

# 2364-6211-1-RV

*by* Esa Anindika Sari

---

**Submission date:** 08-Nov-2020 06:13AM (UTC+0700)

**Submission ID:** 1439172897

**File name:** 2364-6211-1-RV.docx (1.27M)

**Word count:** 3285

**Character count:** 21394

## KLASIFIKASI KABUPATEN TERTINGGAL DI KAWASAN TIMUR INDONESIA (KTI) DENGAN SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)

Esa Anindika Sari <sup>1\*</sup>, Meilani Thereza Br. Saragih <sup>2</sup>, Ilhamsyah Ali Shariati <sup>3</sup>, Sabiq Sofyan <sup>4</sup>, Rakai Al Baihaqi <sup>5</sup>, Rani Nooraeni <sup>6\*</sup>

<sup>1,2,3,4,5,6</sup>Politeknik Statistika STIS, Jalan Otto Iskandardinara No. 64C, Jakarta Timur, 13330, Indonesia

Email: \*<sup>1</sup>[esasari16@gmail.com](mailto:esasari16@gmail.com), <sup>2</sup>[meilanithereza28@gmail.com](mailto:meilanithereza28@gmail.com), <sup>3</sup>[aliilham61@gmail.com](mailto:aliilham61@gmail.com),  
<sup>4</sup>[sabiqsofyan98@gmail.com](mailto:sabiqsofyan98@gmail.com), <sup>5</sup>[sonar808@gmail.com](mailto:sonar808@gmail.com), \*<sup>6</sup>[raninoor@stis.ac.id](mailto:raninoor@stis.ac.id)

(Naskah masuk: dd mmm yyyy, diterima untuk diterbitkan: dd mmm yyyy)

### ABSTRAK

Kesenjangan pembangunan antar wilayah tampak dari adanya istilah daerah maju dan daerah tertinggal. Pengentasan daerah tertinggal masih menjadi persoalan khususnya di Kawasan Timur Indonesia (KTI). Dari 122 kabupaten yang ditetapkan sebagai daerah tertinggal pada RPJMN 2015-2019, terdapat 54 kabupaten yang menjadi daerah prioritas. Mayoritas wilayah yang terkategori sebagai daerah prioritas ini berada di KTI. Adanya perbedaan karakteristik pada setiap wilayah Indonesia membuat perlunya analisis tersendiri. Salah satu perbedaan karakteristik wilayah dapat dilihat melalui aspek ketertinggalan antar kawasan. Pada Kawasan Barat Indonesia (KBI), aspek ketertinggalan wilayah berfokus pada infrastruktur. Sementara, aspek ekonomi dan Sumber Daya Manusia (SDM) merupakan fokus aspek ketertinggalan wilayah di KTI. Sehingga dalam penelitian ini akan dilakukan analisis klasifikasi kabupaten tertinggal di KTI dengan menggunakan metode Support Vector Machine (SVM) berdasarkan indikator ketertinggalan daerah. Hasil dari penelitian ini secara umum kabupaten tertinggal di Kawasan Timur Indonesia memiliki level pembangunan yang lebih rendah dibandingkan kabupaten tidak tertinggal. Dengan menggunakan metode SVM dan fungsi kernel terbaiknya yaitu fungsi kernel linier, kabupaten di KTI mampu diklasifikasikan secara benar sebesar 87,23%. Berdasarkan kurva ROC diperoleh nilai AUC sebesar 0,862 yang artinya kinerja model sudah bagus. Sehingga metode SVM dengan kernel linier dapat menjadi salah satu rekomendasi dalam pengklasifikasian kabupaten tertinggal atau tidak tertinggal

**Kata kunci:** Kabupaten Tertinggal, Kawasan Timur Indonesia (KTI), Support Vector Machine (SVM)  
(2 baris kosong, 10pt)

## CLASSIFICATION OF UNDERDEVELOPED DISTRICTS IN EASTERN INDONESIA WITH SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)

### ABSTRACT

The development gap between regions can be seen from the terms developed and disadvantaged regions. Alleviating disadvantaged areas is still a problem, especially in Eastern Indonesia. Of the 122 districts designated as underdeveloped areas in the 2015-2019 RPJMN, there are 54 districts that are priority areas. The majority of areas categorized as priority areas are located in Eastern Indonesia. The different characteristics of each region of Indonesia require a separate analysis. One of the differences in regional characteristics can be seen through the main aspect of backwardness between regions. In the Western Region of Indonesia, the backward aspect of the region focuses on infrastructure. Meanwhile, the economic and Human Resources (HR) aspects are the focus of the underdeveloped aspects of the region in Eastern Indonesia. So that this study an analysis of the classification of disadvantaged districts in Eastern Indonesia will be carried out using the Support Vector Machine (SVM) method based on regional underdeveloped indicators. The results of this study, in general, underdeveloped districts in Eastern Indonesia have lower levels of development than non-lagging districts. By using the SVM method and the best kernel function, namely the linear kernel function, districts in Eastern Indonesia were able to be classified correctly by 87.23%. Based on the ROC curve, the AUC value is 0.862, which means that the model's performance is good. So that the SVM method with a linear kernel can be one of the recommendations in the classification of underdeveloped or not underdeveloped district.

