

## Penerapan Algoritma *K-Nearest Neighbor* untuk Menentukan Potensi Ekspor Komoditas Pertanian di Provinsi Sulawesi Tengah

Hajra Rasmita Ngemba<sup>1</sup>, I Made Randhy Raivandy<sup>2</sup>, Syaiful Hendra<sup>3</sup>, Rizka Ardiansyah<sup>4</sup>, Kadek Agus Dwi Wijaya<sup>5</sup>, Deny Wiria Nugraha<sup>6</sup>, Mohamad Irfan<sup>7</sup>

<sup>2,3,5,6</sup>Program Studi S1 Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Tadulako, Indonesia

<sup>1,4,7</sup>Program Studi S1 Sistem Informasi, Fakultas Teknik, Universitas Tadulako, Indonesia

### Article Info

#### Article History

Received: 06-06-2023

Revises: 17-07-2023

Accepted: 11-12-2023

#### Keywords

K-Nearest Neighbor;

Agriculture;

Klassen Typology;

Confusion Matrix

#### ✉ Corresponding Author

**Hajra Rasmita Ngemba,**

Universitas Tadulako,

Tel. 08114536968

[hajra.rasmita@gmail.com](mailto:hajra.rasmita@gmail.com)

### ABSTRACT

Agriculture is a highly robust sector in Indonesia. This is evidenced in Central Sulawesi Province, where the gross domestic product (GDP) from the agricultural sector, based on constant prices from 2018 to 2021, continues to experience growth. Such conditions suggest that commodities in the agricultural sector have the potential to become export products, enabling a greater economic boost for the region. Before engaging in exports, it is necessary to identify which commodities have potential. One way to determine this is by applying Klassentypology. To simplify the process, it can be implemented in machine learning using the K-Nearest Neighbor algorithm. K-Nearest Neighbor is chosen because this algorithm can handle data containing noise and has good adaptability when given new data. In this research, two machine learning models were developed. The first model is used to classify whether a commodity is advancing or lagging, while the second model is used to classify commodities that grow rapidly and slowly. The highest accuracy obtained from the first model is 96.23%. Meanwhile, the highest accuracy from the second model is 93.49%.

### PENDAHULUAN

Pembangunan ekonomi daerah merupakan rangkaian kegiatan yang dikelola pemerintah provinsi bersama pemerintah kota. Pembangunan tersebut menggunakan sumber daya yang ada dan membentuk pola kemitraan antara pemerintah daerah dengan swasta. Tujuannya untuk menciptakan lapangan kerja baru dan mendorong pertumbuhan ekonomi. Oleh karena itu, pemerintah daerah beserta seluruh masyarakatnya harus dapat memperdayai sumber daya yang ada untuk merancang dan membangun perekonomian daerah [1]. Salah satu sumber daya yang besar dan ada di seluruh daerah di Indonesia yaitu ada pada sektor pertanian.

Provinsi Sulawesi Tengah merupakan salah satu provinsi di Indonesia yang memiliki industri pertanian yang kuat. Hal ini dapat dilihat dari Produk Domestik Bruto (PDRB) Provinsi Sulawesi Tengah atas dasar harga konstan 2010. Menurut lapangan usaha, kondisi industri pertanian, peternakan, perburuan dan jasa pertanian terus tumbuh pada tentang tahun 2017 sampai 2021. Berdasarkan data yang ada pada Badan Pusat Statistika (BPS) laju pertumbuhan PDRB provinsi Sulawesi Tengah di tahun 2018 sebesar 3,79%. Di tahun berikutnya pada 2019 dan 2020 pertumbuhan PDRB mengalami perlambatan yaitu berada pada angka 1,81% dan 0,65%, namun di tahun 2021 pertumbuhan PDRB provinsi Sulawesi Tengah meningkat pesat menjadi 6,08% [2]. Dengan kondisi industri pertanian yang kuat ini, provinsi Sulawesi Tengah sangat memungkinkan untuk melakukan kegiatan ekspor produk-produk pertanian dan turunannya.

