

KLASIFIKASI TREN TENAGA KERJA PADA KABUPATEN MANGGARAI BARAT MENGGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)

Muhammad Rahman Ridho, Erna Rosani Nubatonis, Heni

Teknik Informatika, STIKOM Uyelindo Kupang
Jalan Perintid Kemerdekaan I, Kayu Putih, Kupang, NTT, Indonesia
beescuitoreeo@gmail.com

ABSTRAK

Kabupaten Manggarai Barat mengalami dinamika ketenagakerjaan signifikan akibat pesatnya transformasi ekonomi dan penetapan Labuan Bajo sebagai Destinasi Pariwisata Super Prioritas. Namun, pemetaan tren oleh pemerintah daerah terkendala kekosongan data (*missing value*) pada publikasi Badan Pusat Statistik (BPS) tahun 2016 yang memutus rantai analisis deret waktu. Hal ini memicu kesenjangan antara ketersediaan data historis dengan kebutuhan pemodelan prediktif untuk perumusan kebijakan. Penelitian ini bertujuan mengklasifikasikan arah tren tenaga kerja di Kabupaten Manggarai Barat dengan menerapkan algoritme *Support Vector Machine* (SVM) yang dikombinasikan metode Interpolasi Kuadrat (Polinomial Lagrange) sebagai pra-pemrosesan penanganan data hilang. Data sekunder bersumber dari BPS periode 2013–2024. Model dioptimasi menggunakan kernel *Radial Basis Function* (RBF) melalui *GridSearchCV* dan dievaluasi dengan matriks konfusi. Hasil analisis menunjukkan metode Lagrange berhasil mengestimasi total tenaga kerja tahun 2016 sebesar 113.451 jiwa, sehingga kontinuitas data dipertahankan. Pengujian model mencapai parameter optimal pada Cost (C) 0,1 dan Gamma (γ) 0,1, dengan akurasi sebesar 33,33 persen. Meskipun akurasi terbatas oleh kuantitas sampel, model mencatatkan nilai sensitivitas (*Recall*) sempurna yakni 100 persen. Sensitivitas absolut ini menegaskan keoptimalan sistem sebagai instrumen peringatan dini yang andal untuk mendeteksi tren pertumbuhan tenaga kerja secara positif di wilayah Manggarai Barat.

Kata kunci : *Interpolasi Lagrange, Manggarai Barat, Missing Value, SVM, Tren Tenaga Kerja.*

1. PENDAHULUAN

Pembangunan ekonomi daerah sangat bergantung pada dinamika ketenagakerjaan. Kabupaten Manggarai Barat, seiring dengan pesatnya transformasi ekonomi dan penetapan Labuan Bajo sebagai Destinasi Pariwisata Super Prioritas, mengalami pergeseran struktur pasar kerja yang menuntut pemantauan tren secara akurat dan berbasis data [1].

Namun, upaya pemetaan tren ketenagakerjaan oleh pemerintah daerah terkendala oleh ketidaklengkapan rekam data historis. Berdasarkan publikasi resmi Badan Pusat Statistik (BPS) Kabupaten Manggarai Barat, terdapat kekosongan data (*missing value*) pada tahun 2016 yang memutus rantai analisis deret waktu (*time series*) pada periode 2013–2024. Ketidakseimbangan antara kebutuhan perencanaan dan ketersediaan data yang utuh ini berpotensi menimbulkan bias analitik, sehingga perumusan program distribusi tenaga kerja dan kebijakan ekonomi menjadi kurang optimal dan rentan terhadap ketidakpastian [2] [3].

Untuk mengatasi kendala diskontinuitas data dan kebutuhan klasifikasi tersebut, rencana penyelesaian masalah dalam penelitian ini difokuskan pada dua tahapan utama komputasi. Tahap pertama adalah pra-pemrosesan penanganan data hilang menggunakan teknik estimasi matematis, yakni Interpolasi Kuadrat dengan pendekatan Polinomial Lagrange. Metode ini dipilih karena terbukti efektif menaksir nilai kosong dengan cara mengikuti kelengkungan (*curvature*)

fluktuasi alami data runtun waktu tanpa merusak esensi kronologisnya [4].

