

ESTIMASI CURAH HUJAN MENGGUNAKAN KLASIFIKASI DATA MINING DENGAN ALGORITMA NAIVE BAYES

Nina Nur Salsabila¹, Julian Rifaldi², Nuzuliarini Nuris³, Sri Diantika⁴

^{1,2,3,4}Program Studi Sistem Informasi, Universitas Bina Sarana Informatika, Jakarta

E-mail: ¹ninanursalsa@gmail.com, ²julianrifaldi64@gmail.com, ³nuzuliarini.nzn@bsi.ac.id, ⁴sri.szd@bsi.ac.id

Abstract - One of the things that is very important in Indonesia is climate. Climate itself greatly influences human survival. The relationship between rainfall and climate is very close and complex, where climate change can affect rainfall patterns in an area. High or low rainfall can have negative impacts on the environment and agriculture. Therefore, a deep understanding of rainfall patterns is very important in development planning and natural resource management. With the classification of potential rainfall, it is hoped that it can provide accurate predictions and assist in planning and managing related risks. The classification used in this research is Naive Bayes with monthly rainfall data in East Jakarta City from 2019 - 2022. Based on the calculation results, an accuracy rate of 80% was obtained, either using manual calculations or using the RapidMiner application.

Keywords: Rrainfall, classification, naive bayes, rapidminer

I. PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Salah satu hal yang sangat penting di Indonesia, adalah iklim. Pada beberapa industri, seperti pertanian, pariwisata, dan transportasi, iklim sendiri sangat memengaruhi kelangsungan hidup manusia. Iklim merupakan kondisi rata-rata cuaca selama periode waktu yang relatif lama. Sedangkan cuaca dapat berubah seiring berjalannya waktu. Salah satu faktor yang penting dalam perubahan cuaca yakni curah hujan.

Curah hujan yang tinggi dapat menyebabkan banjir, tanah longsor, dan merusak tanaman pertanian. Sebaliknya, curah hujan yang rendah dapat mengakibatkan kekeringan dan gagal panen. Oleh karena itu, pemahaman yang mendalam mengenai pola curah hujan sangat penting dalam perencanaan pembangunan dan pengelolaan sumber daya alam (Risnawati et al., 2023).

Klasifikasi potensi curah hujan merupakan salah satu metode yang penting dalam memprediksi hujan dengan menggunakan data historis. Salah satu algoritma yang sering digunakan untuk melakukan klasifikasi seperti ini adalah metode *Naive Bayes*. *Naive Bayes* adalah salah satu metode klasifikasi yang berbasis pada *Teorema Bayes* dengan asumsi bahwa semua fitur input saling independen (Rahmauliyah et al., 2021). Metode *Naive Bayes* sering digunakan dalam klasifikasi potensi curah hujan karena kemampuannya yang cepat dan efisien. Selain itu, metode ini juga dapat mengatasi masalah *multicollinearity* antara variabel-variabel prediktor yang sering ditemui dalam data curah hujan.

Dengan adanya klasifikasi potensi curah hujan menggunakan metode *Naive Bayes*, diharapkan dapat memberikan prediksi yang akurat

dan membantu dalam perencanaan serta pengelolaan risiko terkait dengan curah hujan.

Selain itu, dalam penelitian ini memiliki inovasi atau keterbaruan berupa penggunaan data penelitian secara bulanan, lokasi penelitian serta penggunaan variabel penelitian dari penelitian-penelitian sebelumnya. Sehingga diharapkan penggunaan metode ini dapat membantu dalam memahami pola hujan dan dampaknya terhadap berbagai sektor kehidupan.

1.2. Rumusan Masalah

Bagaimana cara memahami mengenai pola curah hujan dalam perencanaan pembangunan dan pengelolaan sumber daya guna mengurangi resiko terkait menggunakan data mining khususnya pada wilayah Jakarta Timur.

