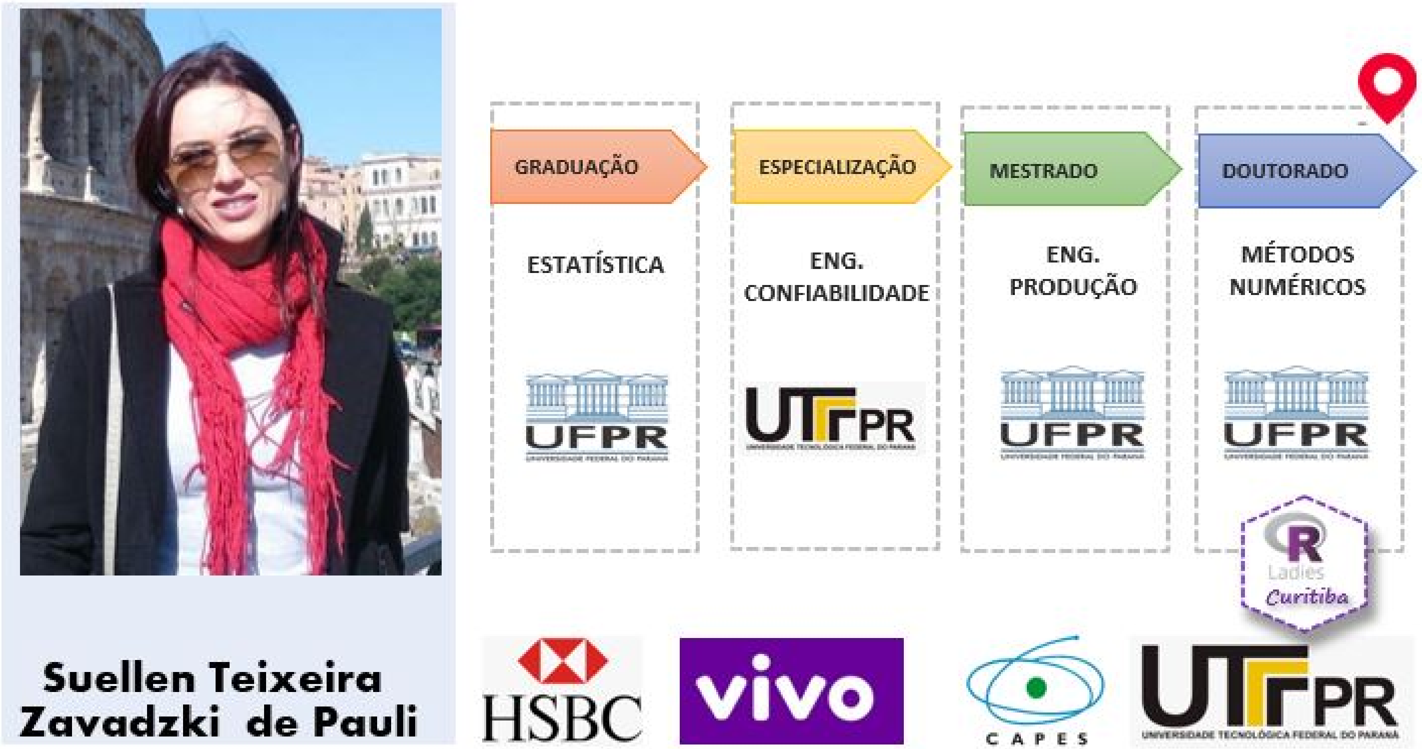
Redes Neurais Artificiais com abordagem estatística

Suellen Teixeira Zavadzki de Pauli


GRADUAÇÃO
ESTATÍSTICA
UFPR
ESPECIALIZAÇÃO
ENG. CONFIABILIDADE
UTFPR
MESTRADO
ENG. PRODUÇÃO
UFPR
DOUTORADO
MÉTODOS NUMÉRICOS
UFPR
R Ladies Curitiba
Suellen Teixeira Zavadzki de Pauli
HSBC
vivo
CAPES
UTFPR
UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ

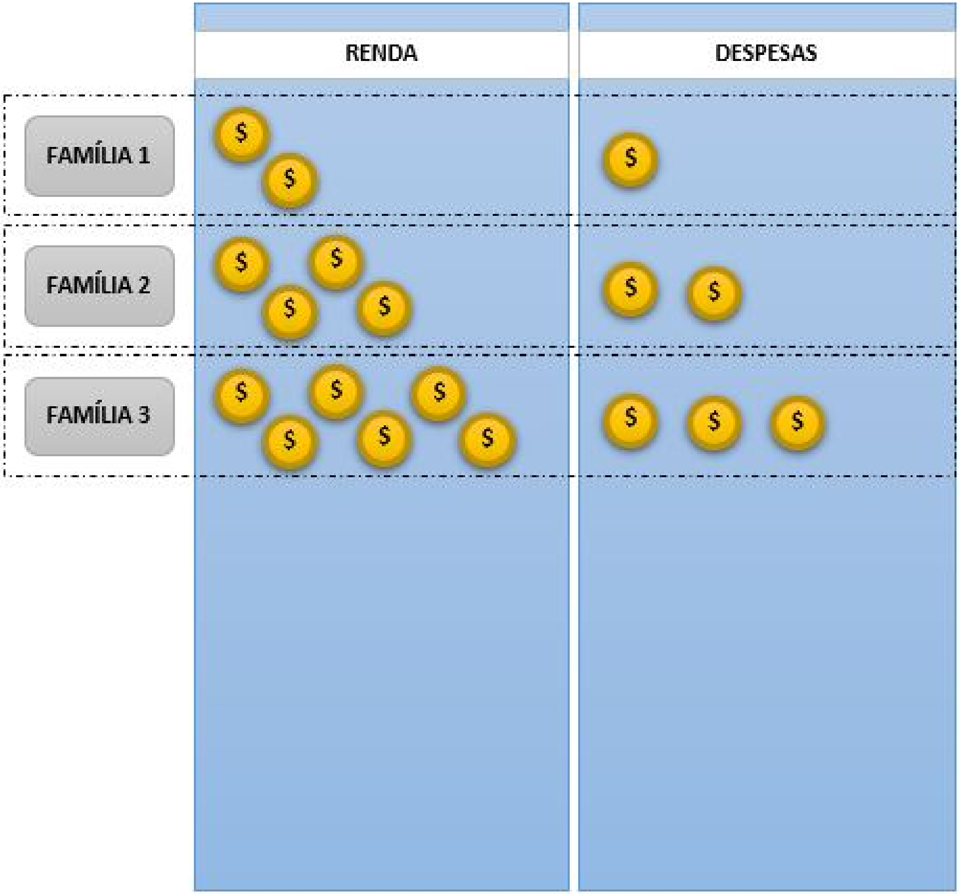
Problemas de regressão linear simples

- Qual o peso de determinado indivíduo se sabemos que a altura dele é X?
- Qual o consumo de combustível, em litros, dado que o carro percorreu uma distância de X km?
- Quanto é a despesa de consumo de uma família se a renda semanal é R\$ X?

