



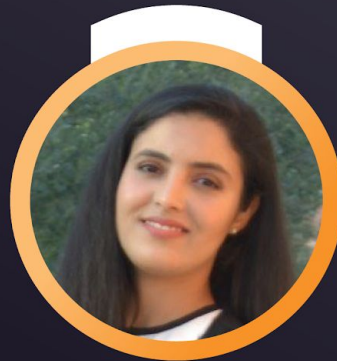
أكاديمية
AL FIHRIYA
الفهرية
ACADEMY

حصص في التعلم الآلي

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



رضوان



سكينة



أحمد

فهرس الحصة 3

1. مقدمة

a. مشكل التصنيف

2. الانحدار اللوجستي Logistic Regression

a. النموذج الرياضي Model

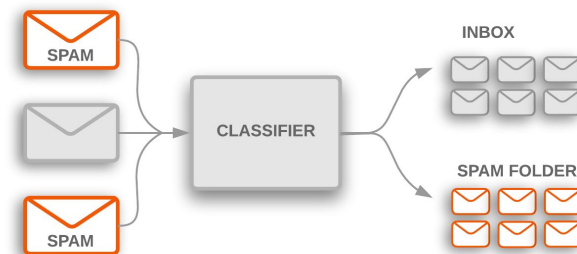
b. دالة الخطأ Error Function

c. خوارزمية أصل التدرج Gradient Descent

3. الانحدار اللوجستي المتعدد Multiple Logistic Regression

4. أمثلة باستعمال Python و Colab

أشئو كأنقصدو بمشكل التصنيف؟



مقدمة

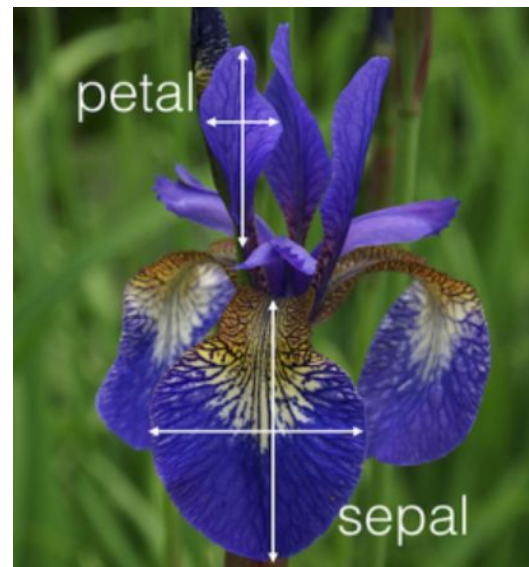
نأخذو مثال:



- بغينا نصنفو
جوج أنواع
ديال الورود
إنطلاقا من
مجموعة من
الخصائص
ديالهم

الخصائص التي غانعمادو عليهم في التصنيف:

sepal.length	sepal.width	petal.length	petal.width	variety
5.1	3.5	1.4	0.2	Setosa
4.9	3	1.4	0.2	Setosa
4.6	3.1	1.5	0.2	Setosa
6.3	2.5	5	1.9	Virginica
6.5	3	5.2	2	Virginica
5.9	3	5.1	1.8	Virginica





- الا خدينا غير جوج ديال الخصائص مثلا، فالتصنيف كايكون بواسطة واحد المستقيم

فهرس الحصة 3

1. مقدمة

a. مشكل التصنيف

2. الانحدار اللوجستي Logistic Regression

a. النموذج الرياضي Model

b. دالة الخطأ Error Function

c. خوارزمية أصل التدرج Gradient Descent

3. الانحدار اللوجستي المتعدد Multiple Logistic Regression

4. أمثلة باستعمال Python و Colab

الانحدار اللوجستي Logistic Regression

المعادلة اللي كاتمثل الحدود بين الأصناف :

المعادلة:

$$0.5 * x_1 + 2 * x_2 - 2 = 0$$

في المثال اللي عندنا:

$$\text{النتيجة} = 0.5 * p.\text{width} + 2 * s.\text{width} - 2$$

التنبؤ/التصنيف:

النتيجة < 0: Virginica

النتيجة > 0: setosa

بصفة عامة:

$$x_1 * w_1 + x_2 * w_2 + \dots + x_n * w_n + b = 0$$

القيمة ديال النتيجة:

$$x_1 * w_1 + x_2 * w_2 + \dots + x_n * w_n + b = y$$

التنبؤ/التصنيف:

