

PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS DALAM MELIHAT FAKTOR-FAKTOR YANG MEMPENGARUHI PERKEMBANGAN TERNAK AYAM

(Studi Kasus: Peternakan Ayam Mutiara Sani Mitra PT Ciomas Adisatwa Pekanbaru)

Sari Selly Ulina Damanik^{1*)} & Suryati Sitepu²⁾

^{1,2)} Program Studi Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu
Pengetahuan Alam, Universitas Sumatera Utara
*email: sarisellyulina@gmail.com

Abstrak: Fokus dari pengamatan ini adalah untuk melihat faktor yang variansnya paling tinggi atau dapat mewakili data faktor dan yang paling mempengaruhi perkembangan ayam pedaging. Untuk mendapatkan informasi yang diinginkan, akan digunakan *principal component analisis* (PCA) untuk melakukan reduksi dalam penelitian ini. Setelah dilakukan Analisa didapati bahwa dari 12 variabel yang terdapat pada dataset, 1 variabel direduksi dan menghasilkan tiga faktor yang mewakili 11 variabel tersebut. Dataset yang digunakan pada penelitian ini adalah data yang di peroleh dengan observasi selama kurang lebih satu bulan di peternakan ayam Mutiara sani. Dari 11 variabel yang mempengaruhi perkembangan ayam *broiler* yang dianalisis, terdapat 3 faktor baru yang terbentuk. Faktor 1 terbentuk atas empat variabel yaitu variabel X_1 (pakan), X_2 (vitamin 1), X_3 (vitamin 2), X_7 (vitamin 3), diberi nama Faktor Konsumsi (47.164%). Faktor 2 terdiri atas variabel X_5 (DOC), X_6 (suhu), X_{10} (pengalaman), diberi nama Faktor Krusial (11.276%). Faktor 3 terdiri atas variabel X_4 (jumlah tenaga kerja), X_8 (lebar kandang), X_9 (status Pendidikan tenaga kerja), X_{11} (umur tenaga kerja) diberi nama Faktor Kualitas Perawatan (10.159%). Tiga faktor yang baru terbentuk dapat menjelaskan total varians (tingkat varians kumulatif) sebesar 68,589%, yang berarti ketiga faktor tersebut dapat mempengaruhi perkembangan bobot ayam broiler sebesar 68,589%, sisanya mungkin disebabkan oleh faktor lain yang tidak diikut sertakan dalam analisis ini.

Kata Kunci: Analisis Faktor, Ayam *Broiler*, *Principal Component Analysis*, Reduksi Data.

Abstract: The focus of this observation is to see which factors have the highest variance or can represent the factor data and which most influence broiler development. To obtain the desired information, principal component analysis

(PCA) will be used to perform the reduction in this study. After analysis, it was found that of the 12 variables contained in the dataset, 1 variable was reduced and resulted in three factors that could represent the 11 variables. The dataset used in this study is data obtained by observation for approximately one month at Mutiara sani chicken farm. Of the 11 variables that affect the development of broiler chickens analyzed using PCA, 3 new factors were formed. Factor 1 is formed on four variables, namely variables (feed), X_2 (vitamin 1), X_3 (vitamin 2), X_7 (vitamin 3), named Consumption Factor (47.164%). Factor 2 consists of variables X_5 (DOC), X_6 (temperature), X_{10} (experience), named Crucial Factors (11.276%). Factor 3 consists of the variables X_4 (number of workers), X_8 (width of the cage), X_9 (Educational status of the workforce), X_{11} (age of the workforce), named Quality of Care Factor (10.159%). The three new factors that were formed were able to explain the total variance or can affect the development of broiler weight 68.589%.

Keywords: Factor Analysis, Broiler Chicken, Principal Component Analysis, Data Reduction.

PENDAHULUAN

Salah satu cabang matematika yang mempunyai peran penting di kehidupan dan digunakan dalam bidang bisnis adalah statistika. Statistika memainkan peran besar dalam inovasi dan pengembangan bisnis dan industri. Statistika sebagai metode merupakan kunci keberhasilan dalam membantu mencapai solusi atas permasalahan yang dihadapi dalam dunia bisnis dan industri, yaitu mencapai kinerja kompetitif dengan keunggulan yang bersaing. Hampir setiap aspek bisnis dan industri menggunakan statistik untuk membangun dan menganalisis data guna mendukung pengambilan keputusan yang baik. Inovasi adalah cara untuk mendapatkan keuntungan usaha dengan menciptakan produk yang dapat bersaing, atau setidaknya mengejar ketinggalan.

Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah Analisis Komponen Utama atau *Principal Component Analysis* (PCA). PCA adalah salah satu fitur ekstraksi (pengurangan) variabel yang digunakan secara luas (Gunawan, 2017; Wijaya et al,2016). Dapat dikatakan bahwa PCA adalah pemeriksaan metode terukur multivariat yang paling berpengalaman dan paling terkenal. PCA mulai disajikan oleh Karl Pearson pada tahun 1901. Harold Hotelling melakukan penyelidikan untuk faktor stokastik. Hotelling menggunakan pendekatan Analisis Komponen Utama yang sebelumnya telah dikemukakan oleh Pearson dan memperkenalkan istilah “component” sebagai variabel yang dihasilkan dengan menggunakan metodologi Analisis Komponen Utama. Kemudian populer dengan istilah “principal component” yang menjelaskan komponen utama atau variabel baru yang dihasilkan/direduksi. Inilah cikal bakal dari analisa PCA (Danang, 2012).

Analisis Komponen Utama (Jolliffe, 2002), variabel yang sebelumnya sebanyak n variabel akan direduksi menjadi k variabel baru dengan jumlah k lebih sedikit dari n dan dengan hanya menggunakan k akan menghasilkan nilai yang sama dengan menggunakan n variabel. Variabel hasil dari reduksi tersebut dinamakan principal component (komponen utama) atau dapat disebut faktor. Sifat dari komponen baru yang terbentuk dengan analisis komponen utama nantinya selain memiliki jumlah variabel yang berjumlah lebih sedikit tetapi juga menghilangkan korelasi antar variabel yang terbentuk. *Principal Components* yang merupakan kombinasi linier dari variabel-variabel lama. Penghitungan Varians dan *Principal Component* ini dapat dilakukan dengan menggunakan konsep *eigenvalue* (nilai eigen) dan *eigenvector*.

