

Penentuan mahasiswa berprestasi menggunakan algoritma *FP-Growth* dan SAW

Wawan Ridwan¹, Wawan Gunawan²

^{1,2}Department of Informatic, Universitas Mercu Buana

Article Info

Article history:

Received 9 Apr 2024

Revised 23 Sept 2024

Accepted 2 Oct 2024

Keywords:

IPK

Prestasi mahasiswa

Lama studi

Aktif kegiatan

Mahasiswa berprestasi

ABSTRACT

This research discusses the importance of utilizing technology in inventory management and student achievement determination. The transformation from manual systems to computerized systems has proven to increase efficiency and accuracy. In determining outstanding students, the criteria used often focus solely on academic aspects, neglecting other skills such as leadership and creativity. This study proposes the use of the FP-Growth and Simple Additive Weighting (SAW) algorithms to address this issue. FP-Growth is used to identify high-frequency patterns in student achievement data, while SAW assigns weights to each criterion variable for more accurate decision-making. The criteria for assessment include GPA, student achievements, study duration, and activity participation. The implementation is expected to provide a more effective solution in determining outstanding students and managing inventory. The FP-Growth method helps identify significant patterns in transaction data, while SAW assists in ranking alternatives based on specified criteria. This research demonstrates that the combination of these two algorithms can improve accuracy and efficiency in inventory management and student achievement determination, providing a competitive advantage for institutions. The research results indicate that student C leads the ranking of outstanding students, followed by student B, with respective scores of 0.8875 and 0.825.

Copyright © 2024 Universitas Indraprasta PGRI.
All rights reserved.

Corresponding Author:

Wawan Ridwan,

Department of Informatic,

Universitas Mercu Buana,

Jl. Meruya Selatan No.1 Kembangan, Jakarta Barat.

Email: wawan.ridwan@mercubuana.ac.id

1. PENDAHULUAN (10 PT)

Menentukan mahasiswa berprestasi merupakan proses yang melibatkan berbagai faktor dan kriteria. Fenomena ini tidak hanya terbatas pada pencapaian akademik, tetapi juga mempertimbangkan berbagai aspek lain dari kehidupan dan pengembangan mahasiswa. Kriteria yang paling sering digunakan dan meliputi nilai-nilai, ranking kelas, dan pencapaian lainnya dalam konteks akademik. Mahasiswa berprestasi sering kali memiliki catatan akademis yang luar biasa. Keterlibatan dalam aktivitas di luar kelas, seperti klub, olahraga, musik, seni, dan kegiatan sukarela, sering dilihat sebagai indikator kemampuan kepemimpinan dan keterampilan sosial. Keterampilan seperti komunikasi, kerja tim, pemecahan masalah, dan kreativitas semakin dihargai. Mahasiswa yang menunjukkan keunggulan dalam *soft skills* ini sering dianggap sebagai berprestasi tinggi.

Seringkali, kriteria penentuan mahasiswa berprestasi terlalu berfokus pada nilai akademik, mengabaikan aspek penting lainnya seperti kreativitas, kepemimpinan, dan keterampilan sosial. Menilai aspek seperti kepemimpinan, pengaruh sosial, atau kreativitas bisa subjektif dan sulit diukur dengan objektif, yang bisa mengakibatkan ketidakadilan dalam penentuan. Dalam beberapa kasus, sistem penilaian prestasi

mungkin tidak cukup mengakui atau menghargai keanekaragaman bakat dan kecakapan, seperti keterampilan seni atau olahraga. Dalam era digital, ada tantangan dalam mengintegrasikan teknologi dalam penilaian prestasi, sementara juga mengatasi kesenjangan digital yang mungkin memengaruhi akses mahasiswa ke sumber daya.

Bagaimana pemanfaatan FP-Growth dan SAW untuk melakukan pemeringkatan terkait dengan prestasi mahasiswa [1]. Penelitian ini mengusulkan solusi melalui pengembangan aplikasi penentuan mahasiswa berprestasi dengan menerapkan algoritma Frequent Pattern Growth (FP Growth) dan Simple Additive Weighting (SAW). Diharapkan bahwa penelitian ini dapat memberikan kontribusi signifikan dalam mendukung pengambilan keputusan terkait penilaian mahasiswa berprestasi. Tujuan utama dari penggunaan algoritma FP Growth adalah untuk mengidentifikasi pola frekuensi tinggi dalam prestasi mahasiswa, sementara SAW digunakan untuk memberikan bobot pada setiap variabel kriteria. Hasil penelitian diharapkan dapat meningkatkan efisiensi dan efektivitas pengelolaan persediaan sehingga dapat membantu mengoptimalkan jumlah stok yang perlu disiapkan, dan perusahaan dapat merespons lebih baik terhadap permintaan pasar. Melalui penerapan teknologi dan metode yang canggih, penelitian ini berupaya untuk memberikan solusi praktis dalam mengatasi tantangan pengelolaan persediaan pada era teknologi informasi yang terus berkembang.

