







História ■ 1921 - O termo "robô" é usado pela primeira vez por Karel Capek ■ 1950 – Teste de Turing 1952 – Samuel escreveu o primeiro programa que aprendia : jogo de damas 1956 – John McCarty - Campo da IA é "fundado" em uma conferência em Dartmouth 1960 – Rosemblatt – Perceptron, aprendizado por tentativa e erro 1964 – Primeiro chatbot Eliza, capaz de manter uma conversa ■ 1975 – Surge o backpropagation ■ 1989 – ALVINN – primeiro carro autônomo guiado por rede neural (CMU) 1997 – Deep Blue vence Garry Kasparov em um torneio de xadrez 1997 – Pathfinder da Nasa pousa em Marte ■ 1997 – Surge o Big Data Prof. Dr. Razer A. N. R. Montaño – UFPR/SEPT 5

Introdução. 2000 – Surge o termo Deep Learning (no contexto de redes neurais artificiais) 2002 – Aspirador de pó autônomo que aprende o ambiente 2005 – 5 veículos autônomos completam um percurso de 212km off-road 2011 – Surge a Siri 2011 – IBM Watson vence um programa de perguntas e respostas (Jeopardy) 2012 – Surge o Google Now em resposta à Siri 2012 – Deep Learning 2014 – DeepFace – reconhecimento facial com um grande avanço na acurácia 2014 – GANs – Generative Adversarial Networks – aprendizado por competição 2016 – AlphaGo (Google Deepmind) vence o campeão de GO pela primeira vez 2016 - LipNet - Leitor labial (Oxford) 2016 – AlphaGo 2017 – Deepfake pornográfico 2017 – Transformers – novas arquiteturas para processamento de linguagem natural (NLP) Prof. Dr. Razer A. N. R. Montaño – UFPR/SEPT 6



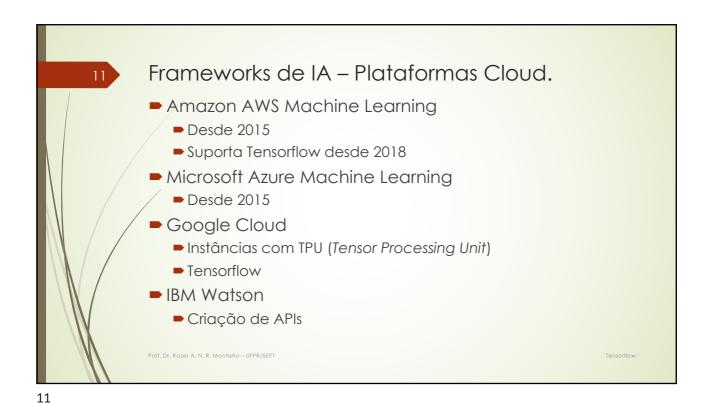
Frameworks de IA

Accord.NET: http://accord-framework.net
Apache Mahout: http://mahout.apache.org
Apache MxNet: https://mxnet.apache.org
Apache SystemML: http://apache.github.io/systemml/algorithms-reference
AutoML: https://cloud.google.com/automl, https://arxiv.org/pdf/1907.08392v1.pdf
AWS ML: https://aws.amazon.com/pt/machine-learning/
Azure ML: https://azure.microsoft.com/pt-br/services/machine-learning/
Caffe2 (Facebook): https://caffe2.ai
Deeplearning4J: https://deeplearning4j.org



Frameworks de IA.

Spark MLlib: https://spark.apache.org/mllib/
Sci-kit learn: https://scikit-learn.org/stable/
Torch: http://torch.ch
TensorFlow (Google): https://www.tensorflow.org
Theano: https://github.com/Theano/Theano



Frameworks de IA – Empresas.

Top 5 Machine Learning Companies to Work for in 2020

https://www.simplilearn.com/top-machine-learning-companies-article

Artificial Intelligence Companies You May Want To Consider (para investir)

https://www.forbes.com/sites/qai/2023/02/24/artificial-intelligence-companies-you-may-want-to-invest-in-now/?sh=65c8acbf6bfb

Top Deep Learning Startups in 2023

https://angel.co/startups/industry/deep-learning-2

Top 13 BEST Machine Learning Companies [Updated 2023 List]

https://www.softwaretestinghelp.com/machine-learning-companies/



Introdução Tensorflow

Framework de aprendizado de máquina
Projetar, Construir, Treinar modelos de aprendizado (profundo – DL)

Desenvolvido pela Google Brain (2011+)
Equipe de IA do Google
Licença código aberto Apache 2.0 em 09/11/2015

Pode ser executado em CPU e GPU (CUDA) e TPU (Tensor Processing Units)
CUDA: API de computação paralela (Nvidia)
Instruções de GPU

Disponível em Linux, MacOS, Windows, Android, iOS
Cloud



Introdução Tensorflow

Algumas bibliotecas serão usadas

KERAS (integrada ao TF 2.0)

PANDAS: carregar dados (CSV) de forma tabular

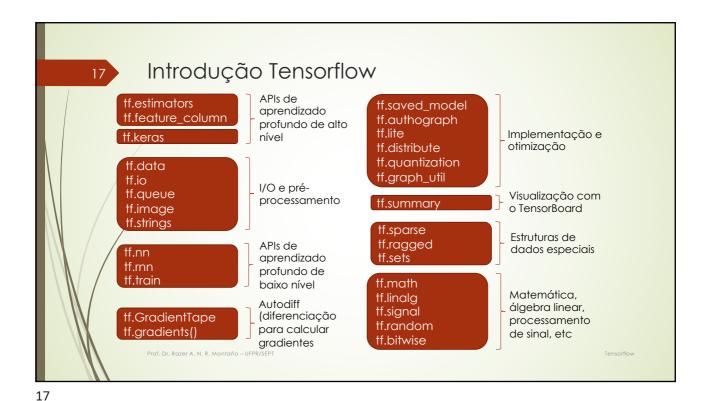
NUMPY: representação de tensores/arrays, aritmética matricial,

MATPLOTLIB: gráficos

SCIPY: funções de mais alto nível

SCIKIT-LEARN: machine learning

etc



Introdução Tensorflow.