Tahun 2021 (Wangge, 2021) melakukan penelitian tentang Penerapan Metode Principal Component Analysis (PCA) Terhadap Faktor-faktor yang Mempengaruhi Lamanya Penyelesaian Skripsi Mahasiswa disimpulkan bahwa faktor-faktor yang mempengaruhi penyelesaian skripsi mahasiswa Pedagogi Matematika Universitas Nusa Cendana meliputi empat faktor, dimana faktor pertama terkait kualitas orientasi skripsi, kecukupan sumber daya, orientasi pembicara, sikap dan interaksi, dengan supervisor, lingkungan, dan perhatian orang tua. Faktor kedua terkait motivasi lulus tepat waktu, faktor ketiga terkait pembagian waktu dan faktor keempat terkait aktivitas mahasiswa dan keterampilan menulis karya ilmiah.

Penelitian ini, peneliti mengambil sampel ayam pedaging (broiler). Karena ayam broiler sangat diminati dibandingkan dengan jenis ayam lainnya. Ayam broiler memiliki harga yang paling murah dan pertumbuhannya relatif lebih cepat. Produksi daging ayam harus terus meningkat sejalan dengan konsumsi daging ayam yang meningkat, dapat dilihat dari banyaknya perusahaan kuliner yang menggunakan ayam sebagai bahan utama (Hartono, 1997). Berdasarkan data Survei Sosial Ekonomi Nasional (SUSENAS) (Simanjuntak, 2018) perkembangan konsumsi perkapita daging ayam ras pedaging masyarakat Indonesia selama 10 (sepuluh) tahun terakhir (2012-2022) cenderung terus meningkat sebesar 7,39% pertahun. Peningkatan konsumsi nasional daging ayam didukung pertumbuhan jumlah penduduk, peningkatan pendapatan penduduk dan peningkatan pengetahuan gizi oleh masyarakat akan manfaat mengkonsumsi protein hewani (Sunarno et al, 2017). Berdasarkan hasil Susenas tersebut, konsumsi daging ayam ras pedaging pada tahun 2012 sebesar 3,49 kg/kapita/tahun. Pada tahun 2021 konsumsi daging ayam ras pedaging naik menjadi 6,55 kg/kapita/tahun. Angka konsumsi tersebut hanya konsumsi di dalam rumah tangga, jika ditambah konsumsi luar rumah tangga seperti rumah makan, warung, restoran, dan hotel maka konsumsi per kapita akan menjadi lebih besar lagi.

Oleh karena peningkatan konsumsi ayam dan keuntungan yang harus dimaksimalkan, maka peternak harus lebih fokus lagi dalam memaksimalkan faktor-

faktor yang ada dalam perkembangan bobot ayam pedaging agar ayam sehat dan memiliki bobot maksimal yang diharapkan. Maka dari itu peneliti ingin melihat dari 12 faktor yang ada, yaitu pakan, jumlah DOC (bibit ayam), suhu ruangan (pemanas), jumlah tenaga kerja, lebar kandang, tinggi kendang, umur tenaga kerja, status pendidikan tenaga kerja, pengalaman tenaga kerja, vitamin 1,2 dan 3, faktor perkembangan mana yang paling dominan mempengaruhi dan paling harus diperhatikan, walaupun tetap tidak mengesampingkan faktor lainnya, tetapi paling tidak, peneliti lebih mengetahui variabel mana yang harus dimaksimalkan dan lebih diperhatikan lagi.

Maka dari itu penulis akan melakukan penelitian yang berjudul “*Principal Component Analysis (PCA) Dalam Melihat Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Perkembangan Ternak Ayam (Studi Kasus Peternakan Ayam Mutiara Sani, Mitra PT Ciomas Adisatwa, Pekanbaru)*” karena peneliti tertarik untuk menemukan variabel mana dalam perkembangan ayam broiler yang paling mewakili dari variabel yang lain. Variabel yang berkorelasi satu sama lain tetapi sebagian besar tidak tergantung pada set variabel lain digabungkan menjadi faktor. Faktor-faktor ini memungkinkan untuk memadatkan jumlah variabel dalam analisis dengan menggabungkan beberapa variabel menjadi satu faktor.

METODE PENELITIAN

Waktu pengumpulan data dilakukan selama kurang lebih 6 minggu yaitu terhitung dari tanggal 17 April 2023 sampai dengan 30 Mei 2023. Adapun lokasi penelitian yaitu Peternakan Ayam Mutiara Sani Alamat: JL. Baru Cpi Kel. Petani Kec. Bathin Solapan Kab. Bengkalis. Metode pengumpulan data yang dilakukan pada penelitian meliputi: Observasi adalah pengambilan data dengan cara mengamati secara langsung kondisi di lokasi penelitian dan berbagai kegiatan peternak selama pelaksanaan pemeliharaan ayam broiler, seperti persiapan kandang, pembelian bibit dan pakan, pemeliharaan, dan panen; dan Wawancara, yaitu pengumpulan informasi spesifik yang dilakukan melalui wawancara koordinatif dengan peternak dengan menggunakan survei (Sugiyono 2015).

Tahapan-tahapan yang dipakai dalam penelitian atau pengamatan ini adalah sebagai berikut :

1. Mengumpulkan bahan-bahan referensi yang berkaitan dengan metode Analisis Komponen Utama/Principal component analysis (PCA)
2. Menentukan faktor dalam pengamatan yaitu menggunakan variabel pakan, jumlah DOC (bibit ayam), suhu ruangan (pemanas), jumlah tenaga kerja, lebar kandang, tinggi kendang, umur tenaga kerja, status pendidikan tenaga kerja, pengalaman tenaga kerja, vitamin 1, 2 dan 3.

