

OPTIMALISASI MODEL PROFIL BEBAN KERJA GURU BERBASIS LOG AKTIVITAS DIGITAL DAN K-MEANS CLUSTERING

Muhammad Alfin¹, Nana Suarna², Agus Bahtiar³, Rosidin⁴.

Program Studi Teknik Informatika¹²
Program Studi Sistem Informasi³⁴

STMIK IKMI Cirebon
<https://ikmi.ac.id/page/18/?lang=de>
pesantrenalfin33@gmail.com

(*) Corresponding Author : pesantrenalfin33@gmail.com
Published : 15 Juli 2026

Abstract—The measurement of teacher workload has traditionally been dominated by subjective survey data and macro-level analyses, which fall short in capturing actual dynamics objectively and granularly. This condition makes it difficult for school management to identify workload disparities, such as the risk of being overloaded or under-utilized at the individual level. To address this gap, this study aims to optimize a micro-level teacher workload profile segmentation model by integrating objective digital activity logs as the primary input variable. A case study was conducted at SMP Pesantren Nurul Anshor utilizing QR Code-based digital attendance data from the August–October period. The data was pre-processed and engineered into essential features, namely Total Teaching Hours (KBM) and the Proportion of Non-Teaching Task Hours, and subsequently segmented using the K-Means Clustering algorithm. The determination of the optimal number of clusters was validated using the Elbow Method and Silhouette Score. Based on 645 valid data rows, the modeling results recommended $K = 3$ clusters, which are interpreted as the Overload cluster (high workload and significant non-teaching tasks), the Ideal cluster (balanced workload), and the Underload cluster (low workload). This profiling analysis explicitly reveals disparities in task distribution among teachers that general statistical analyses fail to capture. The implications of this study contribute to the Educational Data Mining literature by demonstrating that the integration of digital activity logs and unsupervised learning can provide an accurate workload map. This enables personalized, fair, and targeted managerial interventions to prevent burnout. Recommendations for future research include the incorporation of qualitative variables and comparisons with other clustering algorithms to enhance the robustness of the segmentation.

Keywords: teacher workload; digital activity logs; QR Code; K-Means Clustering; profile segmentation.

Abstrak—Pengukuran beban kerja guru selama ini masih didominasi oleh data survei subjektif dan analisis tingkat makro yang kurang mampu menangkap dinamika aktual secara objektif dan granular. Kondisi ini menyulitkan pihak manajemen sekolah dalam mengidentifikasi ketimpangan beban kerja, seperti risiko *overload* atau *under-utilized* pada tingkat individu. Untuk mengatasi kesenjangan tersebut, penelitian ini bertujuan mengoptimalkan model segmentasi profil beban kerja guru secara mikro dengan mengintegrasikan log aktivitas digital yang objektif sebagai variabel input utama. Studi kasus dilakukan pada SMP Pesantren Nurul Anshor menggunakan data presensi digital berbasis *QR Code* periode Agustus–Oktober. Data dipra-proses dan direkayasa menjadi fitur esensial, yaitu Total Jam Mengajar (KBM) dan Proporsi Jam Tugas Non-KBM, kemudian disegmentasi menggunakan algoritma *K-Means Clustering*. Penentuan jumlah kluster optimal divalidasi menggunakan *Elbow Method* dan *Silhouette Score*. Berdasarkan 645 baris data valid, hasil pemodelan merekomendasikan $K = 3$ kluster yang diinterpretasikan sebagai kluster *Overload* (beban kerja dan tugas non-KBM tinggi), kluster *Ideal* (seimbang), dan kluster *Underload* (beban kerja rendah). Analisis *profiling* ini secara eksplisit menyingkap disparitas distribusi tugas antar guru yang tidak dapat ditangkap oleh analisis statistik umum. Implikasi penelitian ini memberikan kontribusi pada literatur *Educational Data Mining* dengan membuktikan bahwa integrasi log aktivitas digital dan *unsupervised learning* mampu menyediakan peta beban kerja yang akurat. Hal ini memungkinkan intervensi manajerial yang terpersonalisasi, adil, dan tepat sasaran untuk mencegah *burnout*. Rekomendasi penelitian lanjutan mencakup penggabungan variabel kualitatif dan komparasi dengan algoritma *clustering* lain guna meningkatkan keandalan segmentasi.

