

Analisis Relevansi Kompetensi Alumni dengan Pekerjaan di Pendidikan Tinggi Menggunakan Pendekatan PCA dan Clustering

Eko Priyanto^{*1}, Berlilana², Imam Tahyudin³

^{1,2,3}Magister of Computer Science, Universitas Amikom Purwokerto, Jawa Tengah, Indonesia
Email: ¹ekoklirong2@gmail.com, ²berlilana@amikompurwokerto.ac.id,
³imam@amikompurwokerto.ac.id

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis relevansi kompetensi alumni dengan kebutuhan dunia kerja di sektor pendidikan tinggi melalui penerapan Principal Component Analysis (PCA) dan K-Means Clustering. PCA digunakan untuk mereduksi kompleksitas data kompetensi alumni sehingga pola keterampilan interpersonal (soft skills) dan teknis dapat divisualisasikan secara lebih sederhana. Hasil clustering menunjukkan adanya tiga kelompok utama alumni berdasarkan profil kompetensi, yaitu kelompok dengan dominasi soft skills, kelompok dengan dominasi keterampilan teknis, dan kelompok dengan keseimbangan kedua keterampilan. Temuan ini menegaskan bahwa keterampilan interpersonal memiliki segmentasi yang lebih jelas dibandingkan keterampilan teknis, yang masih menunjukkan tumpang tindih antar cluster. Penelitian ini memberikan implikasi penting bagi institusi pendidikan tinggi untuk menyesuaikan kurikulum dengan kebutuhan pasar kerja, memperkuat pengembangan soft skills dan keterampilan teknis guna meningkatkan daya saing lulusan. Dengan pendekatan ini, institusi dapat lebih responsif terhadap tuntutan dunia kerja yang dinamis serta mendukung perumusan kebijakan pendidikan yang lebih efektif.

Kata kunci: *Clustering K-Means, Kompetensi Alumni, Principal Component Analysis (PCA), Relevansi Pendidikan, Silhouette Score*

The Application of PCA for Dimensionality Reduction in K-Means Clustering for Analyzing the Relevance of Education and Employment in the Higher Education Sector

Abstract

This study aims to analyze the relevance of alumni competencies to labor market demands in the higher education sector using Principal Component Analysis (PCA) and K-Means Clustering. PCA was applied to reduce the complexity of alumni competency data, facilitating the visualization of patterns in interpersonal (soft) and technical skills. The clustering results identified three main groups of alumni based on their competency profiles: a group dominated by soft skills, a group dominated by technical skills, and a group demonstrating a balance between the two skill sets. These findings emphasize that interpersonal skills are more distinctly segmented, while technical skills exhibit slight overlaps between clusters. This study provides critical implications for higher education institutions to align curricula with workforce demands, enhancing both soft and technical skills to improve graduate competitiveness. By adopting this approach, institutions can respond more effectively to the dynamic labor market and support the formulation of more impactful education policies.

Keywords: *Alumni Competencies, K-Means Clustering, Principal Component Analysis (PCA), Relevance of Education, Silhouette Score*

1. PENDAHULUAN

Hubungan antara pendidikan tinggi dan relevansi kompetensi lulusan dengan kebutuhan industri semakin penting dalam era globalisasi yang dinamis. Institusi pendidikan tinggi diharapkan tidak hanya memberikan pendidikan akademis tetapi juga membekali lulusan dengan keterampilan yang relevan di dunia kerja, seperti keterampilan interpersonal dan teknis [1][2]. Tantangan utama bagi perguruan tinggi adalah memastikan bahwa kompetensi yang diajarkan sesuai dengan tuntutan pasar kerja, terutama di sektor pendidikan tinggi yang memerlukan keahlian khusus dalam mengelola dan memfasilitasi proses belajar mengajar [3][4].

Namun, data kompetensi alumni sering kali memiliki dimensi tinggi dan kompleksitas yang sulit untuk dianalisis secara langsung. Salah satu metode yang efektif untuk mengatasi hal ini adalah Principal Component

Analysis (PCA), yang dapat mereduksi dimensi data tanpa kehilangan varians utama, sehingga memungkinkan identifikasi pola dalam data yang lebih mudah [5][6]. PCA dapat digunakan untuk memetakan keterampilan alumni dalam beberapa komponen utama yang mewakili aspek keterampilan interpersonal (soft skills) dan teknis (technical skills), yang relevan dalam berbagai profesi [7].