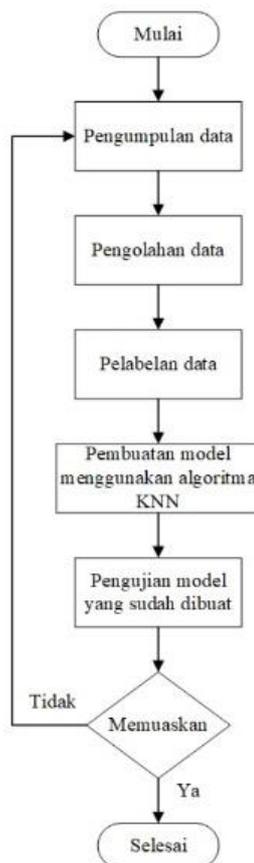
Sebelum melakukan kegiatan ekspor, perlu menentukan komoditas mana yang menjadi komoditas unggulan atau potensial. Komoditas unggulan merupakan komoditas yang mampu bersaing dengan komoditas yang sama di pasar nasional bahkan basar internasional [3]. Komoditas unggulan ini diharapkan dapat memenuhi permintaan yang tinggi dalam pasar nasional bahkan pasar internasional sehingga akan memberikan nilai tambah pada perekonomian daerah.

Salah satu cara yang dapat digunakan untuk menentukan potensi suatu komoditas yaitu *Klassen Typology*. Selain menunjukkan potensial suatu komoditas, *Klassen Typology* juga memberikan informasi bagaimana pertumbuhan komoditas dalam suatu daerah [4]. Untuk menggunakan cara ini diperlukan data produksi komoditas-komoditas yang ada pada sektor pertanian dari tahun ke tahun. Dari data produksi ini akan diolah lagi untuk mendapatkan nilai kontribusi dan pertumbuhan komoditas-komoditas yang ada [5].

*Klassen Typology* tidak dapat diterapkan oleh orang awam. Oleh karena itu perlu dilakukan penyederhanaan untuk mempermudah dalam mengetahui komoditas potensial dari sektor pertanian. Salah satu yang dapat dilakukan untuk mempermudah menentukan komoditas unggulan yaitu dengan menggunakan kecerdasan buatan. Dalam kasus ini algoritma yang dapat digunakan yaitu *K-Nearest Neighbor* (KNN). Algoritma KNN ini bekerja dengan cara mengukur jarak antara objek latih dengan objek ujinya kemudian dikelompokkan berdasarkan jarak terdekat [6].

## METODE

Penelitian memiliki tujuan untuk melihat apakah algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN) mampu menentukan komoditas yang mempunyai potensi untuk menjadi produk ekspor. Di samping itu penelitian ini juga mencari tahu komoditas apa yang memiliki potensi ekspor di Sulawesi Tengah. Adapun alur tahapan penelitian dilakukan dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

## Pengumpulan data

Data yang digunakan dalam penelitian ini yaitu data produksi komoditas di sektor pertanian dengan rentang 4 tahun. Data ini diperoleh dari Badan Pusat Statistika. Data yang diperoleh akan dibagi menjadi dua yakni *data training* dan *data testing* dengan perbandingan 75/25. Total data produksi komoditas pertanian yang digunakan sebanyak 1170 data ditambah dengan 25 data produksi pertanian Provinsi Sulawesi Tengah dari tahun 2018 hingga 2021.

## Metode yang Digunakan

### a. *Klassen Typology*

*Klassen Typology* adalah metode analisis yang dapat digunakan untuk mengidentifikasi sektor, subsektor, perusahaan atau produk utama atau dominan di suatu wilayah [7]. Hasil analisis *Klassen Typology* menunjukkan sektor, subsektor, atau komoditas yang ada dalam keadaan maju atau tidak. Serta bertumbuh cepat atau tidak yang merupakan variabel regional suatu daerah [8]. Dalam penelitian ini *Klassen Typology* digunakan untuk pelabelan data. Data akan diolah untuk mencari kontribusi dan pertumbuhannya. Data kontribusi dari suatu daerah dan satu tingkat di atasnya akan dibandingkan untuk menentukan apakah komoditas dalam suatu daerah tergolong maju atau tertinggal. Sedangkan data pertumbuhan komoditas suatu daerah dan satu tingkat di atasnya juga akan dibandingkan untuk melihat lambat atau tidaknya pertumbuhan komoditas dalam suatu daerah.

