

IMPLEMENTASI ALGORITMA NAÏVE BAYES DALAM KLASIFIKASI PENERIMA BANTUAN PANGAN NON TUNAI (BPNT) BERBASIS WEB (STUDI KASUS: KELURAHAN CENGKEH TURI)

Desti Syafrida Aini, Didi Febrian, Hamidah Nasution, Said Iskandar Al Idrus, Zulfahmi Indra

Ilmu Komputer, Universitas Negeri Medan
Jalan William Iskandar Ps. V, Medan, Indonesia
destiaini54@gmail.com

ABSTRAK

Kemiskinan merupakan tantangan utama dalam pembangunan Indonesia, yang semakin diperburuk oleh krisis ekonomi 1998. Untuk mengatasi hal ini, pemerintah meluncurkan program Bantuan Pangan Non Tunai (BPNT) melalui sistem uang elektronik bagi keluarga miskin, guna memastikan pemenuhan pangan dan meringankan beban pengeluaran. Program ini juga mendukung pencapaian *Sustainable Development Goals* (SDGs). Namun, pengolahan data penerima BPNT di Kelurahan Cengkeh Turi masih dilakukan secara manual, menyebabkan proses yang lam dan subjektif. Oleh karena itu, dibutuhkan analisis menggunakan teknik data mining, seperti klasifikasi *Naïve Bayes*, untuk meningkatkan efektifitas dan efisiensi dalam hal akurasi penyaluran bantuan. *Naïve Bayes* dipilih karena merupakan algoritma klasifikasi yang efisien dan efektif, menggunakan probabilitas dan statistik untuk memprediksi kategori data. Meskipun mengasumsikan independensi antar atribut, algoritma ini tetap memberikan hasil yang baik. Hasil klasifikasi menggunakan *Naïve Bayes* menunjukkan akurasi sebesar 83,33%, dengan 16,67% data terdeteksi kurang tepat sasaran. Dari 20% data uji, 9 data diterima dan 21 data ditolak. Dengan 25 data yang sesuai dan 5 data yang tidak sesuai, sistem ini efektif mengidentifikasi kelompok yang membutuhkan bantuan berdasarkan variabel yang memiliki korelasi kuat dengan hasil klasifikasi.

Kata kunci : Algoritma *Naïve Bayes*, Bantuan Pangan Non Tunai (BPNT), Kemiskinan, Data Mining, Klasifikasi.

1. PENDAHULUAN

Kemiskinan adalah salah satu penyebab yang menghalangi perkembangan suatu negara dan terus menjadi tantangan di berbagai wilayah dunia, termasuk di Indonesia. Akar masalah kemiskinan bermula dari gejala perekonomian yang dipicu oleh depresiasi nilai tukar rupiah terhadap mata uang asing pada tahun 1998, yang menyebabkan penurunan signifikan dalam pertumbuhan ekonomi. Sejak saat itu, kemiskinan terus menjadi isu serius di Indonesia, dan menjadi salah satu hambatan utama dalam upaya pembangunan di negara Indonesia [1].

Dalam upaya untuk mengurangi tingkat kemiskinan, Kementerian Sosial menciptakan program bantuan khusus untuk penduduk miskin, yang dikenal sebagai Bantuan Pangan Non Tunai (BPNT). BPNT merupakan bantuan sosial pangan yang disediakan secara non tunai oleh pemerintah kepada Keluarga Penerima Manfaat (KPM) setiap bulan. Bantuan ini disalurkan melalui sistem uang elektronik, yang hanya dapat digunakan untuk pembelian bahan pangan di pedagang bahan pangan, atau yang dikenal sebagai *E-warung*, yang menjalin kerjasama dengan Bank Penyalur [2].

BPNT merupakan bagian dari inisiatif penanggulangan kemiskinan di kluster pertama, fokusnya adalah perlindungan sosial berbasis keluarga dengan tujuan menyediakan kebutuhan pangan pokok bagi masyarakat yang kurang mampu. Pelaksanaan dan distribusi BPNT dimulai pada tahun 2017 di 44 kota dengan akses dan fasilitas yang memadai. Program ini akan diperluas secara bertahap ke seluruh kota dan kabupaten, mengikuti kesiapan infrastruktur

untuk penyaluran non tunai. Mulai tahun 2018, bantuan pangan akan disalurkan dalam bentuk non tunai atau natura, seperti beras atau telur, ke setiap kabupaten atau kota. BPNT memiliki tujuan untuk meringankan beban pengeluaran KPM dengan memastikan pemenuhan kebutuhan pangan, menyediakan nutrisi yang lebih seimbang, meningkatkan akurasi dan ketepatan sasaran dalam penyaluran Bantuan Pangan kepada KPM, memberikan pilihan lebih banyak dan kontrol kepada KPM dalam memenuhi kebutuhan pangan mereka, serta mendorong pencapaian *Sustainable Development Goals* (SDGs) [3].

Pada tahun 2017, KPM merupakan penduduk dengan tingkat sosial ekonomi 25% terendah di wilayah pelaksana. Bantuan yang diberikan berupa bantuan pangan non tunai sebesar Rp.110.000/ KPM per bulan. Bantuan tersebut tidak dapat diuangkan dan hanya dapat digunakan untuk mendapatkan sembako berupa beras dan telur melalui transaksi di *E-warung*. Apabila bantuan tersebut tidak digunakan selama satu bulan, maka nilai bantuan akan tetap terakumulasi di akun elektronik penerima manfaat [4].

Dalam pelaksanaannya, pengolahan data penerima BPNT di Kelurahan Cengkeh Turi masih dilakukan dengan secara manual, dimana petugas melakukan seleksi calon penerima bantuan tersebut dengan meninjau dokumen data calon penerima dan kemudian menentukan kelayakan apakah seseorang tersebut berhak menerima atau tidak berdasarkan dari data tersebut. Proses ini sangat tidak efisien karena akan membutuhkan waktu yang cukup lama serta dapat menimbulkan indikasi pemilihan calon penerima

BPNT dilakukan secara subjektif. Untuk mempermudah proses pengolahan data penerima BPNT tersebut agar dapat lebih efektif, efisien dan lebih tepat sasaran, maka diperlukan analisis terhadap penerima BPNT. Analisis ini dapat dilakukan menggunakan berbagai teknik, diantaranya teknik metode data mining [5].