**Keywords:** *Underdeveloped Districts, Eastern Indonesia, Support Vector Machine (SVM)*

40

## 1. PENDAHULUAN

Salah satu permasalahan pembangunan di Indonesia yaitu kesenjangan pembangunan antar wilayah. Akibat yang dapat ditimbulkan dari kesenjangan tersebut adalah munculnya wilayah yang dikategorikan sebagai daerah maju dan daerah tertinggal. Daerah tertinggal adalah daerah kabupaten yang wilayah serta masyarakatnya kurang berkembang dibandingkan dengan daerah lain dalam skala nasional (Perpres RI No. 131 Tahun 2015). Ketertinggalan suatu daerah dapat disebabkan karena kurang berkembangnya kegiatan ekonomi masyarakat, rendahnya kualitas sumber daya manusia, kurang memadainya sarana dan prasarana, meningkatnya kejadian bencana alam dan konflik, serta rendahnya akses transportasi, telekomunikasi dan informasi.

Sejak tahun 2007, daerah tertinggal sudah menjadi target utama program percepatan pembangunan. Pemerintah sudah melakukan banyak upaya untuk mengatasi adanya daerah tertinggal, salah satunya Pembangunan Sosial Ekonomi Daerah Tertinggal (P2SED). Upaya ini cukup berhasil, terbukti pada 2010 jumlah daerah tertinggal sebanyak 183 kabupaten berubah menjadi 122 kabupaten pada 2015. Dari 122 kabupaten yang ditetapkan sebagai daerah tertinggal pada RPJMN 2015-2019, terdapat 54 kabupaten yang menjadi daerah prioritas. Mayoritas wilayah yang terkategori sebagai daerah prioritas ini berada di Kawasan Timur Indonesia (KTI). Hal ini membuktikan perlunya perhatian lebih terhadap pembangunan daerah di KTI.

Pemerataan pembangunan perlu dilakukan demi mencegah munculnya daerah tertinggal, karena masalah ketertinggalan pembangunan suatu daerah dapat meluas menjadi masalah sosial dan ekonomi masyarakat. Oleh karena itu, perlu dilakukan pengklasifikasian wilayah agar dapat menentukan prioritas dalam mencapai pemerataan pembangunan secara cepat dan tepat sasaran. Menurut Oktora (2016) diperlukan klasifikasi yang berbeda untuk setiap kawasan wilayah di Indonesia. Hal ini disebabkan setiap kawasan wilayah memiliki karakteristik yang berbeda. Salah satu perbedaan karakteristik wilayah dapat dilihat melalui aspek utama ketertinggalan antar kawasan. Pada Kawasan Barat Indonesia (KBI), aspek ketertinggalan wilayah berfokus pada infrastruktur. Sementara, aspek ekonomi dan Sumber Daya Manusia (SDM) merupakan fokus aspek ketertinggalan wilayah di KTI.

Penentuan atau pengklasifikasian daerah tertinggal menurut Perpres RI No. 131 tahun 2015 dilakukan dengan indeks komposit berdasarkan 6 kriteria dan 27 sub indikator ketertinggalan. Kriteria

yang digunakan yaitu perekonomian masyarakat, sumber daya manusia, sarana dan prasarana, kemampuan keuangan daerah, aksesibilitas, dan karakteristik daerah. Penggunaan indeks komposit dalam proses klasifikasi daerah tertinggal di Indonesia masih belum optimal. Hal ini dikarenakan masih ada daerah-daerah yang tidak termasuk kategori tertinggal tetapi cenderung memiliki karakteristik yang sama dengan daerah tertinggal. Oleh karena itu, perlu adanya penggunaan metode lain yang lebih baik dalam melakukan klasifikasi objek, dalam hal ini wilayah kabupaten di Indonesia.

Salah satu metode statistik yang dapat melakukan analisis klasifikasi adalah Support Vector Machine (SVM). Support Vector Machine (SVM) adalah suatu teknik yang dapat memisahkan dua himpunan data dari dua kelas yang berbeda dengan memaksimalkan batas fungsi pemisah (hyperplane) (Vapnik, 1995). Salah satu kelebihan dari metode ini adalah dapat mengatasi masalah klasifikasi dan regresi dengan linear maupun non-linear. Jika dibandingkan dengan metode klasifikasi lainnya, seperti Naïve Bayes, C.45, dan KNN, metode Support Vector Machine memiliki tingkat akurasi klasifikasi yang lebih baik (Burgess, 1998).

Berdasarkan latar belakang di atas, penelitian ini bertujuan untuk menggambarkan karakteristik daerah di Kawasan Timur Indonesia, memprediksi status ketertinggalan kabupaten di Kawasan Timur Indonesia berdasarkan beberapa indikator ketertinggalan daerah, dan menentukan ketepatan klasifikasi kabupaten tertinggal dengan *Support Vector Machine (SVM)*.

## 2. METODE

Unit analisis yang akan diteliti dalam penelitian ini adalah kabupaten/kota di Kawasan Timur Indonesia yang meliputi provinsi Nusa Tenggara Barat, Nusa Tenggara Timur, Sulawesi Utara, Gorontalo, Sulawesi Tengah, Sulawesi Barat, Sulawesi Selatan, Sulawesi Tenggara, Maluku Utara, Maluku, Papua Barat, Papua.

