

# **Laporan Proyek Study Case Rumus Algoritma Machine Learning Data Science**

Disusun untuk Memenuhi Tugas Mata Kuliah Data Science

Dosen Pengampu: Khaerul Anam, M.Kom.



Disusun oleh:

- |                          |            |
|--------------------------|------------|
| 1. Ayu Aulia             | (43240354) |
| 2. Putri Tri Setyawati   | (43240462) |
| 3. Tion Hermawan         | (43240445) |
| 4. Zacky Muhammad Dinata | (43240450) |

**PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI**

**STMIK IKMI CIREBON**

**2025**

## DAFTAR ISI

DAFTAR ISI.....	i
KATA PENGANTAR.....	v
BAB 1 PENDAHULUAN.....	1
1.1. Latar Belakang .....	1
1.2. Rumusan Masalah .....	1
1.3. Tujuan dan Manfaat.....	2
1.3.1. Tujuan Studi Kasus .....	2
1.3.2. Manfaat Studi Kasus .....	2
1.4. Apa itu Machine Learning dan Ada Apa Saja? .....	2
1.4.1. Machine Learning .....	2
1.4.2. Supervised Machine Learning.....	2
1.4.3. Unsupervised Machine Learning .....	2
BAB 2 ALGORITMA KLASIFIKASI MACHINE LEARNING .....	4
2.1. Apa Itu Algoritma Klasifikasi? .....	4
2.2. Studi Kasus Klasifikasi .....	4
2.3. Rumus Manual Klasifikasi .....	5
2.4. Analisis dan Perhitungan Kasus Klasifikasi.....	6
2.4.1. Hitung Probabilitas Prior .....	6
2.4.2. Hitung Probabilitas Kehadiran.....	6
2.4.3. Hitung Probabilitas Lingkungan .....	7
2.4.4. Hitung Probabilitas Kerja Sama.....	7
2.4.5. Hitung Probabilitas Prakarsa.....	8
2.4.6. Hitung Probabilitas Kondisi Akhir .....	8

2.5.	Hasil dan Kesimpulan Studi Kasus Klasifikasi .....	9
BAB 3 ALGORITMA ASOSIASI MACHINE LEARNING .....		10
3.1.	Apa Itu Algoritma Asosiasi? .....	10
3.2.	Studi Kasus Asosiasi .....	10
3.3.	Rumus Manual Asosiasi .....	11
3.4.	Analisis dan Perhitungan Kasus Asosiasi.....	12
3.4.1.	Data Tabel Pivot dan Transaksi .....	12
3.4.2.	Hitung Support 1-Item Set .....	13
3.4.3.	Hitung Support 2-Item Set .....	13
3.4.4.	Hitung Support 3-Item Set .....	20
3.4.5.	Aturan Asosiasi 2-Item Set .....	24
3.4.6.	Aturan Asosiasi 3-Item Set .....	25
3.4.7.	Aturan Asosiasi Final .....	26
3.5.	Hasil dan Kesimpulan Studi Kasus Asosiasi.....	26
BAB 4 KESIMPULAN.....		28
Lampiran .....		29

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 1: Rumus Manual Klasifikasi .....	5
Gambar 2: Hasil Visualisasi Studi Kasus Klasifikasi .....	9
Gambar 3: Rumus Manual Asosiasi Support .....	11
Gambar 4: Rumus Manual Asosiasi Confidence .....	11
Gambar 5: Rumus Manual Asosiasi Lift .....	12
Gambar 6: Visualisasi Hasil Analisis Asosiasi Skincare.....	27
Gambar 7: Lampiran .....	29

## DAFTAR TABEL

Tabel 1: Studi Kasus Klasifikasi .....	5
Tabel 2: Hitung Probabilitas Prior .....	6
Tabel 3: Hitung Probabilitas Kehadiran.....	7
Tabel 4: Hitung Probabilitas Lingkungan .....	7
Tabel 5: Hitung Probabilitas Kerja Sama .....	8
Tabel 6: Hitung Probabilitas Prakarsa .....	8
Tabel 7: Hitung Probabilitas Kondisi Akhir .....	9
Tabel 8: Studi Kasus Asosiasi.....	11
Tabel 9: Data Pivot dan Tabel Transaksi.....	13
Tabel 10: Hitung Support 1 Item Set .....	13
Tabel 11: Transaksi 2 Item.....	19
Tabel 12: Transaksi 2 Item Set .....	20
Tabel 13: Transaksi 3 Item.....	24
Tabel 14: Transaksi 3 Item Set .....	24
Tabel 15: Aturan Asosiasi 2 Item Set .....	25
Tabel 16: Aturan Asosiasi 3 Item Set .....	25
Tabel 17: Aturan Asosiasi Final.....	26

## **KATA PENGANTAR**

Puji syukur kami panjatkan kehadiran Tuhan Yang Maha Esa, karena atas rahmat dan karunianya, kami dapat menyelesaikan laporan studi kasus mata kuliah Data Science ini dengan baik dan tepat waktu. Laporan ini disusun sebagai salah satu syarat untuk memenuhi tugas kelompok yang telah diberikan.

Kami mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Bapak Khaerul Anam, M.Kom., selaku dosen pengampu, yang telah memberikan bimbingan, arahan, serta ilmu yang sangat bermanfaat dalam proses pembelajaran hingga penyusunan laporan ini.

Laporan ini membahas penerapan dua algoritma dasar machine learning, yaitu Klasifikasi dan Asosiasi, melalui perhitungan manual pada studi kasus yang relevan. Kami menyadari bahwa laporan ini masih jauh dari kata sempurna. Oleh karena itu, kritik dan saran yang membangun sangat kami harapkan demi perbaikan di masa mendatang.