1.3. Tujuan Penelitian

Adapun tujuan dari penelitian ini yaitu:

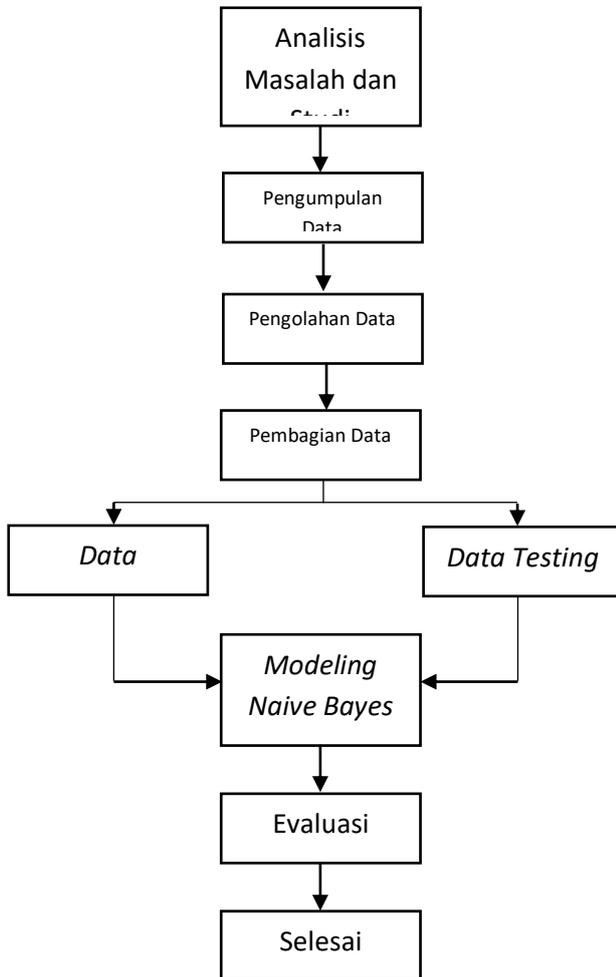
1. Untuk mengetahui kondisi secara umum curah hujan di Jakarta Timur menurut Seksi Meteorologi Halim Perdana Kusuma tahun 2019 – 2022.
2. Untuk mengetahui hasil klasifikasi curah hujan di Jakarta Timur dengan menggunakan metode *Naive Bayes*.
3. Untuk mengetahui potensi curah hujan di Jakarta Timur berdasarkan variabel tertentu

II. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan dengan menggunakan metode Klasifikasi. Untuk jenis klasifikasi yang digunakan adalah *Naive Bayes*.

2.1 Tahapan Penelitian

Adapun tahapan penelitian ini dapat digambarkan melalui kerangka kerja penelitian yang dapat dilihat pada Gambar II.1:



Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Gambar II. 1. Bagan Tahapan Penelitian

1. Analisis Masalah dan Studi Literatur

Tahap ini merupakan langkah awal yang digunakan dalam menganalisis permasalahan yaitu bagaimana cara memahami mengenai pola curah hujan dalam perancangan pembangunan dan pengelolaan sumber daya guna mengurangi risiko terkait menggunakan data mining. Selanjutnya dilakukan analisa untuk mengetahui bagaimana cara menyelesaikan masalah tersebut dengan mempelajari teori yang berkaitan dengan penelitian yang mana dapat diperoleh dari berbagai macam literatur baik nasional maupun internasional.

2. Pengumpulan Data

Dalam tahap ini dilakukan untuk mendapatkan data-data yang berkaitan dengan penelitian yang sedang dilakukan. Pengumpulan data bisa diperoleh dari data primer maupun

sekunder. Dalam penelitian menggunakan data sekunder sebagai berikut:

Tabel III.1 Dataset curah hujan bulanan kota Jakarta Timur

Tahun	Bulan	Jumlah Curah Hujan (Mm)	Jumlah Hari Hujan (Mm)	Kecepatan Angin	Kelembapan	Suhu	Tekanan Udara
2022	Januari	208	18	30	78	31,9	12,4
2022	Februari	253,3	15	32	80	31,6	12,3
2022	Maret	186	7	43	80	32,7	11,9
2022	April	382,2	9	30	78	33,7	12,2
2022	Mei	329,1	1	28	79	33,1	11,9
2022	Juni	0	0	12,1	65	28,5	28
2022	Juli	0	0	11,9	65	27,7	21
...

