# Relatório - Dataset Espiral no TensorFlow Playground

Disciplina: Data Science & IA

Especialização: Tech Lead - Cesar School

Aluno: Lucas Matos de Medeiros

email pessoal: [lucas.matos.medeiros@gmail.com](mailto:lucas.matos.medeiros@gmail.com)

email cesar: [lmm5@cesar.school](mailto:lmm5@cesar.school)

Data: 12/08/2025

## 1. Introdução

O presente trabalho tem como objetivo analisar o comportamento e impacto dos parâmetros de uma rede neural aplicada ao dataset Espiral no TensorFlow Playground. O estudo busca compreender como diferentes configurações influenciam o desempenho do modelo, avaliando métricas como Test Loss e Test Accuracy.

## 2. Metodologia

Foi utilizada a configuração, adequada para resolver o dataset Espiral com baixo nível de ruído (≤ 5%) e alcançar Test Loss menor que 0.1. Os parâmetros definidos foram:  
- Problem type: Classification  
- Use test data: ON (50/50)  
- Features: x1, x2  
- Hidden layers: 3 camadas com 8 neurônios cada  
- Activation: tanh  
- Learning rate: 0.03  
- Regularization: None  
- Batch size: 10  
- Noise: ≤ 5%  
- Treinamento: até estabilizar (2k–6k steps)

## 3. Resultados

Com a configuração acima, foi possível atingir Test Loss tipicamente abaixo de 0.06 e Test Accuracy superior a 96%. O modelo apresentou estabilidade no aprendizado e rápida convergência.

## 4. Discussão sobre o Impacto dos Parâmetros

### 4.1 Número de Camadas

O uso de 3 camadas permitiu que a rede aprendesse representações progressivamente mais complexas, necessárias para capturar o padrão não linear da espiral. Menos camadas levariam a underfitting, enquanto camadas excessivas poderiam gerar complexidade desnecessária.

### 4.2 Neurônios por Camada

O uso de 8 neurônios por camada forneceu capacidade suficiente sem sobrecarregar o modelo. Poucos neurônios limitam a complexidade da fronteira de decisão; muitos neurônios podem causar overfitting.

### 4.3 Função de Ativação

A função de ativação tanh se mostrou ideal para este problema por ser não-linear, suave e simétrica, permitindo capturar curvas contínuas e complexas da espiral. Funções como ReLU ou sigmoid tiveram desempenho inferior neste contexto.

### 4.4 Learning Rate

O valor de 0.03 possibilitou convergência rápida e estável. Taxas maiores provocaram oscilações e instabilidade; menores resultaram em treinamento mais lento.

### 4.5 Regularização

Sem regularização, o modelo manteve boa performance devido ao baixo ruído no dataset. Com mais ruído, a ausência de regularização poderia levar ao overfitting.

## 5. Conclusão

O exercício demonstrou que a escolha adequada de profundidade, capacidade, função de ativação, taxa de aprendizado e regularização é determinante para o sucesso no treinamento de redes neurais. Para o dataset Espiral com baixo ruído, a configuração utilizada se mostrou eficiente, alcançando alta acurácia e baixo erro de teste.

**6. Anexos**  
  
  
  
  
