

ANALISIS FAKTOR EKONOMI DEMOGRAFI TERHADAP JUMLAH UMKM DI KOTA MALANG DENGAN PENDEKATAN *PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS* (PCA) DAN BILOT

Tasyafa Dafina^{1*}, Nuramaliyah²

^{1,2}Program Studi Statistika/Universitas Terbuka, Tangerang Selatan, Indonesia

*Penulis korespondensi: tasyafadavina@gmail.com

ABSTRAK

UMKM memiliki peran penting dalam mendorong pertumbuhan ekonomi daerah, namun perkembangannya dipengaruhi oleh berbagai faktor ekonomi dan demografi. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis faktor-faktor yang memengaruhi jumlah UMKM di Kota Malang pada periode 2019–2024 dengan menggunakan metode *Principal Component Analysis* (PCA) dan analisis Biplot. Analisis dilakukan melalui tahapan normalisasi data, reduksi dimensi dengan pembentukan komponen utama, serta visualisasi hubungan antar variabel dan periode waktu. Hasil penelitian menunjukkan bahwa empat komponen utama mampu menjelaskan 99,66% keragaman total data, dengan PC1 memberikan kontribusi terbesar sebesar 64,33% dan PC2 berkontribusi sebesar 18,01%. Berdasarkan hasil biplot, variabel penduduk berpendidikan SMA, PDRB atas dasar harga konstan, dan Indeks Pembangunan Masyarakat merupakan faktor paling dominan yang memengaruhi peningkatan jumlah UMKM. Pergeseran posisi antar tahun juga menunjukkan adanya perkembangan positif sektor UMKM di Kota Malang selama periode penelitian.

Kata kunci: UMKM, ekonomi, demografi, *principal component analysis* (PCA), biplot.

1 PENDAHULUAN

Menurut UU No. 20 Tahun 2008, Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah (UMKM) adalah suatu bentuk usaha ekonomi produktif yang dilakukan oleh orang perseorangan atau badan usaha perorangan yang memenuhi kriteria UMKM (Anggraeni et al., 2021). UMKM merupakan salah satu sektor yang memegang peranan penting dalam perekonomian suatu negara. UMKM berkontribusi besar dalam menciptakan lapangan kerja, memperkuat daya saing, dan meningkatkan pertumbuhan ekonomi (Aftitah et al., 2024). Besarnya peran tersebut dapat dilihat dari data Kementerian Koperasi dan UKM tahun 2024, yang mencatat bahwa lebih dari 64,2 juta unit UMKM, atau sekitar 99,99% dari total usaha yang ada di Indonesia. Sektor ini juga menyerap lebih dari 123 juta tenaga kerja, yakni setara dengan 97% dari total tenaga kerja nasional, sehingga hal ini menjadikan UMKM sebagai faktor penting dalam menekan tingkat pengangguran. Selain itu, UMKM berkontribusi besar terhadap Produk Domestik Bruto (PDB), yaitu sebesar 61,07% pada tahun 2023 (Solikha et al., 2023). Angka ini menunjukkan kemampuan UMKM dalam menciptakan nilai ekonomi sekaligus menunjukkan perannya dalam menjaga stabilitas sosial-ekonomi, terutama di tengah kondisi krisis global.

UMKM secara nasional memiliki peran besar dalam perekonomian Indonesia, dan kondisi tersebut juga tercermin di tingkat daerah, termasuk di Kota Malang, yang dikenal sebagai salah satu pusat kegiatan ekonomi, pendidikan, dan pariwisata (Pragmadeanti & Rahmawati, 2022). Sebagai salah satu kota dengan aktivitas ekonomi yang dinamis dan populasi yang terus berkembang, Kota Malang memiliki potensi besar dalam pengembangan sektor UMKM. Kepala Diskoperindag Kota Malang, Eko Sri Yuliadi mengatakan, sektor UMKM perlu dikuatkan karena

menjadi penggerak ekonomi yang dominan (Indo, 2023). Berdasarkan data dari Badan Pusat Statistik (BPS 2019-2024) Kota Malang, jumlah UMKM terus meningkat setiap tahunnya, sehingga dapat mencerminkan dinamika pertumbuhan ekonomi yang lokal dan positif (Solikha et al., 2023). Pertumbuhan jumlah UMKM ini tidak terlepas dari faktor-faktor ekonomi dan demografi yang saling memengaruhi. Perubahan struktur ekonomi dan demografi di Kota Malang dapat memberikan pengaruh yang signifikan terhadap perkembangan UMKM, baik dari segi jumlah maupun skala usahanya. Misalnya, komposisi jumlah penduduk berdasarkan jenis kelamin dan kualitas pendidikan yang dapat mendorong munculnya wirausaha baru, serta adanya peningkatan Indeks Pembangunan Manusia (IPM) yang menunjukkan adanya peningkatan kesejahteraan dan daya beli masyarakat yang mendukung pertumbuhan UMKM. Oleh karena itu, penting untuk menganalisis bagaimana faktor-faktor ekonomi dan demografi tersebut saling berkaitan dan berkontribusi terhadap perkembangan jumlah UMKM di Kota Malang.

Salah satu metode yang digunakan untuk menganalisis faktor-faktor tersebut adalah *Principal Component Analysis* (PCA). PCA merupakan metode analisis multivariat yang berfungsi untuk mentransformasikan sejumlah variabel awal menjadi sekumpulan kombinasi linier baru dengan jumlah yang lebih sedikit, namun tetap mampu menjelaskan sebagian besar variasi atau keragaman yang terdapat pada data asli (Wulandari, 2023). PCA sangat sesuai untuk data yang memiliki jumlah variabel yang besar dan memiliki korelasi antar variabelnya (Ramadhany et al., 2022). Setelah dilakukan analisis PCA, penelitian ini juga akan menggunakan analisis biplot sebagai alat bantu visualisasi untuk menggambarkan hubungan antar variabel. Teknik ini menampilkan objek serta variabel yang diteliti secara bersamaan dalam bentuk plot dua dimensi, sehingga memberikan tambahan informasi yang lebih baik tentang hubungan antar variabel dan pengamatan (Hafidzah et al., 2024).

