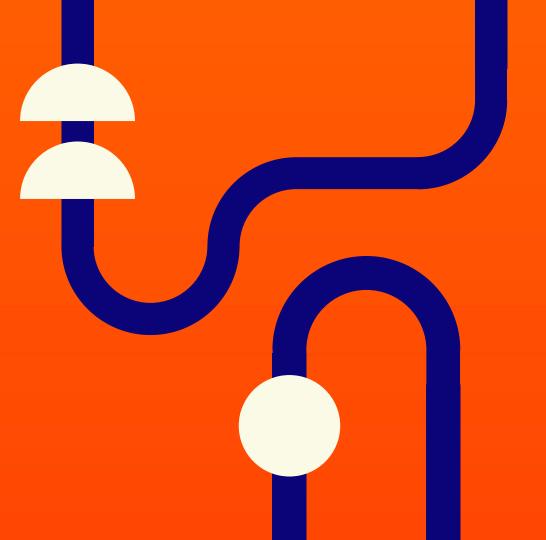


especialização

# Tech Lead Data Science & IA

Gabriela Lindenberg gcl2@cesar.school





## **Atividade Playground**

As funções de ativação são essenciais em redes neurais — elas determinam como os neurônios "disparam" e ajudam a rede a aprender padrões complexos. Problema em espiral é altamente não linear, ou seja, os dados estão dispostos de forma "enrolada", e separar as classes exige que a rede neural aprenda padrões complexos e curvos. Temos 4 opções de ativação. Quanto mais complexo o data set, precisamos de ativações mais complexas que a Linear por exemplo. Para esse problema as ativações mais indicadas são ReLu (Rectified Linear Unit) e Tanh (Tangente Hiperbólica).

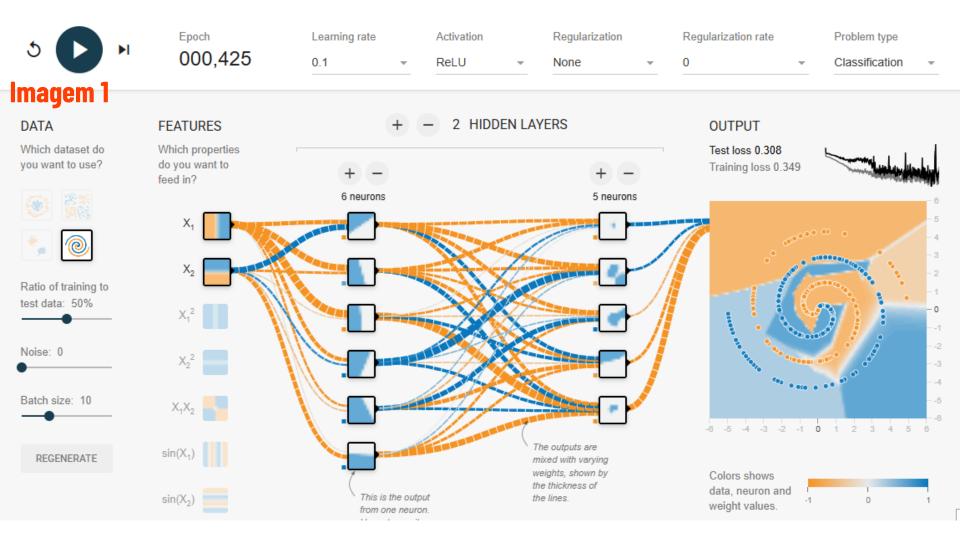
Para resolver o problema variei as ativações, o learning rate e adicionei mais neurônios nas duas camadas. Após observar que algumas linhas tinham menos fluxo, menor peso, testei remover o neurônio com menor fluxo para chegar na quantidade ideal que resolvesse o problema.

