

IMPLEMENTASI METODE *K-NEAREST NEIGHBOR* (KNN) UNTUK MENENTUKAN PENERIMA BANTUAN PANGAN NON TUNAI (BPNT)

Muhammad Hafizh Mas'Ud, Wawan Joko Pranoto, Rofilde Hasudungan
Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Kalimantan Timur
Jl.Ir H Juanda, Samarinda 75124, Indonesia
2111102441163@umkt.ac.id

ABSTRAK

Bantuan Pangan Non Tunai (BPNT) adalah program yang diprakarsai oleh pemerintah Indonesia yang dirancang guna memenuhi kebutuhan pangan rakyat miskin melalui bantuan non-tunai. Meskipun demikian, dalam praktiknya, sering kali terdapat masalah ketika penerima manfaat tidak sesuai sasaran, seperti keluarga yang memiliki kondisi ekonomi yang baik dimasukkan dalam penerima, tetapi mereka yang lebih memerlukan tidak mendapatkan. Klasifikasi penerima Bantuan Pangan Non Tunai (BPNT) dilakukan dengan pendekatan *K-Nearest Neighbor* (KNN). *K-Nearest Neighbor* (KNN) adalah salah satu algoritma dalam *Machine Learning* berfungsi guna melakukan klasifikasi data didasarkan kedekatan jarak data baru dengan data yang sudah dikategorikan sebelumnya. Prosedur klasifikasi terdiri dari beberapa tahap krusial, yaitu inisialisasi parameter, penghitungan jarak antar data menggunakan metrik *Euclidean*, dan menentukan klasifikasi melalui mekanisme *Voting* mayoritas pada tetangga terdekat berdasarkan nilai *K* yang ditentukan. Penelitian ini mendapatkan bahwa teknik *K-Nearest Neighbor* (KNN) dapat mencapai akurasi sebesar 89%. Dengan demikian, metode ini dapat digunakan sebagai pendekatan yang dapat diandalkan untuk membantu mengidentifikasi penerima bantuan agar lebih tepat sasaran.

Kata kunci : Bantuan Pangan Non Tunai, Klasifikasi, *K-Nearest Neighbor*

1. PENDAHULUAN

Kemiskinan merupakan masalah serius bagi banyak negara terutama negara berkembang, ketika seseorang miskin berarti mereka tidak dapat memenuhi kebutuhan dasar mereka yang meliputi sandang, pangan, papan, dan perhatian medis [1]. Perhatian medis di Indonesia menjadi penyebab kemiskinan, melibatkan beberapa aspek yang kompleks sehingga menghadapi banyak penyebab kemiskinan meliputi pengangguran yang signifikan, rendahnya pendapatan dan pertumbuhan ekonomi yang lambat menjadi penyebab utama kemiskinan [2].

Kemiskinan menjadikan pemerintah membuat program Bantuan Pangan Non Tunai (BPNT), dengan memberikan bantuan sosial pangan non tunai yang diperoleh dari pemerintah dan diberikan kepada Keluarga Penerima Manfaat (KPM) berdasarkan kriteria jenis pekerjaan, jumlah penghasilan, jumlah tanggungan, dan lain-lain [3]. Berdasarkan kriteria penerima BPNT, masih banyak penerima tidak tepat sasaran, beberapa yang berhak tidak masuk daftar penerima dan ekonomi stabil justru masuk ke daftar penerima, untuk mengatasi masalah tersebut bisa diterapkan konsep prediksi, klustering, dan klasifikasi [4].

Klasifikasi merupakan proses dalam pembelajaran mesin yang bertujuan untuk menentukan kelas atau kategori data berdasarkan karakteristik pada data BPNT, dalam klasifikasi model dilatih menggunakan dataset berlabel, sehingga dapat mempelajari pola untuk menentukan kategori yang tepat untuk data baru pada penerima BPNT [5]. Penerima BPNT dapat di klasifikasikan berdasarkan atribut yang ada dengan menerapkan beberapa

algoritma antara lain seperti algoritma *Naive Bayes*, *Decision Tree* dan *K-Nearest Neighbor*[6].

