

Algoritma C4.5 Untuk Klasifikasi Penerima Bantuan Covid-19 Pada Desa Cimareme, Bandung Barat

Castaka Agus Sugianto^{1*}, Mochammad Ridwan², Dini Rohmayani³, Novita Lestari Anggreini⁴, Ayu Hendrati Rahayu⁵

^{1,2,3,4} Program Studi Teknik Informatika, Politeknik TEDC

⁵ Program Studi Rekam Medis dan Informasi Kesehatan, Politeknik TEDC

1,2,3,4,5 Jln. Pesantren-Cibabat, Kota Cimahi, 40513, Indonesia

E-mail: castaka@poltektdc.ac.id¹, mohammadrizwan1401@gmail.com², dinirohmayani@poltektdc.ac.id³,
novitalestari@poltektdc.ac.id⁴, ayuhendrati@poltektdc.ac.id⁵

Abstrak

Info Naskah:

Naskah masuk:

3 September 2025

Direvisi:

27 September 2025

Diterima:

30 September 2025

Desa Cimareme yang terletak di Kabupaten Bandung Barat merupakan salah satu desa penerima bantuan pemerintah. Namun, beberapa warga mengeluhkan ketidakadilan dalam pendistribusian bantuan, di mana ada warga yang dianggap mampu justru menerima bantuan, sedangkan yang membutuhkan tidak mendapatkannya. Untuk menghindari kesalahan sasaran, diperlukan pengklasifikasian data yang dilakukan secara ilmiah dan sistematis guna menentukan siapa saja yang berhak menerima bantuan dan siapa yang tidak. Berdasarkan hal tersebut, peneliti melakukan pengolahan data menggunakan metode data mining untuk mengklasifikasikan penerima dan bukan penerima bantuan COVID-19 dengan menggunakan Algoritma Decision Tree dan Algoritma Naïve Bayes sebagai pembanding. Tujuannya adalah untuk menemukan pola dalam program bantuan pemerintah COVID-19 serta mengetahui tingkat akurasi Algoritma C4.5 Decision Tree jika dibandingkan dengan algoritma lainnya.

Penelitian ini menggunakan data kependudukan dari Desa Cimareme, Kecamatan Ngamprah, Kabupaten Bandung Barat. Model data mining dikembangkan menggunakan perangkat RapidMiner. Berdasarkan hasil pengujian dan validasi, Algoritma Decision Tree menghasilkan akurasi sebesar 99,97%, precision 100,00%, recall 99,71%, dan nilai AUC sebesar 0,967. Sedangkan Algoritma Naïve Bayes menghasilkan akurasi 99,93%, precision 99,71%, recall 99,71%, dan AUC sebesar 0,997. Hasil uji T-test menunjukkan nilai alpha sebesar 0,643, yang berarti tidak terdapat perbedaan signifikan antara hasil Algoritma Decision Tree dan Naïve Bayes dalam klasifikasi penerima bantuan.

Abstract

Cimareme Village, located in West Bandung Regency, is one of the villages receiving government assistance. However, some residents complain about not receiving aid, while some who are considered capable actually receive it. To avoid misallocation, it is necessary to classify data scientifically and systematically to determine who is eligible for assistance and who is not. Based on this background, the author conducted data processing using data mining to classify recipients and non-recipients of COVID-19 aid, employing the Decision Tree algorithm and Naïve Bayes algorithm for comparison. The goal was to identify patterns in the government's COVID-19 aid program and to assess the accuracy of the C4.5 Decision Tree algorithm compared to others. The study used population data from Cimareme Village, Ngamprah District, West Bandung Regency. The data mining model was developed using RapidMiner. The overall testing and validation results showed that the Decision Tree algorithm achieved an accuracy of 99.97%, precision of 100.00%, recall of 99.71%, and an AUC of 0.967. Meanwhile, the Naïve Bayes algorithm achieved an accuracy of 99.93%, precision of 99.71%, recall of 99.71%, and an AUC of 0.997. A T-test conducted as part of this study showed an alpha of 0.643, indicating that there is no significant difference between the results of the Decision Tree and Naïve Bayes algorithms.

Keywords:

Cimareme;

Covid-19;

Decision Tree;

Naïve Bayes.

