Evaluasi Model

Ali Akbar Septiandri

Universitas Al-Azhar Indonesia

aliakbars@live.com

April 3, 2020

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`
3. Ng, A. (2019). CS229 Lecture notes: Regularization and model selection. `http://cs229.stanford.edu/notes2019fall/cs229-notes5.pdf`

Ulasan

Materi sebelumnya...

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

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

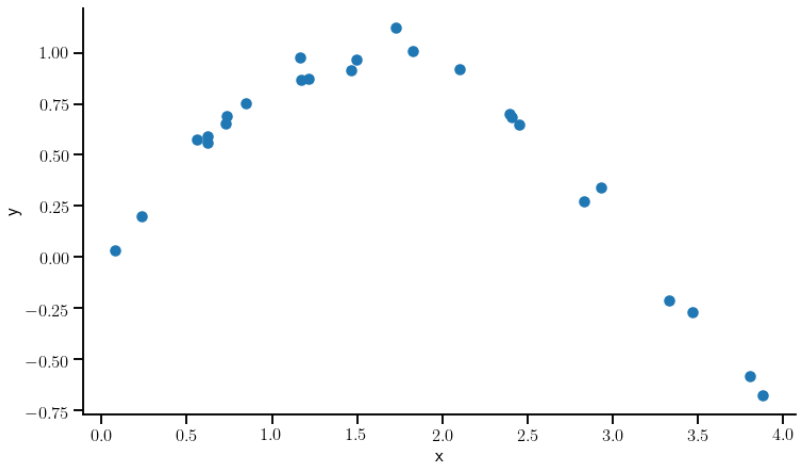
Model F dikatakan *overfitting* jika:

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

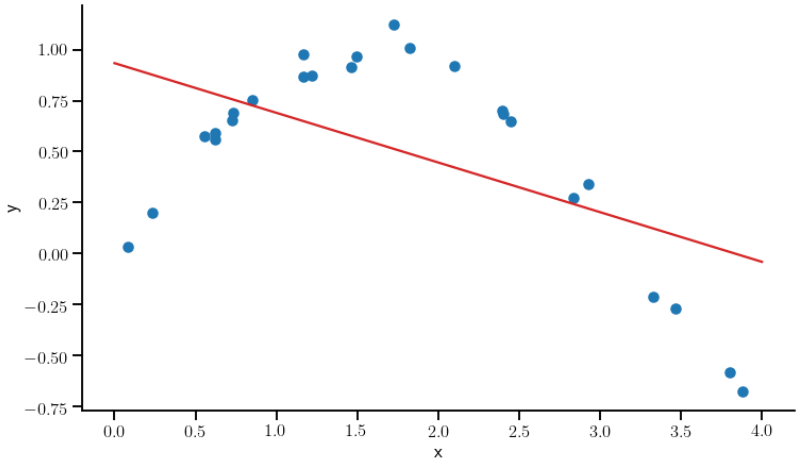
- Model terlalu kaku, terlalu simpel
- Tidak berhasil menemukan pola yang penting
- Masih ada model yang bisa menghasilkan E_{train} dan E_{gen} lebih rendah

Contoh pada Regresi



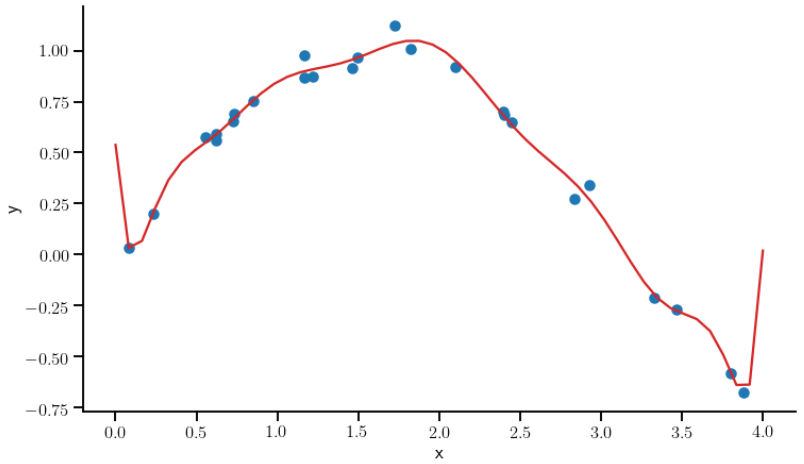
Gambar: Bagaimana kira-kira hasil regresi pada data seperti ini?

