

Formação Inteligência Artificial

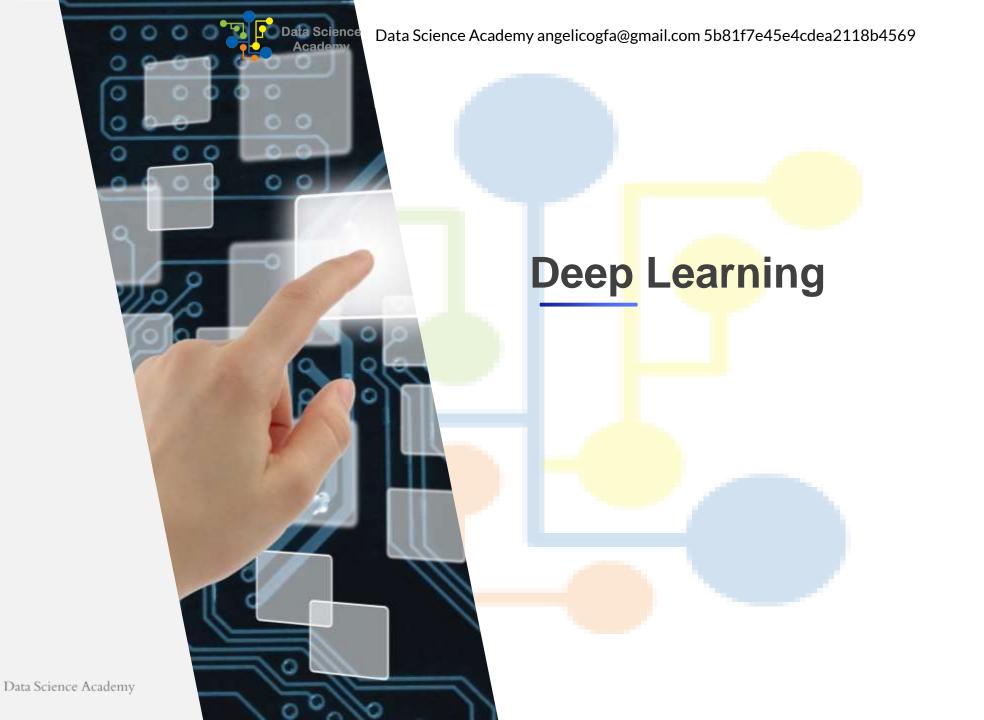






Deep Learning Frameworks



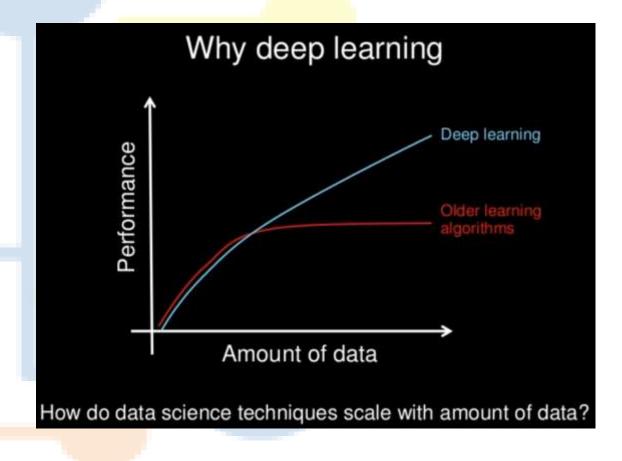






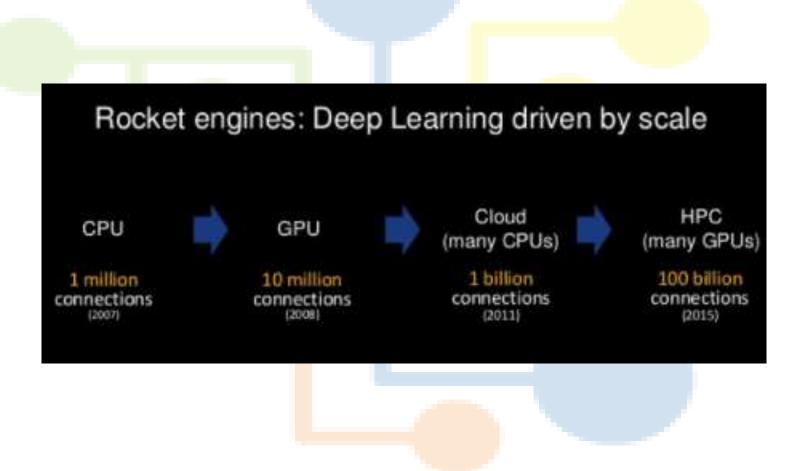
Deep Learning é uma área de pesquisa em Aprendizagem de Máquina, que foi introduzida com o objetivo de aproximar Machine Learning de um de seus objetivos originais:

Inteligência Artificial.





Deep Learning

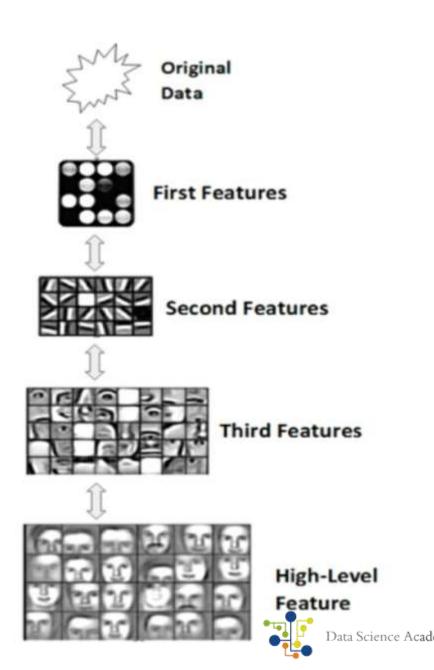








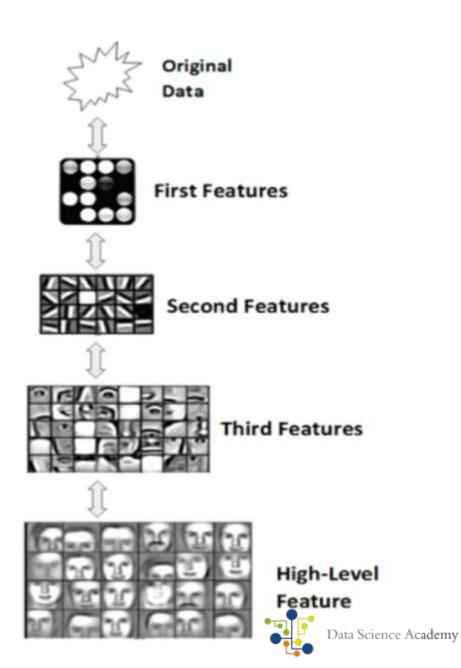
Outra razão é certamente a crescente facilidade de encontrar conjuntos de dados cada vez mais numerosos sobre os quais treinar um sistema.





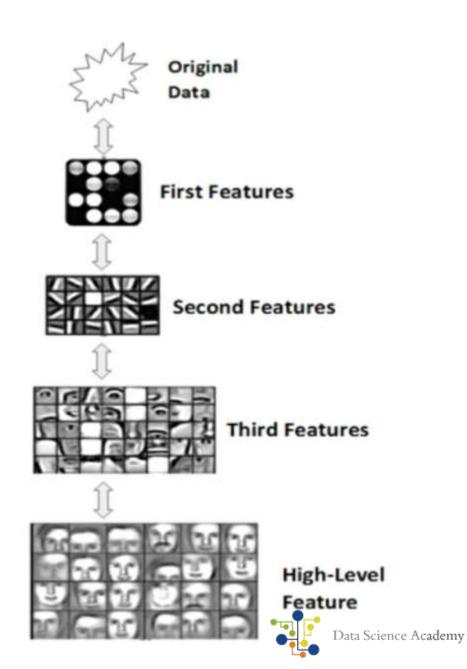
Deep Learning

pixel --> edge --> texture --> motif --> part --> object





character --> word --> word group --> clause --> sentence --> story

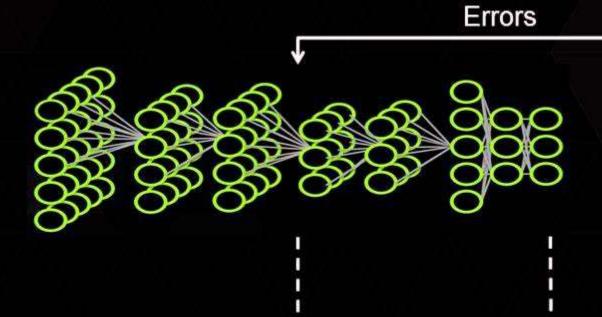


DEEP LEARNING APPROACH

Train:





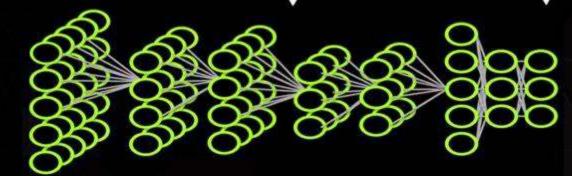




Deploy:

