Redes Neurais Convolucionais

Prof. Gustavo Willam Pereira



Conteúdo

- Introdução as Redes Neurais Convolucionais
- Operadores de Convolução
- Pooling e MaxPooling
- Flattening
- Rede Neural Densa



Introdução a Redes Neurais Convolucionais

- A classificação de imagens digitais é uma área do machine learning que chama bastante atenção.
- Como nosso cérebro consegue diferenciar, por exemplo, uma imagem uma rosa de imagem uma tulipa? Ou de um cachorro ou um gato ?
- Na verdade, nosso cérebro consegue extrair uma série de características (*features*) que possibilita realizar a classificação. Veja a figura a seguir, o que você vê?



Introdução a Redes Neurais Convolucionais

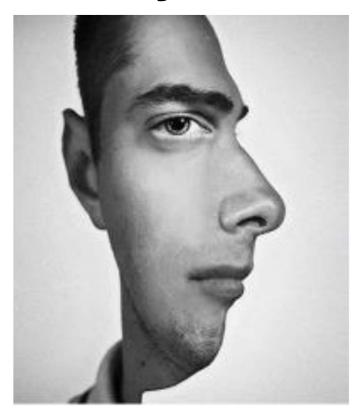


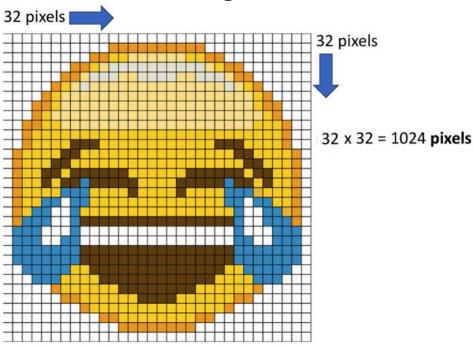
Figura 1 – Extração de *features* pelo cérebro irá definir o que o você vê. Se olhar na esquerda da imagem irá ver o rosto frontal. Se olhar no lado direito da imagem irá ver um homem de perfil.

Introdução a Redes Neurais Convolucionais

- Se as features extraídas não forem suficientes para classificação, iremos ficar confusos sobre a classificação do objeto.
- A ideia de redes neurais convolucionais é exatamente isso.
 Ao invés de entrar com uma imagem (pixel a pixel) numa rede neural convencional, conforme visto anteriormente, primeiramente vamos extrair features da imagem.



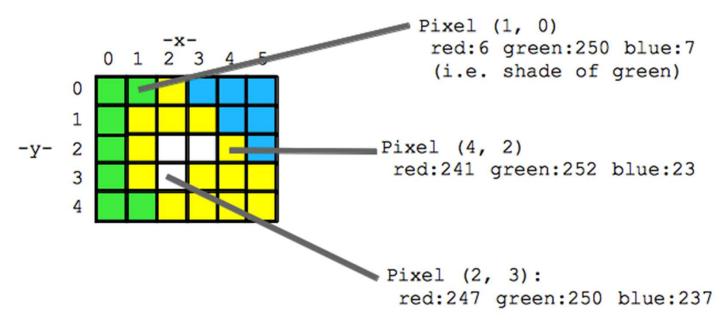
Considere a figura abaixo de 32 x 32 pixels.



 Cada pixel é formado por uma combinação: RGB (Red, Green, Blue).



Considere a figura abaixo de 5 x 5 pixels.

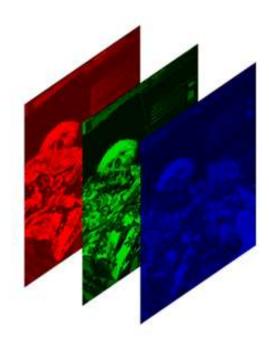


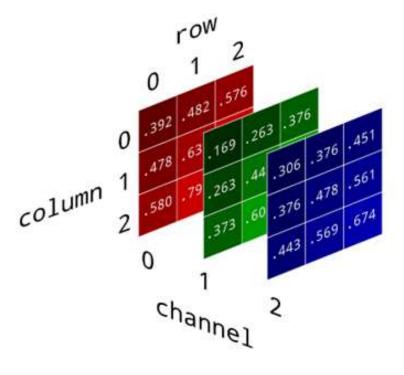
 Cada pixel é formado por uma combinação: RGB (Red, Green, Blue).