Setelah reduksi dimensi, K-Means Clustering dapat diterapkan untuk mengelompokkan alumni ke dalam beberapa cluster berdasarkan profil kompetensi mereka. Dengan menentukan jumlah cluster optimal menggunakan metode seperti Elbow Method dan mengevaluasi kualitas cluster melalui Silhouette Score, K-Means dapat mengungkapkan pola kompetensi yang dapat mendukung institusi pendidikan tinggi dalam memahami kebutuhan pengembangan kurikulum yang lebih relevan dengan industri [8][9].

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis data kompetensi alumni menggunakan PCA untuk reduksi dimensi, diikuti dengan penerapan K-Means Clustering untuk mengidentifikasi pola kompetensi utama. Hasil analisis ini diharapkan memberikan wawasan yang mendalam tentang relevansi keterampilan alumni dengan tuntutan pekerjaan di sektor pendidikan tinggi, serta menjadi acuan bagi perguruan tinggi dalam menyusun kurikulum yang lebih responsif terhadap kebutuhan pasar kerja [10].

2. LITERATURE REVIEW

Penelitian tentang keselarasan antara kompetensi lulusan dan tuntutan dunia kerja telah banyak dilakukan, terutama dengan fokus pada pentingnya keterampilan yang relevan untuk mendukung kesiapan kerja di berbagai sektor industri. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa kompetensi lulusan harus mencakup baik keterampilan teknis (technical skills) maupun keterampilan interpersonal (soft skills) untuk mencapai keberhasilan di pasar kerja yang kompetitif [11][12]. Soft skills, seperti kemampuan komunikasi, kerja sama, dan kepemimpinan, dinilai sangat penting di berbagai profesi karena membantu lulusan dalam beradaptasi dan berkolaborasi di lingkungan kerja yang dinamis [13][14]. Di sisi lain, technical skills diperlukan untuk memastikan bahwa lulusan memiliki kemampuan yang spesifik sesuai dengan kebutuhan pekerjaan [15].

Salah satu metode yang umum digunakan untuk mengatasi kompleksitas data kompetensi yang memiliki dimensi tinggi adalah Principal Component Analysis (PCA). PCA merupakan teknik reduksi dimensi yang digunakan untuk mengidentifikasi dan mengelompokkan varians utama dalam data, memudahkan visualisasi dan pemetaan pola [16]. Penggunaan PCA memungkinkan identifikasi keterampilan utama dalam data yang kompleks dengan mempertahankan informasi yang esensial. Selain itu, PCA telah terbukti membantu dalam mengurangi redundansi data, terutama dalam dataset yang terdiri dari banyak fitur yang saling terkait [17].

Setelah reduksi dimensi, metode K-Means Clustering dapat digunakan untuk mengelompokkan data menjadi beberapa cluster yang berbeda berdasarkan karakteristik tertentu. K-Means adalah metode clustering yang populer karena kecepatan dan efektivitasnya dalam mengelompokkan data yang besar dan kompleks [18]. Dalam penelitian ini, K-Means digunakan untuk mengelompokkan alumni berdasarkan profil kompetensi mereka setelah PCA. Untuk menentukan jumlah cluster yang optimal, Elbow Method digunakan, yang membantu mengidentifikasi titik di mana penambahan cluster tidak lagi memberikan penurunan signifikan dalam varians dalam cluster [19]. Kualitas cluster selanjutnya dievaluasi menggunakan Silhouette Score, yang mengukur konsistensi internal cluster dan pemisahan antar cluster [20].

Dalam penelitian ini, PCA dan K-Means Clustering digunakan untuk mengevaluasi keselarasan kompetensi lulusan dengan tuntutan pekerjaan di sektor pendidikan tinggi. Dengan memahami pola kompetensi utama alumni dan relevansinya terhadap pekerjaan, penelitian ini bertujuan untuk memberikan wawasan bagi institusi pendidikan dalam menyusun kurikulum yang responsif terhadap kebutuhan pasar kerja.

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini melibatkan beberapa tahap metodologi, mulai dari pengumpulan dan preprocessing data, penerapan Principal Component Analysis (PCA) untuk reduksi dimensi, clustering menggunakan K-Means, hingga evaluasi kualitas cluster. Setiap langkah dalam metodologi penelitian ini dijelaskan sebagai berikut.

