chrisnanto, Agung Wahana	Analisis Sentimen Pada Jasa Ojek *Online* Menggunakan Metode Naïve Bayes	2016	*Naïve Bayes Classifier*	Pada penelitian ini pengujian dilakukan dengan menggunakan data sebanyak 300 data latih dan hasil yang didapatkan dari akurasi *naïve bayes*

					memperoleh ketepatan 80%.

2. 2 Tinjauan Pustaka

2.2.1 Kinerja Dosen

Kinerja adalah sebuah hasil pencapaian seseorang baik dalam hal kuantitas maupun kualitas dalam suatu organisasi baik secara individu maupun kelompok yang memiliki tujuan untuk menilai karakteristik, perilaku, dan hasil kerja yang telah tercapai sesuai dengan tujuan dari suatu organisasi [14]. Pengukuran kinerja dosen dilakukan dengan mengevaluasi tingkat penguasaan kompetensi, profesional serta pernyataan kontribusi [1]. Sehingga evaluasi kinerja dosen perlu dilakukan untuk meningkatkan kualitas mengajar dan standarisasi akademik agar tujuan dari pengajaran dapat tercapai [4]. Evaluasi dosen merupakan suatu proses analitis dalam kegiatan pengajaran yang baik untuk membantu mahasiswa dalam mencapai suatu proses pembelajaran yang berkualitas [1].

2.2.2 Data Mining

Data Mining merupakan proses ekstraksi pada informasi baru dari sejumlah data untuk membantu dalam pengambilan keputusan dengan menggunakan salah satu teknik yang telah dikembangkan yaitu mencari data yang ada, membangun model, dan menggunakan data tersebut untuk mengidentifikasi pola data lainnya yang tidak ada dalam *database* yang tersimpan [7]. *Data Mining* meliputi pencarian pola dalam sebuah *database* yang bertujuan untuk membantu pengambilan keputusan di

masa depan dan pola-pola ini akan dikenali oleh perangkat khusus yang memberikan analisa terhadap suatu data yang bisa dipelajari [15].

2.2.3 Text Mining

Text Mining adalah bagian dari *Data Mining*, tetapi karena data teks berisi data yang tidak terstruktur, maka terdapat lebih banyak tahapan proses pada *Text Mining* daripada tahapan proses pada *Data Mining* yang memerlukan beberapa tahap agar data menjadi terstruktur [16].

Text Mining merupakan kegiatan pencarian informasi pada sebuah koleksi teks dalam jumlah yang besar dan termasuk dalam bagian studi dari penggabungan teknik *Data Mining*, *Machine Learning*, *Natural Language Processing* (NLP), *Information Retrieval* dan *Knowledge Management* yang memiliki tujuan yang serupa dengan *Data Mining* yaitu mendapatkan informasi/pengetahuan yang berguna dalam sebuah data teks pada skala besar dengan mengidentifikasi dan melakukan penemuan informasi dari sumber data [4].

2.2.4 Analisis Sentimen

Analisis *sentimen* merupakan suatu metode dalam data mining yang memiliki fungsi untuk mengubah data, mengolah data serta mengkajinya dari sebuah entitas [2]. Analisis sentimen merupakan suatu proses memahami, mengekstrak dan mengolah data teks secara otomatis yang bertujuan untuk mendapatkan sebuah informasi sentimen yang terkandung dalam sebuah opini dan untuk mengetahui kecenderungan dari sebuah opini atau pendapat terhadap suatu objek atau masalah [9].

2.2.5 Preprocessing

Preprocessing merupakan tahap awal yang dilakukan sebelum melakukan proses klasifikasi. Sehingga fitur yang dihasilkan akan digunakan sebagai data pembelajaran mesin oleh *Naïve Bayes Classifier* [11]. Berikut tahapan yang dilakukan pada *preprocessing* yaitu : terdiri dari proses *case folding, tokenization, filtering stopword,* dan *stemming*.

a. *Case Folding*

   Proses ini merubah huruf besar menjadi huruf kecil dan menghilangkan seluruh tanda baca pada kalimat.

b. *Tokenization*

   Proses pemisahan kalimat dalam satu dokumen menjadi kata-kata, frase, atau simbol yang kemudian akan digunakan sebagai input data pada proses selanjutnya.

c. *Filtering Stopword*

   Proses menghilangkan data dari karakter-karakter atau kata yang tidak berguna, seperti tanda baca dan preposisi.

d. *Stemming*

   Proses merubah kata berimbuhan menjadi kata dasar.

2.2.6 Algoritma Naïve Bayes

Naïve Bayes merupakan sebuah teknik pengklasifikasian probabilistik sederhana yang menghitung sekumpulan probabilitas dengan menjumlahkan frekuensi dan kombinasi nilai yang diberikan [14]. Metode *Naïve Bayes* merupakan suatu proses pengujian sebuah teks yang belum pernah diketahui kategorinya berdasarkan pengetahuan yang dimiliki [11]. Keuntungan menggunakan metode *Naïve Bayes* yaitu dalam proses mengklasifikasi metode ini hanya membutuhkan data latih

yang kecil dalam menentukan estimasi parameter yang diperlukan [17]. Tahapan dari algoritma *Naïve Bayes* adalah :

1. Menghitung jumlah kelas/label
2. Menghitung jumlah kasus perkelas
3. Kalikan semua variabel kelas
4. Bandingkan hasil perkelas

Pada proses klasifikasi, algoritma akan mencari probabilitas dengan nilai tertinggi pada semua kategori dokumen yang diuji [18]. Persamaannya adalah :

$$P(H \mid X) = \frac{P(X \mid H)P(H)}{P(X)} \quad (1)$$

Dimana :

H	= Prediksi
X	= Aktual
P(H)	= Peluang Prediksi
P(X)	= Peluang Aktual
P(X|H)	= Peluang kelas Aktual untuk kelas Prediksi

Persamaan kedua Metode *Naïve Bayes* :

$$P(C|F_1, \dots, F_n) = \frac{P(C)P(F1 \dots Fn|C}{P(F1 \dots Fn)} \quad (2)$$

Pada persamaan (2) variabel *C* adalah sebuah kelas, sedangkan *F1…Fn* adalah karakteristik dari petunjuk yang diperlukan dalam proses klasifikasi.

Persamaan ketiga Metode *Naïve Bayes* :

$$Posterior = \frac{prior\ x\ likelihood}{evidence} \quad (3)$$

Dimana nilai *evidence* akan selalu bernilai tetap untuk setiap kelas pada satu sampel [18]. Nilai yang dihasilkan dari posterior kemudian akan dibandingkan dengan nilai-nilai posterior kelas lainnya untuk ke kelas apa suatu sampel akan diklasifikasikan.

Persamaan keempat Metode *Naive Bayes* :

$$\begin{aligned} P(H|X_1, \dots, X_n) &= P(H)P(X_1, \dots, X_n|H) \\ &= P(H)P(X_1|H)(X_2, \dots, X_n|H, X_1) \\ &= P(H)P(X_1|H)\mathrm{P}(X_2|H, X_1)(X_3, \dots, X_n|H, X_1, X_2) \\ &= P(H)P(X_1|H)\mathrm{P}(X_2|H, X_1)P(X_3|H, X_1, X_2) \\ &\dots P(X_n|H, X_1, X_2, \dots, X_n - 1) \end{aligned} \quad (4)$$

Persamaan kelima Metode Naïve Bayes :

$$P(w \,|\, positif/negatif) = \frac{count(training_{set}, sentimen) + 1}{count\ (sentimen) + |v|} \quad (5)$$

2.2.7 Term frequency – inverse document frequency

TF-IDF merupakan perhitungan bobot dalam setiap kata pada setiap dokumen [6]. Metode TF-IDF digunakan untuk mengetahui berapa sering suatu kata muncul di dalam dokumen. Untuk mendapatkan nilai TF – IDF dibutuhkan nilai idf_t. Nilai idf_t dapat diperoleh dengan Persamaan 1 :

$$idf_t = \log(\frac{n}{df_i}) \quad (5)$$

Persamaan 2 :

$$W_{dt} = TF_{dt} \text{ x } idf_t \quad (6)$$

Dimana :

N = Jumlah dokumen yang diuji

df_t = Jumlah dokumen yang terdapat term (t)

W = Bobot term terhadap dokumen

TF = Banyaknya kemunculan term (t) pada sebuah dokumen

d = dokumen ke-d

t = kata ke-t dari kata kunci

2.2.8 Confussion Matrix

Confussion Matrix merupakan pengukuran performa pada masalah klasifikasi untuk menilai apakah apakah hasil klasifikasi sudah sesuai dengan yang diharapkan atau belum [10].

Tabel 2. 2: Visualisasi *Confussion Matrix*

#	PREDIKSI	
REALITA	TP	TN
	FP	FN

Dimana :

TP (*True Positif),* yaitu jumlah dokumen komentar positif yang terklasifikasi dengan benar oleh sistem.

TN (*True Negatif),* yaitu jumlah dokumen komentar negatif yang terklasifikasi dengan benar oleh sistem.

FP (*False Positif),* yaitu jumlah dokumen komentar positif tetapi terklasifikasi salah oleh sistem.

FN (*False Negative),* yaitu jumlah dokumen komentar negatif tetapi terklasifikasi salah oleh sistem.

Pada *confussion matrix* terdapat beberapa parameter yang digunakan untuk mengukur performansi dari suatu metode yaitu :

a. *Accuracy* adalah perbandingan antara nilai prediksi dengan keseluruhan data..

$$\frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (8)$$

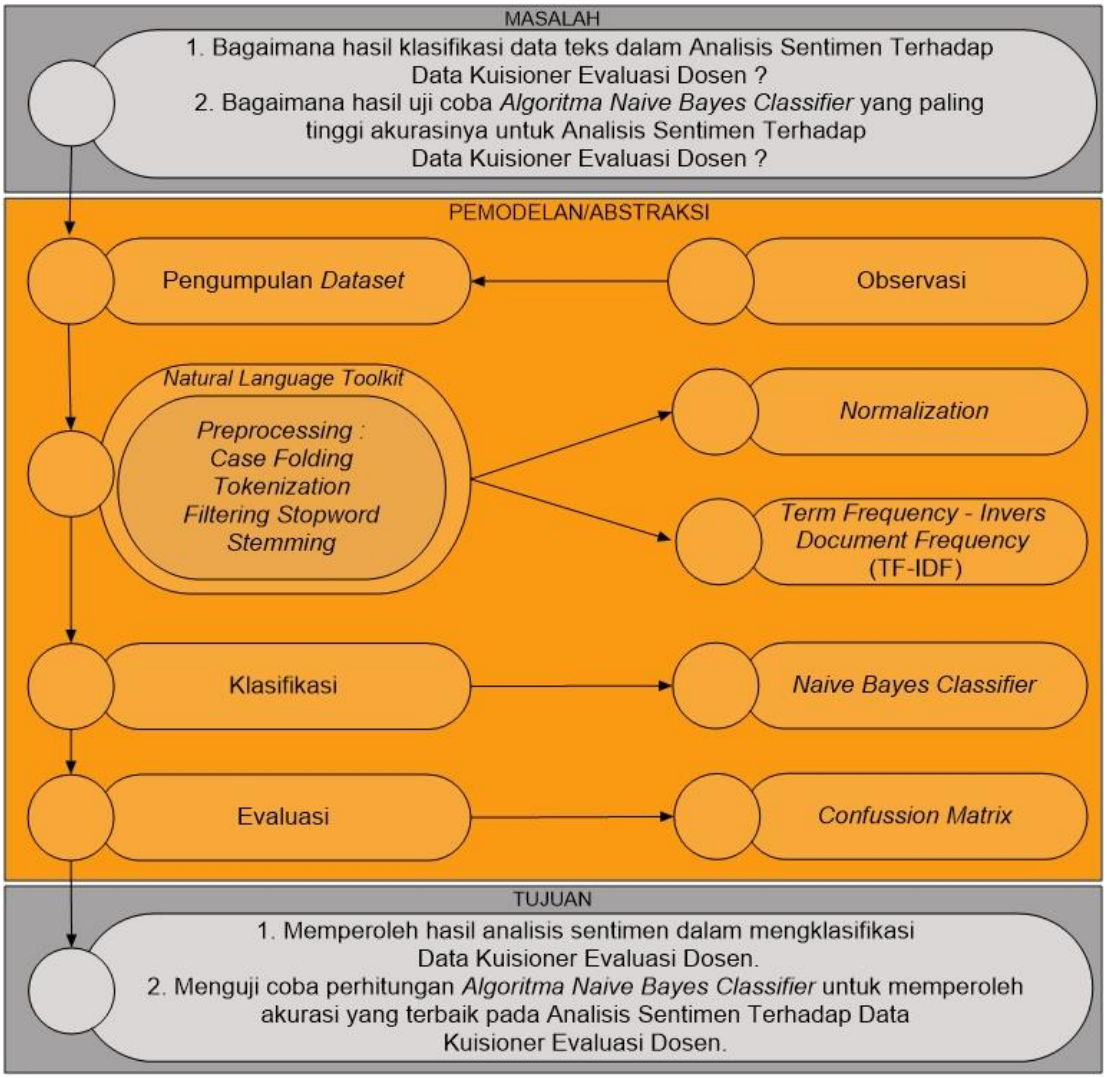
b. *Precision* adalah perbandingan prediksi benar dengan dengan keseluruhan hasil yang diprediksi positif.

$$\frac{TP}{TP + FP} \quad (9)$$

c. *Recall* adalah perbandingan benar positif dengan keseluruhan data yang bernilai positif.

$$\frac{TP}{FN + TP} \quad (10)$$

2. 3 Kerangka Pikir



Gambar 2. 1: Kerangka Pikir

BAB III
METODE PENELITIAN

3. 1 Jenis, Metode, Subjek, Objek, Waktu dan Lokasi Penelitian

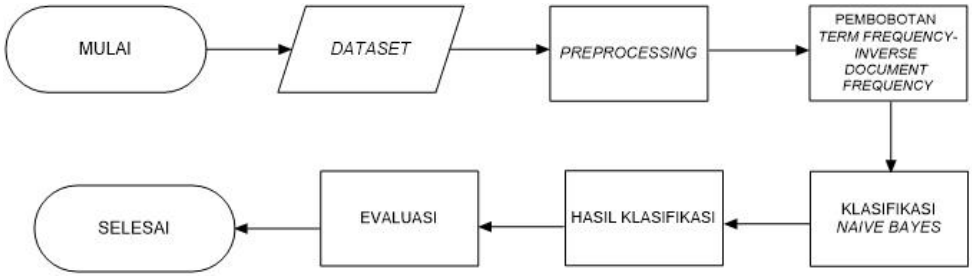
Dipandang dari tingkat penerapannya, maka penelitian ini merupakan penelitian terapan karena berfokus pada penerapan untuk memberikan solusi dari suatu permasalahan yang bersifat praktis. Dipandang dari jenis informasi yang diolah, maka penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif. Dipandang dari perlakuan terhadap data, maka penelitian ini merupakan penelitian konfirmatori.

Penelitian ini menggunakan metode penelitian eksperimen. Dengan demikian jenis penelitian ini adalah penelitian eksperimental. Subjek dari penelitian adalah analisis sentimen pada data kuisioner evaluasi dosen oleh mahasiswa. Penelitian ini dimulai dari Desember 2021 sampai dengan Mei 2022 yang berlokasi di kampus Universitas Ichsan Gorontalo.