-
-
3. Mengumpulkan data primer yang berasal pada hasil wawancara dengan pemilik usaha, percobaan langsung dilapangan dan pengisian kuesioner dengan pemilik peternakan Mutiara Sani, dengan sampel 50 ekor ayam
 4. Mengolah dan menganalisis data hasil pengamatan yang didapatkan dengan bantuan software SPSS26 menggunakan metode *Principal component analysis* (PCA) (Hendro et al,2012).
 - a) Pengujian variabel atau komponen yang telah ditetapkan dengan teknik uji Kaiser Meyer Olkin (KMO) dan uji Barlett test of Sphericity
 - b) Lakukan Test of Sampling Adequacy (MSA).
 - c) Penilaian bobot faktor (factor loading), yang merupakan penentuan jumlah faktor yang dibentuk dengan mempertimbangkan nilai eigen yang lebih besar atau sama dengan satu sebagai faktor yang memenuhi syarat.
 - d) Nilai faktor adalah ukuran yang menunjukkan representasi variabel untuk setiap faktor, atau gabungan dari setiap faktor dari setiap item.
 - e) Faktorkan model
 5. Membuat kesimpulan dan saran.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Penelitian

Uji Validitas dan Uji Reliabilitas

Pada penelitian ini digunakan 50 sampel, sehingga derajat kebebasan (df) = $n-2 = 48$. Pengujian dilakukan dengan uji dua sisi dan taraf signifikansi 1%. Butir pertanyaan dalam uji validitas dikatakan valid jika $r_{hitung} > r_{tabel}$. Perhitungan di atas menyatakan bahwa $r_{hitung} \geq r_{tabel}$, sehingga H_0 ditolak. Maka diperoleh kesimpulan bahwa X_1 va lid. Perhitungan yang sama juga berlaku terhadap uji validitas item-item lainnya. Dengan IBM SPSS 26 dimana rumus dari korelasi *bivariate person* digunakan untuk menguji validitas. Dari hasil didapatkan *pearson correlation* dengan syarat nilai hasil *pearson correlation* $> 0,632$, *correlation coefficient* totalnya juga mendapat nilai yang signifikan, dengan signifikansi yang lebih tinggi dari uji validitas manual yang dilakukan yaitu 0,01 dan semua variabel memenuhi syarat. Tabel 1 menunjukkan ringkasan dari hasil uji validitas.

Tabel 1. Hasil Uji Validitas

Item	r_{hitung}	r_{tabel}	Kesimpulan
X_1	0.411	0.361	Valid
X_2	0.380	0.361	Valid
X_3	0.578	0.361	Valid

X₄	0.600	0.361	Valid
X₅	0.496	0.361	Valid
X₆	0.424	0.361	Valid
X₇	0.616	0.361	Valid
X₈	0.666	0.361	Valid
X₉	0.527	0.361	Valid
X₁₀	0.445	0.361	Valid
X₁₁	0.606	0.361	Valid
X₁₂	0.569	0.361	Valid

Berdasarkan hasil perhitungan, diperoleh nilai *alpha cronbach's* sebesar 0,764 yang menunjukkan bahwa $\alpha \geq 0,6$ sehingga H_0 ditolak. Dengan bantuan *software IBM SPSS 26*, diperoleh nilai koefisien *alpha cronbach's* pada Tabel 2 berikut.

Tabel 2. Uji Reliabilitas

Reliability Statistics	
Cronbach's Alpha	N of Items
.764	12

Dari tabel 2 tersebut, didapatkan nilai *alpha cronbach's* sebesar 0,764 yang menunjukkan bahwa nilai hasil uji $> 0,60$ sehingga H_0 ditolak. Dapat ditarik kesimpulan bahwa instrumen pengamatan ini *reliabel* atau konsisten.

Menyusun Matriks Korelasi

Matriks korelasi adalah matriks yang memuat koefisien semua kombinasi komponen pengamatan. Kelompok variabel atau komponen yang termasuk kedalam instrumen dikatakan homogen jika koefisien korelasi antar instrumen tinggi.

Tabel 3. Nilai KMO dan *Bartlett's Test of Sphericity*
KMO and Bartlett's Test

Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.		.822
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square	282.5
	df	38
	Sig.	.000

Pada Tabel 3, dapat dilihat bahwa nilai KMO memiliki nilai yang sama dengan rata-rata nilai MSA yaitu 0,822. Kelayakan variabel diuji menggunakan *sample*

adequacy measure (MSA). Variabel (komponen) dapat dievaluasi dengan benar oleh komponen yang berbeda jika memiliki nilai $MSA = 1$. Suatu variabel dapat dianalisis lebih lanjut jika memiliki nilai $MSA > 0,5$. Suatu komponen tidak dapat dievaluasi atau diuraikan lebih lanjut jika $MSA < 0,5$ maka komponen tersebut menurun.

Menggunakan perangkat lunak *IBM SPSS 26*, nilai MSA antara variabel dalam nilai korelasi ditunjukkan pada Tabel 4.

Variabel	Nilai <i>Anti-image</i>
X_1	0,855
X_2	0,822
X_3	0,831
X_4	0,777
X_5	0,800
X_6	0,852
X_7	0,865
X_8	0,757
X_9	0,807
X_{10}	0,872
X_{11}	0,842
X_{12}	0,791

Dari 12 variabel yang tampak pada Tabel 4.5, semua variabel memiliki nilai MSA yaitu nilai *anti image correlation* $> 0,5$ yang artinya semua variabel diatas telah memenuhi syarat dan layak dianalisis lebih lanjut.

Pada ekstraksi faktor, pengamat memakai *principal component analysis* (PCA). Metode PCA akan mengurangi sejumlah variabel menjadi sejumlah variabel yang lebih kecil tanpa mengurangi informasi didalamnya yang disebut komponen pokok. Beberapa variabel yang saling berhubungan akan berbagi variabel yang besarnya sama dengan besar korelasi pangkat 2.