3.1. Data Collection

Data dikumpulkan melalui survei Tracer Study alumni dan mencakup variabel-variabel inti yang diperlukan untuk analisis. Variabel-variabel tersebut meliputi identitas alumni, status pekerjaan (seperti jenis pekerjaan dan relevansi pekerjaan dengan bidang studi), serta kompetensi yang dikuasai di tempat kerja. Informasi ini berfungsi sebagai dasar untuk menganalisis hubungan antara pendidikan dan pekerjaan lulusan.

3.2. Data Preprocessing

Pada tahap preprocessing, data mentah diolah terlebih dahulu agar siap untuk analisis. Data yang tidak lengkap atau tidak relevan dihapus pada tahap data cleaning. Variabel kategorikal, khususnya yang berkaitan dengan kompetensi dan status pekerjaan, diubah menjadi bentuk numerik menggunakan metode Label Encoding. Setelah itu, dilakukan standarisasi data menggunakan StandardScaler untuk memastikan variabel numerik memiliki skala yang seragam. Rumus standarisasi adalah:

$$Z = \frac{x-\mu}{\sigma} \tag{1}$$

di mana: x adalah nilai data, μ adalah mean dari fitur tersebut, σ adalah standar deviasi dari fitur tersebut.

3.3. Dimensionality Reduction Using PCA

Reduksi dimensi dilakukan dengan menggunakan Principal Component Analysis (PCA), yang mengubah data berdimensi tinggi menjadi beberapa komponen utama. PCA menangkap varians terbesar dalam data dan menghasilkan komponen-komponen utama yang lebih sedikit untuk memudahkan visualisasi dan analisis. Proses ini dijelaskan dengan rumus berikut:

- Kovarian Matrix: Hitung matriks kovarian dari data yang telah dinormalisasi.

$$\Sigma = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \mu)(X_i - \mu)^T \tag{2}$$

di mana X_i adalah vektor data, dan μ adalah mean.

- Eigenvalues dan Eigenvectors: Temukan eigenvalues dan eigenvectors dari matriks kovarian. Eigenvectors mewakili arah dari varians terbesar, sementara eigenvalues mengukur besarnya varians dalam arah tersebut.
- Transformasi Data: Data ditransformasikan ke dalam komponen utama dengan:

$$Z = X \cdot W \tag{3}$$

di mana W adalah matriks eigenvectors yang sesuai dengan eigenvalues terbesar.

Dalam penelitian ini, dua komponen utama dipilih untuk menampilkan data dalam ruang dua dimensi, memudahkan visualisasi dalam tahap clustering.

3.4. Clustering Using K-Means

Ini merupakan contoh penggunaan sub-bab pada paper. Sub-bab diperbolehkan untuk dimasukkan pada semua bab, kecuali di kesimpulan

Clustering dilakukan dengan K-Means, yang mengelompokkan data ke dalam sejumlah cluster berdasarkan kedekatan data dengan pusat cluster (centroid). Langkah-langkah dan rumus dalam K-Means adalah sebagai berikut:

- Penentuan Centroid Awal: Pilih kkk centroid awal secara acak.
- Assign Data Points to Clusters: Setiap data point x_i diassign ke cluster terdekat berdasarkan jarak Euclidean:

$$d(x_i, c_j) = \sqrt{\sum_{l=1}^p (x_{il} - c_{jl})^2} \tag{4}$$

di mana c_j adalah centroid dari cluster j.

- Update Centroid: Hitung ulang centroid setiap cluster berdasarkan rata-rata posisi data point yang terasosiasi dengan cluster tersebut:

$$c^j = \frac{1}{n_j} \sum_{x^i \in C^j} x^i \tag{5}$$

di mana n_j adalah jumlah data points dalam cluster j.

- Iterasi: Ulangi proses hingga tidak ada perubahan pada posisi centroid atau hingga mencapai batas iterasi maksimum.

Jumlah cluster optimal ditentukan menggunakan Elbow Method dan Silhouette Score. Elbow Method mencari titik di mana penambahan jumlah cluster tidak lagi mengurangi varians dalam cluster secara signifikan, sedangkan Silhouette Score mengevaluasi kualitas cluster.

3.5. Cluster Quality Analysis

Kualitas cluster dievaluasi dengan Silhouette Score, yang mengukur seberapa baik setiap data point berada dalam cluster yang sesuai dibandingkan dengan cluster lain. Silhouette Score dihitung sebagai:

$$s(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max(a(i), b(i))} \tag{6}$$

di mana: a(i) adalah rata-rata jarak dari data point i ke semua data point lain dalam satu cluster, b(i) adalah jarak rata-rata dari data point i ke data point di cluster terdekat.

