

Decision Trees

Ali Akbar Septiandri

Universitas Al-Azhar Indonesia

aliakbars@live.com

March 20, 2017

Selayang Pandang

- 1 Pendahuluan
- 2 Menghitung Ketakmurnian
- 3 Evaluasi
- 4 Evaluasi (Lanjutan)
Validasi dan Pengujian
Di Luar Akurasi

Bahan Bacaan

- ① Witten, I. H., Frank, E., Hall, M. A., & Pal, C. J. (2016). Data Mining: Practical machine learning tools and techniques. Morgan Kaufmann. (Chapter 6. Trees and rules)
- ② Murphy, K. P. (2012). Machine learning: a probabilistic perspective. MIT press. (Chapter 16. Adaptive basis function models)
- ③ Tan, P. N. (2006). Introduction to data mining. Pearson Education India. (Chapter 4. Classification)
- ④ Besbes, A. (2016, August 10). How to score 0.8134 in Titanic Kaggle Challenge [Blog post]. Retrieved from <http://ahmedbesbes.com/how-to-score-08134-in-titanic-kaggle-challenge.html>

Pendahuluan

Data Cuaca

Outlook	Temp	Humidity	Windy	Play
Sunny	Hot	High	False	No
Sunny	Hot	High	True	No
Overcast	Hot	High	False	Yes
Rainy	Mild	High	False	Yes
Rainy	Cool	Normal	False	Yes
Rainy	Cool	Normal	True	No
Overcast	Cool	Normal	True	Yes
Sunny	Mild	High	False	No
Sunny	Cool	Normal	False	Yes
Rainy	Mild	Normal	False	Yes
Sunny	Mild	Normal	True	Yes
Overcast	Mild	High	True	Yes
Overcast	Hot	Normal	False	Yes
Rainy	Mild	High	True	No

Prediksi apakah John akan bermain tenis

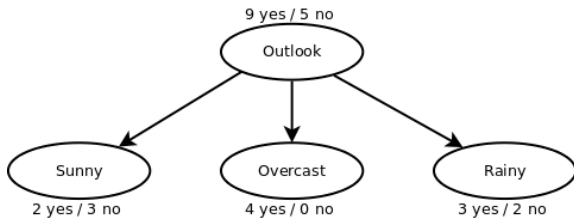
Divide & Conquer

- 1 Bagi menjadi subsets
- 2 Apakah pembagiannya murni (semua “ya” atau semua “tidak”)?
- 3 Jika ya, berhenti
- 4 Jika tidak, bagi lagi (rekursif)

Data Cuaca

Outlook	Temp	Humidity	Windy	Play
Sunny	Hot	High	False	No
Sunny	Hot	High	True	No
Overcast	Hot	High	False	Yes
Rainy	Mild	High	False	Yes
Rainy	Cool	Normal	False	Yes
Rainy	Cool	Normal	True	No
Overcast	Cool	Normal	True	Yes
Sunny	Mild	High	False	No
Sunny	Cool	Normal	False	Yes
Rainy	Mild	Normal	False	Yes
Sunny	Mild	Normal	True	Yes
Overcast	Mild	High	True	Yes
Overcast	Hot	Normal	False	Yes
Rainy	Mild	High	True	No

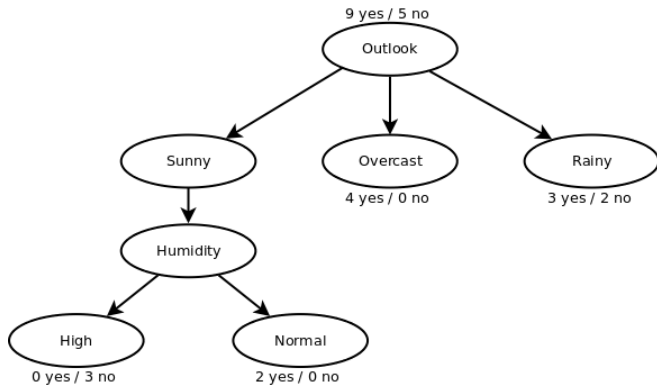
Pohon Keputusan



Data Cuaca

Outlook	Temp	Humidity	Windy	Play
Sunny	Hot	High	False	No
Sunny	Hot	High	True	No
Sunny	Mild	High	False	No
Sunny	Cool	Normal	False	Yes
Sunny	Mild	Normal	True	Yes

