Detecção de falhas usando Redes Neurais

RUBEN DARIO BENITES PEREZ
JOAQUIN EDUARDO FIGUEROA BARRAZA
LUIS FELIPE GUARDA BRAUNING
VICTOR RAFAEL LIMA SOUZA

ESCOLA POLITÉCNICA – UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO

PSI5886 – Princípios de Neurocomputação

PROF. DR. EMÍLIO DEL MORAL HERNANDEZ

DEZEMBRO DE 2018

Membros da equipe

Luis Felipe Guarda Brauning

Ruben Dario Benites Perez

Joaquin Eduardo Figueroa Barraza

Victor Rafael Lima Souza

Conteúdo

- Introdução
- Dados: MFPT
- Ferramenta: Deep Learning Studio
- Metodologia/Implementação
- Resultados
- Conclusões

Introdução

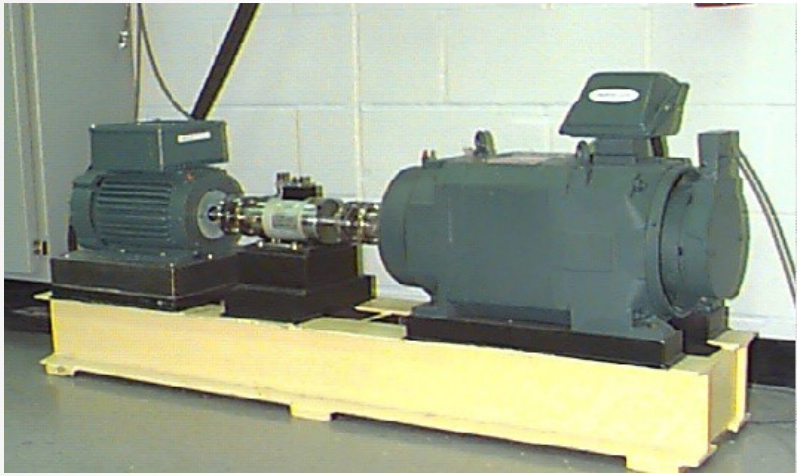
- CBM (Condition Based Maintenance) [1,2]
  - Detectar iminência de falha (antes de sua ocorrência)
  - Manutenção preventiva, apenas se necessário
  - Ensaio não-destrutivo
  - Obtenção de dados durante operação
- Uso de redes tipo MLP para classificação do estado dos rolamentos [3,4,5,6]:
  - Sem falhas
  - Falha na pista externa
  - Falha na pista interna).
- Dados de entrada [7,8,9]:
  - medições de vibração (aceleração)

Dados: MFPT

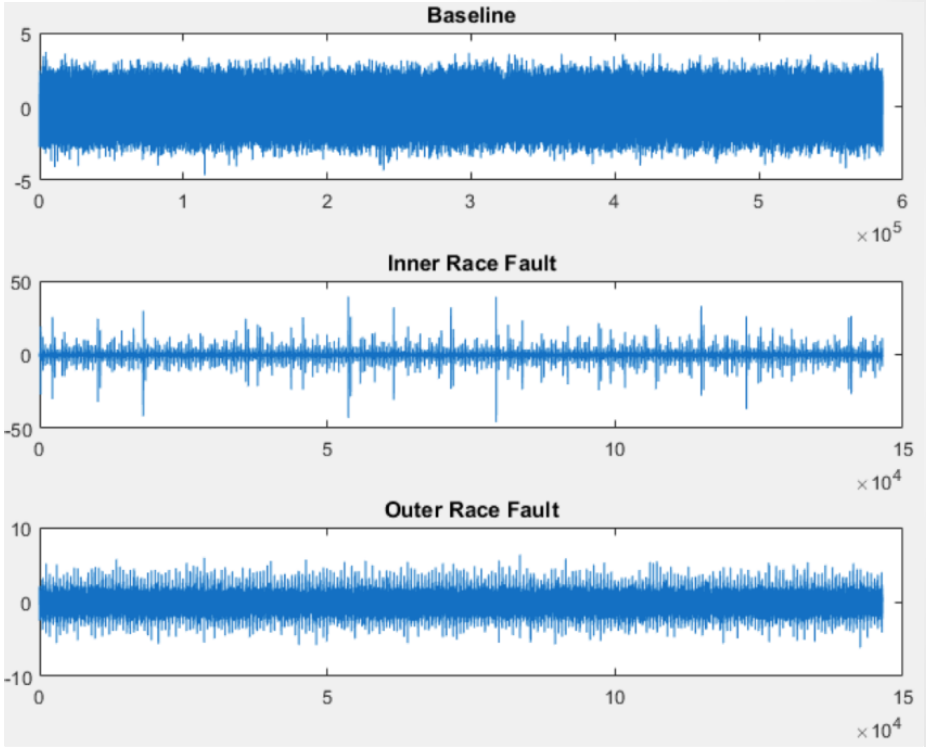
- Society for Machinery Failure Prevention Technology.
- Dados de vibração em rolamentos (aceleração):
  - Data Set da Society for Machinery Failure Prevention Technology [9]
- Três tipos de condições
  - Rolamentos sem falhas
  - Com falha na pista externa
  - Com falha na pista interna
- Dados de entradas:
  - Blocos de 640 frames do dataset [9]

Fonte: Catálogo de revendedor [10]