Jenis data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder dari Badan Pusat Statistik. Adapun variabel-variabel yang digunakan adalah persentase rumah tangga pengguna air bersih, persentase rumah tangga pengguna listrik, persentase desa yang mempunyai konflik satu tahun terakhir, persentase penduduk miskin, angka harapan hidup, rata-rata lama sekolah, kemampuan keuangan daerah, jumlah puskesmas, persentase pengeluaran makanan, persentase pekerja di sektor pertanian, persentase desa terjangkau internet, dan status daerah.

## 2.1. Supervised Learning

**20** *Supervised learning* atau analisis klasifikasi merupakan proses mencari suatu model atau fungsi yang mampu menjelaskan dan membedakan data ke dalam kelas-kelas yang telah memiliki target/label/class. Analisis klasifikasi juga dapat melakukan prediksi dari suatu kelas saat tidak diketahui label dari kelas tersebut. Dalam melakukan analisis klasifikasi, data dibagi menjadi dua bagian yaitu *training set* untuk membuat model dan *test set* untuk menilai keakuratan klasifikasi yang dihasilkan. Salah satu metode yang dapat digunakan untuk membagi dataset sebagai *training set* dan *test set* adalah *k-fold cross validation* yang membagi data secara random menjadi beberapa (k) bagian kemudian dilakukan *training* dengan menggunakan beberapa bagian data dan *testing* dengan bagian lainnya. Jumlah k yang biasa digunakan adalah 10 (*10-fold cross validation*). Metode *10-fold cross validation* sering digunakan karena cenderung memberikan estimasi akurasi yang tidak bias dibandingkan dengan metode lainnya seperti *split validation*, *leave-one-out cross validation* dan *bootstrap*.

## 2.2. Support Vector Machine (SVM)

*Support Vector Machine* (SVM) merupakan sistem pembelajaran yang menggunakan ruang hipotesis berupa fungsi – fungsi linier dalam sebuah fitur yang berdimensi tinggi dan dilatih dengan menggunakan algoritma pembelajaran yang didasarkan pada teori optimasi. Cara kerja SVM adalah menemukan *hyperplane* yang baik sebagai pemisah dua kelas yang berbeda dengan memaksimalkan margin, dimana margin maksimum diketahui melalui *Support Vector*.

SVM juga merupakan metode yang dapat diterapkan pada masalah non-linear. Dengan menggunakan metode kernel trick yang mencari *hyperplane* dengan cara mentransformasi dataset ke ruang vektor yang berdimensi lebih tinggi (feature space), kemudian proses klasifikasi dilakukan pada feature space tersebut (Affandes, 2015). Sehingga fungsi yang dihasilkan dari pelatihan yaitu:

$$f(x_d) = \sum_{i=1}^{n_s} \alpha_i y_i K(x_i, x_d) + b \quad (1)$$

dimana :

**28** jumlah Support Vector

$\alpha$  : alpha, Pengali Lagrange

b : bias

y : Label / kelas dari data

r : coefficient

p : pangkat atau derajat polinomial

x : Support vector

**1** Beberapa fungsi kernel yang umum digunakan pada *Support Vector Machine* (SVM) adalah fungsi kernel Linier, Radial Basis Function (RBF), dan Polynomial. Tingkat akurasi model yang dihasilkan

oleh SVM sangat bergantung terhadap fungsi kernel dan parameter yang digunakan (Siagian, 2011).

## 2.3. Evaluasi Kinerja Klasifikasi

**1** Pengukuran kinerja klasifikasi dilakukan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi dalam memprediksikan kelas suatu data. Suatu model klasifikasi ditetapkan sebagai model terbaik berdasarkan kriteria akurasi, *specificity*, *sensitivity*, *precision*, *recall*, dan *F Measure yang tertinggi*. Hasil dari jumlah observasi yang benar diklasifikasikan ataupun yang misklasifikasi dapat disusun dalam sebuah confusion matrix seperti pada Tabel 1.

Tabel 1. Confusion Matrix

Kelas Aktual	Kelas Prediksi	
	Positif	Negatif
Positif	TP	FN
Negatif	FP	TN

Keterangan:

TP: Banyaknya prediksi benar pada kelas positif

FP: Banyaknya prediksi salah pada kelas positif

TN: Banyaknya prediksi benar pada kelas negatif

FN: Banyaknya prediksi salah pada kelas negative

Berdasarkan tabel confusion matrix dapat dihitung nilai akurasi, *specificity*, *sensitivity*, *precision*, *recall*, dan *F Measure* adalah sebagai berikut:

$$\text{Akurasi} = \frac{TN+TP}{TN+TP+FN+FP}$$

$$\text{Sensitivity} = \frac{TP}{TP+FN}$$

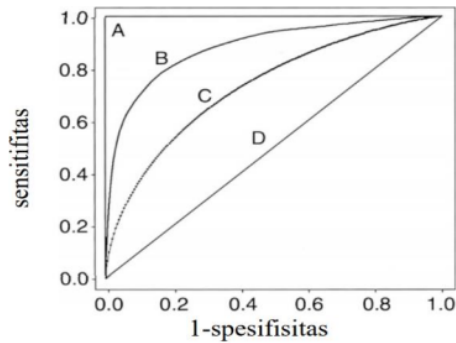
$$\text{Specificity} = \frac{TN}{TN+FP}$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP}$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN}$$

$$F \text{ measure} = \frac{2 \times \text{precision} \times \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}}$$

