JOURNAL OF INFORMATION SCIENCE AND TECHNOLOGY
Vol. 15, No. 2, Oktober 2026

Analisis Kesiapan Aparatur Sipil Negara (ASN) Menjelang Masa Pensiun di Provinsi Papua Barat dan Papua Barat Daya Menggunakan Machine Learning

(Analysis of State Civil Apparatus (ASN) Readiness for Retirement in West Papua and Southwest Papua Provinces Using Machine Learning)

Sonya Lestiana[1], Christian Dwi Suhendra[2], Lion Ferdinand Marini[3]
[1,2,3] Program Studi Teknik Informatika, Jurusan Teknik Infprmatika, Fakultas Teknik, Universitas Papua, Indonesia
[1]202565129@student.unipa.ac.id, [2]c.suhendra@unipa.ac.id, [3]l.marini@unipa.ac.id

Info Artikel

Riwayat Artikel:

Diterima 25 Sept 2026
Direvisi 20 Okt 2026
Disetujui 28 Okt 2026

Key Words:

Classification
Clustering
Machine learning
Retirement readiness
Support vector machine

ABSTRACT

Every Indonesian civil servant (ASN) will eventually face retirement, yet readiness for this transition is rarely assessed individually, especially in West Papua and southwest Papua Province, where geographic dispersion and limited access to financial and skills-training services make uniform pre-retirement preparation inadequate. This study proposes a machine learning framework that combines predictive classification with clustering to support more targeted pre-retirement guidance. A Support Vector Machine (SVM) with an RBF kernel, applied to ten features selected through Mutual Information from questionnaire data covering financial, health, and psychological dimensions, was used to classify 1,500 ASN respondents into three readiness categories: Less Ready, Fairly Ready, and Ready. In parallel, K-Means clustering grouped respondents by post-retirement skill interests. The SVM model achieved 76.0% accuracy (macro F1-score 0.763, AUC 0.912) without indications of overfitting, while K-Means produced five clearly separated interest clusters (Silhouette score 0.4825). A chi-square test showed no significant association between skill-interest clusters and readiness categories ($p = 0.9568$), indicating that financial-psychological readiness and skills training should be addressed through separate, parallel programs. These findings offer agencies in West Papua a data-driven basis for designing segmented, targeted pre-retirement coaching programs.

Kata Kunci:

Klasifikasi
Klasterisasi
Machine Learning
Kesiapan Pensiun
Support Vector Machine

ABSTRAK

Pensiun merupakan keniscayaan yang dihadapi setiap Aparatur Sipil Negara (ASN), namun kesiapan menghadapinya jarang dinilai secara individual, khususnya di Provinsi Papua Barat dan Papua Barat Daya yang memiliki keterbatasan sebaran geografis dan akses layanan keuangan maupun pelatihan keterampilan. Penelitian ini mengusulkan kerangka machine learning yang memadukan klasifikasi prediktif dan klasterisasi untuk mendukung pembinaan pra-pensiun yang lebih tepat sasaran. Support Vector Machine (SVM) berkernel RBF diterapkan pada sepuluh fitur hasil seleksi Mutual Information dari data kuesioner 1.500 responden ASN yang mencakup dimensi finansial, kesehatan, dan psikologis, untuk mengklasifikasikan kesiapan pensiun ke dalam tiga kategori: Kurang Siap, Cukup Siap, dan Siap. Secara paralel, K-Means digunakan untuk mengelompokkan responden berdasarkan minat keterampilan pasca-pensiun. Model SVM mencapai akurasi 76,0% (F1-macro 0,763, AUC 0,912) tanpa indikasi overfitting, sementara K-Means menghasilkan lima klaster minat yang terpisah jelas (Silhouette 0,4825). Uji chi-square menunjukkan tidak terdapat hubungan signifikan antara klaster minat keterampilan dan kategori kesiapan ($p = 0,9568$), sehingga program penguatan kesiapan finansial-psikologis dan program pelatihan keterampilan perlu dijalankan secara terpisah dan paralel. Temuan ini memberikan dasar berbasis data bagi instansi di Papua Barat untuk merancang program pembinaan pra-pensiun yang tersegmentasi dan tepat sasaran.

Koresponden:
Sonya Lestiana
Program Studi Teknik Informatika, Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Papua
Email: 202565129@student.unipa.ac.id

1. PENDAHULUAN

Pensiun merupakan keniscayaan yang pasti dihadapi oleh setiap Aparatur Sipil Negara (ASN). Berdasarkan data Badan Kepegawaian Negara (BKN) per 1 Juli 2026, jumlah ASN di Indonesia mencapai 6.776.871 orang, yang terdiri atas 3.480.108 Pegawai Negeri Sipil (PNS), 2.076.163 Pegawai Pemerintah dengan Perjanjian Kerja (PPPK) dan 1.220.600 PPPK Paruh Waktu. Sebagian besar ASN tersebut, yakni 5.325.615 orang atau sekitar 78 persen, bertugas pada instansi daerah. Dengan struktur usia ASN yang didominasi kelompok usia produktif menuju masa purna bakti, setiap tahun terdapat puluhan ribu ASN yang memasuki Batas Usia Pensiun (BUP), sehingga kesiapan menghadapi transisi ini menjadi persoalan kepegawaian yang berulang dan berskala besar. Program persiapan pensiun yang dirancang secara tepat terbukti berkontribusi signifikan terhadap kesiapan pegawai ASN dalam menghadapi masa purnatugas [1].

Di Provinsi Papua Barat dan Papua Barat Daya, persoalan ini memiliki dimensi tambahan. Keterbatasan akses terhadap layanan keuangan formal, sebaran geografis instansi yang berjauhan antarkabupaten, serta terbatasnya lembaga pelatihan keterampilan pasca-pensiun menyebabkan persiapan menghadapi masa pensiun tidak dapat disamakan dengan daerah lain yang infrastrukturnya lebih mapan. Kondisi ini menuntut perencanaan program pembinaan pra-pensiun yang berbasis data kondisi riil ASN setempat, bukan sekadar replikasi program dari daerah lain.