Penyusunan laporan ini tidak akan terwujud tanpa kerja sama dan kontribusi dari seluruh anggota kelompok:

1. Ayu Aulia
2. Putri Tri Setyawati
3. Tion Hermawan
4. Zacky Muhammad Dinata

Semoga laporan ini dapat memberikan manfaat dan menambah wawasan bagi pembaca mengenai penerapan praktis ilmu data.

Cirebon, 31 Agustus 2025

Tim Penyusun

# **BAB 1**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1. Latar Belakang**

Di era digital saat ini, data memegang peranan krusial dalam pengambilan keputusan di berbagai bidang. Kemampuan untuk mengolah data mentah menjadi wawasan yang berharga merupakan kunci untuk meningkatkan efisiensi dan menemukan peluang baru. Salah satu pendekatan paling efektif untuk mengolah data adalah melalui Machine Learning (Pembelajaran Mesin).

Laporan ini akan membahas penerapan dua teknik dasar Machine Learning melalui studi kasus yang relevan:

1. Studi Kasus Klasifikasi: Menentukan kelayakan kenaikan jabatan seorang karyawan berdasarkan data kinerja historis.
2. Studi Kasus Asosiasi: Mengidentifikasi pola kebiasaan belanja pelanggan untuk menemukan produk yang sering dibeli bersamaan.

Melalui perhitungan manual, laporan ini bertujuan untuk menjabarkan proses dan logika di balik kedua algoritma tersebut secara transparan dan mudah dipahami.

### **1.2. Rumusan Masalah**

Berdasarkan latar belakang di atas, maka masalah yang akan dibahas adalah:

1. Bagaimana cara memprediksi rekomendasi kenaikan jabatan seorang karyawan menggunakan algoritma klasifikasi Naive Bayes berdasarkan data kualitatif?
2. Bagaimana cara menemukan pola pembelian produk yang paling sering muncul bersamaan dalam data transaksi menggunakan algoritma asosiasi?

### **1.3. Tujuan dan Manfaat**

#### **1.3.1. Tujuan Studi Kasus**

1. Menerapkan perhitungan manual algoritma klasifikasi Naive Bayes untuk memprediksi hasil rekomendasi kenaikan jabatan.
2. Menerapkan perhitungan manual algoritma asosiasi untuk mengidentifikasi aturan hubungan antar produk berdasarkan data transaksi.

#### **1.3.2. Manfaat Studi Kasus**

1. Manfaat Praktis: Memberikan contoh nyata bagaimana data dapat digunakan untuk mendukung pengambilan keputusan di bidang sumber daya manusia (SDM) dan pemasaran.
2. Manfaat Akademis: Memberikan pemahaman mendalam mengenai logika dan proses perhitungan di balik algoritma klasifikasi dan asosiasi sebagai dasar ilmu data.

### **1.4. Apa itu Machine Learning dan Ada Apa Saja?**

#### **1.4.1. Machine Learning**

Machine Learning adalah cabang dari kecerdasan buatan (AI) yang memungkinkan sistem komputer untuk "belajar" dari data tanpa diprogram secara eksplisit. Sederhananya, mesin diberi sejumlah besar data, kemudian mesin akan menemukan pola di dalam data tersebut untuk membuat prediksi atau keputusan.

#### **1.4.2. Supervised Machine Learning**

Supervised Learning (Pembelajaran Terarah) adalah pendekatan di mana mesin belajar dari data yang sudah memiliki label atau jawaban yang benar. Tujuannya adalah untuk memprediksi label pada data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya. Algoritma Klasifikasi adalah contoh dari Supervised Learning.

#### **1.4.3. Unsupervised Machine Learning**

Unsupervised Learning (Pembelajaran Tak Terarah) adalah pendekatan di mana mesin belajar dari data yang tidak memiliki label. Tujuannya adalah untuk



menemukan struktur atau pola tersembunyi di dalam data, seperti mengelompokkan data yang mirip. Algoritma Asosiasi adalah contoh dari Unsupervised Learning.

## BAB 2

### ALGORITMA KLASIFIKASI MACHINE LEARNING

#### 2.1. Apa Itu Algoritma Klasifikasi?

Algoritma Klasifikasi adalah teknik Supervised Learning yang bertujuan untuk mengelompokkan atau mengkategorikan data ke dalam kelas-kelas yang telah ditentukan sebelumnya. Contohnya, mengklasifikasikan email sebagai "spam" atau "bukan spam", atau dalam kasus ini, memberikan rekomendasi "Ya" atau "Tidak".

#### 2.2. Studi Kasus Klasifikasi

Sebuah perusahaan ingin menentukan apakah seorang karyawan ke-11 layak direkomendasikan untuk naik jabatan. Keputusan ini didasarkan pada data historis 10 karyawan sebelumnya dengan empat kriteria: Kehadiran, Kepedulian Lingkungan, Kemampuan Kerja Sama, dan Prakarsa.

