



## Klasifikasi Faktor yang Mempengaruhi APS Dengan IPM di Kab/Kota Provinsi Papua pada Algoritma Decision Tree C4.5

Siti Zalleha<sup>1</sup>, Naufal Indra Lesmana<sup>2</sup>, Anisya Maylani<sup>3</sup>, Gede Yoga Pradnayana<sup>4</sup>

Prodi Manajemen Rekayasa, Insitut Teknologi Batam, Indonesia

Alamat: The Vitka City Complex, Tiban, Jl. Gajah Mada, Kota Batam, Kepulauan Riau 29425

Email korespondensi: [2212010@student.iteba.ac.id](mailto:2212010@student.iteba.ac.id)

**Abstract:** *This research aims to identify the most significant factors influencing school participation rates (APS) in Papua Province's districts and cities using Human Development Index (IPM) indicators and the C4.5 decision tree algorithm. The data includes APS and IPM from various districts and cities in Papua Province for the period 2019-2021. Data processing was conducted using RapidMiner, employing the gain ratio criterion for the decision tree algorithm. The analysis reveals several significant factors affecting APS, such as socio-economic conditions, teacher quality, and physical accessibility to schools. The resulting decision tree provides insights into how each factor specifically impacts APS in each district and city. High IPM districts generally show high APS. For instance, Jayapura District consistently demonstrates high APS across all education levels in alignment with its high IPM. Conversely, low IPM districts like Tolikara exhibit low APS across all education levels, indicating a need for focused interventions to enhance living conditions and educational access.*

**Keywords:** *School Participation Rates, Human Development Index, Decision Tree, C4.5 Algorithm, Papua Province.*

**Abstrak:** Penelitian ini bertujuan mengidentifikasi faktor-faktor signifikan yang mempengaruhi angka partisipasi sekolah (APS) di kabupaten dan kota Provinsi Papua menggunakan indikator Indeks Pembangunan Manusia (IPM) dan algoritma decision tree C4.5. Data yang digunakan mencakup APS dan IPM dari berbagai kabupaten dan kota di Provinsi Papua untuk periode 2019-2021. Pengolahan data dilakukan menggunakan RapidMiner dengan kriteria gain ratio pada algoritma decision tree. Analisis menunjukkan beberapa faktor signifikan yang mempengaruhi APS, seperti kondisi sosial-ekonomi, kualitas guru, dan aksesibilitas fisik ke sekolah. Pohon keputusan yang dihasilkan memberikan wawasan tentang bagaimana setiap faktor secara spesifik mempengaruhi APS di masing-masing kabupaten dan kota. Kabupaten dengan IPM tinggi umumnya menunjukkan APS tinggi. Contohnya, Kabupaten Jayapura konsisten menunjukkan APS tinggi pada semua tingkat pendidikan sejalan dengan IPM tinggi. Sebaliknya, kabupaten dengan IPM rendah seperti Tolikara menunjukkan APS rendah di semua tingkat pendidikan, mengindikasikan perlunya intervensi fokus untuk meningkatkan kondisi hidup dan akses pendidikan.

**Kata kunci:** Angka Partisipasi Sekolah, Indeks Pembangunan Manusia, Decision Tree, Algoritma C4.5, Provinsi Papua.

### 1. LATAR BELAKANG

Pendidikan memiliki peranan penting dalam pembangunan manusia dan ekonomi di Indonesia. Namun, Papua, provinsi di bagian timur Indonesia, menghadapi tantangan unik dalam akses dan kualitas pendidikan akibat karakteristik geografis yang kompleks dan infrastruktur yang belum memadai. Indeks Pembangunan Manusia (IPM) di Papua seringkali berada di bawah rata-rata nasional, menunjukkan adanya kesenjangan dalam pendidikan. Angka Partisipasi Sekolah di Papua juga termasuk yang rendah, menandakan adanya hambatan yang perlu diatasi. Di Papua, terdapat 451.559 siswa SD, 139.034 siswa SMP, dan 69.780 siswa SMA pada tahun ajaran 2019/2021 [4]. Meskipun angka tersebut

