

# Konsep Jarak dan Eksplorasi Data

---

Ali Akbar Septiandri

November 3, 2017

for Astra Graphia IT

1. Konsep Jarak Antardata
2. Eksplorasi Data
3. Praktikum

# Konsep Jarak Antardata

---

Mengapa kita perlu mengukur jarak antardata?

# Mencari Data yang Mirip

1. Merupakan **permasalahan fundamental** untuk berbagai tugas dalam *data mining*, e.g. *clustering*, sistem rekomendasi, pengecekan plagiarisme

# Mencari Data yang Mirip

1. Merupakan **permasalahan fundamental** untuk berbagai tugas dalam *data mining*, e.g. *clustering*, sistem rekomendasi, pengecekan plagiarisme
2. Kita ingin mengetahui **nilai** terkuantifikasi perbedaan atau kesamaan dari sepasang data

# Mencari Data yang Mirip

1. Merupakan **permasalahan fundamental** untuk berbagai tugas dalam *data mining*, e.g. *clustering*, sistem rekomendasi, pengecekan plagiarisme
2. Kita ingin mengetahui **nilai** terkuantifikasi perbedaan atau kesamaan dari sepasang data
3. Pengecekan untuk setiap pasang data bisa sangat merepotkan sehingga perlu **penyempitan pencarian**

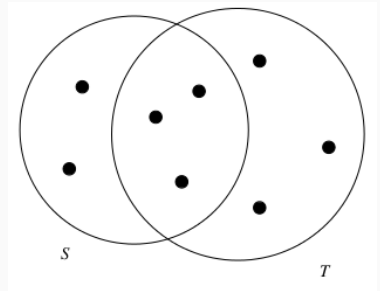
# Mencari Data yang Mirip

1. Merupakan **permasalahan fundamental** untuk berbagai tugas dalam *data mining*, e.g. *clustering*, sistem rekomendasi, pengecekan plagiarisme
2. Kita ingin mengetahui **nilai** terkuantifikasi perbedaan atau kesamaan dari sepasang data
3. Pengecekan untuk setiap pasang data bisa sangat merepotkan sehingga perlu **penyempitan pencarian**
4. Biasanya direpresentasikan dalam nilai  $[0, 1]$



# Jaccard Similarity

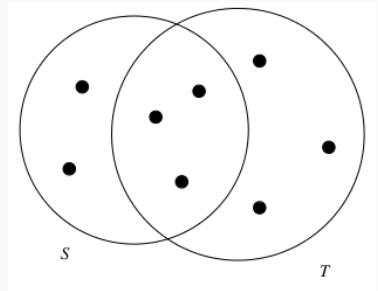
1. Jaccard similarity dari himpunan  $S$  dan  $T$  adalah  $SIM(S, T) = \frac{|S \cap T|}{|S \cup T|}$



**Gambar 1:** Dua himpunan dengan *Jaccard similarity*  $3/8$  [Leskovec, et al. 2014]

# Jaccard Similarity

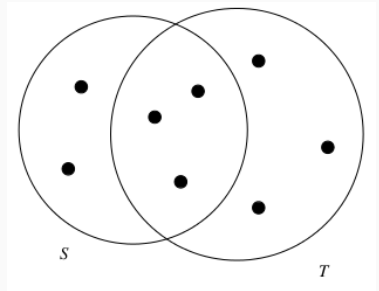
1. Jaccard similarity dari himpunan  $S$  dan  $T$  adalah  $SIM(S, T) = |S \cap T| / |S \cup T|$
2. Dapat digunakan untuk menemukan sepasang dokumen yang **mirip secara leksikal**



**Gambar 1:** Dua himpunan dengan *Jaccard similarity*  $3/8$  [Leskovec, et al. 2014]

# Jaccard Similarity

1. Jaccard similarity dari himpunan  $S$  dan  $T$  adalah  $SIM(S, T) = |S \cap T| / |S \cup T|$
2. Dapat digunakan untuk menemukan sepasang dokumen yang **mirip secara leksikal**
3. Berguna juga dalam *collaborative filtering*



**Gambar 1:** Dua himpunan dengan *Jaccard similarity*  $3/8$  [Leskovec, et al. 2014]

## Jaccard Similarity dari Dua Vektor

1. Berhati-hatilah saat membandingkan dua vektor biner dengan Jaccard similarity!
2. Akan banyak kesamaan nilai 0 yang ditemukan
3. *Jaccard similarity  $\neq$  simple matching*