Secara visual model-model klasifikasi yang telah dibentuk dapat dibandingkan dengan menggunakan kurva ROC (*Receiver Operating Characteristics*). Sumbu vertikal pada kurva ROC menggambarkan *true positive rate* (sensitivitas), sedangkan sumbu horizontal menggambarkan *false positive* (1-spesifisitas). Luas area di bawah kurva ROC atau yang disebut dengan AUC (*Area Under Cover*) menunjukkan akurasi model, dimana semakin jauh kurva dengan garis diagonal, maka semakin akurat model klasifikasi. Model klasifikasi dengan akurasi sempurna akan memiliki luas area sebesar 1,0 dan akurasi terburuk memiliki luas area 0,5. Sehingga berdasarkan Gambar 1., kurva A memiliki performa yang lebih baik dibandingkan D.



Gambar 1. Kurva ROC

Kategori pengklasifikasian model berdasarkan nilai AUC diringkas pada Tabel 2.

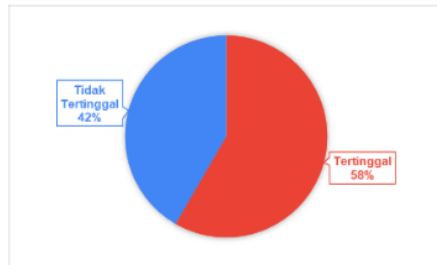
Tabel 2. Nilai AUC dan Kategori Hasil Klasifikasi

Nilai AUC	Kategori Hasil Klasifikasi
0,9 - 1,0	Excellent
0,8 - 0,9	Good
0,7 - 0,8	Fair
0,6 - 0,7	Poor
0,5 - 0,6	Fail

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

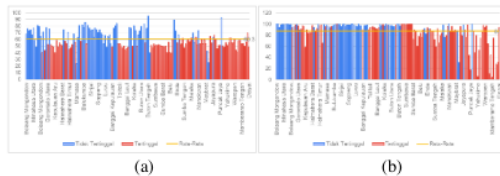
#### 3.1. Karakteristik Daerah Tertinggal

Kawasan Timur Indonesia (KTI) memiliki 156 kabupaten berasal dari 12 provinsi. Sebanyak 58% dari total 156 kabupaten di KTI berstatus sebagai daerah tertinggal.



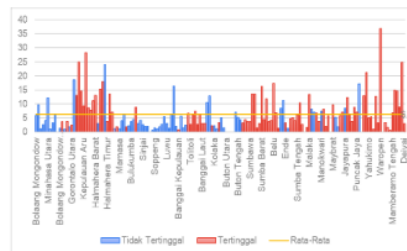
Gambar 2. Proporsi Kabupaten Tertinggal

Berdasarkan grafik di atas proporsi kelas kabupaten tertinggal lebih banyak dibandingkan dengan kelas kabupaten/kota tidak tertinggal.



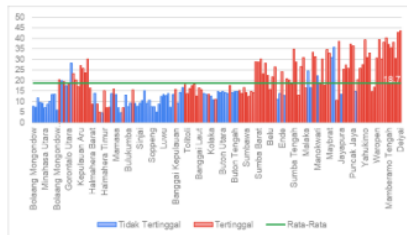
Gambar 3. Kriteria Infrastruktur (a) Persentase Ruta Pengguna Air Bersih (b) Persentase Ruta Pengguna Listrik

Gambar 3. menunjukkan grafik batang kriteria infrastruktur yang terdiri dari variabel persentase rumah tangga pengguna air bersih dan listrik. Grafik batang yang berwarna merah merupakan kabupaten tertinggal. Sebagian besar kabupaten tertinggal memiliki persentase ruta pengguna air bersih di bawah rata-rata KTI. Namun untuk persentase rumah tangga pengguna listrik, sebagian besar kabupaten dengan kelas tidak tertinggal rutanya sudah menggunakan listrik sehingga persentase ruta pengguna listrik kabupaten dengan kelas tidak tertinggal sudah berada di atas rata-rata KTI.



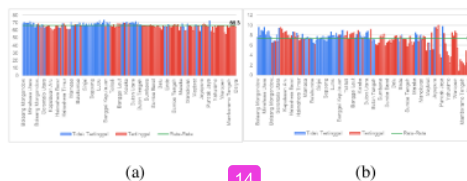
Gambar 4. Persentase Desa yang Mempunyai Konflik Satu Tahun Terakhir

Pada gambar 4 di atas ditunjukkan persentase desa yang mempunyai konflik satu tahun terakhir dengan grafik batang berwarna merah sebagai kabupaten yang tertinggal. Menurut grafik batang tersebut sebagian besar kabupaten dengan kelas tertinggal, persentase desa mempunyai konflik satu tahun terakhir berada di atas rata-rata KTI.



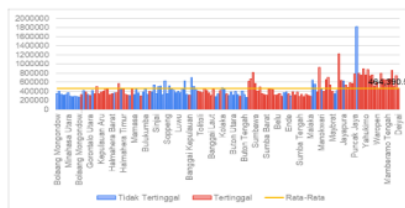
Gambar 5. Persentase Penduduk Miskin

Rata-rata persentase kemiskinan di KTI adalah 18,7%. Grafik batang yang berwarna merah merupakan kabupaten tertinggal. Sebagian besar kabupaten tertinggal memiliki rata-rata persentase kemiskinan di atas rata-rata KTI.



