

Aplikasi *Multiple Correspondence Analysis (MCA)* dengan Metode *Separate SVD* Irisan Horizontal pada Kecelakaan Lalu Lintas di Jawa Barat 2022–2024

Anindya Nurul Fuadiah *, Suwanda

Prodi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Islam Bandung, Indonesia.

anindyanurulf@gmail.com, suwanda@unisba.ac.id

Abstract. Correspondence analysis is a statistical visualization method used to describe relationships between levels of categorical variables. Specifically, correspondence analysis is divided into Simple Correspondence Analysis (SCA) and Multiple Correspondence Analysis (MCA), which are used to analyze two-way and multi-way categorical data, respectively. The classical MCA method is commonly applied by users. MCA works with a super-indicator matrix, which can become challenging to analyze when the number of variables and categories increases significantly. This study discusses MCA using separate Singular Value Decomposition (SVD), which can overcome the difficulty of handling a large number of variables. Furthermore, MCA with separate SVD is implemented in a case study of traffic accidents in West Java Province, based on vehicle registration codes, victim conditions, and year. The results show that the p-value of the Chi-Square test statistic is less than 0.05, indicating a statistically significant relationship among the region, victim condition, and year of the traffic accident. The biplot visualization demonstrates that the relationship patterns between victim conditions and accident years tend to be similar across regions.

Keywords: *Multiple Correspondence Analysis (MCA), Separate SVDs, Accident.*

Abstrak. Analisis korespondensi adalah metode visualisasi statistik untuk menggambarkan hubungan antar tingkat variabel kategorik. Secara khusus, analisis korespondensi dibedakan menjadi Simple Correspondence Analysis (SCA) dan Multiple Correspondence Analysis (MCA) yang digunakan untuk menganalisis data kategorik dua arah dan multi arah. Metode MCA klasik merupakan metode yang sering diaplikasikan oleh pengguna. MCA bekerja dengan matriks super-indikator, dan ini akan mengalami kesulitan dalam analisis jika banyaknya variabel dan kategoriknya bertambah besar. Dalam penelitian ini akan dibahas MCA dengan separate SVD yang dapat menanggulangi masalah banyaknya variabel cukup besar. Selanjutnya MCA dengan Separate SVD akan di implementasikan pada kasus kecelakaan yang ada di Provinsi Jawa Barat berdasarkan kode wilayah kendaraan, kondisi korban dan tahun. Hasilnya menunjukkan bahwa nilai p-value dari statistik pengujian Chi-Square lebih kecil dari 0.05, sehingga dapat disimpulkan bahwa terdapat hubungan yang sangat signifikan diantara wilayah, kondisi korban dan tahun terjadinya kasus kecelakaan lalu lintas. Dari peragaan biplot menunjukkan pola hubungan antara kondisi korban dan jenis tahun cenderung sama setiap wilayahnya.

Kata Kunci: *Multiple Correspondence Analysis (MCA), Separate SVDs, Kecelakaan.*

A. Pendahuluan

Menurut (William, 1984) Analisis statistika multivariat merupakan sekumpulan metode pengolahan data yang melibatkan lebih dari satu variabel dan dianalisis secara simultan (William, 1984). Teknik ini bisa digunakan untuk menganalisis pengaruh beberapa variabel terhadap variabel lainnya secara simultan. Tujuan utamanya yaitu untuk mengukur, menjelaskan, dan memprediksi derajat hubungan diantara variabel-variabel. Terdapat dua kategori dalam analisis multivariat, yaitu dependensi dan interdependensi. Analisis multivariat dependensi merupakan suatu analisis yang digunakan untuk mengetahui pengaruh ataupun meramalkan satu atau lebih variabel tak bebas menurut variabel bebas yang mempengaruhinya. Sedangkan analisis multivariat interdependensi digunakan untuk menganalisis secara simultan dari semua variabel, tanpa ada perbedaan antara variabel bebas dengan variabel tak bebas.

Analisis korespondensi merupakan salah satu teknik dalam statistika multivariat interdependensi yang telah lama digunakan untuk menganalisis data berskala kategorik. Awalnya dimulai pada pertengahan tahun 1930-an dan terus dikembangkan. Istilah analisis korespondensi berasal dari Perancis didirikan pada tahun 1973 oleh Benzecri dan rekan-rekannya (Benzecri, 1973), lalu dikembangkan oleh (Beh, E. J., & Lombardo, R. (2014). *Correspondence analysis: Theory*, 2004), kemudian digambarkan pertumbuhannya dari perspektif internasional oleh Beh dan Lombardo (2012). Tujuan dari analisis korespondensi adalah untuk mempermudah dalam melihat karakteristik hubungan antar variabel dan menghasilkan representasi informasi (berdimensi rendah) yang disederhanakan dalam tabel frekuensi.