# Collaborative Filtering dengan Kemiripan Himpunan

1. Dalam kasus belanja *online*, jarang ditemukan dua orang dengan Jaccard similarity yang besar

# Collaborative Filtering dengan Kemiripan Himpunan

1. Dalam kasus belanja *online*, jarang ditemukan dua orang dengan Jaccard similarity yang besar
2. Nilai 20% pada Jaccard similarity antara dua orang sudah bisa dianggap signifikan [Leskovec, et al. 2014]

# Collaborative Filtering dengan Kemiripan Himpunan

1. Dalam kasus belanja *online*, jarang ditemukan dua orang dengan Jaccard similarity yang besar
2. Nilai 20% pada Jaccard similarity antara dua orang sudah bisa dianggap signifikan [Leskovec, et al. 2014]
3. Perlu penyesuaian jika datanya didasarkan dari *rating*

## Collaborative Filtering pada Kasus Peringkat Film

Beberapa opsi yang bisa dipilih saat merepresentasikan nilai atribut saat didasarkan pada pemberian peringkat film

[Leskovec, et al. 2014]:

1. Membuang film yang diberi peringkat rendah - anggap tidak pernah ditonton



## Collaborative Filtering pada Kasus Peringkat Film

Beberapa opsi yang bisa dipilih saat merepresentasikan nilai atribut saat didasarkan pada pemberian peringkat film

[Leskovec, et al. 2014]:

1. Membuang film yang diberi peringkat rendah - anggap tidak pernah ditonton
2. Menggunakan dua himpunan per film: “suka” dan “tidak suka”

## Collaborative Filtering pada Kasus Peringkat Film

Beberapa opsi yang bisa dipilih saat merepresentasikan nilai atribut saat didasarkan pada pemberian peringkat film

[Leskovec, et al. 2014]:

1. Membuang film yang diberi peringkat rendah - anggap tidak pernah ditonton
2. Menggunakan dua himpunan per film: “suka” dan “tidak suka”
3. Jika menggunakan sistem lima bintang, masukkan film ke dalam himpunan seorang pengguna  $n$  kali jika film tersebut diberikan  $n$  bintang\*

**\*Poin terakhir menyebabkan perhitungannya harus menggunakan Jaccard similarity for bags**

## Example ([Leskovec, et al. 2014])

*Bag-similarity* dari *bags*  $\{a, a, a, b\}$  dan  $\{a, a, b, b, c\}$  adalah  $1/3$ . Irisannya akan mencacah **dua kemunculan**  $a$  dan **satu kemunculan**  $b$ , i.e. 3. Gabungannya adalah jumlah total elemen kedua *bags*, i.e. 9.

# Jaccard Similarity for Bags

## Example ([Leskovec, et al. 2014])

*Bag-similarity* dari *bags*  $\{a, a, a, b\}$  dan  $\{a, a, b, b, c\}$  adalah  $1/3$ . Irisannya akan mencacah **dua kemunculan**  $a$  dan **satu kemunculan**  $b$ , i.e. 3. Gabungannya adalah jumlah total elemen kedua *bags*, i.e. 9.

## Pertanyaan

Berapa nilai maksimal dari dua *bags* yang sama?

# Cosine Similarity

## Definisi

Jika  $d_1$  dan  $d_2$  adalah vektor dokumen, maka

$\cos(d_1, d_2) = \frac{d_1 \cdot d_2}{\|d_1\| \|d_2\|}$  dengan  $\|d\|$  adalah panjang vektor  $d$ .

## Properti

Nilai dari cosine similarity:

1. 1 - kedua vektor sama
2. 0 - kedua vektor tegak lurus
3. -1 - kedua vektor bertolak belakang

# Cosine Similarity

## Definisi

Jika  $d_1$  dan  $d_2$  adalah vektor dokumen, maka

$\cos(d_1, d_2) = \frac{d_1 \cdot d_2}{\|d_1\| \|d_2\|}$  dengan  $\|d\|$  adalah panjang vektor  $d$ .

## Properti

Nilai dari cosine similarity:

1. 1 - kedua vektor sama
2. 0 - kedua vektor tegak lurus
3. -1 - kedua vektor bertolak belakang

## Pertanyaan

Kapan cosine similarity lebih dipilih dibandingkan Jaccard similarity?

