**Rede neural para classificação de imagens**

Notebook com todo o processo criação da rede:

<https://colab.research.google.com/drive/1eTLjbAJJvzfVBvjG8a97d8raMy3YcwXT?usp=sharing>

Estrutura da rede:

A Rede Neural criada é do tipo Convolucional e, portanto, possui algumas camadas de convolução para realçar detalhes das imagens e camadas de pooling para reduzir as imagens sem perder os detalhes realçados. Dessa forma, tem-se uma rede com várias camadas de convolução (2D), max pooling (2D), camada flatten e camadas densas de neurônios. Vale ressaltar que foi realizado transfer learning da rede VGG-16 pré-existente. As camadas de convolução e pooling presentes na rede final são de origem da VGG-16.

Ademais, antes das camadas de convoluções de fato começarem, tem-se algumas camadas para preparação dos dados, sendo elas: camada para reescalar os valores das cores de cada pixel para o intervalo 0 a 1 ao invés de 0 a 255; camada de flip que inverte horizontal e verticalmente uma imagem de maneira randômica; camada de rotação para rotacionar uma imagem de forma aleatória; e uma camada que aplica contraste com intensidade aleatória na imagem (dentro do intervalo 0.3 a 0.5).

Imagens utilizadas para treinamento:

O conjunto original dividia as possibilidades nas categorias de condição normal, condição de avc hemorrágico e condição de avc isquêmico. Porém, para abordar de forma mais condizente com o trabalho proposto, uma nova distribuição foi feita. As imagens foram movidas para uma nova distribuição de duas classes: avc (hemorrágico e isquêmico) e não avc (condição normal).

Sobre o tamanho do conjunto, a classe AVC possui 301 imagens enquanto que a classe não AVC possui 174. A dimensão de cada imagem é de 512 x 512 pixels. A respeito da distribuição dessas imagens para treino e validação, com intuito de evitar sobre ajuste, o conjunto de imagens foi distribuído como 65% dos dados para treinamento e 35% para validação.

Resultados obtidos sobre o desempenho da rede criada:

**Desempenho com dados de treinamento**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Métrica** | **Dados de treino** | **Dados de validação** |
| Loss | 0.1936 | 0.1105 |
| TP (verdadeiro positivo) | 90.0000 | 53.0000 |
| FP (falso positivo) | 3.0000 | 1.0000 |
| TN (verdadeiro negativo) | 111.0000 | 59.0000 |
| FN (falso negativo) | 12.0000 | 2.0000 |
| Acurácia | 93.06% | 97.39% |
| Precisão | 0.9677 | 0.9815 |
| Recall | 0.8824 | 0.9636 |
| Área sob a curva ROC | 0.9802 | 0.9944 |
| Taxa de falso negativo | 9.76% | 3.28% |
| Taxa de falso positivo | 3.23% | 1.85% |

Considerações importantes:

* Acurácia é a taxa de acertos do modelo com relação ao número total de casos processados
* Taxa de falso negativo = fn / fn + tn
* Taxa de falso positivo = fp / fp + tp (1 – precisão)
* Rede criada a partir de uma VGG-16 (*transfer learning*)
* Rede otimizada a partir de Adam com *learning* rate de 0.001
* Treinamento utilizando *batch* de tamanho 32
* As camadas de *data augmentation* (flip, rotação e contraste) apresentaram melhoria significativa no desempenho do modelo

Conclusão

A rede apresentou bom desempenho para o problema o qual aborda. Seus acertos no geral (acurácia) foram de 93%, o equivalente a acertar o diagnóstico de 93 a cada 100 pessoas analisadas. Ademais, com relação a ocorrência de falsos, foi obtido uma taxa baixa para casos negativos e positivos, e a pontuação da área sob a curva ROC também apontou equilíbrio na quantidade desses erros.

O desempenho do classificador com relação a esses falsos foi o equivalente a julgar **incorretamente** três a cada cem indivíduos que possuem quadro compatível com o da doença (pior erro pois nesse caso o modelo indica condição de normalidade quando se tem condição de possível avc) e, **também incorretamente**, dois a cada cem que não possuem quadro da doença.