#### PW-09

{dorian.magnin, noemien.kocher}@master.hes-so.ch

# What is the learning algorithm being used to train the neural networks?

On utilise la méthode Sequential de Keras. Selon la doc c'est :

The simplest type of model is the Sequential model, a linear stack of layers

On est donc dans une superposition linéaire de couches.

Selons nos recherche, l'algorithme utilisé est "Restricted Boltzman Machines" RBM. Pour ceci, nous utilisons deux couches: une visible et une cachée.

Nous pouvons paramétrer les différentes couches. Voici la couche visible:

model.add(Dense(300, input\_shape=(784,), activation='relu'))

Cette ligne ajoute la première couche et spécifie une dimension de 300 en sortie et 784 en entrée (28x28). Le dernier paramètre spécifie la fonction d'activation.

La couche cachée est ensuite spécifiée:

model.add(Dense(n\_classes, activation='softmax'))

En indiquant une dimension de 10 en sortie (= au nombre de classes).

# What are the parameters (arguments) being used by that algorithm?

Les paramètres (il y en a 3) sont les suivants:

It receives three arguments:

- An optimizer. This could be the string identifier of an existing optimizer (such as rmsprop or adagrad), or an instance of the Optimizer class. See: optimizers.
- A loss function. This is the objective that the model will try to minimize. It can be
  the string identifier of an existing loss function (such as
  categorical\_crossentropy or mse), or it can be an objective function. See:
  losses.
- A list of metrics. For any classification problem you will want to set this to
   metrics=['accuracy']. A metric could be the string identifier of an existing
   metric or a custom metric function.

# What cost function is being used ? please, give the equation(s).

Dans notre cas, on utilise comme fonction de coût categorical\_crossentropy:

$$\mathcal{L}(X,Y) = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} y^{(i)} \ln a(x^{(i)}) + (1 - y^{(i)}) \ln(1 - a(x^{(i)}))$$

 $X=\{x(1),...,x(n)\}\$  est le set d'entrée dans le training set

 $Y=\{y(1),...,y(n)\}$  est le set avec les labels correspondants

a(x) représente le sortie du réseau de neurones.

```
Model complexity: for each experiment (shallow network learning from raw data,
shallow network learning from features and CNN), select a neural network topology
and describe the inputs, indicate how many are they, and how many outputs.
Shallow from raw data
Input (what, how many):
model.compile(loss='categorical crossentropy', optimizer=RMSprop(),
metrics=['accuracy'])
history = model.fit(X train, Y train,
            batch size=batch size, epochs=n epoch,
            verbose=1, validation data=(X test, Y test))
Train on 60000 samples, validate on 10000 samples
X train est une matrice de dimension (60000, 784). 784 = 28*28 pixels
Y train est une matrice de dimension (6000 x 10)
Total params: 80,610 = 78'600 + 2010
Output (how many): 10 (les différentes classes)
Shallow from features
Input (what, how many):
history = model.fit(X train hog, Y train,
            batch size=batch size, nb epoch=n epoch,
            verbose=1, validation data=(X test hog, Y test))
Train on 60000 samples, validate on 10000 samples
X train hog est une matrice de dimension (6000 x 392)
Comme nous avons 8 orientations et 4 pixel par cellulle, nous avons donc 28*28*8/(4*4) = 392
Y train est une matrice de dimension (6000 x 10)
Output (how many): 10 (les différentes classes)
CNN
Input (what, how many)
history = model.fit(X train, Y train,
             batch_size=batch_size, nb_epoch=n_epoch,
             verbose=1, validation_data=(X_test, Y_test))
```

X\_train est une matrice de dimension (60000, 28, 28, 1)

Y\_train est une matrice de dimension (60000, 10)

Total params: 7.465 ce qui correspond à 234 + 2034 + 1312 + 3625 + 260 =**7'465** 

Output (how many): 10 (les différentes classes)

Compute the number of weights of each model (e.g., how many weights between the input and the hidden layer, how many weights between each pair of layers, biases, etc..) and explain how do you get to those values.

#### Shallow from raw data

Tous les paramètres sont un poid. Donc (784+1)\*300 = 235'500 poids entre l'input et la couche cachée + (300+1) \* 10 qui sont les poids entre la couche cachée et la sortie.

