

Computação para Análise de Dados

Equipe:

Renan Beserra

renan.beserra@ufrpe.br

Prof. Ermeson Andrade

ermeson.andrade@ufrpe.br

CNN

(Convolutional Neural Network)

Sumário

- Introdução ao CNN
- Vantagens e desvantagens
- Etapas do CNN
- Sobre o dataset CIFAR10
- Objetivo da implementação
- O que a implementação faz
- Implementação do CNN
- Exercício
- Referências

Introdução ao CNN

4

- As Redes Neurais Convolucionais (CNNs) são um tipo de arquitetura de rede neural projetada para processar dados com estrutura espacial, como imagens, sinais e séries temporais. Elas são amplamente utilizadas em tarefas como:
 - ▣ Classificação de imagens e sons;
 - ▣ Reconhecimento de objetos;
 - ▣ Detecção de anomalias;
 - ▣ Reconhecimento de padrões em sensores (IoT, dispositivos de borda).

Introdução ao CNN

5

- As CNNs extraem, hierarquicamente, informações espaciais através de camadas de convolução, pooling e, posteriormente, camadas totalmente conectadas para realizar tarefas de classificação ou regressão.
- Na classificação de imagens, por exemplo, as CNNs podem ajudar a identificar a qual classe a imagem pertence.

Vantagens e desvantagens

6

□ Vantagens

- ▣ Captura padrões espaciais.
- ▣ Boa performance com muitos dados.
- ▣ Não requer pré-processamento manual de características.
- ▣ Excelente para tarefas de classificação e detecção em imagens.
- ▣ Aprende desde características simples (bordas) até complexas (objetos).

Vantagens e desvantagens

7

□ Desvantagens

- Pode ser difícil de interpretar.
- Necessita de muitos dados para treinamento eficiente.
- Requer grande poder de processamento, especialmente para redes profundas.
- Requer conhecimentos em ajuste de hiperparâmetros (como tamanho dos filtros, número de camadas, número de epochs) para se obter bom desempenho.