Tahap kedua adalah implementasi model klasifikasi menggunakan algoritme *Support Vector Machine* (SVM). SVM merupakan metode *machine learning* yang sangat tangguh dalam meminimalkan risiko kesalahan struktural guna menghindari *overfitting* [5].

Mengingat pola ketenagakerjaan bersifat kompleks, teknik *Kernel Trick* menggunakan *Radial Basis Function* (RBF) akan diterapkan untuk memetakan data ke dimensi yang lebih tinggi agar dapat dipisahkan secara optimal.

Mengacu pada pemaparan permasalahan dan rencana penyelesaian di atas, penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan arah tren tenaga kerja di Kabupaten Manggarai Barat secara presisi. Melalui penggabungan metode Interpolasi Kuadrat untuk merekonstruksi data historis dan algoritme SVM Kernel RBF sebagai mesin keputusan utamanya, penelitian ini diharapkan mampu menghasilkan sistem prediktif dengan tingkat sensitivitas yang tinggi. Hasil penelitian ini ditujukan untuk menjadi instrumen peringatan dini (*early warning system*) serta landasan ilmiah bagi pemerintah daerah dalam merespons dinamika pasar kerja secara strategis.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Dalam penelitian ini, peneliti melakukan studi literatur yang bertujuan untuk memperoleh data, informasi, serta dasar teori yang mendukung penelitian. Peneliti menelusuri berbagai sumber

tertulis yang relevan seperti buku, jurnal ilmiah, laporan instansi, serta publikasi resmi dari Badan Pusat Statistik (BPS) yang berkaitan dengan dinamika tenaga kerja dan metode klasifikasi berbasis kecerdasan buatan (machine learning).

Pada penelitian yang dilakukan oleh Ritonga dkk. [3] mengenai Klasifikasi Tenaga Kerja Menggunakan Support Vector Machine di Sumatera Utara, berhasil membuktikan kehandalan algoritme SVM dalam memetakan kategori tenaga kerja. Penelitian tersebut menekankan bahwa SVM mampu menangani data berdimensi tinggi dengan stabil. Namun, studi tersebut menggunakan asumsi data yang sudah lengkap tanpa melakukan penanganan pada variabel yang hilang (missing value).

Dalam penelitian berjudul Perbandingan Naive Bayes dan Support Vector Machine dalam Klasifikasi Tingkat Kemiskinan yang dilakukan oleh Mukharyahya dkk. [7] berhasil mengimplementasikan metode SVM untuk data sosial-ekonomi. Hasil analisis menunjukkan bahwa SVM unggul dalam hal stabilitas metrik evaluasi dibandingkan metode probabilitas lainnya. Dari penelitian tersebut diraih pemahaman bahwa pemilihan fungsi kernel sangat menentukan akurasi model dalam mengenali pola data yang tidak linear.

2.1. Tenaga Kerja

Tenaga kerja merupakan penggerak utama dalam aktivitas ekonomi nasional maupun daerah. Pergeseran status pekerjaan dan penyerapan tenaga kerja mencerminkan kesehatan ekonomi suatu wilayah [1]. Manajemen data ketenagakerjaan yang baik mencakup pemantauan tren, analisis komposisi pekerja, serta prediksi kebutuhan pasar kerja di masa depan. Di Kabupaten Manggarai Barat, sektor ini menjadi sangat dinamis seiring dengan berkembangnya sektor jasa pariwisata yang memerlukan perencanaan berbasis data yang akurat.

2.2. Interpolasi Kuadrat (Polinomial Lagrange)

Interpolasi merupakan teknik menaksir nilai pada titik yang hilang di antara titik-titik data yang diketahui. Interpolasi Kuadrat menggunakan pendekatan polinomial orde dua (parabola) yang melewati tiga titik acuan (x_0, x_1, x_2). Dalam penelitian ini, metode Lagrange dipilih karena efisiensinya dalam menghitung nilai estimasi secara langsung tanpa perlu membangun tabel selisih terbagi [6].