*Penulis korespondensi:

Castaka Agus Sugianto

E-mail: castaka@poltektdc.ac.id

1. Pendahuluan

Pada tahun 2020, dunia, termasuk Indonesia, dilanda oleh wabah COVID-19 yang menjadi ancaman besar bagi seluruh masyarakat. Pada akhir tahun 2019, Direktur Jenderal Organisasi Kesehatan Dunia (WHO), Tedros Adhanom Ghebreyesus, dalam sebuah konferensi pers di Jenewa, Swiss, mengumumkan ditemukannya kasus pneumonia misterius di Wuhan, Provinsi Hubei, China, yang kemudian diketahui sebagai virus corona baru. Virus ini awalnya menyerang saluran pernapasan dan memang diduga berasal dari pasar ikan Huanan di Wuhan [1].

Kehadiran virus ini membawa dampak luas di berbagai sektor, terutama karena aturan pembatasan sosial dan protokol kesehatan yang diberlakukan secara ketat untuk mencegah penularan. Virus ini tidak dapat dideteksi secara kasat mata sehingga diperlukan tes cepat (rapid test) dan tes swab untuk memastikan status kesehatan seseorang. Pembatasan ini sangat memengaruhi kegiatan ekonomi, terutama bagi kelompok masyarakat berpenghasilan rendah seperti pelaku Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah (UMKM), pekerja harian lepas, dan kelompok rentan lainnya. Sebagai respons, pemerintah Indonesia mengurangkan bantuan sosial dalam jumlah besar guna menjaga daya beli masyarakat yang terdampak secara ekonomi[2].

Meski demikian, distribusi bantuan sosial tidak selalu tepat sasaran. Hal ini terbukti dari banyaknya pengaduan yang diterima Ombudsman Republik Indonesia selama masa pandemi, dimana 81,37% dari 1.004 pengaduan terkait penyaluran bantuan sosial pemerintah yang dinilai kurang tepat. Sebuah survei nasional terhadap 1.235 responden menunjukkan bahwa 96% mengetahui program bantuan seperti pembagian sembako, Program Keluarga Harapan (PKH), dan Bantuan Langsung Tunai (BLT). Namun, sebanyak 49% responden menilai program tersebut kurang atau tidak tepat sasaran, sementara 37% berpendapat sudah tepat sasaran. Penelitian lain mengungkapkan bahwa basis data bantuan sosial saat ini hanya mencakup 40% masyarakat miskin, sehingga kelompok pekerja informal, pekerja yang mengalami pemutusan hubungan kerja (PHK), dan UMKM belum sepenuhnya terakomodasi [3][4].

Menurut data Kementerian Ketenagakerjaan RI per Juli 2020, lebih dari 3,5 juta pekerja terdampak COVID-19, termasuk 1.132.117 pekerja formal yang dirumahkan, 383.645 terkena PHK, serta 630.905 pekerja informal terdampak. Kondisi ini menegaskan perlunya pemerintah memberikan perhatian khusus melalui program yang dapat membantu memenuhi kebutuhan hidup masyarakat yang terdampak dan keluarganya [5].

Desa Cimareme adalah salah satu desa yang terletak di Kabupaten Bandung Barat. Desa ini termasuk dalam wilayah yang menerima bantuan pemerintah. Untuk memastikan bantuan tersebut tepat sasaran, diperlukan pengklasifikasian data secara ilmiah dan sistematis guna menentukan warga yang berhak mendapatkan bantuan dan yang tidak. Untuk menyelesaikan permasalahan diatas perlu metode untuk klasifikasi lebih cepat yaitu dengan machine learning, banyak

algoritma yang digunakan machine learning salah satunya algoritma C4.5.