Pengelompokan beberapa variabel yang lebih kecil dilakukan dengan rotasi maksimum (*varimax*), dimana nilai varians diperbolehkan untuk memutar maksimum. Poin umum adalah bahwa kuadrat varians menggambarkan nilai varians dari setiap komponen dan komponen baru yang dihasilkan oleh prosedur analisis komponen utama. Nilai komunalitas lebih baik ketika nilai mendekati satu.

Tabel 5. Nilai Komunalitas (1)

Communalities		
	Initial	Extraction
X1	1.000	.672
X2	1.000	.693
X3	1.000	.639
X4	1.000	.779

X5	1.000	.845
X6	1.000	.614
X7	1.000	.694
X8	1.000	.789
X9	1.000	.628
X10	1.000	.501
X11	1.000	.624
X12	1.000	.476

Semakin tinggi nilai kesamaan, semakin kuat korelasi antara variabel dan faktor pembentuk. Dapat dilihat pada Tabel 5 bahwa variabel X_5 memiliki nilai komunalitas 0,845. Dalam hal ini, faktor pembentuk memiliki varians 84,5%, yang menjelaskan variabel. Ini juga berlaku untuk variabel lain.

Tabel 5 menunjukkan bahwa dari 12 variabel yang diuji, terdapat 11 variabel dengan nilai komunalitas lebih besar dari 0,5 dan 1 variabel dengan nilai komunalitas kurang dari 0,5. Variabel dengan nilai komunalitas terkecil akan diciutkan dan akan diuji ulang tanpa menyertakan variabel tersebut. Variabel yang diciutkan adalah variabel X_{12} dengan nilai komunalitas terendah dan pengujian diulang tanpa menyertakan variabel X_{12} .

Tabel 6. Nilai Komunalitas (2)

Communalities

	Initial	Extraction
X1	1.000	.672
X2	1.000	.675
X3	1.000	.645
X4	1.000	.759
Communalities		
	Initial	Extraction
X5	1.000	.834
X6	1.000	.604
X7	1.000	.691
X8	1.000	.826
X9	1.000	.687
X10	1.000	.522
X11	1.000	.631

Pada Tabel 6. menunjukkan semua variabel yang diuji mempunyai nilai komunalitas lebih besar dari 0,5. Semua variabel layak dianalisis lebih lanjut karena syarat telah terpenuhi.

Menentukan Jumlah Faktor

Jumlah faktor ditentukan oleh pendekatan *eigenvalue*. Faktor dengan nilai eigen yang lebih besar dari atau sama dengan satu akan digunakan dan disertakan dalam model. Jika nilai eigen kurang dari satu, maka faktor tersebut tidak disertakan didalam model.

Tabel 7. Nilai Eigenvalues

Total Variance Explained

Component	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of Squared Loadings			Rotation Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	5.188	47.164	47.164	5.188	47.164	47.164	2.633	23.935	23.935
2	1.240	11.276	58.440	1.240	11.276	58.440	2.468	22.436	46.372
3	1.117	10.159	68.598	1.117	10.159	68.598	2.445	22.227	68.598
4	.707	6.428	75.026						
5	.668	6.074	81.101						
6	.522	4.746	85.847						
7	.496	4.508	90.355						
8	.359	3.264	93.619						
9	.279	2.533	96.152						
10	.239	2.173	98.325						
11	.184	1.675	100.000						

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Fungsi Nilai Eigen menunjukkan nilai kontribusi faktor terhadap varian dari semua variasi semua variabel asal. Jika varian dari faktor yang dibangun kurang dari 1, ini berarti bahwa faktor tersebut tidak lebih baik dari variabel asli dan karena itu tidak dimasukkan dalam model. Dari 3 faktor yang terbentuk maka sumbangan masing-masing faktor terlihat pada Tabel 8.

Tabel 8. Sumbangan Masing-masing Faktor

Component	Initial Eigenvalues		
	Total	% of Variance	Cumulative %
1	5.188	47.164	47.164
2	1.240	11.276	58.440
3	1.117	10.159	10.159

Merotasi Faktor

Mengumpulkan indikator-indikator ke dalam faktor yang terdapat pada faktor 1, 2 dan 3 dilakukan dengan menggunakan komponen matriks untuk menguji kemungkinannya. Dalam komponen matriks tersebut, koefisien yang dilembagakan adalah *factor loadings* yang pada saat itu dikomunikasikan sebagai faktor. Tabel 9 menunjukkan komponen matriks yang terbentuk.

Tabel 9. Komponen Matriks^a (Sebelum Rotasi)

Component Matrix^a

	Component		
	1	2	3
X1	.716	-.266	-.296
X2	.694	-.099	-.429
X3	.666	.025	-.449
X4	.613	.599	-.160
X5	.682	-.530	.295
X6	.644	-.431	.061

Component Matrix^a

	Component		
	1	2	3
X7	.751	.216	-.284
X8	.699	.467	.346
X9	.681	.191	.432
X10	.687	-.177	.135
X11	.712	.026	.351

Untuk meningkatkan efektivitas penggunaan, sangat penting untuk mengubah matriks menjadi matriks yang lebih simpel. Perubahan ini dilakukan dengan menggunakan strategi rotasi Varimaz. Penggunaan strategi ini bertujuan untuk membatasi atau merampingkan jumlah faktor yang sangat membebani sebuah faktor sehingga mudah untuk diuraikan, karena faktor-faktor yang muncul tidak terkait atau tidak berhubungan dengan variabel yang lain. Komponen-komponen kerangka kerja yang diputar ditampilkan pada tabel 10.

Tabel 10. Rotasi Komponen Matriks^a (Sesudah Rotasi)

Rotated Component Matrix^a

	Component		
	1	2	3
X1	.649	.494	.077
X2	.753	.309	.108
X3	.762	.194	.165
X4	.547	-.160	.659

Leibniz: Jurnal Matematika

Volume 4, Nomor 1, Halaman 47–65

Januari 2024

e-ISSN: 2775-2356

X5	.142	.884	.178
X6	.311	.705	.105
X7	.699	.158	.421
X8	.191	.168	.873
X9	.090	.395	.723
X10	.299	.566	.335
X11	.160	.506	.591

Factor loading dan pengumpulan variabel sebelum dan setelah rotasi dapat dilihat pada Tabel 11.

