# PENGENALAN POLA PENDAHULUAN

Ali Akbar Septiandri

Universitas Al-Azhar Indonesia aliak bars@live.com

February 21, 2020

#### SELAYANG PANDANG

1 Administrasi Tentang Perkuliahan Referensi

2 Pembelajaran Mesin & Pengenalan Pola Definisi

3 Tugas dalam Machine Learning

Klasifikasi Regresi Supervised Learning Clustering Representasi Data

### Administrasi

#### MATA KULIAH TERKAIT

#### Prerequisites

- Statistika & Probabilitas, e.g. distribusi normal, ekspektasi
- Aljabar Linear, e.g. vektor dan nilai eigen, perkalian matriks
- Kalkulus, e.g. diferensial, integral
- Kecerdasan Buatan

#### Paralel/Saran/Lanjutan

- Data/Text Mining
- Soft Computing

#### Aturan Perkuliahan

- Materi bisa dilihat di https://uai.aliakbars.id/mlpr/
- Kuliah setiap hari Rabu, pukul 07.00-09.30
- Bahasa/teknologi pengantar: Python, PyLab, Jupyter Notebook, Google Colab

#### ATURAN PERKULIAHAN

- Terdapat 4 tugas
- Kuis yang tidak masuk komponen penilaian
- Ujian Tengah Semester dan Ujian Akhir Semester (tidak ada ujian perbaikan)
- Komponen nilai: 40% tugas, 30% UTS, 30% UAS

#### ATURAN DALAM TUGAS

- Secara default, setiap tugas bersifat individual
- Silakan berdiskusi, tapi jangan menyalin kode atau tulisan teman
- Keterlambatan pengumpulan akan berakibat pada pengurangan nilai
- Pengumpulan tugas dilakukan melalui situs e-learning
- Kecurangan akan berakibat pada nilai E pada kuliah ini

#### Referensi

#### Buku dan materi daring yang bisa dijadikan referensi:

- VanderPlas, J. (2016). Python Data Science Handbook. O'Reilly Media. (tersedia online)
- Deisenroth, M., Faisal, A.A., & Ong, C.S. (2019) Mathematics for Machine Learning. Cambridge University Press. (tersedia online)
- 3 Bishop, C.M. (2007). Pattern Recognition and Machine Learning. Springer. (tersedia online)
- Domingos, P. (2012). A few useful things to know about machine learning. *Communications of the ACM*, 55(10), 78-87. (tersedia online)

#### Referensi

#### Beberapa kuliah terkait:

- University of Edinburgh: Introductory Applied Machine Learning
- 2 University of Edinburgh: Machine Learning and Pattern Recognition (graduate level)
- 3 Stanford CS229: Machine Learning
- 4 University of Oxford: Machine Learning (graduate level)
- 6 Max Planck Institute: Statistical Rethinking

#### MATERI

#### Sebelum UTS

- 1 Intro to MLPR
- 2 Probability
- 3 Discrete distributions
- 4 Gaussian distribution
- 6 Naïve Bayes
- 6 PCA
- Continue to the continue of the continue of

#### Setelah UTS

- Model evaluation
- 2 SVM
- 3 Neural Networks
- 4 k-Nearest Neighbours
- **6** k-Means clustering
- 6 GMM
- **7** Kuliah tamu

# Pembelajaran Mesin & Pengenalan Pola

#### APA ITU MACHINE LEARNING?

- Menemukan pola dalam data dan menggunakannya untuk melakukan prediksi
- Bagaimana cara menyelesaikan dengan menggunakan komputer?
  - Masalahnya, kita tidak tahu cara menulis programnya
  - ...tapi kita punya contoh data

#### MENGAPA MACHINE LEARNING?

- Data ada di mana-mana
- ML mengombinasikan teori dan praktik
- Sudah berhasil menyelesaikan banyak kasus AI

Apa hubungannya dengan pengenalan pola?

