

UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO

Posgrado en Ciencia e Ingeniería de la Computación

APRENDIZAJE PROFUNDO

Redes densas con PyTorch

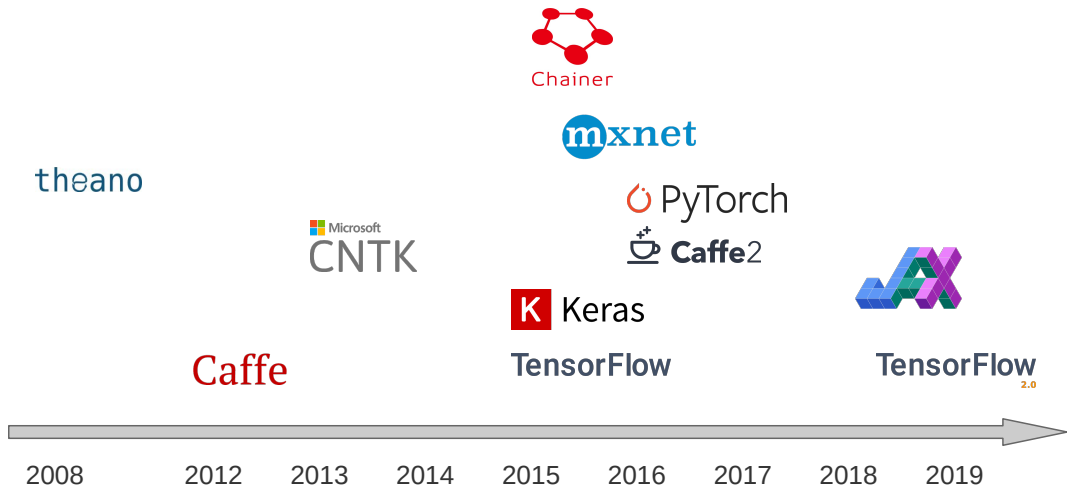
Bere & Ricardo Montalvo Lezama

Octubre 2020

Bibliotecas para aprendizaje profundo

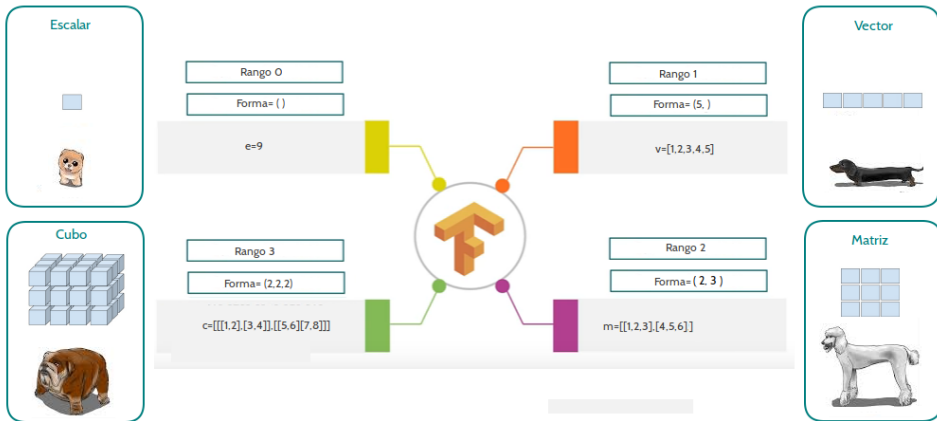
- ▶ Modelo de programación sencillo de álgebra lineal.
- ▶ Abstracciones comunes de redes neuronales.
- ▶ Ejecución en CPU y GPU.
- ▶ Diferenciación automática y optimizadores.
- ▶ Visualización, serialización, trazas, distribución.

Historia



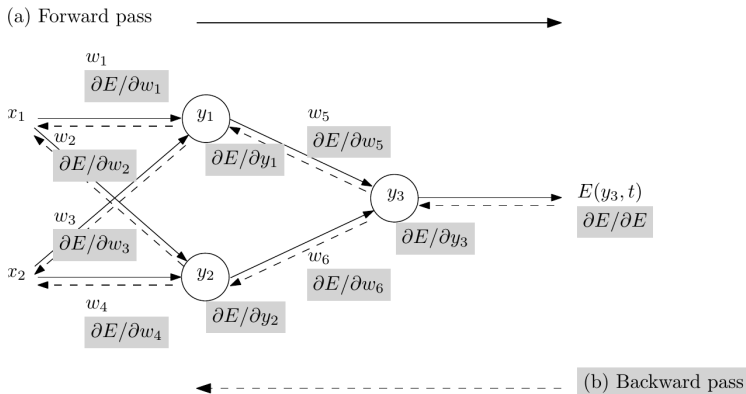
Tensores

- Un tensor es un arreglo multidimensional.



