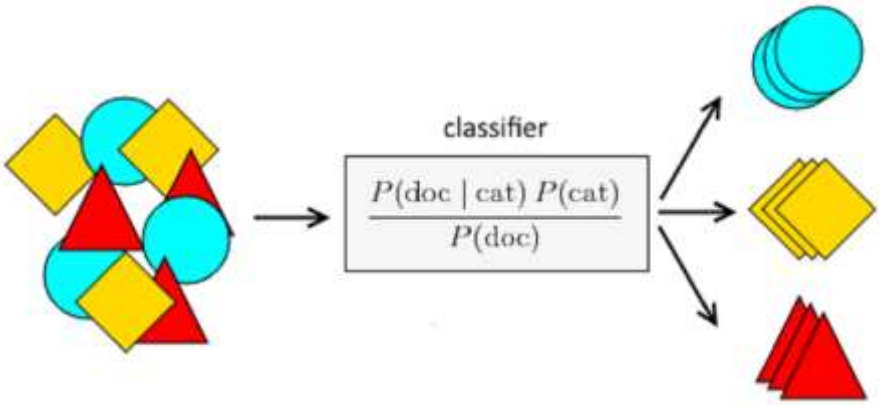
BAB 6

Naïve Bayes

1. Konsep Naïve Bayes

Naïve Bayes Classifier merupakan salah satu model machine learning yang digunakan untuk membedakan suatu object berdasarkan fitur tertentu. Naïve Bayes Classifier adalah metode pengklasifikasian paling sederhana dari model pengklasifikasian yang ada dengan menggunakan konsep peluang, dimana diasumsikan bahwa setiap atribut contoh (data sampel) bersifat saling lepas satu sama lain berdasarkan atribut kelas. Munculnya ide metode klasifikasi Naïve Bayes bahwa Metode klasifikasi ini diturunkan dari penerapan teorema Bayes dengan asumsi independence (saling bebas).



Teorema Bayes memprediksi probabilitas suatu peristiwa berdasarkan pengalaman di masa sebelumnya. Teorema Bayes ditemukan oleh seorang ahli statistik dan menteri Inggris bernama Thomas Bayes pada abad ke-18. Teorema bayes adalah sebagai berikut Peluang kejadian A sebagai B ditentukan dari peluang B saat A, peluang A, dan peluang B. Sehingga :

$$\boldsymbol{P(A|B) = \frac{P(A)P(B|A)}{P(B)}}$$

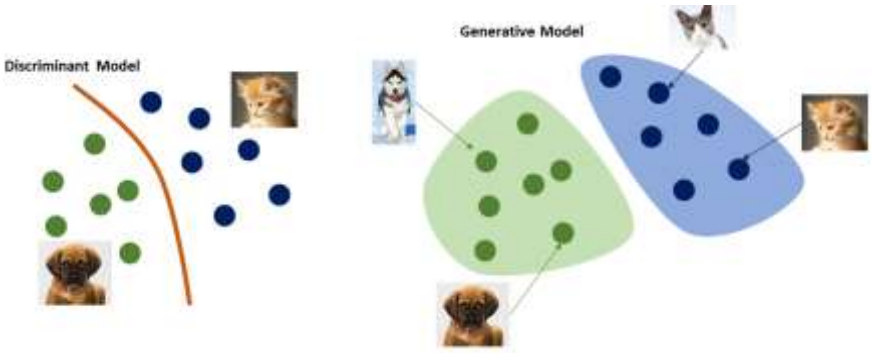
Dimana A dan B merupakan suatu kejadian/peristiwa, $\boldsymbol{P}$ ($\boldsymbol{A}$) adalah probabilitas mengamati peristiwa $\boldsymbol{A}$. $\boldsymbol{P}$ ($\boldsymbol{B}$) adalah probabilitas mengamati peristiwa $\boldsymbol{B}$. $\boldsymbol{P}$ ($\boldsymbol{A} \mid \boldsymbol{B}$) adalah probabilitas bersyarat untuk mengamati $\boldsymbol{A}$ mengingat $\boldsymbol{B}$ telah diamati. Dalam tugas klasifikasi, tujuannya adalah untuk memetakan fitur variabel penjelas (explanatory variable) ke variabel respon yang berupa variable diskrit.

2. Discriminative and Generative Model

Discriminative Model mempelajari **decision boundary** yang digunakan untuk membedakan antar kelas. **Discriminative** model memprediksi P (y | x), probabilitas y diberikan x, menghitung P (x, y), probabilitas x dan y.