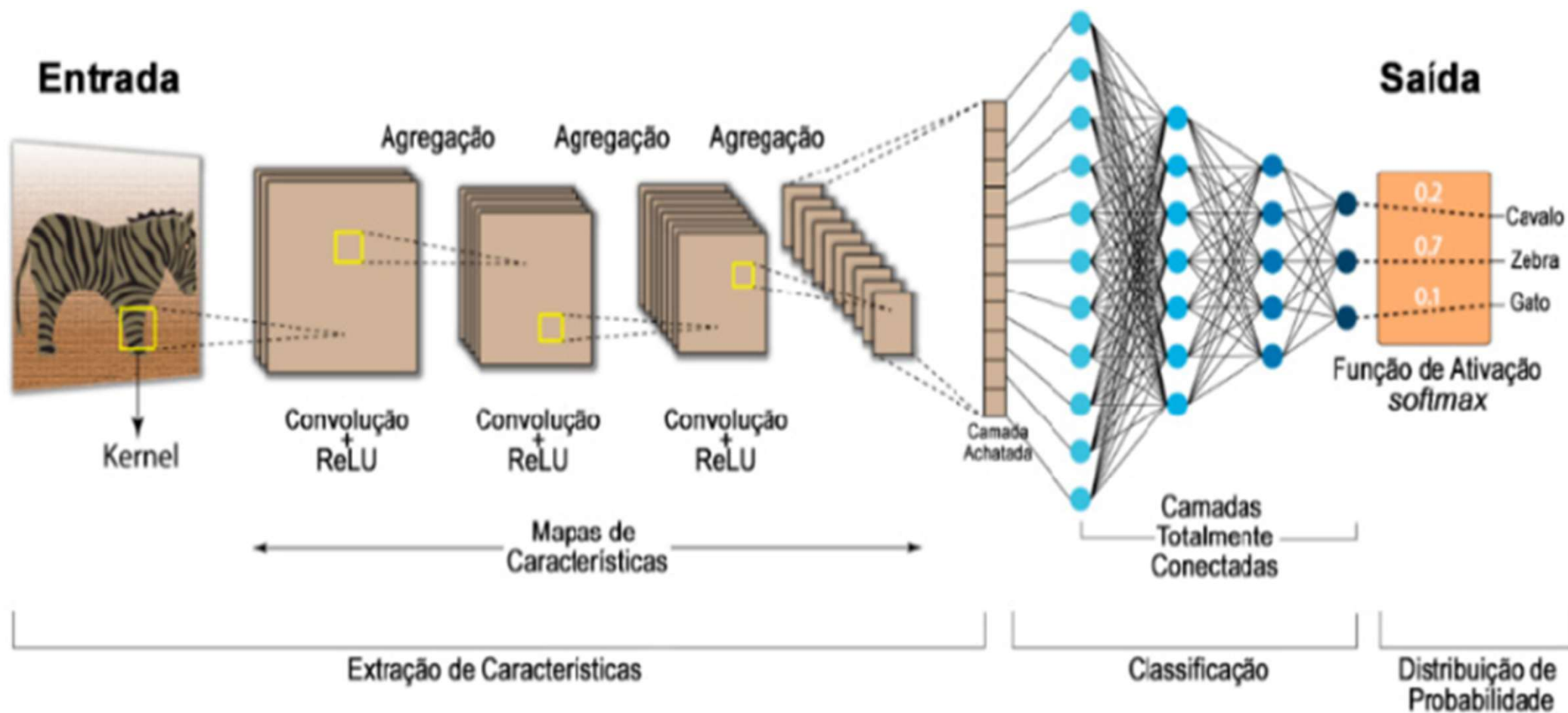
Etapas do CNN

8

1. **Entrada dos dados:** carregar e pré-processar sensores e imagens (redimensionar, normalizar).
2. **Camada Convolutiva:** detectar padrões locais ou aplicar filtros para extrair características.
3. **Camada de Pooling:** reduzir a dimensionalidade e evita overfitting.
4. **Camada Fully Connected (densa):** aprender combinações complexas ou classificar as características extraídas.
5. **Saída:** obter a previsão final, classificação ou regressão (ex: classe da imagem).

Etapas do CNN

9



Sobre o dataset CIFAR10

O CIFAR10 é um conjunto de dados clássico para visão computacional que contém:

- ❑ 60.000 imagens coloridas (32x32 pixels);
- ❑ Divididas em 10 classes (avião, automóvel, pássaro, gato, veado, cachorro, sapo, cavalo, navio, caminhão);
- ❑ 50.000 imagens para treino e 10.000 para teste;
- ❑ É um benchmark comum para testar algoritmos de classificação de imagens.

Sobre o dataset CIFAR10

11

airplane



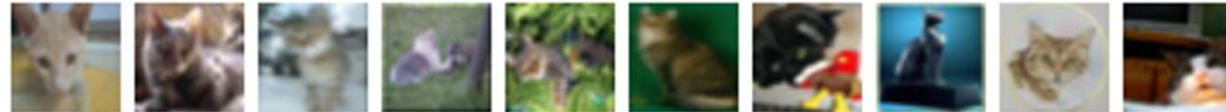
automobile



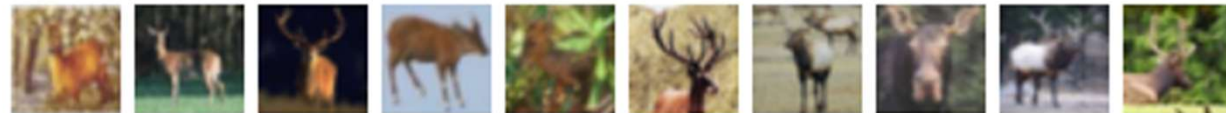
bird



cat



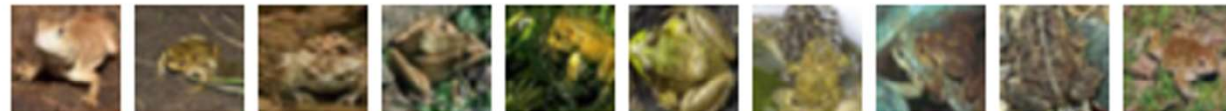
deer



dog



frog



horse



ship



truck



Objetivo da implementação

12

Treinar uma rede neural convolucional (CNN) para classificar imagens do dataset CIFAR10 em suas 10 categorias, demonstrando:

- ❑ Carregar e preparar dados de imagem;
- ❑ Implementar uma arquitetura CNN;
- ❑ Treinar e avaliar o modelo;
- ❑ Aplicar a predição no modelo.

