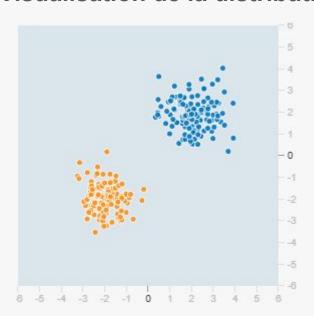


Tests de paramétrage des classifieurs à base de réseaux de neurones sur les différentes distributions de données

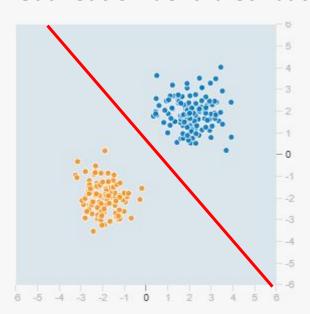
#### Visualisation de la distribution



#### **Observation**

Les deux classes sont séparées de façon linéaire.

#### Visualisation de la distribution



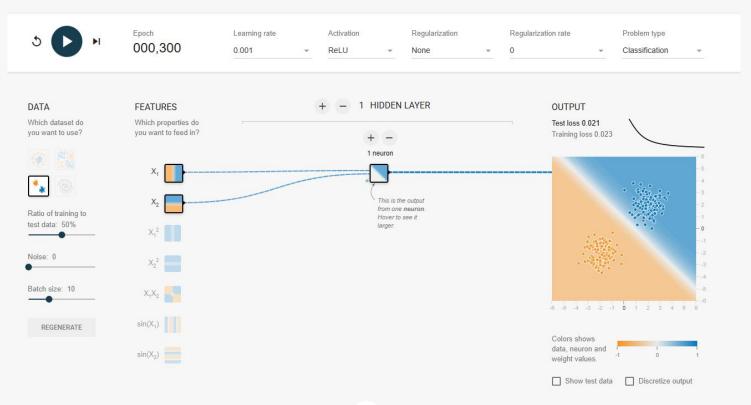
#### Observation

Les deux classes sont séparées de façon linéaire.

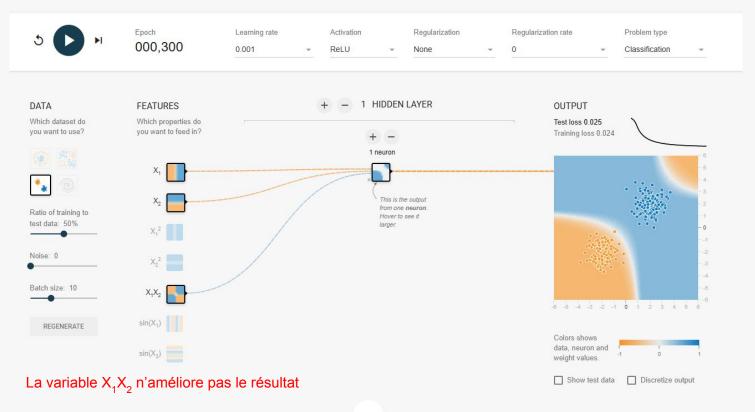
Les variables les plus susceptibles de permettre au réseau de neurones de converger sont donc  $X_1$ ,  $X_2$ .

