

---

# Deep Learning através das abstrações

— Recurrent Neural Nets(RNN) —

---

# O que são?

- Uma arquitetura diferente de redes neurais
- Mais importantemente, redes neurais que usam camadas recorrentes
  - LSTM
  - GRU
- Criadas para reconhecer padrões em sequências de dados
  - Textos
  - Áudios
  - Mercado financeiro
  - Vídeos
  - etc

# Um pouco mais sobre o funcionamento

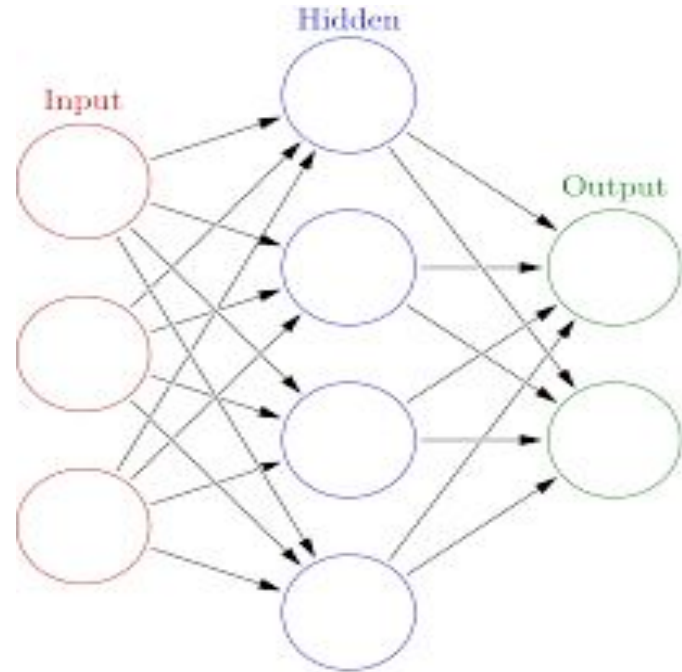
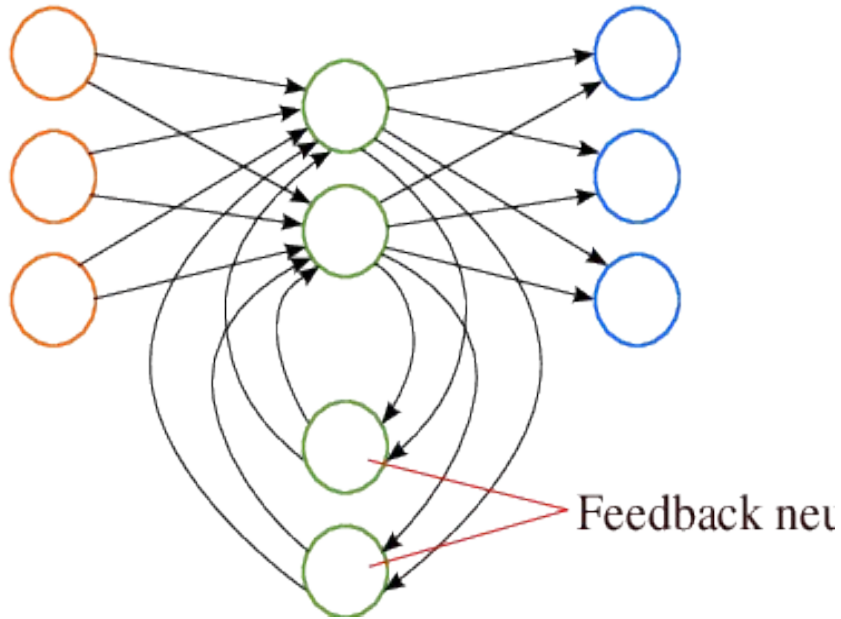
- Usam neurônios com retroalimentação
  - Ou seja, o resultado do input  $i - 1$ , faz parte do input  $i$
  - Podemos ver isso como sendo uma rede com memória
  - Isso nos permite ter uma noção de tempo ou de dados sequenciais
- Dizemos que é um modelo profundo no tempo e não no espaço
  - Matematicamente temos