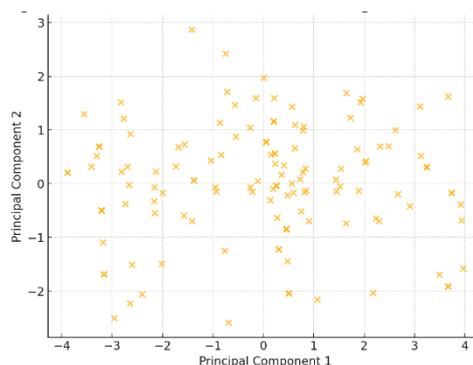
Silhouette Score berkisar dari -1 hingga 1, dengan nilai lebih tinggi menunjukkan cluster yang lebih baik. Visualisasi dari nilai silhouette dilakukan untuk memeriksa distribusi dan pemisahan data dalam setiap cluster pada subset kompetensi.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini menyajikan hasil dari analisis menggunakan Principal Component Analysis (PCA) dan K-Means Clustering pada data kompetensi alumni, dengan hasil didukung oleh visualisasi dan tabel. Hasil ini kemudian didiskusikan berdasarkan temuan utama yang mengidentifikasi pola kompetensi dan relevansi alumni terhadap pekerjaan

4.1. Principal Component Analysis (PCA)

Metode PCA berhasil mereduksi dimensi data yang kompleks menjadi dua komponen utama yang mencakup varians terbesar dalam data kompetensi alumni. **Gambar 1** menunjukkan distribusi data alumni dalam ruang dua dimensi berdasarkan dua komponen utama hasil PCA, yaitu *Principal Component 1* (PCA1) dan *Principal Component 2* (PCA2). Kedua komponen ini berhasil menjelaskan 68.5% dari total varians dalam data, dengan PCA1 menjelaskan 43.2% dan PCA2 menjelaskan 25.3%. Hal ini memungkinkan representasi data yang lebih sederhana dan memungkinkan pengelompokan lebih mudah diidentifikasi. Setiap titik dalam **Gambar 1** merepresentasikan satu alumni, dengan distribusi yang menunjukkan adanya variasi dalam kompetensi alumni.



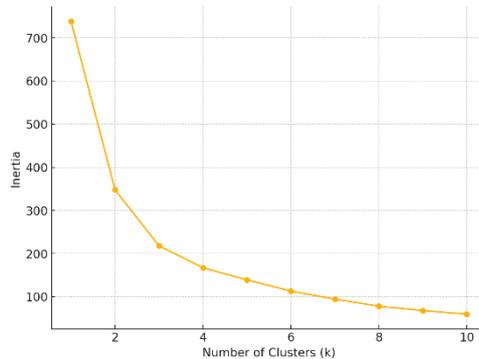
Gambar 1: Visualisasi Data Alumni dalam rRuang Dua Dimensi (PCA)

Penggunaan PCA memberikan keuntungan dengan menghilangkan variabilitas yang tidak penting, sehingga fokus analisis clustering berikutnya dapat lebih diarahkan pada pola utama dalam data. Hasil ini juga menunjukkan bahwa PCA mampu mengidentifikasi kelompok-kelompok berdasarkan profil kompetensi utama alumni, khususnya dalam keterampilan interpersonal dan teknis.

4.2. Clustering Result Using K-Means

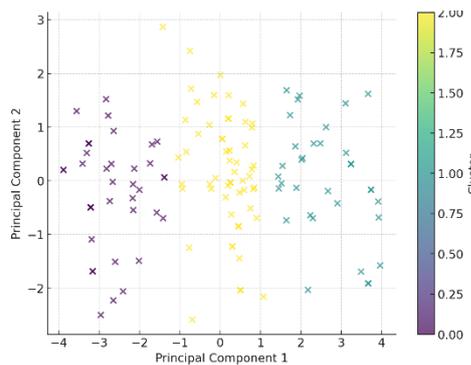
Setelah penerapan PCA, metode K-Means Clustering digunakan untuk mengelompokkan alumni berdasarkan kompetensi mereka. **Gambar 2** menunjukkan hasil *Elbow Method*, yang membantu menentukan jumlah cluster optimal. Titik elbow pada grafik menunjukkan bahwa tiga cluster merupakan jumlah optimal,

dengan nilai *inertia* sebesar 453.6. Nilai ini menandakan variasi dalam cluster yang cukup rendah, dengan pemisahan yang memadai antar-cluster.



