Evaluasi Model

Ali Akbar Septiandri

Universitas Al-Azhar Indonesia

aliakbars@live.com

April 15, 2018

Selayang Pandang

1. Ulasan
2. Generalisasi
3. Optimasi Model dari Dataset
4. Metrik Evaluasi

Bahan Bacaan

1. VanderPlas, J. (2016). Python Data Science Handbook. O'Reilly Media. https://jakevdp.github.io/PythonDataScienceHandbook/05.03-hyperparameters-and-model-validation.html
2. Le Calonnec, Y. (October 2017). CS229 Bias-Variance and Error Analysis. http://cs229.stanford.edu/section/error-analysis.pdf

Ulasan

Minggu lalu...

- Regresi linear
- *Sum of squared error* dari *log likelihood*
- Transformasi fitur dan regularisasi
- Regresi logistik dan *gradient descent*

Simak video ini:
Lecture 9 - CS229 Machine Learning (Stanford)

Generalisasi

Generalisasi Error

- Tujuan kita adalah menghasilkan model yang dapat bekerja baik pada **semua data**
- Tidak mungkin mendapatkan semua data
- Solusi: Gunakan **data latih** dan **data uji**

Generalisasi Error

- *Training data:* $\{x_i, y_i\}$
- *Future data:* $\{x_i, ?\}$
- Target: Model bekerja baik pada future data

Mengapa?

Overfitting

- Model terlalu kompleks, terlalu fleksibel
- Mengenali dan memasukkan *noise* dari dalam data latih ke dalam model
- Mengenali pola yang *tidak akan muncul lagi*

Overfitting: Definisi

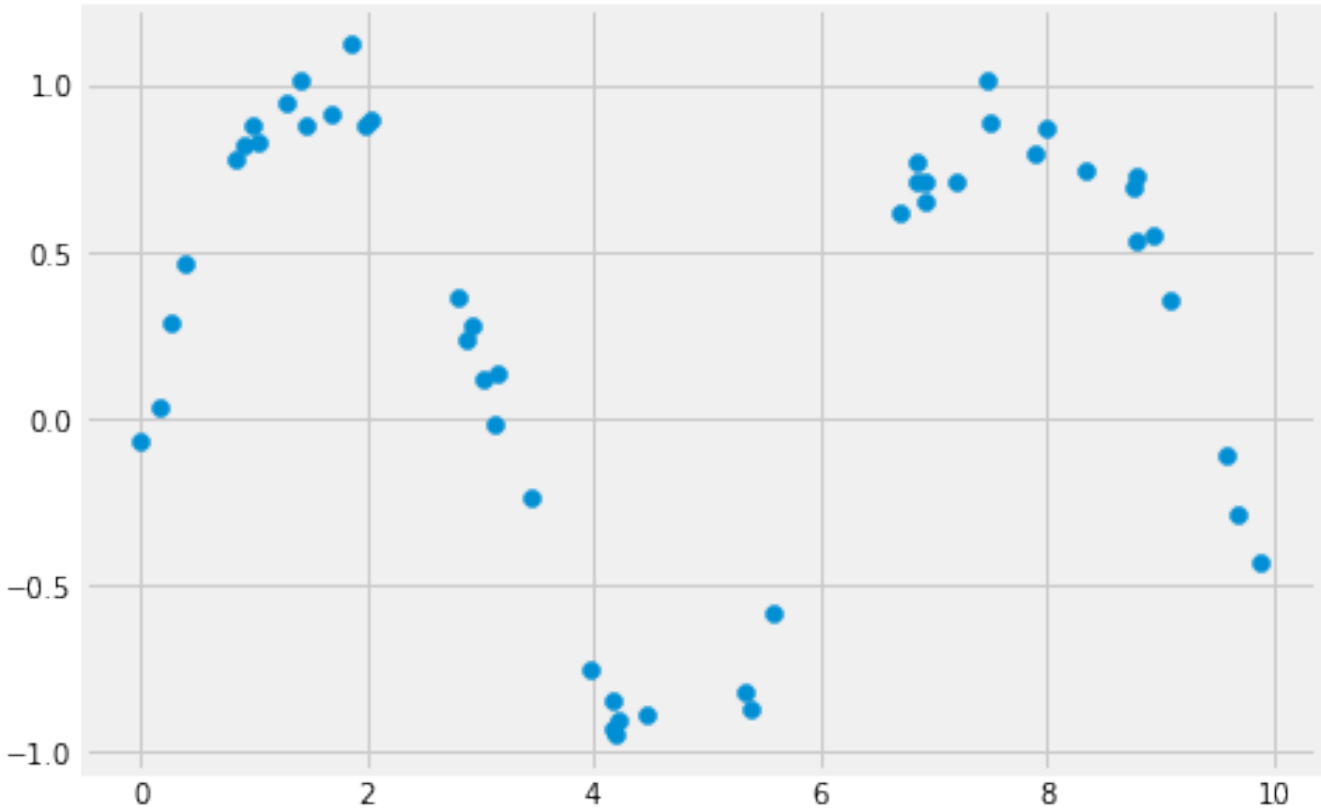
Model F dikatakan *overfitting* jika:

1. kita dapat menemukan model lain F'
2. dengan error lebih besar pada data latih: $E_{train}(F') > E_{train}(F)$
3. tetapi error lebih kecil pada data uji: $E_{gen}(F') < E_{gen}(F)$

Underfitting

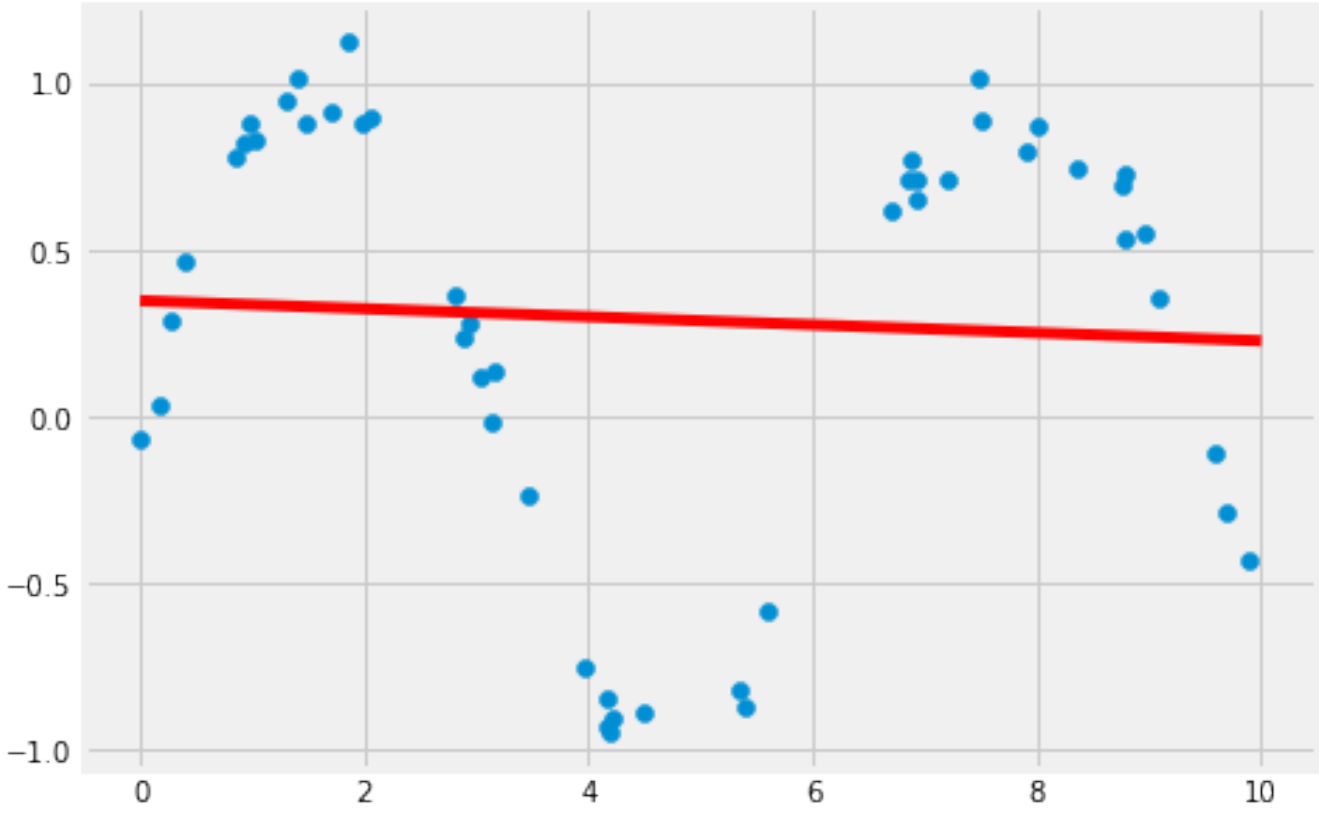
- Model terlalu kaku, terlalu simpel
- Tidak berhasil menemukan pola yang penting
- Masih ada model yang bisa menghasilkan E_{train} dan E_{gen} lebih rendah