Data Mining adalah metode yang bertujuan untuk menemukan pola secara otomatis atau semi-otomatis dari data yang ada dalam *database* atau sumber data lainnya. Tujuan utamanya adalah untuk memecahkan masalah dengan menggunakan berbagai aturan proses. Salah satu teknik dalam *Data Mining* adalah fungsi klasifikasi, yang memiliki peran penting dalam membantu mengidentifikasi penerima dan non-penerima BPNT dengan lebih mudah. Klasifikasi adalah teknik dalam *data mining* yang mengelompokkan data ke dalam kategori atau *class* yang telah ditetapkan sebelumnya. Ini merupakan metode pembelajaran terawasi yang memerlukan data pelatihan yang sudah diberi label untuk menciptakan aturan yang dapat mengklasifikasikan data uji ke dalam kelompok atau *class* yang telah ditentukan [8]. Dalam penggunaan *data mining*, terdapat beberapa metode klasifikasi yang bisa digunakan, seperti *Naïve Bayes*, *Decision Tree*, dan *Support Vector Machine* [6].

Algoritma *Naïve Bayes* adalah metode klasifikasi dalam *data mining* yang didasarkan pada teorema Bayes. Dalam kasus klasifikasi, algoritma *Naïve Bayes* merupakan salah satu algoritma yang paling banyak digunakan di dalam bidang *machine learning* [7]. Keunggulan lainnya mencakup perhitungan yang efisien dan algoritma yang sederhana dengan tingkat akurasi yang tinggi dibandingkan model klasifikasi lainnya. *Naïve Bayes* mampu memprediksi probabilitas kejadian di masa mendatang berdasarkan informasi dari masa sebelumnya [8].

Berdasarkan penelitian terdahulu yang berjudul Penerapan *Data Mining* Untuk Prediksi Penerima Bantuan Pangan Non Tunai (BPNT) menggunakan metode *Naïve Bayes*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode *Naïve Bayes* dengan menggunakan tools *Rapid Miner* mendapatkan tingkat akurasi sebesar 96% dari 50 data yang diuji [9]. Penelitian selanjutnya yang dilakukan dengan judul Klasifikasi Data Penduduk Untuk Menerima Bantuan Pangan Non Tunai (BPNT) Menggunakan Algoritma *Naïve Bayes*. Hasil penelitian menunjukkan kinerja vektor akurasi mencapai 90,00% dengan didapatkan penggunaan data training sebesar 90% dan data testing sebesar 10% [10].

Kelurahan Cengkeh Turi merupakan salah satu kelurahan di Wilayah Kecamatan Binjai Utara, Kota Binjai, Provinsi Sumatera Utara. yang memiliki luas wilayah sebesar 300 Ha, dengan jumlah penduduk sebanyak 11,057 jiwa (22,91%) dari 75,058 jiwa penduduk Kecamatan Binjai Utara [11]. Kelurahan Cengkeh Turi merupakan salah satu kelurahan yang bertugas dalam pelayanan masyarakat dan

melaksanakan program BPNT. Dalam pelaksanaannya, pengolahan data penerimaan BPNT masih dilakukan secara manual. Oleh sebab itu, dibutuhkan suatu sistem sesuai dengan kriteria yang lebih kompleks untuk mempermudah petugas dalam memberikan bantuan tersebut agar lebih efisien dan lebih tepat sasaran.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Kemiskinan

Kemiskinan merupakan tantangan utama yang umumnya dihadapi oleh sejumlah besar negara berkembang, termasuk Indonesia. Berbagai upaya dapat dilakukan untuk mengatasi masalah ini, salah satunya melalui pelaksanaan program Bantuan Sosial yang ditujukan kepada keluarga yang berada dalam kondisi kurang mampu [12].

2.2. Bantuan Pangan Non Tunai (BPNT)

BPNT merupakan upaya pemerintah untuk mentransformasikan bentuk bantuan sosial menjadi non tunai (*cashless*) melalui penggunaan kartu elektronik yang diberikan langsung kepada KPM. Bantuan sosial tersebut diberikan melalui sistem perbankan kepada KPM, yang kemudian dapat membeli beras atau telur di *E-warung* untuk meningkatkan keseimbangan gizi mereka. Oleh karena itu, program BPNT bertujuan meningkatkan akurasi sasaran, gizi seimbang, pilihan bagi masyarakat miskin, serta mendukung usaha ritel dan akses keuangan. Dalam jangka panjang, bantuan non tunai diharapkan meningkatkan kesejahteraan dan kapasitas ekonomi penerima manfaat. [13].

2.3. Klasifikasi

Klasifikasi adalah proses pembentukan model untuk mengidentifikasi kelas atau kategori *dataset* baru yang belum diketahui sebelumnya. Penentuan kelas atau kategori *dataset* baru didasarkan pada hasil pengenalan pola *dataset* dengan *predictors variable* yang sama dan telah diketahui kelasnya. *Dataset* yang telah diketahui kelasnya disebut *data mining*, dan *dataset* yang akan diprediksi disebut *data testing*. [14].

2.4. Algoritma Naïve Bayes

Algoritma *Naïve Bayes* adalah metode klasifikasi dalam *Supervised Machine Learning* yang didasarkan pada Teorema Bayes. Meskipun mengasumsikan keindependenan antar atribut, algoritma ini tetap menunjukkan kinerja tinggi. *Naïve Bayes* menghitung probabilitas berdasarkan data sebelumnya dan memerlukan sedikit data pelatihan untuk estimasi parameter, menjadikannya efisien dalam *machine learning* dan *data mining*. Untuk persamaan teorema Bayes itu sendiri dapat dilihat pada bagian di bawah ini [15]:

$$P(C_i|X) = \frac{P(X|C_i)P(C_i)}{P(X)} \quad (1)$$

Keterangan:

- X : Data dengan class tidak diketahui.
 Ci : Hipotesis data X yang merupakan kelas khusus.
 $P(C_i|X)$: Probabilitas Hipotesis C_i berdasarkan kondisi X (probabilitas posterior).
 $P(C_i)$: Probabilitas dari hipotesis C_i (probabilitas prior).
 $P(X|C_i)$: Nilai probabilitas X berdasarkan kondisi C_i (*likelihood*).
 $P(X)$: Nilai probabilitas X keseluruhan (*evidence*).

2.5. Hypertext Processor (PHP)

Hypertext Processor (PHP) adalah bahasa pemrograman *script server-side* yang dirancang untuk pengembangan *web*, biasanya PHP sering kali digunakan bersama dengan *MySQL*. PHP terintegrasi dengan *HTML* dan digunakan untuk menciptakan halaman *web* yang dinamis [16].

2.6. MySQL

MySQL adalah *server database* yang terkenal dan termasuk dalam kategori *RDBMS (Relational Database Management System)*. Mendukung bahasa pemrograman *PHP* dan *SQL (Structured Query Language)*. *MySQL* mengikuti standar *ANSI*. Berfungsi sebagai *server RDBMS*, *MySQL* memungkinkan pembuatan, pengelolaan, dan penggunaan data dalam model relasional. [17].

2.7. XAMPP

XAMPP adalah aplikasi *web server* lengkap yang mendukung pembuatan situs dengan *Joomla*. Sebagai paket *installer* AMP (*Apache, MySQL, PHP*), XAMPP memudahkan penggunaan *server* pada komputer tanpa *server*. [18].