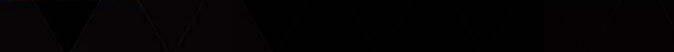






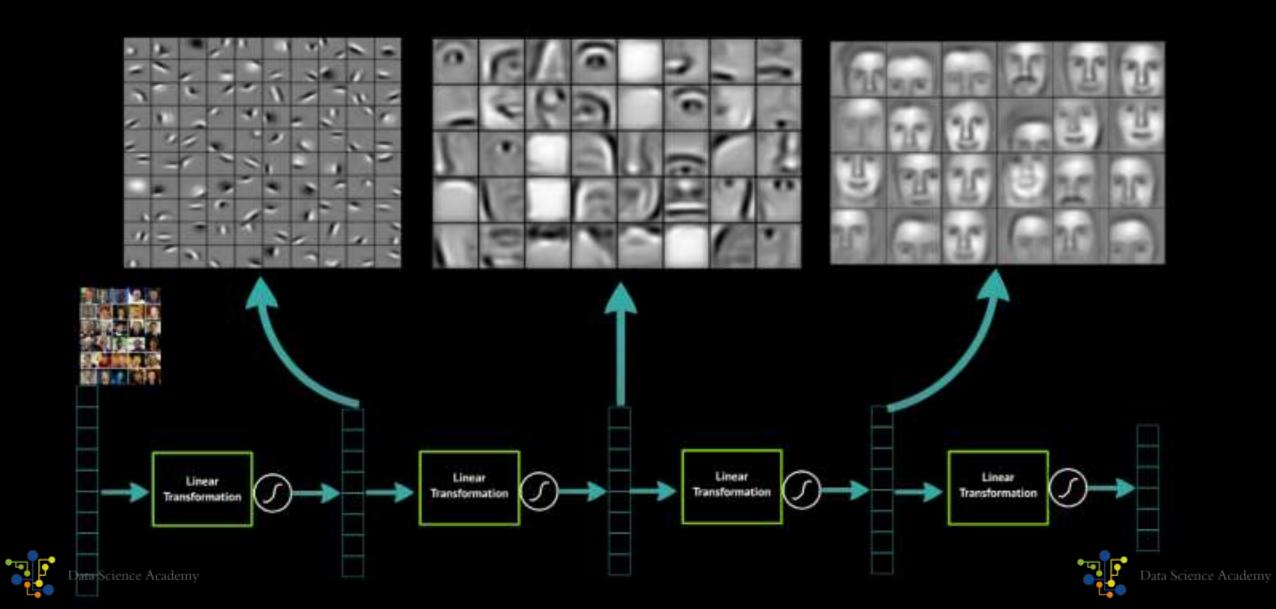


Dog 🎻





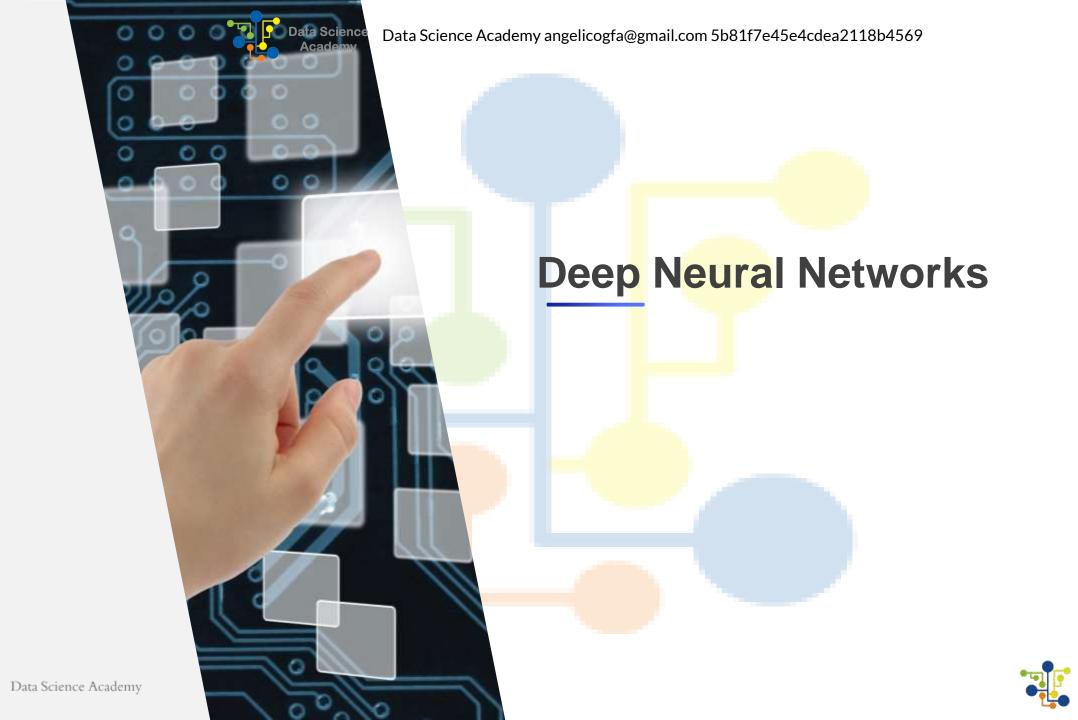
Deep Learning learns layers of features



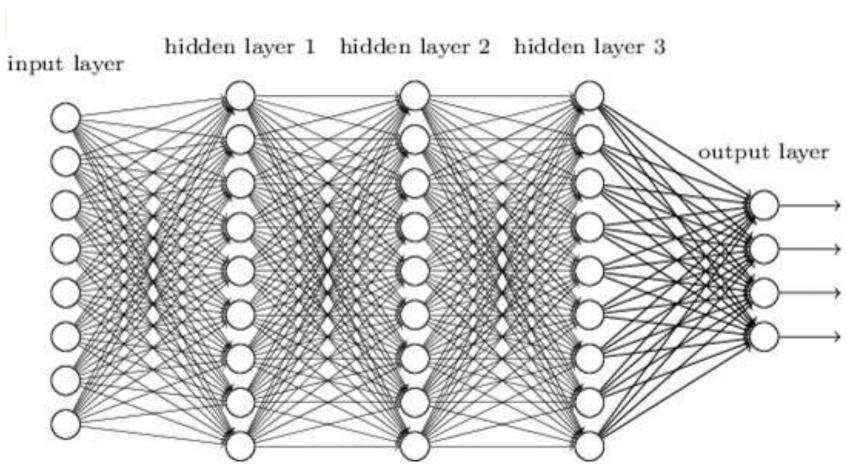












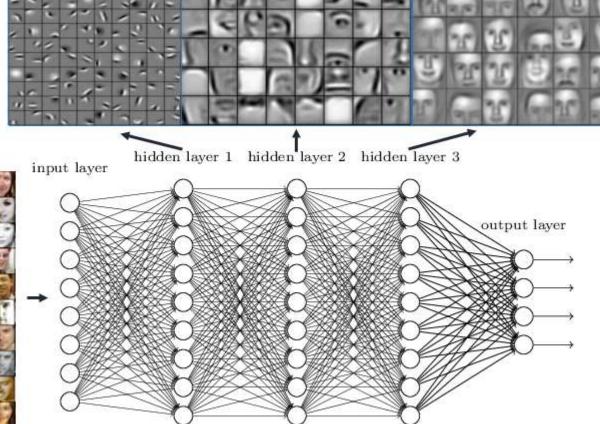




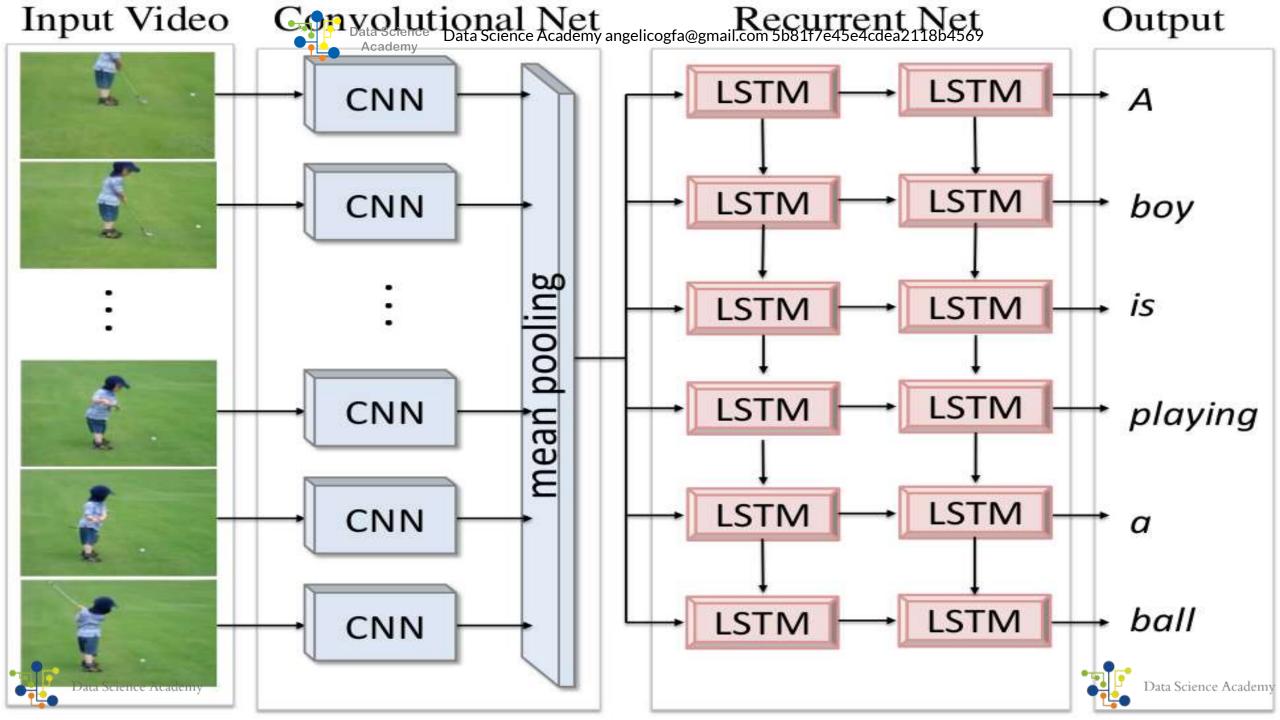


Deep neural networks learn hierarchical feature representations



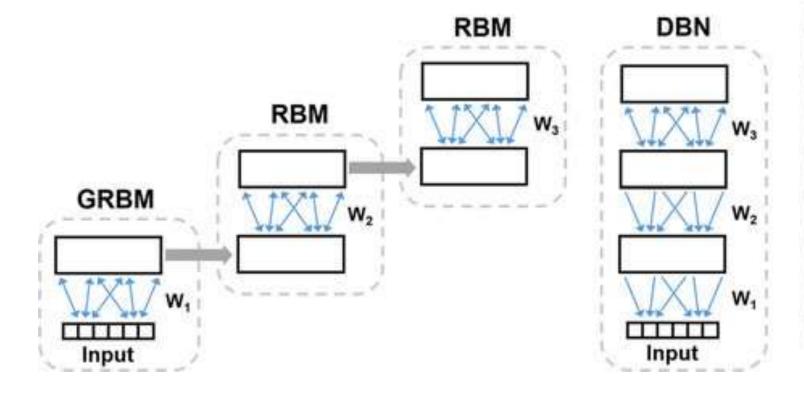


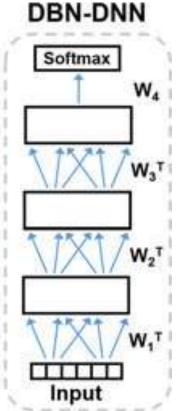






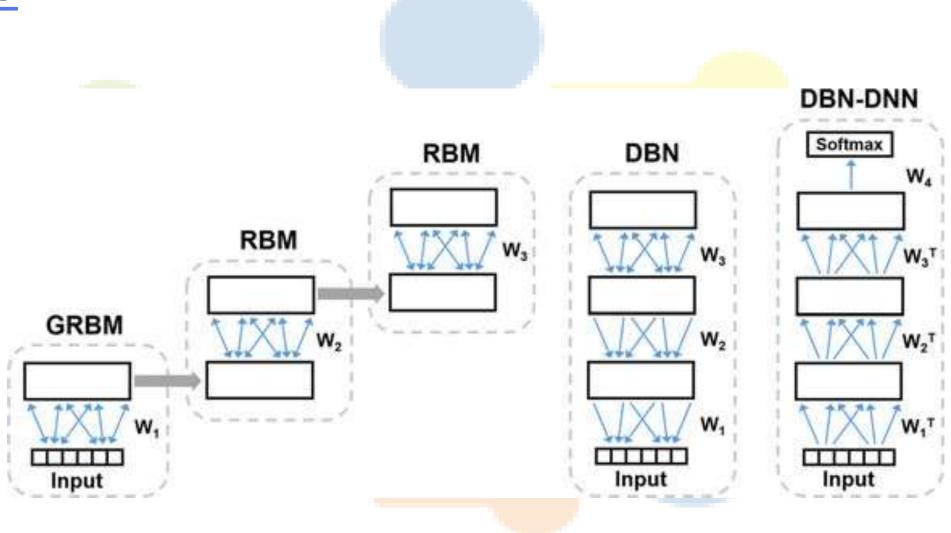
Deep Belief Networks (DBNs)