Beberapa penelitian sebelumnya juga telah menerapkan metode PCA dan biplot untuk menganalisis berbagai fenomena ekonomi dan demografi. Penelitian oleh (Hasanah et al., 2023) menunjukkan bahwa penerapan PCA dan biplot efektif dalam mengidentifikasi faktor sosial ekonomi dan demografi yang berpengaruh terhadap penyebaran COVID-19 di Jawa Timur, serta memudahkan visualisasi perbedaan antarwilayah. Selain itu, terdapat penelitian oleh (Ramadhan et al., 2025) yang menggunakan PCA untuk memprediksi pertumbuhan ekonomi di Indonesia dan memperoleh hasil prediksi yang akurat dengan kesalahan yang rendah. Hasil dari kedua penelitian tersebut membuktikan bahwa penggunaan kedua metode ini secara bersamaan mampu memberikan interpretasi yang lebih mudah dipahami. Namun, sebagian besar penelitian sebelumnya masih berfokus pada analisis makroekonomi dan belum secara spesifik menyoroti keterkaitan antara faktor ekonomi dan demografi terhadap perkembangan UMKM, khususnya di tingkat daerah seperti Kota Malang.

Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi faktor-faktor ekonomi dan demografi yang berpengaruh terhadap jumlah UMKM di Kota Malang, menganalisis hubungan antarvariabel ekonomi dan demografi terhadap perkembangan UMKM, serta mengetahui variabel yang memiliki kontribusi paling besar dalam memengaruhi jumlah UMKM berdasarkan hasil analisis PCA dan biplot. Dengan menggunakan kedua metode tersebut, diharapkan dapat memberikan gambaran yang lebih jelas mengenai faktor-faktor utama yang memengaruhi perkembangan UMKM. Selain itu, dengan PCA dan biplot diharapkan mampu menyajikan hasil analisis yang tidak hanya informatif secara statistik, tetapi juga mudah dipahami secara visual.

2 METODE

2.1 Jenis dan Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang bersumber pada Badan Pusat Statistika (BPS) tahun 2019 hingga 2024. Dalam penelitian ini ada beberapa variabel yang akan dianalisis untuk memahami faktor-faktor demografi dan ekonomi yang mempengaruhi jumlah UMKM di Kota Malang. Variabel-variabel tersebut terdiri dari variabel dependen (Y) dan independent (X), yang disajikan pada Tabel 1 berikut.

Tabel 1. Variabel Penelitian

Variabel	Keterangan
Y	Jumlah UMKM
X1	Jumlah Penduduk Laki-laki
X2	Jumlah Penduduk Perempuan
X3	Jumlah Penduduk Tidak/Belum Tamat SD
X4	Jumlah Penduduk dengan Pendidikan Tertinggi SD
X5	Jumlah Penduduk dengan Pendidikan Tertinggi SMP
X6	Jumlah Penduduk dengan Pendidikan Tertinggi SMA
X7	Jumlah Penduduk dengan Pendidikan Tertinggi Akademi/Universitas
X8	PDRB atas Harga Konstan
X9	Tingkat Pengangguran Terbuka
X10	Indeks Pembangunan Masyarakat

Sumber: Badan Pusat Statistik 2019-2024

2.2 Metode Pengolahan dan Analisis

2.2.1 Normalisasi Data

Sebelum dilakukan analisis PCA, data perlu dinormalisasikan untuk menghindari perbedaan skala antarvariabel yang dapat memengaruhi hasil dari pengolahan data (Permana & Salisah, 2022). Proses normalisasi dilakukan dengan menggunakan metode *Z-score standardization*, dengan persamaan berikut:

$$Z_{ij} = \frac{x_{ij} - \bar{X}}{\sigma_j}, i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m$$

dengan:

Z_{ij} = nilai hasil standarisasi variabel ke j pada tahun ke i ,

x_{ij} = nilai observasi,

$\bar{X}$ = rata-rata variabel,

σ_j = simpangan baku variabel ke j .

Proses normalisasi ini akan menempatkan semua data pada skala yang sama (mean = 0, standar deviasi = 1), sehingga setiap variabel memiliki kontribusi yang seimbang.

2.2.2 Reduksi Dimensi dengan *Principal Component Analysis*

Principal Component Analysis (Analisis Komponen Utama) merupakan metode statistik yang termasuk dalam kelompok analisis multivariat. Teknik ini berfungsi untuk mentransformasikan sejumlah variabel awal menjadi sekumpulan kombinasi linier baru dengan

jumlah yang lebih sedikit, namun tetap mampu menjelaskan sebagian besar variasi atau keragaman yang terdapat pada data asli (Wulandari, 2023). Tahapan *Principal Component Analysis* adalah sebagai berikut:

a) Menghitung Matriks Kovarian

Matriks kovarian digunakan untuk mencari nilai eigen dan vector eigen, yang nantinya dapat menunjukkan sejauh mana dua variabel berubah bersama. Untuk menentukan matriks kovarian digunakan persamaan:

$$Cov(X, Y) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y}), i = 1, 2, \dots, n$$

dengan:

X_i = Nilai observasi variabel X ke i ,

Y_i = Nilai observasi variabel Y ke i ,

$\bar{X}$ = Rata-rata nilai variabel X ,

$\bar{Y}$ = Rata-rata nilai variabel Y ,

n = Jumlah observasi.