Algoritma C4.5 adalah metode klasifikasi yang menggunakan struktur pohon keputusan, di mana pohon tersebut terdiri dari kumpulan node keputusan. Setiap cabang pada pohon ini menghubungkan node keputusan dengan node berikutnya atau menuju node daun yang menandai akhir dari proses pengambilan keputusan[6]. Pada algoritma C4.5 ini mempunyai tingkat prediktif dalam menghitung akurasi yang cukup baik, serta sangat fleksibel untuk berbagai tugas data mining seperti klasifikasi, regresi, clustering, dan seleksi fitur. Selain itu, algoritma ini juga mampu menangani berbagai jenis input data: nominal, numerik, maupun tekstual. C4.5 juga tersedia dalam berbagai paket data mining pada berbagai platform, serta dapat memuat dataset yang besar. Beberapa studi selama beberapa tahun terakhir mendukung kemampuan ini, misalnya penggunaan C4.5 dengan *forward feature selection* untuk meningkatkan akurasi klasifikasi [7], kombinasi C4.5 dengan teknik boosting dan fitur seleksi dalam menentukan spesialisasi belajar [8], serta penanganan nilai yang hilang (*missing values*) dan atribut numerik dan nominal secara bersamaan [9]. Pemilihan algoritma C4.5 juga didukung oleh berbagai penelitian yang menunjukkan efektivitas dan keandalannya dalam berbagai konteks aplikasi. Misalnya, penelitian oleh Zhang dan Wang (2024) menunjukkan bahwa C4.5 mampu memberikan hasil klasifikasi yang akurat dalam analisis data kesehatan dengan tingkat akurasi di atas 95% [10]. Selain itu, studi oleh Kim et al. (2023) menerapkan C4.5 dalam pengklasifikasian pola pelanggan pada industri e-commerce, yang berhasil meningkatkan presisi prediksi dibandingkan algoritma lain seperti Naïve Bayes dan SVM [11]. Penelitian oleh Ahmad dan Lee (2025) pada pengolahan data sensor IoT juga menegaskan bahwa C4.5 efektif dalam menangani data heterogen dan memberikan performa yang konsisten pada data besar [12]. Penlitian yang dilakukan castaka dan nadia (2019) pada kelulusan siswa smk menunjukkan akurasi yang tinggi sebesar 99,78% [13].

Penulis akan melakukan penelitian penentuan penerima program bantuan Covid-19 menggunakan beberapa algoritma serta akan membandingkannya.

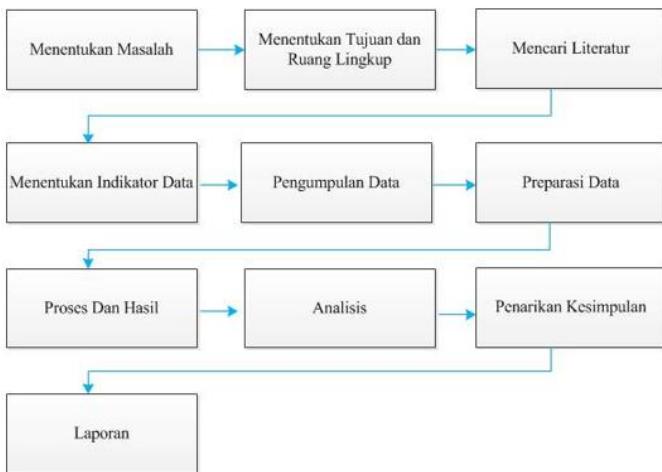
2. Metode

A. Objek Penelitian

Pada Penelitian ini objek yang akan di ambil yaitu data kependudukan yang berasal dari Desa Cimareme, Kecamatan Ngamprah, Kabupaten Bandung Barat, yang didalamnya terdapat data penduduk yang mampu dan kurang mampu, serta data lainnya yang akan diperlukan.

B. Jenis dan Sumber Data

Data terbagi kedalam beberapa jenis dan sumber, yang tentunya terdapat beberapa berpedaan dalam kategori-kategori tertentu dalam pembagian dalam memperolehnya, berikut adalah jenis-jenis dan sumber data



Gambar 1. Desain Penelitian

C. Data yang Digunakan

Data yang digunakan pada penelitian ini diambil dari data kependudukan pada tahun 2020 pada Desa Cimareme, Kecamatan Ngamprah Kabupaten Bandung Barat yang berjumlah 3.185 KK (Kepala Keluarga), yang memiliki 10 RW (Rukun Warga). Pada data warga tersebut nantinya akan dikolaborasikan antara berbagai program bantuan yang ada yaitu BPNT dan PKH karena dalam penentuan pembagian program bantuan *Covid-19* ini ditentukan berdasarkan indikator Permensos No 146 HUK pada tahun 2013. Data dalam penelitian ini akan diuji menggunakan Algoritma C4.5 dan dibandingkan dengan Algoritma Naïve Bayes, kemudian hasilnya akan divalidasi melalui teknik cross validation dan uji T-test.

