

ANALISIS AKURASI NAÏVE BAYES DAN KNN DALAM PENENTUAN PENERIMA PKH DI LOMBOK UTARA

Septiya Nuraeni¹⁾, Harliana²⁾, Tito Prabowo³⁾

^{1,2,3)} Ilmu Komputer Universitas Nahdlatul Ulama Blitar

email : septia1405@gmail.com ¹⁾, harliana@unublitar.ac.id ²⁾, titoprabowo@unublitar.ac.id ³⁾

Abstraksi

Saat ini Kemiskinan merupakan permasalahan utama di negara berkembang karena berhubungan dengan taraf hidup masyarakat yang rendah. Sebagai salah satu upaya penanggulangan kemiskinan pemerintah mengeluarkan bantuan yang diberi nama PKH, dimana bantuan ini hanya diperuntukkan bagi Rumah Tangga Sangat Miskin (RTSM) melalui beberapa ketentuan yang diberlakukan. Beberapa penelitian mengenai PKH sudah banyak dilakukan sebelumnya baik menggunakan algoritma naïve bayes, KNN, C4.5, decision tree, optimasi naïve bayes dengan smote, *Gradient Boosted Trees*, simple additive weight (SAW), ID3, AHP dan sebagainya. Namun penelitian ini hanya akan membandingkan dan menganalisis akurasi yang dihasilkan oleh *Naïve Bayes Classification* dan KNN guna menentukan penerima PKH di Lombok Utara. Atribut yang digunakan dalam analisis ini meliputi keluarga prasejahtera, ibu hamil, pendidikan, umur dan disabilitas. Berdasarkan hasil penelitian diperoleh kesimpulan bahwa tingkat akurasi yang dihasilkan oleh *Naïve Bayes Classification* memiliki nilai yang lebih tinggi jika dibandingkan dengan KNN dengan nilai rata – rata 77% melalui 3 skenario pengujian. Sedangkan pada pengujian recall, performa KNN lebih baik jika dibandingkan dengan Naïve Bayes yaitu 100% pada pengujian pertama dan 75% pada pengujian kedua.

Kata Kunci : PKH, *Naive Bayes*, KNN

Abstract

Currently Poverty is a major problem in developing countries because it is associated with a low standard of living of the people. As one of the efforts to reduce poverty, the government issued assistance called PKH, where this assistance was only intended for Very Poor Households (RTSM) through several provisions that were enforced. Several studies on PKH have been carried out previously using the naïve Bayes algorithm, KNN, C4.5, decision trees, naïve Bayes optimization with smote, *Gradient Boosted Trees*, simple additive weight (SAW), ID3, AHP and so on. However, this study will only compare and analyze the accuracy produced by the Naïve Bayes Classification and KNN to determine PKH beneficiaries in North Lombok. Attributes used in this analysis include underprivileged families, pregnant women, education, age and disability. Based on the research results, it can be concluded that the accuracy level produced by the Naïve Bayes Classification has a higher value when compared to KNN with an average value of 77% through 3 test scenarios. Meanwhile, in the recall test, KNN's performance was better compared to Naïve Bayes, namely 100% in the first test and 75% in the second test.

Keywords : PKH, *Naive Bayes*, KNN

Pendahuluan

Kemiskinan merupakan sebuah keadaan adanya ketidakmampuan masyarakat dalam memenuhi kebutuhan dasar baik makanan, tempat tinggal, pakaian, pendidikan bahkan kesehatannya[1]. Kemiskinan masih menjadi permasalahan utama di negara berkembang karena berhubungan dengan taraf hidup masyarakat yang rendah. PKH adalah salah satu bantuan tunai yang merupakan salah satu program perlindungan sosial yang diperuntukkan bagi Rumah Tangga Sangat Miskin (RTSM) melalui beberapa ketentuan yang diberlakukan[2]. Saat ini beberapa penelitian mengenai PKH sudah banyak dilakukan, salah satunya dengan menggunakan algoritma *Naïve Bayes Classifier* dimana menurutnya PKH merupakan salah satu bantuan yang diperuntukkan bagi ibu menyusui, anak sekolah yang belum menyelesaikan wajib belajar 12 tahun