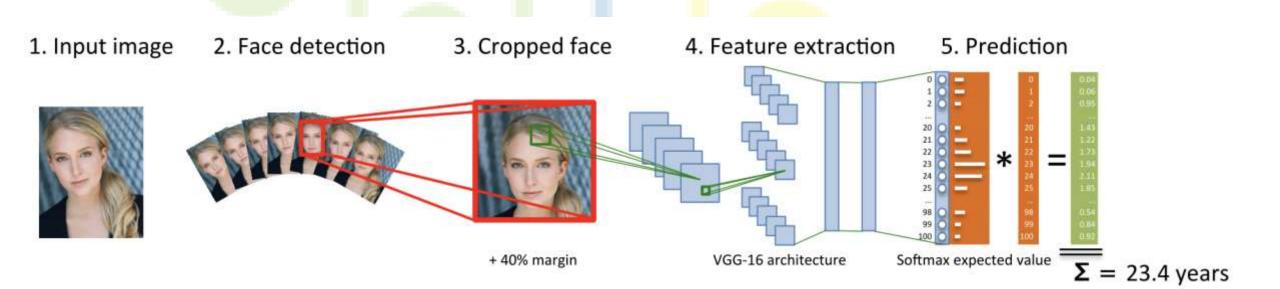








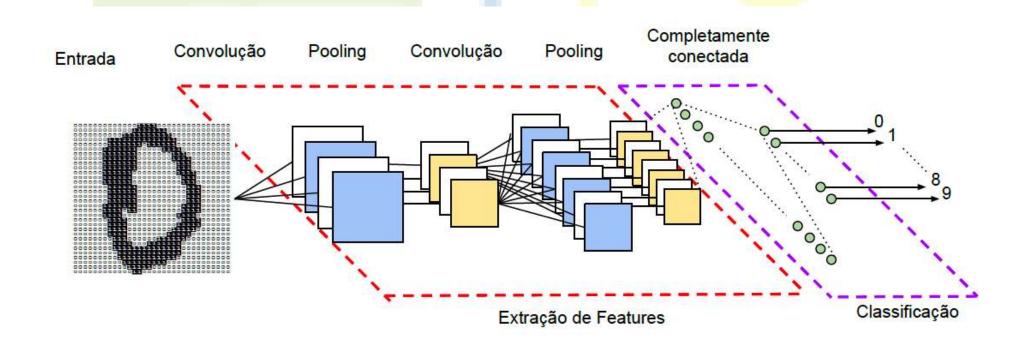






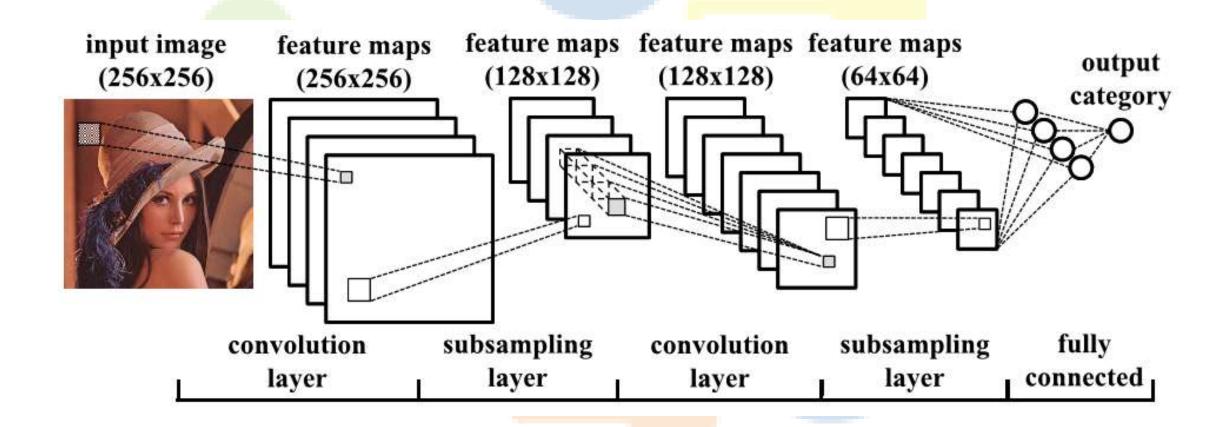




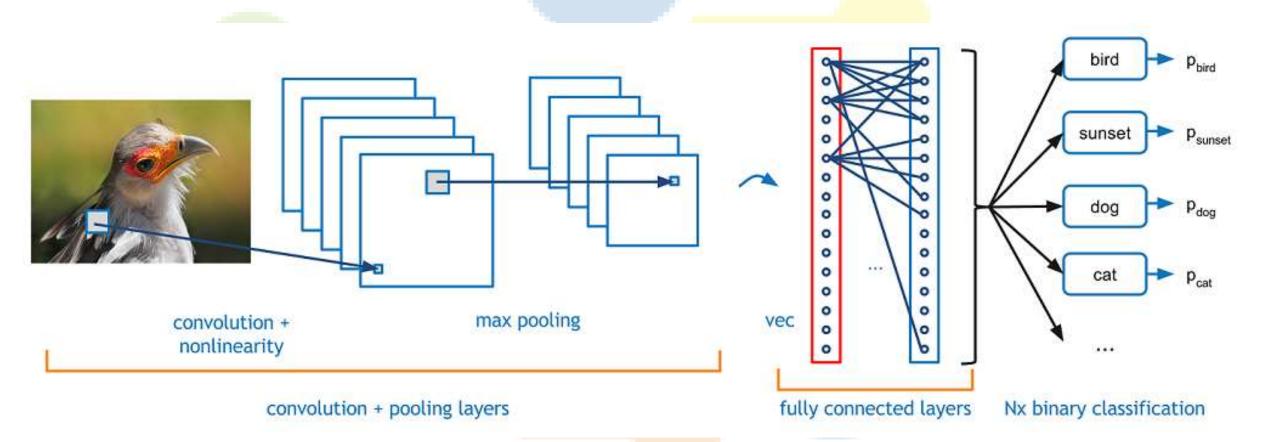






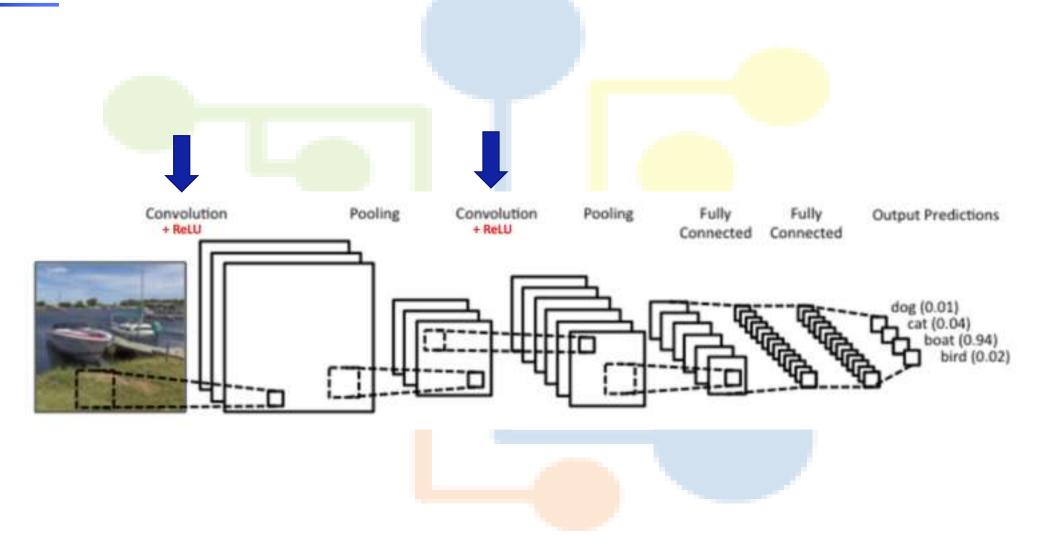