$y > 0$: المجموعة أ

$y < 0$: المجموعة ب

الانحدار اللوجستي Logistic Regression

كيفاش نقدر نحول هاذ النتائج إلى احتمالات:

الوردة 3:

petal.width=2
setal.width=0.2

result= -0.6

$g(\text{result}) = 0.35$

$P(\text{virginica}) = 0.35$

$P(\text{Sesota}) = 1 - P(\text{virginica})$

الوردة 2:

petal.width=3
setal.width=1.8

result= 3.1

$g(\text{result}) = 0.95$

$P(\text{virginica}) = 0.95$

الوردة 1:

petal.width=3
setal.width=2

result= 3.5

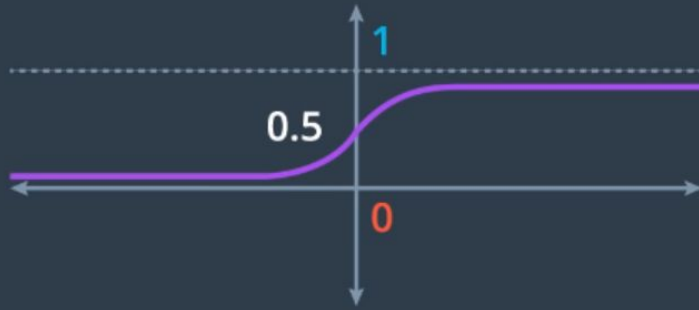
$g(\text{result}) = 0.97$

$P(\text{virginica}) = 0.97$

الانحدار اللوجستي Logistic Regression

الدالة السينية :

- هاديك الدالة σ اللي كاتحول لينا النتائج لإحتمال واش الوردية من صنف Virginia أولا لا كاتسمى الدالة السينية
- Sigmoid/logistic function



CONTINUOUS:
Sigmoid Function

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

الانحدار اللوجستي Logistic Regression

النموذج الرياضي:

$[X_1, X_2, \dots, X_n] = X$ هو ما
المعلومات التي غانستعملو
باش نصنفو البيانات (data)
اللي عندنا، فهاد الحالة هما:
sepal.length
sepal.width
petal.length
petal.width

المعادلة ديال المستقيم:

$$0.5 * x_1 + 2 * x_2 - 2 = 0$$

في المثال اللي عندنا:

$$\text{النتيجة} = 0.5 * p.\text{width} + 2 * s.\text{width} - 2$$

بصفة عامة، المعادلة اللي كاتمثل
الحدود بين الأصناف:

$$W * X + b = Z$$

الانحدار اللوجستي Logistic Regression

النموذج الرياضي:

المعادلة ديال المستقيم:

$$0.5 * x_1 + 2 * x_2 - 2 = 0$$

في المثال اللي عندنا:

$$\text{النتيجة} = 0.5 * p.\text{width} + 2 * s.\text{width} - 2$$

بصفة عامة، المعادلة اللي كاتمثل
الحدود بين الأصناف:

$$W * X + b = Z$$

$[w_1, w_2, \dots, w_n] = W$ هو ما
المعاملات اللي كانضربو فكل
متغير x_i و اللي كايحكمو
فالشكل ديال المستقيم اللي
كايفرق البيانات (data)
لمجموعتين، و باش نلقاو
القيمة المناسبة دياهم خاصنا
دالة الخطأ و خوارزمية أصل
التدرج

الانحدار اللوجستي Logistic Regression

النموذج الرياضي:

المعادلة ديال المستقيم:

$$0.5 * x_1 + 2 * x_2 - 2 = 0$$

في المثال اللي عندنا:

$$\text{النتيجة} = p.\text{width} + 2 * s.\text{width} - 2 * 0.5$$

$g(\text{النتيجة}) = \text{إحتمال (الوردة من صنف virginica)}$

g هي Logistic function

$$g(0) = 0.5$$

$$g(z) \geq 0.5 \Rightarrow y = 1$$

$$g(z) < 0.5 \Rightarrow y = 0$$

بصفة عامة، المعادلة اللي كاتمثل الحدود بين الأصناف:

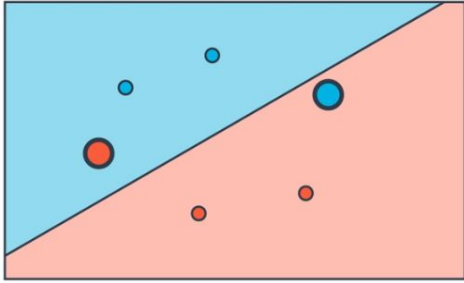
$$W * X + b = Z$$

$$g(z) = P(y=1|X, W) = 1 - P(y=0|X, W)$$

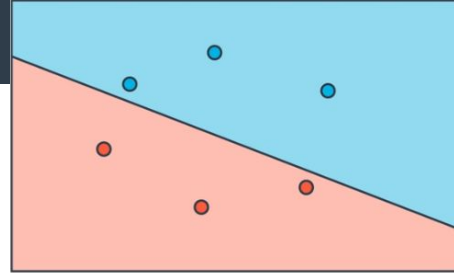
الانحدار اللوجستي Logistic Regression

دالة الخطأ، Error function

هاد الدالة كاتخلينا نعرفو
أشمن مستقيم كايفرق لينا
البيانات (data) مزيان



ERROR = ● + ● + ● + ● + ● + ● + ●



ERROR = ● + ● + ● + ● + ● + ● + ●

ERROR = ● + ● + ● + ● + ● + ● + ●

الانحدار اللوجستي Logistic Regression

دالة الخطأ، Error function

$$\text{Error Function} = -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (1-y_i)(\ln(1-\hat{y}_i)) + y_i \ln(\hat{y}_i)$$

y_i : هو التصنيف الصحيح 1 أو 0 في الحالة ديالنا واش الوردة من صنف Virginica أو لا

\hat{y}_i : هو إحتمال وقوع الحدث، في الحالة ديالنا الحدث هو إنتماء الوردة للصنف Virginica

الانحدار اللوجستي Logistic Regression

خوارزمية أصل التدرج، gradient descent



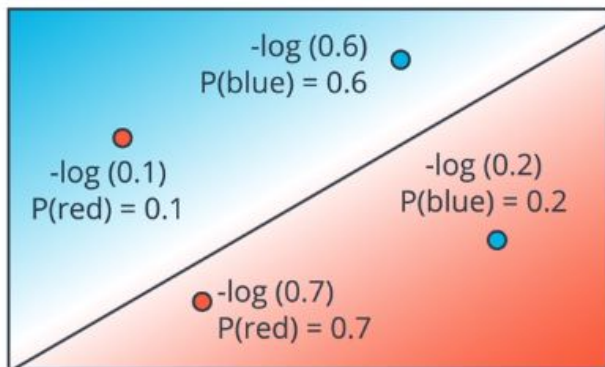
هاذ الخوارزمية هي guide ديال داك المتسلق اللي كيمثل لينا داك الخط اللي كيفرق الداتا (أنواع الورد)



الانحدار اللوجستي Logistic Regression

دالة الخطأ، Error function

Error Function



$$-\log(0.6) - \log(0.2) - \log(0.1) - \log(0.7) = 4.8$$

0.51

1.61

2.3

0.36

If $y = 1$

$$P(\text{blue}) = \hat{y}$$

$$\text{Error} = -\ln(\hat{y})$$

If $y = 0$

$$P(\text{red}) = 1 - P(\text{blue}) = 1 - \hat{y}$$

$$\text{Error} = -\ln(1 - \hat{y})$$

$$\text{Error} = -(1-y)(\ln(1-\hat{y})) - y\ln(\hat{y})$$

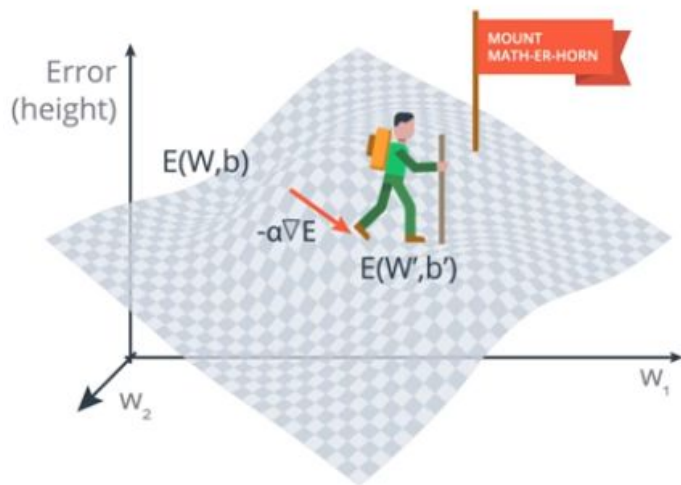
$$\text{Error Function} = -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m ((1-y_i)(\ln(1-\hat{y}_i)) + y_i \ln(\hat{y}_i))$$