Pada penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh [7] tentang perbandingan algoritma untuk klasifikasi status gizi pada balita dengan algoritma *K-Nearest Neighbor* didapatkan nilai akurasi tertinggi 96,10% yang dibandingkan dengan *Naive Bayes* dengan nilai akurasi 90,94%. Pada penelitian lain yang dilakukan [8] tentang klasifikasi penyakit jantung diperoleh akurasi tertinggi pada *K-Nearest Neighbor* dengan nilai 81,82% dibandingkan dengan *Decision Tree* yang hanya memperoleh akurasi 77,44%.

Algoritma *K-Nearest Neighbor* adalah teknik klasifikasi yang menentukan data baru sesuai dengan berapa jauh jarak data terdekat, *K-Nearest Neighbor* melakukan pendekatan guna menemukan kasus dengan menghitung kedekatan kasus baru dan kasus lama berdasarkan bobot yang memengaruhi klasifikasi [9]. Klasifikasi dengan algoritma *K-Nearest Neighbor* mempunyai kelebihan seperti pelatihan dan pembelajaran yang mudah, serta dapat diterapkan pada kumpulan data besar [10].

Berdasarkan penjabaran diatas, penelitian ini bertujuan untuk melakukan klasifikasi data Bantuan Pangan Non Tunai (BPNT) Desa Bukit Biru guna memperhatikan beberapa variabel data yang ada dan menerapkan metode *K-Nearest Neighbor*. Selain secara signifikan meningkatkan efektivitas dan ketepatan prosedur seleksi penerima BPNT berdasarkan ketepatan algoritma *K-Nearest Neighbor*, penelitian ini diharapkan dapat mengidentifikasi factor-faktor yang digunakan dalam mengevaluasi kelayakan penerima BPNT.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Bantuan Pangan Non Tunai

Program pemerintah yang disebut Bantuan Pangan Non Tunai (BPNT) memberikan bantuan sosial non-tunai kepada keluarga miskin untuk membantu mereka memenuhi kebutuhan pangan mereka [11].

2.2. Klasifikasi

Klasifikasi adalah proses mengidentifikasi data berdasarkan kesamaan karakteristik tertentu, dalam klasifikasi data baru dikategorikan ke dalam kategori yang tepat setelah model dilatih menggunakan data pelatihan berlabel [12]. Sebagai contoh, kita dapat membuat model untuk menentukan apakah seseorang memiliki penyakit jantung “Ya” atau “Tidak” berdasarkan usia, tekanan darah, kolesterol, dan riwayat merokok. Model ini dapat digunakan untuk mengevaluasi orang-orang yang tidak termasuk dalam data pelatihan setelah model tersebut dibangun menggunakan data pelatihan.

2.3. K-Nearest Neighbor

Pemodelan *K-Nearest Neighbor* (KNN) menggunakan metrik jarak Euclidean untuk menentukan jarak antara data baru dan data yang sudah ada di dalam kumpulan data pelatihan, hal ini memungkinkannya untuk mengklasifikasikan data menurut mayoritas kategori tetangga terdekatnya [13]. Langkah-langkah untuk melakukan klasifikasi menggunakan *K-Nearest Neighbor* sebagai berikut:

- Memilih tetangga terdekat (K) untuk klasifikasi.
- Menggunakan metrik jarak *Euclidean* untuk menentukan jarak data baru (data uji) dan data pelatihan).
- Mengurutkan jarak yang telah dihitung untuk menemukan tetangga terdekat.
- Menggunakan *Voting* mayoritas bertujuan menentukan hasil klasifikasi dari K tetangga terdekat.

