

**KLASIFIKASI GAYA BELAJAR PESERTA DIDIK
MENGUNAKAN METODE NAÏVE BAYES**

SKRIPSI

**oleh:
NADHIFAH SALSABILA
NIM. 19650025**



**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2023**

**KLASIFIKASI GAYA BELAJAR PESERTA DIDIK
MENGUNAKAN METODE NAÏVE BAYES**

SKRIPSI

**Oleh :
NADHIFAH SALSABILA
NIM. 19650025**

Diajukan kepada:
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang
Untuk memenuhi Salah Satu Persyaratan dalam
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S.Kom)

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2023**

HALAMAN PERSETUJUAN

**KLASIFIKASI GAYA BELAJAR PESERTA DIDIK
MENGUNAKAN METODE *NAÏVE BAYES***

SKRIPSI

Oleh :
NADHIFAH SALSABILA
NIM. 19650025

Telah Diperiksa dan Disetujui untuk Diuji:
Tanggal: 23 November 2023

Pembimbing I,



Dr. Ririen Kusumawati, S.Si., M.Kom
NIP. 19720309 200501 2 002

Pembimbing II,



Fatchurrochman, M.Kom
NIP. 19700731 200501 1 002

Mengetahui,
Ketua Program Studi Teknik Informatika
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang



Dr. Fatchrul Kurniawan, M.MT, IPM
NIP. 19771020 200912 1 001

HALAMAN PENGESAHAN

KLASIFIKASI GAYA BELAJAR PESERTA DIDIK MENGUNAKAN METODE *NAÏVE BAYES*

SKRIPSI

Oleh :
NADHIFAH SALSABILA
NIM. 19650025

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji Skripsi
dan Dinyatakan Diterima Sebagai Salah Satu Persyaratan
Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S.Kom)
Tanggal: 12 Desember 2023

Susunan Dewan Penguji

Ketua Penguji	: <u>Dr. Cahyo Crysdian</u> NIP. 19740424 200901 1 008
Anggota Penguji I	: <u>Puspa Miladin Nuraida Safitri A Basid, M.Kom</u> NIP. 19930828 201903 2 018
Anggota Penguji II	: <u>Dr. Ririen Kusumawati, S.Si., M.Kom</u> NIP. 19720309 200501 2 002
Anggota Penguji III	: <u>Fatchurrochman, M.Kom</u> NIP. 19700731 200501 1 002

()
()
()
()

Mengetahui dan Mengesahkan,
Ketua Program Studi Teknik Informatika
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang




Dr. Fatchur Kurniawan, M.MT, IPM
NIP. 19771020 200912 1 001

PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Nadhifah Salsabila
NIM : 19650025
Fakultas / Program Studi : Sains dan Teknologi / Teknik Informatika
Judul Skripsi : Klasifikasi Gaya Belajar Peserta Didik
Menggunakan Metode *Naïve Bayes*

Menyatakan dengan sebenarnya bahwa Skripsi yang saya tulis ini benar-benar merupakan hasil karya saya sendiri, bukan merupakan pengambil alihan data, tulisan, atau pikiran orang lain yang saya akui sebagai hasil tulisan atau pikiran saya sendiri, kecuali dengan mencantumkan sumber cuplikan pada daftar pustaka.

Apabila dikemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan skripsi ini merupakan hasil jiplakan, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Malang, 12 Desember 2023

Yang membuat pernyataan,



Nadhifah Salsabila
NIM.19650025

MOTTO

... All You Can Eat ...

HALAMAN PERSEMBAHAN

Saya bersyukur dan berterima kasih kepada Allah SWT karena telah memberikan rahmat dan petunjuk-Nya, sehingga saya berhasil menyelesaikan skripsi ini. Skripsi ini saya persembahkan untuk orang tua saya, yang selalu memberikan dukungan dan mendoakan kelancaran penulisan skripsi saya. Ibu Heni yang selalu memberikan restu, semangat, kasih sayang, perhatian, dan dukungan yang tak terbatas. Bapak Muslim yang selalu memberikan arahan dan bimbingan untuk terus melakukan segala sesuatu secara maksimal. Saya juga berterima kasih kepada Kedua orang tua penulis (ibu Heni) yang senantiasa selalu memberikan do'a dan dukungannya untuk menyelesaikan tugas akhir ini dan (ayah Muslim) yang senantiasa memotivasi untuk bertanggung jawab dalam menyelesaikan tugas akhir ini, kakak (Salsa dan Abdan), adik (Faiq dan Hanif), dan seluruh keluarga yang selalu mendukung langkah-langkah saya dalam menyelesaikan skripsi ini. Terima kasih yang tak terhingga bagi semua dukungan yang diberikan.

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Wr.Wb.

Puji syukur penulis panjatkan kepada Allah SWT yang senantiasa memberikan rahmat serta kesehatan, sehingga penulis mampu menyelesaikan penelitian ini dengan baik. Penulis menyampaikan ucapan terima kasih kepada semua pihak yang pernah terlibat langsung maupun tidak langsung dalam menyelesaikan penelitian ini, bukan hanya karena usaha keras dari penulis sendiri, akan tetapi karena adanya dukungan dari berbagai pihak. Oleh karena itu penulis berterima kasih kepada:

1. Prof. Dr. M. Zainuddin, M.A., selaku rektor Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
2. Prof. Dr. Hj. Sri Harini, M.Si., selaku dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
3. Dr. Fachrul Kurniawan M.MT., IPM selaku Ketua Prodi Teknik Informatika Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang
4. Dr. Ririen Kusumawati, S.Si., M.Kom selaku Dosen Pembimbing 1 dan Fatchurrochman, M.Kom selaku Dosen Pembimbing 2 yang telah membimbing serta memberikan arahan serta motivasi dalam penulisan skripsi dari awal hingga akhir.
5. Dr. Cahyo Crysdiyan selaku ketua penguji dan Puspa Miladin Nuraida Safitri A Basid, M.Kom selaku penguji I yang telah meluangkan waktunya untuk menguji dan dengan sabar memberi arahan dan saran dalam menyelesaikan skripsi ini.

6. Segenap civitas akademik Program Studi Teknik Informatika, dan seluruh dosen yang telah memberikan ilmu serta arahan semasa kuliah.
7. Kedua orang tua penulis, Bapak Muslim dan Ibu Heni, serta keluarga besar yang telah memberikan banyak dukungan, doa serta selalu menjadi semangat sehingga penulis mampu menyelesaikan masa studi hingga mencapai gelar sarjana.
8. Saudara-saudara Angkatan 2019 ALIEN “Alliance of Informatics Engineering” yang selalu peduli, mendukung serta memotivasi dan bersama-sama membuat pengalaman-pengalaman berharga yang tidak pernah penulis dapatkan dimanapun.
9. Saudara-saudara HIMATIF ENCODER yang telah menemani penulis berproses dan memberikan kesempatan untuk bersama-sama menciptakan ide, membangun inovasi, serta mendiskusikan pelajaran dari sebuah peristiwa.
10. Sobat-sobat “Ahlussunnah Wal Jama’ah” yaitu Widia, Bila, Bisyri, Deri, Thoriq, Dicky, Pejon, Zulfan, Fikri, Cipmank, Riduan, Sadad, Anam, Dayat, Andi, Alpin, Faiz, dan Faiz. Terimakasih untuk segala bentuk teori, opini, analogi, dan obrolan-obrolan seru yang pernah diperdebatkan serta didiskusikan bersama.
11. Sahabat “YGSWAG” yaitu Endah, Mauri, dan Zahra yang selalu menemani dan mendengarkan keluh kesah penulis, dan selalu bisa diandalkan kapanpun dimanapun.

12. Sahabat penghuni “Kos Pak Bardji” yaitu Endah, Fiyaa, Ilmi, Miftah, dan Nisa, yang selalu mengizinkan penulis untuk mengerjakan ditempat, dan selalu menemani dan membantu penulis.

13. Kepada grup HTK (Healing Tai Kucing) yaitu Nanisa, Mimip, Mimi, Endul, Fiyaa, Matus, Alif, Amin, Aziz, Farhan, Fahrezi, Ichsan, Idris, Irham, Kevin, Ridha, dan Rega yang memberikan bantuan serta menjadi teman nongkrong untuk menyusun skripsi hingga akhir.

Skripsi yang telah ditulis ini masih jauh dari kata sempurna, oleh karena itu penulis sangat menghargai dan senang jika terdapat kritik dan saran yang diberikan. Semoga skripsi ini dapat memberikan manfaat. Wassalamu alaikum, Wr. Wb.

Malang, 12 Desember 2023

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN PERSETUJUAN	v
HALAMAN PENGESAHAN	iv
PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN	v
MOTTO	vi
HALAMAN PERSEMBAHAN	vii
KATA PENGANTAR.....	viii
DAFTAR ISI.....	xi
DAFTAR TABEL	xii
DAFTAR GAMBAR.....	xiii
ABSTRAK	xiv
ABSTRACT	xv
مستخلص البحث	xvi
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Pernyataan Masalah	4
1.3 Tujuan Penelitian	4
1.4 Batasan Masalah.....	4
1.5 Manfaat Penelitian	4
BAB II STUDI PUSTAKA	5
2.1 Metode Klasifikasi	5
2.2 <i>Naïve Bayes</i>	9
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	12
3.1 Pengumpulan Data	12
3.2 Desain Sistem.....	13
3.2.1 Input Data.....	14
3.2.2 Proses Algoritma <i>Naïve Bayes</i>	15
BAB IV UJI COBA DAN PEMBAHASAN	22
4.1 Langkah-Langkah Uji Coba.....	22
4.1.1 Data Penelitian	22
4.1.2 Menghitung Kinerja Sistem	23
4.2 Hasil Uji Coba.....	24
4.2.1 Rasio Perbandingan 70:30.....	25
4.2.2 Rasio Perbandingan 80:20.....	27
4.2.3 Rasio Perbandingan 90:10.....	29
4.2.4 Hasil Perbandingan Rasio	30
4.3 Pembahasan.....	31
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	36
5.1. Kesimpulan	36
5.2. Saran.....	36
DAFTAR PUSTAKA	
LAMPIRAN	

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Penelitian Terkait Metode Klasifikasi.....	8
Tabel 2.2 Penelitian Terkait Metode <i>Naïve Bayes</i>	11
Tabel 3.1 Kriteria Gaya Belajar	12
Tabel 3.2 Kondisi Gaya Belajar	14
Tabel 3.3 Hasil Probabilitas kelas	16
Tabel 4.1 Data Penelitian	23
Tabel 4.2 Pembagian rasio data	23
Tabel 4.3 Hasil prediksi sistem pada rasio 70:30.....	25
Tabel 4.4 Hasil prediksi sistem pada rasio 80:20.....	27
Tabel 4.5 Hasil prediksi sistem pada rasio 90:10.....	29
Tabel 4.6 Perbandingan hasil akurasi, presisi, dan recall setiap rasio	30

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1 Desain Sistem.....	13
Gambar 4.1 Diagram blok perbandingan hasil Rasio menggunakan <i>confusion matrix</i>	31

ABSTRAK

Salsabila, Nadhifah. 2023. **Klasifikasi Gaya Belajar Peserta Didik Menggunakan Metode Naïve Bayes**. Skripsi. Program Studi Teknik Informatika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing: (I) Dr. Ririen Kusumawati, S.Si., M.Kom (II) Fatchurrochman, M.Kom.

Kata kunci: *gaya belajar, klasifikasi, naïve Bayes, peserta didik,*

Pemahaman materi peserta didik dapat ditingkatkan dengan penyesuaian gaya belajar yang sesuai dengan tipe dan sifat otak masing-masing individu, maka dari itu dilakukan pengelompokan untuk meningkatkan pemahaman belajar setiap peserta didik. Penelitian ini menggunakan sistem klasifikasi yang diimplementasikan untuk menentukan gaya belajar dengan objek peserta didik. Data objek diambil dari 2 kelas pada SMPIT Al-Anwar untuk memberikan sistem klasifikasi gaya belajar dengan akurasi yang terbaik. Metode yang digunakan adalah *Naïve Bayes*. Menggunakan *input* data peserta didik dan *output* berupa hasil gaya belajar peserta didik. Penelitian klasifikasi gaya belajar ini menguji menggunakan *confussion matrix* dengan perbandingan rasio 90%, 80% dan 70% untuk melatih model data. Dari hasil yang didapatkan nilai akurasi sebesar 98,85% yang menjadi nilai akurasi tertinggi pada penggunaan data model 70%. nilai akurasi 98,85% menjadi indikasi bahwa model dapat dengan tepat mengidentifikasi dan memprediksi gaya belajar peserta didik.

ABSTRACT

Salsabila, Nadhifah. 2023. Classification of Student Learning Styles Using the Naïve Bayes Method. Thesis. Department of Informatics Engineering, Faculty of Science and Technology, Maulana Malik Ibrahim State Islamic University, Malang. Supervisor: (I) Dr. Ririen Kusumawati, S.Si., M.Kom (II) Fatchurrochman, M.Kom.

Students' understanding of the material can be improved by adjusting learning styles to suit the type and nature of each individual's brain, therefore grouping is carried out to improve each student's learning understanding. This research uses a classification system that is implemented to determine learning styles with student objects. Object data is taken from 2 classes at SMPIT Al-Anwar to provide a learning style classification system with the best accuracy. The method used is Naïve Bayes. Using student data input and output in the form of student learning style results. This learning style classification research tested using a confusion matrix with a ratio of 90%, 80% and 70% to train the data model. From the results obtained, the accuracy value is 98.85%, which is the highest accuracy value when using model data of 70%. an accuracy value of 98.85% is an indication that the model can correctly identify and predict students' learning styles.

Keywords: classification, learning styles, naïve Bayes, students

مستخلص البحث

سلسبيلا، نظيفة. ٢٠٢٣. تصنيف أساليب تعلم الطلاب باستخدام طريقة ساذج بايز. أطروحة. قسم الهندسة المعلوماتية، كلية العلوم والتكنولوجيا، جامعة مولانا مالك إبراهيم الإسلامية الحكومية، مالانج. المروج: (١) د. ريرين كوسوماواتي، الماجستير. (٢) فتح الرحمن، الماجستير.

الكلمات المفتاحية: أساليب التعلم، التصنيف، ساذج بايز، الطلاب،

يمكن تحسين فهم الطلاب للمادة من خلال تعديل أساليب التعلم بتناسب نوع وطبيعة دماغ كل فرد، وبالتالي يتم إجراء التجميع لتحسين فهم التعلم لكل طالب. يستخدم هذا البحث نظام تصنيف يتم تطبيقه لتعيين أنماط التعلم باستخدام كائنات الطلاب. يتم أخذ بيانات الكائنات من فصلين في المدرسة الثانوية الأنوار لتوفير نظام تصنيف أسلوب التعلم بأفضل دقة. الطريقة المستخدمة هي ساذج بايز. استخدام مدخلات ومخرجات بيانات الطلاب في شكل نتائج أسلوب تعلم الطلاب. تم اختبار بحث تصنيف أسلوب التعلم هذا باستخدام مصفوفة ارتباط بنسبة ٩٠% و ٨٠% و ٧٠% لتدريب نموذج البيانات. ومن النتائج التي تم الحصول عليها بلغت قيمة الدقة ٩٨.٨٥%، وهي أعلى قيمة دقة عند استخدام بيانات النموذج بنسبة ٧٠%. تعتبر قيمة الدقة البالغة ٩٨.٨٧% مؤشرًا على أن النموذج يمكنه تحقيق أنماط تعلم الطلاب والتنبؤ بها بشكل صحيح

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Setiap peserta didik mempunyai keunikan personal yang berbeda dengan peserta didik yang lainnya. Dalam memahami materi setiap peserta didik memiliki cara tersendiri yang membuat para peserta didik lebih mudah memahami materi tersebut. Berbagai cara belajar dapat membedakan tingkat pemahaman peserta didik, seperti peserta didik yang suka membaca akan berbeda cara memahami materi dengan peserta didik yang suka olahraga. Cara belajar tersebut sering dikenal dengan gaya belajar.

Gaya belajar adalah kecenderungan yang dominan pada gaya atau tipe belajar seorang peserta didik, atau yang sesuai dengan tipe dan sifat otaknya. Gaya belajar adalah cara berpikir, memproses, dan memahami informasi yang disukai (Surejo and Habibie, 2021). Sulit bagi peserta didik untuk berkonsentrasi pada pelajaran mereka ketika mereka memperhatikan materi yang disampaikan oleh guru, hal ini disebabkan karena penyajian guru tidak sesuai dengan gaya belajar individual peserta didik di kelas (Susilowati, 2017). Seorang peserta didik dengan gaya belajar visual memperhatikan guru ketika guru menjelaskan dengan gambar di depannya. Peserta didik dengan gaya belajar auditori cenderung mendengarkan suara dan musik. Peserta didik dengan gaya belajar kinestetik, sebaliknya, fokus pada diri mereka sendiri ketika guru mengilustrasikan pembelajaran melalui gerakan, seperti menari atau latihan tangan (Wulandari, 2018).

Pembelajaran menjadi hal penting yang harus dilakukan oleh umat muslim seperti yang telah dijelaskan pada surat Al-Alaq ayat 1-5 yang berbunyi:

إِقْرَأْ بِاسْمِ رَبِّكَ الَّذِي خَلَقَ ۝ ١ خَلَقَ الْإِنْسَانَ مِنْ عَلَقٍ ۝ ٢ اقْرَأْ وَرَبُّكَ الْأَكْرَمُ ۝ ٣ الَّذِي عَلَّمَ بِالْقَلَمِ ۝ ٤ عَلَّمَ الْإِنْسَانَ مَا لَمْ يَعْلَمْ ۝ ٥

“Bacalah dengan (menyebut) nama tuhanmu yang menciptakan. Dia telah menciptakan manusia dari segumpal darah. Bacalah, dan tuhanmulah yang Mahamulia. Yang mengajar (manusia) dengan pena. Dia mengajarkan kepada manusia apa yang tidak diketahuinya.” (QS. Al-Alaq 1:5)

Dalam tafsir Al-Muyassar dijelaskan, membaca dapat memberikan pengetahuan dan kebijaksanaan yang berguna, serta membantu untuk beribadah kepada Tuhan dengan benar. Sungguh, Tuhanmu memiliki banyak kebaikan dan kemurahan-Nya melimpah. Allah mengajarkan makhluk-Nya untuk menulis dengan pena dan mengajarkan manusia tentang hal-hal yang belum manusia ketahui, mengangkat manusia dari kegelapan kebodohan ke arah cahaya ilmu (Mashudi, 2020). Surat memiliki arti untuk membaca dan terus belajar untuk keluar dari kegelapan.

Memahami gaya belajar peserta didik adalah cara terbaik untuk memaksimalkan proses belajar. Setelah peserta didik menemukan gaya belajar dan mengetahui cara terbaik untuk membantu belajar, peserta didik dapat dengan cepat meningkatkan kemampuan untuk memahami sesuatu di kelas, bahkan dalam mata pelajaran yang sebelumnya dianggap sulit dan kompleks.