Langkah-langkah perhitungan Interpolasi Lagrange adalah sebagai berikut:

- Menentukan tiga titik koordinat terdekat (x_0, y_0), (x_1, y_1) dan (x_2, y_2).
- Menentukan target tahun (x) yang datanya hilang.
- Menghitung fungsi basis Lagrange (L_i):

$$L_0(x) = \frac{(x-x_1)(x-x_2)}{(x_0-x_1)(x_0-x_2)} \quad (1)$$

$$L_1(x) = \frac{(x-x_0)(x-x_2)}{(x_1-x_0)(x_1-x_2)} \quad (2)$$

$$L_2(x) = \frac{(x-x_0)(x-x_1)}{(x_2-x_0)(x_2-x_1)} \quad (3)$$

- Menghitung nilai estimasi akhir :

$$f(x) = L_0(x)y_0 + L_1(x)y_1 + L_2(x)y_2 \quad (4)$$

2.3. Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) adalah metode klasifikasi yang bekerja dengan mencari *hyperplane* atau garis pemisah terbaik untuk membedakan dua kelas data [8]. SVM bertujuan untuk memaksimalkan margin atau jarak antara garis pemisah dengan titik data terdekat (*support vector*). Untuk data yang tidak dapat dipisahkan secara linear, digunakan fungsi kernel RBF (*Radial Basis Function*). Tahapan pemodelan SVM meliputi :

- Normalisasi data ke rentang [0,1].
- Penentuan parameter optimal C (Cost) dan γ (Gamma).
- Perhitungan kernel RBF :

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2) \quad (5)$$

- Evaluasi performa menggunakan matriks konfusi untuk menghitung :

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (6)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (7)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (8)$$

2.4. Principal Component Analysis (PCA)

Principal Component Analysis (PCA) adalah teknik reduksi dimensi yang digunakan untuk menyederhanakan kompleksitas data berdimensi tinggi tanpa menghilangkan informasi atau variasi spasial yang signifikan di dalamnya. Dalam sistem klasifikasi SVM yang melibatkan banyak variabel (X1 hingga X6), PCA diterapkan secara khusus pada tahap visualisasi untuk memproyeksikan sebaran titik data dan garis batas keputusan (*decision boundary*) ke dalam koordinat Kartesius dua dimensi (2D).

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (9)$$

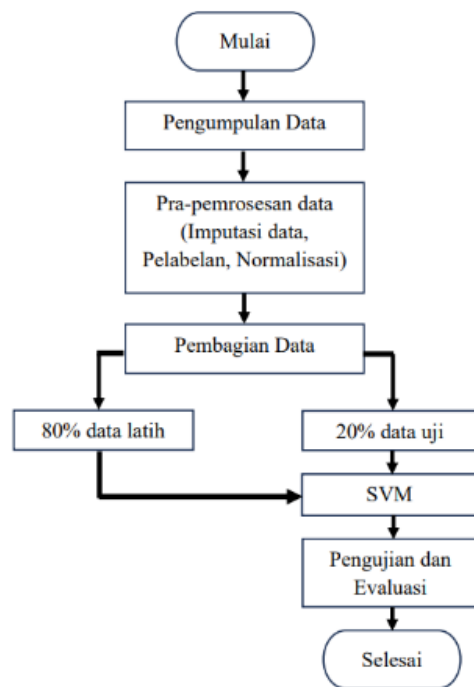
$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (10)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (11)$$

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilaksanakan dengan menggunakan data sekunder dari Badan Pusat Statistik (BPS) Kabupaten Manggarai Barat, yang merupakan salah satu wilayah dengan dinamika ketenagakerjaan paling signifikan di Provinsi Nusa Tenggara Timur. Pemilihan data lokasi ini didasarkan pada pertimbangan bahwa Manggarai Barat sedang mengalami transisi ekonomi yang pesat, sehingga data tren tenaga kerjanya sangat relevan untuk dianalisis. Namun, karena terdapat kekosongan data (*missing value*) pada tahun 2016, pemodelan memerlukan teknik pra-pemrosesan khusus sebelum dapat diklasifikasikan.