Casos de Uso

https://www.tensorflow.org/about/case-studies

Airbnb
Airbus
Coca-cola
Google
Intel
Lenovo
Paypal
Qualcomm

18

■ Twitter

Prof. Dr. Razer A. N. R. Montaño – UFPR/SEPT



Primeiro Programa

Escreva um script: programa1.py

Importando o tensorflow import tensorflow as tf

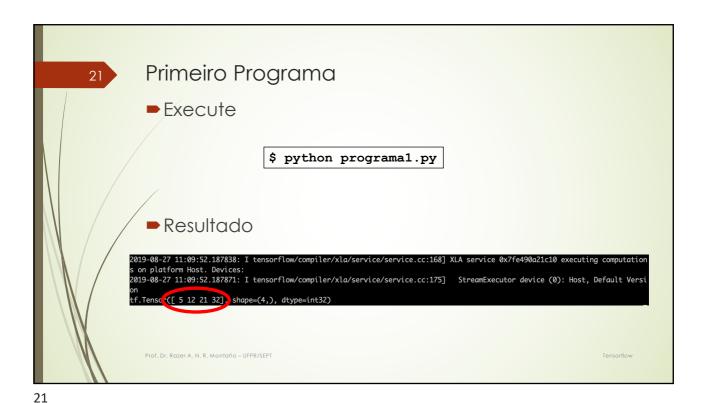
Inicializando as constantes
x1 = tf.constant([1,2,3,4])
x2 = tf.constant([5,6,7,8])

Multiplicando os Tensores
result = tf.multiply(x1, x2)
Print the result
print(result)

Prof. Dr. Rozer A. N. R. Montaño - UFPR/SEPT

Tensorflow

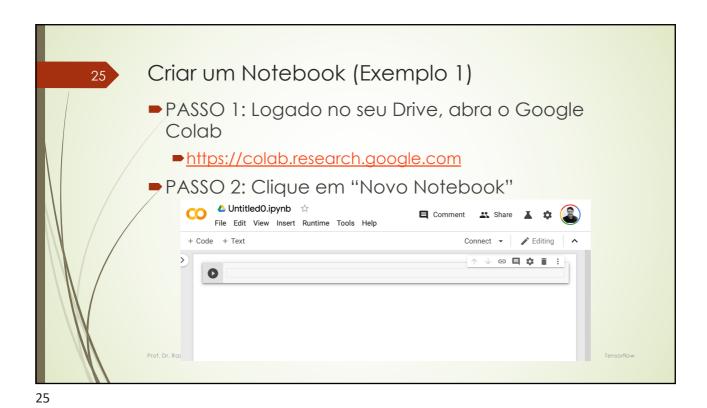
Prof. Dr. kazer A N K IVIONTANO

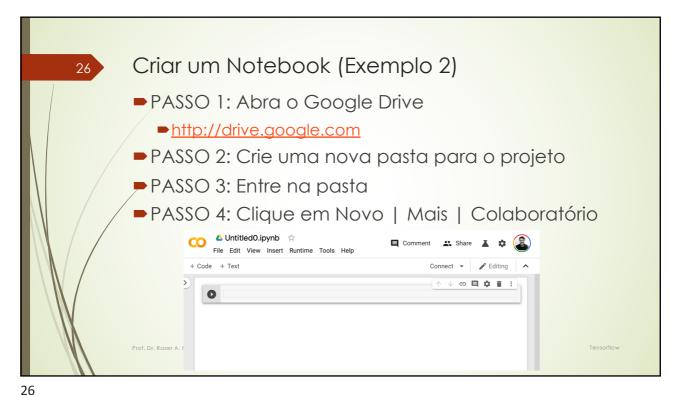


Prof. Dr. kazer A N K IVIONTANO



Google Colaboratory Serviço na Nuvem https://colab.research.google.com/ https://www.youtube.com/watch?v=inN8seMm7UI Gratuito: 12 GB de RAM, GPU Tesla K80, Até 12 horas de execução Pro: R\$ 58,00, 32 GB de RAM, GPU NVIDIA T4, Tesla P100 Pro+: R\$ 258,00, 52 GB de RAM, GPU NVIDIA T4, Tesla P100, com maior prioridade Guarantee of resources Low Even Higher GPU K80 K80, T4 and P100 K80, T4 and P100 RAM 16 GB 32 GB 52 GB Runtime 12 hours 24 hours 24 hours Background execution No Yes Costs Free 9.99\$ per month 49.99\$ per month Casual user Regular user Heavy user FONTE: https://towardsdatascience.com/google-colab-pro-is-it-worth-49-99-c542770b8e56







Executar uma célula

Em uma célula digite o comando

Comandos bash iniciam com "!"

!ls -la

Para executar pressione o botão "play" ou SHIFT+ENTER

!ls -la

Como resultado

!ls -la

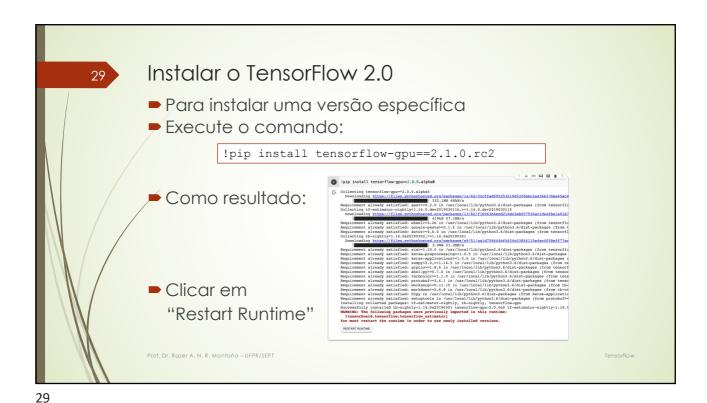
Como resultado

Pot. Dr. Rozer A. N. R. Monts

[]

Frot. Dr. Rozer A. N. R. Monts

[]



Instalar o TensorFlow 2.0

Para adicionar mais uma célula

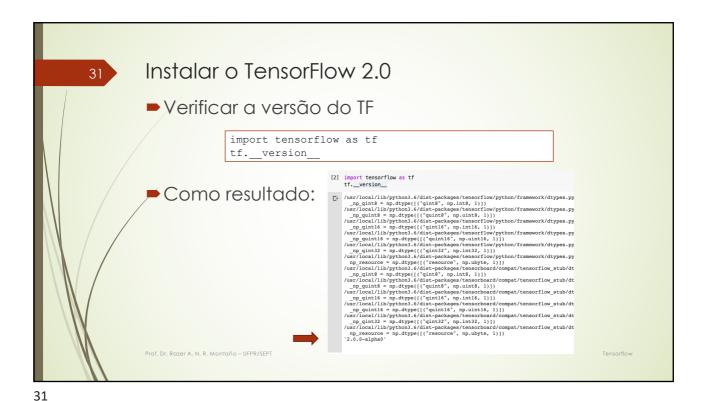
Passe o mouse no final da célula anterior e clique em "+ Code"

Requirement already satisfied: setuptools in /usr/local/lib/python3.6/dist-packages (from protobuf>* Installing collected packages: tf-estimator-nightly, th-nightly, tensorflow-gpu Successfully installed th-nightly-1.14.0 MARNING: the following packages were previously imported in this runtime: [tensorbox-densorflow-sput-2.0 ala tf-estimator-nightly-1.14.0 MARNING: the following packages were previously imported in this runtime: Tou must restart the runtime in order to use newly installed versions.