Penelitian ini menerapkan algoritma Simple Additive Weighting (SAW) dalam pengambilan keputusan dalam menentukan lokasi usaha. Parameter penelitian berfokus pada tingkat pasar, harga sewa, dan luas bangunan. Alternatif parameter ini adalah daftar lokasi potensial untuk membuka cabang. Data diberikan bobot berdasarkan pentingnya kriteria, dimana bobot lebih besar menunjukkan tingkat penting yang lebih tinggi. Hasil akhir ditentukan dari nilai terbesar hasil penjumlahan preferensi kriteria pada setiap alternatif [2].

Setia Suhada menyatakan penelitian ini bertujuan meningkatkan pemahaman pola pembelian konsumen untuk optimalisasi penjualan dan pemesanan suku cadang di perusahaan. Analisis menggunakan algoritma FP-Growth dengan variabel Nomor Part, Deskripsi, dan Jumlah Part. Dalam validasi data, ditentukan nilai *minimum support* dan *confidence* yang tepat. Hasil pemodelan menunjukkan *item-item* dengan support tertinggi, mencerminkan seberapa sering *item-item* tersebut muncul bersama dalam transaksi penjualan. Perhitungan aturan asosiasi menghasilkan tiga aturan signifikan, dengan tingkat kepercayaan 70%, pembelian produk OLI MPX2 10W30 SL 0,8L IDE selalu diikuti pembelian BRAKESHOE dan RACESTEERINGKIT dengan kepastian 100%. [3]

2. METODE

2.1 Algoritma Fp-Growth

Algoritma *FP-Growth* merupakan pengembangan dari algoritma Apriori [4][5]. Algoritma *FP-Growth* (*Frequent Pattern Growth*) digunakan dalam data mining untuk menemukan pola-pola yang sering muncul dalam kumpulan data transaksional atau *itemset*. Tujuan utama algoritma ini adalah mengidentifikasi hubungan dan pola dalam data yang sering terjadi bersama-sama. *FP-Growth* merupakan suatu algoritma yang memperkecil ukuran dataset dengan mempresentasikan *frequent itemset* ke dalam FP-Tree, sehingga disebut sebagai algoritma pertumbuhan pola frekuensi. Metode Association Rule digunakan untuk menentukan pola frekuensi antar item yang muncul pada pembelian konsumen transaksi yang sering dibeli secara bersamaan. [6] Dalam analisis asosiasi, terdapat dua tahapan dasar:

1. Analisa pola frekuensi tinggi, tahap mencari kombinasi item yang memenuhi syarat nilai minimum support dari dalam database. Nilai support item dihitung dengan rumus persamaan 1.

$$\text{support}(A) = \frac{\sum \text{Transaksi mengandung nilai } A}{\sum \text{Transaksi}} * 100\% \quad (1)$$

Sedangkan untuk nilai support dari dua *item*, dihitung dengan rumus persamaan (2).

$$\text{support} = P(A|B) = \frac{\sum \text{Transaksi mengandung nilai } A \text{ dan } B}{\sum \text{Transaksi}} * 100 \quad (2)$$

2. Pembentukan aturan asosiasi, dari semua data pola frekuensi tingkat tinggi yang didapatkan, maka tahap dilakukan mencari aturan asosiatif yang memenuhi syarat nilai minimum untuk *confidence* dengan menghitung aturan asosiatif $A \cap B$. Nilai *confidence* ini diperoleh dengan rumus persamaan (8)

$$\text{confidence}(A|B) = \frac{\sum \text{Transaksi mengandung nilai } A \cap B}{\sum \text{Transaksi } A} * 100 \quad (3)$$