Choix des variables

# Variables : X<sub>1</sub> et X<sub>2</sub>

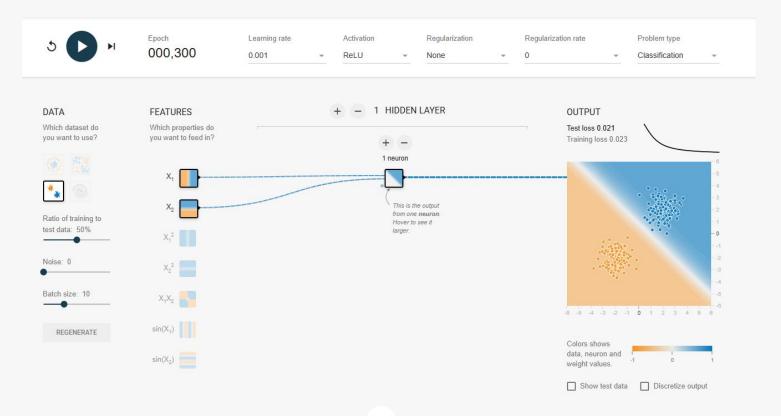


# Variables : $X_1$ , $X_2$ et $X_1X_2$

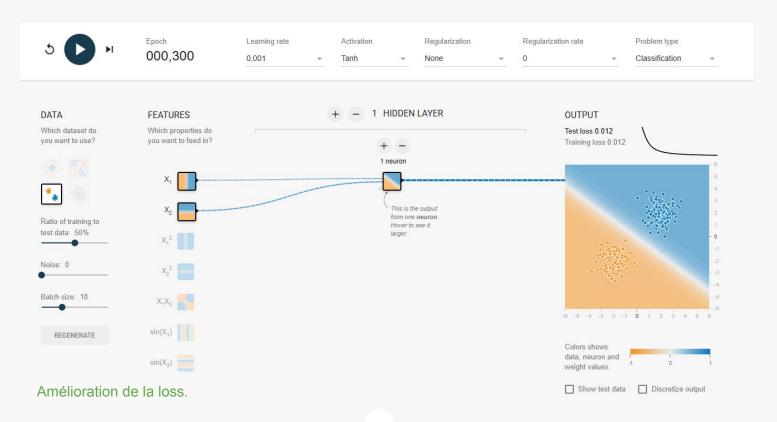


Choix de la fonction d'activation

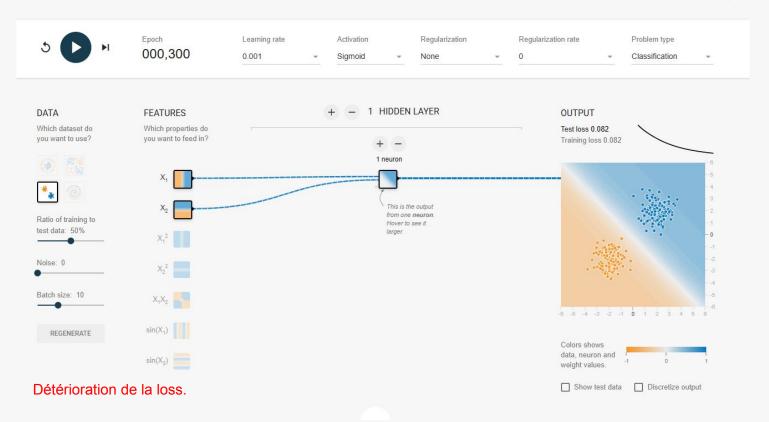
### **Activation: ReLU**



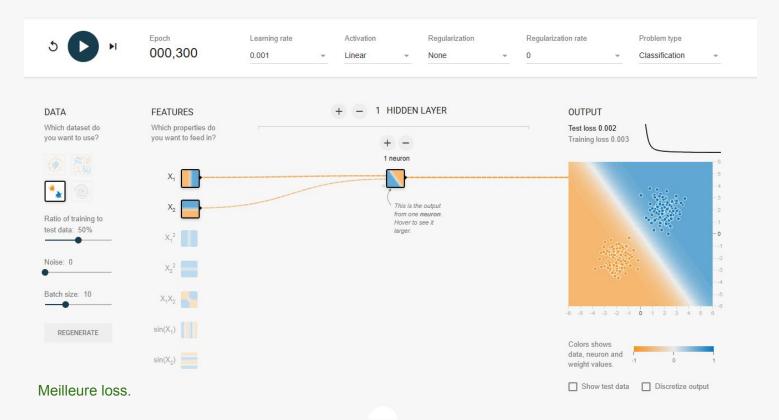
### **Activation: Tanh**



### Activation: Sigmoïd

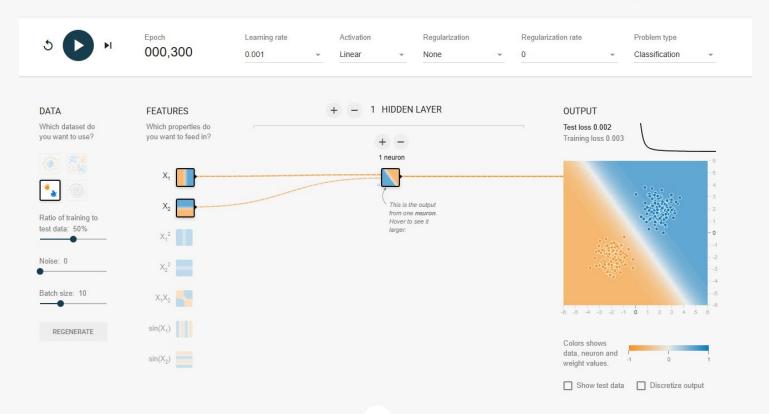


### **Activation: Linear**

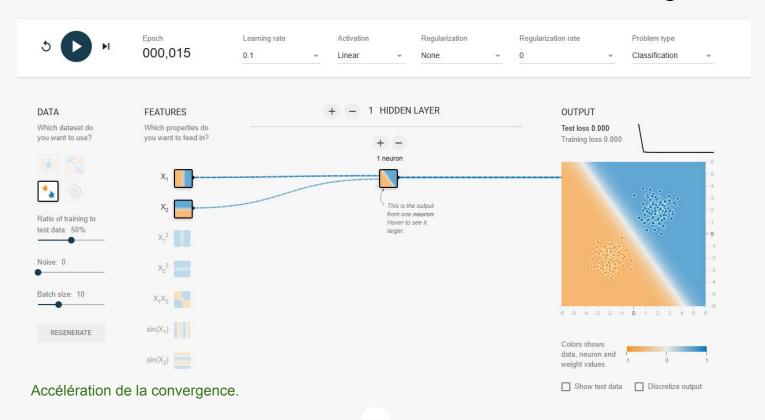


Choix du learning rate

### Learning Rate: 0.001

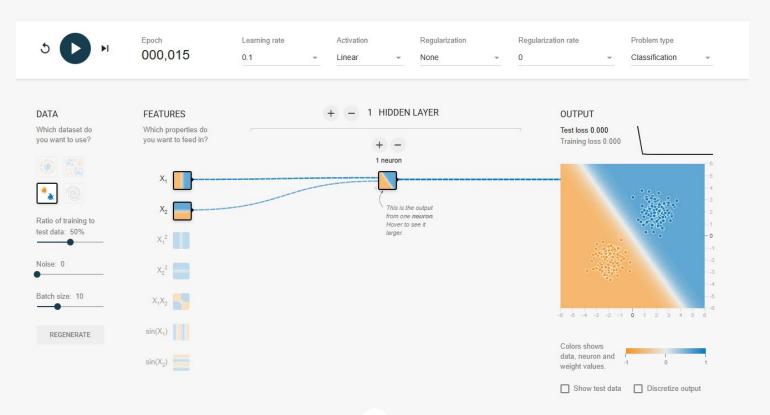


### Learning Rate: 0.1



Choix du nombre de neurones

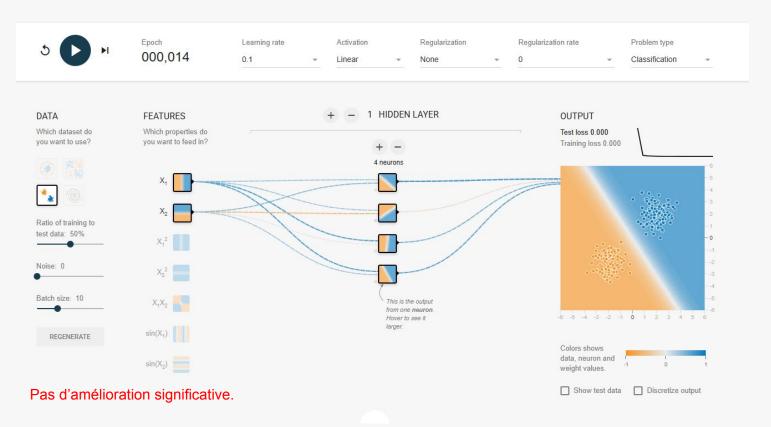
### Nombre de neurones : 1



### Nombre de neurones : 2



### Nombre de neurones: 4



### Nombre de neurones : 8



**Conclusions** 

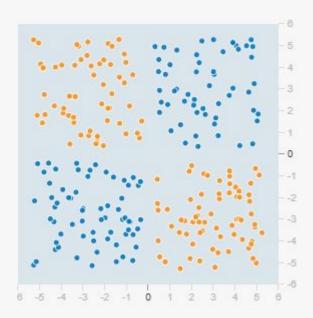
Dans le cadre d'une classification binaire de données linéairement séparables, nous savons que le perceptron est adapté. C'est donc sans trop de surprise que l'on constate qu'un seul neurone suffit pour venir à bout de la classification de cette distribution de points.

Le meilleur choix de variables est  $X_1$  et  $X_2$ .

La fonction d'activation la plus adaptée est la fonction Linear.

La diminution du learning rate permet de faire converger le modèle plus rapidement.

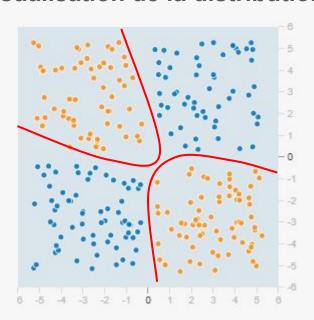
#### Visualisation de la distribution



#### **Observation**

Chaque classe est répartie dans deux cadrans. La séparation n'est pas linéaire.

