

Klasifikasi Daftar Ulang Calon Mahasiswa Baru Dengan Menggunakan Metode Klasifikasi Naive Bayes

Reji Pikriyansah¹, Fajri Rahmat Umbara², Puspita Nurul Sabrina³

^{1,2,3} Universitas Jenderal Achmad Yani Cimahi, Jl. Terusan Jend. Sudirman, Kota Cimahi 40531, Indonesia

e-mail: rejipikriyansah17@if.unjani.ac.id¹, fajri.rakhmat@lecture.unjani.ac.id², puspita.sabrina@lecture.unjani.ac.id³

INFORMASI ARTIKEL**Sejarah Artikel:**

Diterima Redaksi : 27 Februari 2022

Revisi Akhir : 3 Juli 2022

Diterbitkan Online : 30 November 2022

Kata Kunci:

Naive Bayes, Registrasi Ulang Mahasiswa, Mutual Information, Undersampling, Imbalanced Data

Korespondensi:

Telepon / Hp : +62 82116428260

E-mail : rejipikriyansah17@if.unjani.ac.id

ABSTRAK

Registrasi ulang merupakan prosedur yang wajib dilakukan oleh calon mahasiswa yang berkeinginan menjadi mahasiswa aktif dan sudah lulus seleksi. Kebanyakan mahasiswa yang tidak ingin melanjutkan proses registrasi ulang memilih menunggu batas akhir registrasi ulang daripada menghubungi pihak Universitas. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi calon mahasiswa yang akan melakukan registrasi ulang menggunakan metode Naive Bayes terhadap dataset calon mahasiswa dengan menggunakan dua database yang mana merupakan dataset dengan kelas yang tidak seimbang dan dataset dengan kelas yang seimbang yang diseimbangkan menggunakan metode Undersampling, ditambah dengan beberapa skenario klasifikasi dengan melakukan penyeleksian atribut menggunakan metode Mutual Information. Hasil akurasi tertinggi yang didapat adalah 63.83% pada dataset dengan kelas yang tidak seimbang dengan menggunakan 14-16 atribut dan 63.53% pada dataset dengan kelas yang seimbang dengan menggunakan 15-16 atribut. Nilai Mutual Information kedua dataset sangatlah rendah yaitu dibawah 0.09. Berdasarkan hasil yang di dapat dari setiap pengujian skenario nilai Mutual Information yang rendah dan rentang nilai yang berdekatan kemungkinan besar mengakibatkan tingkat akurasi menurun setiap dilakukan proses penyeleksian atribut.

1. PENDAHULUAN

Calon mahasiswa baru dapat mendaftar lebih dari satu perguruan tinggi, dan apabila calon mahasiswa tersebut lulus di lebih dari satu perguruan tinggi, mahasiswa tersebut dapat memilih melanjutkan di salah satu atau lebih perguruan tinggi [1]. Pada saat pendaftaran banyak calon mahasiswa yang mendaftar, tetapi pada saat dilakukan registrasi ulang banyak calon mahasiswa yang mengundurkan diri dengan cara mengabaikan registrasi ulang sampai periodenya berakhir [1].

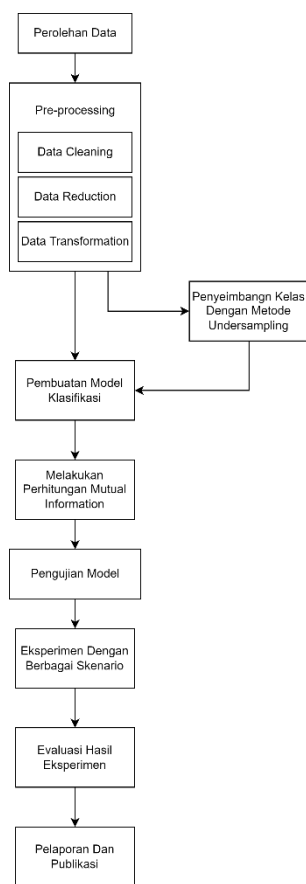
Data adalah bahan mentah untuk menghasilkan informasi dan untuk membuat data menjadi sebuah informasi yang berguna, data tersebut perlu diolah dan data mining bisa dimanfaatkan untuk mengolah data tersebut [2]. Salah satu dari metode data mining yang dapat digunakan adalah naive bayes, seperti yang dilakukan dalam penelitian [2] yang dimana dalam penelitian tersebut di melakukan prediksi dan klasifikasi menggunakan metode naive bayes terhadap data calon mahasiswa baru untuk membantu departemen bagian pemasaran agar bisa mengoptimalkan target pencapaiannya. Hasil dari aplikasi tersebut didapatkan tingkat akurasi sebesar 73%. Ada juga penelitian yang mencoba memprediksi kemungkinan calon mahasiswa akan mengundurkan diri seperti pada penelitian [3] yang