tinggi, banyak anak di Papua masih kesulitan mendapatkan pendidikan dasar karena ekonomi, budaya, dan aksesibilitas geografis. Provinsi ini memiliki nilai HDI yang rendah, menunjukkan perlu adanya perhatian khusus terhadap pendidikan di daerah tersebut. Penggunaan metode decision tree C4.5 untuk menganalisis faktor-faktor yang mempengaruhi partisipasi sekolah di Papua menjadi salah satu pendekatan yang relevan. Dengan memperhitungkan IPM sebagai variabel utama, analisis ini memberikan gambaran yang lebih jelas tentang hubungan antara kualitas hidup dan akses pendidikan. Faktor-faktor seperti aksesibilitas fisik, ketersediaan fasilitas, kualitas tenaga pengajar, dan kondisi sosial-ekonomi juga perlu diperhatikan dalam upaya meningkatkan partisipasi sekolah di Papua. Melalui penelitian ini, diharapkan dapat ditemukan solusi yang lebih tepat sasaran untuk meningkatkan partisipasi sekolah di Provinsi Papua. Fokus pada kabupaten dan kota di Papua menjadi penting mengingat angka partisipasi sekolah di sana lebih rendah dibandingkan provinsi lain di Indonesia. Dengan demikian, intervensi kebijakan yang lebih terfokus dan efektif dapat dilakukan untuk mendukung peningkatan akses pendidikan di Papua.

## **2. KAJIAN TEORITIS**

### **1. Penerapan Angka Partisipasi sekolah (APS)**

APS menggambarkan besarnya tingkat penyerapan pendidikan formal pada empat tingkat pendidikan, disusun menurut usia: (1) sekolah dasar, di mana sebagian besar siswa berusia 7-12 tahun; (2) sekolah menengah pertama, di mana sebagian besar siswa berusia 13-15 tahun; dan (3) sekolah menengah ke atas, di mana sebagian besar siswa berusia 16-18 tahun. dan (4) perguruan tinggi, di mana sebagian besar siswa berusia 19- 24 tahun [25]. Menurut data Badan Pusat Statistik (BPS), pada tahun 2021, provinsi Papua memiliki angka partisipasi sekolah (APS) terendah di Indonesia. APS mengukur persentase penduduk dalam kelompok usia sekolah tertentu yang terdaftar dalam suatu jenjang pendidikan. Data menunjukkan bahwa rata-rata provinsi lain di Indonesia memiliki APS sebesar 90% untuk jenjang sekolah dasar (SD) selama periode 2019- 2021. Namun, di Papua, APS pada jenjang SD hanya mencapai 80%. Data ini semakin mengkhawatirkan pada jenjang pendidikan yang lebih tinggi. Pada jenjang sekolah menengah atas (SMA), APS di Papua hanya sebesar 23% untuk periode yang sama [4]

## **2. Indeks pembangunan manusia (IPM)**

Indeks Pembangunan Manusia (IPM) adalah pengukuran pencapaian rata-rata dalam tiga dimensi utama pembangunan manusia: umur panjang dan hidup sehat (kesehatan), pengetahuan (pendidikan), dan standar hidup yang layak [26]. HDI di Papua selama periode 2019-2021 berkisar antara 60,06 hingga 60,62, yang termasuk dalam kategori rendah menuju sedang dalam rata rata IPM Indonesia di 2021 ialah 69,55. Rendahnya HDI ini berhubungan erat dengan rendahnya APS di Papua [3].

## **3. Data mining**

Data mining adalah proses mengumpulkan banyak data dan kemudian mengubahnya menjadi informasi yang dapat digunakan. Tujuan dari proses ini adalah untuk menemukan pola atau tren yang diinginkan dalam database yang sangat besar untuk membantu pengambilan keputusan pada waktu yang akan datang [8]. Berdasarkan pekerjaan yang dilakukan [5], data mining dibagi menjadi beberapa kelompok:

1. Deskripsi, menggambarkan pola kecenderungan yang terdapat dalam data.
2. Klasifikasi, target variabel pada kategori dalam dataset, sebagai contoh penggolongan pendapatan dapat dikategorikan dalam 3 kategori yaitu tinggi, sedang dan rendah.
3. Estimasi, variabel target estimasi lebih ke arah numeric daripada ke arah kategori, pada penilaian nilai estimasi nilai dari variabel target dibuat berdasarkan nilai variabel prediksi.
4. Prediksi, nilai hasil dapat dilihat setelah pengklusteran. Contoh penerapan prediksi; prediksi harga beras dalam tiga bulan mendatang, prediksi presentasi kenaikan kecelakaan lalu lintas 1 tahun kedepan. Dan dalam peneliti memfokuskan pengolahan dalam data mining klasifikasi dengan target variable dalam kategori 3 kelas Indeks Pembangunan Manusia (IPM).