Hasil perhitungana dari semua pasangan variabel akan membentuk matriks kovarians (C) berukuran $m \times m$, yaitu:

$$C = \begin{bmatrix} Var(X_1) & Cov(X_1, X_2) & \dots & Cov(X_1, X_m) \\ Cov(X_2, X_1) & Var(X_2) & \dots & Cov(X_2, X_m) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ Cov(X_m, X_1) & Cov(X_m, X_2) & \dots & Var(X_m) \end{bmatrix}$$

Matriks kovarian ini digunakan untuk menentukan komponen utama melalui perhitungan nilai eigen dan vektor eigen.

b) Menghitung nilai eigen dan vector eigen

Untuk mendapatkan nilai eigen (λ) dan vector eigen (a) diperoleh dari persamaan :

$$|C - \lambda I| = 0$$

di mana, nilai I adalah matriks identitas berukuran $m \times m$. Setelah diperoleh nilai eigen (λ), lalu dapat dicari nilai vektor eigen (a) dengan persamaan:

$$(C - \lambda I)a = 0.$$

c) Menentukan Komponen Utama

Penentuan komponeen utama diperoleh dari kombinasi linear antar matriks data dan matriks vector eigen yang telah didapatkan sebelumnya. Kombinasi ini akan menghasilkan sejumlah komponen baru yang saling orthogonal dan dapat menjelaskan proporsi variasi terbesar dari data awal, Komponen utama dapat diperoleh dengan persamaan berikut:

$$\begin{aligned} PC_1 &= \sum_{j=1}^n a_{j,1}x_j = a_{1,1}x_1 + a_{2,1}x_2 + \dots + a_{n,1}x_n \\ PC_2 &= \sum_{j=1}^n a_{j,2}x_j = a_{1,2}x_1 + a_{2,2}x_2 + \dots + a_{n,2}x_n \\ &\vdots \\ PC_n &= \sum_{j=1}^n a_{j,n}x_j = a_{1,n}x_1 + a_{2,n}x_2 + \dots + a_{n,n}x_n \end{aligned}$$

Sehingga dapat dibentuk matriks sebagai berikut :

$$\begin{bmatrix} PC_1 \\ PC_2 \\ \vdots \\ PC_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{n1} \\ a_{12} & a_{22} & \dots & a_{n2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{1n} & a_{n2} & \dots & a_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix}$$

secara sederhana dapat ditulis:

$$PC_{n \times 1} = a^T X_{n \times 1}^T$$

dengan:

a^T = Transpose matriks vektor eigen,

PC = Matriks variabel baru,

$X_{n \times 1}^T$ = Transpose matriks data.

Komponen utama pertama (PC_1) merupakan variabel yang menjelaskan kombinasi variabel yang menjelaskan variasi terbesar dalam data, sedangkan komponen berikutnya ($PC_2, PC_3, \dots, PC_n$) menjelaskan variasi yang tersisa secara berurutan dengan syarat tidak saling berkorelasi satu sama lain.

2.2.3 Analisis Biplot

Biplot merupakan teknik yang digunakan untuk mevisualisasikan atau menggambarkan hubungan antara objek pengamatan dan variabel dalam ruang hasil PCA. Dalam biplot, sampel individu diproyeksikan sepanjang arah variabel asli, di mana sampel direpresentasikan sebagai titik, sedangkan variabel ditunjukkan sebagai vektor (panah) (Saranya & Poonguzhali, 2024). Biplot merupakan proyeksi dari data yang telah dinormalisasi ke dalam ruang yang dibentuk oleh komponen utama. Data yang sudah direduksi oleh PCA dapat direpresentasikan melalui dekomposisi matriks sebagai berikut:

$$C \approx XY^T$$

$$C \approx S\Lambda V^T$$

dengan:

C = matriks kovarians hasil dekomposisi,

X = matriks observasi individu (objek),

Y = matriks representasi variabel,

S = matriks singular values,

ΛV = matriks vektor eigen hasil PCA.

Melalui visualisasi biplot, identifikasi variabel utama dapat dilakukan berdasarkan dua prinsip utama:

- 1) Variabel dengan panjang proyeksi terbesar menunjukkan variansi maksimum dan memberikan kontribusi paling besar terhadap pembentukan komponen utama.
- 2) Variabel yang saling berdekatan pada biplot cenderung memberikan informasi yang berulang, sehingga tidak semuanya perlu dipertimbangkan untuk dianalisis lebih lanjut.

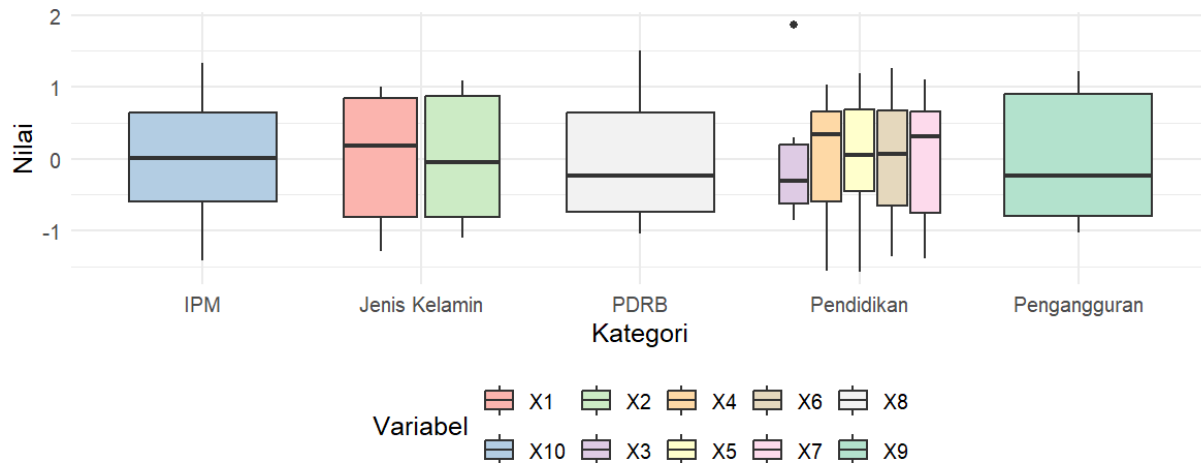
Berdasarkan hal tersebut, analisis biplot akan membantu menafsirkan hasil PCA secara visual, serta memberikan gambaran mengenai hubungan multivariat antara faktor ekonomi, demografi, dan jumlah UMKM di Kota Malang.