Pengukuran jarak (*distance measures*) didefinisikan sebagai fungsi  $d(x, y)$  yang menerima dua titik sebagai argumen dan mengembalikan nilai riil. Beberapa properti yang dimiliki jarak antara lain:

1.  $d(x, y) \geq 0$
2.  $d(x, y) = 0$  jika dan hanya jika  $x = y$
3.  $d(x, y) = d(y, x)$  (simetris)
4.  $d(x, y) \leq d(x, z) + d(z, y)$  (ketaksamaan segitiga)



## Definisi

$$d([x_1, x_2, \dots, x_n], [y_1, y_2, \dots, y_n]) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}$$

yang sering juga dirujuk sebagai  $L_2$ -norm

# Euclidean Distance

## Definisi

$$d([x_1, x_2, \dots, x_n], [y_1, y_2, \dots, y_n]) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}$$

yang sering juga dirujuk sebagai  $L_2$ -norm

## Pertanyaan

Kapan kita harus menggunakan Euclidean distance, kapan kita harus menggunakan cosine similarity?

# Manhattan Distance



**Gambar 2:** Manhattan vs. Euclidean distance [Grigorev, 2015]

## Definisi

$$d([x_1, x_2, \dots, x_n], [y_1, y_2, \dots, y_n]) = \sum_{i=1}^n |x_i - y_i| \text{ (} L_1\text{-norm)}$$

## Definisi

Dari dua bentuk tersebut, kita bisa melihat generalisasi rumusnya ( $L_r$ -norm) sebagai:

$$d([x_1, x_2, \dots, x_n], [y_1, y_2, \dots, y_n]) = \sqrt[r]{\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^r}$$

# Minkowski Distance

## Definisi

Dari dua bentuk tersebut, kita bisa melihat generalisasi rumusnya ( $L_r$ -norm) sebagai:

$$d([x_1, x_2, \dots, x_n], [y_1, y_2, \dots, y_n]) = \sqrt[r]{\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^r}$$

## Pertanyaan

Apa yang terjadi saat  $r \rightarrow \infty$ ?

## Similarity & Distance

*Similarities* pada dasarnya dapat diubah menjadi *distances*

## Similarity & Distance

*Similarities* pada dasarnya dapat diubah menjadi *distances*

### Jaccard distance

$$d(S, T) = 1 - \text{SIM}(S, T)$$



## Similarity & Distance

*Similarities* pada dasarnya dapat diubah menjadi *distances*

### Jaccard distance

$$d(S, T) = 1 - \text{SIM}(S, T)$$

### Cosine distance

$$\begin{aligned}\cos(\theta) &= \cos(d_1, d_2) = y; \\ \theta &= \cos^{-1}(y)\end{aligned}$$

# Mahalanobis Distance

## Definisi

*Mahalanobis distance* adalah jarak antara titik  $P$  dengan distribusi  $D$  (dengan rata-ratanya)

## Formula

Untuk suatu titik  $\vec{x} = (x_1, x_2, \dots, x_N)^T$  dari suatu distribusi dengan rata-rata  $\vec{\mu} = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_N)^T$  dengan matriks kovarian  $\Sigma$  didefinisikan sebagai:

$$D_M(\vec{x}) = \sqrt{(\vec{x} - \vec{\mu})^T \Sigma^{-1} (\vec{x} - \vec{\mu})}$$

## Jarak antartitik

Untuk dua vektor acak  $\vec{x}$  dan  $\vec{y}$  yang berasal dari satu distribusi dengan matriks kovarian  $\Sigma$ :

$$d(\vec{x}, \vec{y}) = \sqrt{(\vec{x} - \vec{y})^T \Sigma^{-1} (\vec{x} - \vec{y})}$$

