

# Ars Irmel

*by Anita Desiani*

---

**Submission date:** 08-Apr-2022 10:30AM (UTC+0700)

**Submission ID:** 1804909967

**File name:** ARS\_Irmel.pdf (1.51M)

**Word count:** 4139

**Character count:** 21725

# Peng-cluster-an Mahasiswa Berdasarkan IPK dan IP Kelompok Mata Kuliah dan Kelompok Bidang Minat

Irmeilyana<sup>1)</sup>

Jurusan Matematika, Fakultas MIPA  
Universitas Sriwijaya  
Indralaya, Indonesia

<sup>1)</sup>Email: imel\_unsri@yahoo.co.id

Rana Sania<sup>2)</sup>

Jurusan Matematika, Fakultas MIPA  
Universitas Sriwijaya  
Indralaya, Indonesia

Anita Desiani<sup>3)</sup>

Jurusan Matematika, Fakultas MIPA  
Universitas Sriwijaya  
Indralaya, Indonesia  
[anita.arhami@gmail.com](mailto:anita.arhami@gmail.com)

Hadi Tanuji<sup>4)</sup>

Jurusan Matematika, Fakultas MIPA  
Universitas Sriwijaya  
Indralaya, Indonesia

**Abstrak**—Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pengelompokan mahasiswa berdasarkan IPK dan IP pada kelompok MK (Mata Kuliah), dengan menggunakan analisis cluster melalui pendekatan berhirarki dengan metode pautan tunggal dan pautan lengkap. Penelitian ini juga bertujuan untuk menginterpretasikan pengaruh IP pada KBM (Kelompok Bidang Minat) terhadap pengelompokan dan penyebaran mahasiswa yang terbentuk, sehingga dapat dilihat kecenderungan karakter IPK mahasiswa pada suatu KBM. Berdasarkan analisis cluster pada variabel, masing-masing metode menghasilkan 7 cluster yang anggota-anggotanya sama. Cluster variabel yang anggotanya terbanyak adalah IPK, IP Kelompok MK Umum, MK Dasar, MK Wajib, dan IP KBM Statistika. Berdasarkan analisis cluster pada objek, sebagian besar mahasiswa Jurusan Matematika FMIPA Unsri angkatan 2011 mempunyai IPK dan IP setiap kelompok MK dan KBM yang relatif mendekati rata-rata. Hanya sebagian kecil mahasiswa yang mempunyai IPK yang tinggi ataupun rendah dapat tercermin dari IP Kelompok MK Umum, Dasar, dan IP setiap KBM. Mahasiswa peminat KBM Statistika cenderung mempunyai nilai IPK yang tinggi.

**Kata kunci**— Analisis cluster, Mahasiswa Jurusan Matematika, Kelompok Bidang Minat, IPK.

## I. PENDAHULUAN

Teknik analisis cluster dapat dilakukan melalui pendekatan berhirarki dan tak berhirarki. Ketepatan kriteria peng-cluster-an yang digunakan disesuaikan dengan jenis pengamatan dan jenis peng-cluster-an yang ingin dilakukan. Pendekatan berhirarki merupakan metode penggabungan (aglomerasi) atau pemecahan (divise); diantaranya meliputi pautan lengkap, pautan sentroid, pautan median, pautan rataan, beta fleksibel, dan pendekatan McQuity. Sedangkan pendekatan tak berhirarki meliputi metode k-rataan, yang dapat didahului dengan Analisis

Komponen Utama dan analisis biplot, serta pengujian Manova. Dengan kedua pendekatan ini dapat dianalisis perbandingan hasil cluster yang terbentuk, meliputi ciri (karakter) cluster, interpretasi kemiripan dan ketakmiripan antar objek dalam dan di luar suatu cluster (gerombol) [1].

Sejak tahun 2007, kurikulum Jurusan Matematika FMIPA Unsri mempunyai 5 kelompok bidang minat, yaitu: Matematika murni, Optimasi, Statistika, Aktuaria, dan Komputasi. Pembagian mata kuliah pada bidang minat ini sangat mendukung visi dan misi Jurusan Matematika, serta tercapainya profil dan kompetensi lulusan yang diharapkan. Ada mekanisme pemilihan mata kuliah mata kuliah (MK) bidang minat yang diberlakukan kepada mahasiswa, tetapi dalam pelaksanaannya banyak yang tidak terkontrol dan tidak sesuai, seperti topik penelitian Tugas Akhir tidak sejalan dengan pilihan bidang minat, mahasiswa tidak terfokus (tidak konsisten) dalam 1 atau 2 bidang minat saja (dari minimal 37 sks untuk 12 – 13 mata kuliah pilihan, mahasiswa justru mengambil > 4 mata kuliah yang bukan bidang minat pilihannya), mahasiswa tidak mengambil MK pilihan lainnya yang dapat mendukung MK pada bidang minat yang dipilih, serta nilai MK pada bidang minat yang kurang memuaskan (selanjutnya berdampak pada IPS (Indeks Prestasi Semester)).