Dilihat dari jumlah variabelnya analisis korespondensi dapat dibagi menjadi dua bagian yaitu analisis korespondensi sederhana / *Simple Correspondence Analysis* (SCA) dan analisis korespondensi berganda / *Multiple Correspondence Analysis* (MCA). Menurut (Khangar & Kamalja, 2017b) mengungkapkan bahwa terdapat beberapa metode dalam analisis korespondensi terutama pada *Multiple Correspondence Analysis* (MCA), salah satunya metode MCA Klasik dan MCA berdasarkan SVD terpisah (*Separate SVD*) dimana kedua metode tersebut memiliki teknik yang berbeda-beda.

Penelitian oleh Khangar dan Kamalja (2017) merupakan contoh penerapan *Multiple Correspondence Analysis* (MCA), di mana mereka mengulas isu-isu teoritis terkait berbagai metode MCA dan mengilustrasikannya melalui studi kasus perilaku sosial (Khangar & Kamalja, 2017a). Selain itu, penelitian yang dilakukan oleh Ayu Wulandari, dkk (2019) yang mengkaji tentang hubungan antar variabel kategori penyakit akibat banjir, kategori usia dan wilayah tempat tinggal pada masyarakat yang berada di daerah yang rawan terkena banjir di Kabupaten Bandung, Jawa Barat yaitu Kecamatan Dayeuhkolot (Wulandari, 2019). Selain itu, Sabila, dkk (2023) juga mengkaji tentang pengelompokkan Kecamatan Di Kabupaten Bandung Berdasarkan Asosiasi Variabel-Variabel Pengelolaan Sampah (Sabila et al., 2023). Adapun variabel yang dikaji sebanyak empat variabel yaitu: keberadaan tempat sampah diangkut, keberadaan Tempat Pembuangan Sampah Sementara (TPS), keberadaan pengelolaan/daur ulang sampah, dan tempat pembuangan sampah sebagian besar keluarga wilayah setempat.

Kecelakaan lalu lintas merupakan persoalan sosial dan transportasi yang kompleks serta berdampak luas terhadap aspek keselamatan, ekonomi, dan tata kelola wilayah. Di Provinsi Jawa Barat, kecelakaan lalu lintas terjadi secara konsisten dalam jumlah tinggi selama tiga tahun terakhir. Berdasarkan data Kepolisian Daerah Jawa Barat, tercatat sebanyak 9.553 kasus kecelakaan pada tahun 2022, menurun menjadi 9.014 kasus pada 2023, dan kembali menurun menjadi 7.422 kasus pada tahun 2024. Jumlah korban jiwa pun mengalami penurunan, dari sekitar 3.500 jiwa pada 2022 menjadi 2.778 jiwa pada 2024 (BPS, 2024).

Menurut Undang-Undang Nomor 22 Tahun 2009 Pasal 1 Ayat 24, kecelakaan lalu lintas adalah peristiwa di jalan yang tidak diduga dan tidak disengaja, melibatkan kendaraan dengan atau tanpa pengguna jalan lain, dan mengakibatkan korban jiwa maupun kerugian materi (Undang-Undang Nomor 22 Tahun 2009 Tentang Lalu Lintas Dan Angkutan Jalan, 2009). Dalam upaya menekan angka kecelakaan dan memahami karakteristiknya secara menyeluruh, diperlukan pendekatan analisis yang mampu menangani variabel-variabel kategorik yang saling berkaitan, seperti lokasi, waktu kejadian, hingga karakteristik korban (BPK, 2009).

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui prosedur *Multiple Correspondence Analysis* (MCA) dengan Metode *Separate SVD* irisan horizontal. Selain itu, melihat hubungan antar variabel lokasi Polres, kondisi korban, dan tahun menggunakan metode MCA dan *separate SVD* irisan

horizontal.

B. Metode

Penelitian ini menggunakan pendekatan eksploratori melalui aplikasi *Multiple Correspondence Analysis* (MCA) dengan metode Separate Singular Value Decomposition (SVD) irisan horizontal. Data yang digunakan merupakan data sekunder mengenai jumlah kecelakaan lalu lintas berdasarkan wilayah Kepolisian Resor (Polres) di Provinsi Jawa Barat, yang diperoleh langsung dari Polda Jawa Barat. Dataset ini mencatat jumlah kejadian kecelakaan lalu lintas yang terjadi pada setiap Polres selama periode tahun 2022 hingga 2024, dengan klasifikasi korban berdasarkan tingkat keparahannya, yaitu meninggal dunia (MD), luka berat (LB), dan luka ringan (LR). Pada penelitian ini melibatkan tiga variabel yang mencakup informasi pada data, yaitu kode wilayah, kondisi korban, dan tahun.