No.	Kehadiran	Lingkungan	Kerja Sama	Prakarsa	Rekomendasi (Label data)
1	Rajin	<b>Kurang Peduli</b>	<b>Mampu</b>	<b>Tidak Inisiatif</b>	<b>Tidak</b>
2	Cukup	Peduli	Tidak Mampu	<b>Inisiatif</b>	Ya
3	Rajin	<b>Kurang Peduli</b>	Tidak Mampu	Kurang Inisiatif	<b>Tidak</b>
4	Rajin	Peduli	<b>Mampu</b>	<b>Inisiatif</b>	Ya
5	Rajin	Peduli	<b>Mampu</b>	<b>Inisiatif</b>	Ya
6	Cukup	Peduli	Tidak Mampu	<b>Inisiatif</b>	Ya
7	Kurang	Peduli	Tidak Mampu	Kurang Inisiatif	<b>Tidak</b>
8	Rajin	Peduli	Tidak Mampu	Kurang Inisiatif	Ya
9	Rajin	Peduli	<b>Mampu</b>	<b>Inisiatif</b>	Ya

10	Kurang	<b>Kurang Peduli</b>	Tidak Mampu	Kurang Inisiatif	<b>Tidak</b>
11	Cukup	Peduli	<b>Mampu</b>	Kurang Inisiatif	<b>????</b>

Tabel 1: Studi Kasus Klasifikasi

Data Karyawan ke-11 (Data Baru):

- Kehadiran: Cukup
- Lingkungan: Peduli
- Kerja Sama: Mampu
- Prakarsa: Kurang Inisiatif

### 2.3. Rumus Manual Klasifikasi

Studi kasus ini diselesaikan menggunakan metode Naive Bayes Classifier. Algoritma ini bekerja berdasarkan Teorema Bayes dengan asumsi bahwa setiap fitur (kriteria) bersifat independen (tidak saling memengaruhi).

Rumus utamanya adalah menghitung probabilitas suatu data masuk ke dalam kelas tertentu, lalu membandingkan hasilnya.

$$P(X|Y) = \frac{P(Y|X).P(X)}{P(Y)}$$

*X, Y = Kejadian*

*P(X|Y) = Probability untuk X ketika Y benar*

*P(Y|X) = Probability untuk Y ketika X benar*

*P(X), P(Y) = Probability independent untuk X dan Y*

Gambar 1: Rumus Manual Klasifikasi

## 2.4. Analisis dan Perhitungan Kasus Klasifikasi

Berdasarkan data 10 karyawan sebelumnya dilakukan perhitungan probabilitas untuk setiap kriteria, namun jika tidak ada data dengan kondisi tersebut maka probabilitasnya menjadi 0, yang berbahaya dalam perhitungan Naive Bayes karena hasil akhir dikalikan dengan semua probabilitas sehingga jika ada satu bernilai 0 maka hasil akhir juga 0 (menggagalkan prediksi), untuk mengatasi hal ini digunakan add one smoothing agar semua kategori memiliki probabilitas lebih dari 0.

### 2.4.1. Hitung Probabilitas Prior

ANGGOTA REKOMENDASI	FREKUENSI	PROBABILITAS
YA	6	0,6
TIDAK	4	0,4
TOTAL	10	1

Tabel 2: Hitung Probabilitas Prior

Ini adalah probabilitas awal dari setiap kelas rekomendasi.

### 2.4.2. Hitung Probabilitas Kehadiran

KEHADIRAN	FREKUENSI		PROBABILITAS	
	YA	TIDAK	YA	TIDAK
KURANG	0	2	0	0,5
CUKUP	2	0	0,333	0
RAJIN	4	2	0,667	0,5
TOTAL	6	4		

KEHADIRAN	FREKUENSI		PROBABILITAS	
	YA	TIDAK	YA	TIDAK
KURANG	1	3	0,111	0,428571429
CUKUP	3	1	0,333	0,142857143
RAJIN	5	3	0,556	0,428571429

TOTAL	9	7		
-------	---	---	--	--

Tabel 3: Hitung Probabilitas Kehadiran

#### 2.4.3. Hitung Probabilitas Lingkungan

LINGKUNGAN	FREKUENSI		PROBABILITAS	
	YA	TIDAK	YA	TIDAK
KURANG PEDULI	0	3	0	0,75
PEDULI	6	1	1	0,25
TOTAL	6	4		

LINGKUNGAN	FREKUENSI		PROBABILITAS	
	YA	TIDAK	YA	TIDAK
KURANG PEDULI	1	4	0,125	0,666666667
PEDULI	7	2	0,875	0,333333333
TOTAL	8	6		

Tabel 4: Hitung Probabilitas Lingkungan

#### 2.4.4. Hitung Probabilitas Kerja Sama

KERJA SAMA	FREKUENSI		PROBABILITAS	
	YA	TIDAK	YA	TIDAK
TIDAK MAMPU	3	3	0,5	0,75
MAMPU	3	1	0,5	0,25
TOTAL	6	4		

KERJA SAMA	FREKUENSI		PROBABILITAS	
	YA	TIDAK	YA	TIDAK
TIDAK MAMPU	3	3	0,5	0,75
MAMPU	3	1	0,5	0,25

TOTAL	6	4		
-------	---	---	--	--

Tabel 5: Hitung Probabilitas Kerja Sama

#### 2.4.5. Hitung Probabilitas Prakarsa

PRAKARSA	FREKUENSI		PROBABILITAS	
	YA	TIDAK	YA	TIDAK
TIDAK INISIATIF	0	1	0	0,25
KURANG INISIATIF	1	3	0,167	0,75
INISIATIF	5	0	0,833	0
TOTAL	6	4		

PRAKARSA	FREKUENSI		PROBABILITAS	
	YA	TIDAK	YA	TIDAK
TIDAK INISIATIF	1	2	0,111	0,285714286
KURANG INISIATIF	2	4	0,222	0,571428571
INISIATIF	6	1	0,667	0,142857143
TOTAL	9	7		