O que a implementação faz

13

- ❑ Instalação e Carregamento de Pacotes;
- ❑ Preparação dos Dados;
- ❑ Definição da Arquitetura CNN;
- ❑ Treinamento do Modelo;
- ❑ Avaliação dos Resultados;
- ❑ Carregamento e Pré-processamento de Imagens;
- ❑ Carregamento do Modelo Treinado;
- ❑ Carregamento e Predição da Imagem;
- ❑ Visualização de Imagens com Predição.

Implementação do CNN

14

❑ Instalação dos pacotes e carregamento das bibliotecas

Entrada

```
# Instala os pacotes necessários
install.packages("torch")
install.packages("torchvision")
install.packages("luz")
install.packages("ggplot2")

# Carrega as bibliotecas
library(torch)
library(torchvision)
library(luz)
library(ggplot2)
```


Implementação do CNN

16

□ Carregamento e preparação dos dados

Entrada

```
# Baixa e carrega os conjuntos de treino

train_ds <- cifar10_dataset(
  root = "./data",
  train = TRUE,
  download = TRUE,
  transform = transform
)
```


Implementação do CNN

17

□ Carregamento e preparação dos dados

Entrada

```
# Baixa e carrega os conjuntos de teste

test_ds <- cifar10_dataset(
  root = "./data",
  train = FALSE,
  download = TRUE,
  transform = transform
)
```

Implementação do CNN

18

□ Carregamento e preparação dos dados

Entrada

```
# Cria dataloaders para alimentar os dados em batches  
durante o treino
```

```
train_dl <- dataloader(train_ds, batch_size = 128,  
shuffle = TRUE)
```

```
test_dl <- dataloader(test_ds, batch_size = 128)
```

Implementação do CNN

19

□ Definição da Arquitetura CNN

Entrada

```
# Cria uma rede neural

net <- nn_module(
  "CIFAR10_CNN",
  initialize = function() {
```

□ Definição da Arquitetura CNN

Entrada

4 camadas convolucionais com ReLU

```
self$conv1 <- nn_conv2d(3, 32, kernel_size = 3, padding = 1)
self$conv2 <- nn_conv2d(32, 64, kernel_size = 3, padding = 1)
self$conv3 <- nn_conv2d(64, 128, kernel_size = 3, padding = 1)
self$conv4 <- nn_conv2d(128, 128, kernel_size = 3, padding = 1)
```

Implementação do CNN

21

□ Definição da Arquitetura CNN

Entrada

Camadas de max pooling e Dropout para regularização

```
self$pool <- nn_max_pool2d(2)
```

```
self$dropout <- nn_dropout(p = 0.5)
```

Implementação do CNN

22

□ Definição da Arquitetura CNN

Entrada

```
# Camadas fully connected (calcularemos o tamanho automaticamente)
```

```
self$fc1 <- NULL
```

```
self$fc2 <- nn_linear(512, 10)
```

Implementação da CNN

23

□ Definição da Arquitetura CNN

Entrada

```
# Camada auxiliar para cálculo de dimensões
self$dim_calculator <- nn_sequential(
nn_conv2d(3, 32, kernel_size = 3, padding = 1),
nn_relu(),
nn_conv2d(32, 64, kernel_size = 3, padding = 1),
nn_relu(),
nn_max_pool2d(2),
nn_conv2d(64, 128, kernel_size = 3, padding = 1),
nn_relu(),
nn_conv2d(128, 128, kernel_size = 3, padding = 1),
nn_relu(),
nn_max_pool2d(2),
nn_flatten()      )  },
```

