# Métodos para Previsão de Séries Temporais

Álvaro Lemos

# Sumário

- 1. Sobre mim
- 2. Séries temporais
- 3. ARIMA
- 4. Suavização Exponencial
- 5. Redes Feedforward
- 6. Redes Recorrentes
- 7. Redes LSTM

## Oi, meu nome é Álvaro!



### Sou de Salvador/BA



#### Formei agora em Engenharia Elétrica na UFMG



#### Estou entrando agora no mestrado em Inteligência Computacional



#### Sou Cientista de Dados na Bwtech





























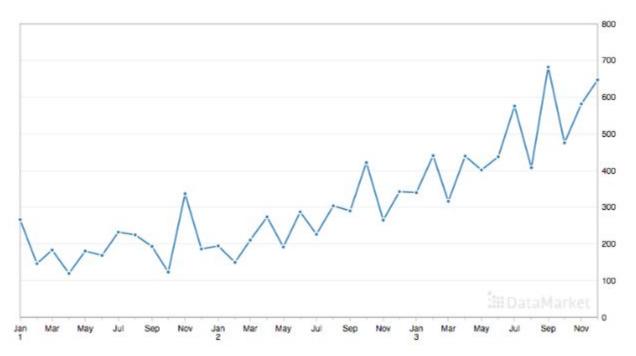
# Sumário

- 1. Sobre mim
- 2. Séries temporais
- 3. ARIMA
- 4. Suavização Exponencial
- 5. Redes Feedforward
- 6. Redes Recorrentes
- 7. Redes LSTM

Um conjunto de observações indexadas

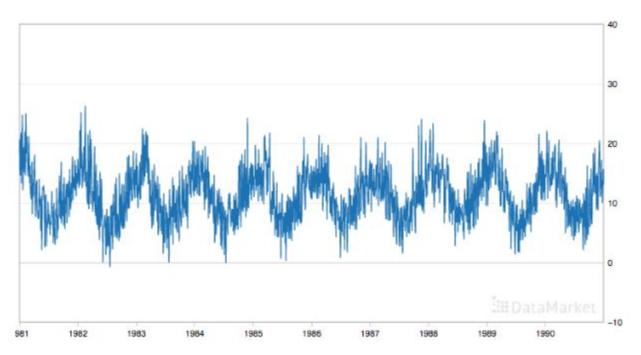
ordenadamente no tempo

#### Séries temporais



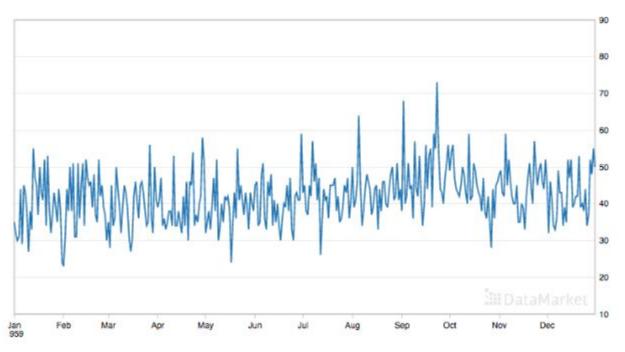
Vendas mensais de shampoo durante 3 anos

#### Séries temporais



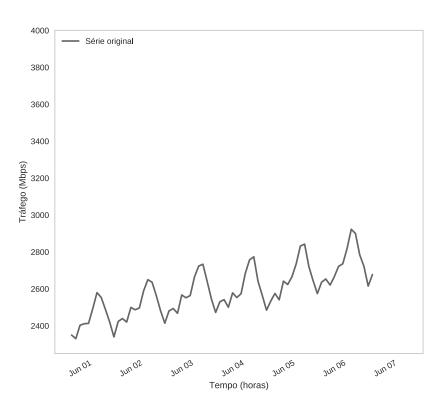
Temperatura mínima diária em Melbourne, Austrália, entre 1981-1990

#### Séries temporais

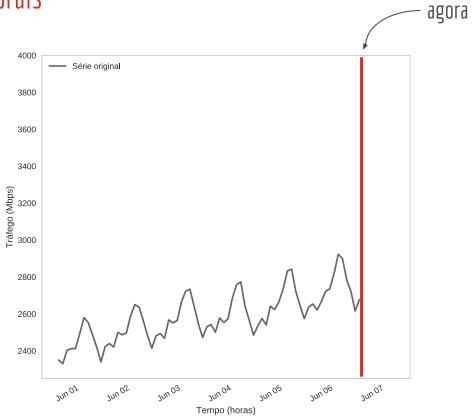


Número de partos diários femininos na Califórnia em 1959

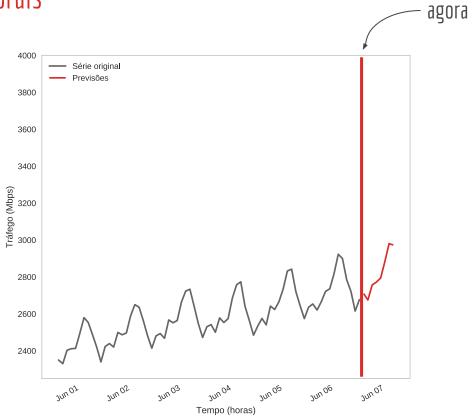
#### Previsão de séries temporais



#### Previsão de séries temporais



#### Previsão de séries temporais

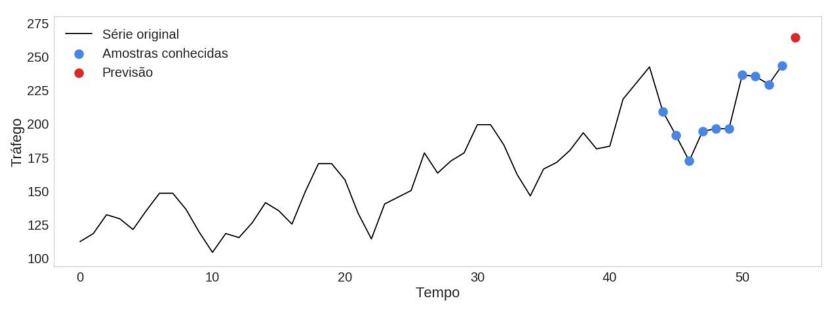


# Sumário

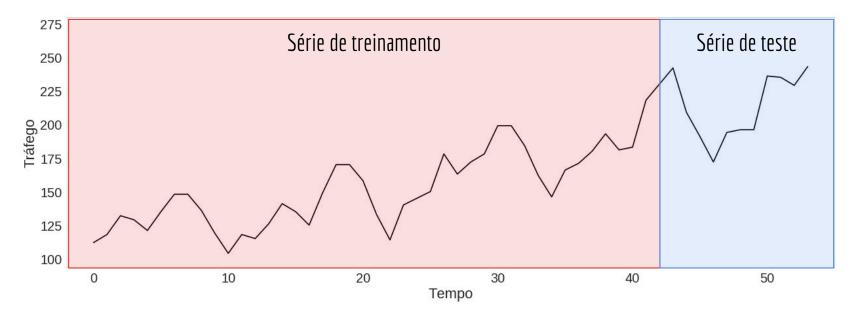
- 1. Sobre mim
- 2. Séries temporais
- 3. ARIMA
- 4. Suavização Exponencial
- 5. Redes Feedforward
- 6. Redes Recorrentes
- 7. Redes LSTM

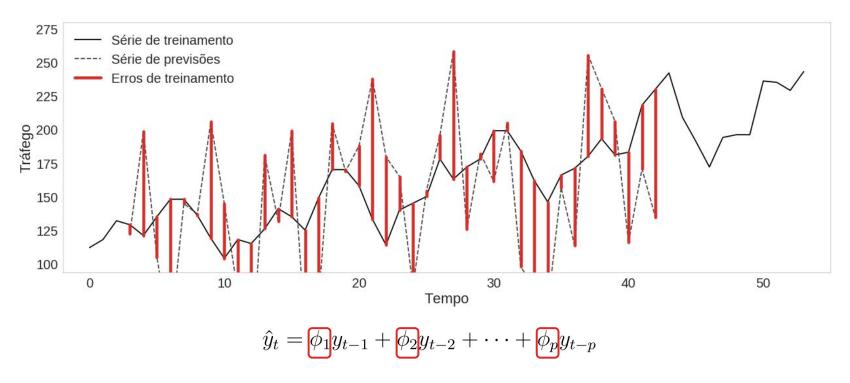
# Modelo Auto-Regressivo

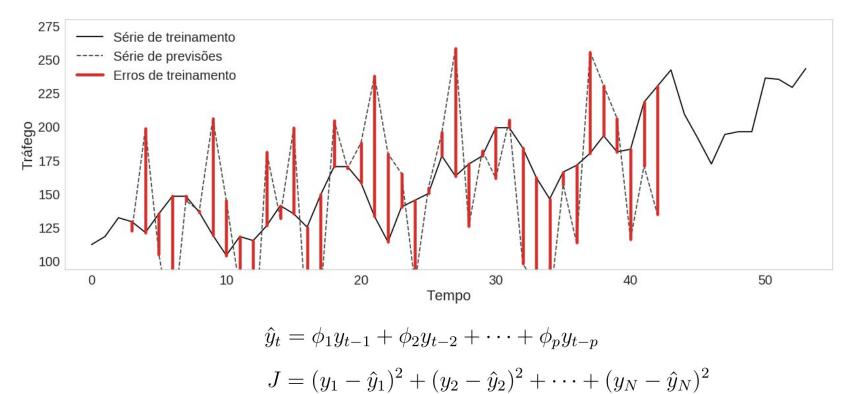
#### Modelo Auto-Regressivo (AR)