Kata Kunci: beban kerja guru; log aktivitas digital; *QR Code*; *K-Means Clustering*; segmentasi profil.

INTRODUCTION

Di era digital ini, bidang Informatika telah mengalami perkembangan yang sangat pesat, menjadi salah satu pilar utama yang mendorong transformasi di hampir setiap aspek kehidupan manusia. Adopsi teknologi informasi dan komunikasi (TIK) yang meluas telah merevolusi cara masyarakat berinteraksi, berbisnis, dan terutama, belajar. Perkembangan ini tidak hanya terbatas pada sektor industri dan bisnis, tetapi juga memberikan dampak signifikan terhadap peningkatan efisiensi dan kualitas layanan dalam institusi pendidikan. Dalam konteks pendidikan, pemanfaatan solusi berbasis Informatika menjadi krusial untuk mengoptimalkan manajemen operasional dan meningkatkan pengambilan keputusan yang berbasis data. Oleh karena itu, penelitian yang berfokus pada integrasi inovasi teknologi, seperti pengembangan sistem cerdas, untuk mengatasi tantangan operasional fundamental di lingkungan akademik menjadi sangat relevan dan mendesak [1].

Meskipun perkembangan pesat di bidang Informatika telah menawarkan berbagai solusi canggih, institusi pendidikan sering kali tertinggal dalam mengadopsi penuh otomatisasi untuk fungsi operasional fundamental, seperti pencatatan kehadiran. Kehadiran merupakan salah satu data operasional fundamental; namun, sistem pencatatan yang masih dilakukan secara manual berbasis kertas sering kali menimbulkan berbagai kendala administratif. Proses manual ini dicirikan sebagai memakan waktu dan rentan terhadap potensi kesalahan pencatatan, yang secara langsung menghambat efisiensi sumber daya manusia. Kondisi ini tidak hanya meningkatkan beban administratif yang tidak perlu pada staf pengajar dan non-pengajar, tetapi juga menciptakan kesenjangan kritis dalam ketersediaan data. Kesenjangan ini membatasi kemampuan institusi pendidikan dalam memperoleh data alokasi jam kerja secara real-time dan akurat. Akibatnya, manajemen menghadapi kesulitan signifikan dalam melakukan analisis beban kerja (workload analysis) yang komprehensif dan dalam melaksanakan evaluasi kinerja tenaga pendidik secara objektif dan berbasis data [2], [3]. Di sinilah relevansi solusi berbasis Informatika menjadi sangat tinggi. Seiring dengan perkembangan teknologi digital, berbagai solusi otomatisasi kehadiran mulai dikembangkan, antara lain berbasis Quick Response (QR) Code, Internet of Things (IoT), dan biometrik. Teknologi ini terbukti mampu meningkatkan

efisiensi dan akurasi dibandingkan sistem konvensional, di mana penelitian menunjukkan bahwa sistem kehadiran berbasis QR mampu mengurangi waktu pencatatan serta menunjukkan peningkatan reliabilitas, [4] oleh karena itu, tantangan utama saat ini bukan lagi sekadar mengotomatisasi pencatatan, melainkan mengintegrasikan data kehadiran yang akurat tersebut dengan kerangka kerja analisis beban kerja dan kinerja secara *seamless* dan cerdas, guna mendukung manajemen strategis. Pemecahan masalah ini sangat bernilai karena secara langsung mengatasi inefisiensi operasional dan mendukung keputusan manajerial yang lebih baik, yang merupakan isu krusial dalam domain *Academic Information Systems*.