### Visualisation de la distribution



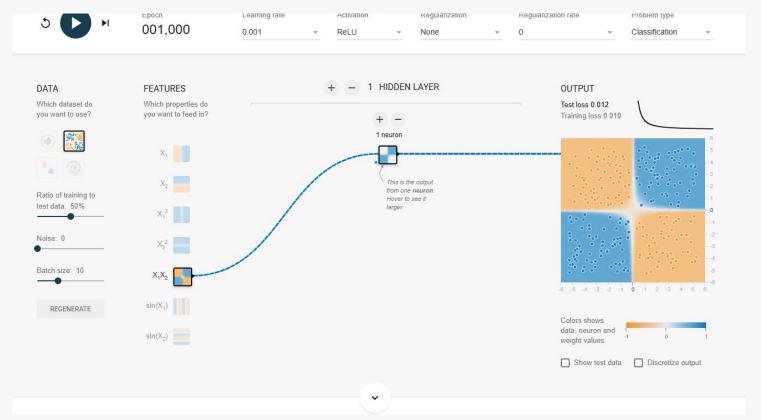
#### **Observation**

Chaque classe est répartie dans deux cadrans. La séparation est de forme hyperbolique.

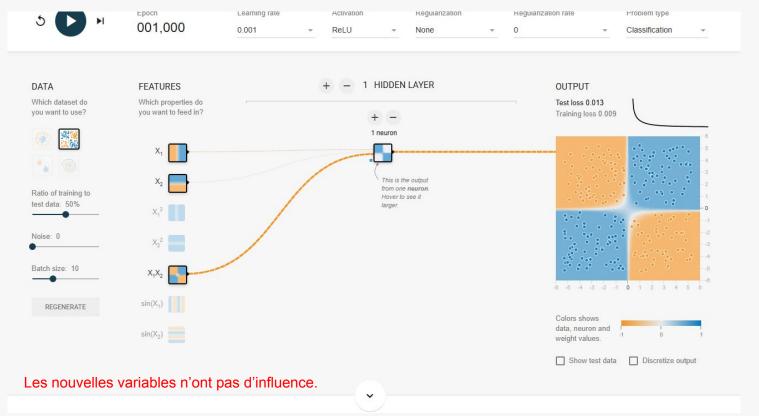
Les variables les plus susceptibles de permettre au réseau de neurones de converger sont donc  $X_1X_2$ .