Sumber: BPS Jakarta Timur

3. Pengolahan data

Pada tahapan pengolahan *data mining* pada penelitian ini terdapat beberapa proses KDD (*Knowledge Discovery from Data*) yaitu (Kirana et al., 2024) yang dilakukan antara lain :

- Data Selection*, melakukan proses pemilihan data yang digunakan dalam dianalisis pada penelitian seperti variabel yang digunakan yaitu curah hujan, hari hujan, kelembapan udara, suhu, tekanan udara serta kecepatan angin.
- Pre-processing/cleaning*, melakukan proses pembersihan data apabila terdapat data yang tidak sesuai, *noise* dan data yang tidak konsisten serta menghilangkan duplikasi data.
- Transformation*, melakukan proses perubahan data ke dalam bentuk/format yang dibutuhkan pada algoritma *Naive Bayes*. Dalam melakukan *transformasi* menggunakan kriteria sebagai berikut:

Tabel III.2 Kriteria Curah Hujan Bulanan

Curah Hujan	Keterangan
0 – 100	Rendah
101 – 300	Sedang
301 – 500	Tinggi
> 500	Ekstrim

Sumber: www.bmkgsampali.net

Sehingga didapatkan hasil dari pengolahan data sebagai berikut:

Tabel III.3 Dataset setelah pengolahan data

Curah Hujan	Jumlah hari hujan (mm)	Kecepatan angin	Kelembapan	Suhu	Tekanan udara
Sedang	18	30	78	31,9	12,4
Sedang	15	32	80	31,6	12,3
Sedang	7	43	80	32,7	11,9
Tinggi	9	30	78	33,7	12,2
Tinggi	1	28	79	33,1	11,9
Rendah	0	12,1	65	28,5	28

Curah Hujan	Jumlah hari hujan (mm)	Kecepatan angin	Kelembapan	Suhu	Tekanan udara
Rendah	0	11,9	65	27,7	21
Rendah	3	11,3	66	28	23
...

Sumber: Hasil Penelitian (2024)

4. Pembagian Data

Dalam proses pembagian data dibagi menjadi *data training* dan *data testing*. *Data training* dan *data testing* dibagi secara terpisah untuk memastikan akurasi model klasifikasi. *Data training* digunakan untuk membentuk model probabilitas, sedangkan *data testing* digunakan untuk menguji akurasi model tersebut (Rizki et al., 2023). Dalam pembagian data digunakan rasio 90:10. Di mana 90% untuk data *training* dan 10% untuk data *testing*.

5. Modeling Naive Bayes

Pembentukan model *Naive Bayes* menggunakan data latih. Model ini menggunakan aturan probabilitas untuk memprediksi kategori curah hujan berdasarkan atribut-atribut yang terkait. Perhitungan untuk *Naive bayes* sendiri terbagi menjadi tiga macam variasi (Ismail et al., 2020), yaitu:

- Gaussian Naive Bayes*: cocok untuk data dengan distribusi normal
- Multinomial Naive Bayes*: ideal untuk data diskrit seperti hitungan kata dalam teks
- Bernoulli Naive Bayes*: digunakan untuk perhitungan data biner (fitur yang hanya memiliki dua nilai, yaitu 0 atau 1)

Dalam penelitian ini menggunakan variasi perhitungan *Gaussian Naive Bayes (Likelihood)*

6. Evaluasi

Tahap akhir pada sistem ini adalah evaluasi, di mana evaluasi yang dilakukan terhadap data set menggunakan *confusion matrix* yang diharapkan dapat memberikan validasi dari algoritma *Naive Bayes* yang digunakan. *Confusion matrik* adalah adalah tabel yang menyatakan klasifikasi jumlah data uji yang benar dan jumlah data uji yang salah (Normawati & Prayogi, 2021). Dalam evaluasi ini akan di cari *accuracy*, *precision*, *recall* dan *F1-score*.

2.2 Metode Pengumpulan Data

Data yang digunakan merupakan data sekunder. Yang mana pengumpulan data dilakukan secara observasi dari *website* Badan Pusat Statistik Kota Jakarta Timur yaitu <https://jaktimkota.bps.go.id> Dalam penelitian ini menggunakan populasi curah hujan bulanan di seluruh Indonesia tahun 2019 sampai 2022, sedangkan untuk sampel menggunakan curah hujan bulanan pada Kota

Jakarta Timur mulai bulan Januari 2019 sampai Desember 2022 pada Stasiun Meteorologi Halim Perdana Kusuma. Adapun data yang dikumpulkan diringkaskan seperti Tabel II.1:

Tabel II. 1. Rincian data yang dikumpulkan

Nama Data	Kelas Data	Jumlah Data	Variabel
Data Latih	Rendah	9	a. Jumlah hari hujan b. Kecepatan Angin c. Kelembapan d. Suhu e. Tekanan Udara
	Sedang	23	
	Tinggi	9	
	Ekstrem	2	
	Total data	43	
Data Uji	Rendah	1	
	Sedang	2	
	Tinggi	1	
	Ekstrem	1	
	Total data	5	

Sumber: Hasil Penelitian (2024)

3. Metode Klasifikasi Data

Penelitian ini menggunakan metode klasifikasi *Naive Bayes* yang kemudian akan diperoleh hasil klasifikasi curah hujan, persentase kesalahan serta ketepatan klasifikasi. Dalam penentuan klasifikasi *Naive Bayes* ada beberapa persamaan yang digunakan yaitu :

Persamaan dari *Teorema Bayes* :

$$P(h | D) = \frac{P(D | h) \cdot P(h)}{P(D)}$$

Keterangan:

h : kelas data

D : Data yang belum memiliki kelas

$P(h)$: Probabilitas kelas

(disebut *Prior Probability*)

$P(h/D)$: Probabilitas h terhadap kondisi D

(disebut *Posterior Probability*)

$P(D/h)$: Probabilitas D berdasarkan kondisi pada kelas h (disebut *likelihood*)

$P(D)$: Probabilitas D (disebut *evidence*)

Rumus di atas juga dapat dituliskan secara sederhana sebagai berikut:

$$Posterior = \frac{Prior \times Likelihood}{Evidence}$$

Untuk menghitung hasil menggunakan *Teorema Bayes* perlu beberapa tahapan-tahapan sebagai berikut:

1. Mencari Probabilitas Kelas:

$$P(h) = \frac{n_h}{n_s}$$

Keterangan:

$P(h)$: Probabilitas kelas h

n_h : Jumlah data yang memiliki kelas h

n_s : Jumlah data pada ruang sampel

- Mencari Rata - Rata (*mean*) untuk setiap variabel dalam setiap kelas

$$\mu_h = \frac{1}{n_h} \sum_{i=1}^{n_h} D_i$$

- Mencari Standar Deviasi untuk setiap variabel dalam setiap kelas

$$\sigma_h = \sqrt{\frac{1}{n_h-1} \sum_{i=1}^{n_h} (D_i - \mu_h)^2}$$

Untuk mempermudah dalam menghitung dapat digunakan varian dengan persamaan sebagai berikut:

$$\sigma_h^2 = \frac{1}{n_h-1} \sum_{i=1}^{n_h} (D_i - \mu_h)^2$$

- Menghitung *Likelihood* menggunakan *Distribusi Gaussian* :

$$P(D | h) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(D-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

- Menghitung Probabilitas Posterior untuk setiap kelas

Dikarenakan nilai *evidence* ($P(D)$) yang bersifat konstan untuk semua kelas, maka dalam implementasi praktis cukup dengan mengalikan nilai *prior* dengan *likelihood* untuk setiap kelas, dan memilih kelas dengan nilai tertinggi.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam menghitung klasifikasi potensi curah hujan kami menggunakan 2 (dua) cara yaitu menggunakan perhitungan secara manual dan menggunakan aplikasi RapidMiner.

3.1 Perhitungan Manual

Dalam perhitungan manual menggunakan *Algoritma Naive Bayes* melibatkan beberapa langkah seperti yang dijelaskan dalam metode klasifikasi data. Sehingga didapatkan hasil dari tiap langkah sebagai berikut:

- Probabilitas Kelas

Tabel III. 1. Hasil perhitungan probabilitas kelas

Kelas	Jumlah	Probabilitas
Rendah	9	0,2093
Sedang	23	0,5349
Tinggi	9	0,2093
Ekstrem	2	0,0465
Total	43	1

Sumber: Hasil Penelitian (2024)

- Rata-Rata tiap kelas

Tabel III. 2. Hasil Perhitungan Mean pada setiap kelas

	Hari Hujan	Kecepatan Angin	Kelembapan	Suhu	Tekanan Udara
Rendah	6,33	11,91	70,33	28,77	15,92
Sedang	14,87	17,47	76,35	29,52	14,18
Tinggi	17,33	14,72	79,22	29,22	14,12
Ekstrem	25,50	9,45	85,00	27,10	10,50

Sumber: Hasil Penelitian (2024)