Pada proses perhitungan jarak data uji dan data latih, digunakan metrik jarak *Euclidean* dengan menerapkan Persamaan 1.

$$d(p, q) = \frac{\sum_{i=1}^n f(p_i, q_i) q \times w_i}{w_i} \quad (1)$$

Keterangan:

- p = data baru
 q = data pada penyimpanan
 n = jumlah atribut setiap kasus
 i = atribut individu antara 1 sampai n
 f = fungsi similarity atribut i antara kasus p dengan kasus q
 w = bobot yang akan diberikan ke atribut i

2.4. Evaluasi

Tujuan dari evaluasi adalah menentukan seberapa baik kinerja metode *K-Nearest Neighbor* dalam sampel data yang sudah tersegmentasi agar dapat menghasilkan informasi baru. Pada tahap evaluasi dapat menerapkan *Confusion Matrix* guna memberikan pandangan komprehensif terhadap kinerja algoritma dengan cara mempertimbangkan sejumlah metrik kinerja, seperti akurasi, presisi, *Recall*, dan *F1-Score* [14]. Pengujian dan metrik evaluasi yang dalam digunakan pada klasifikasi sebagai berikut:

a. Pengujian

Pada algoritma *K-Nearest Neighbor* dilakukan pengujian terhadap nilai K yaitu, jumlah tetangga terdekat yang diterapkan saat klasifikasi, yang bertujuan agar mendapatkan nilai parameter terbaik dan model mendapatkan hasil yang optimal.

b. Metrik Evaluasi

Metrik evaluasi merupakan metode yang digunakan untuk mengukur performa sebuah model, dalam bidang *Machine Learning*. Dengan metrik ini, kita dapat mengevaluasi sejauh mana model mampu bekerja dengan baik dalam mengklasifikasikan data, metrik evaluasi yang biasanya digunakan dalam mengklasifikasikan data yaitu akurasi, presisi, *Recall*, dan *F1-Score*.

Akurasi model klasifikasi ditentukan dengan cara membandingkan frekuensi klasifikasi yang benar dengan jumlah total klasifikasi. Akurasi adalah tingkat kesamaan antara hasil klasifikasi dan nilai sebenarnya atau nilai aktual [15]. Untuk melakukan perhitungan akurasi bisa menerapkan Persamaan 2.

$$Akurasi = \frac{(TP+TN)}{(TP+TN+FP+FN)} \quad (2)$$

Keterangan:

- TP (*True Positive*) = total data positif teridentifikasi benar
 TN (*True Negative*) = total data negatif teridentifikasi salah
 FP (*False Positive*) = total data positif teridentifikasi salah
 FN (*False Negative*) = total data negatif teridentifikasi positif

Presisi digunakan untuk mengevaluasi keakuratan model dalam menghasilkan klasifikasi positif dengan mengurangi kesalahan positif palsu, presisi dihitung sebagai rasio *True Positif* terhadap jumlah total klasifikasi positif. Rasio ini menunjukkan proporsi klasifikasi positif yang benar-benar positif [16]. Untuk perhitungan presisi dapat menerapkan Persamaan 3.

$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3)$$

Keterangan:

- TP = *True Positive*
 FP = *False Positive*

Recall bertujuan menghitung persentase data yang positif secara efektif teridentifikasi model terhadap seluruh jumlah data positif yang tersedia, atau seberapa baik model bisa menemukan semua data yang positif benar [17]. Untuk perhitungan nilai *Recall* menerapkan Persamaan 4.

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4)$$

Keterangan:

TP = True Positive

FN = False Negative

F1-Score akan digunakan dalam melakukan klasifikasi guna menyeimbangkan presisi dan *Recall* dengan menggabungkan keduanya menjadi satu nilai, yaitu presisi (keakuratan klasifikasi data positif) dan *Recall* (kapasitas model mengidentifikasi semua sampel data positif) [18]. Perhitungan *F1-Score* dapat menerapkan Persamaan 5.

$$F1 - Score = \frac{2(presisi \times recall)}{(presisi + recall)} \quad (5)$$

c. Confusion Matrix

Confusion matrix digunakan untuk membandingkan hasil dari klasifikasi dengan nilai sebenarnya pada data uji untuk menilai akurasi model dalam melakukan klasifikasi data [19]. *Confusion Matrix* dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Counfussion Matrix

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

Keterangan:

TP = True Positive

TN = True Negative

FP = False Positive

FN = False Negative

3. METODE PENELITIAN

3.1 Prosedur Penelitian

Prosedur penelitian merupakan langkah dalam penelitian ini yang diperlukan dalam menghasilkan hasil dari klasifikasi yang tepat didasarkan data penerima telah diperoleh. Prosedur penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.

