

ANALISIS FAKTOR-FAKTOR YANG MEMPENGARUHI TINGKAT PENGANGGURAN DI INDONESIA DENGAN PENDEKATAN *PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS (PCA)* DAN *ANALYSIS PROFILE*

Shafira Aulia Syuhada*, Siti Hadijah Hasanah

Program Studi Statistika, Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Terbuka

*Penulis korespondensi: 043576819@ecampus.ut.ac.id

ABSTRAK

Pengangguran merupakan masalah utama di Indonesia, terutama di kalangan generasi muda dan sebagian kalangan terpelajar. Pada tahun 2023, tingkat pengangguran sebesar 5,45%, sedangkan pengangguran muda sebesar 17%, mencerminkan ketidaksesuaian antara kemampuan pencari kerja dan permintaan pasar tenaga kerja. Makalah ini menganalisis pengaruh pendidikan, gender, dan geografi terhadap tren pengangguran pada tahun 2019 hingga 2023. Melalui analisis *dengan Principal Component Analysis* dan *Analysis Profile*, terlihat bahwa lulusan pendidikan menengah, khususnya sekolah menengah atas dan sekolah kejuruan, memberikan kontribusi yang besar terhadap pengangguran. terhadap pengangguran secara signifikan, dengan kontribusi sebesar 35% terhadap pengangguran di Indonesia pada tahun 2023. Selain itu, pemulihan ekonomi pascapandemi juga meningkatkan peluang lulusan universitas untuk mendapatkan pekerjaan sebesar sekitar 20%. Kesenjangan gender dalam pendidikan kejuruan dan ketidaksesuaian keterampilan menyebabkan hampir 15% pengangguran di negara ini. Temuan-temuan ini menunjukkan adanya penyesuaian kurikulum pendidikan agar sejalan dengan permintaan pasar tenaga kerja, serta penerapan intervensi yang akan meningkatkan peluang kerja bagi perempuan.

Kata kunci: pengangguran, pendidikan, disparitas gender, pendidikan vokasi, pemuda

1 PENDAHULUAN

Pengangguran merupakan suatu permasalahan utama dalam konteks sosial dan Pembangunan ekonomi yang ada di Indonesia. Menurut data dari Badan Pusat Statistik (BPS, 2023), Tingkat pengangguran di Indonesia pada tahun 2023 tercatat sebesar 5,45% yang menandakan adanya pemulihan setelah dampak pandemi COVID-19. Akan tetapi, angka tersebut hanyalah menyisakan masalah yang signifikan, terutama pada kelompok usia 15-24 tahun (Kelompok usia muda), dengan Tingkat pengangguran yang cukup tinggi sekitar 17%. Hal ini demikian mencerminkan adanya kesulitan yang telah dialami oleh lulusan dengan Pendidikan formal Ketika melakukan transisi ke dunia kerja. Sering kali juga terjadi ketidaksesuaian antara keterampilan yang dimiliki oleh lulusan dengan kebutuhan yang tersedia di pasar tenaga kerja (OECD, 2021).

Bisa dilihat juga pada fenomena ketimpangan pengangguran ini yang tercermin dalam perbedaan antara jenis kelamin, di mana tingkat pengangguran pada perempuan di Indonesia memiliki perbandingan yang cukup tinggi dibandingkan dengan laki-laki. Hal ini dipengaruhi oleh adanya norma sosial yang membatasi partisipasi perempuan dalam terjun ke dunia kerja, serta adanya kekurangan dalam kebijakan yang telah mendukung kesetaraan kesempatan kerja (World Bank, 2023| Sinaga & Rozaini, 2023). Selain itu, adanya kesenjangan pengangguran pada wilayah pedesaan dan perkotaan juga menjadi isu penting. Dimana, urbanisasi lebih cenderung terjadi

sehingga meningkatkan kesulitan akses terhadap adanya pekerjaan formal. Khususnya yang terdapat pada wilayah yang kurang berkembang (Todaro & Smith, 2020).

Akan tetapi, Pendidikan juga merupakan faktor penting dalam mengurangi tingkat pengangguran. Namun, kenyataannya menunjukkan fenomena yang kontradiktif. Data BPS (2023) menampilkan bahwa lulusan SMA/SMK dan perguruan tinggi justru menyumbang persentase yang lumayan besar pada angka pengangguran yaitu sebesar 32% untuk SMA/SMK dan 24% untuk perguruan tinggi. Hal ini bisa diketahui bahwa teridentifikasinya adanya ketidaksesuaian antara kompetensi yang dimiliki oleh lulusan pada kebutuhan pasar kerja. Dimana, tidak hanya disebabkan oleh kekurangan keterampilan teknis tapi juga keterbatasan dalam adaptasi terhadap perkembangan teknologi dan industri (Gasperz, 2020).

PCA adalah metode analisis yang akan digunakan dalam analisis untuk menemukan pola-pola yang mendasar dalam data. Data akan diambil dari dua belas variabel: pendidikan, jenis kelamin, dan angkatan kerja. Variasi tingkat pengangguran di Indonesia dapat dijelaskan oleh variabel ini. Penelitian ini menggunakan *Principal Component Analysis* (PCA) dan *Analysis Profile* untuk menganalisis faktor-faktor yang mempengaruhi pengangguran di Indonesia. PCA dipilih karena kemampuan untuk mengurangi dimensi data, terutama dalam kasus data yang memiliki banyak variabel yang berhubungan. Karena itu, lebih mudah untuk menemukan komponen utama yang mempengaruhi tingkat pengangguran (Johnson & Wichern, 2018; Wooluru et al., 2014). Karena itu, PCA juga diterapkan setelah variabel penyebab pengangguran yang cukup rumit ditemukan.

Serta, penggunaan metode *Analysis Profile* setelah PCA digunakan untuk memberikan gambaran yang lebih akurat mengenai distribusi pengangguran berdasarkan pencapaian pendidikan, jenis kelamin, dan angkatan. Sejalan dengan analisis lainnya, seperti regresi sederhana yang umumnya bersifat umum. *Analysis Profile* dapat digunakan untuk mengidentifikasi pola distribusi dalam kelompok populasi tertentu yang memiliki tingkat kepercayaan lebih tinggi. Hal ini didasarkan pada kemampuan metode dalam menganalisis hubungan antar variabel yang sering diturunkan dari metode lain (Arcidiacono & Nuzzi, 2017; Harry & Prins, 1991). Penggunaan kedua metode ini secara bersamaan membantu memberikan analisis yang lebih komprehensif dan mengidentifikasi faktor-faktor yang mempengaruhi tingkat kejahatan di Indonesia. Dengan demikian, dapat menghasilkan rekomendasi kebijakan yang lebih akurat berdasarkan data.

Dengan tujuan untuk menentukan faktor-faktor utama yang mempengaruhi tingkat pengangguran melalui data 5 tahun terakhir yaitu pada tahun 2019-2023, penelitian ini diharapkan bisa memberikan kontribusi signifikan dalam merumuskan kebijakan ketenagakerjaan yang lebih efektif. Ditengah tantangan globalisasi dan transformasi digital, wawasan yang lebih baik terkait faktor-faktor pengangguran akan membantun dalam merancang kebijakan yang bukan hanya responsif terkait kebutuhan pasar kerja, akan tetapi juga dapat mendorong adanya perkembangan sumber daya manusia yang lebih kompetitif dan siap dalam menghadapi dinamika industri kerja.