2.2 Algoritma SAW

Simple Additive Weighting (SAW) merupakan salah satu metode dalam Sistem Pendukung Keputusan (SPK)[7]. Algoritma SAW sering dikenal dengan istilah metode penjumlahan terbobot[8][9][10]. Metode yang dipakai untuk mencari alternatif yang lebih optimal dari beberapa alternatif dengan kriteria yang telah ditentukan[11]. Prinsip dasar dari algoritma SAW adalah memberikan bobot pada setiap kriteria yang relevan,[12] kemudian mengalikan bobot tersebut dengan nilai yang diberikan pada setiap alternatif untuk setiap kriteria. Selanjutnya, nilai yang dihasilkan pada setiap kriteria dijumlahkan untuk mendapatkan nilai total bagi setiap alternatif. Alternatif dengan nilai total tertinggi dianggap sebagai solusi terbaik. Proses kerja metode algoritma SAW melibatkan dua atribut utama, yaitu kriteria keuntungan (*benefit*) dan kriteria biaya (*cost*)[13]. Perbedaan mendasar antara kedua kriteria ini terletak pada pemilihan kriteria saat pengambilan keputusan. Berikut adalah langkah-langkah dalam metode algoritma SAW:

1. Identifikasi Kriteria yang akan digunakan dalam pengambilan keputusan.
2. Menentukan Bobot Kriteria untuk setiap kriteria yang mencerminkan tingkat kepentingannya (W) relatif terhadap kriteria lainnya.
3. Membuat Matriks keputusan yang dibentuk dari tabel rating kecocokan dari setiap kriteria dapat dilihat pada persamaan (4).

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & x_{13} & x_{14} \\ x_{21} & x_{22} & x_{23} & x_{24} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{m1} & x_{m2} & x_{m3} & x_{m4} \end{bmatrix} \quad (4)$$

4. Normalisasi Matriks Keputusan menjadi skala yang relatif dengan menerapkan teknik normalisasi pada setiap kriteria bisa dilihat pada persamaan (5) dan (6)

$$r_{ij} = \frac{x_{ij}}{\text{Max}_{ij}} = \text{Jika Atribut keuntungan (benefit)} \quad (5)$$

$$r_{ij} = \frac{\text{Min}_{x_{ij}}}{x_{ij}} = \text{Jika Atribut biaya (cost)} \quad (6)$$

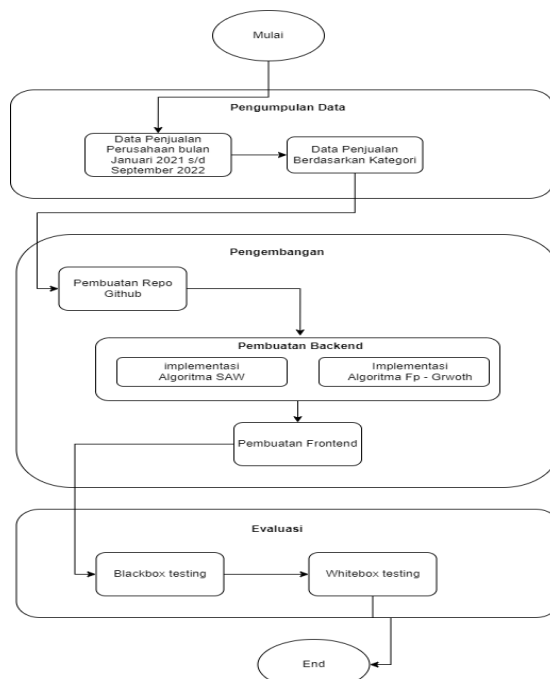
5. Hasil dari rating kriteria ternormalisasi membentuk matriks ternormalisasi (R) lihatu pada persamaan (7)

$$R = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \dots & x_{1n} \\ r_{21} & r_{22} & \dots & x_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ r_{m1} & r_{m2} & \dots & x_{mn} \end{bmatrix} \quad (7)$$

6. Hasil akhir nilai preferensi (V_i) diperoleh dari penjumlahan dari perkalian elemen baris matriks ternormalisasi (R) dengan bobot preferensi (W) yang bersesuaian elemen kolom matriks (W) bisa dilihat pada persamaan (8)

$$V_i = \sum_{j=1}^n W_j r_{ij} \quad (8)$$

Adapun langkah-langkah seperti flowchart dilakukan pada saat penelitian seperti pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan penelitian