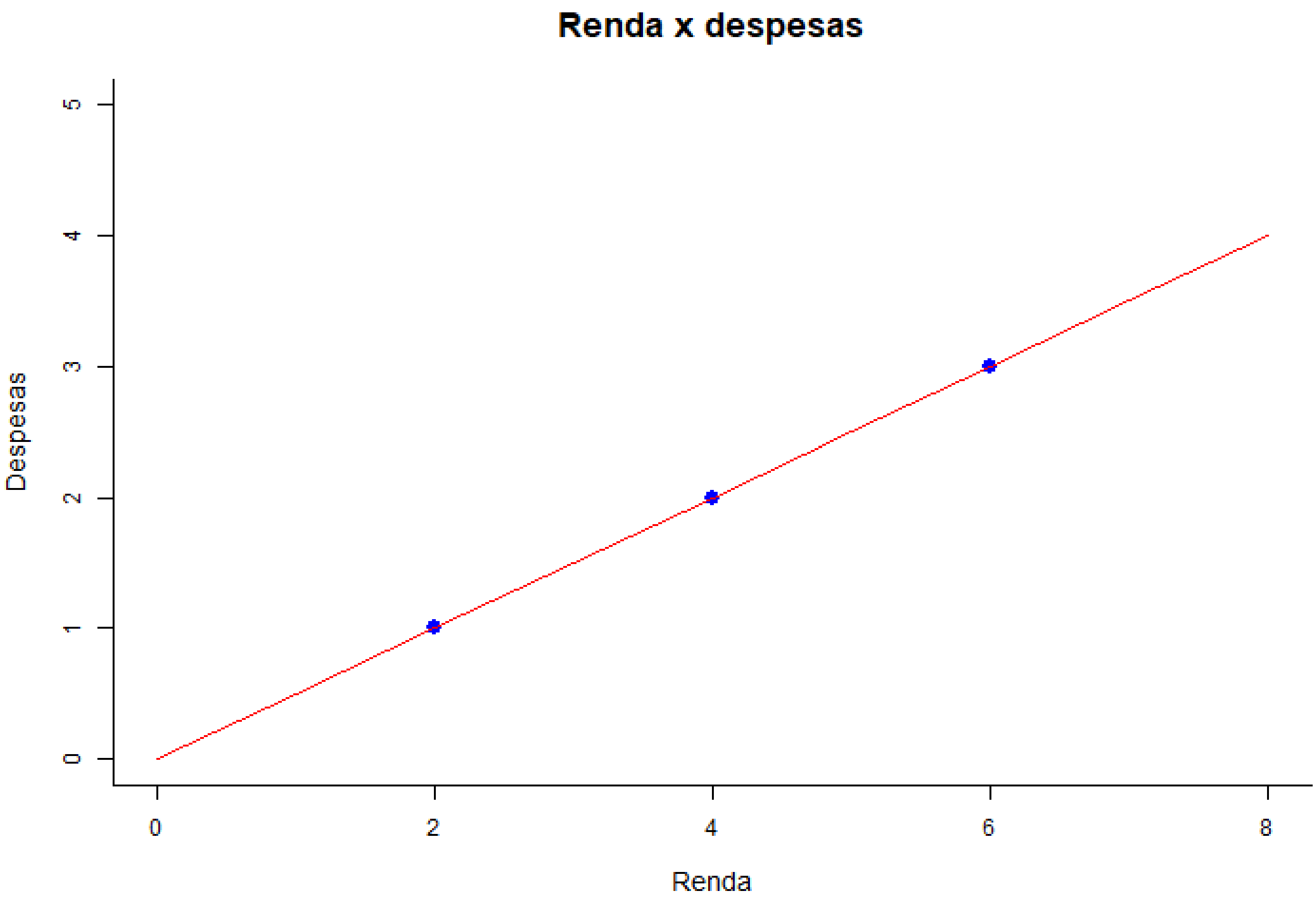
$$X; Y \to Y \simeq f(X)$$

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X + \epsilon$$

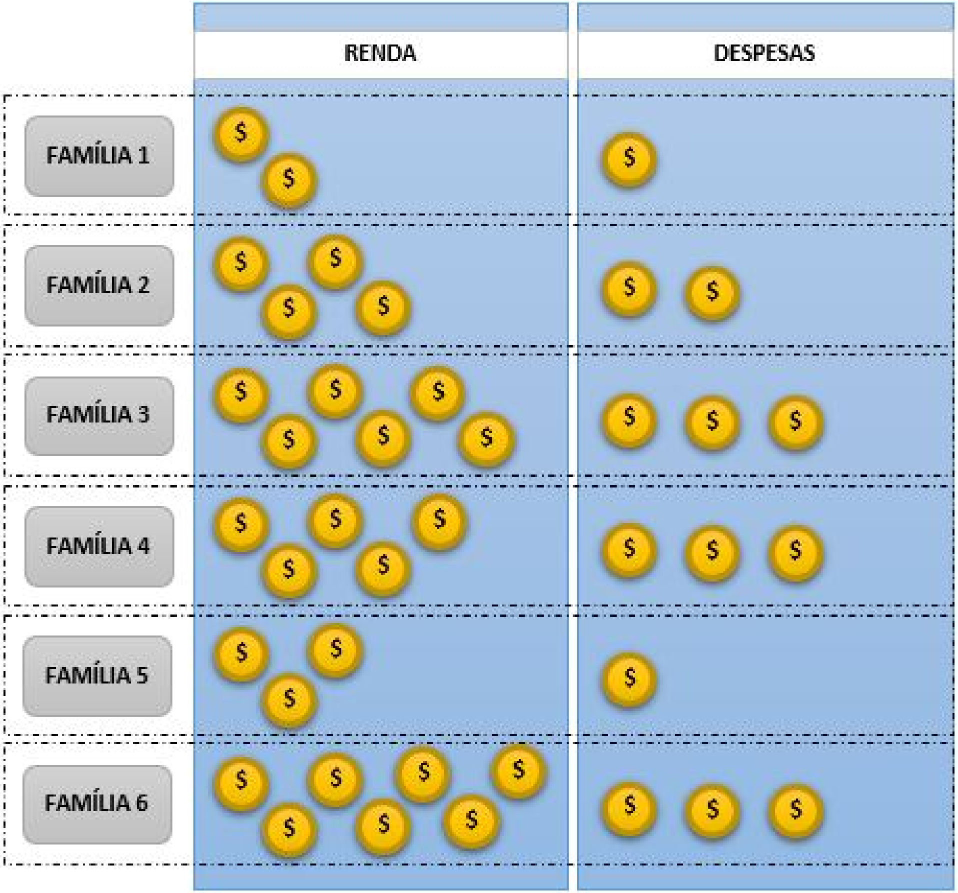
Problemas de regressão linear simples



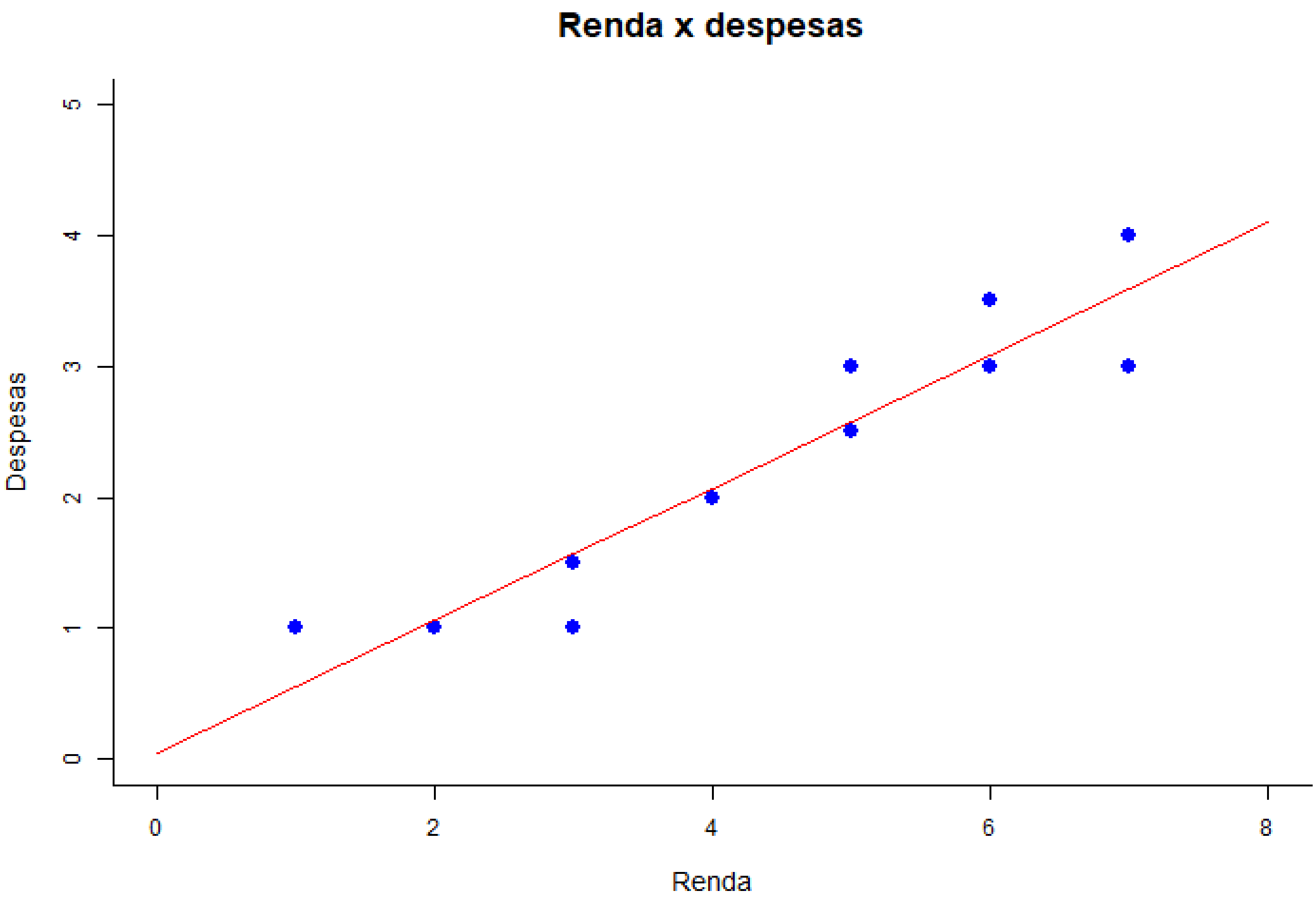
Problemas de regressão linear simples



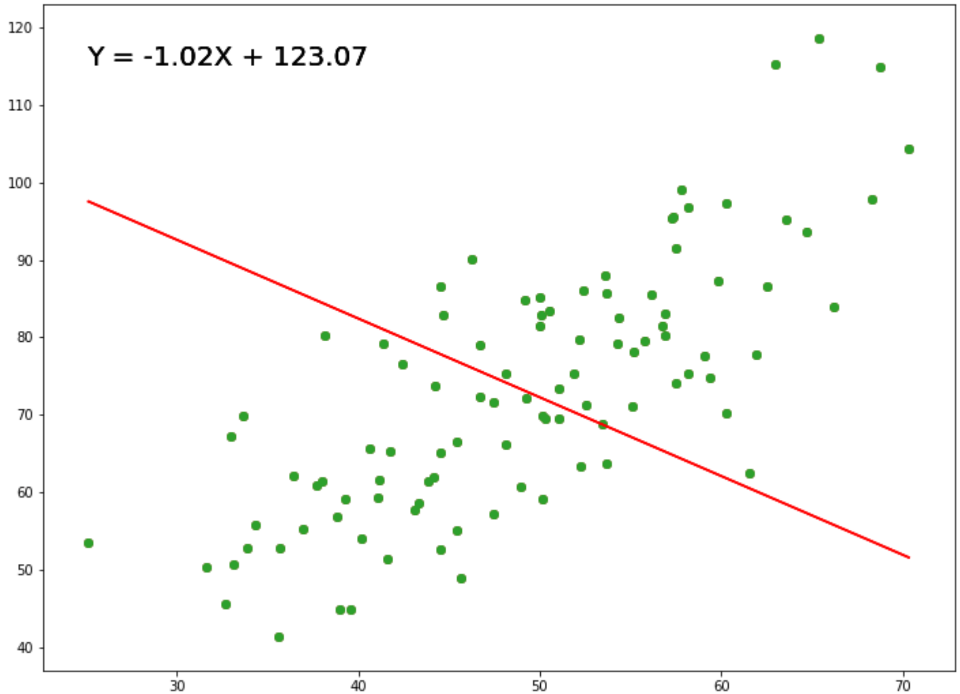
Problemas de regressão linear simples



Problemas de regressão linear simples



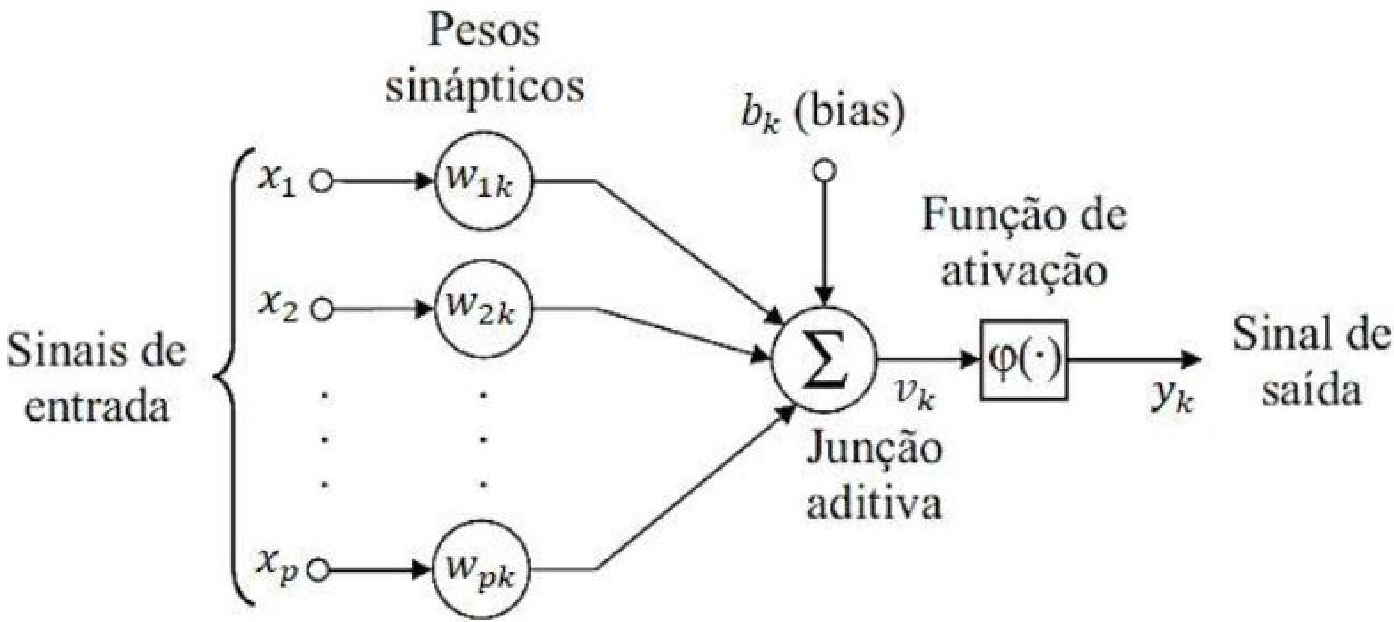
Problemas de regressão linear simples



"All models are wrong but some are useful"

George Box

Funcionamento de um neurônio



Funcionamento de um neurônio (matriz)

$$Xw = y$$

$$\begin{pmatrix} 1 & x_{11} & \dots & x_{1p} \\ 1 & x_{21} & \dots & x_{2p} \\ . & . & \dots & . \\ . & . & \dots & . \\ . & . & \dots & . \\ 1 & x_{n1} & \dots & x_{np} \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} w_0 \\ w_1 \\ . \\ . \\ . \\ w_d \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y_0 \\ y_1 \\ . \\ . \\ . \\ y_n \end{pmatrix}$$