- Varian tiap kelas

Tabel III. 3. Hasil perhitungan varian tiap kelas

	Hari Hujan	Kecepatan Angin	Kelembapan	Suhu	Tekanan Udara
Rendah	12,75	41,65	10,00	2,70	55,28444
Sedang	42,94	99,11	23,24	4,75	38,29605
Tinggi	59,50	65,88	13,19	5,95	33,98194
Ekstrem	4,50	0,41	8,00	0,18	0,32

Sumber: Hasil Penelitian (2024)

- Likelihood* menggunakan *Distribusi Gaussian* tiap data uji

Tabel III. 4. Hasil perhitungan *likelihood* untuk data uji ke-1

P(A H)	Hari hujan	Kecepatan Angin	Kelembapan	Suhu	Tekanan Udara
Rendah	0,02317482	0,061819031	0,030426136	0,196716	0,042495
Sedang	0,004637565	0,034259591	0,005181499	0,129282	0,03514
Tinggi	0,004141613	0,046268096	5,15032E-05	0,134634	0,03412
Ekstrem	7,88002E-33	0,00037918	1,95886E-12	0,345923	1,08E-75

Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Tabel III. 5. Hasil perhitungan *likelihood* untuk data uji ke-2

P(A H)	Hari hujan	Kecepatan Angin	Kelembapan	Suhu	Tekanan Udara
Rendah	0,000537063	0,014803734	0,06441213	0,228865	0,041127
Sedang	0,054316914	0,010191571	0,073503363	0,152459	0,054005
Tinggi	0,051526372	0,011772692	0,039074439	0,149833	0,056422
Ekstrem	0,000363047	3,26278E-39	7,32847E-05	0,032626	0,705237

Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Tabel III. 6. Hasil perhitungan *likelihood* pada data uji ke-3

P(A H)	Hari hujan	Kecepatan Angin	Kelembapan	Suhu	Tekanan Udara
--------	------------	-----------------	------------	------	---------------

Rendah	0,011145549	0,061206069	0,002950482	0,23972	0,039902
Sedang	0,060349175	0,032435843	0,071135571	0,164119	0,052408
Tinggi	0,04710871	0,044245328	0,109623029	0,156573	0,054574
Ekstrem	7,80886E-08	0,032288188	0,014866286	0,004062	0,612721

Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Tabel III. 7. Hasil perhitungan *likelihood* pada data uji ke-4

P(A H)	Hari hujan	Kecepatan Angin	Kelembapan	Suhu	Tekanan Udara
Rendah	0,031715066	0,002763371	0,000139732	0,073927	0,049667
Sedang	0,055316026	0,022913673	0,041617758	0,130996	0,0633
Tinggi	0,040723269	0,012895237	0,081983758	0,113796	0,06718
Ekstrem	3,01884E-10	2,0004E-185	0,080366384	4,93E-22	4,05E-05

Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Tabel III. 8. Hasil perhitungan *likelihood* pada data uji ke-5

P(A H)	Hari hujan	Kecepatan Angin	Kelembapan	Suhu	Tekanan Udara
Rendah	1,2994E-07	0,055838731	1,17231E-07	0,145151	0,044957
Sedang	0,018428028	0,02789486	0,007202312	0,098955	0,058685
Tinggi	0,031560227	0,038336034	0,011095295	0,112024	0,061851
Ekstrem	0,182911105	0,488212544	0,109847822	0,940316	0,147826

Sumber: Hasil Penelitian (2024)

5. Probabilitas kelas setiap data uji

Tabel III. 9. Hasil perhitungan probabilitas posterior dari tiap data uji

Data uji	Kelas	Nilai Probabilitas Posterior	Nilai Terbesar
ke-1	Rendah	7,62663E-08	7,62663E-08
	Sedang	2,00043E-09	
	Tinggi	9,4891E-12	
	Ekstrem	1,0192E-124	
ke-2	Rendah	1,0089E-09	1,79198E-07
	Sedang	1,79198E-07	
	Tinggi	4,19397E-08	
	Ekstrem	9,29015E-50	
ke-3	Rendah	4,02963E-09	6,40615E-07
	Sedang	6,40615E-07	
	Tinggi	4,08643E-07	
	Ekstrem	4,3395E-15	
ke-4	Rendah	9,41116E-12	2,33962E-07
	Sedang	2,33962E-07	
	Tinggi	6,88871E-08	
	Ekstrem	4,5041E-223	
ke-5	Rendah	1,16175E-18	6,34199E-05
	Sedang	1,15001E-08	
	Tinggi	1,94678E-08	
	Ekstrem	6,34199E-05	