2 METODE

Penelitian ini adalah penelitian kuantitatif karena penelitian ini berupaya menganalisis komponen mana saja dalam faktor-faktor tersebut yang akan menimbulkan dampak terhadap tingkat pengangguran di seluruh Indonesia dengan menggunakan pendekatan *Principal Component Analysis* (PCA) dan *Analysis Profile*. Penelitian terhadap komponen utama menganalisis reduksi

dimensi dengan data besar yang rumit untuk mencapai tujuan dengan tujuan mengenali beberapa elemen variabel kontribusi yang dianggap sebagai kontribusi utama indikator pengangguran. PCA akan memungkinkan peneliti untuk menyaring informasi yang relevan dari berbagai variabel seperti sektor pekerjaan, tingkat pendidikan, usia, dan gender serta mengeksplorasi faktor-faktor yang paling mempengaruhi tingkat pengangguran (Johnson & Wichern, 2018).

Selain itu, *Analysis Profile* akan digunakan untuk mengelompokkan data berdasarkan karakteristik tertentu, seperti sektor pekerjaan atau tingkat pendidikan, guna melihat profil pengangguran secara lebih mendalam. Pendekatan ini memungkinkan analisis yang lebih terperinci mengenai pola-pola yang ada dalam pengangguran di Indonesia (Harry & Prins, 1991).

Melalui penerapan metode kuantitatif, penelitian ini bertujuan untuk memberikan pemahaman yang lebih rinci dan berbasis data mengenai faktor-faktor yang mempengaruhi tingkat pengangguran di Indonesia. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan informasi yang bermanfaat bagi para pembuat kebijakan guna menentukan kebijakan yang lebih tepat dalam mengatasi tantangan pengangguran.

Penelitian ini mengambil data dari sumber sekunder yang diperoleh dari BPS dan mencakup berbagai indikator terkait tingkat pengangguran di Indonesia selama periode 2019 hingga 2023 yang diperoleh dari situs resmi BPS Indonesia melalui link <https://www.bps.go.id/id/statistics-table?subject=520>.

Dalam penelitian ini ada beberapa variabel yang akan dianalisis untuk memahami faktor-faktor yang mempengaruhi tingkat pengangguran di Indonesia. Variabel-variabel tersebut terdiri dari variabel terikat dan bebas sebagai berikut:

1. X: Variabel Independen

Variabel independen diartikan sebagai variabel yang mempengaruhi variabel lainnya, yang dapat disebut juga dengan variabel terikat. Variabel independen dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

Tabel 1. Variabel Independen

Variabel	Keterangan
X1	Tidak/belum pernah sekolah
X2	Tidak/belum tamat SD
X3	SD
X4	SMP
X5	SMA
X6	SMK
X7	Akademi/Diploma
X8	Universitas
X9	Laki-laki
X10	Perempuan
X11	Bekerja
X12	Pengangguran

2. Y: Variabel Dependen

Dalam penelitian ini, variabel dependen yang dianalisis adalah tingkat pengangguran yang dipengaruhi oleh beberapa faktor. Variabel data yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Variabel Dedependen

Y	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	X12
2019	40771	347712	865778	1137195	2008035	1739625	218954	746354	47,19%	39,19%	128755,27	7104,42
2020	31379	428813	1410537	1621518	2662444	2326599	305261	981203	42,71%	34,65%	128454,18	9767,75
2021	23905	431329	1393492	1604448	2472859	2111338	216024	848657	43,39%	36,20%	131050,52	9102,05
2022	15206	663125	1274153	1500807	2478173	1661492	159490	673485	43,97%	35,57%	135296,71	8425,93
2023	29148	344881	979668	1246932	2514481	1780095	171897	787973	44,19%	35,75%	139852,40	7855,08

Dalam penelitian ini, data dianalisis menggunakan dua metode utama yaitu *Principal Component Analysis* (PCA) dan *Analysis Profile*. Analisis data diolah secara bertahap sesuai alur sebagai berikut:

1. Mengumpulkan informasi mengenai variabel-variabel yang akan digunakan dalam analisis, seperti tingkat pengangguran berdasarkan pendidikan, gender, dan status pekerjaan.
2. Standarisasi informasi menggunakan Z-Score untuk memastikan skala semua variabel sama.
3. Pengembangan matriks kovarians untuk melihat hubungan variabel-variabel yang dianalisis.
4. Hitung nilai eigen dan vektor matriks kovarians yang sesuai dengan komponen utama.
5. Pemilihan komponen utama dapat dilakukan dengan mempertimbangkan persentase variasi yang dapat dijelaskan dan variasi kumulatif.
6. Transformasi data menjadi ruang komponen utama untuk reduksi dimensi.
7. Pemilihan variabel untuk dianalisis lebih lanjut berdasarkan PCA sebelumnya.
8. Mengelompokkan data berdasarkan komponen-komponen utama yang diputuskan dalam PCA.
9. Merumuskan persamaan menggunakan skor PCA.
10. Melakukan Uji KMO
11. Identifikasi pola dan tren yang muncul dalam data tergantung pada komponen utamanya.
12. Visualisasikan, dengan menggunakan grafik dan plot PCA, hasil analisis.
13. Untuk komponen kunci yang ditemukan, buatlah profil untuk setiap grup.
14. Menarik kesimpulan mengenai variabel-variabel yang mempengaruhi tingkat pengangguran di Indonesia dari hasil analisis.

2.1 *Principal Component Analysis* (PCA)

Langkah pertama dalam analisis adalah memeriksa struktur dataset yang digunakan. Variabel-variabel yang digunakan dalam analisis ini meliputi data tentang tingkat pengangguran di Indonesia berdasarkan pendidikan, jenis kelamin, dan status pekerjaan. Dataset mencakup periode waktu dari 2019 hingga 2023. Beberapa variabel berupa data persentase, seperti persentase laki-laki dan perempuan yang harus diubah menjadi format numerik (misalnya, 47,19% menjadi 0.4719). Selain itu, ada kolom data numerik lainnya yang mencakup informasi mengenai berbagai kelompok pendidikan dan status pekerjaan.

Sebelum melakukan analisis lebih lanjut, data perlu dinormalisasi agar semua variabel berada pada skala yang seragam (0–1). Untuk normalisasi, menggunakan *Min-Max Normalization* yang dihitung dengan rumus:

$$X_{norm} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}}$$

Dengan:

X_{norm} = Nilai data yang sudah dinormalisasi

X = Nilai asli data

X_{max} dan X_{min} = Nilai minimum dan maksimum dalam dataset untuk setiap kolom

Setelah normalisasi, proses selanjutnya melibatkan perhitungan matriks kovarians untuk mengidentifikasi hubungan antar variabel yang digunakan dalam analisis. Matriks kovarians memberikan gambaran sejauh mana hubungan antara dua variabel. Rumus penghitungan kovarians antara dua variabel X dan Y dinyatakan sebagai:

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

Dengan:

$X_i ; Y_i$ = Nilai observasi dari variabel X dan Y

$\bar{Y} ; \bar{X}$ = Rata-rata dari variabel X dan Y

n = Jumlah observasi

Lalu, didapatkannya Matriks Kovarians (C)

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

Setelah estimasi matriks kovarians, penentuan nilai eigen dan vektor eigen terkait harus dihitung. Kontribusi masing-masing komponen dalam menggambarkan varians dijelaskan oleh nilai eigen, sedangkan arah komponen primer dijelaskan oleh vektor eigen. Hubungan antara vektor eigen dan matriks kovarians dijelaskan dengan rumus di bawah ini.

$$C.V = \lambda.V$$

Dengan:

C = Matriks kovarians

V = *Eigenvector*, menggambarkan arah komponen utama

λ = *Eigenvalue*, menunjukkan kontribusi komponen terhadap variansi total

Perhitungan nilai eigen dan vektor eigen dilanjutkan dengan pemilihan komponen utama yang harus dilakukan dengan memperhatikan proporsi varians yang dijelaskan. Komponen utama yang dipilih adalah komponen yang memiliki nilai eigen lebih besar dari 1 karena komponen tersebut memberikan kontribusi variansi yang signifikan pada dataset. Rumus proporsi varians adalah sebagai berikut:

$$Explained\ Variance\ Ratio = \frac{\lambda_i}{\sum \lambda}$$

Dengan:

$$\lambda_i = \text{Eigenvalue dari komponen utama}$$

$$\sum \lambda = \text{Jumlah seluruh eigenvalues}$$

Setelah memilih komponen utama, data asli perlu diubah menjadi ruang komponen utama dengan menggunakan vektor eigen yang dipilih. Kumpulan data baru dengan dimensi yang lebih kecil namun tetap mempertahankan informasi penting akan dihasilkan. Rumus untuk mengubah data menjadi ruang komponen utama adalah:

$$Z = XW$$

Dengan:

$$Z = \text{Matriks komponen utama}$$

$$X = \text{Matriks standar data asli}$$

$$W = \text{Matriks eigenvector}$$

Dengan mengikuti langkah-langkah Analisis Komponen Utama diperoleh beberapa hasil utama. Nilai eigen menjelaskan kontribusi varians yang dijelaskan oleh masing-masing komponen utama, sedangkan vektor eigen merupakan kombinasi linier dari variabel asli yang menentukan arah setiap komponen utama. Terakhir, kumpulan data awal diproyeksikan ke dalam ruang komponen utama yang lebih kompak, sehingga analisis lebih lanjut, seperti visualisasi atau pengelompokan, menjadi lebih mudah dilakukan. Terlihat bahwa melalui PCA, dimensi data diperkecil dan memungkinkan fokus pada faktor-faktor yang paling mempengaruhi tingkat pengangguran di Indonesia.

Setelah melakukan analisis PCA, dilakukan uji KMO untuk menilai validitas dan reliabilitas faktor-faktor yang diidentifikasi. Uji KMO ini berfungsi mengukur kesesuaian data untuk analisis faktor dengan memperhatikan kekuatan hubungan antar variabel dalam suatu matriks korelasi.

Rumus yang digunakan dalam menghitung KMO adalah sebagai berikut:

$$KMO = \frac{\sum_i \frac{C_{ii}}{\sum_j C_{ij}}}{\sum_i \frac{C_{ii}}{\sum_j C_{ij}} + \sum_i \frac{C_{ij}}{\sum_{i \neq j} C_{ij}}}$$

Dengan

$$C_{ij} = \text{Elemen dari matriks korelasi}$$

$$C_{ii} = \text{Elemen diagonal dari matriks}$$

$$\sum_j C_{ij} = \text{Total dari masing-masing elemen baris}$$

Nilai KMO yang mendekati 1 ini menandakan bahwa matriks korelasi antara variabel-variabel dalam analisis tersebut cukup kuat untuk mendukung reduksi dimensi menggunakan PCA. Dengan demikian, hasil analisis PCA yang dihasilkan dapat dianggap sebagai representasi yang akurat dari faktor-faktor yang memengaruhi tingkat pengangguran di Indonesia.

2.2 *Analysis Profile* sebagai Langkah Lanjutan dari *Principal Component Analysis*

Dengan mereduksi dimensi data kompleks melalui PCA, berikut penerapan *Analysis Profile* sebagai metode untuk memahami karakteristik dan pola tertentu dalam kelompok. *Analysis Profile*

memungkinkan pengelompokan orang atau entitas berdasarkan atribut tertentu yang relevan misalnya, tingkat pendidikan, jenis kelamin, atau status pekerjaan. Sehingga mereka dapat dikaitkan dengan hasil skor PCA. Proses *Analysis Profile* dimulai dengan identifikasi variabel signifikan dalam kumpulan data. Kategori-kategori ini biasanya mempunyai hubungan langsung dengan tujuan penelitian, seperti tingkat pendidikan, yang mungkin mencakup sekolah dasar, sekolah menengah pertama, sekolah menengah atas, sekolah kejuruan, universitas; atau jenis kelamin: laki-laki/perempuan; atau status pekerjaan: bekerja/menganggur. Dalam analisis ini, skor PCA digunakan sebagai indikator utama untuk mengklasifikasikan data dengan dimensi yang memberikan kontribusi varians terbesar.

Telah dilakukan perhitungan rata-rata skor komponen utama pada setiap kategori dalam suatu variabel. Misalnya untuk memperoleh hubungan antara pendidikan dan pengangguran maka diperoleh persamaan sebagai berikut:

$$\text{Rata - rata Skor } PC_i = \frac{\sum_{i=1}^n \text{Skor } PC_{ij}}{n}$$

Dengan:

$\text{Skor } PC_{ij}$ = Skor komponen utama ke- i untuk individu ke- j

n = Jumlah individu dalam kategori tersebut

Hasil ini memungkinkan pemahaman bagaimana beberapa kategori (seperti tingkat pendidikan) didistribusikan dalam ruang komponen utama (PC_1 , PC_2 , dll.). Selanjutnya, *Analysis Profile* dilakukan dengan mengkategorikan data ke dalam kelompok tertentu dan menganalisis distribusinya di ruang PCA. Hal yang sama dapat divisualisasikan dengan menggunakan biplot PCA untuk menggambarkan hubungan antar kelompok dan antar variabel. Analisis pola ini diperkuat dengan pembuatan tabel pivot untuk merangkum distribusi skor PCA terhadap kategori. Pola yang terdeteksi ini, misalnya, dapat divisualisasikan lebih lanjut melalui peta panas atau diagram batang untuk menyoroti perbedaan antar kelompok. Hasil Profil Analisis ini adalah menyusun karakteristik masing-masing kelompok berdasarkan dimensi utama hasil PCA.

Secara umum, Profil Analisis berdasarkan hasil PCA tidak hanya memberikan gambaran yang lebih jelas tentang pola dalam data tetapi juga membantu menyederhanakan proses interpretasi data yang kompleks. Dengan menggunakan alat ini, peneliti dapat menjawab pertanyaan mendasar tentang hubungan antara pendidikan, gender, dan status pekerjaan untuk mencari solusi dalam mengurangi angka pengangguran di Indonesia.

3 HASIL DAN PEMBAHASAN

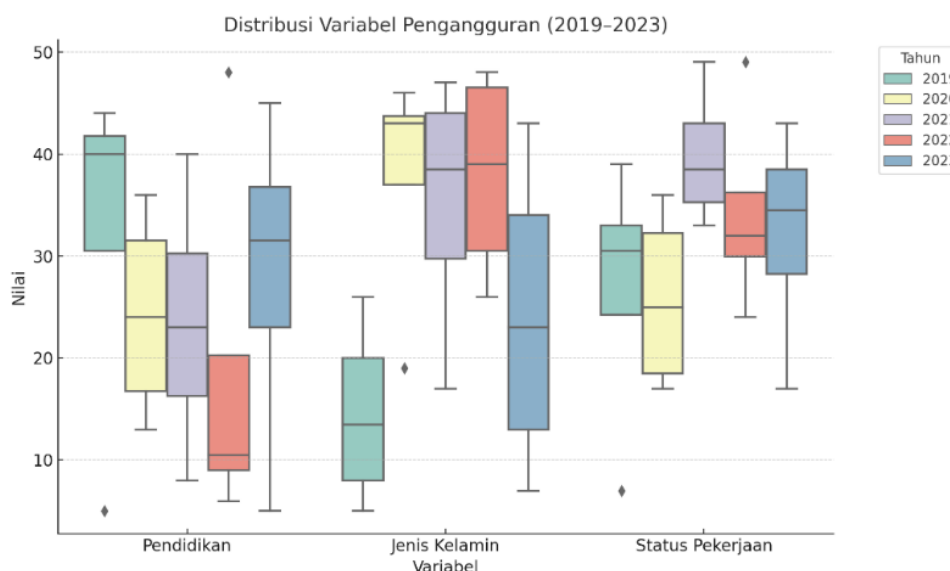
3.1 *Principal Component Analysis (PCA)*

Pada tahap awal *Principal Component Analysis*, dilakukan proses normalisasi data pada Tabel 2(hal.4) dikarenakan adanya variasi yang signifikan pada rentang nilai setiap variabel. Hasil dari normalisasi data ini ditampilkan pada Tabel 3 sebagai berikut.