Funcionamento de um neurônio

Modelo de um neurônio

$u_k = \sum_{j=1}^{p} x_j w_{jk}$

$v_k = u_k + b_k$

$y_k = \varphi(v_k)$

se $\varphi(.)$ = I, então

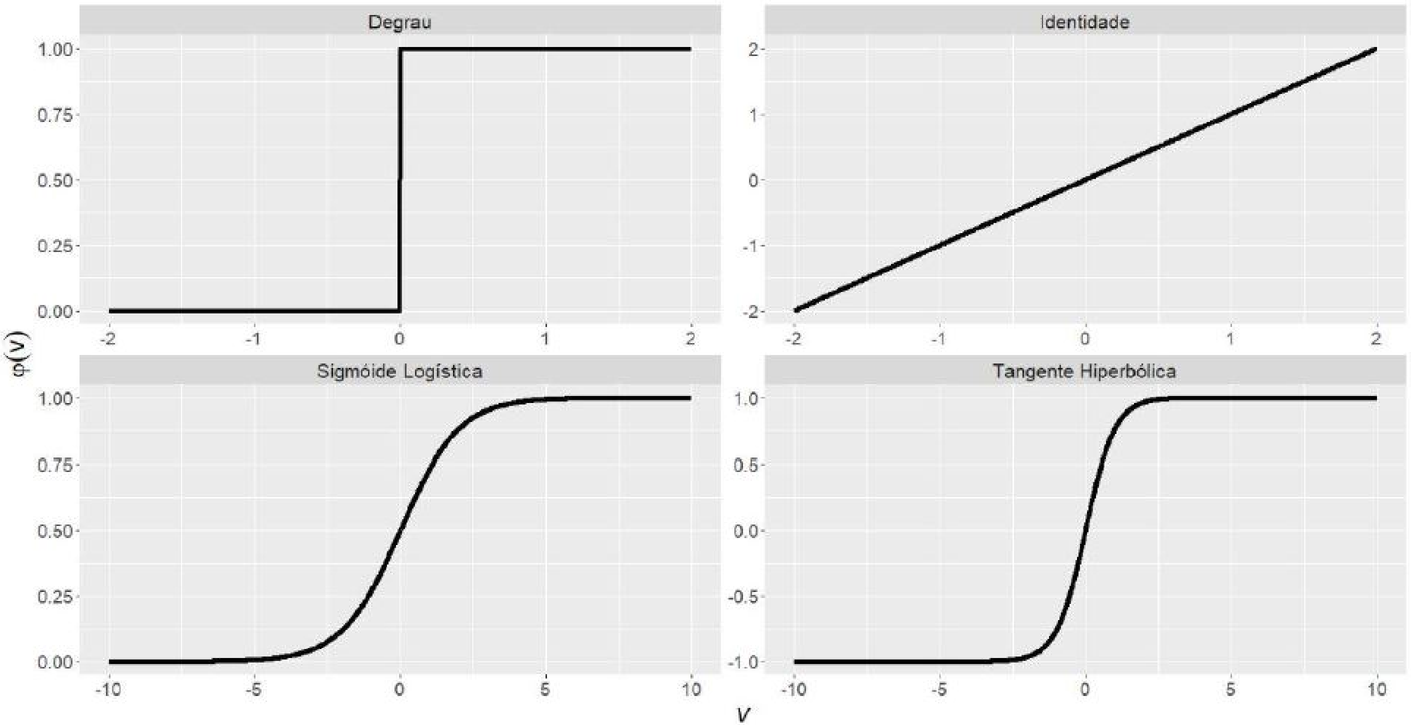
$\hat{y}_k = b_k + \sum_{j=1}^{p} x_j w_{jk}$

Regressão Linear Múltipla

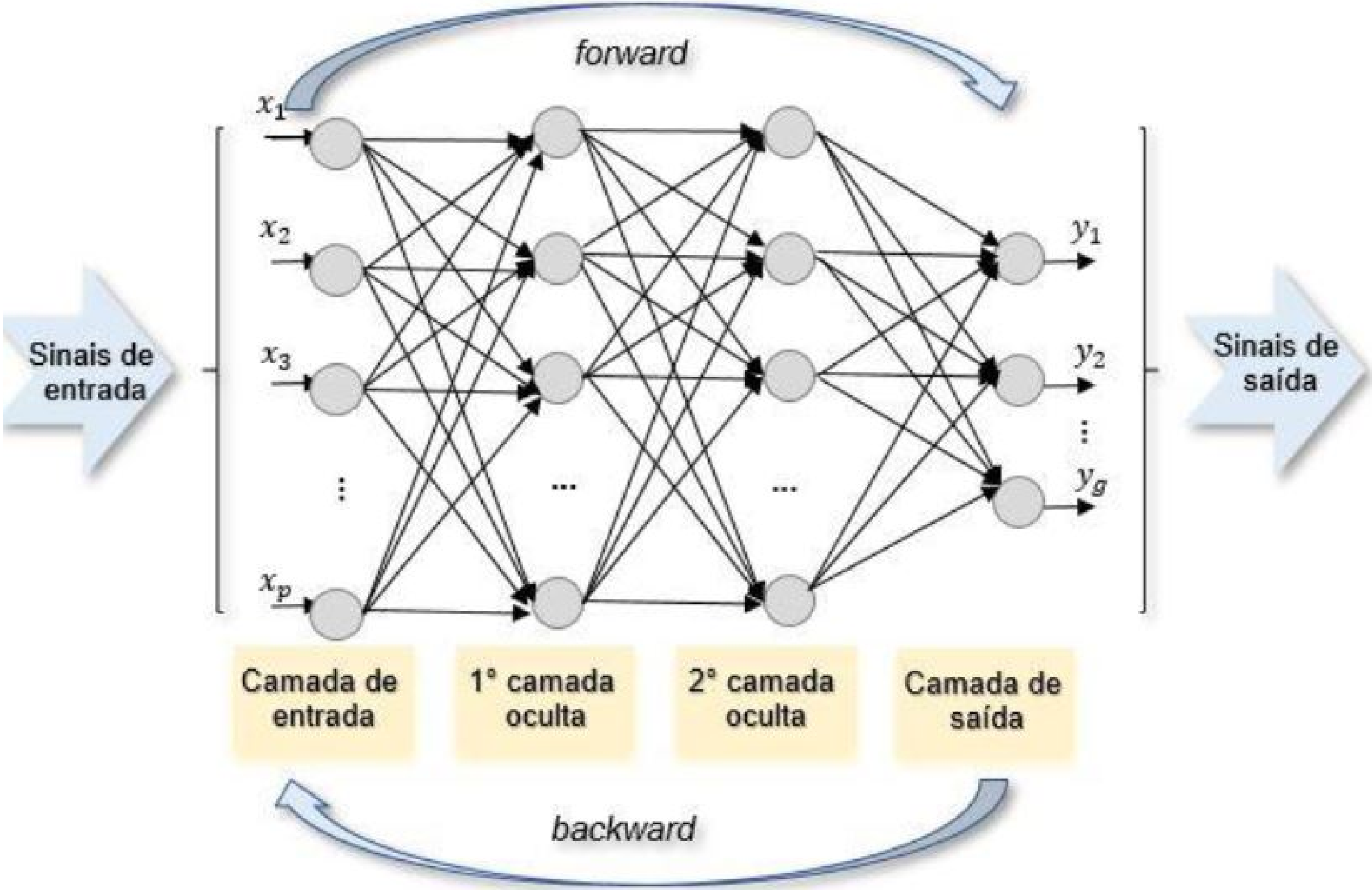
$\hat{y} = \beta_0 + \sum_{j=1}^{p} x_j \beta_j$

Função de ativação

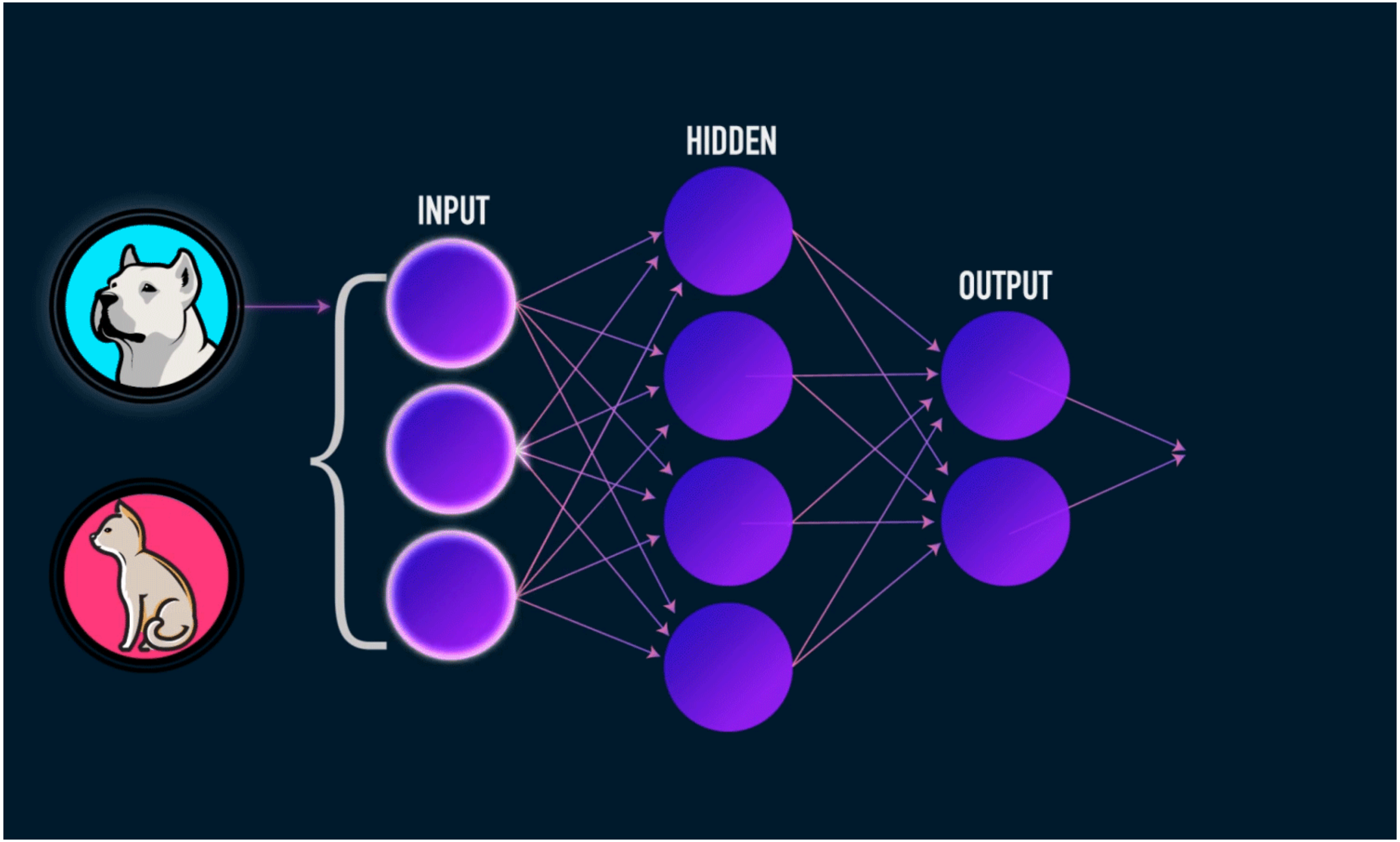
- Função Identidade: $\varphi(v) = v$
- Função Sigmóide Logística: $\varphi(v) = \frac{1}{1+e^{-v}}$



Rede Neural Multilayer Perceptron



Rede Neural Multilayer Perceptron



Funcionamento de uma MLP (matriz)

$$(XW)w = y$$

$$\begin{pmatrix} 1 & x_{11} & \dots & x_{1p} \\ 1 & x_{21} & \dots & x_{2p} \\ . & . & \dots & . \\ . & . & \dots & . \\ . & . & \dots & . \\ 1 & x_{n1} & \dots & x_{np} \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} w_{01} & w_{02} & \dots & w_{0k} \\ w_{11} & w_{12} & \dots & w_{1k} \\ . & . & \dots & . \\ . & . & \dots & . \\ . & . & \dots & . \\ w_{p1} & w_{p2} & \dots & w_{pk} \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} w_{01} \\ w_{11} \\ . \\ . \\ . \\ w_{p1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y_0 \\ y_1 \\ . \\ . \\ . \\ y_n \end{pmatrix}$$