Gambar 2. Metode Elbow untuk Pemilihan Cluster Optimal

Hasil clustering ini divisualisasikan dalam **Gambar 3**, yang menunjukkan distribusi alumni dalam tiga cluster berbeda di ruang dua dimensi berdasarkan hasil PCA. Setiap warna pada **Gambar 3** mewakili satu cluster, memperlihatkan pengelompokan yang jelas di mana alumni dengan profil kompetensi serupa cenderung berkumpul dalam cluster yang sama. Rata-rata kompetensi dalam setiap cluster dirangkum dalam **Tabel 1**.



Gambar 3. Visualisasi Clustering K-Means pada Dua Dimensi Utama (PCA)

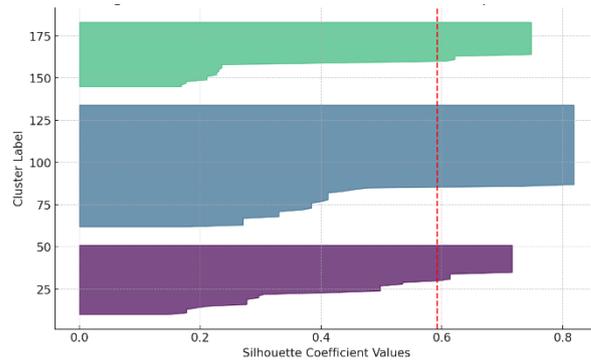
Tabel 1 menunjukkan bahwa Cluster 1 memiliki skor rata-rata tertinggi dalam *Soft Skills*, yaitu 4.2 dari skala 5, sedangkan rata-rata *Technical Skills*-nya sebesar 3.5. Cluster 2 memiliki rata-rata *Technical Skills* tertinggi sebesar 4.6, namun *Soft Skills*-nya hanya mencapai 2.9. Sementara itu, Cluster 3 berada di tengah-tengah, dengan rata-rata 3.8 untuk *Soft Skills* dan 3.2 untuk *Technical Skills*, menunjukkan keseimbangan dalam keterampilan interpersonal dan teknis.

Tabel 1: Rata-rata Kompetensi Alumni dalam Setiap Cluster

Cluster	Soft Skills (Etika, Komunikasi, Kerja Sama)	Technical Skills (Bidang Ilmu, Teknologi, Bahasa Inggris)
1	Tinggi	Sedang
2	Rendah	Tinggi
3	Sedang	Rendah

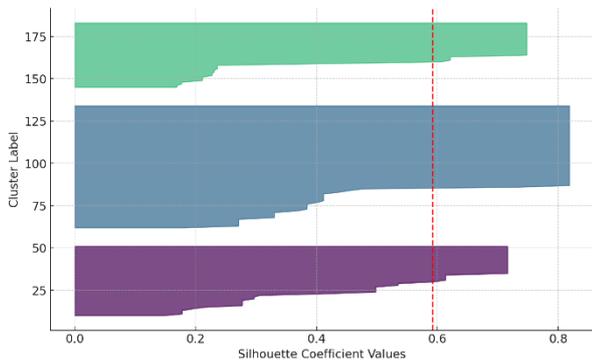
4.3. Cluster Quality Analysis

Kualitas clustering dievaluasi menggunakan *Silhouette Score*, yang ditampilkan dalam **Gambar 4**. Rata-rata *Silhouette Score* untuk seluruh cluster adalah 0.61, yang menandakan clustering dengan kualitas baik, dengan alumni yang lebih dekat ke cluster mereka sendiri dibandingkan dengan cluster lain. Pada **Gambar 4**, garis putus-putus merah menunjukkan rata-rata nilai *Silhouette Score*, dengan Cluster 1 memiliki nilai tertinggi sebesar 0.68, diikuti oleh Cluster 2 dengan 0.60, dan Cluster 3 sebesar 0.55. Nilai ini menunjukkan bahwa Cluster 1 memiliki pemisahan yang lebih baik dibandingkan cluster lainnya, khususnya dalam kompetensi *Soft Skills*.