3. 2 Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah data kuisioner evaluasi dosen oleh mahasiswa Fakultas Ilmu Komputer yang diperoleh dari Biro Administrasi Akademik dan Kemahasiswaan (BAAK) dalam bentuk pdf. Terdapat total “1.989” data tanggapan mahasiswa. Data yang akan diolah yaitu data yang terdapat pada kolom saran. Data yang mengandung opini netral dan jika terdapat dua atau lebih data yang memiliki tanggapan yang sama, maka kembaran data tersebut dihapus sehingga menyisakan satu data pada *dataset* asli.

3. 3 Pemodelan



Gambar 3. 1: Pemodelan Sistem Analisis Sentimen

3. 4 Preprocessing

Setelah pengumpulan *dataset*, tahap selanjutnya yaitu *preprocessing* data. *Preprocessing* data merupakan tahap yang dilakukan sebelum proses klasifikasi. Pada tahap ini akan dilakukan pengolahan data asli menjadi data yang siap diolah pada tahap selanjutnya. Adapun beberapa tahapan *preprocessing* yang akan dilakukan yaitu merubah huruf besar menjadi huruf kecil dan menghilangkan seluruh tanda baca (*case folding)*, memisahkan sekumpulan karakter dalam teks menjadi suatu kata (*tokenization*), menghilangkan karakter-karakter atau kata yang tidak berguna (*filtering stopword)*, dan merubah kata berimbuhan menjadi kata dasar (*stemming*).

3. 5 Pembobotan Term Frequency – Inverse Document Frequency

Pada tahap TF-IDF akan dilakukan perhitungan pembobotan untuk mengetahui berapa sering suatu *term* kata yang muncul dalam setiap dokumen dengan menggunakan rumus perhitungan yang terdapat pada persamaan (5) sampai persamaan (7).

3. 6 Klasifikasi Naïve Bayes

Pada tahap ini akan dilakukan klasifikasi sentimen dengan menggunakan metode *Naïve Bayes Classifier*. Metode *Naïve Bayes Classifier* adalah proses mengklasifikasikan atau menguji teks baru yang

kategorinya belum diketahui berdasarkan basis pengetahuan yang dimiliki [11]. Proses klasifikasi metode *naïve bayes* dilakukan dengan mempersiapkan terlebih dahulu data yang sudah dilabeli sebagai acuan dalam proses klasifikasi (*data training*). Total data yang ada akan dilakukan pelabelan sentimen secara otomatis dengan menggunakan Python. Untuk tahap *preprocessing* menggunakan *tools* python yaitu NLTK (*Natural Language Toolkit)* dan Python Sastrawi. Selain itu juga akan dilakukan pelabelan secara manual terhadap data dengan menandakan tanggapan ke dalam kategori *positif* dan *negatif* oleh peneliti. Jika semua data telah dilabeli, maka keakuratan proses klasifikasi yang dilakukan akan diukur.

3. 7 Hasil Klasifikasi

Data yang dihasilkan merupakan output hasil akurasi yang didapatkan dari metode yang digunakan. Hasil lain yang ditunjukkan dalam penelitian ini adalah persentase dari masing-masing sentimen berdasarkan hasil klasifikasi. Adapun kategori sentimen yang dihasilkan pada penelitian ini terdiri dari 2 kategori yaitu kategori *positif* dan *negatif*.

3. 8 Evaluasi

Evaluasi dilakukan untuk memverifikasi hasil klasifikasi dengan mengukur keakuratan dari suatu metode klasifikasi. Tahap evaluasi dilakukan dengan menggunakan metode *confussion matrix* untuk membandingkan hasil klasifikasi yang dilakukan oleh sistem sesuai dengan hasil yang sebenarnya.

BAB IV
HASIL PENELITIAN

4.1 Hasil Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data saran selama satu semester yaitu 2019/2020 sebanyak 1989 data. Data ini dibagi menjadi data latih sebanyak 1.392 data dan data uji sebanyak 597 data.

Data saran Evaluasi Dosen Fakultas Ilmu Komputer berbentuk *file* pdf yang disalin ke *file* excel untuk dimasukkan kedalam database. Data *file* excel diseleksi dan dilabeli secara manual terlebih dahulu untuk membuang data-data yang kosong dan tidak sesuai untuk diproses. Selanjutnya data saran yang ada pada database dilakukan *preprocessing* dan disimpan dalam database data bersih.

Data latih saran yang berjumlah sebanyak 1.392 data, dibuat untuk model klasifikasi. Model klasifikasi selanjutnya disimpan dan akan digunakan dalam pengujian data. Setelah proses menghitung akurasi dari klasifikasi sentimen pada data saran menggunakan uji validasi *confussion matrix*. Pada pengujian, hasil *preprocessing* data uji dilakukan klasifikasi secara otomatis dengan menerapkan model klasifikasi yang telah dibuat pada data latih sebelumnya. Hasil dari klasifikasi kemudian ditampilkan dalam grafik dan siap digunakan sebagai informasi.

Berdasarkan hasil pengumpulan data, diperoleh data primer sebagai berikut :

Tabel 4. 1 Hasil Pengumpulan Data

No.	Nama Dosen	Mata Kuliah	Saran	Value
1	IRVAN A SALIHI, M.Kom	Logika Pemrograman	Setiap pertemuan kasih tugas pak	1
2	IRVAN A SALIHI, M.Kom	Logika Pemrograman	Sangat baik dalam memberikan materi pembelajaran	1
3	IRVAN A SALIHI, M.Kom	Logika Pemrograman	Saran saya jangan terlalu cepat menjelaskan	1
4	IRVAN A SALIHI, M.Kom	Logika Pemrograman	Diharapkan adnya pemberian materi lebih yang membahas contoh-contoh soal pemrograman dan juga cara penyelesaiannya. Pemberian materi lebih ini, akan digunakan untuk meningkatkan	1

			kemampuan pemrograman dalam mata kuliah ini.	
5	IRVAN A SALIHI, M.Kom	Logika Pemrograman	Sebelumnya terima kasih banyak buat pak irvan sudah banyak memberikan pengetahuan kepada kami.. Saran saya proses mengajarnya tetap seperrti biasanya.. semoga disemester berikutnya bisa bertemu lagi dengan pak irvan	1
6	IRVAN A SALIHI, M.Kom	Logika Pemrograman	Agar bisa lebih baik kedepannya	1
7	IRVAN A SALIHI, M.Kom	Logika Pemrograman	Jangan ubah cara mengajarmu bapak/ibu dosen	1
8	IRVAN A SALIHI, M.Kom	Logika Pemrograman	Semoga kedepannya lebih sangat baik lagi	1

9	IRVAN A SALIHI, M.Kom	Logika Pemrograman	Berikan tugas setiap pekan pak supaya kami mahir dalam program	1
10	IRVAN A SALIHI, M.Kom	Logika Pemrograman	Tidak ada saran dari saya menurut sata bapak dosen terbaik..	1
…	…..	…..	…..	…
1989	DOSEN UMUM KOTA	Skripsi	Lebih Baik Lagi	1

Keterangan :

Tanggapan Positif : 1

Tanggapan Negatif : 0

4.1.1 Penerapan Metode

Berikut ini adalah perhitungan manual penyelesaian menggunakan metode *Naïve Bayes Classifier* dalam klasifikasi saran.

Tabel 4. 2 Saran Data Latih

No	Nama Dosen	Mata Kuliah	Saran	Value
1.	SUHARDI RUSTAM, M.Kom	Algoritma dan Struktur Data	Selalu bimbing kami ya pak ?	1

2.	YUSRIANTO MALAGO, M.Kom	Komputer Aplikasi	Saat belajar dalam kelas saya mengerti apa yang di jelaskan, tapi saat praktek saya kesulitan mengikuti latihan soal yang terlalu cepat jadi saya tidak bisa mengejar materinya	0

1. Tahap *Preprocessing* :

    1. *Case Folding* : Merubah huruf besar menjadi huruf kecil dan menghilangkan seluruh tanda baca.

Tabel 4. 3 *Case Folding*

No.	Saran	Hasil *Case Folding*
1.	Selalu bimbing kami ya pak ⬚	selalu bimbing kami ya pak

2.	Saat belajar dalam kelas saya mengerti apa yang di jelaskan, tapi saat praktek saya kesulitan mengikuti latihan soal yang terlalu cepat jadi saya tidak bisa mengejar materinya	saat belajar dalam kelas saya mengerti apa yang di jelaskan tapi saat praktek saya kesulitan mengikuti latihan soal yang terlalu cepat jadi saya tidak bisa mengejar materinya

2. *Tokenization* : Pemecahan Teks/Kalimat menjadi kumpulan kata agar mudah dalam melakukan pembobotan tiap kata.

Tabel 4. 4 *Tokenization*

Data 1	Data 2
bimbing	belajar
	kelas
	mengerti
	praktek
	kesulitan
	mengikuti
	latihan
	cepat
	mengejar
	materinya

3. *Filtering Stopword* : Tahap untuk menghilangkan data dari karakter-karakter atau kata yang tidak berguna.

Tabel 4. 5 *Filtering Stopword*

Sebelum *Stopword*	Hasil *Stopword*
selalu	
bimbing	bimbing
kami	
ya	
pak	
saat	
belajar	belajar
dalam	
kelas	kelas
saya	
mengerti	mengerti
apa	
yang	
di	
jelaskan	
tapi	

saat	
praktek	praktek
saya	
kesulitan	kesulitan
mengikuti	mengikuti
latihan	latihan
soal	
yang	
terlalu	
cepat	cepat
jadi	
saya	
tidak	
bisa	
mengejar	mengejar
materinya	materinya

4. *Stemming* : Merubah kata berimbuhan menjadi kata dasar.

Tabel 4. 6 *Stemming*

Sebelum *Stemming*	Hasil *Stemming*
bimbing	bimbing

belajar	belajar
kelas	kelas
mengerti	erti
praktek	praktek
kesulitan	sulit
mengikuti	ikut
latihan	latih
cepat	cepat
mengejar	kejar
materinya	materi

2. Pembobotan : Menggunakan *tf* (*term frequency*) untuk mengetahui berapa sering suatu kata muncul didalam dokumen.

Tabel 4. 7 Pembobotan TF

No.	Kosa Kata	*tf* Positif	*tf* Negatif
1.	bimbing	1	0
2.	belajar	0	1
3.	kelas	0	1
4.	erti	0	1
5.	praktek	0	1
6.	sulit	0	1

7.	ikut	0	1
8.	latih	0	1
9.	cepat	0	1
10.	kejar	0	1
11.	materi	0	1
Jumlah *term*		1	10

Diperoleh :

Count positif = 1, *Count* negative = 10 dengan total 11 kata

Tabel 4. 8 Tabel Perhitungan Tf-Idf

No.	Term	Dokumen		tf	df_t	tf x dft	
		saran1	saran2			saran1	saran2
1.	bimbing	1	0	1	1,30	1,30	0
2.	belajar	0	1	1	1,30	0	1,30
3.	kelas	0	1	1	1,30	0	1,30
4.	erti	0	1	1	1,30	0	1,30
5.	praktek	0	1	1	1,30	0	1,30
6.	sulit	0	1	1	1,30	0	1,30
7.	ikut	0	1	1	1,30	0	1,30

8.	latih	0	1	1	1,30	0	1,30
9.	cepat	0	1	1	1,30	0	1,30
10.	kejar	0	1	1	1,30	0	1,30
11.	materi	0	1	1	1,30	0	1,30
Nilai Bobot tiap Dokumen						1,30	13

Semakin besar nilai perhitungan bobot yang diperoleh, maka semakin tinggi pula tingkat similaritas dokumen terhadap query, jadi bobot yang paling besar adalah saran2 yaitu "Saat belajar dalam kelas saya mengerti apa yang di jelaskan tapi saat praktek saya kesulitan mengikuti latihan soal yang terlalu cepat jadi saya tidak bisa mengejar materinya."

4.1.1.1 Proses Klasifikasi Metode Naïve Bayes pada Data Latih

1. Menghitung probabilitas *prior* dari setiap kategori, yaitu menjadi 2 kategori yakni kelas positif dan kelas negative

$$P(positif) = \frac{n(positif)}{n} = \frac{1}{2} = 0{,}5$$

$$P(negatif) = \frac{n(negatif)}{n} = \frac{1}{2} = 0{,}5$$

2. Menghitung probabilitas *likelihood* atau mencari nilai peluang setiap *term* dari dokumen. Jumlah seluruh kata 11, 1 term dari kelas positif dan 10 term dari kelas negative. Banyaknya *term* tergantung pada hasil *preprocessing* data.

$$P(w \mid positif/negatif) = \frac{count(training_{set}, sentimen) + 1}{count\ (sentimen) + |v|}$$

1. Probabilitas kata “bimbing”

$$P(bimbing|positif) = \frac{1+1}{1+11} = 0{,}1666666666667$$

$$P(bimbing|negatif) = \frac{0+1}{10+11} = 0{,}0476190476190$$

2. Probabilitas kata “belajar”

$$P(belajar|positif) = \frac{0+1}{1+11} = 0{,}0833333333333$$

$$P(belajar|negatif) = \frac{1+1}{10+11} = 0{,}0952380952381$$

3. Probabilitas kata “kelas”

$$P(kelas|positif) = \frac{0+1}{1+11} = 0{,}0833333333333$$

$$P(kelas|negatif) = \frac{1+1}{10+11} = 0{,}0952380952381$$

4. Probabilitas kata “mengerti”

$$P(mengerti|positif) = \frac{0+1}{1+11} = 0{,}0833333333333$$

$$P(mengerti|negatif) = \frac{1+1}{10+11} = 0{,}0952380952381$$

5. Probabilitas kata “praktek”

$$P(praktek|positif) = \frac{0+1}{1+11} = 0{,}0833333333333$$

$$P(praktek|negatif) = \frac{1+1}{10+11} = 0{,}0952380952381$$

6. Probabilitas kata “kesulitan”

$$P(kesulitan|positif) = \frac{0+1}{1+11} = 0{,}0833333333333$$

$$P(kesulitan|negatif) = \frac{1+1}{10+11} = 0{,}0952380952381$$

7. Probabilitas kata “mengikuti”

$$P(mengikuti|positif) = \frac{0+1}{1+11} = 0{,}0833333333333$$

$$P(mengikuti|negatif) = \frac{1+1}{10+11} = 0{,}0952380952381$$

8. Probabilitas kata “latihan”

$$P(latihan|positif) = \frac{0+1}{1+11} = 0{,}0833333333333$$

$$P(latihan|negatif) = \frac{1+1}{10+11} = 0{,}0952380952381$$

9. Probabilitas kata “cepat”

$$P(cepat|positif) = \frac{0+1}{1+11} = 0{,}0833333333333$$

$$P(cepat|negatif) = \frac{1+1}{10+11} = 0{,}0952380952381$$

10. Probabilitas kata “mengejar”

$$P(mengejar|positif) = \frac{0+1}{1+11} = 0{,}0833333333333$$

$$P(mengejar|negatif) = \frac{1+1}{10+11} = 0{,}0952380952381$$

11. Probabilitas kata “materi”

$$P(materi|positif) = \frac{0+1}{1+11} = 0{,}0833333333333$$

$$P(materi|negatif) = \frac{1+1}{10+11} = 0{,}0952380952381$$

Tabel 4. 9 Saran Data Uji

No.	Nama Dosen	Mata Kuliah	Saran	Value Asli
1.	AZWAR, M.Kom	Algoritma dan Struktur Data	Baik jika praktek terus dilakukan dlam melakukan pembelajaran	1

2.	ZOHRAYATY, S.Kom, M.Kom	Pengantar Ilmu Komputer	Untuk penjelasan materi bisa diperdalam lagi agar mahasiswa mudah untuk mengerti	1

Tabel 4. 10 Data Uji setelah *Preprocessing*

No.	Nama Dosen	Hasil *Preprocessing*	Value Asli
1.	AZWAR, M.Kom	praktek dlam belajar	1
2.	ZOHRAYATY, S.Kom, M.Kom	penjelasan materi dalam mahasiswa mudah mengerti	1

Tabel 4. 11 Data Latih dan Data Uji

No.	Nama Dosen	Hasil *Preprocessing*	Value
1.	SUHARDI RUSTAM, M.Kom	bimbing	1
2.	YUSRIANTO MALAGO, M.Kom	belajar kelas mengerti praktek kesulitan mengikuti latihan cepat	0
Data Uji			
3.	AZWAR, M.Kom	praktek belajar	?
4.	ZOHRAYATY, S.Kom, M.Kom	jelas materi dalam mahasiswa mudah mengerti	?