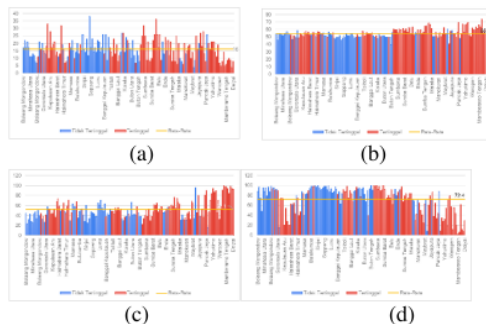
Gambar 6. Kriteria SDM (a) Angka Harapan Hidup (b) Rata-Rata Lama Sekolah

11 Gambar 6 menunjukkan grafik batang kriteria sumber daya manusia yang terdiri dari variabel angka harapan hidup dan rata-rata lama sekolah. Grafik batang yang berwarna merah merupakan kabupaten tertinggal. Rata-rata angka harapan hidup di KTI adalah 6,8 tahun. Sebagian besar kabupaten dengan kelas tertinggal memiliki angka harapan hidup di bawah rata-rata KTI. Pada ke-17 kabupaten tertinggal terdapat kabupaten dengan rata-rata lama sekolah terendah yaitu Kabupaten Nduga, Papua dengan rata-rata lama sekolah sebesar 0,85 tahun. Terdapat juga sebanyak 21 Kabupaten lainnya yang memiliki rata-rata lama sekolah kurang dari 6 tahun sehingga dapat disimpulkan rata-rata penduduk yang berumur 25 tahun ke atas hanya bersekolah kurang dari 6 tahun atau tidak tamat pendidikan sekolah dasar. Secara keseluruhan, rata-rata lama sekolah di KTI adalah selama 7,3 tahun.



Gambar 7. Kemampuan Keuangan Daerah

Gambar 7. menunjukkan kemampuan keuangan daerah di kabupaten-kabupaten KTI. Grafik batang yang berwarna merah mewakili kabupaten tertinggal. Rata-rata kemampuan keuangan daerah KTI adalah Rp464.390,5. Menurut grafik batang di atas jumlah kabupaten dengan kemampuan keuangan daerah di bawah rata-rata KTI didominasi oleh kabupaten dengan kelas tidak tertinggal. Sedangkan kabupaten dengan kelas tertinggal memiliki kemampuan keuangan daerah di atas rata-rata KTI terutama di kabupaten-kabupaten di Pulau Papua.



Gambar 8. Variabel Tambahan (a) Jumlah Puskesmas (b) Persentase Pengeluaran Makanan (c) Persentase Pekerja di Sektor Pertanian (d) Persentase Desa Terjangkau Internet

Gambar 8 menunjukkan variabel-variabel tambahan yang masih berkaitan dengan klasifikasi tertinggal atau tidaknya sebuah daerah yaitu jumlah

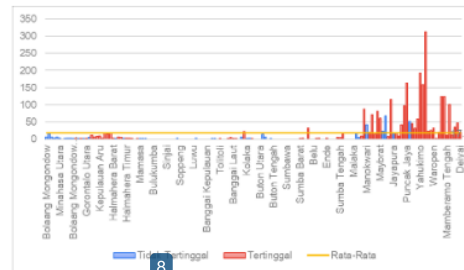
puskesmas, persentase pengeluaran makanan, persentase pekerja di sektor pertanian, dan persentase desa terjangkau internet. Grafik batang berwarna merah menunjukkan kabupaten dengan kelas tertinggal.

KTI memiliki rata-rata jumlah puskesmas sebanyak 16 unit. Baik kabupaten dengan kelas tertinggal maupun tidak tertinggal, sebagian besar memiliki jumlah puskesmas di bawah rata-rata jumlah puskesmas KTI. Jumlah puskesmas terbanyak berada di Kabupaten Bone, Sulawesi Selatan dengan jumlah puskesmas sebanyak 38 unit.

Sebagian besar persentase pengeluaran makanan kabupaten yang berada di atas rata-rata adalah kabupaten dengan kelas tertinggal, bahkan sebagai salah satu kelas kabupaten tertinggal, Kabupaten Puncak memiliki persentase pengeluaran makanan tertinggi yaitu sebesar 73,68 persen.

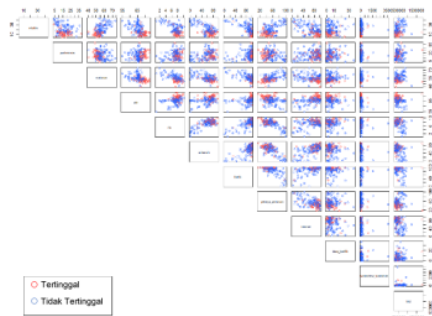
Sebagian besar kabupaten tertinggal masih mengandalkan sektor pertanian, oleh karena itu kabupaten tertinggal memiliki persentase pekerja di sektor pertanian yang tergolong tinggi, terlebih lagi di Provinsi Papua jika dilihat berdasarkan grafik.