## **4. Konsep klasifikasi**

Konsep klasifikasi adalah proses mengelompokkan item atau konsep ke dalam kategori atau kelas sesuai dengan standar yang telah ditetapkan membagi proses objek atau konsep secara logis, proses klasifikasi melibatkan pembedaan dan pendistribusian jenis “hal” ke dalam kelompok yang berbeda berdasarkan kriteria yang berbeda [16]. Klasifikasi dapat menunjukkan cangkupan yang luas dan sempitnya permasalahan suatu penelitian dan itu dapat diartikan bahwa sebuah skema klasifikasi memungkinkan mencakup subjek yang umum atau subjek yang spesifik [21].

## 5. Decision tree

Decision Tree atau pohon keputusan adalah teknik pengumpulan data yang biasanya digunakan untuk proses klasifikasi atau prediksi variabel target [14]. Ini dapat mengklasifikasikan populasi ke dalam segmen yang terbentuk sebagai pohon keputusan [20]. Pohon keputusan memiliki tiga jenis nodes, tiga jenis node ada pada pohon keputusan ialah sebagai berikut:

1. Root, atau akar, adalah node tertinggi di pohon keputusan;
2. Node Internal , atau node terminal , atau node akhir, adalah node percabangan dengan satu input dan minimal dua output; dan
3. Leaf Node, atau terminal node, adalah node yang menunjukkan hasil akhir dari kombinasi keputusan.

Dalam fokus penelitian ini akan menggunakan algoritma C4.5 untuk mengklasifikasi faktor pada Angka partisipasi sekolah di kabupaten/kota Provinsi Papua dengan atribut Indeks pembangunan Manusia dalam memprediksi atau mengelompokkan kelas pada keterangan persentasenya di tiap kabupaten/kota dalam dataset. Ini bisa berarti mengidentifikasi atribut apa yang paling rendah atau tinggi dalam menentukan faktor Angka Partisipasi sekolah pada atribut Indeks pembangunan Manusia Secara matematis, rumus dalam menghitung nilai gain ratio pada C4.5 ialah sebagai berikut:

Rumus pertama adalah:

$$Gain(S, A) = Entropy(S) - \sum_{i=1}^n \frac{|S_i|}{|S|} * Entropy(S_i)$$

—

" S

Keterangan :

S : Himpunan Kasus A : Atribut

n : Jumlah Partisi Atribut A

|S<sub>i</sub>| : Jumlah kasus pada partisi ke-i

|S| : Jumlah Kasus dalam S

Dan rumus yang kedua adalah :

!

$$Gain(S, A) = Entropy(S) - \sum_{i=1}^n (-P_i) * \log_2 P_i$$

"

Keterangan :

S : Himpunan kasus

n : Banyaknya partisi S

$p_i$  : probabilitas yang didapat dari kasus  $i$  dibagi total kasus.

Perhitungan nilai gain ratio digunakan untuk menentukan atribut mana yang paling baik dalam membagi data menjadi subset yang lebih homogen terkait kelas target, dalam bagaimana mengklasifikasi kelas IPM pada jenjang APS di tiap kabupaten/kota (Rofani, Oktavina, & Vernanda, 2023). Dalam implementasi algoritma C4.5, atribut dengan nilai gain terendah akan difokuskan dalam pembuatan keputusan untuk mencari faktor angka partisipasi sekolah yang rendah di kabupaten/kotanya.

### **3. METODE PENELITIAN**

Pada penelitian ini menggunakan metode Decision Tree sebagai metode klasifikasi yang berupa model atau fungsi Untuk klasifikasi, penelitian ini menggunakan metode Decision Tree, model atau fungsi yang menjelaskan, membedakan, dan memproyeksikan kelas pada data. Indeks Pembangunan Manusia (IPM) dengan keterangan tinggi, sedang dan rendah dalam pemfokusan daerah di kabupaten/kota Provinsi Papua untuk mengidentifikasi faktornya [5]. Metodologi penelitian diambil dari Badan Pusat Statistik (BPS) sering digunakan dalam penelitian yang berkaitan dengan data di dalam negeri (Indonesia), dalam bentuk data informasi, flowchart dapat digunakan untuk membentuk pembentukan struktur penlitit secara sistematis. Salah satu konsep yang dikenal sebagai "flowchart" adalah gambaran berbentuk grafik yang menggabungkan langkah-langkah dan urutan prosedur yang terlibat dalam suatu program atau prosedur analisis dan perencanaan [9]. Mereka dapat membagi masalah besar ke dalam bagian yang lebih mudah dioperasikan, seperti yang dilakukan peneliti dalam desain flowchart berikut:



**Gambar 1.** Design flowchart

Pada tahapan penelitian ini, langkah pertama adalah melakukan pencarian dataset sekunder berbasis web dari Badan Pusat Statistik Papua dari tahun 2019-2021 [6] . Selanjutnya, bersihkan data dan pilih atribut yang digunakan. Peneliti menggunakannya untuk mengumpulkan hasil dari aturan dan keputusan pohon yang kemudian dapat dikorelasikan pada hasil penelitian tentang tingkat akurasi dan pengolahan data yang dilakukan untuk mencapai kelas Indeks Pembangunan Manusia (IPM) pada angka partisipasi sekolah di kabupaten/kota di provinsi Papua [14]. Tahapan implementasi dan pengujian data telah selesai. Proses data mining dilakukan menggunakan metode klasifikasi C4.5 dengan alat RapidMiner [12].

## 1. Analisis Data

Penelitian ini mengandalkan data sekunder pada hasil pengamatan data angka partisipasi sekolah di kota/kabupaten Provinsi Papua pada periode Tahun 2019- 2021 data diperoleh dari Badan Pusat Statistik Papua. Indeks Pembangunan Manusia (IPM) dipilih untuk menjadi variable utama dalam aspek presentasi angka partisipasi sekolah ini dilihat dari kesehatan, standar layak hidup dan pendidikan [2]. Hal tersebut menunjukkan pada dasarnya masih ada kesenjangan perhatian terhadap daerah daerah kecil di timur [25]. Penacatatan Indeks Pembangunan Manusia (IPM) yang rendah selama 3 tahun berturut yaitu

dianggap 60,06-60,65 dimana rata rata IPM Indonesia ialah 69,55 ditahun 2021 [3]. Proses pengklasifikasian ini akan menekankan pada faktor APS terhadap IPM ditahun 2019-2021 dengan indicator atau variable utama terletak pada kelas-kelas dalam Indeks pembangunan manusia yaitu jika  $< 60$  maka masuk dalam kategori rendah, jika  $\leq 60 = 70$  maka masuk dalam kategori kelas sedang dan jika diatas angka  $< 70$  maka masuk dalam kategori kelas tinggi. Hal ini akan di kelas kan berdasarkan IPM tiap kabupaten/kota di Provinsi Papua dengan rata-rata IPM tahun 2021 yaitu 69,55

## 2. Pengolahan Dataset

Data yang digunakan merupakan data sekunder yang bersumber dari BPS dengan indicator utama yaitu data APS dan data IPM. Data APS dan IPM diambil dari BPS untuk periode 2019-2021 dan mencakup tiga tingkatan pendidikan: SD (7-12 tahun), SMP (13-15 tahun), dan SMA (16-18 tahun).

Proses pengolahan data dilakukan menggunakan RapidMiner dengan beberapa langkah utama, termasuk pengubahan atribut 'KET persentase IPM' menjadi target role dan 'label' sebagai atribut prediksi, serta pembagian data menjadi dua set dengan rasio 70:30 untuk pelatihan dan pengujian. Algoritma decision tree menggunakan kriteria gain ratio untuk klasifikasi. Data yang digunakan meliputi atribut-atribut seperti persentase APS ditahun 2019-2021, 3 jenjang pendidikan (SD,SMP,SMA), persentase IPM dan keterangannya diambil dari kelas pengukur Indeks Pembangunan Manusia (IPM) tinggi, sedang dan rendah dari rata-rata IPM ditahun 2021 yaitu 69,55.