Untuk memudahkan pemahaman alur pelaksanaan penelitian ini, berikut disajikan diagram alir yang menggambarkan tahapan-tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini:

Penyusunan Tabel Kontingensi 3 Arah

Menurut (Kroonenberg, 2008) yang membahas gagasan tentang Singular Value Decomposition (SVD) terpisah mengatakan bahwa SVD terpisah ini digunakan untuk analisis susunan tabel kontingensi multi-arah (3-arah) menurut variabel dan kondisi (Kroonenberg, 2008). Misal terdapat tiga variabel kategori A terdiri j_1 kategori, B terdiri j_2 kategori, dan C terdiri dari j_3 kategori. Dari sampel berukuran n diperoleh tabel kontingensi tiga arah, dalam bentuk matriks frekuensi $N_{j_1 \times j_2 \times j_3}$.

Menyusun Matriks Korespondensi (P)

Lakukan array tiga-arah $\mathbf{P} = (p_{i_1 i_2 i_3})$ dimana $\mathbf{P}$ adalah sebuah matriks yang setiap selnya merupakan proporsi dari unsur matriks $\mathbf{N}$ dibagi dengan totalnya n . Dengan rumus:

$$\mathbf{P} = \frac{N}{n} \text{ dimana } 0 \leq p_{i_1 i_2 i_3} < 1, \forall (i_1 i_2 i_3) \quad (1)$$

$$\sum_{i_1=1}^{j_1} \sum_{i_2=1}^{j_2} \sum_{i_3=1}^{j_3} p_{i_1 i_2 i_3} = 1. \quad (2)$$

Perhitungan Taksiran $\hat{\mathbf{P}}$ dan Pembuatan Unsur Vektor Massa

Hitung taksiran $\hat{\mathbf{P}} = ((p_{i_1 i_2 i_3}))$ dimana

$$\hat{P}_{i_1 i_2 i_3} = p_{i_1..i_2..i_3} \quad (3)$$

$$i_k = 1, 2, \dots, j_k, k = 1, 2, 3.$$

$$p_{i_1..} = \sum_{i_2=1}^{j_2} \sum_{i_3=1}^{j_3} p_{i_1 i_2 i_3}, i_1 = 1, 2, \dots, j_1 \quad (4)$$

$$p_{..i_2} = \sum_{i_1=1}^{j_1} \sum_{i_3=1}^{j_3} p_{i_1 i_2 i_3}, i_2 = 1, 2, \dots, j_2 \quad (5)$$

$$p_{..i_3} = \sum_{i_1=1}^{j_1} \sum_{i_2=1}^{j_2} p_{i_1 i_2 i_3}, i_3 = 1, 2, \dots, j_3 \quad (6)$$

Nilai-nilai (7) akan menjadi unsur vektor massa variabel kategori A yaitu:

$$\mathbf{r} = (p_{1..} \quad p_{2..} \quad \dots \quad p_{j_1..})^T \quad (7)$$

Nilai-nilai (8) akan menjadi unsur vektor massa variabel kategori B yaitu:

$$\mathbf{c} = (p_{..1} \quad p_{..2} \quad \dots \quad p_{..j_2})^T \quad (8)$$

Nilai-nilai (9) akan menjadi unsur vektor massa variabel kategori C yaitu:

$$\mathbf{t} = (p_{..1} \quad p_{..2} \quad \dots \quad p_{..j_3})^T \quad (9)$$

Perhitungan Standar Residual

Hitung standar residual $S = (s_{i_1 i_2 i_3})$ dengan ukuran $j_1 \times j_2 \times j_3$, dimana

$$s_{i_1 i_2 i_3} = \frac{p_{i_1 i_2 i_3} - \hat{p}_{i_1 i_2 i_3}}{\sqrt{\hat{p}_{i_1 i_2 i_3}}}, i_k = 1, 2, \dots, j_k, k = 1, 2, 3 \quad (10)$$

Dimana:

$p_{i_1 i_2 i_3}$ = Proporsi dari matriks **N**

$\hat{p}_{i_1 i_2 i_3}$ = Proporsi dari matriks **P**

Misalkan ρ_{i_1} adalah ranking i_1 pada irisan horizontal $S = (i_1, :, :)$ dengan ukuran $j_2 \times j_3$,

$i_1 = 1, 2, \dots, j_1$

Dekomposisi Nilai Singular

Lakukan dekomposisi nilai singular terhadap masing-masing matriks residual $S = (i_1, :, :)$ sebagai berikut:

$$S = (i_1, :, :) = U(i_1, :, :)\Sigma(i_1, :, :)^T V(i_1, :, :)^T, i_1 = 1, 2, \dots, j_1 \quad (11)$$

Dimana:

$U(i_1, :, :)$ = matriks orthogonal dengan ukuran $j_2 \times j_2$

$V(i_1, :, :)$ = matriks orthogonal dengan ukuran $j_3 \times j_3$

$\Sigma(i_1, :, :)$ = nilai matriks diagonal persegi panjang dengan nilai singular *non-negative* $\sigma_{i_1 1}^2, \sigma_{i_1 2}^2, \dots, \sigma_{i_1 s}^2$ yang ukuran $j_2 \times j_3$.