ataupun usia 0-5 tahun, para lansia dan beberapa orang penyandang disabilitas[3]. Akurasi yang dihasilkan oleh Naïve Bayes dalam menentukan penerima PKH pun bervariasi mulai dari 93,33%[4], 82,14%[5], 88%[6], bahkan 91,67%[7]. Selain Naïve Bayes, algoritma lain yang sering digunakan untuk menentukan penerima PKH yaitu KNN dimana akurasi yang dihasilkan oleh KNN pun mulai dari 97%[8], 75,79%[9], dan 68,82%[10]. Melihat dari nilai akurasi yang cenderung tinggi dari kedua algoritma tersebut dalam menentukan penerima PKH, maka penelitian ini bertujuan melakukan analisis perbandingan akurasi yang dihasilkan oleh *Naïve Bayes Classifier* dan KNN dalam menentukan klasifikasi penerima PKH di Desa Lombok Utara. Kabupaten Lombok Utara dipilih karena sejak tahun 2017 Kabupaten ini menjadi salah satu kabupaten dengan jumlah

kemiskinan tertinggi bila dibandingkan dengan Kabupaten / Kota lainnya yang berada di Nusa Tenggara Barat[11]. Menurut data BPS, prosentase jumlah penduduk miskin yang terjadi di daerah ini cenderung mengalami penurunan dan kenaikan yang cukup signifikan dari Tahun 2019 – 2021, dimana kenaikan tertinggi terjadi pada tahun 2019 yaitu sekitar 29,03% dan penurunan tertinggi terjadi pada tahun 2020 yaitu sekitar 2,03%[12]. Adapun variabel yang digunakan dalam penelitian ini yaitu keluarga prasejahtera, ibu hamil ataupun menyusui, balita, jumlah anak yang duduk dibangku SD/SMP/SMA, lansia dengan usia diatas 60 tahun serta penyandang disabilitas berat yang lebih diutamakan.

Tinjauan Pustaka

Beberapa penelitian mengenai perbandingan 2 algoritma dalam menentukan penerima PKH pernah dilakukan dengan algoritma C4.5 dan Naïve Bayes di Kota Karawang dengan kriteria jenis pekerjaan, jumlah pendapatan, jumlah tanggungan serta keadaan rumah[13]. Selain itu pernah juga dilakukan dengan menggunakan algoritma *Naïve Bayes Classifier* dan KNN dalam menentukan penerima PKH di Kabupaten Bantul dengan akurasi yang dihasilkan oleh KNN cenderung lebih besar (76,695%) bila dibandingkan dengan *Naïve Bayes Classifier* (66,096%) dengan kriteria yang digunakan adalah usia, status dari kehamilan, Pendidikan tertinggi kepala rumah tangga, dan kepemilikan asset bergerak ataupun tidak bergerak[14]. Hasil penelitian ini cenderung bertolak belakang dengan hasil akurasi yang dihasilkan oleh beberapa penelitian sebelumnya yang menghasilkan akurasi dari *Naïve Bayes Classifier* justru lebih besar daripada KNN. Sedangkan ketika *Naïve Bayes* dioptimasi dengan SMOTE agar kelas yang dihasilkan seimbang maka akan menghasilkan akurasi yang besar yaitu mencapai 97,80%[15]. Selain menggunakan Naïve Bayes, KNN juga pernah dibandingkan dengan *Gradient Boosted Trees* dalam menentukan klasifikasi penerima bantuan sosial dimana akurasi yang dihasilkan oleh KNN justru lebih rendah bila dibandingkan dengan *Gradient Boosted Trees* yaitu 89,04% dan 93,15%[16].

Kemiskinan

Secara definisi kemiskinan dapat dilihat dari ketidakberdayaan masyarakat dalam mengakses pendidikan, kesehatan, air minum yang bersih maupun faktor lain yang penting bagi manusia[17]. Sedangkan menurut BPS, kemiskinan dapat diartikan dengan adanya keterbatasan akses terhadap konsumsi atas kecukupan kalori terhadap makanan dan non-makanan[18]. Beberapa indikator kemiskinan menurut BPS diantaranya[19]:

1. Adanya ketidakmampuan dalam pemenuhan kebutuhan akan konsumsi dasar baik dari sisi sandang, pangan ataupun papan.

2. Adanya keterbatasan atas akses kesehatan, transportasi, pendidikan, sanitasi maupun akses terhadap air bersih.
3. Adanya keterbatasan akan terjaminnya masa depan.
4. Adanya keterbatasan akan akses dalam matapencaharian yang berkelanjutan ataupun dalam lapangan pekerjaan.
5. Adanya ketidakmampuan dalam pemenuhan kebutuhan karena cacat fisik maupun mental.

