

# Aplikasi Monitoring Tunggakan Uang Kuliah Mahasiswa Non Aktif Di Universitas Tarumanagara Menggunakan Metode Naive Bayes

Timothy Reynaldi <sup>1)</sup> Lely Hiryanto <sup>2)</sup> Darius Andana Haris <sup>3)</sup>

<sup>1)</sup> Teknik Informatika, FTI, Universitas Tarumanagara  
Jl. Letjen S Parman no 1, Jakarta 11440 Indonesia  
email : [timothyreynaldi1@gmail.com](mailto:timothyreynaldi1@gmail.com)

<sup>2)</sup> Lembaga Sistem Informasi dan Data Base, Universitas Tarumanagara  
Jl. Letjen S Parman no 1, Jakarta 11440, Indonesia  
email : [lsidb@untar.ac.id](mailto:lsidb@untar.ac.id)

## ABSTRACT

Universitas Tarumanagara memiliki dua status mahasiswa, yaitu mahasiswa aktif dan mahasiswa non aktif. Saat ini, bidang administrasi di Universitas Tarumanagara belum memiliki sistem yang baik untuk menangani tunggakan uang kuliah dari mahasiswa non aktif. Tujuan dari perancangan Aplikasi Monitoring Tunggakan Uang Kuliah Mahasiswa Non Aktif ini adalah untuk memperbaiki dan memudahkan user untuk memonitoring tunggakan uang kuliah dari mahasiswa non aktif di Universitas Tarumanagara. Aplikasi ini menggunakan metode Naive Bayes. Penerapan dari metode Naive Bayes ini berfungsi untuk menghitung probabilitas kemungkinan mahasiswa Universitas Tarumanagara yang non aktif selama tiga semester berturut-turut harus di keluarkan atau tidak. Hasil dari penerapan metode Naive Bayes ini berhasil untuk menampilkan output prediksi untuk dikeluarkan atau dilanjutkannya mahasiswa yang sudah non aktif selama tiga semester berturut-turut. Hasil dari pengujian fungsional aplikasi menggunakan mendapatkan output sukses untuk pengetesan pada semua halaman yang di uji dan metode pengambilan keputusan dari aplikasi ini memiliki akurasi untuk prediksi tindakan pengambilan keputusan sebesar 91%.

## Key words

Universitas Tarumanagara, Mahasiswa Non Aktif, Naive Bayes.

## 1. Pendahuluan

Status mahasiswa Universitas Tarumanagara terdiri dari mahasiswa aktif dan mahasiswa non aktif. Mahasiswa non aktif adalah mahasiswa yang belum

melakukan registrasi ulang di semester yang baru, Saat ini mahasiswa yang cuti[1].

Saat ini bidang administrasi di Universitas Tarumanagara belum memiliki sistem yang baik untuk menangani tunggakan uang kuliah mahasiswa non aktif. Untuk mendapatkan informasi mahasiswa non aktif, program studi (prodi) mendapatkan data mahasiswa non aktif tersebut hanya melalui Biro Adak sehingga kurang efektif untuk mengontrol mahasiswa non aktif yang ada.

Tunggakan uang kuliah dari mahasiswa yang non aktif terkadang tidak diketahui kondisinya. Saat di kontak dari prodi mahasiswa tersebut ada yang ingin melanjutkan kuliah dan ada yang tidak ingin lagi melanjutkan kuliah atau *Drop Out* (DO), tetapi masih memiliki tunggakan. Mahasiswa yang terancam *drop out* terjadi karena tidak ada monitoring dan besarnya uang tunggakan mahasiswa yang setiap tahunnya naik. Tunggakan mahasiswa non aktif di setiap semesternya harus dibayarkan, karena menurut syarat dari Universitas Tarumanagara, hanya mahasiswa yang non aktif selama tiga semester berturut-turut baru dapat di proses.