Contoh pada Regresi



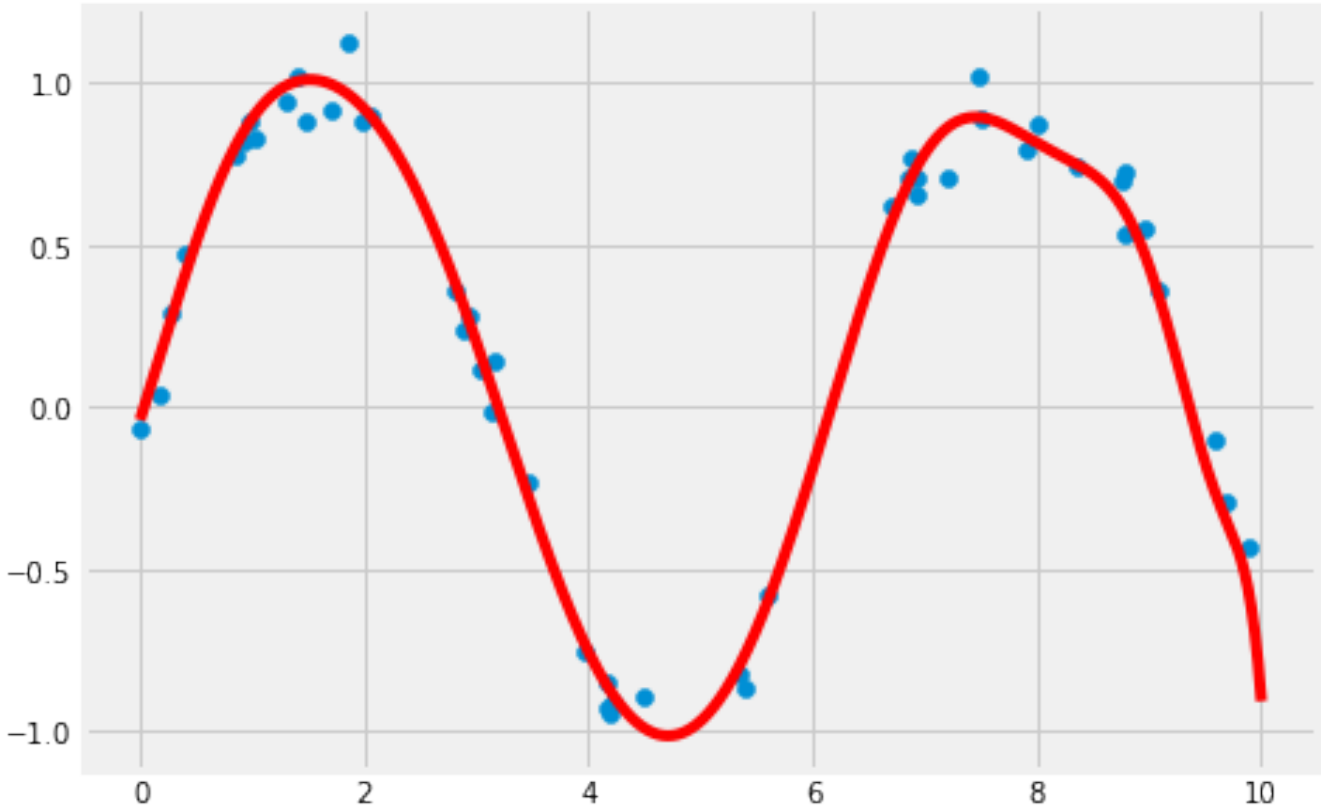
Gambar: Bagaimana kira-kira hasil regresi pada data seperti ini?