Implementação da CNN

24

□ Definição da Arquitetura CNN

Entrada

```
forward = function(x) {  
  # Calcular dimensões na primeira execução  
  if (is.null(self$fc1)) {  
    test_output <- self$dim_calculator(x)  
    input_size <- dim(test_output)[2]  
    self$fc1 <- nn_linear(input_size, 512)$to(device = x$device)  
  }  
}
```


Implementação da CNN

25

□ Definição da Arquitetura CNN

Entrada

```
x %>%  
  # Bloco 1  
  self$conv1() %>%  
  nnf_relu() %>%  
  self$conv2() %>%  
  nnf_relu() %>%  
  self$pool() %>%
```

Implementação da CNN

26

□ Definição da Arquitetura CNN

Entrada

```
# Bloco 2
self$conv3() %>%
nnf_relu() %>%
self$conv4() %>%
nnf_relu() %>%
self$pool() %>%
self$dropout() %>%
```

Implementação da CNN

27

□ Definição da Arquitetura CNN

Entrada

```
# Achatar para a camada linear
torch_flatten(start_dim = 2) %>%

# Classificador
self$fc1() %>%
nnf_relu() %>%
self$dropout() %>%
self$fc2()
}
)
```

Implementação da CNN

28

□ Treinamento do Modelo

Entrada

```
fitted <- net %>%  
# Configura o modelo com a função de perda de entropia cruzada, com o  
otimizador Adam e com a métrica acurácia  
  setup(  
    loss = nn_cross_entropy_loss(),  
    optimizer = optim_adam,  
    metrics = list(luz_metric_accuracy()) ) %>%  
  set_hparams() %>%
```

Implementação da CNN

29

□ Treinamento do Modelo

Entrada

```
# Treina por 20 épocas
fit(
    train_dl,
    valid_data = test_dl,
    epochs = 20,
# Inclui callbacks para early stopping e checkpointing
    callbacks = list(
        luz_callback_early_stopping(patience = 3),
        luz_callback_model_checkpoint(path = "./models/")    )    )
```

Implementação da CNN

30

- Treinamento do Modelo
 - ▣ Treinamento em progresso

Epoch 2/20

329/391 [=====>-----] - ETA: 1m - Loss: 1.4872 - Acc: 0.4491

Saída

Epoch 1/20

Train metrics: Loss: 1.8113 - Acc: 0.3201

Valid metrics: Loss: 1.4293 - Acc: 0.4776

...