Choix des variables

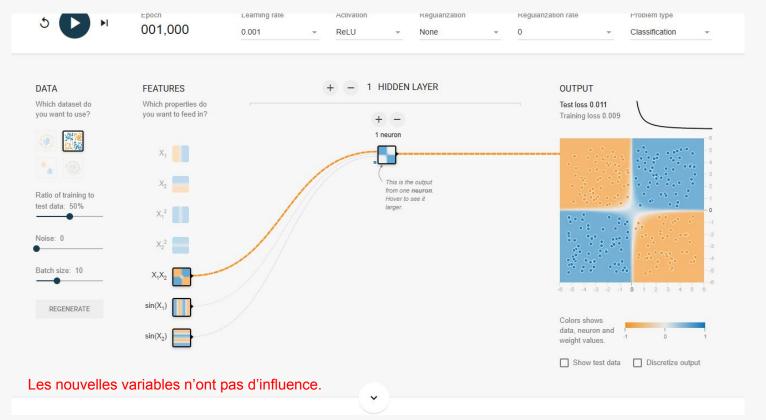
Variables: X<sub>1</sub>X<sub>2</sub>



# Variables : $X_1$ , $X_2$ et $X_1X_2$

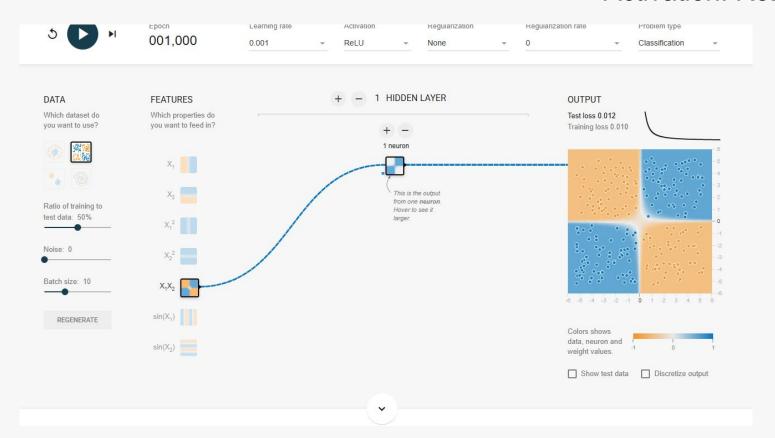


# Variables : $sin(X_1)$ , $sin(X_2)$ et $X_1X_2$

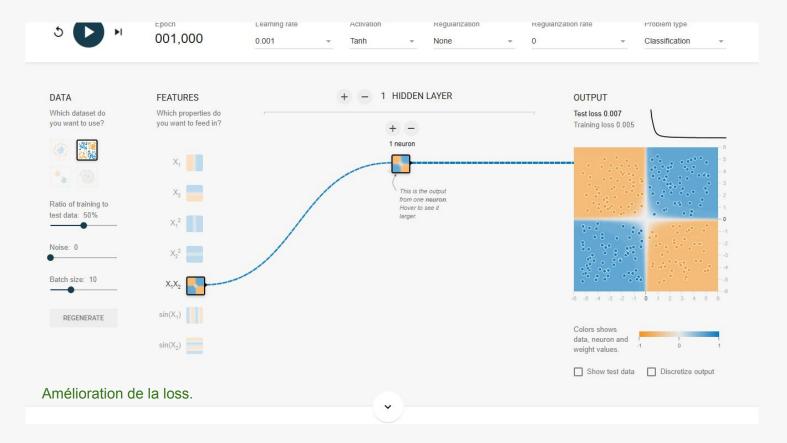


Choix de la fonction d'activation

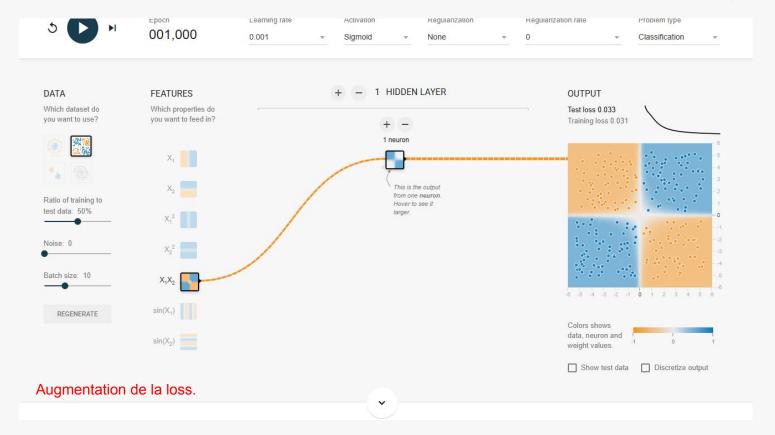
### Activation: ReLu



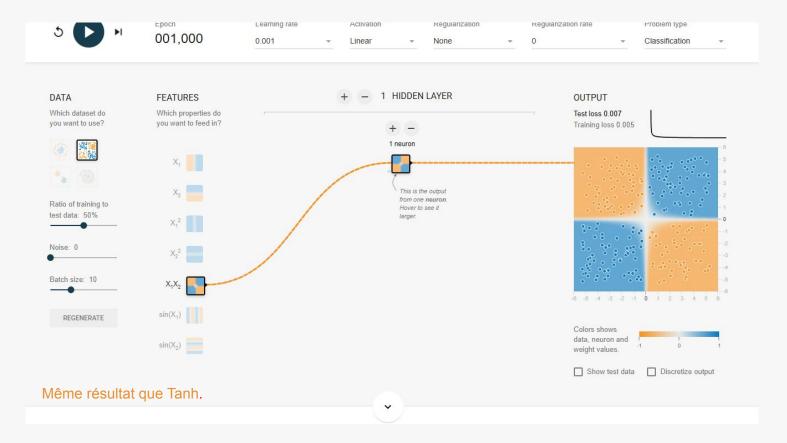
### **Activation: Tanh**



### Activation: Sigmoïd

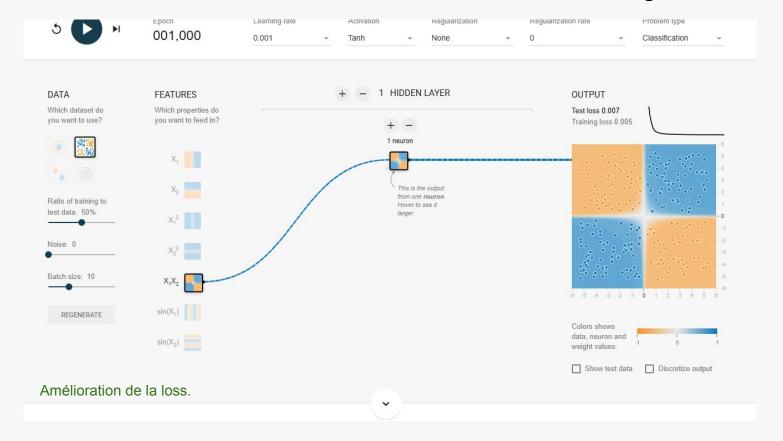


### **Activation: Linear**

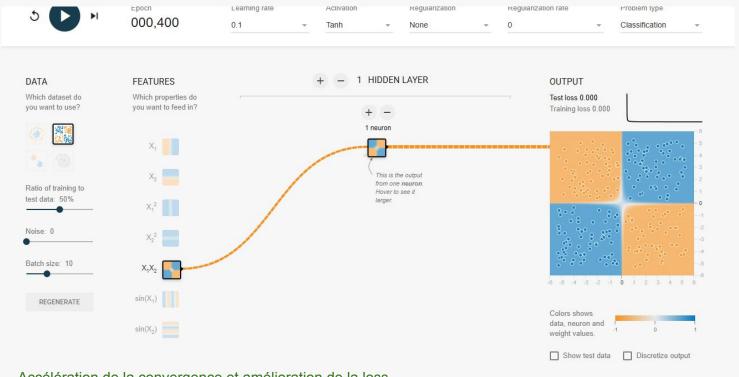


Choix du learning rate

### Learning Rate: 0.001



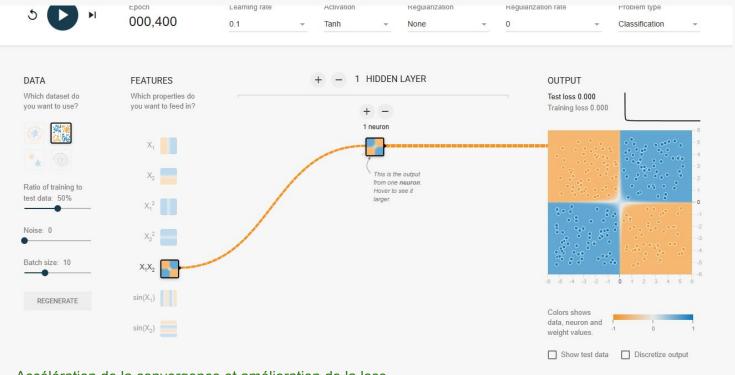
### Learning Rate: 0.1



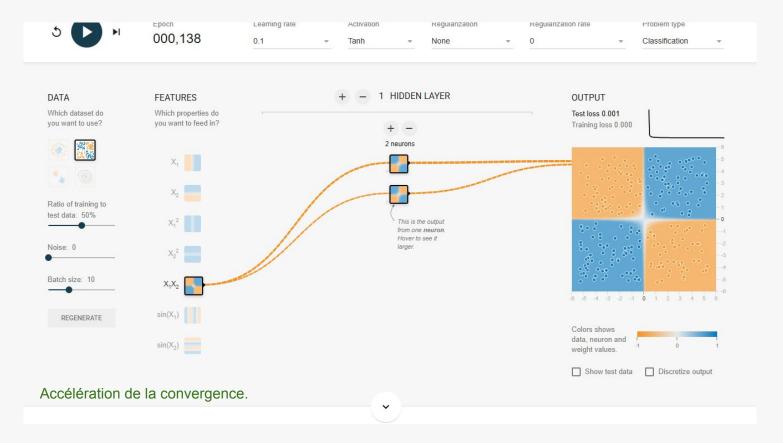
Accélération de la convergence et amélioration de la loss.