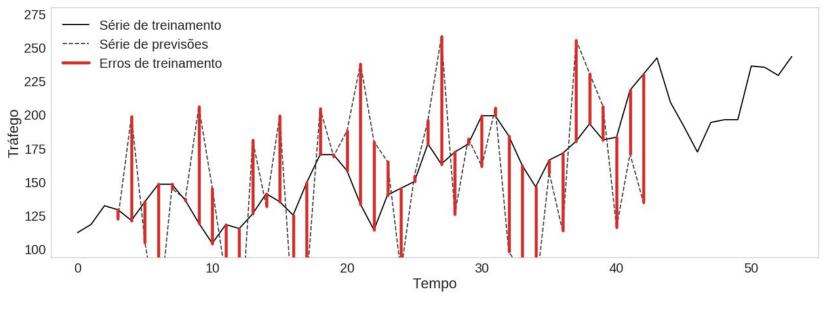


$$\hat{y}_t = \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p}$$





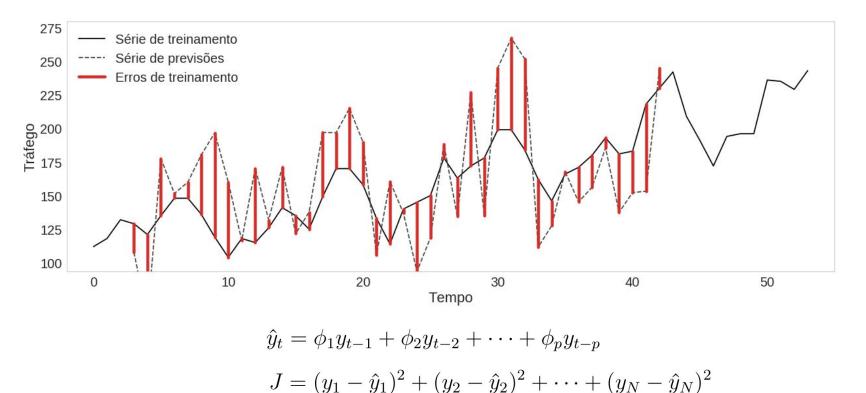




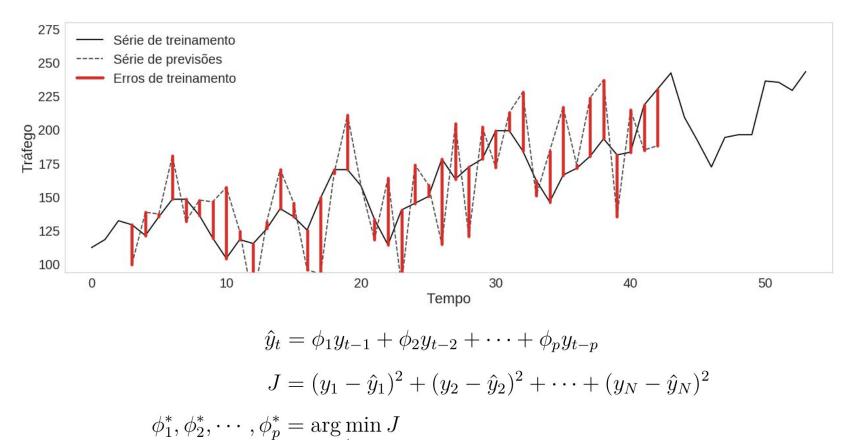
$$\hat{y}_t = \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p}$$

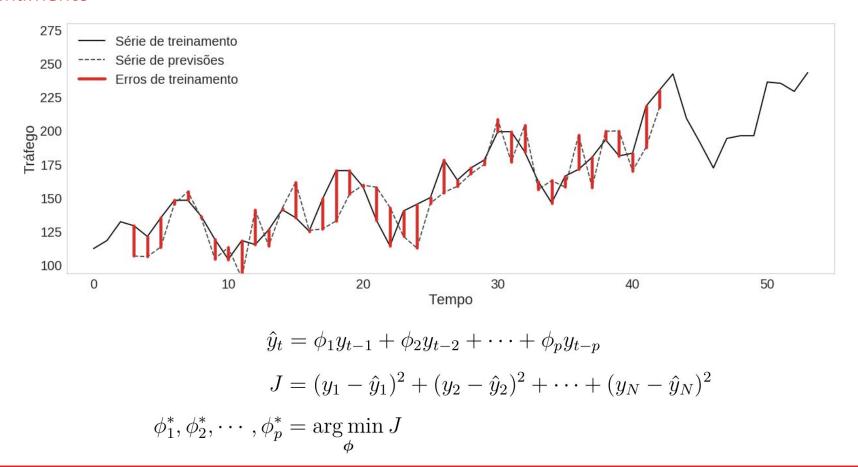
$$J = (y_1 - \hat{y}_1)^2 + (y_2 - \hat{y}_2)^2 + \dots + (y_N - \hat{y}_N)^2$$

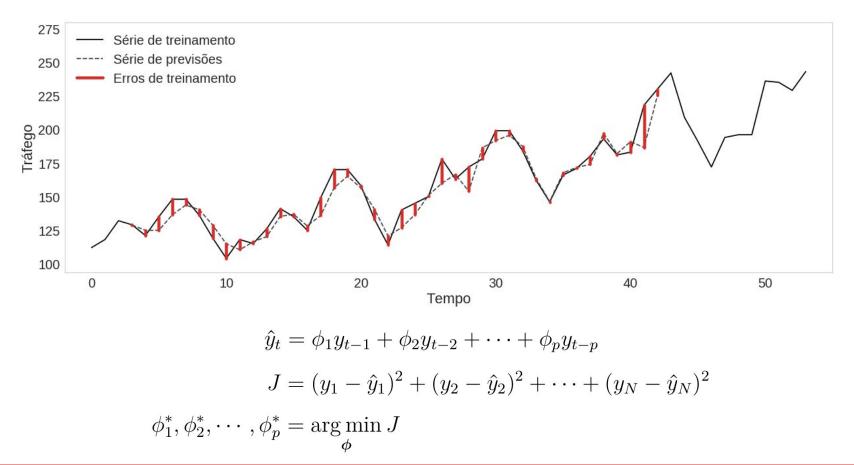
$$\phi_1^*, \phi_2^*, \dots, \phi_p^* = \operatorname*{min}_{\phi} J$$



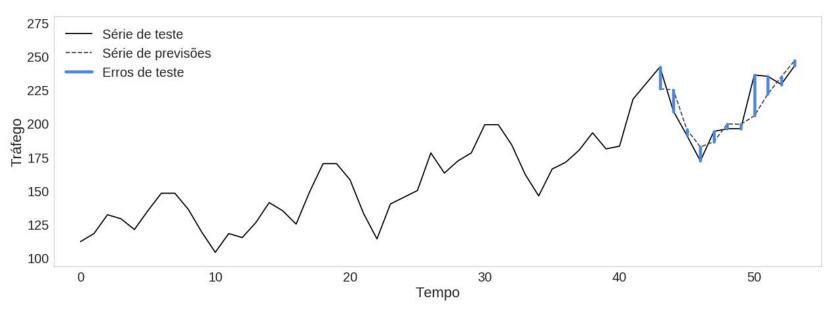
$$\phi_1^*, \phi_2^*, \cdots, \phi_p^* = \operatorname*{arg\,min}_{\phi} J$$

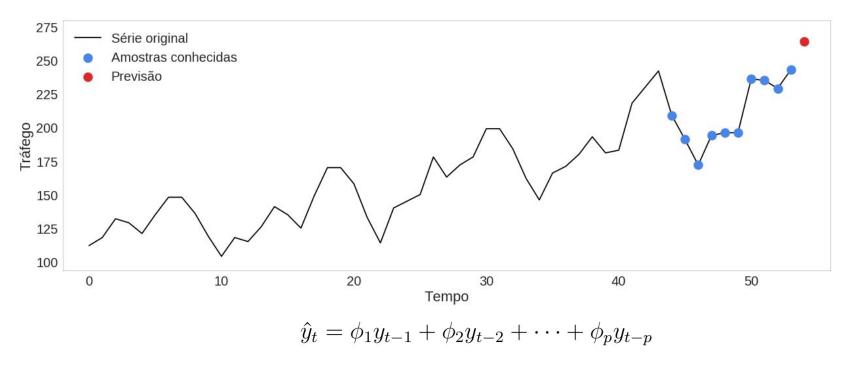


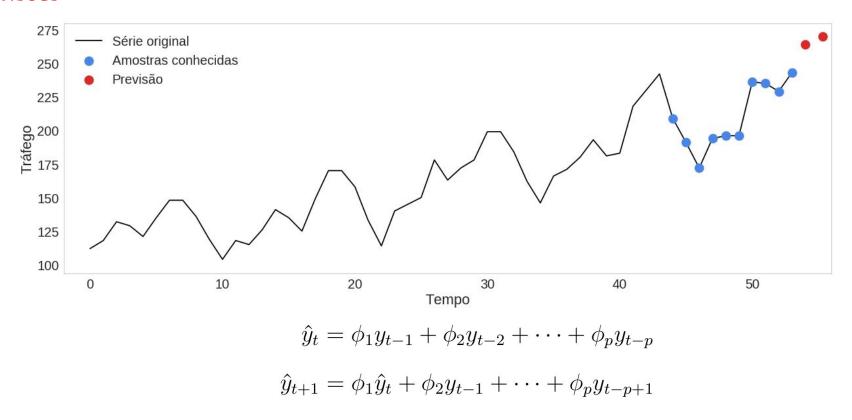


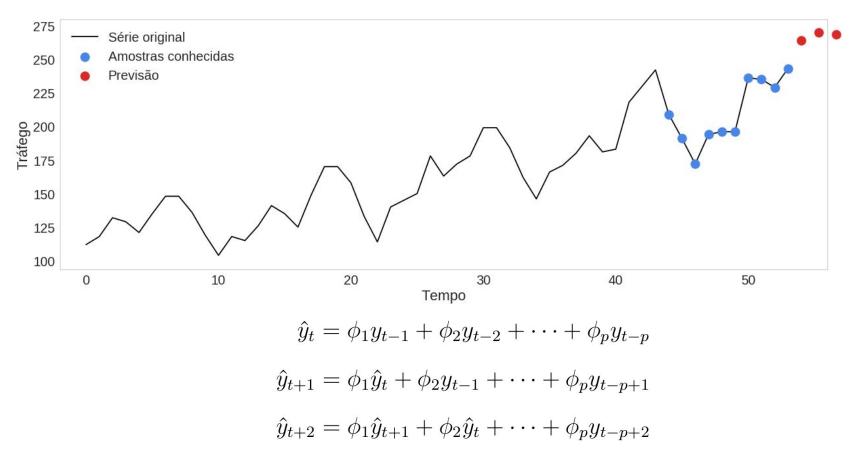


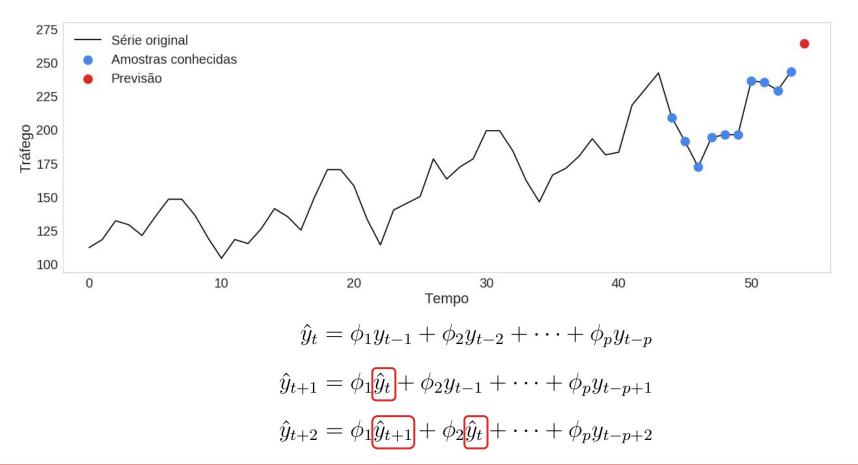
#### Validação





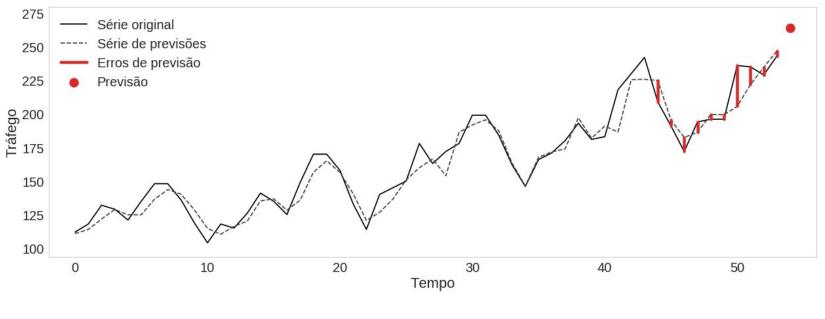






# Modelo Média Móvel

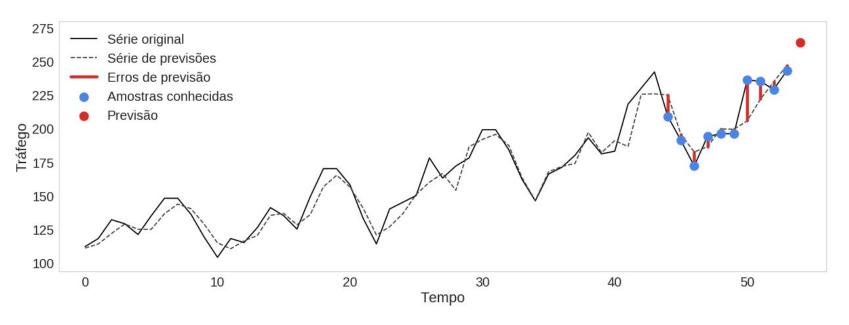
#### Modelo Média Móvel (MA - *Moving Average*)



$$\hat{y}_t = \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q}$$
$$\varepsilon_t = y_t - \hat{y}_t$$