Pemantauan aktivitas tenaga pendidik (guru) merupakan aspek yang semakin strategis dalam konteks manajemen sumber daya manusia di institusi pendidikan, dan literatur terkait telah menunjukkan berbagai upaya untuk mengoptimalkannya. Penggunaan sistem kehadiran digital terbukti membuka peluang besar untuk integrasi dengan sistem informasi akademik yang lebih luas, penyediaan laporan otomatis, serta peningkatan transparansi dan akuntabilitas institusional. Namun, meskipun adopsi teknologi telah meningkat, studi-studi terdahulu seringkali memiliki fokus yang terbatas. Pertama, sebagian besar penelitian berorientasi pada efisiensi teknis pencatatan kehadiran. Misalnya, penelitian oleh [4] dan [5] secara spesifik menyoroti keberhasilan sistem berbasis QR Code dan biometrik dalam meningkatkan kecepatan dan reliabilitas data kehadiran, menunjukkan bahwa masalah akurasi data telah sebagian besar teratasi. Namun, fokus utamanya adalah pada fase input data, bukan pada pemanfaatan data pasca-pengumpulan. Kedua, studi yang mulai menyentuh aspek manajemen, seperti yang disoroti oleh [2] dan [3] mengidentifikasi kesulitan manajemen dalam melakukan analisis beban kerja (workload analysis) dan evaluasi kinerja berbasis data karena keterbatasan sistem konvensional. Penelitian-penelitian ini menunjukkan adanya kebutuhan yang kuat untuk menghubungkan data operasional dengan metrik strategis. Meskipun demikian, celah penelitian yang jelas teridentifikasi adalah bahwa data log kehadiran ini seringkali hanya dimanfaatkan sebatas laporan hadir atau absen, tanpa diolah lebih lanjut untuk analisis strategis yang mendalam. Belum banyak penelitian yang mengusulkan atau mengembangkan model terintegrasi yang secara eksplisit menggunakan data kehadiran *real-time* dan waktu kerja terperinci untuk secara otomatis menghitung dan menganalisis metrik beban kerja dan kinerja guru

secara objektif. Dengan demikian, meskipun teknologi pencatatan sudah ada, keterbatasan sistem informasi akademik dalam memproses data ini menjadi *insight* strategis masih menjadi tantangan utama yang belum sepenuhnya dieksplorasi oleh literatur yang ada. Hal ini memberikan peluang signifikan bagi penelitian ini untuk menjembatani kesenjangan antara ketersediaan data kehadiran digital yang akurat dengan kebutuhan manajemen akan alat analisis beban kerja berbasis data.

Berdasarkan kesenjangan yang teridentifikasi, penelitian ini bertujuan utama untuk mengembangkan sebuah model sistem informasi terintegrasi yang mampu mengolah data log kehadiran digital menjadi informasi strategis mengenai analisis beban kerja dan evaluasi kinerja tenaga pendidik. Selain aspek digitalisasi pencatatan, kemajuan teknologi *machine learning* turut membuka peluang baru dalam analisis data pendidikan, termasuk data aktivitas guru. Oleh karena itu, penelitian ini secara spesifik akan memanfaatkan metode \$K\$-Means Clustering, sebuah teknik *unsupervised learning*, untuk mengidentifikasi pola penting seperti tren beban kerja, performa pengajar, dan tingkat partisipasi [6], [7]. Signifikansi penelitian ini sangat tinggi karena secara langsung menjembatani kesenjangan antara ketersediaan data operasional digital dengan kebutuhan manajemen strategis dalam institusi pendidikan. Secara praktis, hasil penelitian ini akan memberikan kontribusi berupa alat bantu yang valid dan objektif bagi manajemen sekolah untuk menemukan pola alokasi sumber daya (tenaga pengajar) dan menyusun strategi intervensi yang lebih adaptif terhadap kinerja guru. Secara akademis, penelitian ini berkontribusi pada bidang Informatika terapan dengan menghadirkan kerangka kerja *data-driven* baru untuk manajemen sumber daya manusia di sektor pendidikan, mengintegrasikan teknologi pencatatan otomatis dengan kecerdasan buatan untuk pengambilan keputusan yang lebih baik.