### b. *K-Nearest Neighbor* (KNN)

*K-Nearest Neighbors* (KNN) adalah salah satu algoritma klasifikasi dalam *machine learning* yang beroperasi berdasarkan prinsip perhitungan jarak. Algoritma ini mengklasifikasikan data berdasarkan mayoritas label dari tetangga terdekat di sekitarnya [9]. Dalam KNN,  $k$  adalah parameter yang menentukan berapa banyak tetangga terdekat yang akan dipertimbangkan untuk mengambil keputusan klasifikasi [10]. Algoritma KNN memiliki beberapa kelebihan seperti [11][12][13]:

- KNN adalah algoritma yang sederhana dan intuitif. Tidak ada asumsi yang rumit yang harus dipelajari.
- KNN adalah algoritma berbasis *instance*, yang berarti tidak memerlukan proses pelatihan. Algoritma ini hanya perlu menyimpan dataset pelatihan dalam memori dan dapat langsung digunakan untuk mengklasifikasikan *instance* baru.
- KNN cenderung tahan terhadap *noise* atau *outlier* dalam data. Karena keputusan klasifikasi didasarkan pada mayoritas tetangga terdekat, data yang salah atau tidak representatif memiliki pengaruh yang lebih kecil terhadap hasil akhir.

Berikut adalah perbandingan algoritma KNN dengan algoritma klasifikasi yang lain:

- *K-Nearest Neighbors* dan *Decision Trees*: KNN adalah algoritma non-parametrik, sementara *Decision Trees* adalah algoritma berbasis aturan. *Decision Trees* cenderung lebih efisien untuk dataset besar dan mampu memilah-milah fitur yang relevan. Namun, KNN dapat lebih baik dalam menangani data dengan *noise* [14].
- *K-Nearest Neighbors* dan *Naive Bayes*: *Naive Bayes* adalah algoritma probabilistik yang memiliki asumsi kuat tentang distribusi data. KNN tidak memiliki asumsi ini, sehingga dapat lebih fleksibel dalam beberapa kasus, tetapi mungkin memerlukan lebih banyak data untuk bekerja secara efektif [15].
- *K-Nearest Neighbors* dan *Support Vector Machines* (SVM): SVM adalah algoritma yang mencoba mencari *hyperplane* yang memisahkan dua kelas secara optimal. SVM dapat lebih baik dalam kasus dengan dataset yang tidak terlalu besar, sedangkan KNN dapat lebih sesuai untuk klasifikasi *instance* individu tanpa proses pelatihan yang rumit [16].

Adapun langkah-langka dari algoritma *K-Nearest Neighbor* sebagai berikut [6]:

- Menentukan nilai  $K$ . untuk menentukan nilai  $K$  yang memperoleh akurasi yang optimal diperlukan pengujian dengan nilai  $k$  yang berbeda.

- Tentukan jarak satu data uji dengan semua data latih. Perhitungan jarak yang dapat digunakan yaitu *Euclidean Distance* yang rumusnya sebagai berikut:

$$d_i = \sqrt{\sum_{i=1}^p (x_{2i} - x_{1i})^2}$$

Keterangan:

$x_1$  = data latih

$d$  = jarak

$x_2$  = data uji

$p$  = jumlah data training

$i$  = variabel data

- Urutkan jarak yang diperoleh dari yang terbesar ke yang terkecil.
- Ambil jarak terdekat sejumlah  $k$
- Hitung jumlah masing-masing kelas dari data yang jaraknya paling dekat tadi kemudian berikan kelas yang sama pada data uji dengan kelas yang jumlahnya paling banyak.

## Pengujian

*Confusion Matrix* (matriks kebingungan) adalah alat yang digunakan dalam evaluasi kinerja model klasifikasi untuk mengukur sejauh mana model tersebut berhasil memprediksi kelas dari data [17]. *Confusion matrix* menggambarkan hasil prediksi model dengan membandingkan kelas aktual data dengan kelas yang diprediksi oleh model. Biasanya, matriks ini digunakan dalam masalah klasifikasi biner (dua kelas) dan dapat diperluas untuk klasifikasi multi-kelas [18]. *Confusion matrix* memiliki empat dimensi utama, yaitu [19]:

- *True Positives* (TP): Ini adalah jumlah kasus di mana model memprediksi kelas positif dengan benar, dan kelas aktual juga positif.
- *True Negatives* (TN): Ini adalah jumlah kasus di mana model memprediksi kelas negatif dengan benar, dan kelas aktual juga negatif.
- *False Positives* (FP): Ini adalah jumlah kasus di mana model memprediksi kelas positif, tetapi kelas aktual adalah negatif. Ini juga dikenal sebagai kesalahan tipe I.
- *False Negatives* (FN): Ini adalah jumlah kasus di mana model memprediksi kelas negatif, tetapi kelas aktual adalah positif. Ini juga dikenal sebagai kesalahan tipe II.