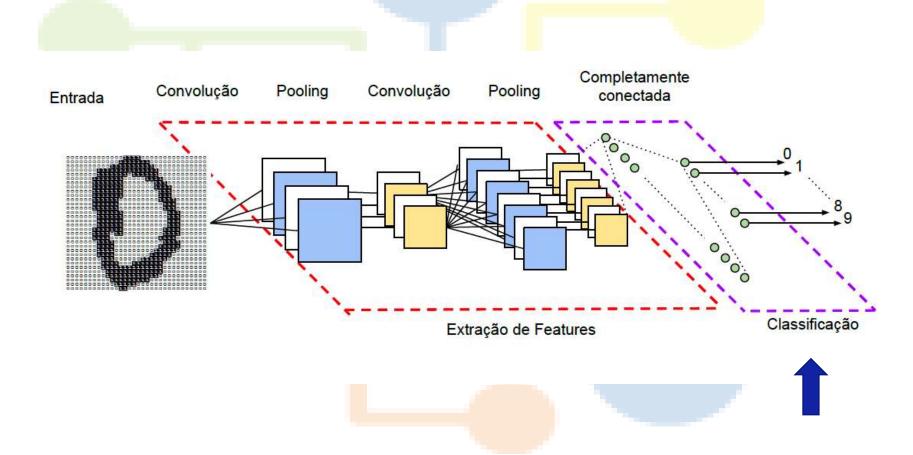








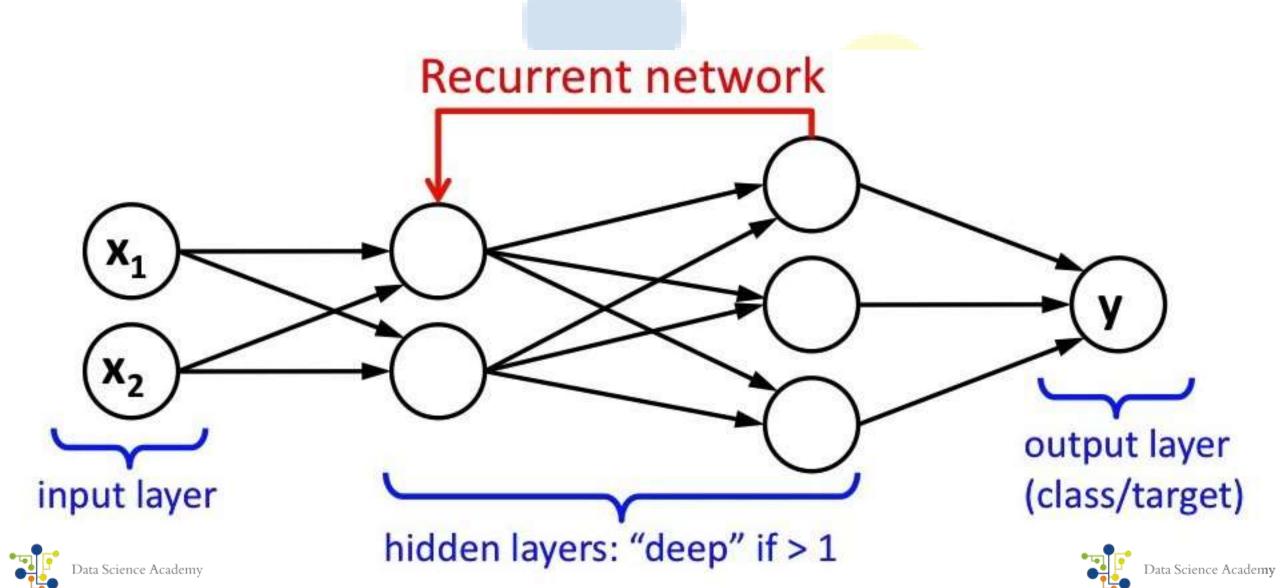






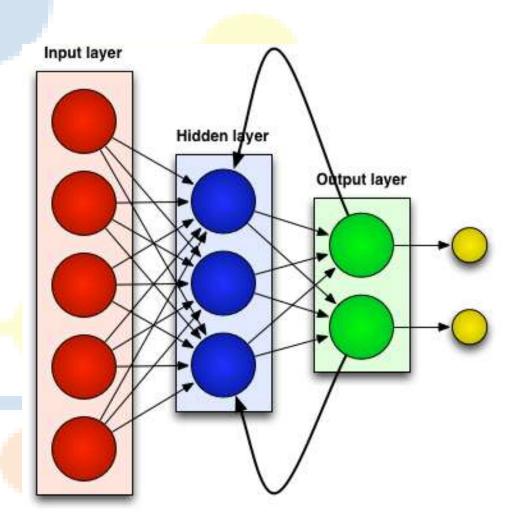








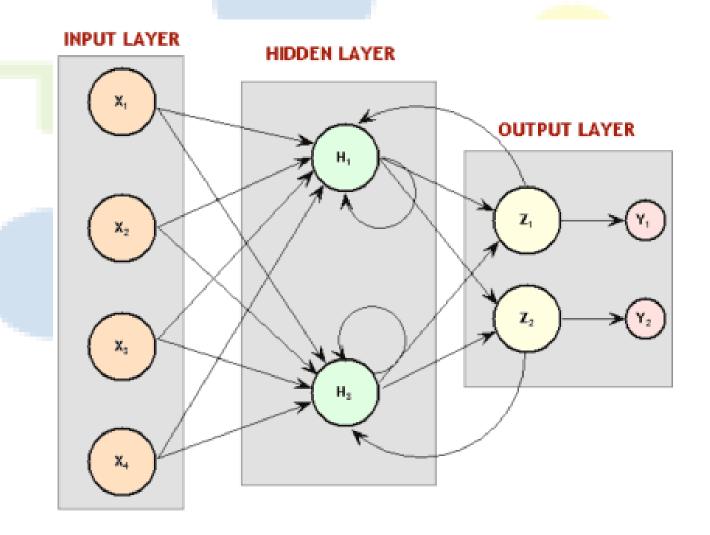
A ideia por trás das RNNs é fazer uso de informações sequenciais