$$\phi((XW))w = y$$

Rede Neural Multilayer Perceptron

Fase Forward

$$u_k = \sum_{j=1}^{p} x_j w_{jk}$$

$$v_k = u_k + b_k$$

$$a_k = \varphi(v_k) = \frac{1}{1+e^{-v_k}}$$

$$z_h = \sum_{j=1}^{n} a_k w_{kh}$$

$$c_h = z_h + b_h$$

$$y_h = \varphi(c_h)$$

Fase Backward

- Função perda

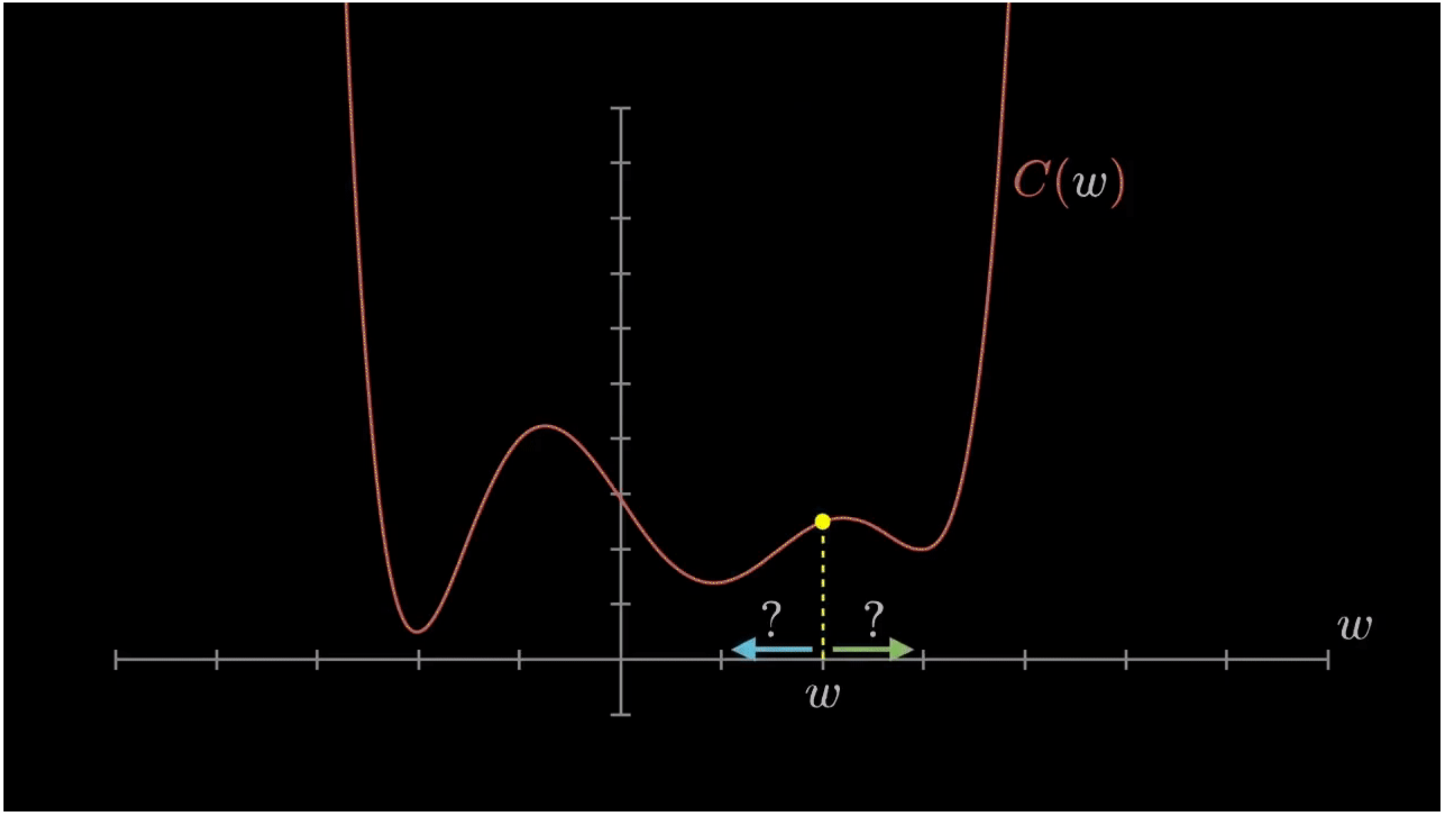
$$E = \sum_{l=1}^{L} (\hat{y}_l - y_l)^2$$

- Backpropagation

$$\Delta w = \frac{\partial E(w)}{\partial w}$$

$$w^{(t+1)} = w^{(t)} - \eta \Delta w^{(t)}$$

Gradiente descendente



Produção do mestrado

IEEE LATIN AMERICA TRANSACTIONS, VOL. 18, NO. 4, APRIL 2020

Computational Intelligence Techniques Used for Stock Market Prediction: A Systematic Review

S. Zavadzki, M. Kleina, F. Drozda, and M. Marques

Annals of Data Science
https://doi.org/10.1007/s40745-020-00305-w

Comparing Artificial Neural Network Architectures for Brazilian Stock Market Prediction

Suellen Teixeira Zavadzki de Pauli[1] · Mariana Kleina[1] · Wagner Hugo Bonat[1]

Received: 27 January 2020 / Revised: 20 June 2020 / Accepted: 25 June 2020

MULTILAYER PERCEPTRON ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS: AN APPROACH TO LEARNING THROUGH THE BAYESIAN CONTEXT

Suellen Teixeira Zavadzki DE PAULI[1]
Mariana KLEINA[2]
Wagner Hugo BONAT[3]

IX CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO
Ponta Grossa, PR, Brasil, 04 a 06 de dezembro de 2019

Técnicas de Redes Neurais Artificiais e Regressão Linear Múltipla aplicadas na previsão de valores de importação e exportação no setor de bebidas no Brasil

Suellen Teixeira Zavadzki de Pauli, Mariana Kleina, Wagner Hugo Bonat

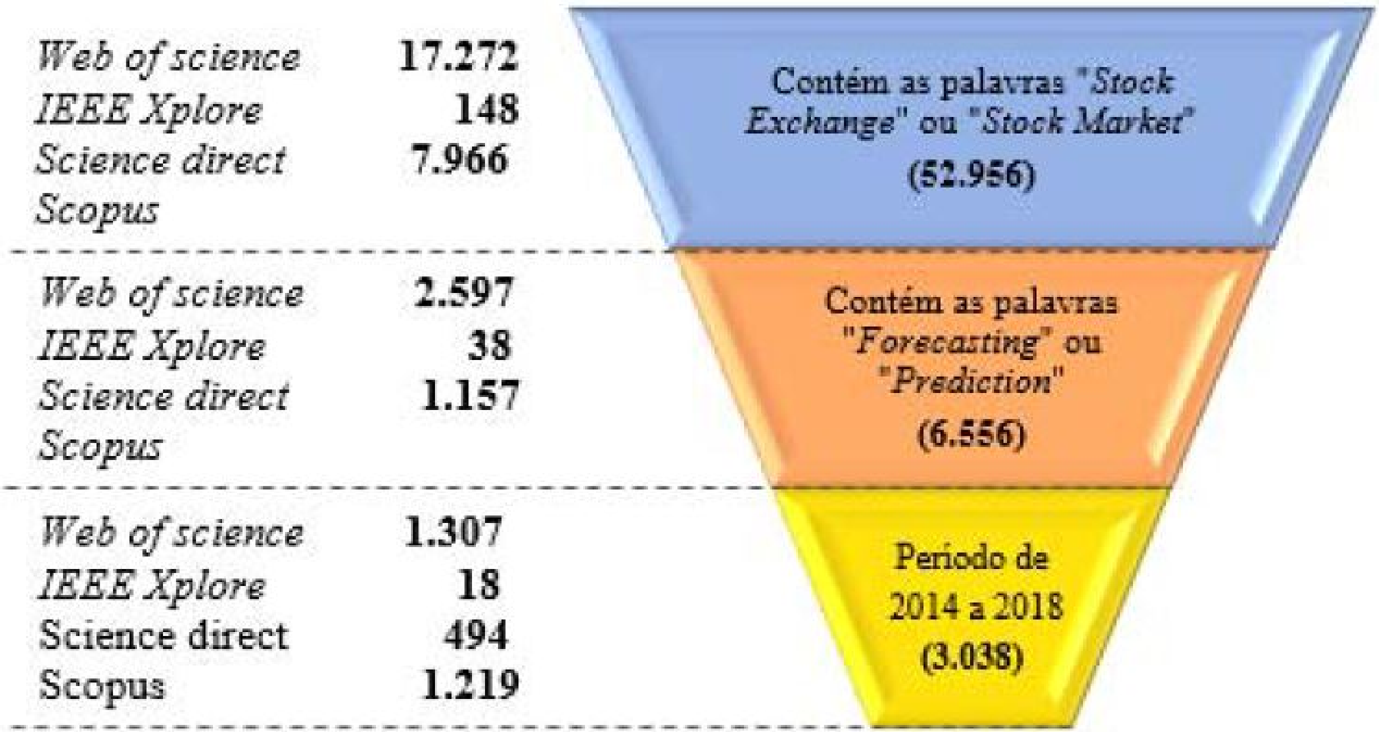
REDES NEURAIS ARTIFICIAIS PARA PREVISÃO DE AÇÕES DA BOLSA DE VALORES BRASILEIRA

Suellen Zavadzki
su.tz@hotmail.com
Mariana Kleina
marianakleina11@gmail.com
Marcos Marques
marcos.marques@ufpr.br
Fabiano Drozda
fabiano.drozda@gmail.com

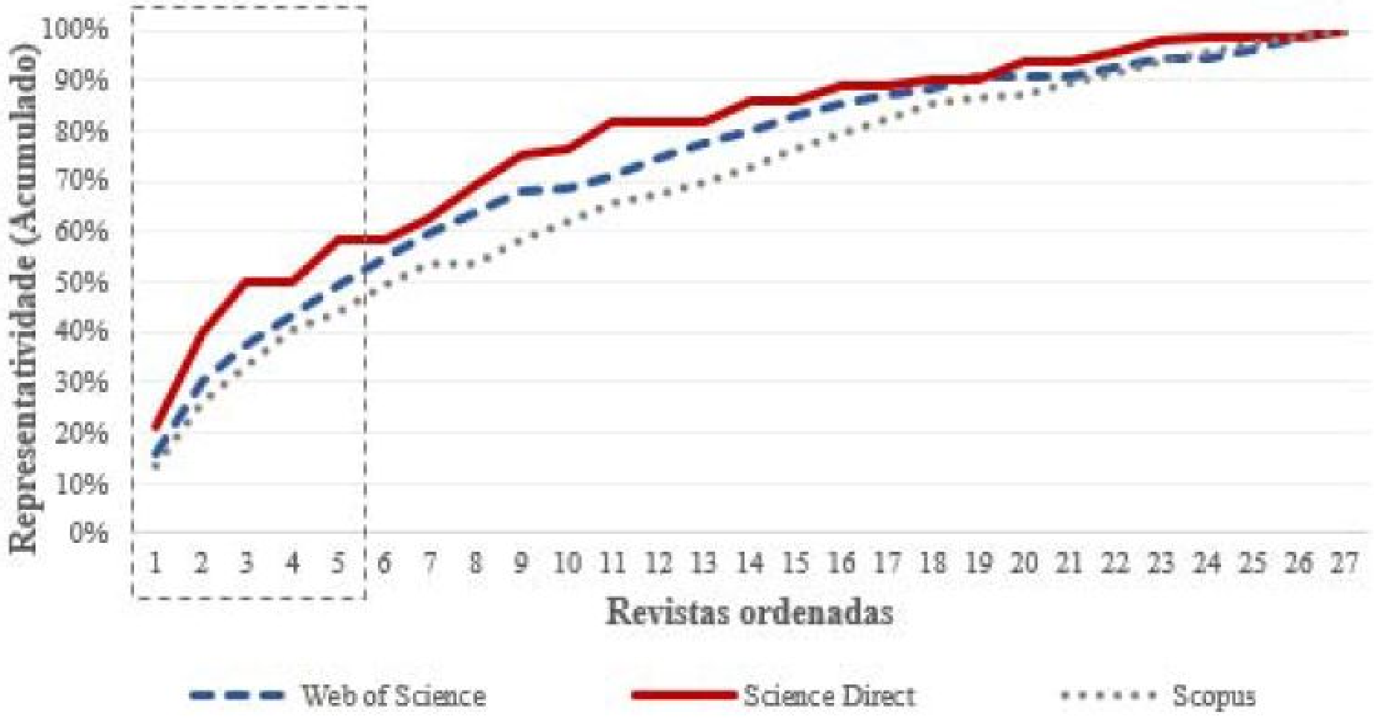
Paper 1

- Título: **Computational Intelligence Techniques Used for Stock Market Prediction: A Systematic Review**;
- Autores: Suellen Teixeira Zavadzki de Pauli, Mariana Kleina, Fabiano Drozda e Marcos Augusto Mendes Marques;
- Revista: IEEE Latin America Transactions.