Gaya belajar menjadi cara masuknya informasi yang didapat melalui indra yang dimiliki. Informasi yang tersampaikan akan ditangkap sesuai dengan kecepatan otak, informasi akan lebih cepat diterima apabila sesuai dengan gaya belajar penerima informasi (Yulianti et al, 2019). Gaya belajar bisa dipengaruhi

oleh 2 faktor yaitu, faktor internal adalah faktor yang timbul dari dalam diri peserta didik itu sendiri seperti, Kecerdasan, minat dan perhatian, kemauan belajar, ketekunan, sikap, kebiasaan belajar, kondisi fisik dan kesehatan. Faktor eksternal adalah faktor yang berasal dari luar peserta didik itu sendiri, seperti keluarga, sekolah, atau masyarakat (Susilowati, 2017).

Penelitian yang dilakukan oleh Asfi and Fitrianingsih (2020) menggunakan metode *Naïve Bayes* sebagai algoritma untuk merekomendasikan pembimbing skripsi. Hasil yang didapat dari menggunakan algoritma metode ini memiliki presentase kesesuaian 90% dari 10 data yang diuji. *Naïve Bayes* sebagai metode yang mudah digunakan, sederhana dan berakurasi tinggi (Ramadandi and Jahring, 2020). *Naïve Bayes* termasuk dalam kategori metode data mining dengan klasifikasi class dan label yang telah ditentukan (Anugrah, 2018).

Pentingnya gaya belajar dalam proses pembelajaran peserta didik memerlukan psikolog dan guru sebagai pengamat peserta didik yang dapat menentukan gaya belajar peserta didik yang condong mempengaruhi pemahaman materi, maka dari itu dibutuhkan klasifikasi sebagai acuan gaya belajar yang paling cocok dengan peserta didik. Menggunakan system informasi dalam menentukan gaya belajar bisa menjadi solusi dalam mengklasifikasikan gaya belajar. Beberapa kelebihan algoritma ini membuat penulis memilih metode *Naïve Bayes* sebagai algoritma penentuan klasifikasi gaya belajar. Latar belakang diatas membuat penulis membuat penelitian klasifikasi peserta didik dengan metode *Naïve Bayes*.

1.2 Pernyataan Masalah

Berapa akurasi dari metode *naïve Bayes* dalam mengklasifikasikan gaya belajar berdasarkan perilaku dan kebiasaan?

1.3 Tujuan Penelitian

Mengukur tingkat akurasi yang mampu dihasilkan oleh metode *naïve Bayes* dalam memberikan klasifikasi gaya belajar

1.4 Batasan Masalah

Studi kasus penelitian dilakukan di SMPIT Al-Anwar pada siswa kelas VII dan VIII tahun ajaran 2022/2023

1.5 Manfaat Penelitian

Beberapa manfaat yang didapatkan dari penelitian ini antara lain:

1. Bagi pihak sekolah dapat mengetahui gaya belajar yang sesuai dengan peserta didik
2. Bagi peserta didik dapat digunakan sebagai acuan gaya belajar mandiri

BAB II

STUDI PUSTAKA

2.1 Metode Klasifikasi

Klasifikasi merupakan sistem yang sudah banyak digunakan sebagai penyelesaian masalah dalam mengambil keputusan (Wijaya & Alfian, 2018). Klasifikasi adalah suatu proses analisis data yang bertujuan untuk mengidentifikasi, mengelompokkan, atau mengkategorikan objek data ke dalam kelas-kelas atau kategori-kategori tertentu. Tujuan utama dari klasifikasi adalah untuk memahami karakteristik atau sifat-sifat yang membedakan objek-objek data satu dari yang lain. Ini melibatkan pencarian pola atau ciri-ciri yang dapat digunakan untuk membedakan antara kelompok data yang berbeda (Sang *et al.*, 2021). Beberapa penelitian yang meneliti tentang klasifikasi memiliki macam-macam algoritma sebagai solusi penyelesaian masalah, beberapa penelitian menjadi acuan dan perbandingan untuk memilih metode dalam penelitian yang dilakukan peneliti.

Penelitian yang dilakukan oleh Irennada et al. (2022) mengklasifikasikan gaya belajar berdasarkan garis telapak tangan dengan menggunakan metode *Convolutional Neural Network* atau CNN. Penelitian ini mengambil 40 responden yang diambil 2 foto telapak tangan kiri dan kanan. Didapatkan 80 data citra telapak tangan yang digunakan untuk diuji. Setelah itu data diberi label visual, auditori dan kinestetik. Pada penelitian ini juga menggunakan deteksi tepi sebagai salah satu proses untuk mengklasifikasi. Pembagian rasio penelitian ini menggunakan rasio perbandingan 20% data latih. Dari penelitian ini diperoleh nilai akurasi sebesar 70%.

Penelitian yang dilakukan oleh Zulfa (2023) melakukan optimasi metode *Convolutional Neural Network Nasnetlarge* menggunakan augmentasi data. Penelitian ini meneliti 440 data citra dari daun tanaman padi yang memiliki penyakit dan yang sehat. Menggunakan 4 kelas sebagai kelas penyakit dan yang sehat yaitu *blast*, *brown spot*, *leaf smut*, dan *healthy*. Penelitian ini meneliti dengan beberapa rasio yaitu 90%, 80%, dan 70%. Klasifikasi dilakukan dua kali dengan augmentasi data dan tanpa augmentasi. Hasil dari penelitian ini memiliki nilai akurasi 94,31% untuk rasio 80% dengan data tanpa augmentasi, dan nilai akurasi 98,73% untuk rasio 70% dengan data augmentasi.

Penelitian yang dilakukan oleh Xue *et al.* (2019) ini melakukan estimasi berdasarkan diferensial privasi, peneliti ini melakukan persamaan dengan masalah yang ada, yang kemudian di selesaikan menggunakan metode *naïve Bayes* sebagai solusi. *Local Different Privacy* yang digunakan sebagai kerangka pengumpulan data, dengan *framework* ini data akan melalui proses mekanisme acak yang memenuhi privasi yang sesuai. Penelitian ini menjelaskan adanya peningkatan seiring dengan peningkatan anggaran privasi yang ada. Peningkatan menunjukkan bahwa keakuratan hampir optimal, dan memiliki hasil akhir yang mencapai hasil terbaik di semua perbandingan yang dibuat.

Penelitian yang dilakukan oleh Putri (2020) menggunakan metode *supervised Learning*, antara lain k-NN, SVM, dan DTs. Penelitian ini menggunakan 483 *data log* mahasiswa yang diperoleh dari membagikan kuesioner. Pengujian dilakukan menggunakan pengujian *cross-validation*. Pada pengujian yang dilakukan dengan parameter pada k-NN menggunakan *n_neighbors* berjumlah 3

memiliki nilai akurasi sebesar 79,43%. Pada SVM menggunakan kernel RBF memiliki nilai akurasi sebesar 76,98%. Pada parameter DTs menggunakan *criterion gini* yang memiliki nilai akurasi sebesar 82,6075%.

Penelitian yang dilakukan Sang *et al.* (2021) mengklasifikasikan data kualitas udara di DKI Jakarta. Penelitian ini menggunakan 1830 data yang diperoleh dari *website Jakarta open data* pada tahun 2020, yang kemudian dilakukan *cleaning data* dengan akhir data sebanyak 1678 data. Penelitian menggunakan algoritma *Decision Tree* dan *Support Vector Machine*. Hasil yang diperoleh dengan algoritma *Decision Tree* mendapat hasil akurasi terbaik pada perbandingan rasio 90:10 dengan nilai akurasi sebesar 99,40%. Pada algoritma *Support Vector Machine* memiliki hasil terbaik pada rasio 60:40 dengan nilai akurasi sebesar 94,93%.

Penelitian yang dilakukan oleh Annur (2018) yang melakukan klasifikasi masyarakat miskin. Data penelitian diperoleh di Kecamatan Tibawa dengan jumlah 16 Desa. Penelitian ini menggunakan perbandingan rasio 90:10 dengan 171 data latih dan 19 data uji. Pengujian yang dilakukan pada penelitian ini menggunakan pengujian *black box* untuk pengujian fungsi interface dan juga pengujian *confusion matrix* sebagai pengujian akurasi. Perhitungan menggunakan metode *Naïve Bayes* memiliki hasil nilai akurasi sebesar 73%.

Penelitian yang dilakukan oleh Octaviani *et al.* (2014) mengklasifikasikan nilai akreditasi pada sekolah dasar yang ada di Kabupaten Magelang, dengan 337 data latih dan 82 data uji. Hasil yang diperoleh dari data latih yang menggunakan *kernel RBF* memiliki nilai akurasi sebesar 100%, sedangkan yang menggunakan

kernel polynomial memiliki nilai akurasi sebesar 98,810%. Hasil yang diperoleh dari data uji didapatkan dengan menggunakan *kernel RBF* mendapatkan nilai akurasi sebesar 93,902%, sedang yang menggunakan *kernel polynomial* mendapatkan nilai akurasi sebesar 92,683%.

Penelitian yang dilakukan oleh Indranandita *et al.* (2019) yang mengklasifikasikan dan pencarian jurnal. Penelitian ini membandingkan dua metode yaitu *Naïve Bayes* dan *Vector Space Model*. Menggunakan 250 data latih dan 50 data uji dengan lima kategori yaitu *health, music, politics, sport, dan technology*. Hasil yang diperoleh dari penelitian ini memiliki nilai presisi dengan menggunakan metode *Naïve Bayes* sebesar 64%. Pada metode *Vector Space Model* memiliki nilai presisi sebesar 60%.

Pada table 2.1 menunjukkan acuan penelitian terkait metode klasifikasi dengan topik dan subjek sebagai pembanding pada setiap metode.

Tabel 2.1 Penelitian Terkait Metode Klasifikasi

No.	Peneliti	Topik	Metode	Subjek
1.	Irennada et al., (2022)	Klasifikasi gaya belajar menggunakan garis telapak tangan	<i>Convolutional Neural Network (CNN)</i>	40 responden dengan masing-masing memiliki 2 foto yaitu telapak tangan kiri dan kanan.
2.	Zulfa (2023)	Optimasi metode	<i>Convolutional Neural Network Nasnetlarge</i>	440 citra data asli, dan 320 citra data augmentasi
3.	Xue et al. (2019)	Estimasi perbedaan privasi	<i>Naïve Bayes</i>	-
4.	Putri (2020)	Klasifikasi gaya belajar	<i>Supervised Learning</i>	483 data log mahasiswa
5.	Sang et al. (2021)	Klasifikasi data kualitas udara	<i>Decision tree dan Support Vector Machine</i>	1678 data kualitas udara DKI Jakarta
6.	Annur (2018)	Klasifikasi Rakyat Miskin	<i>Naïve Bayes</i>	171 data latih, dan 19 data uji dari Kecamatan Tibawa

Lanjutan Tabel penelitian terkait metode klasifikasi

No.	Peneliti	Topik	Metode	Subjek
7.	Octaviani et al. (2014)	Klasifikasi data Akreditasi Sekolah dasar	<i>Support Vector Machine (SVM)</i>	337 data latih dan 82 data uji dari data nilai akreditasi SD di Kabupaten Magelang tahun 2011-2013
8.	Indranandita et al. (2019)	Klasifikasi dna Pencarian jurnal	<i>Naïve Bayes dan Vector Space Model</i>	250 data latih dan 50 data uji dengan 5 kategori

2.2 *Naïve Bayes*

Naïve Bayes merupakan suatu metode probabilitas dan statistik yang ditemukan oleh seorang ilmuwan Inggris bernama Thomas Bayes. Metode ini bertujuan untuk memprediksi kemungkinan di masa depan berdasarkan pengalaman di masa lalu (Ramadandi and Jahring, 2020). Metode klasifikasi *Naïve Bayes* didasarkan pada probabilitas dan Teorema Bayesian, dengan asumsi bahwa setiap variabel X saling bebas atau tidak saling terkait dengan variabel lainnya. Metode ini dikenal dengan sebutan "Naïve" karena menganggap bahwa setiap variabel input memiliki pengaruh yang terpisah terhadap variabel target, tanpa mempertimbangkan kemungkinan adanya interaksi antar variabel input (Buchori, dkk., 2022).

Penelitian yang dilakukan oleh Ramadandi & Jahring (2020) meneliti pengelompokkan gaya belajar pada *data mining*. Penelitian ini mengumpulkan data menggunakan *google form* dan menghasilkan 70 data, yang kemudian disesuaikan berdasarkan alternatif yang ditentukan. Pemodelan metode yang digunakan dilakukan menggunakan *rapid miner*. Perhitungan data menggunakan persamaan pada algoritma *naïve Bayes*. Penelitian ini menghasilkan nilai akurasi sebesar 90%.

Penelitian yang dilakukan oleh Anugrah (2018) membandingkan dengan 40 data training dan testing. Penelitian ini juga menggunakan proses *data mining*, menggunakan metode *Naïve Bayes Clasifier* dan Algoritma C4.5 yang dibandingkan. Hasil akurasi 100% yang menggunakan metode Naïve Bayes dan hasil akurasi 97.50% yang menggunakan metode C4.5. penelitian ini melakukan proses dengan 2 metode untuk mengetahui perbedaan dari kedua metode yang digunakan.

Penelitian yang dilakukan oleh Suryadi & Harahap (2018) menggunakan sistem pendukung keputusan dengan pembangunan aplikasi menggunakan model Watterfall. Data diambil dengan melakukan wawancara dan observasi pada Institut Pendidikan Indonesia. Penelitian ini menggunakan data uji sebagai kriteria keputusan yaitu nilai hasil dari ujian yang dilaksanakan calon mahasiswa baru. Kemudian nilai seleksi dibagi menjadi Kecil, Sedang, Cukup, dan Besar. Dari hasil yang disebutkan pada penelitian ini meningkatkan kualitas input terhadap perguruan tinggi.

Penelitian yang dilakukan oleh Rasyid *et al.* (2023) Penelitian ini menggunakan data yang diperoleh dengan membagikan form terhadap mahasiswa Universitas Amikom Yogyakarta. Mahasiswa yang diambil datanya adalah mahasiswa yang menempuh sekurangnya semester 4 dan memiliki indeks prestasi 3,00. Pengujian yang dilakukan pada penelitian ini menggunakan metode MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) untuk menguji keakuratan pada penelitian ini. Hasil dari penelitian ini memiliki 10 data yang sesuai dengan data responden dari 12 data responden yang ada.

Penelitian yang dilakukan oleh Ardian (2022) menggunakan *data mining* dalam memproses data yang digunakan, peneliti menggunakan sebanyak 10 kriteria dalam menentukan produk yang akan direkomendasikan. Menggunakan metode *naïve Bayes* dapat menyelesaikan masalah untuk menentukan ketepatan pemilihan produk.

Tabel 2.2 Penelitian Terkait Metode *Naïve Bayes*

No.	Peneliti	Topik	Metode	Subjek
1.	Ramadandi & Jahring (2020)	Klasifikasi gaya belajar Mahasiswa	<i>Naïve Bayes classifier</i>	70 data Mahasiswa pada matakuliah komputer , 60 data sebagai data latih dan 10 data sebagai data uji
2.	Anugrah (2018)	Klasifikasi gaya belajar siswa	<i>Naïve Bayes</i> dan C4.5	40 data Siswa kelas 6 SD Muhammadiyah
3.	Suryadi & Harahap (2018)	Rekomendasi Penerimaan Mahasiswa Baru	<i>Naïve Bayes Classifier</i>	Calon mahasiswa baru Institut Pendidikan Indonesia
4.	Mohamad et al. (2023)	Sistem Rekomendasi Pemilihan Fakultas	<i>Naïve Bayes</i>	Mahasiswa semester 4 yang memiliki indeks Prestasi sekurang-kurangnya 3,00
5.	Ardian (2022)	Sistem Rekomendasi Pemilihan Produk Herbalife	<i>Naïve Bayes</i>	10 Kriteria antara lain Jenis Kelamin, Usia, Tinggi Badan, Berat Badan, Kadar Lemak Tubuh, Kadar Air dalam tubuh, Massa Tulang, Kebutuhan Kalori, Lemak perut, Postur Tubuh (Rasio berat dan tinggi badan).

Pada table 2.2 menjelaskan acuan penelitian terkait dengan metode *Naïve Bayes* dari acuan yang ditemukan metode *Naïve Bayes* memiliki tingkat akurasi yang tinggi, hal ini menjadi faktor kunci dalam pengambilan keputusan untuk memilih algoritma ini sebagai solusi yang optimal, dengan nilai akurasi yang tinggi, penulis dapat memiliki keyakinan bahwa algoritma ini akan memberikan hasil yang baik dalam praktiknya

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini memiliki beberapa tahapan untuk menghasilkan sistem rekomendasi. Tahapan ini diantaranya: Pengumpulan data, desain sistem, dan uji coba.

3.1 Pengumpulan Data

Pada penelitian ini menggunakan kriteria yang disusun dengan acuan dari beberapa penelitian terdahulu gaya belajar dibagi menjadi 3 kelas yaitu: visual, auditori, dan kinestetik (Papilaya & Huliselan, 2016). Tabel 3.1 adalah data kriteria yang tervalidasi.

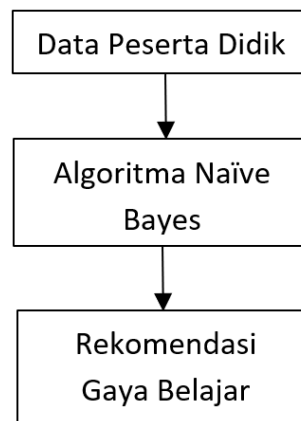
Tabel 3.1 Kriteria Gaya Belajar

Gaya Belajar	Kategori	Sumber
Visual	Mencoret-coret saat mendengarkan penjelasan	(Yulianti et al., 2019) (Fadhilah, 2018)
	Langsung mencatat materi yang sedang di jelaskan	(Ibrohim & Purwanty, 2017)
	Membuat coretan untuk menghafal	(Ibrohim & Purwanty, 2017)
	Lebih suka membaca daripada dilisankan	(Fadhilah, 2018)
	Tidak banyak bicara dan lebih mendengarkan orang lain saat dalam kelompok	(Brier & Jayanti, 2020)
	Lebih mengingat yang dilihat daripada yang didengar	(Yulianti et al., 2019)
	Rapi dan Teratur	(Ibrohim & Purwanty, 2017) (Yulianti et al., 2019)
Auditori	Berbicara sendiri saat belajar	(Rusmayani, 2019) (Ibrohim & Purwanty, 2017) (Yulianti et al., 2019)
	Mendengarkan materi, baru mencatat	(Ibrohim & Purwanty, 2017)
	Menghafal atau belajar dengan mengucapkannya berulang kali	(Yulianti et al., 2019) (Fadhilah, 2018)
	Lebih memilih bercerita daripada menulis	(Yulianti et al., 2019)
	Mudah mengingat informasi hanya dari mendengarkan informan	(Brier & Jayanti, 2020) (Yulianti et al., 2019)
	Lebih banyak bicara, senang berdiskusi, dan menjelaskan dengan panjang lebar	(Yulianti et al., 2019)
	Belajar dengan mendengarkan dan mengingat apa yang didiskusikan daripada yang dilihat	(Rusmayani, 2019) (Fadhilah, 2018)

Lanjutan tabel Kriteria Gaya Belajar

Gaya Belajar	Kategori	Sumber
Kinestetik	Tidak suka diam diri, banyak bergerak	(Brier & Jayanti, 2020) (Yulianti et al., 2019)
	Menghafal sambil berjalan jalan atau menggoyangkan kaki	(Yulianti et al., 2019) (Fadhilah, 2018)
	Langsung praktek, jika gagal baru melihat panduan	(Ibrohim & Purwanty, 2017)
	Memainkan sesuatu saat mendengarkan penjelasan guru	(Yulianti et al., 2019)
	Menggunakan jari untuk menunjuk atau menemukan kata-kata saat membaca	(Brier & Jayanti, 2020) (Fadhilah, 2018)
	Tidak bisa duduk tenang saat dikelas	(Brier & Jayanti, 2020) (Yulianti et al., 2019) (Fadhilah, 2018)
	Belajar melalui manipulasi dan praktik	(Rusmayani, 2019) (Yulianti et al., 2019) (Fadhilah, 2018)

3.2 Desain Sistem



Gambar 3.1 Desain Sistem

Pada Penelitian ini akan di rancang sistem dengan tahapan seperti Gambar 3.1 data yang akan digunakan adalah data yang diambil dari objek penelitian yaitu siswa SMPIT Al-Anwar kelas VII. Kemudian data tersebut akan melalui proses algoritma *naïve Bayes* yang sesuai dengan persamaan teorema Bayes. Yang kemudian akan menghasilkan rekomendasi gaya belajar.

