Analisis Cuaca di Szeged Tahun 2006-2016 Menggunakan Model Regresi Linier & Naïve Bayes

December 13, 2022



Nama Anggota:

- Ken Dahana 160420115
- Viqram Ananta Wataf 160420119

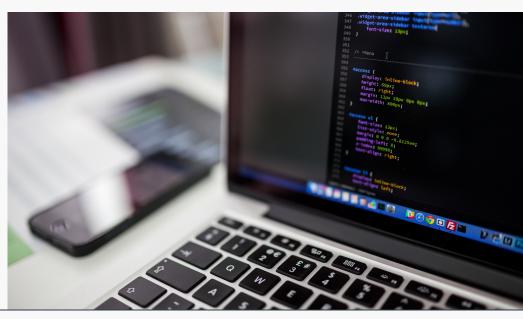


Linear Regression

Peramalan cuaca adalah proses teknologi dan ilmu pengetahuan yang digunakan untuk memprediksi kondisi atmosfer untuk lokasi yang diberikan. Analisis cuaca di Szeged Tahun 2006-2016 menggunakan model regresi linier kami dapat menentukan hubungan antara variabel cuaca seperti suhu, kelembaban, dan kecepatan angin dengan variabel waktu. Dengan menggunakan data historis cuaca di Szeged, kami dapat menentukan model regresi linier yang menunjukkan hubungan antara variabel cuaca dan waktu.





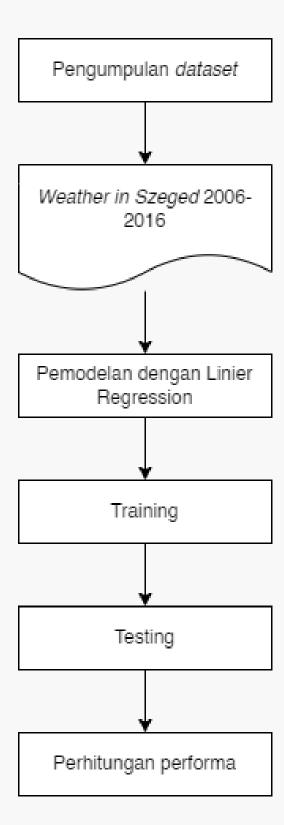




Terdapat empat tahapan yang dilakukan dalam penelitian menggunakan model linear regression ini.

- Pengumpulan Dataset
- Pembentukan Model
- Training dan Testing
- Perhitungan Performa

Gambar disamping, disajikan diagram blok alur proses penelitian secara lebih detail.



Gambar 1. Diagram Blok Alur Proses Penelitian Linear Regression

Naïve Bayes

Peramalan cuaca adalah proses teknologi dan ilmu pengetahuan yang digunakan untuk memprediksi kondisi atmosfer untuk lokasi yang diberikan. Analisis cuaca di Szeged Tahun 2006-2016 menggunakan model Naive Bayes kami dapat mengategorikan percipitation type dan summary yang ada di dataset. Dengan ini, kami dan memprediksi percipitation type dan summary apa yang cocok untuk suatu data.





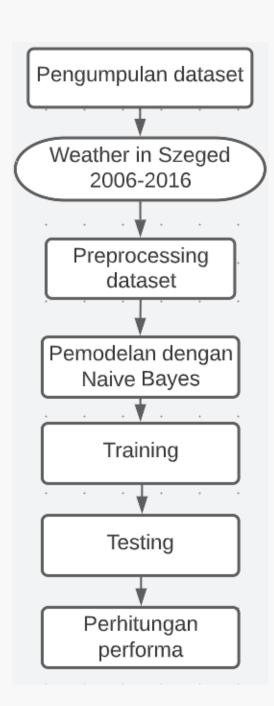




Terdapat empat tahapan yang dilakukan dalam penelitian menggunakan model naive bayes.

- Pengumpulan Dataset
- Pre-processing Dataset
- Pembentukan Model
- Training dan Testing
- Perhitungan Performa

Gambar disamping, disajikan diagram blok alur proses penelitian secara lebih detail.



Gambar 2. Diagram Blok Alur Proses Penelitian Naive Bayes

Pembuatan Model dan Training-Testing

Himpunan data mencakup dua variabel yang di ambil untuk tujuan penelitian ini. Model klasifikasi yang di implementasikan dalam penelitian ini adalah Regresi Linier dari library scikit-learn.

```
#generate data from computer
#Weather in Szeged 2006-2016
weather = pd.read_csv('/Users\Viqram
weather.shape
```

Gambar 3. Jumlah Data dan Fitur Dataset

Jumlah data yang digunakan untuk data training adalah 70% sedangkan sisanya digunakan untuk data testing. Berikut adalah visualisasi data dan fitur dari dataset yang digunakan.