3 HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Normalisasi Data

Sebelum melakukan PCA, data dinormalisasi menggunakan *Z-score standardization*, yaitu proses mengubah setiap variabel agar memiliki rata-rata 0 dan standar deviasi 1. Dengan

normalisasi ini, seluruh variabel berada pada skala yang setara sehingga tidak ada variabel yang mendominasi hasil PCA. Hasil normalisasi dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Boxplot Normalisasi Data Variabel 2019-2024

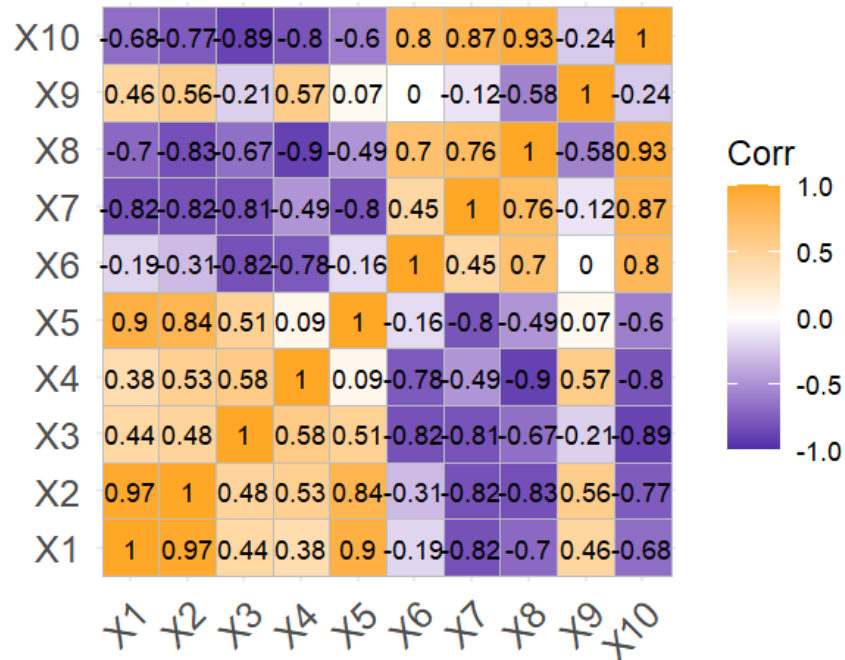
Pada Gambar 1 terlihat bahwa setiap kelompok variabel menunjukkan karakteristik distribusi yang berbeda sepanjang periode 2019 – 2024. Variabel IPM (X10) tampak memiliki sebaran yang relatif sempit, yang menunjukkan nilai yang stabil dan konsisten dari tahun ke tahun. Pola serupa juga ditunjukkan oleh kategori jumlah penduduk berdasarkan jenis kelamin, di mana variabel jumlah penduduk laki-laki (X1) dan jumlah penduduk perempuan (X2) memiliki rentang distribusi yang kecil serta median yang berdekatan. Hal ini menggambarkan bahwa struktur jumlah penduduk berdasarkan jenis kelamin bersifat relatif statis dan tidak mengalami perubahan demografis yang signifikan selama periode pengamatan. Sebaliknya, variabel PDRB memperlihatkan sebaran yang lebih luas, di mana menunjukkan bahwa adanya fluktuasi ekonomi yang lebih besar selama periode pengamatan.

Kategori Pendidikan merupakan kelompok dengan tingkat variabilitas tertinggi yang ditunjukkan oleh rentang distribusi yang lebih lebar dibandingkan kategori lainnya. Pada variabel X3 (Jumlah Penduduk dengan Pendidikan Tertinggi SD) muncul satu *outlier* yang mengindikasikan terdapatnya nilai ekstrem pada salah satu tahun pengamatan. Sementara itu, variabel Tingkat Pengangguran (X9) juga memperlihatkan rentang distribusi yang cukup besar, yang menggambarkan tingginya dinamika pasar tenaga kerja serta ketidakstabilan tingkat pengangguran antar tahun.

3.2 Principal Component Analysis

Tahap awal dari PCA adalah melakukan analisis koefisien korelasi antarvariabel untuk melihat hubungan linear antara faktor-faktor ekonomi dan demografi yang memengaruhi jumlah UMKM di Kota Malang. Dari perhitungan koefisien korelasi, matriks kovarians (C) yang terbentuk adalah sebagai berikut.

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0,967 & \dots & -0,679 \\ 0,967 & 1 & \dots & -0,773 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -0,679 & -0,773 & \dots & 1 \end{bmatrix}$$



Gambar 2. Grafik Heatmap Koefisien Korelasi Variabel 2019-2024

Berdasarkan Gambar 2, grafik heatmap menunjukkan pola hubungan antarvariabel penelitian. Warna dengan gradasi oranye menandakan adanya korelasi positif, sedangkan warna ungu menunjukkan korelasi negatif antarvariabel. Dari hasil visualisasi tersebut terlihat bahwa beberapa variabel memiliki hubungan yang cukup kuat, seperti antara X1 dan X2 (0,967) serta X9 dan X10 (0,931), yang menandakan keterkaitan erat antara variabel-variabel ekonomi yang saling mempengaruhi satu sama lain. Sementara itu, korelasi negatif yang kuat ditunjukkan oleh hubungan antara X3 dan X8 (-0,905) serta X2 dan X8 (-0,829), mengindikasikan bahwa peningkatan pada salah satu variabel cenderung diikuti dengan penurunan pada variabel lainnya. Secara keseluruhan, heatmap ini memberikan gambaran awal mengenai adanya hubungan linear antarvariabel yang akan menjadi dasar dalam analisis lebih lanjut untuk melihat pengaruh dominan terhadap jumlah UMKM di Kota Malang.