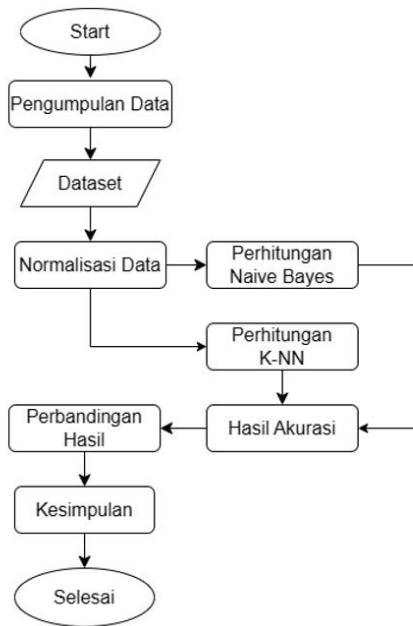
Program Keluarga Harapan

Program Keluarga Harapan (PKH) merupakan salah satu program pemerintah dalam mengatasi kemiskinan[5], PKH juga merupakan salah satu program yang diberikan kepada masyarakat miskin atau keluarga kurang mampu dengan berbagai syarat tertentu diantaranya ibu hamil dan atau menyusui, anak yang sedang menempuh Pendidikan SD/SMP/SMA, balita dengan usia 0-5 tahun, lansia dan penyandang disabilitas[20]. PKH sudah implementasikan sejak tahun 2007, dengan tujuan untuk meningkatkan kualitas hidup dengan perubahan perilaku terhadap pendidikan dan kesehatan serta mendukung pencapaian kesejahteraan sosial[21]. PKH juga memiliki tujuan lain yaitu untuk membantu mengurangi beban biaya dalam keluarga, dapat meningkatkan investasi generasi mendatang dengan meningkatkan kualitas pendidikan anak dan kesehatan[22].

Metode Penelitian

Pada penelitian ini akan dilakukan perhitungan terhadap data penerima bantuan PKH dengan menggunakan Algoritma Naïve Bayes dan KNN. Dalam proses perhitungan tersebut data akan dinormalisasikan terlebih dahulu dengan memberikan bobot pada data yang akan dihitung, selanjutnya akan dilakukan perhitungan dengan menggunakan 2 algoritma yaitu Naïve Bayes *Classifier* dan KNN. Untuk mengetahui akurasi yang dihasilkan akan dianalisis dengan menggunakan confusion matrix sehingga didapatkan algoritma terbaik diantara keduanya[23]. Adapun alur dari penelitian ini terdapat pada Gambar 1.

Berdasarkan gambar 1, penelitian akan dimulai dengan melakukan pengumpulan data, kemudian data yang didapatkan akan dilakukan normalisasi atau *pre-processing*. Selanjutnya akan dilakukan perhitungan dengan menggunakan Algoritma Naïve Bayes *Classification* dan KNN. Setelah didapatkan hasil dari kedua algoritma ini selanjutnya akan dilakukan evaluasi dengan menggunakan *confusion matrix* yang selanjutnya akan dilakukan hasil analisis untuk penarikan kesimpulan diantara kedua algoritma tersebut.



Gambar 1. Alur penelitian

Hasil dan Pembahasan

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari DTKS perjiwa tahun 2021 yang diperoleh dari Kantor Dinas Sosial Kabupaten Lombok Utara dengan variable yang digunakan terangkum pada Tabel 1.

Tabel 1. Variable data

| No | Variabel | Tipe Variabel | Keterangan |
|----|-----------------------|---------------|-----------------------------------|
| 1 | Keluarga Prasejahtera | Kategorial | Memiliki Kartu Keluarga Sejahtera |
| 2 | Ibu Hamil | Kategorial | Sedang Mengandung |
| 3 | Pendidikan | Kategorial | Sd, Smp, Sma |
| 4 | Umur | Numerik | <18 tahun dan >60 tahun |
| 5 | Disabilitas | Kategorial | Ditamatkan Disabilitas Berat |

Jumlah dataset yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 362 data dengan rencana pengujian menggunakan 3 skenario pengujian. Data *training* digunakan untuk menentukan nilai probabilitas dari setiap fitur dan label kelas. Sedangkan data *testing* digunakan untuk pengujian terhadap label kelas prediksi dengan label kelas dari data nyata atau aktual. Pada tahapan data pre-processing akan dilakukan perubahan tipe variable agar sesuai dengan tipe numerik. Adapun hasil dari pre-processing tersebut terdapat pada Tabel 2.