4.1.1.2 Proses Klasifikasi Naïve Bayes pada Data Uji

Proses klasifikasi data uji yaitu dengan mengalikan semua nilai peluang. Nilai yang lebih tinggi merupakan kelas baru dari data tersebut.

1. Pada data uji "praktek dlam pembelajaran" yang termasuk ke dalam data latih adalah kata "praktek" dan "belajar".

   $P(uji|positif)$

   = $P(positif)x\ P(\text{praktek}|positif)x\ P(\text{belajar}|positif)$

   = 0,5 x 0,0833333333333 x 0,0833333333333

   = 0,0034722222222194

   $P(uji|negatif)$

   = $P(negatif)x\ P(\text{praktek}|negatif)x\ P(\text{belajar}|negatif)$

   = 0,5 x 0,0952380952381 x 0,0952380952381

   = 0,0045351473922907

   Kesimpulan : Nilai probabilitas tertinggi yaitu sebesar 0,0034722222222194 pada $P(uji|positif)$ sehingga saran tersebut diklasifikasikan ke dalam kelas "**Positif**".

2. Pada data uji "penjelasan materi diperdalam mahasiswa mudah mengerti" yang termasuk ke dalam data latih adalah "mengerti".

   $P(uji|positif)$

   = $P(positif)x\ P(\text{materi}|positif)$

   = 0,5 x 0,0833333333333

   = 0,0034722222222194

$P(uji|negatif)$
= $P(negatif)x\ P(\text{materi}|negatif)$
= 0,5 x 0,0952380952381
= 0,0045351473922907

Kesimpulan : Nilai probabilitas tertinggi yaitu sebesar 0,0034722222222194 pada $P(uji|positif)$ sehingga saran tersebut diklasifikasikan ke dalam kelas "**Positif**".

3. Menghitung bobot kemunculan *term* terhadap dokumen. Proses pembobotan ini menggunakan rumus *Term Frequency-Invers Documen Frequency* (TF-IDF). Rumus TF-IDF bisa dilihat pada rumus (6) sampai (7).

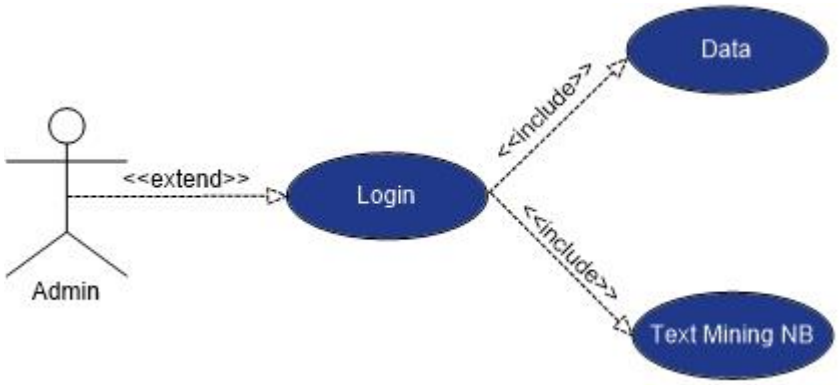
Tabel 4. 12 Tabel Perhitungan Tf-Idf

No.	Term	Dokumen				*tf*	df_t	*tf* x *dft*			
		s1	s2	s3	s4			s1	s2	s3	s4
1.	bimbing	1	0	0	0	1	1,60	1,60	0	0	0
2.	belajar	0	1	0	0	1	1,60	0	1,60	0	0
3.	kelas	0	1	0	0	1	1,60	0	1,60	0	0
4.	mengerti	0	1	0	0	1	1,60	0	1,60	0	0
5.	praktek	0	1	0	0	1	1,60	0	1,60	0	0
6.	sulit	0	1	0	0	1	1,60	0	1,60	0	0
7.	ikut	0	1	0	0	1	1,60	0	1,60	0	0

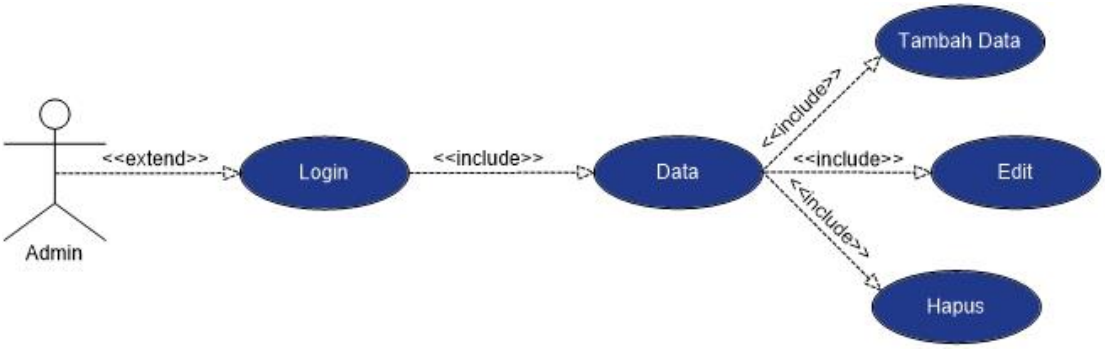
8.	latih	0	1	0	0	1	1,60	0	1,60	0	0
9.	cepat	0	1	0	0	1	1,60	0	1,60	0	0
10	kejar	0	1	0	0	1	1,60	0	1,60	0	0
11	materi	0	1	0	0	1	1,60	0	1,60	0	0
12	praktek	0	0	1	0	1	1,60	0	0	1,60	0
13	belajar	1	0	1	0	1	1,30	0	0	1,30	0
14	jelas	0	0	1	0	1	1,60	0	0	0	1,60
15	materi	0	1	1	0	1	1,30	0	0	0	1,30
16	dalam	0	0	1	0	1	1,60	0	0	0	1,60
17	mahasis wa	0	0	1	0	1	1,60	0	0	0	1,60
18	mudah	0	0	1	0	1	1,60	0	0	0	1,60
19	mengerti	0	1	1	0	1	1,30	0	0	0	1,30
Nilai Bobot tiap Dokumen								1,60	16	2,08	9

Semakin besar nilai perhitungan bobot yang diperoleh, maka semakin tinggi pula tingkat similaritas dokumen terhadap query, jadi bobot yang paling besar adalah saran2 yaitu “Saat belajar dalam kelas saya mengerti apa yang di jelaskan tapi saat praktek saya kesulitan mengikuti latihan soal yang terlalu cepat jadi saya tidak bisa mengejar materinya.”

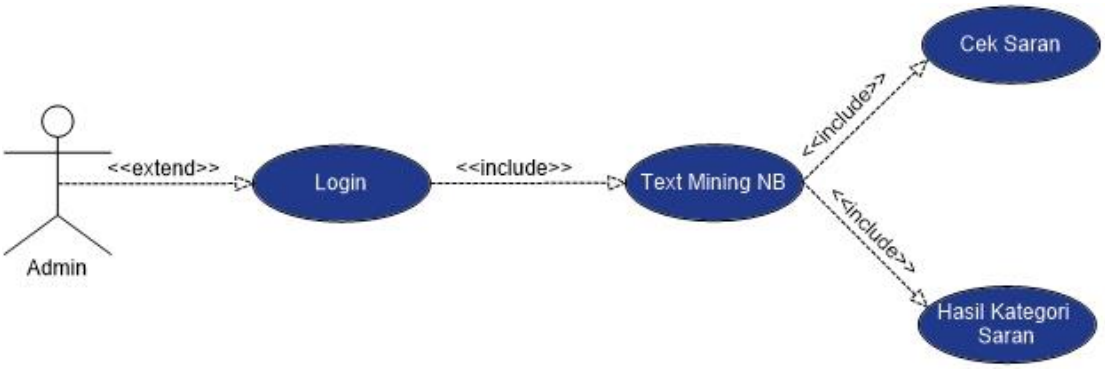
4.2 Hasil Pengembangan Sistem



Gambar 4. 1 ***Use Case Diagram Login***

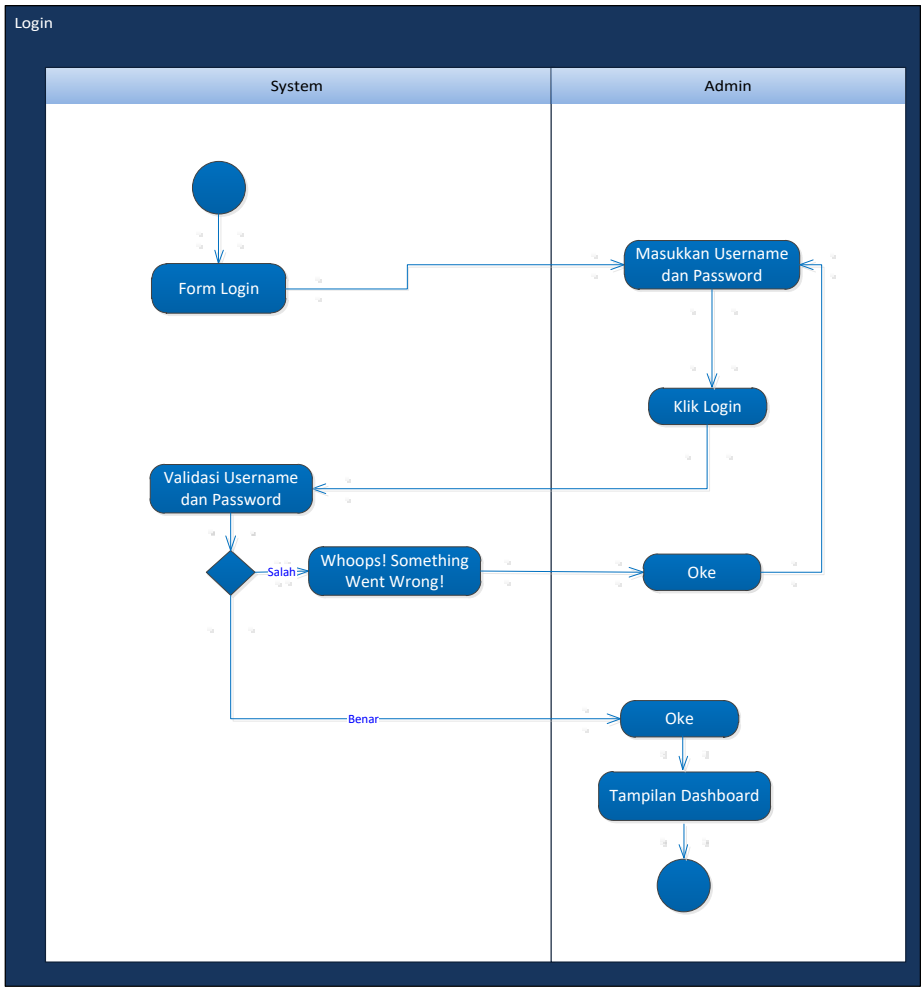


Gambar 4. 2 ***Use Case Diagram*** **Data**



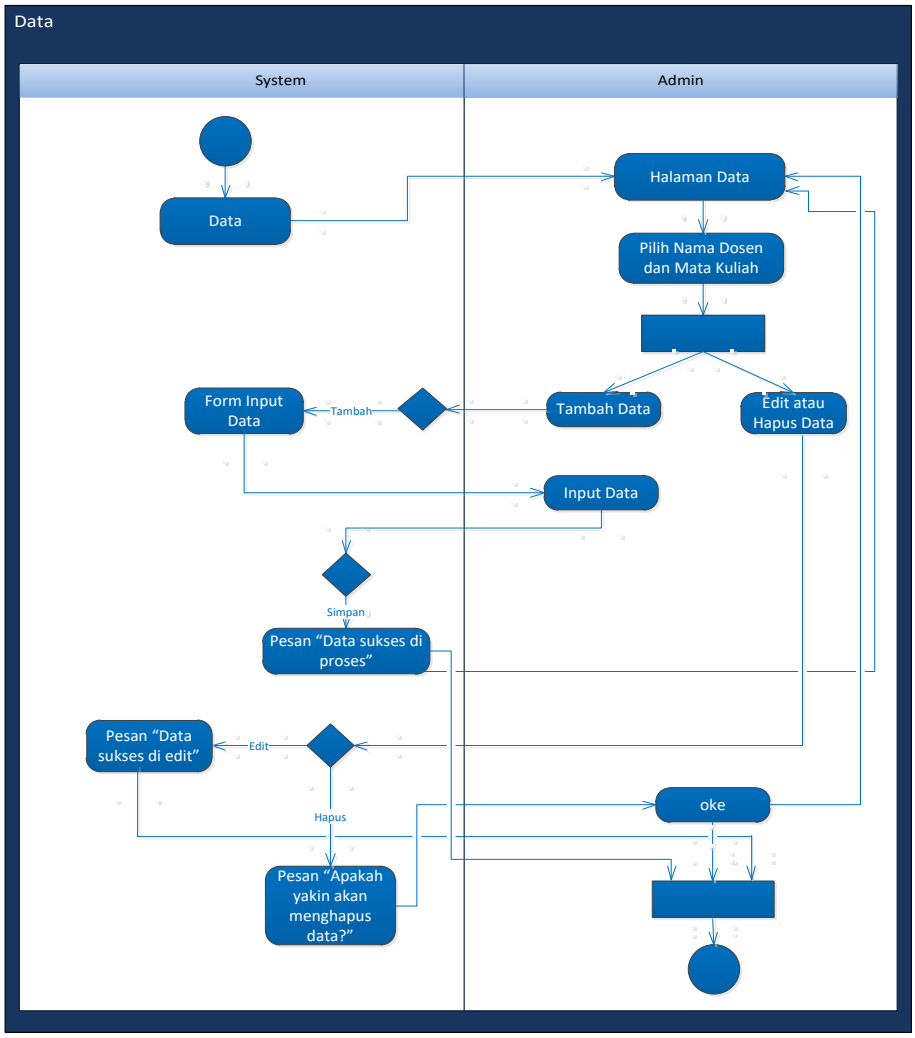
Gambar 4. 3 ***Use Case Diagram Text Mining NB***