Menurut data Kanreg XIV BKN Manokwari, jumlah ASN kabupaten/kota yang memasuki usia pensiun dalam 3–5 tahun ke depan per tanggal 22 Juli 2026 adalah 5.669 pegawai, tersebar di 13 kabupaten/kota dan 2 Provinsi Papua Barat dan Provinsi Papua Barat Daya. Masa pensiun bukan semata peristiwa administratif berupa berakhirnya hubungan kerja, melainkan transisi kehidupan yang menyangkut sekurang-kurangnya tiga dimensi sekaligus. Dimensi finansial berkaitan dengan kecukupan uang pensiun terhadap kebutuhan hidup, beban cicilan yang masih berjalan, kepemilikan aset, serta ketersediaan program perlindungan finansial tambahan. Dimensi kesehatan menyangkut kondisi fisik, riwayat penyakit kronis, akses terhadap jaminan kesehatan, dan besarnya biaya kesehatan yang harus ditanggung sendiri.

Dimensi psikologis berkaitan dengan kesiapan mental menerima perubahan status, hilangnya rutinitas dan peran sosial, serta kejelasan rencana aktivitas setelah tidak lagi bekerja. Pada dimensi finansial, literasi keuangan dan perilaku menabung terbukti berpengaruh signifikan terhadap kesiapan pensiun [2], dan temuan serupa pada tenaga pendidik menunjukkan bahwa kesiapan finansial pra dan pasca pensiun masih menjadi tantangan utama yang belum banyak diintervensi secara terukur [3]. Ketidaksiapan pada salah satu dimensi tersebut berpotensi menimbulkan *post power syndrome*, yaitu kondisi psikologis yang ditandai dengan kehilangan makna diri setelah kehilangan jabatan dan peran formal. Praktik yang berjalan saat ini pada umumnya masih berupa pembekalan pra-pensiun yang bersifat seragam.

Melalui pendekatan klasifikasi, tingkat kesiapan ASN dapat diprediksi dari sejumlah variabel yang terukur, sehingga instansi dapat mengidentifikasi lebih awal kelompok ASN yang memerlukan pendampingan intensif. Sementara itu, melalui pendekatan klasterisasi, ASN dapat dikelompokkan berdasarkan kemiripan minat keterampilan pasca-pensiun, sehingga program pelatihan dapat dirancang sesuai kebutuhan tiap kelompok. Kedua pendekatan tersebut bersifat saling melengkapi: klasifikasi menjawab pertanyaan siapa yang perlu diprioritaskan, sedangkan klasterisasi menjawab pertanyaan pelatihan apa yang perlu disiapkan.

penelitian ini memilih *Support Vector Machine* (SVM) karena karakteristik permasalahan kesiapan pensiun sangat sesuai dengan keunggulan metode tersebut. Data kesiapan pensiun bersifat multidimensi dengan batas antarkategori yang tidak tegas, seorang ASN dapat memiliki kondisi finansial yang baik namun kesiapan psikologis yang rendah, sehingga tidak selalu dapat dipisahkan secara sederhana. SVM bekerja dengan mencari *hyperplane* pemisah bermargin maksimal antarkelas, dan melalui mekanisme kernel mampu memisahkan data yang tidak terpisah secara linear dengan memetakannya ke ruang berdimensi lebih tinggi [6]. Selain itu, karena dibangun di atas prinsip *structural risk minimization*, SVM dikenal memiliki kemampuan generalisasi yang baik dan menunjukkan keunggulan khusus pada permasalahan dengan sampel terbatas, data nonlinear, dan berdimensi tinggi [7].

Namun, tidak semua variabel dalam kuesioner memberikan kontribusi yang sama terhadap penentuan kesiapan pensiun. Sebagian variabel justru dapat menambah derau (*noise*) yang menurunkan akurasi model dan mengaburkan variabel mana yang sesungguhnya menentukan [7]. Oleh karena itu, seleksi fitur perlu dilakukan sebelum klasifikasi, baik untuk meningkatkan performa model maupun untuk mengetahui secara pasti variabel-variabel yang paling berpengaruh terhadap kesiapan pensiun ASN, informasi yang berguna sebagai dasar penyusunan indikator pemantauan oleh instansi [8]. Penelitian ini memilih *Mutual Information* (MI) sebagai teknik seleksi fitur karena metode ini telah terbukti secara konsisten meningkatkan akurasi

klasifikasi sekaligus efisiensi komputasi di berbagai domain data, mulai dari klasifikasi data medis menggunakan pendekatan *filter*, *wrapper*, dan *embedded* [9], seleksi fitur klinis untuk prediksi COVID-19 [10], pengenalan emosi ucapan [11], hingga analisis sentimen ulasan produk [12] menunjukkan bahwa MI mampu menangani karakteristik data yang beragam, termasuk data kuesioner yang bersifat campuran seperti pada penelitian ini. Selanjutnya, identifikasi tingkat kesiapan saja belum cukup untuk merancang program pembinaan yang tepat, karena minat keterampilan yang ingin ditekuni ASN setelah pensiun juga beragam. Pengelompokan (klasterisasi) terhadap minat keterampilan pasca-pensiun perlu dilakukan agar program pelatihan dapat disusun sesuai kecenderungan tiap kelompok, bukan bersifat seragam; pengelompokan objek yang berbagi karakteristik serupa memungkinkan perlakuan yang lebih terarah pada tiap segmen [13], dan K-Means banyak digunakan untuk keperluan ini karena efisien serta menghasilkan kelompok yang mudah diinterpretasikan [14]. Dengan demikian, klasifikasi menjawab siapa yang perlu diprioritaskan, sedangkan klasterisasi menjawab pelatihan apa yang perlu disiapkan bagi masing-masing kelompok.