Contoh pada Regresi



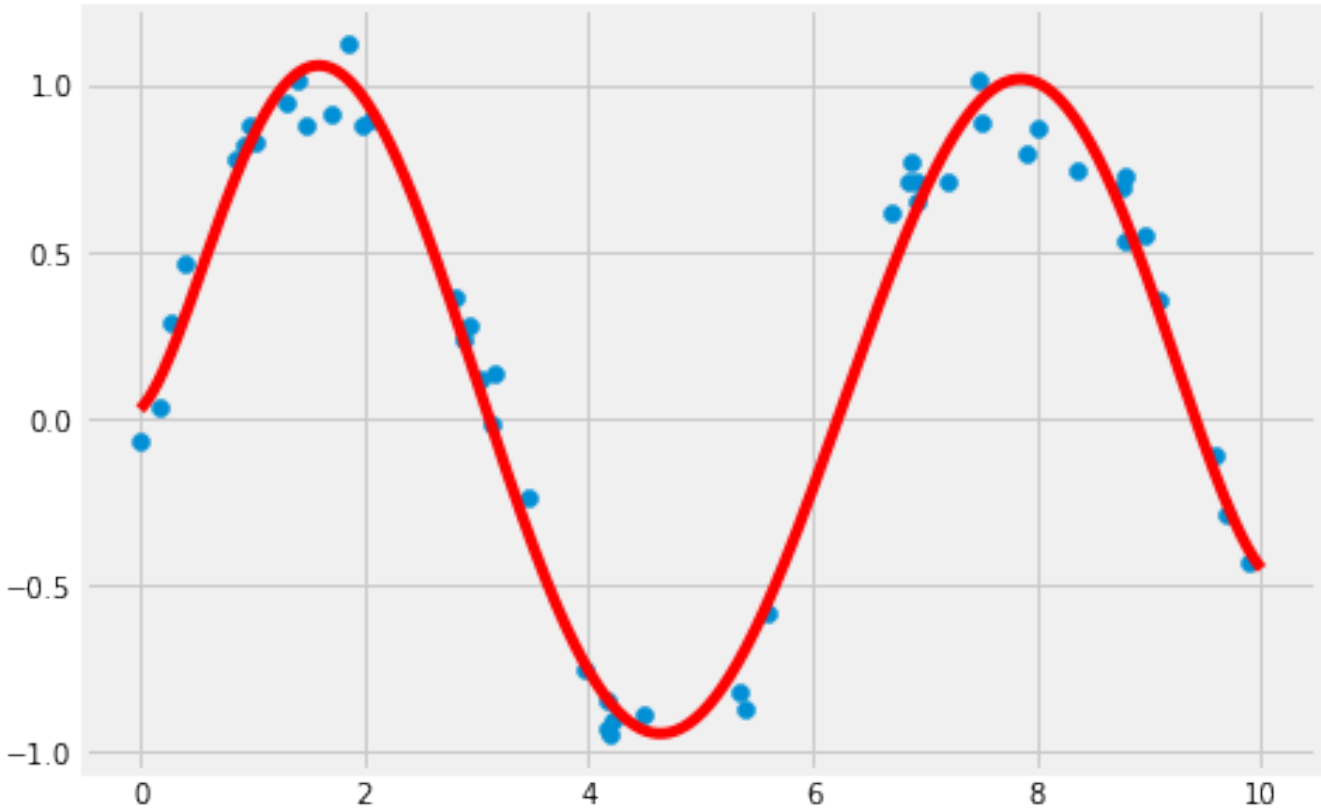
Gambar: Regresi polinomial dengan $p = 1$ (linear)

Contoh pada Regresi



Gambar: Regresi polinomial dengan $p = 15$

Contoh pada Regresi



Gambar: Regresi polinomial dengan $p = 7$

Fleksibilitas Prediktor

- Setiap dataset perlu prediktor dengan fleksibilitas yang berbeda, tergantung kesulitannya dan data yang tersedia