**Tabel 1.** Dataset dengan parameter

No.	KAB/KOTA Prov. Papua	Tingkat Usia pendidika n	Tahun	Peresentase partisipasi sekolah	IPM (Indeks Pertumbuhan Manusia)	KET persentase IPM
1	Kab. Jayapura	7-12 tahun	SD 2019	96.36%	71.84%	Tinggi
2	Kab. Jayapura	7-12 tahun	SD 2020	95.92%	71.69%	Tinggi
3	Kab. Jayapura	7-12 tahun	SD 2021	95.95%	72.03%	Tinggi
4	Kab. Jayapura	13-15 tahun	SMP 2019	94.70%	71.84%	Tinggi
5	Kab. Jayapura	13-15 tahun	SMP 2020	94.63%	71.69%	Tinggi
6	Kab. Jayapura	13-15 tahun	SMP 2021	95.23%	72.03%	Tinggi
7	Kab. Jayapura	16-18 tahun	SMA 2019	83.75%	71.84%	Tinggi

8	Kab. Jayapura	16-18 tahun	SMA	2020	82.25%	71.69%	Tinggi
9	Kab. Jayapura	16-18 tahun	SMA	2021	84.32%	72.03%	Tinggi
.....							
253	Kab. Tolikara	7-12 tahun	SD	2019	66.63%	49.68%	Rendah
254	Kab. Tolikara	7-12 tahun	SD	2020	66.08%	49.50%	Rendah
255	Kab. Tolikara	7-12 tahun	SD	2021	64.61%	49.60%	Rendah
256	Kab. Tolikara	13-15 tahun	SMP	2019	61.45%	49.68%	Rendah
257	Kab. Tolikara	13-15 tahun	SMP	2020	61.99%	49.50%	Rendah
258	Kab. Tolikara	13-15 tahun	SMP	2021	61.45%	49.60%	Rendah
259	Kab. Tolikara	16-18 tahun	SMA	2019	45.87%	49.68%	Rendah
260	Kab. Tolikara	16-18 tahun	SMA	2020	39.37%	49.50%	Rendah
261	Kab. Tolikara	16-18 tahun	SMA	2021	45.58%	49.60%	Rendah

### 3. Pengolahan data

Setelah pengumpulan data didapatkan semua maka penelitian ini mengusulkan metode Algoritma Decision tree C4.5 untuk mengklasifikasi APS berdasarkan IPM di kabupaten/kota Provinsi papua untuk menalisis faktor nilai Klasifikasi yang didapat [19]. Mencari informasi klasifikasi untuk melihat faktor rendahnya partisipasi sekolah untuk membantu pengamatan lebih jauh merupakan indeks penting dalam penelitian ini [11]. Klasifikasi adalah komponen data mining yang dapat digunakan untuk mendefinisikan dan membedakan kelas data [12]. Klasifikasi adalah proses pemberian label pada objek tertentu, dan data pelatihan serta pengujian data yang digunakan untuk memberi label [22]. kategori atau kelas berdasarkan kriteria yang ditetapkan, klasifikasi membagi proses objek atau konsep secara logis ke dalam kelas- kelas hierarki, sub kelas, dan sub-sub kelas berdasarkan kesamaan yang ditemukan.

#### a. Konsep Decision tree C4.5

Decision tree atau Pohon keputusan adalah teknik pengumpulan data yang digunakan untuk mengklasifikasikan atau memprediksi target variabel . Tiga metode utama yang digunakan untuk membuat keputusan pohon : klasifikasi pohon , regresi pohon , dan klasifikasi pohon dan regresi [20]. Pohon keputusan memiliki

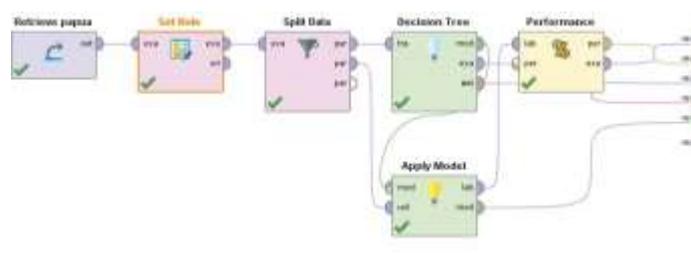
kemampuan untuk mendokumentasikan masalah dengan cara yang jelas dan rumit. Pohon keputusan menggambarkan serangkaian keputusan yang menuju solusi, dengan simpul yang menunjukkan keputusan dan permasalahan kompleks. Keputusan yang dibuat berdasarkan hasil yang dibaca dari atas ke bawah dengan simpul akar di atasnya [10]. Studi ini fokus pada algoritma C4.5, yang dapat secara alami mengatasi data atribut kontinu dan diskrit [14]. Algoritma C4.5 juga merupakan salah satu algoritma prediksi yang menghasilkan keputusan berdasarkan data fakta yang dibentuk dalam struktur pohon [13].