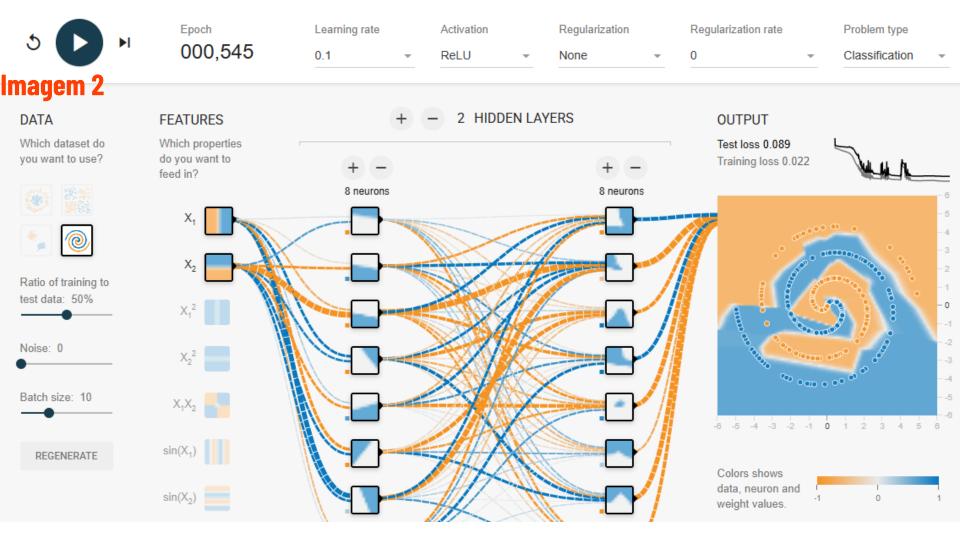




#### Teste 1:

Data set complexo, então optei pela ativação ReLu e learning rate de 0,1. Escolhi essa learning rate porque é uma taxa de aprendizagem rápido e estável e chega mais fácil em um bom resultado. O test loss ficou alto, as linhas dos pesos grossas (imagem 1), então testei adicionar mais neurônios (imagem 2). Ainda assim o resultado não chegou onde eu queria, apesar do test loss já ter alcançado o valor menor que 0,1.