3.1. Prosedur Penelitian



Gambar 1. Flowchart prosedur penelitian

- Mulai
- Tahapan identifikasi terhadap permasalahan yang dihadapi, yakni adanya diskontinuitas data ketenagakerjaan di Kabupaten Manggarai Barat.
- Proses melakukan kajian pustaka terhadap jurnal, buku, dan penelitian terdahulu yang berkaitan dengan penanganan missing value (Interpolasi Kuadrat) dan klasifikasi Support Vector Machine (SVM).
- Pengumpulan data sekunder yang diperoleh dari BPS Kabupaten Manggarai Barat berupa 6 kategori status pekerjaan dari tahun 2013 hingga 2024.
- Tahapan proses pra-pemrosesan awal menggunakan metode Interpolasi Kuadrat (Lagrange) untuk mengestimasi dan mengisi kekosongan data pada tahun 2016 berdasarkan titik data terdekat.
- Proses pra-pemrosesan lanjutan, yakni pelabelan kelas tren menggunakan metode Year-on-Year (YoY) yang dilanjutkan dengan tahapan normalisasi data numerik menggunakan Min-Max Scaler ke rentang [0, 1].
- Penerapan algoritme pemodelan SVM Kernel RBF, di mana optimasi parameter dilakukan menggunakan GridSearchCV untuk menentukan kombinasi nilai Cost (C) dan Gamma (γ) terbaik.
- Tahap pengujian dan validasi model menggunakan 2-Fold Cross Validation serta penghitungan matriks konfusi (Confusion Matrix) untuk mendapatkan metrik performa (Akurasi, Presisi, dan Recall).
- Selesai.

3.2. Pra-Pemrosesan : Penerapan Interpolasi Kuadrat (Lagrange)

Tabel 1. Data Sampel Kategori X1 (Berusaha Sendiri)

Tahun	X1	X2	X3	X4	X5	X6	Total
2013	6.834	27.151	2.111	16.803	11.679	33.101	97.679
2014	9.250	32.637	2.658	16.501	4.575	39.520	105.141
2015	10.453	35.448	918	14.470	9.342	36.362	106.993
2016	-	-	-	-	-	-	Hilang
2017	13.325	32.284	3.184	20.686	12.916	42.126	124.521
2018	11.466	31.900	3.252	22.993	9.994	31.126	110.731
2019	12.668	32.117	2.807	26.072	11.981	35.457	121.102
2020	13.244	43.448	2.012	23.026	15.350	45.273	142.353
2021	13.861	35.142	1.061	25.051	15.512	43.027	133.654
2022	23.969	38.376	813	29.443	6.177	4.456	103.234
2023	25.627	29.899	2.232	29.424	9.124	28.764	125.070
2024	20.144	33.804	1.237	27.361	17.786	42.070	142.402

- Menentukan Titik Acuan
Titik koordinat yang digunakan berdasarkan ketersediaan data terdekat adalah :
 $x_0 = 2014 \rightarrow y_0 = 9.250$
 $x_1 = 2015 \rightarrow y_1 = 10.453$
 $x_2 = 2017 \rightarrow y_2 = 13.325$
 Target estimasi $= x = 2016$
- Menghitung Fungsi Basis Lagrange

$$L_0(2016) = \frac{(2016 - 2015)(2016 - 2017)}{(2014 - 2015)(2014 - 2017)}$$

$$= \frac{(1)(-1)}{(-1)(-3)} = -0,3333$$

$$L_1(2016) = \frac{(2016 - 2014)(2016 - 2017)}{(2015 - 2014)(2015 - 2017)}$$

$$= \frac{(2)(-1)}{(1)(-2)} = 1$$

$$L_2(2016) = \frac{(2016 - 2014)(2016 - 2015)}{(2017 - 2014)(2017 - 2015)}$$

$$= \frac{(2)(1)}{(3)(2)} = 0,3333$$
- Menghitung Nilai Estimasi (Tahun 2016)

$$f(x) = (-0,3333 \times 9.250) + (1 \times 10.453) + (0,3333 \times 13.325)$$

$$f(x) = (-3.083,33) + (10.453) + (4.441,66)$$

$$= 11.811,33/11.811$$

Tabel 2. Interpolasi Kuadrat

Tahun	X1	X2	X3	X4	X5	X6	Total
2013	6.834	27.151	2.111	16.803	11.679	33.101	97.679
2014	9.250	32.637	2.658	16.501	4.575	39.520	105.141
2015	10.453	35.448	918	14.470	9.342	36.362	106.993
2016	-	-	-	-	-	-	Hilang
2017	13.325	32.284	3.184	20.686	12.916	42.126	124.521
2018	11.466	31.900	3.252	22.993	9.994	31.126	110.731
2019	12.668	32.117	2.807	26.072	11.981	35.457	121.102
2020	13.244	43.448	2.012	23.026	15.350	45.273	142.353
2021	13.861	35.142	1.061	25.051	15.512	43.027	133.654
2022	23.969	38.376	813	29.443	6.177	4.456	103.234
2023	25.627	29.899	2.232	29.424	9.124	28.764	125.070
2024	20.144	33.804	1.237	27.361	17.786	42.070	142.402

Hasil ini melengkapi baris data tahun 2016, sehingga struktur dataset menjadi utuh.