Perhitungan Nilai Inersia

Hitung nilai total inertia dari matriks data:

$$\sum_{i_1=1}^{j_1} \sum_{s=1}^{\rho_{i_1}} \sigma_{i_1 s}^2 = \sum_{i_1=1}^{j_1} \sum_{i_2=1}^{j_2} \sum_{i_3=1}^{j_3} S_{i_1 i_2 i_3}^2 \quad (12)$$

Hitung nilai statistik *Chi-Square* sebagai berikut:

$$\chi^2 = n \sum_{i_1=1}^{j_1} \sum_{s=1}^{\rho_{i_1}} \sigma_{i_1 s}^2 \quad (13)$$

Penentuan Koordinat Standar, Koordinat Utama, dan Biplot

Tentukan koordinat standar, koordinat utama, dan biplot dari baris dan kolom sebagai berikut:

Tabel 1. Koordinat Standar, Utama, dan Biplot MCA berdasarkan Separate SVDs

Koordinat	Baris	Kolom
Standar	$\phi(i_1, :, :) = D_r^{-1/2} U(i_1, :, :)$, dengan ukuran $j_2 \times j_3$	$\Gamma(i_1, :, :) = D_c^{-1/2} V(i_1, :, :)$, dengan ukuran $j_3 \times j_2$
Utama	$F(i_1, :, :) = D_r^{-1/2} U(i_1, :, :)\Sigma(i_1, :, :)$, dengan ukuran $j_2 \times j_3$	$G(i_1, :, :) = D_c^{-1/2} U(i_1, :, :)\Sigma(i_1, :, :)^T$, dengan ukuran $j_3 \times j_2$
Biplot	$\hat{F}(i_1, :, :) = U(i_1, :, :)\Sigma(i_1, :, :)^{\gamma}$, dengan ukuran $j_2 \times j_3$, dimana $\gamma = 0, 1, 1/2$	$\hat{G}(i_1, :, :) = V(i_1, :, :)(\Sigma(i_1, :, :)^{\gamma})^T$, dengan ukuran $j_3 \times j_2$

Sekarang 2 kolom pertama dari $\hat{F}(i_1, :, :)$ dan $\hat{G}(i_1, :, :)$ diberikan j_2 pasang koordinat utama untuk variabel kategori B, dan j_3 pasang koordinat utama untuk variabel kategori C pada masing masing kategori i_1 dari A, dengan $i_1 = 1, 2, \dots, j_1$.

Visualisasi Biplot

Untuk memvisualisasikan asosiasi B dan C pada seluruh kategori A, plot koordinat $j_2 j_1$ dari $\hat{F}$ dan koordinat $j_3 j_1$ dari $\hat{G}$ untuk mendapatkan biplot yang setara dengan posisi j_1 biplot untuk variabel kategori B dan C pada setiap kategori A (tetapi tidak ekivalen untuk melapiskan j_1 biplot yang diperoleh dengan melakukan SCA pada $N(i_1, :, :)$). Karena koordinat semua biplot diperoleh dari array residual

standar S , kami melapisi biplot untuk memvisualisasikan asosiasi pasangan variabel kategori mana pun di kategori lainnya. Plot ini mengeksplorasi asosiasi variabel kategori B dan C di semua kategori A.

Total Inersia yang diperoleh melalui MCA berdasarkan SVD terpisah lebih kecil daripada yang diperoleh melalui MCA berdasarkan matriks Burt. Perbedaan antara MCA menggunakan matriks Burt dan MCA berdasarkan SVD terpisah disebabkan oleh penggunaan transformasi array multi-arah ke matriks indikator/matriks burt pada kasus sebelumnya. Dapat diamati bahwa elemen-elemen matriks Burt B adalah sub-total yaitu total irisan horizontal, lateral dan frontal dari N array 3 arah.

Secara keseluruhan, MCA berdasarkan SVD terpisah memungkinkan seseorang untuk mempelajari asosiasi pasangan variabel kategorik apapun di antara yang lain. Selanjutnya, karena SVD terpisah dilakukan pada serangkaian residu standar, masalah inflasi total inersia seperti dalam kasus MCA klasik teratasi.