Untuk mencapai tujuan yang telah ditetapkan—yaitu mengembangkan sistem informasi analitik—penelitian ini akan mengadopsi pendekatan Pengembangan Sistem Informasi (System Development) yang berfokus pada integrasi teknologi cerdas. Pendekatan ini dimulai dengan implementasi sistem pencatatan kehadiran berbasis Quick Response (QR) Code sebagai fondasi untuk akuisisi data waktu kerja yang akurat dan *real-time*. Setelah data kehadiran (termasuk waktu mengajar/KBM dan non-mengajar/Non-KBM) berhasil

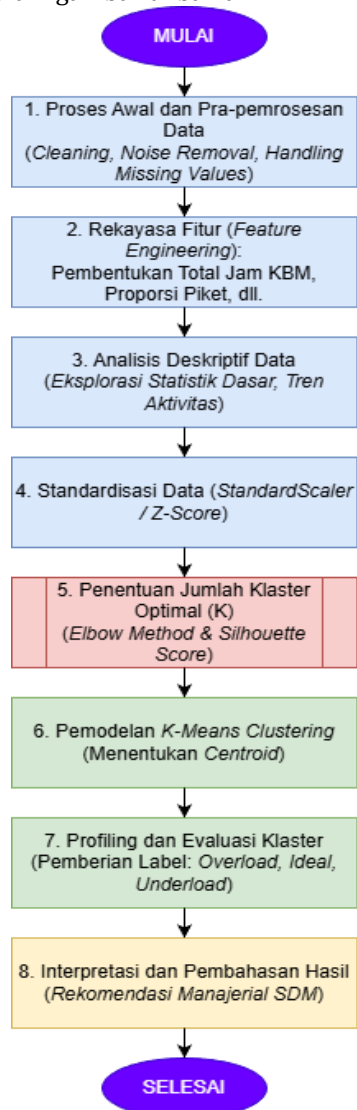
dikumpulkan, tahap krusial selanjutnya adalah melakukan analisis \$K\$-Means Clustering. Metode *unsupervised learning* ini dipilih karena kemampuannya dalam mengidentifikasi pola tersembunyi dan mengelompokkan data tanpa label, yang sangat relevan untuk konteks analisis beban kerja. Secara spesifik, kombinasi antara sistem kehadiran berbasis QR Code dengan analisis \$K\$-Means clustering menawarkan potensi besar dalam mengoptimalkan monitoring alokasi jam kerja tenaga pendidik. Melalui analisis pola beban kerja secara tak terawasi, institusi pendidikan dapat mengidentifikasi kelompok pengajar berdasarkan kesamaan profil aktivitas mereka, misalnya membagi segmen guru berdasarkan volume jam mengajar (KBM) dan proporsi tugas tambahan (non-KBM), seperti piket atau tugas struktural lainnya. Hasil pengelompokan (klasterisasi) ini kemudian akan diimplementasikan sebagai modul intelijen bisnis dalam sistem informasi yang dikembangkan, yang pada akhirnya akan dimanfaatkan untuk mendukung evaluasi kinerja guru serta pengambilan keputusan terkait alokasi sumber daya secara lebih adil dan berbasis data [8].

Berdasarkan keseluruhan kerangka kerja yang diusulkan, dapat disimpulkan bahwa pengembangan sistem kehadiran berbasis QR Code yang terintegrasi dengan analisis \$K\$-Means clustering merupakan langkah strategis yang esensial untuk menjawab tantangan efisiensi, akurasi, dan transparansi dalam proses administrasi sekaligus analisis sumber daya manusia di lingkungan pendidikan. Jika penelitian ini berhasil, implikasi yang dihasilkan akan menjangkau berbagai pihak. Bagi institusi pendidikan, sistem ini akan memberikan manfaat praktis berupa peningkatan efisiensi operasional yang signifikan dengan meminimalisir proses manual, serta menyediakan alat analisis beban kerja yang objektif untuk mendukung keputusan alokasi sumber daya yang lebih adil dan berbasis kinerja. Secara teoritis, penelitian ini akan memberikan kontribusi penting pada literatur Sistem Informasi Akademik dan Penerapan Kecerdasan Buatan di Sektor Pendidikan. Penelitian ini menunjukkan bagaimana metode *unsupervised learning* dapat diekstraksi dari data operasional rutin untuk menghasilkan *insight* manajerial yang berharga, yang melampaui pelaporan kehadiran sederhana. Bagi praktisi Informatika, model yang dikembangkan dapat menjadi prototipe atau *best practice* untuk mengintegrasikan teknologi *mobile* (QR Code) dengan teknik *data mining* untuk tujuan manajemen sumber daya manusia. Inovasi ini tidak hanya berkontribusi terhadap peningkatan kualitas manajemen akademik, tetapi juga secara substansial memperkuat transformasi digital dalam