RESTART RUNTINE

Prot. Dr. Razer A. N. R. Montoho - UFFR/SEPT

Tensorhow



Executar o Primeiro Programa

Adicione mais uma Célula

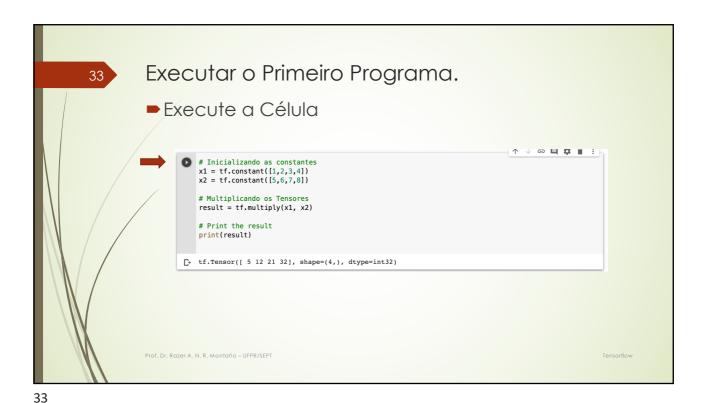
Digite o código

Inicializando as constantes
x1 = tf.constant([1,2,3,4])
x2 = tf.constant([5,6,7,8])

Multiplicando os Tensores
result = tf.multiply(x1, x2)

Print the result
print(result)

Prof. Dr. kazer A N K IVIONTANO



Subir dados para o Google Colab

Usando WGET

!wget https://archive.ics.uci.edu/ml/machine-learning-databases/arrhythmia.data

*Resultado

[12] lwget https://archive.ics.uci.edu/ml/machine-learning-databases/arrhythmia.data

- Resultado

[12] lwget https://archive.ics.uci.edu/ml/machine-learning-databases/arrhythmia.data

- Resultado

[12] lwget https://archive.ics.uci.edu/ml/machine-learning-databases/arrhythmia.data

- Resultado

[13] lwget https://archive.ics.uci.edu/ml/machine-learning-databases/arrhythmia.data

- Resultado

[14] lwget https://archive.ics.uci.edu/ml/machine-learning-databases/arrhythmia.data

- Resultado

[15] lwget https://archive.ics.uci.edu/ml/machine-learning-databases/arrhythmia.data

- Resultado

[16] lwget https://archive.ics.uci.edu/ml/machine-learning-databases/arrhythmia.data

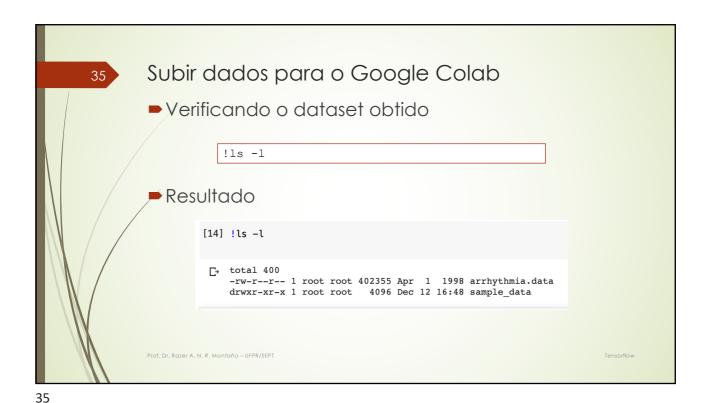
- Resultado

[17] lwget https://archive.ics.uci.edu/ml/machine-learning-databases/arrhythmia.data

- Resultado

[18] lwget https://archive

Prof. Dr. kazer A N K IVIONTANO



Subir dados para o Google Colab

Pode-se carregar os dados com PANDAS

import pandas as pd
df = pd.read_csv("arrhythmia.data", header=None)

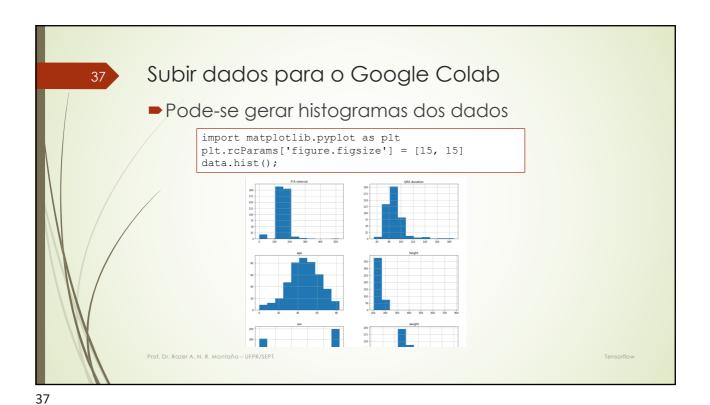
Cortar algumas colunas e nomeá-las

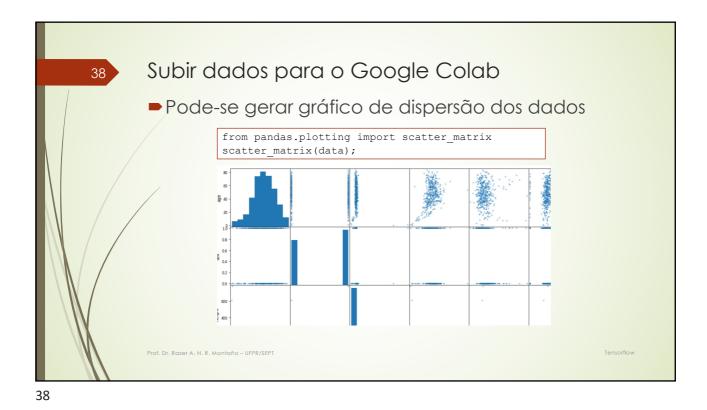
data = df[[0,1,2,3,4,5]]
data.columns = ['age', 'sex', 'height', 'weight', 'QRS duration', 'P-R interval']