Tabel 2. Preprocessing data

| No | Variabel | Nilai | Bobot |
|----|-----------------------|-------|-------|
| 1 | Keluarga prasejahtera | Ya | 1 |
| | | Tidak | 2 |

| | | | |
|---|--------------|-----------------------------------|---|
| 2 | Status hamil | Ya | 1 |
| | | tidak | 2 |
| 3 | Pendidikan | SD,SMP,SMA/ <18 tahun | 1 |
| | | Kuliah, Tidak sekolah / >18 tahun | 2 |
| | | <18 tahun dan >60 tahun | 1 |
| 4 | Umur | <60 tahun | 2 |
| | | Ringan, sedang, berat | 1 |
| 5 | Disabilitas | Tidak cacat | 2 |

Perhitungan Naïve Bayes

Dalam perhitungan Naïve Bayes langkah awal yang dilakukan adalah input dataset untuk data *training* dan data *testing* sesuai 3 skenario yang telah disiapkan. Selanjutnya akan dihitung probabilitas setiap *class* dengan tujuan menentukan peluang terbesar dari *class* yang ada[24]. Tabel 4 merupakan hasil probabilitas *class* sesuai dengan skenario 1 yaitu 80:20 atau 290:72.

Tabel 3. Probabilitas Class

| Kelas | Jumlah DataTraining | Probabilitas |
|---------|---------------------|--------------|
| PKH | 124 | 0,427586207 |
| Non PKH | 166 | 0,572513793 |
| Total | 290 | 1 |

Kemudian akan dilakukan perhitungan mean terhadap variable *class* untuk mendapatkan nilai rata-rata dari setiap *class* yang ada. Hasil dari perhitungan ini terangkum pada Tabel 4.

Tabel 4. Mean setiap variable class

| Kelas | S. Hamil | Pendidikan | KKS | Umur | Cacat |
|---------|----------|------------|-------|-------|-------|
| PKH | 1,959 | 2 | 1,056 | 2 | 1,983 |
| Non-PKH | 1,951 | 1,789 | 1,680 | 1,795 | 1,993 |

Selanjutnya adalah menghitung standar deviasi setiap variable *class* yang berfungsi untuk menentukan simpangan baku dari setiap *class* yang ada. Hasil dari perhitungan ini terangkum pada Tabel 5.

Tabel 5. Perhitungan standar deviasi

| Kelas | S.Hamil | Pendidikan | KKS | Umur | Cacat |
|---------|---------|------------|-------|---------|-------|
| PKH | 0,197 | 0,00001 | 0,230 | 0,00001 | 0,125 |
| Non PKH | 0,214 | 0,407 | 0,466 | 0,403 | 0,077 |

Selanjutnya akan dilakukan perhitungan distribusi normal dari setiap variable *class* yang berfungsi untuk menentukan penyebaran dari setiap *class* yang ada. Tahapan selanjutnya yaitu menghitung nilai probabilitas dengan menginputkan data *testing* yang berfungsi untuk memprediksi nilai *class* maksimal yang akan ditentukan sebagai hasil dari data *testing*.

Hasil dari nilai probabilitas tersebut terangkum pada tabel 6.

Tabel 6. Nilai probabilitas class dan hasil prediksi

| No | PKH | Non PKH | MAX | Prediksi |
|-----|-------|----------|----------|----------|
| 1 | 0,0 | 0,000065 | 0,000065 | 2 |
| 2 | 0,342 | 0,048764 | 0,048764 | 2 |
| 3 | 0,138 | 0,004669 | 0,013807 | 1 |
| 4 | 0,138 | 0,004669 | 0,013807 | 1 |
| ... | | | | |
| 72 | 0,138 | 0,004669 | 0,013807 | 1 |

Setelah mengetahui nilai max dan hasil prediksi maka akan dilakukan pencocokkan dengan dataset asli.

Perhitungan KNN

Pada tahapan pertama akan dilakukan pembobotan setiap class yang kemudian akan dijumlahkan dan dihitung sesuai rumus KNN. Untuk bobot pada kategori kelas PKH akan diberikan nilai 1 dan non-PKH akan diberikan nilai 2. Selanjutnya akan dilakukan normalisasi terhadap data *training* dan *testing* menggunakan rumus min-max. Kemudian akan dilakukan normalisasi terhadap data *testing* dan data *training*. Kemudian akan dilakukan penentuan nilai K, selanjutnya menghitung jarak antara data *testing* dan data *training* dengan rumus *Euclidean Distance*. Setelah melakukan perhitungan jarak maka Langkah berikutnya adalah memberikan label kelas berdasarkan data *training* satu yang telah diurutkan berdasarkan nilai K dan jarak terdekat. Hasil prediksi penerima bantuan PKH dapat dilihat melalui hasil dari perbandingan kelas, dimana jika jumlah data PKH lebih dominan dibandingkan dengan non-PKH maka hasilnya adalah PKH, begitu pula sebaliknya. Adapun rangkuman terhadap hasil prediksi dengan nilai K=9 terhadap data *testing* terangkum pada tabel 7.