Fleksibilitas Prediktor

- Setiap dataset perlu prediktor dengan fleksibilitas yang berbeda, tergantung kesulitannya dan data yang tersedia
- Diperlukan kenop untuk mengubah fleksibilitasnya, e.g.
  - regresi: orde polinomial
  - NB: jumlah atribut, ϵ
  - k-NN: nilai k

Fleksibilitas Prediktor

- Setiap dataset perlu prediktor dengan fleksibilitas yang berbeda, tergantung kesulitannya dan data yang tersedia
- Diperlukan kenop untuk mengubah fleksibilitasnya, e.g.
  - regresi: orde polinomial
  - NB: jumlah atribut, ϵ
  - k-NN: nilai k
- Idenya, memutar kenop tersebut untuk menghasilkan error yang rendah secara umum

Error Latihan vs General

- Error latihan:

$$E_{train} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} error(f_D(\mathbf{x}_i), y_i)$$

- Error general:

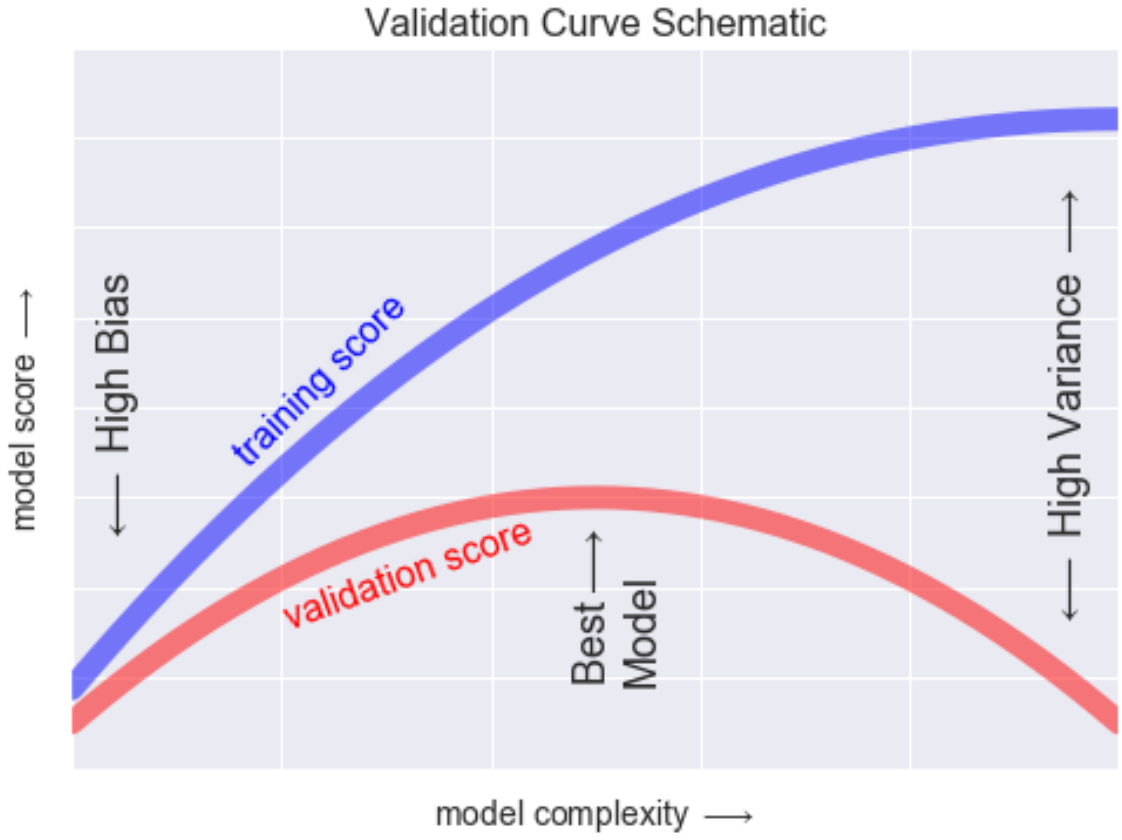
$$E_{gen} = \int error(f_D(\mathbf{x}), y) p(y, \mathbf{x}) d\mathbf{x}$$

- Kita hanya tahu jangkauan dari $\{x, y\}$

Estimasi nilainya dengan

$$E_{test} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} error(f_D(\mathbf{x}_i), y_i)$$

Bias-Variance Trade-off



Gambar: Perubahan nilai *metric* sesuai dengan kompleksitas model

Contoh Kasus

Dalam regresi linear:

- Apa yang harus diubah pada model untuk mengurangi bias?