Tabel 11. Korelasi Antara Variabel Sebelum dan Sesudah Dirotasi

Variabel	Factor Loading Tertinggi	Faktor	Faktor Akhir	Variabel
	Before rotation	After rotation	Before rotation	After rotation
X ₁	0,716	0,649	1	1
X ₂	0,694	0,753	1	1
X ₃	0,666	0,762	1	1
X ₄	0,613	0,659	1	3
X ₅	0,682	0,884	1	2
X ₆	0,644	0,705	1	2
X ₇	0,751	0,699	1	1
X ₈	0,699	0,873	1	3
X ₉	0,681	0,723	1	3
X ₁₀	0,687	0,566	1	2
X ₁₁	0,712	0,591	1	3

Jika pembentukan faktor dilakukan berdasarkan apriori maka faktor yang terbentuk dapat dilihat pada Tabel 12.

Tabel 12. Pembentukan Faktor Berdasarkan Apriori

Banyak faktor yang terbentuk Nama Faktor Variabel

5	F1	X ₁ , X ₂ , X ₃ , X ₇
	F2	X ₆ , X ₈ , X ₁₂
	F3	X ₄ , X ₉ , X ₁₁
	F4	X ₁₀
	F5	X ₅
3	F1	X ₁ , X ₂ , X ₃ , X ₇
	F2	X ₄ , X ₆ , X ₈ , X ₉ , X ₁₀ , X ₁₁ , X ₁₂
	F3	X ₅

Pembahasan

Interpretasi Faktor

Dalam interpretasi faktor, yang terpenting adalah mempertimbangkan *factor loading*. Nilai *factor loading* memperlihatkan besarnya hubungan antara suatu variabel dengan faktor penyusun 1, 2, dan 3. Hasil interpretasi matriks faktor diperlihatkan pada tabel 5 berikut ini.

Tabel 13. Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Perkembangan Ayam

No	Faktor	Variabel	Nilai eigen	Factor Loading	Varian (%)
1	F1	X_1	5.188	0,649	47.164
		X_2		0,753	
		X_3		0,762	
		X_7		0,699	
2	F2	X_5	1.240	0,884	11.276
		X_6		0,705	
		X_{10}		0,566	
No	Faktor	Variabel	Nilai eigen	Factor Loading	Varian (%)
3	F3	X_4	1.117	0,659	10.159
		X_8		0,873	
		X_9		0,723	
		X_{11}		0,591	
Total					68,589

Dengan demikian, 12 variabel telah direduksi menjadi 3 faktor yang mempengaruhi perkembangan ayam

1. Faktor 1 terdiri atas variabel X_1 (pakan), X_2 (vitamin 1), X_3 (vitamin 2), X_7 (vitamin 3), diberi nama Faktor Konsumsi (47.164%).
2. Faktor 2 terdiri atas variabel X_5 (DOC), X_6 (suhu), X_{10} (pengalaman), diberi nama Faktor Krusial (11.276%).
3. Faktor 3 terdiri atas variabel X_4 (jumlah tenaga kerja), X_8 (lebar kandang), X_9 (status Pendidikan tenaga kerja), X_{11} (umur tenaga kerja) diberi nama Faktor Kualitas Perawatan (10.159%).

Faktor 1 merupakan faktor dominan dengan 4 variabel didalamnya yang mempunyai varians yaitu 47.164% terbesar dari 2 faktor lainnya. Walalupun faktor loading terbesar adalah pada variable X_5 yang masuk pada faktor 2. Ketiga faktor baru yang terbentuk mampu menjelaskan *cumulative percent of variance* sebesar 68,589% yang berarti ketiga faktor tersebut dapat mempengaruhi perkembangan bobot ayam *broiler* sebesar 68,589% dan sisanya dapat berasal dari faktor-faktor lainnya yang tidak dimasukkan dalam model ini.

Data Dikerjakan Dengan Pengerojan Manual Metode PCA

Jika kovarians bernilai positif, maka kedua dimensi meningkat bersama. Namun jika negatif, maka ketika satu meningkat yang lainnya berkurang. Jika nol, artinya tidak bergantung satu sama lain.

$$M = \begin{pmatrix} var\ a & cov\ a,b & cov\ a,c & cov\ a,d & cov\ a,e & cov\ a,f & cov\ a,g & cov\ a,h & cov\ a,i & cov\ a,j & cov\ a,k & cov\ a,l \\ cov\ b,a & var\ b & cov\ b,c & cov\ b,d & cov\ b,e & cov\ b,f & cov\ b,g & cov\ b,h & cov\ b,i & cov\ b,j & cov\ b,k & cov\ b,l \\ cov\ c,a & cov\ c,b & var\ c & cov\ c,d & cov\ c,e & cov\ c,f & cov\ c,g & cov\ c,h & cov\ c,i & cov\ c,j & cov\ c,k & cov\ c,l \\ cov\ d,a & cov\ d,b & cov\ d,c & var\ d & cov\ d,e & cov\ d,f & cov\ d,g & cov\ d,h & cov\ d,i & cov\ d,j & cov\ d,k & cov\ d,l \\ cov\ e,a & cov\ e,b & cov\ e,c & cov\ e,d & var\ e & cov\ e,f & cov\ e,g & cov\ e,h & cov\ e,i & cov\ e,j & cov\ e,k & cov\ e,l \\ cov\ f,a & cov\ f,b & cov\ f,c & cov\ f,d & cov\ f,e & var\ f & cov\ f,g & cov\ f,h & cov\ f,i & cov\ f,j & cov\ f,k & cov\ f,l \\ cov\ g,a & cov\ g,b & cov\ g,c & cov\ g,d & cov\ g,e & cov\ g,f & var\ g & cov\ g,h & cov\ g,i & cov\ g,j & cov\ g,k & cov\ g,l \\ cov\ h,a & cov\ h,b & cov\ h,c & cov\ h,d & cov\ h,e & cov\ h,f & cov\ h,g & var\ h & cov\ h,i & cov\ h,j & cov\ h,k & cov\ h,l \\ cov\ i,a & cov\ i,b & cov\ i,c & cov\ i,d & cov\ i,e & cov\ i,f & cov\ i,g & cov\ i,h & var\ i & cov\ i,j & cov\ i,k & cov\ i,l \\ cov\ j,a & cov\ j,b & cov\ j,c & cov\ j,d & cov\ j,e & cov\ j,f & cov\ j,g & cov\ j,h & cov\ j,i & var\ j & cov\ j,k & cov\ j,l \\ cov\ k,a & cov\ k,b & cov\ k,c & cov\ k,d & cov\ k,e & cov\ k,f & cov\ k,g & cov\ k,h & cov\ k,i & cov\ k,j & var\ k & cov\ k,l \\ cov\ l,a & cov\ l,b & cov\ l,c & cov\ l,d & cov\ l,e & cov\ l,f & cov\ l,g & cov\ l,h & cov\ l,i & cov\ l,j & cov\ l,k & var\ l \end{pmatrix}$$