Tabel 6: Hitung Probabilitas Prakarsa

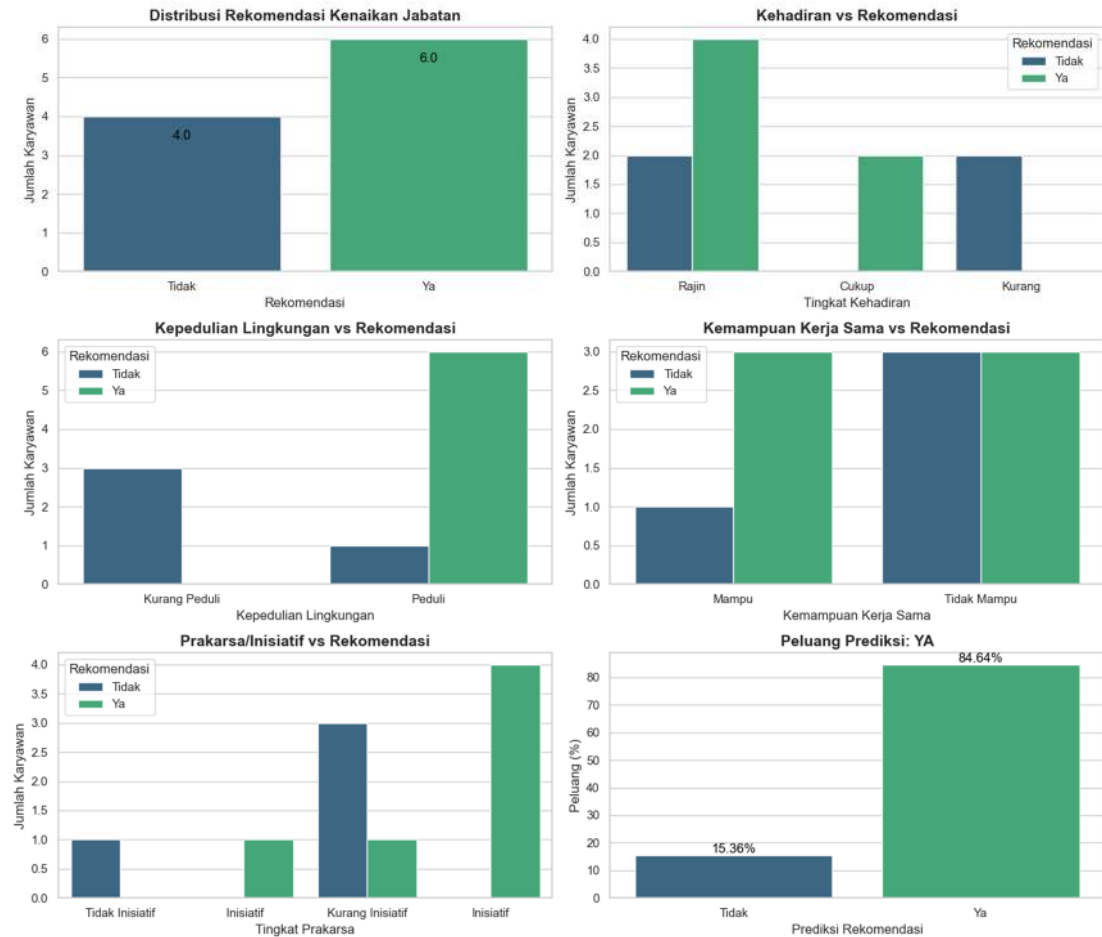
#### 2.4.6. Hitung Probabilitas Kondisi Akhir

KATEGORI	PROBABILITAS KONDISI				PROB PRIOR	PERKALIAN
	KEHADIRAN	LINGKUNGAN	KERJA SAMA	PRAKARSA		
	CUKUP	PEDULI	MAMPU	KURANG INISIATIF		
	A	B	C	D	E	A*B*C*D*E
YA	0,3333333	0,875	0,5	0,222222	0,6	0,019444444

TIDAK	0,1428571	0,333333333	0,25	0,571429	0,4	0,002721088
-------	-----------	-------------	------	----------	-----	-------------

Tabel 7: Hitung Probabilitas Kondisi Akhir

## 2.5. Hasil dan Kesimpulan Studi Kasus Klasifikasi



Gambar 2: Hasil Visualisasi Studi Kasus Klasifikasi

Berdasarkan perhitungan, nilai probabilitas untuk Rekomendasi "Ya" (0.0194 atau 84.64%) lebih tinggi daripada Rekomendasi "Tidak" (0.0027 atau 15.36%).

Karyawan ke-11 diprediksi layak untuk direkomendasikan kenaikan jabatan.

## BAB 3

### ALGORITMA ASOSIASI MACHINE LEARNING

#### 3.1. Apa Itu Algoritma Asosiasi?

Algoritma Asosiasi adalah teknik Unsupervised Learning yang digunakan untuk menemukan hubungan atau aturan asosiasi antar item dalam sebuah dataset. Teknik ini sering disebut sebagai Market Basket Analysis (Analisis Keranjang Belanja), yang bertujuan menemukan produk apa yang sering dibeli bersamaan oleh pelanggan.

#### 3.2. Studi Kasus Asosiasi

Sebuah toko skincare ingin mengetahui pola pembelian dari 10 transaksi terakhir untuk merancang strategi pemasaran. Analisis ini bertujuan untuk menemukan aturan "jika membeli produk A, maka akan membeli produk B".

Aturan dianggap signifikan jika memenuhi syarat:

- Minimum Support: 30% (produk/kombinasi harus muncul di minimal 3 dari 10 transaksi).
- Minimum Confidence: 70% (aturan "jika-maka" harus benar minimal 70% dari waktu).