Tabel 3. Normalisasi Data Standarisasi Variabel Pengangguran
Berdasarkan Pendidikan, Jenis Kelamin, dan Status Pekerjaan 2019-2023

Y	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	X12
2019	1.3446	-0.7349	-1.2852	-1.3039	-1.6994	-0.6505	0.08088	-0.5268	1.6864	1.6906	-0.8091	-1.2948
2020	0.3494	-0.1105	0.9099	0.9121	0.9538	1.4222	1.589	1.4954	-0.9188	-0.9398	-0.8711	1.266
2021	-0.4426	-0.09117	0.8412	0.834	0.1851	0.6621	0.02968	0.3541	-0.5234	-0.04172	-0.3361	0.6259
2022	-1.3643	1.6932	0.3604	0.3598	0.2067	-0.9264	-0.9582	-1.1543	-0.1861	-0.4067	0.5388	-0.02415
2023	0.113	-0.7566	-0.8263	-0.8018	0.3539	-0.5075	-0.7414	-0.1684	-0.05815	-0.3024	1.4776	-0.573

Tabel 3 menjelaskan bahwa data yang sudah dinormalisasi ini mencakup variabel-variabel yang terkait dengan pengangguran yaitu pendidikan(X1-X8), jenis kelamin (X9 & X10), dan angkatan kerja (X11 & X12). Dari hasil normalisasi ini menunjukkan bahwa setiap variabel yang dinormalisasikan dengan hasil rata-rata mendekati 0 dan standar deviasi 1.



Gambar 1. Grafik Boxplot Normalisasi Data Standarisasi Variabel Pengangguran
Berdasarkan Pendidikan, Jenis Kelamin, dan Status Pekerjaan 2019-2023

Pada Gambar 1, menunjukkan bahwa adanya distribusi data serta outlier dari indicator Tingkat pendidikan, jenis kelamin, dan angkatan kerja. Distribusi ini menggambarkan bahwa adanya variasi yang lebih lebar pada Tingkat Pendidikan yaitu SMA(X5) dan SMK(X6). Hal ini, mencerminkan adanya fluktuasi yang cukup besar antar tahun. Sebaliknya, pada laki-laki(X9) dan perempuan (X10), memiliki distribusi yang lebih stabil dengan rentang nilai yang dimiliki lebih kecil.

Selain itu, Gambar 1 juga memberitahu bahwa adanya outlier pada variabel SD(X3) dan SMP(X4), dimana menunjukkan data ekstrem pada beberapa tahun tertentu. Hal ini disebabkan oleh perubahan kebijakan pendidikan yang berdampak pada pendidikan tingkat dasar. Dengan adanya outlier ini menunjukkan adanya gambaran penting terhadap dinamika pendidikan yang mempengaruhi pengangguran, terutama pada jenjang pendidikan dasar.

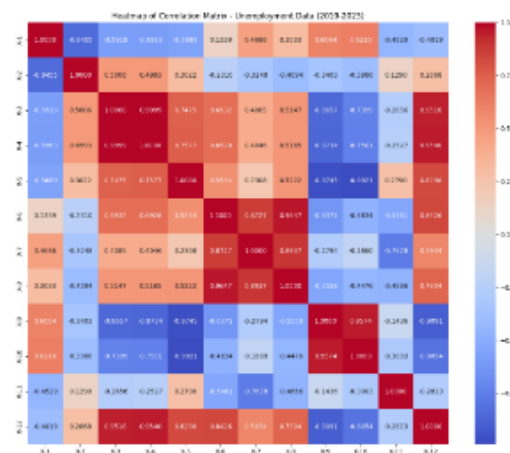
Tabel 4. Koefisien korelasi Data Standarisasi Variabel Pengangguran Berdasarkan Pendidikan, Jenis Kelamin, dan Status Pekerjaan 2019-2023

Y	X-1	X-2	X-3	X-4	X-5	X-6	X-7	X-8	X-9	X-10	X-11	X-12
X-1	1	-0.8455	-0.5919	-0.5963	-0.5689	0.1339	0.4686	0.3033	0.6064	0.621	-0.4529	-0.4019
X-2	-0.8455	1	0.5006	0.4993	0.3022	-0.231	-0.3248	-0.4094	-0.3403	-0.3986	0.129	0.2868
X-3	-0.5919	0.5006	1	0.9999	0.7475	0.6932	0.4085	0.5147	-0.8657	-0.7399	-0.2656	0.9518
X-4	-0.5963	0.4993	0.9999	1	0.7577	0.6928	0.4046	0.5165	-0.8734	-0.7501	-0.2527	0.954
X-5	-0.5689	0.3022	0.7475	0.7577	1	0.5534	0.2308	0.5222	-0.9745	-0.9921	0.279	0.829
X-6	0.1339	-0.231	0.6932	0.6928	0.5534	1	0.8727	0.9647	-0.6371	-0.4834	-0.5461	0.8426
X-7	0.4686	-0.3248	0.4085	0.4046	0.2308	0.8727	1	0.8937	-0.2794	-0.186	-0.7678	0.5934
X-8	0.3033	-0.4094	0.5147	0.5165	0.5222	0.9647	0.8937	1	-0.5558	-0.4476	-0.4666	0.7304
X-9	0.6064	-0.3403	-0.8657	-0.8734	-0.9745	-0.6371	-0.2794	-0.5558	1	0.9574	-0.1436	-0.9091
X-10	0.621	-0.3986	-0.7399	-0.7501	-0.9921	-0.4834	-0.186	-0.4476	0.9574	1	-0.3003	-0.8054
X-11	-0.4529	0.129	-0.2656	-0.2527	0.279	-0.5461	-0.7678	-0.4666	-0.1436	-0.3003	1	-0.2813
X-12	-0.4019	0.2868	0.9518	0.954	0.829	0.8426	0.5934	0.7304	-0.9091	-0.8054	-0.2813	1

Berdasarkan Tabel 4 serta visualisasi dalam Gambar 2(hal.10) terlihat adanya hubungan yang sangat kuat ($>0,9$ atau $<-0,9$) pada beberapa variabel. Seperti, tingkat pendidikan SD(X3) dengan SMP(X4) memiliki korelasi sempurna (0,9999). Hal ini menunjukkan adanya kesinambungan yang sangat erat antara kedua jenjang pendidikan dasar ini, terlebih diperkuat lagi oleh pengaruh kuatnya pendidikan dasar terhadap tingkat pengangguran(X12). Dengan korelasi masing-masing 0,9518 untuk SD dan 0,954 untuk SMP menunjukkan adanya kontribusi yang signifikan terhadap angka pengangguran.