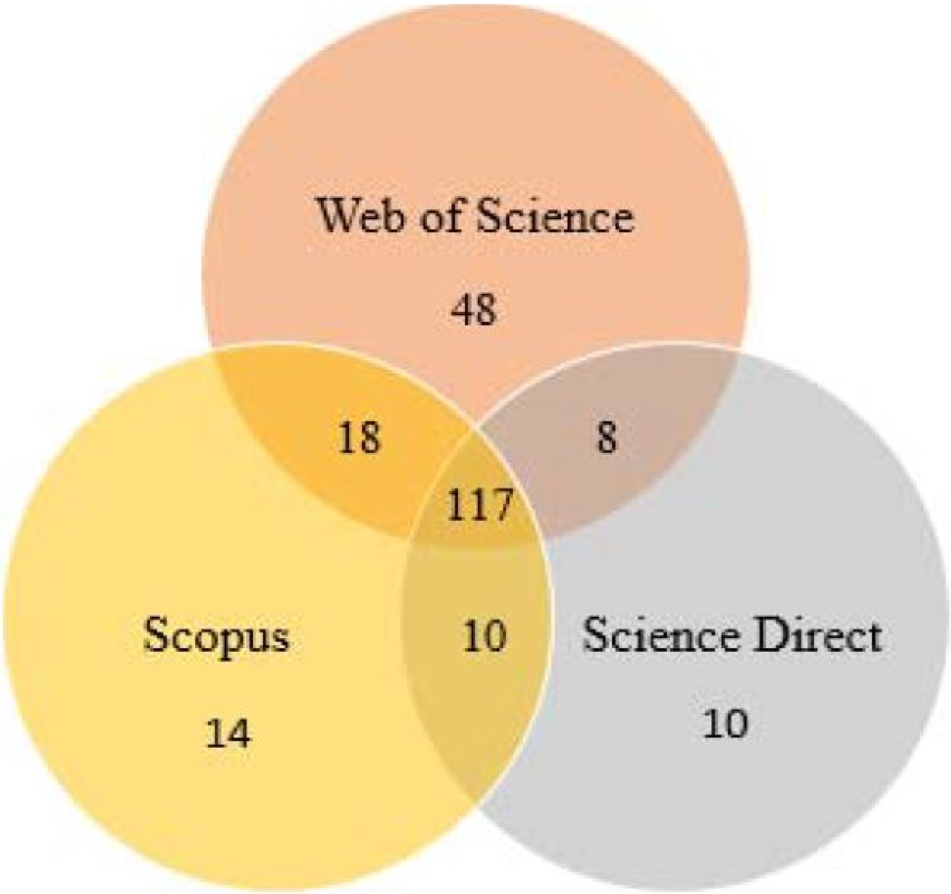
Paper 1: Primeiro filtro



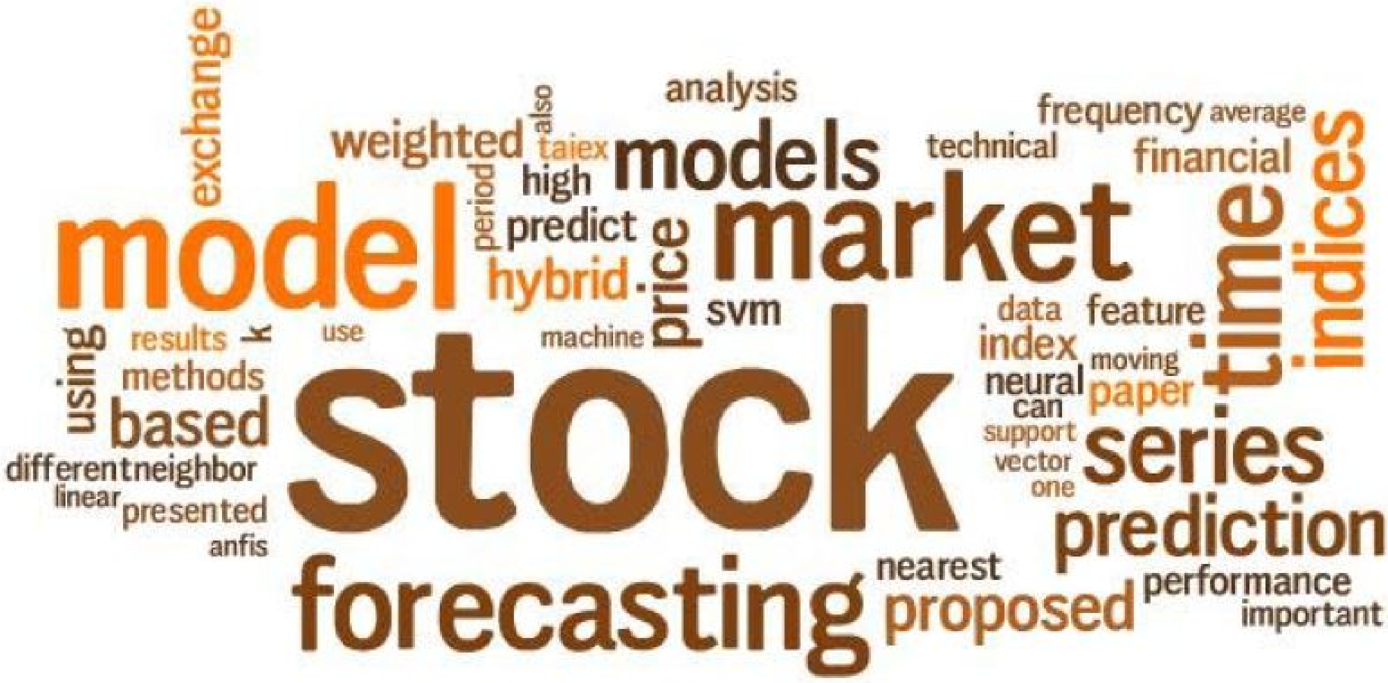
Paper 1 : Segundo filtro



Paper 1: Terceiro filtro



Paper 1: Nuvem de palavras

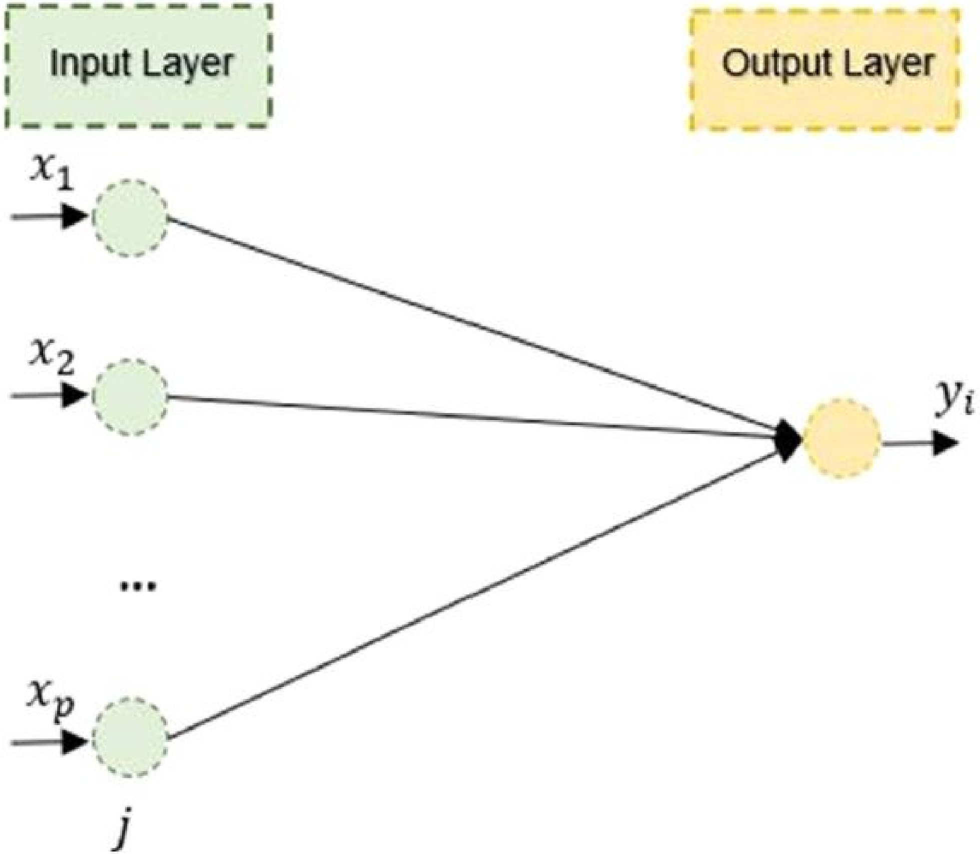


Paper 1: Técnicas mais utilizadas

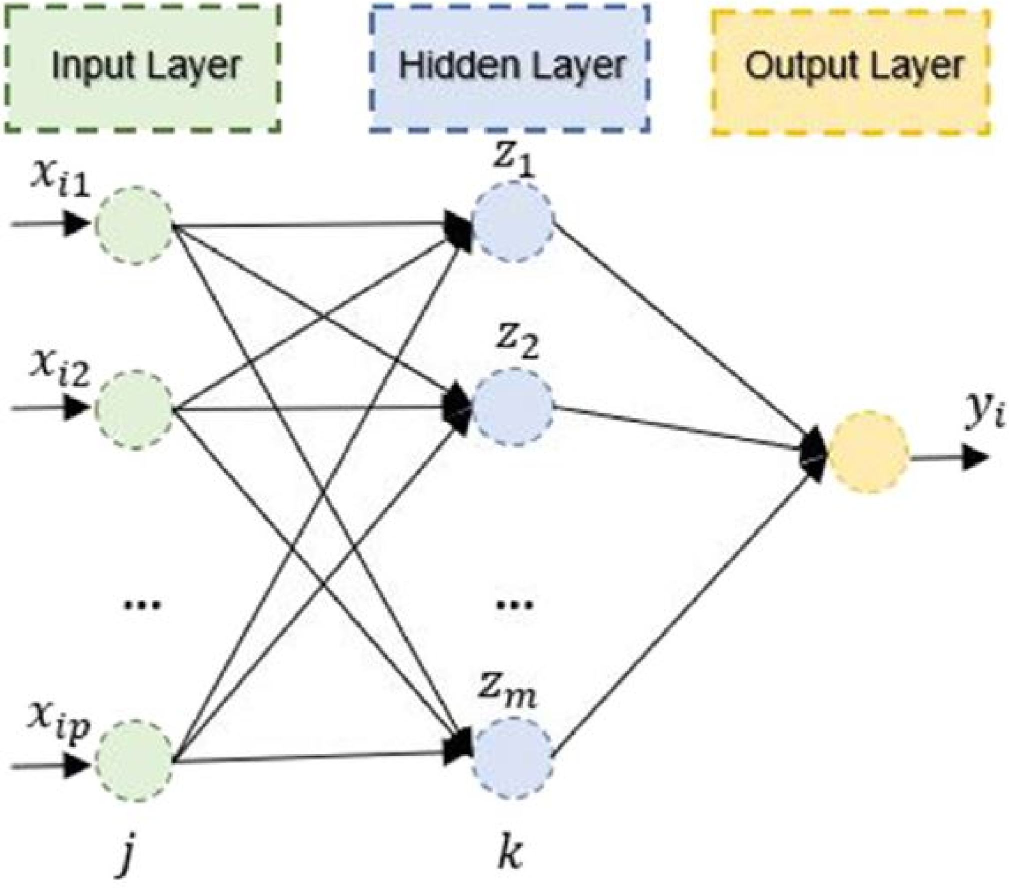
Paper 2

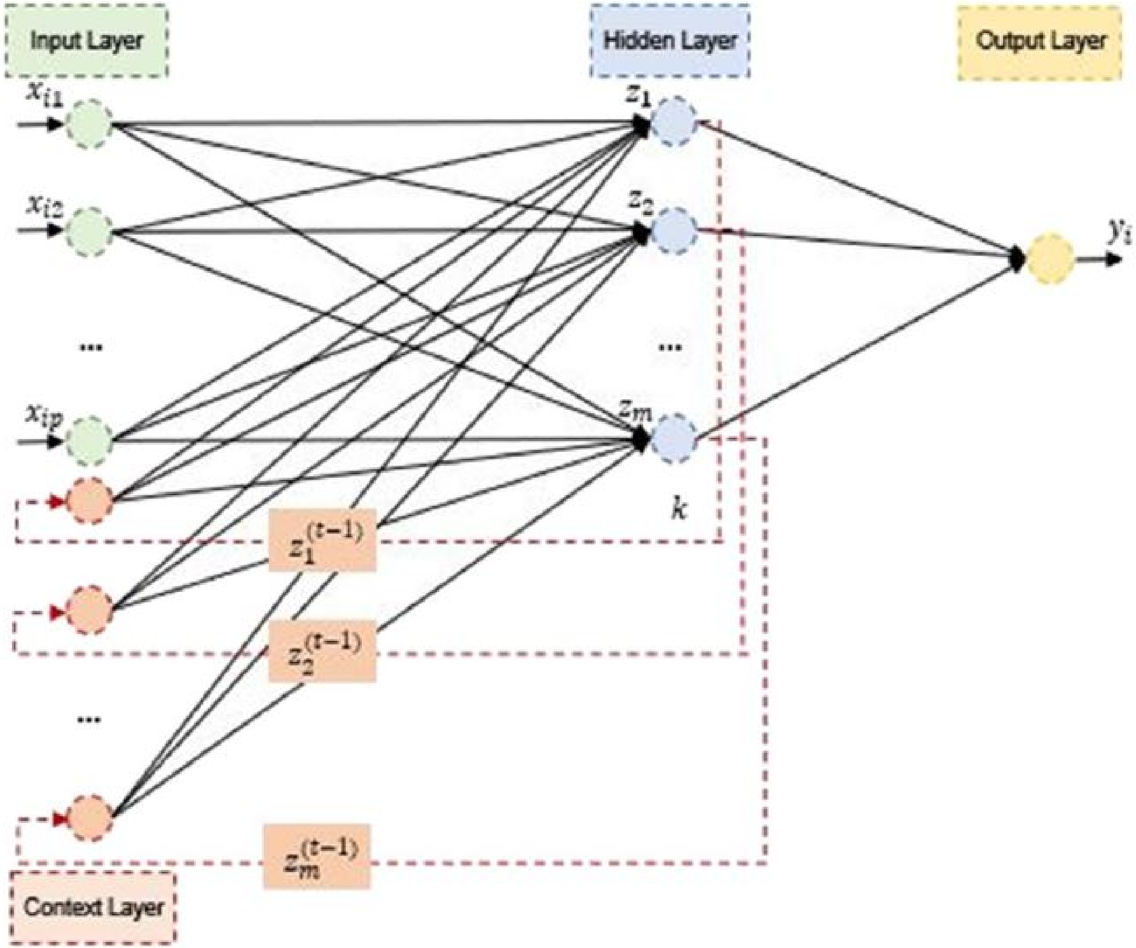
- Título: **Comparing artificial neural network architectures for Brazilian stock market prediction**;
