

# Interpretatie en Evaluatie van Machine Learning Resultaten

## Formules Metrieken

Formules voor een binaire classificatiemodel.

**True Positive (TP):** # correct classificeerde positieve data

**False Positive (FP):** # verkeerd classificeerde positieve data

**True Negative (TN):** # correct classificeerde negatieve data

**False Negative (FN):** # verkeerd classificeerde negatieve data

**Recall, True Positive Rate (TPR):**  $\frac{TP}{TP+FN}$

**Specificity:**  $\frac{TN}{TN+FP}$

**False Positive Rate (FPR):**  $\frac{FP}{TN+FP} = 1 - \text{specificity}$

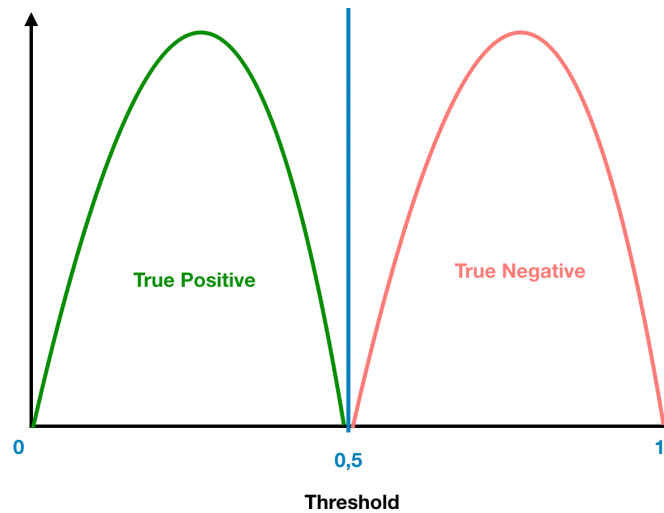
## Confusion Matrix

Een confusion matrix is een manier om alle valse positieven (Type I error), valse negatieven (Type II error) en correcte classificaties weer te geven.

undefined

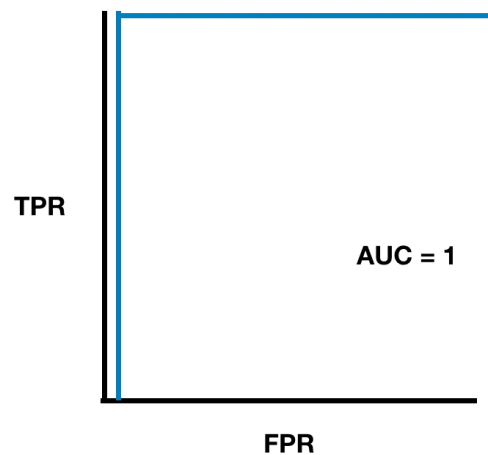
## Receiver Operating Characteristics (ROC)

De ROC curve is een plot van de TPR van een model tegenover de FPR van het model. Het is een metriek om de performance van een classificatie model op alle mogelijke thresholds te beschrijven. We kunnen dit illustreren met enkele voorbeelden.

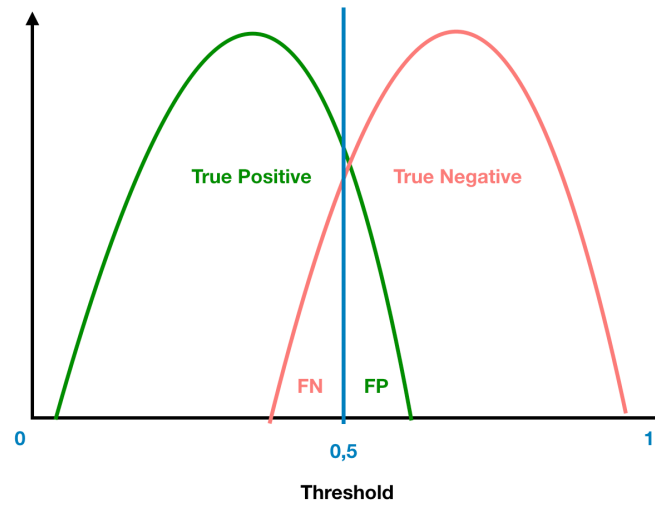


In de bovenstaande grafiek zien we een distributie van correcte positieve (groene) data en correcte negatieve (rode) data. Hoe linkser de data is geplot hoe meer zeker het model is dat de data positief is, hoe rechtser hoe meer zeker het model is dat de data negatief is. De verticale (blauwe) lijn is de threshold. Deze kunnen wij aanpassen aan het model. Alles wat links van de threshold staat wordt positief geïclassificeerd en rechts negatief.

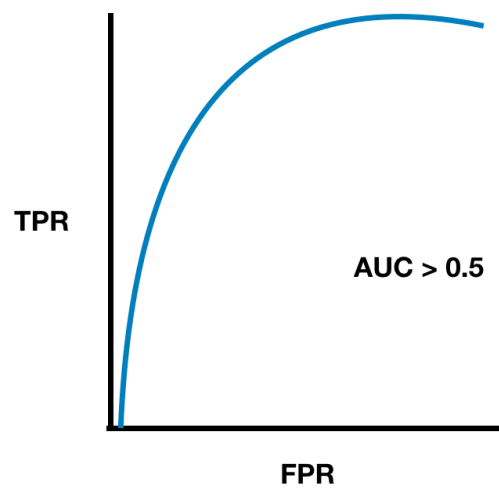
De bovenstaande grafiek toont hier dat het model perfect classificeert. Dit resulteert in de onderstaande ROC curve. Het aantal correcte positieve data is niet afhankelijk van valse positieve data. Het is altijd 100%.