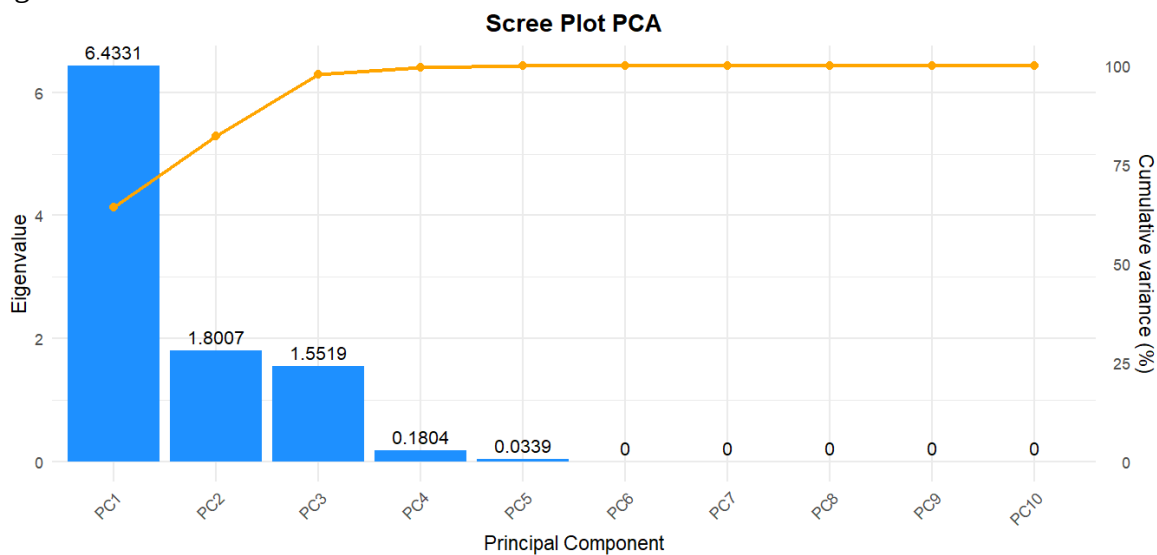
Setelah dilakukan perhitungan matriks kovarians, tahap selanjutnya adalah menghitung nilai eigen dan vektor eigen untuk mengidentifikasi PCA. Berdasarkan hasil, perhitungan diperoleh vektor eigen yang disajikan dalam matriks berikut.

$$a = \begin{bmatrix} -0,3265 & 0,4013 & \dots & 0 \\ -0,3533 & 0,3208 & \dots & -0,1486 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0,3828 & 0,1642 & \dots & 0,3196 \end{bmatrix}$$

Tabel 2. Nilai Eigen dan Kontribusi Varians Data Standarisasi Variabel 2019-2024

Parameter	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC5	PC7	PC8	PC9	PC10
<i>Eigenvalue</i>	6,4331	1,8007	1,5519	0,1804	0,0339	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
<i>% of Variance</i>	64,33	18,01	15,52	1,80	0,34	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
<i>Cumulative (%)</i>	64,33	82,34	97,86	99,66	100	100	100	100	100	100

Berdasarkan Tabel 2, komponen pertama (PC1) memiliki nilai eigen sebesar 6,4331 dengan kontribusi terhadap variansi data sebesar 64,33%. Komponen kedua (PC2) memiliki nilai eigen sebesar 1,8007 dengan kontribusi sebesar 18,01%, sedangkan komponen ketiga (PC4) memiliki nilai eigen sebesar 1,5519 dengan kontribusi sebesar 15,52%. Dan komponen keempat (PC4) memiliki nilai eigen sebesar 0,1804 dengan kontribusi sebesar 1,80% terhadap total variansi. Secara kumulatif, keempat komponen utama ini mampu menjelaskan 99,66% dari keseluruhan keragaman data standar.



Gambar 3. Grafik Scree Plot Data PCA

Berdasarkan Gambar 3, dapat dilihat bahwa nilai eigen mengalami penurunan yang cukup tajam dari komponen pertama (PC1) ke komponen kedua (PC2), kemudian menurun secara perlahan pada komponen berikutnya hingga komponen keempat (PC4). Empat komponen utama ini secara kumulatif mampu menjelaskan 99,66% keragaman data standar. Sehingga, empat komponen utama tersebut sudah cukup mewakili keseluruhan variasi dalam data.

Tabel 3 . Scores Komponen Utama Hasil Transformasi PCA

Y	PC1	PC2	PC3	PC4
2019	-3,0582	-0,948	-1,82394	0,101366
2020	-2,25445	0,552874	1,01785	-0,64484
2021	-1,33171	1,436825	0,929985	0,61015
2022	1,373204	-2,16468	1,169578	0,187101
2023	2,336589	0,104052	-0,24227	-0,26181
2024	2,934559	1,018928	-1,0512	0,008036

Tabel 3 merupakan hasil transformasi dari data standar ke dalam ruang komponen utama menggunakan metode PCA. Nilai-nilai pada tabel tersebut menunjukkan skor dari masing-masing tahun (2019-2024) terhadap empat komponen utama. Nilai skor yang tertinggi pada suatu komponen menandakan bahwa tahun tersebut memiliki karakteristik yang kuat terhadap faktor yang diwakili oleh komponen tersebut. Misalnya, tahun 2024 memiliki nilai *posited* tertinggi pada PC1 dan PC2, yang mengindikasikan kondisi ekonomi dan demografi yang lebih dominan dibandingkan tahun-tahun sebelumnya.