melakukan klasifikasi menggunakan decision tree dengan membandingkan tingkat akurasi algoritma C4.5 dengan algoritma ID3. Pengujian dari penelitian tersebut menggunakan split validation, yang dimana cara membagi datanya menjadi 4 kategori dan akurasi paling besar didapat di 80% data latih dan 20% data uji dengan akurasi 84.85% untuk algoritma ID3 dan 84.50% untuk algoritma C4.5. Kemudian sudah ada juga penelitian mengenai mundurnya calon mahasiswa menggunakan metode naive bayes seperti penelitian [4] yang mana metode naive bayes memiliki akurasi yang tinggi yaitu sebesar 86.6%. Namun kebanyakan dari penelitian sebelumnya menyarankan untuk menambahkan jumlah atribut, data dan metode tambahan yang dipakai dalam proses klasifikasi.

Oleh karena itu dalam penelitian ini akan dilakukan klasifikasi terhadap dataset calon mahasiswa menggunakan metode naive bayes dengan melakukan beberapa pengujian terhadap dataset registrasi mahasiswa baru dengan menggunakan metode mutual information untuk penyeleksian atribut berdasarkan nilai keterkaitan antara atribut dengan kelas untuk melihat apakah tingkat akurasi meningkat atau menurun setelah dilakukan penyeleksian atribut.

2. METODE PENELITIAN

Tahapan metode yang dilakukan penelitian ini diawali dengan perolehan data pendaftaran dan data registrasi ulang calon mahasiswa baru, *data cleaning*, *data reduction*, *data transformation*, penyeimbangan kelas menggunakan metode *undersampling*, pembuatan model klasifikasi, melakukan perhitungan *mutual information*, pengujian model, eksperimen dengan menggunakan berbagai skenario, evaluasi hasil eksperimen dan tahapan penelitian ini diakhiri dengan pelaporan dan publikasi. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar 1 Metode Penelitian

2.1. Perolehan Data

Data penelitian ini diperoleh dari PMB Universitas Jenderal Achmad Yani, data tersebut akan digunakan sebagai data latih dan data uji untuk model yang dibuat. Data yang diperoleh adalah dua file excel dengan format .xlsx, yaitu :

- Data Regis PMB 2021, yaitu data dari calon mahasiswa yang sudah lulus bagian pendaftaran. Dataset ini memiliki total 5408 data dengan 10 atribut yaitu No, Periode, Jalur, Nomor Peserta, Fakultas, Prodi, Program, Tanggal Penada, Keterangan, dan Keterangan Khusus.
- Data Laporan Pendaftaran 06/10/2021, yaitu data dari calon mahasiswa yang

mendaftar ke Universitas Jenderal Achmad Yani pada tanggal 06 Oktober 2021. Dataset ini memiliki total 10929 data dengan 33 atribut yaitu No, Nomor Pendaftaran, Nomor Tempat Duduk, Jalur Masuk, Pilihan Jurusan 2, Pilihan Jurusan 2, Status Pembayaran, Kode Pos, Kota, Provinsi, Tempat Lahir, Tanggal Lahir, Jenis Kelamin, Agama, Alumni/Non Alumni, Media Info, Agama Ayah, Pendidikan Terakhir Ayah, Pekerjaan Ayah, NRP NIP Ayah, Pangkat Jabatan Ayah, Kesatuan Ayah, Agama Ibu, Pendidikan Terakhir Ibu, Pekerjaan Ibu, NRP NIP Ibu, Pangkat Jabatan Ibu, Kesatuan Ibu, Penghasilan Orang Tua, Nama Sekolah, Jenis Sekolah, Penjurusan, dan Tahun Lulus.