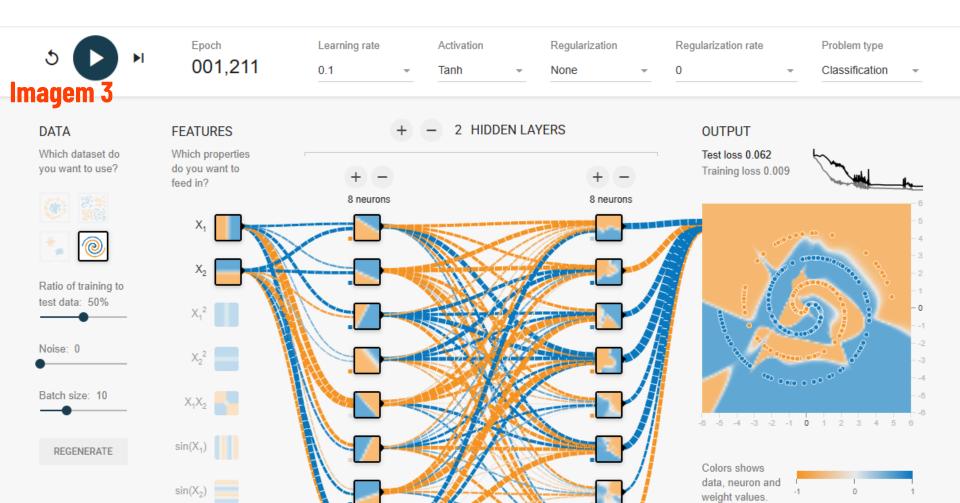


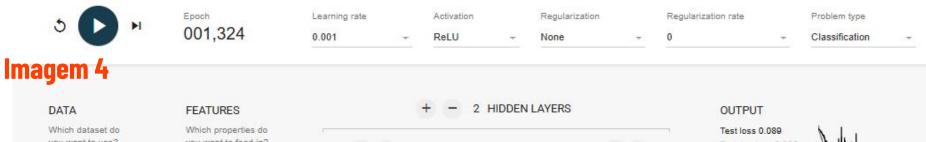


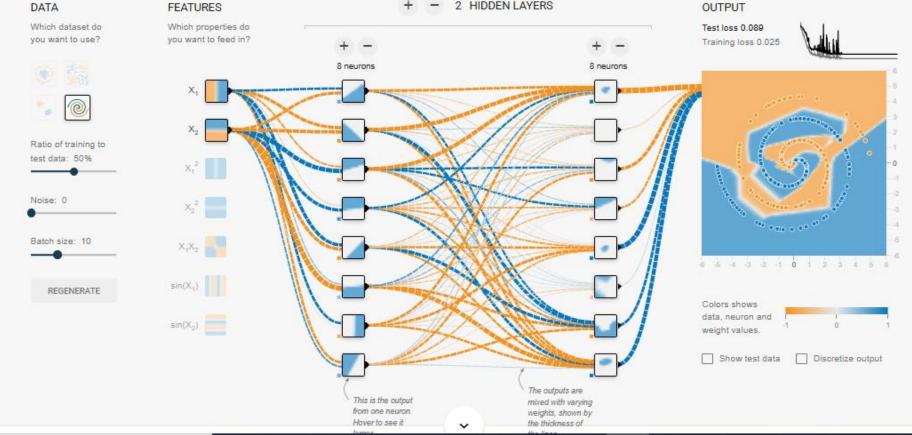


#### Teste 2:

Alterei a ativação de ReLu para Tanh e mantive a learning rate de 0,1 e a quantidade máxima de 16 neurônios, mas ainda não cheguei no resultado desejado (imagem 3); executei 3 vezes mais épocas no segundo teste. Então retomei a ativação para ReLu e alterei o learning rate, obtendo um resultado mais satisfatório (imagem 4) com test loss 0,089.







## **Atividade Playground**



#### Teste 3:

Após realizar uma breve pesquisa no Chatgpt repeti a configuração que ele sugeriu, mas modifiquei a ativação para ReLu; learning rate 0,01, regularization L2 e regularization rate de 0,003 e **obtive um resultado satisfatório (imagem 5).** Testei com a ativação Tanh, que foi a sugerida pelo Chatgpt, mantendo as outras configurações iguais e observei que o modelo também chegou em um resultado satisfatório (imagem 6), porém precisou de muito mais épocas e ainda ainda **o resultado melhor foi obtivo pela ReLu.** 

## **Atividade Playground**



#### **CONCLUSÃO:**

A ReLU foi mais eficiente porque:

- Não sofre com saturação como a Tanh.
- Conseguiu aproveitar melhor os 8 neurônios por camada para formar fronteiras precisas.
- Regularização controlou o risco de overfitting, mantendo o modelo limpo.
- O learning rate baixo deu estabilidade no ajuste.
- Melhor configuração -> IMAGEM 5; test loss 0,048



006,697

Learning rate

0.01

Activation ReLU

L2

Regularization

-

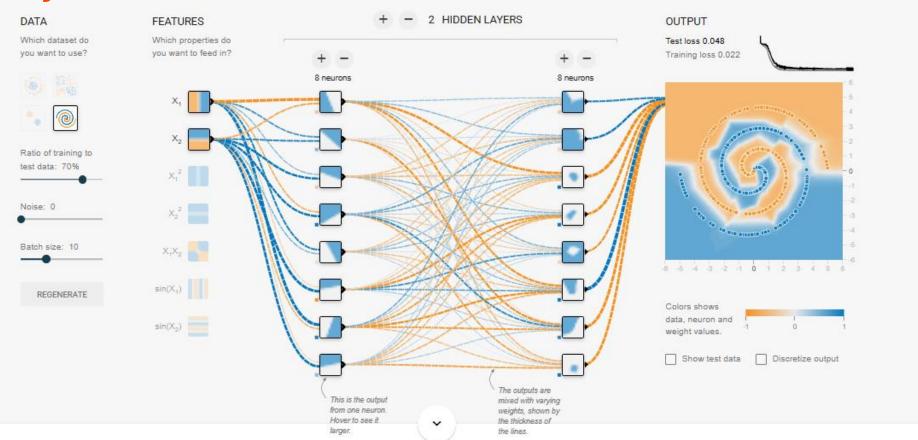
Regularization rate 0.003

Problem type

Classification

Classification

## **Imagem 5**





009,012

Learning rate

0.01

Activation Tanh Regularization

L2

. 0

Regularization rate

0.003

Problem type

Classification

**Imagem 6** 