Berdasarkan Gambar 1 menunjukkan proses penelitian dengan langkah-langkah yang akan dilakukan pada penelitian klasifikasi kelayakan penerima BPNT yang kemudian dijabarkan sebagai berikut:

a. Pengumpulan Data

Tahapan pertama merupakan pengumpulan data penerima BPNT dari Kelurahan Bukit Biru.

b. Preprocessing

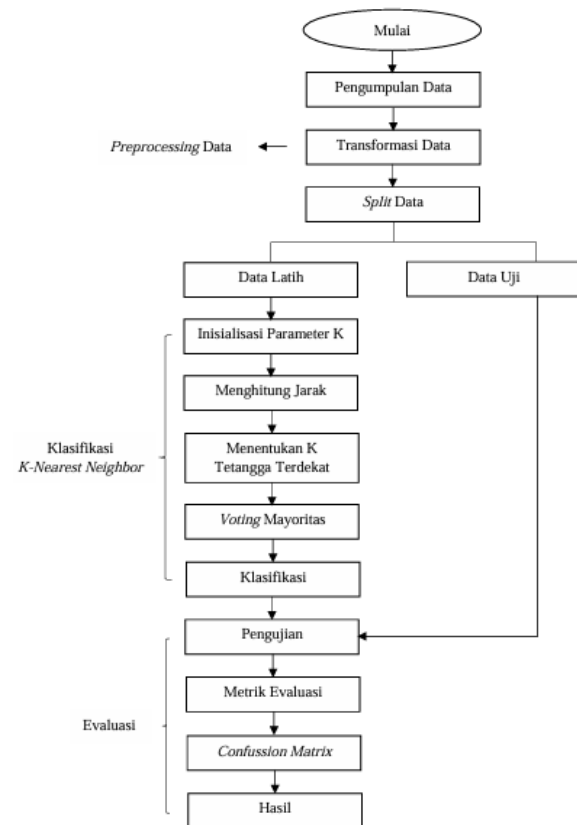
Dalam *Preprocessing* akan dilakukan transformasi data dengan memberikan pelabelan pada setiap data dalam atribut kebentuk *Binary*.

c. Split Data

Split Data proses pembagian data menjadi data latih dan data uji.

d. Evaluasi

Penelitian ini menggunakan evaluasi sebagai hasil, dan penilaian mencakup sejumlah indikator kinerja, termasuk akurasi, presisi, *Recall*, serta *F1-Score*.



Gambar 1. Prosedur Penelitian

Berdasarkan Gambar 1 menunjukkan proses penelitian dengan langkah-langkah yang akan dilakukan pada penelitian klasifikasi kelayakan penerima BPNT yang kemudian dijabarkan sebagai berikut:

a. Pengumpulan Data

Tahapan pertama merupakan pengumpulan data penerima BPNT dari Kelurahan Bukit Biru.

b. Preprocessing

Dalam *Preprocessing* akan dilakukan transformasi data dengan memberikan pelabelan pada setiap data dalam atribut kebentuk *Binary*.

c. Split Data

Split Data proses pembagian data menjadi data latih dan data uji.

d. Evaluasi

Penelitian ini menggunakan evaluasi sebagai hasil, dan penilaian mencakup sejumlah indikator kinerja, termasuk akurasi, presisi, *Recall*, serta *F1-Score*.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Pengumpulan Data BPNT

Informasi yang dikumpulkan mencakup 1041 data yang berkaitan dengan penerima BPNT tahun 2023 dari Kelurahan Bukit Biru. Data ini meliputi berbagai karakteristik, termasuk pendapatan, jumlah tanggungan, jumlah kendaraan, jenis pekerjaan, status pernikahan, dan kondisi rumah.