2.2. Pre-processing

Tahapan preprocessing dilakukan untuk mengubah data ke bentuk yang sesuai dengan yang dibutuhkan oleh sistem. Dalam penelitian ini dilakukan beberapa tahapan yaitu *data integration*, *data cleaning*, *data reduction* dan *data transformation*.

Data Integration, tahapan ini adalah tahapan dimana kedua dataset digabungkan dengan menggunakan atribut No Peserta pada Data Regis PMB 2021 dan atribut No Pendaftaran sebagai atribut penghubung dari kedua dataset.

Data Cleaning, tahapan ini terdiri dari beberapa tahapan, yaitu menghapus data yang tidak diperlukan, menghapus data duplikat dan mengisi field kosong seperti pilihan jurusan 2 yang kosong diisi dengan "Tidak Memilih".

Data Reduction, tahapan ini adalah tahapan untuk menghilangkan semua atribut yang tidak dibutuhkan oleh sistem. Pada awalnya dataset memiliki 42 atribut dan setelah dikurangi menjadi 16 atribut.

Data Transformation, tahap ini adalah tahapan dimana data akan diubah kedalam bentuk yang sesuai dengan yang dibutuhkan oleh penelitian ini. Dalam penelitian ini, atribut yang diubah adalah Jalur Masuk yang dimana dilakukan penghapusan tanggal dan periode PMB atribut tersebut seperti yang terlihat pada tabel 1.

Tabel 1 Transformasi Atribut Jalur Masuk

Attribute	Data Asli	Setelah Transformasi
Jalur Masuk	USM - PMB Tahun 2021 Jalur USM Periode Agustus	USM
	Rapor - PMB Tahun 2021 Jalur Rapor Periode Agustus	Raptor

2.3. Undersampling

Pada tahapan ini dataset yang sudah ditransformasikan diseimbangkan kelas datasetnya dengan menggunakan metode undersampling. Metode undersampling adalah metode mengurangi data dataset yang memiliki kelas dengan jumlah paling tinggi sampai memiliki jumlah yang sama dengan kelas lainnya. Untuk distribusi data sebelum dan setelah dilakukannya undersampling dapat dilihat pada tabel 2.

Tabel 2 Distribusi Data Setelah Dan Sebelum Undersampling

Nama Kelas	Jumlah Kelas
------------	--------------

	Sebelum Undersampling	Sesudah Undersampling
Regis	2919 data	1542 data
Tidak Regis	1542 data	1542 data

2.4. Klasifikasi Naïve Bayes

Naïve bayes didasarkan pada teorema bayes dan memiliki kemampuan yang sama seperti pohon keputusan dan jaringan saraf tiruan. Naïve bayes telah terbukti memiliki kecepatan dan akurasi yang tinggi dalam hal implementasi data yang besar. Bentuk umum dari teorema bayes adalah sebagai berikut [5]:

$$P(H|X) = \frac{P(X|H) P(H)}{P(X)} \tag{1}$$

Keterangan :

- $P(H|X)$: Probabilitas kelas H yang didasarkan pada kondisi X (*posterior probability*)
- $P(X|H)$: Probabilitas kondisi X dalam kelas H (*conditional probability*)
- $P(H)$: Probabilitas dari kelas H (*class prior probability*)
- $P(X)$: Probabilitas dari kondisi X (*predictor prior probability*)