Proses pengumpulan data diawali dengan melakukan pengamatan dengan data yang digunakan bersumber dari data prestasi pada bulan Januari 2021 hingga bulan September 2021, dan proses pembuatan API untuk melakukan implementasi Algoritma FP-Growth untuk menemukan pola atau asosiasi yang signifikan dalam data transaksi. Algoritma ini digunakan untuk mengidentifikasi *item-item* yang sering muncul bersama dalam transaksi penjualan atau *dataset* yang serupa. Selanjutnya, melakukan implementasi Algoritma SAW (Simple Additive Weighting) untuk proses pemilihan alternatif terbaik berdasarkan sejumlah kriteria yang telah ditentukan.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Sebelum menetapkan keputusan untuk menerapkan Algoritma Simple Additive Weighting (SAW) guna mengidentifikasi prestasi mahasiswa, langkah awalnya melibatkan penerapan Algoritma FP-Growth. Algoritma FP-Growth digunakan untuk memberikan rekomendasi terkait prestasi berdasarkan analisis pola data prestasi. Dengan menerapkan Algoritma FP-Growth, diharapkan dapat diperoleh dasar yang kuat dan relevan dalam mengidentifikasi *item* atau prestasi yang sering diminta oleh institusi. Setelah memperoleh rekomendasi dari Algoritma FP-Growth, langkah selanjutnya adalah mengimplementasikan Algoritma SAW. Algoritma SAW digunakan untuk memberikan bobot pada berbagai kriteria yang relevan. Dengan menerapkan Algoritma SAW setelah menerima rekomendasi dari Algoritma FP-Growth, diharapkan pengambilan keputusan terkait prestasi mahasiswa dapat menjadi lebih tepat sasaran. Pendekatan ini bertujuan meningkatkan ketepatan dalam menentukan mahasiswa berprestasi, memperkuat strategi manajemen, dan meningkatkan respons terhadap dinamika permintaan pasar atas lulusan, sehingga dapat memberikan keunggulan kompetitif yang berkelanjutan bagi institusi.

3.1. Perhitungan Menggunakan Metode Frequent Pattern Growth (FP-GROWTH)

Metode FP-Growth digunakan untuk memberikan rekomendasi produk berdasarkan proses tahapan Algoritma FP-Growth. Proses dimulai dengan menentukan nilai minimum support yang diperlukan untuk mengekstraksi frequent item set. Selanjutnya, dilakukan pencarian frequent item set melalui skema pohon FP-Growth, yang memungkinkan identifikasi pola-pola yang signifikan. Langkah selanjutnya adalah melakukan perhitungan lanjutan, termasuk *support*, *confidence*, dan *lift*, untuk mengevaluasi kekuatan hubungan antar-item. Dalam percobaan ini, nilai minimum support ditentukan sebelumnya untuk memfilter item-item yang kurang relevan. Pencarian *frequent item set* kemudian dilakukan dengan memanfaatkan struktur pohon FP-Growth untuk meningkatkan efisiensi algoritma. Proses perhitungan lanjutan mencakup analisis statistik terhadap hasil rekomendasi, seperti support untuk menentukan sejauh mana item-item tersebut umumnya muncul bersama.

Pada tahap implementasi, percobaan dilakukan menggunakan data dari 50 *record* seperti terlihat pada Tabel 1. Data ini mencakup informasi tentang item yang terdapat dalam setiap transaksi, mendukung analisis

mendalam terkait pola pembelian atau asosiasi produk. Dengan demikian, langkah-langkah yang telah dijelaskan menggambarkan proses lengkap dari penerapan Metode *FP-Growth* dalam merancang rekomendasi produk, dengan fokus pada langkah-langkah kritis dan evaluasi hasil pada *dataset* yang relevan.

Table 1. Data Aktivitas

No	ID Aktivitas	Aktivitas
1	02b58315-926c-11ee-9127-2cf05d09acc7	UKM
2	07778ee2-928b-11ee-9127-2cf05d09acc7	Dicoding, Sinaptika
3	14af7344-928b-11ee-9127-2cf05d09acc7	Dicoding
4	27f04faa-8a94-11ee-a1c5-2cf05d09acc7	Sinaptika, Dicoding
5	31d5bf1d-926c-11ee-9127-2cf05d09acc7	UKM, Dicoding
...
50	5363365-8a8f-11ee-a1c5-2cf05d09acc7	Sinaptika

Tahap awal adalah melakukan filter terhadap data prestasi yang memiliki nilai minimum support 0.1 (10%) data transaksi penilaian, untuk mempermudah pengolahan masing masing *item* prestasi pada data sampel diberikan inisialisasi. Berikut dapat dilihat pada tabel 2.