4.3 Activity Diagram Login



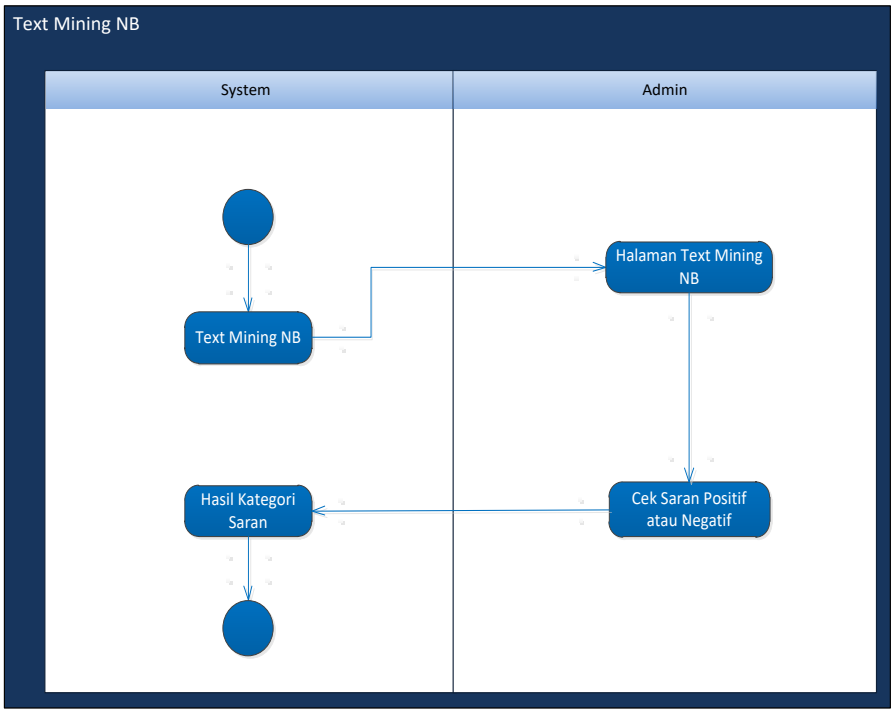
Gambar 4. 4 *Activity Diagram* Login

4.4 Activity Diagram Data



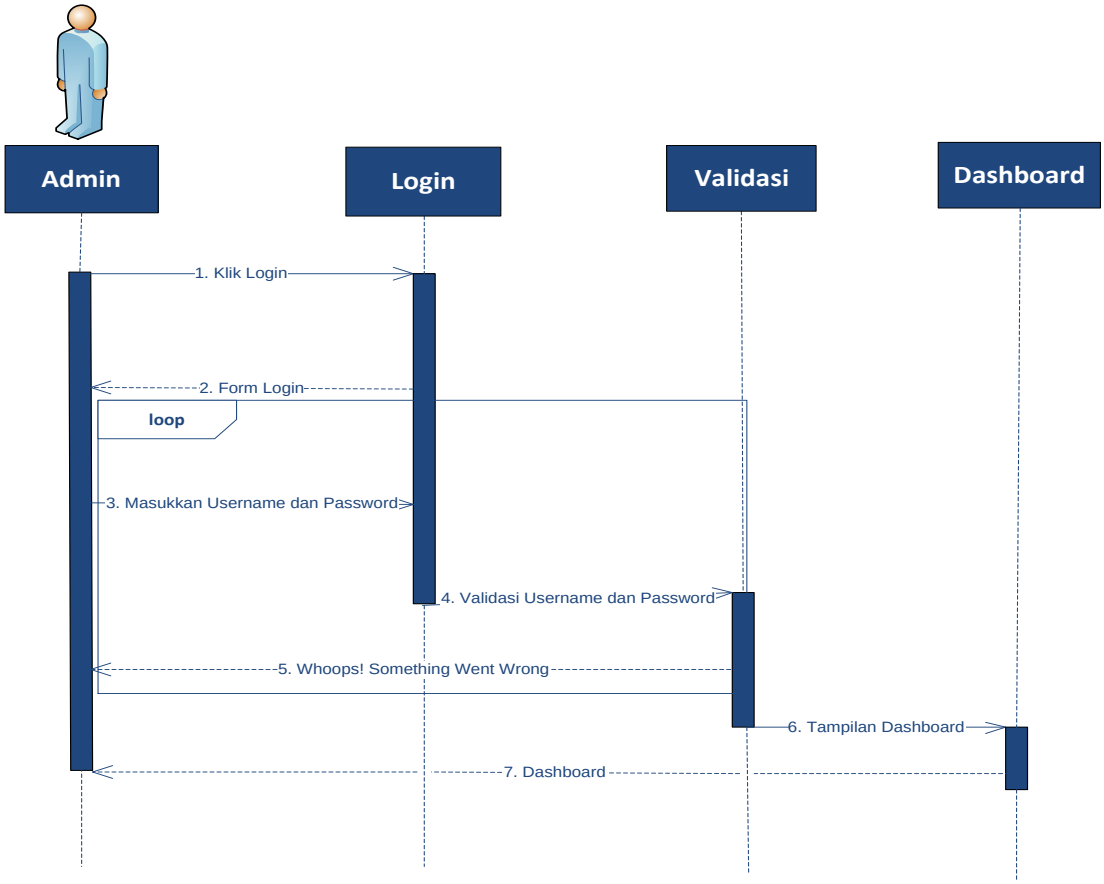
Gambar 4. 5 *Activity Diagram* Data

4.5 Activity Diagram Text Mining NB



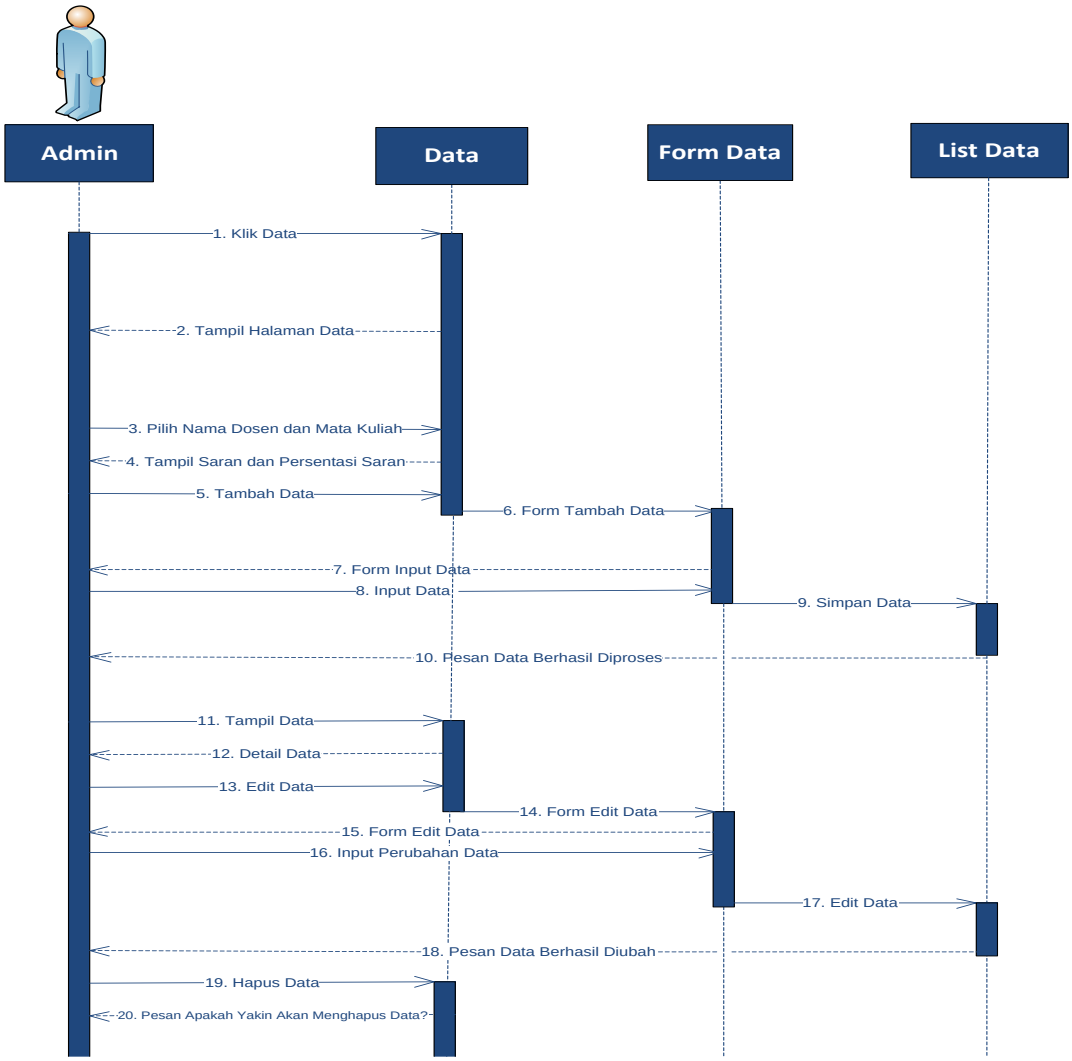
Gambar 4. 6 *Activity Diagram* Text Mining NB

4.6 Sequence Diagram Login Admin



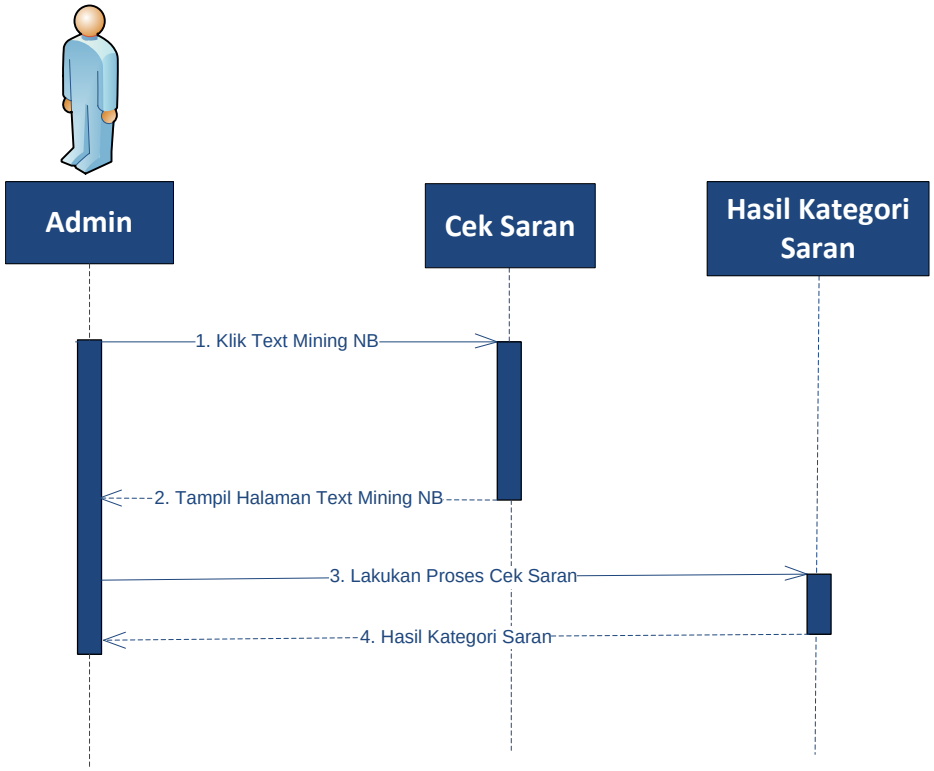
Gambar 4. 7 *Sequence Diagram* Login

4.7 Sequence Diagram Data



Gambar 4. 8 *Sequence Diagram* Data

4.8 Sequence Diagram Text Mining NB



Gambar 4. 9 *Sequence Diagram* Text Mining NB

4.9 Arsitektur Sistem

Dalam melakukan penelitian ini, penulis menggunakan perangkat keras (*hardware*) dan perangkat lunak (*software*) sebagai berikut :

1. Processor : Intel ® Core™ i3-10110U CPU @ 2.10GHz 259GHz
2. RAM : 4.00 GB
3. VGA : 16 Bit
4. Harddisk : 500GB
5. Operating System : Windows 10
6. Tools : Colab Google

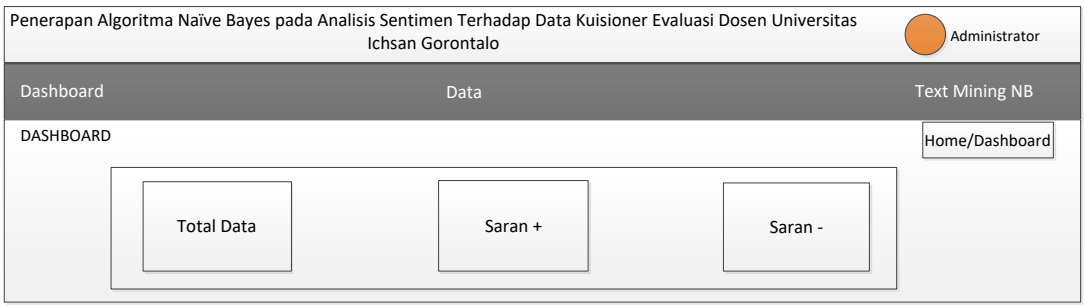
4.10 Interface Design

4.10.1 Mekanisme *User*

Tabel 4. 13 Mekanisme *User*

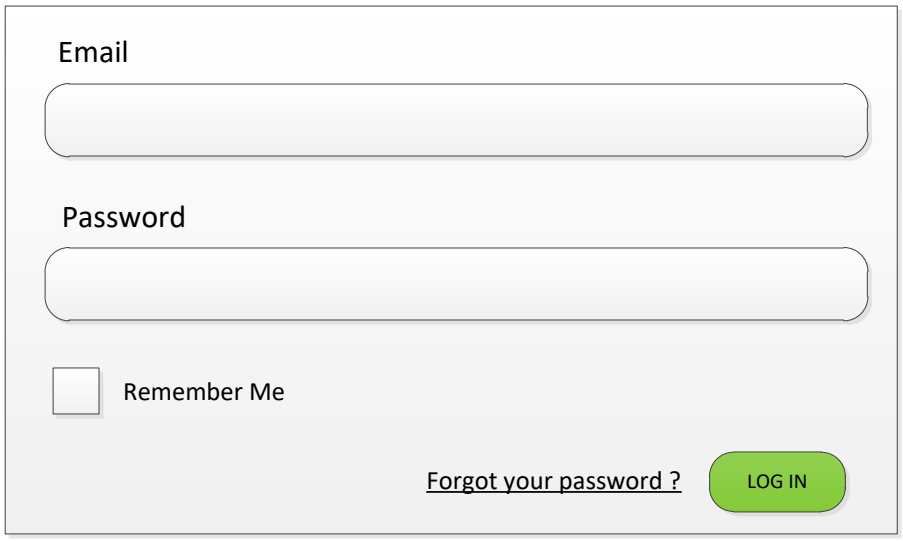
User	Kategori	Akses Input	Akses Output
Admin	Administrator	Admin	All