Tabel 7. Hasil perhitungan data testing dengan nilai k=9

| No | Nama | Jarak Euclidean | Layak / tidak |
|----|-------------------|-----------------|---------------|
| 1 | Diyana | 0 | Tidak |
| 2 | Pati maturrohmah | 0 | Tidak |
| 3 | Eka helmiati | 0 | Tidak |
| 4 | Lisa nilmala sari | 0 | Tidak |
| 5 | Hindun | 0 | Tidak |
| 6 | Aolia Juliantika | 0 | Tidak |
| 7 | Misniwati | 0 | Tidak |
| 8 | Rindi antika | 0 | Tidak |
| 9 | Ainul liza | 0 | Tidak |

Dari tabel 7 terlihat bahwa data dengan kelas non PKH berjumlah 9 dan PKH berjumlah 0, sehingga dapat disimpulkan hasil dari prediksi data *testing* satu pada skenario 1 dengan perbandingan data 80:20 yaitu "Tidak layak". Hasil dari prediksi data *testing*

keseluruhan beserta perbandingan kelas data *testing* asli terangkum pada tabel 8.

Tabel 8. Hasil prediksi data testing

| No | Nama | Data Asli | Data Prediksi | Keterangan |
|-----|-------------------|-----------|---------------|------------|
| 1 | Hamidah | 2 | 2 | Sesuai |
| 2 | Kamarudin Sani | 2 | 2 | Sesuai |
| 3 | Umi Kalsum | 1 | 2 | T. Sesuai |
| 4 | Saminem | 1 | 2 | T. Sesuai |
| 5 | Sarmah | 2 | 2 | Sesuai |
| 6 | Ramlah | 2 | 2 | Sesuai |
| 7 | Mahyam | 2 | 2 | Sesuai |
| 8 | Suniarni | 1 | 2 | T. Sesuai |
| 9 | Riska ayu restani | 2 | 2 | Sesuai |
| 10 | Joliati | 1 | 2 | T. Sesuai |
| ... | ... | ... | ... | ... |
| ... | ... | ... | ... | ... |
| 72 | Saminten | 2 | 2 | Sesuai |

Berdasarkan Tabel 8 didapatkan 43 data sesuai dengan data asli.

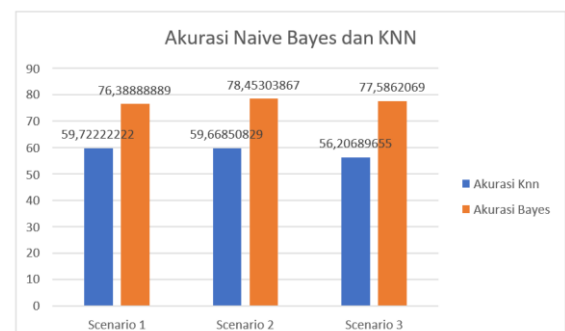
Hasil analisis

Hasil perhitungan *Naïve Bayes Classification* dan KNN kemudian akan di evaluasi dengan menggunakan rumus *confusion matrix* melalui 3 skenario pengujian. Tabel 9 adalah skenario pengujian yang akan dilakukan. Selanjutnya hasil akhir akan dibandingkan untuk dapat mengetahui metode mana yang lebih baik dalam memberikan rekomendasi penerima PKH.

Tabel 9. Skenario pengujian

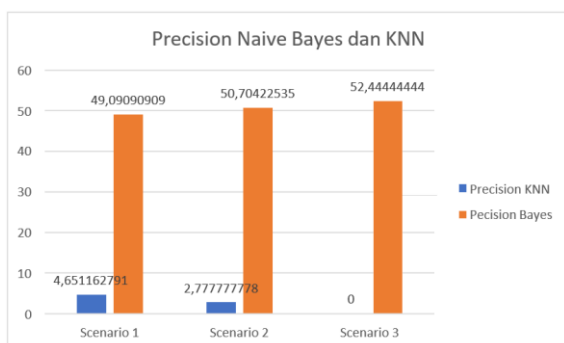
| Scenario ke- | Perbandingan | |
|--------------|---------------|--------------|
| | Data Training | Data Testing |
| 1 | 80% (290) | 20% (72) |
| 2 | 50% (181) | 50% (181) |
| 3 | 20% (72) | 80% (290) |

Hasil pengujian dari Tabel 9 terangkum pada Gambar 2.