Masih cukup banyak kabupaten dengan kelas tertinggal memiliki persentase desa terjangkau internet yang rendah. Provinsi Papua dengan topografinya bergunung-gunung yang membuat sulit menjangkau sinyal internet menunjukkan sebagian besar wilayah kabupatennya memiliki persentase desa terjangkau internet yang tergolong rendah.



Gambar 9. Jumlah Desa dengan Jarak Pelayanan Kesehatan Lebih Dari 5 Km

Gambar 9. menunjukkan jumlah desa dengan jarak pelayanan kesehatan lebih dari 5 km. grafik batang berwarna merah menunjukkan kabupaten dengan kelas tertinggal. Sebagai 8 besar kabupaten dengan kelas tertinggal memiliki jumlah desa dengan jarak pelayanan kesehatan lebih dari 5 km di atas rata-rata KTI. Kabupaten-kabupaten tersebut sebagian besar berada di Pulau Papua. Hal ini menunjukkan aksesibilitas terhadap pelayanan kesehatan di KTI terutama di Pulau Papua masih sulit diraih.



Gambar 10. Pola Persebaran Data Seluruh Variabel

Penyebaran data dari seluruh variabel dapat dilihat pada Gambar 10. Terdapat pola data yang menyebar sehingga sulit dipisahkan dengan fungsi pemisah linier dan diperlukan bantuan kernel untuk mendapatkan fungsi pemisah yang optimal.

### 3.2. Parameter Terbaik untuk Hyperplane pada setiap Fungsi Kernel

Pada penelitian ini menggunakan tiga fungsi kernel yaitu fungsi kernel Linier, Polynomial, dan Radial Basis Function (RBF) pada fungsi pemisah (hyperplane) SVM. Untuk menentukan parameter terbaik pada setiap fungsi kernel menggunakan metode 10-fold cross validation. Dari seleksi parameter yang dilakukan, didapatkan parameter terbaik untuk hyperplane dengan fungsi kernel linier adalah  $C = 1$ , fungsi kernel polynomial  $p = 2$  dan  $C = 0,25$ , dan fungsi kernel RBF  $\sigma = 0,1222638$  dan  $C = 1$ .

### 3.3. Evaluasi Kinerja Klasifikasi

Setelah diperoleh parameter terbaik pada setiap fungsi kernel, langkah selanjutnya yaitu menentukan fungsi kernel terbaik pada pengklasifikasian kabupaten tertinggal atau tidak tertinggal di Kawasan Timur Indonesia. Salah satu alat bantu untuk menilai seberapa baik sebuah classifier adalah confusion matrix. Tabel confusion matrix dihasilkan dari aplikasi model pada data testing. Dari confusion matrix dapat diturunkan berbagai metric evaluasi classifier seperti akurasi, specificity, sensitivity, precision, recall, dan F Measure. Selanjutnya, dibandingkan hasil klasifikasi setiap fungsi kernel untuk menentukan fungsi kernel terbaik. Perbandingan metric evaluasi classifier dapat ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Perbandingan Metric Evaluasi Classifier

	Linier	Polynomial	RBF
Akurasi	<b>0,8723</b>	0,8511	0,8511
Sensitivity	<b>0,8235</b>	<b>0,8235</b>	<b>0,8235</b>
Specificity	<b>0,9000</b>	0,8667	0,8667
Precision	<b>0,8235</b>	0,7778	0,7778

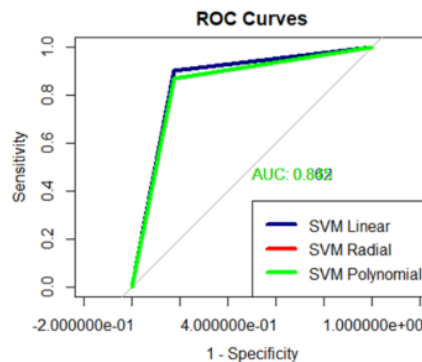
Recall	<b>0,8235</b>	<b>0,8235</b>	<b>0,8235</b>
F Measures	<b>0,8235</b>	0,8	0,8

Berdasarkan perbandingan metric evaluasi classifier, fungsi kernel linier memiliki akurasi, specificity, sensitivity, precision, recall, dan F Measure yang lebih tinggi dibandingkan fungsi kernel lainnya. Sehingga fungsi kernel linier menjadi fungsi kernel terbaik dengan parameter  $C = 1$ . Hasil pengklasifikasian menggunakan metode SVM dengan kernel linier dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Tabel klasifikasi dari model SVM kernel

Actual	Prediksi	
	Tidak Tertinggal	Tertinggal
Tidak Tertinggal	14	3
Tertinggal	3	27

Berdasarkan Tabel 4. diperoleh akurasi model sebesar 87,23%. Artinya, model SVM dengan kernel linier mampu mengklasifikasikan kabupaten baru sebagai tertinggal atau tidak tertinggal dengan tepat sebesar 87,23%. Sedangkan error rate model sebesar 12,77%, dimana kabupaten yang awalnya dikategorikan tidak tertinggal menjadi tertinggal ada 3 yaitu Kabupaten Halmahera Tengah, Kabupaten Kaimana, dan Kabupaten Jayapura. Sementara kabupaten yang awalnya dikategorikan tertinggal menjadi tidak tertinggal juga ada 3 yaitu Kabupaten Mamuju Tengah, Kabupaten Sigi, dan Kabupaten Bombana.