Tabel 2. Inisialisasi Prestasi

Item	Inisialisasi
Dicoding	A
Sinaptika	B
UKM	C

Tabel 3. Penilaian dengan inisialisasi

No	Aktivitas
1	A
2	B, C
3	B
4	C, B
5	A, B
6	A, A
7	A, B
8	B, C
9	A, B, C
10	C
..	...
50	C

Pencarian *frequent itemset* atau data yang muncul secara sering pada transaksi penjualan didapat dari Tabel 3. Informasi mengenai *frequent item* dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Frequent Item

Transaksi	Frequent
A	22
B	23
C	5

Selanjutnya menambahkan transaksi ID atau TID pada *dataset* yang telah diseleksi dengan *minimum support*.

Tabel 5. Hasil Melakukan Transaksi ID

No	Transaksi
1	A
2	B, C
3	B
4	B, C
5	B, A
6	A, A
7	B, A
8	B, C
9	B, A, C
10	C
..	..
50	C

Pada tahap ini, setelah didapatkan *frequent itemset*, selanjutnya membuat *rule* dengan cara menghitung *support* dengan minimum *support* 10%; dengan persamaan (1) untuk nilai *support*(A), persamaan (2) untuk nilai *support* dengan 2 *item support* (A, B).

$$\text{Support}(A) = \frac{22}{50} \times 100 = 44\%$$

$$\text{Support}(C) = \frac{5}{50} \times 100 = 1\%$$

$$\text{Support}(B) = \frac{23}{50} \times 100 = 46\%$$

$$\text{Support}(B,C) = \frac{6}{50} \times 100 = 12\%$$

$$\text{Support}(B,A) = \frac{6}{50} \times 100 = 12\%$$

Tabel 6. Hasil

Item	Support
A	44
B	46
B, C	12
B, A	12

3.2. Perhitungan Menggunakan Metode Simple Additive Weighting (SAW)

Metode Simple Additive Weighting (SAW) digunakan untuk merangkingkan alternatif. Sesuai dengan langkah-langkah algoritma SAW, serangkaian tahapan penting perlu dijalankan, yaitu: 1) Menetapkan Kriteria, 2) Menentukan Variabel Kriteria, dan 3) Melakukan Perhitungan. Fokus kerangka studi ini diberikan pada identifikasi stok barang yang masih kurang di suatu toko. Kriteria yang relevan untuk evaluasi tersebut melibatkan langkah-langkah berikut: pertama, menentukan kriteria-kriteria yang memiliki dampak signifikan terhadap tingkat ketersediaan stok; kedua, menetapkan variabel-variabel kriteria dengan mempertimbangkan faktor-faktor yang relevan, seperti jumlah penjualan, tingkat permintaan, dan waktu pemesanan; dan ketiga, menjalankan proses perhitungan menggunakan metode SAW untuk mendapatkan peringkat tersebut.

C1 = IPK (minimal 3,25 untuk eksakta)

C2 = Prestasi Mahasiswa (Seberapa banyak prestasi yang dimiliki)

C3 = Lama Studi Pendidikan (8 semester untuk S1 yang berasal dari SLTA)

C4 = Aktif pada kegiatan kemahasiswaan (sebagai pengurus atau anggota pengurus, atau aktif sebagai peserta dalam kegiatan yang diselenggarakan oleh kampus maupun kemahasiswaan)

Masing-masing kriteria akan dibuat variabel-variabelnya. Setiap variabel akan diberi sebuah nilai bobot dalam bentuk angka. Angka-angka ini dapat ditentukan secara bebas, misalnya dengan rentang dari 1-4, 1-100, atau 0-1. Pada studi ini, kita akan mengambil rentang nilai dari 1-4. Kriteria penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Penentuan Kriteria

Alias	Kriteria	bobot	himpunan	Nilai Kriteria
C1	IPK	35	< 3,85	1
			3,85 – 3,89	2
			3,90 – 3,95	3
			> 3,95	4
C2	Prestasi Mahasiswa	25	1 prestasi	4
			2 – 3 prestasi	3
			4 – 5 prestasi	2
			> 5 prestasi	1
C3	Lama Studi Pendidikan	25	8 semester	3
			7 semester	4
C4	Aktif Kegiatan	15	1 kegiatan	1
			2 – 3 kegiatan	2
			4 – 5 kegiatan	3
			> 5 kegiatan	4

Selanjutnya melakukan studi kasus perhitungan pada masing-masing data mahasiswa seperti ditunjukkan pada tabel 8.