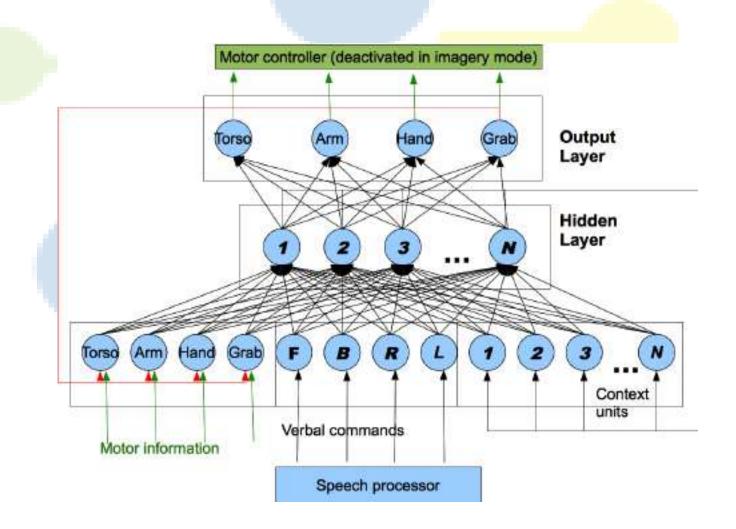






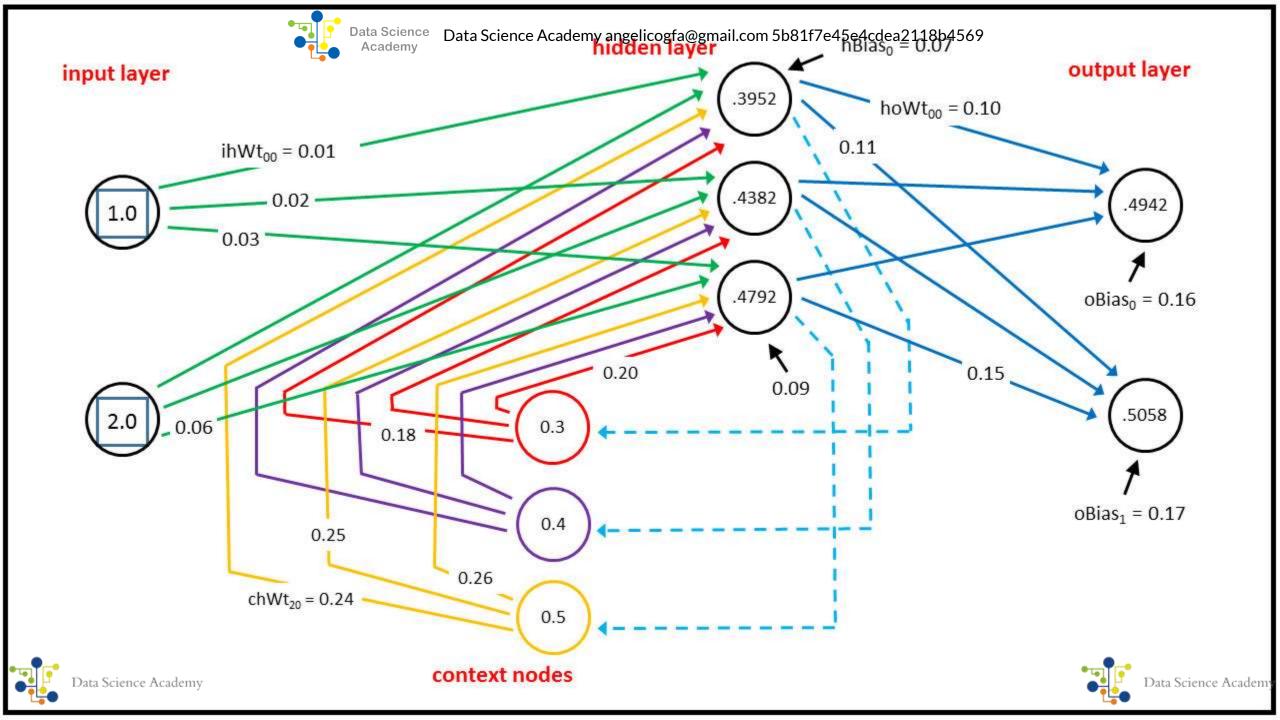




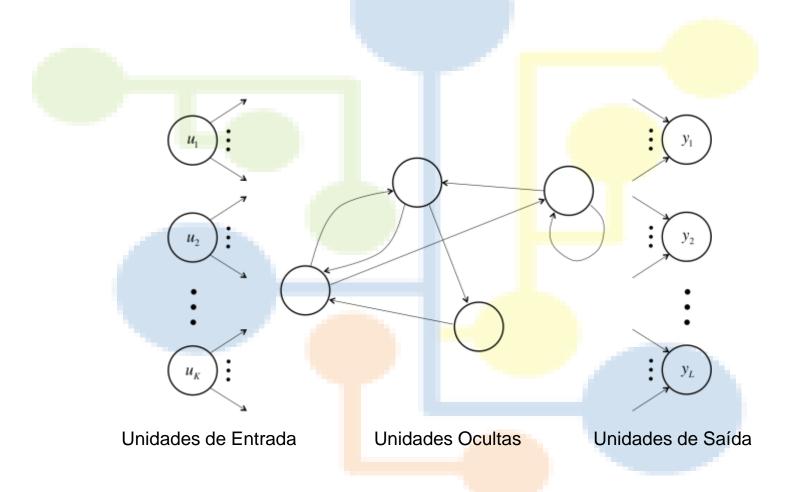






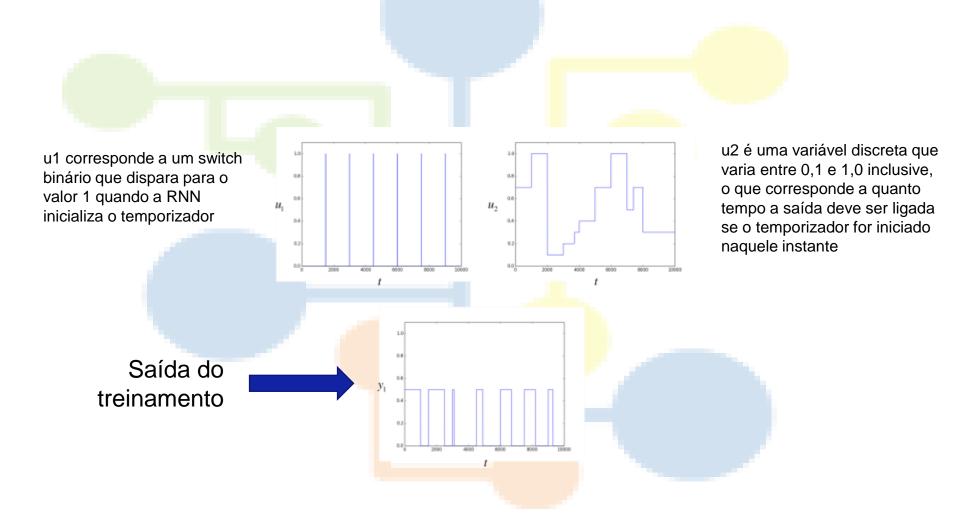








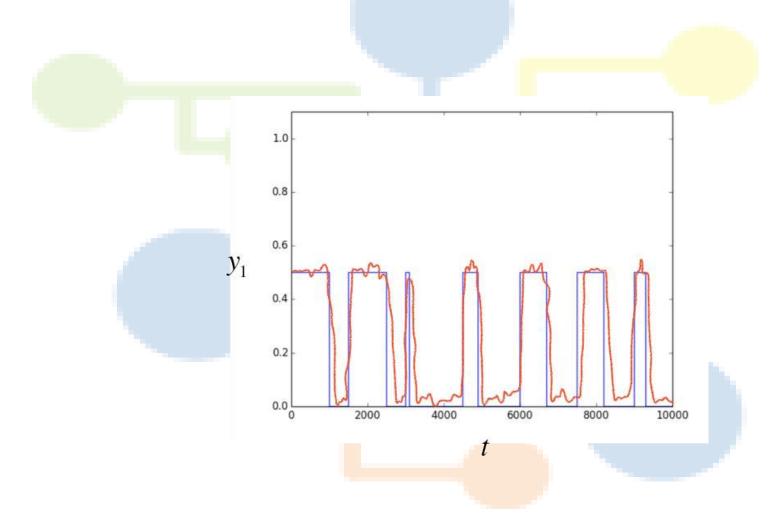






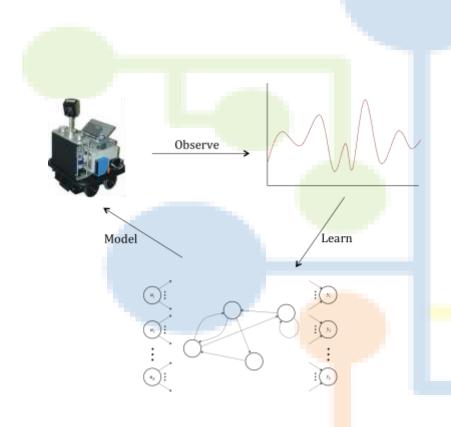








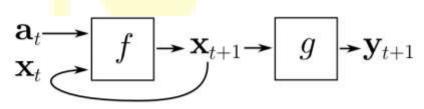




RNN's é examinamos os sistemas reais e seus comportamentos ao longo do tempo em resposta aos estímulos



Retropropagação através do tempo (Backpropagation Through Time, BPTT)

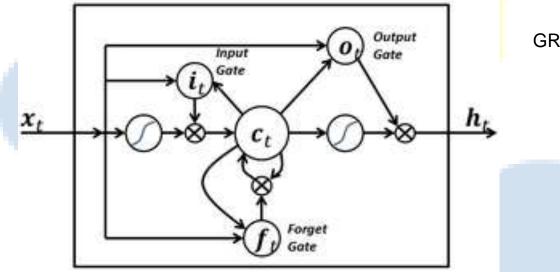


Unfold through time

$$\mathbf{a}_{t} \xrightarrow{\mathbf{A}_{t+1}} \begin{bmatrix} \mathbf{a}_{t+1} \xrightarrow{\mathbf{A}_{t+2}} & f_{1} \\ \mathbf{x}_{t} \xrightarrow{\mathbf{A}} & f_{1} \end{bmatrix} \xrightarrow{\mathbf{A}_{t+1}} \begin{bmatrix} f_{2} \\ \mathbf{x}_{t+2} \xrightarrow{\mathbf{A}} & f_{3} \end{bmatrix} \xrightarrow{\mathbf{X}_{t+3}} \begin{bmatrix} g \\ \mathbf{y}_{t+1} & \mathbf{y}_{t+1} & \mathbf{y}_{t+1} \\ \mathbf{y}_{t+1} & \mathbf{y}_{t+1} & \mathbf{y}_{t+1} \end{bmatrix}$$



LSTM (Long Short-Term Memory)



GRU (Gated Recurrent Unit)





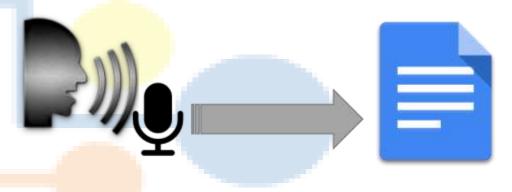


Recurrent Neural Networks





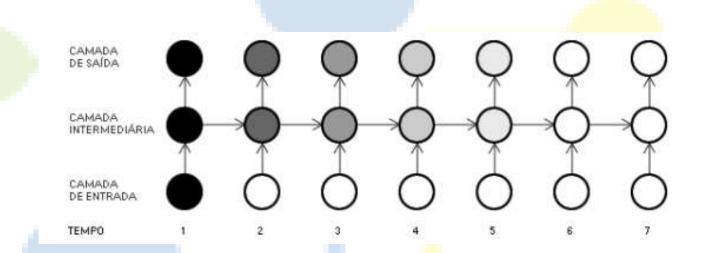












RNN's e o problema da dissipação do gradiente (vanishing gradient problem)

Problema da dissipação do gradiente. Os nós representam neurônios e seu conteúdo representa a sensibilidade para a entrada, quanto mais escuro o nó, mais sensível à entrada preta.