Gambar 11. Kurva ROC dari evaluasi model SVM

Berdasarkan kurva ROC yang terbentuk pada Gambar 11. merepresentasikan rata-rata nilai sensitivitas untuk semua kemungkinan nilai spesifisitas dengan luasan di bawah kurva (AUC) sebesar 0,862 yang artinya masuk ke dalam kategori "Good", sehingga model yang terbentuk kinerjanya sudah bagus.

#### 4. KESIMPULAN

Secara umum, kabupaten tertinggal di Kawasan Timur Indonesia memiliki level pembangunan yang lebih rendah dibandingkan kabupaten tidak tertinggal. Dengan menggunakan metode SVM diperoleh fungsi kernel terbaik yaitu fungsi kernel linier dengan parameter  $C=1$  dan mampu mengklasifikasikan secara benar sebesar 87,23%. Sedangkan error rate model sebesar 12,77%, dimana kabupaten yang awalnya dikategorikan tidak tertinggal menjadi tertinggal ada 3 yaitu Kabupaten Halmahera Tengah, Kabupaten Kaimana, dan Kabupaten Jayapura. Sementara kabupaten yang awalnya dikategorikan tertinggal menjadi tidak tertinggal juga ada 3 yaitu Kabupaten Mamuju Tengah, Kabupaten Sigi, dan Kabupaten Bombana.

Berdasarkan kurva ROC diperoleh nilai AUC sebesar 0,862 yang artinya kinerja model sudah bagus. Selain itu, nilai akurasi, sensitivity, specificity, precision, recall, dan F Measure juga lebih dari 80%. Sehingga metode SVM dengan kernel linier dapat menjadi salah satu rekomendasi dalam pengklasifikasian kabupaten tertinggal atau tidak tertinggal.

#### 5. DAFTAR PUSTAKA

- [1] Affandes, M., "Penerapan Metode Support Vector Machine (SVM) Menggunakan Kernel Radial Basis Function (RBF) Pada Klasifikasi Tweet". *Jurnal Sains dan Teknologi Industri*, vol. 12(2), pp. 189-197, 2015.
- [2] Dewi, M. R., "Klasifikasi Akses Internet Oleh Anak-Anak dan Remaja Dewasa di Jawa Timur Menggunakan Support Vector Machine". *Jurnal Riset dan Aplikasi Matematika (JRAM)*, vol. 4(1), pp.17-27., 2020.
- [3] Feta, N. R., & Ginanjar, A. R., "Komparasi Fungsi Kernel Metode Support Vector Machine Untuk Pemodelan Klasifikasi Terhadap Penyakit Tanaman Kedelai". *BRITech, Jurnal Ilmiah Ilmu Komputer, Sains dan Teknologi Terapan*, vol.1(1), pp. 33-39., 2019.
- [4] Han, J. & Kamber, M., *Data Mining: Concept and Techniques Second Edition*. United State of America: Morgan Kaufman Publishers., 2006.
- [5] Maulana, J.P. & Irhamah., "Klasifikasi Kabupaten di Provinsi Jawa Timur Berdasarkan Indikator Daerah Tertinggal dengan metode Support Vector Machine (SVM) dan Entropy Based Fuzzy Support Vector Machine (EFSVM)". *Inferensi*, vol. 1(1), pp. 9-15., 2018.
- [6] Maulidina, T. P., " Analisis Spasial Ketertinggalan Daerah di Indonesia Tahun 2018 Menggunakan Geographically Weighted Logistic Regression (GWLR)". *S.Tr.Stat.*, Skripsi, Politeknik Statistika STIS, Indonesia, 2019
- [7] Octaviani, P. A., Wilandari, Y., & Ispriyanti, D. " Penerapan Metode Klasifikasi Support Vector Machine (SVM) pada Data Akreditasi Sekolah Dasar (SD) di Kabupaten Magelang". *Jurnal Gaussian*, vol.3(4), pp.811-820., 2014
- [8] Oktora, S. I., "Analisis Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS) pada Prediksi Ketertinggalan Kabupaten Tahun 2014". *Jurnal Aplikasi Statistika & Komputasi Statistik*, vol. 7(2), pp. 115-128, 2015.
- [9] Pramana, S., dkk. *Data Mining dengan R*. Bogor: MEDIA, 2018.
- [10] Sari, M. S., Safitri, D., & Sugito, S., "Klasifikasi Wilayah Desa-Perdesaan dan Desa-Perkotaan Wilayah Kabupaten Semarang dengan Support Vector Machine (SVM)". *Jurnal Gaussian*, vol.3(4), pp. 751-760., 2014.
- [11] Septiani, R., Citra, I. P. A., & Nugraha, A. S. A. "Perbandingan Metode Supervised Classification dan Unsupervised Classification terhadap Penutup Lahan di Kabupaten Buleleng", *Jurnal Geografi*, vol. 16(2), pp. 91-96., 2019.