Dados: MFPT



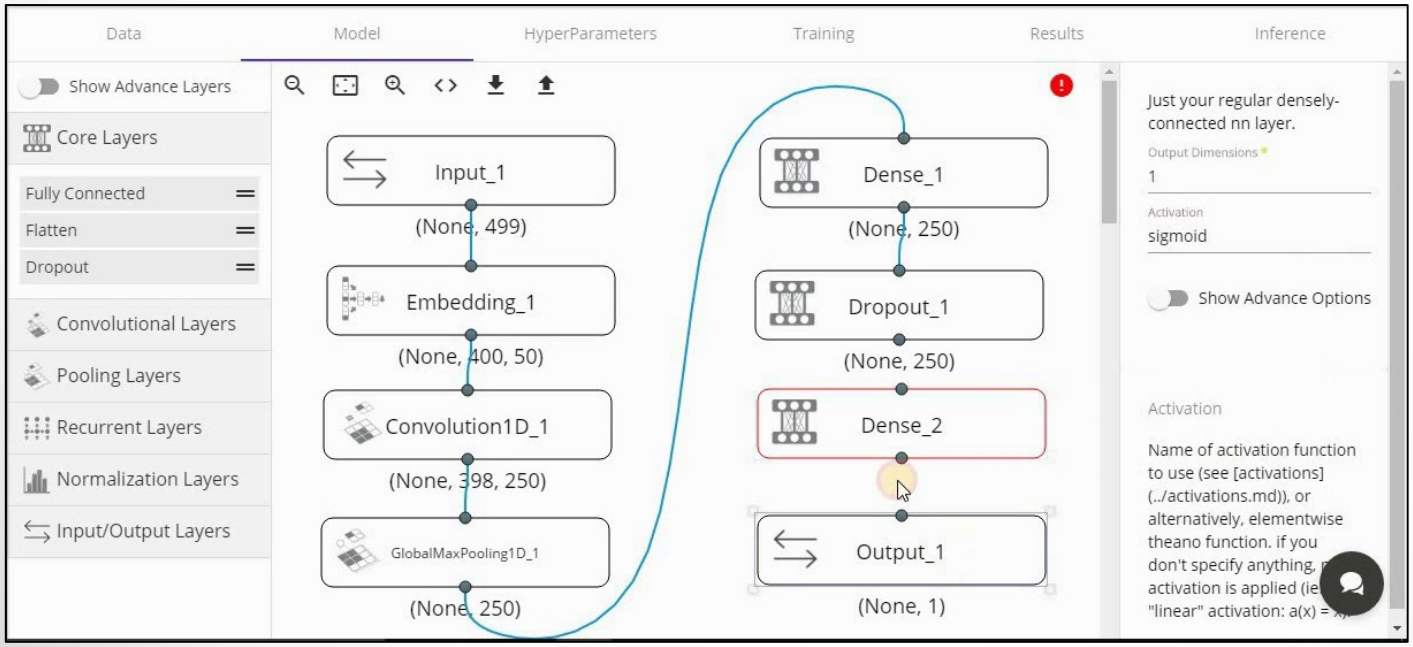
Aparato de teste. Fonte: [11]



Fonte: (Autores, 2018), utilizando dados de [9]

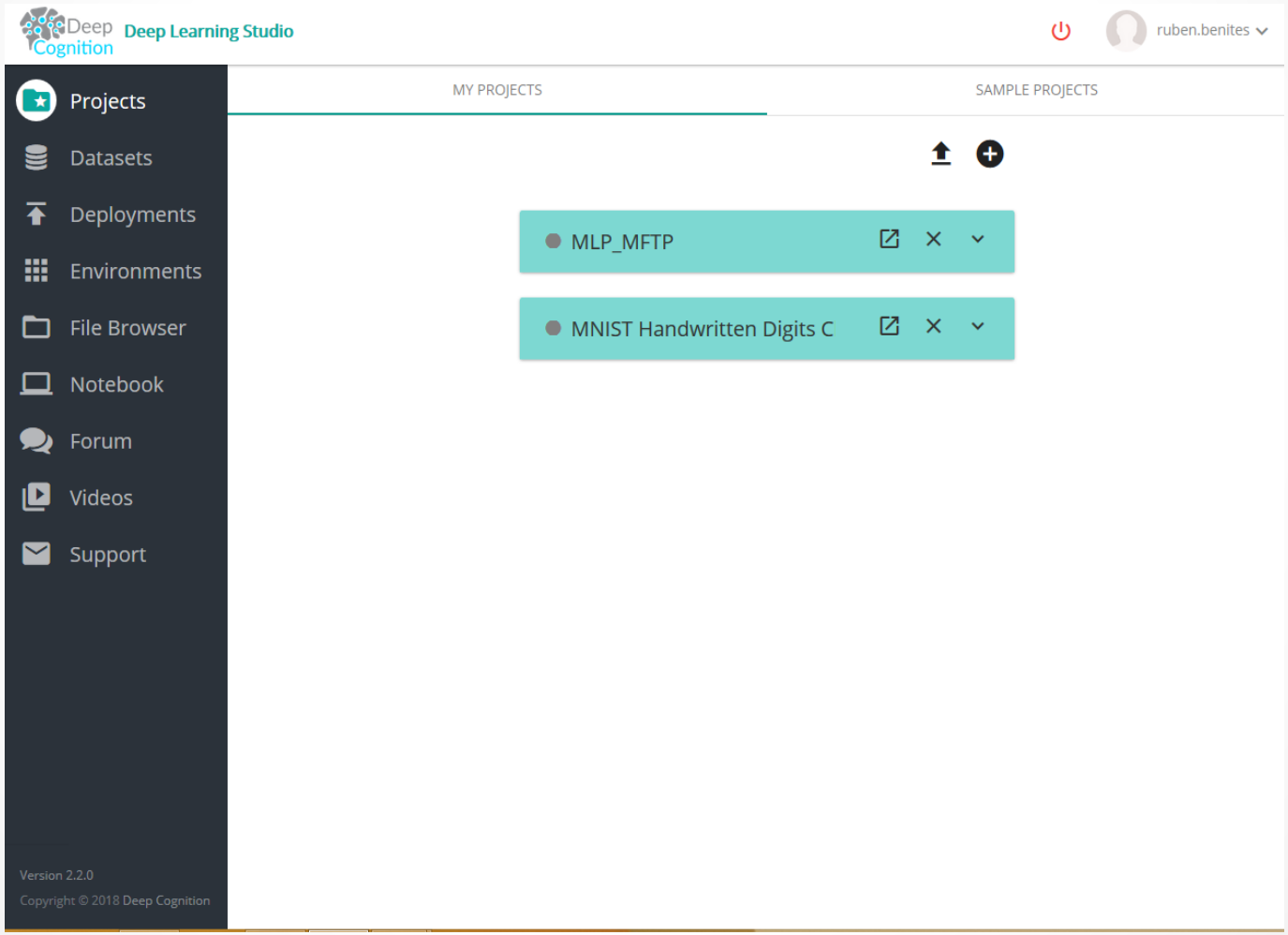
Deep Learning Studio [12]