مثال ديال
الحساب ديال
دالة الخطأ:

الانحدار اللوجستي Logistic Regression

خوارزمية أصل التدرج، gradient descent

Gradient Descent



$$\hat{y} = \sigma(Wx+b) \text{ --- Bad}$$

$$\hat{y} = \sigma(w_1x_1 + \dots + w_nx_n + b)$$

$$\nabla E = (\frac{\partial E}{\partial w_1}, \dots, \frac{\partial E}{\partial w_n}, \frac{\partial E}{\partial b})$$

$$\alpha = 0.1 \text{ (learning rate)}$$

$$w'_1 \leftarrow w_1 - \alpha \frac{\partial E}{\partial w_1}$$

$$b' \leftarrow b - \alpha \frac{\partial E}{\partial b}$$

$$\hat{y} = \sigma(W'x+b') \text{ --- Better}$$

الانحدار اللوجستي Logistic Regression

خوارزمية أصل التدرج، gradient descent

$$E = -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i \ln(\hat{y}_i) + (1 - y_i) \ln(1 - \hat{y}_i))$$

$$\nabla E = \left(\frac{\partial}{\partial w_1} E, \dots, \frac{\partial}{\partial w_n} E, \frac{\partial}{\partial b} E \right)$$

$$w'_i \leftarrow w_i + \alpha(y - \hat{y})x_i.$$

$$b' \leftarrow b + \alpha(y - \hat{y}).$$

الانحدار اللوجستي Logistic Regression

دبا يمكن لينا نجمعو هادشي كامل في مجموعة من المراحل اللي غايتبعها الحاسوب و يطبقها على البيانات (data) اللي غانعطيوه :

- **الخطوة 1:** كنعطيو لذك W_i قيم بشكل عشوائي باش نبدأو
- **الخطوة 2:** كنبدلو قيم ديال W_i, b حسب خوارزمية Gradient descent بزاف دلمرات حتى كتولي دالة الخطأ صغيرة

فهرس الحصة 3

1. مقدمة

a. مشكل التصنيف

2. الانحدار اللوجستي Logistic Regression

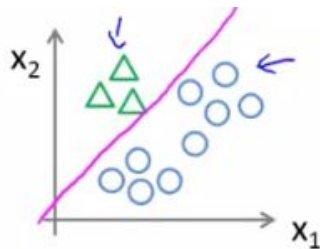
a. النموذج الرياضي Model

b. دالة الخطأ Error Function

c. خوارزمية أصل التدرج Gradient Descent

3. الانحدار اللوجستي المتعدد Multiple Logistic Regression

4. أمثلة باستعمال Python و Colab



الانحدار اللوجستي المتعدد

مثلا في الحالة

ديال 3 ديال

الأصناف،

كنقسمو

المشكل ل 3

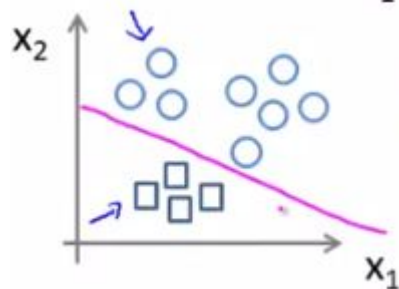
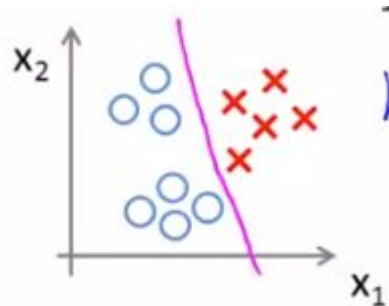
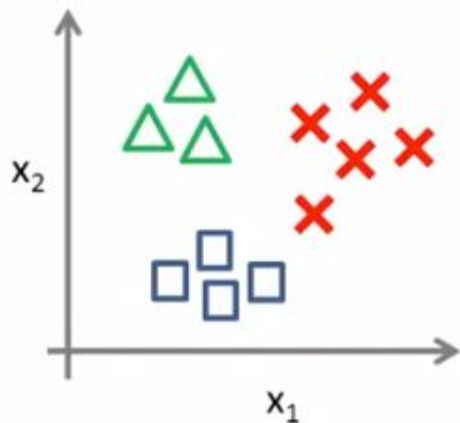
ديال التصنيفات

الثنائية بحال

كيف درنا

فالمثال اللي

قبل



ندوزو لشوية دلكود