Parameter	Spesifikasi			
CPU	Intel(R) Core(TM) i7-10750H CPU @ 2.60GHz 2.59 GHz			
RAM	16 GB			
Sistem Operasi	Windows 10			
GPU	Intel(R) UHD Graphics			

Gambar 4. Jumlah Data dan Fitur Dataset



(96453, 12)

Fitur-fitur yang ada pada dataset ini

yaitu:

```
Formatted Date
Summary
Precip Type
Temperature (C)
Apparent Temperature (C)
Humidity
Wind Speed (km/h)
Wind Bearing (degrees)
Visibility (km)
Loud Cover
Pressure (millibars)
Daily Summary
```

Gambar 5. Fitur-fitur yang tersedia



MODEL LINEAR REGRESSION

Pengumpulan Dataset

Dataset yang digunakan pada penelitian ini diperoleh dari Kaggle Data. Berisi kumpulan 96453 data cuaca yang berbeda-beda dengan 12 fitur.

Data-data di ambil dari tahun 2006-2016. Pada gambar dibawah, disajikan visualisasi dataset yang di gunakan untuk penelitian ini.

	Temperature (C)	Apparent Temperature (C)	Humidity	Wind Speed (km/h)	Wind Bearing (degrees)	Visibility (km)	Loud Cover	Pressure (millibars)
count	96453.000000	96453.000000	96453.000000	96453.000000	96453.000000	96453.000000	96453.0	96453.000000
mean	11.932678	10.855029	0.734899	10.810640	187.509232	10.347325	0.0	1003.235956
std	9.551546	10.696847	0.195473	6.913571	107.383428	4.192123	0.0	116.969906
min	-21.822222	-27.716667	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.0	0.000000
25%	4.688889	2.311111	0.600000	5.828200	116.000000	8.339800	0.0	1011.900000
50%	12.000000	12.000000	0.780000	9.965900	180.000000	10.046400	0.0	1016.450000
75%	18.838889	18.838889	0.890000	14.135800	290.000000	14.812000	0.0	1021.090000
max	39.905556	39.344444	1.000000	63.852600	359.000000	16.100000	0.0	1046.380000

Gambar 6. Dataset Cuaca di Szeged Tahun 2006-2016



Perhitungan Performa

performa, yang meliputi nilai output y, Sum of Square Errors (SSE), Mean Squared Error (MSE), dan Coefficient y ke-i dengan nilai output y di kuadratkan. of Determination (R^2).

Gambar 5 menunjukkan perhitungan nilai output y. Ini merupakan hasil perhitungan dari penjumlahan bias.

$$\hat{y} = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n$$

Gambar 7. Perhitungan Nilai Output y

Pada tahapan ini, dilakukan proses perhitungan metriks Gambar 6 menunjukkan rumus dari perhitungan dari sum of square errors (SSE) dengan cara mengurangi nilai

$$SSE = \sum_{i=1}^{m} (y_i - (\beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_n x_{ni}))^2$$

for i = 1, 2, ... m.

Gambar 8. perhitungan dari sum of square errors (SSE)



Perhitungan Performa

Gambar 7 menunjukkan rumus dari perhitungan dari Mean Squared Error (MSE) dengan cara membagi hasil SSE dengan nilai m.

$$MSE = \frac{SSE}{m} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} (y_i - \hat{y}_i)^2$$

Gambar 9. Perhitungan dari Mean Squared Error (MSE)

Gambar 8 menunjukkan rumus dari perhitungan dari Coefficient of Determination (R^2) dengan cara SSR dibagi dengan SST. Koefisien determinasi adalah bagian dari total variasi dalam variabel dependen (y) yang dijelaskan oleh variasi dalam variabel independen (x).

$$R^{2} = \frac{SSR}{SST} = \frac{\sum_{i=1}^{m} (\hat{y}_{i} - \bar{y})^{2}}{\sum_{i=1}^{m} (y_{i} - \bar{y})^{2}}$$

Gambar 10. Perhitungan dari Coefficient of Determination (R^2)