C. Hasil Penelitian dan Pembahasan

Matriks N

Matriks N merupakan sebuah matriks yang berasal dari tabel kontingensi 3 arah, dimana elemen yang terdapat pada matriks N merupakan frekuensi dari kasus kecelakaan lalu lintas di Jawa Barat. Disajikan dalam tabel berikut ini:

Tabel 2. Tabel Kontingensi 3 arah Jumlah Kasus Kecelakaan di Jawa Barat

		2022	2023	2024	Total
D	MD	505	524	512	1541
	LB	61	95	187	343
	LR	1229	1234	1435	3898
F	MD	734	809	816	2359
	LB	195	176	340	711
	LR	1510	1468	1701	4679
T	MD	748	675	579	2002
	LB	200	139	206	545
	LR	2621	2858	2106	7585
E	MD	814	829	823	2466
	LB	93	78	61	232
	LR	3096	2716	2853	8665
Z	MD	710	608	719	2037
	LB	110	109	114	333
	LR	2000	1877	1994	5871
Total		14626	14195	14446	43267

Matriks Kospondensi

Langkah pertama yang harus dilakukan untuk menganalisis MCA adalah dengan menyusun matriks korespondensi P melalui persamaan 1.

$$P = \begin{bmatrix} 0.0117 & 0.0121 & 0.0118 \\ 0.0014 & 0.0022 & 0.0043 \\ 0.0284 & 0.0285 & 0.0332 \\ 0.0170 & 0.0187 & 0.0189 \\ 0.0045 & 0.0041 & 0.0079 \\ 0.0349 & 0.0339 & 0.0393 \\ 0.0173 & 0.0156 & 0.0134 \\ 0.0046 & 0.0032 & 0.0048 \\ 0.0606 & 0.0661 & 0.0487 \\ 0.0188 & 0.0192 & 0.0190 \\ 0.0021 & 0.0018 & 0.0014 \\ 0.0716 & 0.0628 & 0.0659 \\ 0.0164 & 0.0141 & 0.0166 \\ 0.0025 & 0.0025 & 0.0026 \\ 0.0462 & 0.0434 & 0.0461 \end{bmatrix}$$

Vektor Massa dan Nilai Taksiran $\hat{P}$

Nilai vektor massa setiap variabel kategorik berdasarkan persamaan 7, persamaan 8, persamaan 9 dengan nilai vektor massa berturut turut adalah sebagai berikut:

$$p_{i_{1..}} = r = [0.1336 \quad 0.1791 \quad 0.2342 \quad 0.2626 \quad 0.1905]^T$$

$$p_{i_{2.}} = c = [0.2405 \quad 0.0500 \quad 0.7095]^T$$

$$p_{..i_3} = t = [0.3380 \quad 0.3281 \quad 0.3339]^T$$

Nilai taksiran $\hat{P}$ merupakan suatu matriks yang diperoleh dari perkalian antara unsur vektor massa. Sehingga diperoleh nilai taksiran $\hat{P}$ persamaan 3 yaitu sebagai berikut:

$$\hat{P} = \begin{bmatrix} 0.0109 & 0.0023 & 0.0321 \\ 0.0105 & 0.0022 & 0.0311 \\ 0.0107 & 0.0023 & 0.0317 \\ 0.0146 & 0.0030 & 0.0430 \\ 0.0141 & 0.0029 & 0.0417 \\ 0.0144 & 0.0030 & 0.0424 \\ 0.0190 & 0.0040 & 0.0566 \\ 0.0185 & 0.0038 & 0.0545 \\ 0.0188 & 0.0039 & 0.0555 \\ 0.0214 & 0.0044 & 0.0630 \\ 0.0207 & 0.0043 & 0.0611 \\ 0.0211 & 0.0044 & 0.0622 \\ 0.0155 & 0.0032 & 0.0457 \\ 0.0150 & 0.0031 & 0.0443 \\ 0.0153 & 0.0032 & 0.0451 \end{bmatrix}$$

Standar Residual

Matriks standar residual yang dinotasikan dengan S dapat dihitung berdasarkan persamaan 10 yang melibatkan matriks korespondensi dan taksirannya. Adapun hasil dari matriks standar residual yaitu sebagai berikut:

$$S = \begin{bmatrix} 0.0078 & 0.2073 & -0.1129 \\ -0.0890 & 0.0000 & -0.1519 \\ 0.1706 & 0.5565 & 0.0085 \\ 0.0199 & 0.2848 & -0.1163 \\ -0.0810 & 0.0208 & -0.1657 \\ 0.1711 & 0.5657 & -0.0151 \\ -0.0127 & 0.1850 & -0.1805 \\ -0.1019 & -0.0101 & -0.2131 \\ 0.3047 & 0.9938 & -0.0289 \\ -0.0174 & 0.2209 & -0.1752 \\ -0.1290 & -0.0382 & -0.2416 \\ 0.3476 & 0.8817 & 0.0149 \\ 0.0074 & 0.1909 & -0.1360 \\ -0.1019 & -0.0108 & -0.1981 \\ 0.2501 & 0.7128 & 0.0046 \end{bmatrix}$$