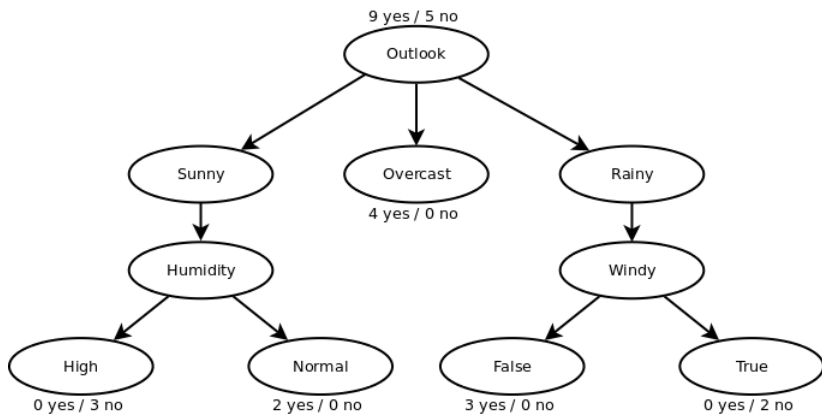
Pohon Keputusan



Data Cuaca

Outlook	Temp	Humidity	Windy	Play
Rainy	Mild	High	False	Yes
Rainy	Cool	Normal	False	Yes
Rainy	Cool	Normal	True	No
Rainy	Mild	Normal	False	Yes
Rainy	Mild	High	True	No

Pohon Keputusan



Atribut Pembagi

- Bagaimana menghitung “kemurnian” dari hasil pembagian?
- Bagaimana kalau tidak ada hasil yang langsung murni?
- Atribut mana yang harus didahulukan?

Menghitung Ketakmurnian

Entropy

Formula

$$H(S) = -p_{(+)} \log_2 p_{(+)} - p_{(-)} \log_2 p_{(-)}$$

dengan S adalah subset dan $p_{(+)}$ dan $p_{(-)}$ adalah persentase (probabilitas) contoh positif atau negatif di subset S

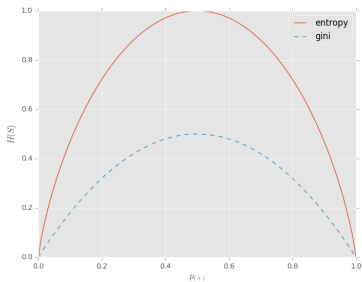
Generalisasi

$$H(S) = - \sum_c p_c \log_2 p_c$$

Interpretasi

Asumsikan $X \in S$. Berapa *bits* yang dibutuhkan untuk menentukan X bernilai positif atau negatif?

Entropy



Dua contoh kasus:

- Impure (3 yes / 3 no)

$$H(S) = -\frac{3}{6}\log_2\frac{3}{6} - \frac{3}{6}\log_2\frac{3}{6} = 1$$

- Pure (4 yes / 0 no)

$$H(S) = -\frac{4}{4}\log_2\frac{4}{4} - \frac{0}{4}\log_2\frac{0}{4} = 0$$

Catatan: $0\log_2 0 = 0$ pada perhitungan entropy

Gini Impurity

Formula

$$Gini(S) = 1 - \sum_c p_c^2$$

- Digunakan dalam algoritma *classification and regression tree* (CART)
- Interpretasi: Seberapa sering suatu objek akan salah diklasifikasikan jika dilakukan klasifikasi acak

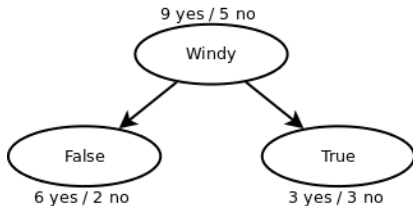
Information Gain

- Kita ingin sebanyak-banyaknya objek dalam *pure sets*
- Melihat perbedaan entropy sebelum dan sesudah dilakukan pemisahan

$$Gain(S, A) = H(S) - \sum_{V \in Values(A)} \frac{|S_V|}{|S|} H(S_V)$$

dengan V adalah nilai yang mungkin dari A dan S_V adalah subset di mana $X_A = V$

Contoh Information Gain



$$H(S) = 0.94, H(S_{False}) = 0.81, H(S_{True}) = 1.0$$

$$Gain(S, Windy) = 0.94 - \frac{8}{14}0.81 - \frac{6}{14}1.0 = 0.049$$

Masalah dengan Information Gain

- Bias terhadap atribut dengan nilai yang banyak
- Tidak dapat berfungsi untuk nilai atribut yang baru
- Solusi: Paksa *binary splits* (CART), atau
- Gunakan GainRatio (C4.5)

$$SplitEntropy(S, A) = - \sum_{V \in Values(A)} \frac{|S_V|}{|S|} \log_2 \frac{|S_V|}{|S|}$$

$$GainRatio(S, A) = \frac{Gain(S, A)}{SplitEntropy(S, A)}$$

untuk memberikan penalti untuk atribut dengan nilai yang banyak

Atribut Kontinu

- Intinya, hanya perlu menentukan *threshold*

Atribut Kontinu

- Intinya, hanya perlu menentukan *threshold*
- Masalahnya, perbandingan tiap elemen dengan tiap elemen lainnya akan menghasilkan kompleksitas $O(n^2)$