- Autores: Suellen Teixeira Zavadzki, Mariana Kleina, Wagner Hugo Bonat;
- Revista: Annals of Data Science.

Paper 2: Regressão Linear

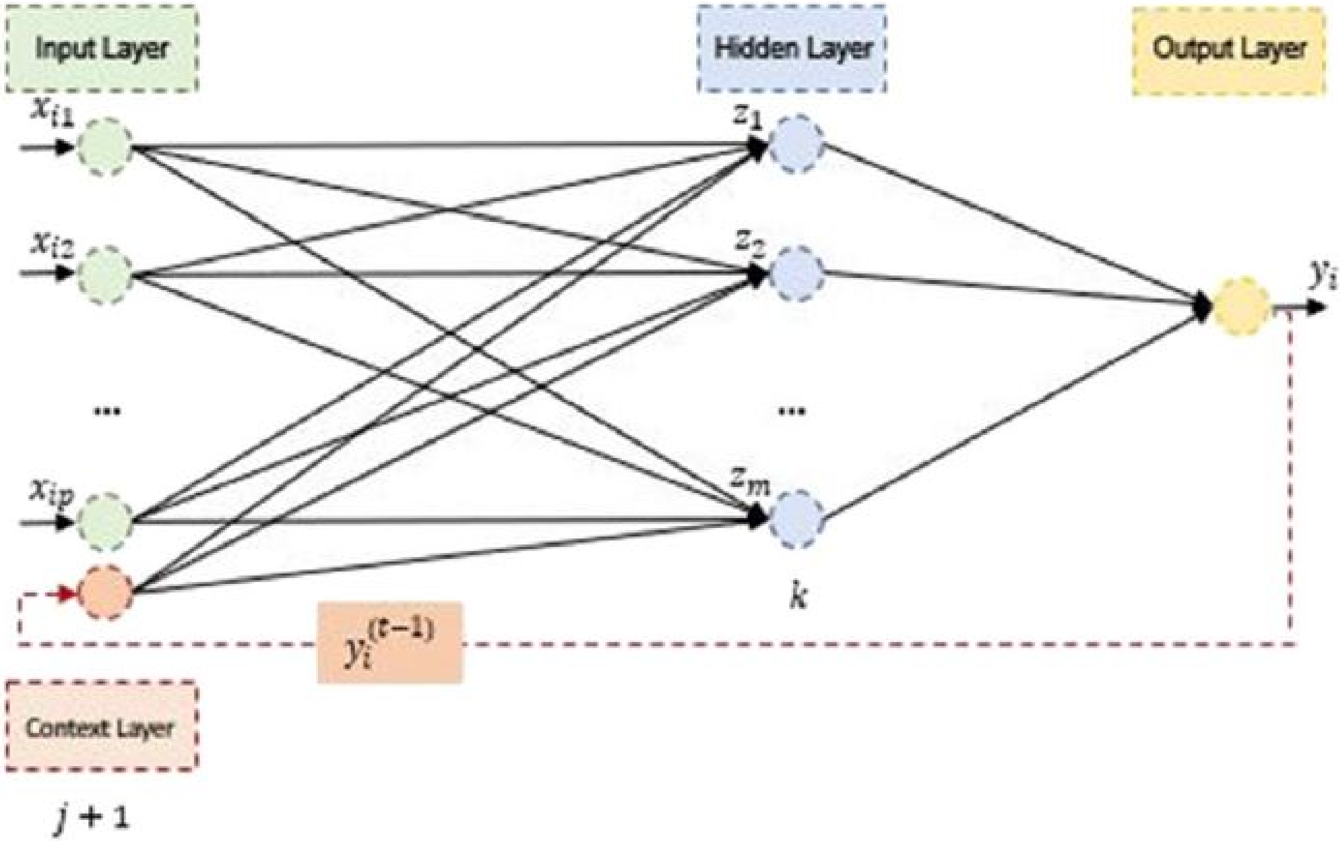


Paper 2: Multilayer Perceptron

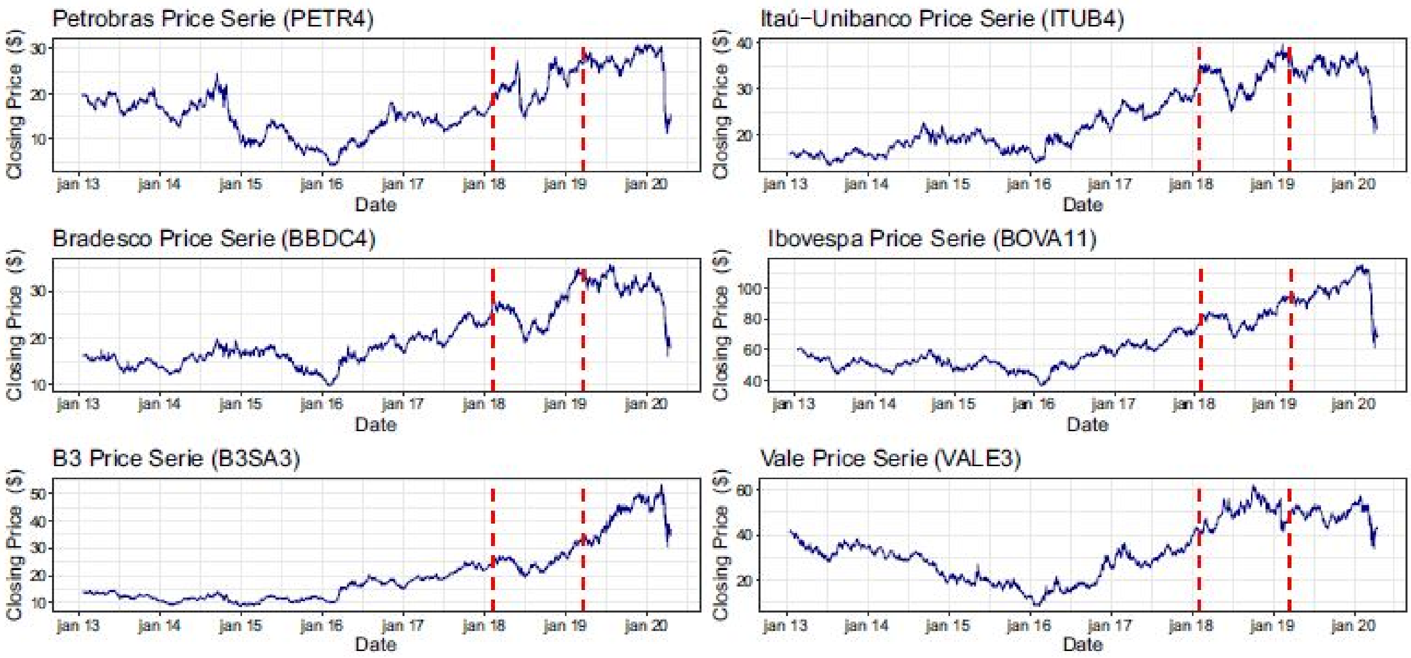



Input Layer
Hidden Layer
Output Layer
x_{i1}
x_{i2}
...
x_{ip}
z_1
z_2
...
z_m
k
y_i
$z_1^{(t-1)}$
$z_2^{(t-1)}$
...
$z_m^{(t-1)}$
Context Layer