Generative Model memodelkan distribusi probabilitas gabungan dari fitur dan kelas, P (x, y). **Generative model** tidak peduli bagaimana data dihasilkan. Di sini yang hanya dipedulikan adalah tentang P (y | x).

Contoh : Melakukan klasifikasi kucing dan anjing berdasarkan dari berat dan tinggi. Semisal diberikan 1000data maka :



Menggunakan Generative Model:

- Harus dihitung probabilitas berikut ini untuk setiap titik data:
  - P (kucing, berat)
  - P (kucing, tinggi)
  - P (anjing, berat)
  - P (anjing, tinggi)
- JIKA terdapat 1.000 tdata untuk pelatihan terhadap model hal ini berarti bahwa setidaknya perlu menghitung 4.000 probabilitas.

Menggunakan Discriminative Model

- Hanya perlu menghitung P (y | x) untuk setiap titik data.
- Hanya perlu menghitung 2.000 probabilitas jika kumpulan data memiliki 1.000 titik data

Contoh Generative models

- Naive Bayes
- Gaussian mixture model
- Hidden Markov Models (HMM)

Contoh Discriminative models

- Logistic regression
- SVM
- Neural Networks

3. Komputasi Naive Bayes

Formula naïve bayes

$$P(y|x_1, \dots, x_n) = \frac{P(x_1, \dots, x_n|y)P(y)}{P(x_1, \dots, x_n)}$$

Dimana p(y) adalah peluang setiap kelas pada data training. P (x_1,…, x_n) merupakan konstan untuk semua input, sehingga bisa dihilangkan dan yang tersisa adalah probabilitas bersyarat $P(x_1, \dots, x_n|y)$ dan probabilitas peluang setiap kelas $P(y)$. Pada naïve bayes estimasi kelas menggunakan **maximum a posteriori estimation (MAP)** yaitu hipotesa yang diambil berdasarkan nilai probabilitas berdasarkan kondisi prior yang diketahui.

Sehingga didapatkan formula pada persamaan berikut ini :

$$P(y|x_1, \dots, x_n) = \frac{P(x_1, \dots, x_n|y)P(y)}{P(x_1, \dots, x_n)}$$

Ketika $P(x_1, \dots, x_n)$ dihilangkan maka persamaan yang dihasilkan

$$P(y|x_1, \dots, x_n) \propto P(y)P(x_1|y)P(x_2|y) \dots . P(x_n|y)$$

Formula $P(x_1|y)P(x_2|y) \dots . P(x_n|y)$ dapat ditulisakan dengan $\prod_{i=1}^{n} P(x_i|y)$, sehingga

$$P(y|x_1, \dots, x_n) \propto P(y) \prod_{i=1}^{n} P(x_i|y)$$

Untuk melakukan prediksi label kelas digunakan MAP. MAP inilah yang digunakan di dalam macine learning sebagai metode untuk mendapatkan hipotesis untuk suatu keputusan. Sehingga didapatkan persamaan berikut ini :

$$y = argmax_y P(y) \prod_{i=1}^{n} P(x_i|y)$$

4. Tipe-tipe Naïve Bayes

a. Multinomial Naive Bayes

Multinominal Naïve bayes banyak digunakan untuk masalah klasifikasi dokumen, karena multinominal dapat mengatasi permaslahan multiclass. misal apakah suatu dokumen termasuk dalam kategori olahraga, politik, teknologi dll. Fitur / prediktor yang digunakan oleh classifier adalah frekuensi kata-kata yang sering muncul dalam dokumen.

b. Bernoulli Naive Bayes

Bernoullli Naïve Bayes mirip dengan multinomial Naïve Bayes tetapi fitur independentnya adalah variabel Boolean. Parameter yang digunakan untuk memprediksi variabel kelas hanya mengambil nilai ya atau tidak, misalnya apakah terdapat kata 'x' dalam teks atau tidak.

c. Gaussian Naive Bayes

Gaussian naïve bayes digunakan ketika fitur independentnya adalah nilai kontinu dan tidak diskrit, sehingga diasumsikan bahwa nilai-nilai ini diambil sampelnya dari distribusi Gaussian.

5. Contoh Perhitungan Manual Naïve Bayes

Jika diketahui data berikut ini sebagai kebiasaan olah raga seseorang dan ditabelkan dalam bentuk sebagai berikut:

Tabel 6. 1 Tabel olahraga

#	Cuaca	Kecepatan Angin	Berolah-raga
1	Cerah	Pelan	Ya
2	Cerah	Pelan	Ya
3	Hujan	Pelan	Tidak
4	Cerah	Kencang	Ya
5	Hujan	Kencang	Tidak
6	Cerah	Pelan	Ya
7	Cerah	Kencang	?