Atribut Kontinu

- Intinya, hanya perlu menentukan *threshold*
- Masalahnya, perbandingan tiap elemen dengan tiap elemen lainnya akan menghasilkan kompleksitas $O(n^2)$
- Solusi: Urutkan (kompleksitas $O(n \log n)$), lalu ambil titik tengah antara tiap dua nilai

Evaluasi

Error & Akurasi

Setiap hasil klasifikasi akan menghasilkan suatu *confusion matrix*

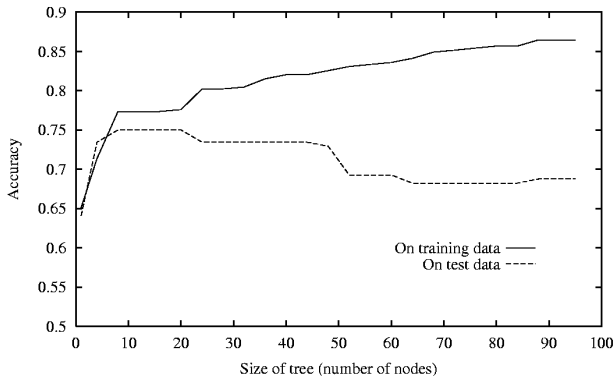
	Ya	Tidak
Ya	TP	FN
Tidak	FP	TN

$$Error = \frac{FP+FN}{TP+TN+FP+FN}$$

$$Akurasi = (1 - error) = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$$

Bagaimana cara meminimalkan error
(memaksimalkan akurasi)?

Overfitting



Gambar : Overfitting pada decision trees (Mitchell, 1997)

Menghindari Overfitting

- Hentikan pemisahan saat perubahannya tidak signifikan (*pre-pruning*)

Menghindari Overfitting

- Hentikan pemisahan saat perubahannya tidak signifikan (*pre-pruning*)
- Pisahkan sampai akhir, lalu potong pohonnya (*post-pruning*)
- *Sub-tree replacement pruning* (Witten, et al., 2016; 6.1)

Occam's Razor

Definisi

Given two models with the same generalization errors, the simpler model is preferred over the more complex model.

Random Forest

- Membuat K pohon keputusan yang berbeda:
 - memilih subset acak S_r
 - membuat pohon keputusan penuh T_r (tanpa *pruning*)
 - repetisi untuk $r = 1 \dots K$
- Jika diberikan data baru X :
 - klasifikasi dengan setiap pohon $T_1 \dots T_K$
 - Gunakan *majority vote*
 - Alternatif: *weighted average*
- Salah satu metode yang paling efektif (*state-of-the-art*)

XGBoost (non-examinable)

Chen, T., & Guestrin, C. (2016, August). XGBoost: A scalable tree boosting system. In Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (pp. 785-794). ACM.

Pros & Cons

Pros

- mudah diinterpretasi
- dapat menangani *missing value*
- sangat cepat saat klasifikasi data baru

Cons

- pembagian hanya sejajar sumbu
- *greedy*, mungkin tidak mencapai solusi optimal global

Evaluasi (Lanjutan)

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

Leave-one-out

n-fold cross-validation

Pros

Menghasilkan *classifier* terbaik

Cons

- Ongkos komputasi tinggi
- Kelas tidak seimbang → *stratification*

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 diklasifikasikan sebagai “tidak”, akurasi akan maksimal, error akan minimal.
- Solusi: Gunakan metrik lain

Misses & False Alarms

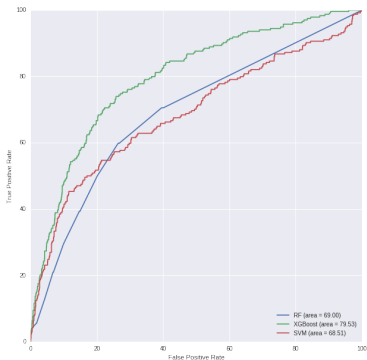
- False Alarm rate = False Positive rate = $FP/(FP + TN)$
- Miss rate = False Negative rate = $FN/(TP + FN)$
- Recall = True Positive rate = Sensitivity = $TP/(TP + FN)$
- Precision = $TP/(TP + FP)$
- Specificity = $1 - FPR = TN/(TN + FP)$
- Harus dilaporkan berpasangan!

Utility & Cost

- Terkadang perlu satu angka untuk pembandingan 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

Terima kasih