2. METODE

Explaining Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan alur yang terdiri atas lima tahap: pengumpulan data melalui kuesioner, praproses dan rekayasa fitur, seleksi fitur, klasifikasi kesiapan pensiun, dan klasterisasi bidang minat. Setiap tahap dijelaskan berikut, dilengkapi persamaan matematis yang menjadi dasar perhitungannya.

2.1. Data dan Variabel Penelitian

Data penelitian berupa jawaban kuesioner dari 1.500 responden ASN di Provinsi Papua Barat dan Papua Barat Daya. Instrumen memuat 26 variabel yang mencakup identitas demografis, kondisi finansial, kondisi kesehatan, kesiapan psikologis, dan minat keterampilan pasca-pensiun. Variabel target adalah kategori kesiapan pensiun yang terdiri atas tiga kelas: Kurang Siap, Cukup Siap, dan Siap.

2.2. Praproses dan Rekayasa Fitur

Variabel kategorikal berjenjang (ordinal) seperti golongan, pendidikan, gaji, dan cicilan dikonversi menjadi skor numerik sesuai urutan tingkatannya. Variabel multi-pilihan (aset, perlindungan finansial, riwayat penyakit) dikonversi menjadi jumlah item yang dipilih. Variabel nominal tanpa urutan dikonversi dengan *one-hot encoding*. Seluruh fitur numerik distandarisasi menggunakan *Z-score* agar setiap fitur memiliki rata-rata 0 dan simpangan baku 1, sebagaimana Persamaan (1). Standarisasi wajib dilakukan sebelum SVM karena algoritma ini berbasis perhitungan jarak.

$$z = (x - \mu) / \sigma \tag{1}$$

dengan x adalah nilai fitur asli, μ rata-rata fitur, dan σ simpangan baku fitur.

2.3. Seleksi Fitur dengan Mutual Information

Seleksi fitur bertujuan memilih variabel yang paling relevan terhadap target sekaligus membuang variabel yang menambah derau. Metode yang digunakan adalah *Mutual Information* (MI), yang mengukur besarnya ketidakpastian kelas Y yang berkurang setelah nilai fitur X diketahui. MI antara fitur X dan target Y dirumuskan pada Persamaan (2).

$$I(X;Y) = \Sigma_{y \in Y} \Sigma_{x \in X} p(x,y) \log [\, p(x,y) / (p(x) \cdot p(y)) \,] \tag{2}$$

Secara ekuivalen, MI dapat dinyatakan dalam bentuk entropi pada Persamaan (3):

$$I(X;Y) = H(Y) - H(Y|X) \tag{3}$$

dengan H(Y) entropi target dan H(Y|X) entropi bersyarat. Nilai MI selalu non-negatif dan bernilai nol jika dan hanya jika X dan Y saling independen. Fitur diurutkan berdasarkan skor MI, lalu 10 fitur dengan skor tertinggi dipertahankan untuk tahap klasifikasi.

2.4. Klasifikasi dengan *Support Vector Machine*

Support Vector Machine (SVM) mencari hyperplane pemisah yang memaksimalkan margin antarkelas. Untuk data yang tidak terpisah secara linear, digunakan fungsi kernel yang memetakan data ke ruang berdimensi lebih tinggi. Persoalan optimasi SVM dengan *soft margin* dirumuskan pada Persamaan (4).

$$\min \tfrac{1}{2}\|w\|^2 + C \Sigma_i \xi_i \tag{4}$$

dengan kendala $y_i (w \cdot \varphi(x_i) + b) \geq 1 - \xi_i$ dan $\xi_i \geq 0$, di mana w vektor bobot, b bias, ξ_i variabel slack, C parameter penalti, dan $\varphi(\cdot)$ fungsi pemetaan ke ruang fitur. Penelitian ini menggunakan kernel Radial Basis Function (RBF) pada Persamaan (5).

$$K(xi, xj) = \exp(-\gamma \|xi - xj\|^2) \quad (5)$$

dengan γ (gamma) mengatur jangkauan pengaruh satu titik data. Parameter C dan γ dioptimasi melalui GridSearchCV dengan validasi silang 10-fold, menggunakan metrik F1-macro agar ketiga kelas diperlakukan setara. Untuk kasus tiga kelas, scikit-learn menerapkan strategi *one-vs-one* secara otomatis.

2.5. Klasterisasi dengan K-Means

Minat keterampilan pasca-pensiun (lima bidang, boleh dipilih lebih dari satu) dikonversi menjadi matriks indikator biner, lalu dikelompokkan dengan algoritma K-Means. K-Means meminimalkan jumlah kuadrat jarak dalam klaster (*within-cluster sum of squares*, WCSS) sebagaimana Persamaan (6).

$$WCSS = \Sigma(i=1..k) \Sigma(x \in Ci) \|x - \mu i\|^2 \quad (6)$$

Dengan k jumlah klaster, C_i himpunan anggota klaster ke-i, dan μ_i sentroid klaster ke-i yang dihitung pada Persamaan (7).

$$\mu i = (1/|Ci|) \Sigma(x \in Ci)\, x \quad (7)$$

Jumlah klaster optimal ditentukan dengan memadukan Metode *Elbow* (mengamati titik penurunan WCSS mulai melandai) dan *Silhouette Score*. Silhouette untuk satu objek dihitung pada Persamaan (8).

$$s(i) = (b(i) - a(i)) / \max\{a(i), b(i)\} \quad (8)$$

Dengan a(i) rata-rata jarak objek i ke seluruh objek dalam klaster yang sama, dan b(i) rata-rata jarak terkecil objek i ke objek pada klaster tetangga terdekat. Nilai s(i) berkisar antara −1 hingga +1; makin mendekati +1 makin baik pengelompokannya.