3.3. Pemodelan Support Vector Machine (SVM)

a. Normalisasi Data

Data diubah ke rentang [0, 1] dengan *Min-Max Scaler*. Sebagai contoh, pada data X1 (min = 6.834, max = 25.627), normalisasi data tahun 2016 (11.811) adalah :

$$X_{scale} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} = \frac{11.811 - 6.834}{25.627 - 6.834} = 0,265$$

b. Pencarian Parameter Optimal (*Hyperparameter Tuning*)

Model dioptimasi menggunakan metode *GridSearchCV* untuk menemukan nilai terbaik pada parameter pengontrol margin (*Cost*) dan jangkauan pengaruh distribusi (*Gamma*). Vektor nilai uji untuk parameter disetel pada rentang {0.1, 1.0, 5.0, 10.0} untuk menghasilkan model yang tahan terhadap *overfitting*.

c. Evaluasi Kinerja (Matriks Konfusi)

Kemampuan prediksi model divalidasi menggunakan pengujian 2-Fold Cross Validation. Kinerja algoritme dievaluasi melalui matriks konfusi dengan rumus :

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\%$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\%$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\%$$

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

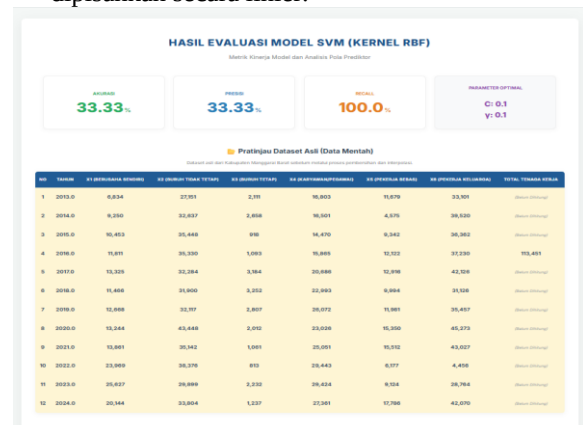
Berdasarkan data historis tenaga kerja di Kabupaten Manggarai Barat, pola yang terbentuk menunjukkan fluktuasi akibat pergeseran struktur ekonomi daerah menuju sektor pariwisata. Kendala utama pada data historis adalah adanya kekosongan data (*missing value*) pada tahun 2016 secara menyeluruh. Algoritme Interpolasi Kuadrat dengan pendekatan Polinomial Lagrange diterapkan dalam mengatasi kekosongan ini. Model ini menghasilkan estimasi total tenaga kerja di tahun 2016 sebesar 113.451 jiwa dengan pelabelan kelas tren Naik (+1). Setelah data menjadi utuh, algoritme Support Vector Machine (SVM) digunakan untuk mengklasifikasikan tren tersebut.

Pencarian parameter terbaik dilakukan menggunakan validasi silang, di mana model menghasilkan titik performa paling optimal pada konfigurasi Parameter Cost (*C*) = 0.1 dan Gamma (*γ*) = 0.1. Hal ini terjadi karena nilai *C* yang rendah menginstruksikan model untuk memperlebar batas margin, sehingga model terhindar dari jebakan *overfitting* atau menghafal data latih secara berlebihan. Dalam hal tersebut peneliti berhasil menerapkan SVM untuk mendeteksi tren dengan skor sensitivitas (*Recall*) sempurna mencapai 100,0%, meskipun tingkat akurasi berada pada 33,33% akibat terbatasnya jumlah baris data.

a. Dari hasil pra-pemrosesan memperlihatkan bahwa metode interpolasi Lagrange mampu menambal kekosongan data dengan cukup baik dan menjaga kelengkapan struktur deret waktu (*time series*),