Karena nilai dari predict prior probability yang digunakan untuk memprediksi setiap kelas bernilai tetap, maka yang perlu dikalkulasikan hanya $P(X|H) P(H)$, sehingga persamaannya menjadi [6]:

$$P(H|X) = P(X|H) P(H) \tag{2}$$

Dalam teorema naïve bayes, perlu dicatat bahwa proses klasifikasi membutuhkan berbagai variabel atau kondisi untuk menentukan kelas yang sesuai dengan sampel yang dianalisis. Oleh karena itu, persamaannya $P(X|H)$ disesuaikan menjadi [7]:

$$P(H_i) = \prod_{k=1}^n P(H_i) = P(H_i) \times P(x_1|H_i) \times \dots \times P(x_n|H_i) \tag{3}$$

Keterangan :

- H_i : Kelas ke i dari total kelas yang ada
- x_k : Variabel/ kondisi ke k dari total variabel yang dipakai
- $P(H_i)$: Probabilitas kemunculan variabel ke k dalam kelas ke i

Sehingga untuk menghitung posterior probability, didapatkan persamaan sebagai berikut:

$$P(X) = P(H_i) \prod_{k=1}^n P(H_i) = P(H_i) \times P(H_i) \times P(H_i) \times \dots \times P(H_i) \tag{4}$$

Yang di mana dalam menghitung $P(H_i)$ dan $P(H_i)$ akan menggunakan persamaan berikut:

$$P(H_i) = \frac{C_i}{C} \tag{5}$$

$$P(H_i) = \frac{F_k}{C_i} \tag{6}$$

Keterangan :

- C_i : Total kelas H_i yang ada pada data latih
- C : Total keseluruhan data latih
- F_k : Jumlah variabel k dalam kelas H_i pada data latih

Untuk menentukan kelas yang dipilih, naïve bayes akan membandingkan posterior probability dengan posterior probability lainnya dan memilih kelas yang memiliki nilai probabilitas tertinggi [6].

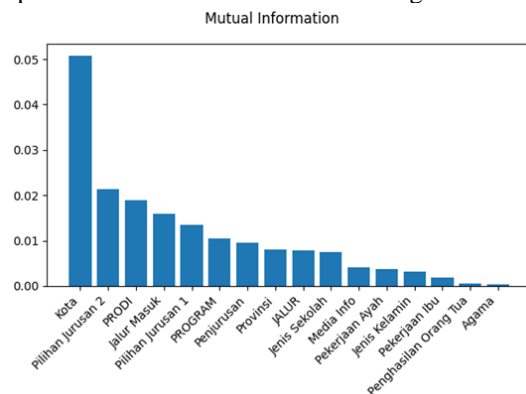
2.5. Mutual Information

Mutual Information adalah bagian dari teori informasi yang digunakan untuk menentukan besarnya arus yang dimiliki antar variabel dengan menggambarkan interaksi yang terjadi [8]. Persamaan mutual information dapat dilihat pada persamaan 7 dan nilai dari mutual information diwakili dengan notasi MI [11].

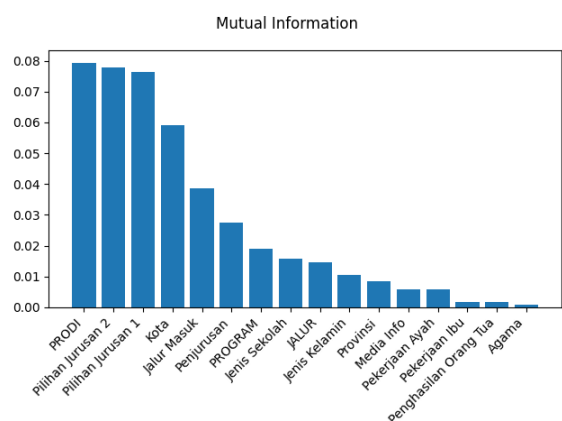
$$MI(X; Y) = \sum_{y \in Y} \sum_{x \in X} P(x, y) \frac{P(x, y)}{P(x)P(y)} \tag{7}$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengujian metode dilakukan menggunakan 2 dataset yaitu dataset dengan kelas seimbang dan kelas tidak seimbang. Skenario pengujian yang dipakai adalah dengan melakukan klasifikasi menggunakan 3-16 atribut yang dimiliki oleh setiap dataset dengan menggunakan Mutual Information sebagai penentu untuk menentukan urutan atribut yang digunakan dengan cara mengurutkan dari nilai Mutual information terbesar sampai terkecil. Berdasarkan hasil perhitungan sistem didapatkan nilai mutual information sebagai berikut :