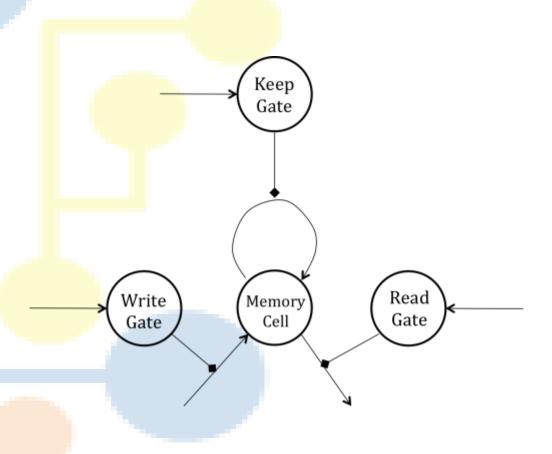
À medida que novas entradas são <mark>ap</mark>resentadas à rede, a ativação da camada intermediária é sobrescrita e a rede "esquece" as primeiras entradas.



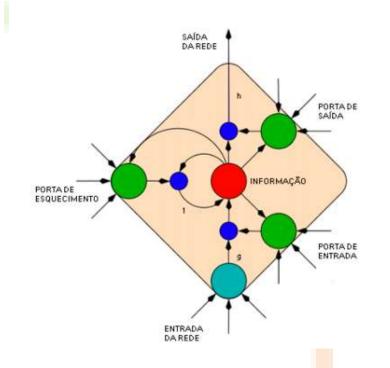




Dentre várias soluções propostas para reduzir os impactos da dissipação do gradiente em RNNs, a solução mais efetiva é a arquitetura Long Short-Term Memory (LSTM)

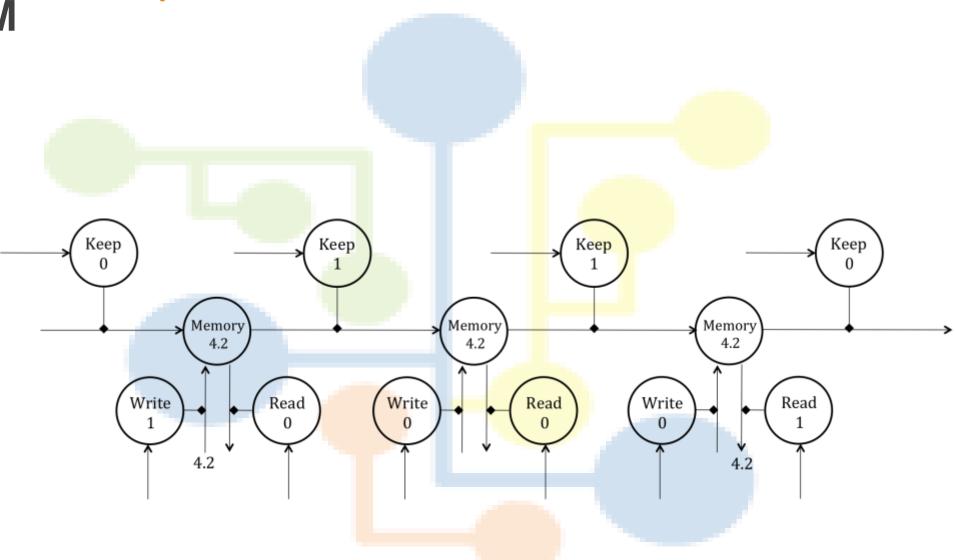






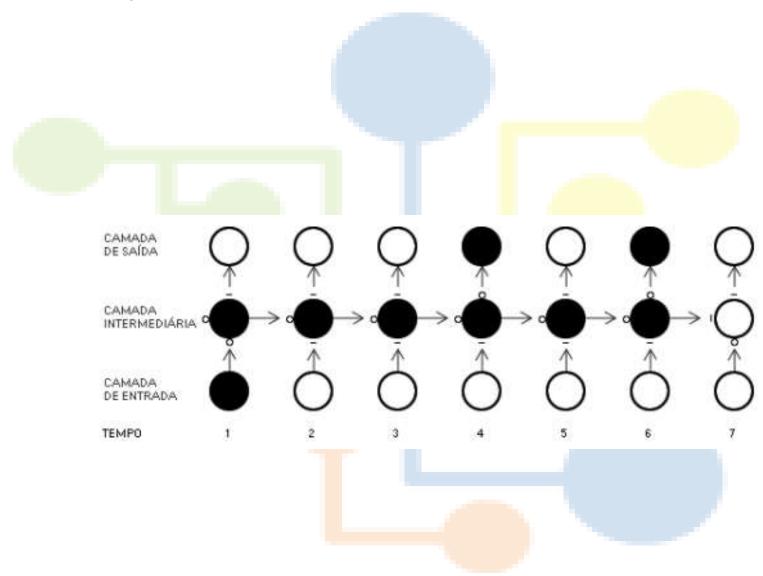
Cada bloco possui uma ou mais células de memória autoconectadas e três unidades de multiplicação que definem a operação que deve ser realizada, as portas de entrada, saída e de esquecimento.





















Função Softmax

Regressão Linear



Tarefas de regressão, como prever o preço de uma casa

Regressão Logística

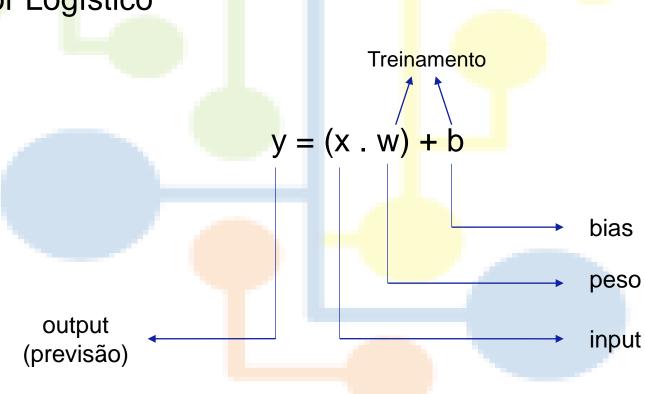


Tarefas de classificação, como prever viabilidade de crédito (sim/não)



Função Softmax

Classificador Logístico



Good

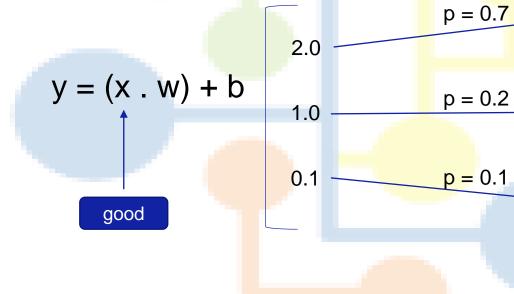
Medium

Bad



Função Softmax

Classificador Logístico





Função Softmax

$$y = (x \cdot w) + b$$

1.0

 $p = 0.7$
 $p = 0.2$
 $p = 0.2$

Como conve<mark>rtemos o score</mark> gerado pelo modelo, em probabilidades?







Função Softmax

Função Softmax

$$y = (x . w) + b$$

$$p = 0.7$$

1.0
$$\rightarrow$$
 p = 0.2

$$p = 0.1$$

Scores

Probabilidades





0.11314284 0.05083836]

Função Softmax

```
import numpy as np
scores = [3.0, 1.0, 0.2]

def softmax(x):
    return np.exp(x) / np.sum(np.exp(x), axis = 0)

print(softmax(scores))
```