tata kelola pendidikan menuju sistem yang lebih cerdas dan responsif terhadap data [4], [6].

MATERIALS AND METHODS

Prosedur penelitian disusun secara sistematis mengikuti kerangka *data analysis pipeline*, menjamin validitas dari pra-pemrosesan hingga interpretasi manajerial termuat dalam gambar di bawah ini :



Gambar 1. Alur Penelitian

Gambar tersebut menggambarkan alur penelitian berbasis clustering K-Means yang dilakukan secara bertahap dari awal hingga akhir untuk menghasilkan rekomendasi berbasis data. Proses dimulai dari tahap proses awal dan pra-pemrosesan data, yang mencakup pembersihan data (cleaning), penghilangan noise, serta penanganan missing values agar data siap dianalisis. Selanjutnya dilakukan rekayasa fitur (feature engineering) dengan membentuk variabel-variabel baru yang

relevan, seperti total jam kegiatan belajar mengajar (KBM) dan proporsi piket, guna meningkatkan kualitas analisis.

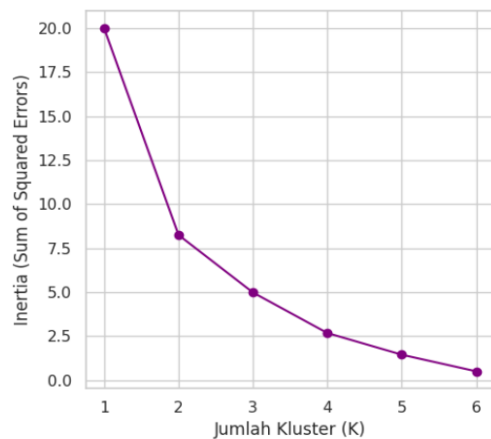
Tahap berikutnya adalah analisis deskriptif data, yang bertujuan untuk memahami karakteristik data melalui eksplorasi statistik dasar dan tren aktivitas. Setelah itu, dilakukan standarisasi data menggunakan metode seperti StandardScaler atau Z-Score agar skala antar variabel menjadi seragam dan tidak bias dalam proses clustering. Kemudian, ditentukan jumlah kluster optimal (K) menggunakan metode Elbow dan Silhouette Score untuk memastikan pembentukan kelompok yang paling representatif.

Setelah nilai K diperoleh, dilakukan pemodelan K-Means clustering untuk menentukan centroid dan membagi data ke dalam beberapa kluster. Hasil clustering kemudian dianalisis pada tahap profiling dan evaluasi kluster, di mana setiap kluster diberi label seperti overload, ideal, atau underload berdasarkan karakteristiknya. Tahap terakhir adalah interpretasi dan pembahasan hasil, yang menghasilkan rekomendasi manajerial, khususnya dalam pengelolaan sumber daya manusia (SDM). Proses ini diakhiri dengan tahap selesai, yang menandakan bahwa seluruh rangkaian analisis telah dilakukan secara komprehensif.

RESULTS AND DISCUSSION

Metode Elbow digunakan untuk mengidentifikasi titik optimum di mana penambahan jumlah kluster tidak lagi memberikan pengurangan inertia yang signifikan. Inertia sendiri merupakan ukuran seberapa dekat anggota kluster dengan centroid-nya, sehingga penurunan inertia mengindikasikan peningkatan kedekatan antar anggota dalam kluster tersebut.