Tabel I
Dataset Warga Desa Cimareme

NO	JML_KLG	B3A1	B3A1A	B3A2	B3A3	Mobil	Sepeda	Penghasilan	B3A4	B3A5	Sumber Penghasilan	Pendidikan	Aset Lainnya	KETERANGAN	
1	3	2	1	0	42	memiliki	0	1	1	Sedang	Lebih	Karyawan Swasta	SMA	Tabungan	PENERIMA
2	2	1	0	42	memiliki	0	2	1	1	Sedang	Lebih	Karyawan Swasta	SMA	Tabungan	PENERIMA
3	4	3	0	28	dat memilik	0	2	1	1	Rendah	Lebih	Petani	SMA	Lebih memilik	PENERIMA
4	3	2	0	73	memiliki	0	2	1	1	Sedang	Lebih	Karyawan Swasta	SMA	Tabungan	PENERIMA
5	3	2	0	88	memiliki	0	1	1	1	Sedang	Lebih	Karyawan Swasta	SMA	Tabungan	PENERIMA
6	5	2	0	52	memiliki	0	2	1	1	Sedang	Lebih	Karyawan Swasta	SMA	Tabungan, ema	PENERIMA
7	4	3	0	55	memilik	0	1	1	1	Sedang	Lebih	Karyawan Swasta	SMA	Tabungan, ema	PENERIMA
8	2	1	0	50	memilik	1	2	1	1	Rendah	Lebih	B4	SMA	Lebih memiliki	PENERIMA
9	2	1	1	42	memilik	0	2	2	2	Sedang	Lebih	Buruh Bangunan	SMA	Tabungan	PENERIMA
10	3	1	1	42	memilik	0	2	1	1	Sedang	Lebih	Karyawan Swasta	SMA	Tabungan, ema	PENERIMA
11	5	3	0	35	memilik	0	2	2	2	Sedang	Lebih	Karyawan Swasta	SMA	Tabungan, ema	PENERIMA
12	6	1	0	29	memilik	0	1	1	1	Sedang	Lebih	Karyawan Swasta	SMA	Tabungan, ema	PENERIMA
13	3	1	0	36	memilik	0	1	2	2	Sedang	Lebih	PNS	SMA	Tabungan	PENERIMA
14	4	3	0	56	memilik	0	2	2	2	Sedang	Lebih	Karyawan Swasta	SMA	Tabungan	PENERIMA
15	3	2	0	28	dat memilik	0	1	2	1	Rendah	Lebih	Petani	SMA	Lebih memiliki	PENERIMA
16	2	1	0	70	memilik	0	1	2	2	Sedang	Lebih	Karyawan Swasta	SMA	Tabungan	PENERIMA
17	4	2	0	28	memilik	0	1	2	2	Sedang	Lebih	Karyawan Swasta	SMA	Tabungan	PENERIMA
18	2	2	0	94	memilik	0	2	2	2	Sedang	Lebih	Karyawan Swasta	SMA	Tabungan	PENERIMA
19	2	2	0	98	memilik	1	1	2	2	Sedang	Lebih	Wiraswaha	SMA	Tabungan, ema	PENERIMA
20	3	3	0	56	memilik	0	1	1	1	Sedang	Lebih	Karyawan Swasta	SMA	Tabungan, ema	PENERIMA
21	5	3	0	56	memilik	0	1	1	1	Sedang	Lebih	Karyawan Swasta	SMA	Tabungan, ema	PENERIMA
22	3	2	0	70	memilik	0	1	2	2	Sedang	Lebih	Karyawan Swasta	SMA	Tabungan, ema	PENERIMA
23	3	3	0	94	memilik	0	2	2	2	Sedang	Lebih	Karyawan Swasta	SMA	Tabungan, ema	PENERIMA
24	4	3	0	56	memilik	0	2	2	2	Rendah	Lebih	Wiraswaha	SMA	Tabungan, ema	PENERIMA
25	6	2	0	56	memilik	0	1	2	2	Sedang	Lebih	Karyawan Swasta	SMA	Tabungan, ema	PENERIMA
26	7	5	0	56	memilik	0	1	2	2	Sedang	Lebih	Karyawan Swasta	SMA	Tabungan, ema	PENERIMA
27	3	3	0	94	memilik	0	2	2	2	Sedang	Lebih	Karyawan Swasta	SMA	Tabungan, ema	PENERIMA
28	4	1	0	42	memilik	0	1	1	1	Sedang	Lebih	Karyawan Swasta	SMA	Tabungan, ema	PENERIMA
29	5	1	0	70	memilik	0	2	1	1	Sedang	Lebih	Wiraswaha	SMA	Tabungan, ema	PENERIMA
30	3	2	0	29	memilik	0	2	1	1	Sedang	Lebih	Karyawan Swasta	SMA	Tabungan, ema	PENERIMA
31	4	2	0	73	memilik	0	2	1	1	Sedang	Lebih	Karyawan Swasta	SMA	Tabungan	PENERIMA
32	2	2	0	90	memilik	0	1	1	1	Sedang	Lebih	Wiraswaha	SMA	Tabungan, ema	PENERIMA
33	4	2	0	52	memilik	0	2	1	1	Sedang	Lebih	Karyawan Swasta	SMA	Tabungan, ema	PENERIMA
34	3	3	0	42	memilik	0	1	1	1	Sedang	Lebih	Karyawan Swasta	SMA	Tabungan, ema	PENERIMA
35	5	2	1	50	memilik	0	2	1	1	Sedang	Lebih	Karyawan Swasta	SMA	Hewan ternak	PENERIMA