Sehingga, didapatkan matriks varians kovarians dibentuk berdasarkan nilai koefisien korelasi:

$$R = \begin{bmatrix} 1 & -0.8455 & \dots & -0.4529 & -0.4019 \\ -0.8455 & 1 & \dots & 0.129 & 0.2868 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ -0.4529 & 0.129 & \dots & 1 & -0.2813 \\ -0.4019 & 0.2868 & \dots & -0.2813 & 1 \end{bmatrix}$$



Gambar 2. Grafik Heatmap Koefisien korelasi Data Standarisasi Variabel Pengangguran Berdasarkan Pendidikan, Jenis Kelamin, dan Status Pekerjaan 2019-2023

Berdasarkan Gambar 2, adanya hubungan antara pendidikan dasar dan pengangguran yang sangat mendominasi yaitu dengan warna yang lebih gelap menunjukkan adanya korelasi yang sangat kuat. Korelasi tinggi pada proporsi laki-laki(X9) dan Perempuan(X10) sebesar 0,9574 juga menggambarkan bahwa adanya distribusi populasi yang seimbang. Sehingga, korelasi ini mengindikasikan adanya keseimbangan gender yang stabil pada data pengangguran.

Sedangkan, pada korelasi negative yang sangat kuat terlihat pada pendidikan SMA(X5) dengan proporsi laki-laki(0,9745) dan Perempuan (-0,9921) yang menunjukkan adanya pergeseran populasi yang signifikan terhadap jenjang pendidikan, dimana tergambar visualisasinya pada Gambar 2. Hal ini mengindikasikan adanya perubahan pada pola distribusi pendidikan yang mempengaruhi pengangguran.

Serta, korelasi kuat (0,7–0,9 atau -0,7–-0,9) diketahui bahwa antara pendidikan SMK(X6) dan diploma (X7) dengan nilai 0,8727 dan universitas(X8) dengan nilai 0,9647 yang menunjukkan adanya pola transisi yang signifikan dalam pendidikan. Hal ini juga ditegaskan oleh hubungan positif yang tinggi dengan tingkat pengangguran(X12) dengan nilai 0,8426 untuk SMK. Serta, korelasi negatif yang kuat pada laki-laki(X9) dan pengangguran dengan nilai -0,9091. Pada korelasi SMK dan universitas juga menunjukkan nilai sebesar 0,8937 yang artinya adanya hubungan moderat dalam transisi jenjang pendidikan. Sebaliknya, adanya hubungan lemah (<0,3) pada variabel X2 dan X11 sebesar 0,129 yang menandakan korelasi sangat rendah.

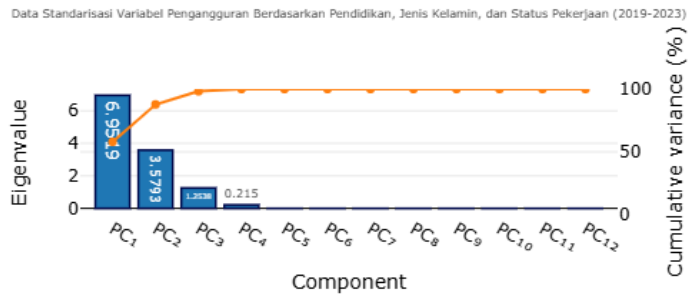
Setelah matriks varians-kovarians diperoleh, tahap selanjutnya adalah menghitung nilai eigen dan vektor eigen yang digunakan untuk mengidentifikasi Principal Components Analysis. Berdasarkan data yang diberikan, didapatkan vektor eigen sebagai berikut:

$$R = \begin{bmatrix} -0.1765 & -0.4546 & \dots & -0.3583 & 0.1101 \\ 0.1211 & 0.38511 & \dots & 0.2602 & 0.006556 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ -0.06601 & 0.3958 & \dots & 0.06354 & -0.03329 \\ 0.3769 & -0.04599 & \dots & -0.1356 & 0.8581 \end{bmatrix}$$

Tabel 5. Nilai Eigen dan Kontribusi Varians Data Standarisasi Variabel Pengangguran Berdasarkan Pendidikan, Jenis Kelamin, dan Status Pekerjaan (2019-2023)

Parameter	PC ₁	PC ₂	PC ₃	PC ₄	PC ₅	PC ₆	PC ₇	PC ₈	PC ₉	PC ₁₀	PC ₁₁	PC ₁₂
<i>Eigenvalue</i>	6.9519	3.5793	1.2538	0.215	-2.816	2.114	-2.006	-9.86	-6.035	2.958	-1.454	-6.498
<i>% of Variance</i>	57.9328	29.8276	10.4483	1.7913	-2.346	1.762	-1.671	-8.216	-5.029	2.465	-1.212	-5.415
<i>Cumulative (%)</i>	57.9328	87.7604	98.2087	100	100	100	100	100	100	100	100	100

Berdasarkan Tabel 5, komponen pertama (PC₁) mempunyai nilai eigen sebesar 6,9519 dengan menyumbang 57,93% pada variansi data. Sementara itu, pada komponen kedua (PC₂) mempunyai nilai eigen sebesar 3,5793 dengan menyumbang 87,76% pada variansi data. Lalu, Komponen ketiga (PC₃) mempunyai nilai eigen sebesar 1,2538 dengan menyumbang 98,21% pada variansi data. Hal ini menunjukkan, bahwa tiga komponen utama saja sudah cukup untuk menjelaskan sebagian besar variabilitas dalam dataset.



Gambar 3. Grafik Scree Plot Data Standarisasi Variabel Pengangguran Berdasarkan Pendidikan, Jenis Kelamin, dan Status Pekerjaan 2019-2023

Pada Gambar 3 menjelaskan bahwa adanya penurunan yang tajam setelah komponen ketiga yang mengindikasikan bahwa tiga komponen utama saja sudah mencakup sebagian besar pada informasi yang diperlukan dalam memahami variabilitas data.

Tabel 6. Scores Komponen Utama Hasil Transformasi Data Standarisasi Pengangguran Berdasarkan Pendidikan, Jenis Kelamin, dan Status Pekerjaan (2019-2023)

Y	PC ₁	PC ₂	PC ₃
2019	-3.742	-1.6958	-0.6667
2020	3.212	-1.751	0.1031
2021	1.4899	-0.1516	-0.3901
2022	0.1555	2.7684	-0.929
2023	-1.1155	0.83	1.8828

Tabel 6 merupakan hasil transformasikan data asli ke dalam ruang komponen utama untuk reduksi dimensi. Dimana, proses ini menghasilkan nilai skor yang menunjukkan posisi masing-masing setiap data(tahun) pada ruang komponen utama berdasarkan kontribusi PC₁, PC₂, dan PC₃.