#### Pengenalan Pola

- Pengenalan pola, pembelajaran mesin, data mining, dan knowledge discovery in databases (KDD) terkadang sulit dibedakan
- Pengenalan pola awalnya dikenal dalam tugas-tugas computer vision
- Pattern recognition  $\neq$  pattern matching

#### TUGAS DALAM MACHINE LEARNING

1 Memprediksi nilai yang sudah pasti

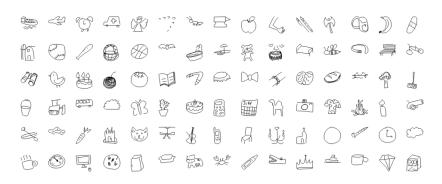
- 1 Memprediksi nilai yang sudah pasti
- ${\bf 2}\ Biasanya$ direpresentasikan sebagai kelas biner $\{0,\,1\}$ atau $\{\text{-}1,\,1\}$

- 1 Memprediksi nilai yang sudah pasti
- ${\bf 2}\ Biasanya$  direpresentasikan sebagai kelas biner $\{0,\,1\}$ atau $\{\text{-}1,\,1\}$
- 3 Membutuhkan label

- 1 Memprediksi nilai yang sudah pasti
- ${\bf 2}$  Biasanya direpresentasikan sebagai kelas biner $\{0,\,1\}$ atau  $\{\text{-}1,\,1\}$
- 3 Membutuhkan label
- 4 Mempunyai evaluation metrics yang jelas, e.g. akurasi

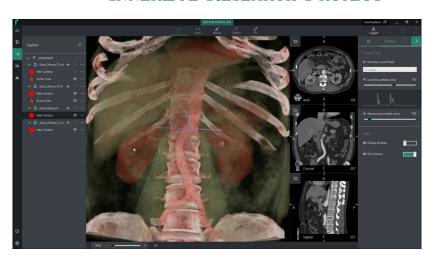
- 1 Memprediksi nilai yang sudah pasti
- ${\bf 2}$  Biasanya direpresentasikan sebagai kelas biner $\{0,\,1\}$ atau  $\{\text{-}1,\,1\}$
- 3 Membutuhkan label
- 4 Mempunyai evaluation metrics yang jelas, e.g. akurasi
- 6 Contoh: identifikasi spam, MNIST digit recognition

# Quick, Draw!



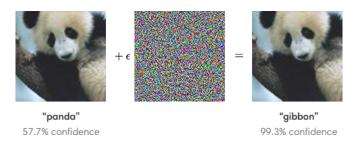
GAMBAR: Quick, Draw! The Data dari Google

#### INNEREYE RESEARCH PROJECT



GAMBAR: Project InnerEye untuk membantu dokter mendeteksi penyakit pada organ dalam dari Microsoft

# Misklasifikasi dalam Pengenalan Objek



GAMBAR: Kesalahan model machine learning akibat adversarial examples

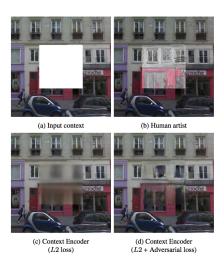
1 Membutuhkan label

- Membutuhkan label
- 2 Memprediksi nilai kontinu

- Membutuhkan label
- 2 Memprediksi nilai kontinu
- **3** Evaluation metrics berupa error, e.g. Mean Squared Error (MSE), Mean Absolute Error (MAE)

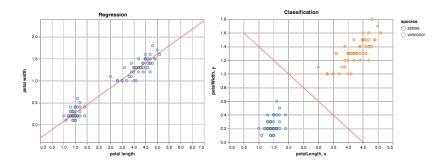
- Membutuhkan label
- 2 Memprediksi nilai kontinu
- 3 Evaluation metrics berupa error, e.g. Mean Squared Error (MSE), Mean Absolute Error (MAE)
- 4 Contoh: prediksi nilai saham, jumlah RT dari suatu tweet

#### Inpainting



Gambar: Mengisi potongan gambar yang hilang [Pathak, 2016]

#### Klasifikasi vs Regresi



Gambar: Perbedaan klasifikasi dan regresi

#### Klasifikasi dan Regresi

#### Fungsi

Kedua tugas ini dapat dilihat sebagai fungsi f yang memetakan atribut x ke label y.

