Relatório: Modificações e Análise da Rede Neural Convolucional

Arquitetura da CNN com alterações: 1. Inicialização da Rede: A rede é inicializada como um modelo sequencial usando Sequential().

- 2. Primeira Camada de Convolução: A CNN começa com uma camada de convolução Conv2D com 64 filtros e um kernel de tamanho (5, 5). A função de ativação é 'relu'. Esta configuração ajuda a rede a capturar características mais complexas logo no início.
- 3. Primeira Camada de Pooling e Dropout: Segue-se uma camada de pooling MaxPooling2D com um tamanho de pool de (2, 2) para reduzir a dimensionalidade espacial. Uma camada de Dropout com taxa de 0.5 é adicionada para evitar overfitting.
- 4. Segunda Camada de Convolução: Uma segunda camada de Conv2D com 64 filtros e um kernel de tamanho (3, 3) é utilizada, seguida por outra camada de pooling e dropout com as mesmas configurações.
- Flattening: Após as camadas de convolução e pooling, a camada Flatten transforma os dados em um formato unidimensional para as próximas camadas densas.
- 6. Camada Totalmente Conectada: Uma camada densa Dense com 256 unidades é utilizada, seguida por uma camada de saída com uma unidade e função de ativação 'sigmoid', indicando uma abordagem de classificação binária.
- Compilação da Rede: A rede é compilada com o otimizador 'adam' e a função de perda 'binary_crossentropy', que é adequada para tarefas de classificação binária.

Desempenho e Resultados: Os resultados do treinamento mostram um padrão variável de precisão e perda ao longo das épocas, com a acurácia alcançando até 78.05% no conjunto de treino e 85.94% no conjunto de validação. Isso sugere uma capacidade moderada do modelo de generalizar para novos dados.

Conclusão: As modificações realizadas na CNN, como aumentar o número de filtros nas camadas de convolução, adicionar camadas de dropout e aumentar o número de neurônios na camada densa, visavam melhorar a capacidade de aprendizado da rede. O desempenho observado sugere que, enquanto a rede é capaz de aprender padrões dos dados, ainda pode haver espaço para melhorias, talvez através de um ajuste mais fino dos hiperparâmetros, um aumento no número de épocas de treinamento.