Sumber: Hasil Penelitian (2024)

6. Evaluasi hasil

Berdasarkan hasil perhitungan di atas diperoleh *confusion matrix* sebagai berikut:

Tabel III. 10. Confusion matrix data uji curah hujan

Aktual	Prediksi				Recall
	Rendah	Sedang	Tinggi	Ekstrem	
Rendah	1	0	0	0	1
Sedang	0	2	0	0	1
Tinggi	0	1	0	0	0
Ekstrem	0	0	0	1	1

Precision	1	0,67	0	1	
-----------	---	------	---	---	--

Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Dengan tingkat akurasi sebesar 80%, yang diperoleh dari

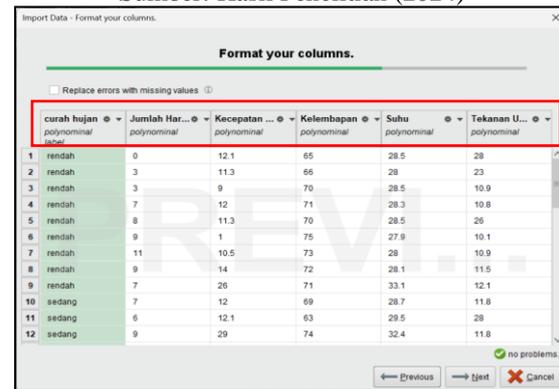
$$Accuracy = \frac{\text{jumlah prediksi benar}}{\text{jumlah total sampel}}$$

3.2 Menggunakan *Tools Rapid Miner*

Berikut langkah-langkah yang dilakukan dalam menghitung klasifikasi *Naive Bayes* menggunakan *tools Rapid Miner*:

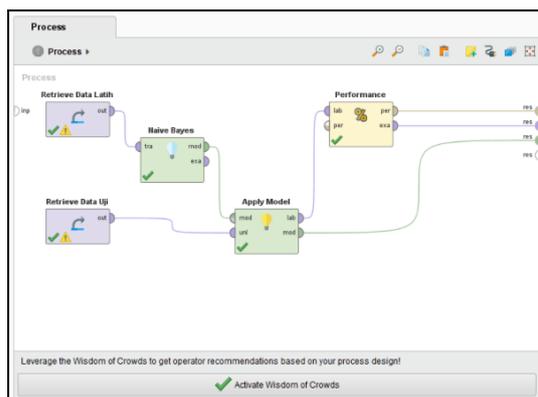
1. Upload data latih dan data uji yang telah disiapkan ke database RapidMiner
2. Lakukan pengolahan data dengan memastikan jenis data yang di input sesuai dengan jenis data dalam klasifikasi *Naive Bayes*, serta tetapkan label pada data yang menjadi kelas. Untuk parameter kecepatan angin, kelembapan udara, suhu, serta tekanan udara ubah tipe data dari polynominal menjadi real, sedangkan jumlah hari hujan diubah menjadi integer. Dapat dilihat pada Gambar III.3:

Sumber: Hasil Penelitian (2024)



Gambar III.3. Transformasi data curah hujan pada RapidMiner

3. Membuat modeling *Naive Bayes Clasification* sesuai dengan kebutuhan. Dalam modeling ini diperlukan beberapa operator yaitu: *operator Naive Bayes* sebagai jenis klasifikasi yang digunakan, *operator apply model* digunakan untuk menerapkan model yang dilatih sebelumnya menggunakan data latih dan yang terakhir *operator performance* yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model yang memberikan daftar nilai kinerja secara otomatis sesuai dengan tugas yang diberikan (contoh kriteria: *accuracy*, *precision*, dan *recall*). Dapat dilihat pada Gambar III.4



Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Gambar III.4. Modeling Naive Bayes pada RapidMiner

4. Pengujian menggunakan RapidMiner pada data curah hujan menghasilkan beberapa hal, yaitu: a. Distribusi model (probabilitas kelas), b. Nilai *mean* dan *standard deviation* dari tiap-tiap parameter, c. Prediksi kelas tiap data uji. Untuk distribusi model dapat dilihat pada Gambar III.5, untuk nilai *mean* dan *standard deviation* dapat dilihat pada Gambar III.6 dan untuk prediksi dapat dilihat pada Gambar III.7