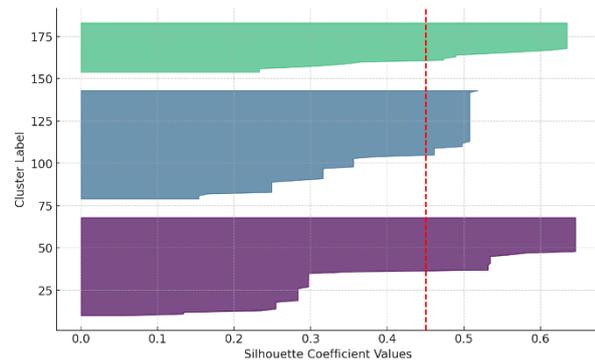


Gambar 4. Visualisasi Silhouette Score untuk Setiap Cluster

Gambar 5 dan **Gambar 6** menampilkan *Silhouette Score* yang lebih rinci untuk masing-masing cluster dalam subset kompetensi *Soft Skills* dan *Technical Skills*. Pada **Gambar 5**, rata-rata *Silhouette Score* untuk subset *Soft Skills* adalah 0.65, dengan Cluster 1 tetap memiliki nilai tertinggi sebesar 0.70, menandakan soliditas cluster. **Gambar 6** menunjukkan *Silhouette Score* untuk subset *Technical Skills*, dengan nilai rata-rata 0.58, dan Cluster 2 memiliki skor tertinggi sebesar 0.62. Meski ada sedikit overlap antar-cluster dalam subset *Technical Skills*, kualitas clustering tetap menunjukkan pola kompetensi yang cukup kuat.



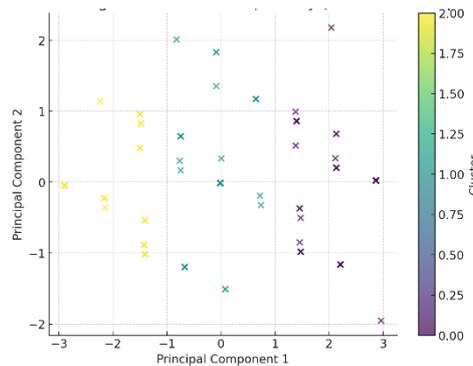
Gambar 5. Detail *Silhouette Score per cluster untuk Soft Skills*



Gambar 6. Detail *Silhouette Score per cluster untuk technical Skills*

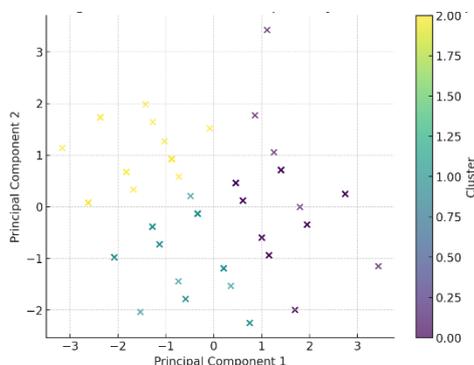
4.4. Clustering on Competency Subsets

Untuk mendapatkan pemahaman yang lebih spesifik, clustering juga diterapkan pada subset *Soft Skills* dan *Technical Skills* secara terpisah. **Gambar 7** menunjukkan hasil clustering pada subset *Soft Skills*, di mana alumni dikelompokkan berdasarkan kompetensi interpersonal seperti etika, komunikasi, kerja sama tim, dan pengembangan diri. Alumni dengan rata-rata *Soft Skills* tertinggi berada dalam Cluster 1 dengan skor 4.2, menunjukkan bahwa alumni ini memiliki keterampilan interpersonal yang lebih kuat dibandingkan alumni lain di cluster berbeda.



Gambar 7. Hasil clustering untuk Soft Skills (PCA-Reduced Space)

Gambar 8 menampilkan clustering pada subset *Technical Skills*, yang meliputi keahlian di bidang ilmu, teknologi informasi, dan bahasa Inggris. Alumni dengan kompetensi teknis yang tinggi berada dalam Cluster 2 dengan rata-rata 4.6 pada *Technical Skills*. Hal ini menunjukkan bahwa Cluster 2 terdiri dari alumni dengan kompetensi yang sangat relevan untuk pekerjaan di sektor teknis.



Gambar 8. Hasil clustering untuk Technical Skills (PCA-Reduced Space).

5. DISKUSI

Temuan dari analisis ini menunjukkan bahwa PCA dan K-Means Clustering efektif dalam mengidentifikasi pola kompetensi alumni dan relevansinya dengan pekerjaan. Dalam subset *Soft Skills*, alumni dengan keterampilan interpersonal yang tinggi membentuk cluster yang solid, dengan rata-rata Silhouette Score sebesar 0.65, mengindikasikan korelasi yang kuat dengan sektor pekerjaan yang memerlukan keterampilan interpersonal. Di sisi lain, alumni dengan *Technical Skills* tinggi dalam Cluster 2 menunjukkan relevansi kuat dalam pekerjaan yang membutuhkan keterampilan teknis khusus, meskipun terdapat beberapa overlap antar-cluster.