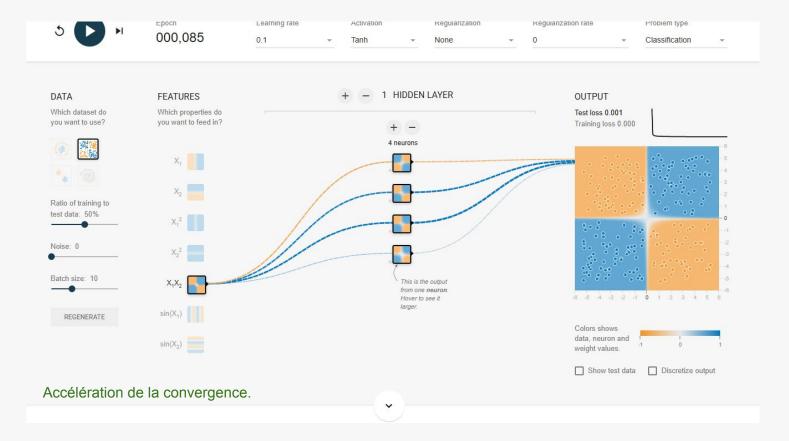
Choix du nombre de neurones

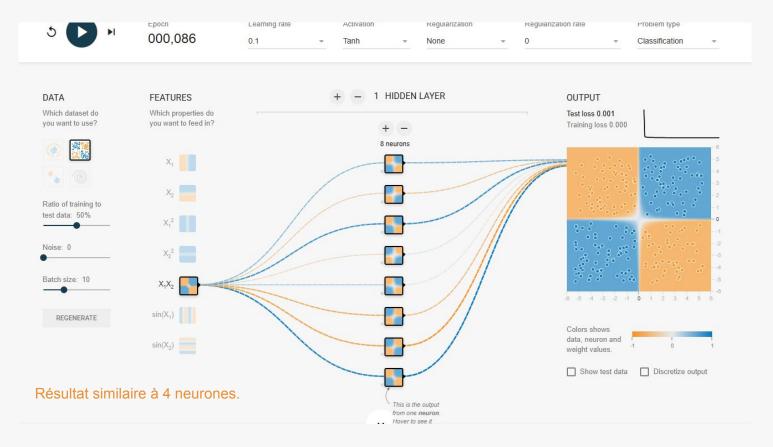
#### Nombre de neurones: 1



Accélération de la convergence et amélioration de la loss.







#### Conclusions

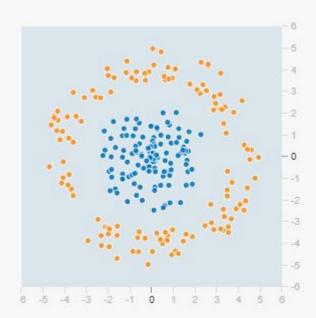
Le meilleur choix de variables est  $X_1X_2$ .

La fonction d'activation les plus adaptées sont les fonctions Tanh et Linear qui donnent des résultats équivalents.

Le nombre de neurones optimal est 4.

La diminution du learning rate permet de faire converger le modèle plus rapidement.

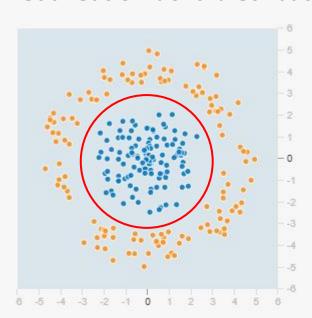
#### Visualisation de la distribution



#### **Observation**

Les classes sont séparables par un cercle.

#### Visualisation de la distribution



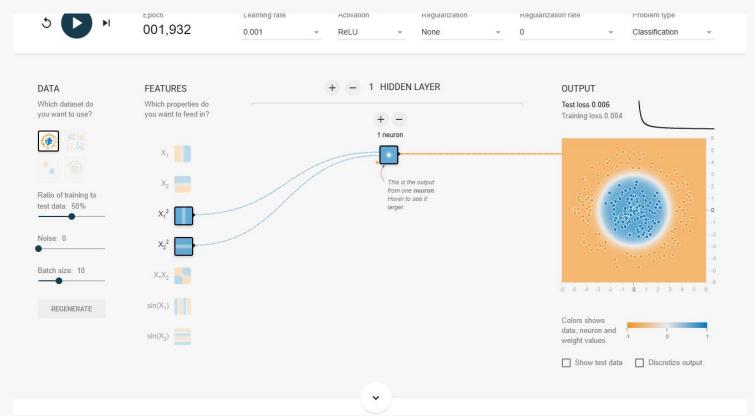
#### **Observation**

Les classes sont séparables par un cercle.

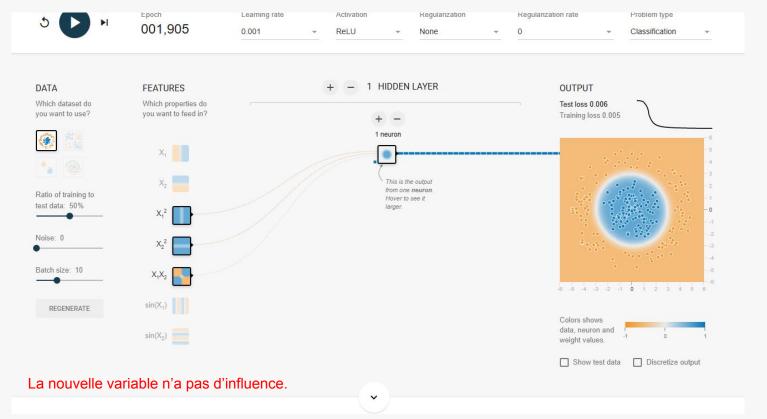
Les variables les plus adaptées sont probablement  $X_1^2$  et  $X_2^2$ .