Tabel 8. Data Item

Nama Mahasiswa	C1	C2	C3	C4
A	3,86	6	8	6
B	3,87	1	8	7
C		1	8	1
	3,96			
D	3,85	1	8	1

Dari tabel 8 yang merupakan kumpulan data *item*, langkah selanjutnya adalah menyederhanakan data tersebut menjadi bentuk yang lebih terstruktur seperti ditampilkan pada tabel 9

Tabel 9. Dataset dengan nilai Kriteria

Alternatif	C1	C2	C3	C4
------------	----	----	----	----

A	2	1	1	4
B	2	4	1	4
C	4	4	1	1
D	2	4	1	1

Selanjutnya, dibentuk matriks keputusan berdasarkan persamaan (4) sebagaimana berikut:

$$X = \begin{bmatrix} 2 & 1 & 1 & 4 \\ 2 & 4 & 1 & 4 \\ 4 & 4 & 1 & 1 \\ 2 & 4 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

Dari matriks keputusan ini, dilakukan proses normalisasi matriks keputusan X dengan perhitungan sebagai berikut:

$\max \{2, 2, 4, 2\}$ yaitu 4.

$$r_{11} = \frac{2}{4} = 0.5$$

r_{11} merupakan variable r atau *row* baris ke 1 kolom ke 1 dimana disini nilainya 2. Karena kolom ke 1 merupakan nilai untuk C1 yang bertipe *benefit*, jadi rumusnya adalah mencari nilai maksimum dari kolom 1 berarti $\max \{2, 2, 4, 2\}$ yaitu 4. Perhitungan menggunakan persamaan (5) untuk *benefit* dan persamaan (6) untuk *cost*.

$$r_{11} = \frac{2}{4} = 0.5$$

$$r_{12} = \frac{1}{4} = 0.25$$

$$r_{13} = \frac{1}{1} = 1$$

$$r_{14} = \frac{4}{4} = 1$$

$$r_{21} = \frac{2}{4} = 0.5$$

$$r_{22} = \frac{4}{4} = 1$$

$$r_{23} = \frac{1}{1} = 1$$

$$r_{24} = \frac{4}{4} = 1$$

$$r_{31} = \frac{4}{4} = 1$$

$$r_{32} = \frac{4}{4} = 1$$

$$r_{33} = \frac{1}{1} = 1$$

$$r_{34} = \frac{1}{4} = 0.25$$

$$r_{41} = \frac{2}{4} = 0.5$$

$$r_{42} = \frac{4}{4} = 1$$

$$r_{43} = \frac{1}{1} = 1$$

$$r_{44} = \frac{1}{4} = 0.25$$

Kemudian, diperoleh matriks ternormalisasi R menggunakan persamaan (7).

$$R = \begin{bmatrix} 0,5 & 0,25 & 1 & 1 \\ 0,5 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 0,25 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0,5 & 1 & 1 & 0,25 \end{bmatrix}$$

Kemudian, untuk mendapatkan hasil akhir dapat menggunakan persamaan 8.

$$A = (0,35 * 0,5) + (0,25 * 0,25) + (0,25 * 1) + (0,15 * 1) = 0,6375$$

$$B = (0,35 * 0,5) + (0,25 * 1) + (0,25 * 1) + (0,15 * 1) = 0,825$$

$$C = (0,35 * 1) + (0,25 * 1) + (0,25 * 1) + (0,15 * 0,25) = 0,8875$$

$$D = (0,35 * 0,5) + (0,25 * 1) + (0,25 * 1) + (0,15 * 0,25) = 0,7125$$

Berdasarkan hasil perhitungan tersebut dihasilkan urutan mahasiswa berprestasi dengan inisial C, dan dilanjutkan dengan mahasiswa B.

4. PENUTUP

Penelitian ini menunjukkan bahwa kombinasi kedua algoritma tersebut dapat meningkatkan ketepatan dan efisiensi dalam penentuan mahasiswa berprestasi yang memberikan keunggulan kompetitif bagi institusi. Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan dihasilkan urutan mahasiswa berprestasi dengan inisial C, dan dilanjutkan dengan mahasiswa B dengan masing-masing nilai 0.8875 dan 0.825.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] K. Wau, "Pengembangan Sistem Informasi Persediaan Gudang Berbasis Website Dengan Metode Waterfall," *J. Tek. Komputer, Agroteknologi Dan Sains*, vol. 1, no. 1, pp. 10–23, 2022, doi: 10.56248/marostek.v1i1.8.