D. Proses Cleansing Data

Sebelum dilakukan proses data mining, dataset terlebih dahulu direparasi dengan cara menghapus beberapa atribut (field) yang tidak relevan atau tidak diperlukan saat proses data mining menggunakan RapidMiner. Dataset yang digunakan memiliki 22 atribut, yang dapat dilihat pada Tabel 3.1. Pada tahapan proses ini yang di hilangkan adalah *field*

Kode_Prov, Nama_Kab, Nama_Kec, Nama_Desa, Nama_Krt. Sehingga *field* yang di gunakan pada dataset yang digunakan untuk proses yang akan di input pada aplikasi *RapidMiner* menjadi 15 *field* seperti gambar dibawah ini.

Tabel II
Keterangan Field

No	Atribut	Jenis Data	Type Data
1	NO	Integer	Id
2	JML_KLG	Integer	Attribute
3	B3A1	Integer	Attribute
4	B3A1A	Integer	Attribute
5	B3A2	Integer	Attribute
6	B3A3	Integer	Attribute
7	Mobil	Varchar	Attribute
8	Motor	Varchar	Attribute
9	Sepeda	Varchar	Attribute
10	Penghasilan	Varchar	Attribute
11	B3A4	Integer	Attribute
12	B3A5	Integer	Attribute
13	Sumber Penghasilan	Varchar	Attribute
14	Pendidikan	Varchar	Attribute
15	Aset Lainnya	Varchar	Attribute
16	KETERANGAN	Varchar	Nominal

E. Variabel Data

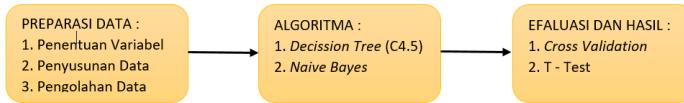
Metode pengumpulan data diperoleh dari daftar kolektif yang bersumber dari data penerima bantuan BNPT dan PKH pada Desa Cimareme pada tahun 2019 dan data penerima bantuan KIS yang didapat dari kantor pemerintah kota Kabupaten Bandung Barat, kemudian diolah serta dibuatkan pengkodean *Field* dapat dijelaskan seperti dibawah ini.

Tabel III
Keterangan Variabel Data

NO	Variabel Data	Nama Field
1	Apakah rumah tangga memiliki tempat tinggal : a. Tempat tinggal pribadi b. Tempat tinggal sementara (ngontrak)	B3A1 B3A1A
2	Luas Lantai ...	B3A2
3	Tidak Memiliki Fasilitas Buang Air Besar/Bersama-sama dengan Rumah Tangga Lain	B3A3
4	Apakah rumah tangga memiliki sendiri asset sebagai berikut : a. Mobil. b. Sepeda Motor. c. Sepeda.	MOBIL MOTOR SEPEDA
5	Hanya Mengkonsumsi Daging/Susu/Ayam dalam satu kali Seminggu	B3A4
6	Hanya Membeli Satu Stel Pakaian Baru dalam Setahun	B3A5
7	Sumber Penghasilan Kepala Rumah Tangga adalah : a. Wiraswaha b. PNS c. Petani d. Buruh Harian Lepas (BHL) e. Buruh Bangunan e. Karyawan Swasta	SUMBER PENGHASILAN
8	Pendidikan : a. Sarjana b. SMA sederajat c. SMP	PENDIDIKAN
10	Aset Lainnya : a. Tabungan b. Tabungan, Emas c. Hewan Ternak	ASET LAINNYA

F. Metode yang Digunakan

Metode yang diusulkan merupakan proses untuk memudahkan dalam penelitian untuk lebih jelas bisa di lihat pada gambar berikut.