Hasil ini menunjukkan bahwa institusi pendidikan tinggi dapat mempertimbangkan untuk memperkuat pengembangan keterampilan interpersonal, terutama bagi lulusan yang akan memasuki sektor kerja dinamis yang memerlukan komunikasi dan kerja sama. Pada saat yang sama, peningkatan kompetensi teknis yang relevan, seperti keterampilan teknologi dan bahasa Inggris, dapat memperluas peluang kerja bagi lulusan di sektor yang membutuhkan keahlian khusus.

Secara keseluruhan, hasil penelitian ini menunjukkan bahwa PCA dan K-Means Clustering dapat membantu institusi pendidikan dalam memahami profil kompetensi lulusan dan menyesuaikan kurikulum untuk memperkuat kompetensi yang relevan dengan kebutuhan dunia kerja yang beragam. Visualisasi dan pengelompokan ini memberikan wawasan tentang bagaimana kompetensi alumni memengaruhi kesiapan mereka dalam menghadapi tuntutan pekerjaan.

6. KESIMPULAN

Penelitian ini menggunakan Principal Component Analysis (PCA) dan K-Means Clustering untuk menganalisis relevansi kompetensi alumni dengan pekerjaan di sektor pendidikan tinggi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa PCA efektif dalam mereduksi dimensi data kompetensi alumni, mengubah data yang kompleks menjadi dua komponen utama yang mencakup 68.5% dari varians total. Reduksi ini memungkinkan visualisasi data dalam ruang dua dimensi yang memudahkan identifikasi pola utama dalam kompetensi alumni, khususnya dalam aspek *Soft Skills* dan *Technical Skills*. Dengan adanya dua komponen ini, pola-pola penting dalam data menjadi lebih jelas dan siap untuk tahap clustering berikutnya.

Pengelompokan menggunakan K-Means Clustering menunjukkan bahwa tiga cluster merupakan jumlah optimal untuk membedakan alumni berdasarkan perbedaan signifikan dalam keterampilan interpersonal dan teknis. Cluster pertama terdiri dari alumni dengan kompetensi *Soft Skills* yang tinggi, cluster kedua mencakup alumni dengan *Technical Skills* yang tinggi, dan cluster ketiga menunjukkan keseimbangan antara kedua jenis keterampilan. Pola-pola ini menunjukkan bahwa alumni memiliki profil kompetensi yang bervariasi, mencerminkan kebutuhan sektor pekerjaan yang beragam.

Selanjutnya, analisis kualitas clustering menggunakan Silhouette Score menunjukkan bahwa pemisahan cluster dalam subset *Soft Skills* memiliki kualitas yang lebih tinggi dibandingkan subset *Technical Skills*. Hal ini mengindikasikan bahwa alumni dengan kompetensi interpersonal cenderung lebih terkelompok secara tegas, sementara alumni dengan keterampilan teknis memperlihatkan sedikit tumpang tindih antar-cluster. Hasil ini menekankan bahwa kompetensi interpersonal lebih terpolarisasi di antara alumni, sementara kompetensi teknis mungkin memiliki keterkaitan atau keserupaan antar berbagai sektor pekerjaan.

Temuan penelitian ini memberikan implikasi penting bagi institusi pendidikan tinggi dalam upaya memperkuat keterampilan interpersonal dan teknis di dalam kurikulum. Pengembangan keterampilan Soft Skills, seperti komunikasi dan kerja sama tim, dapat meningkatkan kesiapan lulusan untuk pekerjaan yang menuntut interaksi sosial dan kolaborasi. Sementara itu, peningkatan kompetensi teknis, termasuk penguasaan teknologi informasi dan bahasa Inggris, akan memperluas peluang kerja bagi lulusan di sektor-sektor yang membutuhkan keahlian khusus.