Sistem yang saat ini diterapkan oleh Universitas Tarumanagara adalah memberikan surat ke prodi yang sistem ini kurang efektif, jadi tujuan dari aplikasi ini untuk meningkatkan sistem informasi dari lantar sendiri. Salah satu solusi untuk memperbaiki sistem yang ada saat ini adalah membuat aplikasi Monitoring Tunggakan Uang Kuliah Mahasiswa Non Aktif. Tujuan dari aplikasi yang diusulkan adalah menambahkan fitur-fitur di sistem informasi Lantar agar prodi dapat memonitoring langsung mahasiswa non aktif. Prodi dapat memantau setiap mahasiswa yang bermasalah dalam pembayaran tunggakan uang kuliah. Selain itu, prodi dapat memberikan status dan merubah status untuk mahasiswa

tersebut. Melalui aplikasi ini, pihak prodi dapat menghubungi mahasiswa untuk meminta kejelasan untuk melanjutkan perkuliahan atau tidak, jika mahasiswa non aktif tersebut masih ingin melanjutkan kuliah, maka akan di minta untuk membayar tunggakan, dan jika mahasiswa non aktif tersebut sudah tidak sanggup untuk kuliah atau membayar uang kuliah, maka akan dilakukan pemutihan pada mahasiswa tersebut.

Aplikasi ini menggunakan metode *Naïve Bayes*. Metode *Naïve Bayes* ini digunakan untuk menghitung probabilitas kemungkinan mahasiswa yang non aktif selama tiga semester berturut-turut harus di keluarkan atau tidak, menghitung probabilitas kemungkinan mahasiswa yang mengajukan dispensasi uang kuliah yang memiliki tunggakan uang kuliah selama tiga semester berturut-turut harus di keluarkan atau tidak, dan melakukan prediksi mahasiswa yang sudah non aktif satu semester, apakah akan non aktif lagi di semester berikutnya. Perhitungan ini menggunakan beberapa atribut atau kriteria untuk melakukan perhitungan, yaitu nilai IPK yang tinggi dari mahasiswa non aktif atau mahasiswa yang memiliki tunggakan, mahasiswa non aktif adalah angkatan baru atau angkatan akhir, keterangan non aktif dari mahasiswa, dan lama non aktif mahasiswa.

Metode *Naïve Bayes* adalah metode untuk pengambilan keputusan yang digunakan untuk menyelesaikan masalah dengan menentukan nilai peluang dari masalah dan nilai bukti yang ada dari data permasalahan tersebut. Metode ini menggunakan probabilitas bersyarat sebagai dasarnya[2].

Perancangan dan penelitian sejenis yang telah dibuat sebelumnya adalah sebagai berikut:

1. Perancangan dengan judul “Memprediksi Faktor Tunggakan Uang Kuliah Menggunakan Metode Naive Bayes” oleh Ledis Pebriani Purba. Perancangan ini bertujuan untuk memprediksi faktor apa saja yang membuat mahasiswa memiliki tunggakan uang kuliah. Perancangan ini menggunakan metodologi Naive Bayes yang digunakan untuk memprediksi dari data kuesioner yang dikumpulkan dari mahasiswa [3].
2. Perancangan dengan judul “Implementasi Metode K-Means Clustering Tunggakan Uang Kuliah Pada Stmik Royal Kisanan” oleh Risnawati dan Nurul Rahmadani. Perancangan yang dilakukan di STMIK Royal Kisanan ini bertujuan untuk mendapatkan informasi tentang tunggakan uang kuliah. Perancangan ini menggunakan metode K-Means clustering yang digunakan untuk melakukan pengelompokan terhadap beberapa kelas [4].

Dari latar belakang masalah di atas, dapat disimpulkan sejumlah batasan rancangan dari Aplikasi Monitoring Tunggakan Uang Kuliah Mahasiswa Non Aktif adalah sebagai berikut:

1. Aplikasi yang dibuat digunakan untuk menyesuaikan kebutuhan Universitas Tarumanagara.
2. Data yang digunakan merupakan data mahasiswa non aktif yang memiliki tunggakan di Universitas Tarumanagara.
3. Data nama mahasiswa yang digunakan akan di samarkan untuk menjaga privasi mahasiswa.
4. Aplikasi yang dibuat menggunakan metode naive bayes hanya berfungsi untuk menghitung probabilitas kemungkinan mahasiswa untuk di keluarkan.