3.2.1 Input Data

Data yang diinputkan akan diisi oleh wali kelas dari siswa kelas VII SMPIT Al-Anwar. Kondisi dan kategori telah ditentukan berdasarkan penelitian terkait yang ada pada Tabel 3.1 dan di susun sebagai instrument acuan untuk memutuskan rekomendasi gaya belajar. Kelas pada data di bagi menjadi 3 yaitu: visual, auditori, dan kinestetik. Kondisi yang ada akan disesuaikan dengan pengamatan wali kelas terhadap siswa, dan kategori yang di gunakan sesuai dengan kategori yang telah di jelaskan dan disebut pada Tabel 3.2.

Tabel 3.2 Kondisi Gaya Belajar

Kode	Kriteria
K01	Mencoret-coret saat mendengarkan penjelasan
K02	Langsung mencatat materi yang sedangkan di jelaskan
K03	Membuat coretan untuk menghafal
K04	Lebih suka membaca daripada dilisankan
K05	Tidak banyak bicara dan lebih mendengarkan orang lain saat dalam kelompok
K06	Lebih mengingat yang dilihat daripada yang didengar
K07	Rapi dan Teratur
K08	Berbicara sendiri saat belajar
K09	Mendengarkan materi, baru mencatat
K10	Menghafal atau belajar dengan mengucapkannya berulang kali
K11	Lebih memilih bercerita daripada menulis
K12	Mudah mengingat informasi hanya dari mendengarkan informan
K13	Lebih banyak bicara, senang berdiskusi, dan menjelaskan dengan panjang lebar
K14	Belajar dengan mendengarkan dan mengingat apa yang didiskusikan daripada yang dilihat
K15	Tidak suka diam diri, banyak bergerak
K16	Menghafal sambil berjalan jalan atau menggoyangkan kaki
K17	Langsung praktek, jika gagal baru melihat panduan
K18	Memainkan sesuatu saat mendengarkan penjelasan guru
K19	Menggunakan jari untuk menunjuk atau menemukan kata-kata saat membaca
K20	Tidak bisa duduk tenang saat dikelas
K21	Belajar melalui manipulasi dan praktik

Input data dilakukan dengan menginisialisasikan kriteria sebagai V01, V02, dan seterusnya hingga V21. Data yang dimasukkan termasuk nama peserta didik yang akan dinilai, maka dari itu dibuatlah formulir untuk mengisi data yang diperlukan untuk klasifikasi gaya belajar. Formulir dibuat dengan menggunakan

metode *POST* yang digunakan untuk mengirim data yang dimasukkan pada database untuk disimpan. Kemudian dibuatnya inputan lain untuk mengisi kriteria yang telah ditentukan. Formulir yang digunakan untuk mengisi kriteria menggunakan tipe radio untuk memilih antara ya dan tidak. Kemudian menggunakan tombol *submit* untuk mengakhiri pengisian formulir

3.2.2 Proses Algoritma *Naïve Bayes*

Algoritma *naïve Bayes* didasarkan aturan yang dibuat oleh Thomas Bayes yang biasa disebut *teorema Bayes*. Aturan *teorema Bayes* dihitung menggunakan persamaan 3.1

$$P(A_i|B) = \frac{P(B|A_i) P(A_i)}{P(B_j)} \quad (3.1)$$

Keterangan:

A : Kelas

B : Fitur

$P(A_i|B)$: probabilitas kelas ke-i berdasarkan fitur

$P(A_i)$: jumlah probabilitas kemunculan kelas ke-i

$P(B|A_i)$: Probabilitas Fitur berdasarkan kelas ke-i

$P(B_j)$: jumlah probabilitas kemunculan fitur ke-j

Proses algoritma *naïve Bayes* tahap pertama menghitung kemunculan fitur dan kelas pada kondisi yang ada, kemudian menghitung *prior Probability* atau $P(A)$ yang dihitung menggunakan persamaan 3.2

$$P(A_i) = \frac{n_{Ai}}{n} \quad (3.2)$$

Keterangan:

n : Jumlah data peserta didik

Mendapatkan Prior Probability

Deklarasi:

Totaldatatraining : int

JmlahdatakelasVisual, JmlahdatakelasAuditori, JmlahdatakelasKinestetik : int

PA Visual, PA Auditori, PA Kinestetik : int

Priorprobability : Array int

Begin:

PA Visual $\leftarrow$ Totaldatatraining / JmlahdatakelasVisual

PA Auditori $\leftarrow$ Totaldatatraining / JmlahdatakelasAuditori

PA Kinestetik $\leftarrow$ Totaldatatraining / JmlahdatakelasKinestetik

Priorprobability $\leftarrow$ PA Visual, PA Auditori, PA Kinestetik

End

Perhitungan *Naïve Bayes* dimulai dari menghitung *prior probability* dengan membagi jumlah datapada masing-masing kelas dengan total jumlah data latih. Rumus ini adalah tahap awal dalam perhitungan naïve Bayes. Perhitungan ini menggunakan dua fungsi yang telah diinsialisasikan sebelumnya, yaitu `jumlahDataKelas()` dan `totalDataTraining()`.

Setiap perhitungan *prior probability* akan disimpan dalam *array* `$pa` yang menggunakan nama kelas sebagai *key* dan nilai *prior probability* sebagai nilainya. Pada tahap akhir, fungsi `priorProbability()` akan mengembalikan nilai kepada *array* `$pa`, dengan demikian pemanggilan fungsi ini akan menghasilkan *array* dengan *prior probability* untuk setiap kelas visual, auditori, dan kinestetik.

Perhitungan *prior probability* mendapatkan hasil seperti pada tabel

Tabel 3.3 Hasil Probabilitas kelas

Prior		
V	A	K
0.34	0.34	0.34

Setelah menghitung *prior probability* selanjutnya menghitung *Predictor Prior Probability* atau $P(B)$ yang dihitung menggunakan persamaan 3.3

$$P(B_j) = \frac{n_{B_j}}{n} \quad (3.3)$$

Mendapatkan Predictor Prior Probability

Deklarasi:

```
Atribut: Array
DataPeserta: Array
ConditionalprobabilityVisual: int
ConditionalprobabilityAuditori: int
ConditionalprobabilityKinestetik: int
totaldataTraining: int :192
i: int
DatapesertaVisual: Array
DatapesertaAuditori: Array
DatapesertaKinestetik: Array
```

Begin:

```
For (i=0; i<DataPeserta: i++) {
  DatapesertaVisual ← Datapeserta[0][i]
  DatapesertaAuditori ← Datapeserta[1][i]
  DatapesertaKinestetik ← Datapeserta[2][i]

  ConditionalprobabilityVisual ← DatapesertaVisual /
  totaldataTraining
  ConditionalprobabilityAuditori ← DatapesertaAuditori /
  totaldataTraining
  ConditionalprobabilityKinestetik ←
  DatapesertaKinestetik / totaldataTraining

  Atribut ← ConditionalprobabilityVisual
  Atribut ← ConditionalprobabilityAuditori
  Atribut ← ConditionalprobabilityKinestetik
}

Write (Atribut)
```

End

Pada tahap kedua dilakukan inisialisasi Fungsi *conditional probability*, Fungsi ini akan menghitung *predictor prior probability* untuk setiap kelas gaya belajar, berdasarkan atribut yang ditentukan menggunakan parameter `nama_kolom` dengan nilai "nilai". Variabel `$query` kembali digunakan untuk menyimpan perintah SQL dalam bentuk *query* untuk menghitung *predictor prior probability*. Perintah ini digunakan untuk mencari jumlah data latih yang memiliki nilai atribut yang sesuai dengan nilai yang diberikan, dan juga memiliki kelas yang sesuai dengan kelas tertentu. Variabel `$nama_kolom` digunakan sebagai nama kolom atribut, dan `$nilai` digunakan sebagai nilai yang dicocokkan.

Rumus yang digunakan untuk menghitung *predictor prior probability* adalah jumlah data atribut setiap kelas visual, auditori, atau kinestetik yang sesuai dengan nilai tertentu yang akan dibagi dengan jumlah data kelas visual, auditori, atau kinestetik. Dalam proses perhitungan *predictor prior probability* yang dilakukan pada setiap kelas, fungsi ini menggunakan *query* yang dilakukan sebanyak tiga kali yang dipanggil pada masing-masing kelas "Visual", "Auditori", dan "Kinestetik". Setiap *query* menggabungkan nilai atribut dan kelas yang sesuai dalam perintah SQL, yang dibentuk dari variabel `$query`.

Setiap perhitungan *predictor prior probability* akan disimpan ke dalam `array $conditionalProbability` dengan menggunakan nama kelas sebagai *key* dan nilai *conditional probability* sebagai nilainya. Terakhir, fungsi *conditional probability* akan mengembalikan nilai perhitungan kepada `array $conditionalProbability`, dengan demikian pemanggilan fungsi ini akan

menghasilkan *array* dengan *predictor prior probability* untuk setiap kelas visual, auditori, dan kinestetik. Hasil nilai *predic prior probability* yang terdapat pada Lampiran 2 yang nilainya akan digunakan pada perhitungan selanjutnya

Perhitungan $P(A)$ dan $P(B)$ akan dimasukan dengan persamaan 3.4

$$P(A_i|B) = (P(A_i) \times \prod_n^j P(B|A_i)) \quad (3.4)$$

Mendapatkan nilai Posterior Probability

Deklarasi:

Atribut: Array
Priorprobability: Array
Probabilitas: Array

Begin:

```
ProbabilitasVisual ← Atribut[0][i] *
PriorprobabilityVisual
ProbabilitasAuditori ← Atribut[1][i] *
PriorprobabilityAuditori
Probabilitaskinestetik ← Atribut[2][i] *
PriorprobabilityKinestetik
```

End

Tahap ini merupakan Langkah penting dalam mengimplementasikan algortima naïve Bayes yaitu menghitung *posterior probability*, perhitungan ini dilakukan masing-masing pada setiap kelas visual, auditori, dan kinestetik. Variabel \$probabilitas['kelas'] diinisialisasikan sebagai perhitungan *posterior probability* setiap kelas, contohnya \$probabilitas['Visual'] digunakan untuk insialisai pada kelas visual. Pada perhitungan *posterior probability*,

perhitungan dilakukan dengan cara, mengalikan semua *conditional probability* atribut ke-1 hingga ke-21 yang sesuai dengan kelas "Visual".

Setiap atribut memiliki *conditional probability* yang sesuai dengan kelasnya, contohnya `$atribut['V01'] ['Visual']` adalah *conditional probability* atribut "V01" untuk kelas "Visual". Semua *conditional probabilities* ini dikalikan satu sama lain untuk menghitung probabilitas bersyarat dari seluruh atribut. Setelah mengalikan semua *conditional probabilities* atribut, kemudian nilai *prior probability* untuk kelas "Visual" diambil dari hasil pemanggilan fungsi `priorProbability() ['Visual']`. *Prior probability* ini merupakan probabilitas prior untuk kelas "Visual" yang telah dihitung sebelumnya. Hasil perhitungan tersebut akan disimpan dalam variabel `$probabilitas['Visual']`, kemudian akan menjadi *probabilitas posterior* untuk kelas "Visual" berdasarkan atribut-atribut yang diberikan.

Perhitungan persamaan 3.4 akan dihitung sesuai dengan jumlah kelas yang ada, kemudian kelas yang akan direkomendasikan dipilih berdasarkan hasil yang lebih dari 0 (nol) menggunakan persamaan 3.5

$$X = \operatorname{argmax} P(A_i|B) \quad (3.5)$$

Keterangan:

X : Hasil klasifikasi

$P(A|B_i)$: Peluang kelas A berdasarkan fitur dalam suatu kasus

Proses perhitungan pencarian nilai terbesar akan dilakukan seperti pada *source code* berikut.

Mendapatkan Nilai Maximal dari probabilitas
--

Deklarasi:

```
Probabilitas: Array
```

Begin:

```
IF (ProbabilitasVisual > ProbabilitasAuditori &&
ProbabilitasVisual > ProbabilitasKinestetik) {
write (Visual)
return Visual
} else if (ProbabilitasAuditori > ProbabilitasVisual
&& ProbabilitasAuditori > ProbabilitasKinestetik) {
write (Auditori)
return Auditori
} else if (ProbabilitasKinestetik > ProbabilitasVisual
&& ProbabilitasKinestetik > ProbabilitasAuditori)
write (Kinestetik)
return Kinestetik
}
```

End

Pertama-tama, fungsi ini membandingkan probabilitas "visual" dengan probabilitas "auditori" dan "kinestetik". Jika probabilitas "visual" lebih tinggi dari keduanya, maka fungsi akan mencetak "visual" dan mengembalikan 'visual' sebagai hasil klasifikasi. Jika probabilitas "auditori" lebih tinggi dari probabilitas "visual" dan "kinestetik", maka fungsi akan mencetak "auditori" dan mengembalikan 'auditori' sebagai hasil klasifikasi. Jika probabilitas "kinestetik" lebih tinggi dari probabilitas "visual" dan "auditori", maka fungsi akan mencetak "kinestetik" dan mengembalikan 'kinestetik' sebagai hasil klasifikasi, dengan demikian, fungsi `coba()` melakukan pemilihan kelas yang memiliki probabilitas tertinggi di antara tiga kelas yang mungkin. Hasil klasifikasi ini digunakan sebagai *output* akhir dari algoritma *Naive Bayes* untuk dataset tertentu.

BAB IV

UJI COBA DAN PEMBAHASAN

4.1 Langkah-Langkah Uji Coba

Langkah pertama dalam proses ini adalah membagi data penelitian yang akan digunakan menjadi data latih dan data uji. Data latih akan digunakan untuk melatih model dan data uji digunakan untuk menguji kinerja model yang dilatih. Setelah membagi data penelitian, akan dilakukan perhitungan dengan menggunakan sistem yang dibuat menggunakan data latih. Selanjutnya akan dilakukan pengujian kinerja model dengan menggunakan data uji. Data latih akan diinput sebagai model nilai perhitungan metode *naïve Bayes*, perhitungan *naïve Bayes* dilakukan dengan Bahasa pemrograman php. Hasil dari data uji yang inputkan akan dibandingkan dengan data aktual yang sudah ada, data prediksi akan dihitung tingkat akurasinya dengan confusion matrik menggunakan excel.

4.1.1 Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian sebanyak 192 data, yang merupakan data siswa kelas 7 dan kelas 8 SMP yang diambil dari 3 kelas yang ada di sekolah SMPIT Al-Anwar. Data ini kemudian dibagi menjadi data latih dan data uji dengan beberapa rasio 70:30, 80:20, dan 90:10 (Muningsih, 2022) dengan jumlah terbesar pada data latih. Data pada tabel 4.1 merupakan contoh data data yang telah dikumpulkan

Tabel 4.1 Data Penelitian

Kelas	Jumlah
Visual	64 data
Auditori	64 data
Kinestetik	64 data

Pembagian rasio pada data dilakukan dengan variasi pengujian pada perbandingan 70%, 80%, dan 90%. Pembagian dataset ini juga dilakukan pembagian sama besar pada setiap kelas, dengan rasio pembagian sebesar 70% data latih dan data uji sebesar 30%, maka jumlah data setiap kelas nya 45 data latih dan 19 data uji, karena jumlah data perkelas sejumlah 64 data. Selanjutnya dilakukan pembagian rasio sebesar 80:20, dengan pembagian data perkelasnya adalah 51 data latih dan 13 data uji. Kemudian pembagian rasio 90:10, dengan pembagian data perkelasnya adalah 58 data latih dan 6 data uji. Pembagian data dengan ragam variasi ini dilakukan agar memperoleh rasio pembagian data terbaik sehingga nantinya dapat mengoptimalkan hasil akurasi. Tabel 4.2 berisi pembagian data latih dan uji berdasarkan ketiga rasio.

Tabel 4.2 Pembagian rasio data

Rasio	Data		Per kelas	
	Latih	Uji	Latih	Uji
70%	134	58	45	19
80%	154	38	51	13
90%	173	18	58	6

4.1.2 Menghitung Kinerja Sistem

Perhitungan kinerja sistem menggunakan *confusion matrix* dengan jumlah kelas sebanyak 3 kelas. Tahap ini membagi data manual dengan rasio 70:30, 80:20,

90:10. Pada setiap rasio akan diuji akurasi, presisi, dan recall untuk mengetahui performa terbaik dari 3 rasio yang dicoba. Pada *confusion matrix multiclass* menggunakan 4 nilai yang memiliki arti yang berbeda, yaitu sebagai berikut:

TP (*True Positive*): Data dengan gaya belajar kelas i , diprediksi sesuai oleh sistem sebagai bagian dari kelas i .

FP (*False Positive*): Data dengan gaya belajar bukan kelas i , tetapi diprediksi sesuai oleh sistem sebagai bagian dari kelas i .

TN (*True Negative*): Data dengan gaya belajar bukan kelas i , diprediksi sesuai oleh sistem bukan bagian dari kelas i .

FN (*False Negative*): Data dengan gaya belajar kelas i , tetapi diprediksi tidak sesuai oleh sistem sebagai bukan bagian dari kelas i .

Rumus yang digunakan untuk menghitung nilai akurasi, presisi dan recall menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{(TP + FP + TN + FN)} \quad (4.1)$$

$$Presisi = \frac{TP}{(TP + FP)} \quad (4.2)$$

$$Recall = \frac{TP}{(TP + FN)} \quad (4.3)$$

4.2 Hasil Uji Coba

Pada tahapan ini menampilkan hasil dari uji coba dilakukan sesuai dengan pembagian rasio perbandingan 70:30, 80:20, 90:10 dengan jumlah data latih yang lebih besar dibanding data uji. Pengujian dilakukan untuk mengetahui akurasi dari setiap rasio. Tahapan ini menampilkan hasil dari masing-masing rasio yang diuji.

4.2.1 Rasio Perbandingan 70:30

Berdasarkan rasio 70:30 hasil dari data testing perhitungan naïve Bayes hasil yang diperoleh ditunjukkan pada Tabel 4.3.