2.8. Web Browser

Browser merupakan aplikasi yang dapat menerjemahkan kode *HTML* dan menampilkan halaman *web*. Fungsinya mencakup pengambilan, penyajian, dan penjelajahan informasi di *World Wide Web* melalui *Uniform Resource Identifier (URI)*. [19].

3. METODE PENELITIAN

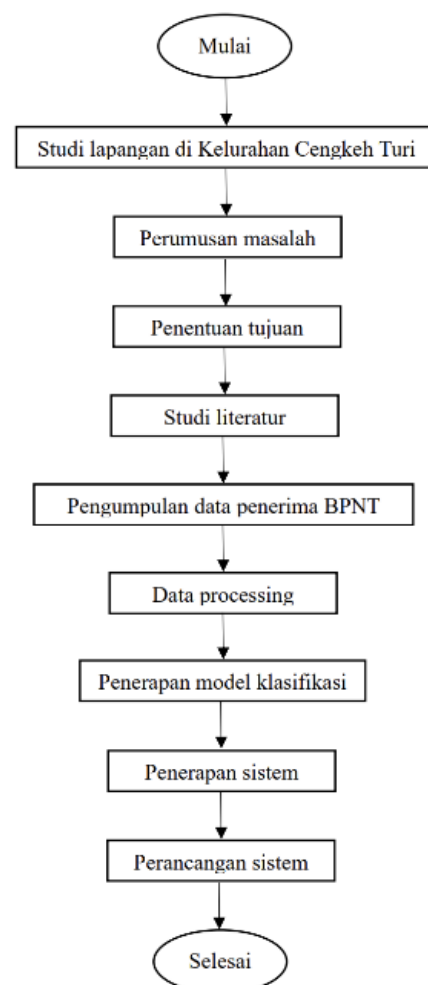
Penelitian ini menggunakan pendekatan penelitian pengembangan dengan tujuan merancang suatu sistem untuk mengklasifikasikan kelayakan penerima BPNT di Kelurahan Cengkeh Turi. Data yang diambil dalam penelitian ini bersumber dari dokumen yang memuat informasi mengenai penerima manfaat dari program BPNT dan hasil survei langsung dengan masyarakat.

Alat atau sarana yang digunakan oleh peneliti untuk mengumpulkan data atau informasi yang diperlukan dalam penelitian ini adalah Observasi dilakukan dengan tujuan untuk menjalin komunikasi dengan pihak kelurahan dan mengamati bagaimana bentuk data yang tersaji, Pengumpulan Data, yang

digunakan dalam penelitian ini adalah data primer yang diperoleh dengan melakukan survei langsung kepada masyarakat dan data sekunder dari data masyarakat penerima BPNT. Data yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 150 data yang terdiri dari 36 data sebagai penerima BPNT dan 114 data sebagai non penerima BPNT pada tahun 2023. Kemudian wawancara yang bertujuan untuk melengkapi data masyarakat yang diperoleh dari pihak kelurahan yang belum terdata secara lengkap dan Studi Dokumen dengan tujuan mengumpulkan dokumen tertulis yang mencakup informasi dan data masyarakat mengenai BPNT di Kelurahan Cengkeh Turi.

Variabel penelitian merujuk pada atribut, sifat, atau nilai yang dimiliki oleh individu, objek, organisasi, atau kegiatan, yang mengalami variasi khusus yang telah ditentukan oleh peneliti untuk diselidiki, dengan tujuan menarik kesimpulan setelahnya [20]. Pada penelitian ini variabel yang digunakan adalah Jenis Kelamin Kepala Keluarga, Jumlah Tanggungan Keluarga, Pekerjaan, Penghasilan, Jumlah Sepeda Motor, Status Tempat Tinggal, Kondisi Rumah

Adapun skema kerja dari penelitian ini dapat diuraikan sebagai berikut:



Gambar 1. Skema Kerja Penelitian

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Menghitung Jumlah Kelas/Label

Kelas atau label dalam *machine learning* adalah kategori yang diberikan kepada data berdasarkan fitur-fitur yang ada. Label digunakan untuk mengidentifikasi dan mengelompokkan data seperti diterima dan ditolak dalam klasifikasi penerima BPNT. Label menjadi target yang ingin diprediksi oleh model, di mana model dilatih untuk mempelajari hubungan antara variabel *input* dan label yang sesuai. Untuk menentukan kelas atau label dalam klasifikasi pada algoritma *Naïve Bayes* untuk penerima BPNT melibatkan beberapa langkah yang bertujuan untuk mengelompokkan data ke dalam kategori yang relevan, yaitu:

- Identifikasi tujuan klasifikasi
- Pengumpulan data
- Menetapkan class atau label
- Membagi data menjadi data latih dan data uji
- Menentukan kriteria klasifikasi
- Pengujian model

4.2. Menghitung Probabilitas Prior

Data yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 150 data yang terdiri dari 36 data sebagai penerima BPNT dan 114 data sebagai non penerima BPNT pada tahun 2023. Dalam analisis data penerima BPNT, data uji merupakan subset yang lebih kecil dari total data yang digunakan untuk menguji akurasi model setelah dilatih. Data uji ini berjumlah 30 data yang terdiri dari 9 dari 36 data penerima dan 21 dari 114 data non penerima.

Setelah menentukan data uji langkah selanjutnya adalah menghitung probabilitas prior sebagai berikut:

$$P(C) = \frac{N_c}{N} \quad (2)$$

Keterangan:

$P(C)$ = adalah probabilitas prior untuk kelas C(penerima atau non penerima)

N_c = adalah jumlah data dalam kelas C.

N = adalah total jumlah data.

Setelah melakukan perhitungan menggunakan rumus tersebut, untuk mengetahui nilai masing-masing kelas yang mana hasil dari perhitungan dapat dilihat pada tabel dibawah.