No Nota	Produk Skincare	Jumlah Pembelian	Harga (per unit)
PICV01	Cleanser	1	50
PICV01	Moisturizer	1	70
PICV01	Sunscreen	1	60
PICV02	Serum	1	80
PICV02	Moisturizer	1	70
PICV02	Sunscreen	1	60
PICV03	Cleanser	1	50
PICV03	Toner	1	40
PICV03	Serum	1	80



PICV04	Toner	1	40
PICV04	Serum	1	80
PICV04	Moisturizer	1	70
PICV05	Cleanser	1	50
PICV05	Serum	1	80
PICV05	Sunscreen	1	60
PICV06	Moisturizer	1	70
PICV06	Sunscreen	1	60
PICV07	Cleanser	1	50
PICV07	Toner	1	40
PICV07	Moisturizer	1	70
PICV08	Cleanser	1	50
PICV08	Serum	1	80
PICV08	Moisturizer	1	70
PICV09	Toner	1	40
PICV09	Moisturizer	1	70
PICV10	Cleanser	1	50
PICV10	Toner	1	40
PICV10	Sunscreen	1	60

Tabel 8: Studi Kasus Asosiasi

### 3.3. Rumus Manual Asosiasi

- Support:

$$Support(X) = \frac{Jumlah\ transaksi\ yang\ mengandung\ X}{Total\ jumlah\ transaksi}$$

Gambar 3: Rumus Manual Asosiasi Support

- Confidence:

$$Confidence(X \rightarrow Y) = \frac{Support(X \cup Y)}{Support(X)}$$

Gambar 4: Rumus Manual Asosiasi Confidence

- Lift:

$$\text{Lift}(X \rightarrow Y) = \frac{\text{Confidence}(X \rightarrow Y)}{\text{Support}(Y)}$$

Gambar 5: Rumus Manual Asosiasi Lift

### 3.4. Analisis dan Perhitungan Kasus Asosiasi

#### 3.4.1. Data Tabel Pivot dan Transaksi

Data mentah diubah menjadi daftar transaksi, di mana setiap transaksi berisi sekumpulan produk yang dibeli. Terdapat total 10 transaksi yang dianalisis.

DATA PIVOT

NO NOTA	CLEANSER	MOISTURIZER	SUNSCREEN	SERUM	TONER	TOTAL KESELURUHAN
PICV01	1	1	1			3
PICV02		1	1	1		3
PICV03	1			1	1	3
PICV04		1		1	1	3
PICV05	1		1	1		3
PICV06		1	1			2
PICV07	1	1			1	3
PICV08	1	1		1		3
PICV09		1			1	2
PICV10	1		1		1	3
TOTAL KESELURUHAN	6	7	5	5	5	28

TABEL TRANSAKSI

TABEL TRANSAKSI	
ID TRANSAKSI	ITEM PEMBELIAN
PICV01	{CLEANSER, MOISTURIZER, SUNSCREEN}
PICV02	{MOISTURIZER, SERUM, SUNSCREEN}
PICV03	{CLEANSER, TONER, SERUM}
PICV04	{TONER, SERUM, MOISTURIZER}
PICV05	{CLEANSER, SERUM, SUNSCREEN}
PICV06	{SUNSCREEN, MOISTURIZER,}
PICV07	{TONER, MOISTURIZER, CLEANSER}

PICV08	{CLEANSER, SERUM, MOISTURIZER}
PICV09	{TONER, MOISTURIZER}
PICV10	{CLEANSER, TONER, SUNSCREEN}

Tabel 9: Data Pivot dan Tabel Transaksi

### 3.4.2. Hitung Support 1-Item Set

Menghitung popularitas setiap produk tunggal. Hanya produk yang memenuhi support  $\geq 30\%$  yang akan lanjut ke tahap berikutnya.

#### HITUNG SUPPORT DENGAN MEMBAGI JUMLAH TRANSAKSI ITEM DENGAN TOTAL TRANSAKSI

TABEL 1 ITEMSET				
NO	ITEM	$\Sigma$ TRANSAKSI	SUPPORT	KET.
1	CLEANSER	6	0,6	v
2	MOISTURIZER	7	0,7	v
3	SUNSCREEN	5	0,5	v
4	SERUM	5	0,5	v
5	TONER	5	0,5	v

Tabel 10: Hitung Support 1 Item Set

### 3.4.3. Hitung Support 2-Item Set

Menghitung popularitas kombinasi dua produk.

1. {CLEANSER, MOISTURIZER}			
TRANSAKSI	ITEM YANG DIBELI		TRANSAKSI 2
	CLEANSER	MOISTURIZER	
PICV01	1	1	v
PICV02		1	x
PICV03	1		x
PICV04		1	x
PICV05	1		x
PICV06		1	x
PICV07	1	1	v
PICV08	1	1	v

PICV09		1	x
PICV10	1		x
<b>Σ TRANSAKSI 2 ITEM</b>			3
<b>SUPPORT</b>			0,3

2. {CLEANSER, SUNSCREEN}			
TRANSAKSI	ITEM YANG DIBELI		TRANSAKSI 2
	CLEANSER	SUNSCREEN	
PICV01	1	1	v
PICV02		1	x
PICV03	1		x
PICV04			x
PICV05	1	1	v
PICV06		1	x
PICV07	1		x
PICV08	1		x
PICV09			x
PICV10	1	1	v
<b>Σ TRANSAKSI 2 ITEM</b>			3
<b>SUPPORT</b>			0,3

3. {CLEANSER, SERUM}			
TRANSAKSI	ITEM YANG DIBELI		TRANSAKSI 2
	CLEANSER	SERUM	
PICV01	1		x
PICV02		1	x

PICV03	1	1	v
PICV04		1	x
PICV05	1	1	v
PICV06			x
PICV07	1		x
PICV08	1	1	v
PICV09			x
PICV10	1		x
<b>Σ TRANSAKSI 2 ITEM</b>			<b>3</b>
<b>SUPPORT</b>			<b>0,3</b>