Berikut adalah rumus-rumus yang dapat digunakan untuk menghitung beberapa metrik berdasarkan *confusion matrix* [19]:

- Akurasi (*Accuracy*): Akurasi mengukur sejauh mana model benar-benar memprediksi kelas data. Ini dihitung sebagai rasio antara prediksi yang benar (TP + TN) dan total data (TP + TN + FP + FN).

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

- Presisi (*Precision*): Presisi mengukur sejauh mana prediksi positif yang dibuat oleh model benar. Ini dihitung sebagai rasio antara TP dan total positif yang diprediksi oleh model (TP + FP).

$$Presisi = \frac{TP}{TP + FP}$$

- *Recall* (Sensitivitas atau *True Positive Rate*): *Recall* mengukur sejauh mana model mampu menemukan semua contoh positif dalam data. Ini dihitung sebagai rasio antara TP dan total positif dalam data (TP + FN).

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

## HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam penelitian ini akan dibuat dua model yang berbeda berdasarkan tujuan dan *input* datanya. Model yang pertama akan mengklasifikasikan maju atau tidaknya komoditas dalam suatu daerah, data yang digunakan yaitu kontribusi komoditas dalam rentang 4 tahun.

## Hasil

### a. Pengolahan Data

Data produksi akan diolah menjadi dua model data. Data yang pertama yaitu data kontribusi suatu komoditas. Data kontribusi ini diperoleh dengan membagi produksi suatu komoditas dengan jumlah produksi pada sektor pertanian. Tabel 1 merupakan contoh dari data kontribusi di tingkat provinsi dan tabel 2 merupakan data kontribusi di tingkat nasional.

**Tabel 1.** Data Kontribusi di Tingkat Provinsi

Komoditas	Kontribusi			
	2018	2019	2020	2021
Jahe	0.164549814	0.062330413	0.28337506	0.321855109
Laos/Lengkuas	0.058332353	0.034418163	0.04161763	0.02409516
Kencur	0.062111121	0.033707883	0.10091046	0.073722298
Kunyit	0.714432562	0.867658462	0.57139563	0.57954063
Temulawak	0.00057415	0.001885079	0.00270122	0.000786803

**Tabel 2.** Data Kontribusi di Tingkat Provinsi

Komoditas	Kontribusi			
	2018	2019	2020	2021
Jahe	0.382380776	0.344892228	0.35474317	0.468710804
Laos/Lengkuas	0.129078341	0.14909767	0.132718394	0.117078473
Kencur	0.066307661	0.069809503	0.086645199	0.083002789
Kunyit	0.375090624	0.377583756	0.374199076	0.281960239
Temulawak	0.047142597	0.058616842	0.051694161	0.049247696

Model data yang kedua yaitu data pertumbuhan komoditas. Pengolahan ini dilakukan dengan cara mengurangkan produksi komoditas pada suatu tahun dengan produksi di tahun sebelumnya. Setelahnya hasilnya dibagi dengan produksi di tahun sebelumnya. Tabel 3 merupakan contoh dari data kontribusi di tingkat provinsi dan tabel 4 merupakan data kontribusi di tingkat nasional.

**Tabel 3.** Data Pertumbuhan di Tingkat Provinsi

Komoditas	Pertumbuhan		
	2019	2020	2021
Jahe	-0.189738994	2.594398666	-0.08841183
Laos/Lengkuas	0.262119645	-0.044008011	-0.535321707
Kencur	0.160872261	1.366842507	-0.413642403
Kunyit	1.59782502	-0.479341772	-0.185957892
Temulawak	6.023060797	0.132910448	-0.766220934

**Tabel 4.** Data Pertumbuhan di Tingkat Nasional

Komoditas	Pertumbuhan		
	2019	2020	2021
Jahe	-0.189423812	0.049791677	0.402692124
Laos/Lengkuas	0.07123358	-0.09796679	0.10537047
Kencur	-0.018997562	0.212556309	0.176163592
Kunyit	-0.065729267	0.013811221	-0.04737934
Temulawak	0.13719019	-0.10823125	0.171591124

**b. Pemberian Label**

Pelabelan dilakukan dengan metode *Klassen Typology*. Terdapat data pertumbuhan dan kontribusi suatu komoditas pada suatu daerah dibandingkan dengan satu tingkat di atasnya. Dari data kontribusi di ambil rata-rata kontribusi di setiap komoditas pada setiap tingkat wilayah kemudian dibandingkan. Suatu komoditas diberi label potensial ketika nilai rata-rata kontribusi di tingkat provinsi lebih besar dari tingkat nasional. Sebaliknya, suatu komoditas dikatakan tidak potensial ketika nilai rata-rata kontribusi di tingkat provinsi lebih kecil dari tingkat nasional. Tabel 5 merupakan hasil dari pelabelan data kontribusi.