Gráficas de cómputo

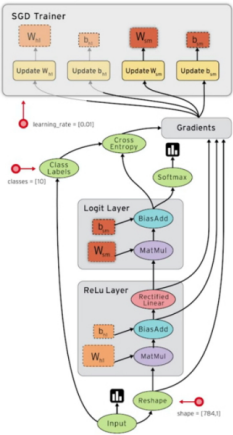
- Representación de una composición de funciones donde las variables son tensores (datos y parámetros).



Fuente: Automatic Differentiation in Machine Learning: a Survey

Estáticas vs dinámicas

Define-and- Run
Estática



Define-by-Run
Dinámica

A graph is created on the fly

```
from torch.autograd import Variable

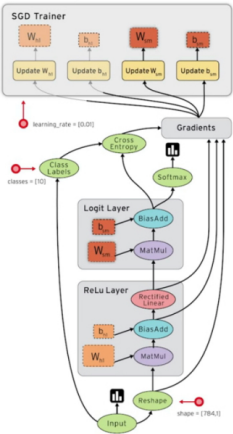
x = Variable(torch.randn(1, 10))
prev_h = Variable(torch.randn(1, 20))
W_h = Variable(torch.randn(20, 20))
W_x = Variable(torch.randn(20, 10))
```



Fuente: tensorflow.org

Estáticas vs dinámicas

Define-and- Run
Estática



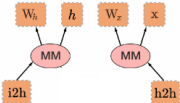
Define-by-Run
Dinámica

A graph is created on the fly

```
from torch.autograd import Variable

x = Variable(torch.randn(1, 10))
prev_h = Variable(torch.randn(1, 20))
W_h = Variable(torch.randn(20, 20))
W_x = Variable(torch.randn(20, 10))

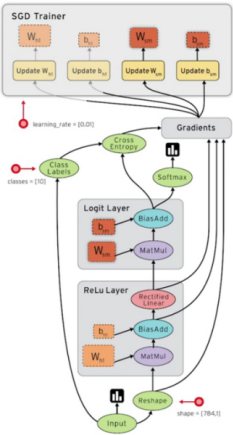
i2h = torch.mm(W_x, x.t())
h2h = torch.mm(W_h, prev_h.t())
```



Fuente: tensorflow.org

Estáticas vs dinámicas

Define-and- Run
Estática



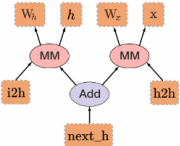
Define-by-Run
Dinámica

A graph is created on the fly

```
from torch.autograd import Variable

x = Variable(torch.randn(1, 10))
prev_h = Variable(torch.randn(1, 20))
W_h = Variable(torch.randn(20, 20))
W_x = Variable(torch.randn(20, 10))

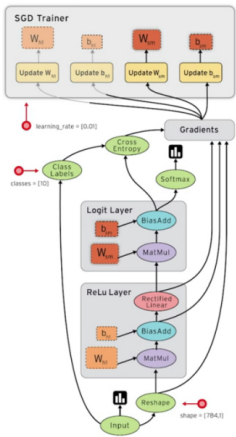
i2h = torch.mm(W_x, x.t())
h2h = torch.mm(W_h, prev_h.t())
next_h = i2h + h2h
```



Fuente: tensorflow.org

Estáticas vs dinámicas

Define-and- Run
Estática



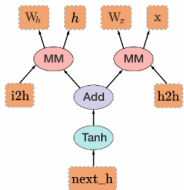
Define-by-Run
Dinámica

A graph is created on the fly

```
from torch.autograd import Variable

x = Variable(torch.randn(1, 10))
prev_h = Variable(torch.randn(1, 20))
W_h = Variable(torch.randn(20, 20))
W_x = Variable(torch.randn(20, 10))

i2h = torch.mm(W_x, x.t())
h2h = torch.mm(W_h, prev_h.t())
next_h = i2h + h2h
next_h = next_h.tanh()
```