Beberapa penelitian mengenai IP (Indeks Prestasi) dan IPK (IP Kumulatif) mahasiswa Jurusan Matematika FMIPA Unsri diantaranya adalah Irmeilyana, dkk. (2010), yang menyatakan bahwa dengan menggunakan model Markov, waktu tinggal rata-rata yang relatif lebih lama untuk mahasiswa angkatan 2001 berada pada kategori IP 3.5 yaitu selama 3,03 semester. Sedangkan untuk mahasiswa Matematika angkatan 2002, waktu tinggal rata-rata yang relatif lebih lama berada pada kategori IP < 2

yaitu 2,08 semester [2]. Menurut Irmeilyana, dkk. (2013), berdasarkan model Markov, dengan adanya semester pendek (SP) dapat meningkatkan nilai IPK mahasiswa angkatan 2006 [3]. Irmeilyana, dkk. (2009) menggunakan analisis jalur untuk membahas faktor-faktor yang mempengaruhi prestasi mahasiswa ditinjau dari karakteristik lingkungan kampus [4].

Berdasarkan Bangun, dkk. (2011), dengan menggunakan analisis korespondensi (sederhana dan berganda), dapat disimpulkan bahwa IPK dan lama skripsi berhubungan secara signifikan terhadap lama studi pada mahasiswa Jurusan Matematika FMIPA Unsri angkatan 2001 dan 2002. Mahasiswa yang masa studinya singkat ( $\leq 8$  semester) mempunyai IPK yang baik (3,00 – 3,50) [5]. Selanjutnya, Bangun, dkk. (2012) menyimpulkan bahwa konfigurasi hasil analisis korespondensi sederhana tersebut lebih representatif dibandingkan dengan konfigurasi hasil analisis korespondensi berganda [6].

Penelitian terdahulu tersebut tidak meneliti pengaruh adanya mata kuliah pada bidang-bidang minat terhadap IP mahasiswa sejak diberlakukannya Kurikulum 2007.

MK (Mata Kuliah) mahasiswa Jurusan Matematika terdiri dari 4 jenis; yaitu MK wajib umum (berkode UNI), dan MK wajib keilmuan MIPA (berkode MIP), MK wajib keilmuan Matematika (berkode MMK), dan MK pilihan pada bidang minat (berkode MMP). Pada penelitian ini akan dilakukan penerapan analisis cluster berhirarki pada pengaruh pencapaian IP mahasiswa berdasarkan nilai-nilai keempat jenis MK tersebut terhadap IPK.

Penelitian bertujuan untuk menganalisis pengelompokan mahasiswa berdasarkan IPK dan IP pada kelompok MK (Mata Kuliah), dengan menggunakan analisis cluster melalui pendekatan berhirarki (aglomeratif dan divisif). Penelitian ini juga bertujuan untuk menginterpretasikan pengaruh IP pada KBM (Kelompok Bidang Minat) terhadap pengelompokan dan penyebaran mahasiswa yang terbentuk, sehingga dapat dilihat kecenderungan (kemiripan/ketakmiripan) karakter IPK mahasiswa pada suatu bidang ilmu (bidang minat).

Analisis pengaruh IP mahasiswa pada bidang minat terhadap IPK ini dapat digunakan sebagai masukan bagi evaluasi dan revisi kurikulum Jurusan Matematika FMIPA sehingga dapat dicapai kompetensi lulusan yang lebih baik. Solusi yang dihasilkan dapat juga diterapkan di jurusan (program studi) lain karena adanya kesamaan karakteristik.

## II. KAJIAN LITERATUR

Analisis multivariate berkaitan dengan upaya reduksi gugus data dengan banyak variabel dan objek. Salah satu analisis multivariate adalah analisis cluster (*cluster analysis*; gerombol; kelompok), yang dapat mereduksi data dengan cara mengidentifikasi

sejumlah kelompok yang lebih kecil dari keseluruhan data. Tujuan identifikasi cluster (kelompok; gerombol) ini adalah untuk menyatukan elemen-elemen atau objek penelitian yang mempunyai kesamaan sifat, atribut atau karakteristik lebih dekat ke dalam satu kelompok. Penggerombolan objek-objek amatan ke dalam beberapa cluster atau gerombol dapat mengamati karakter objek ditinjau dari kemiripan atau ketakmiripannya. Pembentukan cluster dapat didahului dengan analisis komponen utama dan analisis biplot [1] (Johnson and Wichern, 2007). Penelitian mengenai penggunaan analisis cluster, diantaranya adalah Sitepu, dkk. (2011) memperoleh 3 cluster berdasarkan tingkat pencemar dari 5 jenis polutan pada 10 jenis industri. Tanuji (2016) membahas penggerombolan kabupaten-kabupaten di Jawa Timur berdasarkan karakteristik perempuan. Metode yang digunakan adalah *prototype-based fuzzy clustering* melalui algoritma *Fuzzy C-Mean* (FCM) [8].

Saat ini terdapat 2 tipe metode cluster yaitu algoritma berhirarki dan algoritma *partitioning*. Algoritma berhirarki dibagi dalam algoritma *agglomerative* (penggabungan) dan *splitting* (*divisive*) [9] (Hardle dan Simar, 2007). Proses pengelompokan (klasterisasi) pada cara *agglomerative* dimulai dengan melihat objek secara individu-individu. Jadi dimulai dengan adanya kelompok sebanyak objek penelitian. Objek-objek yang mempunyai derajat kemiripan atau jarak paling dekat dimasukkan ke dalam kelompok yang sama terlebih dahulu. Kelompok-kelompok yang telah terbentuk pada tahap pertama ini digabungkan lagi sesuai dengan derajat kemiripan yang dimilikinya. Pada akhirnya, klaster-klaster yang mempunyai derajat kemiripan atau jarak yang sangat dekat digabungkan sehingga elemen-elemen atau objek dari klaster-klaster tersebut juga digabungkan dalam satu klaster. Cara *agglomerative* mempunyai banyak metode, antara lain *single linkage*, *average linkage*, *centroid linkage*, *complete linkage*, median, dan *ward linkage*. Pada metode pautan tunggal, cluster pertama dibentuk dengan melihat jarak terkecil antara dua objek. Selanjutnya untuk membuat cluster yang baru, dengan melihat nilai jarak baru yang terkecil antar satu cluster dengan cluster yang telah dibentuk sebelumnya. Sedangkan pada metode pautan lengkap, konsepnya hampir sama dengan pautan tunggal, hanya saja pada metode ini menggunakan jarak yang paling jauh antara dua cluster yang berbeda.