RGB channels

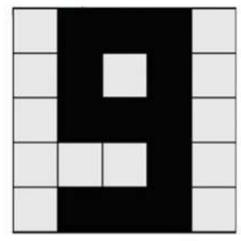


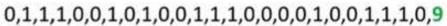


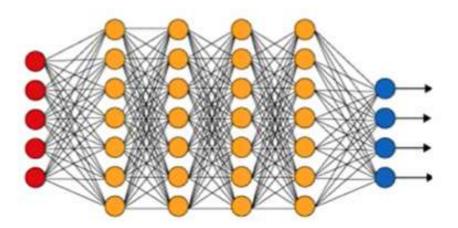




- Considere a figura abaixo de 5 x 5 pixels (apenas 1 canal)
- Representação do pixel: 0: branco; 1: preto
- Passar estes pixels para a rede neural (25 neurônios na camada de entrada)



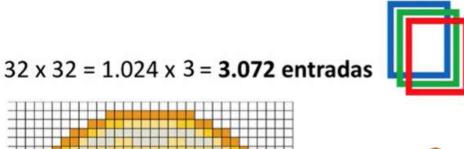


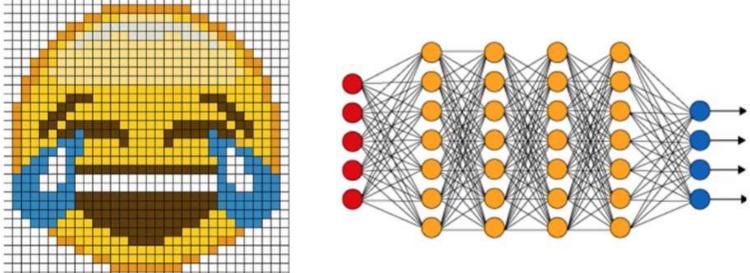


 Para uma imagem maior é complexo o processamento



Redes neurais densas x convolucionais





- Não usar todas as entradas (pixels)
- Usar uma rede neural tradicional, mas realizar uma transformação dos dados na camada de entrada
- Extrair as características mais importantes

Redes neurais convolucionais

Etapas para construção da CNN

Etapa 1: Operador de convolução (aplicação de filtros)

Etapa 2: Pooling

Etapa 3: Flattening

Etapa 4: Rede neural densa



Etapa de Convolução

A extração de *features* leva em consideração a análise espacial da imagem através da convolução da imagem.

A convolução é o processo de adicionar cada elemento da imagem para seus vizinhos, ponderado por um kernel.

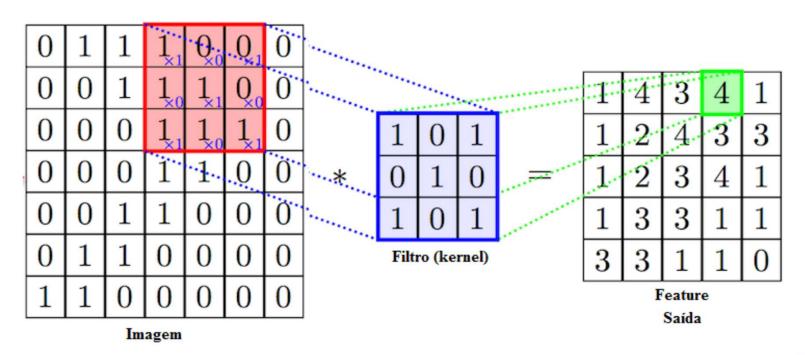


Figura 2 — Processo de convolução de um filtro que será passado na imagem sur en la su

Etapa de Convolução

- Na Figura 2 o filtro é passado por toda imagem. Na posição do filtro, haverá uma soma ponderada em todos os pixels. O resultado dessa soma irá ser o resultado no novo pixel na saída (verde).
- No exemplo da Figura 2 o filtro era uma matriz 3 x 3, no entanto, poderia ser qualquer outro valor, 9 x 9, 5 x 5, etc.
- O resultado da soma ponderada foi apenas uma saída (stride), no entanto, poderia ser outro valor, 2, 3, etc. O processo de passagem de diferentes tipos de filtros na imagem (covolução) é conhecido como mapeamento de features (feature map).
- Esse procedimento reduz o tamanho da imagem e extrai *features* das imagens, ou seja, detecta informações espaciais pas imagens.