Asumsi:

Y = berolahraga,

X1 = cuaca,

X2 = temperatur,

X3 = kecepatan angin

Berdasarkan Tabel didapatkan:

peluang setiap kelas pada data training P(Y=ya) dan P(Y=tidak)

P(Y=ya) = $\frac{4}{6}$ P(Y=tidak) = $\frac{2}{6}$

Jika terdapat data baru berupa cuaca cerah dan kecepatan angin kencang, Maka keputusan yang diambil apakah berolahraga atau tidak?

Tentukan terlebih dahulu peluang bersarat saat cuaca cerah dan keputusan belorahraga "ya", cuaca cerah dan keputusan belorahraga "tidak", kecepatan angin kencang dan keputusan belorahraga "ya", kecepatan angin kencang dan keputusan belorahraga "tidak". Sehingga didapatkan :

P(X1=cerah | Y=ya) = 1, P(X1=cerah | Y=tidak) = 0

P(X3=kencang | Y=ya) = $\frac{1}{4}$, P(X3=kencang | Y=tidak) = $\frac{1}{2}$

MAP dari keadaan ini dapat dihitung dengan:

$$y = argmax_y P(y) \prod_{i=1}^{n} P(x_i|y)$$

P(X1=cerah,X3=kencang | Y=ya)

= { P(X1=cerah | Y=ya).P(X3=kencang | Y=ya) } . P(Y=ya)

= { (1) . ($\frac{1}{4}$) } . ($\frac{4}{6}$)) = $\frac{1}{6}$

P(X1=cerah,X3=kencang | Y=tidak)

= { P(X1=cerah | Y=tidak).P(X3=kencang | Y=tidak) } . P(Y=tidak)

= { (0) . ($\frac{1}{2}$) } . ($\frac{2}{6}$) = 0

Keputusannya adalah Y=ya karena nilai untuk kelas Ya memiliki probabilitas yang lebih besar dibandingkan dengan kelas Y=tidak.

6. Gaussian Naive Bayes

Naive bayes classifier juga dapat menangani atribut bertipe kontinyu. Salah satu caranya adalah menggunakan distribusi Gaussian. Distribusi ini dikarakterisasi dengan dua parameter yaitu mean (μ), dan variansi(σ). Untuk setiap kelas Yj , peluang kelas bersyarat untuk atribut Xi dinyatakan dengan persamaan distribusi Gaussian. Fungsi densitas

mengekspresikan probabilitas relatif. Data dengan mean μ dan standar deviasi σ, fungsi densitas probabilitasnya adalah :

$$\varphi_{\mu,\sigma}(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

Dimana μ adalah rata-rata dari fitur x, σ adalah variance (standar deviasi) dari fitur x, dan $\varphi_{\mu,\sigma}(x)$ untuk menghitung Likelihood P(X | Y).

Contoh kasus : Misal terdapat data pada table 6.2 untuk menentukan apakah suatu objek masuk dalam ketegori yang dipilih untuk perumahan atau tidak dengan menggunakan algoritma Naive Bayes Classifier. Untuk menetapkan suatu daerah akan dipilih sebagai lokasi untuk mendirikan perumahan, telah dihimpun 10 data. Data yang digunakan adalah harga tanah, jarak dari pusat kota, dan ada tidaknya angkutan umum. Variable harga tanah dan jarak kota merupakan variable kontinyu, sedangkan ada tidaknya angkutan umum adalah variable diskrit.

Tabel 6. 2 Data Pentuan Perumahan

Aturan ke-	Harga tanah (C1)	Jarak dari pusat kota (C2)	Ada angkutan umum (C3)	Dipilih untuk perumahan (C4)
1	100	2	Tidak	Ya
2	200	1	Tidak	Ya
3	500	3	Tidak	Ya
4	600	20	Tidak	Tidak
5	550	8	Tidak	Tidak
6	250	25	Ada	Tidak
7	75	15	Ada	Tidak
8	80	10	Tidak	Ya
9	700	18	Ada	Tidak
10	180	8	Ada	Ya

Peluang setiap kelas pada data training P(C4=ya) dan P(C4=tidak)

P(C4=ya) = $\frac{5}{10}$ P(Y=tidak) = $\frac{5}{10}$

Jika terdapat data baru berupa **C1 = 300, C2 = 17, C3 = Tidak** Maka keputusan yang diambil apakah dipilih perumahan dan tidak?