Perbedaan utama teknik *partitioning* dari teknik berhirarki adalah bahwa penempatan objek atau elemen ke dalam klaster-klaster mungkin berubah selama aplikasi algoritma, sementara pada teknik berhirarki sekali sebuah klaster telah ditemukan dan elemen telah ditempatkan dalam sebuah klaster, maka penempatan elemen ini tidak berubah [9] (Hardle dan Simar, 2007).

Agustin (2010) melakukan penggerombolan daerah tertinggal dengan menggunakan metode Fuzzy K-Rataan, sehingga diperoleh 25 daerah agak tertinggal, 64 daerah h tertinggal, 79 daerah sangat tertinggal, dan 58 daerah sangat parah tertinggal [10]. Gerombol daerah tertinggal dan sangat tertinggal tersebar merata di seluruh Indonesia, kecuali daerah di pulau Irian. Sebagian besar daerah di pulau Irian termasuk daerah yang agak tertinggal dan sangat parah tertinggal.

Zahrotun (2015) mengompakkan jumlah penumpang bus Trans Jogja berdasarkan jalur bus dan shelter dengan menggunakan metode clustering k-means, dan Agglomerative Hierarchical Clustering (AHC) [11]. Hasil dari data mining yang dapat digunakan untuk menampilkan informasi pengelompokan jumlah penumpang berdasarkan jam, halte/shelter dan jalur bus. Penelitian ini menghasilkan 3 cluster untuk metode K-Means. Hasil pengelompokan metode K-Means memiliki hasil yang lebih baik dari pada metode AHC

Rafikasari (2016) melakukan pengelompokan kabupaten/kota di Jawa Timur berdasarkan data indikator pendidikan dengan menggunakan analisis hierarchial cluster [12]. Cluster yang terbentuk 2 cluster. Cluster pertama terdiri dari 29 kabupaten/kota, yang memiliki tingkat pendidikan lebih tinggi dibanding cluster 2; yang terdiri dari 9 kabupaten/kota.

### III. METODE PENELITIAN

Penelitian ini bersifat studi kasus, dengan data yang digunakan meliputi data transkrip mahasiswa Jurusan Matematika FMIPA Unsri angkatan 2011. Data akademik nilai MK dan IPS dari semester 1 sampai semester dimana mahasiswa tersebut lulus. Selain itu juga akan dikumpulkan data nilai MK dan IP dari semester pendek (semester antara).

Adapun tahap-tahap penelitian meliputi:

1. Menyusun asumsi dan hipotesis.
2. Pengumpulan data. Pengumpulan data dilakukan dengan men-download nilai akademik setiap mahasiswa Jurusan Matematika angkatan 2011. Nilai IPS dapat diperiksa juga dari SIMAK Fakultas MIPA.
3. Mendefinisikan variabel-variabel yang menentukan karakter mahasiswa ditinjau dari IPK, IP setiap jenis MK (yang berkode UNI, MIP, MMK, dan MMP), IP dari setiap MK pada KBM (Kelompok Bidang Minat).
4. Entri data. Proses entri data dilakukan sesuai dengan nilai-nilai variabel yang telah didefinisikan.
5. Pengolahan data dengan bantuan software Minitab. Analisis cluster yang digunakan melalui pendekatan berhirarki; yaitu pautan pautan tunggal dan pautan lengkap.

6. Interpretasi hasil dari Langkah 5.
7. Analisis perbandingan dari dua metode pada Langkah 5.
8. Membuat kesimpulan.

### IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah mahasiswa Jurusan Matematika FMIPA Unsri angkatan 2011, yang berjumlah 51 orang. Diantara 51 orang tersebut, ada 7 orang yang masih aktif kuliah (belum lulus). Dua diantara 7 orang tersebut hanya mengerjakan Tugas Akhir. Mahasiswa Jurusan Matematika harus menempuh 144 sks, yang terbagi dalam 12 sks MK Umum, 20 sks MK Dasar, 80 sks MK Wajib termasuk Tugas Akhir, dan selebihnya MK Pilihan yang dibagi dalam 5 Kelompok Bidang Minat (KBM).

Pada penelitian ini diasumsikan:

1. Untuk KBM Komputasi digabung dengan KBM Murni. Hal ini dikarenakan MK pada bidang komputasi pada kurikulum 2007 hanya 3 MK, dan mahasiswa yang mengambil MK itu sangat sedikit.
2. Kelompok MK terdiri dari MK Umum yang berkode UNI, MK Dasar yang berkode MIP, MK Wajib yang berkode MMP, dan MK Pilihan yang juga berkode MMP, serta Kelompok MK Pilihan "Umum."
3. MK Pilihan dibagi menjadi 4 KBM, yaitu KBM Murni dan Komputasi, Statistika, Optimasi, dan Aktuaria.
4. Tugas Akhir dimasukkan dalam MK Wajib.
5. Jumlah SKS yang diambil pada setiap KBM dianalogikan dengan jumlah MK yang diambil, karena jumlah SKS setiap MK Pilihan berbobot 3 SKS.
6. MK Pilihan "Umum" adalah MK pilihan yang dapat diambil pada setiap bidang minat (KBM); terdiri dari MK Pengantar Ilmu Lingkungan, Pengantar Energi, KKL, dan KKN.