Camadas de Convolução

 Na Figura 3 é apresentado uma imagem que representa o resultado de diferentes filtros passados pela imagem.

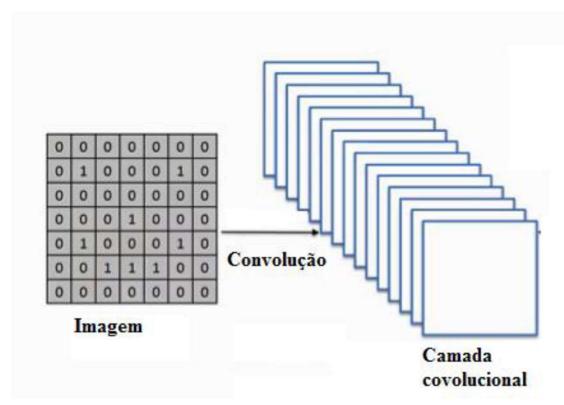


Figura 3 — Serie de camadas covolucionais após a passagem de diferentes filtros convolucionais na imagem de entrada.

INSTITUTO FEDERAL Sudeste de Minas Gerais

Camadas de Convolução

 Na Figura 4 é apresentada uma imagem e o resultado após a passagem de diferentes filtros.

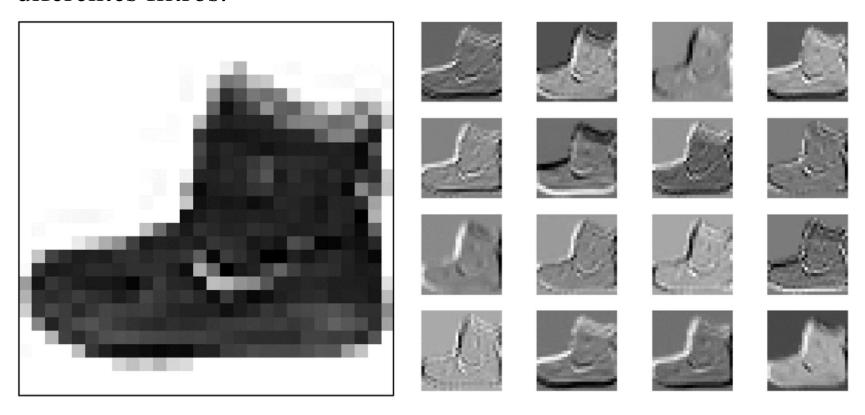


Figura 4 — Exemplo de uma imagem após a passagem de diferentes filtros INSTITUTO FEDERAL Sudeste de Minas Gerais

Camadas de Convolução

• Após da geração da camada covolucional, aplica-se a função retificadora na imagem para aumentar a não-linearidade (Figura 5). Então, esse processo é basicamente a aplicação da função "relu".

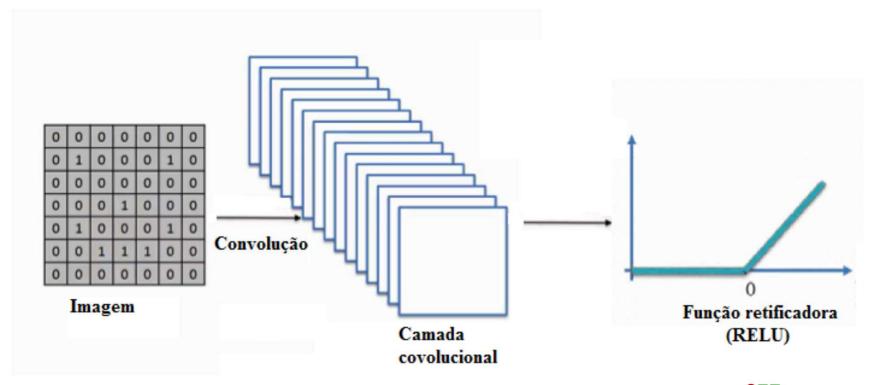


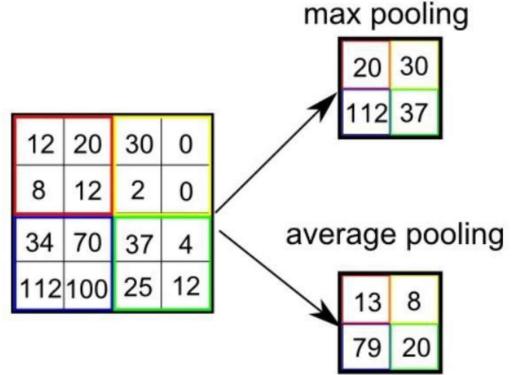
Figura 5 – Função retificadora aplicada na camada convolucional