Contoh Kasus

Dalam regresi linear:

- Apa yang harus diubah pada model untuk mengurangi bias?
- Bagaimana dengan variansi?

Contoh Kasus

Dalam regresi linear:

- Apa yang harus diubah pada model untuk mengurangi bias?
- Bagaimana dengan variansi?
- Pada dataset yang mana modelnya harus kita evaluasi?

Optimasi Model dari Dataset

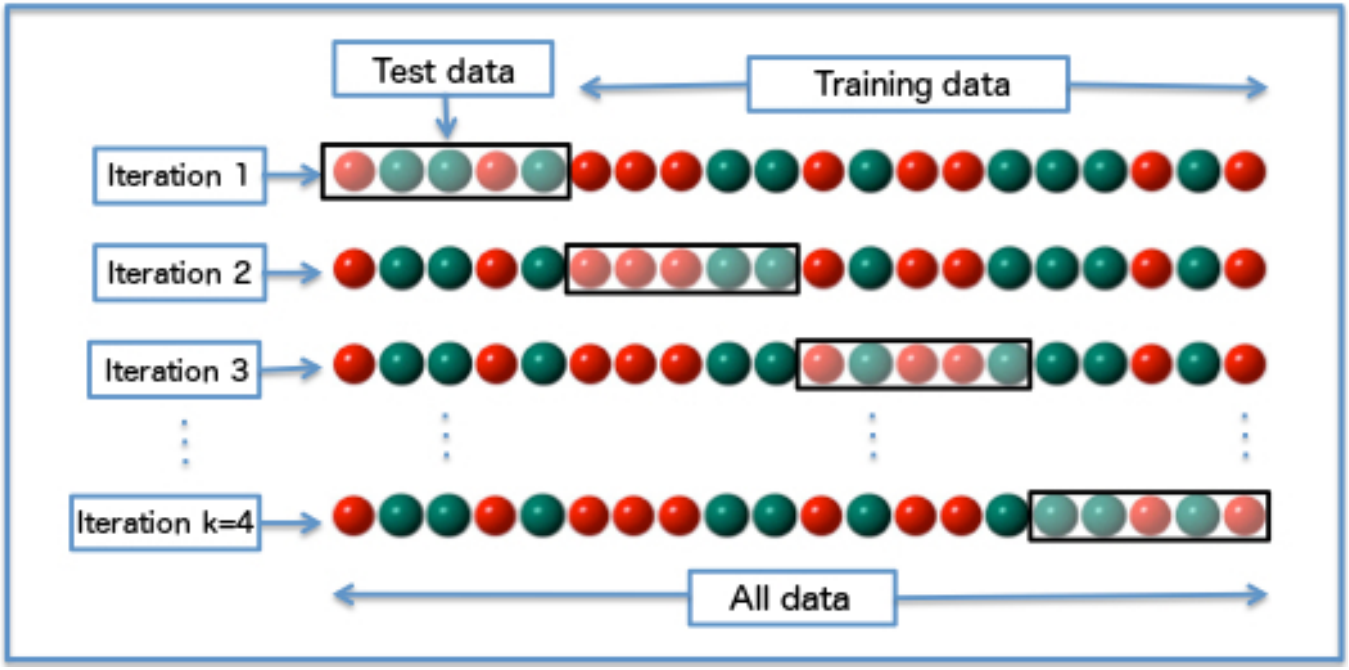
Training, Validation, Testing sets

- **Data latih**: konstruksi *classifier*
- **Data validasi**: memilih algoritma dan *parameter tuning*
- **Data uji**: mengestimasi *error rate* secara umum
- Catatan: Bagi datanya secara acak!