4.2 Transformasi Data BPNT

Setiap atribut data diberi label atau kategori berupa 0 atau 1 untuk mentransformasikan data. Setelah dilakukannya transformasi data menggunakan *One-Hot Encoding* didapatkan hasil yang dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Contoh Transformasi Data

Atribut	Data 1	Data 2	Data 3	Data 4	Data 5
Jumlah Penghasilan $0 \rightarrow Rp\ 1.999.999$	0	1	0	0	0
Jumlah Penghasilan $\geq Rp\ 2.000.000$	1	0	1	1	1
Jumlah Tanggungan ≤ 2	1	1	1	1	0
Jumlah Tanggungan ≥ 3	0	0	0	0	1
Jumlah Kendaraan ≤ 2	0	1	1	1	0
Jumlah Kendaraan ≥ 3	1	0	0	0	1
Jenis Pekerjaan bekerja	1	0	1	1	1
Jenis Pekerjaan tidak bekerja	0	1	0	0	0
Status Perkawinan belum menikah	0	0	0	0	0
Status Perkawinan cerai	0	1	0	0	0
Status Perkawinan menikah	1	0	1	1	1
Kondisi Rumah bukan milik sendiri	0	0	0	0	0
Kondisi Rumah milik sendiri	1	1	1	1	1
Class layak	1	1	0	0	0

Berdasarkan Tabel 2 menampilkan data setelah di transformasi, pada setiap atribut yang mencakup jumlah penghasilan, jumlah tanggungan, jumlah kendaraan, jenis pekerjaan, dan status pernikahan, serta kondisi rumah akan bernilai 1 atau 0 dengan “1=Berpengaruh” dan “0=Tidak Berpengaruh”, serta pada kelas menunjukan hasil klasifikasi layak bernilai 1 atau tidak layak bernilai 0.

4.3 Split Data

Data penerima BPNT akan difungsikan dalam model *K-Nearest Neighbor* (KNN) akan dilakukan pembagian data menjadi 80% data latih dan 20% data uji. Hasil pembagian 1041 data dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Split Data

Data Latih	832
Data Uji	209

Pada Tabel 3 menunjukan data penerima BPNT telah dilakukan pembagian data dengan jumlah data 1041 menjadi 80% data *Training* (latih) dan 20% data *Testing* (uji), dari penelitian Klasifikasi Penerima Bantuan Langsung Tunai Dana Desa Menggunakan Algoritma *K-Nearest Neighbor* pembagian data 80:20 mendapatkan akurasi tertinggi yaitu 87,31% [20].

4.4 Klasifikasi K-Nearest Neighbor

Klasifikasi dengan menerapkan pemodelan *K-Nearest Neighbor* memiliki beberapa tahapan seperti inisialisasi parameter K, menghitung jarak, menentukan K tetangga terdekat, dan voting mayoritas untuk mendapatkan hasil klasifikasi.

4.5 Inisialisasi Parameter K

Inisialisasi parameter K (nilai tetangga) pada model *K-Nearest Neighbor* adalah proses mencari nilai awal K, atau jumlah tetangga terdekat yang akan digunakan untuk mengklasifikasikan data [21]. Pada implementasi program menggunakan nilai parameter K=9. Berdasarkan penelitian Alat Identifikasi Jenis Kayu Berbasis *Image Preprocessing* Dengan Metode *K-Nearest Neighbor* (KNN) parameter K=9 mendapat akurasi tertinggi yaitu 96% [22], Parameter K yang diterapkan pada model dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Parameter K

<i>KNeighborsClassifier</i>
<i>KNeighborsClassifier(n_neighbors=9)</i>

Pada Tabel 4 menampilkan nilai parameter K yang digunakan dalam penelitian klasifikasi penerima BPNT yaitu 9.

4.6 Hasil Klasifikasi

Hasil dari pemodelan *K-Nearest Neighbor* (KNN) ditampilkan dalam tabel dan terdiri dari data dengan kelas yang telah ditentukan, nilai aktual atau nilai sebenarnya, dan hasil klasifikasi yang dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Klasifikasi

Data Uji	Aktual	Hasil Klasifikasi
1	Tidak Layak	Tidak Layak
2	Tidak Layak	Layak
3	Tidak Layak	Tidak Layak
4	Layak	Layak
5	Tidak Layak	Tidak Layak

Pada Tabel 5 menunjukkan data uji, nilai aktual atau sebenarnya serta hasil dari klasifikasi hasil pemodelan *K-Nearest Neighbor* yang menunjukkan kelas tidak layak atau layak

4.7 Evaluasi

Hasil evaluasi dengan menggunakan *Split* data 80%:20% dan nilai $K=9$ yang telah melewati pengujian menghasilkan presisi, *Recall*, dan *F1-Score* terhadap masing-masing kelas serta menghasilkan akurasi secara keseluruhan tentang performa model. Berikut hasil dari metrik evaluasi dapat dilihat pada Tabel 6.