Visualisasi hasil perhitungan inertia dapat dilihat pada Gambar 2 Grafik tersebut menunjukkan pola penurunan inertia yang cukup tajam dari K=2 menuju K=3. Namun setelah K=3, penurunan inertia menjadi jauh lebih landai, atau dalam istilah Metode Elbow disebut sebagai fenomena *knee point*. Pada titik inilah ditemukan bahwa K=3 merupakan jumlah kluster yang paling efisien, karena menambah jumlah kluster setelah nilai ini tidak lagi memberi peningkatan kualitas model yang sebanding. Dengan kata lain, K=3 adalah titik optimal di mana keseimbangan antara kualitas segmentasi dan kompleksitas model tercapai.



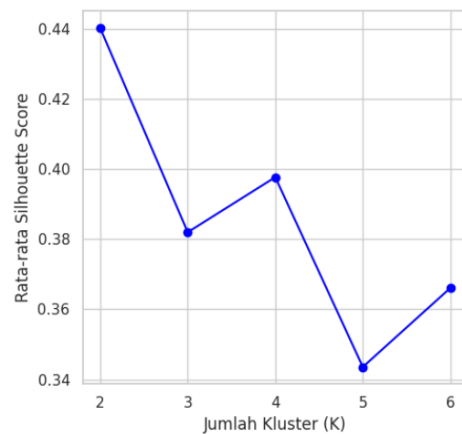
Gambar 2 visualisasi Penentuan K Menggunakan Metode Elbow

Penentuan K Menggunakan Silhouette Score. Selain Metode Elbow, penelitian ini juga menggunakan Metode Silhouette untuk menilai tingkat koherensi dan keterpisahan antar kluster. Nilai Silhouette berkisar antara -1 hingga +1, dengan nilai mendekati +1 menunjukkan bahwa anggota kluster terkelompok dengan baik dan memiliki jarak yang memadai dari kluster lain.

Hasil perhitungan Silhouette Score untuk rentang K=2 hingga K=4 ditampilkan dalam Gambar 4.11, dengan hasil sebagai berikut: K = 2 : 0.44 K = 3 : 0.38 K = 4 : 0.34

Secara matematis, K=2 menghasilkan nilai silhouette tertinggi, namun secara substantif nilai K=2 menghasilkan segmentasi yang terlalu sederhana dan kurang mencerminkan variasi beban kerja guru pada konteks operasional sekolah. Di sisi lain, K=3 memberikan struktur kluster yang lebih mudah ditafsirkan serta selaras dengan hasil pada Metode Elbow.

Penurunan nilai silhouette dari 0.44 (K=2) menjadi 0.38 (K=3) masih berada pada rentang yang dapat diterima untuk data dunia nyata (*real-world data*), terutama karena dataset beban kerja guru biasanya memiliki variasi yang berkelanjutan (*continuous*), sehingga pembentukan kluster tidak mungkin mencapai pemisahan sempurna. Dengan demikian, pemilihan K=3 tetap valid secara statistik dan jauh lebih relevan secara praktis.



Gambar 3 visualisasi Penentuan K Menggunakan Silhouette Score

Berdasarkan analisis komprehensif yang mengintegrasikan Metode *Elbow* dan *Silhouette Score*, penelitian ini menetapkan 3 (tiga) sebagai jumlah kluster optimal (\$K\$). Meskipun perhitungan *Silhouette Score* menunjukkan nilai numerik tertinggi pada \$K=2\$, analisis mendalam terhadap struktur data mengungkapkan bahwa \$K=3\$ memberikan segmentasi yang lebih bermakna secara interpretatif. Hal ini sejalan dengan hasil Metode *Elbow* yang juga menunjukkan titik optimal pada \$K=3\$. Konsistensi antara indikasi teknis *Elbow* dan pertimbangan interpretabilitas *Silhouette* ini menguatkan keputusan bahwa tiga kluster adalah jumlah yang paling tepat untuk memetakan beban kerja guru di SMP Pesantren Nurul Anshor. Oleh karena itu, nilai \$K=3\$ digunakan sebagai parameter final dalam pemodelan *K-Means* selanjutnya, guna memastikan pembentukan pola yang akurat, mudah dipahami, serta relevan sebagai dasar pengambilan kebijakan manajerial.