Epoch 20/20

Train metrics: Loss: 0.764 - Acc: 0.7285

Valid metrics: Loss: 0.7109 - Acc: 0.7526

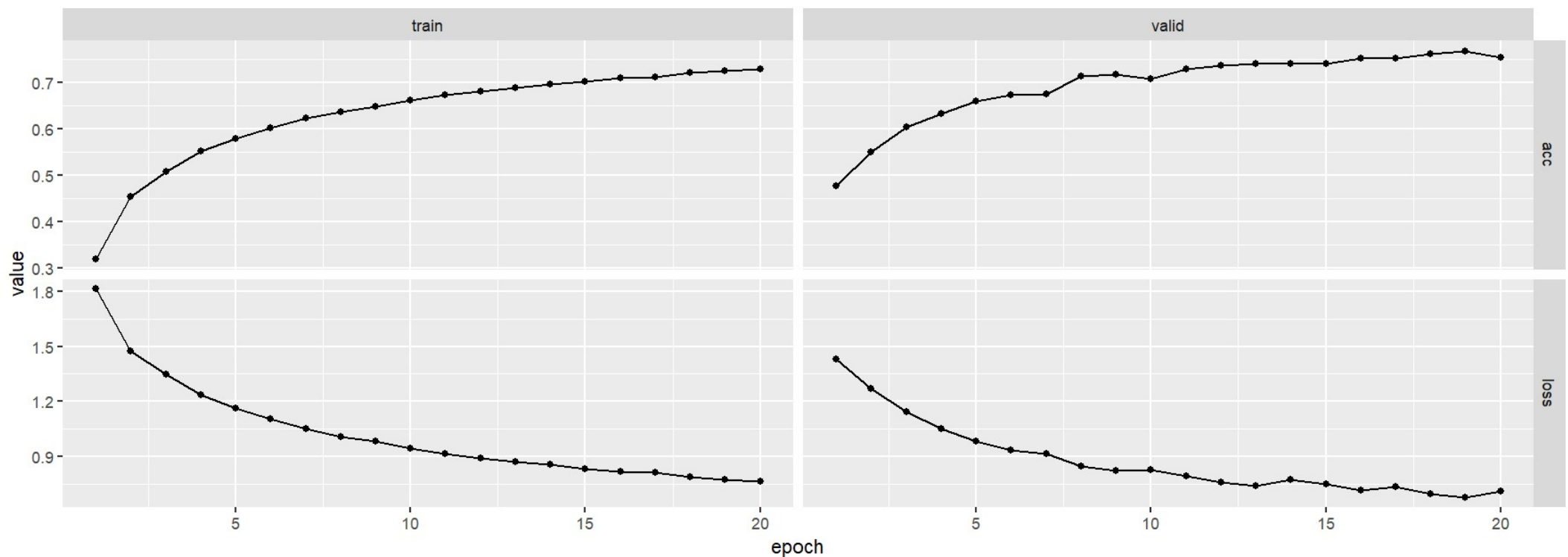
Implementação da CNN

31

□ Avaliação dos Resultados

Entrada

```
# Mostra um gráfico com o progresso do treino  
plot(fitted)
```



Implementação da CNN

32

□ Avaliação dos Resultados

Entrada

```
# Avalia o modelo no conjunto de teste  
evaluation <- fitted %>% evaluate(data = test_dl)
```

▣ Progresso da avaliação

9/79 [===>-----] - ETA: 1m - Loss: 0.7042 - Acc: 0.7526

Implementação da CNN

33

□ Avaliação dos Resultados

Entrada

```
# Mostra todas as métricas disponíveis  
print(evaluation)
```

Saída

```
A `luz_module_evaluation`  
—Results—  
loss: 0.7109  
acc: 0.7526
```

Implementação da CNN

34

□ Avaliação dos Resultados

Entrada

```
# Verifica a acurácia do teste
if (!is.null(evaluation$records$metrics$valid[[1]]$acc)) {
  test_acc <- evaluation$records$metrics$valid[[1]]$acc
  print(paste("Acurácia no teste:", round(test_acc * 100, 2), "%"))
} else {
  print("Não foi possível encontrar a métrica de acurácia")
}
```

Saída

```
[1] "Acurácia no teste: 75.26 %"
```

□ Carregamento e Pré-processamento de Imagens

Entrada

```
# Função para pré-processamento
preprocess_image <- function(image_path) {
  # Carrega a imagem
  img <- image_read(image_path)
  # Redimensiona para 32x32 (tamanho do CIFAR10)
  img <- image_resize(img, "32x32!")
  # Converte para array numérico (0-255) e depois normaliza (0-1)
  img_array <- as.integer(img[[1]]) / 255
  # Reorganiza as dimensões para (C, H, W) - canais primeiro
  img_array <- aperm(img_array, c(3, 1, 2))
  # Converte para tensor torch
  img_tensor <- torch_tensor(img_array, dtype = torch_float32())
}
```

Implementação da CNN

36

□ Carregamento e Pré-processamento de Imagens

Entrada

```
# Aplica normalização (usando os mesmos parâmetros do treino)
transform_normalize(
    img_tensor,
    mean = c(0.4914, 0.4822, 0.4465),
    std = c(0.2470, 0.2435, 0.2616)
)
}
```

Implementação da CNN

- 37
- Carregamento do Modelo Treinado

Entrada

```
model <- fitted$model
```

□ Carregamento e Predição da Imagem

Entrada

```
predict_image <- function(image_path) {  
  # Classes do CIFAR10  
  cifar10_classes <- c("avião", "automóvel", "pássaro", "gato",  
    "veado", "cachorro", "sapo", "cavalo", "navio", "caminhão")  
  # Pré-processa a imagem  
  img_tensor <- preprocess_image(image_path)  
  # Adiciona dimensão de batch (1, 3, 32, 32)  
  img_tensor <- img_tensor$unsqueeze(1)
```