$$M = \begin{pmatrix} 0,8 & 0,4 & \cdots & 0,2 \\ 0,4 & 0,8 & \cdots & 0,3 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0,2 & 0,3 & \cdots & 0,6 \end{pmatrix}$$

Membantu dalam pengerojan mencari kovarians dua atribut, antar atribut lainnya maka selengkapnya dikerjakan dengan bantuan *excell*, dan didapatkan hasil sebagai berikut

Tabel 14. Hasil Kovarians Dua Atribut Antar 12 Variabel

	a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l
a	0.8	0.4	0.4	0.3	0.4	0.3	0.3	0.4	0.2	0.2	0.3	0.2
b	0.4	0.8	0.4	0.1	0.3	0.2	0.5	0.5	0.3	0.3	0.3	0.3
c	0,4	0,4	0,6	0,2	0,2	0,2	0,3	0,3	0,2	0,2	0,2	0,3
d	0,3	0,1	0,2	0,9	0,3	0,3	0,3	0,4	0,3	0,2	0,5	0,3
e	0,4	0,3	0,2	0,3	0,7	0,3	0,3	0,4	0,2	0,3	0,2	0,1
f	0,3	0,2	0,2	0,3	0,3	0,5	0,3	0,3	0,1	0,2	0,2	0,3
g	0,3	0,5	0,3	0,3	0,3	0,3	0,9	0,4	0,4	0,3	0,5	0,3
h	0,4	0,5	0,3	0,4	0,4	0,3	0,4	0,7	0,3	0,3	0,3	0,3
i	0,2	0,3	0,2	0,3	0,2	0,1	0,4	0,3	0,8	0,3	0,5	0,2
j	0,2	0,3	0,2	0,2	0,3	0,2	0,3	0,3	0,3	0,5	0,2	0,2
k	0,3	0,3	0,2	0,5	0,2	0,2	0,5	0,3	0,5	0,2	0,8	0,3
l	0,2	0,3	0,3	0,3	0,1	0,3	0,3	0,3	0,2	0,2	0,3	0,6

Berdasarkan tabel 4.16 terlihat bahwa Variansi dari setiap variabel $cov(a, b) = 0,4, cov(a, c) = 0,4, cov(a, d) = 0,3, cov(a, e) = 0,4, cov(a, f) = 0,3, cov(a, g) = 0,3, cov(a, h) = 0,4, cov(a, i) = 0,2, cov(a, j) = 0,2, cov(a, k) = 0,3, cov(a, l) = 0,2$.

Data kovarians yang dihasilkan membentuk suatu pola, yaitu setiap data diesamping kanan atau kiri dari kotak yang ditandai dengan warna kuning memiliki nilai yang sama, atau dapat dikatakan nilai yang dihasilkan seperti cermin. Ini dikarenakan untuk $cov(a, b)$ dengan $cov(b, a)$ memiliki hasil yang sama. Juga untuk nilai baris terakhir dimulai dari variabel satu sama dengan nilai pada kolom variabel kedua belas berurut kebawah. Hitung *Eigenvalue* dan *Eigenvector* untuk matriks kovarians.

Jika M adalah matriks berordo $m \times m$, maka untuk skalar dari λ memenuhi persamaan

$$Mv = \lambda v$$

Nilai eigen diperoleh dari solusi persamaan karakteristik berikut:

$$|M - \lambda I| = 0 \quad (1)$$

$$\Leftrightarrow \left| \begin{pmatrix} 0,8 & 0,4 & \cdots & 0,2 \\ 0,4 & 0,8 & \cdots & 0,3 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0,2 & 0,3 & \cdots & 0,6 \end{pmatrix} - \lambda \begin{pmatrix} 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & 1 \end{pmatrix} \right| = 0$$

(12 x 12)

$$\Leftrightarrow \left| \begin{pmatrix} 0,8 & 0,4 & \cdots & 0,2 \\ 0,4 & 0,8 & \cdots & 0,3 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0,2 & 0,3 & \cdots & 0,6 \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} \lambda & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \lambda \end{pmatrix} \right| = 0$$

Karena perkalian matriks yang cukup kompleks, maka penulis menggunakan bantuan minitab untuk mendapatkan *eigenvector* dan *eigenvalue* dari persoalan sebelumnya. Untuk vector eigen dapat dilihat selengkapnya pada lampiran 8. Berdasarkan perhitungan minitab diperoleh nilai eigennya adalah: $\lambda_1 \approx 5.5882, \lambda_2 \approx 1.2433, \lambda_3 \approx 1.1234, \lambda_4 \approx 0.9366, \lambda_5 \approx 0.6966, \lambda_6 \approx 0.5488, \lambda_7 \approx 0.4992, \lambda_8 \approx 0.4306, \lambda_9 \approx 0.2948, \lambda_{10} \approx 0.2487, \lambda_{11} \approx 0.2062, \lambda_{12} \approx 0.1834$.