Polling

- Como uma imagem de um mesmo objeto pode estar em diferente posições, rotações ou ângulos, então temos que aplicar uma nova etapa do processo para dar flexibilidade na localização das *features*, denominada *Pooling* (agrupamento de recursos).
- Então poderemos utilizar diferentes tipos de *Pooling*, *Max Pooling* (máximo do agrupamento), *Average Pooling* (média do agrupamento), etc.

Na Figura abaixo é apresentado um exemplo da aplicação do *Max Pooling* e o *Average Pooling*.



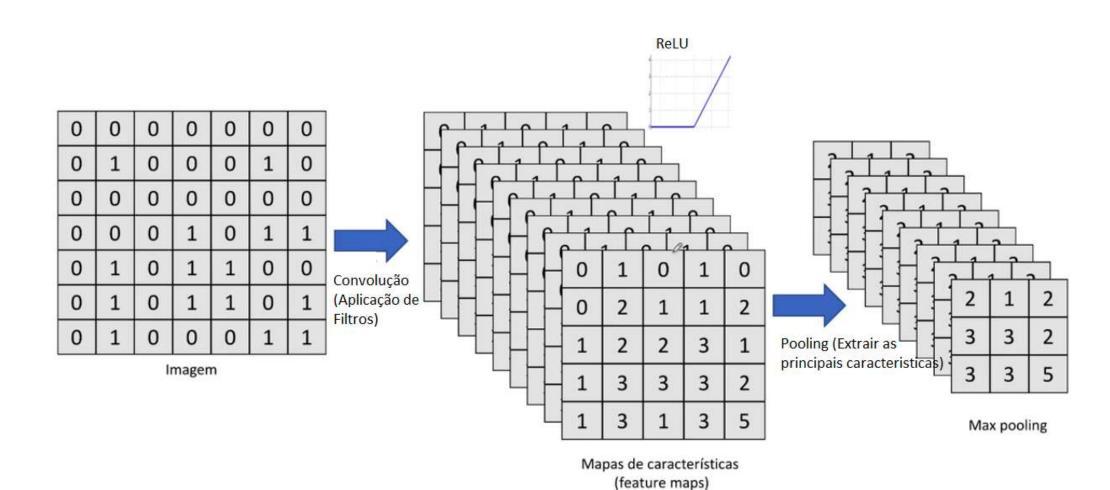


Polling

- Na Figura anterior é aplicado um filtro de 2 x 2 para aplicar o *pooling*.
- O *pooling* também reduz a quantidade de informações irrelevantes que irá entrar na rede neural final (full connection).
- Seleciona as características mais relevantes (reduz overfitting e ruídos desnecessários)
- Max polling: max foca nas características mais relevantes