Berdasarkan asumsi-asumsi di atas, maka dapat dibentuk matriks data berukuran 51 x 13. Ada 12 variabel yang didefinisikan, yaitu:  $X_1$  (IP MK Umum),  $X_2$  (IP MK Dasar),  $X_3$  (IP MK Wajib),  $X_4$  (IP MK Pilihan Umum),  $X_5$  (SKS KBM Murni),  $X_6$  (IP KBM Murni),  $X_7$  (SKS KBM Optimasi),  $X_8$  (IP KBM Optimasi),  $X_9$  (SKS KBM Statistika),  $X_{10}$  (IP KBM Statistika),  $X_{11}$  (SKS KBM Aktuaria),  $X_{12}$  (IP KBM Aktuaria), dan  $X_{13}$  (IPK).

Tabel 1 berikut menampilkan deskripsi statistik dari variabel.

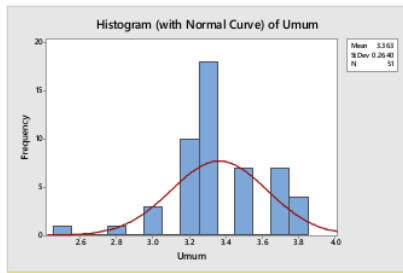
TABEL 1. Deskripsi Statistik dari Data

Varia bel	Mean	SE Mean	StDev	Minimum	Q1	Medan	Q3	Maximum
Umum	3.3627	0.0370	0.2640	2.5000	3.1667	3.3333	3.5000	3.8333
Dasar	3.0069	0.0620	0.4428	2.3000	2.6500	2.9000	3.3500	4.5500
Wajib	2.9550	0.0590	0.4213	1.9306	2.6914	2.9630	3.1852	3.8395
Pilihan	3.059	0.141	1.008	0.000	3.000	3.000	3.500	4.000
JM	3.471	0.415	2.962	0.000	3.000	3.000	3.000	12.000
Murni	2.525	0.211	1.504	0.000	1.000	3.000	3.667	4.000
JO	7.824	0.718	5.129	0.000	3.000	6.000	12.000	18.000
Optimasi	2.713	0.149	1.063	0.000	2.667	3.000	3.400	4.000
JS	10.294	0.829	5.917	3.000	6.000	9.000	15.000	21.000
Stat	3.1928	0.0788	0.5627	2.0000	3.0000	3.2857	3.6000	4.0000
JA	6.667	0.588	4.198	3.000	3.000	3.000	12.000	15.000
Aktu	3.548	0.138	0.986	1.800	3.000	3.500	4.000	9.000
IPK	3.0473	0.0507	0.3620	2.3500	2.7900	3.0200	3.3200	3.7800

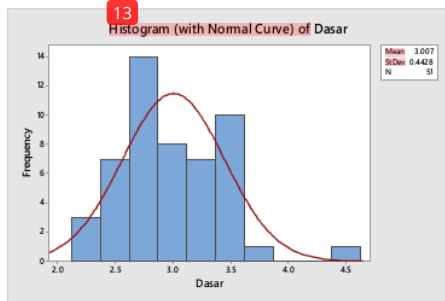
Keterangan: Notasi untuk  $X_1, X_2, \dots, X_{13}$  secara berurutan dijabarkan sebagai Umum, Dasar, ..., IPK.

Berdasarkan Tabel 1, IP untuk MK Umum paling tinggi dibanding kelompok MK yang wajib diambil mahasiswa. Jika dilihat dari rata-rata jumlah MK yang diambil pada KBM, maka ada kecenderungan mahasiswa lebih memilih KBM Statistika. Jika nilai rata-rata IP setiap KBM dibandingkan, maka IP KBM Aktuaria paling tinggi. Nilai IPK mempunyai rata-rata dan median yang hampir sama, dengan simpangan baku yang relatif kecil.

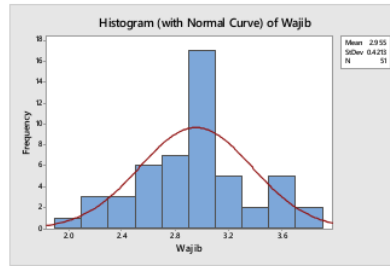
Gambar 1 berikut dapat mendeskripsikan data dari setiap variabel.