# Modelo ARMA

#### Modelo ARMA

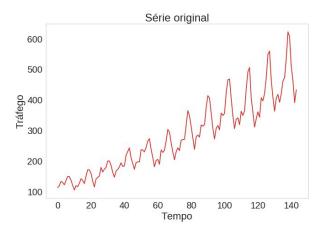


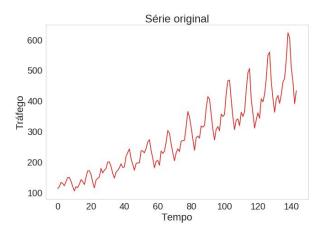
$$\hat{y}_t = \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

AR, MA, ARMA... Então por que ARIMA?!

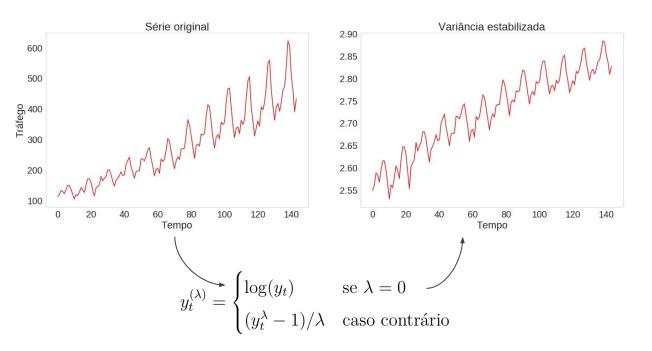
## Modelos ARMA pressupõem que a série

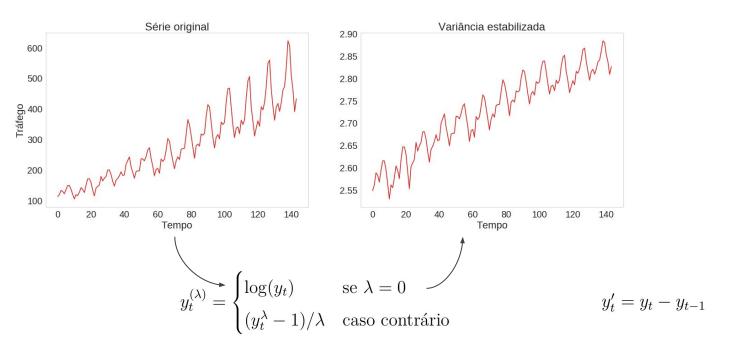
a ser modelada é estacionária

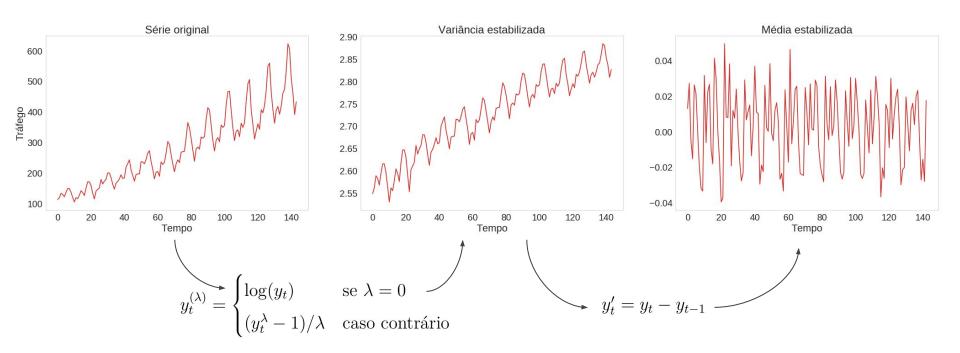


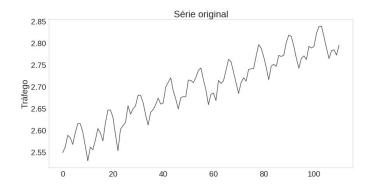


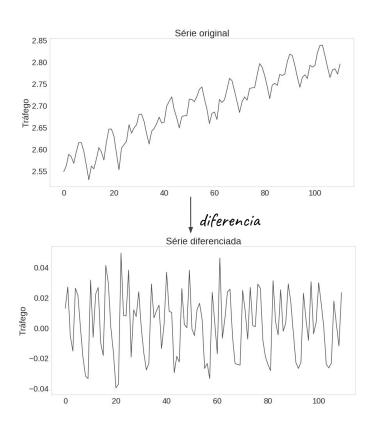
$$y_t^{(\lambda)} = \begin{cases} \log(y_t) & \text{se } \lambda = 0\\ (y_t^{\lambda} - 1)/\lambda & \text{caso contrário} \end{cases}$$

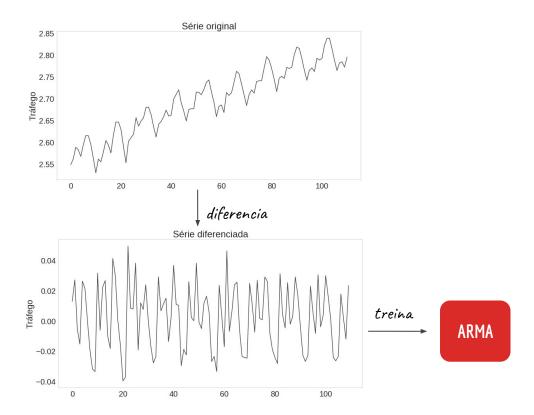


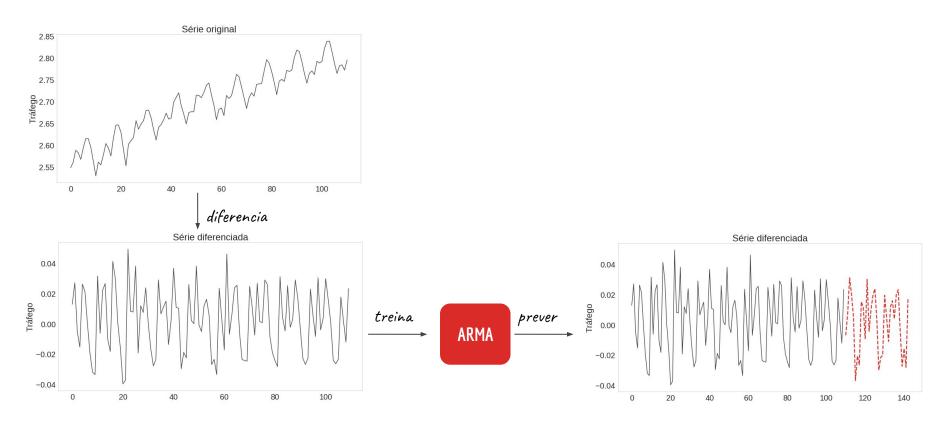


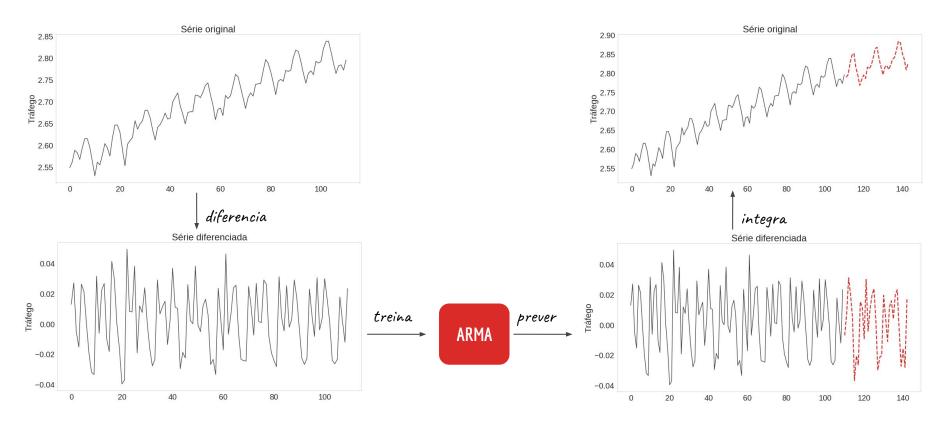


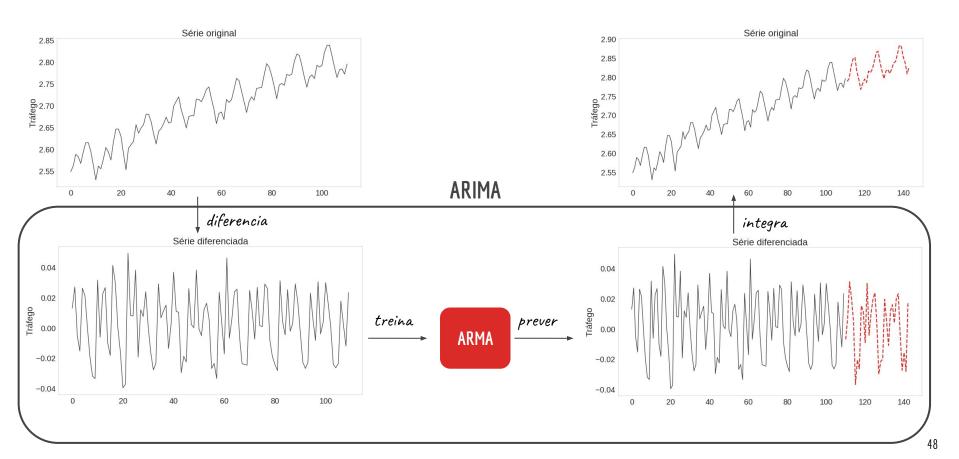












# Sumário

- 1. Sobre mim
- 2. Séries temporais
- 3. ARIMA
- 4. Suavização Exponencial
- 5. Redes Feedforward
- 6. Redes Recorrentes
- 7. Redes LSTM