#### b. Rapid miner

RapidMiner adalah perangkat lunak analisis data open source yang memungkinkan penambangan data, penambangan teks, dan analisis prediksi. dihormati karena memiliki lebih dari lima ratus operator data mining. Teknik deskriptif, prediktif, dan visualisasi data dapat dilakukan dengan RapidMiner [1]. RapidMiner, yang dibuat dalam Java, mendukung berbagai sistem operasi dan memiliki antarmuka grafis yang mudah digunakan untuk proses analisis [12]. Ini juga mendukung berbagai algoritma data mining. RapidMiner menggunakan banyak algoritma deskriptif dan prediktif untuk memberikan informasi kepada pengguna sehingga mereka dapat membuat keputusan terbaik [7]. RapidMiner adalah mesin penambangan data yang dapat diintegrasikan ke dalam produknya sendiri dan juga dapat digunakan sebagai perangkat lunak analisis data mandiri [24].

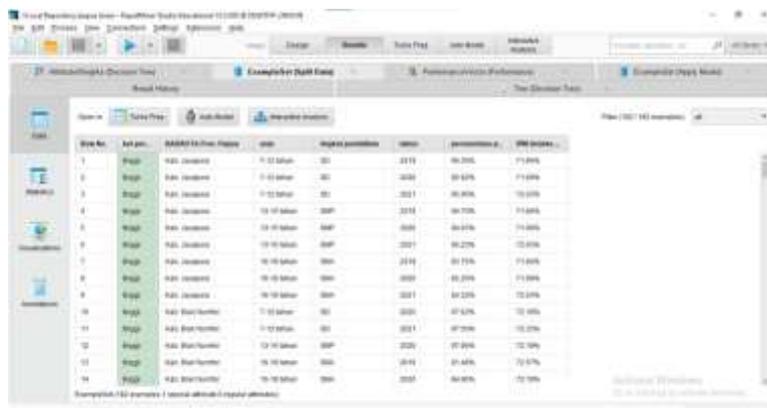
## HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil dari penerapan Decision Tree C4.5 di kabupaten/kota Provinsi Papua untuk meningkatkan angka partisipasi sekolah berdasarkan indikator indeks pembangunan manusia. Setelah algoritma C4.5 dihitung, RapidMiner akan menghasilkan pohon keputusan setelah data diproses oleh operatornya.



**Gambar 2.** Operators pengolahan pada Rapidminer

Dalam proses pengolahan data pada Rapidminer ini dilakukan beberapa perubahan pada parameternya, seperti operators set role diubah select attribute nya menjadi “KET persentase IPM” dan targer role diubah menjadi “label” hal ini dilakukan untuk memfokuskan penggambaran dicision tree nantinya dalam angka partisipasi sekolah tiap kab/kota di Provinsi Papua terhadap Indeks Perkembangan Manusia (IPM), pada penggambaran dapat di lihat dari gambar dibawah ini. Kemudian parameters lain yang akan diubah ialah pada operators split data, parametrs yang diubah ialah menambahkan “add entry” dengan nilai 70:30 yaitu 0.7 untuk data training dan 0.3 untuk data testing. Terakhir parameters yang perlu diperhatikan ialah parameters pada operators dicision tree bagian “criterion” dipilih “gain ratio” di karena kan fokus klasifikasi pada dicision tree C4.5 oleh karena itu dipilih gain ratio pada pengolahan data ini.



**Gambar 3.** hasil uji split data

Pada split data dengan 70 banding 30, yaitu 70% untuk data training dan 30% untuk data testing didapat dari 261 total data dengan fokus label berada pada “ket persentase IPM” dengan 0.7 data training dan 0.3 data testing pada hasil split data hanya di gunakan 182 data, yang mana hasil ini dapat dilihat dari gambar diatas.

accuracy: 100.00%

	true tinggi	true sedang	true rendah	class precision
pred. tinggi	11	0	0	100.00%
pred. sedang	0	22	0	100.00%
pred. rendah	0	0	48	100.00%
class recall	100.00%	100.00%	100.00%	

**Gambar 4.** hasil performance

Dimana hasil ini menggambarkan jumlah-jumlah dari tiap label seperti dalam kelas tinggi memiliki jumlah 11, sedang memiliki jumlah 22 dan yang terbanyak yaitu kelas rendah memiliki jumlah sebanyak 48 dengan keseluruhan akurasi yaitu 100% dimana hasil ini menggambarkan bahwa model performance (clasification) dalam decision tree ini dapat diprediksi secara sempurna. Namun hal ini dapat diartikan model dataset mudah dibaca atau dataset mirip dengan data latih sehingga hasil akurasi dapat tinggi.