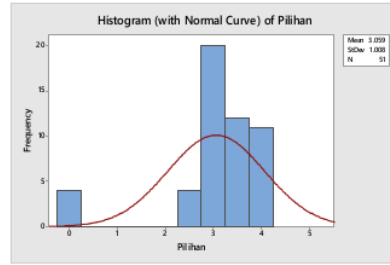
(i) IP Kelompok MK Umum



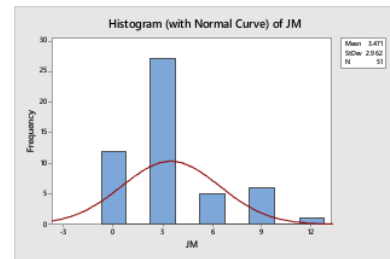
(ii) IP Kelompok MK Dasar



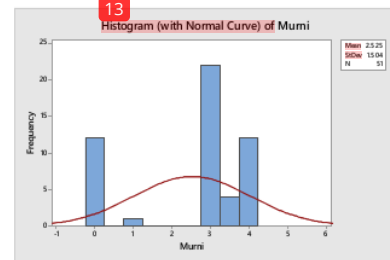
(iii) IP Kelompok MK Wajib



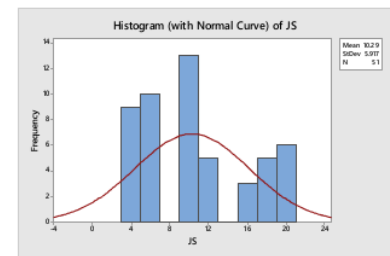
(iv) IP Kelompok MK Pilihan



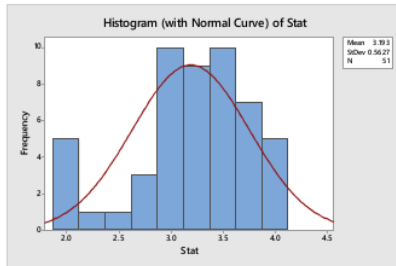
(v) Jumlah SKS KBM Murni



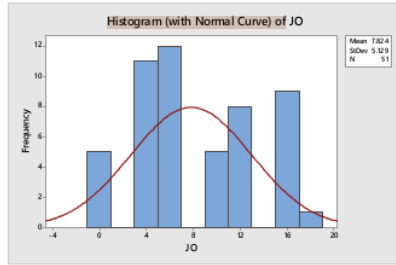
(vi) IP KBM Murni



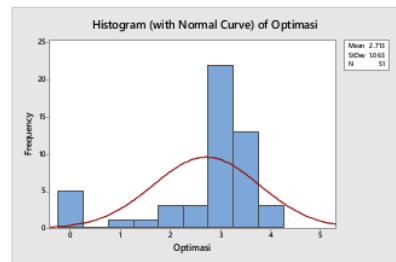
(vii) Jumlah Sks KBM Statistika



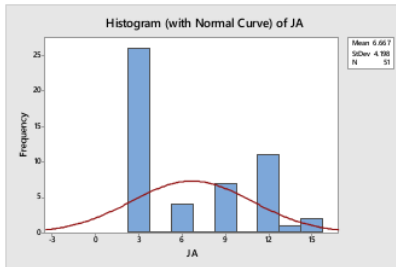
(vii) IP KBM Statistika



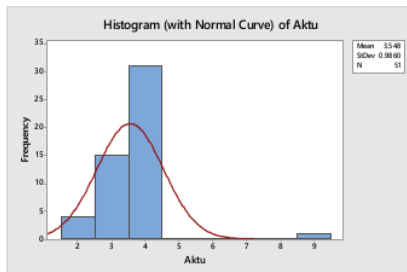
(ix) Jumlah Sks KBM Optimasi



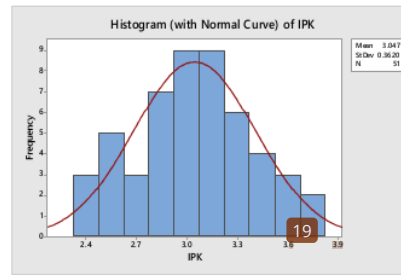
(x) IP KBM Optimasi



(xi) Jumlah Sks KBM Aktuarial



(xii) IP KBM Aktuarial



(xiii) IPK

Gambar 1. Histogram Masing-Masing Variabel

Berdasarkan histogram pada Gambar 1, nilai IP MK Umum mayoritas  $\geq 3$ , IP MK Dasar dan Wajib bervariasi. MK Dasar, IP nya mayoritas 2,5 – 3,5, sedangkan IP MK Wajib bervariasi dari 1,9 – 3,8. MK Pilihan Umum yang diambil hanya 2 dari 4 MK yang tersedia, dengan nilai IP yang tinggi. KBM Murni adalah KBM yang paling sedikit peminatnya, mayoritas mahasiswa hanya mengambil 1 MK saja pada KBM ini, dengan nilai yang baik. Sedangkan KBM Statistika, mahasiswa peminatnya paling banyak, dengan mayoritas rata-rata IP-nya  $\geq 3$ . Sedangkan untuk KBM Optimasi, nilai IP-nya lebih bervariasi, bahkan  $< 2$ . IP untuk KBM Aktuarial mayoritas rata-rata  $> 3,5$ . Selanjutnya, untuk IPK angkatan 2011 ini berkisar antara 2,35 sampai 3,75, dengan rata-rata 3,04.

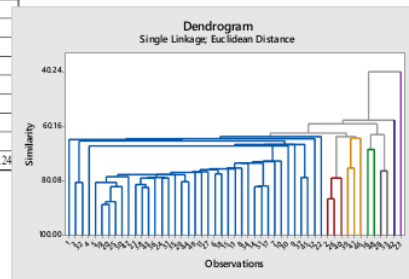
Karena satuan dari variabel-variabel tidak sama, maka matriks data harus distandarisasi. Tabel 2 berikut merupakan koefisien korelasi antar variabel.