4.10.2 Mekanisme Navigasi *Dashboard*



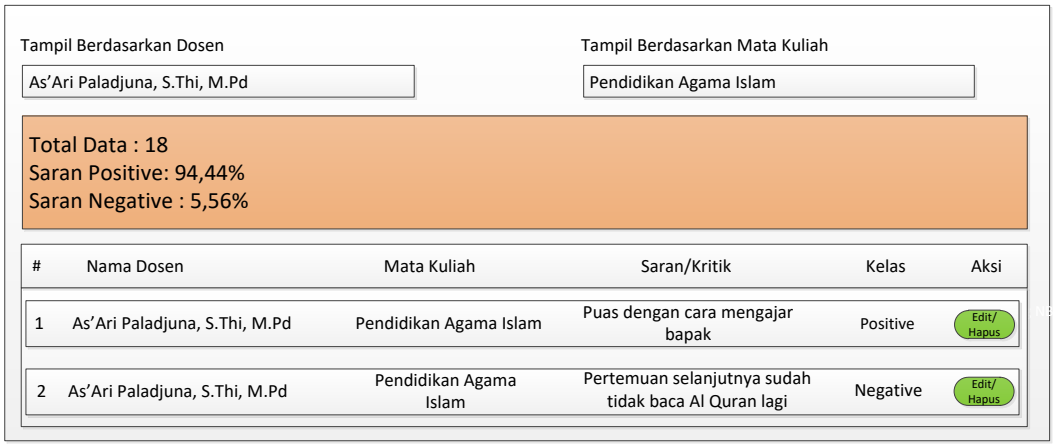
Gambar 4. 10 Mekanisme Navigasi *Dashboard*

4.10.3 Mekanisme *Login*



Gambar 4. 11 Mekanisme *Login*

4.10.4 Mekanisme Tampil *Dataset*

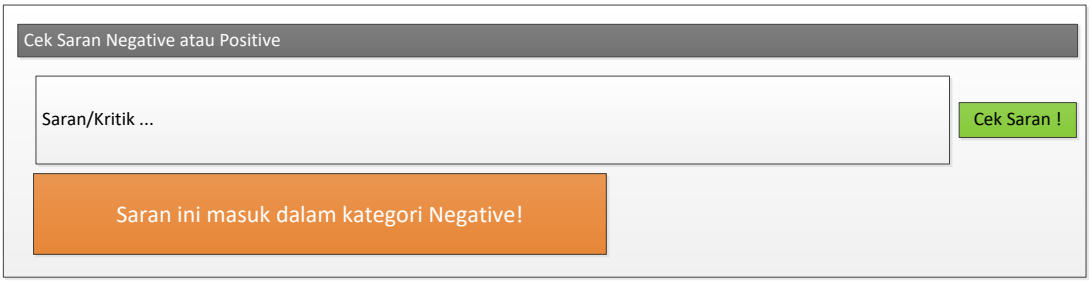


Gambar 4. 12 Mekanisme Tampil *Dataset*

4.10.5 Mekanisme *Input* Saran

Gambar 4. 13 Mekanisme *Input* Saran

4.10.6 Mekanisme Output



Gambar 4. 14 Mekanisme *Output*

4.11 Data Desain

4.11.1 Struktur Data

Tabel 4. 14 Tabel Login

Nama File	:	tb_login
Primary key	:	username
Media	:	Hardisk
fungsi	:	Menyimpan data Login
struktur data	:	

No	Field Name	Type	Width	Keterangan
1.	Username	Varchar	50	Nama admin
2.	Password	Varchar	50	Password admin

Tabel 4. 15 Tabel Data

Nama File : tb_data
Primary key : id
Media : Hardisk
fungsi : Menyimpan data saran
struktur data :

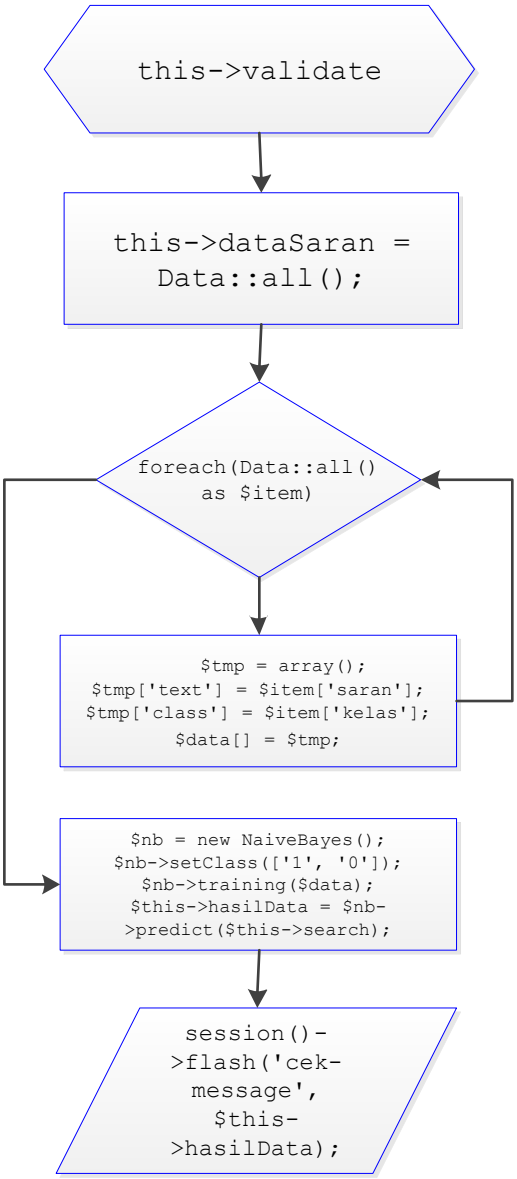
No	Field Name	Type	Width	Keterangan
1.	id	Int	20	Id dosen
2.	Dosen	Varchar	255	Nama dosen
3.	Mata_kuliah	Varchar	255	Nama mata kuliah
4.	Saran	Text	-	Saran
5.	Kelas	Varchar	255	Kelas sentiment
6.	Created_at	Timestamp	-	
7.	Update_at	Timestamp	-	

4.12 Hasil Pengujian Sistem

4.12.1 Pengujian *White Box*

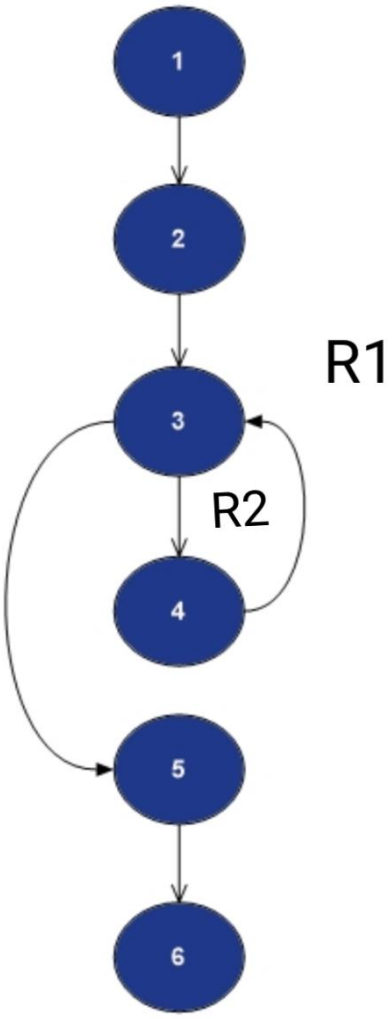
```
$this->validate([ ..................................... 1
   'search' => 'required' ........................... 1
]); ............................................... 1
$data = array(); ................................... 1

$this->dataSaran = Data::all(); ..................... 2
foreach(Data::all() as $item){ ...................... 3
    $tmp = array(); ................................ 4
    $tmp['text'] = $item['saran']; ................. 4
    $tmp['class'] = $item['kelas']; ................ 4
    $data[] = $tmp; ................................ 4
}
$nb = new NaiveBayes(); ............................ 5
$nb->setClass(['1', '0']); ......................... 5
$nb->training($data); .............................. 5
$this->hasilData = $nb->predict($this->search); ..... 5
session()->flash('cek-message', $this->hasilData); .. 6
```

4.12.2 *Flowchart*



Gambar 4. 15 *Flowchart*

4.12.3 Pengujian *White Box*



Gambar 4. 16 *Flowgraph*

4.12.4 Perhitungan CC pada pengujian *White Box*

Dari *Flowgraph* tersebut, didapatkan :

Diketahui *Region(R)* = 2

Node(N) = 6

Edge(E) = 6

Predicate Node(P) = 1

Rumus: V_{g1} = E – N + 2

Penyelesaian : = 6 – 6 + 2

= 2

V_{g2} = P + 1

= 1 + 1

= 2

4.12.5 Perhitungan CC pada pengujian *White Box*

Tabel 4. 16 Basis Path

No.	Path	Keterangan
1.	1 – 2 – 3 – 5 - 6	**OK**
2.	1 – 2 – 3 – 4 – 3 – 5 – 6	**OK**

Ketika aplikasi dijalankan, maka akan terlihat bahwa semua basis path yang dihasilkan telah dieksekusi satu kali. Berdasarkan ketentuan tersebut dari segi kelayakan *software*, sistem ini telah memenuhi syarat.

4.12.6 Pengujian *Black Box*

Pengujian *Black Box* dilakukan untuk memastikan bahwa suatu *event* atau masukan akan menjalankan proses yang tepat dan menghasilkan *output* yang sesuai dengan rancangan. Untuk contoh pengujian terhadap beberapa proses memberikan hasil sebagai berikut :

Tabel 4. 17 Tabel Pengujian Blackbox

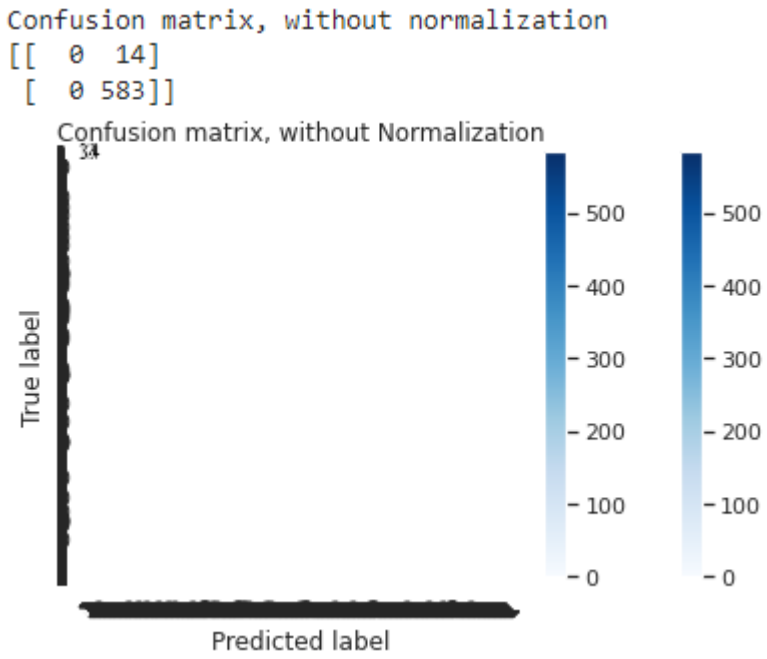
Input/Event	Fungsi	Hasil Yang Diharapkan	Hasil Uji
Klik Menu Login	Login ke halaman admin	Tampil form login	Sesuai
Masukkan username dan password salah, klik login	Validasi username dan password	Tampil pesan "Whoops! Something Went Wrong. These credentials do not match our records."	Sesuai
Masukkan username dan password benar, klik login	Validasi username dan password	Tampil jendela dashboard	Sesuai
Klik Menu Data	Menampilkan dataset	Tampil dataset dan persentase saran	Sesuai
Klik Aksi Edit Pada Data	Mengubah dataset	Tampil form edit dataset	Sesuai

Klik Aksi Hapus pada Data	Menghapus dataset	Tampil pesan “Apakah yakin akan menghapus data?”	Sesuai
Klik Add pada Data	Menambahkan dataset	Tampil form input data	Sesuai
Klik Menu Text Mining	Menampilkan kategori saran	Klik tombol “Cek Saran!” untuk melihat kategori saran	Sesuai
Klik tombol Cek Saran!	Menampilkan kategori saran	Tampil hasil kategori saran	Sesuai
Klik combobox administrator	Menampilkan kategori Activity Log dan Signout	Menampilkan kategori Activity Log dan Signout	Sesuai

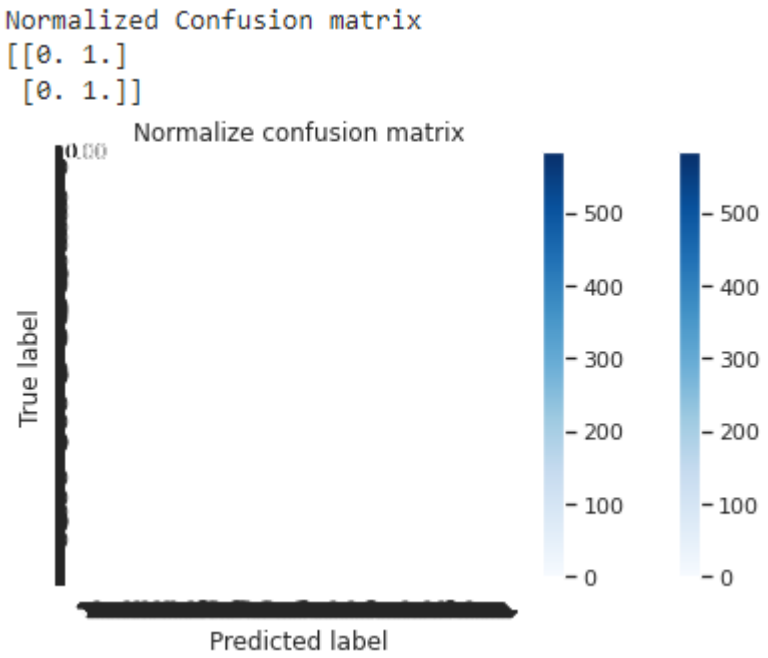
BAB V

HASIL DAN PEMBAHASAN

5.1 Hasil Sistem



Gambar 5. 1 ***Confussion Matrix Without Normalization***



Gambar 5. 2 ***Confussion Matrix Normalized***

Tabel 5. 1 Hasil ***Confussion Matrix***

Prediksi	Realita	
	True	*False*
True	583	0
False	14	0

Untuk menguji nilai akurasi dari *Algoritma Naïve Bayes* maka digunakan rumus 8-10 pada sub-sub bab 2.2.8 sehingga didapatkan hasil sebagai berikut :