Tujuan dan Kegunaan rancangan Aplikasi Monitoring Tunggakan Uang Kuliah Mahasiswa Non Aktif adalah sebagai berikut:

1. Mempermudah admin dalam monitoring tunggakan mahasiswa non aktif di Universitas Tarumanagara.
2. Meningkatkan sistem administrasi untuk tunggakan kuliah mahasiswa non aktif di Universitas.
3. Mempermudah prodi untuk memonitoring mahasiswa non aktif yang memiliki tunggakan uang kuliah di setiap semester.

## 2. Metode Program

### 2.1 Metode Naïve Bayes

*Naïve Bayes* merupakan sebuah pengklasifikasian probabilistik sederhana yang menghitung sekumpulan probabilitas dengan menjumlahkan frekuensi dan kombinasi nilai dari data set yang diberikan. Algoritma menggunakan teorema *Bayes* dan mengasumsikan semua atribut independen atau tidak saling ketergantungan yang diberikan oleh nilai pada variabel kelas[5].

Metode *Naïve Bayes* dipilih untuk diterapkan pada sistem ini karena metode ini dapat digunakan untuk menghitung probabilitas kemungkinan mahasiswa untuk di keluarkan dan untuk memprediksi mahasiswa yang tidak aktif selama 1 semester, apakah akan tidak aktif lagi di semester berikutnya. Faktor pendukung dari metode ini adalah kesesuaian data yang dapat di pakai untuk menghitung probabilitas kemungkinan mahasiswa untuk di keluarkan dan melakukan prediksi mahasiswa yang akan menunggak lagi.

Dalam Metode *Naïve Bayes* memiliki sebuah perhitungan untuk menghitung probabilitas dari sistem ini. Dalam perhitungan untuk menghitung probabilitas memiliki beberapa kriteria, yaitu mahasiswa memiliki IPK tinggi dengan nilai  $IPK > 3.0$ , mahasiswa memiliki IPK sedang dengan nilai  $IPK \geq 2.0 - 3.0$ , dan mahasiswa memiliki IPK rendah dengan nilai  $IPK < 2.0$ . Angkatan tahun dari mahasiswa, mahasiswa angkatan awal yaitu semester 1-2, mahasiswa angkatan tengah yaitu semester 3-6, dan mahasiswa akhir yaitu semester 7 ke atas. Selain itu, mahasiswa memiliki SKS kumulatif tinggi dengan jumlah  $SKS \geq 100$ . Mahasiswa memiliki SKS kumulatif sedang dengan jumlah  $SKS \geq 45-99$  dan mahasiswa memiliki SKS kumulatif rendah dengan jumlah  $SKS < 45$ .

Angkatan tahun dari mahasiswa ini juga di pengaruhi oleh SKS yang di peroleh oleh mahasiswa [6].

Kriteria pendukung lain untuk melakukan perhitungan untuk prediksi yaitu, keterangan alasan non aktif mahasiswa, dan juga lama non aktif dari mahasiswa yang dapat menjadi pertimbangan untuk pengambilan keputusan.

Berikut merupakan rumus untuk contoh perhitungan menggunakan atribut IPK untuk prediksi menggunakan metode *naïve bayes*.

Frequency Table : IPK					
IPK	Class		TOTAL	Predictor Prior Probability	
	NO	YES		P(Tinggi)	P(sedang)
TINGGI	4	1	5	0.3125	
SEDANG	1	5	6	0.375	
RENDAH	1	4	5	0.3125	
Total	6	10	16		
	P(NO)	P(YES)			
	0.375	0.625			

Gambar 1. Frequency Table IPK

Fungsi dari *Frequency Table* IPK ini untuk menampilkan frekuensi data IPK yang memenuhi kriteria dari tabel data mahasiswa untuk keperluan mendapat hasil *predictor prior probability* yang digunakan untuk melakukan perhitungan.