Gambar 2. Model yang Diusulkan

G. Pengujian Algoritma Decision Tree (C4.5)

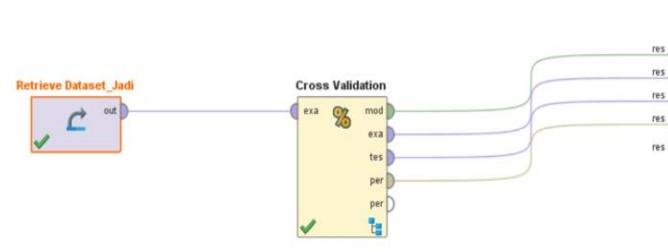
Pengujian ini bertujuan untuk mengevaluasi nilai *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, *AUC*, sekaligus untuk melihat bentuk pohon keputusan yang dihasilkan selama proses data mining.

3. Hasil dan Pembahasan

Adapun hasil dan pembahasan pada penelitian yang telah dilakukan akan dipaparkan sebagai berikut.

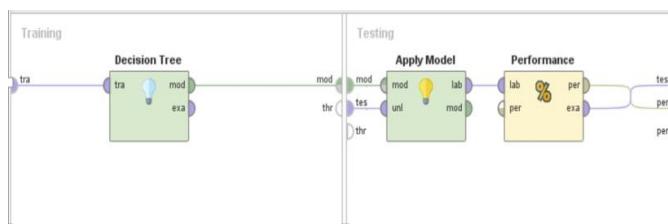
A. Hasil Pengujian

Proses pengujian menggunakan Algoritma *Decision Tree* menggunakan Dataset yang sudah di reparasi datanya.



Gambar 3. Proses Pengujian Menggunakan Algoritma *Decision Tree*

Dalam proses ini digunakan metode *Cross Validation* yang melibatkan pengujian sebanyak 15 kali iterasi. Di dalamnya terdapat operator *Apply Model* yang berfungsi untuk mengaplikasikan model pada data yang akan diperkirakan berdasarkan data yang sudah ada, serta operator *Performance* yang bertugas mengevaluasi kinerja model dengan secara otomatis menghasilkan daftar nilai kriteria performa sesuai dengan tugas yang dilakukan.



Gambar 4. Proses Validasi Menggunakan Algoritma *Decision Tree*

Decision Tree

Menunjukkan bahwa Algoritma *Decision Tree* mendapatkan hasil *Accuracy* sebesar 99,97%, *Precision* 100,00%, *Recall* 99,71%, *AUC* 0,967% juga hasil dari *Statistics* dari hitungan *ExampleSet* (*CrossValidation*) serta hasil pohon keputusan.

accuracy: 99.93% +/- 0.17% (maks: 99.93%)			
	true PENERIMA	true BUKAN PENERIMA	class precision
pred PENERIMA	2668	1	99.95%
pred BUKAN PENERIMA	1	342	99.71%
class recall	99.95%	99.71%	

Gambar 5. Hasil Pengujian *Decision Tree*

Dari hasil perhitungan Algoritma *Decision Tree* yaitu pohon keputusan didapatkan hasil bahwa penentuan layak atau tidaknya seseorang mendapatkan bantuan ditentukan dengan acuan pada variabel “Penghasilan” seperti terlihat pada gambar dibawah ini.



Gambar 6. Pohon Keputusan

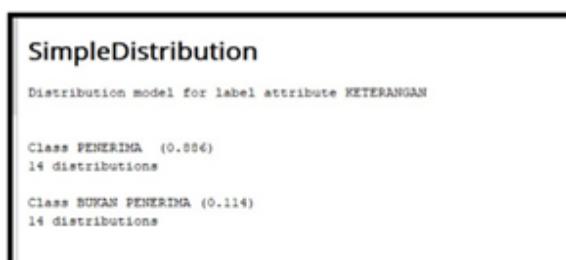
Naïve Bayes

Pengujian Algoritma Naïve Bayes mendapatkan hasil *Accuracy* sebesar 99,93%, *Precision* 99,71%, *Recall* 99,71%, *AUC* 0,997.

accuracy: 99.93% +/- 0.17% (maks: 99.93%)			
	true PENERIMA	true BUKAN PENERIMA	class precision
pred PENERIMA	2668	1	99.95%
pred BUKAN PENERIMA	1	342	99.71%
class recall	99.95%	99.71%	

Gambar 7. Hasil Pengujian Naïve Bayes

Hasil klasifikasi dari data penerima program bantuan dengan metode *naïve bayes* membagi 2 kelas klasifikasi yaitu penerima dan bukan penerima. Untuk nilai *class* penerima yaitu 0,886 dan nilai bukan penerima yaitu 0,114.