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

$$= \frac{583+0}{583+0+14+0} = 0{,}97654941373534$$

$$Presicion = \frac{TP}{TP+FP}$$

$$= \frac{583}{583+14} = 0{,}9765494137353434$$

$$Recall = \frac{TP}{FN+TP}$$

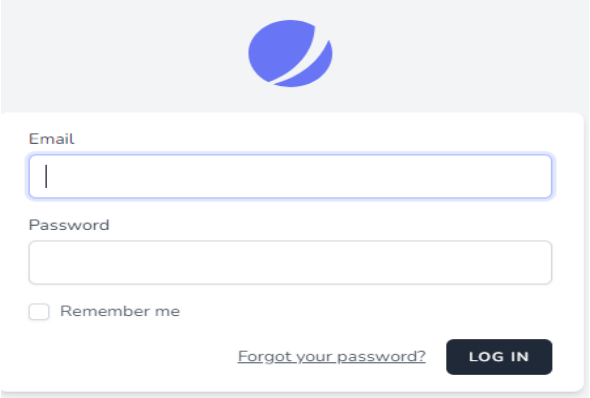
$$= \frac{583}{0+583} = 1{,}0$$

```
[[  0  14]
 [  0 583]]
1.0
0.9765494137353434
```

Gambar 5. 3 Hasil Akurasi

5.2 Pembahasan Sistem

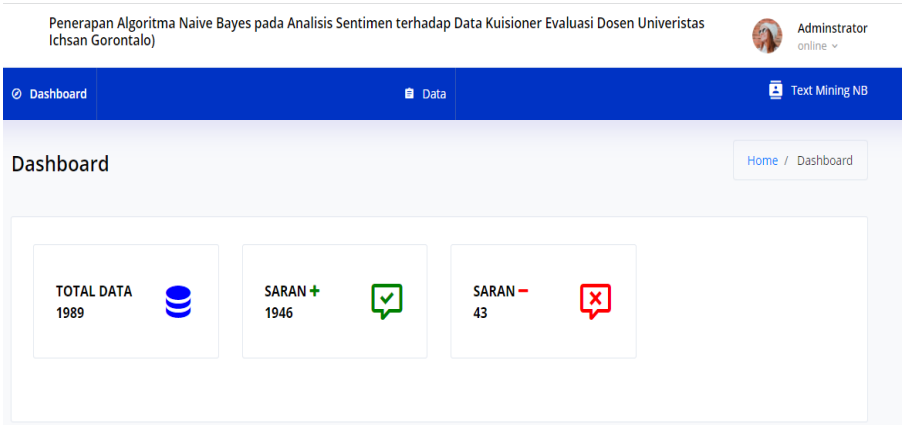
5.2.1 Tampilan Halaman Login



Gambar 5. 4 Tampilan Halaman Login

Halaman ini digunakan untuk masuk ke halaman admin. Dimulai dengan memasukkan username dan password, kemudian klik tombol login untuk melanjutkan proses login.

5.2.2 Tampilan Halaman Dashboard



Gambar 5. 5 Tampilan Halaman Dashboard

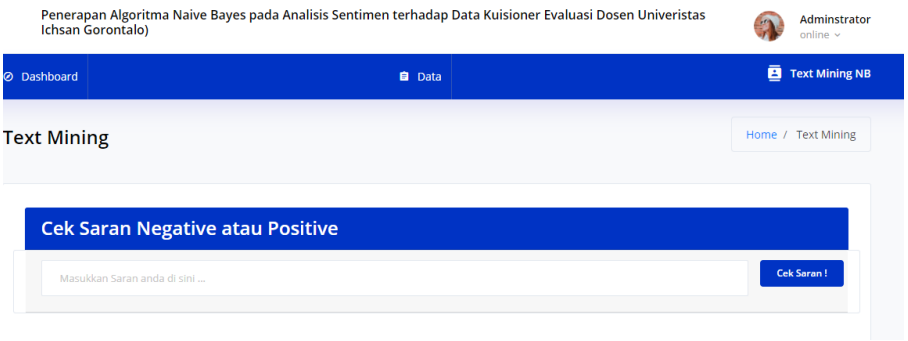
Halaman ini merupakan halaman utama Admin, terdiri dari menu-menu yang dapat diakses yaitu Dashboard, Data, Text Mining, dan Logout.

5.2.3 Tampilan Halaman Dataset

Gambar 5. 6 Tampilan Halaman Dataset

Halaman ini menampilkan dataset yang terdiri dari No, Nama Dosen, Mata Kuliah, Saran/Kritik, Kelas dan Aksi. Untuk menambahkan dataset klik icon add data yang terdapat di atas per page, untuk mengubah dataset klik icon pensil yang terdapat di sebelah kanan, dan untuk menghapus dataset klik icon tempat sampah yang terdapat di sebelah kanan ikon pensil. Selain itu halaman ini menampilkan Total Data, Persentase Saran Positif dan Persentase Saran Negatif berdasarkan Dosen dan Mata Kuliah yang dipilih.

5.2.4 Tampilan Halaman Text Mining NB



Gambar 5. 7 Tampilan Halaman Text Mining NB

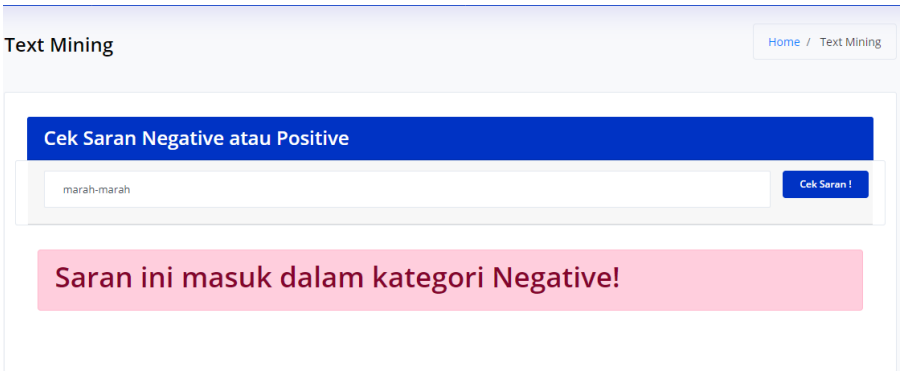
Halaman ini digunakan untuk menguji data saran baru yang sebelumnya sudah dilabeli secara otomatis oleh metode *Naïve Bayes*.

5.2.5 Tampilan Halaman Input Saran

Gambar 5. 8 Tampilan Halaman Input Saran

Halaman ini digunakan untuk memasukkan saran baru yang belum diketahui kelasnya. Untuk menguji saran klik Cek Saran! Maka akan muncul hasil kategori saran.

5.2.6 Tampilan Halaman Hasil Kategori Saran



Gambar 5. 9 Tampilan Halaman Hasil Kategori Saran

Halaman ini digunakan untuk menampilkan hasil kategori dari saran baru yang sebelumnya belum diketahui kelasnya.

BAB VI
KESIMPULAN DAN SARAN

6.1 Kesimpulan

1. Hasil klasifikasi menunjukkan bahwa sentiment analisis terhadap data kuisioner evaluasi dosen Universitas Ichsan Gorontalo dominan positif, dimana dari total keseluruhan 1.989 data, terdapat 1.946 data yang termasuk ke dalam kategori saran positif dan 43 saran negative. Saran yang termasuk ke dalam kategori negative ini harus lebih diperbaiki kembali untuk meningkatkan mutu dan kualitas layanan dosen di perguruan tinggi khususnya di Universitas Ichsan Gorontalo.
2. Setelah dilakukan klasifikasi dengan menggunakan algoritma *Naïve Bayes* dan metode TF-IDF akurasi yang dihasilkan adalah baik. Hal ini dapat terlihat dari hasil evaluasi sistem diantaranya adalah tingkat akurasi 97%, *precision* 97% dan recall 100%.

6.2 Saran

Beberapa hal yang disarankan yaitu data yang digunakan adalah data yang memiliki ratio minimal 50:50 data positif dan data negatif sehingga dapat menghasilkan performa sistem yang baik dan untuk klasifikasi dapat dikembangkan dengan menggunakan metode lain selain metode *Naïve Bayes Classifier* untuk meningkatkan hasil yang lebih baik.

DAFTAR PUSTAKA

[1] J. Harisantoso, D. Sekolah, T. Keguruan, I. Pendidikan, and P. Situbondo, "Pengukuran Kinerja Dosen Melalui EKD (Evaluasi Kinerja Dosen) STKIP PGRI Situbondo Berdasarkan Persepsi Mahasiswa."

[2] I. Nur, F. Astuti, I. Darmawan, and D. Pramesti, "Analisis Sentimen Pada Data Kuesioner Evaluasi Dosen Oleh Mahasiswa (EDOM) Prodi Sistem Informasi Telkom University Menggunakan Algoritma Support Vector Machine Analisys Of Sentiment In The Data Evaluation Of Dosage Students (EDOM) Information Systems Tel."

[3] D. F. Sengkey, A. Jacobus, and F. J. Manoppo, "Implementing Support Vector Machine Sentiment Analysis to Students' Opinion toward Lecturer in an Indonesian Public University," *J. Sustain. Eng. Proc. Ser.*, vol. 1, no. 2, pp. 194–198, Sep. 2019, doi: 10.35793/joseps.v1i2.27.

[4] A. Firmansyah Sulaeman, A. Afif Supianto, and F. Abdurrachman Bachtiar, "Analisis Sentimen Opini Mahasiswa Terhadap Saran Evaluasi Kinerja Dosen Menggunakan TF-IDF dan Support Vector Machine," 2019. [Online]. Available: http://j-ptiik.ub.ac.id.

[5] A. F. Bahary, Y. Sibaroni, and M. S. Mubarok, "Sentiment analysis of student responses related to information system services using Multinomial Naïve Bayes (Case study: Telkom University)," in *Journal of Physics: Conference Series*, May 2019, vol. 1192, no. 1, doi: 10.1088/1742-6596/1192/1/012046.

[6] V. I. Santoso[1], G. Virginia[2], and Y. Lukito[3], "Penerapan Sentiment Analysis Pada Hasil Evaluasi Dosen Dengan Metode Support Vector Machine," 2017.

[7] P. Eko, "Data Mining," in *Data Mining Konsep dan Aplikasi menggunakan MATLAB*, W. Nikodemus, Ed. C.V Andi Offset, 2012, p. 45.

[8] Raut V B and Londhe D.D, "Opinion Mining and Summarization of hotel reviews," *CICN*, vol. vol.25 no., pp. 556–559, 2014.

[9] D. A. E. Rozi Fahrur Imam, Pranomo Hadi Sholeh, “Implementasi Opinion Mining (Analisis Sentimen) Untuk Ekstraksi Data Opini Publik pada Perguruan Tinggi,” *Implementasi Opin. Min. (Analisis Sentimen) Untuk Ekstraksi Data Opini Publik pada Perguru. Tinggi*, vol. Vol. 6, 2012.

[10] I. Nur Fakhri and R. Febrian Umbara, “Analisis Sentimen pada Kuisioner Kepuasan Terhadap Layanan dan Fasilitas Kampus Universitas Dengan Menggunakan Klasifikasi Support Vector Machine (SVM).”

[11] D. Garbian Nugroho, Y. Herry Chrisnanto, A. Wahana Jurusan Informatika, and F. Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Jenderal Achmad Yani Jalan Terusan Jenderal Sudirman, *Analisis Sentimen Pada Jasa Ojek Online Menggunakan Metode Naive Bayes*. .

[12] B. Gunawan, H. Sasty, P. #2, E. Esyudha, and P. #3, “JEPIN (Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika) Sistem Analisis Sentimen pada Ulasan Produk Menggunakan Metode Naive Bayes,” vol. 4, no. 2, pp. 17–29, 2018, [Online]. Available: www.femaledaily.com.

[13] A. Y. Permana and D. M. M. Eendi, “Analisis Sentimen pada Teks Opini Penilaian Kinerja Dosen dengan Pendekatan Algoritma KNN,” doi: 10.32409/jikstik.19.1.2729.

[14] N. Fahmi, “Sistem Informasi Evaluasi Kinerja Dosen Berdasarkan Penilaian Mahasiswa (Studi Kasus : Politeknik Negeri Bengkalis).”

[15] H. A. Fajar, “Data Mining,” in *Data Mining*, 2013, p. 3.

[16] M. Farhan Muzakki and R. Febrian Umbara, “Analisis Sentimen Mahasiswa Terhadap Fasilitas Universitas Telkom Menggunakan Metode Jaringan Saraf Tiruan Dan TF-IDF.”

[17] E. Cristella, Y. Sibaroni, and S. Si, “Analisis Sentimen Tentang Kasus Layanan Akademik Di Perguruan Tinggi (Kasus : Telkom University) Sentimental Analysis Of The Case Of Academic Service In Higher Education (Case: Telkom University).”

[18] F. Fahriza, “Klasifikasi Sentimen Terhadap Gubernur Dki Jakarta Di Media Sosial Twitter Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier,” 2021, [Online]. Available: http://repository.uin-suska.ac.id/47385/%0Ahttp://repository.uin-suska.ac.id/47385/1/SKRIPSI FARID FAHRIZA 11351101165 LENGKAP REVISI.pdf.

LAMPIRAN

Hasil Turnitin

turnitin

Similarity Report ID: oid:25211:18684890

PAPER NAME	AUTHOR
SKRIPSI_T3118091_SITTI RACHMAH PUSPITA SARI JAN.docx	T3118091 - Sitti Rachmah Puspi titajan515@gmail.com
WORD COUNT	CHARACTER COUNT
6838 Words	40755 Characters
PAGE COUNT	FILE SIZE
71 Pages	3.4MB
SUBMISSION DATE	REPORT DATE
Jun 13, 2022 6:20 AM GMT+8	Jun 13, 2022 6:22 AM GMT+8

5% Overall Similarity

The combined total of all matches, including overlapping sources, for each database.

- 5% Internet database
- 1% Publications database
- Crossref database
- Crossref Posted Content database
- 0% Submitted Works database

Excluded from Similarity Report

- Bibliographic material
- Small Matches (Less then 25 words)
- Manually excluded sources

turnitin

Similarity Report ID: oid:25211:18684890

5% Overall Similarity

Top sources found in the following databases:

- 5% Internet database
- 1% Publications database
- Crossref database
- Crossref Posted Content database
- 0% Submitted Works database

TOP SOURCES

The sources with the highest number of matches within the submission. Overlapping sources will not be displayed.