Implementação da CNN

39

□ Carregamento e Predição da Imagem

Entrada

```
# Faz predição
model$eval()
with_no_grad({
  output <- model(img_tensor)
  probs <- nnf_softmax(output, dim = 2)
  pred <- torch_argmax(probs, dim = 2) })
# Retorna resultados
list(
  class = cifar10_classes[as.integer(pred) + 1],
  probability = as.numeric(torch_max(probs)$item())
)
```

Implementação da CNN

40

□ Visualização de Imagem com Predição

Entrada

```
# Substitua pelo caminho da sua imagem
resultado <- predict_image("caminho da sua
imagem\\predicao_cavalo_CIFAR10.jpg")

cat(sprintf("Predição: %s (%.2f%% de confiança)\n", resultado$class,
resultado$probability * 100))
```

Saída

```
Predição: cavalo (99.97% de confiança)
```


Implementação da CNN

41

□ Visualização de Imagem com Predição

Entrada

```
# Visualizar a imagem  
image <- image_read("caminho da sua  
imagem\\predicao_cavalo_CIFAR10.jpg")  
print(image)
```



- Configuração Inicial:
 - ▣ Instalar os pacotes se necessário:
`install.packages("torch")`
`install.packages("torchvision")`
`install.packages("luz")`
`install.packages("ggplot2")`
- Carregue as bibliotecas;
- Configure as sementes para reprodutibilidade;

- Faça o pré-processamento dos dados:
 - ▣ Converta a imagem para tensor;
 - ▣ Normalize os valores com a média e o desvio padrão;
- Carregue o Dataset com `mnist_dataset()` para:
 - ▣ Conjunto de treino;
 - ▣ Conjunto de teste.
- Crie os DataLoaders com `dataloader()` para:
 - ▣ Conjunto de treino;
 - ▣ Conjunto de teste.

- Defina a Arquitetura CNN com `nn_module`:
 - ▣ 3 camadas convolucionais com `nn_conv2d()`;
 - ▣ 1 camada de Pooling com `nn_max_pool2d()` e 2 de Dropout com `nn_dropout2d()`;
 - ▣ 2 camadas Fully Connected com `nn_linear`;
 - ▣ Fluxo de Dados (forward):
 - Primeiro bloco convolucional com `nnf_relu()`;
 - Segundo bloco convolucional com `nnf_relu()`;
 - Preparação para camadas densas com `torch_flatten`;
 - Camadas fully connected com `nnf_relu()` e `nnf_log_softmax()`.

- ❑ Configure o modelo com Luz (utilize o Otimizador Adam);
- ❑ Treine o modelo (determine 5 épocas);
- ❑ Mostre as métricas de treino e validação no gráfico;
- ❑ Avalie o conjunto de teste;
- ❑ Mostre a acurácia no teste;
- ❑ Carregamento e Pré-processamento de Imagens;
- ❑ Carregamento e Predição da Imagem;
- ❑ Visualização da Imagem com Predição.

Sugestões de exercícios:

- Treine com uma época abaixo e outra acima do que você inseriu no exercício. Depois compare os resultados.
- Faça previsões com novas imagens com fundo branco e número preto. Depois verifique se a classificação foi realizada corretamente.

- Bird J., Faria D., Manso L., Ayrosa P., & Ekárt A. (2021). A study on CNN image classification of EEG signals represented in 2D and 3D. *Journal Of Neural Engineering*, 18(2), 026005.
- Gupta J., Pathak S., Kumar G. (2022). Deep Learning (CNN) and Transfer Learning: A Review. *Journal of Physics: Conference Series*, 2273, 012029.
- C. Szegedy et al., "Going deeper with convolutions," 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Boston, MA, USA, 2015, pp. 1-9, doi: 10.1109/CVPR.2015.7298594.