Tabel 4.3 Hasil prediksi sistem pada rasio 70:30

No	Nama	Actual	Sistem	TP	TN	FP	FN
1.	Ali Attar	Visual	Kinestetik		1	1	1
2.	Almira Shofia Azka	Kinestetik	Kinestetik	1	2		
3.	Anna Bella Kinara Putri Hariyanto	Visual	Visual	1	2		
4.	Aswin Fayadh Maulana	Auditori	Auditori	1	2		
5.	Cut Meyvita Mutiariyanti	Kinestetik	Kinestetik	1	2		
6.	Dita Laila Nur'azizah Syifaur Rohmah	Auditori	Auditori	1	2		
7.	Dzakwan Azka Atharryhan	Kinestetik	Kinestetik	1	2		
8.	Ibrahim Rajendra Yusuf Oriza Putra	Auditori	Auditori	1	2		
9.	Indra Azzami Al-Atsari	Kinestetik	Kinestetik	1	2		
10.	Meysa Tan Al Latif	Kinestetik	Kinestetik	1	2		
11.	Mezzaluna Zahira Adisti	Visual	Visual	1	2		
12.	Mifta Anggraini	Auditori	Auditori	1	2		
13.	Mohammad Aqira Azel Daiva	Auditori	Auditori	1	2		
14.	Mohammad Rafa Al Kahfi	Kinestetik	Kinestetik	1	2		
15.	Muflih Bazar Mudjamil	Visual	Visual	1	2		
16.	Nadhif Javier Al Quddus	Kinestetik	Kinestetik	1	2		
17.	Nathasya Hermawan	Auditori	Auditori	1	2		
18.	Neufal Alvin Tyosa	Auditori	Auditori	1	2		
19.	Renata Septiana Al Firdaus	Visual	Visual	1	2		
20.	Rizky Aldiansyah	Visual	Visual	1	2		
21.	Syifa Adelia Mutiara Ramadhan	Visual	Visual	1	2		
22.	Yanuar Freudian Firmansyah	Auditori	Auditori	1	2		
23.	Yenva Syahdan Firdaus	Visual	Visual	1	2		
24.	Zeefarah Revanika Ladysta	Kinestetik	Kinestetik	1	2		
25.	Evan Adwitiya Assazilli	Auditori	Auditori	1	2		
26.	Fadilla Nailin Ulifah Muliawan	Visual	Visual	1	2		
27.	Fahri Putra Sutomo	Kinestetik	Kinestetik	1	2		
28.	Muhammad Daffiaby Giergy	Kinestetik	Kinestetik	1	2		
29.	Munzilah Arham Hafidz Syarahil	Auditori	Auditori	1	2		
30.	Nabila Agustinajaya Ramadhani	Visual	Visual	1	2		
31.	Najwa Alifiana Aji	Kinestetik	Kinestetik	1	2		
32.	Paksi Wiradhika Agustian Putra	Visual	Visual	1	2		
33.	Abelya Ockta Setyani B.	Auditori	Auditori	1	2		

Lanjutan Tabel Hasil prediksi sistem pada rasio 70:30

No	Nama	Actual	Sistem	TP	TN	FP	FN
34.	Mochamad Septian Dafa Prasetyo	Auditori	Auditori	1	2		
35.	Najwa Khalisha Aarifah	Visual	Visual	1	2		
36.	Naswa Dwi Vanesya	Visual	Visual	1	2		
37.	Raffi Fanny Indrawan	Kinestetik	Kinestetik	1	2		
38.	Revalina Mei Anastasya	Auditori	Auditori	1	2		
39.	Haditia Mahendra	Auditori	Auditori	1	2		
40.	Hafsa Seftiya Khoir	Auditori	Auditori	1	2		
41.	Heni Septiana Agustin	Kinestetik	Kinestetik	1	2		
42.	Alimuddin Farel Oktafiananda	Visual	Visual	1	2		
43.	Arda Maulidina Lestari	Auditori	Auditori	1	2		
44.	Awang Dewangga Pangestu	Kinestetik	Kinestetik	1	2		
45.	Sherly Regina Livitasari	Visual	Visual	1	2		
46.	Aisyah Nabiila Putri	Kinestetik	Kinestetik	1	2		
47.	Alisya Putri Sherilia	Kinestetik	Kinestetik	1	2		
48.	Aqila Rifka Nur Nadzirah	Visual	Visual	1	2		
49.	Az-Zahra Cahya Camila	Visual	Visual	1	2		
50.	Adhita Faza Muzdhalifa	Kinestetik	Kinestetik	1	2		
51.	Ahmad Bagus Ramadhani	Auditori	Auditori	1	2		
52.	Alviyanti Devi Dwi Rahmawati	Auditori	Auditori	1	2		
53.	Ariel Putra Pratama	Kinestetik	Kinestetik	1	2		
54.	Bryan Resta A.S	Visual	Visual	1	2		
55.	Surya Rizki Arumi	Visual	Visual	1	2		
56.	Susilo Dwi Syaputra	Kinestetik	Kinestetik	1	2		
57.	Syarifudin Hidayat	Auditori	Auditori	1	2		
58.	Ezhar Radytia Putra Alfarisi	Auditori	Auditori	1	2		
TOTAL				57	115	1	1

Dari data yang didapatkan pada diperoleh nilai TP, FP, TN, dan FN pada kelas visual Nilai TP diperoleh berdasarkan prediksi kelas yang sesuai dengan nilai positif pada nilai actual memiliki nilai TP sebanyak 57, sedangkan nilai FP diperoleh berdasarkan prediksi kelas yang tidak sesuai dengan nilai positif pada nilai aktualnya, memiliki nilai FP 1, Sedangkan nilai FN diperoleh berdasarkan prediksi kelas yang tidak sesuai dan bernilai negative pada nilai aktualnya memiliki

nilai FN 1, sedangkan nilai TN diperoleh berdasarkan nilai actualnya negative tetapi terprediksi sesuai oleh sistem. memiliki nilai TN sebesar 115. Perhitungan *confusion matrix* untuk presisi, dan recall, pada kelas Visual dihitung sebagai berikut

$$\text{Akurasi: } \frac{TP+TN}{(TP+FP+TN+FN)} = \frac{(57+115)}{(57+1+115+1)} = \frac{172}{174} = 0,98851$$

$$\text{Presisi: } \frac{TP}{(TP+FP)} = \frac{57}{(57+1)} = 0,98276$$

$$\text{Recall: } \frac{TP}{(TP+FN)} = \frac{57}{(57+1)} = 0,98276$$

4.2.2 Rasio Perbandingan 80:20

Selanjutnya berdasarkan rasio 80:20 hasil dari data testing perhitungan naïve Bayes hasil yang diperoleh ditunjukkan pada Tabel 4.4.

Tabel 4.4 Hasil prediksi sistem pada rasio 80:20

No	Nama	Actual	Sistem	TP	TN	FP	FN
1.	Aswin Fayadh Maulana	Auditori	Visual		1	1	1
2.	Cut Meyvita Mutiariyanti	Kinestetik	Kinestetik	1	2		
3.	Dita Laila Nur'azizah Syifaur Rohmah	Auditori	Auditori	1	2		
4.	Dzakwan Azka Atharryhan	Kinestetik	Kinestetik	1	2		
5.	Ibrahim Rajendra Yusuf Oriza Putra	Auditori	Auditori	1	2		
6.	Meysha Tan Al Latif	Kinestetik	Kinestetik	1	2		
7.	Mezzaluna Zahira Adisti	Visual	Visual	1	2		
8.	Mohammad Aqira Azel Daiva	Auditori	Auditori	1	2		
9.	Mohammad Rafa Al Kahfi	Kinestetik	Kinestetik	1	2		
10.	Muflih Bazar Mudjamil	Visual	Visual	1	2		
11.	Nathasya Hermawan	Auditori	Auditori	1	2		
12.	Renata Septiana Al Firdaus	Visual	Visual	1	2		
13.	Syifa Adelia Mutiara Ramadhan	Visual	Visual	1	2		
14.	Yenva Syahdan Firdaus	Visual	Visual	1	2		
15.	Zeefarah Revanika Ladysta	Kinestetik	Visual		1	1	1
16.	Rava Emeral Ramadhan	Kinestetik	Kinestetik	1	2		
17.	Resi Abelgia	Kinestetik	Kinestetik	1	2		

Lanjutan Tabel Hasil prediksi sistem pada rasio 80:20

No	Nama	Actual	Sistem	TP	TN	FP	FN
18.	Rinda Aulia Rahmatias Putri	Auditori	Auditori	1	2		
19.	Novia Damayanti	Auditori	Auditori	1	2		
20.	Zavika Felisya Khumairoh	Visual	Visual	1	2		
21.	Alimuddin Farel Oktafiananda	Visual	Visual	1	2		
22.	Evan Adwitiya Assazilli	Auditori	Auditori	1	2		
23.	Fadilla Nailin Ulifah Muliawan	Visual	Visual	1	2		
24.	Fahri Putra Sutomo	Kinestetik	Kinestetik	1	2		
25.	Fuad Hamdan Pratama	Visual	Visual	1	2		
26.	Muhammad Daffiaby Giergy	Kinestetik	Kinestetik	1	2		
27.	Munzilah Arham Hafidz Syarahil	Auditori	Auditori	1	2		
28.	Nabila Agustinajaya Ramadhani	Visual	Visual	1	2		
29.	Najwa Alifiana Aji	Kinestetik	Kinestetik	1	2		
30.	Paksi Wiradhika Agustian Putra	Visual	Visual	1	2		
31.	Abelya Ockta Setyani B.	Auditori	Auditori	1	2		
32.	Deva Aurel Febriana	Auditori	Auditori	1	2		
33.	Kevin Bayu Putra A.	Kinestetik	Kinestetik	1	2		
34.	Mochamad Septian Dafa Prasetyo	Auditori	Auditori	1	2		
35.	Najwa Khalisha Aarifah	Visual	Visual	1	2		
36.	Aurel Vega	Auditori	Auditori	1	2		
37.	Nadhifatul Maulidiah	Kinestetik	Kinestetik	1	2		
38.	M. Zhafif Raissa	Kinestetik	Kinestetik	1	2		
TOTAL				36	74	2	2

Dari data yang didapatkan pada diperoleh nilai TP, FP, TN, dan FN pada kelas visual Nilai TP diperoleh berdasarkan prediksi kelas yang sesuai dengan nilai positif pada nilai actual memiliki nilai TP sebanyak 36, sedangkan nilai FP diperoleh berdasarkan prediksi kelas yang tidak sesuai dengan nilai positif pada nilai aktualnya, memiliki nilai FP 2, Sedangkan nilai FN diperoleh berdasarkan prediksi kelas yang tidak sesuai dan bernilai negative pada nilai aktualnya memiliki nilai FN 2, sedangkan nilai TN diperoleh berdasarkan nilai aktualnya negative tetapi terprediksi sesuai oleh sistem. memiliki nilai TN sebesar 74. Perhitungan *confusion matrix* untuk presisi, dan recall, pada kelas Visual dihitung sebagai berikut

$$\text{Akurasi: } \frac{TP+TN}{(TP+FP+TN+FN)} = \frac{(36+74)}{(36+2+74+2)} = \frac{110}{114} = 0,96491$$

$$\text{Presisi: } \frac{TP}{(TP+FP)} = \frac{36}{(36+2)} = 0,94737$$

$$\text{Recall: } \frac{TP}{(TP+FN)} = \frac{36}{(36+2)} = 0,94737$$

4.2.3 Rasio Perbandingan 90:10

Kemudian hasil berdasarkan rasio 90:10 hasil dari data testing perhitungan naïve Bayes hasil yang diperoleh ditunjukkan pada Tabel 4.5.

Tabel 4.5 Hasil prediksi sistem pada rasio 90:10

No	Nama	Actual	Sistem	TP	TN	FP	FN
1.	Aswin Fayadh Maulana	Auditori	Visual		1	1	1
2.	Dita Laila Nur Azizah Syifaur Rohmah	Auditori	Auditori	1	2		
3.	Dzakwan Azka Atharryhan	Kinestetik	Kinestetik	1	2		
4.	Meysha Tan Al Latif	Kinestetik	Kinestetik	1	2		
5.	Mezzaluna Zahira Adisti	Visual	Visual	1	2		
6.	Mohammad Aqira Azel Daiva	Auditori	Auditori	1	2		
7.	Mohammad Rafa Al Kahfi	Kinestetik	Kinestetik	1	2		
8.	Renata Septiana Al Firdaus	Visual	Visual	1	2		
9.	Syifa Adelia Mutiara Ramadhan	Visual	Visual	1	2		
10.	Muhammad Daffiaby Giergy	Kinestetik	Kinestetik	1	2		
11.	Munzilah Arham Hafidz Syarahil	Auditori	Auditori	1	2		
12.	Nabila Agustinajaya Ramadhani	Visual	Visual	1	2		
13.	Najwa Alifiana Aji	Kinestetik	Kinestetik	1	2		
14.	Paksi Wiradhika Agustian Putra	Visual	Visual	1	2		
15.	Evan Adwitiya Assazilli	Auditori	Auditori	1	2		
16.	Fadilla Nailin Ulifah Muliawan	Visual	Visual	1	2		
17.	Fahri Putra Sutomo	Kinestetik	Kinestetik	1	2		
18.	Abelya Ockta Setyani B.	Auditori	Auditori	1	2		
TOTAL				17	35	1	1

Dari data yang didapatkan pada diperoleh nilai TP, FP, TN, dan FN pada kelas visual Nilai TP diperoleh berdasarkan prediksi kelas yang sesuai dengan nilai

positif pada nilai actual memiliki nilai TP sebanyak 36, sedangkan nilai FP diperoleh berdasarkan prediksi kelas yang tidak sesuai dengan nilai positif pada nilai aktualnya, memiliki nilai FP 1, Sedangkan nilai FN diperoleh berdasarkan prediksi kelas yang tidak sesuai dan bernilai negative pada nilai aktualnya memiliki nilai FN 1, sedangkan nilai TN diperoleh berdasarkan nilai aktualnya negative tetapi terprediksi sesuai oleh sistem. memiliki nilai TN sebesar 35. Perhitungan *confusion matrix* untuk presisi, dan recall, pada kelas Visual dihitung sebagai berikut

$$\text{Akurasi: } \frac{TP+TN}{(TP+FP+TN+FN)} = \frac{(17+35)}{(17+1+35+1)} = \frac{52}{54} = 0,962963$$

$$\text{Presisi: } \frac{TP}{(TP+FP)} = \frac{17}{(17+1)} = 0,944$$

$$\text{Recall: } \frac{TP}{(TP+FN)} = \frac{17}{(17+1)} = 0,944$$

4.2.4 Hasil Perbandingan Rasio

Pengujian yang telah dilakukan dengan setiap perbandingan rasio memiliki hasil akurasi, presisi, dan recall yang berbeda-beda, yang tercatat dengan rinci dalam Tabel hasil pengujian.

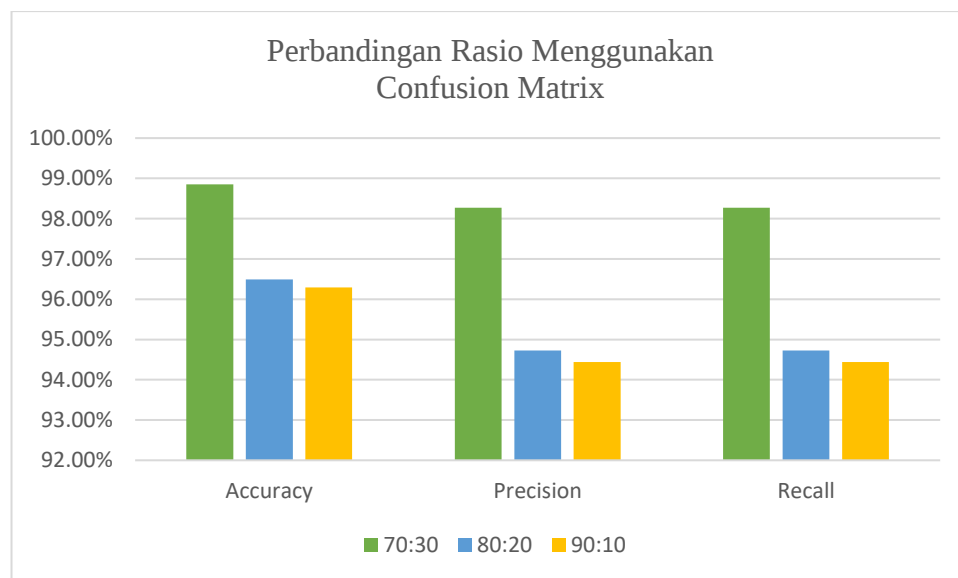
Tabel 4.6 Perbandingan hasil akurasi, presisi, dan recall setiap rasio

Rasio	70:30	80:20	90:10
Accuracy	0,98851	0,96491	0,962963
Precision	0,98276	0,94737	0,944
Recall	0,98276	0,94737	0,944

Dari Tabel 4.6 dapat dilihat hasil dari perbandingan pada setiap rasio, dengan akurasi yang paling tinggi pada 0,98851 pada rasio perbandingan 70:30, dengan 70% sebagai data latih dan 30% sebagai data uji.

4.3 Pembahasan

Berdasarkan beberapa pengujian yang dilakukan pada pembagian rasio 70:30, 80:20, dan 90:10 didapatkan hasil akurasi 98,85%, 96,49% dan 96,29% dan data terbaik terdapat pada rasio 70:30 dengan tingkat akurasi 98,85%, dengan jumlah data 134 data latih dan 58 data uji. Hasil ini dapat disimpulkan bahwa dengan rasio pembagi data 70:30 dapat mencegah model memahami data terlalu baik yang menyebabkan tidak dapat memgeneralisasikan data baru, sehingga hasil prediksi menjadi lebih tepat meski dengan data baru. Gambar 4.13 menunjuk grafik hasil dari perbandingan setiap rasio.



Gambar 4.1 Diagram blok perbandingan hasil Rasio menggunakan *Confusion Matrix*

Pada perbandingan rasio 90:10, hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem memiliki nilai akurasi sebesar 96,29%, presisi sebesar 94%, dan recall sebesar 94%. Perbandingan rasio 90:10 memiliki karakteristik khusus dalam pemilihan kelas yang diberikan. Di dalamnya, kelas auditori memiliki nilai prediksi terendah,

dengan hanya 2 data yang dikenali dengan benar sebagai *True Positif*. Ini menunjukkan bahwa dalam kasus ini, sistem cenderung kurang akurat dalam mengidentifikasi kelas auditori. Sebaliknya, kelas Visual dan Kinestetik memiliki semua nilai prediksi yang tepat, yang berarti sistem berkinerja lebih baik dalam mengenali kelas-kelas ini dalam perbandingan rasio ini.

Pada perbandingan rasio 80:20, hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem mencapai nilai akurasi yang sangat baik, yakni 96,49%, dengan presisi sebesar 94,73%, dan recall sebesar 94,73%. Perbandingan rasio ini menunjukkan kinerja yang sangat baik dalam memprediksi kelas-kelas tertentu dalam dataset. Dalam konteks perbandingan rasio 80:20, kelas auditori dan kinestetik merupakan yang memiliki kinerja terbaik, dengan semua prediksi yang benar. Ini menunjukkan bahwa dalam rasio 80:20, sistem mampu dengan sangat baik mengenali dan mengklasifikasikan data ke dalam kelas auditori dan kinestetik.

Pada perbandingan rasio 70:30, hasil pengujian menunjukkan kinerja yang sangat mengesankan, dengan nilai akurasi sebesar 98,85%, dan nilai presisi, dan recall masing-masing mencapai 98,27%. Hasil akurasi pada rasio ini memiliki hasil paling tinggi diantara perbandingan rasio yang lain, yang menunjukkan bahwa dalam konteks ini, sistem dapat mengklasifikasikan data dengan sangat tepat dan akurat.