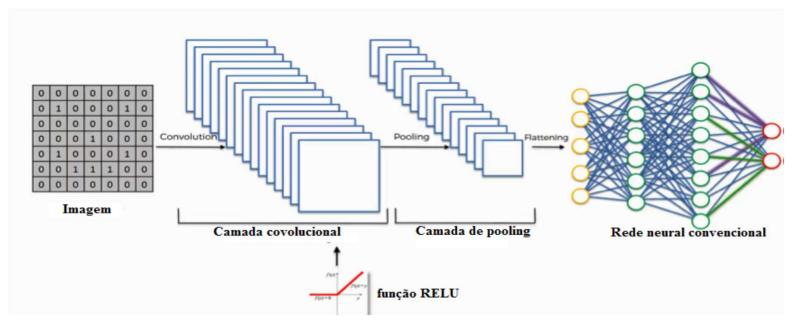


Polling



Flatten

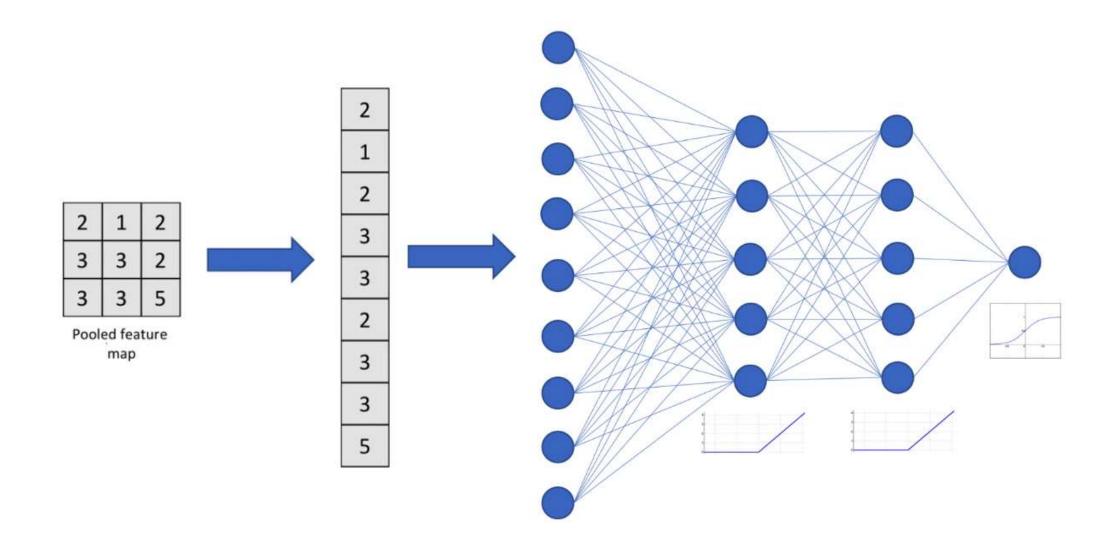
- Agora temos que transformar a nossa matriz gerada pelo *pooling* em um vetor para entrar na rede neural artificial.
- Dessa forma será aplicado o *Flatten* na camada de *pooling*. Na sequência, após a geração do vetor, gera-se a rede neural convencional, conforme visto nas aulas anteriores.



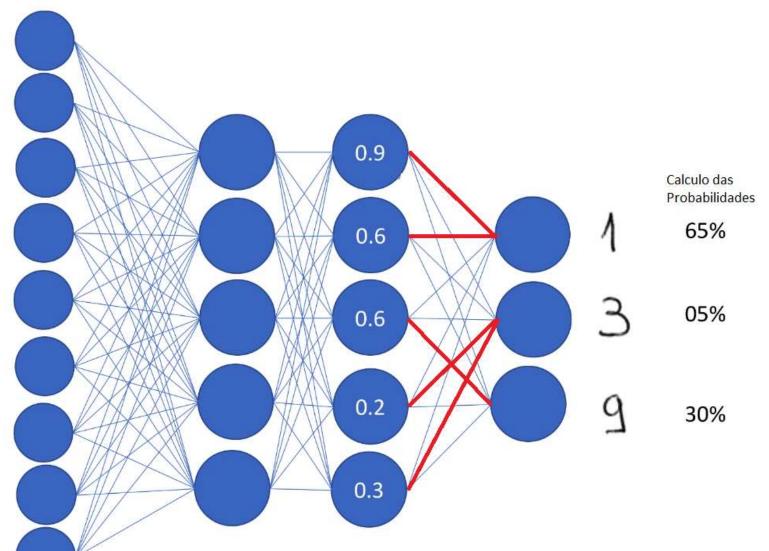
Na Figura acima é apresentado todo o processo da Rede Neural Convolucional.



Flatten



Rede Neural Densa Tradicional





Links Interessantes

- Demo: Convolução para reconhecimento de dígitos:
 https://deeplizard.com/resource/pavq7noze2
- Convolutional neural networks overview
 https://www.jeremyjordan.me/convolutional-neural-networks/
- Introdução a Imagens Digitais https://web.stanford.edu/class/cs101/image-1-introduction.html
- Explicação sobre kernels
 https://en.wikipedia.org/wiki/Kernel (image processing)
- Exemplo on-line.
 https://setosa.io/ev/image-kernels/