Untuk melihat nilai eigen yang memenuhi syarat yaitu nilai persentase atau jika pada SPSS yaitu nilai komunalitas nya yaitu diatas 0.5 dapat dilakukan dengan cara sebagai berikut: $\lambda_1 \approx 5.5882 \Leftrightarrow \frac{5.5882}{5.5882 + 1.243} \times 100\% = 0.818$

Begini untuk ke-12 variabel selanjutnya, berikut dilampirkan ringkasan hasil perhitungan ke-12 variabel:

Nilai eigen	Persentase
5.588	0.818
1.243	0.525
1.123	0.545
0.937	0.573
0.697	0.559
0.549	0.524
0.499	0.537
0.431	0.594
0.295	0.542
0.249	0.547
0.206	0.529
0.183	0.471

Dapat dilihat bahwa variabel 12 memiliki persentase dibawah 0.5, maka dari itu variabel 12 tidak disertakan dalam analisis selanjutnya. Dilakukan penghitungan ulang dengan matriks kovarian 11 x 11, dan dihasilkan output atau luaran sebagai berikut:

Matriks M menjadi matriks 11 x 11

$$M = \begin{pmatrix} 0,8 & 0,4 & \cdots & 0,3 \\ 0,4 & 0,8 & \cdots & 0,3 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0,3 & 0,3 & \cdots & 0,8 \end{pmatrix}$$

1. Hitung *Eigenvalue* dan *Eigenvector* untuk matriks kovarians.

Jika M adalah matriks berordo m x m, maka untuk skalar dari λ memenuhi persamaan

$$Mv = \lambda v$$

Nilai eigen diperoleh dari solusi persamaan karakteristik berikut:

$$|M - \lambda I| = 0 \quad (2.4)$$

$$\Leftrightarrow \left| \begin{pmatrix} 0,8 & 0,4 & \cdots & 0,3 \\ 0,4 & 0,8 & \cdots & 0,3 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0,3 & 0,3 & \cdots & 0,8 \end{pmatrix} - \lambda \begin{pmatrix} 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & 1 \end{pmatrix} \right| = 0$$

(11 x 11)

$$\Leftrightarrow \left| \begin{pmatrix} 0,8 & 0,4 & \cdots & 0,3 \\ 0,4 & 0,8 & \cdots & 0,3 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0,3 & 0,3 & \cdots & 0,8 \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} \lambda & & & 0 \\ & \ddots & & \\ & & \ddots & \\ 0 & \cdots & & \lambda \end{pmatrix} \right| = 0$$

Berdasarkan perhitungan *matrix calculator* diperoleh nilai eigennya adalah:

$\lambda_1 \approx 5.188$, $\lambda_2 \approx 1.240$, $\lambda_3 \approx 1.117$, $\lambda_4 \approx 0.707$, $\lambda_5 \approx 0.668$, $\lambda_6 \approx 0.522$, $\lambda_7 \approx 0.496$, $\lambda_8 \approx 0.359$, $\lambda_9 \approx 0.279$, $\lambda_{10} \approx 0.239$, $\lambda_{11} \approx 0.184$.

Untuk Kembali melihat nilai eigen yang memenuhi syarat yaitu nilai persentase atau jika pada SPSS yaitu nilai komunalitas nya yaitu diatas 0.5 dapat dilakukan dengan cara sebagai berikut:

$$\lambda_1 \approx 5.5882 = \frac{5.1880}{5.1880 + 1.240} \times 100\% = 0.807$$

Nilai eigen	Persentase
5.188	0.807094
1.240	0.526092
1.117	0.61239
0.707	0.514182
0.668	0.561345
0.522	0.51277
0.496	0.580117
0.359	0.562696
0.279	0.53861
0.239	0.565012
0.184	0.500049

Semua variabel sudah memenuhi syarat, maka analisis dilanjutkan

Vektor eigen untuk matriks M bersesuaian dengan $\lambda_1 \approx 5.1880$, adalah:

$$v_1 \approx \begin{pmatrix} 0.315 \\ 0.300 \\ 0.283 \\ 0.269 \\ 0.305 \\ 0.292 \\ 0.313 \\ 0.330 \\ 0.299 \\ 0.302 \\ 0.307 \end{pmatrix}$$

Didapatkan *eigenvector* untuk λ_1 sebagai berikut:

$$\begin{aligned} v_{1.1} &= 0.315, \quad v_{1.2} = 0.300, \quad v_{1.3} = 0.283, \quad v_{1.4} = 0.269, \quad v_{1.5} = 0.305, \quad v_{1.6} = 0.292, \\ v_{1.7} &= 0.313, \quad v_{1.8} = 0.330, \quad v_{1.9} = 0.299, \quad v_{1.10} = 0.302, \quad v_{1.11} = 0.307. \end{aligned}$$

2. Urutkan *Eigenvalue* dan *Eigenvector* yang sesuai, sehingga diperoleh

Ke- 11 vektor eigen yang memenuhi sebagai berikut:

$$v_1 \approx \begin{pmatrix} 0.315 \\ 0.300 \\ 0.283 \\ 0.269 \\ 0.305 \\ 0.292 \\ 0.313 \\ 0.330 \\ 0.299 \\ 0.302 \\ 0.307 \end{pmatrix} \quad \dots \quad v_{11} = \begin{pmatrix} -0.069 \\ 0.090 \\ -0.014 \\ -0.409 \\ -0.121 \\ 0.093 \\ -0.368 \\ 0.284 \\ -0.365 \\ 0.169 \\ 0.646 \end{pmatrix}$$

$$Z = \begin{pmatrix} 0.315 & -0.069 \\ 0.300 & 0.090 \\ 0.283 & -0.014 \\ 0.269 & -0.409 \\ 0.305 & -0.121 \\ 0.292 & 0.093 \\ 0.313 & -0.368 \\ 0.330 & 0.284 \\ 0.299 & -0.365 \\ 0.302 & 0.169 \\ 0.307 & 0.646 \end{pmatrix}$$