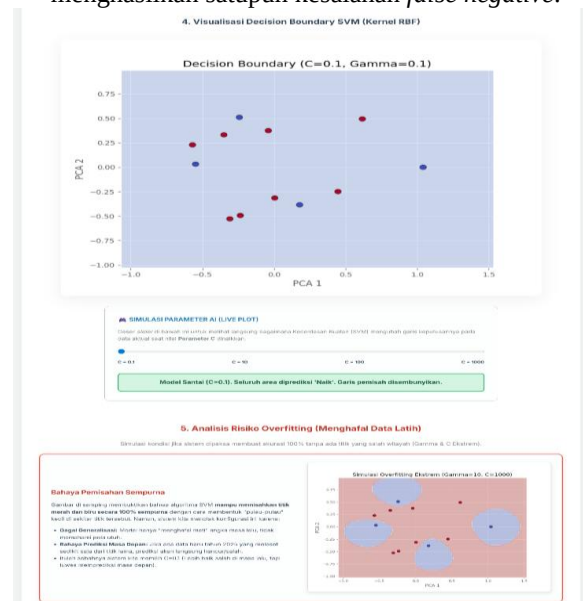
terutama pada pengisian data 2016 yang diapit oleh fluktuasi data tahun 2014, 2015, dan 2017.

b. SVM adalah algoritma *supervised learning* yang tangguh dalam menangani data berdimensi tinggi dengan sampel terbatas. SVM bekerja berdasarkan prinsip *Structural Risk Minimization* untuk mencari *Optimal Hyperplane* dengan margin terbesar. Dalam realitas data ekonomi yang bersifat *non-linearly separable*, teknik *Kernel Trick* diterapkan menggunakan fungsi kernel *Radial Basis Function* (RBF). Kernel ini memetakan data ke ruang fitur berdimensi lebih tinggi agar dapat dipisahkan secara linier.



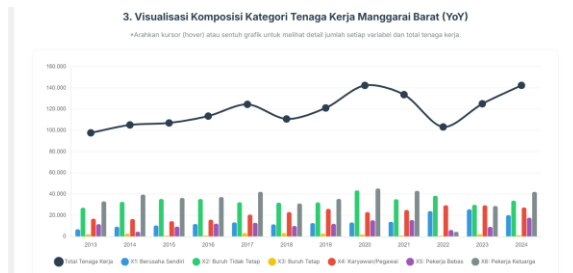
Gambar 2. Hasil Evaluasi Model SVM (Kernel RBF)

c. Kartu metrik evaluasi menunjukkan perubahan nilai kinerja peramalan kelas melalui matriks konfusi (*Confusion Matrix*). Nilai akurasi tampak tertahan di angka 33,33% akibat sampel data historis yang hanya 12 tahun pengamatan, namun model mencatatkan tingkat sensitivitas (*Recall*) yang mencapai puncak di 100,0%. Pola ini menggambarkan bahwa model memiliki keandalan mutlak dalam mendeteksi kelas pertumbuhan tenaga kerja yang positif (*Naik*) tanpa menghasilkan satupun kesalahan *false negative*.



Gambar 3. Grafik Decision Boundary (PCA)

- d. Grafik visualisasi *Decision Boundary* memperlihatkan hasil reduksi dimensi menggunakan *Principal Component Analysis* (PCA). Sebaran titik data asli dari enam variabel pekerja (X1-X6) diproyeksikan ke dalam koordinat 2D untuk mengamati batas keputusan model. Pola ini menunjukkan bagaimana pemilihan nilai Cost (C) yang rendah di angka 0.1 membentuk batas keputusan yang luas dan memprioritaskan toleransi kesalahan, sehingga model sukses mempertahankan kemampuan generalisasinya terhadap data baru.



Gambar 4. Grafik Komposisi Tenaga Kerja YoY

- e. Grafik tren *Year-on-Year* (YoY) memperlihatkan perubahan tingkat komposisi dari enam status pekerjaan di Kabupaten Manggarai Barat. Grafik terlihat berfluktuasi cukup tajam pada beberapa sektor, khususnya pada sektor Berusaha Sendiri dan Pekerja Bebas. Pola ini mengindikasikan bahwa pergeseran profesi akibat pertumbuhan sektor pariwisata sangat dinamis dari tahun ke tahun.