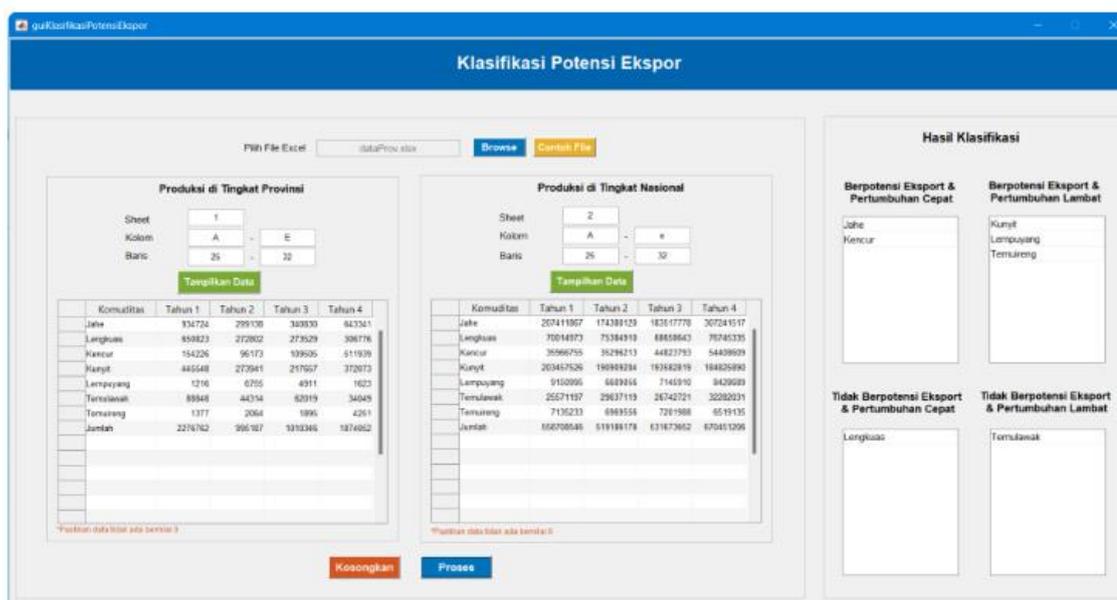
**Tabel 5.** Pelabelan Berdasarkan Data Kontribusi

Komoditas	Rata-Rata Kontribusi		Label
	Provinsi	Nasional	
Jahe	0.208027598	0.387681745	Tidak potensial
Laos/Lengkuas	0.039615826	0.131993219	Tidak potensial
Kencur	0.067612941	0.076441288	Tidak potensial
Kunyit	0.683256821	0.352208424	Potensial
Temulawak	0.001486814	0.051675324	Tidak potensial

Sama dengan data kontribusi, data pertumbuhan juga dicari rata-ratanya pada semua komoditas di kedua tingkat wilayah dan dilakukan perbandingan untuk diberi label. Suatu komoditas diberi label bertumbuh cepat jika rata-rata pertumbuhan di tingkat provinsi lebih besar dari tingkat nasional. Sebaliknya, suatu komoditas diberi label bertumbuh lambat jika nilai rata-rata pertumbuhan di tingkat provinsi lebih kecil dari tingkat nasional. Tabel 6 merupakan hasil pelabelan data pertumbuhan.

**Tabel 6.** Pelabelan Berdasarkan Data Pertumbuhan

Komoditas	Rata-Rata Pertumbuhan		Label
	Provinsi	Nasional	
Jahe	0.772082614	0.772082614	Bertumbuh cepat
Laos/Lengkuas	-0.105736691	-0.10573669	Bertumbuh lambat
Kencur	0.371357455	0.371357455	Bertumbuh cepat
Kunyit	0.310841785	0.310841785	Bertumbuh cepat
Temulawak	1.796583437	1.796583437	Bertumbuh cepat



**Gambar 2.** Hasil Klasifikasi pada Sektor Biofarmaka

Hasil yang di tampilkan oleh sistem yang dapat dilihat pada gambar 2. Pada gambar 2 memberikan informasi bahwa komoditas jahe dan kencur tergolong dalam komoditas yang potensial dan bertumbuh cepat. Komoditas kunyit, lempuyang dan temuireng termasuk dalam komoditas yang potensial namun bertumbuh lambat. Komoditas lengkuas termasuk dalam komoditas yang tidak potensial dan bertumbuh cepat. Komoditas temulawak termasuk dalam komoditas yang tidak potensial dan bertumbuh lambat atau komoditas yang tertinggal.

