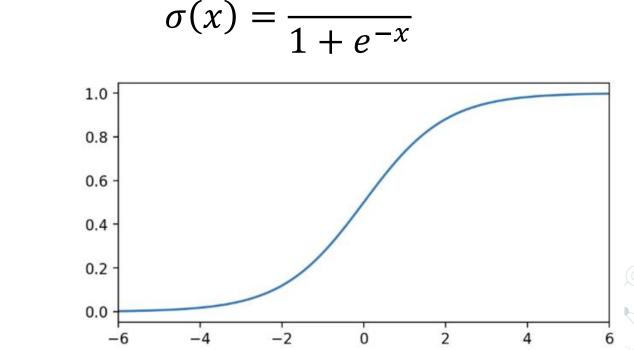
Regresie logistică (Logistic Regression)

Ce ne așteaptă?

- 1. Funcția sigmoid
- 2. Aparatul matematic
- 3. Instrumente Scikit-Learn pentru regresia logistică



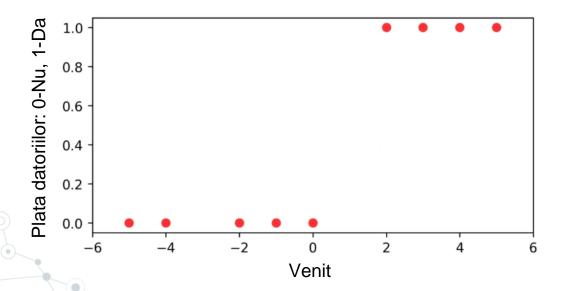


Funcția sigmoid

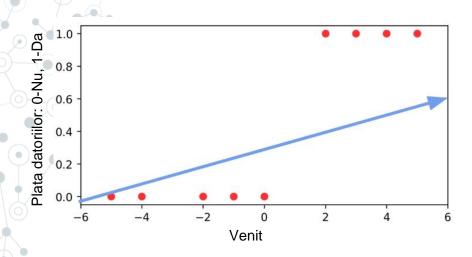
Datele istorice

Venit	-5	-4	-2	-1	0	2	3	4	5
Plata datoriilor	0	0	0	0	0	1	1	1	1

Graficul datelor istorice

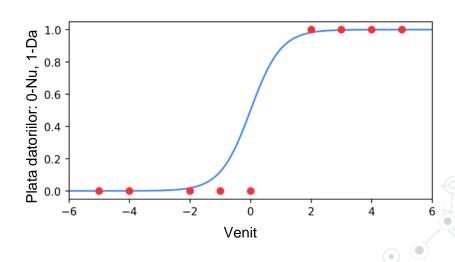


Regresia liniară simplă



 $Plata\ datorii = \beta_0 + \beta_1 * Venit$

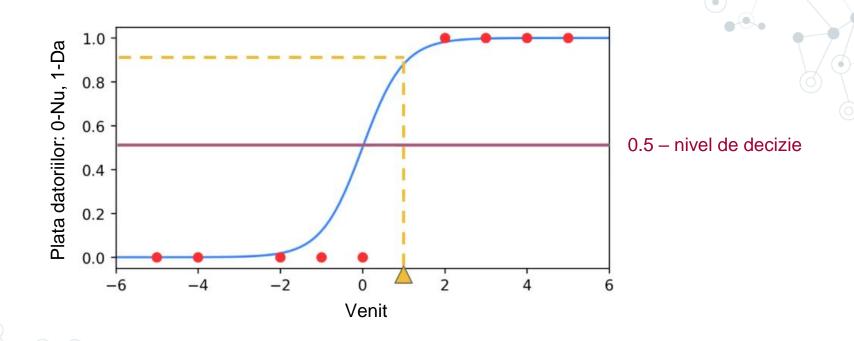
Regresie logistică simplă



$$p(Plata\ datorii) = \frac{1}{1 + e^{-Venit}}$$

p() – probabilitatea

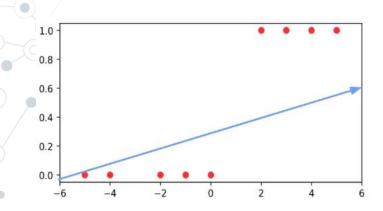
Care este probabilitatea că va plăti datoriile dacă venitul este 1?



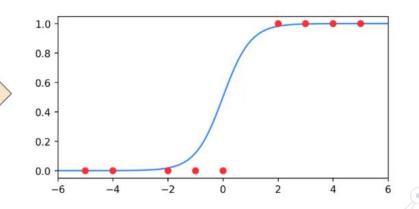
 $p(Plata\ datorii)_{Venit=1} = 0.9 \rightarrow 1$

2. Aparatul matematic

Regresia liniară simplă



Regresie logistică simplă



$$\hat{y} = \beta_0 + \beta_1 x$$

$$\hat{y} = \sigma(\beta_0 + \beta_1 x) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 x)}}$$