Choix des variables

Variables : X<sub>1</sub><sup>2</sup> et X<sub>2</sub><sup>2</sup>

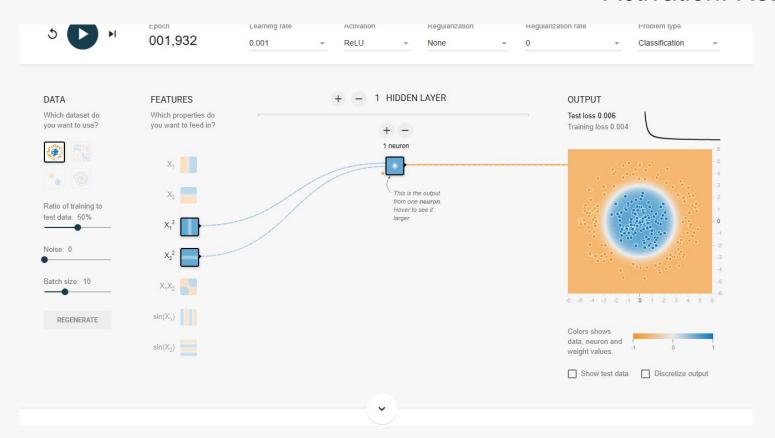


# Variables : $X_1^2$ , $X_2^2$ et $X_1X_2$

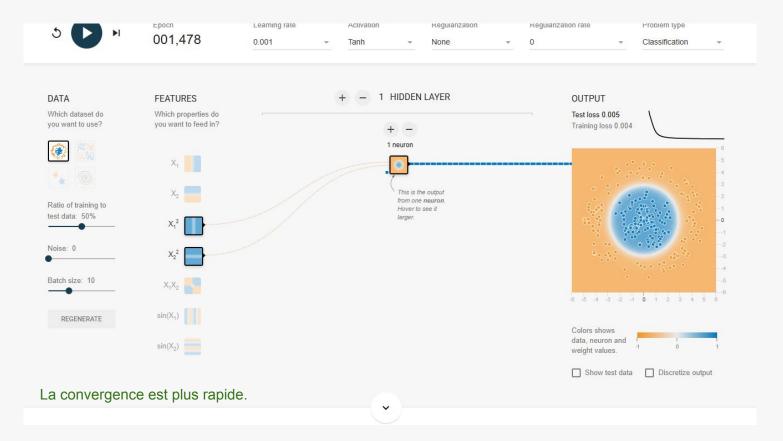


Choix de la fonction d'activation

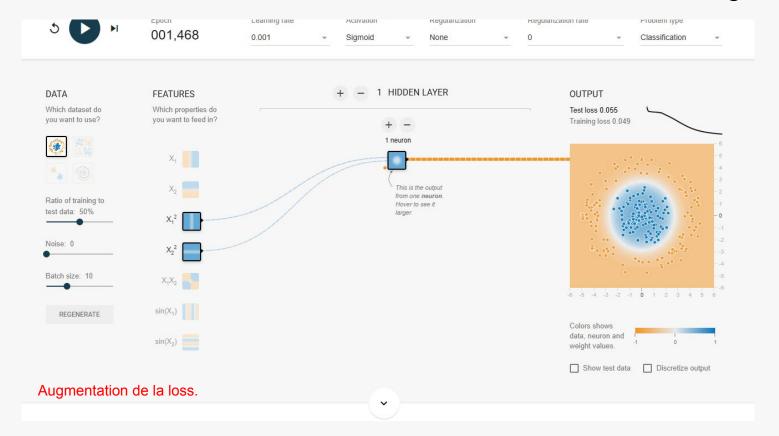
#### Activation: ReLu



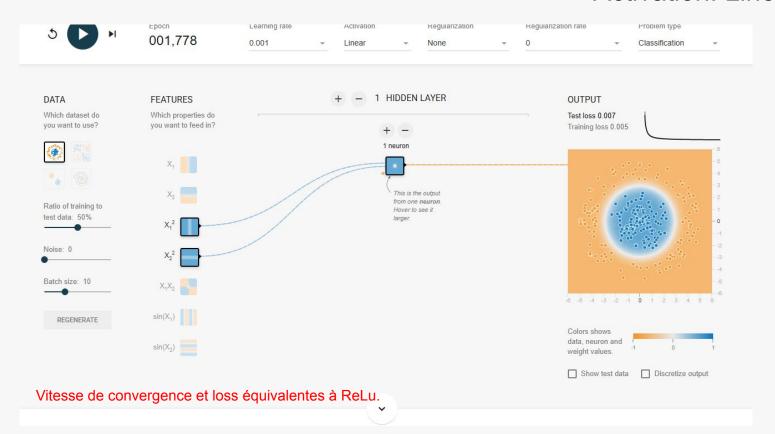
#### **Activation: Tanh**



### Activation: Sigmoïd

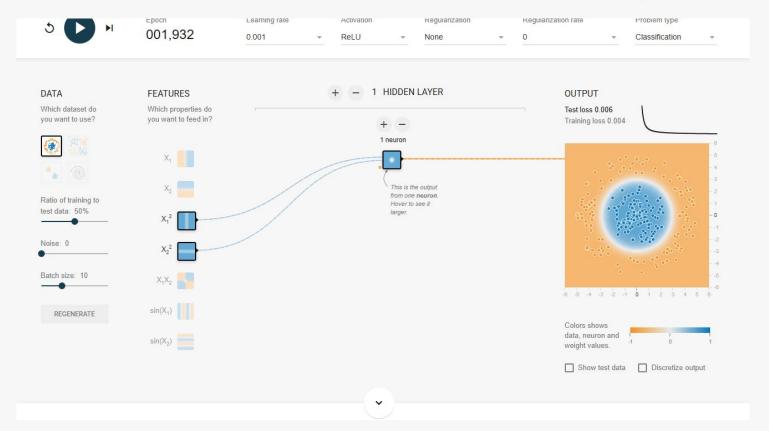


#### **Activation: Linear**

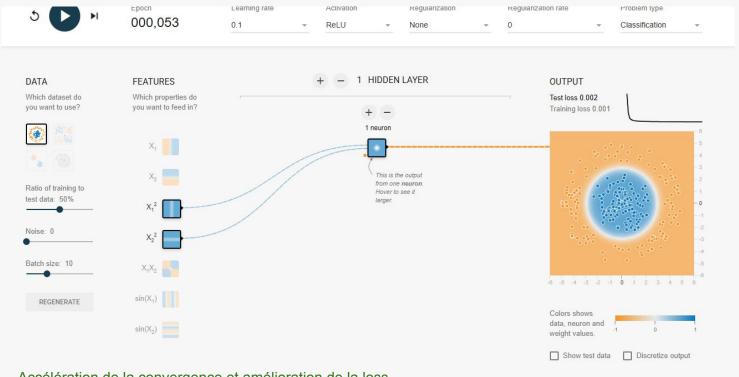


Choix du learning rate

## Learning Rate: 0.001

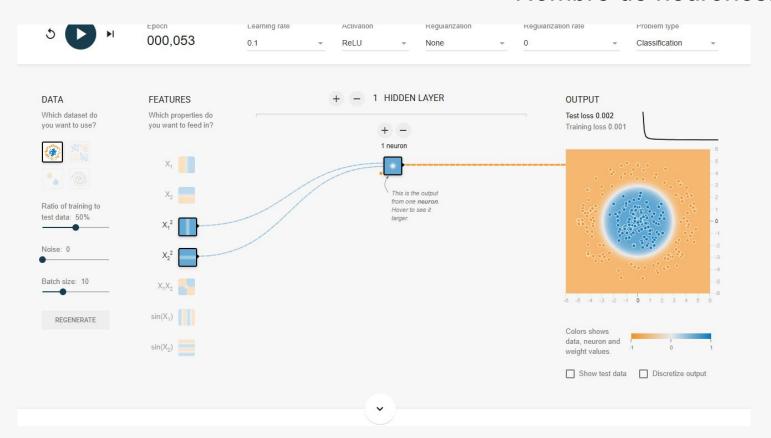


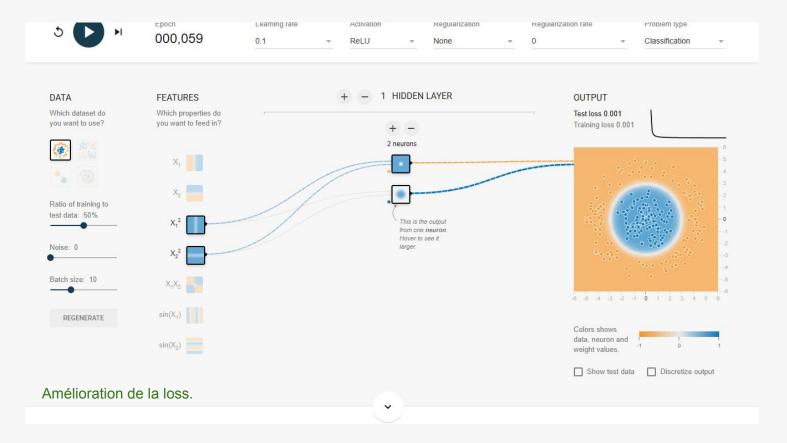
### Learning Rate: 0.1

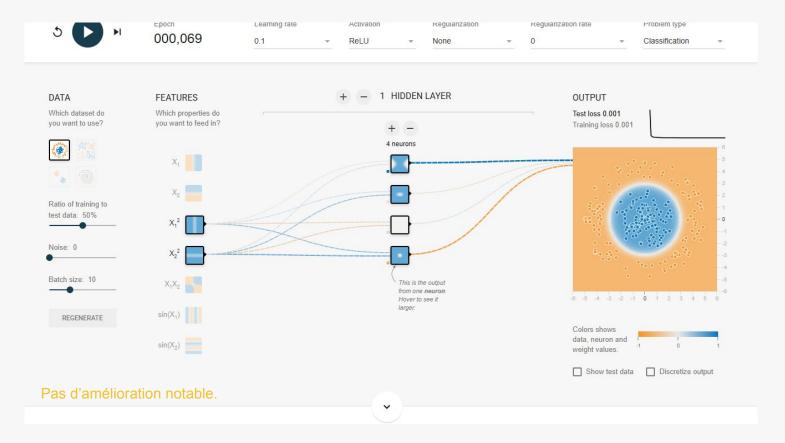


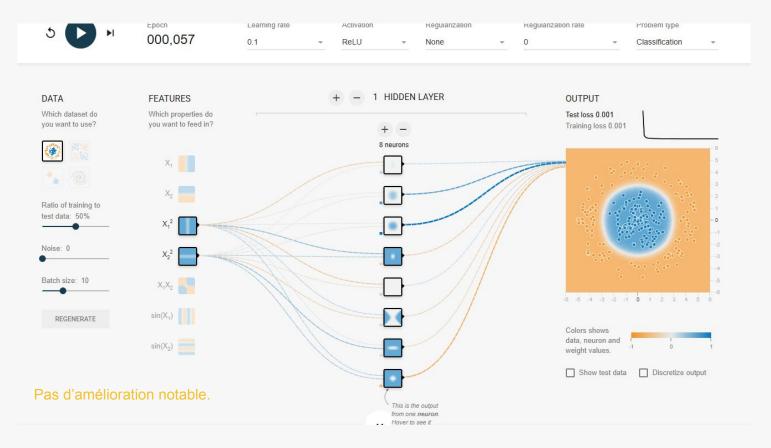
Accélération de la convergence et amélioration de la loss.