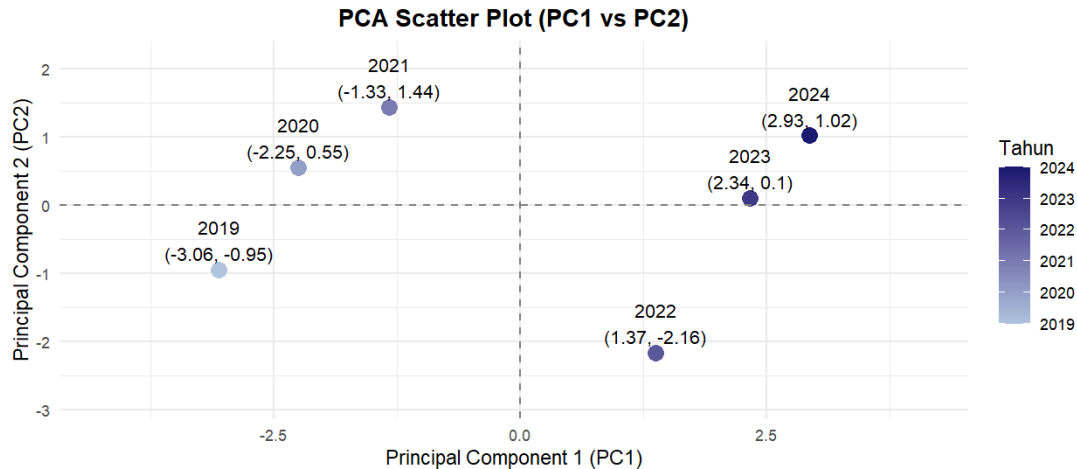
Berdasarkan Tabel 3, komponen utama dalam PCA dapat dinyatakan dalam bentuk kombinasi linear dari variabel-variabel aslinya. Persamaan berikut menunjukkan bagaimana setiap komponen utama dibentuk dari gabungan beberapa variabel.

$$\begin{aligned} PC_1 &= -3,0582x_1 - 2,25445x_2 - 1,33171x_3 + 1,373204x_4 + 2,336589x_5 + 2,934559x_6 \\ PC_2 &= -0,948x_1 + 0,552874x_2 + 1,436825x_3 - 2,16468x_4 + 0,104052x_5 + 1,018928x_6 \\ PC_3 &= -1,82394x_1 + 1,01785x_2 + 0,929985x_3 + 1,169578x_4 - 0,24227x_5 - 1,0512x_6 \\ PC_4 &= 0,101366x_1 - 0,64484x_2 + 0,61015x_3 + 0,187101x_4 - 0,26181x_5 + 0,008036x_6 \end{aligned}$$

Berdasarkan hasil pada Tabel 2, komponen utama pertama (PC1) memiliki nilai eigen tertinggi sebesar 6,4331, dengan kontribusi terhadap variansi total mencapai 64,33%. Nilai ini menunjukkan bahwa PC1 dominan yang paling mewakili struktur variabilitas data. Lalu, jika melihat Tabel 3, skor PC1 mengalami perubahan yang cukup ekstrem dari -3,0582 pada tahun 2019 menjadi 2,9346 pada tahun 2024. Perubahan yang signifikan ini menunjukkan adanya dinamika kuat pada dimensi utama, kemungkinan besar dipengaruhi oleh pertumbuhan faktor ekonomi sehingga terjadi peningkatan sektor UMKM di Kota Malang selama periode tersebut.

Selanjutnya, PC2 berkontribusi sebesar 18,01% terhadap total variansi dengan skor tertinggi 1,4368 pada tahun 2021. Kenaikan nilai ini dapat menunjukkan adanya perubahan struktural yang lebih bersifat demografis, misalnya distribusi perbedaan tingkat pendidikan yang memengaruhi produktivitas UMKM. PC3, dengan kontribusi 15,52%, turut menjelaskan variasi tambahan dalam data, meskipun dengan pengaruh yang lebih terbatas. Nilai positif tertinggi pada tahun 2022 (1,1696) memperlihatkan adanya fluktuasi faktor tertentu yang mungkin berkaitan dengan stabilisasi ekonomi pasca-pandemi. Sementara itu, PC4 memiliki kontribusi relatif kecil yakni 1,80%, sehingga perannya dalam menjelaskan keseluruhan variabilitas data tidak terlalu signifikan. Namun, PC4 tetap penting sebagai penanda bahwa sebagian kecil variasi masih tidak tertangkap oleh tiga komponen utama sebelumnya.

Dengan melihat distribusi kontribusi masing-masing komponen utama tersebut, dapat dipahami bahwa sebagian besar informasi dalam data sudah tercakup pada dua komponen pertama. PC1 dan PC2 memiliki nilai eigen yang jauh lebih besar dibandingkan komponen berikutnya, sehingga keduanya menjadi representasi paling dominan dalam menjelaskan variabilitas data.



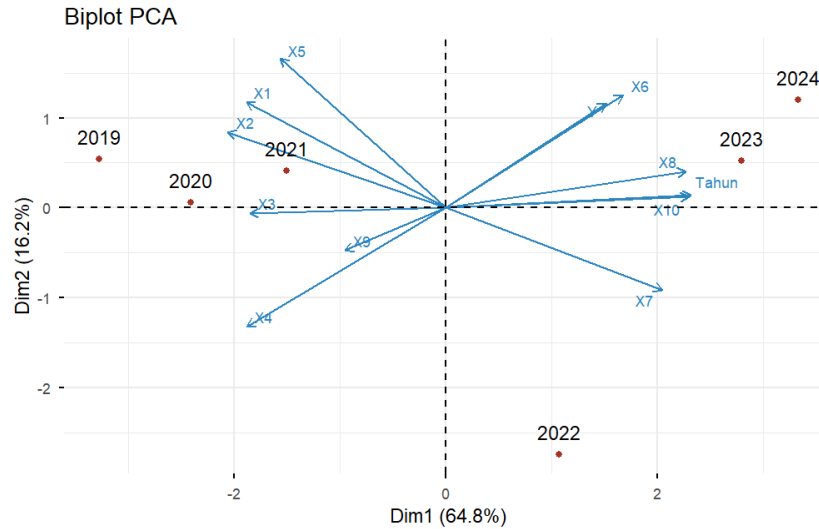
Gambar 4. Grafik Scatter Plot (PC1 vs PC2)