- Menghitung nilai mean dan varianace variable C1

	Ya	Tidak
1	100	600
2	200	550
3	500	250
4	80	75
5	180	700
Mean (μ) Deviasi standar (σ)	212 168,8787	435 261,9637

- Menghitung nilai mean dan varianace variable C2

	Ya	Tidak
1	2	20
2	1	8
3	3	25
4	10	15
5	8	18
Mean (μ) Deviasi standar (σ)	4,8 3,9623	17,2 6,3008

- Densitas probabilitas untuk C1 dan C2

$$f(C1=300\,|\,ya)=\frac{1}{\sqrt{2\pi}(168{,}8787)}e^{\frac{-(300-212)^2}{2(168.8787)^2}}=0{,}0021.$$

$$f(C1=300\,|\,tidak)=\frac{1}{\sqrt{2\pi}(261.9637)}e^{\frac{-(300-435)^2}{2(261.9637)^2}}=0{,}0013.$$

$$f(C2=17\,|\,ya)=\frac{1}{\sqrt{2\pi}(3.9623)}e^{\frac{-(17-4.8)^2}{2(3.9623)^2}}=0{,}0009.$$

$$f(C2=17\,|\,tidak)=\frac{1}{\sqrt{2\pi}(6{,}3008)}e^{\frac{-(17-17.2)^2}{2(6{,}3008)^2}}=0{,}0633.$$

- Probabilitas kemunculan P(C3=tidak | Y=ya) = 4/5, P(C3=tidak | Y=tidak) = 2/5
- MAP dari keadaan ini dapat dihitung dengan:

  $y = argmax_y P(y) \prod_{i=1}^{n} P(x_i|y)$

  Probabilitas terhadap ya
  - P(C1=300,C2=17,C3=tidak | Y=ya)
  - {P(C1=300 | Y=ya).P(C2=17 | Y=ya). P(C3=tidak | Y=ya) } . P(Y=ya)
  - 0,0021*0,0009*4/5*1/2
  - 0,000000756.

  Probalitias terhadap tidak
  - P(C1=300,C2=17,C3=tidak | Y=tidak)

- {P(C1=300|Y=tidak).P(C2=17 |Y=tidak). P(C3=tidak |Y=tidak) } . P(Y=tidak)
- 0,0013*0,0633*2/5*1/2
- 0,000016458.

Keputusannya adalah C4 = tidak karena nilai untuk kelas tidak memiliki probabilitas yang lebih besar dibandingkan dengan kelas Y=Ya. Data tersebut dapat dilakukan normalisasi sebagai berikut:

$$\text{Probabilitas Ya} = \frac{0{,}000000756}{0{,}000000756 + 0{,}000016458} = 0{,}0439.$$

$$\text{Probabilitas Tidak} = \frac{0{,}000016458}{0{,}000000756 + 0{,}000016458} = 0{,}9561.$$

Klasifikasi : TIDAK

7. Komputasi Naive Bayes Sederhana

- Diberikan data-data sebagai berikut, lakukan komputasi Naive Bayes dan ujikan hasil pelatihan pada hasil pembelajarannya.

Tabel 1. Data Pelatihan Naive Bayes.

	OUTLOOK	TEMPERATURE	HUMIDITY	WINDY	PLAY GOLF
0	Rainy	Hot	High	False	No
1	Rainy	Hot	High	True	No
2	Overcast	Hot	High	False	Yes
3	Sunny	Mild	High	False	Yes
4	Sunny	Cool	Normal	False	Yes
5	Sunny	Cool	Normal	True	No
6	Overcast	Cool	Normal	True	Yes
7	Rainy	Mild	High	False	No
8	Rainy	Cool	Normal	False	Yes
9	Sunny	Mild	Normal	False	Yes
10	Rainy	Mild	Normal	True	Yes
11	Overcast	Mild	High	True	Yes
12	Overcast	Hot	Normal	False	Yes
13	Sunny	Mild	High	True	No

- **Langkah-langkah Komputasi Naive Bayes**

1. Hitung Probabilitas Apriori Play dan Not Play.

   a. $P(Play) = \frac{Jumlah\ Play}{Jumla\ Total\ Play\ dan\ \neg Play} = \frac{9}{14} = 0{,}64$

   b. $P(\neg Play) = \frac{Jumlah\ \neg Play}{Jumla\ Total\ Play\ dan\ \neg Play} = \frac{5}{14} = 0{,}36$

   Total Probabilitas Play dan Not Play adalah $P(Play) + P(\neg Play) = 0{,}64 + 0{,}36 = 1{,}00$.