2.6. Evaluasi Model

Kinerja klasifikasi dievaluasi dengan akurasi, precision, recall, dan F1-score yang dihitung dari confusion matrix, serta dengan kurva ROC dan nilai AUC (*one-vs-rest*). Akurasi dan F1-score dirumuskan pada Persamaan (9) dan (10).

$$Akurasi = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN) \quad (9)$$

$$F1 = 2 \cdot (Precision \cdot Recall) / (Precision + Recall) \quad (10)$$

Dengan TP *true positive*, TN *true negative*, FP *false positive*, dan FN *false negative*. Untuk memastikan model tidak *overfitting*, digunakan *learning curve* yang membandingkan akurasi *training* dan validasi seiring bertambahnya data. Kualitas klaster dievaluasi dengan *Silhouette Score*, sedangkan keterkaitan hasil klasterisasi dengan kategori kesiapan diuji dengan uji *Chi-Square*.

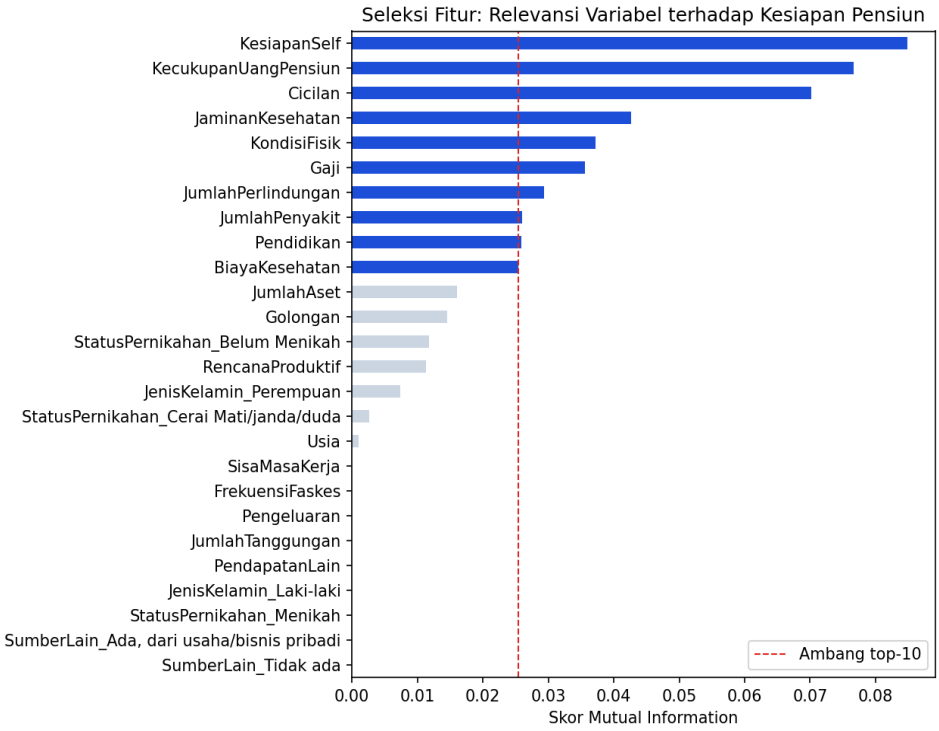
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Karakteristik Data

Data 1.500 responden terdistribusi seimbang pada ketiga kategori kesiapan pensiun: Kurang Siap (495 responden), Cukup Siap (510 responden), dan Siap (495 responden). Distribusi yang seimbang ini menjadikan akurasi sebagai metrik yang representatif dan menghindari bias model terhadap kelas mayoritas.

3.2. Hasil Seleksi Fitur (*Mutual Information*)

Skor *Mutual Information* dihitung untuk seluruh 26 fitur hasil rekayasa. Gambar 1 menampilkan peringkat relevansi tiap fitur, sepuluh fitur teratas dipertahankan untuk klasifikasi.



Gambar 1. Skor *Mutual Information* Seluruh Fitur Terhadap Kategori Kesiapan Pensiun

Tabel 2 merinci sepuluh fitur terpilih beserta skor MI-nya. Ketiga fitur teratas yaitu kesiapan diri, kecukupan uang pensiun, dan beban cicilan memiliki skor jauh di atas fitur lain, menegaskan bahwa kesiapan pensiun ditentukan terutama oleh gabungan aspek psikologis dan finansial.

Tabel 2. Sepuluh Fitur Terpilih Hasil Seleksi *Mutual Information*

Peringkat	Fitur	Skor MI	Dimensi
1	Kesiapan Diri (psikologis)	0.0849	Psikologis
2	Kecukupan Uang Pensiun	0.0766	Finansial
3	Beban Cicilan/Utang	0.0702	Finansial
4	Jaminan Kesehatan	0.0427	Kesehatan
5	Kondisi Fisik	0.0372	Kesehatan
6	Gaji	0.0356	Finansial
7	Jumlah Perlindungan Finansial	0.0294	Finansial
8	Jumlah Riwayat Penyakit	0.0260	Kesehatan
9	Pendidikan	0.0259	Finansial/Sosial
10	Biaya Kesehatan	0.0254	Kesehatan