Dalam tabel ini menampilkan kriteria jenis dari IPK dan juga pembagian untuk data hasil di pengeluaran mahasiswa, dan total jumlah mahasiswa dari beberapa kriteria. Berikut adalah rumus perhitungan untuk kriteria IPK tinggi, sedang, dan rendah berdasarkan *class* dari *frequency table*.

Jika *Class No*:

$$P(\text{tinggi}) = \frac{P(NO) \times P(NO)}{P(\text{tinggi})}$$

$$P(\text{sedang}) = \frac{P(NO) \times P(NO)}{P(\text{sedang})}$$

$$P(\text{rendah}) = \frac{P(NO) \times P(NO)}{P(\text{rendah})}$$

Jika *Class Yes*:

$$P(\text{tinggi}) = \frac{P(Yes) \times P(Yes)}{P(\text{tinggi})}$$

$$P(\text{sedang}) = \frac{P(Yes) \times P(Yes)}{P(\text{sedang})}$$

$$P(\text{rendah}) = \frac{P(Yes) \times P(Yes)}{P(\text{rendah})}$$

### 2.1 Teorema Bayes

*Naïve Bayes* memiliki rumus dasar untuk mengklasifikasikan probabilistik. Berikut adalah rumus dasar dari *naïve bayes*.

Persaman Teorema *Naïve Bayes*.

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

Keterangan:

X: Kelas yang belum diketahui

H: Hipotesis / *Class* spesifik

P (H|X): Probabilitas H berdasarkan kondisi X

P (X|H): Probabilitas X berdasarkan kondisi H

P (H): Probabilitas hipotesis H

P (X): Probabilitas hipotesis X

Rumus ini digunakan untuk menghitung probabilitas dari semua atribut yaitu, IPK, Angkatan, Kondisi, dan Lama Non Aktif.

### 3. Hasil Percobaan

Pada Percobaan yang dilakukan pada aplikasi Monitoring Tunggalan Uang Kuliah Mahasiswa Non Aktif menggunakan beberapa pengujian untuk mendapatkan beberapa hasil percobaan, berikut merupakan hasil percobaan.

#### 3.1 Pengujian Fungsionalitas Aplikasi.

*Blackbox Testing* merupakan suatu metode yang digunakan dalam pengujian suatu aplikasi tanpa mengetahui isi dari kode aplikasi tersebut. *Blackbox Testing* fokus pada hasil input dan output yang dihasilkan oleh aplikasi agar semua modul yang ada sesuai dengan spesifikasi yang dibutuhkan oleh user[7]. *Blackbox Testing* ini memiliki beberapa elemen yang umum digunakan dalam *Blackbox Testing*, yaitu:

1. Halaman yang di uji
  - Merujuk pada sistem atau aplikasi yang sedang diuji. Halaman ini bisa berupa situs web, aplikasi *mobile*, atau perangkat lunak lainnya. *Blackbox Testing* berfokus pada interaksi dengan sistem sebagai pengguna eksternal, sehingga halaman yang diuji mencakup fitur dan fungsionalitas yang terlihat oleh pengguna.
2. Skenario
  - Skenario pengujian adalah serangkaian langkah atau tindakan yang dilakukan untuk menguji fungsionalitas sistem. Skenario ini didasarkan pada kebutuhan bisnis atau persyaratan pengguna yang telah ditetapkan sebelumnya. Setiap skenario menggambarkan interaksi pengguna dengan sistem dan langkah-langkah yang diambil untuk mencapai hasil yang diharapkan.
3. Hasil capaian
  - Hasil capaian mengacu pada hasil yang diharapkan atau yang seharusnya diperoleh dari skenario pengujian. Ini mencakup keluaran, respons, atau

perilaku sistem yang diharapkan ketika skenario dijalankan. Hasil capaian digunakan untuk membandingkan dengan hasil aktual yang diamati selama pengujian untuk mengevaluasi apakah sistem berperilaku sesuai dengan harapan.