# Suavização Exponencial Simples

$$\hat{y}_{t+1} = \alpha y_t + \alpha (1 - \alpha) y_{t-1} + \alpha (1 - \alpha)^2 y_{t-2} + \dots + \alpha (1 - \alpha)^{t-1} y_1$$

# Suavização Exponencial Simples

$$\hat{y}_{t+1} = \alpha y_t + \alpha (1 - \alpha) y_{t-1} + \alpha (1 - \alpha)^2 y_{t-2} + \dots + \alpha (1 - \alpha)^{t-1} y_1$$

$$\hat{y}_{t+1} = 0.3y_t + 0.3(1 - 0.3)y_{t-1} + 0.3(1 - 0.3)^2y_{t-2} + \dots + 0.3(1 - 0.3)^{t-1}y_1$$

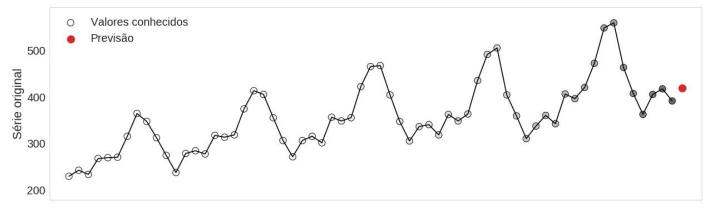
# Suavização Exponencial Simples

$$\hat{y}_{t+1} = \alpha y_t + \alpha (1 - \alpha) y_{t-1} + \alpha (1 - \alpha)^2 y_{t-2} + \dots + \alpha (1 - \alpha)^{t-1} y_1$$

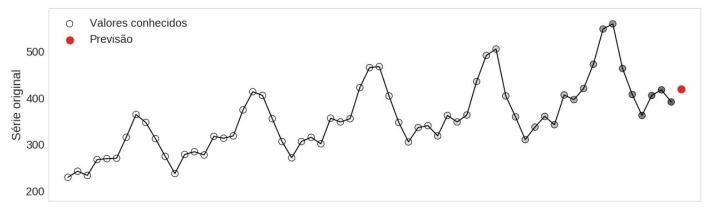
$$\hat{y}_{t+1} = 0.3y_t + 0.3(1 - 0.3)y_{t-1} + 0.3(1 - 0.3)^2y_{t-2} + \dots + 0.3(1 - 0.3)^{t-1}y_1$$

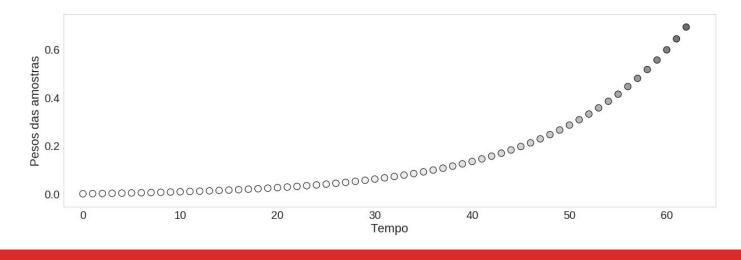
$$\hat{y}_{t+1} = 0.3y_t + 0.21y_{t-1} + 0.15y_{t-2} + \cdots$$

Simples



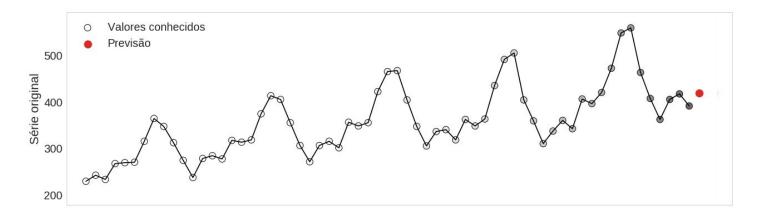
Simples



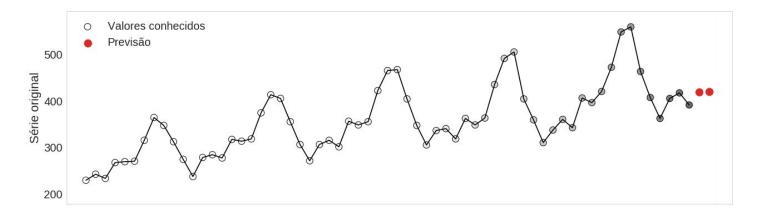


#### Treinamento

$$\hat{y}_{t+1} = \alpha y_t + \alpha (1 - \alpha) y_{t-1} + \alpha (1 - \alpha)^2 y_{t-2} + \dots + \alpha (1 - \alpha)^{t-1} y_1$$

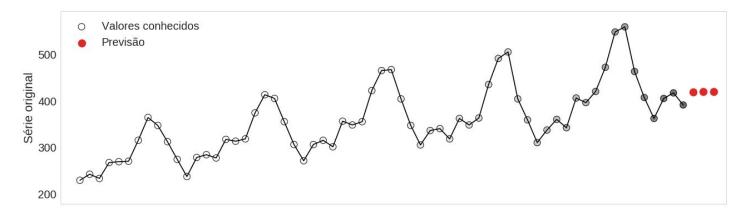


$$\hat{y}_{t+1} = \alpha y_t + \alpha (1 - \alpha) y_{t-1} + \alpha (1 - \alpha)^2 y_{t-2} + \dots + \alpha (1 - \alpha)^{t-1} y_1$$



$$\hat{y}_{t+1} = \alpha y_t + \alpha (1 - \alpha) y_{t-1} + \alpha (1 - \alpha)^2 y_{t-2} + \dots + \alpha (1 - \alpha)^{t-1} y_1$$

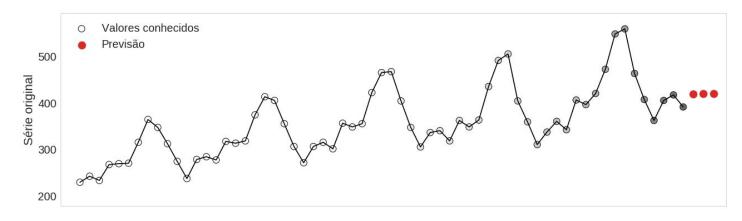
$$\hat{y}_{t+2} = \alpha y_t + \alpha (1 - \alpha) y_{t-1} + \alpha (1 - \alpha)^2 y_{t-2} + \dots + \alpha (1 - \alpha)^{t-1} y_1$$



$$\hat{y}_{t+1} = \alpha y_t + \alpha (1 - \alpha) y_{t-1} + \alpha (1 - \alpha)^2 y_{t-2} + \dots + \alpha (1 - \alpha)^{t-1} y_1$$

$$\hat{y}_{t+2} = \alpha y_t + \alpha (1 - \alpha) y_{t-1} + \alpha (1 - \alpha)^2 y_{t-2} + \dots + \alpha (1 - \alpha)^{t-1} y_1$$

$$\hat{y}_{t+3} = \alpha y_t + \alpha (1 - \alpha) y_{t-1} + \alpha (1 - \alpha)^2 y_{t-2} + \dots + \alpha (1 - \alpha)^{t-1} y_1$$

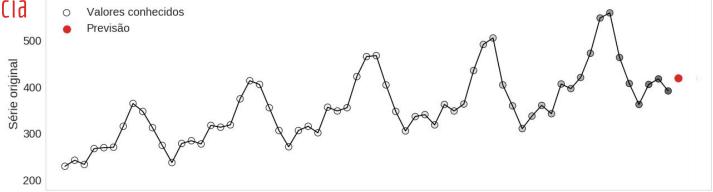


$$\hat{y}_{t+1} = \alpha y_t + \alpha (1 - \alpha) y_{t-1} + \alpha (1 - \alpha)^2 y_{t-2} + \dots + \alpha (1 - \alpha)^{t-1} y_1$$

$$\hat{y}_{t+2} = \alpha y_t + \alpha (1 - \alpha) y_{t-1} + \alpha (1 - \alpha)^2 y_{t-2} + \dots + \alpha (1 - \alpha)^{t-1} y_1$$

$$\hat{y}_{t+3} = \alpha y_t + \alpha (1 - \alpha) y_{t-1} + \alpha (1 - \alpha)^2 y_{t-2} + \dots + \alpha (1 - \alpha)^{t-1} y_1$$

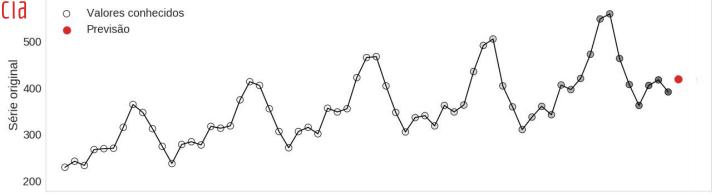
$$\hat{y}_{t+1} = \hat{y}_{t+2} = \hat{y}_{t+3} = \dots = \hat{y}_{t+h}$$



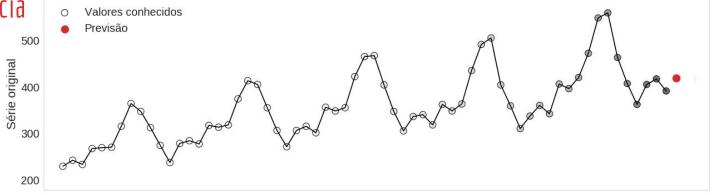
$$\hat{y}_{t+h} = \ell_t + hb_t$$

$$\ell_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)(\ell_{t-1} + b_{t-1})$$

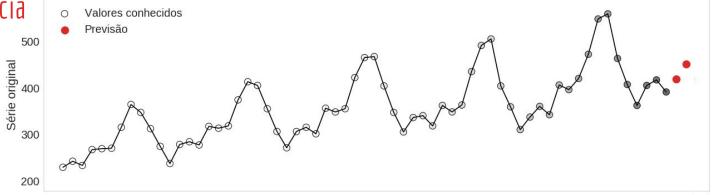
$$b_t = \beta(\ell_t - \ell_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1}$$