1	123dok.com Internet	1%
2	adoc.pub Internet	<1%
3	repository.unmuhjember.ac.id Internet	<1%
4	core.ac.uk Internet	<1%
5	simki.unpkediri.ac.id Internet	<1%
6	j-ptiik.ub.ac.id Internet	<1%
7	ojs.unpkediri.ac.id Internet	<1%
8	hariiniadalahhadiah.wordpress.com Internet	<1%

turnitin

Similarity Report ID: oid:25211:18684890

Excluded from Similarity Report

- Bibliographic material
- Manually excluded sources
- Small Matches (Less then 25 words)

EXCLUDED SOURCES

andi.ddns.net Internet	**32%**

Listing Program

```
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib as plt
import seaborn as sns
sns.set(style="darkgrid")
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
from sklearn.feature_extraction.text import CountVectorizer
from sklearn.feature_extraction.text import TfidfTransformer
from sklearn import feature_extraction, linear_model, model_selection, preprocessing
from sklearn.metrics import accuracy_score
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.pipeline import Pipeline
import re
from nltk.stem.porter import PorterStemmer
from sklearn.feature_extraction.text import TfidfVectorizer
from sklearn.model_selection import train_test_split
import pickle
from sklearn.linear_model import LogisticRegressionCV

Data = pd.read_excel("Pelabelan_Manual.xlsx")
Data.shape
Data.head()

Data['Saran'] = Data['Saran'].str.lower()

print('Case Folding Result : \n')
print(Data['Saran'].head(10))
```

```
import string
import re #regex Library

# import word_tokenize & FreqDist from NLTK
from nltk.tokenize import word_tokenize
from nltk.probability import FreqDist

def remove_Data(text):
  # remove tab, new line, ans back slice
  text = text.replace('\\t'," ").replace('\\n'," ").replace('\\u'," ").replace('\\',"")
  # remove non ASCII (emotion, chinese word, .etc)
  text = text.encode('ascii','replace').decode('ascii')
  # remove mention, link, hashtag
  text = ' '.join(re.sub("([@#][A-Za-z0-9]+)|(\w+:\/\/\s+)"," ",text).split())
  # remove incomplete URL
  return text.replace("http://"," ").replace("https://"," ")

Data['Saran'] = Data['Saran'].apply(remove_Data)

# remove number
def remove_number(text):
  return re.sub(r"\d+","",text)

Data['Saran'] = Data['Saran'].apply(remove_number)

# remove punctuation
def remove_punctuation(text):
  return text.translate(str.maketrans("","",string.punctuation))
```

```
Data['Saran'] = Data['Saran'].apply(remove_punctuation)

# remove whitespace leading & trailing
def remove_whitespace_LT(text):
  return text.strip()

Data['Saran'] = Data['Saran'].apply(remove_whitespace_LT)

# remove multiple whitespace into singel whitespace
def remove_whitespace_multiple(text):
  return re.sub('\s+'," ",text)

Data['Saran'] = Data['Saran'].apply(remove_whitespace_multiple)

# remove single char
def remove_single_char(text):
  return re.sub(r"\b[a-zA-Z]\b","",text)

Data['Saran'] = Data['Saran'].apply(remove_single_char)

Data.head(10)

# Setup
!pip install wordcloud

import wordcloud

import nltk
nltk.download('stopwords')
```

```
nltk.download('wordnet')
nltk.download('punkt')
nltk.download('averaged_perceptron_tagger')

pip install wordcloud

# NLTK word tokenize
import nltk
nltk.download('punkt')
def word_tokenize_wrapper(text):
  return word_tokenize(text)

Data['Saran'] = Data['Saran'].apply(word_tokenize_wrapper)

print('Tokenizing Result : \n')
print(Data.head(10))
print('\n\n\n')

from nltk.corpus import stopwords
# get stopword from NLTK stopword
# get stopword indonesia
list_stopwords = stopwords.words('indonesian')

# manualy add stopword
# append additional stopword
list_stopwords.extend([
                    "yg", "dg", "dgn","ny","d","klo",
                    "kalo","amp","biar","bikin","bilang",
                    "gak","ga","krn","nya","nih","sih",
                    "si","tau","tdk","tuh","utk","ya",
                    "jd","jgn","sdh","aja","n","t",
                    "nyg","hehe","pen","u","nan","loh","rt",
                    "&amp","yah","jgn","ga","ok","banget",
```

```
                    "bgt  ","rp","bapk","sanagat","dlam","klw","oga","tdk",
                    "jga","ap","lrbih","truss","krna","tggu",
                    "dlm","okk","tda","lbih","lelh","jgan",
                    "lg","mw","dpt","ttp"
])

# convert list to doctionary
list_stopwords = set(list_stopwords)

# remove stopword pada list token
def remove_stopwords(words):
  return [word for word in words if word not in list_stopwords]

Data['Saran'] = Data['Saran'].apply(remove_stopwords)
print('Stopwords Result : \n')
print(Data['Saran'].head(20))
print('\n\n\n')

pip install Sastrawi

# import Sastrawi package
from Sastrawi.Stemmer.StemmerFactory import StemmerFactory

# create stemmer
factory = StemmerFactory()
stemmer = factory.create_stemmer()

# stemmed
def stemmed_wrapper(term):
    return stemmer.stem(term)

term_dict = {}

for document in Data['Saran']:
    for term in document:
        if term not in term_dict:
            term_dict[term] = ' '

print(len(term_dict))
print("--------------------------")
```

```
for term in term_dict:
    term_dict[term] = stemmed_wrapper(term)
    print(term,":",term_dict[term])

print(term_dict)
print("----------------------------")

# apply stemmed term to dataframe
def get_stemmed_term(document):
    return [term_dict[term] for term in document]

Data['Saran'] = Data['Saran'].apply(get_stemmed_term)
print(Data['Saran'].head())

Data.to_excel("DataBersih.xlsx")
DataCLEAN = pd.read_excel(r'DataBersih.xlsx')

# most frequent words counter (code adapter from https://www.kaggle.com/rodolfolu
na/fake-news-detector)
from nltk import tokenize
import seaborn as sns
from matplotlib import pyplot as plt

token_space = tokenize.WhitespaceTokenizer()

def counter(saran, columnSaran, quantity):
    all_words = ' '.join([saran for saran in saran[columnSaran].astype('str')])
    token_phrase = token_space.tokenize(all_words)
    frequency = nltk.FreqDist(token_phrase)
    df_frequency = pd.DataFrame({"Word": list(frequency.keys()),
                                 "Frequency": list(frequency.values())})
    df_frequency = df_frequency.nlargest(columns = "Frequency", n = quantity)
    plt.figure(figsize=(12,8))
    ax = sns.barplot(data = df_frequency, x = "Word", y = "Frequency", palette='deep')
#     ax = sns.barplot(data = df_frequency, x = "Word", y = "Frequency", color = 'blue
')
    ax.set(ylabel = "Count")
    plt.xticks(rotation='vertical')
    plt.show()
```

```
# now many articles per label
print(Data.groupby(['kelas'])['Saran'].count())
Data.groupby(['kelas'])['Saran'].count().plot(kind="bar")
plt.show()
# Data['kelas'].value_counts()

Data['kelas'].value_counts()

from sklearn.linear_model import LogisticRegression

# machine learning naive bayes
from sklearn.naive_bayes import MultinomialNB
from sklearn import model_selection
from sklearn.feature_extraction.text import CountVectorizer
from sklearn.feature_extraction.text import TfidfTransformer
from sklearn.utils.multiclass import unique_labels
from sklearn.model_selection import GridSearchCV
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.preprocessing import scale, LabelBinarizer, OrdinalEncoder, OneHotEn
coder

# visualisasi hasil
from sklearn.metrics import classification_report, accuracy_score, confusion_matrix,
recall_score, precision_score
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt

xTarget = Data.drop(['kelas','Saran'],axis=1)
# print(X)
# Xs = scale(X)
yTarget = Data['kelas']
# print(y)
encode = LabelBinarizer()
Y = encode.fit_transform(yTarget)
print(Y)

# X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(Xs,y,random_state=21, stratify=y,
test_size=0.2)

# model_lr = LogisticRegression(random_srate=21)
```

```
# X = DataCLEAN.iloc[:,[1]].values # variabel yang digunakan umur dan salary kolo
m 2 dan 3. semua record (:) kolom 2 dan 3 [2, 3]
# Y = DataCLEAN.iloc[:,-
1].values #mengambil data dari semua record (:) koleom terakhir (-1)

# x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(X, Y, test_size=0.25, random_state
=21)
# model_lr = LogisticRegression(random_state=21)

# param_grid = {
#     'C':np.arange(0,1,1), 'class_weight':[{0:x,1:1-x} for x in np.arange(0.1,0.9,0.1)]
# }

# gscv = GridSearchCV(model_lr, param_grid, cv=10,scoring='f1')
# gscv.fit(x_train,y_train)

# merubah (encode) nilai atribut menjadi index nilai
tfidf_transformer = OneHotEncoder()
X = tfidf_transformer.fit_transform(xTarget)
print(X)
print(X.shape)

x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(X, Y, test_size=0.3, random_state=1)
print(x_train.shape)
print(y_train.shape)
print(x_test.shape)
print(y_test.shape)

# pembuatan model training menggunakan naiveBayes
NaiveBayes = MultinomialNB().fit(x_train,np.ravel(y_train,order='C'))
print(NaiveBayes)

# prediksi terhadapa model training
prediction = NaiveBayes.predict(x_test)
accuracies = accuracy_score(y_test, prediction)


print(prediction)
print(accuracies)
```

```
# menampilkan matriks confusion
print(confusion_matrix(y_test,prediction))
print(recall_score(y_test,prediction))
print(precision_score(y_test,prediction))

# function to plot confusion matrix (code from)
# from sklearn import matrics
# from sklearn.metrics import accuracy_score, classification_report, confusion_matri
x
# import itertools

def plot_confusion_matrix(y_true,y_pred, classes,
                          normalize=False,
                          title='Confuson Matrix',
                          cmap=plt.cm.Blues):
    if not title:
        if normalize:
            title = "Normalized Confusion Matrix"
        else:
            title = 'Confusion Matrix, without Normalization'

# #     compute confusion matrix
    cm = confusion_matrix(y_true,y_pred)
# #     only use the labels that appear in the data
#     classes = classes[unique_labels(y_true,y_pred)]
#     if normalize:
#         cm = cm.astype('float')/cm.sum(axis=1)[:,np.newaxis]
#         print('Normalized confusion matrix')
#     else:
#         print('Confusion Matrix, without normalization')

#     print(cm)

    fig, ax = plt.subplots()
    im = ax.imshow(cm, interpolation='nearest', cmap=cmap)
    ax.figure.colorbar(im,ax=ax)
# #     we want to show all ticks
#     ax.set(xticks=np.arange(cm.shape[1]),
#            yticks=np.arange(cm.shape[0]),
#            xticklabels=classes, yticklabel=classes,
#            title=title,
```

```
#           ylabel='True Label',
#           xlabel='Predicted Label') #sementara bermasalah

#     plt.setp(ax.get_xticklabels(),rotation=45, ha='right',
#             rotation_mode='anchor')

    fmt = '.2f' if normalize else 'd'
#     thresh = cm.max()/2.
#     for i in range(cm.shape[0]):
#         for j in range(cm.shape[1]):
#             ax.text(j,i,format(cm[i,j],ftm),
#                     ha='center',va='center',
#                     color='white' if cm[i,j] > thresh else 'black')
#     fig.tight_layout()
#     return ax

    plt.imshow(cm, interpolation='nearest', cmap=cmap)
    plt.title(title)
    plt.colorbar()
    tick_marks = np.arange(len(classes))
    plt.xticks(tick_marks, classes, rotation=45)
    plt.yticks(tick_marks, classes)

    if normalize:
        cm = cm.astype('float') / cm.sum(axis=1)[:, np.newaxis]
        print("Normalized Confusion matrix")
    else:
        print('Confusion matrix, without normalization')

    print(cm)


    thresh = cm.max()/2
#     for i,j in itertools.product(range(cm.shape[0]), range(cm.shape[1])):
#         plt.text(j, i, cm[i,j],
#                 horizontalalignment="center",
#                 color="white" if cm[i,j] > thresh else "black")
    for i in range(cm.shape[0]):
        for j in range(cm.shape[1]):
            ax.text(j,i,format(cm[i,j],fmt),
                ha='center',va='center',
```

```
                color='white' if cm[i,j] > thresh else 'black')
        plt.tight_layout()
        plt.ylabel('True label')
        plt.xlabel('Predicted label')

class_names = yTarget
np.set_printoptions(precision=2)

# plot Non-Normalize confusion matrix
plot_confusion_matrix(y_test, prediction, classes=class_names,
                    title='Confusion matrix, without Normalization')

plt.show()

# plot Normalize confusion matrix
plot_confusion_matrix(y_test, prediction, classes=class_names,normalize=True,
                    title='Normalize confusion matrix')

plt.show()
```

Dataset

No	Nama Dosen	Mata Kuliah	Saran
1	IRVAN A SALIHI, M.Kom	LOGIKA DAN PEMROGRAMAN	Setiap pertemuan kasih tugas pak
2	IRVAN A SALIHI, M.Kom	LOGIKA DAN PEMROGRAMAN	sangat baik dalam memberikan materi pembelajaran
3	IRVAN A SALIHI, M.Kom	LOGIKA DAN PEMROGRAMAN	saran saya jngan terlalu cepat menjelaskan
4	IRVAN A SALIHI, M.Kom	LOGIKA DAN PEMROGRAMAN	diharapkan adanya pemberian materi lebih yang membahas contoh-contoh soal pemrograman dan juga cara penyelesaiannya. Pemberian materi lebih ini, akan digunakan untuk meningkatkan kemampuan pemrograman dalam matakuliah ini.
5	IRVAN A SALIHI, M.Kom	LOGIKA DAN PEMROGRAMAN	sebelumnya terima kasih banyak buat pak irvan sudah banyak memberikan pengetahuan kepada Kami.. Saran saya proses mengajarnya tetap seperti biasanya.. Semoga di semester

			berikutnya bisa bertemu lagi dengan pak irvan
6	IRVAN A SALIHI, M.Kom	LOGIKA DAN PEMROGRAMAN	Agar bisa lebih baik kedepannya
7	IRVAN A SALIHI, M.Kom	LOGIKA DAN PEMROGRAMAN	jangan ubah cara mengajarmu bapak/ibuk dosen
8	IRVAN A SALIHI, M.Kom	LOGIKA DAN PEMROGRAMAN	semoga kedepannya lebih sangat baik lagi
9	IRVAN A SALIHI, M.Kom	LOGIKA DAN PEMROGRAMAN	berikan tugas setiap pekan pak supaya kami mahir dalam program
10	IRVAN A SALIHI, M.Kom	LOGIKA DAN PEMROGRAMAN	tidak ada saran dari saya menurut sata bapak dosen trbaik…
11	IRVAN A SALIHI, M.Kom	LOGIKA DAN PEMROGRAMAN	Bisa lebih baik membimbing
12	IRVAN A SALIHI, M.Kom	LOGIKA DAN PEMROGRAMAN	jangan pernah bosan pak mengajari ilmu pengetahuan baru pada kami mahasiswa
13	IRVAN A SALIHI, M.Kom	LOGIKA DAN PEMROGRAMAN	Perbanyak tugas kepada mahasiswa
14	IRVAN A SALIHI, M.Kom	LOGIKA DAN PEMROGRAMAN	Saran saya agar diberikan Tugas, biar kami belajar
15	AMIRUDDIN, M.Kom	LOGIKA DAN PEMROGRAMAN	Terimah kasih
16	AMIRUDDIN, M.Kom	LOGIKA DAN PEMROGRAMAN	Pak harus lebih baik lagi