Berdasarkan Gambar 4, grafik scatter plot antara PC1 dan PC2 menunjukkan pola penyebaran data antar tahun yang cukup jelas dan terarah. Titik-titik yang menggambarkan pola dari tahun 2019 hingga 2024 tampak membentuk tren pergerakan dari kuadran negatif menuju positif pada sumbu PC1, menandakan adanya peningkatan nilai komponen utama pertama dari waktu ke waktu. Hal ini cocok dengan Tabel 3, di mana skor PC1 mengalami lonjakan dari $-3,0582$ (2019) menjadi $2,9346$ (2024). Perubahan besar tersebut menunjukkan adanya peningkatan yang konsisten pada faktor-faktor ekonomi yang dominan memengaruhi pertumbuhan UMKM di Kota Malang. Sementara itu, pada sumbu PC2, distribusi nilai tampak lebih berfluktuasi dan tidak membentuk pola yang linear. Tahun 2021 menunjukkan nilai PC2 tertinggi ($1,4368$), sedangkan tahun 2022 berada di posisi paling bawah dengan nilai $-2,1647$. Hal ini menunjukkan bahwa pada tahun tersebut terjadi penurunan signifikan pada faktor-faktor yang diwakili oleh PC2, yang kemungkinan berkaitan dengan dinamika demografi, seperti penurunan partisipasi tenaga kerja atau perubahan struktur pendidikan yang berdampak pada sektor UMKM.

Secara visual, penyebaran titik pada scatter plot memperlihatkan kluster waktu yang menarik, di mana tahun-tahun awal (2019–2021) cenderung berada di sisi kiri grafik, sedangkan tahun-tahun selanjutnya (2022–2024) berpindah ke kanan. Namun, posisi 2022 yang lebih rendah pada sumbu PC2 memperlihatkan adanya masalah atau penyesuaian dalam sistem ekonomi-demografi sebelum akhirnya kembali meningkat pada tahun-tahun berikutnya. Pola ini memperkuat interpretasi bahwa kondisi ekonomi dan demografi Kota Malang mengalami pertumbuhan positif secara umum.

3.3 Analisis Biplot

Analisis biplot yang dilakukan merupakan lanjutan dari hasil PCA sebelumnya, di mana dua komponen utama pertama (PC1 dan PC2) dipilih karena memiliki kontribusi variansi terbesar terhadap data. Hasil output biplot dua dimensi tersaji pada Gambar 5.



Gambar 5. Grafik Biplot

Berdasarkan perhitungan nilai dari persentase keragaman data dengan biplot (*Godness of fit of Biplots*) pada Gambar 5, diperoleh hasil sebesar 81%, yang berarti bahwa model biplot ini mampu menjelaskan sebagian besar keragaman data secara visual dengan baik. Oleh karena itu, penyajian biplot dapat digunakan untuk menginterpretasikan hubungan antar tahun dan antar variabel secara komprehensif. Analisis ini mereduksi data ke dalam dua komponen utama, yaitu komponen 1 (PC1) dan komponen 2 (PC2), dengan kontribusi masing-masing sebesar 64,8% dan 16,2%. Nilai tersebut menunjukkan bahwa kedua dimensi utama sudah cukup representatif untuk menggambarkan hubungan antar tahun pengamatan (2019-2024) dan antar variabel secara komprehensif.

Grafik Biplot pada Gambar 5 juga memberikan beberapa informasi penting sebagai berikut.

a. Kedekatan antarobjek penelitian

Dari posisi titik pada biplot, terlihat bahwa tahun 2019, 2020, dan 2021 terletak berdekatan di sisi kiri grafik, menandakan bahwa ketiga tahun tersebut memiliki karakteristik yang relatif mirip berdasarkan kombinasi seluruh variabel. Hal ini menunjukkan bahwa pada periode tersebut, kondisi faktor-faktor penelitian masih relatif stabil. Sementara itu, tahun 2023 dan 2024 tampak berpindah ke sisi kanan grafik, menunjukkan adanya perbedaan signifikan dibandingkan tahun-tahun sebelumnya. Sementara itu, tahun 2022 sedikit menyimpang ke arah bawah (negatif pada PC2), menunjukkan bahwa tahun tersebut merupakan masa transisi, di mana pola data mulai bergeser dari tren sebelumnya. Pergeseran posisi antar tahun ini memperlihatkan dinamika perkembangan yang meningkat pada dimensi utama pertama (PC1) seiring waktu.

b. Keerataan hubungan antarvariabel

Arah dan sudut antarvektor menggambarkan korelasi antarvariabel. Vektor X6, X8, dan X10 memiliki arah hampir sejajar dengan sudut yang kecil, menunjukkan bahwa ketiganya memiliki korelasi positif yang kuat dan cenderung meningkat secara bersamaan. Sebaliknya, X4 dan X7 membentuk arah berlawanan terhadap variabel dominan tersebut, menandakan adanya korelasi negatif, yaitu ketika nilai X6, X8, dan X10 meningkat, nilai X4 dan X7 cenderung menurun. Selain itu, X3 dan X9 membentuk sudut mendekati tegak lurus terhadap

variabel utama, yang berarti hubungan keduanya terhadap faktor utama relatif lemah atau tidak erat.

c. Keragaman variabel

Variabel X6, X8, dan X10 memiliki panjang vektor paling besar, sehingga ketiganya merupakan variabel dengan keragaman tertinggi dan paling berpengaruh dalam pembentukan komponen utama. Sebaliknya, variabel seperti X3 dan X9 menunjukkan panjang vektor yang lebih pendek, menandakan keragaman dan kontribusi yang relatif kecil terhadap struktur data secara keseluruhan.

d. Nilai variabel pada suatu objek

Berdasarkan posisi titik terhadap arah vektor, tahun 2023 dan 2024 terletak paling dekat dengan arah variabel X6, X8, dan X10, yang berarti bahwa pada kedua tahun tersebut nilai ketiga variabel mencapai tingkat tertinggi. Hal ini menandakan adanya peningkatan signifikan dalam faktor-faktor utama penelitian pada periode akhir. Sebaliknya, tahun 2019 dan 2020 berada di sisi berlawanan dari vektor tersebut, menunjukkan bahwa nilai variabel dominan masih rendah pada periode awal. Tahun 2022 berada di posisi yang berbeda dari pola umum, memperlihatkan karakteristik yang unik dan kemungkinan adanya pergeseran tren.