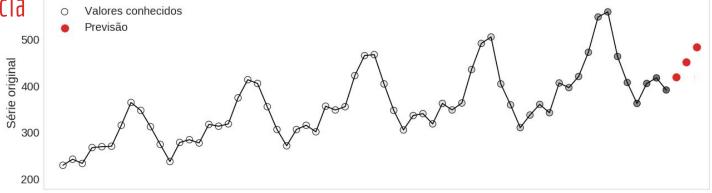
$$\hat{y}_{t+h} = \ell_t + hb_t$$



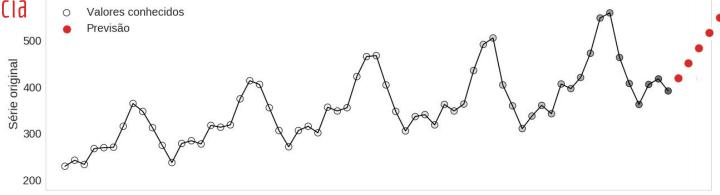
$$\hat{y}_{t+\mathbf{h}} = \ell_t + \mathbf{h}b_t$$



$$\hat{y}_{t+\mathbf{h}} = \ell_t + \mathbf{h}b_t$$

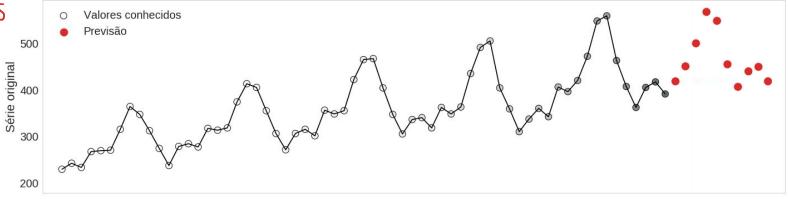


$$\hat{y}_{t+\mathbf{h}} = \ell_t + \mathbf{h}b_t$$



$$\hat{y}_{t+\mathbf{h}} = \ell_t + \mathbf{h}b_t$$

### Método de Holt-Winters



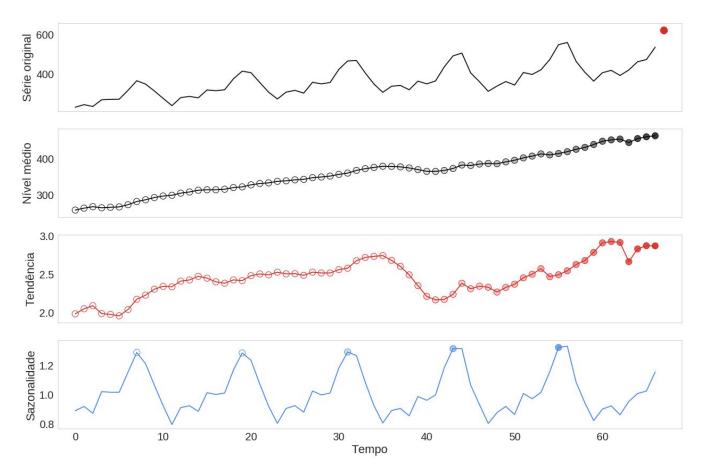
$$\hat{y}_{t+h|t} = \ell_t + hb_t + s_{t+h-m(k+1)}$$

$$\ell_t = \alpha(y_t - s_{t-m}) + (1 - \alpha)(\ell_{t-1} + b_{t-1})$$

$$b_t = \beta(\ell_t - \ell_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1}$$

$$s_t = \gamma(y_t - \ell_{t-1} - b_{t-1}) + (1 - \gamma)s_{t-m}$$

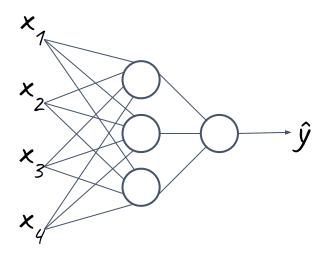
## Método de Holt-Winters



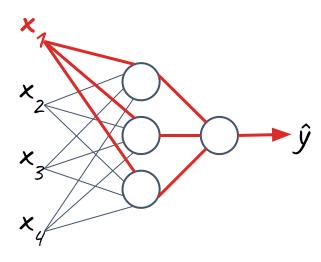
# Sumário

- 1. Sobre mim
- 2. Séries temporais
- 3. ARIMA
- 4. Suavização Exponencial
- 5. Redes Feedforward
- 6. Redes Recorrentes
- 7. Redes LSTM

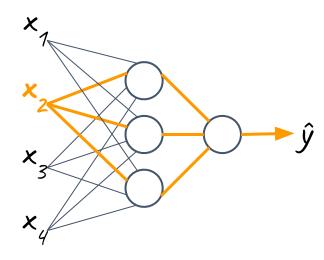
## Redes Neurais Feedforward



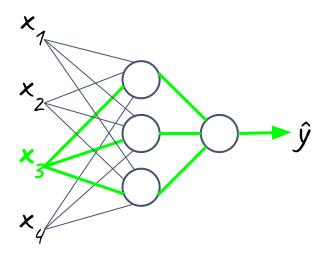
## São redes onde a informação flui da entrada até a saída



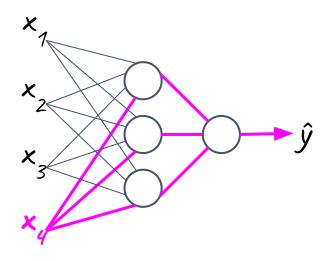
## São redes onde a informação flui da entrada até a saída



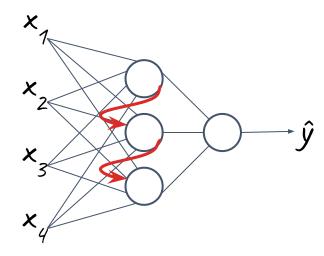
## São redes onde a informação flui da entrada até a saída



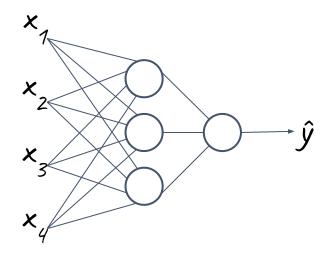
## São redes onde a informação flui da entrada até a saída

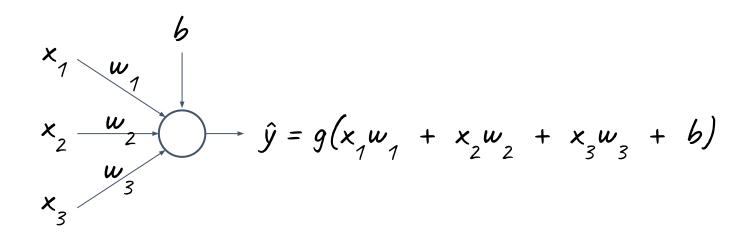


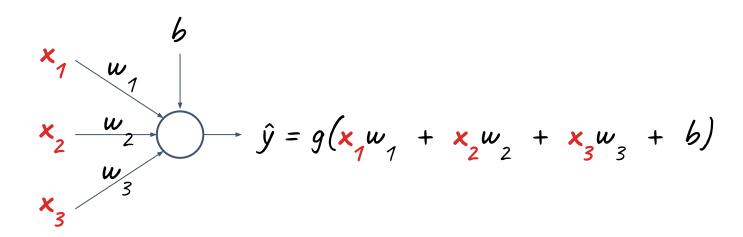
# Sem fazer realimentações

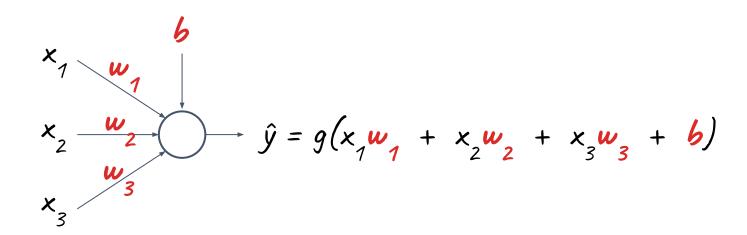


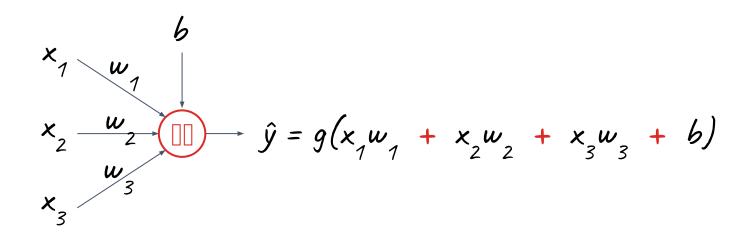
# É a rede neural clássica que todo mundo conhece