Cross-validation

- Datanya kadang tidak cukup banyak untuk dibagi!
- Ide: latih dan uji secara bergantian
- Umumnya: 10-fold cross-validation

Cross-validation



Gambar: 4-fold cross-validation

Leave-one-out

n-fold cross-validation

Pros

Menghasilkan *classifier* terbaik

Cons

- Ongkos komputasi tinggi
- Kelas tidak seimbang $\rightarrow$ *stratification*

Metrik Evaluasi

Unbalanced Dataset

- e.g. Prediksi apakah akan terjadi gempa atau tidak!

Unbalanced Dataset

- e.g. Prediksi apakah akan terjadi gempa atau tidak!
- Jika selalu diklasifikan sebagai “tidak”, akurasi akan maksimal, error akan minimal.

Unbalanced Dataset

- e.g. Prediksi apakah akan terjadi gempa atau tidak!
- Jika selalu diklasifikan sebagai “tidak”, akurasi akan maksimal, error akan minimal.
- Solusi: Gunakan metrik lain

Misses & False Alarms

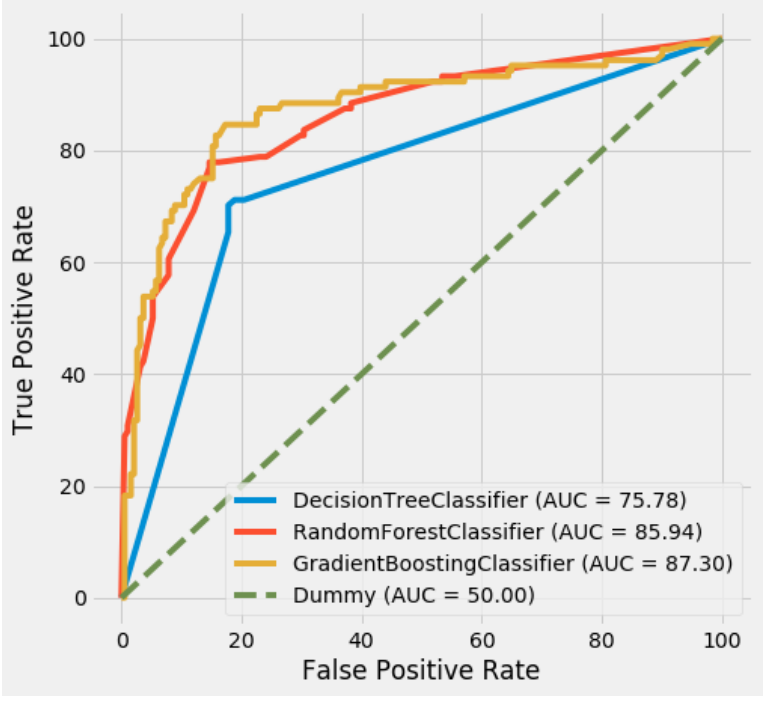
- False Alarm rate = False Positive rate = $FP/(FP + TN)$
- Miss rate = False Negative rate = $FN/(TP + FN)$
- Recall = True Positive rate = Sensitivity = $TP/(TP + FN)$
- Precision = $TP/(TP + FP)$
- Specificity = $1 - FPR = TN/(TN + FP)$
- Harus dilaporkan berpasangan!

Utility & Cost

- Terkadang perlu satu angka untuk pembanding antarmodel
- **Detection cost**: $cost = c_{FP} \times FP + c_{FN} \times FN$
- **F-measure**: $F_1 = 2 \times \frac{precision \times recall}{precision + recall}$

ROC Curves

Receiver Operating Characteristic: TPR vs FPR dengan perubahan *threshold*



Menghitung Area Under the Curve (AUC) sebagai pengganti akurasi

Metrik pada Regresi

- Mean Absolute Error (MAE) dan variasinya

$$MAE = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}|y_i - \hat{y}_i|$$

- Mean Squared Error (MSE) dan variasinya

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

- $R^2 = 1 - \frac{SS_{res}}{SS_{tot}} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{N}(y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{N}(y_i - \bar{y})^2}$

Kapan kita menggunakan MSE, kapan MAE?

Terima kasih