**Gambar 3.** Hasil pohon keputusan

Hasil decision tree pada gambar diatas, menggambarkan struktur pohon keputusan yang dibangun menggunakan algoritma C4.5 untuk mengklasifikasikan angka partisipasi sekolah (APS) di kabupaten dan kota Provinsi Papua berdasarkan Indeks Pembangunan Manusia (IPM). Pada bagian paling atas terdapat simpul akar yang merupakan atribut utama yang digunakan untuk memulai proses klasifikasi, seperti tingkat IPM atau salah satu indikatornya. Simpul-simpul keputusan dalam pohon ini diwakili oleh kotak-kotak yang menunjukkan atribut yang digunakan untuk memisahkan data ke dalam kelompok yang lebih kecil, dengan cabang-cabang yang memisahkan data berdasarkan rentang nilai IPM. Cabang-cabang tersebut menghubungkan simpul keputusan dengan simpul lainnya, menggambarkan aliran keputusan berdasarkan nilai atribut. Simpul daun yang terletak di ujung cabang mewakili hasil akhir dari proses klasifikasi, menunjukkan kelas prediksi seperti rendah, sedang, atau tinggi angka partisipasi sekolah. Kriteria pemilihan atribut pada setiap simpul keputusan didasarkan pada gain ratio, memastikan pemisahan yang paling informatif. Hasil klasifikasi dari decision tree ini memberikan gambaran akurat tentang faktor-faktor yang mempengaruhi APS, diperoleh dari data latih dan data uji, serta menunjukkan akurasi yang tinggi. Model ini memvisualisasikan bagaimana berbagai

indikator IPM mempengaruhi APS di Papua dan membantu mengidentifikasi faktor-faktor kunci yang harus diperhatikan untuk meningkatkan partisipasi sekolah di wilayah tersebut.

#### **4. KESIMPULAN DAN SARAN**

##### **Kesimpulan**

Hasil analisis menunjukkan bahwa upaya peningkatan APS di Papua harus fokus pada peningkatan HDI dan aksesibilitas sekolah. Intervensi yang holistik, yang mencakup peningkatan layanan kesehatan, pembangunan infrastruktur pendidikan, dan program-program ekonomi, diperlukan untuk meningkatkan partisipasi sekolah di Papua. Dengan meningkatkan HDI, diharapkan APS di Papua juga akan meningkat, sehingga lebih banyak anak-anak yang dapat menyelesaikan pendidikan mereka dan memiliki masa depan yang lebih baik. Fokus yang tepat pada faktor-faktor yang telah diidentifikasi, seperti peningkatan kualitas hidup melalui HDI dan aksesibilitas pendidikan, sangat penting untuk mencapai tujuan ini. Pemerintah, masyarakat, dan organisasi non-pemerintah perlu bekerja sama untuk mengatasi berbagai masalah yang menghambat peningkatan APS di Papua. Misalnya, program-program peningkatan kesehatan, pembangunan infrastruktur pendidikan, dan program-program ekonomi yang dapat membantu keluarga keluar dari kemiskinan

##### **Saran**

Penelitian ini menunjukkan bahwa analisis data menggunakan algoritma decision tree C4.5 efektif dalam mengidentifikasi faktor-faktor yang mempengaruhi APS. Oleh karena itu nantinya penelitian serupa dapat diterapkan di wilayah lain atau dengan menggunakan data yang lebih terbaru untuk mengidentifikasi faktor-faktor baru yang mungkin muncul. Selain itu, Penerapan teknologi dalam proses pembelajaran dan pengajaran juga dapat dipertimbangkan sebagai salah satu cara untuk meningkatkan kualitas pendidikan di Papua.