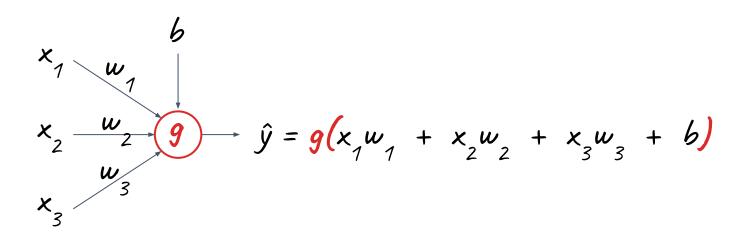




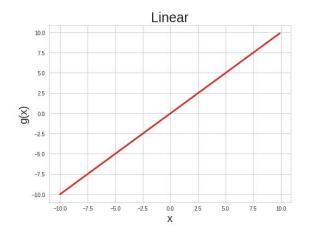


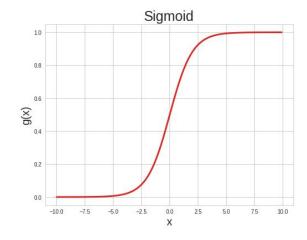


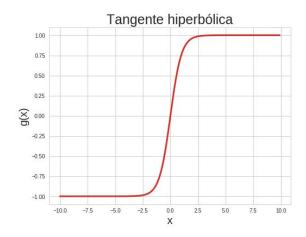


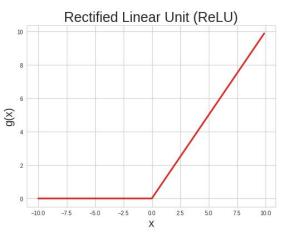


# Funções de ativação

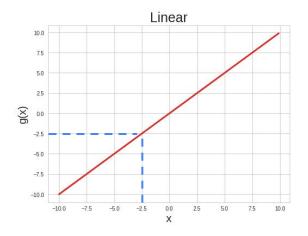


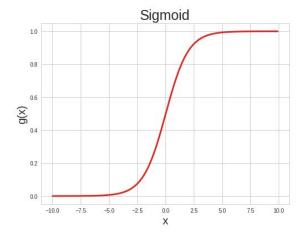


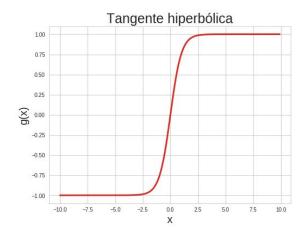


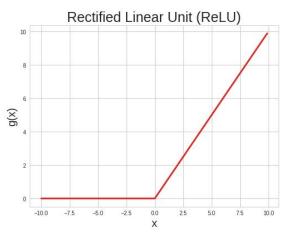


# Funções de ativação

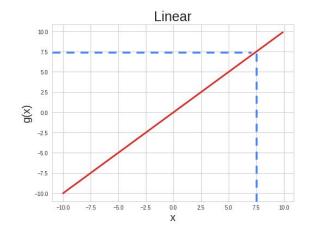


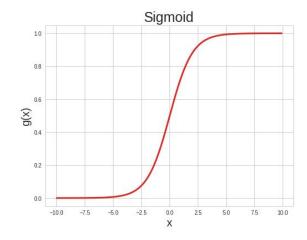


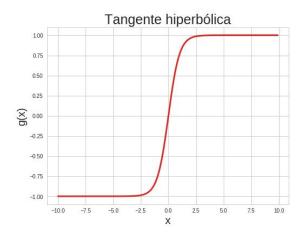


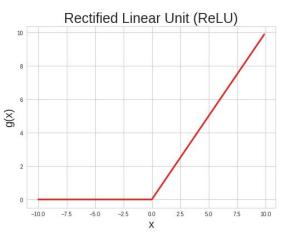


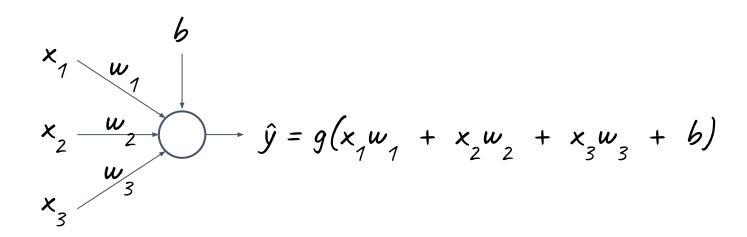
# Funções de ativação

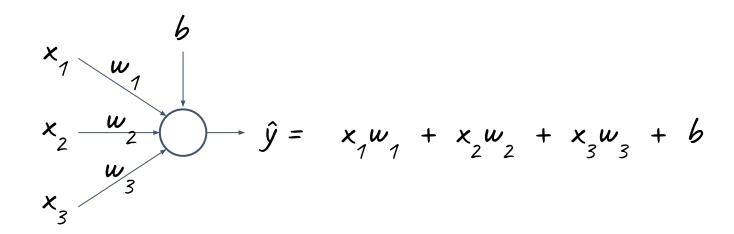


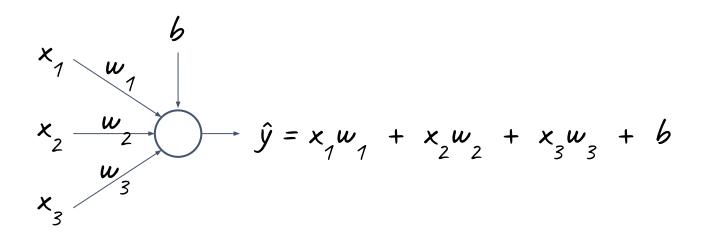




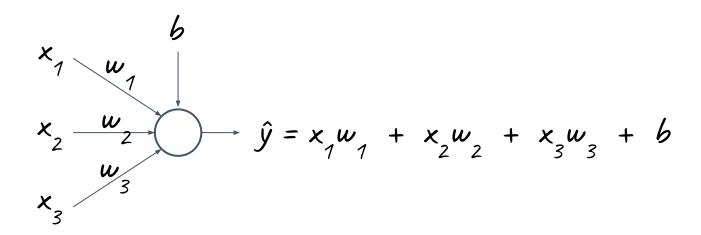




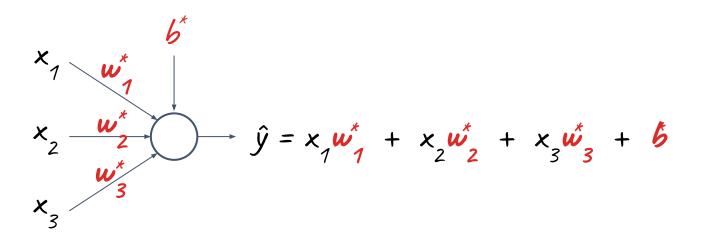




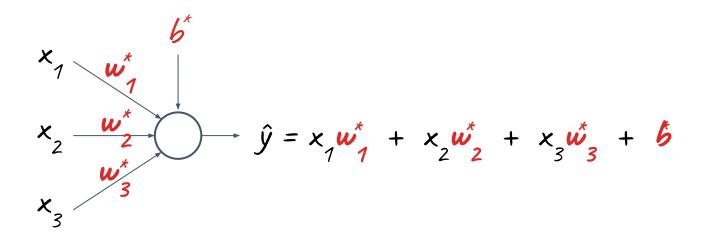
$$w_1^*, w_2^*, w_3^*, w_4^*, b^* = \underset{\boldsymbol{w}}{\operatorname{arg\,min}} J$$



$$w_1^*, w_2^*, w_3^*, w_4^*, b^* = \underset{\boldsymbol{w}}{\operatorname{arg\,min}} J$$

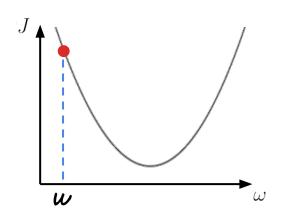


$$[w_1^*], [w_2^*], [w_3^*], [w_4^*], [b^*] = \underset{w}{\operatorname{arg \, min}} J$$

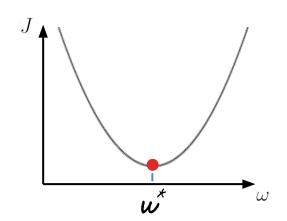


$$w_1^*, w_2^*, w_3^*, w_4^*, b^* = \underbrace{\arg\min J}_{w}$$





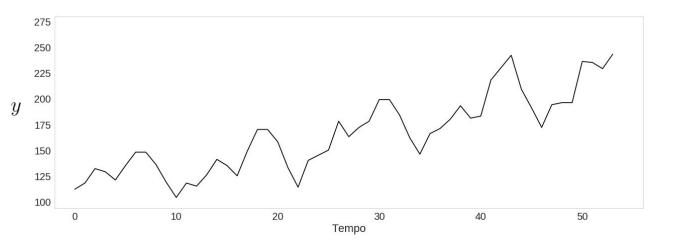


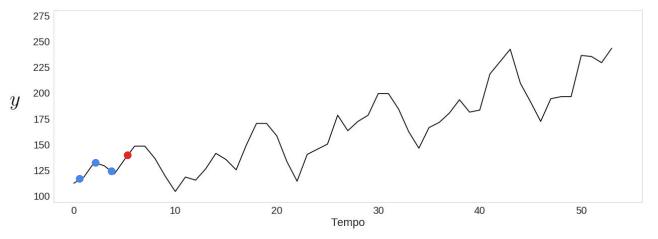


ARIMA 
$$\phi_1^*,\phi_2^*,\cdots,\phi_p^*,\theta_1^*,\theta_2^*,\cdots,\theta_q^*=rgmin_{m{\phi},m{\theta}}$$

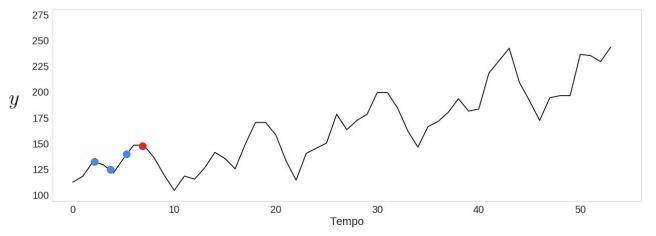
$$\alpha^*, \beta^*, \gamma^* = \underset{\alpha, \beta, \gamma}{\operatorname{arg \, min}} J$$

Rede neural 
$$w_1^*, w_2^*, w_3^*, w_4^*, b^* = \operatorname*{arg\,min} J$$

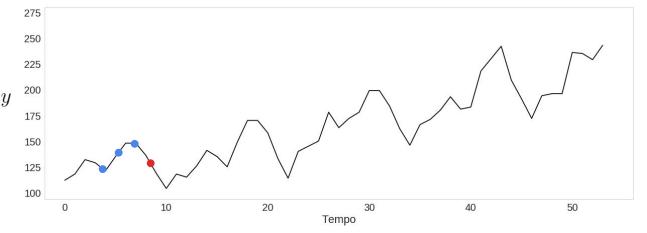




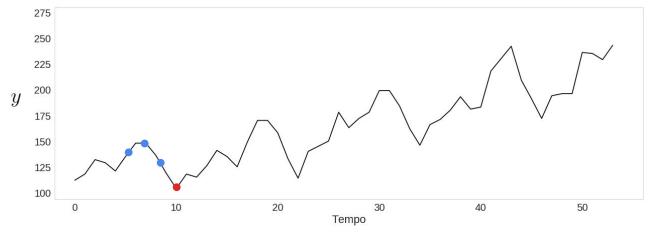
E	ntrada	Saídas	
$y_1$	$y_2$	$y_3$	$y_4$



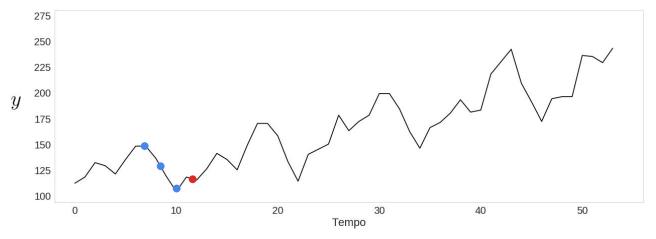
E	Intrada	Saídas	
$y_1$	$y_2$	$y_3$	$y_4$
$y_2$	$y_3$	$y_4$	$y_5$



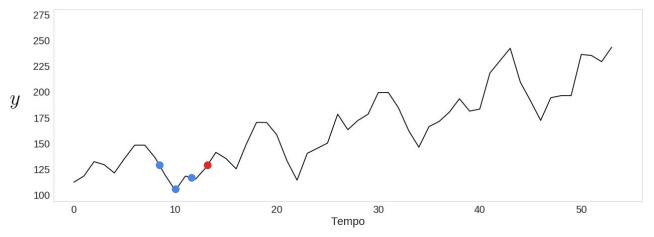
E	ntrada	Saídas	
$y_1$	$y_2$	$y_4$	
$y_2$	$y_3$	$y_4$	$y_5$
$y_3$	$y_4$	$y_5$	$y_6$



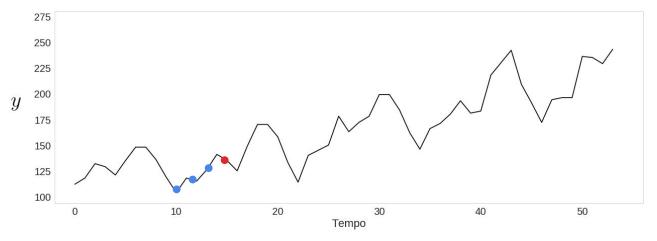
Entradas			Saídas
$y_1$	$y_2$	$y_3$	$y_4$
$y_2$	$y_3$	$y_4$	$y_5$
$y_3$	$y_4$	$y_5$	$y_6$
:	•	:	:



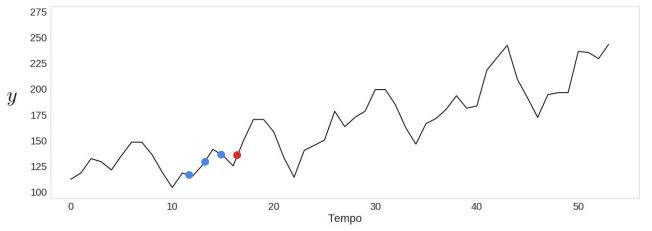
Entradas			Saídas
$y_1$	$y_2$	$y_3$	$y_4$
$y_2$	$y_3$	$y_4$	$y_5$
$y_3$	$y_4$	$y_5$	$y_6$
:	:	:	:



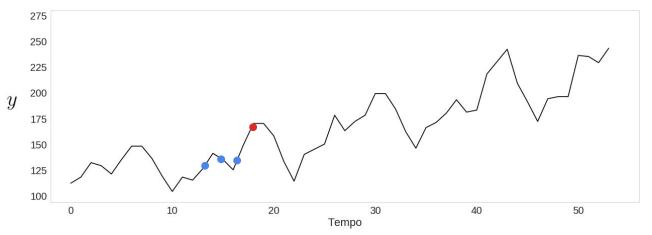
E	ntrada	Saídas	
$y_1$	$y_2$	$y_3$	$y_4$
$y_2$	$y_3$	$y_4$	$y_5$
$y_3$	$y_4$	$y_5$	$y_6$
:	:	:	:



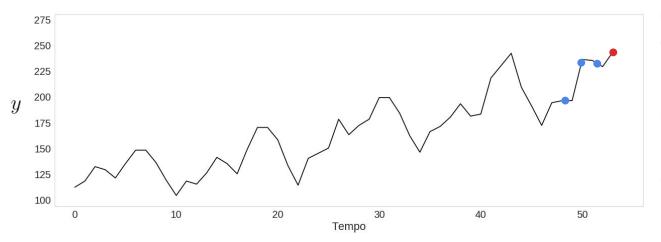
E	ntrada	Saídas	
$y_1$	$y_2$	$y_3$	$y_4$
$y_2$	$y_3$	$y_4$	$y_5$
$y_3$	$y_4$	$y_5$	$y_6$
ŀ	:	i	:



Entradas			Saídas
$y_1$	$y_2$	$y_3$	$y_4$
$y_2$	$y_3$	$y_4$	$y_5$
$y_3$	$y_4$	$y_5$	$y_6$
:	:	:	:



Entradas			Saídas
$y_1$	$y_2$	$y_3$	$y_4$
$y_2$	$y_3$	$y_4$	$y_5$
$y_3$	$y_4$	$y_5$	$y_6$
:	•	:	:



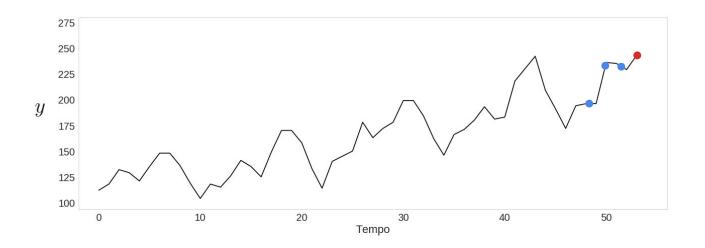
E	Entradas		
$y_1$	$y_2$	$y_3$	$y_4$
$y_2$	$y_3$	$y_4$	$y_5$
$y_3$	$y_4$	$y_5$	$y_6$
÷	:	:	:
$y_{N-3}$	$y_{N-2}$	$y_{N-1}$	$y_N$

## Esse dataset pode ser utilizado por outros modelos de regressão

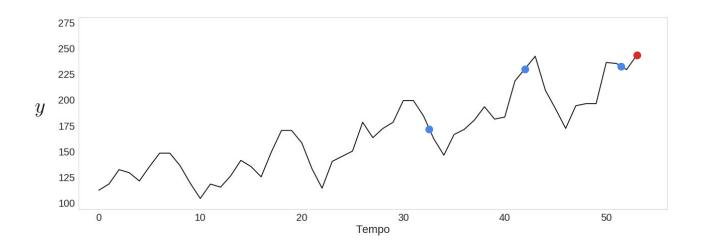
- Regressão linear
- Árvore de Regressão
  - Random Forest
  - Gradient Boosting
- KNN
- SVM
- ...

E	Entradas		
$y_1$	$y_2$	$y_3$	$y_4$
$y_2$	$y_3$	$y_4$	$y_5$
$y_3$	$y_4$	$y_5$	$y_6$
:	:	:	:
$y_{N-3}$	$y_{N-2}$	$y_{N-1}$	$y_N$

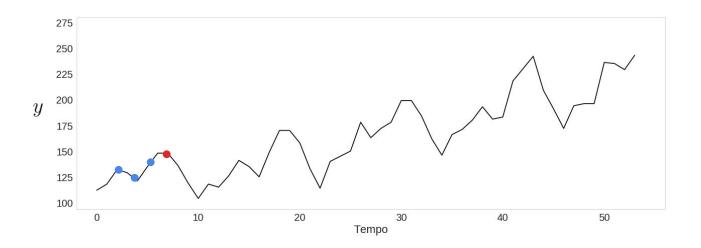
# As variáveis de entrada não precisam ser consecutivas



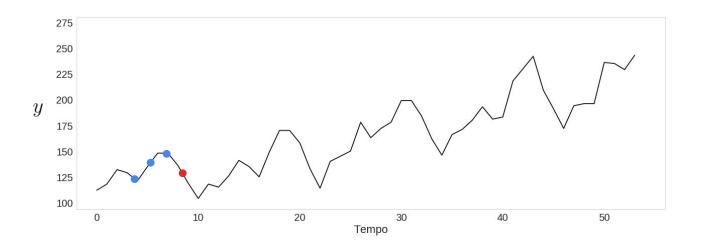
# As variáveis de entrada não precisam ser consecutivas



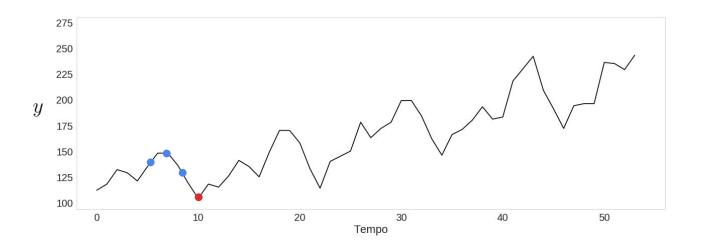
## Nem as janelas entre duas amostras consecutivas



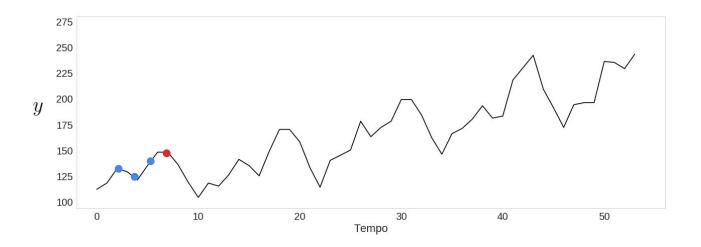
## Nem as janelas entre duas amostras consecutivas



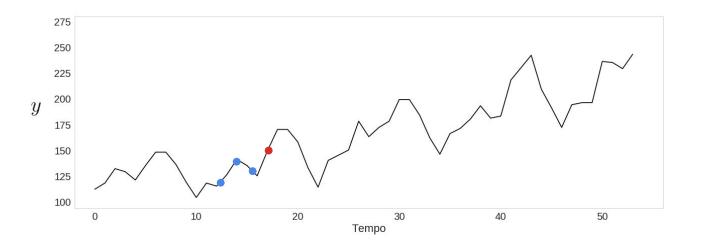
#### Nem as janelas entre duas amostras consecutivas



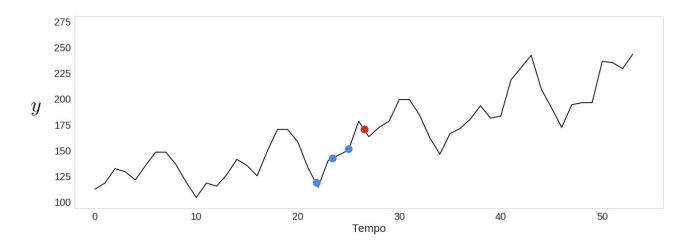
#### Os passos podem ser maiores



#### Os passos podem ser maiores

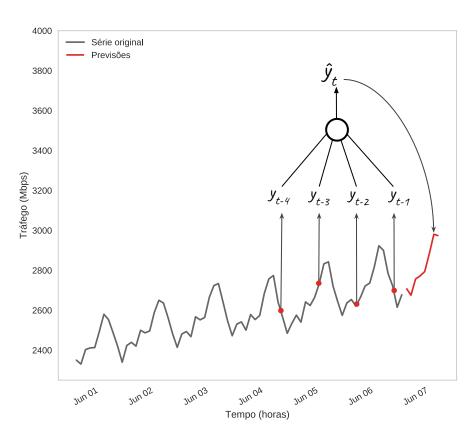


#### Os passos podem ser maiores

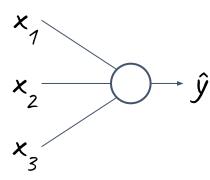


E qual é a melhor configuração?

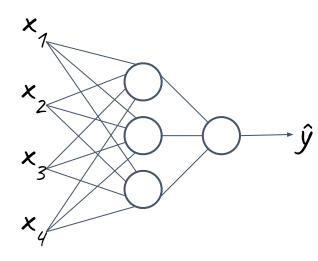
#### Previsões



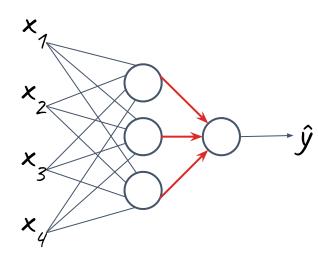
# Redes de múltiplas camadas



# Redes de múltiplas camadas

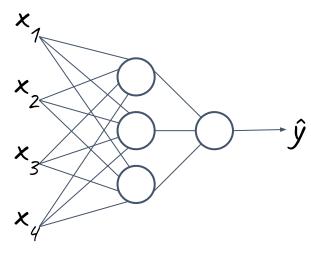


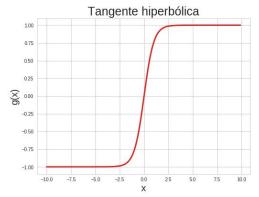
# Redes de múltiplas camadas

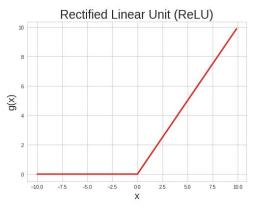


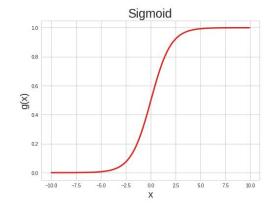
#### Redes de múltiplas

#### camadas

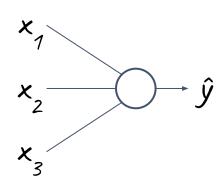




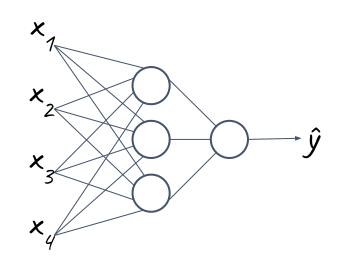




#### Treinamento

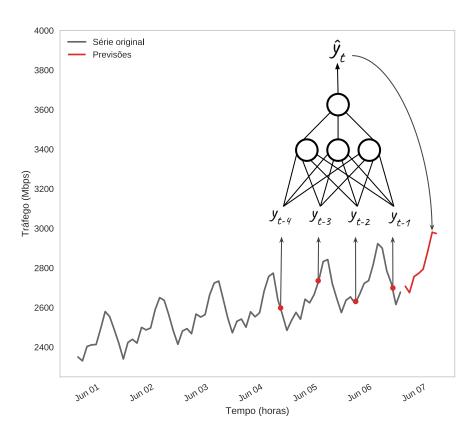


$$\boldsymbol{w}^* = \operatorname*{arg\,min}_{\boldsymbol{w}} J$$



$$oldsymbol{W}^{[1]*}, oldsymbol{W}^{[2]*}, \cdots, oldsymbol{W}^{[\ell]*} = \operatorname*{arg\,min}_{oldsymbol{W}} J$$