Tabel 1. Tabel Probabilitas Prior

Probabilitas Prior	Hasil
Diterima (C0)	0,24
Ditolak (C1)	0,76

4.3. Menghitung Probabilitas Posterior

Berikut ini adalah rumus yang bisa digunakan untuk menghitung probabilitas posterior:

$$P(C_i|X) = \frac{P(X|C_i) \times P(C_i)}{P(X)} \quad (3)$$

Keterangan:

$P(C_i|X)$ = Probabilitas posterior untuk kelas C_i

$P(X|C_i)$ = Probabilitas *likelihood*

$P(C_i)$ = Probabilitas prior

$P(X)$ = Probabilitas total variabel

Namun sebelum masuk kedalam perhitungan posterior, terlebih dahulu harus mengetahui *likelihood* dari data uji. *Likelihood* digunakan untuk menghitung seberapa baik model kita menjelaskan data yang diamati. Adapun Langkah-langkah perhitungannya adalah sebagai berikut:

Untuk menghitung probabilitas *likelihood* pada setiap variabel harus berdasarkan kelas. Untuk menghitung setiap kemungkinan hasil dari perhitungan kriteria $P(\text{Jenis Kelamin Kepala Keluarga}|C_i)$ dapat dilihat pada penjelasan tabel di bawah ini:

Tabel 2. Tabel Probabilitas Jenis Kelamin Kepala Keluarga

Jenis Kelamin	Jumlah		Probabilitas	
	Diterima	Ditolak	Diterima (C0)	Ditolak (C1)
Laki-Laki	22	108	0,611111111	0,947368421
Perempuan	14	6	0,388888889	0,052631579
Jumlah	36	114	1	1

Untuk menghitung setiap kemungkinan hasil dari perhitungan kriteria $P(\text{Tanggungan}|C_i)$ dapat dilihat pada penjelasan tabel di bawah ini:

Tabel 3. Tabel Probabilitas Jumlah Tanggungan Keluarga

Jumlah Tanggungan	Jumlah		Probabilitas	
	Diterima	Ditolak	Diterima (C0)	Ditolak (C1)
0-1 (Sedikit)	21	18	0,583333333	0,157894737
2-3 (Sedang)	14	70	0,388888889	0,614035088
>3 (Banyak)	1	26	0,027777778	0,228070175
Jumlah	36	114	1	1

Untuk menghitung setiap kemungkinan hasil dari perhitungan kriteria $P(\text{Pekerjaan}|\text{Ci})$ dapat dilihat pada penjelasan tabel di bawah ini:

Tabel 4. Tabel Probabilitas Pekerjaan

Pekerjaan	Jumlah		Probabilitas	
	Diterima	Ditolak	Diterima (C0)	Ditolak (C1)
Buruh	11	53	0,305555556	0,464912281
Karyawan BUMN	0	2	0	0,01754386
Karyawan Honorer	0	1	0	0,00877193
Karyawan Swasta	1	12	0,027777778	0,105263158
Mengurus Rumah Tangga	8	3	0,222222222	0,026315789
Pensiunan	1	7	0,027777778	0,061403509
Petani	13	14	0,361111111	0,122807018
PNS	0	1	0	0,00877193
Wirausaha	2	21	0,055555556	0,184210526
Jumlah	36	114	1	1

Untuk menghitung setiap kemungkinan hasil dari perhitungan kriteria $P(\text{Penghasilan}|\text{Ci})$ dapat dilihat pada penjelasan tabel di bawah ini:

Tabel 4. Tabel Probabilitas Penghasilan

Jumlah Penghasilan	Jumlah		Probabilitas	
	Diterima	Ditolak	Diterima (C0)	Ditolak (C1)
Penghasilan < Rp. 1.000.000 (Sangat Rendah)	17	3	0,472222222	0,026315789
Penghasilan >= Rp. 1.100.000 dan <= Rp. 2.000.000 (Rendah)	14	25	0,388888889	0,219298246
Penghasilan >= Rp. 2.100.000 dan <= Rp. 3.000.000 (Sedang)	4	43	0,111111111	0,377192982
Penghasilan >= Rp. 3.100.000 dan <= Rp. 4.000.000 (Tinggi)	1	37	0,027777778	0,324561404
Penghasilan >= Rp. 4.100.000 dan <= Rp. 5.000.000 (Sangat Tinggi)	0	6	0	0,052631579
Jumlah	36	114	1	1

Untuk menghitung setiap kemungkinan hasil dari perhitungan kriteria $P(\text{Jumlah Sepeda Motor}|\text{Ci})$ dapat dilihat pada penjelasan tabel di bawah ini:

Tabel 5. Tabel Probabilitas Jumlah Sepeda Motor

Jumlah Sepeda Motor	Jumlah		Probabilitas	
	Diterima	Ditolak	Diterima (C0)	Ditolak (C1)
Berjumlah <1 (Tidak Ada)	11	4	0,305555556	0,035087719
Berjumlah 1-2 Unit (Cukup)	24	102	0,666666667	0,894736842
Berjumlah >2 (Banyak)	1	8	0,027777778	0,070175439
Jumlah	36	114	1	1

Untuk menghitung setiap kemungkinan hasil dari perhitungan kriteria $P(\text{Status Tempat Tinggal}|\text{Ci})$ dapat dilihat pada penjelasan tabel di bawah ini:

Tabel 6. Tabel Probabilitas Status Tempat Tinggal

Status Tempat Tinggal	Jumlah		Probabilitas	
	Diterima	Ditolak	Diterima (C0)	Ditolak (C1)
Ikut Orang Tua	4	20	0,111111111	0,175438596
Milik Sendiri	29	89	0,805555556	0,780701754
Sewa	3	5	0,083333333	0,043859649
Jumlah	36	114	1	1

Untuk menghitung setiap kemungkinan hasil dari perhitungan kriteria $P(\text{Kondisi Rumah}|\text{Ci})$ dapat dilihat pada penjelasan tabel di bawah ini:

Tabel 7. Tabel Prbabilitas Kondisi Rumah

Kondisi Rumah	Jumlah		Probabilitas	
	Diterima	Ditolak	Diterima (C0)	Ditolak (C1)
Permanen	28	107	0,777777778	0,938596491
Semi Permanen	8	7	0,222222222	0,061403509
Jumlah	36	114	1	1

4.4. Pengujian Confusion Matrix

Pada tahap ini menggunakan *data testing* senilai 20% dari total *dataset* yang ada yang dapat dilihat pada gambar *data testing* berikut:

Tabel 9. *Data Testing*

No	Jenis Kelamin Kepala Keluarga	Jumlah Tanggungan Keluarga	Pekerjaan	Penghasilan	Jumlah Sepeda Motor	Status Tempat Tinggal	Kondisi Rumah	Actual	Predicted	True/ False
1	Perempuan	Lebih dari 3 (Banyak)	Karyawan BUMN	Rp. 3.100.000 - Rp. 4.000.000 (Tinggi)	1-2 Unit (Cukup)	Milik Sendiri	Permanen	Ditolak	Ditolak	TRUE
2	Laki-laki	2-3 (Sedang)	Karyawan Swasta	> Rp. 4.100.000 (Sangat Tinggi)	1-2 Unit (Cukup)	Ikut Orang Tua	Permanen	Ditolak	Ditolak	TRUE
3	Laki-laki	0-1 (Sedikit)	Buruh	Rp. 3.100.000 - Rp. 4.000.000 (Tinggi)	1-2 Unit (Cukup)	Milik Sendiri	Permanen	Ditolak	Ditolak	TRUE
4	Laki-laki	2-3 (Sedang)	Buruh	Rp. 3.100.000 - Rp. 4.000.000 (Tinggi)	1-2 Unit (Cukup)	Ikut Orang Tua	Permanen	Ditolak	Ditolak	TRUE
5	Laki-laki	Lebih dari 3 (Banyak)	Buruh	Rp. 3.100.000 - Rp. 4.000.000 (Tinggi)	>2 (Banyak)	Milik Sendiri	Permanen	Ditolak	Ditolak	TRUE
6	Laki-laki	2-3 (Sedang)	Petani	Rp. 2.100.000 - Rp. 3.000.000 (Sedang)	1-2 Unit (Cukup)	Milik Sendiri	Permanen	Ditolak	Ditolak	TRUE
7	Laki-laki	2-3 (Sedang)	Buruh	Rp. 3.100.000 - Rp. 4.000.000 (Tinggi)	1-2 Unit (Cukup)	Milik Sendiri	Permanen	Ditolak	Ditolak	TRUE
8	Laki-laki	Lebih dari 3 (Banyak)	Wirausaha	Rp. 2.100.000 - Rp. 3.000.000 (Sedang)	1-2 Unit (Cukup)	Sewa	Permanen	Ditolak	Ditolak	TRUE
9	Laki-laki	2-3 (Sedang)	Karyawan Swasta	Rp. 3.100.000 - Rp. 4.000.000 (Tinggi)	1-2 Unit (Cukup)	Sewa	Permanen	Ditolak	Ditolak	TRUE
10	Laki-laki	Lebih dari 3 (Banyak)	Wirausaha	Rp. 2.100.000 - Rp. 3.000.000 (Sedang)	1-2 Unit (Cukup)	Milik Sendiri	Permanen	Ditolak	Ditolak	TRUE
11	Laki-laki	2-3 (Sedang)	Buruh	Rp. 2.100.000 - Rp. 3.000.000 (Sedang)	1-2 Unit (Cukup)	Milik Sendiri	Permanen	Ditolak	Ditolak	TRUE
12	Laki-laki	2-3 (Sedang)	Karyawan Swasta	Rp. 1.100.000 - Rp. 2.000.000 (Rendah)	1-2 Unit (Cukup)	Ikut Orang Tua	Permanen	Ditolak	Ditolak	TRUE

No	Jenis Kelamin Kepala Keluarga	Jumlah Tanggungan Keluarga	Pekerjaan	Penghasilan	Jumlah Sepeda Motor	Status Tempat Tinggal	Kondisi Rumah	Actual	Predicted	True/ False
13	Laki-laki	2-3 (Sedang)	Buruh	Rp. 1.100.000 - Rp. 2.000.000 (Rendah)	1-2 Unit (Cukup)	Ikut Orang Tua	Permanen	Ditolak	Ditolak	TRUE
14	Perempuan	0-1 (Sedikit)	Petani	< Rp. 1.000.000 (Sangat Rendah)	<1 (Tidak Ada)	Milik Sendiri	Permanen	Diterima	Diterima	TRUE
15	Laki-laki	2-3 (Sedang)	Buruh	Rp. 2.100.000 - Rp. 3.000.000 (Sedang)	1-2 Unit (Cukup)	Ikut Orang Tua	Permanen	Diterima	Ditolak	FALSE
16	Laki-laki	0-1 (Sedikit)	Petani	Rp. 1.100.000 - Rp. 2.000.000 (Rendah)	1-2 Unit (Cukup)	Milik Sendiri	Permanen	Diterima	Diterima	TRUE
17	Laki-laki	2-3 (Sedang)	Petani	Rp. 1.100.000 - Rp. 2.000.000 (Rendah)	1-2 Unit (Cukup)	Milik Sendiri	Permanen	Diterima	Ditolak	FALSE
18	Laki-laki	0-1 (Sedikit)	Petani	Rp. 1.100.000 - Rp. 2.000.000 (Rendah)	1-2 Unit (Cukup)	Milik Sendiri	Permanen	Diterima	Diterima	TRUE
19	Laki-laki	2-3 (Sedang)	Petani	Rp. 1.100.000 - Rp. 2.000.000 (Rendah)	1-2 Unit (Cukup)	Milik Sendiri	Permanen	Diterima	Ditolak	FALSE
20	Laki-laki	0-1 (Sedikit)	Buruh	< Rp. 1.000.000 (Sangat Rendah)	1-2 Unit (Cukup)	Milik Sendiri	Permanen	Diterima	Diterima	TRUE
21	Laki-laki	2-3 (Sedang)	Petani	Rp. 1.100.000 - Rp. 2.000.000 (Rendah)	1-2 Unit (Cukup)	Sewa	Permanen	Diterima	Ditolak	FALSE
22	Laki-laki	2-3 (Sedang)	Karyawan Honorer	Rp. 3.100.000 - Rp. 4.000.000 (Tinggi)	1-2 Unit (Cukup)	Milik Sendiri	Permanen	Ditolak	Ditolak	TRUE
23	Laki-laki	2-3 (Sedang)	Buruh	Rp. 1.100.000 - Rp. 2.000.000 (Rendah)	1-2 Unit (Cukup)	Milik Sendiri	Permanen	Diterima	Ditolak	FALSE
24	Laki-laki	2-3 (Sedang)	Wirausaha	Rp. 3.100.000 - Rp. 4.000.000 (Tinggi)	1-2 Unit (Cukup)	Milik Sendiri	Permanen	Ditolak	Ditolak	TRUE
25	Laki-laki	2-3 (Sedang)	Buruh	Rp. 3.100.000 - Rp. 4.000.000 (Tinggi)	1-2 Unit (Cukup)	Ikut Orang Tua	Permanen	Ditolak	Ditolak	TRUE
26	Laki-laki	2-3 (Sedang)	Buruh	Rp. 2.100.000 - Rp. 3.000.000 (Sedang)	1-2 Unit (Cukup)	Sewa	Permanen	Ditolak	Ditolak	TRUE
27	Laki-laki	2-3 (Sedang)	Buruh	Rp. 2.100.000 - Rp. 3.000.000 (Sedang)	1-2 Unit (Cukup)	Ikut Orang Tua	Permanen	Ditolak	Ditolak	TRUE
28	Laki-laki	Lebih dari 3 (Banyak)	Buruh	> Rp. 4.100.000	1-2 Unit (Cukup)	Milik Sendiri	Permanen	Ditolak	Ditolak	TRUE