Salah satu alasan mengapa perbandingan rasio 70:30 memiliki hasil yang sangat baik adalah penggunaan proporsi data yang signifikan untuk pelatihan model. Menggunakan 70% data untuk pelatihan, model memiliki lebih banyak data untuk belajar pola-pola yang ada dalam data, ini berarti bahwa model dapat

mengidentifikasi pola-pola yang lebih kompleks dan lebih umum dalam data, yang dapat membantu meningkatkan kinerja dalam memprediksi kelas-kelas yang tepat. Secara keseluruhan, perbandingan rasio 70:30 menunjukkan bahwa pemilihan perbandingan yang tepat dalam pembagian data untuk pelatihan dan pengujian dapat memiliki dampak signifikan pada kinerja sistem. Dalam hal ini, perbandingan rasio ini telah terbukti menjadi yang paling efektif dalam menghasilkan hasil yang tinggi, menjadikannya pilihan yang baik untuk penggunaan model dalam pengklasifikasian data.

Penelitian ini disusun dengan tujuan utama untuk meningkatkan proses pembelajaran, sehingga materi pelajaran dapat lebih mudah dipahami oleh peserta didik dalam melaksanakan tugas yang ditinggalkan oleh Rasulullah ﷺ, yaitu menuntun ilmu. Menuntut ilmu dianggap sebagai kewajiban yang harus dijalankan oleh setiap Muslim, tanpa memandang jenis kelamin, baik pria maupun wanita. Rasulullah ﷺ dengan tegas mendorong kaum Muslimin untuk mencari ilmu pengetahuan sebagai salah satu aspek penting dalam memperkuat keyakinan mereka dan dalam menjalankan ajaran agama Islam.

Pemahaman ilmu yang lebih baik dan lancar dapat tercapai ketika gaya belajar peserta didik sesuai dengan cara peserta didik belajar. Setiap individu memiliki cara belajar yang unik dan preferensi yang berbeda dalam menyerap informasi dan pengetahuan. Gaya belajar yang diidentifikasi dalam penelitian ini bertujuan untuk mengenali keragaman ini dan mengakomodasinya dalam proses pembelajaran. Memahami dan mengidentifikasi gaya belajar peserta didik, pendidik dapat lebih baik mengelompokkan peserta didik berdasarkan preferensi belajar mereka. Ini berarti

bahwa individu-individu dengan gaya belajar yang serupa dapat bekerja bersama dalam kelompok belajar, memanfaatkan kekuatan dan preferensi mereka yang sama. Dalam pengelompokan ini, peserta didik akan merasa lebih nyaman dan lebih fokus dalam memahami materi pelajaran yang diajarkan. Keterlibatan dalam kelompok yang sesuai dengan gaya belajar mereka dapat membantu mereka mengembangkan pemahaman yang lebih mendalam dan memaksimalkan potensi belajar mereka. Selain itu, ini juga meminimalkan potensi kebingungan atau ketidaknyamanan yang mungkin muncul ketika individu dengan preferensi belajar yang berbeda ditempatkan dalam satu kelompok. Identifikasi dan pengakomodasian gaya belajar peserta didik dalam proses pembelajaran adalah salah satu pendekatan yang efektif untuk menciptakan lingkungan belajar yang inklusif, efisien, dan mendukung perkembangan peserta didik secara optimal. Ini merupakan langkah penting dalam mencapai pemahaman ilmu yang lebih baik dan lebih mendalam dalam berbagai bidang studi. Dalam surah At-Taubah ayat 119

يَا أَيُّهَا الَّذِينَ آمَنُوا اتَّقُوا اللَّهَ وَكُونُوا مَعَ الصَّادِقِينَ

Hai orang-orang yang beriman bertakwalah kepada Allah, dan hendaklah kamu bersama orang-orang yang benar. (QS. At Taubah: 119)

Pada tafsir as-Sa'di atau Syaikh Abdurrahman bin Nashir as-Sa'di, pakar tafsir abad 14 H. "Dan hendaklah kamu berada di lingkungan orang-orang yang jujur, baik dalam kata-kata, tindakan, maupun sikap mereka. Mereka yang selalu berbicara dengan jujur, bertindak dengan integritas, tidak mengenal kemalasan, menjauhkan diri dari niat jahat, memiliki niat tulus, karena kejujuran adalah langkah pertama menuju perbuatan baik, dan perbuatan baik adalah jalan menuju kebahagiaan abadi di akhirat. Ayat di atas menggarisbawahi pentingnya pengaruh kelompok yang sesuai. Dalam

konteks Pendidikan, pengelompokan berdasarkan gaya belajar yang cocok dapat memiliki dampak positif terhadap setiap individu dalam kelompok tersebut. Ketika peserta didik dikelompokkan berdasarkan preferensi belajar yang sesuai individu, tercipta kesempatan bagi peserta didik untuk saling berkolaborasi dan membantu satu sama lain dalam memahami materi pelajaran. Hasil penelitian memiliki hasil kesesuaian pengelompokan gaya belajar yang tinggi.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Setelah penelitian dilakukan terhadap klasifikasi gaya belajar peserta didik menggunakan metode *Naïve Bayes* dengan menggunakan *confusion matrix*, hasil yang didapatkan menunjukkan performa terbaik pada perbandingan rasio 70:30. Pada perbandingan ini, sistem mencapai nilai akurasi yang sangat tinggi sebesar 98,85%, dengan presisi dan recall yang juga mencapai 98,27%. Nilai-nilai ini mencerminkan tingkat ketepatan dan keakuratan yang sangat tinggi dalam mengklasifikasikan gaya belajar peserta didik. Tingginya nilai akurasi sebesar 98,85% menjadi indikasi bahwa model klasifikasi *Naïve Bayes* mampu dengan tepat mengidentifikasi dan memprediksi gaya belajar peserta didik berdasarkan data yang digunakan dalam penelitian. demikian, hasil penelitian ini memberikan kontribusi positif terhadap pemahaman dan penerapan metode *Naïve Bayes* dalam mengklasifikasikan gaya belajar peserta didik. Keseluruhan, performa tinggi pada perbandingan rasio 70:30 menjadikan metode ini sebagai pilihan yang menjanjikan dan efektif dalam konteks klasifikasi gaya belajar.

5.2. Saran

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, peneliti menyadari bahwa masih ada ruang untuk pengembangan lebih lanjut dalam penelitian ini. Berikut saran untuk pengembangan selanjutnya.

1. Menggunakan metode lain untuk mengetahui perbandingan keakurasian pada setiap metode
2. Menambah kategori yang memiliki perbandingan yang lebih berbeda pada setiap kelasnya
3. Mengembangkan *interface* untuk pengalaman *user* yang lebih baik

DAFTAR PUSTAKA

- Annur, H. (2018). Klasifikasi Masyarakat Miskin menggunakan Metode Naïve Bayes. *ILKOM Jurnal Ilmiah*, 10(2), 160–165.
- Anugrah, G. D. P. (2018). *Naive Bayes Dalam Pengklasifikasikan Gaya Belajar Siswa Pada SD Muhammadiyah 4 Terpadu*.
- Ardian, Y. (2022). Sitem Rekomendasi Pemilihan Produk Herbalife Menggunakan Naive Bayes. *Seminar Hasil Penelitian Vokasi (SEMHAVOK)*, 3(2), 147–155.
- Asfi, M., & Fitrianingsih, N. (2020). Implementasi Algoritma Naive Bayes Classifier sebagai Sistem Rekomendasi Pembimbing Skripsi. *InfoTekJar Jurnal Nasional Informatika Dan Teknologi Jaringan*, 5(1), 44.
- Brier, J., & Jayanti, L. D. (2020). *Gaya Belajar Siswa dalam Proses Pembelajaran Bahasa Indonesia pada Kelas V SD Negeri 113 Bengkulu Selatan* (Vol. 21, Issue 1). <http://journal.um-surabaya.ac.id/index.php/JKM/article/view/2203>
- Buchori, A., Khotijah, S., & Ramdan, A. S. (2022). Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Paru-Paru Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier Berbasis Java. *Semnas Ristek (Seminar Nasional Riset Dan Inovasi Teknologi)*, 6(1), 127–138. <https://doi.org/10.30998/semnasristek.v6i1.5645>
- Fadhilah, N. (2018). Analisis Gaya Belajar Peserta Didik Dalam Pembelajaran Tematik di Kelas II C MI Pembangunan UIN JAKARTA. *Journal of Controlled Release*, 11(2), 430–439.
- Ibrohim, M., & Purwanty, N. (2017). Rancang Bangun Aplikasi Identifikasi Gaya Belajar Siswa Dengan Metode Forward Chaining (Studi Kasus: Sekolah Dasar Negeri Sumampir). *ProTekInfo(Pengembangan Riset Dan Observasi Teknik Informatika)*, 4(2003), 19–28. <https://doi.org/10.30656/protekinf.v4i0.408>
- Indranandita, A., Susanto, B., & Rachmat C, A. (2019). Sistem Klasifikasi dan Pencarian Jurnal dengan Menggunakan Metode Naive Bayes dan Vector Space Model. *ICCE 2019 - 27th International Conference on Computers in Education, Proceedings*, 1(1), 487–489.
- Irennada, Solichin, A., & Brotosaputro, G. (2022). Klasifikasi Gaya Belajar Mahasiswa Berdasarkan Garis Telapak Tangan Menggunakan Convolutional Neural Network. *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika (JANAPATI)*, 11(3), 269–279. <https://doi.org/10.23887/janapati.v11i3.53721>
- Mashudi, K. (2020). Telaah Tafsir Al-Muyassar. In *Tafsir Al Qur'an Muyassar* (Vol. 10). <https://www.tafsirweb.com/9581-surat-al-ahqaf-ayat-15.html>

- Muningsih, E. (2022). Kombinasi Metode K-Means Dan Decision Tree Dengan Perbandingan Kriteria Dan Split Data. *Jurnal Teknoinfo*, 16(1), 113. <https://doi.org/10.33365/jti.v16i1.1561>
- Octaviani, P. A., Yuciana Wilandari, & Ispriyanti, D. (2014). Penerapan Metode Klasifikasi Support Vector Machine (SVM) pada Data Akreditasi Sekolah Dasar (SD) di Kabupaten Magelang. *Jurnal Gaussian*, 3(8), 811–820. [http://download.portalgaruda.org/article.php?article=286497&val=4706&title=Penerapan Metode Klasifikasi Support Vector Machine \(Svm\) Pada Data Akreditasi Sekolah Dasar \(Sd\) Di Kabupaten Magelang](http://download.portalgaruda.org/article.php?article=286497&val=4706&title=Penerapan%20Metode%20Klasifikasi%20Support%20Vector%20Machine%20(Svm)%20Pada%20Data%20Akreditasi%20Sekolah%20Dasar%20(Sd)%20Di%20Kabupaten%20Magelang)
- Papilaya, J. O., & Huliselan, N. (2016). Identifikasi Gaya Belajar Mahasiswa. *Jurnal Psikologi Undip*, 15(1), 56. <https://doi.org/10.14710/jpu.15.1.56-63>
- Putri, S. V. (2020). *Klasifikasi Multi Label Gaya Belajar VAK berdasarkan Perilaku Pembelajaran pada E-learning Menggunakan Metode Supervised Learning*. <https://repository.its.ac.id/77108/>
- Ramadandi, S., & Jahring, J. (2020). Student Learning Style Classification Using Naïve Bayes Classifier Method. *Jurnal Teknologi Dan Informasi*, 10(2), 170–179. <https://doi.org/10.34010/jati.v10i2.3096>
- Rasyid, R. M. A. K., Riyanto, A., Widyawati, R., & Istiningsih, I. (2023). Implementasi Algoritma Naïve Bayes untuk Sistem Rekomendasi Pemilihan Fakultas di Universitas Amikom Yogyakarta. *Jikom: Jurnal Informatika Dan Komputer*, 13(1), 1–9. <https://doi.org/10.55794/jikom.v13i1.93>
- Rusmayani, F. (2019). Analisis gaya Belajar Siswa Kelas VII dalam Mata Pelajaran Bahasa Indonesia di MTs Masmur Pekanbaru. *Ayan*, 8(5), 55.
- Sang, A. I., Sutoyo, E., & Darmawan, I. (2021). Analisis Data Mining Untuk Klasifikasi Data Kualitas Udara Dki Jakarta Menggunakan Algoritma Decision Tree Dan Support Vector Machine Data Mining Analysis for Classification of Air Quality Data Dki Jakarta Using Decision Tree Algorithm and Support Vector . *E-Proceeding of Engineering*, 8(5), 8954–8963.
- Surejo, S., & Habibie, A. (2021). Sistem Pakar Menentukan Gaya Belajar Anak dengan Metode Rule Based Reasoning dan Forward Chaining pada SD Negeri 02 Mereng Kabupaten Pemalang. *Jurnal Sistem Informasi Dan Teknologi Peradaban (JSITP)*, 2(1), 13–21. <https://journal.peradaban.ac.id/index.php/jsitp/article/view/754>
- Suryadi, A., & Harahap, E. (2018). Sistem Rekomendasi Penerimaan Mahasiswa Baru Menggunakan Naive Bayes Classifier Di Institut Pendidikan Indonesia. *Joutica*, 3(2), 171. <https://doi.org/10.30736/jti.v3i2.231>
- Susilowati, E. (2017). Hubungan Kebiasaan dan Kemandirian Belajar dengan Hasil

Belajar IPS Siswa Kelas IV SDN Gugus Sunan Ampel Kecamatan Demak. *Skripsi*, 1–178. <http://lib.unnes.ac.id>

Wijaya, A. E., & Alfian, D. (2018). Sistem Rekomendasi Laptop Menggunakan Collaborative Filtering Dan Content-Based Filtering. *Jurnal Computech & Bisnis*, 12(1), 11–27.

Wulandari, L. (2018). Strategi Guru dalam Memahami Gaya Belajar Peserta Didik Kelas V MIS Ikhlasiah Tuamang. *Journal of Controlled Release*, 11(2), 430–439.

Xue, Q., Zhu, Y., & Wang, J. (2019). Joint Distribution Estimation and Naïve Bayes Classification under Local Differential Privacy. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computing*, 9(4), 2053–2063. <https://doi.org/10.1109/TETC.2019.2959581>

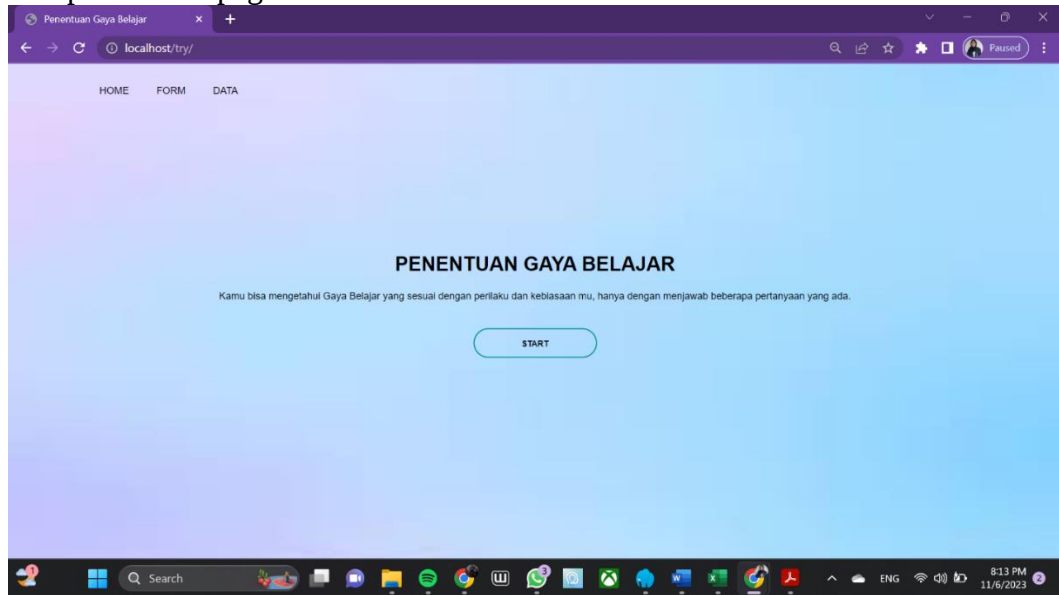
Yulianti, W. Y., Liza Trisnawati, & Theresia Manullang. (2019). Sistem Pakar Dengan Metode Certainty Factor Dalam Penentuan Gaya Belajar Anak Usia Remaja. *Digital Zone: Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, 10(2), 120–130. <https://doi.org/10.31849/digitalzone.v10i2.2781>

Zulfa, A. N. (2023). *Optimasi Convolutional Neural Network Nasnetlarge Menggunakan Augmentasi Data Untuk Klasifikasi Citra Penyakit Daun Padi*.

LAMPIRAN

Lampiran 1 Tampilan Interface

Tampilan Homepage



Tampilan Form Kriteria

The screenshot shows a web browser window with the address bar displaying 'localhost/try/Form.php'. The page title is 'Penentuan Gaya Belajar Siswa'. The main content is a form titled 'Form Input Kriteria'. It includes a text input field for 'Nama Siswa'. Below this is a list of 21 criteria, each followed by two radio buttons labeled 'Ya' and 'Tidak'. The criteria are:

1. Mencoret-coret saat mendengarkan penjelasan ☐ Ya ☐ Tidak
2. Langsung mencatat materi yang sedangkan si jelaskan ☐ Ya ☐ Tidak
3. Membuat coretan untuk menghafal ☐ Ya ☐ Tidak
4. Lebih suka membaca daripada dilisankan ☐ Ya ☐ Tidak
5. Tidak banyak bicara dan lebih mendengarkan orang lain saat dalam kelompok ☐ Ya ☐ Tidak
6. Lebih mengingat yang dilihat daripada yang didengar ☐ Ya ☐ Tidak
7. Rapi dan Teratur ☐ Ya ☐ Tidak
8. Berbicara sendiri saat belajar ☐ Ya ☐ Tidak
9. Mendengarkan materi, baru mencatat ☐ Ya ☐ Tidak
10. Menghafal atau belajar dengan mengucapkannya berulang kali ☐ Ya ☐ Tidak
11. Lebih memilih bercerita daripada menulis ☐ Ya ☐ Tidak
12. Mudah mengingat informasi hanya dari mendengarkan informan ☐ Ya ☐ Tidak
13. Lebih banyak bicara, senang berdiskusi, dan menjelaskan dengan panjang lebar ☐ Ya ☐ Tidak
14. Belajar dengan mendengarkan dan mengingat apa yang didiskusikan daripada yang dilihat ☐ Ya ☐ Tidak
15. Tidak suka diam diri, banyak bergerak ☐ Ya ☐ Tidak
16. Menghafal sambil berjalan jalan atau menggoyangkan kaki ☐ Ya ☐ Tidak
17. Langsung praktek, jika gagal baru melihat panduan ☐ Ya ☐ Tidak
18. Memainkan sesuatu saat mendengarkan penjelasan guru ☐ Ya ☐ Tidak
19. Menggunakan jari untuk menunjuk atau menemukan kata-kata saat membaca ☐ Ya ☐ Tidak
20. Tidak bisa duduk tenang saat dikelas ☐ Ya ☐ Tidak
21. Belajar melalui manipulasi dan praktik ☐ Ya ☐ Tidak

At the bottom of the form is a blue button labeled 'Submit'.