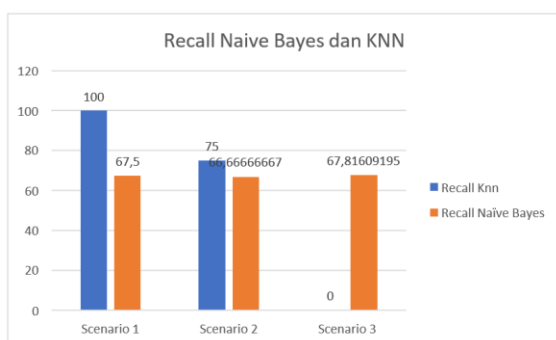
Gambar 2. Hasil perhitungan akurasi pada 3 skenario pengujian

Berdasarkan gambar 2, diketahui bahwa pada scenario pengujian 1 akurasi yang dihasilkan oleh Naïve Bayes cenderung lebih besar dibandingkan dengan KNN, hal ini cenderung bertolak belakang dengan penelitian mengenai klasifikasi penduduk miskin di Kabupaten Bantul sebagai penerima bantuan PKH [14] yang berpendapat bahwa akurasi KNN cenderung lebih tinggi bila dibandingkan dengan Naïve Bayes dalam melakukan klasifikasi penduduk miskin sebagai penerima bantuan PKH. Hal ini mungkin saja disebabkan karena pemilihan nilai k yang berbeda dalam proses perhitungan KNN.



Gambar 3. Hasil perhitungan precision pada 3 skenario pengujian

Apabila dilihat dari Gambar 3, didapatkan bahwa pada perhitungan *precision* diketahui bahwa scenario ke-3 memiliki nilai tertinggi bila dibandingkan dengan scenario 1 dan 2 untuk Algoritma Naïve Bayes yaitu 52,44%. Sedangkan untuk perhitungan *recall* terhadap ke-3 skenario didapatkan bahwa nilai *recall* untuk KNN pada scenario 1 dan 2 menghasilkan nilai tertinggi. Rangkuman mengenai hasil perhitungan *recall* untuk ketiga pengujian tersebut terdapat pada Gambar 4.



Gambar 4. Hasil perhitungan recall pada 3 skenario pengujian

Berdasarkan hasil pengujian terhadap akurasi dan *recall* diketahui bahwa rata-rata hasil dari Naïve Bayes cenderung lebih tinggi bila dibandingkan dengan KNN baik pada skenario 1, 2 dan 3. Hal ini dapat membuktikan bahwa Naïve Bayes mampu bekerja lebih baik bila dibandingkan dengan KNN dalam memberikan rekomendasi penerima bantuan

PKH di Lombok Utara dengan variabel yang digunakan sesuai dengan Tabel 1.

Sedangkan untuk sisi kecenderungan keberhasilan sistem dalam menemukan kembali informasi (*recall*) ternyata algoritma KNN memiliki nilai tertinggi bila dibandingkan dengan Naïve Bayes, hal ini dibuktikan dengan nilai *recall* yang mencapai 100% pada skenario 1 dan 75% pada skenario 2. Hal ini sejalan dengan kelebihan KNN yaitu ketika ada dataset baru pada data *training*, maka data tersebut langsung mampu beradaptasi terhadap model / arsitektur yang diterapkan [25].

Kesimpulan dan Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang dilakukan dan melalui 3 skenario pengujian, didapatkan bahwa akurasi yang dihasilkan oleh Naïve Bayes *Classification* umumnya memiliki nilai tertinggi bila dibandingkan dengan KNN dalam memberikan rekomendasi penerima PKH dengan rata-rata akurasi 77% dari 3 skenario pengujian yang dilakukan. Namun pada pengujian *recall* KNN justru memiliki performa lebih baik daripada Naïve Bayes, hal ini ditunjukkan dengan nilai *recall* dari KNN cenderung lebih besar bila dibandingkan dengan Naïve Bayes yaitu 100% pada scenario pengujian pertama dan 75% pada scenario pengujian ke-2.