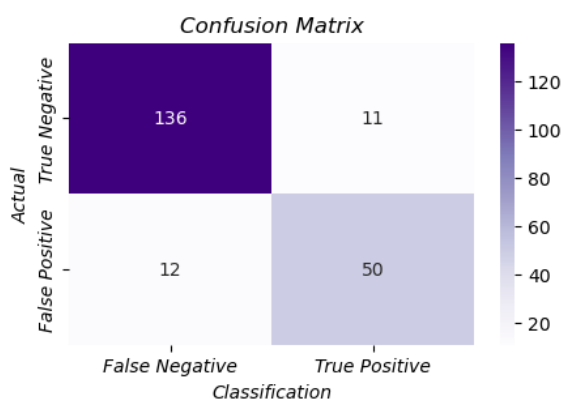
Tabel 6. Hasil Evaluasi

Kelas	Akurasi	Presisi	Recall	F1-Score
0	89%	0,92	0,93	0,92
1		0,82	0,81	0,81

Pada Tabel 6 menampilkan hasil dari metrik evaluasi yang mendapatkan akurasi 89%, yang menunjukkan kelas 0 dengan presisi 0,92, *Recall* 0,93 serta *F1-Score* 0,92, serta kelas 1 mendapatkan presisi 0,82, *Recall* 0,81, serta *F1-Score* 0,81.

4.8 Confusion Matrix

Confusion Matrix merupakan diagram yang digunakan dalam mengevaluasi performa model pada klasifikasi dengan membandingkan hasil klasifikasi model terhadap nilai aktual atau sebenarnya. Diagram akan menunjukkan bagaimana model mengklasifikasi kelas positif dan negatif ke dalam empat kategori utama yaitu, *True Positive* (TP), *False Positive* (FP), *True Negative* (TN), dan *False Negative* (FN). Berikut adalah tampilan *Confusion Matrix* dari metrik evaluasi terdapat pada Gambar 2.



Gambar 2. *Confusion Matrix*

Berdasarkan Gambar 2 menunjukkan hasil *Confusion Matrix* model setelah melakukan klasifikasi yang mendapatkan hasil 50 data *True Negative*, 12 data *False Positive*, 11 data *False Negative*, dan 136 data *True Positive*.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Dapat disimpulkan dari klasifikasi penerima BPNT dengan metode *K-Nearest Neighbor* (KNN)

