Apprentissage statistique

Plateformes pour le deep learning

Olivier Schwander <olivier.schwander@sorbonne-universite.fr>

Master Probabilités et Finance
Sorbonne Université

2023-2024

Installation de PyTorch

https://pytorch.org/get-started/locally/

```
conda install pytorch torchvision cpuonly -c pytorch
```

Keras

https://keras.io

Très haut niveau

- Description des couches
- Sur-couche pour TensorFlow (entre autre)
- Interface conforme à `sklearn`
- Pratique pour tester rapidement un modèle simple
- Relativement peu de possibilité de modifier des choses

Définition du modèle

```
model = Sequential()
model.add(Dense(units=64, activation='relu', input_dim=100)
model.add(Dense(units=10, activation='softmax'))
```

Loss, optimisation, etc

```
model.compile(loss='categorical_crossentropy',
              optimizer='sgd',
              metrics=['accuracy'])
```

Apprentissage et évaluation

```
model.fit(x_train, y_train, epochs=5, batch_size=32)

classes = model.predict(x_test, batch_size=128)
```

Tensorflow

https://www.tensorflow.org

Bas niveau

- Description des opérations de calcul
- ou des couches
- Très générique
- Complètement personnalisable pour ses propres besoins
- Support du multi-CPU, du multi-GPU, du multi-serveurs
- Plateforme déclarative
- Pas évident pour débugger

Modèle

```
X = tf.placeholder("float", [None, num_input])
Y = tf.placeholder("float", [None, num_classes])

h1  = tf.Variable(tf.random_normal([num_input, n_hidden_1])
h2  = tf.Variable(tf.random_normal([n_hidden_1, n_hidden_2]
out = tf.Variable(tf.random_normal([n_hidden_2, num_classes
b1  = tf.Variable(tf.random_normal([n_hidden_1])),
b2  = tf.Variable(tf.random_normal([n_hidden_2])),
b3 =  tf.Variable(tf.random_normal([num_classes]))

def neural_net(x):
    layer_1 = tf.add(tf.matmul(x, h1), b1)
    layer_2 = tf.add(tf.matmul(layer_1, h2), b2)
    out_layer = tf.matmul(layer_2, out + b3]
    return out_layer
```

Loss, optmisation, évaluation

```
logits = neural_net(X)

loss_op = tf.reduce_mean(tf.nn.softmax_cross_entropy_with_l
    logits=logits, labels=Y))
optimizer = tf.train.AdamOptimizer(learning_rate=learning_r
train_op = optimizer.minimize(loss_op)

correct_pred = tf.equal(tf.argmax(logits, 1), tf.argmax(Y,
accuracy = tf.reduce_mean(tf.cast(correct_pred, tf.float32)
```

Apprentissage

```
init = tf.global_variables_initializer()

with tf.Session() as sess:
    sess.run(init)

    for step in range(1, num_steps+1):
        batch_x, batch_y = mnist.train.next_batch(batch_siz

        sess.run(train_op, feed_dict={X: batch_x, Y: batch_
        if step % display_step == 0 or step == 1:
            loss, acc = sess.run([loss_op, accuracy], feed_

    sess.run(accuracy, feed_dict={X: mnist.test.images, Y:
```

PyTorch

https://pytorch.org

Niveau intermédiaire

- Description des couches
- ou de n'importe quel calcul
- Trés générique
- Complètement personnalisable pour ses propres besoins
- Plateforme impérative
- Très proche de NumPy
- Facile à débugger

Modèle

```
class Net(nn.Module):
    def __init__(self):
        super(Net, self).__init__()
        self.conv1 = nn.Conv2d(3, 6, 5)
        self.pool = nn.MaxPool2d(2, 2)
        self.conv2 = nn.Conv2d(6, 16, 5)
        self.fc1 = nn.Linear(16 * 5 * 5, 120)
        self.fc2 = nn.Linear(120, 84)
        self.fc3 = nn.Linear(84, 10)

    def forward(self, x):
        x = self.pool(F.relu(self.conv1(x)))
        x = self.pool(F.relu(self.conv2(x)))
        x = x.view(-1, 16 * 5 * 5)
        x = F.relu(self.fc1(x))
```