4. {CLEANSER, TONER}			
TRANSAKSI	ITEM YANG DIBELI		TRANSAKSI 2
	CLEANSER	TONER	
PICV01	1		x
PICV02			x
PICV03	1	1	v
PICV04		1	x
PICV05	1		x
PICV06			x
PICV07	1	1	v
PICV08	1		x
PICV09		1	x
PICV10	1	1	v
<b>Σ TRANSAKSI 2 ITEM</b>			<b>3</b>

<b>SUPPORT</b>	0,3
----------------	-----

5. {MOISTURIZER, SUNSCREEN}			
TRANSAKSI	ITEM YANG DIBELI		TRANSAKSI 2
	MOISTURIZER	SUNSCREEN	
PICV01	1	1	v
PICV02	1	1	v
PICV03			x
PICV04	1		x
PICV05		1	x
PICV06	1	1	v
PICV07	1		x
PICV08	1		x
PICV09	1		x
PICV10		1	x
<b>Σ TRANSAKSI 2 ITEM</b>			<b>3</b>
<b>SUPPORT</b>			<b>0,3</b>

6. {MOISTURIZER, SERUM}			
TRANSAKSI	ITEM YANG DIBELI		TRANSAKSI
	MOISTURIZER	SERUM	
PICV01	1		x
PICV02	1	1	v
PICV03		1	x
PICV04	1	1	v
PICV05		1	x
PICV06	1		x
PICV07	1		x
PICV08	1	1	v
PICV09	1		x

PICV10			x
<b>Σ TRANSAKSI 2 ITEM</b>			3
<b>SUPPORT</b>			0,3

7. {MOISTURIZER, TONER}			
TRANSAKSI	ITEM YANG DIBELI		TRANSAKSI 2
	MOISTURIZER	TONER	
PICV01	1		x
PICV02	1		x
PICV03		1	x
PICV04	1	1	v
PICV05			x
PICV06	1		x
PICV07	1	1	v
PICV08	1		x
PICV09	1	1	v
PICV10		1	x
<b>Σ TRANSAKSI 2 ITEM</b>			3
<b>SUPPORT</b>			0,3

8. {SUNSCREEN, SERUM}			
TRANSAKSI	ITEM YANG DIBELI		TRANSAKSI 2
	SUNSCREEN	SERUM	
PICV01	1		x
PICV02	1	1	v
PICV03		1	x
PICV04		1	x

PICV05	1	1	v
PICV06	1		x
PICV07			x
PICV08		1	x
PICV09			x
PICV10	1		x
<b>Σ TRANSAKSI 2 ITEM</b>			2
<b>SUPPORT</b>			0,2

9. {SUNSCREEN, TONER}			
TRANSAKSI	ITEM YANG DIBELI		TRANSAKSI 2
	SUNSCREEN	TONER	
PICV01	1		x
PICV02	1		x
PICV03		1	x
PICV04		1	x
PICV05	1		x
PICV06	1		x
PICV07		1	x
PICV08			x
PICV09		1	x
PICV10	1	1	v
<b>Σ TRANSAKSI 2 ITEM</b>			1
<b>SUPPORT</b>			0,1

10. {SERUM, TONER}		
TRANSAKSI	ITEM YANG DIBELI	TRANSAKSI 2



	SERUM	TONER	
PICV01			x
PICV02	1		x
PICV03	1	1	v
PICV04	1	1	v
PICV05	1		x
PICV06			x
PICV07		1	x
PICV08	1		x
PICV09		1	x
PICV10		1	x
<b>Σ TRANSAKSI 2 ITEM</b>			2
<b>SUPPORT</b>			0,2

Tabel 11: Transaksi 2 Item

TABEL 2 ITEMSET				
NO	ITEM	Σ TRANSAKSI	SUPPORT	KET
1	{CLEANSER, MOISTURIZER}	3	0,3	v
2	{CLEANSER, SUNSCREEN}	3	0,3	v
3	{CLEANSER, SERUM}	3	0,3	v
4	{CLEANSER, TONER}	3	0,3	v
5	{MOISTURIZER, SUNSCREEN}	2	0,2	x
6	{MOISTURIZER, SERUM}	3	0,3	v
7	{MOISTURIZER, TONER}	3	0,3	v
8	{SUNSCREEN, SERUM}	2	0,2	x

9	{SUNSCREEN, TONER}	1	0,1	x
10	{SERUM, TONER}	2	0,2	x

Tabel 12: Transaksi 2 Item Set

#### 3.4.4. Hitung Support 3-Item Set

Tidak ada kombinasi 3 produk yang memenuhi syarat support  $\geq 30\%$ , sehingga analisis berhenti di 2-item set.

KOMBINASI 3 ITEM	
NO	KOMBINASI
1	{CLEANSER, MOISTURIZER, SUNSCREEN}
2	{CLEANSER, MOISTURIZER, SERUM}
3	{CLEANSER, MOISTURIZER, TONER}
4	{MOISTURIZER, SUNSCREEN, SERUM}
5	{MOISTURIZER, SUNSCREEN, TONER}
6	{SUNSCREEN, SERUM, TONER}

1. {CLEANSER, MOISTURIZER, SUNSCREEN}				
TRANSAKSI	ITEM YANG DIBELI			TRANSAKSI 3 ITEM
	CLEANSER	MOISTURIZER	SUNSCREEN	
PICV01	1	1	1	v
PICV02		1	1	x
PICV03	1			x
PICV04		1		x
PICV05	1		1	x
PICV06		1	1	x
PICV07	1	1		x
PICV08	1	1		x