No	Jenis Kelamin Kepala Keluarga	Jumlah Tanggungan Keluarga	Pekerjaan	Penghasilan	Jumlah Sepeda Motor	Status Tempat Tinggal	Kondisi Rumah	Actual	Predicted	True/ False
				(Sangat Tinggi)						
29	Laki-laki	2-3 (Sedang)	Buruh	Rp. 2.100.000 - Rp. 3.000.000 (Sedang)	1-2 Unit (Cukup)	Ikut Orang Tua	Permanen	Ditolak	Ditolak	TRUE
30	Laki-laki	2-3 (Sedang)	Buruh	Rp. 2.100.000 - Rp. 3.000.000 (Sedang)	1-2 Unit (Cukup)	Milik Sendiri	Permanen	Ditolak	Ditolak	TRUE

Dataset ini terdiri dari beberapa variabel yang digunakan. Akurasi dihitung sebagai persentase dari jumlah prediksi yang benar dibandingkan dengan total prediksi yang dibuat, berdasarkan dari *data testing* yang digunakan diketahui terdapat 25 data benar dari total 30 data, maka dapat diketahui

$$Akurasi = \frac{25}{30} \times 100\% \quad (3)$$

$$Akurasi = 83,33\%$$

Dengan hasil akurasi yang didapatkan sebesar 83,33% dengan 16,67% data terdeteksi kurang tepat sasaran dalam penyalurannya.

Untuk menunjukkan perbandingan antara prediksi model dan label yang sebenarnya, digunakan tabel *Confusion Matrix* berikut:

Tabel 10. *Confusion Matrix*

Aktual	Prediksi	
	Diterima	Ditolak
Diterima	4	0
Ditolak	5	21

Tabel 11. *Classification Report*

	TP	FP	TN	FN	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score
Diterima	4	0	21	5	0,83333333	1	0,44444444	0,61538462
Ditolak	21	5	4	0	0,83333333	0,8077	1	0,89361702

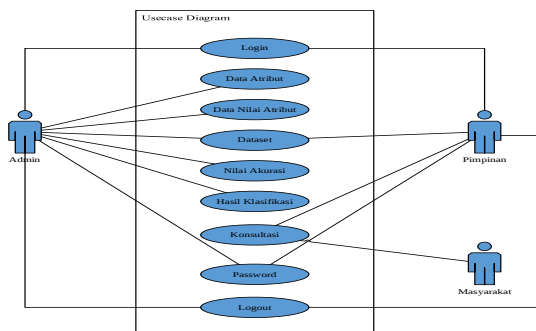
Model berhasil membuat prediksi yang benar sebanyak 80,33% dari total data yang diuji. *Precision* mengukur akurasi model dalam memprediksi label positif, yaitu seberapa banyak prediksi positif yang benar-benar positif. Untuk kelas "Diterima", *precision* bernilai 1, yang berarti semua prediksi "Diterima" benar. Untuk kelas "Ditolak", *precision* bernilai 0,8077, yang berarti sekitar 80,77% dari prediksi "Ditolak" benar. *Recall* mengukur kemampuan model dalam mendeteksi label positif yang sesungguhnya. *Recall* untuk kelas "Diterima" adalah 0,4444, yang berarti model hanya berhasil mendeteksi sekitar 44,44% dari data yang benar-benar memiliki label "Diterima". *Recall* untuk kelas "Ditolak" adalah 1, yang berarti model berhasil mendeteksi 100% data yang benar-benar memiliki label "Ditolak". *F1-Score* adalah rata-rata harmonis antara *precision* dan *recall*,

Dari tabel diatas, metrik evaluasi untuk setiap kelas diterima meliputi *True Positive* (TP), yaitu jumlah kasus di mana model memprediksi dengan benar (kelas aktual dan prediksi sama) dengan nilai 4, *False Positive* (FP), yaitu jumlah kasus di mana model salah memprediksi kelas (model memprediksi negatif padahal sebenarnya positif) dengan nilai 0 dan metrik evaluasi untuk setiap kelas ditolak meliputi *True Positive* (TP), yaitu jumlah kasus di mana model memprediksi dengan benar (kelas aktual dan prediksi sama) dengan nilai 21, *False Positive* (FP), yaitu jumlah kasus di mana model salah memprediksi kelas (model memprediksi positif padahal sebenarnya negative) dengan nilai 5. Hasil perhitungan *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1 Score* dapat dilihat pada tabel berikut.

yang digunakan untuk menyeimbangkan kedua metrik tersebut, terutama jika terdapat ketidakseimbangan antara data positif dan negatif. *F1-Score* untuk kelas "Diterima" adalah 0,6154, yang menunjukkan kinerja model sedang dalam mendeteksi data dengan label "Diterima". *F1-Score* untuk kelas "Ditolak" adalah 0,8936, yang menunjukkan kinerja model sangat baik dalam mendeteksi data dengan label "Ditolak".

4.5. Use Case Diagram

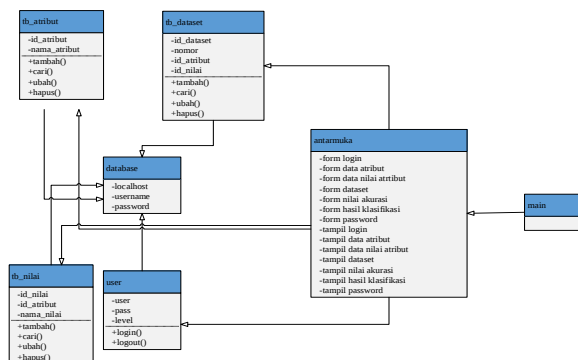
Use Case Diagram adalah diagram yang menggambarkan interaksi antara pengguna (aktor) dan sistem, menunjukkan fungsi-fungsi sistem (*use case*) dan hubungan antar komponen untuk memvisualisasikan kebutuhan dan batasan sistem secara sederhana.



Gambar 2. Use Case Diagram

4.6. Class Diagram

Class Diagram adalah diagram yang digunakan dalam pemodelan perangkat lunak untuk menggambarkan struktur statis dari sistem, menunjukkan kelas-kelas yang ada, atribut, metode, dan hubungan antar kelas seperti asosiasi, pewarisan, agregasi, dan komposisi. Diagram ini membantu dalam merancang dan memahami bagaimana entitas-entitas dalam sistem saling berhubungan dan berinteraksi satu sama lain.



Gambar 3. Class Diagram

4.3. Penerapan Sistem

Penerapan sistem adalah proses mengimplementasikan sistem yang telah dirancang ke dalam lingkungan operasional untuk mencapai tujuan tertentu. Proses ini mencakup instalasi, konfigurasi, pengujian, dan pelatihan pengguna agar sistem berfungsi dengan baik.

4.7. Halaman Utama

Halaman beranda adalah tampilan pertama yang muncul saat membuka sistem.



Gambar 4. Halaman Utama

Pada halaman ini, pengguna dapat melakukan *login* bagi yang memiliki akses atau melakukan konsultasi sesuai dengan kepentingan, baik itu admin pimpinan ataupun masyarakat.