Irisan Horizontal Dalam MCA Berdasarkan Separate SVD

Dalam penelitian ini matriks residual standar S dipisahkan menjadi irisan horizontal yaitu antara variabel kategori B (Kondisi Korban) dengan 3 kategori dan variabel kategori C (Tahun) dengan 3 kategori yang melintasi variabel kategori A (Kode Wilayah Kendaraan) dengan 5 kategori. Maka matriks irisan frontal yang terbentuk yaitu sebanyak 5 buah matriks irisan horizontal yang masing-masing berukuran 3×3 . Adapun irisan horizontal yang terbentuk adalah sebagai berikut:

$$S = (1, :, :) = \begin{bmatrix} 0.0078 & 0.2073 & 0.1129 \\ -0.0890 & 0.0000 & -0.1519 \\ 0.1706 & 0.5565 & 0.0085 \end{bmatrix}$$

...

$$S = (5, :, :) = \begin{bmatrix} 0.0074 & 0.1909 & -0.1360 \\ -0.1019 & -0.0108 & -0.1981 \\ 0.2501 & 0.7128 & 0.0046 \end{bmatrix}$$

Penguraian Singular Value Dekomposition (SVD)

Pengaplikasian nilai SVD dilakukan pada masing-masing irisan horizontal $S = (i_1, :, :)$ yang memberikan dekomposisi berdasarkan persamaan 11. Maka didapatkan nilai dekomposisi sebagai berikut:

Untuk $S = (1, :, :)$ diperoleh dekomposisi:

$$U(1, :, :) = \begin{bmatrix} -0.3343 & -0.5413 & -0.7715 \\ 0.0285 & -0.8241 & 0.5658 \\ -0.9420 & 0.1671 & 0.2909 \end{bmatrix}$$

$$\Sigma(1, :, :) = \begin{bmatrix} 0.6168 & 0 & 0 \\ 0 & 0.2124 & 0 \\ 0 & 0 & 0.0079 \end{bmatrix}$$

$$V(1, :, :) = \begin{bmatrix} -0.2689 & 0.4595 & -0.8465 \\ -0.9623 & -0.0906 & 0.2565 \\ 0.0412 & 0.8835 & 0.4665 \end{bmatrix}$$

Dan seterusnya, sampai:

Untuk $S = (5, :, :)$ diperoleh dekomposisi:

$$U(5, :, :) = \begin{bmatrix} -0.2394 & -0.5412 & -0.8061 \\ 0.0490 & -0.8359 & 0.5467 \\ -0.9697 & 0.0913 & 0.2266 \end{bmatrix}$$

$$\Sigma(5, :, :) = \begin{bmatrix} 0.7787 & 0 & 0 \\ 0 & 0.2628 & 0 \\ 0 & 0 & 0.0058 \end{bmatrix}$$

$$V(5, :, :) = \begin{bmatrix} -0.3202 & 0.39 & -0.8608 \\ -0.9471 & -0.1110 & 0.3013 \\ 0.0237 & 0.9117 & 0.4102 \end{bmatrix}$$

Hasil Numerik

Tabel 3. Hasil Numerik MCA berdasarkan metode separate SVD

Kategori A (Wilayah)	Nilai Singular	Inersia	% Inersia	Total
Kode Wilayah D	0.616795612	0.380436827	9.910527953	11.087748
	0.212433598	0.045128033	1.175602897	
	0.00787901	6.21E-05	0.001617177	
Kode Wilayah F	0.65723552	0.431958529	11.25268841	12.4780191
	0.216803463	0.047003742	1.224465827	
	0.005762065	3.32E-05	0.000864909	
Kode Wilayah T	1.055809234	1.114733138	29.03923367	31.3675034

Kategori A (Wilayah)	Nilai Singular	Inersia	% Inersia	Total
Kode Wilayah E	0.298853971	0.089313696	2.326656664	27.4724908
	0.007869006	6.19E-05	0.001613073	
	0.971995274	0.944774812	24.61175288	
	0.331126815	0.109644968	2.856294236	
	0.013060662	0.000170581	0.004443699	
Kode Wilayah Z	0.778661588	0.606313869	15.79471312	17.5942386
	0.262764153	0.069045	1.798649222	
	0.005799746	3.36E-05	0.000876258	
Total		3.838714034	100	100
Chi-Square	166089.6401			
P-value	0			
db	16			

Berdasarkan Tabel 3 dapat kita lihat bahwa total inersia sebesar 3.838714034 dengan nilai statistik chi-square sebesar 166089.6401 dengan p-value (0) lebih kecil dari α (0,05). Sehingga ada hubungan yang sangat signifikan diantara wilayah, kondisi korban dan tahun terjadinya kasus kecelakaan lalu lintas. Untuk melihat kecenderungan hubungan diantara variabel dapat diketahui melalui biplot.