Choix du nombre de neurones









#### Conclusions

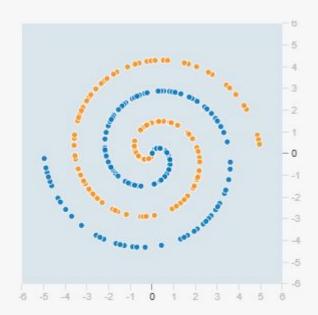
Le meilleur choix de variables est  $X_1^2$  et  $X_2^2$ .

La fonction d'activation la plus adaptées est Tanh.

Le nombre de neurones optimal est 2.

La diminution du learning rate permet de faire converger le modèle plus rapidement.

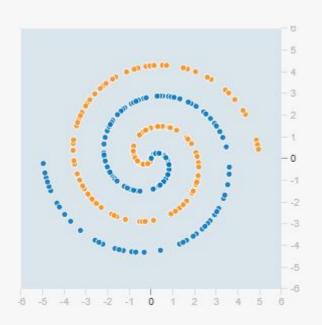
#### Visualisation de la distribution



#### **Observation**

Les classes sont séparables par une spirale.

#### Visualisation de la distribution



#### **Observation**

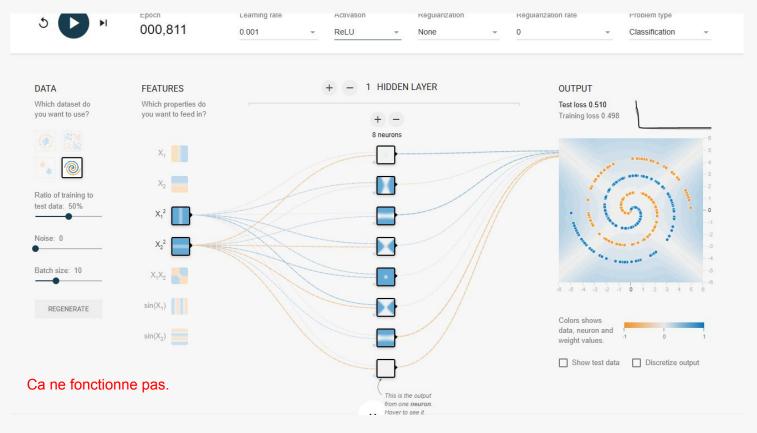
Les classes sont séparables par une spirale.

On va essayer directement avec un couche de 8 neurones.

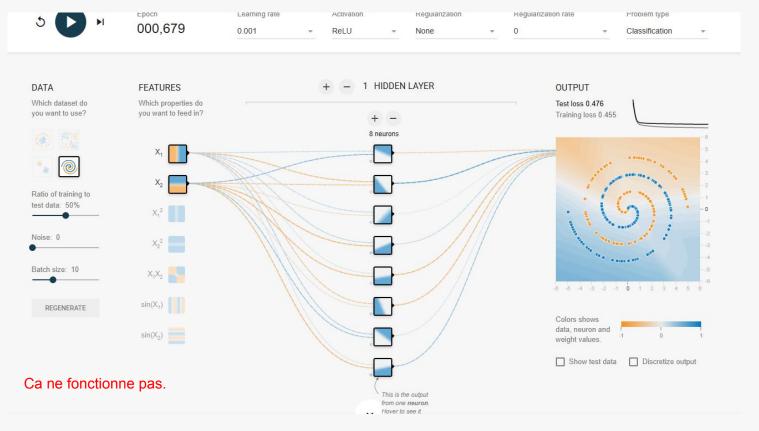
Les variables les plus adaptées sont probablement  $X_1^2$  et  $X_2^2$ .