PICV09		1		x
PICV10	1		1	x
<b>Σ TRANSAKSI 3 ITEM</b>				1
<b>SUPPORT</b>				0,1

2. {CLEANSER, MOISTURIZER, SERUM}				
TRANSAKSI	ITEM YANG DIBELI			TRANSAKSI 3 ITEM
	CLEANSER	MOISTURIZER	SERUM	
PICV01	1	1		x
PICV02		1	1	x
PICV03	1		1	x
PICV04		1	1	x
PICV05	1		1	x
PICV06		1		x
PICV07	1	1		x
PICV08	1	1	1	v
PICV09		1		x
PICV10	1			x
<b>Σ TRANSAKSI 3 ITEM</b>				1
<b>SUPPORT</b>				0,1

3. {CLEANSER, MOISTURIZER, TONER}				
TRANSAKSI	ITEM YANG DIBELI			TRANSAKSI 3 ITEM
	CLEANSER	MOISTURIZER	TONER	
PICV01	1	1		x

PICV02		1		x
PICV03	1		1	x
PICV04		1	1	x
PICV05	1			x
PICV06		1		x
PICV07	1	1	1	v
PICV08	1	1		x
PICV09		1	1	x
PICV10	1		1	x
<b>Σ TRANSAKSI 3 ITEM</b>				1
<b>SUPPORT</b>				0,1

4. {MOISTURIZER, SUNSCREEN, SERUM}				
TRANSAKSI	ITEM YANG DIBELI			TRANSAKSI 3 ITEM
	MOISTURIZER	SUNSCREEN	SERUM	
PICV01	1	1		x
PICV02	1	1	1	v
PICV03			1	x
PICV04	1		1	x
PICV05		1	1	x
PICV06	1	1		x
PICV07	1			x
PICV08	1		1	x
PICV09	1			x
PICV10		1		x
<b>Σ TRANSAKSI 3 ITEM</b>				1
<b>SUPPORT</b>				0,1

5. {MOISTURIZER, SUNSCREEN, TONER}		
TRANSAKSI	ITEM YANG DIBELI	

	MOISTURIZER	SUNSCREEN	TONER	TRANSAKSI 3 ITEM
PICV01	1	1		x
PICV02	1	1		x
PICV03			1	x
PICV04	1		1	x
PICV05		1		x
PICV06	1	1		x
PICV07	1		1	x
PICV08	1			x
PICV09	1		1	x
PICV10		1	1	x
<b>Σ TRANSAKSI 3 ITEM</b>				<b>0</b>
<b>SUPPORT</b>				<b>0</b>

6. {SUNSCREEN, SERUM, TONER}				
TRANSAKSI	ITEM YANG DIBELI			TRANSAKSI 3 ITEM
	SUNSCREEN	SERUM	TONER	
PICV01	1			x
PICV02	1	1		x
PICV03		1	1	x
PICV04		1	1	x
PICV05	1	1		x
PICV06	1			x
PICV07			1	x
PICV08		1		x
PICV09			1	x

PICV10	1		1	x
<b>Σ TRANSAKSI 3 ITEM</b>				0
<b>SUPPORT</b>				0

Tabel 13: Transaksi 3 Item

TABEL 3 ITEMSET				
NO	ITEM	Σ TRANSAKSI	SUPPORT	KET
1	{CLEANSER, MOISTURIZER, SUNSCREEN}	1	0,1	x
2	{CLEANSER, MOISTURIZER, SERUM}	1	0,1	x
3	{CLEANSER, MOISTURIZER, TONER}	1	0,1	x
4	{MOISTURIZER, SUNSCREEN, SERUM}	1	0,1	x
5	{MOISTURIZER, SUNSCREEN, TONER}	0	0	x
6	{SUNSCREEN, SERUM, TONER}	0	0	x

Tabel 14: Transaksi 3 Item Set

### 3.4.5. Aturan Asosiasi 2-Item Set

Dari kombinasi 2-item set yang lolos, dihitung nilai confidence untuk setiap kemungkinan aturan.

ATURAN ASOSIASI 2 ITEMSET					
NO	RULE	Σ A & B	Σ A	CONFIDENCE	KET
1	Jika membeli cleanser maka membeli moisturizer	3	6	0,5	x
2	Jika membeli cleanser maka membeli sunscreen	3	6	0,5	x
3	Jika membeli cleanser maka membeli serum	3	6	0,5	x
4	Jika membeli cleanser maka membeli toner	3	6	0,5	x

5	Jika membeli moisturizer maka membeli sunscreen	3	7	0,42	x
6	Jika membeli moisturizer maka membeli serum	3	7	0,42	x
7	Jika membeli moisturizer maka membeli toner	3	7	0,42	x
8	Jika membeli sunscreen maka membeli serum	2	5	0,4	x
9	Jika membeli sunscreen maka membeli toner	1	5	0,2	x
10	Jika membeli serum maka membeli toner	2	5	0,4	x

Tabel 15: Aturan Asosiasi 2 Item Set

#### 3.4.6. Aturan Asosiasi 3-Item Set

Tidak ada aturan yang dibuat karena tidak ada 3-item set yang lolos tahap support.

ATURAN ASOSIASI 3 ITEMSET					
NO	RULE	$\Sigma$ A & B	$\Sigma$ A	CONFIDENCE	KET
1	Jika membeli cleanser dan moisturizer maka membeli sunscreen	1	3	0,33	x
2	Jika membeli cleanser dan moisturizer maka membeli serum	1	3	0,33	x
3	Jika membeli cleanser dan moisturizer maka membeli toner	1	3	0,33	x
4	Jika membeli moisturizer dan sunscreen maka membeli serum	1	3	0,33	x
5	Jika membeli moisturizer dan sunscreen maka membeli toner	0	2	0	x
6	Jika membeli sunscreen, serum maka membeli toner	0	2	0	x

Tabel 16: Aturan Asosiasi 3 Item Set

#### 3.4.7. Aturan Asosiasi Final

Semua nilai confidence yang dihitung pada tahap sebelumnya dibandingkan dengan ambang batas minimum confidence sebesar 70%. Hasilnya, tidak ada satupun aturan yang memenuhi syarat tersebut.