Pemodelan K-Means Clustering Setelah diperoleh jumlah kluster optimal K = 3, tahap berikutnya adalah melakukan pemodelan K-Means untuk menghasilkan segmentasi beban kerja guru. Tahap pemodelan ini dilakukan sesuai dengan prosedur penelitian yang dijelaskan pada Bab 3, yang meliputi proses menjalankan algoritma K-Means, menetapkan centroid, melakukan pengelompokan guru berdasarkan fitur hasil rekayasa, memvisualisasikan kluster yang terbentuk, serta menganalisis karakteristik setiap kluster.

Pemodelan K-Means dijalankan menggunakan dua fitur utama yang telah distandardisasi sebelumnya, yaitu: Total Jam Mengajar (Beban Absolut) Proporsi Jam Piket (Beban Tugas Tambahan Relatif).

Kedua fitur tersebut dipilih karena secara langsung merepresentasikan intensitas kerja seorang guru baik dalam bentuk beban mengajar formal maupun kontribusi terhadap tugas

tambahan non-pembelajaran. Dengan demikian, model dapat mengidentifikasi perbedaan pola beban kerja secara lebih komprehensif.

Menjalankan Algoritma K-Means Algoritma K-Means dijalankan dengan parameter utama $K = 3$ yang merupakan hasil tahap penentuan nilai K . Proses ini melibatkan iterasi berulang untuk meminimalkan jarak antara setiap data guru dengan centroid kluster, hingga tercapai kondisi konvergensi. Algoritma menetapkan pusat kluster (centroid) awal secara acak dan kemudian memperbaruinya berdasarkan distribusi data hingga model mencapai kestabilan. Eksekusi algoritma K-Means pada dataset beban kerja guru menghasilkan tiga kluster yang memiliki struktur berbeda dan mudah diinterpretasikan.

Penetapan Centroid Setelah proses iterasi selesai, model menetapkan nilai akhir dari centroid masing-masing kluster. Centroid merepresentasikan nilai rata-rata dari setiap fitur dalam kluster dan digunakan sebagai dasar untuk memahami karakteristik kelompok guru seperti yang ditampilkan pada tabel 1

Tabel 1 Penetapan Centroid

Kluster	Jumlah Guru	Rata Total Jam Mengajar	Rata Proporsi Piket
0	2	238.50 jam	26.81%
2	3	218.67 jam	10.25%
1	5	75.60 jam	0.67%

Hasil centroid menunjukkan bahwa ketiga kluster memiliki pola beban kerja yang berbeda secara jelas: Kluster 0 merupakan kelompok dengan beban kerja paling berat, ditandai oleh rata-rata total jam mengajar yang sangat tinggi serta proporsi piket tertinggi. Kluster 2 merupakan guru dengan beban mengajar tinggi namun tugas tambahan relatif rendah, yang mengindikasikan peran dominan pada kegiatan KBM. Kluster 1 merupakan kelompok guru dengan beban kerja paling ringan, baik dari segi jam mengajar maupun proporsi piket.

CONCLUSION

Berdasarkan rangkaian proses penelitian yang dimulai dari pengumpulan data, eksplorasi awal, pembersihan data, hingga analisis lebih mendalam melalui pemodelan K-Means Clustering, penelitian ini memberikan gambaran yang komprehensif mengenai dinamika beban kerja guru di lingkungan sekolah. Data log

aktivitas yang dianalisis meliputi jam KBM, jam Non-KBM, absensi, serta distribusi jam mengajar per hari dan per bulan. Seluruh variabel tersebut memberikan representasi yang kaya dan aktual mengenai perilaku kerja guru dalam menjalankan tugas profesionalnya. Melalui proses data preparation, termasuk standarisasi fitur dan normalisasi skala agar seluruh variabel dapat dibandingkan secara adil, model klusterisasi berhasil mengidentifikasi pola-pola tertentu yang sebelumnya sulit terlihat dengan pendekatan manual.