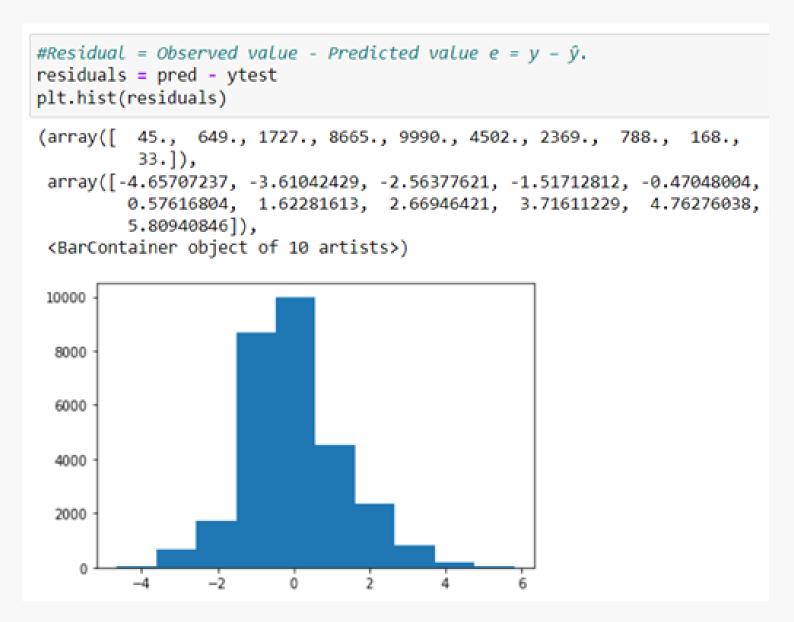
Pada gambar 9 dan 10 disajikan hasil dari nilai y dan Sum of Square Errors (SSE) dengan berbagai variasi output yang telah diuji cobakan. Dari gambar 6 akan menunjukkan seberapa melenceng nilainya. Bagian ini akan menunjukkan angka yang diprediksi dikurangi dengan nilai tes sebenarnya untuk semua poin data.

```
pred = lr.predict(np.array(Xtest).reshape(-1,1))
pred
array([18.64653318, 24.41087388, 19.92543835, ..., 22.97133327, 28.47618597, 14.4452988 ])
```

Gambar 11. Nilai Output y



Sedangkan pada gambar 10 menampilkan data visualisasi menggunakan histogram untuk melihat seberapa "melenceng" per nilainya. Graf dibawah menunjukkan distribusi error. Kebanyakan, nilai yang muncul kurang lebih mendekati 0.



Gambar 12. Visualisasi hasil Sum of Square Errors (SSE)



Pada gambar 11 disajikan hasil dari Mean Squared Error (MSE)

```
mse = mean_squared_error(ytest, pred)
print("MSE: ", mse)
```

MSE: 1.685483333321293

Gambar 13. Hasil Mean Squared Error (MSE)



Kemudian pada gambar 12 menunjukkan hasil dari Coefficient of Determination (R^2)

```
Xtest2d = Xtest.values.reshape(-1,1)
pred2d = pred.reshape(-1,1)
r2 = lr.score(Xtest2d, pred2d)
print("R^2: ", r2)
R^2: 1.0
```

Gambar 14. Hasil Coefficient of Determination (R^2)



MODEL GAUSSIAN NAIVE BAYES

Pengumpulan Dataset dan Preprocessing

Dataset yang digunakan pada penelitian ini diperoleh dari Kaggle Data. Berisi kumpulan 96453 data cuaca yang berbeda-beda dengan 12 fitur.

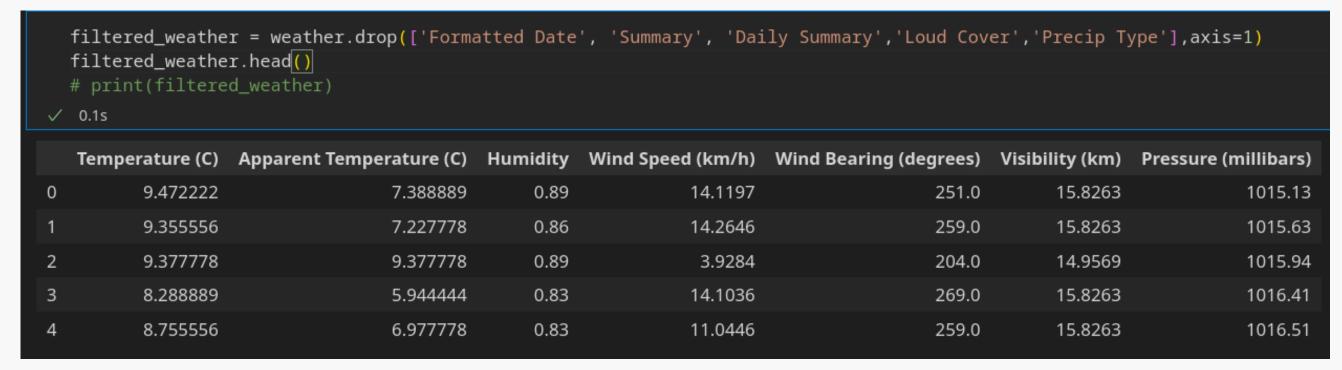
Agar dapat digunakan pada model naive bayes ini, dataset harus dibersihkan dari nilai yang mengandung NaN/null, pada kasus ini, kolom "Percip Type" memiliki beberapa nilai null.