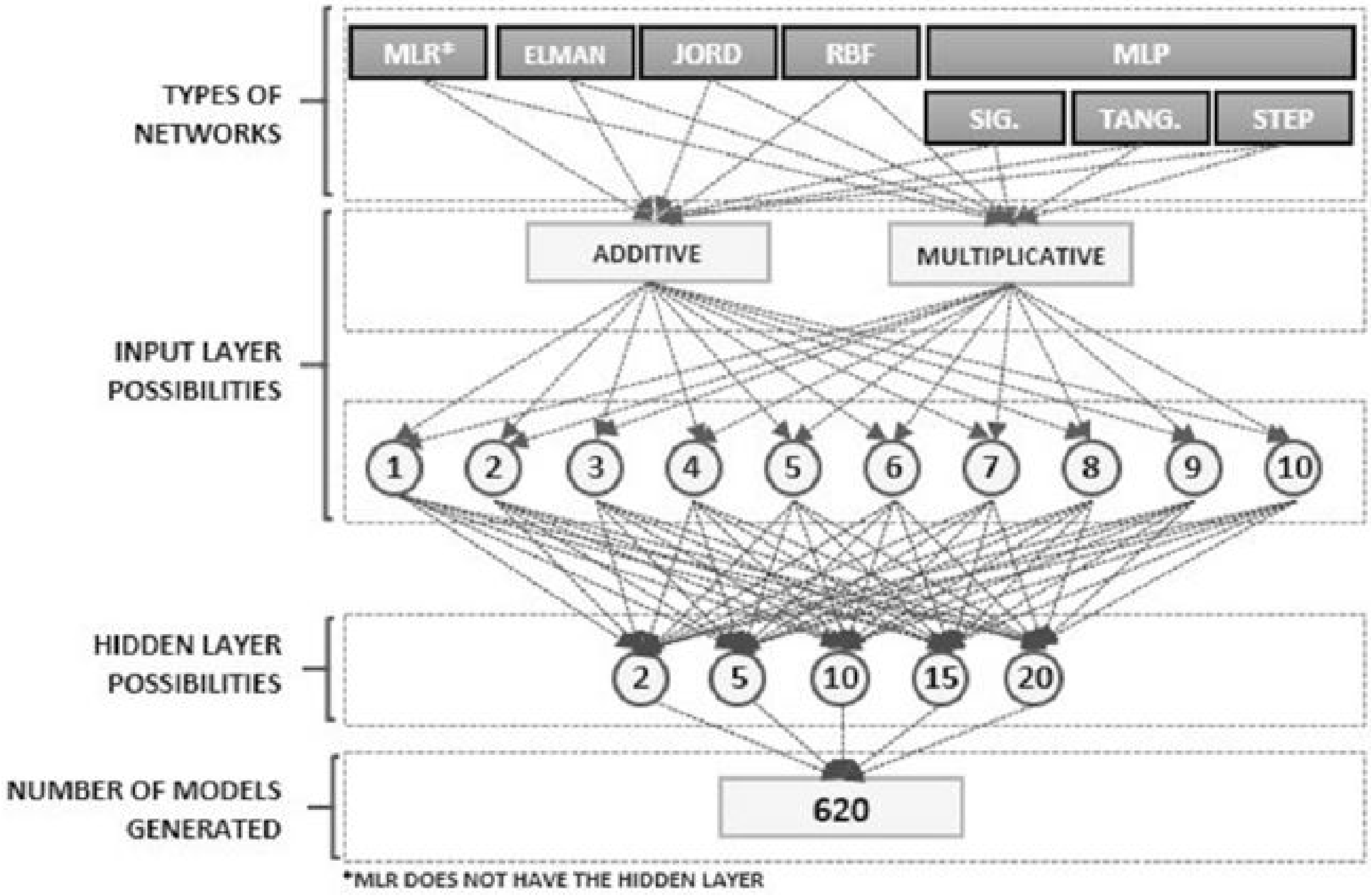
Paper 2: Jordan



Paper 2: Sérires históricas



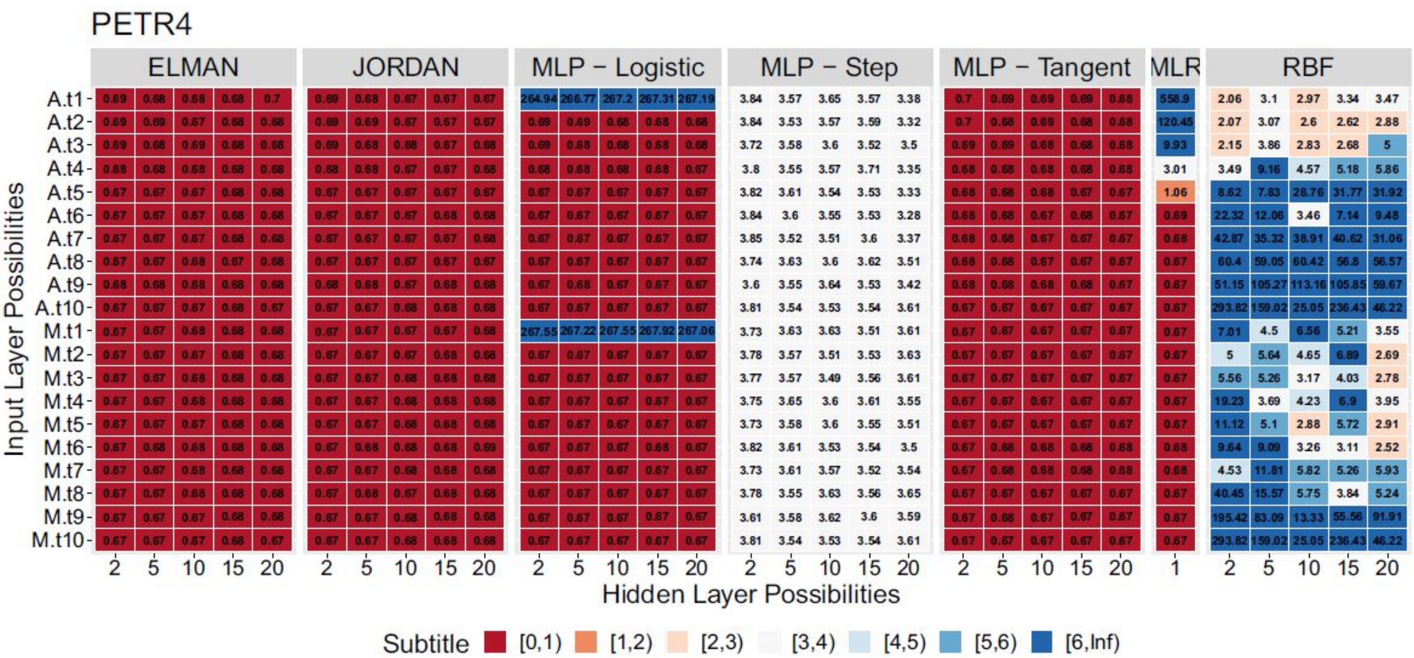
Paper 2: Configurações



Paper 2

- Intervalo de confiança de 95% para cada uma das configurações com base em 100 amostras de bootstrap;
- Para ter um valor predito robusto, usamos a média aparada das 100 amostras de bootstrap;
- O conjunto de teste foi usado para selecionar os hiperparâmetros do modelo;
- A raiz do erro quadrático médio (RMSE) obtido pela previsão da média aparada de 100 amostras de bootstrap foi usado como um comparativo.

Paper 2: RMSE para PETR4



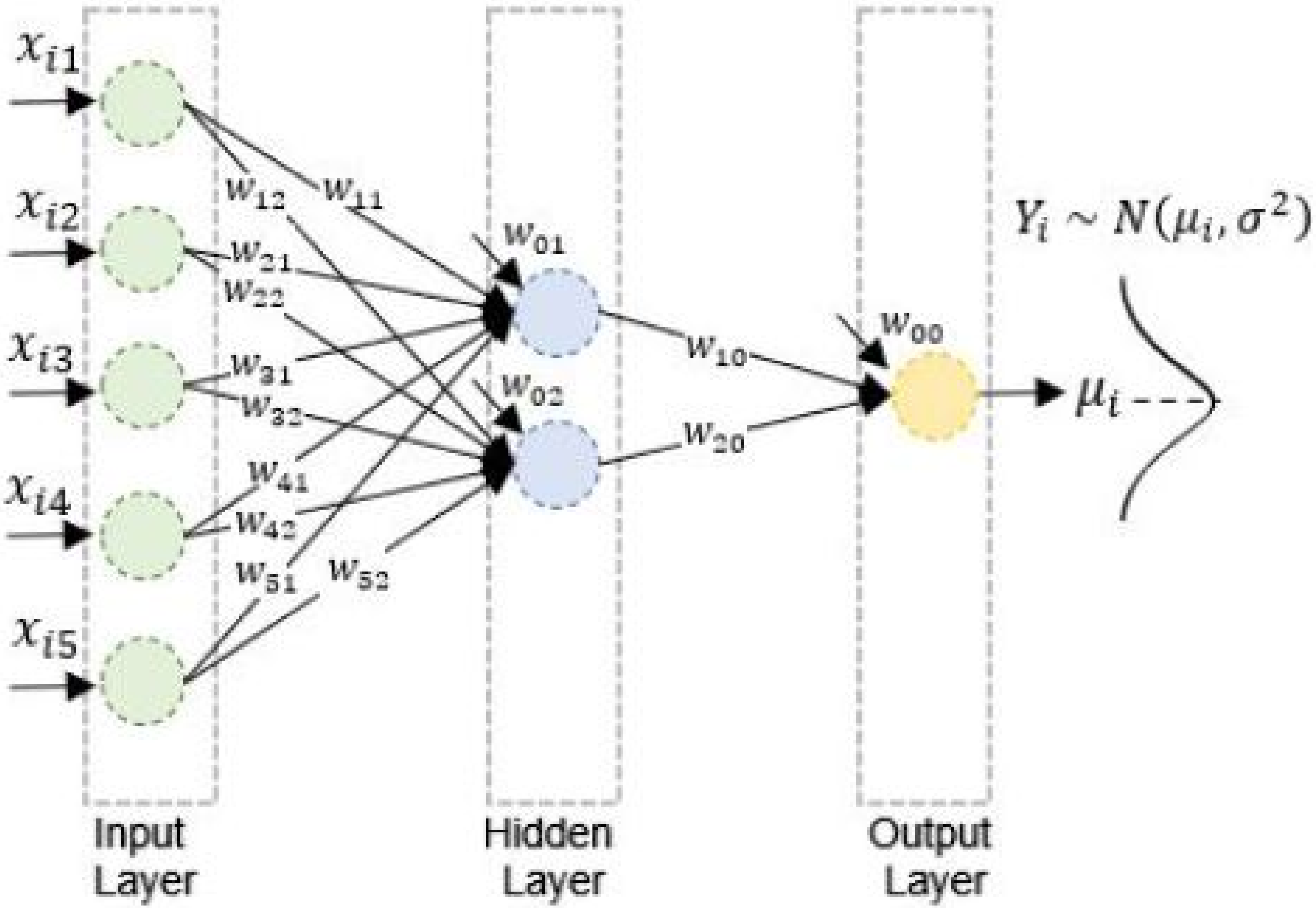
Paper 2: Melhores modelos

	PETR4				ITUB4			
	Test	Validation	Input	Hidden	Test	Validation	Input	Hidden
ELMAN	0.67	0.83	M.t5	2	**0.60**	**0.69**	**A.t4**	**20**
JORDAN	0.67	0.83	M.t5	2	0.60	0.71	A.t4	20
MLP-TANG.	0.67	0.83	A.t10	2	0.60	0.69	A.t7	20
MLR	**0.67**	**0.79**	**A.t8**	**1**	0.61	0.69	A.t4	1
RBF	2.06	4.75	M.t10	2	1.98	3.46	M.t10	2
	BBDC4				BOVA11			
ELMAN	0.52	0.70	M.t3	15	1.14	2.09	M.t3	15
JORDAN	0.53	0.71	M.t5	2	1.14	2.09	M.t3	15
MLP-TANG.	0.52	0.73	M.t6	2	1.14	2.11	A.t1	5
MLR	**0.52**	**0.71**	**M.t1**	**1**	**1.14**	**2.10**	**A.t2**	**1**
RBF	2.10	2.40	M.t10	2	3.61	6.28	M.t10	2
	B3SA3				VALE3			
ELMAN	**0.54**	**1.33**	**A.t1**	**2**	1.38	1.38	A.t9	15
JORDAN	0.54	1.33	M.t4	20	1.38	1.40	A.t10	20
MLP-TANG.	0.54	1.36	M.t5	15	1.38	1.41	A.t9	20
MLR	0.54	1.33	A.t4	1	**1.38**	**1.40**	**A.t8**	**1**
RBF	1.96	3.43	A.t9	15	2.48	1.83	M.t7	2

Paper 3

- Título **Multilayer Perceptron artificial neural networks: an approach to learning through the Bayesian context**
- Autores: Suellen Teixeira Zavadzki, Mariana Kleina, Wagner Hugo Bonat;
- Revista: Revista Brasileira de Biometria.

Paper 3 - Simulação



Paper 3 - Simulação

- Série histórica de petróleo WTI: estimação dos parâmetros por uma rede MLP;
- Com os parâmetros obtidos passamos as covariáveis e obtivemos μ_i

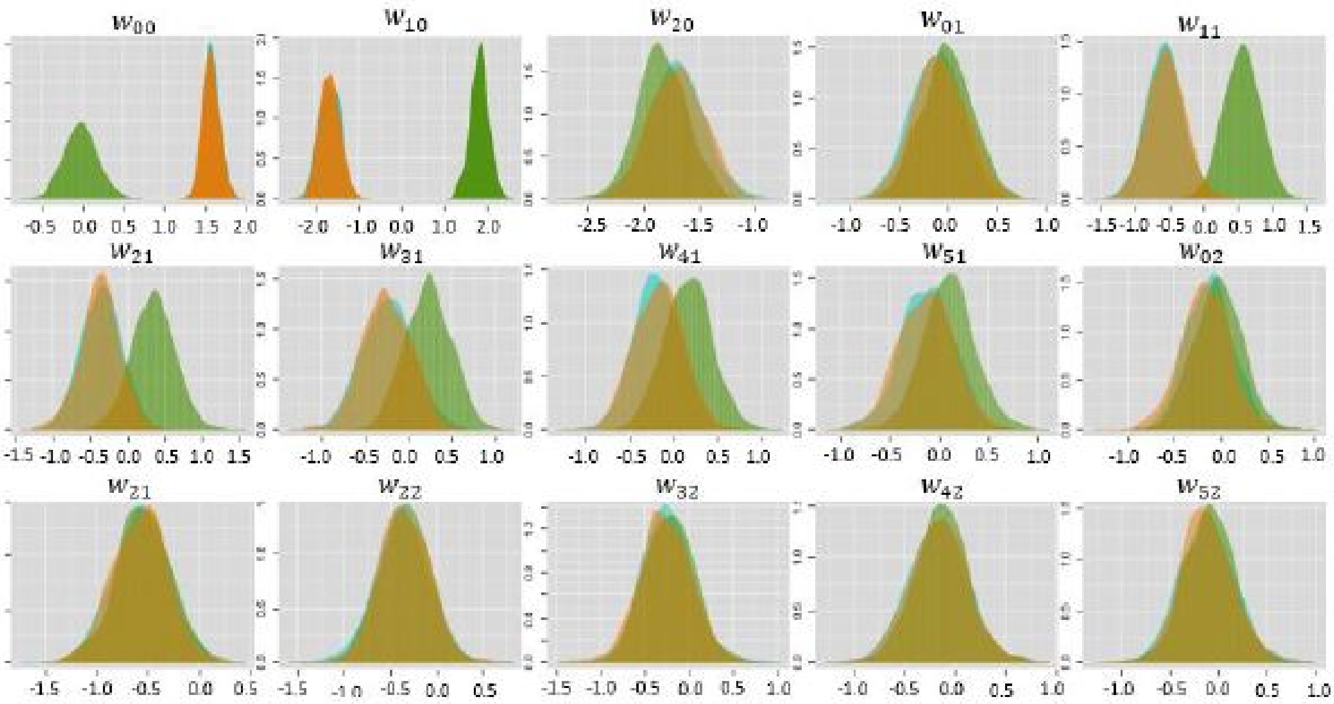
$$\mu_i = -3.4 + 2.5\frac{1}{(1+e^{-(2.40+1.2x_{i1}+0.004x_{i2}-0.002x_{i3}+0.003x_{i4}-0.02x_{i5})})}$$

$$+4.1\frac{1}{(1+e^{-(-1.10+0.89x_{i1}+0.006x_{i2}-0.005x_{i3}+0.12x_{i4}-0.08x_{i5})})}$$