Berdasarkan Tabel 6, didapatkan persamaan Principal Component (PC) untuk setiap komponen utama dituliskan sebagai berikut:

$$PC_1 = -3.742Y_1 + 3.212Y_2 + 1.4899Y_3 + 0.1555Y_4 - 1.1155Y_5$$

$$PC_2 = -1.6958Y_1 - 1.751Y_2 - 0.1516Y_3 + 2.7684Y_4 + 0.83Y_5$$

$$PC_3 = -0.6667Y_1 + 0.1031Y_2 - 0.3901Y_3 - 0.929Y_4 + 1.8828Y_5$$

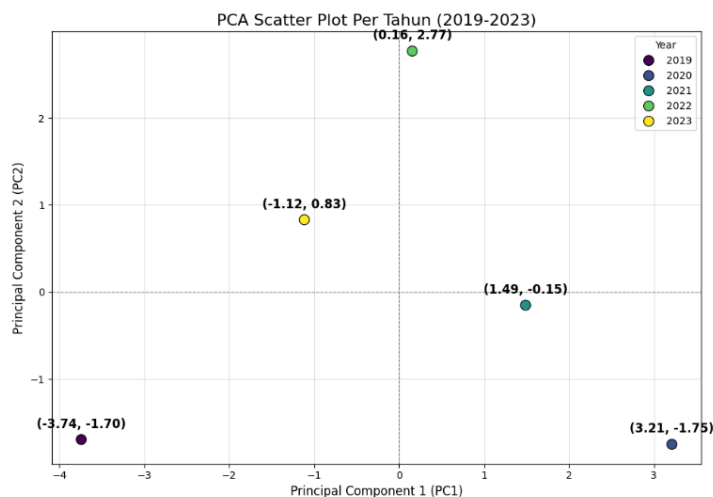
Dengan

$PC_1 ; PC_2 ; PC_3$ = Variabel independen yang relevan dengan faktor-faktor pengangguran.

$Y_1 ; Y_2 ; Y_3 ; Y_4 ; Y_5$ = Skor komponen utama untuk masing-masing tahun (2019-2023).

Membahas Kembali pada Tabel 5(hal.11) yang memberikan informasi bahwa variabilitas komponen utama, serta Tabel 6 yang memberikan informasi terkait skor komponen utama. Mengidentifikasi bahwa PC1 merupakan komponen utama yang memiliki kontribusi terbesar terhadap variabilitas yaitu sebesar 57,93% (Tabel 5). Hal ini ditunjukkan juga pada skor PC1 di Tabel 6 yang mengalami perubahan signifikan dari -3,742 pada tahun 2019 menjadi 3,212 pada tahun 2020. Dimana, ini mengindikasikan adanya perubahan besar pada dimensi utama. Selain itu,

PC2 juga menjelaskan 29,83% variabilitas (Tabel 5) dengan mencatat skor tertinggi pada tahun 2022 sebesar 2,7684 (Tabel 6) yang menandakan adanya pengaruh tren tertentu pada tahun tersebut. Lalu, pada PC3 dengan kontribusi 10,44% variabilitas (Tabel 5) menunjukkan pola unik pada tahun 2023 dengan skor sebesar 1,8828 (Tabel 6). Sedangkan, komponen lainnya seperti PC4 hingga PC12 memiliki kontribusi kecil, sehingga tidak berperan signifikan dalam analisis utama.



Gambar 4. Grafik Scatter Plot PCA (PC_1 vs. PC_2)

Berdasarkan Gambar 4, diketahui bahwa PC1 memiliki perbedaan yang signifikan antara tahun 2019 dan 2020. Pada tahun 2019, nilai PC1 yaitu -3,742 yang menunjukkan adanya kondisi lebih rendah pada dimensi ini. Sementara itu, pada tahun 2020 nilai PC1 melonjak ke angka 3,212. Hal ini, menunjukkan adanya perubahan besar dalam factor yang berkontribusi pada komponen pertama. Pada PC2, menjelaskan adanya informasi lebih lanjut terkait dinamika yang terjadi. Pada tahun 2022, PC2 mencapai angka tertinggi sebesar 2,7684 yang menandakan adanya perubahan tren yang signifikan pada tahun tersebut. Hal ini, dapat dilihat pada grafik, diaman tahun 2022 berada lebih tinggi pada sumbu PC2 dibandingkan tahun-tahun lainnya. Pada tahun 2023, walaupun kontribusi yang lebih kecil pada PC3 menunjukkan adanya karakteristik unik dengan nilai 1,8828. Hal ini, mencerminkan bahwa pada posisi titik 2023 di gambar tersebut memperlihatkan bawah perubahan relatif terhadap tahun-tahun sebelumnya.

Dari hasil perhitungan Principal Component Analysis (PCA) sebelumnya, untuk mengevaluasi validitas dan keandalan faktor-faktor yang teridentifikasi. Maka, dilakukan uji Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) menggunakan bahasa pemrograman yaitu Python.

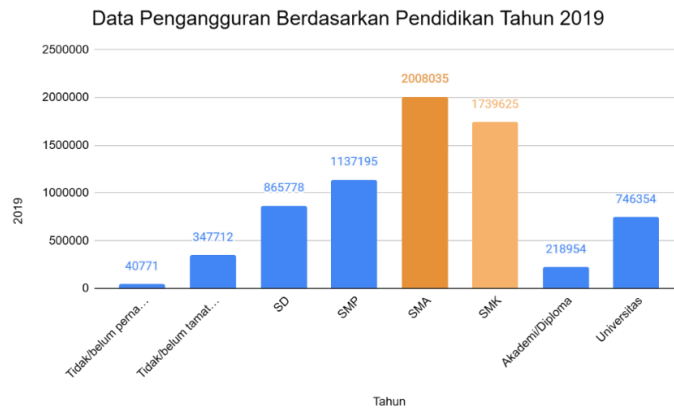
KMO Value: 0.9999852328408867

Sumber: hasil dari uji KMO menggunakan Bahasa Pemrograman Python

Hasil uji Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) menghasilkan nilai KMO sebesar 0.9999852328408867 yaitu jika nilai KMO mendekati angka 1 maka menunjukkan bahwa matriks variansi tersebut memiliki interkorelasi yang sangat baik pada variabel yang ada. Sehingga, dapat disimpulkan

bahwa data yang digunakan dalam analisis ini memenuhi kriteria yang memadai dalam melanjutkan langkah berikutnya.

3.2 Analysis Profile



Gambar 5. Grafik Batang Data Pengangguran Berdasarkan Pendidikan Tahun 2019

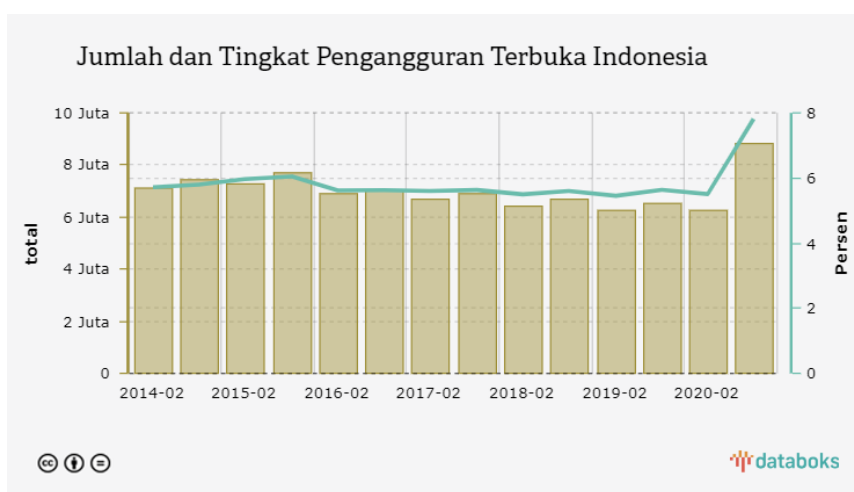
Berdasarkan hasil analisis PCA sebelumnya, ditemukan bahwa faktor pendidikan, status pekerjaan, dan distribusi gender memiliki kontribusi signifikan terhadap tingkat pengangguran selama periode 2019–2023. Meskipun laporan sebelumnya pada gambar (BPS, 2019) yang terlihat pada Gambar 5 menyebutkan bahwa tingkat pengangguran tertinggi berada pada lulusan SMA (8,63%) dan SMK (6,77%), hasil analisis PCA pada Tabel 5(hal.11) yaitu PC_1 (57,93% variansi total) menguatkan temuan tersebut. Pada Tabel 6(hal.11) di tahun 2019 dengan nilai -3,742 memberikan nilai tertinggi pada pengangguran terhadap pendidikan menengah, terutama di tingkat SMA dan SMK. Dibandingkan dengan jenjang SD(2,62%) dan SMP(4,77%). Hal ini, memberikan informasi bahwa lulusan SMA dan SMK akan menghadapi tantangan besar ketika memasuki dunia kerja.