2. Hitung Probabilitas Apriori masing-masing fitur untuk $Play$ sebagai berikut dengan jumlah data sebanyak 9 buah.

Tabel 2. Komputasi Probabilitas masing-masing fitur untuk Label Play.

No.	Nama Fitur	Nama Subfitur	Kemunculan	Probabilitas	
				Perbandingan	Angka
1.	Outlook	Rainy	2	2/9	0,2222
		Overcast	4	4/9	0,4444
		Sunny	3	3/9	0,3333
		Total	**9**	**9/9**	**0,999**
2.	Temperature	Hot	2	2/9	0,2222
		Mild	4	4/9	0,4444
		Cool	3	3/9	0,3333
		Total	**9**	**9/9**	**0,999**
3.	Humidity	High	3	3/9	0,3333
		Normal	6	6/9	0,6667
		Total	**9**	**9/9**	**1,0**
4.	Windy	True	3	3/9	0,3333
		False	6	6/9	0,6667
		Total	**9**	**9/9**	**1,0**

3. Hitung Probabilitas Apriori masing-masing fitur untuk $\neg Play$ sebagai berikut dengan jumlah data sebanyak 5 buah.

Tabel 3. Komputasi Probabilitas masing-masing fitur untuk Label Not Play.

No.	Nama Fitur	Nama Subfitur	Kemunculan	Probabilitas	
				Perbandingan	Angka
1.	Outlook	Rainy	3	3/5	0,6
		Overcast	0	0/5	0
		Sunny	2	2/5	0,4
		Total	**5**	**5/5**	**1,0**
2.	Temperature	Hot	2	2/5	0,4
		Mild	2	2/5	0,4
		Cool	1	1/5	0,2
		Total	**5**	**5/5**	**1,0**
3.	Humidity	High	4	4/5	0,8
		Normal	1	1/5	0,2

		Total	**5**	**5/5**	**1,0**
4.	Windy	True	3	3/5	0,6
		False	2	2/5	0,4
		Total	**5**	**5/5**	**1,0**

4. **Uji Coba pada Data Pelatihan**. Hitung prediksi Play dan Not Play bila diberikan kondisi cuaca: Outlook (Rainy), Temperatur (Mild), Humidity (High), dan Windy (False).

$$P\left(Play\middle|P\big((Outlook|Rainy),(Temp|Mild),(Humidity|High),(Windy|False)\big)\right)$$
$$=\frac{P\big((Outlook|Rainy),(Temp|Mild),(Humidity|High),(Windy|False)\big).P(Play)}{P\big((Outlook|Rainy),(Temp|Mild),(Humidity|High),(Windy|False)\big)}$$

Bila $x_1=(Outlook|Rainy)$, $x_2=(Temp|Mild), x_3=(Humidity|High)$, $dan\, x_4=(Windy|False)$, sedangkan $y=Play$ maka persamaan di atas dapat direpresentasikan sebagai berikut:

$$P(y|x_1,x_2,x_3,x_4)=\frac{P(x_1,x_2,x_3,x_4|y).P(y)}{P(x_1,x_2,x_3,x_4)}$$
$$\propto P(y).\prod_{i=1}^{4}P(x_i|y)$$
$$\propto (0{,}64).\big((0{,}2222).(0{,}4444).(0{,}3333).(0{,}6667)\big)$$
$$\propto (0{,}64).(0{,}02194)$$
$$\propto 0{,}01404$$

$$P(\neg y|x_1,x_2,x_3,x_4)=\frac{P(x_1,x_2,x_3,x_4|\neg y).P(\neg y)}{P(x_1,x_2,x_3,x_4)}$$
$$\propto P(\neg y).\prod_{i=1}^{4}P(x_i|\neg y)$$
$$\propto (0{,}36).\big((0{,}6).(0{,}4).(0{,}8).(0{,}4)\big)$$
$$\propto (0{,}36).(0{,}044118)$$
$$\propto 0{,}0276$$

Diperoleh hasil bahwa $P(y|x_1,x_2,x_3,x_4)<P(\neg y|x_1,x_2,x_3,x_4)$ disimpulkan $\neg\boldsymbol{Play}$. Pembandingan dengan data ke-8 (indeks 7) diperoleh hasil yang sama, yakni **No**.