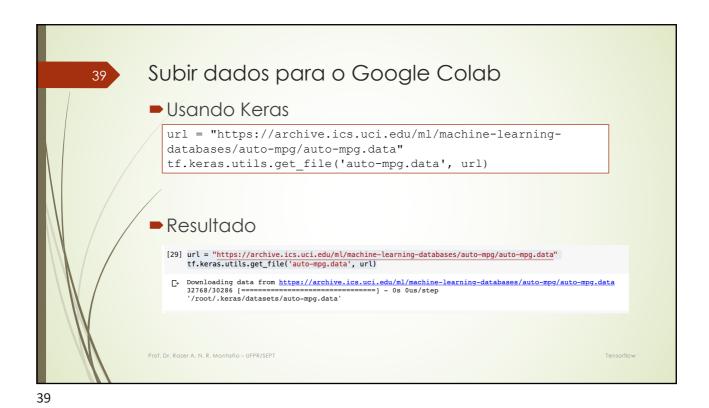
Prof. Dr. Razer A. N. R. MontoRo - UFFR/SEPT

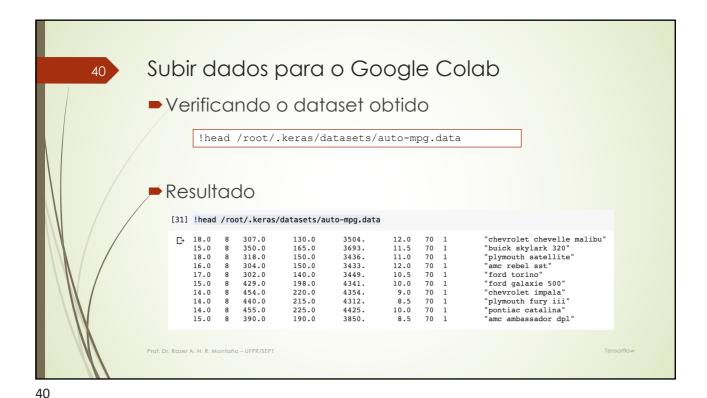
Tensorflow

Prof. Dr. kazer A N K IVIONTANO

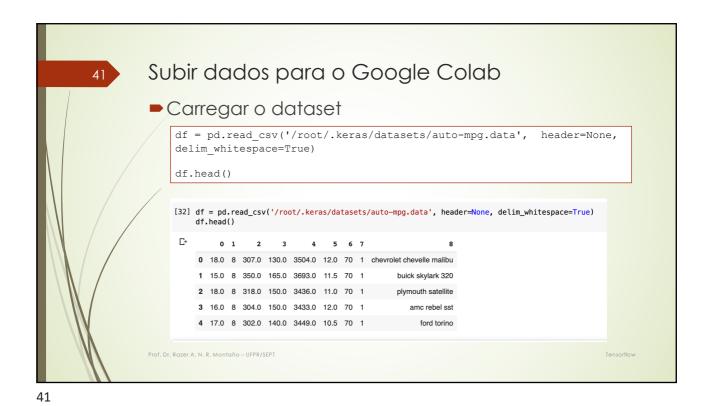


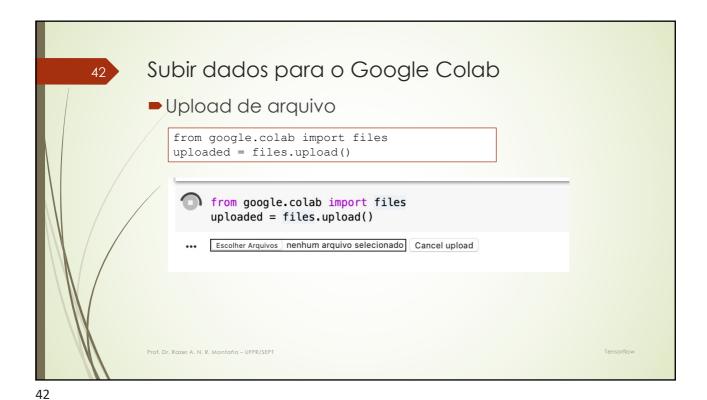


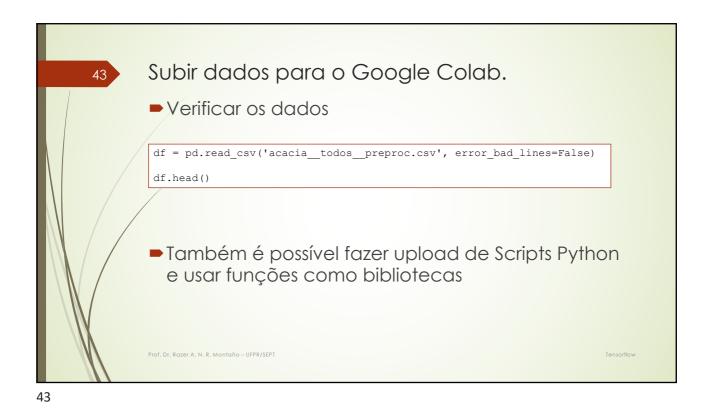


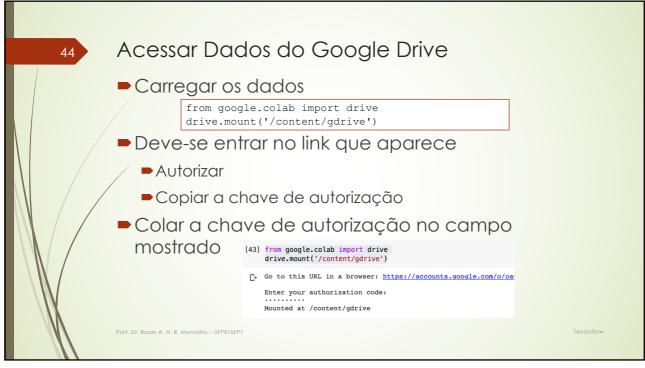


Prof. Dr. kazer a in k iviontano





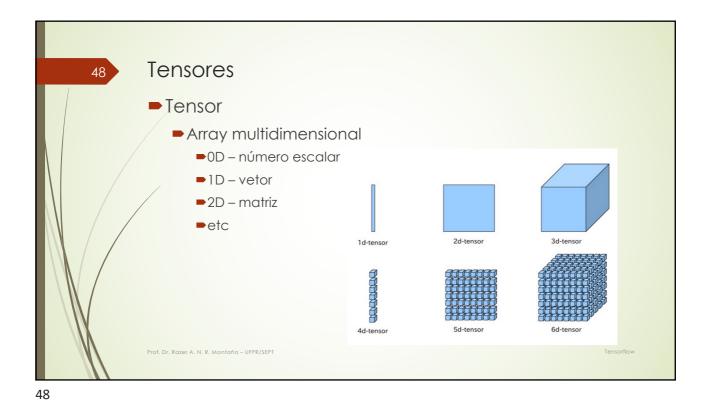


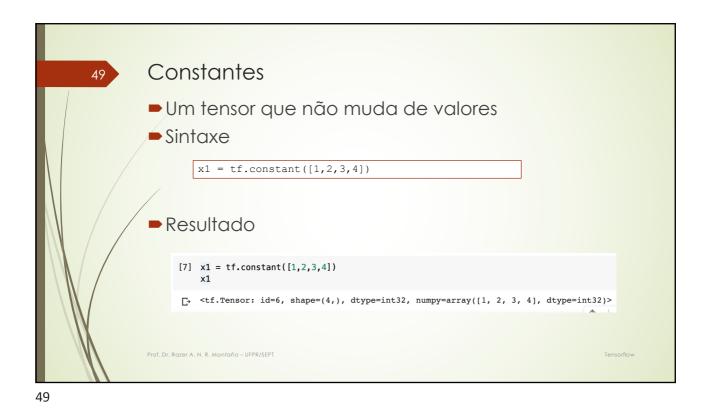


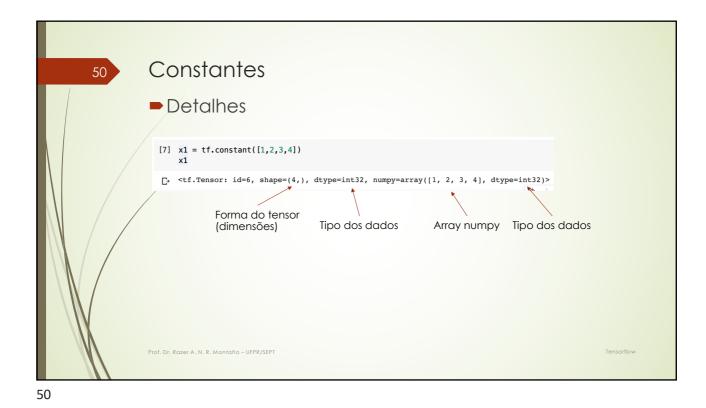