Berdasarkan Tabel 2, IPK berkorelasi sangat kuat dengan IP Kelompok MK Wajib dan IP dari KBM Statistika, serta juga cukup kuat dengan IP Kelompok MK Dasar. Nilai mutu MK Wajib yang terdiri dari 80 sks sangat menentukan IPK bagi lulusan. Sedangkan untuk nilai IP dari 3 KBM yang lain cenderung tidak berkorelasi dengan IPK. Hal ini dapat dikarenakan jumlah MK pada KBM yang diambil sangat sedikit. Tetapi ada kecenderungan jika mahasiswa mengambil MK pada KBM Murni akan cenderung mempunyai nilai yang IP yang tinggi.

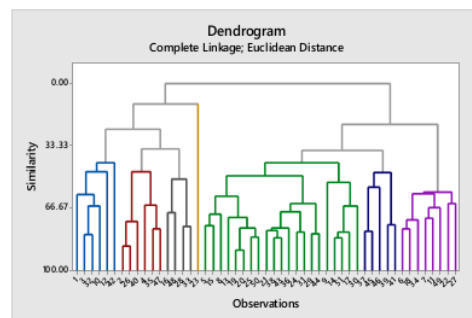
TABEL 2. Korelasi antar Variabel

	Umum	Dasar	Wajib	Pilihan	JM	Murni	JO	Optimasi	JS	Stat	JA	Aktu
Dasar	0.455											
Wajib	0.530	0.546										
Pilihan	-0.251	-0.148	-0.229									
JM	0.238	0.013	-0.024	0.272								
Murni	0.225	0.010	0.137	0.143	<b>0.620</b>							
JO	-0.365	-0.308	-0.392	0.164	0.120	0.100						
Optimasi	-0.125	-0.079	0.169	-0.038	0.109	0.013	0.365					
JS	0.212	0.189	0.221	-0.395	-0.405	-0.180	-0.548	-0.390				
Stat	0.425	0.413	0.711	-0.152	-0.083	-0.028	-0.386	0.065	0.275			
JA	0.199	0.213	0.364	-0.066	-0.175	-0.193	-0.484	0.056	-0.139	0.245		
Aktu	0.050	0.087	0.271	-0.088	-0.139	-0.201	-0.154	0.120	0.054	0.219	-0.099	
IPK	0.550	<b>0.652</b>	<b>0.954</b>	-0.250	0.002	0.112	-0.392	0.127	0.294	<b>0.733</b>	0.301	0.24

Sedangkan hasil dari analisis cluster pada objek pengamatan (mahasiswa angkatan 2011) dapat dilihat pada Gambar 3 dan Gambar 4.



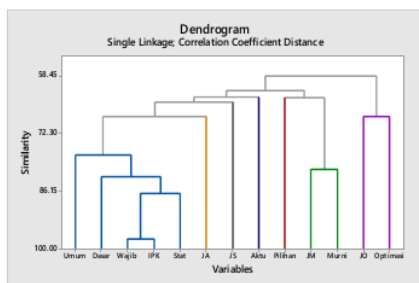
Gambar 3. Dendrogram Analisis Cluster pada Variabel dengan Pautan Tunggal



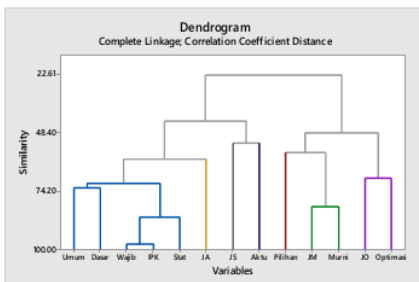
Gambar 4. Dendrogram Analisis Cluster pada Variabel dengan Pautan Lengkap

Analisis cluster dengan pendekatan berhirarki pautan tunggal (*single linkage*) dan pautan lengkap (*complete linkage*) dilakukan dengan bantuan software Minitab 18.

Tahap pertama dilakukan analisis cluster pada 13 variabel. Hasil cluster dari metode pautan tunggal dan lengkap sama. Berdasarkan Gambar 2 dan Gambar 3, dengan mengambil tingkat kemiripan > 58 %, maka dapat dibentuk 7 cluster variabel, yaitu: Cluster IPK, IP Kelompok MK Umum, MK Dasar, MK Wajib, IP KBM Statistika (beranggotakan 5 variabel), Cluster Jumlah sks KBM Murni dan nilai IP nya, Cluster Jumlah ss Optimasi dan IP-nya, dan 4 cluster yang lain yang masing-masing terdiri dari 1 variabel, yaitu IP MK Pilihan Umum, IP KBM Aktuaria, Jumlah sks KBM Statistika, dan Jumlah sks KBM Aktuaria.



Gambar 2. Dendrogram Analisis Cluster pada Variabel dengan Pautan Tunggal



Gambar 2. Dendrogram Analisis Cluster pada Variabel dengan Pautan Lengkap

Tabel 3 berikut adalah sebagian luaran analisis cluster pada pautan tunggal.

