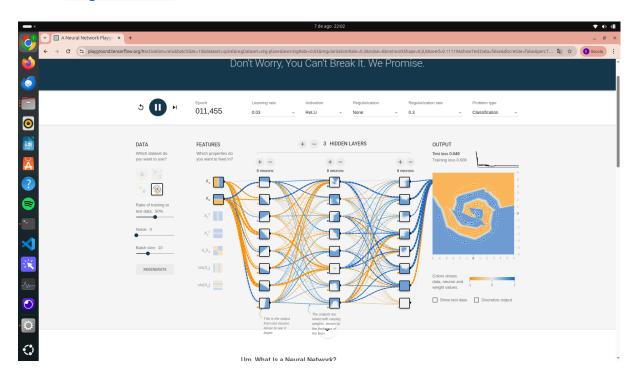
Nome: Eric Cabral Neder E mail: <a href="mailto:ecn@cesar.school">ecn@cesar.school</a>



# Número de camadas (hidden layers): 3

 Número de neurônios em cada camada: 8 neurônios em cada uma das 3 camadas ocultas

Tipo de ativação: ReLULearning rate: 0.03

#### 1. Número de camadas

- Impacto: Mais camadas aumentam a capacidade da rede de aprender padrões complexos, mas também elevam o risco de overfitting se não houver dados suficientes ou regularização. Poucas camadas podem simplificar demais o modelo, limitando sua precisão em problemas complexos.
- Resumo: Profundidade → maior capacidade de representação, mas maior risco de memorizar em vez de generalizar.

#### 2. Número de neurônios em cada camada

- Impacto: Mais neurônios por camada permitem capturar mais detalhes e interações entre as variáveis, mas também aumentam a complexidade e o custo computacional. Poucos neurônios podem levar a underfitting, com a rede incapaz de aprender padrões mais sutis.
- Resumo: Largura → mais detalhes aprendidos, mas também mais chance de ruído e overfitting.

# 3. Tipo de ativação

- Impacto: A função de ativação define como a rede aprende relações não lineares.
  - ReLU: rápido e eficaz em redes profundas, evita saturação para valores positivos.
  - Funções como Sigmoid ou Tanh podem ter saturação e gradientes muito pequenos em redes profundas.
- Resumo: Escolha da ativação influencia velocidade de treino e capacidade de modelar relações complexas.

# 4. Learning rate

- Impacto: Taxa muito alta pode fazer o modelo "pular" a solução ótima e não convergir; muito baixa torna o treino lento e pode prender em mínimos locais. Um valor equilibrado acelera o aprendizado sem instabilidade.
- Resumo: Ajustar a taxa é essencial para equilibrar velocidade e estabilidade do treino.

#### 5. Regularização (L1, L2, dropout)

- Impacto: Reduz overfitting ao penalizar pesos muito altos ou ao "desativar" neurônios durante o treino. Um valor muito alto pode prejudicar a capacidade de aprendizado, enquanto nenhum valor pode deixar o modelo superajustar aos dados de treino.
- Resumo: É o "freio" contra memorizar demais, forçando o modelo a generalizar.