

Possibilités offertes par le machine learning

De l'importance de **l'algorithme** (et de ses paramètres)

Apprentissage

Définition du modèle :

- Quel type d'entrée ? (image, son, texte, capteurs,...)
- Quelle dimension en entrée? en sortie?
- Quelle structure? Combien mettre de couches deep?
- Attention network? Memory network? Convolutions? Softmax? Renforcement? Autoencoder?
- Quelle loss?
- Quel méta-paramètres?
- ...

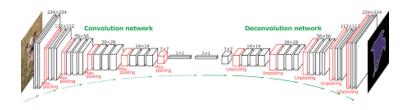


Apprentissage

- 1 initialisation aléatoire du modèle
- 2 Tant que(critère arret == 0)
 - Selection aléatoire d'un batch de données
 - Forward : Passe avant du batch dans le modèle
 - Calcul de l'erreur par rapport aux sorties attendues
 - Backward : Rétropropagation du gradient de l'erreur en fonction des paramèrtres dans le modèle (mise à jour du modèle)
 - Calcul critère arret
- 3 Calcul de l'erreur sur un échantillon de données **qui n'ont JAMAIS** été vues par le modèle pendant l'apprentissage!



Auto-encoder





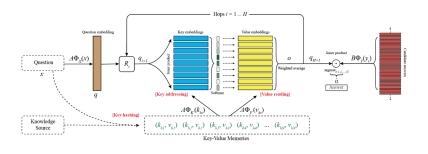
Attention Network

Machine Learning

Modèle à attention et Modèle à Mémoire



Memory Network





Fonction de perte (Loss function)

 \approx Distance entre la sortie et la cible

Sortie:

Cible:

	0.0	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0



Fonction de perte (Loss function)

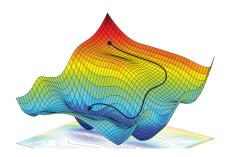
Calcul du gradient de l'erreur par rapport aux paramètres :

$$\frac{\partial Err}{\partial w_i}$$

Mise à jour :

$$w_i = w_i - \gamma * grad$$

où : $0 < \gamma < 1$ (learning rate)



Fonction de perte (Loss function)

Regression Loss Functions:

- Erreur absolue
- Erreur lissée
- **=** ...

Classification Loss Functions:

- Entropies-croisées
- Log vraisemblance
- Loss à marge
- ...

Embedding Loss Functions :

- L1(,L2,...)
- Distance cosinus
- **...**



Exemple de descente de gradient sur un cas simple : la regression

•
$$y = a.X + b$$

• L =
$$\frac{1}{2n} \sum_{i=[1..n]} (y_i^* - y_i)^2$$

• L =
$$\frac{1}{2n} \sum_{i=[1..n]} (y_i^* - (a.x_i + b))^2$$

- •
- $\bullet \quad \frac{\partial L}{\partial b} = \frac{1}{n} \sum_{i=[1..n]} (a.X + b y^*)$

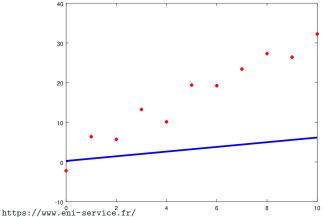
M.A.J:

- $\quad \textbf{a} = \textbf{a} \gamma \tfrac{\partial \textbf{L}}{\partial \textbf{a}}$
- $b = b \gamma \frac{\partial L}{\partial b}$
- où $1 > \gamma > 0$ (learning rate)

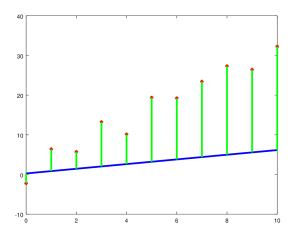


initialisation au hasard ($\gamma = 0.01$)