4 KESIMPULAN

Adapun kesimpulan dari penelitian ini yaitu Faktor ekonomi dan demografi memiliki peran signifikan terhadap jumlah UMKM di Kota Malang. Empat komponen utama mampu menjelaskan hampir seluruh keragaman data, dengan PC1 sebagai dimensi yang paling dominan. Hasil visualisasi biplot menunjukkan bahwa variabel pendidikan SMA (X6), PDRB atas harga konstan (X8), dan Indeks Pembangunan Masyarakat (X10) merupakan faktor yang paling berpengaruh terhadap perkembangan UMKM karena memiliki panjang vektor terbesar dan arah yang sejalan dengan dimensi utama (PC1). Ketiga faktor tersebut mencerminkan dimensi ekonomi dan kualitas sumber daya manusia yang memiliki peran penting dalam meningkatkan produktivitas dan daya saing UMKM.

DAFTAR PUSTAKA

- Aftitah, F. N., Labana, J., Hasanah, K., & M., N. L. H. F. (2024). Pengaruh Umkm Terhadap Pertumbuhan Ekonomi Di Indonesia Pada Tahun 2023. *Jurnal Kajian Dan Penalaran Ilmu Manajemen*, 3(1), 32–43. <https://doi.org/10.59031/jkpim.v3i1.511>
- Anggraeni, F. D., Hardjanto, I., & Hayat, A. (2021). Pengembangan Usaha Mikro, Kecil, Dan Menengah Melalui Fasilitasi Pihak Eksternal Dan Potensi Internal (Srudi Kasus pada Kelompok Usaha “Emping Jgaung” di Kelurahan Pandawangi Kecamatan Blimbing, Kota Malang). *BERNAS: Jurnal Pengabdian Kepada Masyarakat*, 2(4), 892–896.
- Badan Pusat Statistik (BPS). (2019-2024). *Jumlah Usaha Mikro Kecil Menengah (UMKM) di Kota Malang (Unit), Jumlah Penduduk dan Jenis Kelamin di Kota Malang, Persentase Penduduk Usia 10 Tahun ke Atas Menurut Pendidikan Tertinggi yang Ditamatkan di Kota Malang, PDRB Kota Malang, Tingkat Penganggura*. <https://malangkota.bps.go.id/id>
- Hafidzah, A., Mulyani, R., Retha, S. R., & Kruba, R. (2024). Analisis Biplot pada Pemetaan Provinsi di Indonesia Berdasarkan Indikator Women empowerment. *South East Asian Management Concern (SEAMAC)*, 2(2), 48–55. <https://doi.org/https://doi.org/10.61761/seamac.2.2.48-55>
- Hasanah, S. N., Herdiyeni, Y., & Hardhienata, M. K. D. (2023). The Impact of Socioeconomic and Demographic Factors on COVID-19 Forecasting Model. *Journal of Information Systems*

- Engineering and Business Intelligence*, 9(1), 70–83. <https://doi.org/10.20473/jisebi.9.1.70-83>
- Indo, B. (2023). *Pemkot Malang Upayakan Sektor UMKM Naik Kelas*. Suryamalang.Tribunnews.Com. <https://suryamalang.tribunnews.com/2023/01/23/pemkot-malang-upayakan-sektor-umkm-naik-kelas>
- Permana, I., & Salisah, F. N. (2022). The Effect of Data Normalization on the Performance of the Classification Results of the Backpropagation Algorithm Pengaruh Normalisasi Data Terhadap Performa Hasil Klasifikasi Algoritma Backpropagation. *IJIRSE: Indonesian Journal of Informatic Research and Software Engineering*, 2(1), 67–72.
- Pragmadeanti, H. Z., & Rahmawati, F. (2022). ANALISIS SEKTOR UNGGULAN DAN POTENSI PENGEMBANGAN PUSAT PERTUMBUHAN PEREKONOMIAN DI KAWASAN STRATEGIS MALANG RAYA. *JURKAMI: Jurnal Pendidikan Ekonomi*, 7(1). <https://doi.org/10.31932/jpe.v7i1.1512>
- Ramadhan, F. F., Kadek, N., Utami, D., Malaika, D., & Kartiasih, F. (2025). Efektivitas ecm - mixed data sampling (midas) berbasis principal component analysis (pca) dalam memprediksi pdb di indonesia. *Jurnal Gaussian*, 14(2), 411–422. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.14.2.411-422>
- Ramadhany, D. I., Jois Pradani, A., Wulandari, S. P., Studi, P., & Terapan, S. (2022). *Analisis Faktor Pada Variabel Yang Berkaitan Dengan Indeks Pembangunan Manusia Menggunakan Principal Component Analysis Di Jawa Timur Tahun 2022*. 2(1), 8–17.
- Saranya, S., & Poonguzhali, S. (2024). Principal component analysis biplot visualization of electromyogram features for submaximal muscle strength grading. *Computers in Biology and Medicine*, 182(August), 109142. <https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2024.109142>
- Solikha, A. M., Amin, M., & Nandiroh, U. (2023). Pengaruh Pemahaman Akuntansi, Modal Usaha, Kreativitas, dan Pemanfaatan Media Sosial Terhadap Keberlanjutan UMKM di Kota Malang. *Jurnal Ilmiah Riset Akuntansi*, 12(02), 370–381.
- Wulandari, S. (2023). Penerapan Biplot PCA dan K-Medoids Cluster pada Segmentasi Wilayah Berdasarkan Potensi Kelapa Sawit. *Media Edukasi Data Ilmiah Dan Analisis*, 6(02), 24–38. <https://doi.org/10.64679/median.v6i02.74>