Gambar 8. Simple Distribution

3.1 Pembahasan

Pada bagian pembahasan akan menjelaskan terkait perbandingan *performance* algoritma *decision tree* dan *Naïve Bayes* serta pengujian dengan *T-Test* untuk melihat apakah perbedaanya signifikan atau tidak.

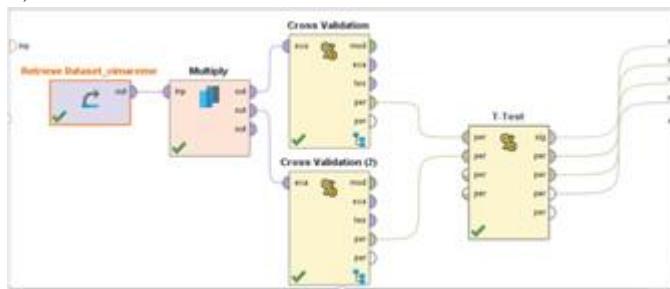
A. Perbandingan Algoritma Decision Tree dengan Naive Bayes.

Dari hasil pengujian diatas menunjukkan bahwa Algoritma *Decision Tree* mempunyai tingkat *Accuracy* sebesar 99,97%, *Precision* 100,00%, *Recall* 99,71%, *AUC* 0,967. Sedangkan Algoritma *Naïve Bayes* mempunyai tingkat *Accuracy* sebesar 99,93%, *Precision* 99,71%, *Recall* 99,71%, *AUC* 0,997.

Gambar 9. Hasil Perbandingan *Decision Tree* dan Naive Bayes

B. Hasil Pengujian T-Test

Pengujian menggunakan *T-Test* dilakukan untuk mengetahui apakah data yang telah diolah di RapidMiner menggunakan Algoritma *Decision Tree* dan Algoritma *Naïve Bayes* sebagai pembanding menghasilkan perbedaan yang signifikan atau tidak. Hasil dianggap signifikan apabila nilai alpha kurang dari atau sama dengan 0,050.



Gambar 10. Proses Pengujian T-Test

Pada Gambar 10 di atas, ditunjukkan cara penggunaan operator *T-Test*. Di sana terdapat dua operator *Cross Validation* yang masing-masing menjalankan algoritma berbeda, yaitu *Cross Validation* pertama menggunakan algoritma *Decision Tree* dan *Cross Validation* kedua menggunakan algoritma *Naïve Bayes*. Selain itu, terdapat operator *Multiply* yang berfungsi untuk membuat salinan objek dalam RapidMiner. Operator *Multiply* ini mengambil objek dari *port input* dan mengirimkan salinan independen ke setiap *port output* yang terhubung, sehingga perubahan pada satu salinan tidak mempengaruhi salinan lainnya.

Hasil dari proses tersebut menunjukkan perbandingan antara algoritma *Decision Tree* dan *Naïve Bayes*. Berdasarkan Tabel yang diperoleh, nilai alpha adalah 0,643, yang menyimpulkan bahwa dalam penelitian ini tidak terdapat perbedaan signifikan antara kedua algoritma tersebut.

4. Kesimpulan

Pada algoritma Decision Tree Dari 15 indikator yang ada, maka didapatkan satu indikator yang menjadi acuan bagi penerima bantuan yaitu, indikator “penghasilan” jika penghasilannya Tinggi maka sudah dipastikan tidak dapat menerima bantuan, sedangkan jika penghasilannya Sedang dan Rendah dipastikan layak mendapatkan bantuan pemerintah.

Dari hasil pengujian pada Algoritma *Decision Tree* diperoleh tingkat akurasi sebesar 99,97%. Sedangkan hasil akurasi pada algoritma *Naïve Bayes* sebesar 99,93%.

Berdasarkan seluruh pengujian dan validasi, Algoritma *Decision Tree* memperoleh nilai akurasi sebesar 99,97%, precision 100,00%, recall 99,71%, dan AUC sebesar 0,967. Sementara itu, Algoritma *Naïve Bayes* menghasilkan akurasi 99,93%, precision 99,71%, recall 99,71%, dan AUC sebesar 0,997. Dari hasil uji *T-test* yang dilakukan, didapatkan nilai alpha sebesar 0,643, yang menunjukkan bahwa perbedaan hasil antara kedua algoritma tersebut tidak signifikan.