- a = 0.58
- b = 0.25

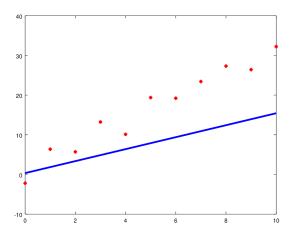


- a = 0.58
- b = 0.25



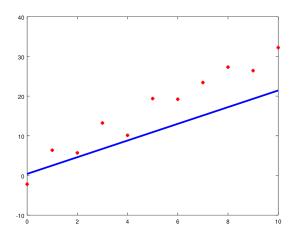


- a = 1.50
- b = 0.35



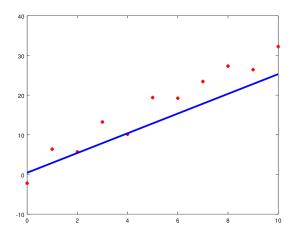


- a = 2.10
- b = 0.40



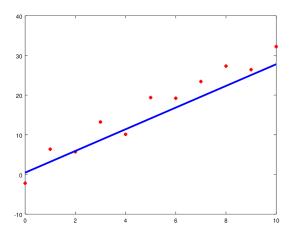


- a = 2.48
- b = 0.43



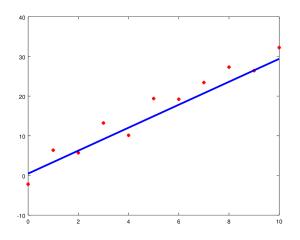


- a = 2.73
- b = 0.46



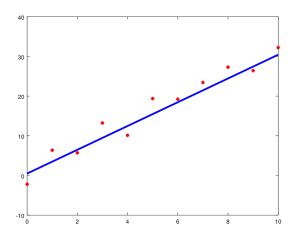


- a = 2.89
- b = 0.47



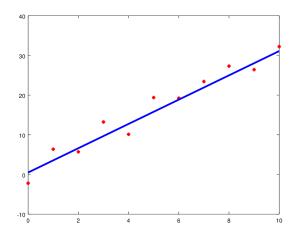


- a = 2.99
- b = 0.48



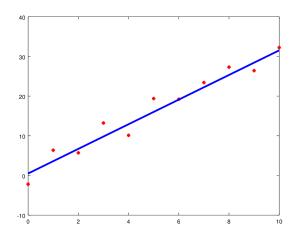


- a = 3.06
- b = 0.49



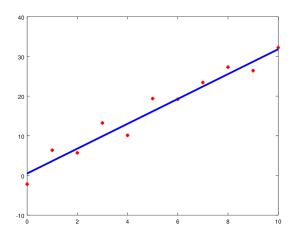


- a = 3.10
- b = 0.49





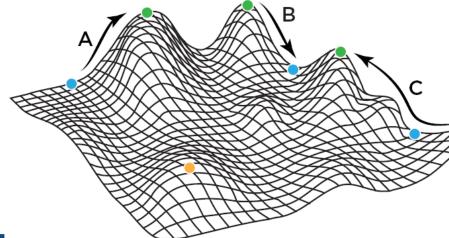
- a = 3.13
- b = 0.50





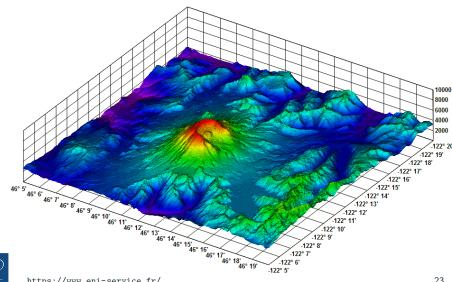
Convergence du modèle vers l'optimal?





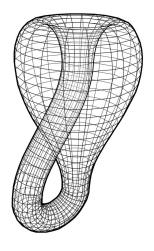


By Max Olson fo 22





https://www.eni-service.fr/





Evaluation des performances

$$Precision_i = \frac{vrai \ positifs_i}{vrai \ positifs_i + faux \ positif_i}$$

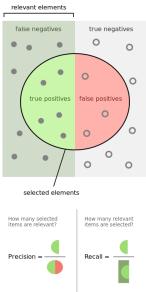
$$Précision = \frac{\sum_{i=1}^{n} précision_{i}}{n}$$

$$Rappel_i = rac{vrai\ positifs_i}{vrai\ positifs_i + faux\ negatifs_i}$$

$$Rappel = \frac{\sum_{i=1}^{n} rappel_{i}}{n}$$

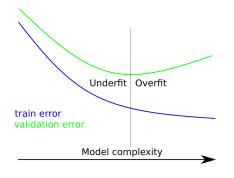


Evaluation des performances





Quel critère d'arret?





sous-apprent is sage/sur-apprent is sage