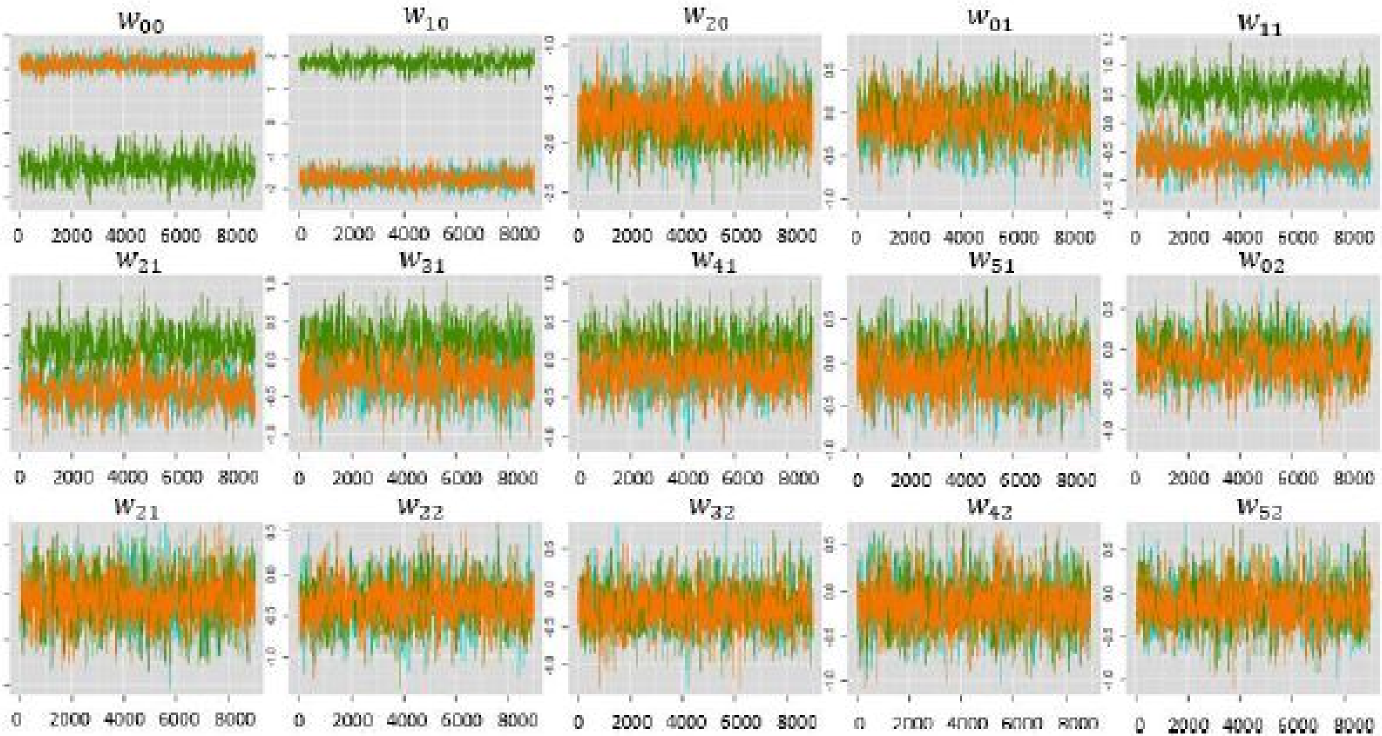
$$Y_i \sim \mathcal{N}(\mu_i, 0.1)$$

$$w_{ij} \sim \mathcal{N}(0, 10)$$

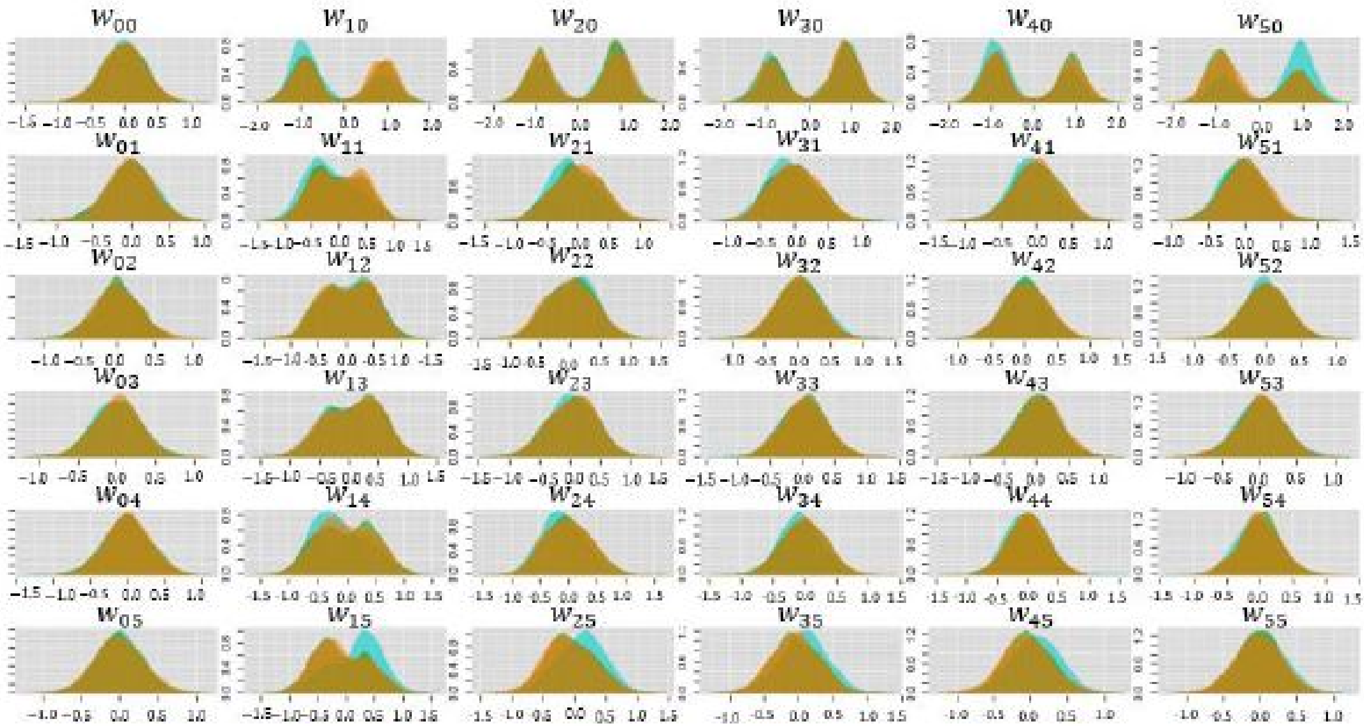
Paper 3 - Simulação



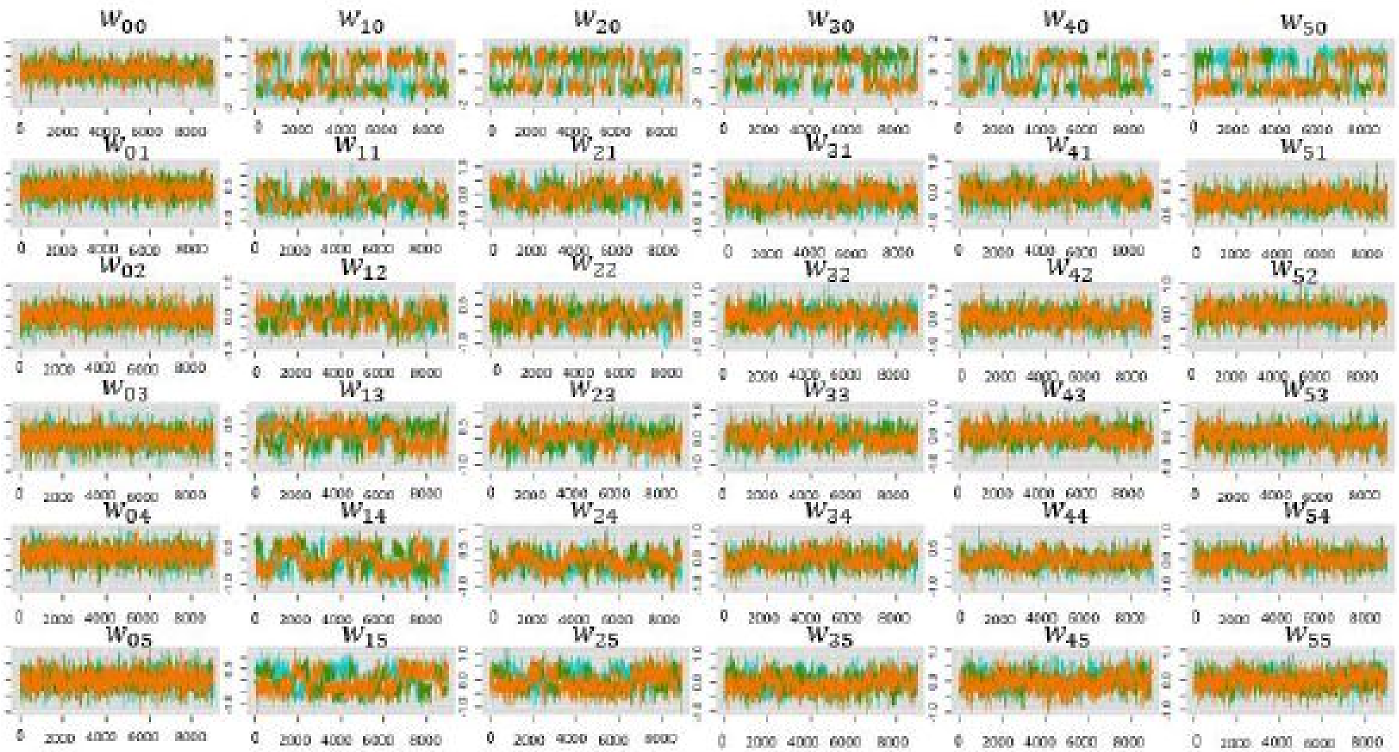
Paper 3 - Simulação



Paper 3 - Simulação



Paper 3 - Simulação



Contatos

est.suellen@gmail.com

Suellen Teixeira Zavadzki de Pauli

Rferências

- HAYKIN, S. Redes Neurais: princípios e práticas. Tradução de Paulo Martins Engel (2 ed.). Porto Alegre: Bookman, 2001.

- https://dphi.tech/blog/tutorial-on-linear-regression-using-least-squares/

- https://gfycat.com/discover/gradient-descent-gifs

- https://medium.com/ensina-ai/redes-neurais-roots-1-introdu%C3%A7%C3%A3o-ffdd6f8b9f01

- de Pauli, S. T. Z., Kleina, M., & Bonat, W. H. (2020). Comparing artificial neural network architectures for Brazilian stock market prediction. Annals of Data Science, 7(4), 613-628.

- Zavadzki, S. T., Kleina, M., Drozda, F. O., & Marques, M. A. M. (2020). Computational Intelligence Techniques Used for Stock