Loss et optimisation

```
criterion = nn.CrossEntropyLoss()
optimizer = optim.SGD(net.parameters(), lr=0.001, momentum=
```

Apprentissage

```
for epoch in range(epoch):

    running_loss = 0.0
    for i, data in enumerate(trainloader, 0):
        inputs, labels = data

        optimizer.zero_grad()

        outputs = net(inputs)
        loss = criterion(outputs, labels)
        loss.backward()
        optimizer.step()

        running_loss += loss.item()
        if i % 2000 == 1999:    # print every 2000 mini-ba
```

Évaluation

```
correct = 0
total = 0
with torch.no_grad():
    for data in testloader:
        images, labels = data
        outputs = net(images)
        _, predicted = torch.max(outputs.data, 1)
        total += labels.size(0)
        correct += (predicted == labels).sum().item()
```

Huggingface

https://huggingface.co

Collection d'outils

- Bibliothèques de modèles pré-entraînés
- Référence pour le texte
- PyTorch comme backend (mais pas que)
- Few-shot, zero-shot, etc

Protypage, production et recherche

- Fine-tuning
- Combinaison de modèles pour le multi-modal
- Pré-traitement, tokenisation, représentation

LangChain

https://langchain.com

Utilisation des LLMs

- Pour le développement d'application
- Avec interaction
- Sans interaction

Outils

- Abstractions: autour de l'API Openai par exemple, ou de modèles locaux (Llama2 par exemple)
- Prompting: par exemple, génèrer le prompt pour une sortie structurée
- Retrieval-augmented generation: bases de données
- Agents: sorte de machine à états avec plusieurs branches, raisonnement+actions

De l'architecture au calcul

Questions

- Et les gradients ?
- Comment fait-on la descente de gradient ?
- Où et comment sont calculés les gradients ?

Calcul

En NumPy:

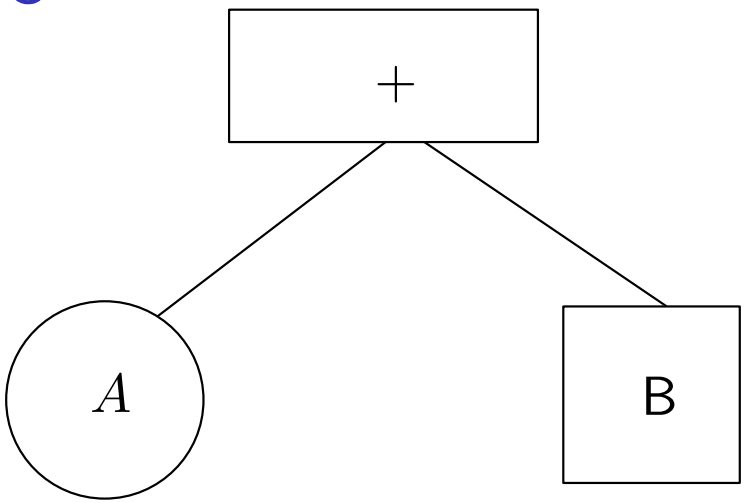
```
A = np.zeros(10, 10)
B = np.ones(10, 10)
C = A + B
```

Que contient `C` ?

Chaque ligne exécute un calcul et renvoie le résultat.

Graphe de calcul

$C =$



- Représentation abstraite de la façon d'arriver au résultat
- Et donc: représentation manipulable informatiquement

Effectuer le calcul

Graphe de calcul

- Description abstraite du calcul

Vraies valeurs

- Valeurs concrètes au lieu de variables abstraites

Évaluation

- Transformer la description du calcul en un résultat concret

Style déclaratif

En TensorFlow:

```
a = tf.Variable(123, name="a")
b = tf.Variable(54, name="b")
c = a + b
```

Que contient c ?

Chaque ligne décrit une partie du calcul.