Gambar 5. Fitur Diagnosis Kebijakan AI

- f. Fitur uji coba model menampilkan antarmuka Diagnosis Kebijakan AI yang mensimulasikan hasil klasifikasi. Pengguna dapat menginput data prediktor secara mandiri dan sistem memproses klasifikasi tren (*Naik/Turun*) secara *real-time*. Pola ini menunjukkan bahwa model klasifikasi yang telah dioptimasi dengan SVM berpotensi memberikan hasil identifikasi masa depan secara

instan sebagai instrumen pendukung keputusan pemerintah.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan proses analisis dan implementasi metode yang dilakukan dalam penelitian ini menarik kesimpulan bahwa perkembangan tren tenaga kerja di Kabupaten Manggarai Barat menunjukan pola yang fluktuatif dari tahun 2013 hingga 2024, yang disertai dengan anomali kekosongan data pada tahun 2016. Setelah melakukan pengujian dengan metode Interpolasi Kuadrat (Polinomial Lagrange) menunjukan bahwa model mampu mengatasi diskontinuitas data tersebut dan menghasilkan estimasi yang relevan terhadap pola historis dengan total 113.451 jiwa di tahun 2016. Dengan menggabungkan pra-pemrosesan Interpolasi Kuadrat dan algoritme Support Vector Machine (SVM) ber-Kernel RBF, diperoleh bahwa nilai parameter terbaik berada pada Cost (C) = 0,1 dan Gamma (γ) = 0,1 dengan capaian sensitivitas (Recall) tertinggi yakni sebesar 100% dan akurasi sebesar 33,33%. Sebagai saran untuk pengembangan selanjutnya, diharapkan dapat menambah interval data yang lebih rapat seperti data kuartalan serta mengintegrasikan variabel ekonomi makro guna mengoptimalkan tingkat akurasi prediksi model di masa mendatang.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] H. N. Afrison, "Analisis Ekonomi Ketenagakerjaan: Dampak Perubahan Pasar Tenaga Kerja Dalam Era Digitalisasi," *Innovative: Journal Of Social Science Research*, vol. 3, no. 2, pp. 14380–14385, 2023.
- [2] Badan Pusat Statistik, *Kabupaten Manggarai Barat Dalam Angka 2024*, Labuan Bajo: BPS Kabupaten Manggarai Barat, 2024.
- [3] A. P. Ritonga, A. R. Adithya, I. Agustina, T. Limbong, dan M. Sinambela, "Classification of Labor Using Support Vector Machine in North Sumatera," *Jurnal Teknik Informatika Unika St. Thomas (JTIUST)*, vol. 4, no. 2, pp. 240–243, 2019.
- [4] J. Suprijadi, P. Permana, dan A. Pertiwi, "Klasifikasi Penambahan Jam Kerja Pada Tenaga Kerja di Kabupaten Bekasi Menggunakan Metode Support Vector Machine (SVM) dan Neural Network (NN)," dalam *Seminar Nasional Statistika Online (SNSO 2021)*, Bandung: Universitas Padjadjaran, 2021.
- [5] T. O. Rotinsulu dan E. Radianto, "Metode Interpolasi: Suatu Kajian Memecahkan Data Tahunan Menjadi Data Kuartalan dan Bulanan," *Jurnal Ilmiah Sains*, vol. 24, no. 2, pp. 120–132, 2024.
- [6] M. I. J. Lamabelawa, "Analisis Perhitungan Metode Interpolasi Pada Data Time Series Kemiskinan di NTT," *Jurnal HOAQ - Teknologi Informasi*, vol. 8, no. 1, pp. 640–646, 2018.
- [7] Z. A. Mukharyahya, Y. P. Astuti, dan O. N.

- Cahyani, "Perbandingan Naive Bayes dan Support Vector Machine dalam Klasifikasi Tingkat Kemiskinan di Indonesia," *Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika*, vol. 9, no. 1, pp. 119–128, 2025.
- [8] P. Saigal (Editor), *Support Vector Machines: Evolution and Applications*, New York: Nova Science Publishers, 2021.
- [9] J. W. G. Putra, *Pengenalan Konsep Pembelajaran Mesin dan Deep Learning*, Edisi 1.4, Publikasi Mandiri, 2020.
- [10] Suryadi dan F. A. P. Nasution, "Revolusi Industri, Tren Pekerjaan Masa Depan, dan Posisi Indonesia," *J-naker: Jurnal Ketenagakerjaan*, vol. 18, no. 2, pp. 125–141, 2023.