- Software para criação de modelos de Machine Learning e Deep Learning.
- Não precisa de muito conhecimento de programação.
- Fácil manipulação da rede e os parâmetros dela.
- Compatibilidade com Tensorflow e Keras.
- Possibilidade de trabalhar com CPU e GPU.

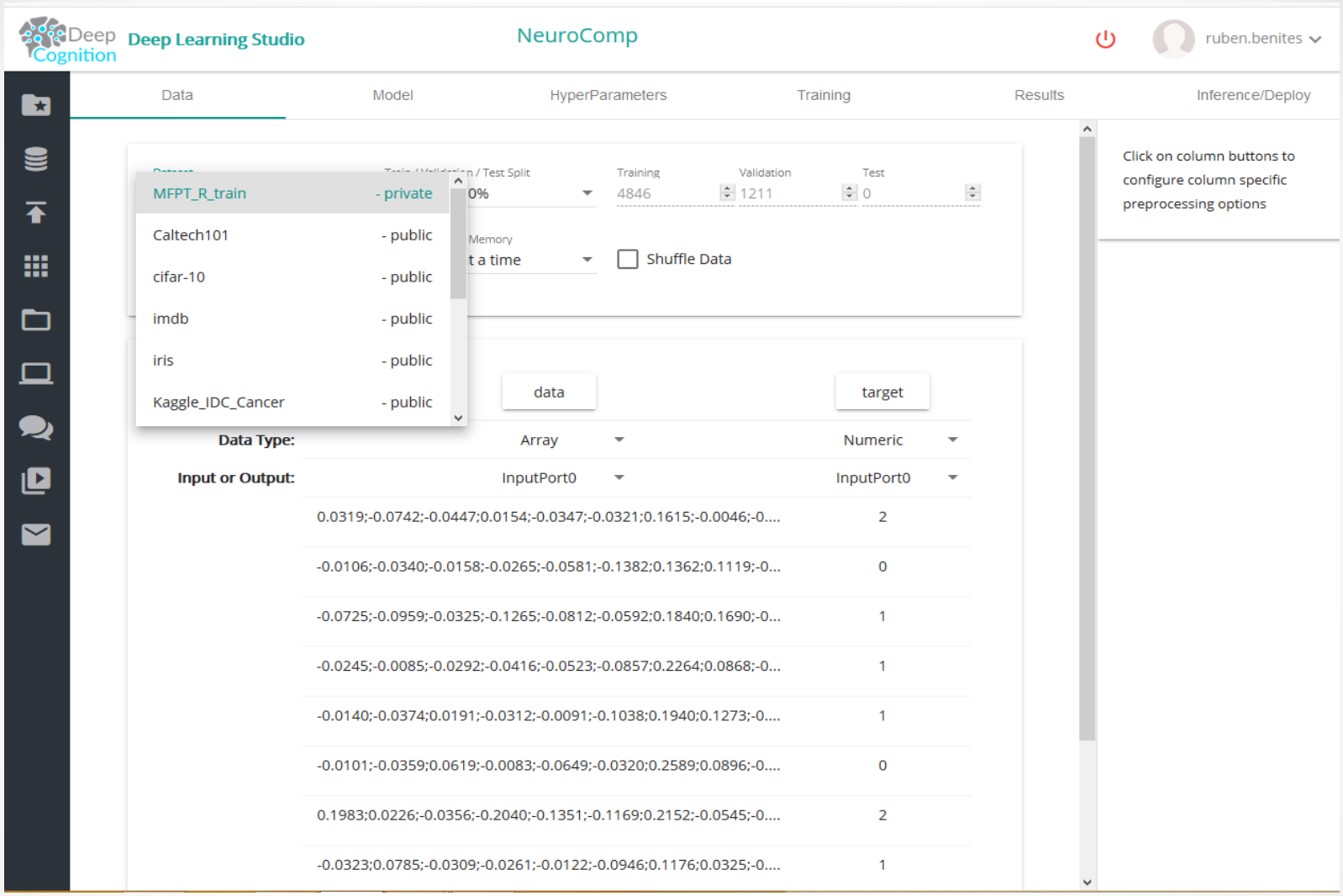


Fonte: Autores, 2018

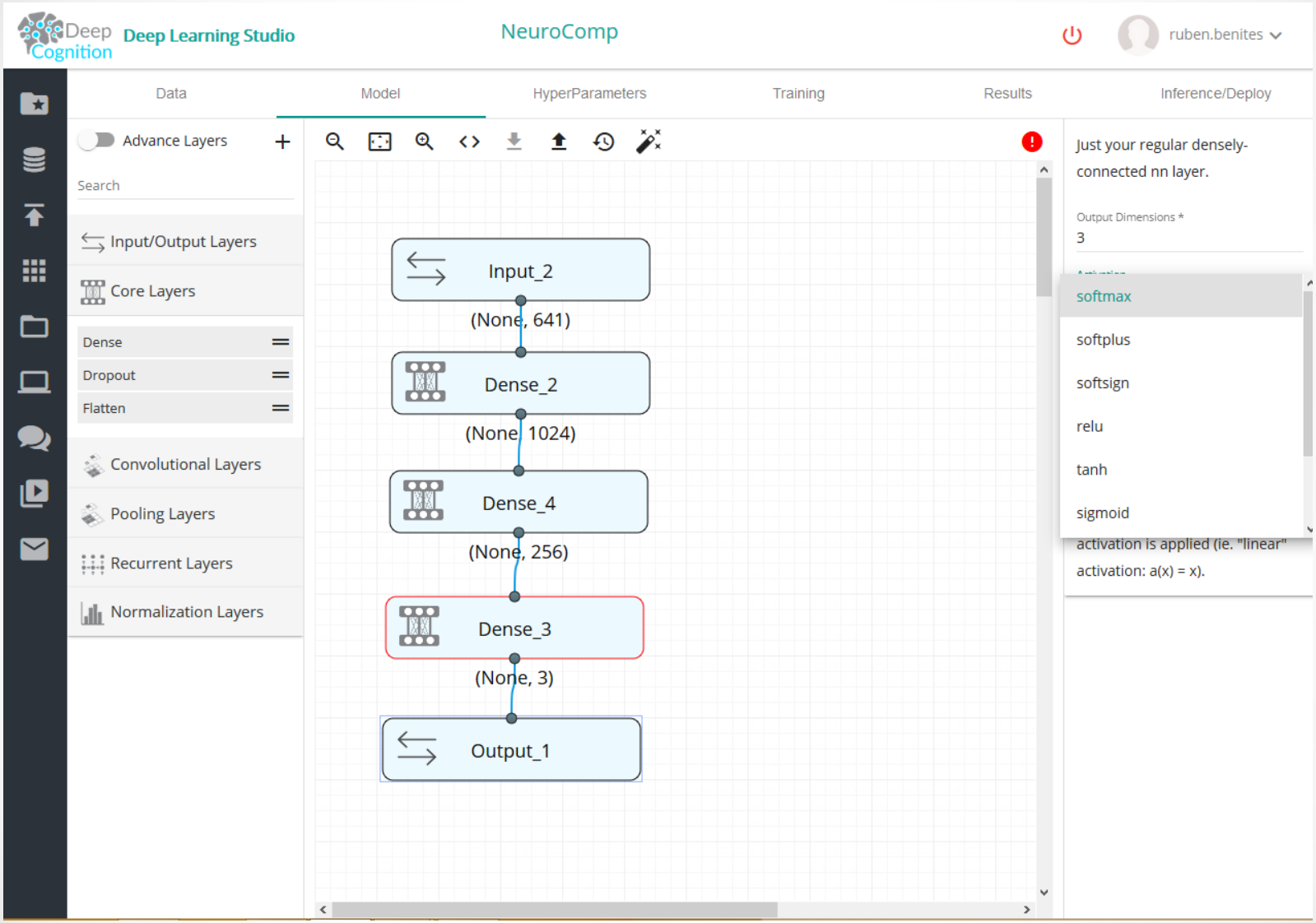
Tutorial Deep Learning Studio



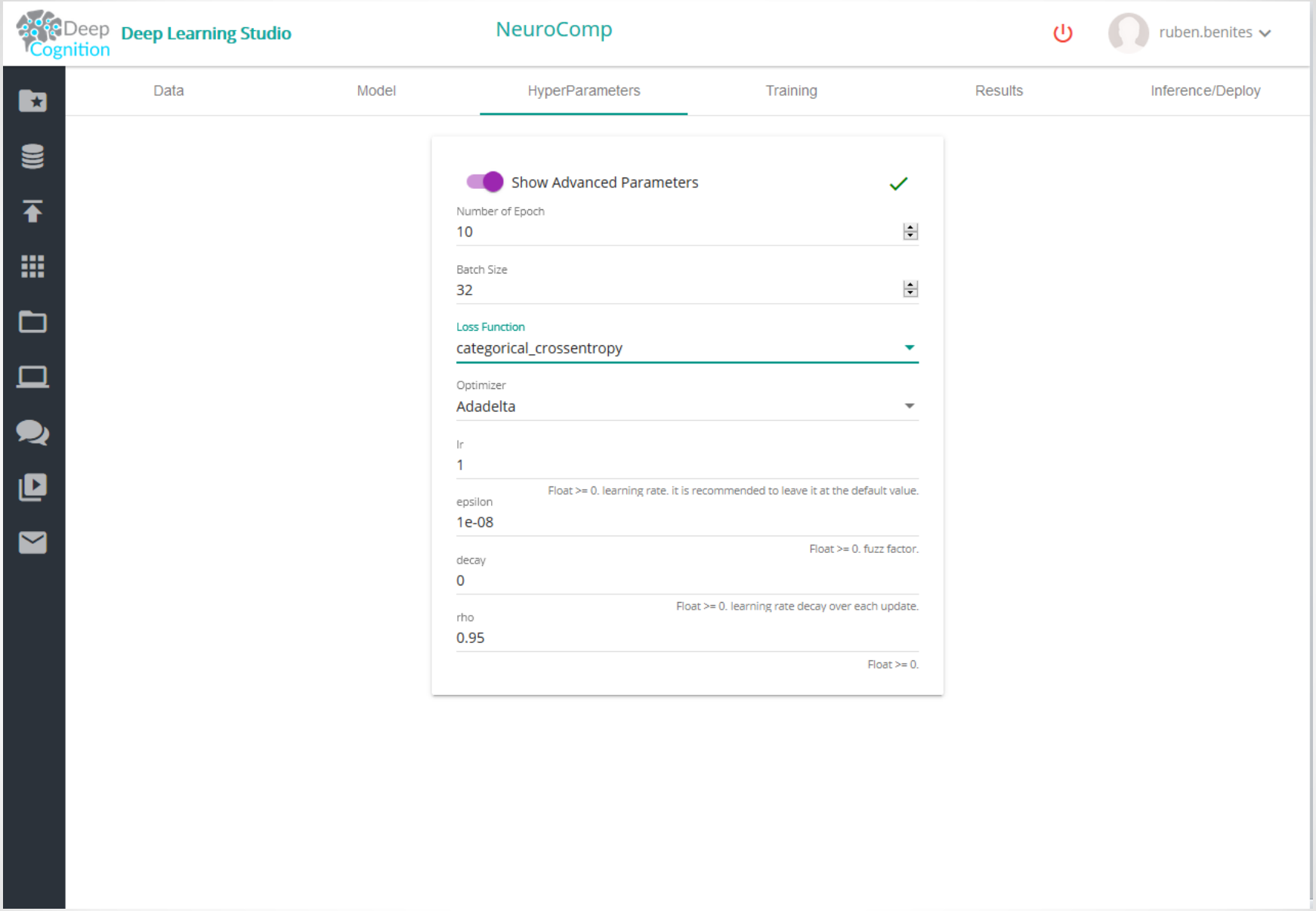
Fonte: Autores, 2018



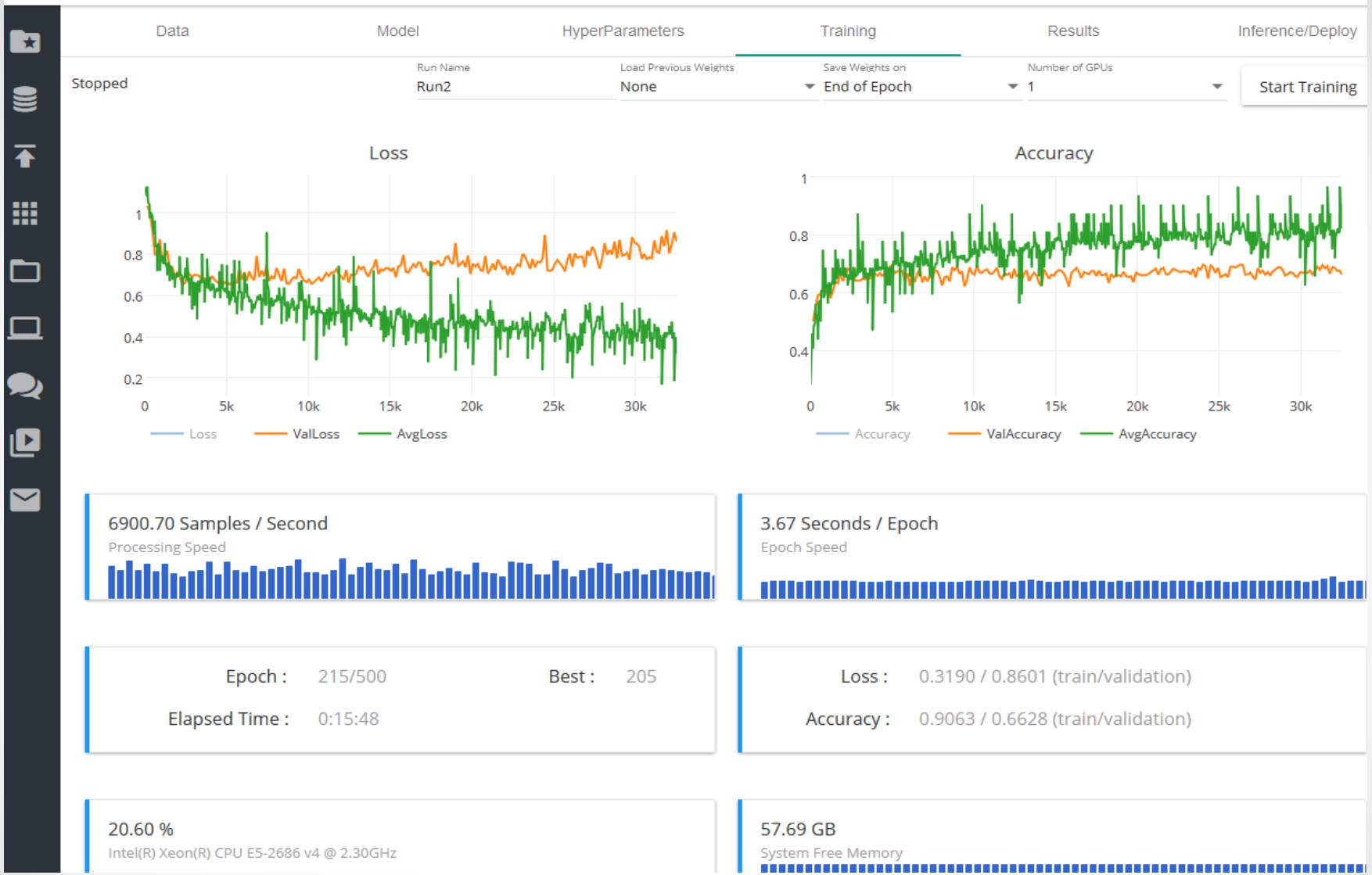