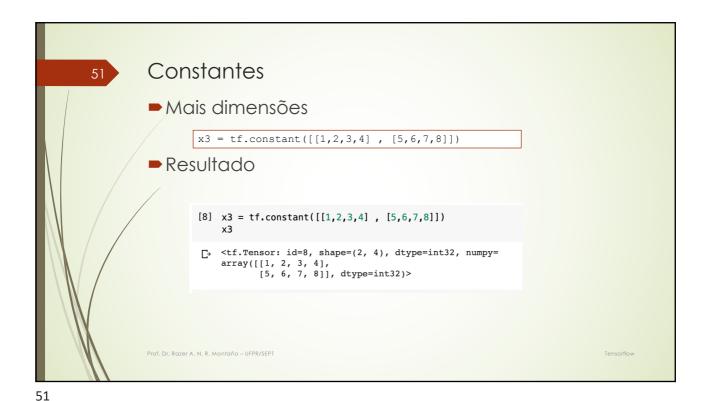




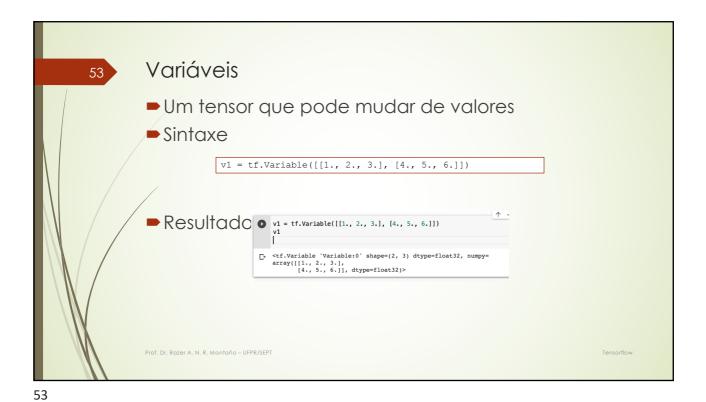








Prof. Dr. kazer A N K IVIONTANO



Variáveis.

Detalhes

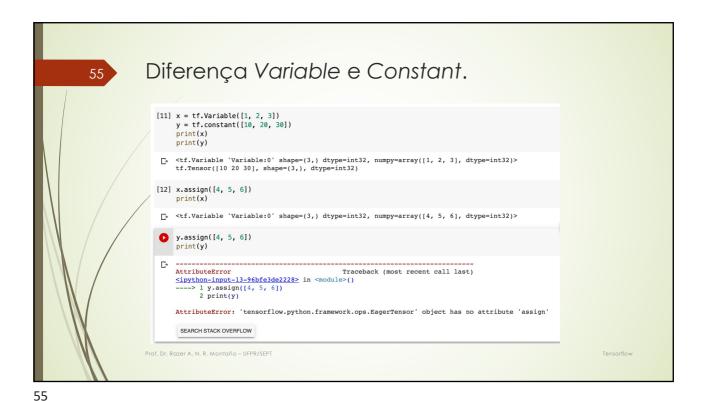
V1 = tf.Variable([[1., 2., 3.], [4., 5., 6.]])

V1

Cy <tf.Variable 'Variable:0'_shape=(2, 3) dtype=float32, numpy= array([[1., 2., 3.], 4., 5., 6.]), dtype=float32)>

Forma do tensor (dimensões) dados numpy Tipo dos dados

Prof. Dr. kazer A N K IVIONTANO



Operações Básicas com Tensores

Adição (+), Subtração (-), Multiplicação (*), Divisão (/)