Gambar 2 Mutual Information Dataset Dengan Kelas Tidak Seimbang



Gambar 3 Mutual Information Dataset Dengan Kelas Yang Seimbang

Setelah dilakukan pengujian terhadap setiap skenario, didapatkan hasil sebagai berikut :

Tabel 3 Hasil setiap skenario

Jumlah Atribut yang digunakan	Data dengan kelas tidak seimbang		Data dengan kelas yang seimbang	
	Atribut Yang Ditambahkan	Akurasi	Atribut Yang Ditambahkan	Akurasi
3	Kota, Pilihan Jurusan 2 & Prodi	61.36%	Prodi, Pilihan Jurusan 1 & Pilihan Jurusan 2	62.72%
4	Jalur Masuk	62.71%	Kota	59.48%
5	Pilihan Jurusan 1	62.26%	Jalur Masuk	59.00%
6	Program	62.82%	Penjurusan	58.67%
7	Penjurusan	62.37%	Program	58.51%
8	Provinsi	63.71%	Jenis Sekolah	59.16%
9	Jalur	62.82%	Jalur Masuk	62.88%
10	Jenis Sekolah	63.26%	Jenis Kelamin	63.05%
11	Media Info	62.60%	Provinsi	62.40%
12	Pekerjaan Ayah	62.04%	Media Info	62.88%
13	Jenis Kelamin	63.16%	Pekerjaan Ayah	62.72%
14	Pekerjaan Ibu	63.83%	Pekerjaan ibu	63.37%
15	Pekerjaan Orang Tua	63.83%	Penghasilan Orang Tua	63.53%
16	Agama	63.83%	Agama	63.53%

Berdasarkan hasil yang dilihat pada tabel 3 tingkat akurasi dari dataset dengan kelas yang seimbang memiliki tingkat akurasi yang lebih kecil daripada dataset dengan kelas yang tidak seimbang. Berdasarkan hasil dari confusion matrix rata-rata hasil klasifikasi lebih banyak ke kelas “Regis” dibanding kelas “Tidak regis” yang mana memiliki perbandingan 6:2 dan kelas yang diklasifikasikan “Regis” meningkat seiring bertambahnya jumlah atribut yang dipakai sampai memiliki perbandingan 7:1. Dan untuk dataset dengan kelas yang seimbang awalnya hasil klasifikasi lebih condong ke kelas “Tidak Regis” dengan perbandingan 3:2 dan seiring bertambahnya jumlah atribut perbandingannya menjadi sama rata.

Dan untuk perbandingan nilai mutual information dari kedua dataset, dataset dengan kelas yang seimbang memiliki nilai mutual information lebih tinggi daripada dataset dengan kelas yang tidak seimbang. Tetapi sayangnya nilai mutual information atribut masih tidak

ada yang menyentuh angka diatas 0.1. Nilai mutual information tertinggi adalah 0.08 yang dimiliki atribut “Prodi” pada dataset dengan kelas yang seimbang dan 0.05 yang dimiliki atribut “Kota” pada dataset dengan kelas yang tidak seimbang.

Tingkat akurasi tertinggi rata-rata didapat pada klasifikasi dengan menggunakan 15-16 atribut dan semakin dikurangi jumlah atribut yang digunakan rata-rata akurasinya mengalami penurunan. Pada dataset dengan kelas yang seimbang terjadi penurunan akurasi yang sangat tinggi pada saat menambahkan atribut “Kota” pada metode klasifikasi yang mana mengakibatkan penurunan akurasi sebesar 3.42%, ini diduga terjadi karena jumlah kategori dalam atribut kota memiliki 200 kategori. Dan untuk dataset dengan kelas tidak seimbang penurunan akurasi adalah 0.89% yang terjadi ketika menambahkan atribut “Jalur”.