Tampilan Hasil prediksi sistem

14. Belajar dengan mendengarkan dan mengingat apa yang didiskusikan daripada yang dilihat ☐ Ya ☐ Tidak

15. Tidak suka diam diri, banyak bergerak ☐ Ya ☐ Tidak

16. Menghafal sambil berjalan atau menggoyangkan kaki ☐ Ya ☐ Tidak

17. Langsung praktek, jika gagal baru melihat panduan ☐ Ya ☐ Tidak

18. Memainkan sesuatu saat mendengarkan penjelasan guru ☐ Ya ☐ Tidak

19. Menggunakan jari untuk menunjuk atau menemukan kata-kata saat membaca ☐ Ya ☐ Tidak

20. Tidak bisa duduk tenang saat dikelas ☐ Ya ☐ Tidak

21. Belajar melalui manipulasi dan praktik ☐ Ya ☐ Tidak

Submit

Hasil Rekomendasi Gaya Belajar

Nama: Nadhifah Salsablia

Hasil: Kinestetik

Tampilan menu Data

Penentuan Gaya Belajar Siswa

No	Nama	V01	V02	V03	V04	V05	V06	V07	V08	V09	V10	V11	V12	V13	V14	V15	V16	V17	V18	V19	V20	V21	Kelas
1	Mezzaluna Zahira Adisti	Y	N	N	Y	Y	Y	Y	N	Y	N	N	N	N	Y	N	N	Y	Y	Y	N	N	Visual
2	Almira Shofia Azka	Y	N	N	N	N	N	N	N	N	Y	Y	N	N	N	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Kinestetik
3	Anna Bella Kinara Putri Hariyanto	Y	N	Y	Y	Y	Y	Y	N	Y	N	N	N	Y	N	N	N	Y	Y	N	N	N	Visual
4	Aswin Fayadh Maulana	Y	N	N	Y	N	N	N	Y	N	Y	Y	Y	N	Y	Y	N	Y	N	Y	N	N	Auditori
5	Cut Meyvita Mutiariyanti	Y	Y	Y	N	N	N	N	N	Y	N	N	Y	N	N	Y	Y	Y	Y	N	Y	Y	Kinestetik
6	Dita Laila Nur azizah Syifa Nur Rohmah	Y	N	N	N	N	Y	N	N	Y	Y	Y	Y	N	Y	N	Y	Y	N	N	N	Y	Auditori
7	Dzakwan Azka Atharyhan	N	Y	Y	N	N	N	N	Y	N	N	N	Y	N	Y	Y	N	Y	Y	Y	Y	Y	Kinestetik
8	Ibrahim Rajendra Yusuf Oriza Putra	Y	N	N	N	N	Y	N	N	Y	Y	Y	Y	N	Y	N	Y	Y	N	N	N	Y	Auditori
9	Indra Azzami Al-Atsari	N	Y	Y	N	N	N	N	Y	N	N	N	N	Y	N	Y	Y	N	Y	Y	Y	Y	Kinestetik
10	Meysha Tan Al Latif	Y	N	N	Y	N	N	N	Y	N	N	N	N	Y	Y	Y	Y	Y	Y	N	Y	Y	Kinestetik
11	Mifta Anggraini	Y	N	N	Y	N	N	Y	N	Y	Y	Y	Y	N	N	Y	N	N	N	N	N	Y	Auditori
12	Mohammad Aqira Azel Dahan	Y	N	N	Y	N	N	N	Y	Y	N	Y	Y	Y	N	N	Y	N	N	N	N	Y	Auditori

Lampiran 2 Hasil Probabilitas Kriteria 1-5

Nama	K01			K02			K03			K04			K05		
	V	A	K	V	A	K	V	A	K	V	A	K	V	A	K
Ali Attar	0.33	0.25	0.11	0.03	0.31	0.19	0.28	0.01	0.31	0.22	0.19	0.07	0.27	0.04	0.07
Almira Shofia Azka	0.33	0.25	0.11	0.03	0.31	0.19	0.06	0.31	0.02	0.11	0.14	0.27	0.07	0.29	0.27
Anna Bella Kinara Putri Hariyanto	0.33	0.25	0.11	0.03	0.31	0.19	0.28	0.01	0.31	0.22	0.19	0.07	0.27	0.04	0.07
Aswin Fayadh Maulana	0.33	0.25	0.11	0.03	0.31	0.19	0.06	0.31	0.02	0.22	0.19	0.07	0.07	0.29	0.27
Cut Meyvita Mutiariyanti	0.33	0.25	0.11	0.31	0.01	0.14	0.28	0.01	0.31	0.11	0.14	0.27	0.07	0.29	0.27
Dita Laila Nur'azizah Syifauroh Rohmah	0.33	0.25	0.11	0.03	0.31	0.19	0.06	0.31	0.02	0.11	0.14	0.27	0.07	0.29	0.27
Dzakwan Azka Atharryhan	0.01	0.08	0.22	0.03	0.31	0.19	0.28	0.01	0.31	0.11	0.14	0.27	0.07	0.29	0.27
Ibrahim Rajendra Yusuf Oriza Putra	0.33	0.25	0.11	0.03	0.31	0.19	0.06	0.31	0.02	0.11	0.14	0.27	0.07	0.29	0.27
Indra Azzami Al-Atsari	0.01	0.08	0.22	0.31	0.01	0.14	0.28	0.01	0.31	0.11	0.14	0.27	0.07	0.29	0.27
Meysha Tan Al Latif	0.33	0.25	0.11	0.03	0.31	0.19	0.06	0.31	0.02	0.22	0.19	0.07	0.07	0.29	0.27
Mezzaluna Zahira Adisti	0.33	0.25	0.11	0.03	0.31	0.19	0.06	0.31	0.02	0.22	0.19	0.07	0.27	0.04	0.07
Mifta Anggraini	0.33	0.25	0.11	0.03	0.31	0.19	0.06	0.31	0.02	0.22	0.19	0.07	0.07	0.29	0.27
Mohammad Aqira Azel Daiva	0.33	0.25	0.11	0.03	0.31	0.19	0.06	0.31	0.02	0.22	0.19	0.07	0.07	0.29	0.27
Mohammad Rafa Al Kahfi	0.01	0.08	0.22	0.03	0.31	0.19	0.28	0.01	0.31	0.11	0.14	0.27	0.07	0.29	0.27
Muflih Bazar Mudjamil	0.33	0.25	0.11	0.31	0.01	0.14	0.28	0.01	0.31	0.22	0.19	0.07	0.27	0.04	0.07
Nadhif Javier Al Quddus	0.01	0.08	0.22	0.31	0.01	0.14	0.06	0.31	0.02	0.11	0.14	0.27	0.27	0.04	0.07
Nathasya Hermawan	0.33	0.25	0.11	0.03	0.31	0.19	0.06	0.31	0.02	0.22	0.19	0.07	0.07	0.29	0.27
Neufal Alvin Tyosa	0.01	0.08	0.22	0.03	0.31	0.19	0.28	0.01	0.31	0.11	0.14	0.27	0.27	0.04	0.07
Renata Septiana Al Firdaus	0.33	0.25	0.11	0.03	0.31	0.19	0.06	0.31	0.02	0.11	0.14	0.27	0.27	0.04	0.07
Rizky Aldiansyah	0.33	0.25	0.11	0.31	0.01	0.14	0.28	0.01	0.31	0.11	0.14	0.27	0.07	0.29	0.27
Syifa Adelia Mutiara Ramadhan	0.33	0.25	0.11	0.31	0.01	0.14	0.28	0.01	0.31	0.22	0.19	0.07	0.27	0.04	0.07
Yanuar Freudian Firmansyah	0.01	0.08	0.22	0.03	0.31	0.19	0.28	0.01	0.31	0.11	0.14	0.27	0.27	0.04	0.07

Nama	K01			K02			K03			K04			K05		
	V	A	K	V	A	K	V	A	K	V	A	K	V	A	K
Yenva Syahdan Firdaus	0.33	0.25	0.11	0.31	0.01	0.14	0.28	0.01	0.31	0.11	0.14	0.27	0.07	0.29	0.27
Zeefarah Revanika Ladysta	0.33	0.25	0.11	0.31	0.01	0.14	0.28	0.01	0.31	0.11	0.14	0.27	0.07	0.29	0.27
Evan Adwitiya Assazilli	0.33	0.25	0.11	0.03	0.31	0.19	0.06	0.31	0.02	0.11	0.14	0.27	0.07	0.29	0.27
Fadilla Nailin Ulifah Muliawan	0.33	0.25	0.11	0.31	0.01	0.14	0.28	0.01	0.31	0.22	0.19	0.07	0.27	0.04	0.07
Fahri Putra Sutomo	0.01	0.08	0.22	0.03	0.31	0.19	0.28	0.01	0.31	0.11	0.14	0.27	0.07	0.29	0.27
Muhammad Daffiaby Giergy	0.01	0.08	0.22	0.03	0.31	0.19	0.28	0.01	0.31	0.11	0.14	0.27	0.07	0.29	0.27
Munzilah Arham Hafidz Syarahil	0.33	0.25	0.11	0.03	0.31	0.19	0.06	0.31	0.02	0.11	0.14	0.27	0.07	0.29	0.27
Nabila Agustinajaya Ramadhani	0.33	0.25	0.11	0.31	0.01	0.14	0.28	0.01	0.31	0.22	0.19	0.07	0.27	0.04	0.07
Najwa Alifiana Aji	0.01	0.08	0.22	0.03	0.31	0.19	0.28	0.01	0.31	0.11	0.14	0.27	0.07	0.29	0.27
Paksi Wiradhika Agustian Putra	0.33	0.25	0.11	0.31	0.01	0.14	0.28	0.01	0.31	0.22	0.19	0.07	0.27	0.04	0.07
Abelya Ockta Setyani B.	0.01	0.08	0.22	0.03	0.31	0.19	0.28	0.01	0.31	0.11	0.14	0.27	0.27	0.04	0.07
Mochamad Septian Dafa Prasetyo	0.33	0.25	0.11	0.03	0.31	0.19	0.28	0.01	0.31	0.22	0.19	0.07	0.07	0.29	0.27
Najwa Khalisha Aarifah	0.33	0.25	0.11	0.31	0.01	0.14	0.28	0.01	0.31	0.22	0.19	0.07	0.27	0.04	0.07
Naswa Dwi Vanesya	0.33	0.25	0.11	0.31	0.01	0.14	0.28	0.01	0.31	0.22	0.19	0.07	0.27	0.04	0.07
Raffi Fanny Indrawan	0.33	0.25	0.11	0.03	0.31	0.19	0.28	0.01	0.31	0.11	0.14	0.27	0.27	0.04	0.07
Revalina Mei Anastasya	0.33	0.25	0.11	0.03	0.31	0.19	0.06	0.31	0.02	0.22	0.19	0.07	0.07	0.29	0.27
Haditia Mahendra	0.33	0.25	0.11	0.03	0.31	0.19	0.06	0.31	0.02	0.22	0.19	0.07	0.07	0.29	0.27
Hafsa Seftiya Khoir	0.33	0.25	0.11	0.03	0.31	0.19	0.06	0.31	0.02	0.11	0.14	0.27	0.07	0.29	0.27
Heni Septiana Agustin	0.33	0.25	0.11	0.31	0.01	0.14	0.28	0.01	0.31	0.11	0.14	0.27	0.07	0.29	0.27
Alimuddin Farel Oktafiananda	0.33	0.25	0.11	0.31	0.01	0.14	0.28	0.01	0.31	0.22	0.19	0.07	0.27	0.04	0.07
Arda Maulidina Lestari	0.33	0.25	0.11	0.03	0.31	0.19	0.06	0.31	0.02	0.22	0.19	0.07	0.07	0.29	0.27
Awang Dewangga Pangestu	0.33	0.25	0.11	0.31	0.01	0.14	0.28	0.01	0.31	0.11	0.14	0.27	0.07	0.29	0.27

Nama	K01			K02			K03			K04			K05		
	V	A	K	V	A	K	V	A	K	V	A	K	V	A	K
Sherly Regina Livitasari	0.33	0.25	0.11	0.31	0.01	0.14	0.28	0.01	0.31	0.22	0.19	0.07	0.27	0.04	0.07
Aisyah Nabiila Putri	0.01	0.08	0.22	0.03	0.31	0.19	0.28	0.01	0.31	0.11	0.14	0.27	0.07	0.29	0.27
Alisya Putri Sherilia	0.33	0.25	0.11	0.03	0.31	0.19	0.28	0.01	0.31	0.11	0.14	0.27	0.27	0.04	0.07
Aqila Rifka Nur Nadzirah	0.33	0.25	0.11	0.31	0.01	0.14	0.28	0.01	0.31	0.22	0.19	0.07	0.27	0.04	0.07
Az-Zahra Cahya Camila	0.33	0.25	0.11	0.31	0.01	0.14	0.28	0.01	0.31	0.22	0.19	0.07	0.27	0.04	0.07
Adhita Faza Muzdhalifa	0.33	0.25	0.11	0.31	0.01	0.14	0.28	0.01	0.31	0.11	0.14	0.27	0.07	0.29	0.27
Ahmad Bagus Ramadhani	0.01	0.08	0.22	0.03	0.31	0.19	0.06	0.31	0.02	0.11	0.14	0.27	0.07	0.29	0.27
Alviyanti Devi Dwi Rahmawati	0.33	0.25	0.11	0.03	0.31	0.19	0.06	0.31	0.02	0.22	0.19	0.07	0.07	0.29	0.27
Ariel Putra Pratama	0.33	0.25	0.11	0.31	0.01	0.14	0.28	0.01	0.31	0.11	0.14	0.27	0.07	0.29	0.27
Bryan Resta A.S	0.33	0.25	0.11	0.31	0.01	0.14	0.28	0.01	0.31	0.22	0.19	0.07	0.27	0.04	0.07
Surya Rizki Arumi	0.33	0.25	0.11	0.31	0.01	0.14	0.28	0.01	0.31	0.22	0.19	0.07	0.27	0.04	0.07
Susilo Dwi Syaputra	0.01	0.08	0.22	0.31	0.01	0.14	0.28	0.01	0.31	0.22	0.19	0.07	0.07	0.29	0.27
Syarifudin Hidayat	0.01	0.08	0.22	0.03	0.31	0.19	0.28	0.01	0.31	0.11	0.14	0.27	0.27	0.04	0.07
Ezhar Radytia Putra Alfarisi	0.33	0.25	0.11	0.03	0.31	0.19	0.06	0.31	0.02	0.22	0.19	0.07	0.07	0.29	0.27

Lanjutan Lampiran 2 Hasil Probabilitas Kriteria 6 – 10

Nama	K06			K07			K08			K09			K10		
	V	A	K	V	A	K	V	A	K	V	A	K	V	A	K
Ali Attar	0.00	0.25	0.34	0.31	0.04	0.13	0.33	0.08	0.32	0.17	0.14	0.26	0.27	0.08	0.27
Almira Shofia Azka	0.00	0.25	0.34	0.03	0.29	0.21	0.33	0.08	0.32	0.17	0.14	0.26	0.07	0.25	0.07
Anna Bella Kinara Putri Hariyanto	0.34	0.08	0.00	0.31	0.04	0.13	0.33	0.08	0.32	0.16	0.19	0.07	0.27	0.08	0.27
Aswin Fayadh Maulana	0.00	0.25	0.34	0.03	0.29	0.21	0.01	0.25	0.01	0.17	0.14	0.26	0.07	0.25	0.07
Cut Meyvita Mutiariyanti	0.00	0.25	0.34	0.03	0.29	0.21	0.33	0.08	0.32	0.16	0.19	0.07	0.27	0.08	0.27
Dita Laila Nur'azizah Syifaur Rohmah	0.34	0.08	0.00	0.03	0.29	0.21	0.33	0.08	0.32	0.16	0.19	0.07	0.07	0.25	0.07
Dzakwan Azka Atharryhan	0.00	0.25	0.34	0.03	0.29	0.21	0.01	0.25	0.01	0.17	0.14	0.26	0.27	0.08	0.27
Ibrahim Rajendra Yusuf Oriza Putra	0.34	0.08	0.00	0.03	0.29	0.21	0.33	0.08	0.32	0.16	0.19	0.07	0.07	0.25	0.07
Indra Azzami Al-Atsari	0.00	0.25	0.34	0.03	0.29	0.21	0.01	0.25	0.01	0.17	0.14	0.26	0.27	0.08	0.27
Meysha Tan Al Latif	0.00	0.25	0.34	0.03	0.29	0.21	0.01	0.25	0.01	0.17	0.14	0.26	0.27	0.08	0.27
Mezzaluna Zahira Adisti	0.34	0.08	0.00	0.31	0.04	0.13	0.33	0.08	0.32	0.16	0.19	0.07	0.27	0.08	0.27
Mifta Anggraini	0.00	0.25	0.34	0.03	0.29	0.21	0.01	0.25	0.01	0.16	0.19	0.07	0.27	0.08	0.27
Mohammad Aqira Azel Daiva	0.00	0.25	0.34	0.03	0.29	0.21	0.01	0.25	0.01	0.16	0.19	0.07	0.27	0.08	0.27
Mohammad Rafa Al Kahfi	0.00	0.25	0.34	0.31	0.04	0.13	0.33	0.08	0.32	0.17	0.14	0.26	0.27	0.08	0.27
Muflih Bazar Mudjamil	0.34	0.08	0.00	0.31	0.04	0.13	0.33	0.08	0.32	0.17	0.14	0.26	0.27	0.08	0.27
Nadhif Javier Al Quddus	0.00	0.25	0.34	0.03	0.29	0.21	0.33	0.08	0.32	0.16	0.19	0.07	0.27	0.08	0.27
Nathasya Hermawan	0.00	0.25	0.34	0.03	0.29	0.21	0.01	0.25	0.01	0.16	0.19	0.07	0.27	0.08	0.27
Neufal Alvin Tyosa	0.00	0.25	0.34	0.03	0.29	0.21	0.01	0.25	0.01	0.17	0.14	0.26	0.07	0.25	0.07
Renata Septiana Al Firdaus	0.34	0.08	0.00	0.31	0.04	0.13	0.33	0.08	0.32	0.16	0.19	0.07	0.27	0.08	0.27
Rizky Aldiansyah	0.34	0.08	0.00	0.31	0.04	0.13	0.33	0.08	0.32	0.17	0.14	0.26	0.07	0.25	0.07
Syifa Adelia Mutiara Ramadhan	0.34	0.08	0.00	0.31	0.04	0.13	0.33	0.08	0.32	0.17	0.14	0.26	0.27	0.08	0.27
Yanuar Freudian Firmansyah	0.00	0.25	0.34	0.03	0.29	0.21	0.01	0.25	0.01	0.17	0.14	0.26	0.07	0.25	0.07