Fuente: tensorflow.org

Gráficas y bibliotecas

► Estática

theano

Caffe



Caffe2

Microsoft
CNTK

TensorFlow 1.0

► Dinámica

PYTORCH

Chainer

Eager
execution

TensorFlow
2.0

Interfaces de PyTorch

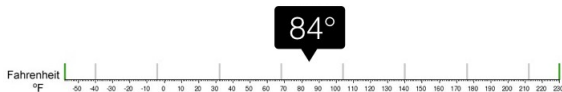
- ▶ Alto Nivel
 - ▶ Apilando capas con `nn.Sequential`.
- ▶ Medio Nivel
 - ▶ Heredando de `nn.Module`.
- ▶ Bajo Nivel
 - ▶ Usando primitivas y definiendo parámetros.

Clasificación vs Regresión



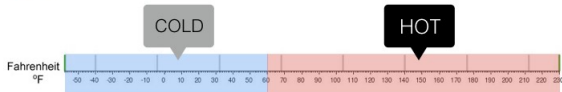
Regresión

¿Cuál será la temperatura del día de mañana ?

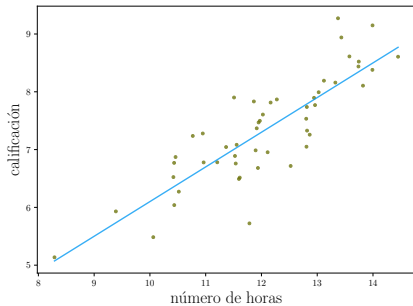


Clasificación

¿ El día de mañana será caluroso o frío ?



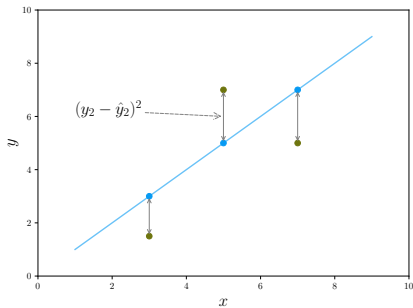
Regresión lineal simple (I)



► Modelo:

$$\hat{y} = wx + b$$

Regresión lineal simple (II)



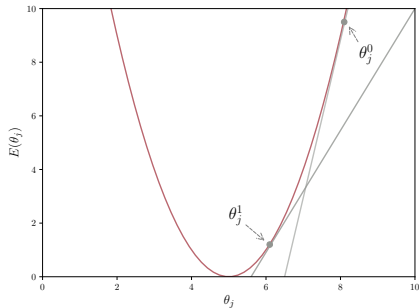
► Modelo:

$$\hat{y} = wx + b$$

► Función de error:

$$E(w, b) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (y - \hat{y})^2$$

Regresión lineal simple (III)



- Modelo:

$$\hat{y} = wx + b$$

- Función de error:

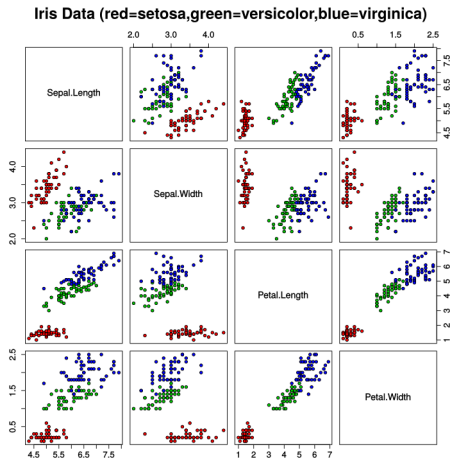
$$E(w, b) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (y - \hat{y})^2$$

- Optimización de la función de error:

$$w := w - \alpha \frac{\partial}{\partial w} E(w, b)$$

$$b := b - \alpha \frac{\partial}{\partial b} E(w, b)$$

Conjunto de datos Iris



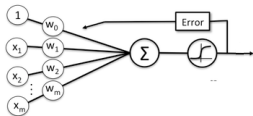
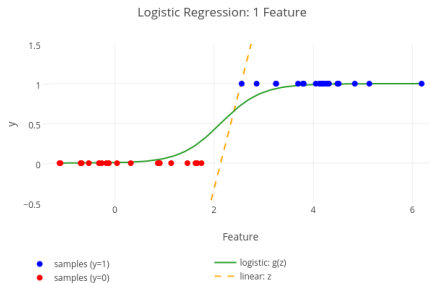
Conjunto de datos de tres especies de Iris.