bahwa program BPNT menghadapi kendala dalam memastikan bantuan tepat sasaran, seperti penerima yang tidak memenuhi kriteria ekonomi. Untuk mengatasi masalah ini, algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN) digunakan dengan memanfaatkan variabel meliputi jumlah tanggungan, jumlah penghasilan, jumlah kendaraan, status perkawinan, jenis pekerjaan, dan kondisi rumah untuk mengklasifikasikan penerima BPNT. Dengan menggunakan data 80%:20% dan parameter $K=9$, pemodelan *K-Nearest Neighbor* dalam mengklasifikasikan penerima Bantuan Pangan Non Tunai (BPNT) menghasilkan akurasi sebesar 89%. Inisialisasi parameter, penentuan jarak, dan pemilihan mayoritas nilai K (nilai tetangga terdekat) untuk menentukan hasil klasifikasi merupakan langkah-langkah dalam pemodelan *K-Nearest Neighbor* (KNN). Hasil ini menunjukkan bahwa metode KNN dapat menjadi solusi yang efektif untuk meningkatkan ketepatan dalam penentuan penerima BPNT. Disarankan agar penelitian selanjutnya menggunakan berbagai model, seperti *Random Forest* atau *Decision Tree*, untuk klasifikasi dalam rangka meningkatkan akurasi dan mengoptimalkan kinerja model. Diharapkan juga penelitian selanjutnya akan mencapai peningkatan akurasi dan efisiensi dengan menerapkan optimasi dan bereksperimen dengan teknik kategorisasi alternatif seperti *Decision Tree* dan *Random Forest*.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] P. W. Priseptian, L., & Primandhana, "Analisis Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Kemiskinan di Indonesia," *J. Adm. Publik dan Bisnis*, vol. 1, no. 2, pp. 1–8, 2019, doi: 10.36917/japabis.v1i2.9.
- [2] S. A. Sandi, Kurniabudi, and Y. Novianto, "Klasifikasi Kelayakan Keluarga Penerima Bantuan Langsung Tunai Menggunakan Gain Ratio Dan Naïve Bayes," *J. Inform. Dan Rekayasa Komputer (JAKAKOM)*, vol. 3, no. 1, pp. 433–442, 2023, doi: 10.33998/jakakom.2023.3.1.794.
- [3] S. Yani, F. S. Jumeilah, and M. Kadafi, "Algoritma K-Nearest Neighbor Untuk Menentukan Kelayakan Keluarga Penerima Bantuan Pangan Non Tunai (Studi Kasus: Kelurahan Karya Jaya)," *J. Inf. Technol. Ampera*, vol. 1, no. 2, pp. 75–87, 2020, doi: 10.51519/journalita.volume1.issue2.year2020.p age75-87.
- [4] P. Sokibi and V. Dwi Kartika, "Sistem Klasifikasi Penentuan Penerima Bantuan Langsung Tunai Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor," *J. EKSPLORA Inform.*, pp. 145–155, 2023, doi: 10.30864/eksplora.v13i2.907.