Pada pengangguran tingkat SMA dan SMK sering kali disebabkan pada fenomena mismatch keterampilan. Terlebih, pada lulusan SMA cenderung terjebak pada posisi yang *Overqualified* untuk pekerjaan berupah rendah namun *Underqualified* untuk posisi spesifik yang membutuhkan keterampilan tinggi. Sedangkan, pada lulusan SMK meskipun sudah dipersiapkan untuk langsung masuk ke dunia kerja. Tetapi, ternyata menghadapi hambatan besar karena keterampilan yang dirancang tidak relevan dengan kebutuhan industri (BPS, 2019). Hal ini, menjadi temuan yang menunjukkan bahwa pendidikan menengah perlu peningkatan dengan kualitas dan relevansi pada kurikulumnya agar bisa meningkatkan daya saing lulusan yang sesuai dengan kebutuhan industri.

Membahas kembali pada Tabel 5 (hal. 11), PC_2 dengan nilai variansi sebesar 29,83% mengungkapkan pentingnya pendidikan tinggi (Akademi/Diploma dan Universitas) yang mempengaruhi kenaikan angka pengangguran. Dengan skor maksimum PC_2 sebesar 2,7684, yang menunjukkan pengaruh baik dari rencana pemulihan ekonomi pascapandemi, perbaikan signifikan juga dapat terlihat pada tahun 2022. Seperti, program Kartu Prakerja membantu meningkatkan keterampilan tenaga kerja, terutama bagi lulusan pendidikan tinggi. Sehingga, calon tenaga kerja memiliki persiapan yang lebih siap bersaing di pasar kerja.

(Laporan Katadata, 2022) menginformasikan bahwa tren digitalisasi juga mendorong permintaan tenaga kerja di sektor berbasis teknologi. Dimana, sektor ini memberikan keuntungan besar bagi individu dengan pendidikan tinggi. Faktor ini telah memperlihatkan bahwa pendidikan tinggi berperan penting sebagai pengungkit utama dalam mengurangi tingkat pengangguran.

Lalu, masih pada Tabel 5(hal.11) yaitu PC₃ (10,44% Variansi Total) mengidentifikasi peran spesifik pendidikan vokasi (SMK) dan distribusi gender dalam pengangguran. Temuan penting pada tahun 2023 menunjukkan dinamika dengan Skor tertinggi 1,8828 pada PC₃ mencerminkan peningkatan pengangguran di kalangan lulusan SMK. Meskipun SMK dirancang untuk menghasilkan tenaga kerja siap pakai, (Tempo.co, 2023) melaporkan bahwa *mismatch* antara keterampilan yang diajarkan di sekolah dan kebutuhan industri menjadi penyebab utama tingginya pengangguran pada kelompok ini. Ketidakseimbangan gender juga memperburuk situasi, dengan perempuan lulusan SMK menghadapi peluang kerja yang lebih rendah dibandingkan laki-laki.



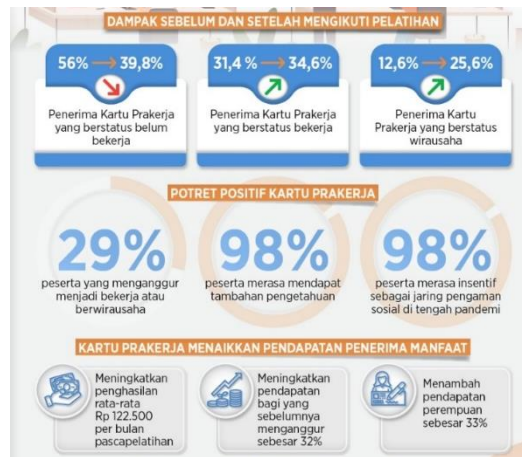
Gambar 6. Grafik Batang Jumlah Dan Tingkat Pengangguran (Sumber : Databoks)

Jumlah pengangguran di Indonesia cenderung menurun dalam tiga tahun terakhir, semenjak mencapai puncak tertinggi di awal pandemi Covid-19. Kemudian, **jumlah pengangguran di Indonesia tembus 9,77 juta orang pada Agustus 2020**. Angka itu naik 2,67 juta orang dibandingkan periode yang sama tahun lalu.

Gambar 7. Laporan BPS 2020 Terkait Lonjakan 2,67 juta Pengangguran (Sumber : BPS 2020)

Dijelaskan pada Gambar 7, mencatat bahwa pandemi meningkatkan jumlah pengangguran terbuka hingga 2,67 juta orang pada kuartal kedua tahun tersebut. Posisi yang menonjol pada tahun 2020 di sumbu PC₁ menggambarkan tingginya pengaruh pendidikan dasar hingga menengah serta ketimpangan gender yang semakin terlihat, dengan perempuan lebih banyak kehilangan pekerjaan dibandingkan laki-laki. Hal ini juga dijelaskan juga pada Gambar 4(hal. 13), terlihat bahwa tahun-tahun tertentu memiliki pola yang signifikan, mencerminkan dinamika perubahan faktor-faktor

utama yang memengaruhi tingkat pengangguran. Misalnya, perbedaan mencolok pada tahun 2020 yang terlihat pada Gambar 6 menunjukkan dampak besar dari pandemi COVID-19, yang tercermin dari lonjakan pengangguran akibat pembatasan aktivitas ekonomi dan PHK massal di berbagai sektor.



Gambar 8. Dampak Kartu Prakerja (Sumber : katadata.co.id)

Berdasarkan Gambar 8, program pemerintah seperti Kartu Prakerja telah berperan penting dalam meningkatkan keterampilan tenaga kerja, terutama di bidang digital. Scatter plot pada Gambar 4 (hal. 13) menunjukkan peningkatan peluang kerja bagi individu dengan pendidikan tinggi di tahun 2022, mencerminkan pemulihan ekonomi pascapandemi dengan kontribusi utama dari pendidikan tinggi dan peningkatan status pekerjaan. Kartu Prakerja membantu memperkuat keterampilan tenaga kerja, memberikan akses kepada individu untuk memperoleh pelatihan yang relevan dengan kebutuhan pasar.

Selain itu, Gambar 2 (hal. 10) menunjukkan adanya korelasi kuat antara tingkat pendidikan dasar (SD dan SMP) dengan tingkat pengangguran, yang tercermin dari nilai korelasi positif antara variabel SD dan SMP terhadap tingkat pengangguran, masing-masing sebesar 0,9518 dan 0,954. Hubungan ini menunjukkan bahwa jenjang pendidikan rendah masih menjadi penyumbang utama pengangguran di Indonesia, sebagaimana dilaporkan oleh Kompas.com (2019). Korelasi ini menggarisbawahi pentingnya upaya peningkatan kualitas pendidikan dasar untuk mengurangi tingkat pengangguran. Serta, bisa diketahui bahwa adanya transisi yang cukup signifikan pada pendidikan tinggi dan status pekerjaan dengan nilai korelasi positif terhadap SMK dan Universitas/Diploma sebesar 0,8727 dan 0,9647. Walaupun, bisa diketahui adanya tantangan mismatch pada keterampilan lulusan SMK yang perlu ditangani lebih lanjut (Tempo.co, 2023). Hal ini sudah seharusnya menyoroti bahwa perlu adanya sinkronisasi terhadap kurikulum SMK dengan kebutuhan industri agar ketika terjun ke dunia kerja bisa diterima dengan baik pada pasar dunia kerja.