3. Pilih 3 k *vector eigen* dari Z, untuk membentuk matrik Z'

Dipilih berdasarkan nilai eigen yang lebih besar dari satu yaitu $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$

$$Z' = \begin{pmatrix} 0.315 & -0.239 & -0.280 \\ 0.300 & -0.476 & 0.279 \\ 0.283 & -0.387 & 0.057 \\ 0.269 & 0.538 & -0.151 \\ 0.305 & -0.089 & -0.405 \\ 0.292 & 0.022 & -0.425 \\ 0.313 & 0.023 & 0.332 \\ 0.330 & 0.194 & 0.330 \\ 0.299 & 0.171 & -0.269 \\ 0.302 & -0.159 & 0.128 \\ 0.307 & 0.420 & 0.327 \end{pmatrix}$$

4. Transformasikan matriks asli.

Transformasi data = data x vektor baru 1 yang terbentuk.

$$TransformedData = \begin{pmatrix} 5 & 5 & \cdots & 5 \\ 4 & 5 & \cdots & 5 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 5 & 5 & \cdots & 5 \end{pmatrix}^T \times \begin{pmatrix} 0.315 & -0.069 \\ 0.300 & 0.090 \\ 0.283 & -0.014 \\ 0.269 & -0.409 \\ 0.305 & -0.121 \\ 0.292 & \cdots \\ 0.313 & 0.093 \\ 0.330 & -0.368 \\ 0.284 & -0.365 \\ 0.299 & 0.169 \\ 0.302 & 0.646 \\ 0.307 & \end{pmatrix}$$

jika menggunakan Z, menjadi matriks 50 x 11

Transformasi data = data x vektor baru 2 yang terbentuk.

$$TransformedData = \begin{pmatrix} 5 & 5 & \cdots & 5 \\ 4 & 5 & \cdots & 5 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 5 & 5 & \cdots & 5 \end{pmatrix}^T \times \begin{pmatrix} 0.315 & -0.239 & -0.280 \\ 0.300 & -0.476 & 0.279 \\ 0.283 & -0.387 & 0.057 \\ 0.269 & 0.538 & -0.151 \\ 0.305 & -0.089 & -0.405 \\ 0.292 & 0.022 & -0.425 \\ 0.313 & 0.023 & 0.332 \\ 0.330 & 0.194 & 0.330 \\ 0.299 & 0.171 & -0.269 \\ 0.302 & -0.159 & 0.128 \\ 0.307 & 0.420 & 0.327 \end{pmatrix}$$

jika menggunakan Z' , menjadi matriks 50×3 .

SIMPULAN

Dari 12 variabel yang terdapat pada dataset, 1 variabel direduksi dan menghasilkan tiga faktor yang dapat mewakili 11 variabel tersebut. Dataset yang dipakai pada pengamatan ini adalah data yang bersumber dari observasi selama kurang lebih satu bulan di peternakan ayam Mutiara sani. Dari 11 variabel yang memperngaruhi perkembangan ayam *broiler* yang dianalisis menggunakan *Principal Component Analysis* (PCA) terdapat 3 faktor baru yang terbentuk.

1. Faktor pertama terdiri atas variabel X_1 (pakan), X_2 (vitamin 1), X_3 (vitamin 2), X_7 (vitamin 3), diberi nama Faktor Konsumsi.

Leibniz: Jurnal Matematika

Volume 4, Nomor 1, Halaman 47–65

Januari 2024

e-ISSN: 2775-2356

2. Faktor kedua terdiri atas variabel X_5 (DOC), X_6 (suhu), X_{10} (pengalaman), diberi nama Faktor Krusial.
3. Faktor ketiga terdiri atas variabel X_4 (jumlah tenaga kerja), X_8 (lebar kandang), X_9 (status Pendidikan tenaga kerja), X_{11} (umur tenaga kerja) diberi nama Faktor Kualitas Perawatan.

Tiga faktor yang baru terbentuk dapat menjelaskan total varians (tingkat varians kumulatif) sebesar 68,589%, yang berarti ketiga faktor tersebut dapat mempengaruhi perkembangan bobot ayam broiler sebesar 68,589%, sisanya dapat berasal oleh faktor lain yang belum teridentifikasi. dalam model ini.

DAFTAR PUSTAKA

- Danang, S. 2012. *Analisis validitas dan asumsi klasik*. Yogyakarta: Gava medi.
- Gunawan, I. 2017. Pengantar Statistik Inferensial. Jakarta: Rajawali Pers.
- Hartono, A. 1997. Beternak Ayam Kampung Pedaging. CV Gunung Mas: Pekalongan
- Jolliffe, I.T. 2002. *Principal component analysis*. Edisi kedua. Springer-Verlag. New York.
- Simanjuntak, Merry. 2018. Analisis Usaha Ternak Ayam *Broiler* Di Peternakan Ayam Selama Satu Kali Masa Produksi. Skripsi. Universitas Satya Wiyata Mandala. Nabire.
- Sugiyono, 2015. Statistik Nonparametrik Untuk Penelitian. Bandung: Alfabeta
- Sunarno, S., Rahayu, E. S., & Purnomo, S. H. (2017). Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Produksi Ayam Broiler di Kabupaten Wonogiri. In *Seminar Nasional Hasil Penelitian dan Pengabdian Masyarakat UNIMUS 2017*. Muhammadiyah University Semarang.
- Hendro, G., Adji, T. B., & Setiawan, N. A. (2012). Penggunaan metodologi analisa komponen utama (PCA) untuk mereduksi faktor-faktor yang mempengaruhi penyakit jantung koroner. *Semin. Nas. ScrETec*, 1-5.
- Wangge, M. (2021). Penerapan Metode Principal Component Analysis (PCA) Terhadap Faktor-faktor yang Mempengaruhi Lamanya Penyelesaian Skripsi Mahasiswa Program Studi Pendidikan Matematika FKIP UNDANA. *Jurnal Cendekia: Jurnal Pendidikan Matematika*, 5(2), 974-988.
- Wijaya, T., & Budiman, S. (2016). Analisis Multivariat Untuk Penelitian Manajemen. Yogyakarta: Pohon Cahaya.