#### Shallow from features

Comme pour le raw data, les paramètres sont des poinds, donc: (394+1)\*200 = 78'600 de l'input à la couche cachée et (200+1)\*10 = 2'010 poids-

#### CNN

7'465, qui est le nombre de paramètres.

# Are the deep neural networks much more complex than the shallow ones? explain with an example.

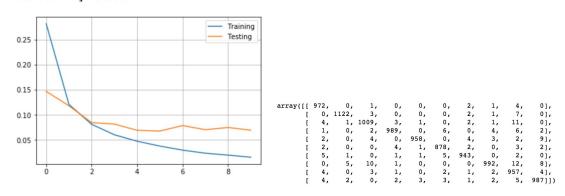
Non, pas forcément. En réduisant la dimension au fil des étapes, le CNN n'est pas beaucoup plus compliqué.

Test every notebook for three different meaningful cases, describe the model and present the performance of the system (e.g., plot of the evolution of the error, final evaluation scores and confusion matrices). Comment the differences in results. Are there particular digits that are frequently confused?

# Shallow from raw data

On utilise un "linear stack of layer". Dans ce cas on en a deux et on cherche à minimiser la fonction de coût categorical\_crossentropy. On utilise RMSprop comme optimizer et on a a deux couches avec *relu* comme fonction d'activation pour la première et *softmax* pour la deuxième.

Test score: 0.0696496090101 Test accuracy: 0.9807



#### **Shallow from features**

C'est comme pour le *raw data*, seulement que les données d'entrées sont différentes (HOG). On a aussi deux couches avec la première qui a *relu* comme fonction d'activation et la deuxième couche *softmax*.

```
Test score: 0.0657455540907
Test accuracy: 0.9805
                                                Testing
                                                                                                      0,
                                                                                                             0,
                                                                                                                                           0],
                                                                         0,
                                                                                       1,
                                                                                                                            2,
                                                                                                                                    3,
 0.15
                                                                             1127,
                                                                                               1,
                                                                         0.
                                                                                1.
                                                                                       0,
                                                                                             991.
                                                                                                      0.
 0.10
                                                                                               0,
                                                                                                     60,
                                                                                                              0,
                                                                                                                     1,
                                                                                       0,
                                                                                               7,
                                                                                                      0,
                                                                                                           871,
                                                                                       0.
                                                                                               0.
                                                                                                                                           01.
                                                                         5.
                                                                                4.
                                                                                                      4.
                                                                                                             3.
                                                                                                                  940.
                                                                                                                            0.
 0.05
                                                                                                                     0,
                                                                                                                                 947,
```

# CNN

On est dans le cas d'un CNN avec 10 couches qui sont les suivantes:

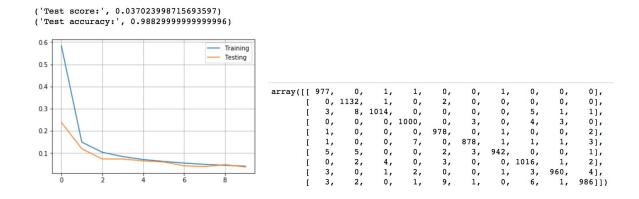
Layer (type)	Output Shape	Param #
I0 (InputLayer)	(None, 28, 28, 1)	0
I1 (Conv2D)	(None, 28, 28, 9)	234
I1_mp (MaxPooling2D) (None, 14, 14, 9) 0		
I2 (Conv2D)	(None, 14, 14, 9)	2034
I2_mp (MaxPooling2D	(None, 7, 7, 9)	0
I3 (Conv2D)	(None, 7, 7, 16)	1312
I3_mp (MaxPooling2D	(None, 3, 3, 16	8) 0
flat (Flatten)	(None, 144)	0
I4 (Dense)	(None, 25)	3625
I5 (Dense)	(None, 10)	

MaxPooling2D permet de réduire la dimension.

Conv2D permet de créer une matrice de convolution.

Dense effectue l'opération avec la matrice de convolution (on un kernel):

Le premier dense utilise *relu* et le dernier *softmax*. *Conv2D* utilise à chaque fois *relu*.



# Conclusion

On remarque que c'est le CNN qui a la meilleure performance et le *test score* le plus bas. Le 4 est souvent confondu avec le 9 et le 7 est souvent confondu avec le 2. Mais de manière générale, les digits sont bien identifiés.