$$\mathbf{h}_t = \phi(W\mathbf{x}_t + U\mathbf{h}_{t-1})$$

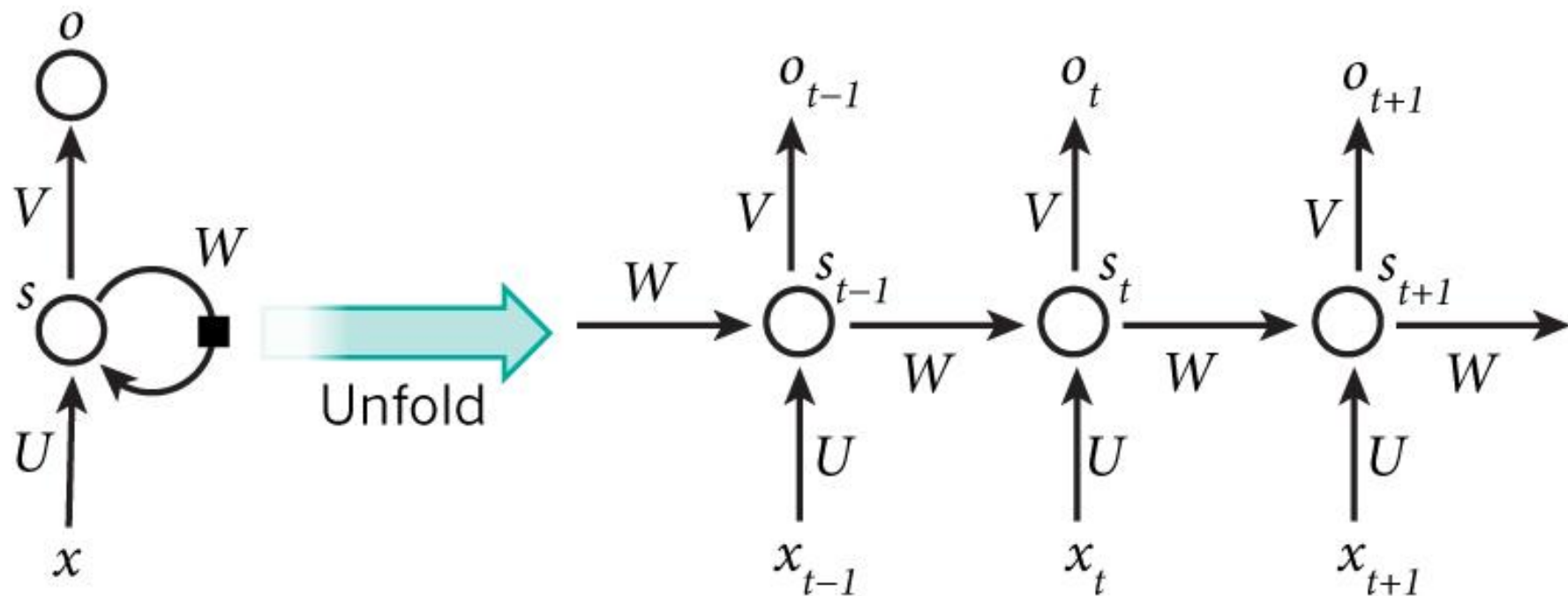
- Gera problemas, uma vez que uma rede que é treinada para usar 100 unidades de tempo anteriores para prever a 101 é equivalente a uma rede de 100 camadas (muito profunda)