Évaluation:

```
c.eval()
```

ou

```
session.run(...)
```

Style impératif

En PyTorch:

```
a = torch.tensor(123)
b = torch.tensor(54)
c = a + b
```

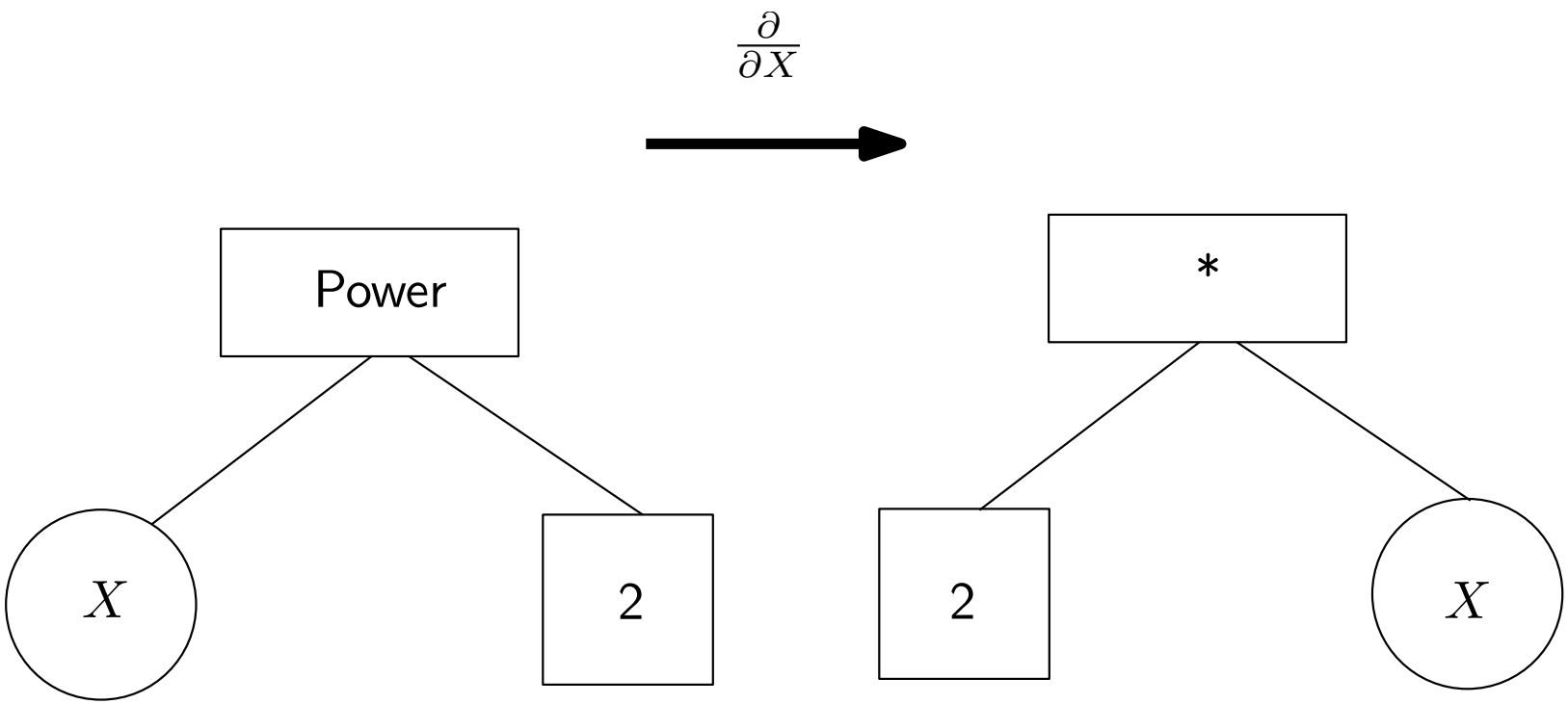
Que contient `c` ?

Chaque ligne décrit une partie du calcul ET calcule le résultat

Évalution:

- C'est fait au fur et à mesure
- Mais on se souvient de comment on est arrivé au résultat

Dérivation automatique



Calcul du gradient

```
x0 = 5.0

x = torch.tensor(x0, requires_grad=True)
y  = x**2

y.backward()

grad_y_wrt_x = x.grad
```