[15] cl = tf.constant([1.0, 2.0, 3.0])
c2 = tf.constant([4.0, 5.0, 6.0])
c1 = tf.constant([4.0, 5.0, 6.0])
c2 = tf.constant([4.0, 5.0, 6.0])
c3 = tf.constant([4.0, 5.0, 6.0])
c4 = tf.constant([4.0, 5.0, 6.0])
c4 = tf.constant([4.0, 5.0, 6.0])
c5 = tf.constant([4.0, 5.0, 6.0])
c6 = tf.constant([4.0, 5.0, 6.0])
c7 = tf.constant([4.0, 5.0, 6.0])
c8 = tf.constant([4.0, 5.0, 6.0])
c9 = tf.constant([4.0, 5.0, 6.0])
c9 = tf.constant([4.0, 5.0, 6.0])
c1 = tf.constant([4.0, 5.0, 6.0])
c1 = tf.constant([4.0, 5.0, 6.0])
c2 = tf.constant([4.0, 5.0, 6.0])
c3 = tf.constant([4.0, 5.0, 6.0])
c4 = tf.constant([4.0, 5.0, 6.0])
c4 = tf.constant([4.0, 5.0, 6.0])
c4 = tf.constant([4.0, 5.0, 6.0])
c5 = tf.constant([4.0, 5.0, 6.0])
c6 = tf.constant([4.0, 5.0, 6.0])
c7 = tf.constant([4.0, 5.0, 6.0])
c8 = tf.constant([4.0, 5.0, 6.0])
c9 = tf.constant([4.0, 5.0, 6.0])
c9 = tf.constant([4.0, 5.0, 6.0])
c9 = tf.constant([4.0, 5.0, 6.0])
c1 = tf.constant([4.0, 5.0, 6.0])
c1 = tf.constant([4.0, 5.0, 6.0])
c2 = tf.constant([4.0, 5.0, 6.0])
c3 = tf.constant([4.0, 5.0, 6.0])
c4 = tf.cons

Prof. Dr. kazer A N K IVIONTANO



Operações Básicas com Tensores

Usando a biblioteca numpy

import numpy as np

Algumas funções

[37] import numpy as np
np.sqrt(c1)

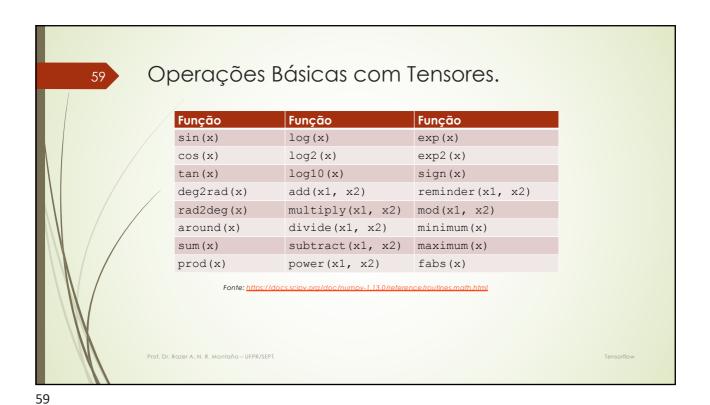
p. array({1. , 1.4142135, 1.7320508}, dtype=float32)

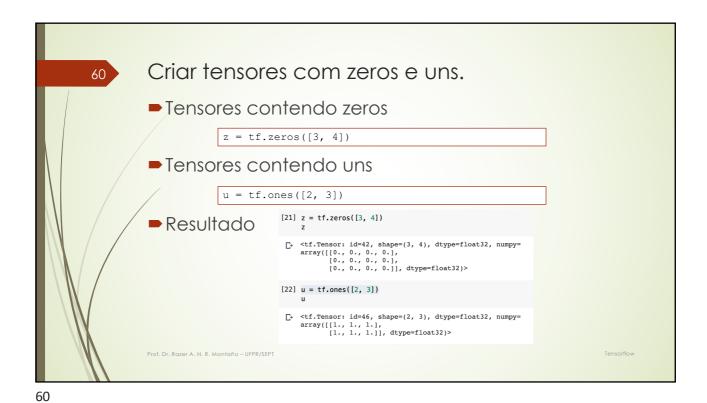
[38] np.square(c1)

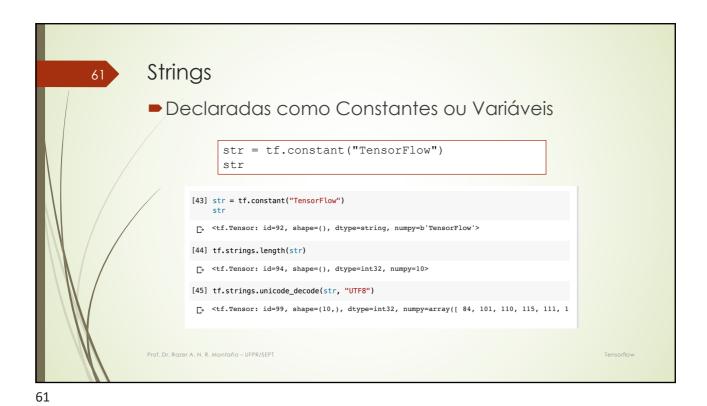
p. array({1., 4., 9.}, dtype=float32)

[40] np.log(c1)

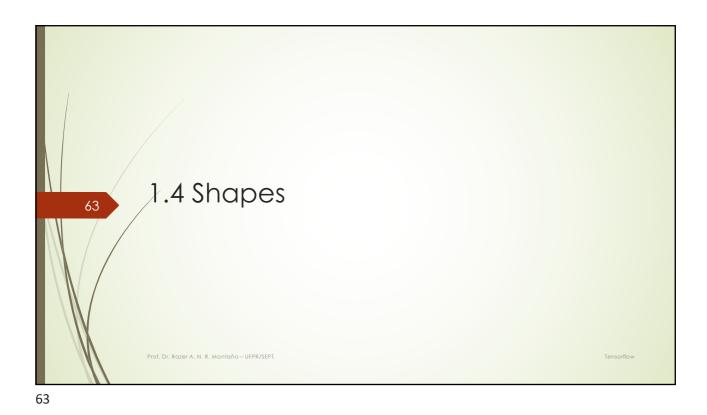
p. array({0. , 0.6931472, 1.0986123}, dtype=float32)