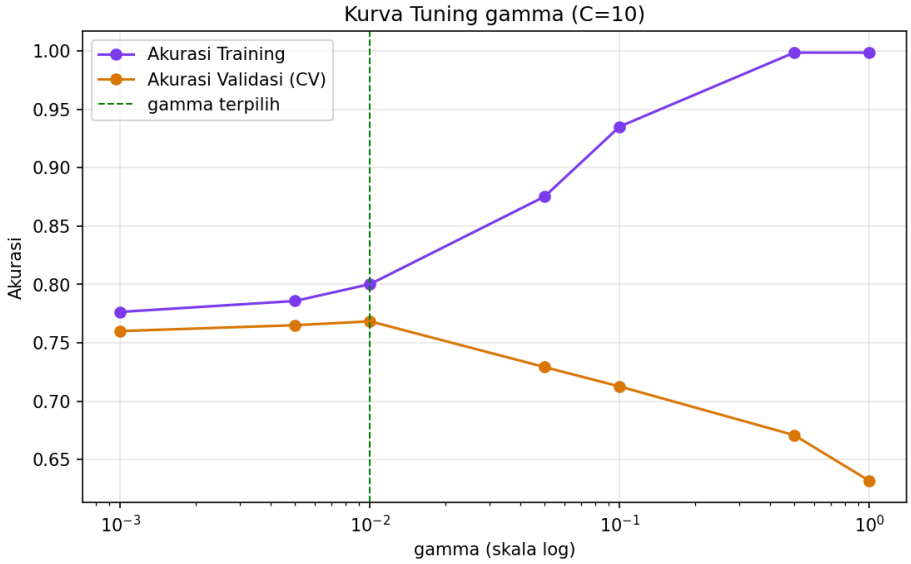
Sebagai validasi silang, tingkat kepentingan fitur juga dihitung dengan *Random Forest importance*. Urutan lima fitur teratas dari kedua metode konsisten (kecukupan uang pensiun, kondisi fisik, kesiapan diri, cicilan, dan perlindungan finansial), sehingga menguatkan validitas hasil seleksi fitur.

3.3. Hasil Klasifikasi SVM

Kesepuluh fitur terpilih distandarisasi dan dibagi menjadi data latih (80%) dan data uji (20%) secara *stratified*. Pencarian parameter melalui GridSearchCV 10-fold menghasilkan parameter terbaik C=10 dan gamma=0.01. Model SVM final mencapai akurasi 76.0% pada data uji.

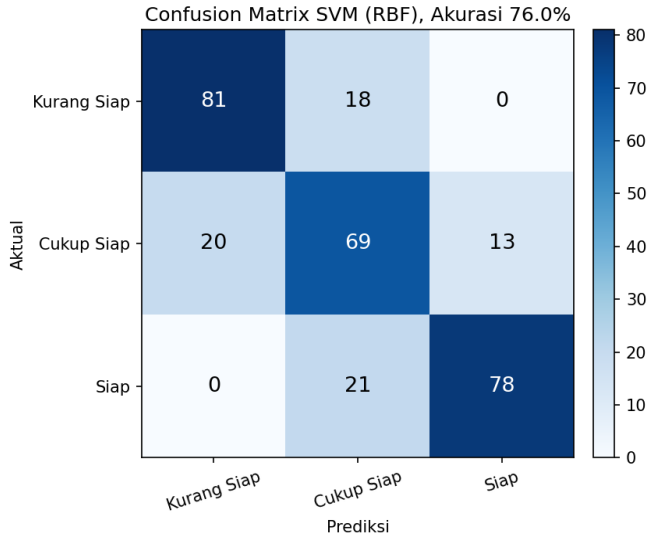
3.3.1. Kurva Tuning Parameter

Gambar 2 menampilkan pengaruh parameter gamma terhadap akurasi. Pada gamma besar, akurasi *training* mendekati sempurna sementara akurasi validasi menurun tajam gejala *overfitting*. Nilai gamma terpilih berada pada titik akurasi validasi tertinggi, sebelum kurva mulai menyimpang.



Gambar 2. Kurva Tuning Parameter Gamma: Akurasi *Training* vs Validasi

3.3.2. Confusion Matrix dan Metrik per Kelas

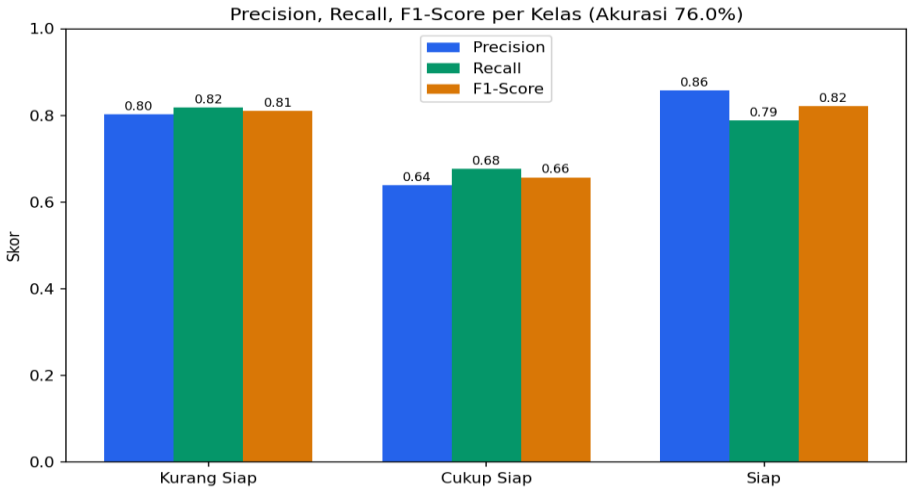


Gambar 3. *Confusion Matrix Model* SVM (akurasi 76.0%)

Tabel 3 merangkum *precision*, *recall*, dan *F1-score* untuk tiap kelas. Model paling akurat mengenali kategori Kurang Siap dan Siap, sedangkan kategori Cukup Siap yang berada di tengah paling sering tertukar hal yang wajar karena kategori menengah berbatasan langsung dengan dua kategori lainnya.