# Probabilitas dalam Machine Learning

- Asumsikan Anda diberi kasus berupa klasifikasi artikel berita. Anggap  $\mathbf{x}$  adalah dokumen, dan y adalah label.  $y \in \{"Olahraga", "Politik"\}$
- Anda diminta membuat fungsi f dalam Java yang menerima masukan berupa  $\mathbf x$  dan mengeluarkan y
- Jika saya akan membayar Anda Rp 1000 setiap artikel politik yang benar, dan Rp 1 juta untuk setiap artikel olahraga yang Anda dapat temukan dengan benar, bagaimana Anda akan membuat f?

## Probabilitas dalam Machine Learning

 Agar lebih sulit, bagaimana kalau Anda akan didenda Rp 10.000 setiap ada dokumen yang salah diklasifikasi? Apa yang Anda akan lakukan?

# Probabilitas dalam Machine Learning

- Agar lebih sulit, bagaimana kalau Anda akan didenda Rp 10.000 setiap ada dokumen yang salah diklasifikasi? Apa yang Anda akan lakukan?
- Jawabannya: Jangan buat fungsi. Definisikan probabilitas  $p(y|\mathbf{x})$ . Lalu, ambil keputusan yang dapat memaksimalkan keuntungan Anda.

# "No silver bullet"

#### Clustering

1 Mencoba memberikan deskripsi terhadap data

## Clustering

- 1 Mencoba memberikan deskripsi terhadap data
- 2 Tidak berhubungan dengan label

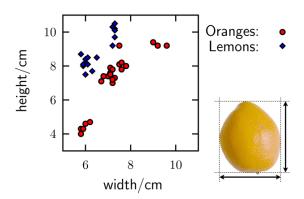
#### CLUSTERING

- 1 Mencoba memberikan deskripsi terhadap data
- 2 Tidak berhubungan dengan label
- 3 Menemukan pola yang "menarik" dalam data

#### CLUSTERING

- 1 Mencoba memberikan deskripsi terhadap data
- 2 Tidak berhubungan dengan label
- 3 Menemukan pola yang "menarik" dalam data
- 4 Tidak mempunyai evaluation metrics yang pasti

## CONTOH CLUSTERING



GAMBAR: Clustering buah lemon dan jeruk [Murray, 2011]

Bagaimana merepresentasikan datanya?

• dokumen?

- dokumen?
- gambar?

- dokumen?
- gambar?
- video?

- dokumen?
- gambar?
- video?
- suara?

- dokumen? bag of words, word embedding
- gambar? *pixels*, *regions*
- video? *pixels in frames*
- suara? *MFCC*

#### IKHTISAR.

- ML & PR ada di mana-mana dan berguna untuk prediksi dalam skala besar
- Butuh pemahaman teoretis untuk dapat memahami algoritma dan membuat yang baru
- "No free lunch"
- Buat model, bukan algoritma
- Mungkin butuh pandangan probabilistik

## PERTEMUAN BERIKUTNYA

- Probabilitas
- Peubah acak
- Ekspektasi
- Peluang bersyarat
- Bayes' rule

#### Referensi



Ian J. Goodfellow et al. (2015) Explaining and Harnessing Adversarial Examples ICLR 2015



Deepak Pathak et al. (2016)

Context Encoders: Feature Learning by Inpainting

CVPR 2016



Iain Murray (2011)

Oranges, Lemons and Apples dataset

http://homepages.inf.ed.ac.uk/imurray2/teaching/oranges\_and\_ lemons/

# Terima kasih