Contoh pada Regresi



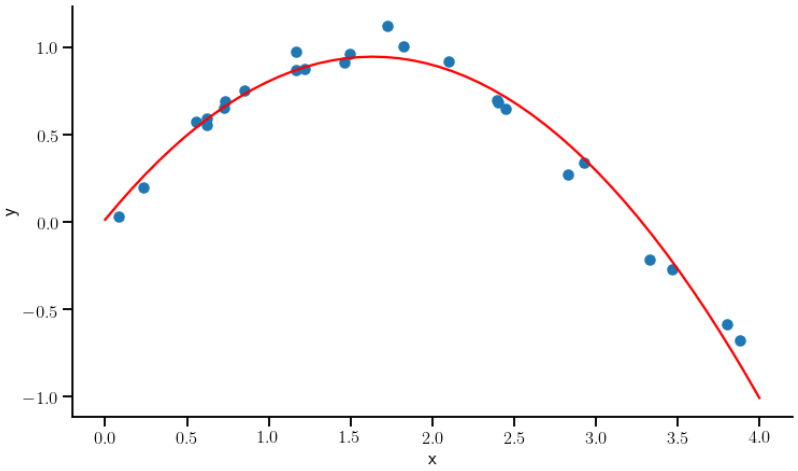
Gambar: Regresi polinomial dengan $p = 1$ (linear)

Contoh pada Regresi



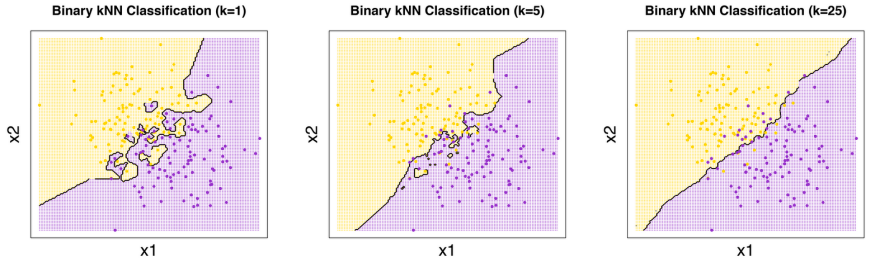
Gambar: Regresi polinomial dengan $p = 12$

Contoh pada Regresi



Gambar: Regresi polinomial dengan $p = 2$

Contoh pada Klasifikasi



Gambar: Batas klasifikasi berubah seiring dengan perubahan nilai k (DeWilde, 2012)

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:

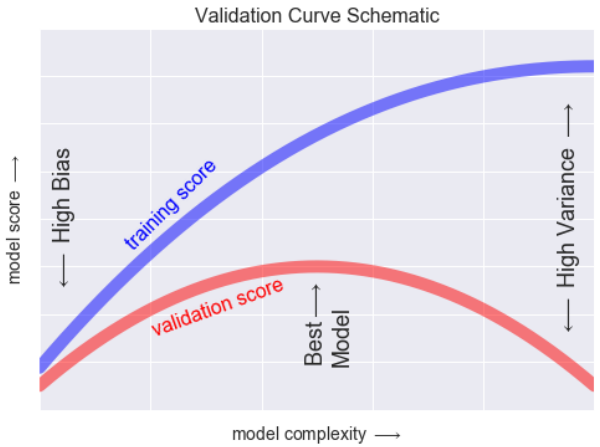
$$E_{gen} = \int error(f_D(\mathbf{x}), y) p(y, \mathbf{x}) d\mathbf{x}$$

- 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?
- Bagaimana dengan variansi?
- Pada dataset yang mana modelnya harus kita evaluasi?

Optimasi Model dari Dataset

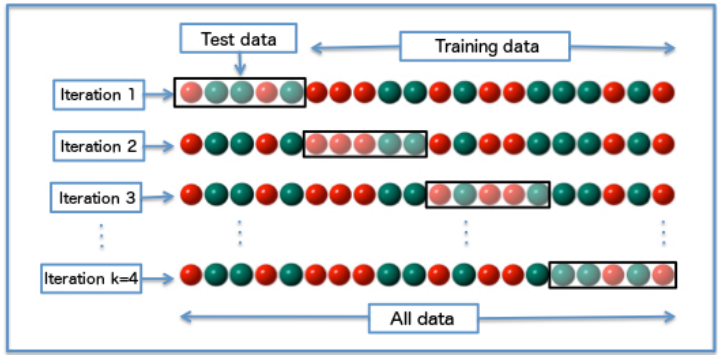
Training, Validation, Testing sets

- **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: melatih model n kali
- Kelas tidak seimbang: untuk data terduplikasi, 1NN menghasilkan 0% error