IV. PENUTUP

4.1. Kesimpulan

Setelah penelitian dilakukan maka dapat disimpulkan beberapa hal sebagai berikut:

1. Hasil penelitian curah hujan menggunakan perhitungan manual dan menggunakan aplikasi *RapidMiner* mendapatkan hasil posterior maksimal (terbesar) tiap data uji pada prediksi kelas yang sama.
2. Dalam penerapan naive bayes secara manual dan menggunakan aplikasi *RapidMiner* terdapat perbedaan pada jumlah nilai *posterior/confidence* yang mana pada perhitungan manual mendapatkan hasil berturut-turut: 7,62663E-08 (rendah), 2,98304E-09 (sedang), 1,65532E-09 (sedang), 6,58136E-07 (sedang), 6,34199E-05 (ekstrem), sedangkan pada *RapidMiner* mendapatkan hasil: 0,974 (rendah), 0,807 (sedang), 0,608 (sedang), 0,773 (sedang), 1,000 (ekstrem).
3. Tingkat akurasi perhitungan curah hujan menggunakan algoritma *Naive Bayes* sebesar 80% baik menggunakan perhitungan secara manual maupun menggunakan aplikasi *RapidMiner*.
4. Hasil yang masih rendah pada katagori curah hujan tinggi terletak pada data, seharusnya tidak ada perbedaan yang signifikan di antara keempat kelas. Perlu dilakukan pengujian ulang dengan data yang lebih banyak.

4.2. Saran

Berdasarkan hasil penelitian pembahasan dan analisa pada penelitian, maka peneliti memberikan saran untuk penelitian selanjutnya yang diharapkan bias dijadikan dasar untuk mengembangkan penelitian ini yaitu:

1. Perlu dilakukan pengujian ulang dengan metode yang sama dengan jumlah data yang lebih banyak
2. Perlu adanya perbandingan menggunakan metode lain atau gabungan dari beberapa metode yang dapat meningkatkan akurasi

DAFTAR REFERENSI

- Ismail, M., Hassan, N., & Bafjaish, S. S. (2020). Comparative Analysis of Naive Bayesian Techniques in Health-Related for Classification Task. *Journal of Soft Computing and Data Mining*, 1(2), 1–10. <https://doi.org/10.30880/jscdm.2020.01.02.001>
- Kirana, A. N., Nurhakim, B., Permana, S. E., Prihartono, W., & Dwilestari, G. (2024). Implementasi Algoritma Naive Bayes Untuk Memprediksi Cuaca Menggunakan Rapidminer. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(2), 1637–1642. <https://doi.org/10.36040/jati.v8i2.8967>
- Normawati, D., & Prayogi, S. A. (2021). Implementasi Naive Bayes Classifier Dan Confusion Matrix Pada Analisis Sentimen Berbasis Teks Pada Twitter. *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-SAKTI)*, 5(2), 697–711.
- Rahmaulidyah, F. N., Hayati, M. N., & Goejantoro, R. (2021). Perbandingan Metode Klasifikasi Naive Bayes dan K-Nearest Neighbor pada Data Status Pembayaran Pajak Pertambahan Nilai di Kantor Pelayanan Pajak Pratama Samarinda Ulu. *Eksponensial*, 12(2), 161. <https://doi.org/10.30872/eksponensial.v12i2.809>
- Risnawati, I., Rahma, S., Kusuma, F., Salsabila, N., Nourmansyah, A., Farhan, A., & Irfiani, E. (2023). Klasifikasi Data Mining Untuk Mengestimasi Potensi Curah Hujan Berdampak Banjir Daerah Menggunakan Algoritma C4.5. *Jurnal INSAN Journal of Information System Management Innovation*, 3(2), 78–84. <https://doi.org/10.31294/jinsan.v3i2.3050>
- Rizki, F., Kharisma Putra, M. P., Assuja, M. A., & Ariany, F. (2023). Implementasi Deep Learning Lenet Dengan Augmentasi Data Pada Identifikasi Anggrek. *Jurnal Informatika Dan Rekayasa Perangkat Lunak (JATIKA)*, 4(3), 357–366. <https://doi.org/10.33365/jatika.v4i3.3652>