- [2] E. F. Wati, "Penerapan Metode SAW Dalam Menentukan Lokasi Usaha (Embun Fajar Wati) [241 Universitas Bina Sarana Informatika Jl,]" *J. Sains Komput. Inform. (J-SAKTI)*, vol. 5, no. 1, p. 21231170, 2021.
- [3] S. Suhada, D. Ratag, G. Gunawan, D. Wintana, and T. Hidayatulloh, "Penerapan Algoritma Fp-Growth Untuk Menentukan Pola Pembelian Konsumen Pada Ahass Cibadak," *Swabumi*, vol. 8, no. 2, pp. 118–126, 2020, doi: 10.31294/swabumi.v8i2.8077.
- [4] Nurasih, "Implementasi Algoritma FP-Growth Pada Pengenalan Pola Penjualan," *TIN Terap. Inform. Nusant.*, vol. 1, no. 9, pp. 438–444, 2021.
- [5] K. N. Wijaya, "Analisa Pola Frekuensi Keranjang Belanja Dengan Dengan Perbandingan Algoritma Fp-Growth (Frequent Pattern Growth) dan Eclat pada minimarket," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 7, no. 2, pp. 364–373, 2020, doi: 10.35957/jatisi.v7i2.380.
- [6] K. M. R. A. Utama, R. Umar, and A. Yudhana, "Penerapan Algoritma Fp-Growth Untuk Penentuan Pola Pembelian Transaksi Penjualan Pada Toko Kgs Rizky Motor," *Dinamik*, vol. 25, no. 1, pp. 20–28, 2020, doi: 10.35315/dinamik.v25i1.7870.
- [7] S. Maesaroh and D. A. Santoso, "Pengambilan Keputusan Pengendalian Persediaan Bahan Baku Kedelai pada UKM Tempe Hartini Dengan Metode Simple Additive Weighting," ... *Ind. Eng. J.*, vol. 6, no. 1, pp. 15–26, 2022.
- [8] A. Alif, I. R. Arlingga, I. N. Suciati, and B. Priambodo, "Perbandingan Penggunaan SAW dan AHP untuk Penentuan Prioritas Maintenance Rusunawa Depok," *J. Sisfokom (Sistem Inf. dan Komputer)*, vol. 10, no. 1, pp. 10–17, 2021, doi: 10.32736/sisfokom.v10i1.942.
- [9] H. Harsiti and H. Aprianti, "Sistem Pendukung Keputusan Pemilihan Smartphone dengan Menerapkan Metode Simple Additive Weighting (SAW)," *JSiI (Jurnal Sist. Informasi)*, vol. 4, pp. 19–24, 2017, doi: 10.30656/jsii.v4i0.372.
- [10] Y. K. Sari, D. Kartini, and M. Muliadi, "Implementasi Algoritma Saw(Simple Additive Weighting) Dempster Shafer Pada Diagnosa Awal Postpartum Depression," *Comput. Eng. Sci. Syst. J.*, vol. 3, no. 1, p. 1, 2018, doi: 10.24114/cess.v3i1.8332.
- [11] R. Sovia, E. P. W. Mandala, and S. Mardhiah, "Algoritma K-Means dalam Pemilihan Siswa Berprestasi dan Metode SAW untuk Prediksi Penerima Beasiswa Berprestasi," *J. Edukasi dan Penelit. Inform.*, vol. 6, no. 2, p. 181, 2020, doi: 10.26418/jp.v6i2.37759.
- [12] M. R. Fajar and E. K. Suni, "Sistem Pendukung Keputusan Karyawan Teladan Menggunakan Algoritma SAW Pada PT Semesta Citra Media," *J. Inform.*, vol. 8, no. 2, pp. 131–141, 2021, doi: 10.31294/ji.v8i2.10624.
- [13] W. Gunawan and M. R. Firmansyah, "Monitoring dan Evaluasi Kinerja Karyawan menggunakan Algoritma Simple Additive Weighting dan Hungarian," *Ilk. J. Ilm.*, vol. 12, no. 2, pp. 87–95, 2020, doi: 10.33096/ilkom.v12i2.519.87-95.