

# حص في التعلم الالب

Linear Regression - Logistic Regression Regularization - Neural Networks Clustering - Dimensionality Reduction



رضـــوان



سكيـنة



احـــمد

# فهرس الحصة 2

- 1. مقدمة
- a. شناهو الانحدار الخطى Linear Regression ؟
- 2. الانحدار الخطي البسيط Simple Linear Regression
  - a. النموذج الرياضي Model
  - d. حالة الخطأ Error Function
- 3. الانحدار الخطي المتعدد Multiple Linear Regression
  - 4. خوارزمية أصل التدرج Gradient Descent
    - 5. أمثلة باستعمال Python و Colab



#### مقدمة

#### لغز خفیف ظریف

X	Y
3	6
7	14
9.5	19

تخیل معایا عطیتك هاد الأزواج
 دیال البیانات ۲۹ ۲۹

ایلا قلت لیك را كاینة علاقة
 بیناتهم و سولتك شنو قیمة ۷
 ایلا كان X هو 5 ؟



#### مقدمة

#### لغز خفیف ظریف

X	Y	
3	6	
7	14	
9.5	19	
5	10	

اسهل جواب هو Y=10 حیث النموذج
 الریاضی Y = 2X صالح لذوك البیانات

 التعلم الآلي مبني على هاذ القضية اللي درتي دابا: الخوارزمية كاتشوف البيانات و كاتقلب على النموذج الرياضي الأحسن اللي كايقدر يكون صالح للبيانات





#### الحياة صعبة

ثمن الدلاح على حسب وزنها 60 20 4 8 10 12 14 16 6

 البیانات فالحیاة الیومیة ماشي دیما محطوطة علی مستقیم!



# فهرس الحصة 2

- 1. مقدمة
- a. شناهو الانحدار الخطى Linear Regression ؟
- 2. الانحدار الخطي البسيط Simple Linear Regression
  - a. النموذج الرياضي Model
  - d. حالة الخطأ Error Function
- 3. الانحدار الخطي المتعدد Multiple Linear Regression
  - 4. خوارزمية أصل التدرج Gradient Descent
    - 5. أمثلة باستعمال Python و Colab



## النموذج الرياضي

- أول حاجة كايبداو بيها الناس اللي كايبغيو يدخلو للدومين
   ديال التعلم الآلي: الانحدار الخطي Linear Regression
  - النموذج اللي كانفترضو انه مزيان للبيانات كايكون على
     شكل دالة تألفية

$$Y = \alpha X + \beta \tag{1}$$

- opeال pa α ●
- هو الIntercept هβ ●

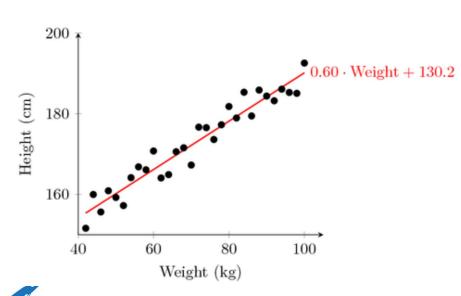


#### النموذج الرياضي

- ۷ و المحدو يكون متجهات Vectors عامرين بعدة أعداد. و لكن هنا عانبقاو فأسهل مثال اللي هو ملي كايكون البعد Dimension ديالهم هو 1، يعني فيهم قيمة وحيدة اللي كاتغير فالبيانات: Simple Linear Regression
  - X فهاذ الحالة  $\beta$  و  $\beta$  عددان حقيقيان مستقلان عن  $\bullet$
- ایلا رسمنا النموذج اللي دوینا علیه سابقا ، من الواضح انه عا یکون مبیان هذه الدالة مستقیما معامله الموجه هو β و α هو أرتوبه عند الصفر



#### مثال



هذا مثال دیال بیانات تاع الوزن و الطول ديال 30 واحد، ایلا رسمناهم فمبیان و لقينا احسن انحدار خطي، عانلقاو ان α **= 0.6** β = **130.2** كاتبان قريبة بزاف من البيانات و كاتأكد أن النموذج مابيهش

## كيفاش درنا تا لقينا هاذ الانحدار الخطي البسيط؟

- باش تلقى الانحدار الخطي البسيط اللي يجي مع البيانات ديالك،
   خاصك تلقى β و α
- ایلا شفتی المثال السابق عا تلاحظ ان الدالة ماکاتدوزش دیریکت من <sup>۲</sup>اع البیانات، کاین واحد **التیساع** بین البیانات و الدالة، وهاذ التیساع هو الخطأ Error اللی دارتو الدالة فذیك القیمة. لنفترض أن فکل نقطة أ درنا خطأ ٤٠ یعنی:
   ۲ و الخطأ ۴۰ یعنی:



 ايلا بغينا الانحدار الخطي البسيط ديالنا يكون مزيان، خاص المجموع ديال الأخطاء فمّاع البيانات يكون صغير.