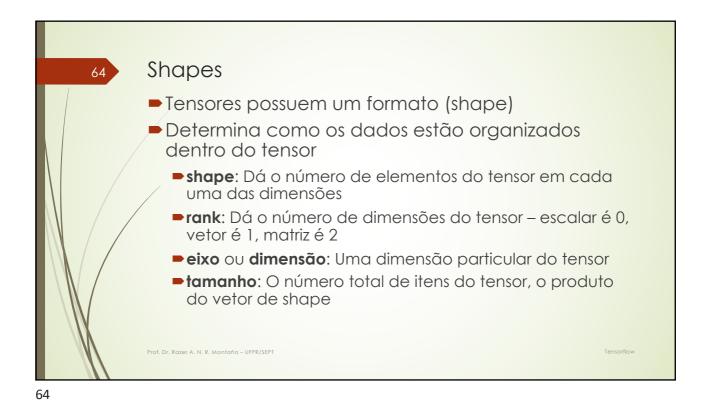


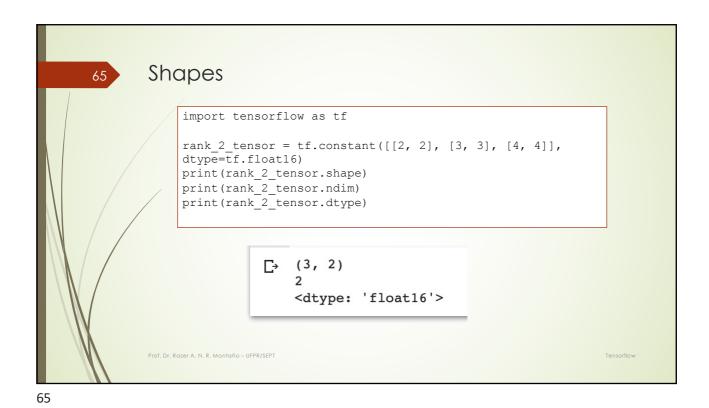


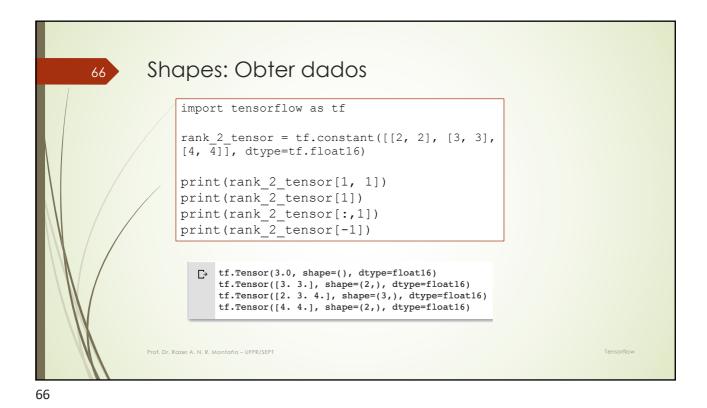


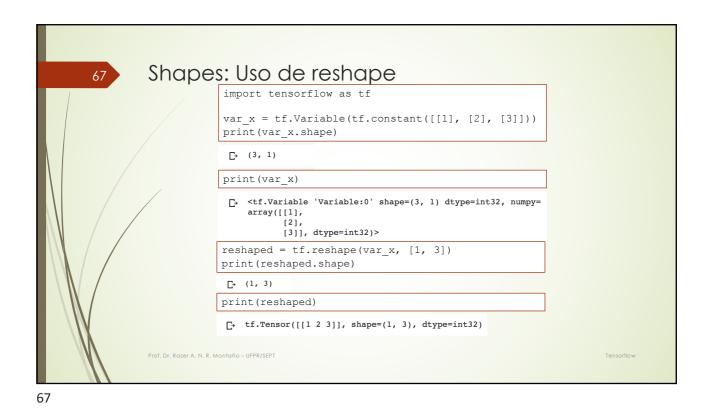
Prof. Dr. kazer A N K IVIONTANO

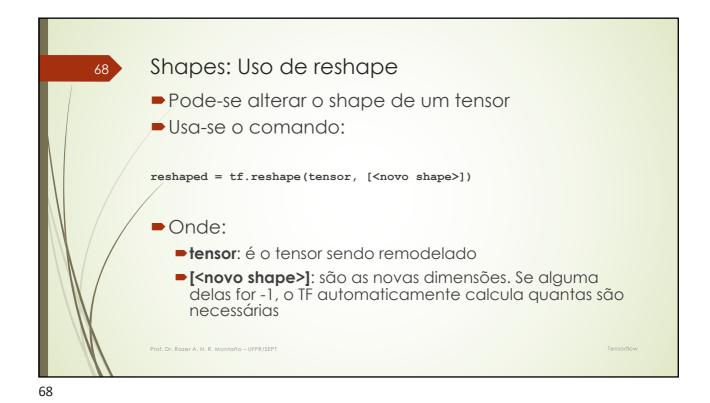


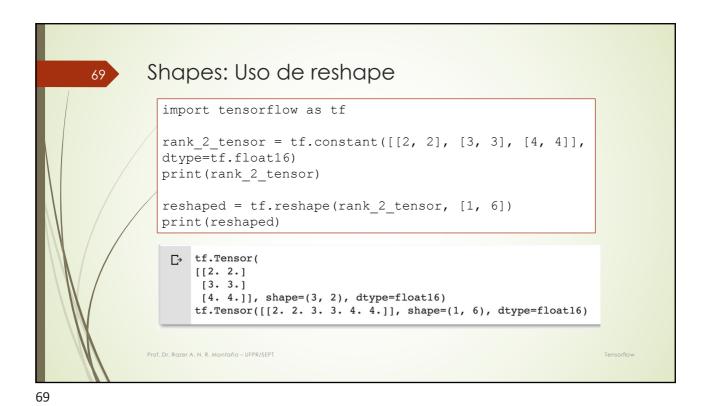












Shapes: Uso de reshape

import tensorflow as tf

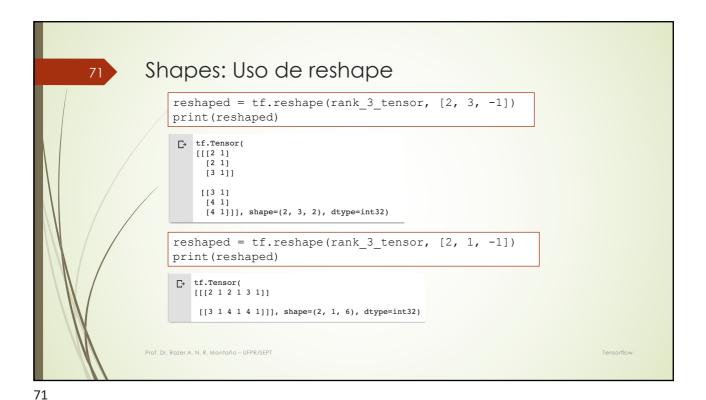
rank_3_tensor = tf.constant(
 [[2, 1], [2, 1]],
 [[3, 1], [3, 1]],
 [[4, 1], [4, 1]]])

print(rank_3_tensor)

Prof. Dr. Razer A. N. R. Montaño - UFPR/SEPT
Tensorflow

Tensorflow

Tensorflow



Shapes: Uso de reshape

reshaped = tf.reshape(rank_3_tensor, [2, -1])
print(reshaped)

print(reshaped)

reshaped = tf.reshape(cank_3_tensor, [-1])
print(reshaped)