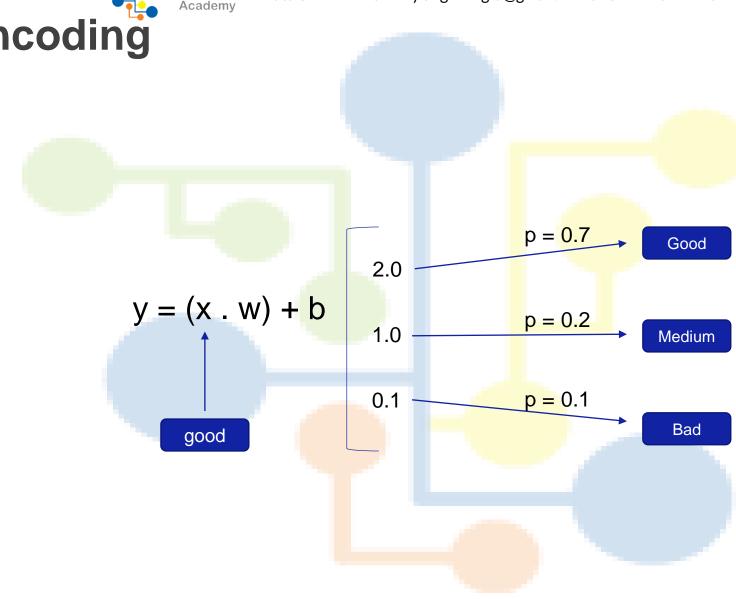
[0.8360188





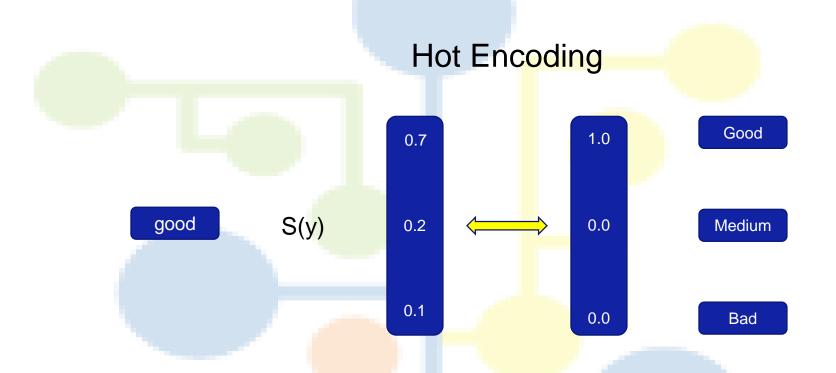






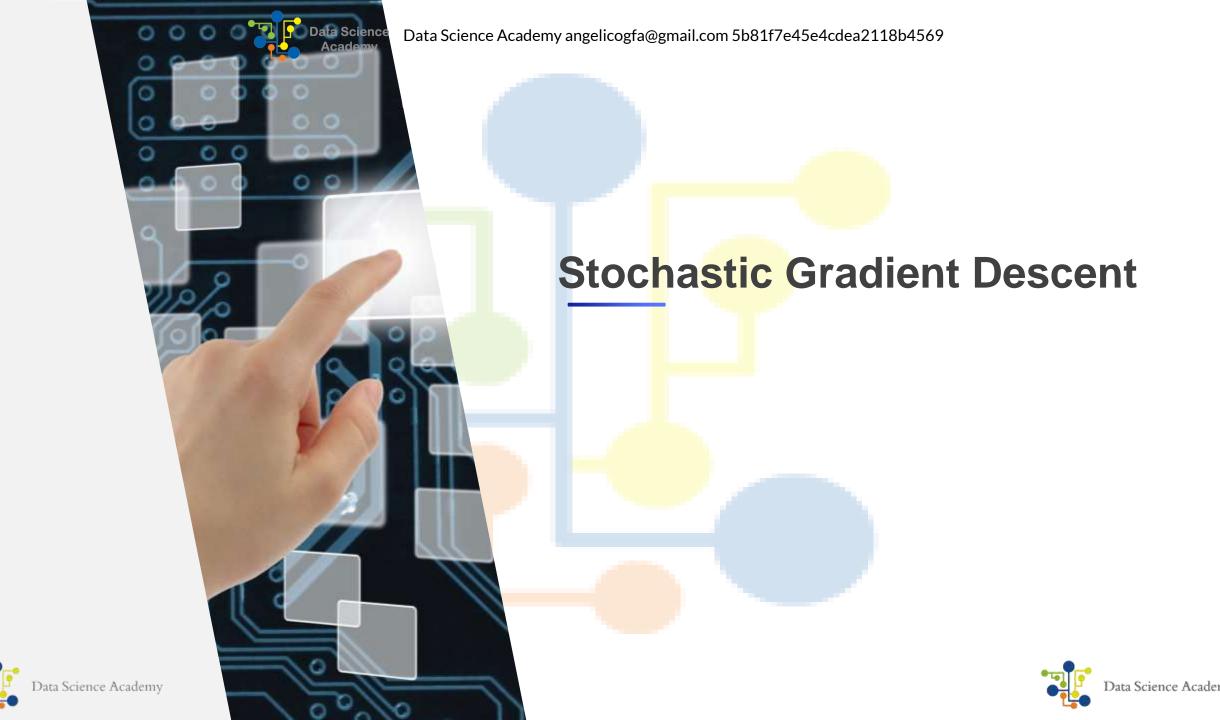


Hot Encoding



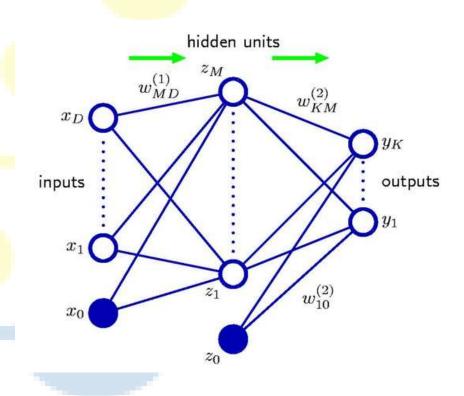
S(y) = Função Softmax que converte os scores para probabilidades



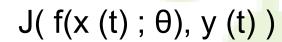




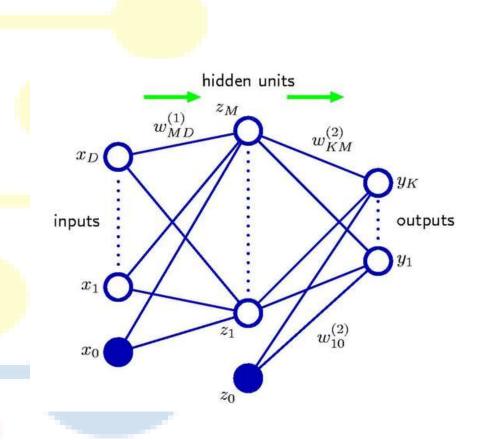
O treinamento de uma rede neural é convertido em um problema de otimização, cujo objetivo é minimizar o erro cometido pela rede, quando considerados todos os exemplos de treinamento.







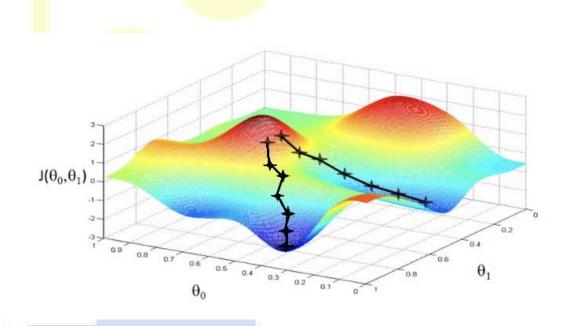
$$\mathbf{J}(\mathbf{\theta}) = \underbrace{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^{T} J(f(\mathbf{x}^{(t)}; \mathbf{\theta}), \mathbf{y}^{(t)})}_{\text{custo dos dados}} + \underbrace{\frac{\lambda}{2T} \sum_{k} \sum_{l} W_{k,l}^{2}}_{\text{custo de regularização}}$$





$$J(f(x(t); \theta), y(t))$$

$$\mathbf{J}(\mathbf{\theta}) = \underbrace{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^{T} J(f(\mathbf{x}^{(t)}; \mathbf{\theta}), \mathbf{y}^{(t)})}_{\text{custo dos dados}} + \underbrace{\frac{\lambda}{2T} \sum_{k} \sum_{l} W_{k,l}^{2}}_{\text{custo de regularização}}$$





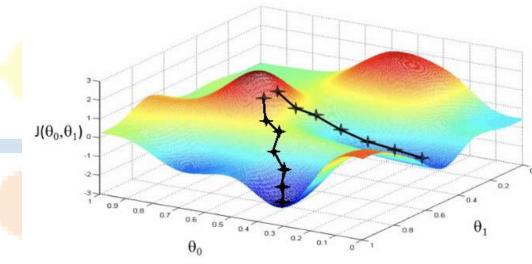
O gradiente de uma função f mede o quanto f varia uma vez que seus argumentos são alterados. Se f for uma função multivariada de n variáveis, então ∇ f é um vetor n-dimensional cujas componentes são as derivadas parciais de f







Além de ser computacionalmente intensivo, com Gradient Descent você precisa calcular o gradiente de cada elemento do seu conjunto de treinamento, o que pode levar muito tempo em grandes conjuntos de dados

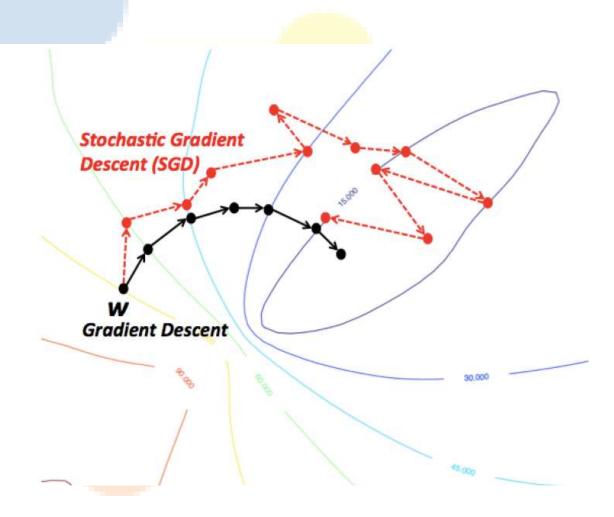






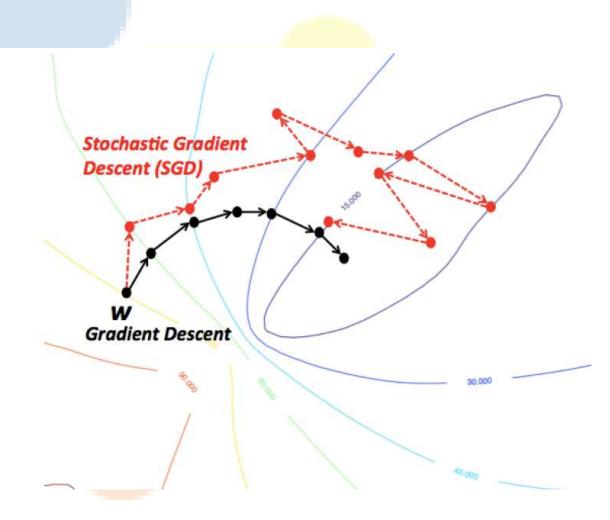


A solução encontrada para esse problema, foi o Stochastic Gradient Descent (SGD) que é uma versão do Gradient Descent, em que trabalhamos com amostras aleatórias





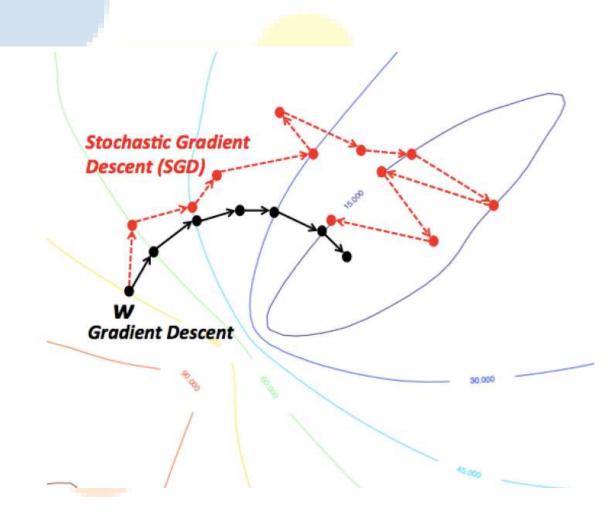
SGD é uma aproximação de Gradient Descent e quanto mais lotes processados pela rede neural (ou seja, mais amostra aleatórias), melhor a aproximação