Koordinat Standar

Koordinat standar pada plot korespondensi terdiri dari kordinat standar baris dan kolom yang memberikan bobot yang sama untuk masing-masing dimensi dan bobot yang terkait dengan setiap dimensi plot adalah 1. Oleh karena itu inersia utama unit dikaitkan dengan masing-masing dari dimensi. Berdasarkan rumus pada Tabel 1 maka dapat kita hitung nilai koordinat standar baris dan kolom berikut ini:

- Koordinat standar baris

$$\phi(1, :, :) = \begin{bmatrix} -0.6816 & -1.1038 & -1.5733 \\ 0.1276 & -3.6848 & 2.5298 \\ -1.1184 & 0.1984 & 0.3454 \end{bmatrix}$$

dan seterusnya, sampai:

$$\phi(5, :, :) = \begin{bmatrix} -0.4881 & -1.1037 & -1.6438 \\ 0.2193 & -3.7377 & 2.4444 \\ -1.1512 & 0.1084 & 0.2690 \end{bmatrix}$$

- Koordinat standar kolom

$$\Gamma(1, :, :) = \begin{bmatrix} -0.4625 & 0.7904 & -1.4559 \\ -1.6800 & -0.1581 & 0.4479 \\ 0.0178 & 0.3826 & 0.2020 \end{bmatrix}$$

dan seterusnya, sampai:

$$\Gamma(5, :, :) = \begin{bmatrix} -0.5507 & 0.6804 & -1.4805 \\ -1.6534 & -0.1937 & 0.5260 \\ 0.0102 & 0.3948 & 0.1776 \end{bmatrix}$$

Koordinat Utama

Untuk mencerminkan kekuatan asosiasi yang ada antara variabel maka diperlukan perhitungan koordinat utama yang terdiri dari koordinat utama baris dan kolom, dengan hasil sebagai berikut:

- Koordinat utama baris

$$F(1, :, :) = \begin{bmatrix} -0.4204 & -0.2345 & -0.0124 \\ 0.0787 & -0.7828 & 0.0199 \\ -0.6898 & 0.0421 & 0.0027 \end{bmatrix}$$

dan seterusnya, sampai:

$$F(5, :, :) = \begin{bmatrix} -0.3801 & -0.2900 & -0.0095 \\ 0.1708 & -0.9821 & 0.0142 \\ -0.8964 & 0.0285 & 0.0016 \end{bmatrix}$$

- Koordinat utama kolom

$$G(1, :, :) = \begin{bmatrix} -0.2853 & 0.1679 & -0.0115 \\ -1.0362 & -0.0336 & 0.0035 \\ 0.0110 & 0.0813 & 0.0016 \end{bmatrix}$$

dan seterusnya, sampai:

$$G(5, :, :) = \begin{bmatrix} -0.4288 & 0.1788 & -0.0086 \\ -1.2875 & -0.0509 & 0.0031 \\ 0.0080 & 0.1037 & 0.0010 \end{bmatrix}$$

Koordinat Biplot

Untuk memberikan interpretasi yang berarti tentang jarak antara baris dan koordinat utama kolom dalam ruang dimensi rendah, maka perlu kita hitung koordinat biplot dengan menskala ulang koordinat utamanya. Adapun hasil dari perhitungan untuk koordinat biplot adalah sebagai berikut:

Koordinat biplot baris

$$\hat{F}(1, :, :) = \begin{bmatrix} -0.2062 & -0.1150 & -0.0061 \\ 0.0176 & -0.1751 & 0.0045 \\ -0.5810 & 0.0355 & 0.0023 \end{bmatrix}$$

dan seterusnya, sampai:

$$\hat{F}(5, :, :) = \begin{bmatrix} -0.1864 & -0.1422 & -0.0047 \\ 0.0382 & -0.2196 & 0.0032 \\ -0.7551 & 0.0240 & 0.0013 \end{bmatrix}$$

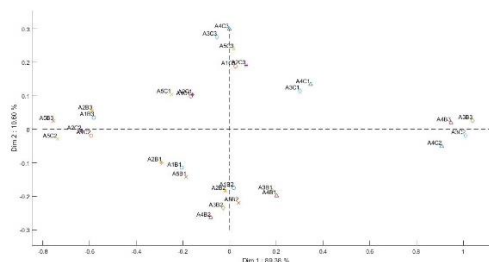
Koordinat biplot kolom

$$\hat{G}(1, :, :) = \begin{bmatrix} -0.1659 & 0.0976 & -0.0067 \\ -0.5935 & -0.0192 & 0.0020 \\ 0.0254 & 0.1877 & 0.0037 \end{bmatrix}$$

dan seterusnya, sampai:

$$\hat{G}(5, :, :) = \begin{bmatrix} -0.2493 & 0.1039 & -0.0050 \\ -0.7374 & -0.0292 & 0.0017 \\ 0.0184 & 0.2396 & 0.0024 \end{bmatrix}$$

Biplot



Gambar 4. Biplot

Pada Gambar 4 terlihat bahwa sebagian besar struktur data yaitu sebesar 89,38% sudah tercakup dan tergambarkan dengan baik melalui kedua dimensi tersebut. Sementara itu, sisanya sebesar 10,60% bisa saja salah dan tidak tergambarkan dalam visualisasi ini, karena berada pada dimensi-dimensi lain di luar dua dimensi utama yang ditampilkan. Dengan demikian, biplot ini memberikan representasi yang cukup kuat terhadap pola dan hubungan dalam data secara keseluruhan.