TABEL 3. Rekapitulasi Hasil Analisis Cluster Pautan Tunggal

Variable	Cluster1	Cluster2	Cluster3	Cluster4	Cluster5	Cluster6	Cluster7
Anggota	<b>39</b>	3	2	1	2	3	1
Umum	-0.2	<b>1.15</b>	<b>1.467</b>	-0.7	0.52	<b>-0.53</b>	<b>1.151</b>
Dasar	-0.2	1.04	0.718	<b>-0.8</b>	1	-0.05	<b>3.485</b>
Wajib	-0.1	0.99	0.341	-0.6	<b>1.73</b>	<b>-0.81</b>	-0.51
Pilihan	0.32	0.11	<b>-3.03</b>	0.44	-3	-0.39	-0.06
JM	0.18	-0.2	<b>-1.17</b>	-0.2	-0.2	<b>-1.17</b>	-0.16
Murni	0.11	0.98	<b>-1.68</b>	-1	0.98	<b>-1.68</b>	0.316
JO	0.27	<b>-1.5</b>	0.229	-0.9	-0.6	<b>-1.14</b>	-0.94
Optimasi	0.31	<b>-2.6</b>	0.153	0.27	0.98	<b>-2.08</b>	-0.67
JS	-0.3	<b>1.64</b>	<b>1.049</b>	-0.2	1.3	0.964	-0.73
Stat	-0.1	0.52	0.576	-0.3	1.14	0.148	-0.34
JA	-0	-0.2	0.198	-0.9	-0.2	0.079	<b>1.27</b>
Aktu	-0.2	0.06	0.458	<b>5.53</b>	0.46	-0.39	-0.3
IPK	-0.1	<b>1.09</b>	0.726	-0.7	<b>1.8</b>	-0.66	-0.57

Keterangan: Angka bold menyatakan variabel yang dominan mencirikan cluster

Tabel 4 berikut adalah sebagian luaran analisis cluster pada pautan lengkap.

TABEL 4. Rekapitulasi Hasil Analisis Cluster Pautan Lengkap

Variable	Cluster1	Cluster2	Cluster3	Cluster4	Cluster5	Cluster6	Cluster7
Anggota	6	6	21	8	4	1	5
Umum	<b>1.15</b>	0.94	-0.32	-0.8	0.99	-0.74	-0.49
Dasar	<b>1.45</b>	0.32	-0.32	-0.9	0.86	-0.81	0.12
Wajib	<b>1.18</b>	0.57	-0.02	-1.4	<b>1.04</b>	-0.63	-0.46
Pilihan	0.6	0.02	0.225	0.31	-3	0.438	0.14
JM	1.02	0.18	-0.11	0.47	-0.7	-0.16	-1.17
Murni	0.77	<b>0.8</b>	-0.13	0.51	-0.3	<b>-1.01</b>	<b>-1.68</b>
JO	-0.2	<b>-1.1</b>	0.174	<b>1.18</b>	-0.2	-0.94	-0.71
Optimasi	0.41	<b>-1.1</b>	0.345	-0	0.56	0.27	<b>-1.14</b>
JS	<b>-1</b>	<b>1.47</b>	-0.41	-0.7	<b>1.18</b>	-0.22	<b>1.302</b>
Stat	0.74	0.4	0.081	<b>-1.6</b>	<b>0.86</b>	-0.34	0.206
JA	0.79	-0.4	0.329	<b>-0.9</b>	0.02	<b>-0.87</b>	-0.3
Aktu	0.14	-0.2	-0.000	-0.8	0.46	<b>5.529</b>	-0.05
IPK	<b>1.12</b>	0.62	-0.1	<b>-1.4</b>	<b>1.26</b>	-0.71	-0.27

Keterangan: Angka bold menyatakan variabel yang dominan mencirikan cluster

18

Berdasarkan Tabel 3 dan Tabel 4, dengan memperhatikan jumlah anggota setiap cluster, maka sebagian besar mahasiswa angkatan 2011 tidak mempunyai kecenderungan yang lebih menonjol dalam IPK dan IP setiap kelompok MK. Hanya sebagian kecil mahasiswa yang mempunyai kecenderungan khusus dalam IP setiap kelompok MK dan KBM, serta IPK. Berdasarkan kedua metode, ada cluster yang dicirikan

- (i) IPK yang tinggi, juga mempunyai IP Kelompok MK Wajib, Umum, dan Dasar yang tinggi
- (ii) IP setiap KBM rendah, juga mempunyai IP Kelompok MK Wajib dan IPK yang rendah
- (iii) IP KBM Aktuaria tinggi tetapi jumlah MK pada KBM Aktuaria sedikit, mempunyai IPK yang rendah
- (iv) Peminat KBM Statistika mempunyai IP KBM Statistika, IP Kelompok MK Umum dan IPK yang tinggi.
- (v) IP Kelompok MK Umum dan Dasar tinggi, tetapi mempunyai IPK rendah.

Secara umum, IPK mahasiswa yang tinggi selain lebih dicirikan oleh IP Kelompok MK Wajib, juga dicirikan oleh IP Kelompok MK Dasar, Umum, dan IP KBM Statistika.

## V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan, dapat disimpulkan bahwa sebagian besar mahasiswa Jurusan Matematika FMIPA Unsri angkatan 2011 tidak mempunyai IPK dan IP setiap kelompok MK dan KBM yang relatif mendekati rata-rata. Hanya sebagian kecil mahasiswa yang mempunyai IPK yang tinggi ataupun rendah dapat tercermin dari IP Kelompok MK Umum, Dasar, dan IP setiap KBM. Mahasiswa peminat KBM Statistika cenderung mempunyai nilai IPK yang tinggi.

## REFERENSI

- [1] Johnson, R. A. and D. W. Wichem, *Applied Multivariate Statistical Analysis*, 6th ed. New Jersey: Prentice-Hall, Inc., 2007.
- [2] Irmeilyana, R. Sitepu, D. Yansen "Penerapan model Markov

untuk menghitung peluang perubahan Indeks Prestasi Semester (IPS) mahasiswa Jurusan Matematika FMIPA UNSRI," in *Seminar Nasional Matematika dan Pendidikan Matematika*, 2010, pp. 1093–1097.