ASOSIASI FINAL					
Aturan yang digunakan adalah aturan yang memiliki nilai confidence $\geq 0,7$					
NO	RULE	SUPPORT	CONFIDENCE	SUPPORT*CONFIDENCE	LIFT RASIO
-	-	-	-	-	-

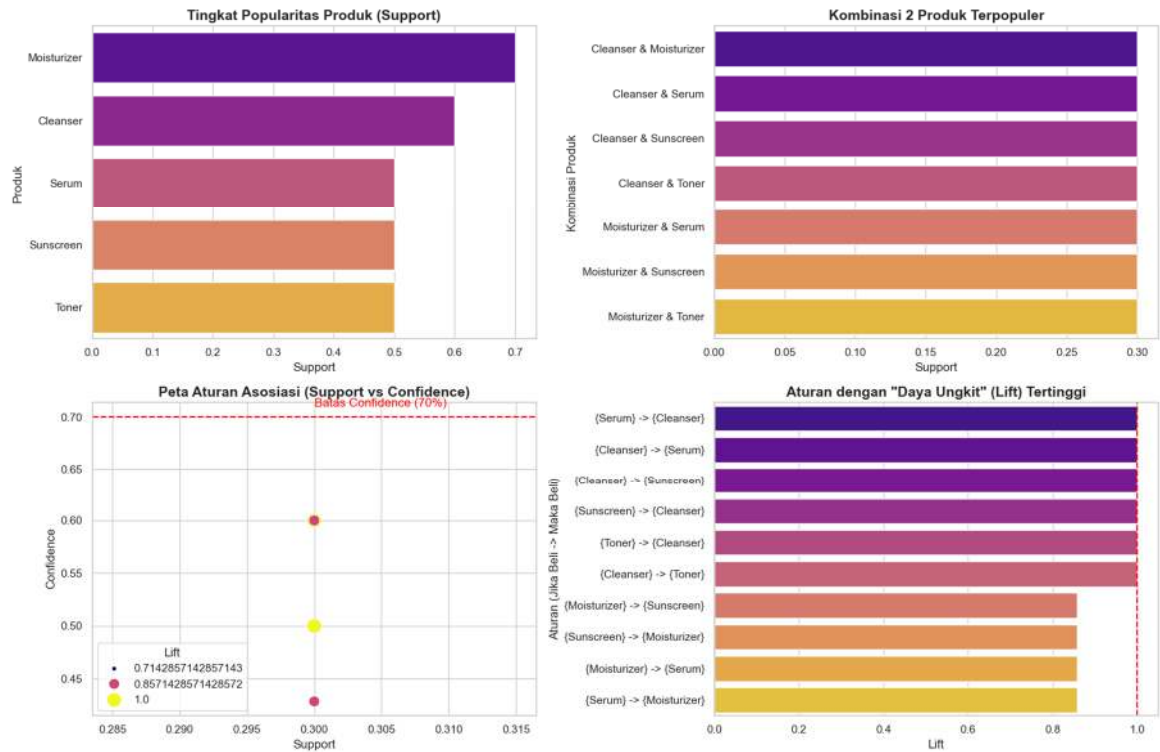
Tabel 17: Aturan Asosiasi Final

### 3.5. Hasil dan Kesimpulan Studi Kasus Asosiasi

Setelah melalui seluruh tahap perhitungan, dapat disimpulkan bahwa tidak ada aturan asosiasi yang kuat yang ditemukan dalam dataset ini. Nilai confidence tertinggi yang dicapai hanya 50%, masih jauh di bawah ambang batas yang ditetapkan yaitu 70%.



### Visualisasi Hasil Analisis Asosiasi Skincare



Gambar 6: Visualisasi Hasil Analisis Asosiasi Skincare

Berdasarkan data 10 transaksi yang dianalisis, tidak ditemukan adanya pola pembelian bersama yang signifikan antar produk skincare.

## **BAB 4**

### **KESIMPULAN**

Berdasarkan penerapan dua algoritma machine learning melalui perhitungan manual, laporan ini menghasilkan dua wawasan penting dari masing-masing studi kasus.

Pada studi kasus pertama mengenai klasifikasi kenaikan jabatan, penerapan metode Naive Bayes menunjukkan hasil yang konklusif. Dengan membandingkan probabilitas akhir, ditemukan bahwa peluang karyawan ke-11 untuk mendapatkan rekomendasi "Ya" (0.0194) secara matematis lebih tinggi daripada peluang untuk rekomendasi "Tidak" (0.0027). Dengan demikian, analisis ini memberikan dasar kuantitatif untuk memprediksi bahwa karyawan tersebut layak untuk direkomendasikan.

Di sisi lain, studi kasus kedua mengenai asosiasi pola belanja pelanggan memberikan hasil yang berbeda namun sama berharganya. Melalui analisis keranjang belanja, ditemukan bahwa meskipun beberapa produk populer secara individual, tidak ada satupun aturan hubungan antarproduk yang memenuhi ambang batas kepercayaan (confidence) 70%. Hal ini mengindikasikan bahwa berdasarkan data yang ada, tidak terdapat pola pembelian bersama yang cukup kuat untuk dijadikan dasar strategi pemasaran.

Secara keseluruhan, kedua analisis ini menegaskan kekuatan machine learning dalam mengubah data mentah

## Lampiran



Gambar 7: Lampiran