4. Kesimpulan

Kesimpulan dari *Blackbox Testing* adalah penilaian terhadap kualitas dan kelayakan sistem berdasarkan hasil pengujian. Kesimpulan ini dapat berupa penilaian terhadap keberhasilan sistem dalam memenuhi persyaratan fungsional, identifikasi kelemahan atau cacat dalam sistem, atau rekomendasi untuk perbaikan atau pengembangan lebih lanjut. Kesimpulan ini didasarkan pada analisis hasil pengujian dan evaluasi terhadap tingkat kepuasan pengguna dan kepatuhan terhadap persyaratan yang telah ditetapkan sebelumnya.

Hasil dari Tabel 1 menampilkan, bahwa untuk pengujian dari halaman yang di uji memiliki hasil capaian yang sudah sesuai dengan skenario dan memiliki kesimpulan bahwa pengujian menggunakan *Blackbox Testing* mendapatkan output sukses.

Tabel 1. Blackbox Testing Aplikasi Monitoring Tunggakan

No	Halaman yang Diuji	Skenario	Hasil Capaian	Kesimpulan
1	Login	- User memilih halaman login - User melakukan login sebagai admin	- Tampil halaman login - User berhasil login sebagai admin	SUKSES
2	Dashboard	- User memilih menu dashboard - User memilih informasi umum yang diinginkan	- Tampil halaman dashboard - Tampil informasi umum sesuai keinginan user	SUKSES
3	Pengambilan Keputusan	- User memilih menu Pengambilan Keputusan	Tampil menu Pengambilan Keputusan	SUKSES
4	Dashboard Aplikasi	- User memilih Aplikasi - User memilih logout	- Tampil halaman aplikasi - User keluar dari Dashboard Aplikasi	SUKSES
5	Monitor Prodi	- User memilih menu Monitor Prodi - User memilih sub menu Tunggakan Mahasiswa - User memilih sub menu Status Pembayaran	- Tampil sub menu Monitor Prodi - Tampil data Tunggakan Mahasiswa - Tampil data Status Mahasiswa	SUKSES
6	Pembayaran Dan Cuti	- User memilih menu Pembayaran Dan Cuti	- Tampil sub menu Pembayaran dan Cuti	SUKSES

		- User memilih sub menu Pembayaran Tagihan - User memilih sub menu Pengajuan Cuti	- Tampil data Pembayaran Tagihan - Tampil data Pengajuan Cuti	
7	Laporan	- User memilih menu Laporan - User memilih sub menu Status Tunggakan - User memilih sub menu Cuti Mahasiswa	- Tampil sub menu Laporan - Tampil data Status Tunggakan - Tampil data Cuti Mahasiswa	SUKSES

*Blackbox Testing* adalah metode yang penting dalam menguji perangkat lunak, karena fokus pada pengalaman pengguna dan pemenuhan persyaratan fungsional. Dengan tidak memperhatikan rincian implementasi internal, metode ini memungkinkan pengujian yang efektif terhadap perilaku dan kualitas sistem secara keseluruhan.

3.2 Hasil Pengujian *Naïve Bayes*

*Confusion Matrix* atau juga yang biasa dikenal sebagai tabel kontingensi, adalah alat yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja suatu model klasifikasi atau prediksi. *Confusion Matrix* atau tabel kontingensi ini menggambarkan perbandingan antara hasil prediksi yang dihasilkan oleh model dengan nilai sebenarnya dari data yang diamati.

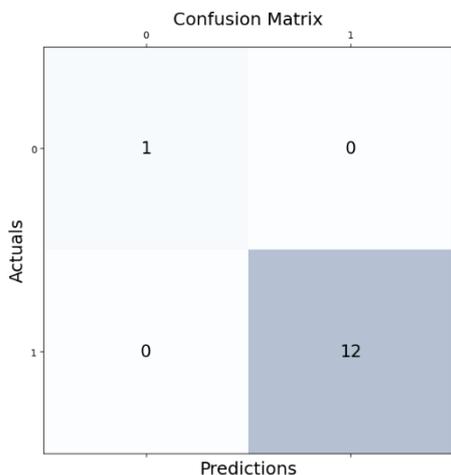
*Confusion Matrix* umumnya memiliki empat sel atau entri utama, yaitu:

1. *True Positive (TP)*: Ini adalah jumlah observasi yang secara benar diklasifikasikan oleh model sebagai positif atau kejadian positif.
2. *False Positive (FP)*: Ini adalah jumlah observasi yang salah diklasifikasikan oleh model sebagai positif, padahal seharusnya negatif atau non-kejadian.
3. *True Negative (TN)*: Ini adalah jumlah observasi yang secara benar diklasifikasikan oleh model sebagai negatif atau non-kejadian.
4. *False Negative (FN)*: Ini adalah jumlah observasi yang salah diklasifikasikan oleh model sebagai negatif, padahal seharusnya positif atau kejadian.

Pada percobaan yang dilakukan menggunakan *Confusion Matrix* terdapat 2 Pengujian, yaitu, pada pengujian pertama dari data *training*, dilakukan pembagian data secara *random* menjadi 70% untuk di *training* dan 30% untuk *testing*.

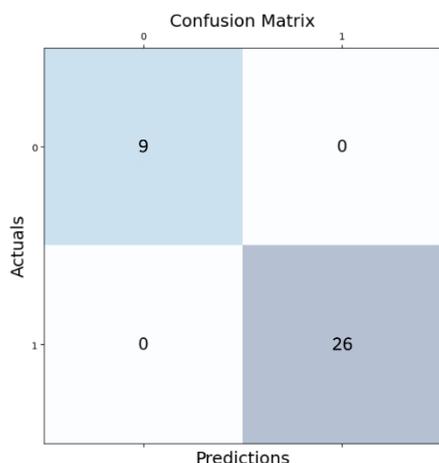
Hasil pada Gambar 2, setelah testing 30% data secara random dari data *training*, mendapatkan hasil *output* 1 True Positive dan 12 False Negative, yang artinya dari 13 mahasiswa, terdapat 1 mahasiswa yang memiliki output pengambilan keputusan dilanjutkan dan 12 mahasiswa memiliki output pengampilan keputusan dikeluarkan.

Artinya pengujian terhadap data *training* mendapatkan hasil 1 mahasiswa mendapatkan hasil observasi yang benar, dan diklasifikasikan oleh model sebagai hasil kejadian yang positif dari prediksi yang dilakukan dan 12 mahasiswa mendapatkan hasil observasi yang salah, dan diklasifikasikan oleh model sebagai hasil kejadian yang negatif, yang seharusnya positif dari prediksi yang dilakukan.



Gambar 2. Confusion Matrix Data Training

Pada pengujian kedua dilakukan pengujian pada data *real* yaitu pengujian terhadap 35 mahasiswa fakultas Teknik Informatika untuk mendapatkan hasil *output* dari pengujian. Hasil pada Gambar 3, mendapatkan hasil output 9 *True Positive* dan 26 *False Negative*, yang artinya dari 35 mahasiswa, terdapat 9 mahasiswa yang memiliki output pengambilan keputusan dilanjutkan dan 26 mahasiswa memiliki *output* pengampilan keputusan dikeluarkan. Artinya pengujian terhadap data *real* mendapatkan hasil 9 mahasiswa mendapatkan hasil observasi yang benar, dan diklasifikasikan oleh model sebagai hasil kejadian yang positif dari prediksi yang dilakukan dan 12 mahasiswa mendapatkan hasil observasi yang salah, dan diklasifikasikan oleh model sebagai hasil kejadian yang negatif, yang seharusnya positif dari prediksi yang dilakukan.



Gambar 3. Confusion Matrix Data Real

Dari *Confusion Matrix*, beberapa metrik evaluasi kinerja model dapat dihitung, antara lain:

1. Akurasi (*Accuracy*): Mencerminkan seberapa baik model dalam mengklasifikasikan keseluruhan data secara benar.
2. Presisi (*Precision*): Menunjukkan seberapa banyak prediksi positif yang benar dari semua prediksi positif yang dilakukan oleh model.
3. Recall atau Sensitivitas (*Recall/Sensitivity*): Menggambarkan seberapa banyak positif yang terdeteksi dari keseluruhan data yang sebenarnya positif.
4. Spesifisitas (*Specificity*): Menunjukkan seberapa baik model dalam mengklasifikasikan negatif dengan benar dari semua data negatif yang sebenarnya.