Tabel 3. *Precision*, *Recall*, dan *F1-score* per Kategori

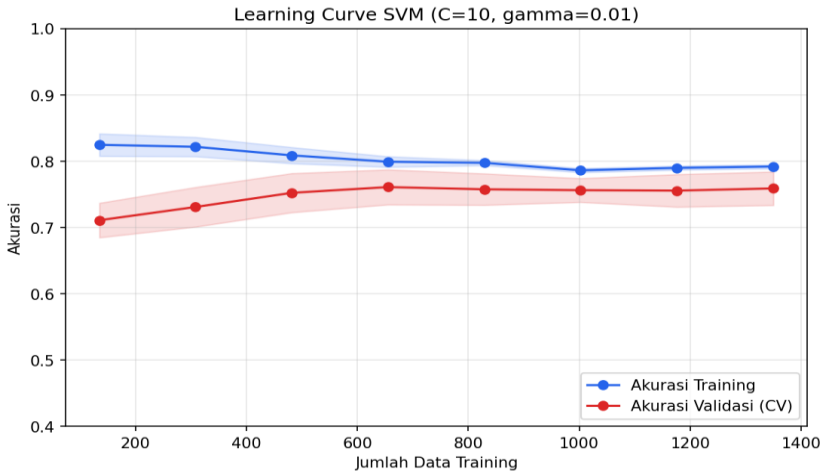
Kategori	***Precision***	***Recall***	***F1-Score***	***Data Uji***
Kurang Siap	0.802	0.818	0.810	99
Cukup Siap	0.639	0.676	0.657	102
Siap	0.857	0.788	0.821	99
Rata-rata (macro)	0.766	0.761	0.763	300



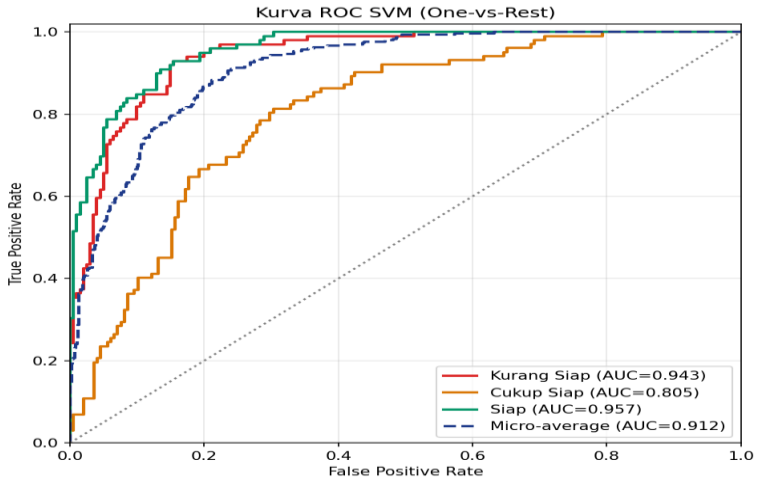
Gambar 4. Perbandingan *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score* per Kelas

3.3.3. Uji Overfitting: Learning Curve

Gambar 5 menampilkan learning curve model. Selisih akurasi training dan validasi pada data penuh hanya 0.033 (setara 3.3 poin persentase), dan kedua kurva sudah melandai. Pola ini menegaskan model SVM tidak mengalami *overfitting* dan sudah stabil pada ukuran data 1.500 responden.



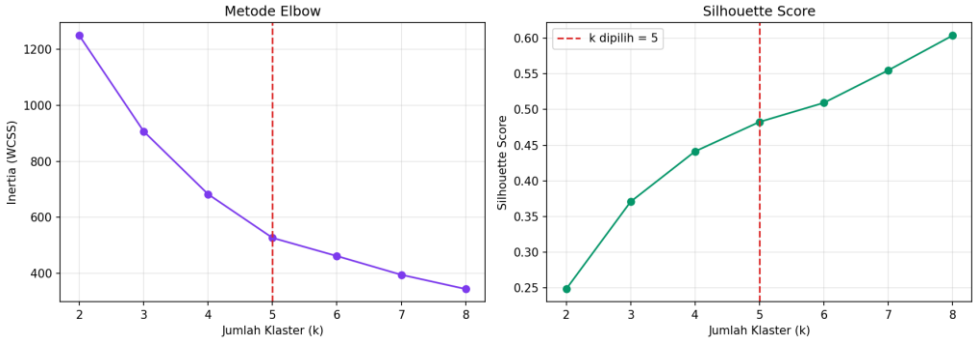
Gambar 5. Learning curve model SVM



Gambar 6. Kurva ROC Model SVM (*One-vs-Rest*) per Kategori Kesiapan Pensiun

3.4. Hasil Klasterisasi K-Means

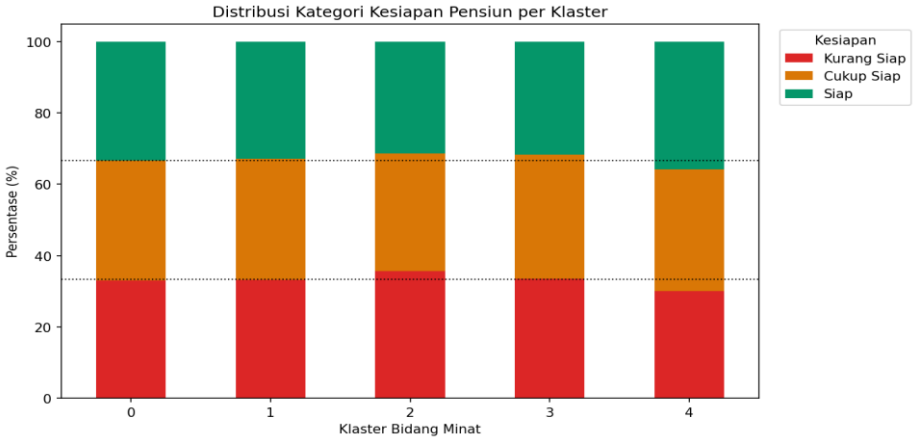
Frekuensi pemilihan lima bidang keterampilan pasca-pensiun tergolong merata (26,7%–31,5%), menunjukkan tidak ada bidang yang mendominasi *preferensi* ASN secara mencolok. Penentuan jumlah klaster optimal dilakukan dengan Metode *Elbow* dan *Silhouette Score* (Gambar 7).