# Comparando com feedforward

Input layer      Hidden layer      Output layer



# Unfolding

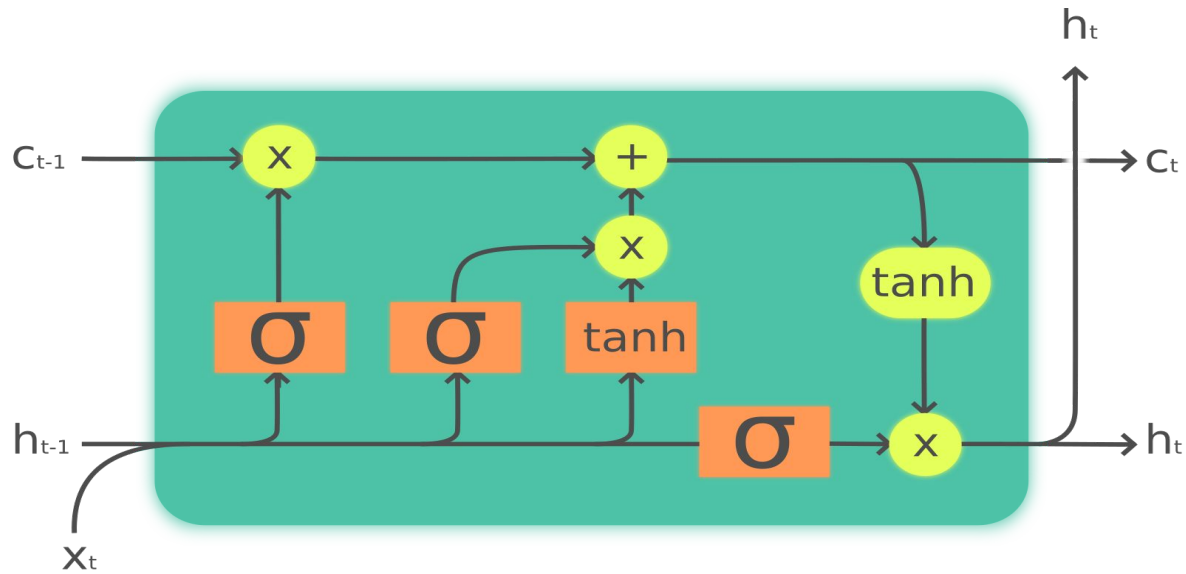


# Treinando essas redes

- Backpropagation Through Time
  - Na prática usamos uma versão aproximada (Ilya Sutskever)
  - As bibliotecas já implementam isso de boas
- Vanishing and Exploding Gradients
  - Uso de otimizadores melhores (comumente o RMSProp)
  - Métodos bons de inicialização
  - Usar LSTM
  - No caso de Exploding, usar gradient clipping

# Long Short-Term Memory Units (LSTMs)

- Proposta pelo Schmidhuber e o Hochreiter
- Solucionam o problema do vanishing gradient
- Usam memory gates para tentar manter “lembrar” o que é importante



Legend:

Layer



Pointwise op

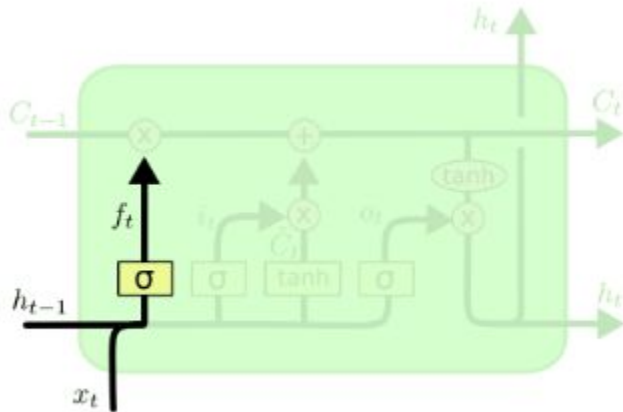


Copy



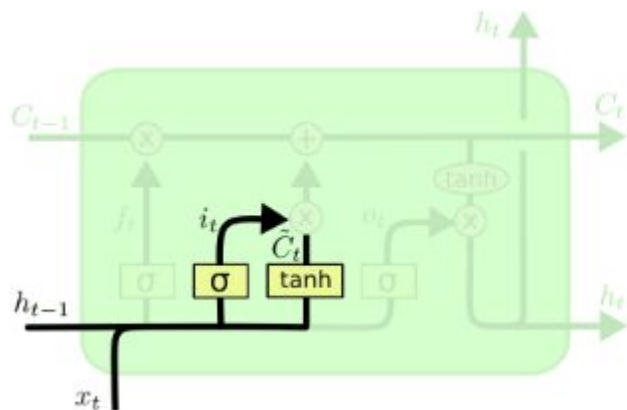


# Passo 1: O que jogar fora



$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f)$$

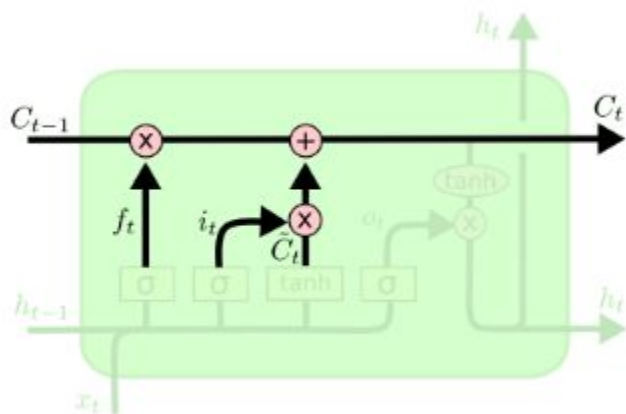
## Parte 2: O que adicionar



$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i)$$

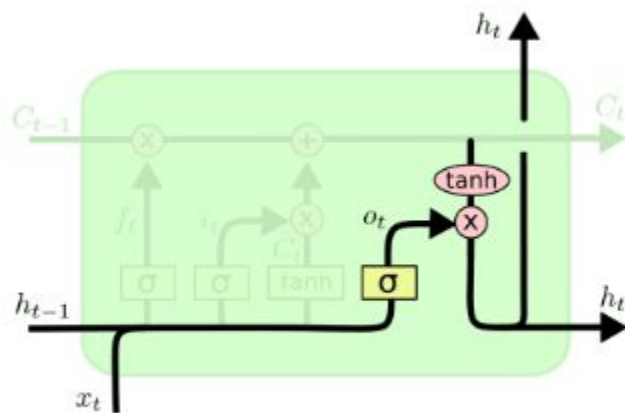
$$\tilde{C}_t = \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C)$$

## Parte 3: Atualiza o Cell State



$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t$$

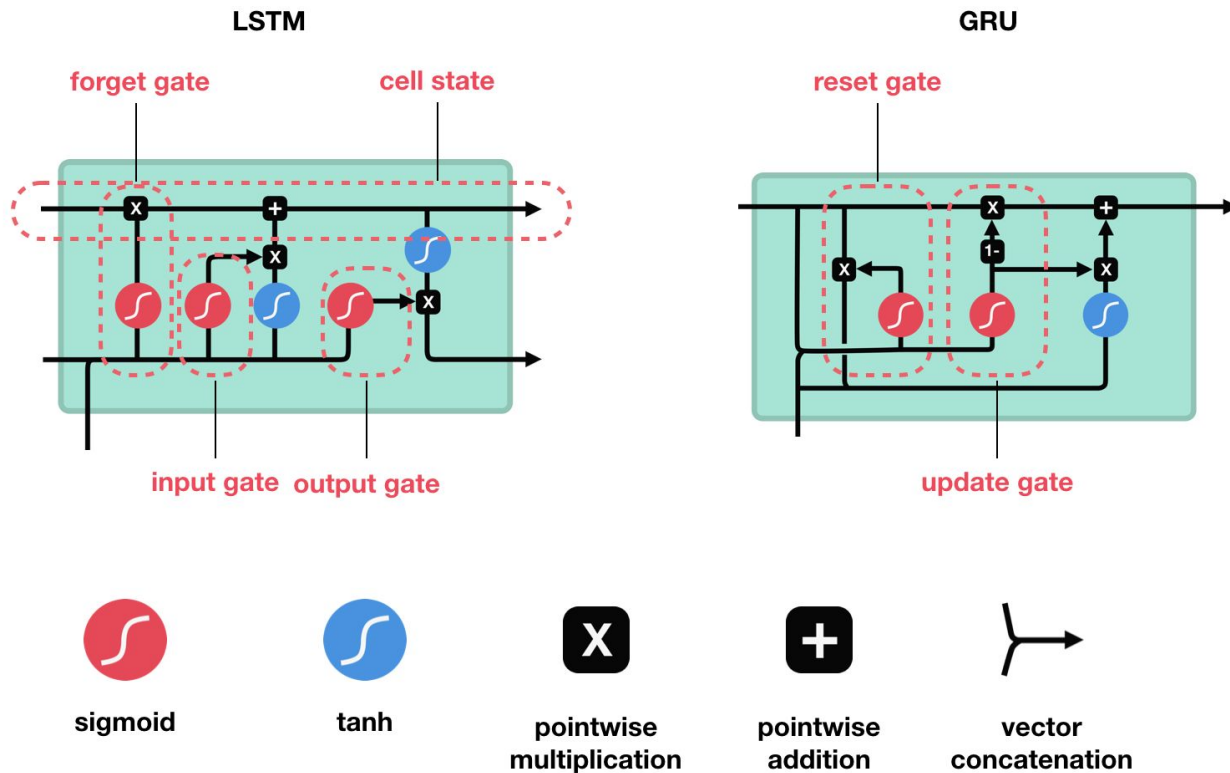
## Parte 4: Output da camada



$$o_t = \sigma (W_o [h_{t-1}, x_t] + b_o)$$

$$h_t = o_t * \tanh (C_t)$$

# Gated Recurrent Unit (GRU)



# Resources

- [Artigo da Skymind](#)
- [Blog do Colah](#)
- [Blog do Karpathy](#)
- [Illustrated Guide do RNNs](#)
- [Tese do Ilya](#)