5. **Uji Coba pada Data Uji**. Hitung prediksi Play dan Not Play bila diberikan kondisi cuaca: **Outlook (Overcast), Temperatur (Mild), Humidity (Normal), dan Windy (True)**.

$$P\left(Play\middle|P\big((Outlook|Overcast),(Temp|Mild),(Humidity|Normal),(Windy|True)\big)\right)$$
$$=\frac{P\big((Outlook|Overcast),(Temp|Mild),(Humidity|Normal),(Windy|True)\big).P(Play)}{P\big((Outlook|Overcast),(Temp|Mild),(Humidity|Normal),(Windy|True)\big)}$$

Bila $x_1 = (Outlook|Overcast),\ x_2 = (Temp|Mild), x_3 = (Humidity|Normal), dan\ x_4 = (Windy|True),$ sedangkan $y = Play$ maka persamaan di atas dapat direpresentasikan sebagai berikut:

$$P(y|x_1, x_2, x_3, x_4) = \frac{P(x_1, x_2, x_3, x_4|y).P(y)}{P(x_1, x_2, x_3, x_4)}$$
$$\propto P(y).\prod_{i=1}^{4} P(x_i|y)$$
$$\propto (0{,}64).\big((0{,}4444).(0{,}4444).(0{,}6667).(0{,}3333)\big)$$
$$\propto (0{,}64).(0{,}02194)$$
$$\propto 0{,}02808$$

$$P(\neg y|x_1, x_2, x_3, x_4) = \frac{P(x_1, x_2, x_3, x_4|\neg y).P(\neg y)}{P(x_1, x_2, x_3, x_4)}$$
$$\propto P(\neg y).\prod_{i=1}^{4} P(x_i|\neg y)$$
$$\propto (0{,}36).\big((0).(0{,}4).(0{,}2).(0{,}6)\big)$$
$$\propto (0{,}36).(0)$$
$$\propto 0$$

Diperoleh hasil bahwa $P(y|x_1, x_2, x_3, x_4) > P(\neg y|x_1, x_2, x_3, x_4)$ disimpulkan ***Play***. Namun hasil ini tampaknya kurang masuk akal karena apakah mungkin bermain golf pada kondisi berangin.

a. **Alternatif 1**. Untuk meyakinkan hasil dari prediksi Naive Bayes, maka dilakukan penyesuaian dengan cara menambahkan satu data pada **semua fitur** baik pada Play maupun Not Play sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 4 dan Tabel 5.

Tabel 4. Komputasi Probabilitas masing-masing fitur untuk Label Play dengan penambahan satu data pada semua fitur.

No.	Nama Fitur	Nama Subfitur	Kemunculan	Probabilitas	
				Perbandingan	Angka
1.	Outlook	Rainy	3	3/12	0,25
		Overcast	5	5/12	0,4166
		Sunny	4	4/12	0,3333
		Total	**12**	**12/12**	**0,9999**
2.	Temperature	Hot	3	3/12	0,25
		Mild	5	5/12	0,4166
		Cool	4	4/12	0,3333
		Total	**12**	**12/12**	**0,9999**
3.	Humidity	High	4	4/11	0,3636
		Normal	7	7/11	0,6363
		Total	**11**	**11/11**	**0,9999**
4.	Windy	True	4	4/11	0,3636
		False	7	7/11	0,6363
		Total	**11**	**11/11**	**0,9999**

Tabel 5. Komputasi Probabilitas masing-masing fitur untuk Label Not Play dengan penambahan satu data pada semua fitur.

No.	Nama Fitur	Nama Subfitur	Kemunculan	Probabilitas	
				Perbandingan	Angka
1.	Outlook	Rainy	4	4/8	0,5
		Overcast	1	1/8	0,125
		Sunny	3	3/8	0,375
		Total	**8**	**8/8**	**1,0**
2.	Temperature	Hot	3	3/8	0,375
		Mild	3	3/8	0,375
		Cool	2	2/8	0,25
		Total	**8**	**8/8**	**1,0**
3.	Humidity	High	5	5/7	0,7142
		Normal	2	2/7	0,2857
		Total	**7**	**7/7**	**0,9999**
4.	Windy	True	4	4/7	0,5714
		False	3	3/7	0,4285
		Total	**7**	**7/7**	**0,9999**