Gambar 15. Dataset Cuaca di Szeged Tahun 2006-2016 yang telah digantikan nilai null



Preprocessing lanjutan

Agar dapat digunakan pada model naive bayes ini, dataset harus dibersihkan dari segala fitur yang tidak dibutuhkan sehingga terbentuk seperti yang ditunjuk pada gambar 14



Gambar 16. Dataset Cuaca di Szeged Tahun 2006-2016 yang telah di filter



Preprocessing lanjutan

Pada tahap ini, akan dihitung probabilitas terpilihnya suatu keputusan satu variabel memiliki nilai tertentu. Jika ingin menentukan probabilitas total maka harus dikalikan hasil probabilitas semua variabelnya

$$P(x_i | y = c_k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{c_k}} \exp\left(-\frac{\left(x_i - \mu_{c_k}\right)^2}{2\sigma_{c_k}^2}\right)$$

Gambar 17. Rumus Gaussian Naive Bayes

PADA VARIABEL PERCIPITATION TYPE

Pada pengategorian variabel Percipitation Type, kita akan mengodekan setiap nilai string yang ada menjadi integer sehingga bisa dikenali dan diproses oleh library

Gaussian Naive Bayes

Gambar 18. Mengodifikasi Percipitation Type sehingga berbentuk angka

Setelah melakukan pengkodean dan membagi data mana saja yang menjadi test dan train, maka akan diproses perhitungannya menggunakan gnb.fit dan gnb.predict. Kemudian akan dihitung

keakurasian prediksi tersebut

Gambar 18. Menghitung Gaussian Naive Bayes dan mengevaluasi keakurasiannya

Kemudian, cari hubungan nilai antara variabel-variabel yang ada dengan Percipitation Type untuk mengetahui seberapa berat suatu variabel mempengaruhi hasil.

Gambar 18. Menghitung korelasi antara semua variable dengan Percipitation Type

PADA VARIABEL SUMMARY

Prosesnya mirip dengan Percipitation Type

```
from sklearn.model_selection import train_test_split
   import pandas as pd
   weathernp = filtered_weather.to_numpy()
   sumnp = weather['Summary'].to_numpy()
   print(sumnp)
   unique, codedsumnp = np.unique(sumnp, return_inverse=True)
   print(codedsumnp)

/ 0.1s

['Partly Cloudy' 'Partly Cloudy' 'Mostly Cloudy' ... 'Partly Cloudy'
   'Partly Cloudy' 'Partly Cloudy']
   [19 19 17 ... 19 19 19]
```

Gambar 19. Mengodifikasi Summary sehingga berbentuk angka

Gambar 20. Menghitung Gaussian Naive Bayes dan mengevaluasi keakurasiannya

```
for i in filtered_weather.columns:
    print(f'Correlation between {i} and Summary class: {np.corrcoef(filtered_weather[i],codedsumnp)[0,1]}')

**Correlation between Temperature (C) and Summary class: 0.14665786200070272

**Correlation between Apparent Temperature (C) and Summary class: 0.1427599640477488

**Correlation between Humidity and Summary class: -0.1131189013693148

**Correlation between Wind Speed (km/h) and Summary class: 0.004258204806493935

**Correlation between Wind Bearing (degrees) and Summary class: 0.022789295754500855

**Correlation between Visibility (km) and Summary class: 0.14013793260842594

**Correlation between Pressure (millibars) and Summary class: 0.14340454200198202
```

Gambar 18. Menghitung korelasi antara semua variable dengan Summary

```
rray = array();
mysqli_fetch_assoc($result);
ctAnswer = $row['Correct'];
rray['A'] = $row['Anum']:
rrav['B'] = $row['Bnum'];
Array['Correct'] = $correctAnswer;
:Array['Answer'] = rtrim($row[$correctAnswer], ".");
Array['Query'] = "SELECT * FROM TechTerms N
tArray['Error'] = 'Quiz load query failed';
rn ŚdistArrav:
```

Kesimpulan

Hasil analisis menunjukkan bahwa ada hubungan yang signifikan antara variabel cuaca dengan variabel independen lainnya, sehingga dapat digunakan untuk memprediksi perubahan cuaca di Szeged. Kemudian dari pengujian dataset dengan menggunakan model Regresi Linier mendapatkan hasil yang sempurna pada Coefficient of Determination (R^2) = 1.0 sedangkan pada Mean Squared Error (MSE) = 1.68548. Selain menggunakan model Regresi Linear, prediksi cuaca dapat dilakukan menggunakan model Gaussian Naive Bayes. Pada variabel percipitation type, dapat diprediksi secara akurat akan memiliki jenis hujan yang seperti apa. Namun, pada variabel Summary, tidak dapat diprediksi secara akurat dikarenakan banyaknya value yang ada untuk model yang terbatas.

Dengan demikian model regresi linier dan gaussian naive bayes menggunakan variabel percipitation type cukup akurat memprediksi perubahan cuaca di Szeged.

Terima Kasih.

Apakah ada pertanyaan?