# Generalisasi Mahalanobis Distance

## Jarak antartitik

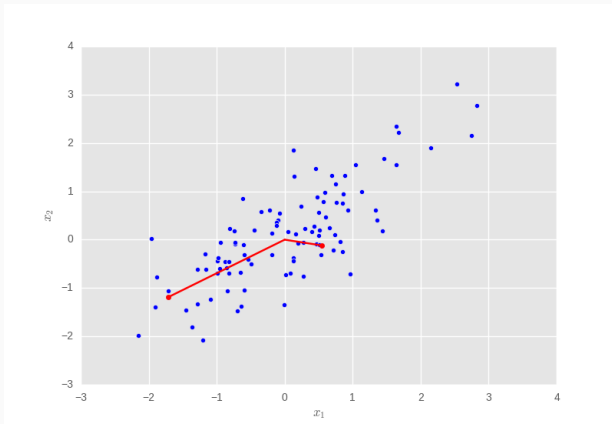
Untuk dua vektor acak  $\vec{x}$  dan  $\vec{y}$  yang berasal dari satu distribusi dengan matriks kovarian  $\Sigma$ :

$$d(\vec{x}, \vec{y}) = \sqrt{(\vec{x} - \vec{y})^T \Sigma^{-1} (\vec{x} - \vec{y})}$$

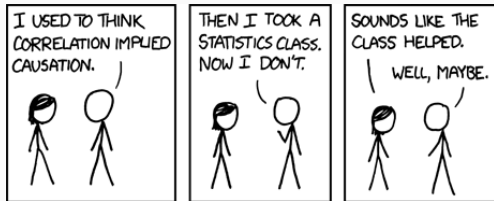
## Euclidean distance

Perhatikan bahwa saat matriks kovariannya merupakan matriks identitas ( $I$ ), maka Mahalanobis distance berubah menjadi Euclidean distance!

# Mahalanobis Distance



**Gambar 3:** Mahalanobis distance antara dua titik dari Gaussian 2 dimensi



**Gambar 4:** Korelasi | Sumber: <https://xkcd.com/552/>

# Korelasi

- Korelasi mengukur hubungan linear antarobjek
- Dihitung dengan standardisasi data,  $p$  dan  $q$ , lalu menghitung produk skalarnya:

$$p'_i = \frac{p_i - \bar{p}}{std(p)}$$

$$q'_i = \frac{q_i - \bar{q}}{std(q)}$$

$$Cor(p, q) = p' \cdot q'$$

- Nilai korelasi ada di rentang  $[-1, 1]$

Berhati-hatilah pada *spurious correlations*!

<http://www.tylervigen.com/spurious-correlations>



# Eksplorasi Data

---

1. Perhitungan ini sering dilakukan pada data nominal
2. Modus adalah nilai yang paling sering muncul
3. Tidak memedulikan urutan data

## Beberapa Nilai yang Penting

1. mean:  $mean(x) = \bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$
2. median:
$$median(x) = \begin{cases} x_{r+1} & n \bmod 2 = 1, i.e. n = 2r + 1 \\ \frac{1}{2}(x_r + x_{r+1}) & n \bmod 2 = 0, i.e. n = 2r \end{cases}$$
3. jangkauan:  $range(x) = max(x) - min(x)$
4. varians:  $var(x) = s_x^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$

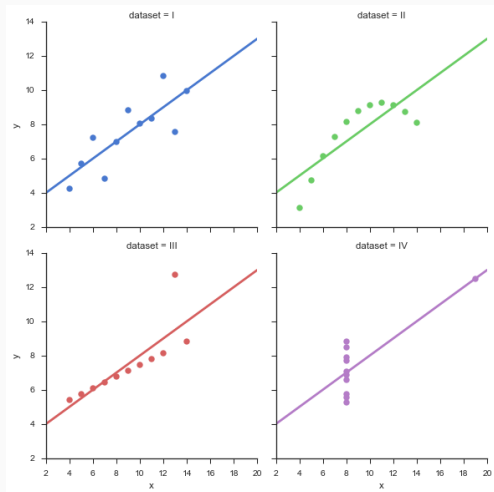
Visualisasikan!

Visualisasi dapat membantu:

1. mendeteksi pola dan tren secara umum
2. menemukan pencilan dan anomali
3. sangat mudah bagi manusia saat terlihat secara visual!

*Expect problems in your data!*

# Visualisasi vs Summary Statistics



**Gambar 5:** *The infamous Anscombe's quartet* [Waskom, 2015]

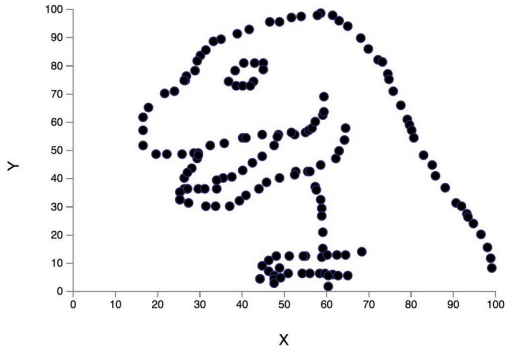
Keempat data tersebut mempunyai rata-rata, simpangan baku, dan nilai korelasi yang sama!