## DAFTAR REFERENSI

- Abdulwahid, S. (2018). Development of an efficient mechanism for rapid protocols using NS-2 simulator. *Aptikom Journal on Computer Science and Information Technologies*, 13-20.
- Adithia, B. (2022, December 25). Fungsi data analytics bagi perusahaan. (U. N. Service, Producer, & Universitas Multimedia Nusantara). Retrieved July 15, 2024, from <https://www.umn.ac.id>
- Badan Pusat Statistik. (n.d.). *papua.bps.go.id*. Retrieved July 12, 2024, from <https://papua.bps.go.id/indicator/26/115/1/-metode-baru-indeks-pembangunan-manusia.html>
- Badan Pusat Statistik. (n.d.). *papua.bps.go.id*. Retrieved July 10, 2024, from <https://papua.bps.go.id/indicator/28/140/1/angka-partisipasi-sekolah-aps-.html>
- Dwi, M. B., & Slamet, A. F. (2012, May). Klasifikasi data karyawan untuk menentukan jadwal kerja menggunakan metode decision tree. *Jurnal IPTEK*, 16, 17-23.
- Endraswara, A. (2016). Analisis dan perancangan sistem informasi akuntansi berbasis sistem komputerisasi dengan menggunakan metode rapid application development (RAD) pada usaha Woodhouse. 20-34.
- Fruan, L. H., & Li, T. H. (2020). A modified backward elimination approach for the rapid classification of Chinese ceramics using laser-induced breakdown spectroscopy and chemometrics. *Journal of Spectrometry*, 518-525.
- Zaki, F. (2014). Konsep data mining algoritma.
- Ilham, B., Sopyan, S., Ramdam, N., Fitriani, & Yoga, M. (2021). Analisis pengendalian mutu di bidang industri makanan. 2186-2190.
- Kalsum, U. (2009, February 11). Implementation of decision trees for decision: Insurance Takaful company. 21-55.
- Keshet, Y. (2011). Classification system in the light of sociology of knowledge. *Journal of Documentation*, 144-158.
- Faid, M., Jasri, M., & Rahmawati, T. (2019). Perbandingan kinerja tool data mining Weka dan RapidMiner dalam algoritma klasifikasi teknika. 11-16.
- Niswatin, R. K. (2022). Analisis metode decision tree untuk mengidentifikasi faktor penentu keberhasilan sistem pembelajaran dalam jaringan. *Ilmiah Komputer*, 335-345.
- Nurrahman, & Aminah, S. (2022, December). Klasifikasi penerima bantuan sosial di Desa Batuah. *TEKINKOM*, 5(2), 271-279.
- Panero, J. (2003). *Dimensi manusia dan ruang interior*. Jakarta: Erlangga.
- Pascalina, D., Raymondhus, W., & Christina, J. (2023). Pengukuran kesiapan transformasi digital smart city menggunakan aplikasi RapidMiner. *Techomedia Journal (TMJ)*, 293-302.

- Prasojo, L., Mukminin, A., & Mahmudah, F. (2017). *Manajemen strategi human capital*. UNY Press.
- Rahmatin, & Soejoto. (2017). Pengaruh tingkat kemiskinan dan jumlah sekolah terhadap angka partisipasi sekolah (APS) di Kota Surabaya. *Pendidikan Ekonomi Manajemen dan Keuangan*, 127-140.
- Rofani, R., Oktavina, L., & Vernanda, D. (2023). Penerapan metode klasifikasi decision tree dalam prediksi kanker paru-paru menggunakan algoritma C4.5. *Jurnal Tekno Kompak*, 126-139.
- Shevtsova, & Shemaieva. (2020). Content analysis of European library and information science. *Tecnum Social Sciences Journal*, 161-170.
- Song, Y., & Ying, L. (2015). Decision tree methods: Application for classification and prediction. *Shanghai Archive of Psychiatry*, 130.
- Syafarudin, F. (2022). Klasifikasi artikel-artikel jurnal Pustakaloka. *Ilmu Perpustakaan dan Informasi*, 20-37.
- United Nations Development Programme. (1995). *Human development report*. New York: United Nations Development Programme.
- Plotnikova, V., Dumas, M., & Miliani, F. (2020). Adaptations of data mining methodologies: A systematic literature review. *PeerJ Computer Science*, 267.
- Virdam, F., & Ariani, M. B. (2023, February 28). Analisis faktor yang mempengaruhi angka partisipasi sekolah di Sulawesi. *Development Economic and Digitalization*, 2(1), 20-35.
- Y.N., Y., Dewa, & Prasetyo, A. (2020). Faktor-faktor yang memengaruhi partisipasi sekolah penduduk usia 16-18 tahun (SMA/ sederajat) di Provinsi Jawa Barat pada tahun 2021. 175-184.