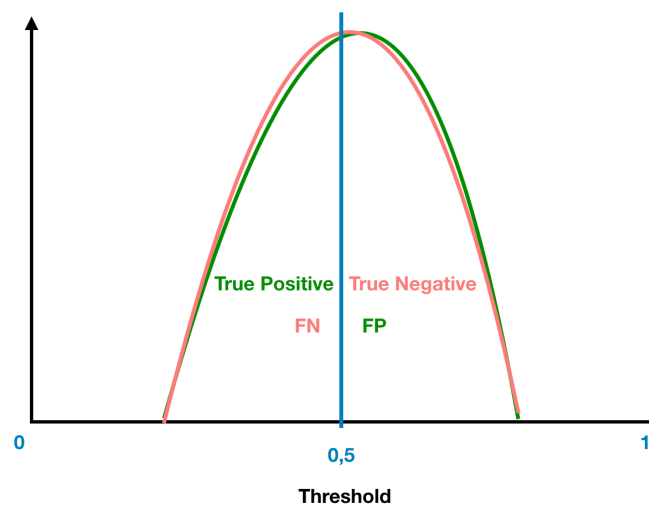
Een meer realistische voorbeeld is de onderstaande grafiek waar de voor bepaalde data het model minder goed scoort. Er is een overlap tussen de curves. We kunnen threshold gaan verplaatsen naar links om minder valse posities te hebben of naar rechts om minder valse negatieven te hebben.



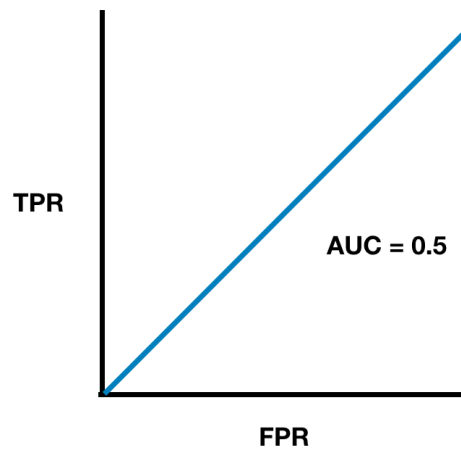
Dit resulteert in een andere ROC curve. Het aantal correcte positieve data is afhankelijk van valse positieve data.



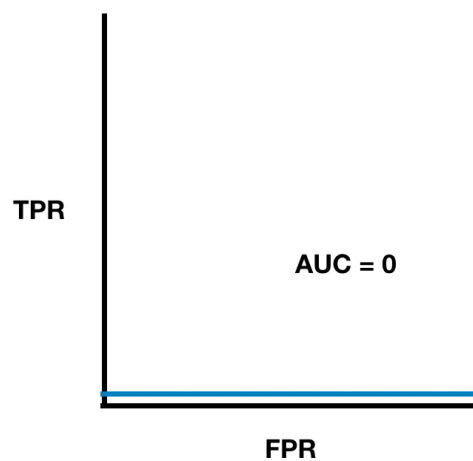
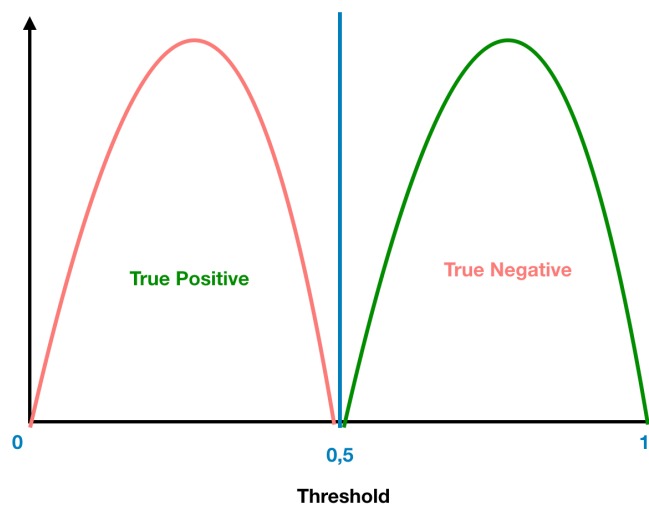
Indien de model geen onderscheid kan maken tussen de data ziet de grafiek er als volgt uit:



De curves vallen helemaal over elkaar. Voor geen enkele threshold kunnen we onderscheid maken. De classificatie gebeurt louter op toeval. De ROC curve zal daarom de bissectrice zijn. We noemen dit ook wel een de *chance line*. Indien de ROC curve boven deze lijn ligt doet het beter dan het toeval, ndien er onder slechter dan toeval.



Hieronder is er een voorbeeld van een model dat negatief en positief perfect heeft omgedraaid. Indien we negatief en positief omdraaien zou het model perfect classificeren.



## Area Under Curve

Om de ROC curve is een metriek te kunnen beschrijven wordt vaak gesproken over de *area under the curve* van de ROC curve (ROC AUC). Dit is de grootte van oppervlakte tussen de ROC curve, de y-as en x-as. Deze metriek heeft geen grootte en ligt altijd tussen 0 en 1. De ROC AUC is 1 als het model perfect scoort. Indien die lager dan 0.5 is scoort de classifier slechter dan het toeval en als 0 is zijn de klasse omgedraaid. De bovenstaande ROC curves hebben hun ROC AUC waarden vermeld.