Beberapa saran dari penulis untuk kedepannya pada penelitian selanjutnya Untuk kedepannya agar mendapatkan hasil yang lebih baik lagi disarankan agar melakukan pengujian dengan dengan Algoritma yang berbeda, tentunya dengan Algoritma yang ber tipe klasifikasi lagi seperti ID3, CART, K-Nearest Neighbor, Support Vector Machine, Linear Discriminant Analysis, Neural Network. agar dapat mengetahui tingkatan akurasi dari setiap algoritma agar dapat mencocokan antara sudi kasus dengan pilihan algoritma yang tepat untuk digunakan. Untuk penelitian selanjutnya, sebaiknya dibuatkan aplikasi penentuan penerima bantuan covid-19 pada wilayah Bandung Barat.

Daftar Pustaka:

- [1] Baskara, B. "Rangkaian Peristiwa Pertama Covid-19". 2020 <https://www.kompas.id/baca/riset/2020/04/18/rangkaian-peristiwa-pertama-covid-19/>
- [2] Heriani, F. N. (2020). *Penyaluran Dana Bansos Selama Covid-19 Dominasi Laporan ke Ombudsman*. <https://www.hukumonline.com/berita/baca/lt5ed794481ab65/penyaluran-dana-bansos-selama-covid-19-dominasi-laporan-ke-ombudsman?page=all/>
- [3] SaifulMujani. "Wabah COVID-19: Efektivitas Bantuan Sosial", pp. 2-41, 2020.
- [4] Barany, L. J., Simanjuntak, I., Widia, D. A., & Damuri, Y. R. "Bantuan Sosial Ekonomi di Tengah Pandemi COVID-19 : Sudahkah Menjaring Sesuai Sasaran ?". *Centre for Strategic and International Studies, April*, pp. 1-11, 2020. <https://www.csis.or.id/publications/bantuan-sosial-ekonomi-di-tengah-pandemi-covid-19-sudahkah-menjaring-sesuai-sasaran>
- [5] Sihono, T. "Imbas Corona, Lebih dari 3,5 Juta Pekerja Kena PHK dan Dirumahkan", 2020. <https://money.kompas.com/read/2020/08/04/163900726/imbas-corona-lebih-dari-3-5-juta-pekerja-kena-phk-dan-dirumahkan?page=all>
- [6] R. A. Larose, *Data Mining Methods and Models*. Wiley-Interscience, 2005.
- [7] R. M. R. Cristanto, E. M. Zamzami, dan Fahmi Fahmi, "Improved Decision Tree Accuracy (C4.5) with Attribute Reduction Using Forward Selection in Data Classification," *Proc. 11th Int. Appl. Business and Eng. Conf. (ABEC 2023)*, Bengkalis, 2023.
- [8] S. Fahriah, N. D. Kamarudin, L. Triyono, dan A. Rizaldy, "The Addition of Adaboost to The Use of The C4.5 Algorithm to Improve The Accuracy of Classification of Study Interests," *Indonesian Journal of Information Systems*, vol. 6, no. 2, pp. 130-139, Feb. 2024.
- [9] A. Seto Arifianto, K. Dewi Safitri, K. Agustianto, dan I. G. W. Wiryawan, "Pengaruh Prediksi Missing Value pada Klasifikasi Decision Tree C4.5," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, Politeknik Negeri Jember, 2022.
- [10] Y. Zhang and L. Wang, "Application of C4.5 Decision Tree in Health Data Classification," *Journal of Healthcare Informatics Research*, vol. 8, no. 1, pp. 45-60, Jan. 2024.
- [11] H. Kim, J. Lee, and M. Patel, "Customer Pattern Classification in E-commerce Using C4.5," *International Journal of Data Science and Analytics*, vol. 6, no. 3, pp. 123-135, Jul. 2023.
- [12] S. Ahmad and K. Lee, "Performance Evaluation of Decision Tree Algorithm (C4.5) in IoT Sensor Data Processing," *IEEE Sensors Journal*, vol. 15, no. 7, pp. 4001-4010, Apr. 2025.
- [13] CA Sugianto, NS Pujiyanita. "Optimalisasi Algoritma C4. 5 Menggunakan Algoritma Genetika Untuk Prediksi Kelulusan Siswa SMKN 2 Cimahi". *Jurnal Infotekmesin* vol. 10, no. 02, pp. 9-14, 2019.