*Don't trust summary statistics.  
Always visualize your data first!*



# Visualisasi vs Summary Statistics

$N = 157$  ;  $X \text{ mean} = 50.7333$  ;  $X \text{ SD} = 19.5661$  ;  $Y \text{ mean} = 46.495$  ;  $Y \text{ SD} = 27.2828$  ;  
Pearson correlation =  $-0.1772$



Alberto Cairo @albertocairo · 15 Aug 2016

Don't trust summary statistics. Always visualize your data first [robertgrantstats.co.uk/drawmydata.html](http://robertgrantstats.co.uk/drawmydata.html) [pic.twitter.com/5j94Dw9UAF](https://pic.twitter.com/5j94Dw9UAF)

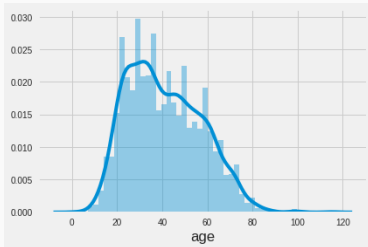
13

695

964

**Gambar 6:** Pentingnya visualisasi

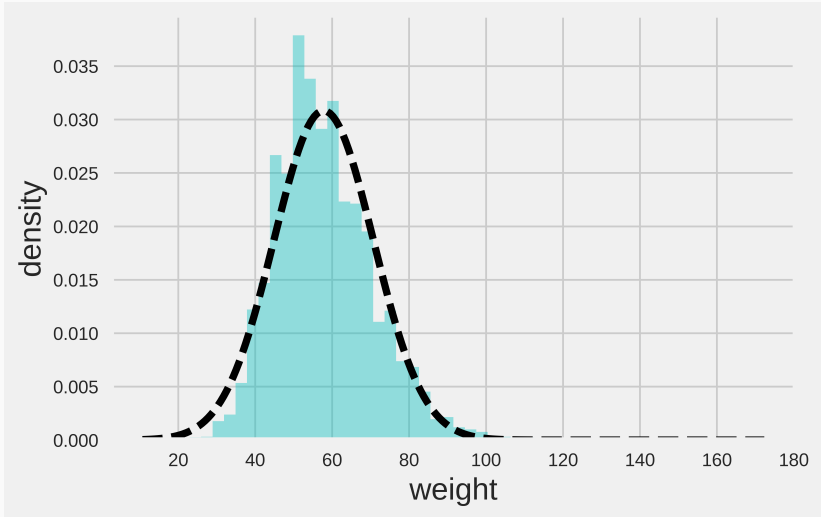
# Histogram



**Gambar 7:** Contoh histogram dengan *kernel density estimation*

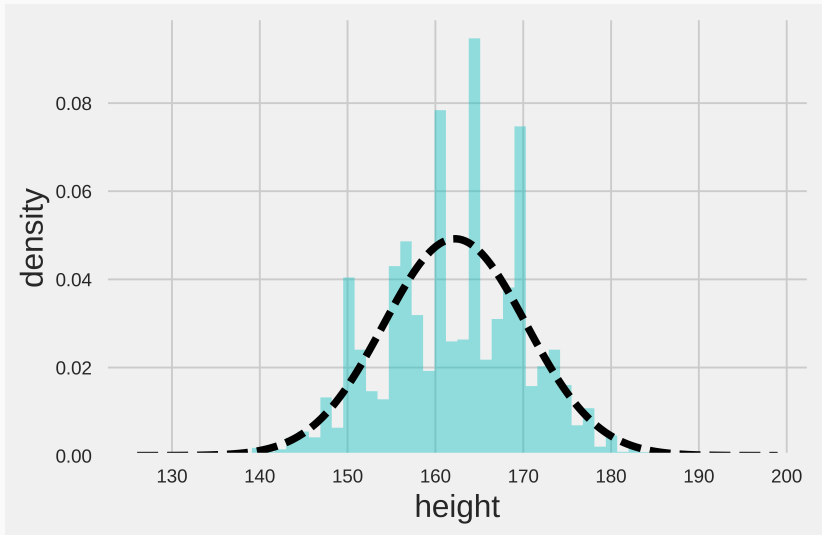
1. Digunakan untuk melihat distribusi dari variabel
2. Dibagi berdasarkan *bins*
3. Sangat bergantung pada jumlah *bins* yang digunakan!