Maka dengan $x_1 = (Outlook|Overcast)$, $x_2 = (Temp|Mild), x_3 = (Humidity|Normal)$, $dan\ x_4 = (Windy|True)$, sedangkan $y = Play$ diperoleh:

$$P(y|x_1, x_2, x_3, x_4) = \frac{P(x_1, x_2, x_3, x_4|y).P(y)}{P(x_1, x_2, x_3, x_4)}$$
$$\propto (0{,}64).\big((0{,}4166).(0{,}4166).(0{,}6363).(0{,}3636)\big)$$
$$\propto (0{,}64).(0{,}0402)$$
$$\propto 0{,}0257$$

$$P(\neg y|x_1, x_2, x_3, x_4) = \frac{P(x_1, x_2, x_3, x_4|\neg y).P(\neg y)}{P(x_1, x_2, x_3, x_4)}$$
$$\propto (0{,}36).\big((0{,}125).(0{,}375).(0{,}2857).(0{,}5714)\big)$$
$$\propto (0{,}36).(0{,}0075)$$
$$\propto 0{,}0027$$

Diperoleh hasil bahwa $P(y|x_1, x_2, x_3, x_4) > P(\neg y|x_1, x_2, x_3, x_4)$ disimpulkan ***Play***. Dari hasil konfirmasi dengan menambahkan satu data pada masing-masing fitur, diperoleh kesimpulan yang sama yakni ***Play.***

b. **Alernatif 2**. melakukan penyesuaian dengan cara menambahkan satu data **hanya** pada subfitur Outlook baik pada Play maupun Not Play sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 6 dan Tabel 7.

Tabel 6. Komputasi Probabilitas masing-masing fitur untuk Label Play dengan penambahan satu data hanya pada fitur Outlook.

No.	Nama Fitur	Nama Subfitur	Kemunculan	Probabilitas	
				Perbandingan	Angka
1.	Outlook	Rainy	3	3/12	0,25
		Overcast	5	5/12	0,4166
		Sunny	4	4/12	0,3333
		Total	**12**	**12/12**	**0,9999**
2.	Temperature	Hot	2	2/9	0,2222
		Mild	4	4/9	0,4444
		Cool	3	3/9	0,3333
		Total	**9**	**9/9**	**0,999**
3.	Humidity	High	3	3/9	0,3333
		Normal	6	6/9	0,6667
		Total	**9**	**9/9**	**1,0**
4.	Windy	True	3	3/9	0,3333
		False	6	6/9	0,6667
		Total	**9**	**9/9**	**1,0**

Tabel 3. Komputasi Probabilitas masing-masing fitur untuk Label Not Play dengan penambahan satu data hanya pada fitur Outlook.

No.	Nama Fitur	Nama Subfitur	Kemunculan	Probabilitas	
				Perbandingan	Angka
1.	Outlook	Rainy	4	4/8	0,5
		Overcast	1	1/8	0,125
		Sunny	3	3/8	0,375
		Total	**8**	**8/8**	**1,0**
2.	Temperature	Hot	2	2/5	0,4
		Mild	2	2/5	0,4
		Cool	1	1/5	0,2
		Total	**5**	**5/5**	**1,0**
3.	Humidity	High	4	4/5	0,8
		Normal	1	1/5	0,2
		Total	**5**	**5/5**	**1,0**
4.	Windy	True	3	3/5	0,6
		False	2	2/5	0,4
		Total	**5**	**5/5**	**1,0**

$$P(y|x_1,x_2,x_3,x_4) = \frac{P(x_1,x_2,x_3,x_4|y).P(y)}{P(x_1,x_2,x_3,x_4)}$$
$$\propto (0{,}64).\big((0{,}4166).(0{,}4444).(0{,}6667).(0{,}3333)\big)$$
$$\propto (0{,}64).(0{,}0411)$$
$$\propto 0{,}0263$$

$$P(\neg y|x_1,x_2,x_3,x_4) = \frac{P(x_1,x_2,x_3,x_4|\neg y).P(\neg y)}{P(x_1,x_2,x_3,x_4)}$$
$$\propto (0{,}36).\big((0{,}125).(0{,}4).(0{,}2).(0{,}6)\big)$$

$$\propto (0{,}36).(0{,}006)$$
$$\propto 0{,}0021$$

Diperoleh hasil bahwa $P(y|x_1,x_2,x_3,x_4) > P(\neg y|x_1,x_2,x_3,x_4)$ disimpulkan ***Play***. Dari hasil konfirmasi dengan menambahkan satu data pada masing-masing fitur, diperoleh kesimpulan yang sama yakni ***Play.***