4.8. Halaman Konsultasi

Halaman konsultasi adalah tampilan yang muncul saat pengguna *click* menu konsultasi pada halaman utama pada sistem. Halaman ini dapat diakses oleh semua pengguna.



Gambar 5. Halaman Konsultasi

Admin dapat memeriksa kelayakan individu sebagai penerima BPNT dengan menginput data-data yang telah ditentukan. Proses konsultasi ini akan menghasilkan prediksi, termasuk status penerimaan (diterima atau ditolak) serta nilai probabilitas untuk setiap individu.

4.9. Halaman Login

Halaman *login* adalah tampilan yang muncul saat pengguna *click* menu *login* pada halaman utama pada sistem. Halaman ini dapat diakses oleh semua pengguna.



Gambar 6. Halaman Login

Pengguna dapat memasukkan *username* dan juga *password* bagi yang memiliki akses untuk mengakses sistem *web* tersebut.

4.10. Halaman Utama Admin

Halaman utama *admin* adalah tampilan yang muncul saat *admin* berhasil melakukan *login* dan masuk kedalam sistem.

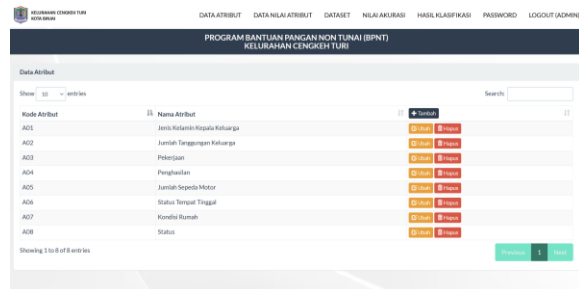


Gambar 7. Halaman Utama Admin

Pada halaman ini, Pimpinan dapat mengakses menu *dataset*, konsultasi, menu *password* dan menu *logout*.

4.11. Halaman Data Atribut

Halaman data atribut adalah tampilan yang muncul saat *admin click* menu data atribut pada halaman utama pada sistem.

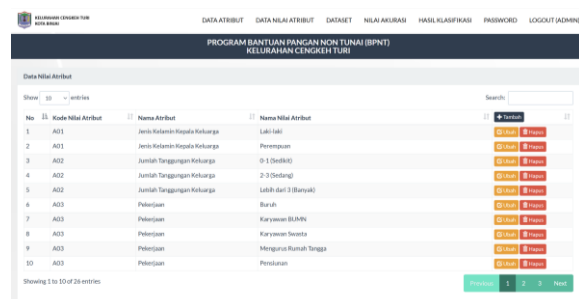


Gambar 8. Halaman Data Atribut

Admin dapat mengelola data dengan menginput atribut yang menjadi variabel dari data yang akan dikelola. *Admin* dapat menambahkan data atribut dengan *click* menu **+Tambah** yang tersedia, serta melakukan pencarian data menggunakan menu **Search** yang ada di halaman tersebut.

4.12. Halaman Data Nilai Atribut

Halaman data nilai atribut adalah tampilan yang muncul saat *admin* mengklik menu data nilai atribut pada halaman utama pada sistem.

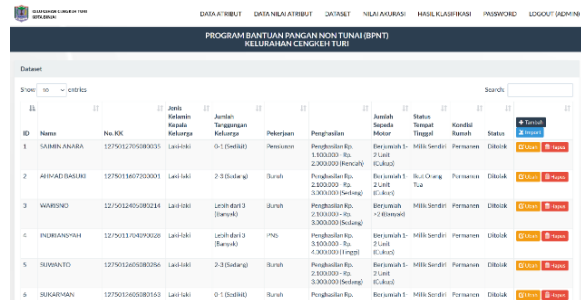


Gambar 9. Halaman Data Nilai Atribut

Admin dapat menambahkan nilai-nilai untuk setiap atribut yang telah diinput sebelumnya dengan melakukan *click* menu **+Tambah** yang tersedia. Jika suatu atribut memiliki 3 nama nilai atribut, maka *admin* harus menginput ketiga nama nilai atribut tersebut, sesuai dengan nama atribut yang telah diinput sebelumnya.

4.13. Halaman Dataset Admin

Halaman *dataset* adalah tampilan yang muncul saat *admin click* menu dataset pada halaman utama.

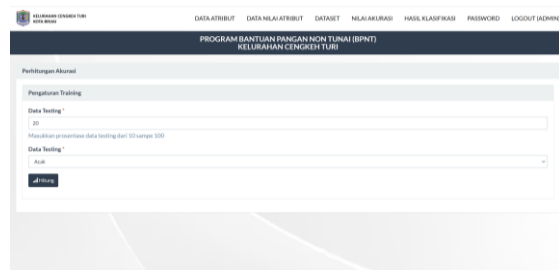


Gambar 10. Halaman Dataset Admin

Admin dapat menginput data sesuai dengan atribut dan nilai atribut yang telah ditentukan, sehingga data tersebut membentuk sebuah dataset. *Admin* juga dapat menambahkan data baru dengan menekan tombol **+Tambah** yang tersedia pada halaman ini. Untuk menambahkan dataset dalam jumlah besar, *admin* dapat menggunakan menu **Import** yang disediakan pada halaman tersebut.

4.14. Halaman Nilai Akurasi

Halaman nilai akurasi adalah tampilan yang muncul saat *admin* melakukan *click* menu nilai akurasi pada halaman utama pada sistem.

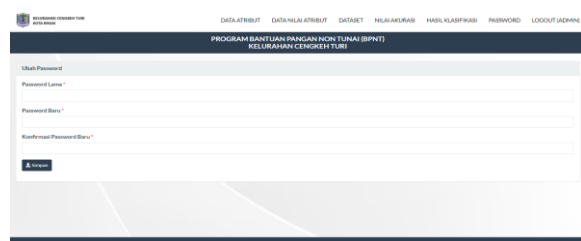


Gambar 11. Halaman Nilai Akurasi

Admin dapat melakukan perhitungan akurasi dengan memasukkan persentase data testing, yang kemudian diproses langsung oleh algoritma *Naïve Bayes*. Hasil akurasi akan ditampilkan melalui perbandingan antara data hasil klasifikasi dan data aktual. Hasil perhitungan akan disajikan dalam bentuk tabel yang terperinci, mencakup status penerimaan (diterima atau ditolak), nilai probabilitas, serta classification report.

4.15. Halaman Password

Halaman *password* adalah tampilan yang muncul saat *admin* melakukan *click* menu password untuk melakukan perubahan *password* pada sistem.