### c. Pengujian dan Menentukan Nilai k Optimum

Jika dilihat dari tabel 7 akurasi tertinggi model untuk klasifikasi maju atau berkembangnya suatu komoditas ada ketika nilai  $k=3$ . Akurasi dengan nilai  $k$  tersebut mencapai angka 96,23% dengan *Precision* 96,58%, *Recall* 95,92% dan *F1 score* 96,25%.

**Tabel 7.** Perbandingan Akurasi Berdasarkan Nilai K pada Mode Pertama

Nilai K	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>Accuracy</i>
1	97.16%	93.20%	95.21%
3	96.58%	95.92%	96.23%
5	97.20%	94.56%	95.89%
7	97.16%	93.20%	95.21%
9	97.18%	93.88%	95.55%

Jika dilihat dari tabel 8 akurasi tertinggi model untuk klasifikasi cepat atau lambatnya pertumbuhan suatu komoditas ada ketika nilai  $k=7$ . Akurasi dengan nilai  $k$  tersebut mencapai angka 93,49% dengan *Precision* 91,60% dan *Recall* 93,75%.

**Tabel 8.** Perbandingan Akurasi Berdasarkan Nilai K pada Mode Kedua

Nilai K	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>Accuracy</i>
1	92.62%	88.28%	91.78%
3	88.24%	93.75%	91.78%
5	90.30%	94.53%	93.15%
7	91.60%	93.75%	93.49%
9	88.89%	93.75%	92.12%

### d. Komoditas Berpotensi Ekspor di Provinsi Sulawesi Tengah

Komoditas memiliki potensi untuk menjadi produk ekspor ketika digolongkan sebagai komoditas yang maju dan bertumbuh cepat. Alasannya agar komoditas tersebut benar-benar dapat memenuhi permintaan pasar global. Provinsi Sulawesi Tengah komoditas yang berpotensi ekspor yaitu kubis, petsai/sawi, tomat, durian, mangga, nangka, rambutan, jahe dan kencur.

### Pembahasan

Penelitian ini menemukan dua pengujian model yaitu model yang pertama digunakan untuk mengklasifikasikan potensi atau tidaknya suatu komoditas dalam sektor pertanian. Pada pengujian model pertama dengan akurasi yang diperoleh dari model klasifikasi potensi ini yaitu 96.23% dengan jumlah ketegangan ( $k$ ) 3. Selanjutnya model yang kedua digunakan untuk mengklasifikasikan tingkat perkembangan komoditas di sektor pertanian. Hasil akurasi yang didapatkan dari model kedua tentang klasifikasi pertumbuhan ini yaitu 93.15% dengan jumlah ketegangan ( $k$ ) 7.

Berdasarkan penelitian ini diketahui bahwa Penerapan algoritma *K-Nearest Neighbor* dapat digunakan untuk mencari komoditas yang berpotensi ekspor dalam suatu wilayah. Hasil penelitian ini sejalan dengan penelitian yang dilakukan oleh [20] yang menemukan model

sistem menggunakan K-NN untuk mempelajari tanaman dan hasil pertanian. Selain itu juga menemukan cara panen yang efisien. Studi ini berfokus pada kumpulan data pertanian yang diperoleh dari berbagai portal milik beberapa kabupaten di Negara Bagian Karnataka. Kumpulan data diurutkan dengan cara yang terstruktur dengan baik. Algoritma K-NN digunakan untuk model prediksi dan prediksi hasil panen serta diperoleh akurasi. Selain itu hasil penelitian ini juga selaras dengan penelitian yang dilakukan oleh beberapa peneliti yang menggunakan K-NN untuk hasil pertanian seperti yang dilakukan oleh [21][22][23]. Namun penelitian di lakukan oleh [20] akurasi hanya 63,63 % untuk model satu dan untuk model kedua hanya 56,66 %. Sedangkan dalam penelitian ini akurasi sangat baik yaitu di angka 96.23% model satu dan Model dua dengan akurasi 93.15%.