Nama	K06			K07			K08			K09			K10		
	V	A	K	V	A	K	V	A	K	V	A	K	V	A	K
Yenva Syahdan Firdaus	0.34	0.08	0.00	0.31	0.04	0.13	0.33	0.08	0.32	0.17	0.14	0.26	0.07	0.25	0.07
Zeefarah Revanika Ladysta	0.00	0.25	0.34	0.03	0.29	0.21	0.33	0.08	0.32	0.16	0.19	0.07	0.27	0.08	0.27
Evan Adwitiya Assazilli	0.34	0.08	0.00	0.03	0.29	0.21	0.33	0.08	0.32	0.16	0.19	0.07	0.07	0.25	0.07
Fadilla Nailin Ulifah Muliawan	0.34	0.08	0.00	0.31	0.04	0.13	0.33	0.08	0.32	0.17	0.14	0.26	0.27	0.08	0.27
Fahri Putra Sutomo	0.00	0.25	0.34	0.31	0.04	0.13	0.33	0.08	0.32	0.17	0.14	0.26	0.27	0.08	0.27
Muhammad Daffiaby Giergy	0.00	0.25	0.34	0.31	0.04	0.13	0.33	0.08	0.32	0.17	0.14	0.26	0.27	0.08	0.27
Munzilah Arham Hafidz Syarahil	0.34	0.08	0.00	0.03	0.29	0.21	0.33	0.08	0.32	0.16	0.19	0.07	0.07	0.25	0.07
Nabila Agustinajaya Ramadhani	0.34	0.08	0.00	0.31	0.04	0.13	0.33	0.08	0.32	0.17	0.14	0.26	0.27	0.08	0.27
Najwa Alifiana Aji	0.00	0.25	0.34	0.31	0.04	0.13	0.33	0.08	0.32	0.17	0.14	0.26	0.27	0.08	0.27
Paksi Wiradhika Agustian Putra	0.34	0.08	0.00	0.31	0.04	0.13	0.33	0.08	0.32	0.16	0.19	0.07	0.27	0.08	0.27
Abelya Ockta Setyani B.	0.00	0.25	0.34	0.03	0.29	0.21	0.01	0.25	0.01	0.17	0.14	0.26	0.07	0.25	0.07
Mochamad Septian Dafa Prasetyo	0.00	0.25	0.34	0.03	0.29	0.21	0.01	0.25	0.01	0.16	0.19	0.07	0.27	0.08	0.27
Najwa Khalisha Aarifah	0.34	0.08	0.00	0.31	0.04	0.13	0.33	0.08	0.32	0.16	0.19	0.07	0.27	0.08	0.27
Naswa Dwi Vanesya	0.34	0.08	0.00	0.31	0.04	0.13	0.33	0.08	0.32	0.17	0.14	0.26	0.27	0.08	0.27
Raffi Fanny Indrawan	0.00	0.25	0.34	0.03	0.29	0.21	0.33	0.08	0.32	0.17	0.14	0.26	0.27	0.08	0.27
Revalina Mei Anastasya	0.00	0.25	0.34	0.03	0.29	0.21	0.01	0.25	0.01	0.16	0.19	0.07	0.27	0.08	0.27
Haditia Mahendra	0.00	0.25	0.34	0.03	0.29	0.21	0.01	0.25	0.01	0.16	0.19	0.07	0.27	0.08	0.27
Hafsa Seftiya Khoir	0.34	0.08	0.00	0.03	0.29	0.21	0.33	0.08	0.32	0.16	0.19	0.07	0.07	0.25	0.07
Heni Septiana Agustin	0.00	0.25	0.34	0.03	0.29	0.21	0.33	0.08	0.32	0.16	0.19	0.07	0.27	0.08	0.27
Alimuiddin Farel Oktafiananda	0.34	0.08	0.00	0.31	0.04	0.13	0.33	0.08	0.32	0.16	0.19	0.07	0.27	0.08	0.27
Arda Maulidina Lestari	0.00	0.25	0.34	0.03	0.29	0.21	0.01	0.25	0.01	0.17	0.14	0.26	0.07	0.25	0.07
Awang Dewangga Pangestu	0.00	0.25	0.34	0.03	0.29	0.21	0.33	0.08	0.32	0.16	0.19	0.07	0.27	0.08	0.27

Nama	K06			K07			K08			K09			K10		
	V	A	K	V	A	K	V	A	K	V	A	K	V	A	K
Sherly Regina Livitasari	0.34	0.08	0.00	0.31	0.04	0.13	0.33	0.08	0.32	0.16	0.19	0.07	0.27	0.08	0.27
Aisyah Nabiila Putri	0.00	0.25	0.34	0.31	0.04	0.13	0.33	0.08	0.32	0.17	0.14	0.26	0.27	0.08	0.27
Alisya Putri Sherilia	0.00	0.25	0.34	0.03	0.29	0.21	0.33	0.08	0.32	0.17	0.14	0.26	0.27	0.08	0.27
Aqila Rifka Nur Nadzirah	0.34	0.08	0.00	0.31	0.04	0.13	0.33	0.08	0.32	0.16	0.19	0.07	0.27	0.08	0.27
Az-Zahra Cahya Camila	0.34	0.08	0.00	0.31	0.04	0.13	0.33	0.08	0.32	0.17	0.14	0.26	0.27	0.08	0.27
Adhita Faza Muzdhalifa	0.00	0.25	0.34	0.03	0.29	0.21	0.33	0.08	0.32	0.16	0.19	0.07	0.27	0.08	0.27
Ahmad Bagus Ramadhani	0.34	0.08	0.00	0.31	0.04	0.13	0.33	0.08	0.32	0.16	0.19	0.07	0.07	0.25	0.07
Alviyanti Devi Dwi Rahmawati	0.00	0.25	0.34	0.03	0.29	0.21	0.01	0.25	0.01	0.16	0.19	0.07	0.27	0.08	0.27
Ariel Putra Pratama	0.00	0.25	0.34	0.03	0.29	0.21	0.33	0.08	0.32	0.16	0.19	0.07	0.27	0.08	0.27
Bryan Resta A.S	0.34	0.08	0.00	0.31	0.04	0.13	0.33	0.08	0.32	0.17	0.14	0.26	0.27	0.08	0.27
Surya Rizki Arumi	0.34	0.08	0.00	0.31	0.04	0.13	0.33	0.08	0.32	0.17	0.14	0.26	0.27	0.08	0.27
Susilo Dwi Syaputra	0.00	0.25	0.34	0.03	0.29	0.21	0.33	0.08	0.32	0.17	0.14	0.26	0.07	0.25	0.07
Syarifudin Hidayat	0.00	0.25	0.34	0.03	0.29	0.21	0.01	0.25	0.01	0.17	0.14	0.26	0.07	0.25	0.07
Ezhar Radytia Putra Alfarisi	0.00	0.25	0.34	0.03	0.29	0.21	0.01	0.25	0.01	0.17	0.14	0.26	0.07	0.25	0.07

Lanjutan Lampiran 2 Hasil Probabilitas Kriteria 11 – 14

Nama	K11			K12			K13			K14		
	V	A	K	V	A	K	V	A	K	V	A	K
Ali Attar	0.00	0.33	0.19	0.11	0.03	0.22	0.25	0.14	0.25	0.08	0.33	0.01
Almira Shofia Azka	0.00	0.33	0.19	0.11	0.03	0.22	0.25	0.14	0.25	0.25	0.00	0.33
Anna Bella Kinara Putri Hariyanto	0.34	0.00	0.15	0.11	0.03	0.22	0.08	0.19	0.09	0.25	0.00	0.33
Aswin Fayadh Maulana	0.33	0.33	0.19	0.22	0.3	0.12	0.25	0.14	0.25	0.08	0.33	0.01
Cut Meyvita Mutiariyanti	0.34	0.00	0.15	0.22	0.3	0.12	0.25	0.14	0.25	0.25	0.00	0.33
Dita Laila Nur'azizah Syifaurohman	0.00	0.33	0.19	0.22	0.3	0.12	0.25	0.14	0.25	0.08	0.33	0.01
Dzakwan Azka Atharrihan	0.34	0.00	0.15	0.11	0.03	0.22	0.08	0.19	0.09	0.25	0.00	0.33
Ibrahim Rajendra Yusuf Oriza Putra	0.00	0.33	0.19	0.22	0.3	0.12	0.25	0.14	0.25	0.08	0.33	0.01
Indra Azzami Al-Atsari	0.34	0.00	0.15	0.11	0.03	0.22	0.08	0.19	0.09	0.25	0.00	0.33
Meysha Tan Al Latif	0.34	0.00	0.15	0.11	0.03	0.22	0.25	0.14	0.25	0.08	0.33	0.01
Mezzaluna Zahira Adisti	0.34	0.00	0.15	0.11	0.03	0.22	0.25	0.14	0.25	0.08	0.33	0.01
Mifta Anggraini	0.00	0.33	0.19	0.22	0.3	0.12	0.08	0.19	0.09	0.08	0.33	0.01
Mohammad Aqira Azel Daiva	0.00	0.33	0.19	0.22	0.3	0.12	0.08	0.19	0.09	0.08	0.33	0.01
Mohammad Rafa Al Kahfi	0.00	0.33	0.19	0.11	0.03	0.22	0.25	0.14	0.25	0.25	0.00	0.33
Muflih Bazar Mudjamil	0.34	0.00	0.15	0.22	0.3	0.12	0.25	0.14	0.25	0.25	0.00	0.33
Nadhif Javier Al Quddus	0.34	0.00	0.15	0.22	0.3	0.12	0.25	0.14	0.25	0.25	0.00	0.33
Nathasya Hermawan	0.00	0.33	0.19	0.22	0.3	0.12	0.08	0.19	0.09	0.08	0.33	0.01
Neufal Alvin Tyosa	0.00	0.33	0.19	0.11	0.03	0.22	0.08	0.19	0.09	0.08	0.33	0.01
Renata Septiana Al Firdaus	0.34	0.00	0.15	0.11	0.03	0.22	0.25	0.14	0.25	0.08	0.33	0.01
Rizky Aldiansyah	0.34	0.00	0.15	0.11	0.03	0.22	0.08	0.19	0.09	0.25	0.00	0.33
Syifa Adelia Mutiara Ramadhan	0.34	0.00	0.15	0.22	0.3	0.12	0.25	0.14	0.25	0.25	0.00	0.33
Yanuar Freudian Firmansyah	0.00	0.33	0.19	0.22	0.3	0.12	0.08	0.19	0.09	0.08	0.33	0.01

Nama	K11			K12			K13			K14		
	V	A	K	V	A	K	V	A	K	V	A	K
Yenva Syahdan Firdaus	0.34	0.00	0.15	0.11	0.03	0.22	0.08	0.19	0.09	0.25	0.00	0.33
Zeefarah Revanika Ladysta	0.34	0.00	0.15	0.22	0.3	0.12	0.25	0.14	0.25	0.08	0.33	0.01
Evan Adwitiya Assazilli	0.00	0.33	0.19	0.22	0.3	0.12	0.25	0.14	0.25	0.08	0.33	0.01
Fadilla Nailin Ulifah Muliawan	0.34	0.00	0.15	0.22	0.3	0.12	0.25	0.14	0.25	0.08	0.33	0.01
Fahri Putra Sutomo	0.00	0.33	0.19	0.11	0.03	0.22	0.25	0.14	0.25	0.25	0.00	0.33
Muhammad Daffiaby Giergy	0.00	0.33	0.19	0.11	0.03	0.22	0.25	0.14	0.25	0.25	0.00	0.33
Munzilah Arham Hafidz Syarahil	0.00	0.33	0.19	0.22	0.3	0.12	0.25	0.14	0.25	0.08	0.33	0.01
Nabila Agustinajaya Ramadhani	0.34	0.00	0.15	0.22	0.3	0.12	0.25	0.14	0.25	0.08	0.33	0.01
Najwa Alifiana Aji	0.00	0.33	0.19	0.11	0.03	0.22	0.25	0.14	0.25	0.25	0.00	0.33
Paksi Wiradhika Agustian Putra	0.34	0.00	0.15	0.22	0.3	0.12	0.25	0.14	0.25	0.25	0.00	0.33
Abelya Ockta Setyani B.	0.00	0.33	0.19	0.22	0.3	0.12	0.08	0.19	0.09	0.08	0.33	0.01
Mochamad Septian Dafa Prasetyo	0.00	0.33	0.19	0.22	0.3	0.12	0.08	0.19	0.09	0.08	0.33	0.01
Najwa Khalisha Aarifah	0.34	0.00	0.15	0.22	0.3	0.12	0.25	0.14	0.25	0.25	0.00	0.33
Naswa Dwi Vanesya	0.34	0.00	0.15	0.22	0.3	0.12	0.25	0.14	0.25	0.25	0.00	0.33
Raffi Fanny Indrawan	0.00	0.33	0.19	0.22	0.3	0.12	0.25	0.14	0.25	0.25	0.00	0.33
Revalina Mei Anastasya	0.00	0.33	0.19	0.22	0.3	0.12	0.08	0.19	0.09	0.08	0.33	0.01
Haditia Mahendra	0.00	0.33	0.19	0.22	0.3	0.12	0.08	0.19	0.09	0.08	0.33	0.01
Hafsa Seftiya Khoir	0.00	0.33	0.19	0.22	0.3	0.12	0.25	0.14	0.25	0.08	0.33	0.01
Heni Septiana Agustin	0.34	0.00	0.15	0.22	0.3	0.12	0.25	0.14	0.25	0.25	0.00	0.33
Alimuddin Farel Oktafiananda	0.34	0.00	0.15	0.22	0.3	0.12	0.25	0.14	0.25	0.25	0.00	0.33
Arda Maulidina Lestari	0.00	0.33	0.19	0.22	0.3	0.12	0.25	0.14	0.25	0.08	0.33	0.01
Awang Dewangga Pangestu	0.34	0.00	0.15	0.22	0.3	0.12	0.25	0.14	0.25	0.25	0.00	0.33

Nama	K11			K12			K13			K14		
	V	A	K	V	A	K	V	A	K	V	A	K
Sherly Regina Livitasari	0.34	0.00	0.15	0.22	0.3	0.12	0.25	0.14	0.25	0.25	0.00	0.33
Aisyah Nabiila Putri	0.00	0.33	0.19	0.11	0.03	0.22	0.25	0.14	0.25	0.25	0.00	0.33
Alisya Putri Sherilia	0.00	0.33	0.19	0.22	0.3	0.12	0.25	0.14	0.25	0.25	0.00	0.33
Aqila Rifka Nur Nadzirah	0.34	0.00	0.15	0.22	0.3	0.12	0.25	0.14	0.25	0.25	0.00	0.33
Az-Zahra Cahya Camila	0.34	0.00	0.15	0.22	0.3	0.12	0.25	0.14	0.25	0.25	0.00	0.33
Adhita Faza Muzdhalifa	0.34	0.00	0.15	0.22	0.3	0.12	0.25	0.14	0.25	0.25	0.00	0.33
Ahmad Bagus Ramadhani	0.00	0.33	0.19	0.22	0.3	0.12	0.08	0.19	0.09	0.08	0.33	0.01
Alviyanti Devi Dwi Rahmawati	0.00	0.33	0.19	0.22	0.3	0.12	0.08	0.19	0.09	0.08	0.33	0.01
Ariel Putra Pratama	0.34	0.00	0.15	0.22	0.3	0.12	0.25	0.14	0.25	0.25	0.00	0.33
Bryan Resta A.S	0.34	0.00	0.15	0.22	0.3	0.12	0.25	0.14	0.25	0.25	0.00	0.33
Surya Rizki Arumi	0.34	0.00	0.15	0.22	0.3	0.12	0.25	0.14	0.25	0.25	0.00	0.33
Susilo Dwi Syaputra	0.34	0.00	0.15	0.11	0.03	0.22	0.08	0.19	0.09	0.25	0.00	0.33
Syarifudin Hidayat	0.00	0.33	0.19	0.22	0.3	0.12	0.08	0.19	0.09	0.08	0.33	0.01
Ezhar Radytia Putra Alfarisi	0.00	0.33	0.19	0.22	0.3	0.12	0.25	0.14	0.25	0.08	0.33	0.01

Lanjutan Lampiran 2 Hasil Probabilitas Kriteria 15 – 18

Nama	K15			K16			K17			K18		
	V	A	K	V	A	K	V	A	K	V	A	K
Ali Attar	0.19	0.24	0.19	0.34	0.23	0.00	0.11	0.10	0.27	0.28	0.31	0.13
Almira Shofia Azka	0.15	0.09	0.14	0.00	0.10	0.34	0.11	0.10	0.27	0.06	0.02	0.21
Anna Bella Kinara Putri Hariyanto	0.19	0.24	0.19	0.34	0.23	0.00	0.11	0.1	0.27	0.06	0.02	0.21
Aswin Fayadh Maulana	0.15	0.09	0.14	0.34	0.23	0.00	0.11	0.1	0.27	0.28	0.31	0.13
Cut Meyvita Mutiariyanti	0.15	0.09	0.14	0.00	0.1	0.34	0.11	0.1	0.27	0.06	0.02	0.21
Dita Laila Nur'azizah Syifaurohman	0.19	0.24	0.19	0.00	0.1	0.34	0.11	0.1	0.27	0.28	0.31	0.13
Dzakwan Azka Atharrihan	0.15	0.09	0.14	0.00	0.10	0.34	0.11	0.1	0.27	0.06	0.02	0.21
Ibrahim Rajendra Yusuf Oriza Putra	0.19	0.24	0.19	0.00	0.1	0.34	0.11	0.1	0.27	0.28	0.31	0.13
Indra Azzami Al-Atsari	0.15	0.09	0.14	0.00	0.10	0.34	0.11	0.1	0.27	0.06	0.02	0.21
Meysha Tan Al Latif	0.15	0.09	0.14	0.00	0.10	0.34	0.11	0.1	0.27	0.06	0.02	0.21
Mezzaluna Zahira Adisti	0.19	0.24	0.19	0.34	0.23	0.00	0.22	0.33	0.07	0.06	0.02	0.21
Mifta Anggraini	0.19	0.24	0.19	0.34	0.23	0.00	0.11	0.1	0.27	0.28	0.31	0.13
Mohammad Aqira Azel Daiva	0.19	0.24	0.19	0.34	0.23	0.00	0.11	0.1	0.27	0.28	0.31	0.13
Mohammad Rafa Al Kahfi	0.19	0.24	0.19	0.00	0.10	0.34	0.11	0.1	0.27	0.28	0.31	0.13
Muflih Bazar Mudjamil	0.15	0.09	0.14	0.34	0.23	0.00	0.22	0.33	0.07	0.28	0.31	0.13
Nadhif Javier Al Quddus	0.15	0.09	0.14	0.00	0.10	0.34	0.11	0.1	0.27	0.06	0.02	0.21
Nathasya Hermawan	0.19	0.24	0.19	0.34	0.23	0.00	0.11	0.1	0.27	0.28	0.31	0.13
Neufal Alvin Tyosa	0.19	0.24	0.19	0.00	0.10	0.34	0.22	0.33	0.07	0.28	0.31	0.13
Renata Septiana Al Firdaus	0.19	0.24	0.19	0.34	0.23	0.00	0.22	0.33	0.07	0.06	0.02	0.21
Rizky Aldiansyah	0.15	0.09	0.14	0.34	0.23	0.00	0.22	0.33	0.07	0.28	0.31	0.13
Syifa Adelia Mutiara Ramadhan	0.15	0.09	0.14	0.34	0.23	0.00	0.22	0.33	0.07	0.28	0.31	0.13
Yanuar Freudian Firmansyah	0.19	0.24	0.19	0.00	0.10	0.34	0.22	0.33	0.07	0.28	0.31	0.13