Berdasarkan hasil pengujian skenario dan perbandingan dataset didapatkan bahwa penyeleksi atribut dengan menggunakan mutual information kemungkinan besar tidak akan meningkatkan akurasi apabila nilai mutual information setiap atribut hampir mendekati 0 dan memiliki nilai yang hampir berdekatan. Nilai mutual information naik setelah kelas dataset diseimbangkan, yang mana tidak menutup kemungkinan apabila kategori setiap atribut disederhanakan agar tidak memiliki selisih yang berbeda tiap kategori dapat meningkatkan nilai mutual information. Hal ini belum valid karena belum dilakukan pengujian terhadap dataset yang sama setelah melakukan penyederhanaan kategori.

4. KESIMPULAN

Penelitian mengenai klasifikasi registrasi ulang atau tidaknya mahasiswa baru menggunakan metode naïve bayes ini menggunakan 2 dataset yaitu dataset dengan kelas yang seimbang dan dataset dengan kelas yang tidak seimbang. Perbandingan kelas pada dataset dengan kelas tidak seimbang adalah 2:1 yang mana didominasi oleh kelas Regis. Dataset dengan kelas seimbang merupakan hasil penyeimbangan dataset dengan kelas tidak seimbang menggunakan metode undersampling. Selain menggunakan 2 dataset, penelitian ini juga menggunakan mutual information untuk menghitung tingkat keterkaitan atribut dengan kelas dataset yang digunakan untuk menyeleksi atribut yang dipakai. Hasil akurasi tertinggi yang didapat adalah 63.83% untuk dataset dengan kelas tidak seimbang dengan menggunakan 14-16 atribut dan 63.53% untuk dataset dengan kelas yang seimbang menggunakan 15-16 atribut.

Tingkat akurasi dataset yang memiliki kelas yang tidak seimbang memiliki akurasi yang lebih tinggi sebesar 0.30% tetapi, nilai mutual informationnya lebih kecil daripada dataset dengan kelas yang seimbang. Hal ini diduga terjadi karena atribut yang digunakan memiliki kategori yang banyak dan terlalu dominan ke 1-3 kategori.

Dalam penelitian ini nilai mutual information setiap atribut yang didapat sangatlah rendah yaitu dibawah 0.09