## SIMPULAN DAN SARAN

Dari penelitian ini dapat diambil kesimpulan serta saran bahwa penerapan algoritma *K-Nearest Neighbor* dapat digunakan untuk mencari komoditas yang berpotensi ekspor dalam suatu wilayah. Komoditas pertanian yang memiliki potensi untuk dijadikan produk ekspor baik secara langsung maupun produk turunannya yaitu komoditas kubis, petsai/sawi, tomat, durian, mangga, nangka, rambutan, jahe dan kencur. Dalam penelitian selanjutnya, perlu menambahkan rentang tahun pada data yang digunakan. Tujuannya supaya komoditas yang terklasifikasi berpotensi ekspor memang benar-banar dapat memenuhi permintaan pasar ekspor. Dalam penelitian ini hanya menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor, sebaiknya perlu menggunakan algoritma lain agar dapat melihat algoritma mana yang cocok untuk menyelesaikan kasus ini.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Tumangkeng, “Analisis Potensi Ekonomi Di Sektor Dan Sub Sektor Pertanian, Kehutanan Dan Perikanan Kota Tomohon,” *J. Berk. Ilm. Efisiensi*, vol. 18, no. 1, p. 12, 2018, [Online]. Available: <https://ejournal.unsrat.ac.id/index.php/jbie/article/view/20678>.
- [2] BPS, “Provinsi Sulawesi Tengah Dalam Angka 2022,” *Badan Pus. Stat. Sulawesi Teng.*, 2022, [Online]. Available: <https://sulteng.bps.go.id/publication/2022/02/25/d8cccf7c0b42c3d9ff80b8c6/provinsi-sulawesi-tengah-dalam-angka-2022.html>.
- [3] A. Rajab and Rusli, “Penentuan Sektor-Sektor Unggulan yang ada pada Kabupaten Takalar melalui Analisis Tipologi Klassen,” *GROWTH J. Ilm. Ekon. Pembang.*, vol. 1, no. 1, pp. 16–38, 2019, [Online]. Available: <https://stiemmamaju.ejournal.id/GJIEP/article/view/13>.
- [4] S. I. Dai, “DEVELOPMENT OF SUPERIOR COMMODITIES IN THE AGRICULTURAL SECTOR IN AN EFFORT TO IMPROVE THE ECONOMY (Pengembangan Komoditas Unggulan Sektor Pertanian Dalam Upaya Peningkatan Perekonomian),” *Gorontalo Dev. Rev.*, vol. 2, no. 1, p. 44, 2019, doi: 10.32662/golder.v2i1.466.
- [5] S. Rahayu, “Penentuan Agribisnis Unggulan Komoditi Pertanian Berdasarkan Nilai Produksi di Kabupaten Kerinci,” *J-MAS (Jurnal Manaj. dan Sains)*, vol. 6, no. 1, p. 154, 2021, doi: 10.33087/jmas.v6i1.242.
- [6] R. K. Dinata, H. Akbar, and N. Hasdyna, “Algoritma K-Nearest Neighbor dengan Euclidean Distance dan Manhattan Distance untuk Klasifikasi Transportasi Bus,” *Ilk. J. Ilm.*, vol. 12, no. 2, pp. 104–111, 2020, doi: 10.33096/ilkom.v12i2.539.104-111.
- [7] D. S. H. Putri, F. R. Hernovianty, and E. Yuniarti, “Analisis Komoditas Unggulan Berbasis Pertanian di Kecamatan Sekadau Hilir, Kabupaten Sekadau,” *JeLAST J. Elektron. Laut, Sipil, Tambang*, vol. 7, no. 2, pp. 1–6, 2020.