Gambar 7. Metode *Elbow* (Kiri) dan *Silhouette Score* (Kanan) untuk Penentuan Jumlah Klaster

3.5. Hubungan Klaster Minat dan Kesiapan Pensiun

Untuk menguji apakah bidang minat berkaitan dengan tingkat kesiapan pensiun, dilakukan uji *Chi-Square* terhadap tabel kontingensi klaster dan kategori kesiapan. Diperoleh nilai *Chi-Square* 2.6018 dengan derajat bebas 8 dan *p-value* 0.9568. Karena *p-value* jauh lebih besar dari taraf signifikansi 0,05, hipotesis nol tidak dapat ditolak: tidak terdapat hubungan yang signifikan antara bidang minat pasca-pensiun dan tingkat kesiapan pensiun.



Gambar 10. Distribusi kategori kesiapan pensiun pada tiap klaster bidang minat

Tabel 5 memperkuat temuan tersebut: distribusi kategori kesiapan relatif merata di seluruh klaster dengan selisih antar-klaster kurang dari 6 poin persentase. Artinya, ASN yang berminat pada bidang tertentu tidak otomatis lebih siap atau kurang siap menghadapi pensiun.

Tabel 5. Distribusi kategori kesiapan pensiun pada tiap klister

Klaster	Kurang Siap	Cukup Siap	Siap
0 (Kerajinan & Jasa Kreatif)	33%	33.7%	33.3%
1 (Kuliner)	33.2%	33.9%	32.8%
2 (Peternakan & Perikanan)	35.7%	33%	31.3%
3 (Teknis & Perbengkelan)	33.5%	34.8%	31.7%
4 (Agrobisnis)	30%	34.1%	35.9%

4. KESIMPULAN

Hasil penelitian menghasilkan tiga temuan terukur. Pertama, kesiapan pensiun ASN dapat diklasifikasikan secara andal dengan akurasi 76.0% menggunakan SVM pada 10 fitur terpilih, jauh di atas baseline tebak acak untuk tiga kelas (33%). Kedua, variabel penentu kesiapan pensiun terkonsentrasi pada tiga dimensi: psikologis (kesiapan diri), finansial (kecukupan uang pensiun, cicilan, gaji, perlindungan finansial), dan kesehatan (kondisi fisik, jaminan kesehatan, riwayat penyakit). Ketiga, minat keterampilan pasca-pensiun membentuk lima kelompok yang jelas namun tidak berkaitan dengan tingkat kesiapan.

Seleksi fitur Mutual Information berhasil menyaring 10 dari 26 variabel yang paling relevan terhadap kesiapan pensiun, seluruhnya berasal dari dimensi finansial, kesehatan, dan psikologis, dan tervalidasi silang dengan *random forest importance*. Model klasifikasi SVM kernel RBF (C=10, gamma=0.01) mencapai akurasi 76.0% dengan *F1-macro* 0.763 dan AUC 0.943–0.957; *learning curve* dengan gap 0.033 membuktikan model tidak *overfitting*. Klasterisasi K-Means menghasilkan 5 klaster minat keterampilan yang terpisah jelas (*Silhouette* 0.4825), masing-masing didominasi satu bidang: Agrobisnis, Peternakan & Perikanan, Kuliner, Teknis & Perbengkelan, serta Kerajinan & Jasa Kreatif. Uji *Chi-Square* ($p=0.9568 > 0,05$) menunjukkan bidang minat pasca-pensiun tidak berkaitan signifikan dengan tingkat kesiapan pensiun, sehingga kedua aspek perlu ditangani melalui program pembinaan yang terpisah dan berjalan paralel.

REFERENSI

[1] S. M. Sari and E. Elpanso, "Pengaruh kebutuhan program persiapan pensiun terhadap kesiapan pegawai ASN dalam menghadapi masa pensiun pada Dinas Kearsipan Provinsi Sumatera Selatan," *SEIKO: J. Manage. Bus.*, vol. 6, no. 2, 2023, doi: 10.37531/sejaman.v6i2.5645.

[2] A. Pratama, C. Srimindarti, and Hendrian, "Pengaruh literasi keuangan dan perilaku menabung terhadap kesiapan pensiun pada pekerja di Kota Timika," *Akuntansi Dewantara*, vol. 7, no. 2, pp. 157–166, 2023, doi: 10.30738/ad.v7i2.15778.

[3] S. M. Sukaningtyas, "Analisis kesiapan finansial tenaga pendidik pra dan pasca pensiun," *J. Global Ilmiah*, vol. 1, no. 10, pp. 351–354, 2024.

[4] E. P. Dewi et al., "Kecerdasan emosional terhadap kecemasan menghadapi masa pensiun pegawai," *Bull. Counseling Psychother.*, vol. 4, no. 2, pp. 441–447, 2022, doi: 10.51214/bocp.v4i2.176.

[5] E. Stefanny and G. S. Redjeki, "Hubungan antara post power syndrome dengan tingkat kecemasan responden pasca pensiun di RW 05 Kecamatan Rawa Lumbu Kelurahan Bojong Menteng," *Gudang J. Ilmu Kesehatan*, vol. 2, no. 2, pp. 365–371, Aug. 2024.

[6] C. Cortes and V. Vapnik, "Support-vector networks," *Mach. Learn.*, vol. 20, no. 3, pp. 273–297, 1995, doi: 10.1007/BF00994018.

[7] J. Cervantes, F. Garcia-Lamont, L. Rodríguez-Mazahua, and A. Lopez, "A comprehensive survey on support vector machine classification: Applications, challenges and trends," *Neurocomputing*, vol. 408, pp. 189–215, 2020, doi: 10.1016/j.neucom.2019.10.118.