Nama	K15			K16			K17			K18		
	V	A	K	V	A	K	V	A	K	V	A	K
Yenva Syahdan Firdaus	0.15	0.09	0.14	0.34	0.23	0.00	0.22	0.33	0.07	0.28	0.31	0.13
Zeefarah Revanika Ladysta	0.15	0.09	0.14	0.34	0.23	0.00	0.11	0.1	0.27	0.06	0.02	0.21
Evan Adwitiya Assazilli	0.19	0.24	0.19	0.00	0.1	0.34	0.11	0.1	0.27	0.28	0.31	0.13
Fadilla Nailin Ulifah Muliawan	0.19	0.24	0.19	0.34	0.23	0.00	0.22	0.33	0.07	0.28	0.31	0.13
Fahri Putra Sutomo	0.19	0.24	0.19	0.00	0.10	0.34	0.11	0.1	0.27	0.28	0.31	0.13
Muhammad Daffiaby Giergy	0.19	0.24	0.19	0.00	0.10	0.34	0.11	0.1	0.27	0.28	0.31	0.13
Munzilah Arham Hafidz Syarahil	0.19	0.24	0.19	0.00	0.1	0.34	0.11	0.1	0.27	0.28	0.31	0.13
Nabila Agustinajaya Ramadhani	0.19	0.24	0.19	0.34	0.23	0.00	0.22	0.33	0.07	0.28	0.31	0.13
Najwa Alifiana Aji	0.19	0.24	0.19	0.00	0.10	0.34	0.11	0.1	0.27	0.28	0.31	0.13
Paksi Wiradhika Agustian Putra	0.19	0.24	0.19	0.34	0.23	0.00	0.11	0.1	0.27	0.28	0.31	0.13
Abelya Ockta Setyani B.	0.19	0.24	0.19	0.00	0.10	0.34	0.22	0.33	0.07	0.28	0.31	0.13
Mochamad Septian Dafa Prasetyo	0.19	0.24	0.19	0.34	0.23	0.00	0.11	0.1	0.27	0.28	0.31	0.13
Najwa Khalisha Aarifah	0.19	0.24	0.19	0.34	0.23	0.00	0.11	0.1	0.27	0.28	0.31	0.13
Naswa Dwi Vanesya	0.19	0.24	0.19	0.34	0.23	0.00	0.22	0.33	0.07	0.28	0.31	0.13
Raffi Fanny Indrawan	0.19	0.24	0.19	0.00	0.10	0.34	0.11	0.1	0.27	0.06	0.02	0.21
Revalina Mei Anastasya	0.19	0.24	0.19	0.34	0.23	0.00	0.11	0.1	0.27	0.28	0.31	0.13
Haditia Mahendra	0.19	0.24	0.19	0.34	0.23	0.00	0.11	0.1	0.27	0.28	0.31	0.13
Hafsa Seftiya Khoir	0.19	0.24	0.19	0.00	0.1	0.34	0.11	0.1	0.27	0.28	0.31	0.13
Heni Septiana Agustin	0.15	0.09	0.14	0.00	0.1	0.34	0.11	0.1	0.27	0.06	0.02	0.21
Alimuddin Farel Oktafiananda	0.19	0.24	0.19	0.34	0.23	0.00	0.11	0.1	0.27	0.28	0.31	0.13
Arda Maulidina Lestari	0.15	0.09	0.14	0.34	0.23	0.00	0.22	0.33	0.07	0.28	0.31	0.13
Awang Dewangga Pangestu	0.15	0.09	0.14	0.00	0.10	0.34	0.11	0.1	0.27	0.06	0.02	0.21

Nama	K15			K16			K17			K18		
	V	A	K	V	A	K	V	A	K	V	A	K
Sherly Regina Livitasari	0.19	0.24	0.19	0.34	0.23	0.00	0.11	0.1	0.27	0.28	0.31	0.13
Aisyah Nabiila Putri	0.19	0.24	0.19	0.00	0.10	0.34	0.11	0.1	0.27	0.28	0.31	0.13
Alisya Putri Sherilia	0.19	0.24	0.19	0.00	0.10	0.34	0.11	0.1	0.27	0.06	0.02	0.21
Aqila Rifka Nur Nadzirah	0.19	0.24	0.19	0.34	0.23	0.00	0.11	0.1	0.27	0.28	0.31	0.13
Az-Zahra Cahya Camila	0.15	0.09	0.14	0.34	0.23	0.00	0.22	0.33	0.07	0.28	0.31	0.13
Adhita Faza Muzdhalifa	0.15	0.09	0.14	0.00	0.10	0.34	0.11	0.1	0.27	0.06	0.02	0.21
Ahmad Bagus Ramadhani	0.19	0.24	0.19	0.00	0.10	0.34	0.22	0.33	0.07	0.28	0.31	0.13
Alviyanti Devi Dwi Rahmawati	0.19	0.24	0.19	0.34	0.23	0.00	0.11	0.1	0.27	0.28	0.31	0.13
Ariel Putra Pratama	0.15	0.09	0.14	0.00	0.10	0.34	0.11	0.1	0.27	0.06	0.02	0.21
Bryan Resta A.S	0.19	0.24	0.19	0.34	0.23	0.00	0.11	0.1	0.27	0.28	0.31	0.13
Surya Rizki Arumi	0.15	0.09	0.14	0.34	0.23	0.00	0.22	0.33	0.07	0.28	0.31	0.13
Susilo Dwi Syaputra	0.15	0.09	0.14	0.00	0.10	0.34	0.22	0.33	0.07	0.06	0.02	0.21
Syarifudin Hidayat	0.19	0.24	0.19	0.00	0.10	0.34	0.22	0.33	0.07	0.28	0.31	0.13
Ezhar Radytia Putra Alfarisi	0.15	0.09	0.14	0.34	0.23	0.00	0.22	0.33	0.07	0.28	0.31	0.13

Lanjutan Lampiran 2 Hasil Probabilitas Kriteria 19 – 21

Nama	K19			K20			K21		
	V	A	K	V	A	K	V	A	K
Ali Attar	0.22	0.21	0.12	0.07	0	0.33	0.20	0.13	0
Almira Shofia Azka	0.11	0.12	0.22	0.07	0	0.33	0.13	0.20	0.34
Anna Bella Kinara Putri Hariyanto	0.22	0.21	0.12	0.26	0.33	0.01	0.2	0.13	0
Aswin Fayadh Maulana	0.11	0.12	0.22	0.26	0.33	0.01	0.20	0.13	0
Cut Meyvita Mutiariyanti	0.22	0.21	0.12	0.07	0	0.33	0.13	0.2	0.34
Dita Laila Nur'azizah Syifaurohman	0.22	0.21	0.12	0.26	0.33	0.01	0.13	0.2	0.34
Dzakwan Azka Atharrihan	0.11	0.12	0.22	0.07	0	0.33	0.13	0.2	0.34
Ibrahim Rajendra Yusuf Oriza Putra	0.22	0.21	0.12	0.26	0.33	0.01	0.13	0.2	0.34
Indra Azzami Al-Atsari	0.11	0.12	0.22	0.07	0	0.33	0.13	0.2	0.34
Meysha Tan Al Latif	0.22	0.21	0.12	0.07	0	0.33	0.13	0.2	0.34
Mezzaluna Zahira Adisti	0.11	0.12	0.22	0.26	0.33	0.01	0.20	0.13	0
Mifta Anggraini	0.22	0.21	0.12	0.26	0.33	0.01	0.13	0.2	0.34
Mohammad Aqira Azel Daiva	0.22	0.21	0.12	0.26	0.33	0.01	0.13	0.2	0.34
Mohammad Rafa Al Kahfi	0.11	0.12	0.22	0.07	0	0.33	0.13	0.2	0.34
Muflih Bazar Mudjamil	0.22	0.21	0.12	0.07	0	0.33	0.20	0.13	0
Nadhif Javier Al Quddus	0.22	0.21	0.12	0.07	0	0.33	0.13	0.2	0.34
Nathasya Hermawan	0.22	0.21	0.12	0.26	0.33	0.01	0.13	0.2	0.34
Neufal Alvin Tyosa	0.22	0.21	0.12	0.26	0.33	0.01	0.20	0.13	0
Renata Septiana Al Firdaus	0.11	0.12	0.22	0.26	0.33	0.01	0.20	0.13	0
Rizky Aldiansyah	0.11	0.12	0.22	0.26	0.33	0.01	0.20	0.13	0
Syifa Adelia Mutiara Ramadhan	0.22	0.21	0.12	0.07	0	0.33	0.20	0.13	0
Yanuar Freudian Firmansyah	0.22	0.21	0.12	0.26	0.33	0.01	0.20	0.13	0

Nama	K19			K20			K21		
	V	A	K	V	A	K	V	A	K
Yenva Syahdan Firdaus	0.11	0.12	0.22	0.26	0.33	0.01	0.20	0.13	0
Zeefarah Revanika Ladysta	0.11	0.12	0.22	0.07	0	0.33	0.13	0.2	0.34
Evan Adwitiya Assazilli	0.22	0.21	0.12	0.26	0.33	0.01	0.13	0.2	0.34
Fadilla Nailin Ulifah Muliawan	0.11	0.12	0.22	0.26	0.33	0.01	0.13	0.2	0.34
Fahri Putra Sutomo	0.11	0.12	0.22	0.07	0	0.33	0.13	0.2	0.34
Muhammad Daffiaby Giergy	0.11	0.12	0.22	0.07	0	0.33	0.13	0.2	0.34
Munzilah Arham Hafidz Syarahil	0.22	0.21	0.12	0.26	0.33	0.01	0.13	0.2	0.34
Nabila Agustinajaya Ramadhani	0.11	0.12	0.22	0.26	0.33	0.01	0.13	0.2	0.34
Najwa Alifiana Aji	0.11	0.12	0.22	0.07	0	0.33	0.13	0.2	0.34
Paksi Wiradhika Agustian Putra	0.22	0.21	0.12	0.26	0.33	0.01	0.13	0.2	0.34
Abelya Ockta Setyani B.	0.22	0.21	0.12	0.26	0.33	0.01	0.20	0.13	0
Mochamad Septian Dafa Prasetyo	0.22	0.21	0.12	0.26	0.33	0.01	0.13	0.2	0.34
Najwa Khalisha Aarifah	0.22	0.21	0.12	0.26	0.33	0.01	0.13	0.2	0.34
Naswa Dwi Vanesya	0.22	0.21	0.12	0.07	0	0.33	0.20	0.13	0
Raffi Fanny Indrawan	0.22	0.21	0.12	0.07	0	0.33	0.13	0.2	0.34
Revalina Mei Anastasya	0.22	0.21	0.12	0.26	0.33	0.01	0.13	0.2	0.34
Haditia Mahendra	0.22	0.21	0.12	0.26	0.33	0.01	0.13	0.2	0.34
Hafsa Seftiya Khoir	0.22	0.21	0.12	0.26	0.33	0.01	0.13	0.2	0.34
Heni Septiana Agustin	0.22	0.21	0.12	0.07	0	0.33	0.13	0.2	0.34
Alimuddin Farel Oktafiananda	0.22	0.21	0.12	0.26	0.33	0.01	0.13	0.2	0.34
Arda Maulidina Lestari	0.11	0.12	0.22	0.26	0.33	0.01	0.20	0.13	0
Awang Dewangga Pangestu	0.22	0.21	0.12	0.07	0	0.33	0.13	0.2	0.34

Nama	K19			K20			K21		
	V	A	K	V	A	K	V	A	K
Sherly Regina Livitasari	0.22	0.21	0.12	0.26	0.33	0.01	0.13	0.2	0.34
Aisyah Nabiila Putri	0.11	0.12	0.22	0.07	0	0.33	0.13	0.2	0.34
Alisya Putri Sherilia	0.22	0.21	0.12	0.07	0	0.33	0.13	0.2	0.34
Aqila Rifka Nur Nadzirah	0.22	0.21	0.12	0.26	0.33	0.01	0.13	0.2	0.34
Az-Zahra Cahya Camila	0.22	0.21	0.12	0.07	0	0.33	0.20	0.13	0
Adhita Faza Muzdhalifa	0.22	0.21	0.12	0.07	0	0.33	0.13	0.2	0.34
Ahmad Bagus Ramadhani	0.22	0.21	0.12	0.26	0.33	0.01	0.13	0.2	0.34
Alviyanti Devi Dwi Rahmawati	0.22	0.21	0.12	0.26	0.33	0.01	0.13	0.2	0.34
Ariel Putra Pratama	0.22	0.21	0.12	0.07	0	0.33	0.13	0.2	0.34
Bryan Resta A.S	0.22	0.21	0.12	0.26	0.33	0.01	0.13	0.2	0.34
Surya Rizki Arumi	0.22	0.21	0.12	0.07	0	0.33	0.20	0.13	0
Susilo Dwi Syaputra	0.11	0.12	0.22	0.07	0	0.33	0.13	0.2	0.34
Syarifudin Hidayat	0.22	0.21	0.12	0.26	0.33	0.01	0.20	0.13	0
Ezhar Radytia Putra Alfarisi	0.11	0.12	0.22	0.26	0.33	0.01	0.20	0.13	0

Lampiran 3 Uji Validitas dan Reabilitas

1. Uji Validitas

Pengujian validitas dengan cara menghitung r_{Hitung} dengan menggunakan rumus *Pearson product moment*

$$r_{Hitung} = \frac{n(\sum xy) - (\sum x)(\sum y)}{\sqrt{(n \cdot \sum x^2 - (\sum x)^2) \times (n \cdot \sum y^2 - (\sum y)^2)}}$$

Keterangan:

r_{Hitung} = Koefisien Korelasi

$\sum x_i$ = Jumlah Skor item

$\sum y_i$ = Jumlah Skor Total (seluruh item)

n = Jumlah responden

Kemudian dibutuhkan perhitungan $t_{Statistik}$ dengan rumus

$$t_{Statistik} = \frac{r \sqrt{n - 2}}{\sqrt{1 - r^2}}$$

Keterangan:

$t_{Statistik}$ = Nilai $t_{Statistik}$

r = Koefisien Korelasi

n = Jumlah responden

Pengujian validitas dilakukan peritem varians dengan jumlah responden sebanyak 30 dan jumlah item sebanyak 21 item. Menggunakan *level of significance* 0,05 dengan derajat kebebasan ($df = n-2$), dengan kaidah Keputusan:

- apabila $t_{Statistik} > t_{tabel}$, maka item pertanyaan dinyatakan valid
- apabila $t_{Statistik} < t_{tabel}$, maka item pertanyaan dinyatakan tidak valid

Contoh perhitungan pada Item Kriteria 1

No	X	Y	XY	X ²	Y ²
1	0	10	0	0	100
2	1	9	9	1	81
3	1	10	10	1	100
4	1	10	10	1	100
5	0	8	0	0	64
6	1	10	10	1	100
7	1	10	10	1	100
8	1	9	9	1	81
9	0	9	0	0	81
10	0	10	0	0	100
11	1	9	9	1	81

No	X	Y	XY	X^2	Y^2
12	1	9	9	1	81
13	1	9	9	1	81
14	0	10	0	0	100
15	0	9	0	0	81
16	0	9	0	0	81
17	1	10	10	1	100
18	1	9	9	1	81
19	1	11	11	1	121
20	1	9	9	1	81
21	1	11	11	1	121
22	0	8	0	0	64
23	1	9	9	1	81
24	0	11	0	0	121
25	1	9	9	1	81
26	1	11	11	1	121
27	0	8	0	0	64
28	0	11	0	0	121
29	1	9	9	1	81
30	1	9	9	1	81
Σ	19	285	182	19	2731

$$r_{Hitung} = \frac{30(182) - (19)(285)}{\sqrt{(30 \cdot 19 - (19)^2) \times (30 \cdot 2731 - (285)^2)}}$$

$$r_{Hitung} = \frac{5460 - 5415}{\sqrt{(570 - 361) \times (81930 - 81225)}}$$

$$r_{Hitung} = \frac{45}{\sqrt{147.345}}$$

$$r_{Hitung} = \frac{45}{383.85} = 0,117233$$

Hasil r_{Hitung} dari 21 kriteria yang dipakai ditunjukkan pada tabel dibawah ini.

Item Kriteria	r_{Hitung}	r_{tabel}	Keputusan
1	0.117231632	0.3610	Valid
2	0.646025239	0.3610	Valid
3	0.301969221	0.3610	Valid
4	0.429849319	0.3610	Valid
5	0.230632802	0.3610	Valid
6	0.038001485	0.3610	Valid
7	-0.114004454	0.3610	Valid
8	-0.159787092	0.3610	Valid
9	0.076877601	0.3610	Valid
10	-0.263635252	0.3610	Valid
11	-0.489608325	0.3610	Valid
12	0.226476916	0.3610	Valid
13	0	0.3610	Valid
14	-0.301969221	0.3610	Valid
15	0.319574185	0.3610	Valid
16	-0.038001485	0.3610	Valid
17	0.076877601	0.3610	Valid
18	0.351694897	0.3610	Valid
19	-0.112986537	0.3610	Valid
20	0.20546403	0.3610	Valid
21	0.319574185	0.3610	Valid

2. Uji Reabilitas

Pengujian reabilitas dilakukan menggunakan metode Alpha, dengan menggunakan rumus berikut ini:

$$r_{Reabilitas} = \left[\frac{n}{n-1} \right] \left[1 - \frac{\sum S_i}{S_t} \right]$$

Keterangan:

$r_{Reabilitas}$ = Nilai Reliabilitas
 $\sum S_i$ = Jumlah Varians skor tiap-tiap item
 S_t = Total Varians
 n = Jumlah Item Pertanyaan

Kemudian untuk menghitung nilai S_i dengan rumus berikut:

$$S_i = \frac{\sum x_i^2 - \frac{(\sum x_i)^2}{n}}{n}$$

Keterangan:

S_i = Varians skor tiap-tiap item pertanyaan
 $\sum x_i^2$ = Jumlah Kuadrat item pertanyaan Xi

$(\sum x_i)^2$ = Jumlah Item pertanyaan Xi dikuadratkan
 n = Jumlah responden

kemudian untuk menghitung total Varians dengan rumus:

$$S_t = \frac{\sum x_t^2 - \frac{(\sum x_t)^2}{n}}{n}$$

Keterangan:

S_t = Total Varians skor tiap-tiap item pertanyaan
 $\sum x_t^2$ = Jumlah Kuadrat item pertanyaan X total
 $(\sum x_t)^2$ = Jumlah Item pertanyaan X total dikuadratkan
 n = Jumlah responden

Langkah terakhir pengujian reliabilitas ini dengan memasukkan rumus alpha, Pengujian dilakukan dengan jumlah responden sebanyak 30 dan jumlah item sebanyak 21 item. Menggunakan *level of significance* 0,05 dengan derajat kebebasan (df = n-2), dengan kaidah Keputusan:

- apabila $r_{Reabilitas} > r_{tabel}$, maka item pertanyaan dinyatakan reliabel
- apabila $r_{Reabilitas} < r_{tabel}$, maka item pertanyaan dinyatakan tidak reliabel

Hasil $r_{Reabilitas}$ dari perhitungan diatas memiliki hasil $r_{Reabilitas}$ sebesar 1.152 yang apabila dibandingkan sesuai dengan kaidah Keputusan diatas memiliki hasil $r_{Reabilitas} > r_{tabel}$ dengan nilai $1.152 > 0.361$ yang memiliki arti bahwa secara keseluruhan data yang akan dianalisis reliabel.