Gambar 12. Halaman Password

Pada Halaman *Password*, *admin* maupun pimpinan dapat melakukan pembaharuan *password* jika diperlukan, dengan cara memasukkan *password* lama dan juga *password* baru sebagai pengganti dari *password* yang lama, kemudian *click* tombol simpan.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan yang dapat diambil dari penelitian ini adalah implementasi sistem berbasis *web* untuk klasifikasi penerima BPNT dapat mempercepat proses klasifikasi, di mana penentuan penerima bantuan dapat dilakukan secara otomatis dan cepat, mengurangi risiko kesalahan manual, serta mempercepat pengambilan keputusan. Hasil sistem klasifikasi menunjukkan bahwa algoritma *Naïve Bayes* memiliki akurasi sebesar 83,33%, dengan 16,67% data terdeteksi kurang tepat sasaran. Dari 20% data uji yang merupakan data aktual penerima dan non penerima, terdapat 9 data diterima dan 21 data ditolak, sementara hasil klasifikasi menunjukkan 25 data sesuai dengan data uji dan 5 data tidak sesuai. Algoritma ini memanfaatkan perhitungan probabilitas dari variabel seperti jumlah tanggungan keluarga, penghasilan, dan kondisi rumah untuk menghasilkan keputusan klasifikasi yang objektif. Variabel-variabel seperti pekerjaan, jumlah sepeda motor, dan status tempat tinggal memiliki korelasi yang kuat dengan hasil klasifikasi penerima BPNT. Untuk pengembangan penelitian selanjutnya, disarankan untuk menambah jumlah data untuk meningkatkan akurasi perhitungan, memperluas penyimpanan sistem agar data pengguna dapat tersimpan dalam *database*, serta membandingkan dengan metode klasifikasi lain seperti *Decision Tree* atau *Random Forest* untuk melihat apakah ada algoritma yang memberikan hasil lebih baik dalam hal akurasi dan efisiensi klasifikasi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Fajri, A. K., Larasati, D., Alifkah, S. P. and Herawati, A. R. 2022. Analisis Kebijakan Penanggulangan Kemiskinan Melalui Program Keluarga Harapan. *GEMA PUBLICA: Jurnal Manajemen dan Kebijakan Publik*, vol. 7, no. 1, pp. 158-170.
- [2] Kementrian Sosial., 2017. "Pedoman Umum Bantuan Pangan Non Tunai."
- [3] Yunus, E. Y., 2019. Implementasi Bantuan Pangan Non Tunai di Kecamatan Kanigaran Kota Probolinggo. *reformasi*, vol. 9, no. 2, pp. 138-152.
- [4] Aspar, A. and Syakhrudin, D. N., 2019. Implementasi Program Bantuan Pangan Non Tunai Terhadap Keluarga Penerima Manfaat di Kelurahan Bontoduri Kecamatan Tamalate Kota Makassar.
- [5] Sugianto, C. A. and Maulana, F. R., 2019. Algoritma *Naïve Bayes* Untuk Klasifikasi Penerima Bantuan Pangan Non Tunai (Studi Kasus Kelurahan Utama). *Techno. Com*, vol. 18, no. 4, pp. 321-331.
- [6] Kantardzic, M., 2011. *Data mining: Concepts, Models, Methods, and Algorithms* (2nd ed.). John Wiley & Sons.
- [7] Nugraha, M. F. and Rahayu, S. B., 2022. Penerapan *Naïve Bayes* dalam Mengklasifikasi Calon Penerima Bantuan Pangan Non Tunai di Desa Nanjung Mekar. *INTERNAL (Information System Journal)*, vol. 5, no. 2, pp. 137-146.
- [8] Ayuningsih, D. and Hasibuan, N. A., 2018. Sistem Pakar Mendiagnosa Kerusakan Pada Mesin Penggilingan Padi Menggunakan Metode *Naïve Bayes*. *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, vol. 5, no. 4, pp. 371-376.
- [9] Ermanto and Surojudin, N., 2023. Penerapan Data Mining Untuk Prediksi Penerima Bantuan Pangan Non Tunai (BPNT) Menggunakan Metode *Naïve Bayes*. *Jurnal SIGMA*, vol. 14, no. 2, pp. 111-116.
- [10] Nurahman, M. M., Alfitri. and E. Mashany., 2022. Klasifikasi Data Penduduk Untuk Menerima Bantuan Pangan Non Tunai Menggunakan Algoritma *Naïve Bayes*.
- [11] Badan Pusat Statistik., 2024, "Binjai Utara dalam Angka".
- [12] Arupandani, W. W., Taufik, F. and Mahyuni, R., 2023. Implementasi Data Mining Menentukan Penerimaan Bantuan Sosial Pangan (BSP) Menggunakan Algoritma C4. 5. *Jurnal Sistem Informasi Triguna Dharma, JURSI TGD*, vol 2, no. 5, pp. 705-715.
- [13] Fadlurrohman, I., Nulhaqim, S. A. and Sulastri, S., 2019. Implementasi Program Bantuan Pangan Non Tunai (Studi Kasus di Kota Cimahi). *Share: Social Work Journal*, vol. 9, no.2, pp. 122-129.
- [14] Werdiningsih, I., Novitasari, D. C. R. and Haq, D. Z., 2022. *Pengelolaan Data Mining dengan Pemrograman Matlab*. Airlangga University Press.
- [15] Ginantra, N. L., Arifah, F. N., Wijaya, A. H., Septarini, R. S., Ahmad, N., Ardiana, D. P. Y., Effendy, F., Iskandar, A., Hazriani, Sari, I. Y., Gustiana, Z., Prianto, C., Gustian, D. and Negara, E. S., 2021. *Data Mining dan Penerapan Algoritma*. Yayasan Kita Menulis.
- [16] Hidayah, A. and Yani, A., 2019. Membangun Website SMA PGRI Gunung Raya Ranau Menggunakan PHP dan MySQL. *JTIM: Jurnal Teknik Informatika Mahakarya*, vol. 2, no. 2, pp. 41-52.
- [17] Hermiati, R., Asnawati, A. and Kanedi, I., 2021. Pembuatan E-Commerce Pada Raja Komputer Menggunakan Bahasa Pemrograman Php Dan Database Mysql. *Jurnal Media Infotama*, vol. 17, no. 1.
- [18] Enterprise and Jubilee., 2017. *PHP Komplet*. PT Elex Media Komputindo. Jakarta.
- [19] Putra, W. I., Siregar, B. and Suhatsyah, M., 2021. Sistem Informasi Geografis Sumber Daya Air Berbasis Webgis Di Badan Perencanaan Penelitian Dan Pengembangan Kabupaten Karimun. *JURNAL TIKAR*, vol. 2, no. 1, pp. 34-46.
- [20] Kusumawati, N., 2019. Pengaruh model pembelajaran *scramble* dengan media question card terhadap hasil belajar IPA siswa kelas IV SDN Kertosari II Kabupaten Madiun. *Jurnal Ibriez: Jurnal Kependidikan Dasar Islam Berbasis Sains*, vol. 4, no. 1, pp. 87-100.