Sedangkan untuk saran, peneliti memberikan saran agar dapat dibandingkan dengan algoritma lain sehingga dapat disimpulkan algoritma terbaik yang digunakan.

Daftar Pustaka

- [1] H. Harliana and F. N. Putra, "Klasifikasi Tingkat Rumah Tangga Miskin Saat Pandemi Dengan Naïve Bayes Classifier," *J. Sains dan Inform.*, vol. 7, no. 2, pp. 165–173, 2021, doi: 10.34128/jsi.v7i2.339.
- [2] S. D. Anggraeni, B. Setiawati, and S. Suwandi, "Evaluasi Pelaksanaan Program Keluarga Harapan (PKH) Bidang Pendidikan di Desa Kupang Nunding Kecamatan Muara Uya Kabupaten Tabalong," *JAPB*, vol. 3, no. 2, pp. 625–635, 2020.
- [3] D. A. Setiawan, R. Halilintar, and L. S. Wahyuniar, "Penerapan Metode Naive Bayes Untuk Klasifikasi Penentuan Penerima Bantuan PKH," *Pros. SEMNAS INOTEK (Seminar Nas. Inov. Teknol.*, vol. 5, no. 2, pp. 249–254, 2021.
- [4] Amin Abdullah Sidiq and Febrian Wahyu Christanto, "Algoritma Naive Bayes Untuk Penentuan Pkh (Program Keluarga Harapan) Berbasis Sistem Pendukung Kepu-Tusan (Studi Kasus: Kelurahan Karanganyar Gunung Semarang)," *J. Riptek*, vol. 14, no. 1, pp. 65–71, 2020, doi: 10.35475/ripteck.v14i1.83.
- [5] A. I. Purnama, A. Aziz, and A. S. Wiguna, "Penerapan Data Mining Untuk Mengklasifikasi Penerima Bantuan Pkh Desa Wae Jare Menggunakan Metode Naïve Bayes," *Kurawal -*