- [8] N. Ferdian, Z. Hasid, and E. U. A. Ghaffar, "ANALISIS PERENCANAAN PEMBANGUNAN EKONOMI KABUPATEN KUTAI KARTANEGARA," *J. Ilm. Akunt. DAN Keuang.*, vol. 4, no. 2, pp. 873–894, 2021.
- [9] D. Kurniawan and A. Saputra, "Penerapan K-Nearest Neighbour dalam Penerimaan Peserta Didik dengan Sistem Zonasi," *J. Sist. Inf. Bisnis*, vol. 9, no. 2, p. 212, 2019, doi: 10.21456/vol9iss2pp212-219.
- [10] R. Wahyudi, M. Orisa, and N. Vendyansyah, "Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbors Pada Klasifikasi Penentuan Gizi Balita (Studi Kasus Di Posyandu Desa Bluto)," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 5, no. 2, pp. 750–757, 2021, doi: 10.36040/jati.v5i2.3738.
- [11] Y. Yuliska and K. U. Syaliman, "Peningkatan Akurasi K-Nearest Neighbor Pada Data Index Standar Pencemaran Udara Kota Pekanbaru," *ITJ. Res. Dev.*, vol. 5, no. 1, pp. 11–18, 2020, doi: 10.25299/itjrd.2020.vol5(1).4680.
- [12] A. D. W. M. Sidik, I. Himawan Kusumah, A. Suryana, Edwinanto, M. Artiyasa, and A. Pradiftha Junfithrana, "Gambaran Umum Metode Klasifikasi Data Mining," *Fidel. J. Tek. Elektro*, vol. 2, no. 2, pp. 34–38, 2020, doi: 10.52005/fidelity.v2i2.111.
- [13] E. Tangkelobo, W. Mayaut, H. Listanto, I. Binanto, and N. F. Sianipar, "Perbandingan Algoritma Klasifikasi Random Forest , Gaussian Naïve Bayes , dan K-Nearest untuk Data Tidak Seimbang dan Data yang diseimbangkan dengan metode Random Undersampling pada dataset LCMS Tanaman Keladi Tikus," 2023.
- [14] D. M. Meliala and P. Hasugian, "Perbandingan Algoritma K-Nearest Neighbor Dengan Decision Tree Dalam Memprediksi Penjualan Makanan Hewan Peliharaan Di Petshop Dore Vet Clinic," *Respati*, vol. 15, no. 3, p. 35, 2020, doi: 10.35842/jtir.v15i3.369.
- [15] S. Sahar, "Analisis Perbandingan Metode K-Nearest Neighbor dan Naïve Bayes Clasiffier Pada Dataset Penyakit Jantung," *Indones. J. Data Sci.*, vol. 1, no. 3, pp. 79–86, 2020, doi: 10.33096/ijodas.v1i3.20.
- [16] J. A. Saputra and S. A. Aklani, "Analisis Komparasi Algoritma K-Nearest Neighbor Dan Support Vector Machine Dengan Pendekatan Multi Dataset," vol. 13, no. 03, pp. 415–421, 2022.
- [17] S. T. Rizaldi and M. Mustakim, "Perbandingan Teknik Pembagian Data untuk Klasifikasi Sarana Akses Air pada Algoritma K- Nearest Neighbor dan Naïve Bayes Classifier," *Semin. Nas. Teknol. Informasi, Komun. dan Ind.* 12, pp. 130–137, 2020.
- [18] H. Rasmita Ngemba, S. Hendra, K. Agus Dwijaya, H. Ladania, and M. Aristo Indrajaya, "Comparative Analysis of C4.5 And Naïve Bayes Algorithms for Classification of Food Vulnerable Areas," *Tadulako Sci. Technol. J.*, vol. 3, no. 1, pp. 2776–4893, 2022.
- [19] D. Normawati and S. A. Prayogi, "Implementasi Naïve Bayes Classifier Dan Confusion Matrix Pada Analisis Sentimen Berbasis Teks Pada Twitter," *J. Sains Komput. Inform. (J-SAKTI)*, vol. 5, no. 2, pp. 697–711, 2021, [Online]. Available: <http://ejournal.tunasbangsa.ac.id/index.php/jsakti/article/view/369>.
- [20] H. K. Karthikeya, K. Sudarshan, and D. S. Shetty, "Prediction of Agricultural Crops using KNN Algorithm," *Int. J. Innov. Sci. Res. Technol.*, vol. 5, no. 5, pp. 1422–1424, 2020, [Online]. Available: [http://agricoop.nic.in/sites/default/files/Annual\\_rpt\\_2016](http://agricoop.nic.in/sites/default/files/Annual_rpt_2016).
- [21] A. Bode, "K-Nearest Neighbor Dengan Feature Selection Menggunakan Backward

Elimination Untuk Prediksi Harga Komoditi Kopi Arabika,” *Ilk. J. Ilm.*, vol. 9, no. 2, pp. 188–195, 2017, doi: 10.33096/ilkom.v9i2.139.188-195.

- [22] W. T. Panjaitan, E. Utami, and H. Al Fatta, “PREDIKSI PANEN PADI MENGGUNAKAN ALGORITMA K-NEAREST NEIGHBOUR,” *Pros. SNATIF*, pp. 621–628, 2018.
- [23] L. P. N. Budiarti, N. Hidayat, and T. Afirianto, “Implementasi Algoritme Modified K-Nearest Neighbor (MKNN) untuk Diagnosis Penyakit Tanaman Cengkeh,” *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput. Univ. Brawijaya*, vol. 2, no. 12, pp. 7149–7156, 2018.