- [5] D. Azlil Huriyah and N. Dienwati Nuris, "Klasifikasi Penerima Bantuan Sosial Umkm Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 7, no. 1, pp. 360–365, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i1.6300.
- [6] A. Mustofa, O. Okfalisa, E. P. Cynthia, Y. Yelfi, and S. K. Gusti, "Klasifikasi Penerima Bantuan Covid-19 Menggunakan Metode Weighted K-Nearest Neighbor," *J. Nas. Komputasi dan Teknol. Inf.*, vol. 5, no. 3, pp. 415–422, 2022, doi: 10.32672/jnkti.v5i3.4399.
- [7] S. K. P. Loka and A. Marsal, "Perbandingan Algoritma K-Nearest Neighbor dan Naïve Bayes Classifier untuk Klasifikasi Status Gizi Pada Balita," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 3, no. 1, pp. 8–14, 2023, doi: 10.57152/malcom.v3i1.474.
- [8] D. Nasien, S. Sirvan, D. Deny, and ..., "Klasifikasi Penyakit Jantung Menggunakan Decision Tree dan KNN Menggunakan Ekstraksi Fitur PCA," *JEKIN-Jurnal Tek. ...*, vol. 4, no. 1, pp. 1–6, 2024, [Online]. Available: <http://rumahjurnal.or.id/index.php/JEKIN/article/view/641%0Ahttp://rumahjurnal.or.id/index.php/JEKIN/article/download/641/362>
- [9] J. Saputra, Y. Sa, V. Yoga Pudya Ardhana, and M. Afriansyah, "RESOLUSI: Rekayasa Teknik Informatika dan Informasi Klasifikasi Kematangan Buah Alpukat Mentega Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor Berdasarkan Warna Kulit Buah," *Media Online*, vol. 3, no. 5, pp. 347–354, 2023, [Online]. Available: <https://djournals.com/resolusi>
- [10] E. Wahyudin, K. Kaslani, and R. Widiyanti, "Implementasi Algoritma K-Nearest Neighbor Untuk Klasifikasi Data Pasien Rehabilitasi Narkoba Berdasarkan Rentang Usia," *Kopertip J. Ilm. Manaj. Inform. dan Komput.*, vol. 7, no. 3, pp. 76–79, 2023, doi: 10.32485/kopertip.v7i3.333.
- [11] Jadianan Parhusip, "Penerapan Metode Analytical Hierarchy Process (AHP) Pada Desain Sistem Pendukung Keputusan Pemilihan Calon Penerima Bantuan Pangan Non Tunai (BPNT) Di Kota Palangka Raya," *J. Teknol. Inf. J. Keilmuan dan Apl. Bid. Tek. Inform.*, vol. 13, no. 2, pp. 18–29, 2019, doi: 10.47111/jti.v13i2.251.
- [12] Y. A. T. Siswa and W. J. Pranoto, "Implementasi Seleksi Fitur Information Gain Ratio Pada Algoritma Random Forest Untuk Model Data Klasifikasi Pembayaran Kuliah," *Din. Inform.*, vol. 15, no. 1, pp. 41–49, 2023.
- [13] H. P. Herlambang, F. Saputra, M. H. Prasetyo, D. Puspitasari, and D. Nurlaela, "Perbandingan Klasifikasi Tingkat Penjualan Buah di Supermarket dengan Pendekatan Algoritma Decision Tree, Naive Bayes dan K-Nearest Neighbor," *J. Insa. - J. Inf. Syst. Manag. Innov.*, vol. 3, no. 1, pp. 21–28, 2023, doi: 10.31294/jinsan.v3i1.2097.
- [14] V. J. Rivaldo, T. A. Y. Siswa, and W. J. Pranoto, "Perbaikan Akurasi Naïve Bayes dengan Chi-Square dan SMOTE Dalam Mengatasi High Dimensional dan Imbalanced Data Banjir," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 8, no. 3, p. 1656, 2024, doi: 10.30865/mib.v8i3.7886.
- [15] I. P. Putri, "Analisis Performa Metode K-Nearest Neighbor (KNN) dan Crossvalidation pada Data Penyakit Cardiovascular," *Indones. J. Data Sci.*, vol. 2, no. 1, pp. 21–28, 2021, doi: 10.33096/ijodas.v2i1.25.
- [16] Nikmatun, I. Alvi, Waspada, and Indra, "Implementasi Data Mining Untuk Klasifikasi Masa Studi Mahasiswa Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor," *J. SIMETRIS*, vol. 10, no. 2, pp. 421–432, 2019.
- [17] B. K. Palma, D. T. Murdiansyah, and W. Astuti, "Klasifikasi Teks Artikel Berita Hoaks Covid-19 dengan Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor," *e-Proceeding Eng.*, vol. 8, no. 5, pp. 10637–10649, 2021.
- [18] A. N. Kasanah, M. Muladi, and U. Pujianto, "Penerapan Teknik SMOTE untuk Mengatasi Imbalance Class dalam Klasifikasi Objektivitas Berita Online Menggunakan Algoritma KNN," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 3, no. 2, pp. 196–201, 2019, doi: 10.29207/resti.v3i2.945.
- [19] A. Hernandez, S. Kurnia Gusti, F. Syafria, L. Handayani, and S. Ramadhani, "Klasifikasi Data Penerimaan Zakat dengan Algoritma K-Nearest Neighbor," *Media Online*, vol. 4, no. 3, pp. 1632–1640, 2023, doi: 10.30865/klik.v4i3.1528.
- [20] A. Rahma Putri, A. Jamaludin, and G. Garno, "Klasifikasi Penerima Bantuan Langsung Tunai Dana Desa Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 8, no. 4, pp. 6123–6131, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i4.10194.
- [21] H. Henderi, "Comparison of Min-Max normalization and Z-Score Normalization in the K-nearest neighbor (kNN) Algorithm to Test the Accuracy of Types of Breast Cancer," *IJIIS Int. J. Informatics Inf. Syst.*, vol. 4, no. 1, pp. 13–20, 2021, doi: 10.47738/ijiis.v4i1.73.
- [22] M. A. Yaqin, R. Alfita, and K. A. Wibisono, "Alat Identifikasi Jenis Kayu Berbasis Image Processing Dengan Metode K-Nearest Neighbor (KNN)," *SinarFe7*, pp. 1–6, 2020, [Online]. Available: <https://garuda.kemdikbud.go.id/documents/detail/2813489>