- J. Teknol. Inf. dan Ind.*, vol. 3, no. 2, pp. 173–180, 2020, doi: 10.33479/kurawal.v3i2.348.
- [6] A. A. A. Arifin, W. Handoko, and Z. Efendi, “Implementasi Metode Naive Bayes Untuk Klasifikasi Penerima Program Keluarga Harapan,” *J-Com (Journal Comput.*, vol. 2, no. 1, pp. 21–26, 2022, doi: 10.33330/j-com.v2i1.1577.
- [7] D. Utami and P. A. R. Devi, “Klasifikasi Kelayakan Penerima Bantuan Program Keluarga Harapan (Pkh) Menggunakan Metode Weighted Naïve Bayes Dengan Laplace Smoothing,” *JIPI (Jurnal Ilm. Penelit. dan Pembelajaran Inform.*, vol. 7, no. 4, pp. 1373–1384, 2022, doi: 10.29100/jipi.v7i4.3592.
- [8] F. Fajriana, “Classification of Determination the Recipients of the Program Keluarga Harapan (PKH) Using K-Nearest Neighbor Algorithm,” *JITE (Journal Informatics Telecommun. Eng.*, vol. 6, no. 1, pp. 403–413, 2022, doi: 10.31289/jite.v6i1.7543.
- [9] 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.page75-87.
- [10] Anwar Pauji, S. Aisyah, A. Surip, R. Saputra, and I. Ali, “Implementasi Algoritma K-Nearest Neighbor Dalam Menentukan Penerima Bantuan Langsung Tunai,” *KOPERTIP J. Ilm. Manaj. Inform. dan Komput.*, vol. 4, no. 1, pp. 21–27, 2022, doi: 10.32485/kopertip.v4i1.114.
- [11] Muhammad Alwi, Putu Karismawan, and I Dewa Ketut Yudha S, “Analisis Sektor Ekonomi Unggulan Saat Ini Dan Di Masa Depan Dalam Upaya Pengurangi Jumlah Kemiskinan Di Kabupaten Lombok Utara Provinsi Nusa Tenggara Barat,” *J. Econ. Bus.*, vol. 7, no. 1, pp. 66–81, 2021, doi: 10.29303/ekonobis.v7i1.69.
- [12] M. Alwi, P. Karismawan, I. D. K. Yudha S, and I. Harsono, “Sarana Pendidikan, Kesehatan Dan Tingkat Kemiskinan Di Kecamatan Tanjung Sebagai Pusat Pertumbuhan Kabupaten Lombok Utara, Paska Gempa 2018 Dan Masa Pandemi Covid-19,” *Ganec Swara*, vol. 16, no. 2, p. 1616, 2022, doi: 10.35327/gara.v16i2.327.
- [13] E. Fitriani, “Perbandingan Algoritma C4.5 Dan Naïve Bayes Untuk Menentukan Kelayakan Penerima Bantuan Program Keluarga Harapan,” *Sistemasi*, vol. 9, no. 1, p. 103, 2020, doi: 10.32520/stmsi.v9i1.596.
- [14] E. Rahma Meilaniwati and M. Fauzan, “Klasifikasi Penduduk Miskin Penerima PKH Menggunakan Metode Naïve Bayes dan KNN,” *J. Kaji. dan Terap. Mat.*, vol. 8, no. 2, pp. 75–84, 2022.
- [15] K. Dede, F. Nuraeni, and M. Firmansyah, “Klasifikasi Masyarakat Penerima Bantuan Langsung Tunai Dana Desa Menggunakan Naïve Bayes dan SMOTE,” *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 10, no. 2, pp. 309–320, 2023, doi: 10.25126/jtiik.2023106453.
- [16] E. Firasari, U. Khultsum, M. N. Winnarto, and R. Risnandar, “Kombinasi K-Nn Dan Gradient Boosted Trees Untuk Klasifikasi Penerima Program Bantuan Sosial,” *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 7, no. 6, pp. 1231–1236, 2020, doi: 10.25126/jtiik.202073087.
- [17] K. Alia Akhmad, “Peran Pendidikan Kewirausahaan Untuk Mengatasi Kemiskinan,” *J. Ekon. Sos. Hum.*, vol. 2, no. 6, pp. 173–181, 2021.
- [18] R. F. Saragih, P. R. Silalahi, and K. Tambunan, “Pengaruh Indeks Pembangunan Manusia, Tingkat Pengangguran Terbuka Terhadap Tingkat Kemiskinan di Indonesia Tahun 2007–2021,” *PESHUM J. Pendidikan, Sos. dan Hum.*, vol. 1, no. 2, pp. 71–79, 2022.
- [19] J. Papilaya, “KEBIJAKAN PUBLIK DALAM PENGENTASAN KEMISKINAN (Suatu Kajian Peranan Pemerintah Dalam Pengentasan Kemiskinan),” *J. Bimbing. dan Konseling Terap.*, vol. 4, no. 1, p. 77, 2020, doi: 10.30598/jbkt.v4i1.1113.
- [20] A. Purnamasari and S. Assegaff, “Penentuan Klasifikasi Tingkat Kesejahteraan Keluarga Menggunakan Metode Naive Bayes Pada Kecamatan Pasar Jambi,” *J. Manaj. Sist. Inf.*, vol. 4, no. 4, pp. 480–491, 2019.
- [21] D. Dwidianti and Y. Christiana, “Implementasi Program Keluarga Harapan Dalam Upaya Penanggulangan Kemiskinan,” *JIA SANDIKTA*, vol. IX, no. 14, pp. 11–22, 2023.
- [22] R. Yulian, D. Hernawan, and F. T. Ramdani, “Implementasi Kebijakan Program Keluarga Harapan di Kelurahan Cipaku Kecamatan Bogor Selatan Kota Bogor,” *Karimah Tauhid*, vol. 2, no. 1, pp. 256–262, 2023.
- [23] M. Munir, I. Ardiansyah, J. D. Santoso, A. Mustopa, and S. Mulyatun, “Detection and Mitigation of Distributed Denial of Service Attacks on Network Architecture Software Defined Networking Using the Naive Bayes Algorithm,” *J. Inf. Syst. Manag.*, vol. 3, no. 2, pp. 51–55, 2022, doi: 10.24076/joism.2022v3i2.656.
- [24] M. Farid, S. Wibowo, N. F. Puspitasari, and B. Satya, “PENERAPAN DATA MINING DAN ALGORITMA NAÏVE BAYES UNTUK METODE KLASIFIKASI,” *J. Inf. Syst. Manag.*, vol. 3, no. 2, pp. 39–45, 2022, doi: 10.24076/joism.2022v3i2.680.
- [25] M. N. Maskuri, Harliana, K. Sukerti, and R. M. H. Bhakti, “Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) untuk Memprediksi Penyakit Stroke,” *J. Ilm. Intech Inf. Technol. J. UMUS*, vol. 4, no. 1, pp. 130–140, 2022.