Fonte: Autores, 2018



Fonte: Autores, 2018



Fonte: Autores, 2018



Fonte: Autores, 2018

Metodologia e Implementação

- Análise de arquiteturas e hiperparâmetros para uma MLP
- Estudo da influência de diferentes fatores:
  - Número de camadas
  - Número de neurônios por camada
  - Dropout
  - Função de ativação
  - Otimizador
  - Taxa de aprendizado
- Uso do software Deep Learning Studio [12].

Metodologia

Numero de camadas e neurônios

7 Arquiteturas iniciais

5 Rodadas de simulações

Numero de camadas	Numero de neurônios por camada
1	256
	512
	1024
2	521-1024
	1024-512
3	256-512-1024
	1024-512-256

Metodologia

- Primeira rodada de simulações:
  - Todas as 7 MLPs
  - Função de ativação: ReLu
  - Sem Dropout
  - Otimizador: Adam
  - Taxa de aprendizado: 1e-3

- Melhores resultados destacados em amarelo:

Camadas	Neurônios	Validation Accuracy
1	256	0,759
	512	0,805
	1024	0,813
2	512-1024	0,745
	1024-512	0,7549
3	256-512-1024	0,739
	1024-512-256	0,736

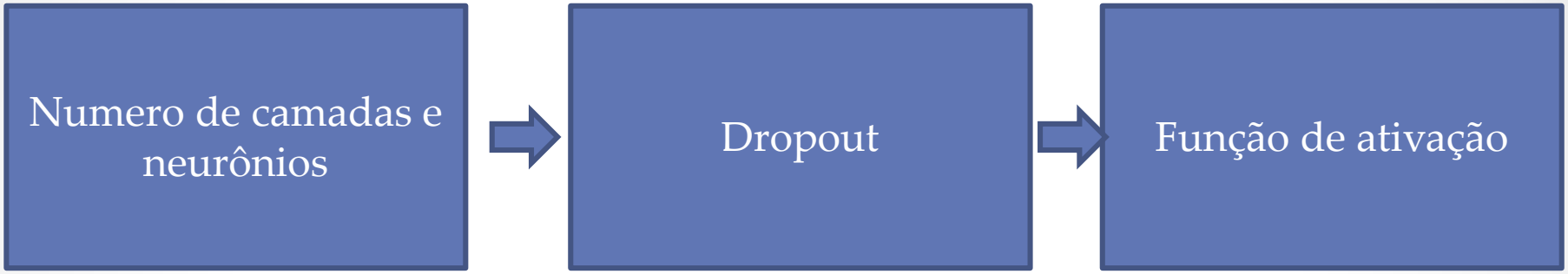
Metodologia

- Segunda rodada de simulações:
  - Melhor MLP para cada número de camadas da rodada anterior
  - **Dropout 20% e 50% (total de 6 MLPs)**
  - Função de ativação: ReLu
  - Otimizador: Adam
  - Taxa de aprendizado: 1e-3

- Melhor resultado destacado em amarelo:

Arquitetura	DropOut	Validation Accuracy
1024	0,5	0,813
1024-512	0,5	0,726
256-512-1024	0,5	0,64
1024	0,2	0,8215
1024-512	0,2	0,746
256-512-1024	0,2	0,6422