ORIGINALITY REPORT

25%

SIMILARITY INDEX

22%

INTERNET SOURCES

10%

PUBLICATIONS

10%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1	<a href="http://iptek.its.ac.id">iptek.its.ac.id</a> Internet Source	6%
2	Submitted to Sriwijaya University Student Paper	2%
3	<a href="http://ejournal-s1.undip.ac.id">ejournal-s1.undip.ac.id</a> Internet Source	1%
4	<a href="http://docplayer.info">docplayer.info</a> Internet Source	1%
5	Reni - Pratiwi, Memi Nor Hayati, Surya Prangga. "PERBANDINGAN KLASIFIKASI ALGORITMA C5.0 DENGAN CLASSIFICATION AND REGRESSION TREE (Studi Kasus : Data Sosial Kepala Keluarga Masyarakat Desa Teluk Baru Kecamatan Muara Ancalong Tahun 2019)", BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan, 2020 Publication	1%
6	<a href="http://repository.its.ac.id">repository.its.ac.id</a> Internet Source	1%

7	<a href="http://id.123dok.com">id.123dok.com</a> Internet Source	1%
8	- Kasiyanto. "IMPLEMENTASI KEBIJAKAN KELOMPOK INFORMASI MASYARAKAT (KIM) DAERAH TERTINGGAL DI JAWA TIMUR DALAM PENYEBARLUASAN INFORMASI", Jurnal Komunika : Jurnal Komunikasi, Media dan Informatika, 2017 Publication	1%
9	Submitted to University of Cape Town Student Paper	1%
10	<a href="http://www.ppobmultipayment.com">www.ppobmultipayment.com</a> Internet Source	1%
11	<a href="http://garuda.ristekbrin.go.id">garuda.ristekbrin.go.id</a> Internet Source	1%
12	Submitted to Institut Pemerintahan Dalam Negeri Student Paper	1%
13	<a href="http://ikhtisarmateri.blogspot.com">ikhtisarmateri.blogspot.com</a> Internet Source	1%
14	<a href="http://www.scribd.com">www.scribd.com</a> Internet Source	<1%
15	<a href="http://www.intechopen.com">www.intechopen.com</a> Internet Source	<1%

16	<a href="http://engj.org">engj.org</a> Internet Source	<1%
17	<a href="http://pt.scribd.com">pt.scribd.com</a> Internet Source	<1%
18	<a href="http://www.antaranews.com">www.antaranews.com</a> Internet Source	<1%
19	Elfa Aufa Nida. "Analisis Kinerja Algoritma Support Vector Machine (SVM) Guna Pengambilan Keputusan Beli/Jual Pada Saham PT Elnusa Tbk. (ELSA)", Jurnal Transformatika, 2020 Publication	<1%
20	<a href="http://repository.usd.ac.id">repository.usd.ac.id</a> Internet Source	<1%
21	<a href="http://repository.uinjkt.ac.id">repository.uinjkt.ac.id</a> Internet Source	<1%
22	Submitted to UIN Syarif Hidayatullah Jakarta Student Paper	<1%
23	"Frontier Computing", Springer Science and Business Media LLC, 2020 Publication	<1%
24	Submitted to UIN Sultan Syarif Kasim Riau Student Paper	<1%
25	<a href="http://digilib.unila.ac.id">digilib.unila.ac.id</a> Internet Source	<1%

---

26 [eprints.upnjatim.ac.id](http://eprints.upnjatim.ac.id) <1%  
Internet Source

---

27 [123dok.com](http://123dok.com) <1%  
Internet Source

---

28 [statistik.studentjournal.ub.ac.id](http://statistik.studentjournal.ub.ac.id) <1%  
Internet Source

---

29 [www.trijurnal.lemlit.trisakti.ac.id](http://www.trijurnal.lemlit.trisakti.ac.id) <1%  
Internet Source

---

30 [moam.info](http://moam.info) <1%  
Internet Source

---

31 [www.journalmabis.org](http://www.journalmabis.org) <1%  
Internet Source

---

32 [es.scribd.com](http://es.scribd.com) <1%  
Internet Source

---

33 [library.gunadarma.ac.id](http://library.gunadarma.ac.id) <1%  
Internet Source

---

34 [www.researchgate.net](http://www.researchgate.net) <1%  
Internet Source

---

35 [www.slideshare.net](http://www.slideshare.net) <1%  
Internet Source

---

36 [berkas.dpr.go.id](http://berkas.dpr.go.id) <1%  
Internet Source

---

37 **Putu Mega Nirmala Dharmapatni, Ni Luh Putu**

---

Merawati. "Penerapan Algoritma Support Vector Machine Dalam Sentimen Analisis Terkait Kenaikan Tarif BPJS Kesehatan", Jurnal Bumigora Information Technology (BITe), 2020

Publication

<1%

---

38

[journal.undiknas.ac.id](http://journal.undiknas.ac.id)

Internet Source

<1%

---

39

[www.identitasonline.net](http://www.identitasonline.net)

Internet Source

<1%

---

40

[journal.unhas.ac.id](http://journal.unhas.ac.id)

Internet Source

<1%

---

41

Luluk Wulandari, Yuniar Farida, Aris Fanani, Nurissaidah Ulinnuha, Putroue Keumala Intan. "Evaluation of Disadvantaged Regions in East Java Based-on the 33 Indicators of the Ministry of Villages, Development of Disadvantaged Regions, and Transmigration Using the Ensemble ROCK (Robust Clustering Using Link) Method", Advances in Science, Technology and Engineering Systems Journal, 2020

Publication

<1%

---

42

[sinta3.ristekdikti.go.id](http://sinta3.ristekdikti.go.id)

Internet Source

<1%

Exclude bibliography Off