# كيفاش درنا تا لقينا هاذ الانحدار الخطي البسيط؟

باستعمال واحد الطريقة سميتها طريقة المربعات الصغرى
 βˆ g αˆ و الحنيا Least Squares عا يكون الهدف هو نلقاو βˆ g αˆ و الجمع ديال المربعات تاع الأخطاء

$$\hat{\alpha}, \hat{\beta} = \min_{\alpha, \beta} \sum_{i=1}^{n} \hat{\varepsilon}_{i}^{2} = \min_{\alpha, \beta} \sum_{i=1}^{n} (Y_{i} - \beta - \alpha X_{i})^{2}$$



#### تورين: استعمل الاشتقاق باش تلقى الحل

$$\widehat{\alpha} = \frac{\sum_{i=1}^{n} (X_i - \bar{X}) (Y_i - \bar{Y})}{\sum_{i=1}^{n} (X_i - \bar{X})^2}$$
(2)

$$\widehat{\beta} = \overline{Y} - \widehat{\alpha}\overline{X} \tag{3}$$

$$\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} X_i, \quad \bar{Y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} Y_i$$
 (4)

# فهرس الحصة 2

- 1. مقدمة
- a. شناهو الانحدار الخطى Linear Regression ؟
- 2. الانحدار الخطي البسيط Simple Linear Regression
  - a. النموذج الرياضي Model
  - d. حالة الخطأ Error Function
- 3. الانحدار الخطى المتعدد Multiple Linear Regression
  - 4. خوارزمية أصل التدرج Gradient Descent
    - 5. أمثلة باستعمال Python و Colab



#### مثال

ثمن بیع منزل لا یتعلق بمتغیر وحید...



	lon	lat	price	bedrooms	full_baths	
1	-123.2803	44.57808	267500	5	2	
2	-123.2330	44.59718	255000	3	2	
3	-123.2635	44.56923	295000	3	2	
4	-123.2599	44.59453	5000	0	1	
5	-123.2632	44.53606	13950	0	2	
6	-123.2847	44.59877	233000	3	2	

-123.2803, 44.57808

فهاذ الحالة كانوليو فنموذج رياضى ديال انحدار خطى متعدد



$$Y_{i} = \alpha_{1}X_{i1} + \alpha_{2}X_{i2} + \alpha_{3}X_{i3} + \alpha_{4}X_{i4} + ... + \beta + \epsilon_{i}$$

#### كتابة المسألة بطريقة المصفوفات

نقدرو نحطو المعادلات على شكل نظمة

$$\begin{cases} y_1 = \beta + \alpha_1 x_{1,1} + \ldots + \alpha_p x_{1,p} + \varepsilon_1 \\ y_2 = \beta + \alpha_1 x_{2,1} + \ldots + \alpha_p x_{2,p} + \varepsilon_2 \\ \ldots \\ y_n = \beta + \alpha_1 x_{n,1} + \ldots + \alpha_p x_{n,p} + \varepsilon_n \end{cases}$$

كتابة بطريقة المصفوفات

$$\begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & x_{1,1} & \cdots & x_{1,p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{n,1} & \cdots & x_{n,p} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \beta \\ \alpha_1 \\ \vdots \\ \alpha_p \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \varepsilon_1 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{pmatrix}$$

$$\forall = \mathbf{X} \circlearrowleft + \mathbf{\varepsilon}$$



### كيفاش تلقى أحسن انحدار خطى متعدد؟

نعاودو تانى نكتبو طريقة المربعات الصغرى

$$\min \sum_{i=1}^{n} \hat{\epsilon}_i^2 = \min \hat{\epsilon}^T \hat{\epsilon} = \min_{\hat{\alpha}} [(\mathbf{Y} - \mathbf{X}\hat{\alpha})^T (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\hat{\alpha})]$$
 (1)

$$\min \sum_{i=1}^{n} \hat{\epsilon}_{i}^{2} = \min_{\hat{\beta},.,\hat{\alpha}_{p}} \sum_{i=1}^{n} \left( y_{i} - \hat{\beta} - \hat{\alpha}_{1} x_{i,1} - \dots - \hat{\alpha}_{p} x_{i,p} \right)^{2}$$
 (2)

$$\hat{\alpha} = \left(\mathbf{X}^T \mathbf{X}\right)^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{Y} \tag{3}$$

#### المعادلات الطبيعية Normal Equations

كاين بعض الملاحظات على المُقد ِّر Estimator اللي لقينا

$$\hat{\alpha} = \left(\mathbf{X}^T \mathbf{X}\right)^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{Y}$$

- المصفوفة مصفوفة  $\mathbf{X}^{\mathsf{T}}\mathbf{X}$  مربعة lacktriangle
- المصفوفة X<sup>T</sup>X ماشي ديما عندها Inverse، أحيانا حنا مجبرين نقلبو على Pseudo-Inverse
- حساب المقلوب دیال المصفوفة X<sup>T</sup>X یقدر یولی معقد جدا حسابیا إیلا عندك عدد كبیر جدا دیال البیانات (ملایین أو أكثر...)