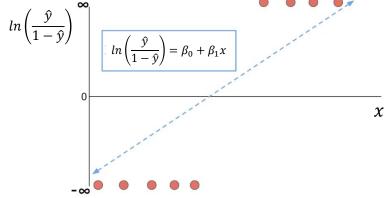
Cota unui eveniment e daca se știe probabilitatea acestuia p(e)

$$cota(e) = \frac{p(e)}{1 - p(e)}$$

lacktriangle Dependența lui \hat{y} de coeficienți eta_i

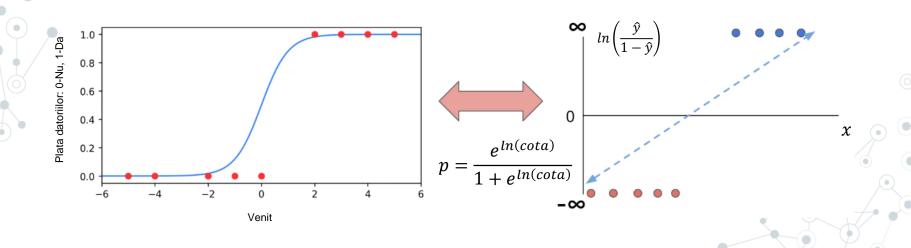
$$\hat{y} = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 x)}} \to \hat{y} + \hat{y} * e^{-(\beta_0 + \beta_1 x)} = 1 \to \hat{y} * e^{-(\beta_0 + \beta_1 x)} = 1 - \hat{y} \to \frac{\hat{y}}{1 - \hat{y}} = e^{(\beta_0 + \beta_1 x)}$$

$$ln\left(\frac{\hat{y}}{1 - \hat{y}}\right) = \beta_0 + \beta_1 x$$

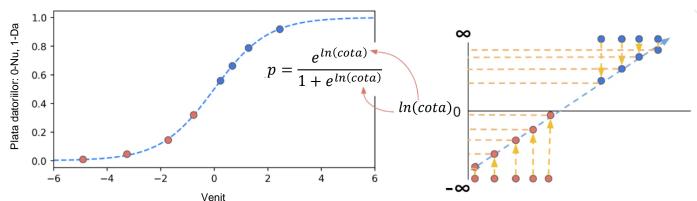


Conversia logaritmului cotei în probabilitate

$$ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = ln(cota) \rightarrow \frac{p}{1-p} = e^{ln(cota)} \rightarrow p = (1-p)e^{ln(cota)} \rightarrow p = e^{ln(cota)} - p * e^{ln(cota)} \rightarrow p + p * e^{ln(cota)} \rightarrow p = \frac{e^{ln(cota)}}{1+e^{ln(cota)}}$$

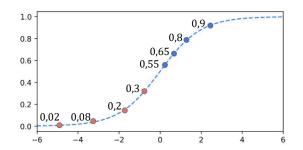


Dependență probabilităților de valorile coeficienților β_i



Cei mai buni coeficienți β_i vor corespunde valorii maxima a probabilității p calculată ca produsul probabilităților conform exemplului

$$p = 0.9 * 0.8 * 0.65 * 0.55 * (1 - 0.3) * (1 - 0.2) * (1 - 0.08) * (1 - 0.02) = 0.129$$



3. Instrumente Scikit-Learn pentru regresia logistică

- Se importa clasa algoritmului LogisticRegression
 - from sklearn.linear_model import LogisticRegression
- Se creează un model cu fixarea valorilor hiper-parametrilor:
 - penalty tipul penalității la regularizare (valori posibile = {'I1', 'I2', 'elasticnet', 'none'}, implicit = 'I2')
 - C coeficientul invers de includere a penalizării (valori posibile = float, implicit =1.0)
 - solver algoritmul utilizat pentru minimizarea sumei erorilor la realizarea trainingului (valori posibile = {'newton-cg', 'lbfgs', 'liblinear', 'sag', 'saga'}, implicit='lbfgs')
 - o multi_class specifica dacă sunt 2 clase sau mai multe (valori posibile = {'auto', 'ovr' (pentru binar), 'multinomial' (pentru multi-class)}, implicit='auto')
 - Max_iter numarul maxim de iteraţii pentru minimizarea sumei erorilor (valori posibile = int, implicit =100)
 - L1_ratio (doar daca penalty='elasticnet') gradul de includere a regularizării l1

```
model = LogisticRegression(solver='saga', multi_class='multinomial',
penalty='l1', C=120, max_iter=1000000)
```

```
model.fit(X_train, y_train)
```

Se vizualizează coeficienții modelului

```
model.coef_
```

Se realizează predicția pe datele de test

```
y_pred = model.predict(X_test)
```

Se realizează predicția pe datele de test cu afișarea probabilitaților

```
y_pred = model.predict_proba(X_test)
```

- Se evaluează performantele modelului
 - Se determina acurateţea modelului
 - from sklearn.metrics import accuracy_score
 accuracy_score(y_test, y_pred)
 - Se vizualizează matricea confuziilor from sklearn.metrics import confusion_matrix cm=confusion_matrix(y_test, y_pred) cm
 - Se vizualizează grafic matricea confuziilor

from sklearn.metrics import ConfusionMatrixDisplay
ConfusionMatrixDisplay(cm, display_labels=model.classes_).plot();

Se afişează raportul de clasificare - classification_report from sklearn.metrics import classification_report print(classification_report(y_test, y_pred))