A implementação do SGD compreende:

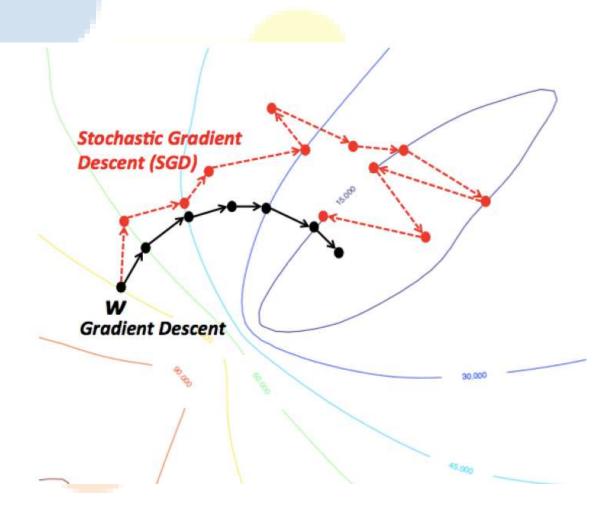
- 1. Amostragem aleatória de um lote de dados do conjunto de dados total.
- 2. Executar a rede para frente e para trás para calcular o gradiente (com dados gerados no item 1).
- 3. Aplicar a atualização de descida do gradiente.
- 4. Repetir os passos 1 a 3 até a convergência ou o ciclo seja interrompido por outro mecanismo, como no caso de ser alcançado o número de épocas (epochs).





A técnica de Stochastic Gradient Descent está no cerne do Deep Learning.

Isso ocorre porque o SGD se equilibra bem com os dados e o tamanho do modelo, e queremos trabalhar com Big Data e modelos com muitas camadas ocultas.

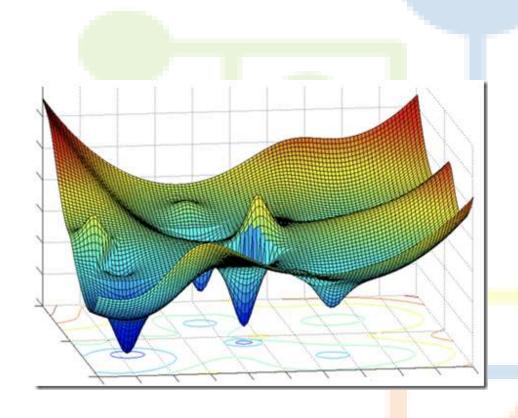












A forma mais comum para se treinar uma rede neural é conhecida como Stochastic Gradient Descent





Tanto no GD quanto no SGD, você atualiza um conjunto de parâmetros de forma iterativa para minimizar a cost function.

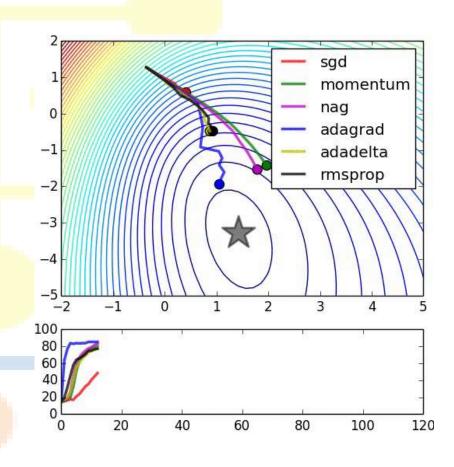
Enquanto com GD, você tem que percorrer TODAS as amostras em seu conjunto de treinamento para fazer uma única atualização para um parâmetro em uma iteração particular, com SGD você usa SOMENTE uma amostra de treinamento, do seu conjunto inteiro de treinamento, para fazer a atualização para um parâmetro em uma iteração específica.







Os pesos da rede neural podem ser atualizados conforme os dados são processados e os erros são calculados (abordagem conhecida como online learning) ou ao final do processo (abordagem conhecida como batch learning).







Learning Rate

A função de perda (cost function) de redes neurais é como uma superfície, onde cada direção em que você pode se mover representa o valor de um peso. A descida do gradiente é como dar saltos na direção atual da inclinação, e a taxa de aprendizado é como o comprimento do salto que você dá.







Momentum

Incorpora as propriedades da atualização de pesos anterior e faz com que os pesos continuem sendo atualizados na mesma direção mesmo quando o erro diminui.

Learning Rate Decay

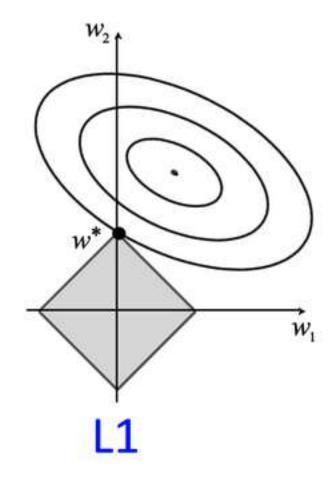
Learning rate decay, é usado para diminuir o valor do learning rate conforme os erros diminuem.

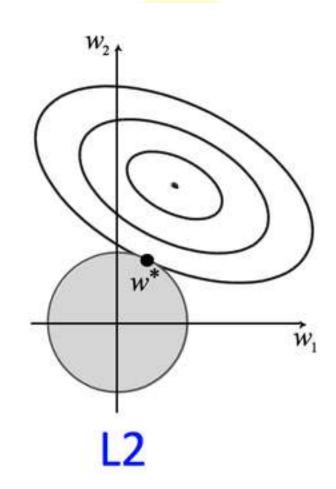










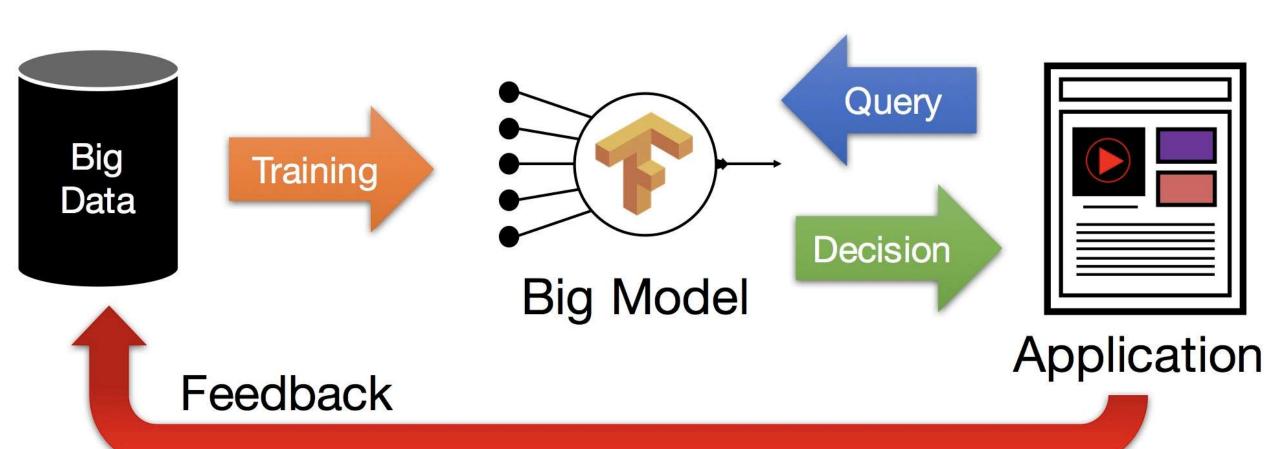






Learning

Inference



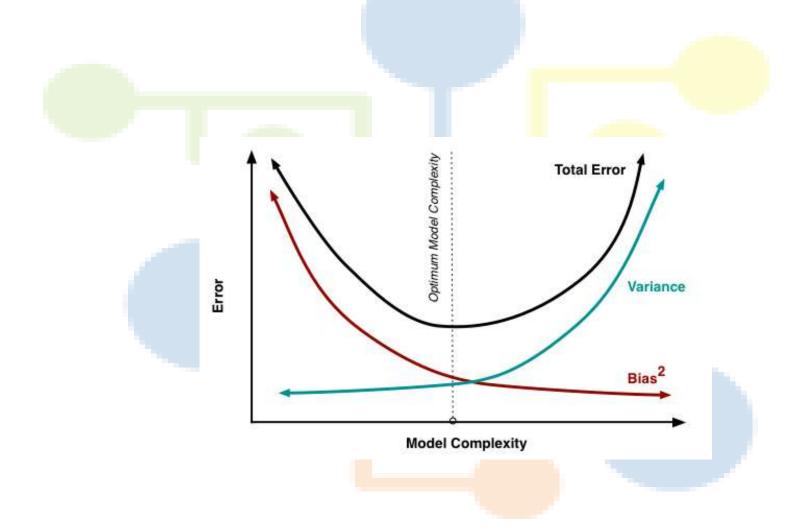


Regularização é qualquer modificação que nós fazemos no algoritmo de aprendizagem, com o objetivo de reduzir o erro de generalização e não o erro de treinamento, a fim de evitar o overfitting.









Portanto, seu objetivo em Deep Learning é encontrar um modelo que seja grande e profundo o suficiente para representar a complexidade nos dados e que possa ser aplicado a novos conjuntos de dados, com um bom desempenho. A regularização é uma das formas usadas para se alcançar esse objetivo.







Regularização L1

Dropout







Obrigado