4 KESIMPULAN

Berdasarkan analisis Principal Component Analysis (PCA) dan Analysis Profile, diketahui bahwa terdapat tiga komponen utama yang menjadi pengaruh utama dalam meningkatnya pengangguran. Pada Komponen pertama (PC_1), memberikan informasi bahwa untuk lulusan SMA dan SMK,

menjadi penyumbang terbesar dalam meningkatnya pengangguran dengan nilai kontribusi variansi sebesar 57,93%. Komponen kedua (PC_2) dengan kontribusi variansi sebesar 29,83% mencerminkan pengaruh pemulihan ekonomi pascapandemi dan peran pendidikan tinggi, di mana program seperti Kartu Prakerja meningkatkan peluang kerja bagi lulusan perguruan tinggi. Namun, lulusan menengah masih menghadapi tantangan besar. Lalu, berdasarkan Komponen ketiga (PC_3) yang mengidentifikasi adanya ketimpangan gender dan tantangan pendidikan vokasi, terutama terhadap peningkatan pengangguran di kalangan lulusan SMK dengan jenis kelamin perempuan akibat ketidaksesuaian keterampilan yang dibutuhkan pasar kerja. Korelasi positif antara tingkat pendidikan dasar (SD dan SMP) dengan pengangguran, masing-masing sebesar 0,9518 dan 0,954, menunjukkan bahwa kualitas pendidikan dasar yang belum optimal juga menjadi faktor signifikan. Selain itu, analisis korelasi antara lulusan SMK dan diploma/universitas mengindikasikan pola transisi pendidikan yang signifikan, namun relevansi keterampilan lulusan SMK dengan kebutuhan pasar kerja masih menjadi tantangan besar yang perlu segera diatasi.

Perlu dilakukannya perencanaan strategis mengenai desain kurikulum, relevansi dengan kebutuhan industri, peningkatan akses dan kualitas pendidikan, serta upaya mengurangi kesenjangan gender di tempat kerja semuanya diperlukan untuk mengurangi jumlah pengangguran di Indonesia. Pelatihan tambahan bagi siswa yang terdaftar di SMK dapat dilakukan dengan bantuan program pemerintah, seperti Revitalisasi Pendidikan Vokasi dari Kemendikbudristek, serta dukungan dari berbagai platform digital seperti OFRIM, LinkedIn Learning, Ruangguru Skill Academy, Dicoding, dan Coursera, dalam memberikan pelatihan tambahan bagi siswa yang terdaftar di SMK. kompetensi digital bagi siswa yang bersekolah di sekolah menengah. Demikian pula peningkatan prestasi kerja melalui investasi pendidikan dasar diperlukan melalui berbagai inisiatif Program Indonesia Pintar (PIP) menggunakan platform pembelajaran adaptif seperti OFRIM atau Ruangguru. Dengan langkah ini, pertumbuhan ekonomi diharapkan didukung oleh peningkatan kualitas pendidikan dan peningkatan relevansi terhadap tuntutan pasar kerja. Permasalahan tersebut telah diatasi secara efektif melalui program dan infrastruktur pemerintah dari berbagai platform digital.

UCAPAN TERIMA KASIH

Saya, Shafira Aulia Syuhada, mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Universitas Terbuka atas segala dukungan yang telah diberikan dalam pelaksanaan penelitian ini. Terutama kepada Ibu Siti Hadijah Hasanah, S.Si., M.Si., selaku Lektor/Ketua Program Studi Statistika, yang telah membimbing dan memberikan arahan berharga sepanjang proses penelitian ini. Saya juga ingin mengucapkan terima kasih kepada keluarga tercinta, sahabat-sahabat dekat, orang-orang yang saya sayangi, serta teman-teman seangkatan Statistika 2021.1 atas dukungan, semangat, dan bantuan yang tiada hentinya selama proses penelitian ini hingga penyusunan karya ilmiah ini. Penghargaan dan apresiasi yang mendalam saya sampaikan atas segala dukungan dan bimbingan yang telah diberikan.

DAFTAR PUSTAKA

- Badan Pusat Statistik (BPS). (2023). *Tingkat Pengangguran di Indonesia pada Tahun 2023*. <https://bps.go.id>.
- Gasperz, V. (2020). *Kesenjangan antara Kompetensi Lulusan dan Kebutuhan Pasar Kerja: Faktor Penyebab Pengangguran di Indonesia*. <http://www.vincentgasperz.com/wp-content/uploads/2020/02/Softcopy-Buku-Ekonomi%20Manajerial-VG.pdf>.

- Sinaga, M. & Rozaini, M. (2023). *Gender Inequality in Employment and Its Impact on Women in Indonesia*.
https://www.researchgate.net/publication/385792251_Analisis_Pengangguran_Terdidik_di_Indonesia.
- Todaro, M.P., & Smith, S.C. (2020). *Economic Development* (12th ed.). Pearson Education.
- Wooluru, R., et al. (2014). *Principal Component Analysis and Its Applications in Socio-Economic Research*. Journal of Statistical and Data Analysis, 15(2), 55–67.
- Harry, D. P., & Prins, R. (1991). *Analysis of Data with the Principal Component Method*. Journal of Statistical Computation and Simulation, 39(1-2), 101-119.
- Arcidiacono, P., & Nuzzi, D. (2017). An analysis of the determinants of unemployment in urban areas. *Journal of Labor Economics*, 36(3), 247-271.
<https://jurnal.usk.ac.id/JPED/article/view/16804>
- OECD. (2021). *Skills mismatch and unemployment: The case of developing countries*. OECD Publishing. https://www.oecd.org/content/dam/oecd/en/publications/reports/2015/04/skill-mismatch-and-public-policy-in-oecd-countries_g17a2648/5js1pzw9lnwk-en.pdf/g17a2648/5js1pzw9lnwk-en.pdf
- Johnson, R. A., & Wichern, D. W. (2018). *Applied multivariate statistical analysis* (7th ed.). Pearson.
- Badan Pusat Statistik (BPS). (2019). *Laporan BPS 2020 terkait lonjakan 2,67 juta pengangguran*.
<https://bps.go.id>.
- Katadata. (2022). *Laporan Katadata: Dampak Kartu Prakerja*. <https://katadata.co.id>.
- Kompas.com. (2019). *Pendidikan rendah penyumbang utama pengangguran di Indonesia*.
<https://kompas.com>.
- Databoks. *Grafik Batang Jumlah Dan Tingkat Pengangguran*. <https://databoks.katadata.co.id>.
- Kemendikbudristek. (2023). *Revitalisasi Pendidikan Vokasi di Indonesia*. Jakarta: Kementerian Pendidikan, Kebudayaan, Riset, dan Teknologi. <https://www.kemdikbud.go.id/>
- World Bank. (2023). *Gender, jobs, and development in Indonesia: A policy framework*. World Bank Publications.
<https://documents1.worldbank.org/curated/en/099013107142345483/pdf/SECBOS04cf7b650208a5e08b784c0db6a4.pdf>
- Tempo.co. (2023). *Pengangguran Lulusan SMK Masih Tinggi*.
<https://www.tempo.co/politik/pengangguran-lulusan-smk-masih-tinggi-826797>