D. Kesimpulan

Multiple Correspondence Analysis (MCA) berdasarkan metode *separate SVD* merupakan salah satu metode korespondensi dimana dalam analisis ini melibatkan matriks residual standar yang dikelompokkan berdasarkan irisan horizontal, irisan lateral, ataupun irisan frontal, dimana ketiga irisan ini sama sekali tidak terkait dengan irisan lainnya. Oleh karena itu untuk melakukan MCA berdasarkan

separate SVD ditujukan pada salah satu irisan sesuai kebutuhan.

Hasil pengaplikasian MCA dengan metode *separate SVD* pada kasus kecelakaan lalu lintas di Provinsi Jawa Barat dilihat dari grafik biplot diketahui nilai pvalue dari statistik pengujian *Chi-Square* lebih kecil dari 0.05, sehingga ada hubungan yang sangat signifikan diantara Wilayah, kondisi korban dan tahun terjadinya kasus kecelakaan lalu lintas di Provinsi Jawa Barat. Dari gambar biplot menunjukkan pola hubungan antara kondisi korban dan tahun cenderung sama pada setiap wilayahnya.

Sehubungan dengan hasil analisis terdapat beberapa saran yang dapat diajukan, yang pertama bagi pihak kepolisian, hasil analisis ini dapat menjadi dasar untuk menyusun strategi pencegahan kecelakaan yang lebih tepat dan berbasis data. Karena pola hubungan antara kondisi korban dan tahun kejadian terlihat serupa di setiap wilayah.

Ucapan Terimakasih

Penulis menyampaikan terima kasih kepada Bapak Dr. Suwanda, M.S. selaku dosen pembimbing atas bimbingan dan arahannya. Terima kasih juga disampaikan kepada Polda Jawa Barat atas data yang diberikan serta semua pihak yang telah mendukung terlaksananya penelitian ini.

Daftar Pustaka

- Beh, E. J., & Lombardo, R. (2014). *Correspondence analysis: Theory, practice and new strategies*. J. W. & Sons. (2004). *Correspondence analysis: Theory, practice and new strategies*. John Wiley & Sons.
- Benzecri, J. P. (1973). *Analysis des Donnees Jilid 1 dan 2*.
- BPK. (2009). Undang-Undang Nomor 22 Tahun 2009. *BPK RI*, 19(19), 19.
- BPS, J. (2024). *Provinsi Jawa Barat Dalam Angka Tahun 2023*. 13.
- Khargar, N. V., & Kamalja, K. K. (2017a). Multiple Correspondence Analysis and its applications. *Electronic Journal of Applied Statistical Analysis*, 10(2), 432–462.
- Khargar, N. Vijay., & Kamalja, K. K. (2017b). Multiple Correspondence Analysis and its applications. *Electronic Journal of Applied Statistical Analysis*, 10(2), 432–462. <https://doi.org/10.1285/i20705948v10n2p432>
- Kroonenberg, P. M. (2008). *Applied Multiway Data Analysis*. John Wiley & Sons.
- Marasabessy, M. D., & Darwis, S. (2023). Konfidensi Premi Asuransi Gempa Menggunakan Simulasi Monte Carlo. *DataMath: Journal of Statistics and Mathematics*, 1(1), 1–10.
- Muhammad Bangkit Riksa Utama, & Hajarisman, N. (2021). Metode Pemilihan Variabel pada Model Regresi Poisson Menggunakan Metode Nordberg. *Jurnal Riset Statistika*, 1(1), 35–42. <https://doi.org/10.29313/jrs.v1i1.24>
- Sabila, F. T., Setyaningsih, W., Hardati, P., & Nugraha, S. B. (2023). LITERASI LINGKUNGAN DAN PENGELOLAAN SAMPAH PLASTIK DI KELURAHAN KARANGJATI KECAMATAN BLORA KABUPATEN BLORA. *Edu Geography*, 11(1).
- Trianto Syahbannu Prayoga, & Suliadi. (2024). Korelasi Rank-Spearman pada Hubungan Beberapa Variabel Produk Domestik Regional Bruto. *Jurnal Riset Statistika*, 137–144. <https://doi.org/10.29313/jrs.v4i2.5162>
- Undang-Undang Nomor 22 Tahun 2009 Tentang Lalu Lintas Dan Angkutan Jalan (2009).
- William, R. D. M. G. (1984). *Multivariate Analysis : Methods And Applications*. Wiley.
- Wulandari, A. (2019). *Identifikasi Karakteristik Wilayah Tempat Tinggal Berdasarkan Kelompok Usia dan Penyakit Akibat Banjir menggunakan Multiple Correspondence Analysis*. Universitas Padjajaran.