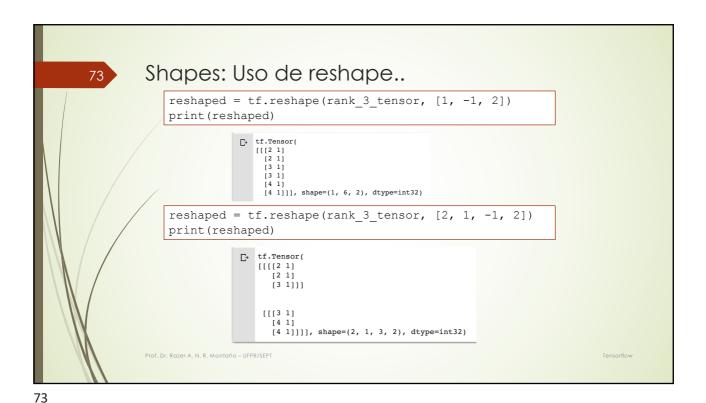
reshaped = tf.reshape(rank_3_tensor, [-1])
print(reshaped)

print(reshaped)

reshaped = tf.reshape(rank_3_tensor, [-1])
print(reshaped)

reshaped = tf.reshape(rank_3_tensor, [-1])
print(reshaped)

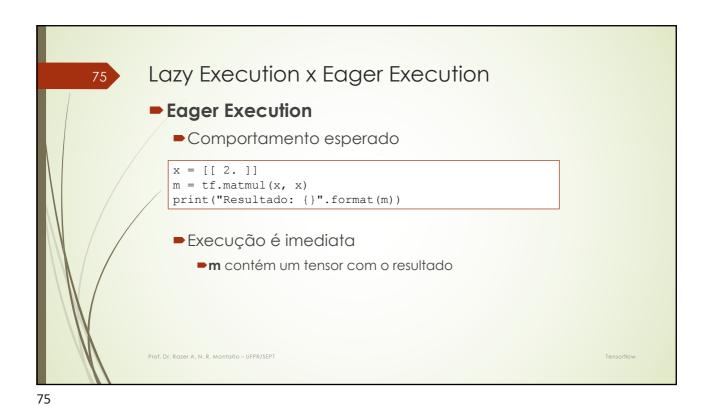
Prof. Dr. kazer A N K IVIONTANO



1.5 Lazy Execution x Eager Execution

Prof. Dr. Rozer A. N. R. Mantaño - UFPR/SEPT

Tensorflow



Lazy Execution x Eager Execution

Lazy Execution

Modo Grafo (graph mode)
Cria um grafo de cálculo (tf.Graph)

x = [[2.]]
m = tf.matmul(x, x)
print("Resultado: {}".format(m))

Execução é adiada

tf.matmul adiciona uma operação ao grafo (tf.Operation)
m contém uma referência para um nodo de computação

São feitas otimizações no grafo de cálculo
Execução do cálculo é adiada

Lazy Execution x Eager Execution Versão 1.x do TF Default era LAZY EXECUTION Versões 1.3 e 1.4 possuíam a opção de EAGER EXECUTION (não por default) Versão 2.x do TF Por default faz EAGER EXECUTION Pode-se executar qualquer conjunto de operações sem construir o grafo Perde em desempenho (sem otimizações) Para se construir o grafo para posterior execução usa-se a anotação Qtf. function Frot. Dr. Razer A. N. E. Montoho - UFPR/SEP1 Tensortiow

Lazy Execution x Eager Execution

Funções anotadas com @tf.function

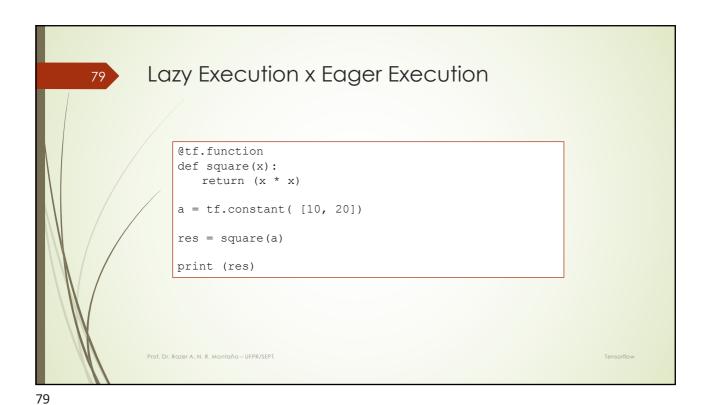
Pode ser aplicado a funções e a métodos de classes

Cria um grafo do Tensorflow a partir da função

Os nós são as operações dentro da função

Pode ser executada na GPU e TPU (Tensor Processing Unit – Google)

78



Lazy Execution x Eager Execution

Usa grafos para controlar o fluxo de dados

Grafo de operações por onde os dados (tensores) fluem

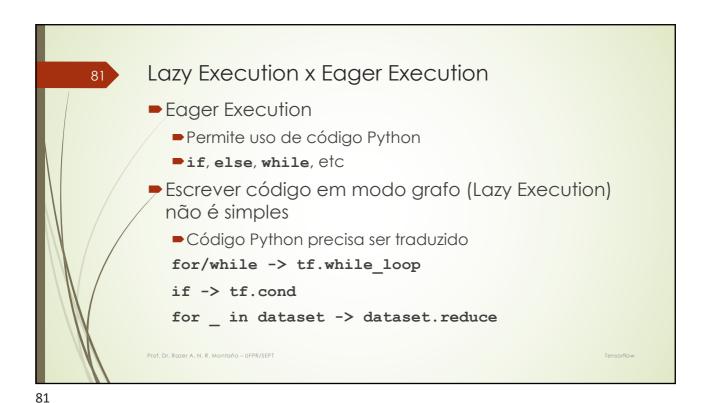
Dependências entre operações

Todas as computações podem ser representadas por um grafo

No caso de execução de funções @tf.function

Objetos tf.Operation: representam unidades de operações

Objetos tf.Tensor: representam os dados



Lazy Execution x Eager Execution

Módulo AutoGraph

Faz a transformação de Python para TF

Automaticamente aplicado em função @tf.function

Permite programar diretamente em Python

Prof. Dr. kazer A N K IVIONTANO

Lazy Execution x Eager Execution..

Quando usar LAZY EXECUTION

Aumentar o desempenho do cálculo: otimizações

Operações que não são naturalmente feitas em GPU/TPU

Muitas operações simples: bom ganho de desempenho

Quando não usar

Não colocar em todas as funções

Quando se quer debbugar

Poucas operações custosas: pouco ganho de desempenho