#### Previsões



## Sumário

- 1. Sobre mim
- 2. Séries temporais
- 3. ARIMA
- 4. Suavização Exponencial
- 5. Redes Feedforward
- 6. Redes Recorrentes
- 7. Redes LSTM

Séries temporais são **sequências** de valores indexados no tempo

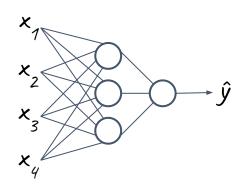


#### Problema #1 - Não lidam com sequências de tamanho variável

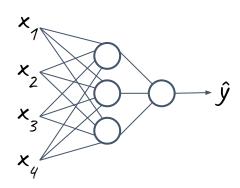
Crítica	# palavras	Positiva?
Faltou um bom roteiro, bons atores, um bom cenário	13	Não
e bons efeitos especiais		
Filme com atuação muito boa e excelente roteiro	8	$\operatorname{Sim}$
Deixou a desejar	3	Não
Melhor filme do ano com certeza	6	$\operatorname{Sim}$
É o melhor filme que assisti	6	Sim

#### Problema #1 - Não lidam com sequências de tamanho variável

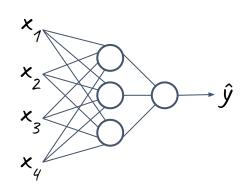
Crítica	# palavras	Positiva?
Faltou um bom roteiro, bons atores, um bom cenário	13	Não
e bons efeitos especiais		
Filme com atuação muito boa e excelente roteiro	8	$\operatorname{Sim}$
Deixou a desejar	3	Não
Melhor filme do ano com certeza	6	$\operatorname{Sim}$
$\acute{E}$ o $melhor\ filme\ que\ assisti$	6	Sim



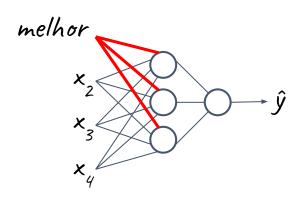
Crítica	# palavras	Positiva?
Faltou um bom roteiro, bons atores, um bom cenário	13	Não
e bons efeitos especiais		
Filme com atuação muito boa e excelente roteiro	8	$\operatorname{Sim}$
Deixou a desejar	3	Não
Melhor filme do ano com certeza	6	Sim
$\acute{E}$ o $melhor\ filme\ que\ assisti$	6	Sim



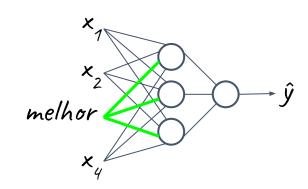
	Crítica	# palavras	Positiva?
•	Faltou um bom roteiro, bons atores, um bom cenário	13	Não
	e bons efeitos especiais		
	Filme com atuação muito boa e excelente roteiro	8	$\operatorname{Sim}$
	<u>Deixou</u> a desejar	3	Não
1ª posição	Melhor filme do ano com certeza	6	Sim
3ª posição	$\acute{E}$ o melhor filme que assisti	6	Sim



-	Crítica	# palavras	Positiva?
5	Faltou um bom roteiro, bons atores, um bom cenário	13	Não
	e bons efeitos especiais		
	Filme com atuação muito boa e excelente roteiro	8	$\operatorname{Sim}$
	<u>Deixou</u> a desejar	3	Não
	Melhor filme do ano com certeza	6	$\operatorname{Sim}$
3ª posição	$\acute{E}$ o melhor filme que assisti	6	$\operatorname{Sim}$



•	Crítica	# palavras	Positiva?
	Faltou um bom roteiro, bons atores, um bom cenário	13	Não
	e bons efeitos especiais		
	Filme com atuação muito boa e excelente roteiro	8	$\operatorname{Sim}$
	<u>Deixou</u> a desejar	3	Não
<sup>a</sup> posição	Melhor filme do ano com certeza	6	Sim
<sup>a</sup> posição	$\acute{E}$ o melhor filme que assisti	6	Sim

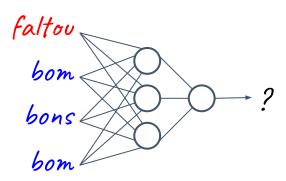


Crítica	# palavras	Positiva?
Faltou um bom roteiro, bons atores, um bom cenário	13	Não
e bons efeitos especiais		
Filme com atuação muito boa e excelente roteiro	8	$\operatorname{Sim}$
Deixou a desejar	3	Não
Melhor filme do ano com certeza	6	$\operatorname{Sim}$
$\acute{E}$ o melhor filme que assisti	6	Sim

Crítica	# palavras	Positiva?
Faltou um bom roteiro, bons atores, um bom cenário	13	Não
e bons efeitos especiais		
Filme com atuação muito boa e excelente roteiro	8	$\operatorname{Sim}$
Deixou a desejar	3	Não
Melhor filme do ano com certeza	6	$\operatorname{Sim}$
É o melhor filme que assisti	6	Sim

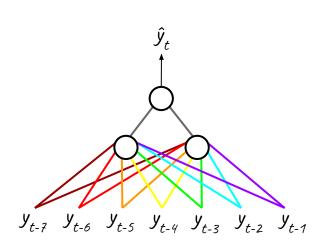
Crítica	# palavras	Positiva?
Faltou um bom roteiro, bons atores, um bom cenário	13	Não
e bons efeitos especiais		
Filme com atuação muito boa e excelente roteiro	8	$\operatorname{Sim}$
Deixou a desejar	3	Não
Melhor filme do ano com certeza	6	Sim
$\acute{E}$ o melhor filme que assisti	6	Sim

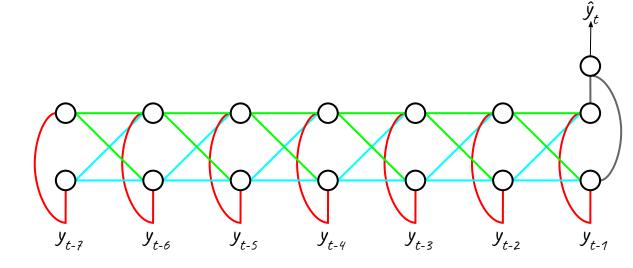
Crítica	# palavras	Positiva?
Faltou um bom roteiro, bons atores, um bom cenário	13	Não
e bons efeitos especiais		
Filme com atuação muito boa e excelente roteiro	8	Sim
Deixou a desejar	3	Não
Melhor filme do ano com certeza	6	$\operatorname{Sim}$
$\acute{E}$ o melhor filme que assisti	6	Sim



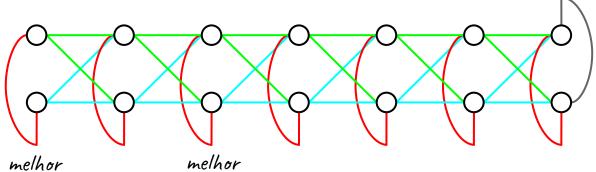
As redes recorrentes lidam bem com todos esses problemas

#### Redes Neurais Recorrentes



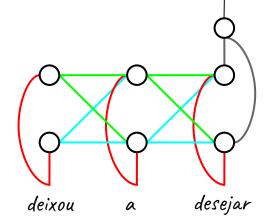


13	Não
8	$\operatorname{Sim}$
3	Não
6	$\operatorname{Sim}$
$6 \qquad \stackrel{\mathbf{y}_t}{\uparrow}$	Sim
	6



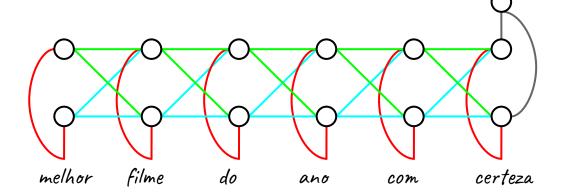
#### Problema #1 - Não lidam com sequências de tamanho variável

Crítica	# palavras	Positiva?
Faltou um bom roteiro, bons atores, um bom cenário	13	Não
e bons efeitos especiais		
Filme com atuação muito boa e excelente roteiro	8	$\operatorname{Sim}$
Deixou a desejar	3	Não
Melhor filme do ano com certeza 2	6	$\operatorname{Sim}$
$\acute{E}$ o melhor filme que assisti	6	Sim

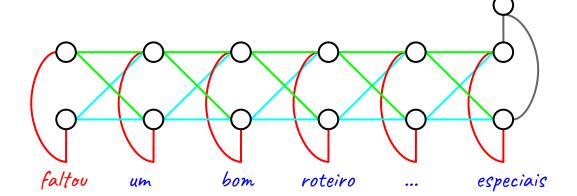


#### Problema #1 - Não lidam com sequências de tamanho variável

Crítica	# palavras	Positiva?
Faltou um bom roteiro, bons atores, um bom cenário	13	Não
e bons efeitos especiais		
Filme com atuação muito boa e excelente roteiro	8	$\operatorname{Sim}$
Deixou a desejar	3	Não
Melhor filme do ano com certeza	6 2	Sim
$\acute{E}$ o melhor filme que assisti	6	Sim



Crítica	# palavras	Positiva?
Faltou um bom roteiro, bons atores, um bom cenário	13	Não
e bons efeitos especiais		
Filme com atuação muito boa e excelente roteiro	8	$\operatorname{Sim}$
Deixou a desejar	3	Não
Melhor filme do ano com certeza	6 2	$\operatorname{Sim}$
$\acute{E}$ o melhor filme que assisti	6	Sim



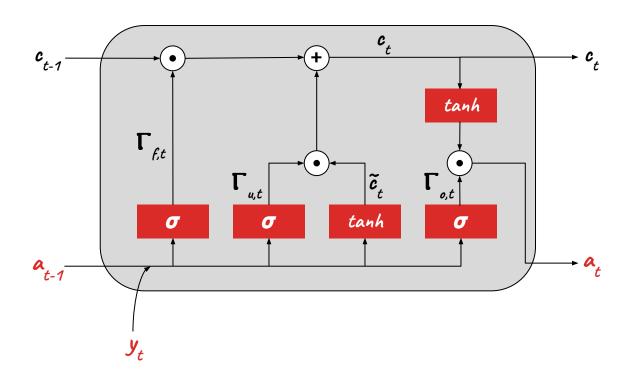
## Sumário

- 1. Sobre mim
- 2. Séries temporais
- 3. ARIMA
- 4. Suavização Exponencial
- 5. Redes Feedforward
- 6. Redes Recorrentes
- 7. Redes LSTM

#### Redes Recorrentes simples têm problemas com sequências **muito** longas

Faltou um bom roteiro, bons atores, um bom cenário, bons efeitos especiais, uma boa trilha sonora, um bom diretor, bons produtores, uma boa campanha de marketing, um bom figurino e de uma boa fotografia

#### Redes LSTM (Long Short-Term Memory)



## Perguntas???

## Muito obrigado!

Álvaro Lemos

- **M** alvarolemos@gmail.com
- in linkedin.com/in/alvarolemos