- [3] Irmeilyana, P.B.J. Bangun, Efrina. "Pengaruh Semester Pendek Terhadap Perubahan Indeks Prestasi Kumulatif (IPK) Mahasiswa dengan Menggunakan Model Markov (Studi kasus mahasiswa Jurusan Matematika FMIPA UNSRI)." *Prosiding in Simantap 2013*, 2013.
- [4] Irmeilyana, S. I. Maiyanti, P. M. Sari. "Penerapan analisis jalur untuk mengetahui faktor-faktor yang mempengaruhi prestasi mahasiswa," in *SEMIRATA Bidang MIPA BKS PTN Indonesia Barat 2007*, 2009.
- [5] P.B.J. Bangun, Irmeilyana, I. Andarini. "Analisis Korespondensi untuk Mengetahui Hubungan Lama Studi dengan IPK dan Lama Skripsi Alumni Matematika FMIPA UNSRI Angkatan 2001-2002," *J. Penelit. Sains*, vol. 14, pp. 7–8, 2011.
- [6] P.B.J. Bangun, Irmeilyana, Anasari. "Penerapan analisis Procrustes pada grafik hasil analisis korespondensi hubungan lama studi dengan IPK dan lama skripsi alumni Matematika FMIPA UNSRI Angkatan 2002," *J. Penelit. Sains*, vol. 15, pp. 11–14, 2012.
- [7] R. Sitepu, Irmeilyana, B. Gultom, "Analisis Cluster terhadap Tingkat Pencemaran Udara pada Sektor Industri di Sumatera Selatan," *J. Penelit. Sains*, vol. 14, pp. 11–17, 2011.
- [8] H. Tanuji, "Prototype-Based Fuzzy Clustering melalui Algoritma FCM pada Pengklasteran Kabupaten-Kabupaten di Jawa Timur berdasarkan Karakteristik Perempuan," *J. Pendidik. Sains*, vol. 18, no. September, pp. 93–98, 2016.
- [9] Härdle & Simar, *Applied Multivariate Statistical Analysis*, 2nd ed. New York: Springer Berlin Heidelberg, 2007.
- [10] T. Agustin and A. Djuraidah, "Penggerombolan daerah tertinggal di Indonesia dengan fuzzy k-rataan," *Forum Stat. dan Komputasi*, vol. 15, no. 1, pp. 22–27, 2010.
- [11] L. Zahrotun, "Analisis pengelompokan jumlah penumpang bus Trans Jogja menggunakan metode clustering k-means dan agglomerative hierarchical clustering (AHC)," *J. Inform.*, vol. 9, no. 1, pp. 1039–1047, 2015.
- [12] E. Rafikasari. "Pengelompokan kabupaten/kota di Jawa Timur berdasarkan indikator pendidikan tahun 2013 menggunakan analisis hierarchial cluster," *Din. Penelit.*, vol. Vol. 16, pp. 247–262, 2013.



# Ars Irmel

---

## ORIGINALITY REPORT

---

13%

SIMILARITY INDEX

12%

INTERNET SOURCES

6%

PUBLICATIONS

2%

STUDENT PAPERS

---

## PRIMARY SOURCES

---

1	<a href="http://ejournal.unwaha.ac.id">ejournal.unwaha.ac.id</a> Internet Source	3%
2	<a href="http://repository.ipb.ac.id">repository.ipb.ac.id</a> Internet Source	1%
3	<a href="http://mafiadoc.com">mafiadoc.com</a> Internet Source	1%
4	<a href="http://ejournal.iain-tulungagung.ac.id">ejournal.iain-tulungagung.ac.id</a> Internet Source	1%
5	<a href="http://eprints.mercubuana-yogya.ac.id">eprints.mercubuana-yogya.ac.id</a> Internet Source	1%
6	<a href="http://ejournal-pps.unsri.ac.id">ejournal-pps.unsri.ac.id</a> Internet Source	1%
7	<a href="http://onesearch.id">onesearch.id</a> Internet Source	1%
8	Submitted to Padjadjaran University Student Paper	1%
9	<a href="http://journal.uad.ac.id">journal.uad.ac.id</a> Internet Source	1%

---

10	<a href="http://www.ejurnal.mipa.unsri.ac.id">www.ejurnal.mipa.unsri.ac.id</a> Internet Source	1 %
11	<a href="http://e-jurnal.pnl.ac.id">e-jurnal.pnl.ac.id</a> Internet Source	<1 %
12	<a href="http://es.scribd.com">es.scribd.com</a> Internet Source	<1 %
13	Rogério Vicente Cannoni. "Extração do níquel e cobalto do rejeito Caron, através da lixiviação ácida saturada e troca iônica em polpa.", Universidade de Sao Paulo, Agencia USP de Gestao da Informacao Academica (AGUIA), 2020 Publication	<1 %
14	<a href="http://digitalcommons.mtech.edu">digitalcommons.mtech.edu</a> Internet Source	<1 %
15	<a href="http://Www.Neliti.Com">Www.Neliti.Com</a> Internet Source	<1 %
16	<a href="http://repositori.usu.ac.id">repositori.usu.ac.id</a> Internet Source	<1 %
17	<a href="http://docplayer.com.br">docplayer.com.br</a> Internet Source	<1 %
18	<a href="http://ojs.unm.ac.id">ojs.unm.ac.id</a> Internet Source	<1 %
19	<a href="http://www.scribd.com">www.scribd.com</a> Internet Source	<1 %

---

Exclude quotes      On

Exclude matches      Off

Exclude bibliography      On