yang dimana dalam mutual information rentang nilainya adalah 0-1 dan apabila nilainya mendekati 0 maka atribut tersebut maka semakin kecil nilai keterkaitan dengan kelas yang digunakan atau tidak terlalu berpengaruh dalam meningkatkan akurasi. Berdasarkan hasil yang didapat dari skenario-skenario yang dilakukan di penelitian ini nilai mutual information yang rendah dan rentang nilai antar atribut yang berdekatan mengakibatkan penyeleksian atribut menggunakan mutual information menurunkan akurasi dari metode klasifikasi. Meskipun setelah dilakukan penyeleksian atribut akurasi tidak meningkat, namun berdasarkan hasil yang didapat dari skenario yang telah dilakukan mutual information masih bisa dimanfaatkan untuk mempercepat proses klasifikasi dengan mengurangi beberapa atribut yang digunakan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Supria, Lidyawati, and S. Mawarni, "Sistem Prediksi Pengunduran Diri Calon Mahasiswa Baru Menggunakan Algoritma C45," 2018.
- [2] S. P. Barus, "Implementation of Naïve Bayes Classifier-based Machine Learning to Predict and Classify New Students at Matana University," in *Journal of Physics: Conference Series*, Mar. 2021, vol. 1842, no. 1. doi: 10.1088/1742-6596/1842/1/012008.
- [3] S. Andie, M. Kom, and Kom, "PENERAPAN DECISION TREE UNTUK MENGANALISIS KEMUNGKINAN PENGUNDURAN DIRI CALON MAHASISWA BARU," 2016.
- [4] N. Yahya and A. Jananto, *KOMPARASI KINERJA ALGORITMA C.45 DAN NAIVE BAYES UNTUK PREDIKSI KEGIATAN PENERIMAAN MAHASISWA BARU (STUDI KASUS: UNIVERSITAS STIKUBANK SEMARANG)*. 2019.
- [5] A. Kesumawati, "Implementation Naïve Bayes Algorithm for Student Classification Based on Graduation Status," vol. 1, no. 2, pp. 6–12, 2017, [Online]. Available: <http://pubs.ascee.org/index.php/ijabis>[E:info@ascee.org]
- [6] A. Weni Syafputri, E. Irwandi, and Mustakim, "Naive Bayes Algorithm for Classification of Student Major's Specialization," *Journal of Intelligent Computing and Health Informatics*, vol. 1, no. 1, pp. 18–22, 2020, [Online]. Available: <https://jurnal.unimus.ac.id/index.php/ichi>
- [7] A. P. Wibawa *et al.*, "Naïve Bayes Classifier for Journal Quartile Classification," *International Journal of Recent Contributions from Engineering, Science & IT (iJES)*, vol. 7, no. 2, p. 91, Jun. 2019, doi: 10.3991/ijes.v7i2.10659.
- [8] C. Chotimah, "Penerapan Metode Mutual Information Dan Bayes Network Untuk Klasifikasi Penyelesaian Studi," *MJR ICT: Musamus Journal Of Research Information and Communication Technology*, vol. 2, no. 1, pp. 26–34, 2019, [Online]. Available: <https://ejournal.unmus.ac.id/index.php/mjri>
- [9] A. Hisham, A. Ahmed, M. Khaled, N. Abdullatif, and S. Kassem, "Modelling of Crime Record Management System Using Unified Modeling Language," *Ingenierie des Systemes d'Information*, vol. 26, no. 4, pp. 365–373, Aug. 2021, doi: 10.18280/ISI.260404.
- [10] F. M. Mwakondo, "Modeling a Competence-based Industry Role Selection System for University Graduates Using Machine Learning," *Multidisciplinary Journal of Technical University of Mombasa*, vol. 1, no. 1, pp. 15–25, Nov. 2020, doi: 10.48039/mjtm.v1i1.11.
- [11] I. Bagus, A. Peling, N. Arnawan, I. Putu, A. Arthawan, and I. Janardana, "Implementation of Data Mining To Predict Period of Students Study Using Naive Bayes Algorithm," 2017.
- [12] R. A. Ibrahim Alhayali, M. A. Ahmed, Y. M. Mohialden, and A. H. Ali, "Efficient method for breast cancer classification based on ensemble hoeffding tree and naïve Bayes," *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, vol. 18, no. 2, pp. 1074–1080, 2020, doi: 10.11591/ijeecs.v18.i2.pp1074-1080.
- [13] R. Saptono, "Online News Classification Using Naive Bayes Classifier with Mutual Information for Feature Selection Healthcare Analytic for Smart Healthcare View project Application for Software Size Estimation View project," 2017, doi: 10.20961/its.v6i1.11114.
- [14] I. Widhi Saputro and B. Wulan Sari, "Uji Performa Algoritma Naïve Bayes untuk Prediksi Masa Studi Mahasiswa Naïve Bayes Algorithm Performance Test for Student Study Prediction," *Citec Journal*, vol. 6, no. 1, 2019.
- [15] A. Y. Triyanto and R. Kusumaningrum, "Implementasi Teknik Sampling untuk Mengatasi Imbalanced Data pada Penentuan Status Gizi Balita dengan Menggunakan Learning Vector Quantization Implementation of Sampling Techniques for Solving Imbalanced Data Problem in Determination of Toddler Nutritional Status using Learning Vector Quantization," vol. 19, pp. 39–50, 2017.
- [16] S. A. Nazeer, "Design of Strategic Management System for Northern Border University using Unified Modeling Language," 2018. [Online]. Available: www.ijacsa.thesai.org