Metodologia



- **ReLu****
- **Sigmoid**
- **Tanh**

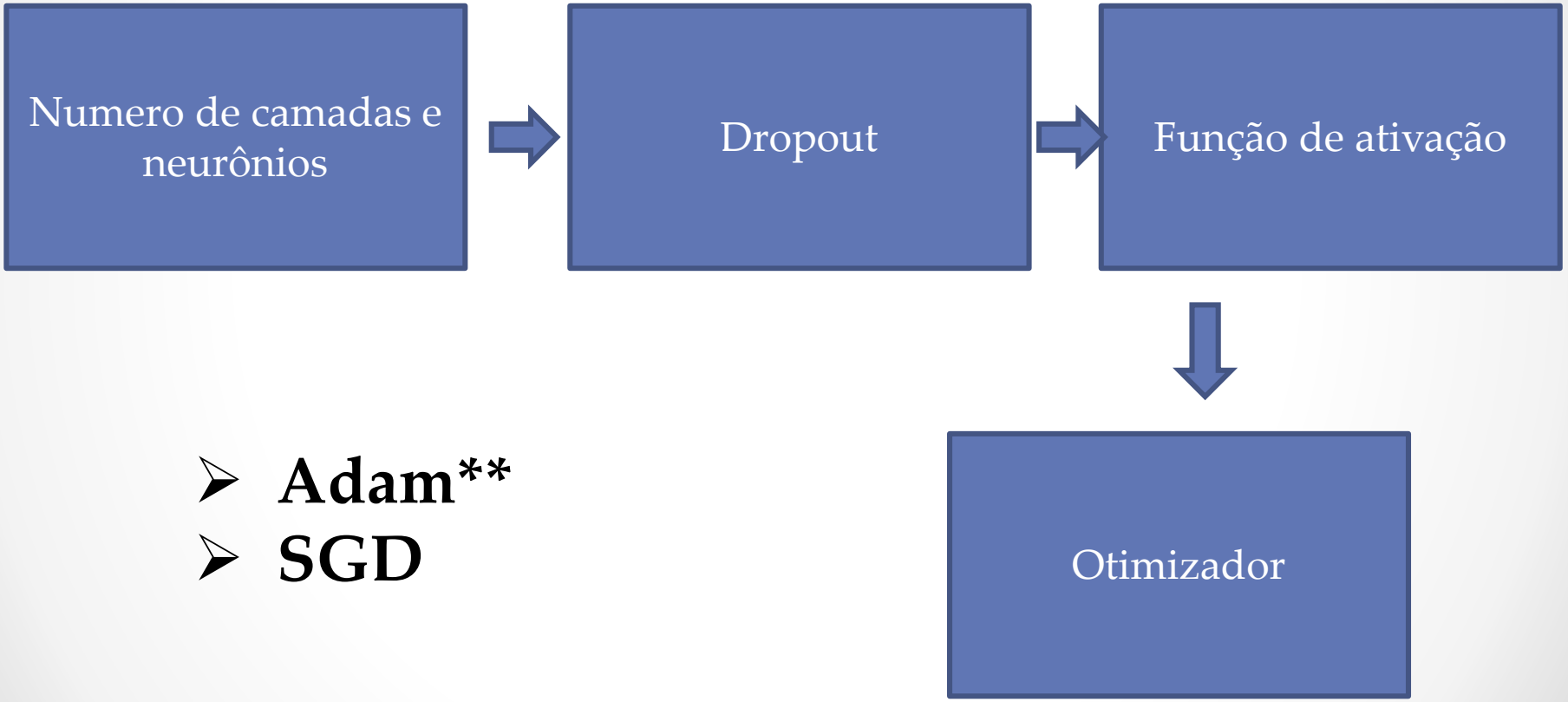
Metodologia

- Terceira rodada de simulações:
  - Melhor MLP: 1 camada com 1024 neurônios
  - Sem Dropout
  - **Função de ativação: Sigmoide e Tangente Hiperbólica (2 MLPs)**
  - Otimizador: Adam
  - Taxa de aprendizado: 1e-3

- Resultados piores que os obtidos com ReLu:

Função	Validation Accuracy
tanh	0,781
sigmoid	0,741

Metodologia



- **Adam****
- **SGD**

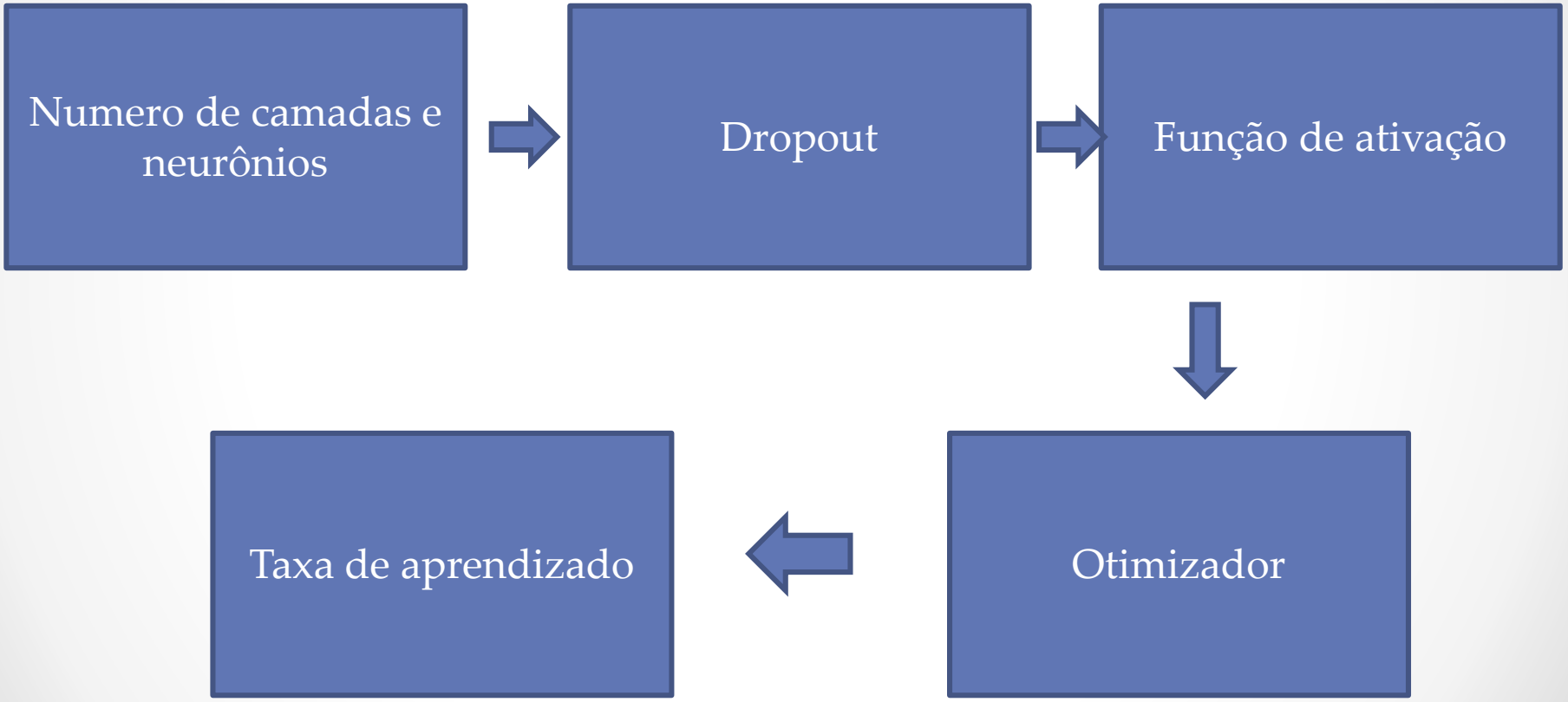
Metodologia

- Quarta rodada de simulações:
  - Melhor MLP: 1 camada com 1024 neurônios
  - Sem Dropout
  - Função de ativação: ReLu
  - **Otimizador: SGD**
  - Taxa de aprendizado: 1e-3

- Resultados piores que os obtidos com ADAM:

Otimizador	Validation Accuracy
SGD	0,6825

Metodologia



- **1E-03**
- **1E-04**

Metodologia

- Quinta rodada de simulações:
  - Melhor MLP: 1 camada com 1024 neurônios
  - Sem Dropout
  - Função de ativação: ReLu
  - Otimizador: ADAM
  - **Taxa de aprendizado: 1e-4**

- Resultados piores que os obtidos com taxa de 1e-3:

Taxa de aprendizado	Validation Accuracy
1,00E-04	0,8001

Resultados

- Numero de camadas ocultas: 1
- Numero de neurônios: 1024
- Dropout: 0.2
- Otimizador: Adam
- Taxa de aprendizado: 1E-3
- Precisão modelo: 82.15%
-

Conclusões

- Menor numero de camadas → Melhor precisão
- Maior numero de neurônios → Melhor precisão
- Aplicação de dropout não muda melhor arquitetura.
- ReLu é a melhor função de ativação.
- Otimizador: Adam > SGD
- **O desempenho do modelo depende dos dados e do problema.**

Referências

- [1] S. Telford, M. I. Mazhar, and I. Howard, "Condition Based Maintenance (CBM) in the Oil and Gas Industry : An Overview of Methods and Techniques," Proc. 2011 Int. Conf. Ind. Eng. Oper. Manag. Kuala Lumpur, Malaysia, January 22 – 24, 2011, pp. 1152–1159, 2011.

- [2] M. C. A. Olde Keizer, S. D. P. Flapper, and R. H. Teunter, "Condition-based maintenance policies for systems with multiple dependent components: A review," Eur. J. Oper. Res., vol. 261, no. 2, pp. 405–420, 2017.

- [3] S. Khan and T. Yairi, "A review on the application of deep learning in system health management," Mech. Syst. Signal Process., vol. 107, pp. 241–265, 2018.

- [4] H. Shao, H. Jiang, Y. Lin, and X. Li, "A novel method for intelligent fault diagnosis of rolling bearings using ensemble deep auto-encoders," Mech. Syst. Signal Process., vol. 102, pp. 278–297, 2018.

Referências

- [5] C. M. Bishop, Pattern Recognition and Machine Learning, vol. 53, no. 9. 2013.
- [6] R. Zhao, R. Yan, Z. Chen, K. Mao, P. Wang, and R. X. Gao, "Deep Learning and Its Applications to Machine Health Monitoring: A Survey," vol. 14, no. 8, pp. 1–14, 2016.
- [7] A. Kumar, R. Shankar, and L. S. Thakur, "A big data driven sustainable manufacturing framework for condition-based maintenance prediction," J. Comput. Sci., 2017.
- [8] D. Verstraete, M. Engineering, and M. Engineering, "Deep Learning Enabled Fault Diagnosis Using Time-Frequency Image Analysis of Rolling Element Bearings," pp. 1–29.

Referências

- [9] Society for Machinery Failure Prevention Technology. Data Set. Disponível em <https://mfpt.org/fault-data-sets/>. Acesso em 20.11.2018
- [10] Kugellager Express. Disponível em: <https://www.kugellager-express.de/deep-groove-ball-bearing-6411-open-55x140x33-mm> Acesso em 27.12.2018
- [11] Bearing Data Center. Case Western Reserve University. Equipamento de teste. Disponível em: <https://csegroups.case.edu/bearingdatacenter/pages/apparatus-procedures >. Acesso em 25.11.2018.
- [12] Deep Cognition – Deep Learning Studio. Disponível em: <https://deepcognition.ai/>. Acesso em 20.11.2018.

Detecção de falhas usando Redes Neurais

PERGUNTAS?

OBRIGADO!

Dezembro, 2018