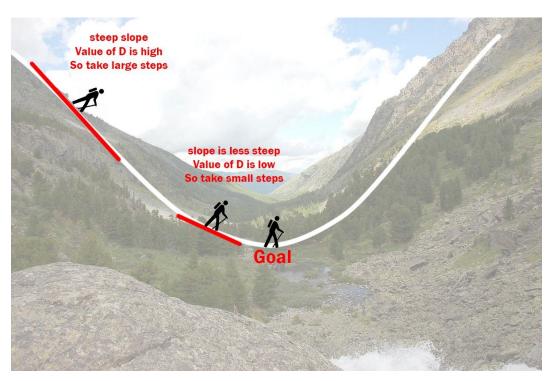
كاينة واحد الطريقة أخرى باش تلقا الحل بلا من المعادلات الطبيعية، هاذ الطريقة سميتها **خوارزمية أصل التدرج Gradient Descent** 

# فهرس الحصة 2

- 1. مقدمة
- a. شناهو الانحدار الخطى Linear Regression ؟
- 2. الانحدار الخطي البسيط Simple Linear Regression
  - a. النموذج الرياضي Model
  - d. حالة الخطأ Error Function
- 3. الانحدار الخطى المتعدد Multiple Linear Regression
  - 4. خوارزمية أصل التدرج Gradient Descent
    - 5. أمثلة باستعمال Python و Colab



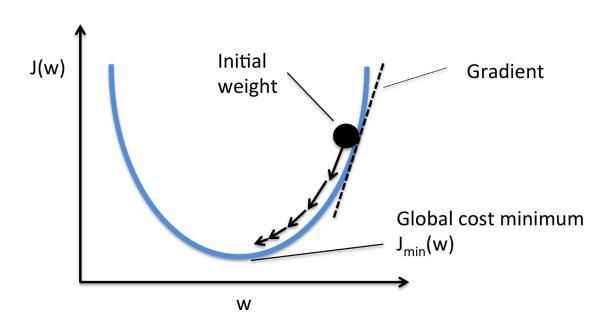
#### الفكرة العامة







#### الفكرة العامة



 $\mathbf{w}_{k+1} = \mathbf{w}_k - \gamma \nabla J\left(\mathbf{w}_k\right)$ 

خوارزمیة تحسین تکراریة Iterative Optimization Algorithm



#### أصل التدرج للانحدار الخطى البسيط

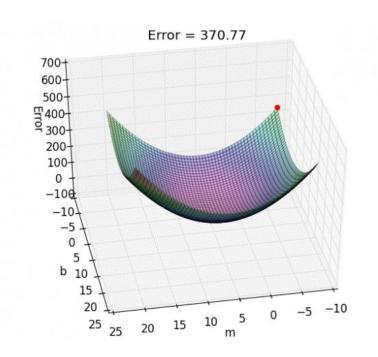
$$\hat{\alpha}, \hat{\beta} = \min_{\alpha, \beta} \sum_{i=1}^{n} \hat{\varepsilon}_{i}^{2} = \min_{\alpha, \beta} \sum_{i=1}^{n} (Y_{i} - \beta - \alpha X_{i})^{2}$$

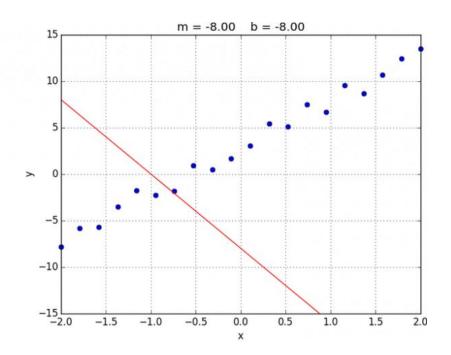
- و مثلا بجوج صفر)  $\beta$  و  $\alpha$  (مثلا بجوج صفر) الخطوة 1: بدا من واحد البداية
- الخطوة 2: عاود واحد **K** عرة هاد "النزول" باستعمال معدل التعلم التعلم التعلم Learning rate γ

$$\beta_{k} = \beta_{k-1} - \gamma \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (\beta_{k-1} + \alpha_{k-1} X_{i} - Y_{i})$$

$$\alpha_{k} = \alpha_{k-1} - \gamma \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (\beta_{k-1} + \alpha_{k-1} X_{i} - Y_{i}) \cdot X_{i}$$

#### صورة متحركة







# أمثلة باستعمال Python

ندوزو لشوية دلكود