- ▶ Setosa.
- ▶ Versicolour.
- ▶ Virginica.

Atributos:

- ▶ Largo Sépalo.
- ▶ Ancho Sépalo.
- ▶ Largo Pétalo.
- ▶ Ancho Sépalo.

Regresión logística



- Modelo:

$$P(y|x_i, \theta) = \hat{y} = f \frac{1}{1 + e^{wx+b}}$$

- Función de error: entropía cruzada binaria.

$$E = -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y \log(\hat{y}) + (1 - y) \log(1 - \hat{y}))$$

- Optimización de la función de error:

$$w := w - \alpha \frac{\partial}{\partial w} E(w, b)$$

$$b := b - \alpha \frac{\partial}{\partial b} E(w, b)$$

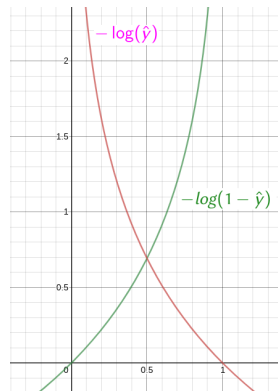
- Métrica: exactitud.

$$Ex = \frac{\# \text{ predicciones correctas}}{\# \text{ total de predicciones}}$$

Entropía cruzada binaria.

$$E = (y)(-\log(\hat{y})) + (1 - y)(-\log(1 - \hat{y}))$$

Etiqueta y	Predicción \hat{y}	Entropía binaria	Pérdida
0	0.9	2.303	alta
0	0.1	0.105	baja
1	0.9	0.105	baja
1	0.1	2.303	alta

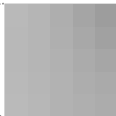


Representación de imágenes

Imagen

Chinito $224 \times 224 \times 1$

Región

 5×5

Representación

10	12	30	35	40
10	12	17	20	42
10	12	12	21	46
10	13	25	22	36
10	13	15	20	58

escala de grises

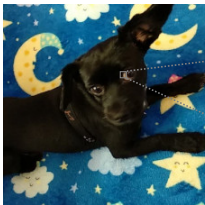
Tensor

Primero canal:

1, 5, 5

Último canal:

5, 5, 1

Pasita $224 \times 224 \times 3$  5×5

RGB

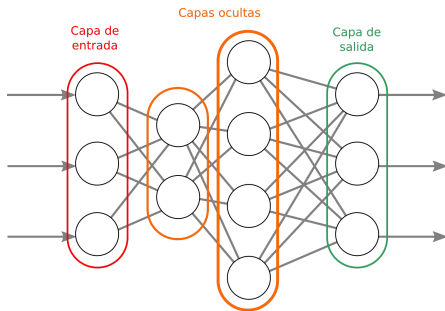
Primero canal:

3, 5, 5

Último canal:

5, 5, 3

Perceptrón multicapa



Entrenamiento:

- ▶ Paso 1: carga el lote de entrenamiento datos.
- ▶ Paso 2: propagación hacia adelante para obtener las predicciones y calcular el error.
- ▶ Paso 3: retropropagar el error.
- ▶ Paso 4: actualizar los pesos.

- ▶ Activación de la j -ésima neurona de la i -ésima capa:

$$a_j^i = f\left(\sum_{i=1}^n x_i w_i + b\right).$$

- ▶ Función de error: entropía cruzada categórica.

$$E = -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y \log(\hat{y}))$$

- ▶ Optimización de la función de error:

$$w := w - \alpha \frac{\partial}{\partial w} E(w, b)$$

$$b := b - \alpha \frac{\partial}{\partial b} E(w, b)$$

- ▶ Métrica: exactitud.

$$Ex = \frac{\# \text{ predicciones correctas}}{\# \text{ total de predicciones}}$$

Ventajas de PyTorch

- ▶ Arquitecturas, modelos preentrenados y conjuntos de datos.
 - ▶ torchvision, torchtext, torchaudio.
- ▶ Visualización y entrenamiento.
 - ▶ Tensorboard, skorch, Ignite, Lightning.
- ▶ Dominios especializados.
 - ▶ AllenNLP (lenguaje), BoTorch (optimización bayesiana), DGL (gráficas).
- ▶ Precisión mixta e interoperabilidad.
 - ▶ Apex/AMP, ONNX.