Metrik Evaluasi

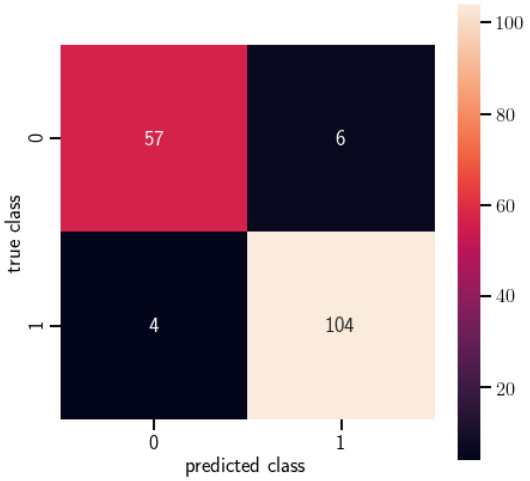
Unbalanced Dataset

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

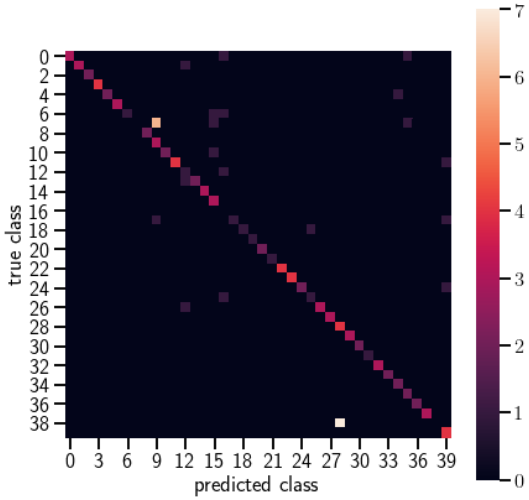
Misses & False Alarms

- 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!

Confusion Matrix



Confusion Matrix - Multiclass

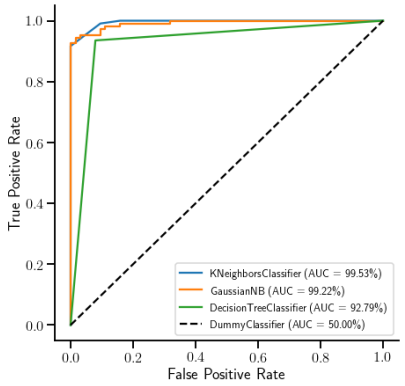


Utility & Cost

- 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

Contoh

Asumsikan Anda mempunyai 4 contoh dengan kelas positif (+1) dan 8 contoh dengan kelas negatif (-1). Anggaplah bahwa Anda menggunakan model yang menghasilkan nilai probabilistik $p(y = +1|\mathbf{x})$. Model dari data latih mendapatkan **probabilitas** sebagai berikut untuk masing-masing contoh dalam kedua kelas yang ada:

- $y = +1$: $\{0.9, 0.4, 0.7, 0.8\}$
- $y = -1$: $\{0.1, 0.7, 0.2, 0.3, 0.2, 0.5, 0.3, 0.6\}$

Gambarkan ROC curves dengan menggunakan nilai-nilai batas (*threshold*) berikut: 0.00, 0.25, 0.45, 0.65, 1.00! (UTS Pengenalan Pola 2018)

Contoh (Lanjutan)

Gambarkan ROC curves dengan menggunakan nilai-nilai batas (*threshold*) berikut: 0.00, 0.25, 0.45, 0.65, 1.00! (UTS Pengenalan Pola 2018)

- $y = +1$: $\{0.9, 0.4, 0.7, 0.8\}$
- $y = -1$: $\{0.1, 0.7, 0.2, 0.3, 0.2, 0.5, 0.3, 0.6\}$

Kapan kita menggunakan MSE, kapan MAE?

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

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

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

Metrik Lainnya

- **Statistical models:** R^2, Akaike information criterion (AIC), widely applicable information criterion (WAIC)
- **Information retrieval:** precision@K, mean average precision (MAP), normalized discounted cumulative gain (NDCG)
- **Text summarization:** BLEU ($\approx$ precision), ROUGE ($\approx$ recall)
- **Biometric:** false match rate (FMR), false non-match rate (FNMR)

Terima kasih