# Histogram



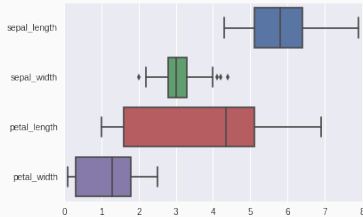
**Gambar 8:** Apa yang aneh dari histogram ini?

# Histogram



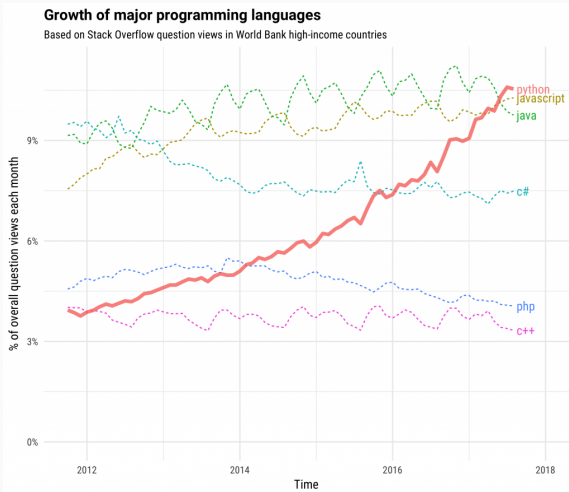
**Gambar 9:** Apa yang aneh dari histogram ini?

# Box Plot



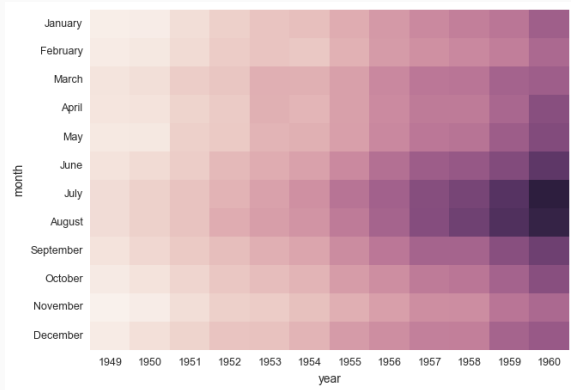
**Gambar 10:** Box plot untuk membandingkan atribut

1. Menggambarkan jangkauan dan persentil
2. Dapat digunakan untuk membandingkan atribut
3. Membantu menemukan pencilan



**Gambar 11:** Perubahan persentase pengunjung pertanyaan berdasarkan waktu [Robinson, 2017]

# Heatmap



**Gambar 12:** Aktivitas penerbangan berdasarkan dua dimensi waktu

# Praktikum

---



- Pokemon dataset
- Pembuat: Alberto Barradas (2016)
- <https://www.kaggle.com/abcsds/pokemon>
- Atribut: nama, tipe 1, tipe 2, HP, attack, defense, sp atk, sp def, speed, generasi
- Kandidat kelas: tipe 1, generasi, legendary



Jure Leskovec, Anand Rajaraman, & Jeffrey D. Ullman (2014)

## **Mining of Massive Datasets**

Cambridge University Press



Alexey Grigorev (16 Agustus 2015)

## **What is the difference between Manhattan and Euclidean distance measures?**

[https:](https://www.quora.com/What-is-the-difference-between-Manhattan-and-Euclidean-distance-measures)

[//www.quora.com/What-is-the-difference-between-Manhattan-and-Euclidean-distance-measures](https://www.quora.com/What-is-the-difference-between-Manhattan-and-Euclidean-distance-measures)



Michael Waskom (2015)

## **Anscombe's quartet**

[http://seaborn.pydata.org/examples/anscombes\\_quartet.html](http://seaborn.pydata.org/examples/anscombes_quartet.html)



David Robinson (6 September 2017)

## **The Incredible Growth of Python**

[https://stackoverflow.blog/2017/09/06/  
incredible-growth-python/](https://stackoverflow.blog/2017/09/06/incredible-growth-python/)

Terima kasih