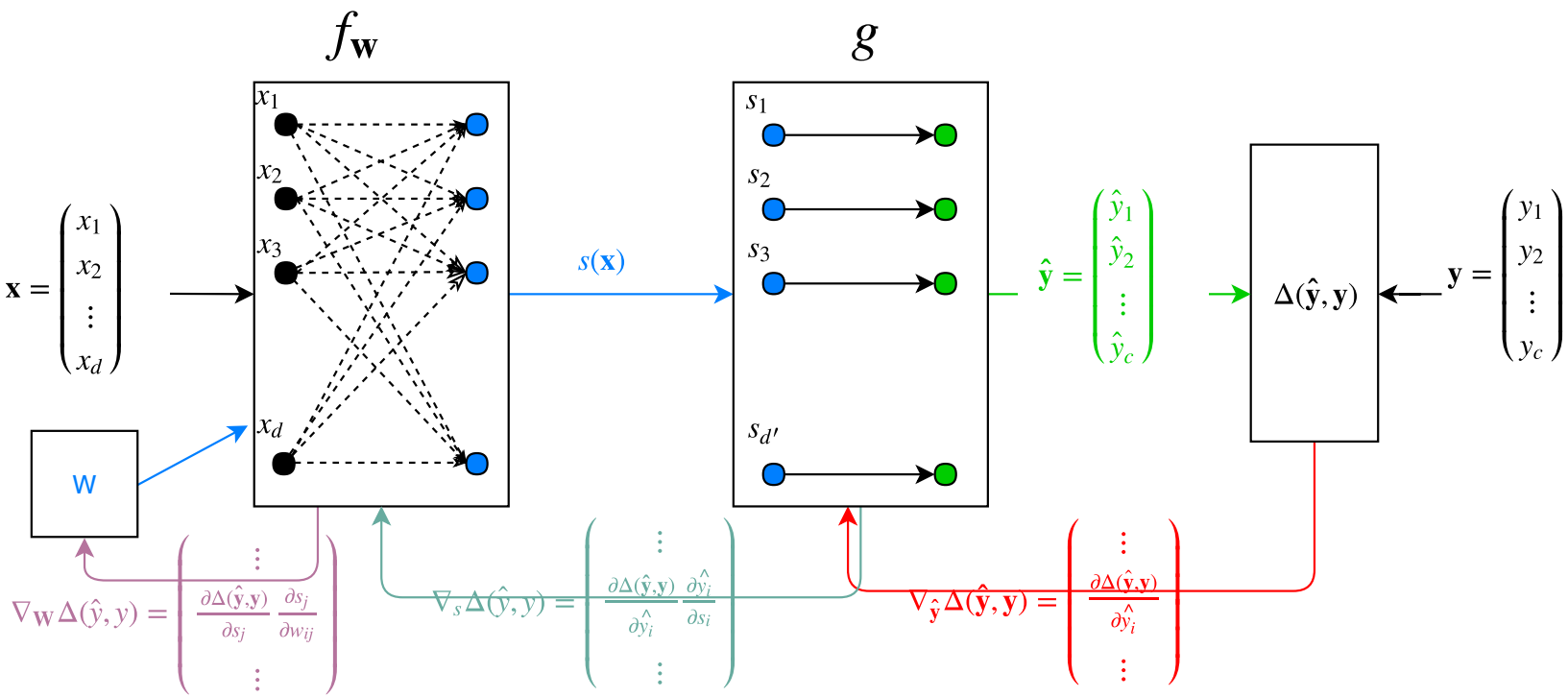
- Pas besoin d'écrire le gradient manuellement

Descente de gradient

À vous

$$\min_x x^2$$

Rétropropagation



Régression linéaire

À vous.

- En dimension quelconque
- $Y = AX + B$
- Loss Mean Square Error
- Essais sur ce que vous voulez

MNIST

À vous.

Deux modèles simples

- Réseau dense (2 couches)
- Réseau convolutionnel (2 conv + 1 dense)

Évaluer les différents modèles, en fonction des hyper-paramètres.
À finir chez vous

Chargement MNIST

```
train_loader = torch.utils.data.DataLoader(
    datasets.MNIST('data', train=True, download=True,
                   transform=transforms.Compose([
                       transforms.ToTensor(),
                       transforms.Normalize((0.1307,),(0.30
                   ])),
    batch_size=args.batch_size, shuffle=True)
test_loader = torch.utils.data.DataLoader(
    datasets.MNIST('data', train=False,
                   transform=transforms.Compose([
                       transforms.ToTensor(),
                       transforms.Normalize((0.1307,),(0.30
                   ])),
    batch_size=args.test_batch_size, shuffle=True)
```