17	AMIRUDDIN, M.Kom	LOGIKA DAN PEMROGRAMAN	Mohon volume suara mengajar di tambah
18	AMIRUDDIN, M.Kom	LOGIKA DAN PEMROGRAMAN	Saraan saya adalah klw mahasiswa terlambat bisa di kasih masuk dalam ruangan
19	AMIRUDDIN, M.Kom	LOGIKA DAN PEMROGRAMAN	Sya tidak mempunyai saran karena dosenya baik dalam mengajar di dalam ruangan
20	AMIRUDDIN, M.Kom	LOGIKA DAN PEMROGRAMAN	Volume suara mohon dinaikkan pak
21	AMIRUDDIN, M.Kom	LOGIKA DAN PEMROGRAMAN	Diperjelas lagi ya pa, agar mudah dipahami
22	AMIRUDDIN, M.Kom	LOGIKA DAN PEMROGRAMAN	Semangat terus pak
23	AMIRUDDIN, M.Kom	LOGIKA DAN PEMROGRAMAN	Terima kasih telah memberikan ilmu
24	AMIRUDDIN, M.Kom	LOGIKA DAN PEMROGRAMAN	Agar folume suaranya dapat di perkeras
25	AMIRUDDIN, M.Kom	LOGIKA DAN PEMROGRAMAN	Saran saya agar bapak agar bisa memberikan materi pemograman secara detail kepada yang belum pham
26	AMIRUDDIN, M.Kom	LOGIKA DAN PEMROGRAMAN	Kesan saya bapak ini orangnya baik
27	AMIRUDDIN, M.Kom	LOGIKA DAN PEMROGRAMAN	Lebih bnyak mnjelaskan
28	AMIRUDDIN, M.Kom	LOGIKA DAN PEMROGRAMAN	Jangan terlalu banyak tugas pak

29	AMIRUDDIN, M.Kom	LOGIKA DAN PEMROGRAMAN	Saran saya setelah mengajarkan mahasiswa. Tanyakan kepada mahasiswabtersebut apakah paham klw pahm periksa satu persatu
30	AMIRUDDIN, M.Kom	LOGIKA DAN PEMROGRAMAN	Terima kasih sudah mengajari kami
31	AMIRUDDIN, M.Kom	LOGIKA DAN PEMROGRAMAN	Diperjelas lgi ya pak
32	AMIRUDDIN, M.Kom	LOGIKA DAN PEMROGRAMAN	Folume suara agak dinaikan
33	AMIRUDDIN, M.Kom	LOGIKA DAN PEMROGRAMAN	Bisa bertemu dengan bapak lgi
34	AMIRUDDIN, M.Kom	LOGIKA DAN PEMROGRAMAN	Untuk kedepannya proses belajar mengajar tolong dibuat sebaik dan senyaman mungkin. Terima kasih atas ilmunya pak
35	SUHARDI RUSTAM, M.Kom	LOGIKA DAN PEMROGRAMAN	Menurut saya, cara dosen mengajar mata kuliah ini sangat memuaskan
36	SUHARDI RUSTAM, M.Kom	LOGIKA DAN PEMROGRAMAN	dosen terbaik
37	SUHARDI RUSTAM, M.Kom	LOGIKA DAN PEMROGRAMAN	lebih baik lagi

38	SUHARDI RUSTAM, M.Kom	LOGIKA DAN PEMROGRAMAN	menurut saya harus lebih ditingkatkan lagi untuk tepat waktunya
39	SUHARDI RUSTAM, M.Kom	LOGIKA DAN PEMROGRAMAN	Lebih baik kedepan nya
40	SUHARDI RUSTAM, M.Kom	LOGIKA DAN PEMROGRAMAN	Tetap semangat dan sabar dalam menjalankan tugasnya sebagai pengajar
41	SUHARDI RUSTAM, M.Kom	LOGIKA DAN PEMROGRAMAN	Lebih terampil lagi dalam mengajar
42	SUHARDI RUSTAM, M.Kom	LOGIKA DAN PEMROGRAMAN	saran saya harus lebih tepat waktu
43	SUHARDI RUSTAM, M.Kom	LOGIKA DAN PEMROGRAMAN	Dosen lebih efektif dalam melakukan pembelajaran
44	SUMARNI, M.Kom	KOMPUTER APLIKASI	Menurut saya cara mengajar dosen di mata kuliah ini cukup memusakan
45	SUMARNI, M.Kom	KOMPUTER APLIKASI	baik
46	SUMARNI, M.Kom	KOMPUTER APLIKASI	lebih baik lagi
47	SUMARNI, M.Kom	KOMPUTER APLIKASI	Semoga semester berikutnya bisa lebih baik lagi dan lebih meningkatkan kualitas mengajar, terimakasih
48	SUMARNI, M.Kom	KOMPUTER APLIKASI	lebih baik lagi kedepannya

49	SUMARNI, M.Kom	KOMPUTER APLIKASI	Cara mengajar dosen harus lebih ditingkatkan
50	SUMARNI, M.Kom	KOMPUTER APLIKASI	lebih meningkatkan cara mengajar
51	SUMARNI, M.Kom	KOMPUTER APLIKASI	Sering-sering masuk tepat waktu
52	SUMARNI, M.Kom	KOMPUTER APLIKASI	Dosen lebih tepat waktu
53	YUSRIANTO MALAGO, M.Kom	KOMPUTER APLIKASI	Tepat waktu aj pak
54	YUSRIANTO MALAGO, M.Kom	KOMPUTER APLIKASI	pertahankan
55	YUSRIANTO MALAGO, M.Kom	KOMPUTER APLIKASI	pengajaran yang dilakukan dosen baik dan di Tingkatkan lagi cara mengajarnya agar mahasiswa dapat lebih paham apa yang di ajarkan. Terimakasih
56	YUSRIANTO MALAGO, M.Kom	KOMPUTER APLIKASI	Lebih di tingkatkan lagi pembelajarannya
57	YUSRIANTO MALAGO, M.Kom	KOMPUTER APLIKASI	Jam masuk dan keluar harus tepat jangan lebih ataupun kurang
58	YUSRIANTO MALAGO, M.Kom	KOMPUTER APLIKASI	Unuk waktu perkuliahan mohon di selaraskan dengan jadwal yang ada karena dapat mengganggu jadwal lainnya

59	YUSRIANTO MALAGO, M.Kom	KOMPUTER APLIKASI	Lebih komitmen kepada waktu yang telah di tentukan
60	YUSRIANTO MALAGO, M.Kom	KOMPUTER APLIKASI	Saran saya, untuk bapak nanti di perbanyak prakteknya..
61	YUSRIANTO MALAGO, M.Kom	KOMPUTER APLIKASI	Mantap
62	YUSRIANTO MALAGO, M.Kom	KOMPUTER APLIKASI	semoga tetap menjadi dosen yang baik
63	YUSRIANTO MALAGO, M.Kom	KOMPUTER APLIKASI	Saat belajar dalam kelas saya mengerti apa yang di jelaskan, tapi saat praktek saya kesulitan mengikuti latihan soal yang terlalu cepat jadi saya tidak bisa mengejar materinya
64	YUSRIANTO MALAGO, M.Kom	KOMPUTER APLIKASI	Semoga lebih baik
65	YUSRIANTO MALAGO, M.Kom	KOMPUTER APLIKASI	Dosen memberikan pelajaran yang sangat baik
66	SUNARTO TALIKI, M.Kom	KOMPUTER APLIKASI	Semoga lebig baik pak
67	SUNARTO TALIKI, M.Kom	KOMPUTER APLIKASI	cobalah untuk mengajar dengan lebih perlahan, jangan cepat-cepat
68	SUNARTO TALIKI, M.Kom	KOMPUTER APLIKASI	sangat baik
69	SUNARTO TALIKI, M.Kom	KOMPUTER APLIKASI	Saya suka cara mengajarnya

….	…..	…..	……
1989	DOSEN UMUM FIKOM KOTA	SKRIPSI	Lebih baik lagi

Daftar Riwayat Hidup

Nama	**:** Sitti Rachmah PS Jan
Nim	**:** T3118091
Tempat, Tanggal Lahir	**:** Manado, 15 Mei 1996
Alamat	**:** Jl. Durian Kel. Tomsel
Email	**:** titajan515@gmail.com

Riwayat pendidikan dan pekerjaan :

1. Tahun 2008, menyelesaikan Pendidikan di Sekolah Dasar Negeri 30 Kota Gorontalo
2. Tahun 2011, menyelesaikan Pendidikan di Madrasah Tsanawiyah Hubulo, Kecamatan Tapa, Kabupaten Bone Bolango
3. Tahun 2014, menyelesaikan Pendidikan di Sekolah Menengah Atas Negeri 2 Kota Gorontalo
4. Tahun 2015, melanjutkan kuliah semester 1 sampai 3 di Universitas Telkom Bandung
5. Tahun 2017, telah diterima menjadi pegawai BUMN PT. Bank Negara Indonesia Persero,Tbk, Cabang Gorontalo
6. Tahun 2018, diterima menjadi mahasiswa di Perguruan Tinggi Swasta Universitas Ichsan Gorontalo
7. Tahun 2020, menyelesaikan kontrak kerja di PT. Bank Negara Indonesia Persero,Tbk, Cabang Gorontalo

Surat Penelitian

KEMENTERIAN PENDIDIKAN, KEBUDAYAAN, RISET, DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ICHSAN GORONTALO
LEMBAGA PENELITIAN
Kampus Unisan Gorontalo Lt.3 - Jln. Achmad Nadjamuddin No. 17 Kota Gorontalo
Telp: (0435) 8724466, 829975 E-Mail: lembagapenelitian@unisan.ac.id

Nomor : 3741/PIP/LEMLIT-UNISAN/GTO/XI/2021
Lampiran : -
Hal : Permohonan Izin Penelitian

Kepada Yth,
Kepala BAAK Universitas Ichsan Gorontalo
di,-
Tempat

Yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama	:	Zulham, Ph.D
NIDN	:	0911108104
Jabatan	:	Ketua Lembaga Penelitian

Meminta kesediannya untuk memberikan izin pengambilan data dalam rangka penyusunan **Proposal / Skripsi**, kepada :

Nama Mahasiswa	:	Sitti Rachmah Puspita Sari Jan
NIM	:	T3118091
Fakultas	:	Fakultas Ilmu Komputer
Program Studi	:	Teknik Informatika
Lokasi Penelitian	:	BAAK UNIVERSITAS ICHSAN GORONTALO
Judul Penelitian	:	PENERAPAN ALGORITMA NAIVE BAYES PADA ANALISIS SENTIMEN TERHADAP DATA KUISIONER EVALUASI DOSEN OLEH MAHASISWA UNIVERSITAS ICHSAN GORONTALO

Atas kebijakan dan kerja samanya diucapkan banyak terima kasih.

Gorontalo, 30 November 2021
Ketua,

UNIVERSITAS ICHSAN GORONTALO
LEMBAGA PENELITIAN

Zulham, Ph.D
NIDN 0911108104

+

Surat Keterangan Penelitian

KEMENTERIAN PENDIDIKAN, KEBUDAYAAN,RISET, DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ICHSAN GORONTALO
FAKULTAS ILMU KOMPUTER
SURAT KEPUTUSAN MENDIKNAS RI NOMOR 84/D/O/2001
Jl. Achmad Nadjamuddin No. 17 Telp (0435) 829975 Fax (0435) 829976 Gorontalo

SURAT KETERANGAN PENELITIAN

Nomor : 311 /FIKOM-UIG/SKP/VI/2022

Yang bertanda tangan dibawah ini :

N a m a : Jorry Karim, S.Kom., M.Kom.
Jabatan : Dekan Fakultas Ilmu Komputer

Dengan ini Menerangkan bahwa :

N a m a Mahasiswa : Sitti Rachmah Puspita Sari Jan
N I M : T3118091
Program Studi : Teknik Informatika

Bahwa yang bersangkutan benar-benar telah melakukan penelitian tentang **"Penerapan Algoritma Naive Bayes Pada Analisis Sentimen Terhadap Data Kuisioner Evaluasi Dosen Universitas Ichsan Gorontalo"** Guna untuk meyelesaikan Studi pada Program Studi Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer, dan bersangkutan telah menyelesaikan penelitian Tersebut pada **TGL 04 Juni 2022** sesuai dengan waktu yang telah di tentukan.

Demikian Surat Keterangan ini dibuat dan digunakan untuk seperlunya.

Gorontalo, 06 Juni 2022
Dekan Fakultas Ilmu Komputer,

Jorry Karim, S.Kom., M.Kom
NIDN. 0918077302

Surat Keterangan Bebas Plagiasi

KEMENTERIAN PENDIDIKAN, KEBUDAYAAN, RISET, DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ICHSAN GORONTALO
FAKULTAS ILMU KOMPUTER
SURAT KEPUTUSAN MENDIKNAS RI NOMOR 84/D/O/2001
Jl. Achmad Najamuddin No. 17 Telp. (0435) 829975 Fax (0435) 829976 Gorontalo

SURAT REKOMENDASI BEBAS PLAGIASI
No. 644/FIKOM-UIG/S-BP/VIII/2022

Yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama	: Jorry Karim, M.Kom
NIDN	: 0918077302
Jabatan	: Dekan Fakultas Ilmu Komputer

Dengan ini menerangkan bahwa :

Nama Mahasiswa	:	Sitti Rachmah Puspita Sarijan
NIM	:	T3118091
Program Studi	:	Teknik Informatika (S1)
Fakultas	:	Fakultas Ilmu Komputer
Judul Skripsi	:	Penerapan Algoritma Naive Bayes Pada Analisis Sentimen Terhadap Data Kuisioner Evaluasi Dosen Universitas Ichsan Gorontalo

Sesuai hasil pengecekan tingkat kemiripan skripsi melalui aplikasi **Turnitin** untuk judul skripsi di atas diperoleh hasil *Similarity* sebesar **5%**, berdasarkan Peraturan Rektor No. 32 Tahun 2019 tentang Pendeteksian Plagiat pada Setiap Karya Ilmiah di Lingkungan Universitas Ichsan Gorontalo dan persyaratan pemberian surat rekomendasi verifikasi calon wisudawan dari LLDIKTI Wil. XVI, bahwa batas kemiripan skripsi maksimal 30%, untuk itu skripsi tersebut di atas dinyatakan **BEBAS PLAGIASI** dan layak untuk diujiankan.

Demikian surat rekomendasi ini dibuat untuk digunakan sebagaimana mestinya.

Gorontalo, 22 Agustus 2022
Tim Verifikasi,

Sudirman S. Panna, M.Kom
NIDN. 0924038205

Mengetahui
Dekan,

Jorry Karim, M.Kom
NIDN. 0918077302

Terlampir :
Hasil Pengecekan Turnitin

Surat Keterangan Bebas Pustaka

KEMENTERIAN PENDIDIKAN, KEBUDAYAAN, RISET, DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ICHSAN GORONTALO
FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UPT. PERPUSTAKAAN FAKULTAS
SK. MENDIKNAS RI NO. 84/D/0/2001
Jl. Achmad Nadjamuddin No.17 Telp(0435) 829975 Fax. (0435) 829976 Gorontalo

SURAT KETERANGAN BEBAS PUSTAKA

No : 005/Perpustakaan-Fikom/VI/2022

Perpustakaan Fakultas Ilmu Komputer (FIKOM) Universitas Ichsan Gorontalo dengan ini menerangkan bahwa :

Nama Anggota	:	Sitti Rachmah Puspita Sari Jan
No. Induk	:	T3118091
No. Anggota	:	M202249

Terhitung mulai hari, tanggal : Jumat, 03 Juni 2022, dinyatakan telah bebas pinjam buku dan koleksi perpustakaan lainnya.

Demikian keterangan ini di buat untuk di pergunakan sebagaimana mestinya.

Gorontalo, 03 Juni 2022
Mengetahui,
Kepala Perpustakaan

Apriyanto Alhamad, M.Kom
NIDN : 0924048601