[8] I. Guyon and A. Elisseeff, "An introduction to variable and feature selection," *J. Mach. Learn. Res.*, vol. 3, pp. 1157–1182, 2003.

[9] S. Bashir, I. U. Khattak, A. Khan, F. H. Khan, A. Gani, and M. Shiraz, "A novel feature selection method for classification of medical data using filters, wrappers, and embedded approaches," *Complexity*, vol. 2022, Art. no. 8190814, 2022, doi: 10.1155/2022/8190814.

[10] S. P. Rajab, "Modified mutual information feature selection algorithm to predict COVID-19 using clinical data," *Comput. Methods Biomech. Biomed. Eng.*, vol. 29, no. 6, 2024, doi: 10.1080/10255842.2024.2429012.

[11] H. Roubhi, A. Hacine Gharbi, K. Rouabah, and P. Ravier, "Mutual information-based feature selection strategy for speech emotion recognition using machine learning algorithms combined with the voting rules method," *Eng. Technol. Appl. Sci. Res.*, vol. 15, no. 1, pp. 19207–19213, 2025, doi: 10.48084/etasr.9066.

[12] A. W. Wilantapoera, W. Astuti, and M. Dwifebri, "Analisis sentimen kategori aspek pada ulasan produk menggunakan metode KNN dengan seleksi fitur mutual information," *e-Proc. Eng.*, pp. 1673–1681, 2023.

[13] K. Tabianan, S. Velu, and V. Ravi, "K-means clustering approach for intelligent customer segmentation using customer purchase behavior data," *Sustainability*, vol. 14, no. 12, Art. no. 7243, 2022, doi: 10.3390/su14127243.

[14] A. M. Ikotun, A. E. Ezugwu, L. Abualigah, B. Abuhaija, and J. Heming, "K-means clustering algorithms: A comprehensive review, variants analysis, and advances in the era of big data," *Inf. Sci.*, vol. 622, pp. 178–210, 2023, doi: 10.1016/j.ins.2022.11.139.

[15] M. Bansal, A. Goyal, and A. Choudhary, "A comparative analysis of K-nearest neighbor, genetic, support vector machine, decision tree, and long short term memory algorithms in machine learning," *Decis. Anal. J.*, vol. 3, Art. no. 100071, 2022, doi: 10.1016/j.dajour.2022.100071.

[16] S. Juanita and R. D. Cahyono, "K-means clustering with comparison of elbow and silhouette methods for medicines clustering based on user reviews," *J. Tek. Inform. (JUTIF)*, vol. 5, no. 1, pp. 283–289, 2024, doi: 10.52436/1.jutif.2024.5.1.1349.

[17] M. R. Syahkur, D. Hartama, and Solikhun, "Evaluasi jumlah cluster pada algoritma K-Means++ menggunakan silhouette dan elbow dengan validasi nilai DBI dalam mengelompokkan gizi balita," *J. Sains Teknol. (JST)*, vol. 13, no. 3, pp. 487–496, 2024, doi: 10.23887/jstundiksha.v13i3.86419.

[18] A. Nur Arifah, J. Suprijadi, and I. Ginanjar, "Klasifikasi rumpun jabatan ASN berdasarkan riwayat pelatihan menggunakan multiclass support vector machine," *BIAStatistics: J. Stat. Theory Appl.*, 2023.

[19] D. Aulia, M. Safii, and D. Suhendro, "Penerapan algoritma K-Means dalam proses clustering penilaian kinerja aparatur sipil negara di Sekretariat DPRD Pematangsiantar," *Jurasik (J. Riset Sist. Inf. Tek. Inform.)*, vol. 6, no. 1, p. 47, 2021, doi: 10.30645/jurasik.v6i1.270.

[20] G. B. Kaligis and S. Yulianto, "Analisa perbandingan algoritma K-Means, K-Medoids, dan X-Means untuk pengelompokkan kinerja pegawai," *IT-Explore: J. Penerapan Teknol. Inf. Komun.*, vol. 1, no. 3, pp. 179–193, 2022, doi: 10.24246/itexplore.v1i3.2022.pp179-193.

[21] I. G. B. D. Putra, C. Pramartha, A. A. I. N. E. Karyawati, and M. A. Raharja, "Penerapan SVM dengan seleksi fitur mutual information untuk memprediksi sentimen PEMILU 2024," *JELIKU (J. Elektron. Ilmu Komput. Udayana)*, vol. 12, no. 4, pp. 857–866, 2024, doi: 10.24843/JLK.2024.v12.i04.p11.

[22] N. Sumeisey, T. Misriati, and I. Nawawi, "Klasifikasi ketidakhadiran di tempat kerja menggunakan metode support vector machine," *J. Komput. Inf. Teknol.*, vol. 5, no. 1, pp. 1–12, 2025, doi: 10.53697/jkomitek.v5i1.2618.

[23] R. Battiti, "Using mutual information for selecting features in supervised neural net learning," *IEEE Trans. Neural Netw.*, vol. 5, no. 4, pp. 537–550, Jul. 1994, doi: 10.1109/72.298224.

[24] J. R. Vergara and P. A. Estévez, "A review of feature selection methods based on mutual information," *Neural Comput. Appl.*, vol. 24, no. 1, pp. 175–186, 2014, doi: 10.1007/s00521-013-1368-0.

[25] N. A. Maori and Evanita, "Metode elbow dalam optimasi jumlah cluster pada K-Means clustering," *Simetris: J. Tek. Mesin, Elektro Ilmu Komput.*, vol. 14, no. 2, pp. 277–287, Nov. 2023, doi: 10.24176/simet.v14i2.9630.

[26] M. Shutaywi and N. N. Kachouie, "Silhouette analysis for performance evaluation in machine learning with applications to clustering," *Entropy*, vol. 23, no. 6, Art. no. 759, 2021, doi: 10.3390/e23060759.