Hasil penelitian memperlihatkan bahwa adanya variasi beban kerja yang cukup signifikan antar-guru, sehingga pemetaan berbasis kluster menjadi pendekatan yang tepat dan lebih objektif. Kluster yang dihasilkan—Overload, Ideal, dan Underload—menjadi indikator penting yang merepresentasikan kondisi nyata di lapangan. Kluster Overload menunjukkan kelompok guru dengan intensitas kerja yang sangat tinggi dan berpotensi mengalami kelelahan kerja. Kluster Ideal menggambarkan guru dengan keseimbangan kerja yang baik dan produktivitas yang stabil. Sementara itu, kluster Underload memperlihatkan adanya guru dengan beban kerja relatif rendah sehingga diperlukan optimalisasi distribusi tugas.

Selain itu, penggunaan Silhouette Score sebagai metode evaluasi turut memperkuat validitas kluster yang terbentuk, memastikan bahwa pemisahan antar-kluster memiliki tingkat koherensi internal dan separasi antar-kluster yang memadai. Temuan ini tidak hanya menegaskan bahwa segmentasi berbasis data dapat memetakan distribusi beban kerja secara lebih akurat, tetapi juga menunjukkan bahwa pendekatan analitik mampu melampaui subjektivitas dalam penilaian administratif tradisional. Dengan demikian, hasil penelitian ini memberikan kontribusi strategis bagi institusi pendidikan dalam mengembangkan kebijakan berbasis bukti (evidence-based policy) untuk meningkatkan efektivitas manajemen sumber daya manusia.

REFERENCE

- [1] G. Thompson, S. Creagh, M. Stacey, A. Hogan, and N. Mockler, "Researching teachers' time use : Complexity , challenges and a possible way forward," *The Australian Educational Researcher*, vol. 51, no. 4, pp. 1647–1670, 2024, doi: 10.1007/s13384-023-00657-1.
- [2] V. D. Nguyen, H. V. Khoa, T. N. Kieu, and E.-N. Huh, "Internet of things-based intelligent attendance system: Framework, practice implementation, and application,"

- Electronics*, vol. 11, no. 19, p. 3151, 2022, doi: 10.3390/electronics11193151.
- [3] X. Zhang, Y. Ding, X. Huang, W. Li, L. Long, and S. Ding, "Smart classrooms: How sensors and AI are shaping educational paradigms," *Sensors*, vol. 24, no. 17, p. 5487, 2024, doi: 10.3390/s24175487.
- [4] I. D. Perwitasari, J. Hendrawan, N. A. Putri, and Y. T. Bilqis, "QR Code Based Attendance System as an Innovation for High School Management," *Journal of Informatics Management and Information Technology*, vol. 4, no. 4, pp. 158–163, 2024, doi: 10.47065/jimat.v4i4.417.
- [5] M. S. Mohammed and K. A. Zidan, "Enhancing attendance tracking using animated QR codes: a case study," *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, vol. 31, no. 3, pp. 1716–1723, 2023, doi: 10.11591/ijeecs.v31.i3.pp1716-1723.
- [6] R. Liu, "Data Analysis of Educational Evaluation Using K-Means Clustering Method," *Computational Intelligence and Neuroscience*, p. 3762431, 2022, doi: 10.1155/2022/3762431.
- [7] W. Wahyudin, L. Septem Riza, E. Erlangga, and D. N. Al Husaeni, "Machine Learning-Based Clustering for Program Learning Outcomes in Higher Education: A Systematic Review," *Brilliance: Research of Artificial Intelligence*, vol. 5, no. 1, 2025, doi: 10.47709/brilliance.v5i1.5953.
- [8] M. Roski, R. Sebastian, R. Ewerth, A. Hoppe, and A. Nehring, "Computers & Education Learning analytics and the Universal Design for Learning (UDL): A clustering approach," *Computers & Education*, vol. 214, no. March, p. 105028, 2024, doi: 10.1016/j.compedu.2024.105028.