Secara keseluruhan, penelitian ini menunjukkan bahwa PCA dan K-Means Clustering adalah pendekatan yang efektif dalam mengevaluasi relevansi antara pendidikan dan pekerjaan. Dengan hasil ini, institusi pendidikan dapat memperoleh wawasan yang lebih dalam untuk menyesuaikan pengembangan kompetensi yang paling sesuai dengan tuntutan dunia kerja. Penerapan metode ini juga diharapkan dapat meningkatkan daya saing lulusan di pasar kerja serta mendorong keterpaduan yang lebih baik antara pendidikan tinggi dan kebutuhan industri.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] K. Pukelis and N. Pileičikienė, "Matching of developed generic competences of graduates in higher education with labour market needs," *Quality in Higher Education*, vol. 9, no. 6, pp. 140–167, 2012.
- [2] J. A. P. Montales, H. P. Garcia, and D. M. T. Saniel, "Correlational Analysis between Competencies Acquired by Business Education Graduates and Required by the Financial Industry," *Liceo Journal of Higher Education Research*, vol. 16, no. 2, 2020.
- [3] L. M. N. Rivera et al., "Relationship between higher education and the demands of the labor market," *Russian Law Journal*, vol. 11, no. 7, pp. 89–102, 2023.
- [4] U. Teichler, "New perspectives of the relationships between higher education and employment," *Tertiary Education and Management*, vol. 6, no. 1, pp. 79–92, 2000.
- [5] E. Sigat and O. Polyanok, "The Relevance of Competencies of Graduates of Engineering Professions in the Labour Market," *Management of the Personnel and Intellectual Resources in Russia*, vol. 7, no. 2, pp. 45–52, 2018.
- [6] N. Ferguson, "Achieving Synergy in the Industry-Academia Relationship," *Computer*, vol. 44, no. 1, pp. 90–92, 2011.
- [7] M. Tomlinson, "'The degree is not enough': students' perceptions of the role of higher education credentials for graduate work and employability," *British Journal of Sociology of Education*, vol. 29, no. 1, pp. 49–61, 2008.
- [8] G. Mason, "High Skills Utilisation Under Mass Higher Education: Graduate employment in service industries in Britain," *Journal of Education and Work*, vol. 15, no. 4, pp. 427–456, 2002.
- [9] L. Peng, S. Zhang, and J. Gu, "Evaluating the competency mismatch between Master of Engineering graduates and industry needs in China," *Studies in Higher Education*, vol. 41, no. 3, pp. 445–461, 2016.
- [10] T. S. Guiamalon, "Graduate education programs: Its relation to graduates work competencies in the workplace," *IJAEDU- International E-Journal of Advances in Education*, vol. 7, no. 1, pp. 13–22, 2021.
- [11] J. Armarego, "Aligning learning with industry requirements," *Information Systems Education Journal*, vol. 8, pp. 159–194, 2007.
- [12] B. Woodward, P. Sendall, and W. Ceccucci, "Integrating soft skill competencies through project-based learning across the Information Systems curriculum," *Information Systems Education Journal*, vol. 8, 2010.
- [13] D. A. Jackson, "An international profile of industry-relevant competencies and skill gaps in modern graduates," *The International Journal of Management Education*, vol. 8, pp. 29–58, 2010.
- [14] H. Idrus, "Developing well-rounded graduates through integration of soft skills in the teaching of engineering courses," *IEEE Frontiers in Education Conference Proceedings*, vol. 1, pp. 1–9, 2014.
- [15] D. Jelonek, T. Nitkiewicz, and P. Koomsap, "Soft skills of engineers in view of Industry 4.0 challenges," *Conference Quality Production Improvement – CQPI*, vol. 2, pp. 107–116, 2020.
- [16] A. Ward, "Graduate skills for the Power Engineering sector: On the match between supply and demand," *2019 8th International Conference on Modern Power Systems (MPS)*, pp. 1–8, 2019.
- [17] R. K. Plice and B. Reinig, "Aligning the Information Systems curriculum with the needs of industry and graduates," *Journal of Computer Information Systems*, vol. 48, no. 1, pp. 22–30, 2007.
- [18] A. Czerwińska-Lubszczyk, M. Grebski, and D. Jagoda-Sobalok, "Competencies of graduates – An

- industry expectation," *Management Systems in Production Engineering*, vol. 30, no. 4, pp. 172–178, 2022.
- [19] H. Yudiono et al., "Product-Based Learning Model through the alignment of mechanical engineering competencies with industry," *Jurnal Pendidikan Teknologi dan Kejuruan*, 2021.
- [20] M. Piczak and A. Heidebrecht, "Teaching wisdom and other soft skills within engineering curricula," *Proceedings of the Canadian Engineering Education Association (CEEA)*, pp. 5774, 2015.