Hasil dari Gambar 4 menunjukkan hasil yang diberikan dari pengujian untuk pengambilan keputusan mendapatkan akurasi sebesar 91%, presisi mendapatkan hasil sebesar 56%, sensitivitas mendapatkan hasil sebesar 100% dan spesifisitas mendapatkan hasil sebesar 71%.

	precision	recall	f1-score	support
-1	1.00	1.00	1.00	18
0	0.56	1.00	0.71	5
1	1.00	0.83	0.91	24
accuracy			0.91	47
macro avg	0.85	0.94	0.87	47
weighted avg	0.95	0.91	0.92	47

Gambar 4. Metrik Evaluasi Confusion Matrix

*Confusion Matrix* memberikan gambaran yang lebih lengkap tentang kinerja model klasifikasi, dan metrik-metrik tersebut dapat membantu dalam mengevaluasi kekuatan dan kelemahan model dalam mengklasifikasikan data.

#### 4. Kesimpulan

Dalam perancangan Aplikasi Monitoring Tunggakan Uang Kuliah Mahasiswa Non Aktif Di Universitas Tarumanagara Menggunakan Metode *Naïve Bayes*, dapat disimpulkan bahwa Perancangan aplikasi berhasil dengan beberapa catatan, yaitu:

1. Perancangan aplikasi ini dapat menentukan status mahasiswa Universitas Tarumanagara yang dikeluarkan atau lanjut berdasarkan IPK, SKS Kumulatif, angkatan dan alasan non aktif.
2. Hasil dari pengujian fungsional aplikasi menggunakan metode *Blackbox Testing*, mendapatkan *output* sukses untuk pengetesan pada semua halaman yang di uji.
3. Hasil pengujian metode *Naïve Bayes* memiliki akurasi untuk prediksi tindakan pengambilan keputusan sebesar 91%.

## REFERENSI

- [1] Fadlan, Chairul; Ningsih, Selvia; dan Windarto, Agus Perdana. "Penerapan Metode Naïve Bayes Dalam Klasifikasi Kelayakan Keluarga Penerima Beras Rastra." JUTIM (Jurnal Teknik Informatika Musirawas). Vol. 3, No. 1. 2018.
- [2] Hastuti, Khafiizh. "Analisis komparasi algoritma klasifikasi data mining untuk prediksi mahasiswa non aktif". Semantik. Vol. 2, No. 1. 2012.
- [3] Manalu, Effrida; Sianturi, Fricles Ariwisanto; dan Manalu, Mamed Rofendy. "Penerapan Algoritma Naive Bayes Untuk Memprediksi Jumlah Produksi Barang Berdasarkan Data Persediaan Dan Jumlah Pemesanan Pada Cv. Papadan Mama Pastries." Jurnal Mantik Penusa. Vol. 1, No. 2. 2017.
- [4] Muslihudin, Muhamad. "Analisis Dan Perancangan Sistem Informasi Menggunakan Model Terstruktur Dan UML." Andi. 2016.
- [5] Network, I. D. "QuickStudy: system development life cycle." Computerworld. Vol. 14, 2002.
- [6] Nugraha, Wahyu, dan Syarif, Muhamad. "Penerapan Metode Prototype Dalam Perancangan Sistem Informasi Penghitungan Volume Dan Cost Penjualan Minuman Berbasis Website." JUSIM (Jurnal Sistem Informasi Musirawas). Vol. 3, No. 2. 2018.
- [7] Jeremy, Albert, dan Mulyawan, Bagus. "Opinion Mining Untuk Ulasan Produk Dengan Klasifikasi Naive Bayes". Jurnal Ilmu Komputer dan Sistem Informasi. Volume 6, Nomor 1. November 2018.