Choix des variables

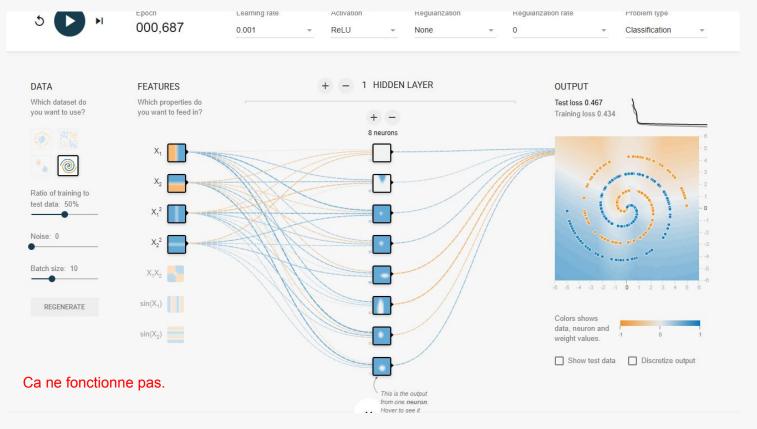
Variables : X<sub>1</sub><sup>2</sup>et X<sub>2</sub><sup>2</sup>



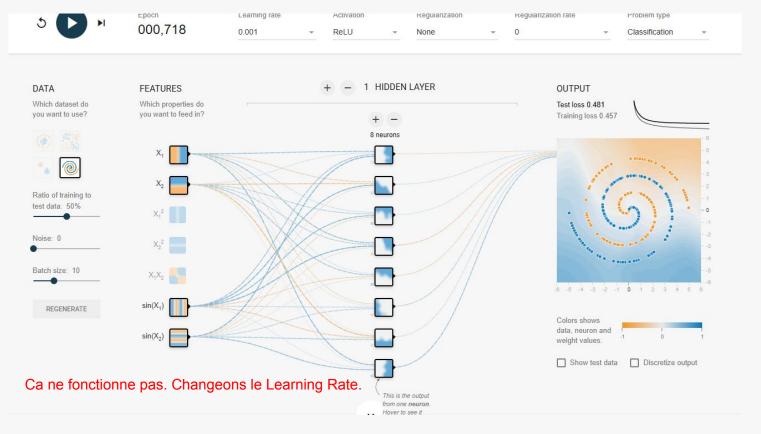
# Variables : X<sub>1</sub> et X<sub>2</sub>



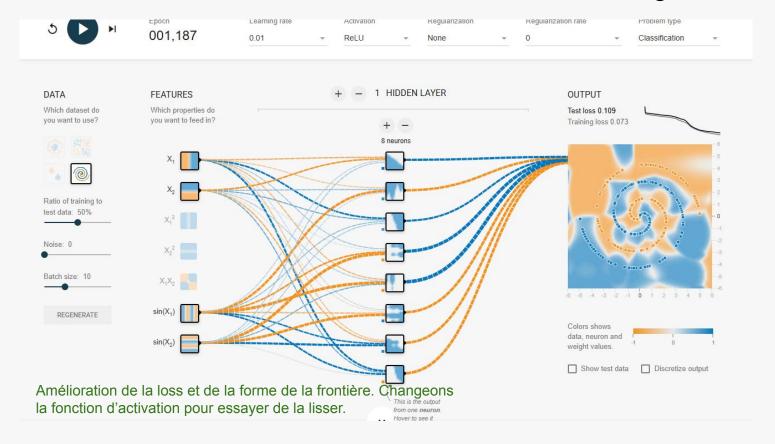
# Variables : $X_1$ , $X_2$ , $X_1^2$ et $X_2^2$



## Variables : $X_1$ , $X_2$ , $sin(X_1)$ et $sin(X_2)$



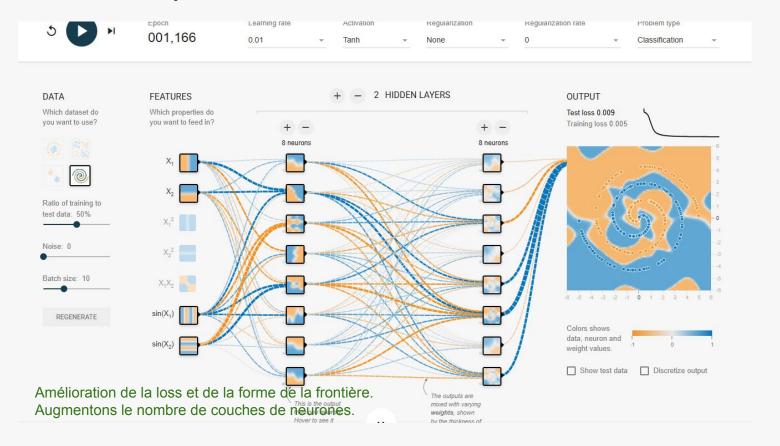
### Learning Rate: 0.01



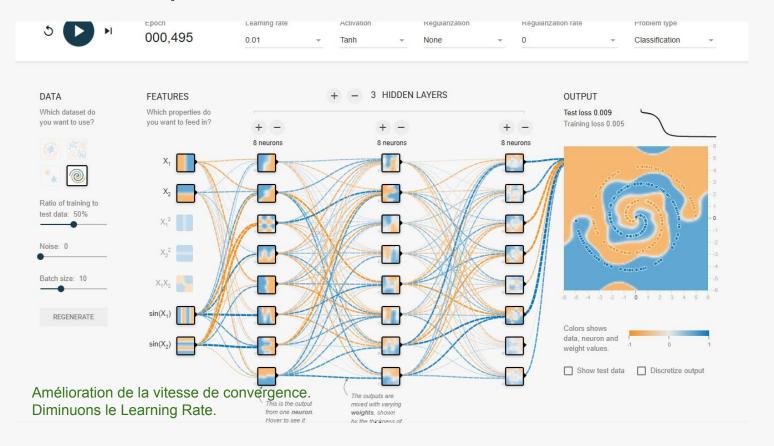
#### **Activation: Tanh**



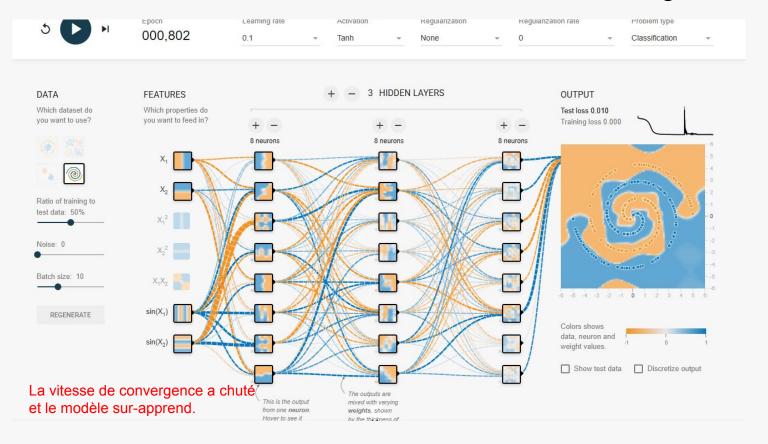
#### Nombre de couches: 2



#### Nombre de couches: 3



### Learning Rate: 0.1



Conclusions

Le meilleur choix de variables est  $X_1$ ,  $X_2$ ,  $sin(X_1)$  et  $sin(X_2)$ .

La fonction d'activation la plus adaptées est Tanh.

Le nombre de couches de neurones optimal est 3.

La diminution du learning rate permet de faire converger le modèle plus rapidement mais il ne faut pas que sa valeur soit trop élevée.