8. Implementasi menggunakan Python

Contoh data yang digunakan

Tabel 6. 3 Data untuk Prediksi Cuaca

No	Outlook	Temp	Humidity	Windy	Play
1	Rainy	Hot	High	f	no
2	Rainy	Hot	High	t	no
3	Overcast	Hot	High	f	yes
4	Sunny	Mild	High	f	yes
5	Sunny	Cool	Normal	f	yes
6	Sunny	Cool	Normal	t	no
7	Overcast	Cool	Normal	t	yes
8	Rainy	Mild	High	f	no
9	Rainy	Cool	Normal	f	yes
10	Sunny	Mild	Normal	f	yes
11	Rainy	Mild	Normal	t	yes
12	Overcast	Mild	High	t	yes
13	Overcast	Hot	Normal	f	yes
14	Sunny	Mild	High	t	no

Pada contoh ini, data yang digunakan kumpulan data dummy dengan 5 kolom: Outlook, Temp, Humidity,Windy, dan Play. Empat kolom pertama adalah fitur (Outlook, Temp, Humidity, Windy) dan yang lainnya adalah label.

```
from sklearn import preprocessing
import numpy as np

#Generating the Gaussian Naive Bayes model
from sklearn.naive_bayes import GaussianNB

# Assign features and encoding labels
weather=['Rainy','Rainy','Overcast','Sunny','Sunny','Sunny','Overcast','Rainy',
         'Rainy','Sunny','Rainy','Overcast','Overcast','Sunny']
temp =['Hot','Hot','Hot','Mild','Cool','Cool','Cool','Mild','Cool','Mild',
       'Mild','Mild','Hot','Mild']
humidity=['High','High','High','High','Normal','Normal','Normal','High',
          'Normal','Normal','Normal','High','Normal','High']
windy=['f','t','f','f','f','t','t','f','f','f','t','t','f','t']

LabelClass=['No','No','Yes','Yes','Yes','No','Yes','No','Yes','Yes','Yes','Yes','Yes','No']
```

Pertama, yang perlu dilakukan adalah merubah label string/text menjadi angka. misalnya: Weather : 0:Overcast, 2:Sunny , 1:Rainy proses ini disebut sebagai transformasi data kategorik. Scikit-learn telah menyediakan library LabelEncoder untuk melakukan tranformasi variable.

```
# Creating labelEncoder
le = preprocessing.LabelEncoder()
# Converting string labels into numbers.
weather_encoded=le.fit_transform(weather)
hum_encoded=le.fit_transform(humidity)
temp_encoded=le.fit_transform(temp)
wind_encode=le.fit_transform(windy)
label=le.fit_transform(LabelClass)
print(weather_encoded,temp_encoded,hum_encoded,wind_encode,label)
```

Selanjutnya gabungkan ke-empat fitur (Outlook, Temp, Humidity, Windy) dalam satu variable.

```
#Combining weather and humidity in a single tuple as features
features=list(zip(weather_encoded,temp_encoded,hum_encoded,wind_encode))
print (features)
```

Buat model menggunakan pengklasifikasi naive bayes dengan langkah-langkah berikut:

1. Buat naive bayes classifier
2. Latih data training dengan menggunakan method fit
3. Lakukan prediksi pada data testing

```
#Create a Gaussian Classifier
model = GaussianNB()
model.fit(features,label) #Train the model using training set.

#data test : Sunny, Hot, Normal, False
X_tes=[[2,1,1,0]]

#Predict Output
# *** For Weather : 0:Overcast, 2:Sunny , 1:Rainy *** For Humidity : 0:High, 1:Normal
# For temp 0:Cool, 1:Hot, 2:Mild *** For windy : 0 :f, 1: t
predicted= model.predict(X_tes)
print(" ")
print("today :")
print(predicted) # --> [1] that means yes, the player should bat first and [0] that means No, player should bowl first.
```

Output :

```
[1 1 0 2 2 2 0 1 1 2 1 0 0 2] [1 1 1 2 0 0 0 2 0 2 2 2 1 2] [0 0 0 0 1 1 1 0 1 1 1 0 1 0] [0
[(1, 1, 0, 0), (1, 1, 0, 1), (0, 1, 0, 0), (2, 2, 0, 0), (2, 0, 1, 0), (2, 0, 1, 1), (0, 0, 1

today :
[1]
```

Angka [1] menunjukkan bahwa untuk data test dengan nilai Outlook=sunny, Temp=hot, Humidity=normal, Windy=false menunjukkan bahwa pemain dapat 'bermain' play =yes