



Soutenance du Stage de deuxième année F4 Détermination d'un algorithme améliorant l'apprentissage d'un réseau de neurones

Julien Feuillas

ISIMA

23 Mai 2019

Objectifs du groupe MMIV

- MMIV (Mohn Medical Imaging and Visualization Centre)
 - Centre de recherche en termes d'imagerie médicale
 - Basé en Norvège
 - Dépendant de l'Université de Bergen
 - Représentante : Mme Renate Grüner
- Objectifs
 - Mettre en place de nouvelles techniques d'apprentissage automatique

Travaux réalisés dans le cadre du projet

- Recherche effectuée par le laboratoire
- Récupération de données
 - Jeu de données d'IRM de cerveaux
- Mise en place d'une première solution
 - Acquisition de données
 - Algorithme modifiant le paramètre "Learning Rate" au cours de l'entraînement

Cadre du Stage

- Nos Objectifs
 - Déterminer l'impact du paramètre Learning Rate sur l'apprentissage d'un réseau de neurones
 - Améliorer si possible cet apprentissage
 - Étude de différentes solutions
- Cadre d'étude
 - Optimisation de fonction
 - Deep Learning
 - Segmentation
 - Learning rate

Problématique

Est-il possible d'améliorer l'apprentissage d'une méthode de Deep Learning en modifiant le "taux d'apprentissage" au cours eu cours de l'entraînement ?

Plan

- 1 Présentation de NiftyNet
- 2 Travail à réaliser
- 3 Travaux précédents et Déroulement du Projet
- 4 Présentation des méthodes à implémenter
- 5 Résultats

Plan

- 1 **Présentation de Niftynet**
- 2 Travail à réaliser
- 3 Travaux précédents et Déroulement du Projet
- 4 Présentation des méthodes à implémenter
- 5 Résultats

Installation

- Choix du matériel
 - CPU
 - GPU
- Installation Anaconda
- Installation Tensorflow
- Installation NiftyNet

Fichier de Configuration

```
[image]
path_to_search=data/images
filename_contains=IXI, orig
interp_order=3
axcodes=L,P,S
spatial_window_size=80, 80, 80
```

```
[label]
path_to_search=data/labels
filename_contains=IXI, brain
interp_order=0
axcodes=L,P,S
spatial_window_size=80, 80, 80
```

```
[SYSTEM]
cuda_devices=0
num_threads=10
num_gpus=1
```

```
[NETWORK]
name=highres3dnet
activation_function=prelu
batch_size=1
reg_type=L2
decay=1e-5
queue_length=20
```

```
[TRAINING]
optimiser=adam
sample_per_volume=80
lr=1e-3
loss_type=Dice
starting_iter=0
save_every_n=2500
max_iter=20000
max_checkpoints=1000
```

```
[INFERENCE]
```

```
[EVALUATION]
```

```
[SEGMENTATION]
image=image
label=label
output_prob=False
num_classes=2
label_normalisation=True
```

Entraînement du modèle

```
INFO:nfynet: training iter 2725, loss=0.55839296408449975 (0.8686345)
INFO:nfynet: training iter 2726, loss=0.60077171079451515 (0.8765098)
INFO:nfynet: training iter 2727, loss=0.60286390078140259 (0.8683875)
INFO:nfynet: training iter 2728, loss=0.7271522879700555 (0.8684865)
INFO:nfynet: training iter 2729, loss=0.5072353482246399 (0.8829975)
INFO:nfynet: training iter 2730, loss=0.52447226296279346 (0.8503695)
INFO:nfynet: validation iter 2730, loss=0.591770688234107 (0.8532493)
INFO:nfynet: training iter 2731, loss=0.5904875124217002 (0.8735742)
INFO:nfynet: training iter 2732, loss=0.5931595159214292 (0.8309514)
INFO:nfynet: training iter 2733, loss=0.25069627165794347 (0.8295555)
INFO:nfynet: training iter 2734, loss=0.55473875914590468 (0.8322225)
INFO:nfynet: training iter 2735, loss=0.7395053142643831 (0.8774605)
INFO:nfynet: training iter 2736, loss=0.598532199689807 (0.8776998)
INFO:nfynet: training iter 2737, loss=0.5332014560609943 (0.8878845)
INFO:nfynet: training iter 2738, loss=0.5904875124217002 (0.8794905)
INFO:nfynet: training iter 2739, loss=0.6467521380160002 (0.8505454)
INFO:nfynet: training iter 2740, loss=0.6777690052986145 (0.9158695)
INFO:nfynet: validation iter 2740, loss=0.5845799565209961 (0.3716615)
INFO:nfynet: training iter 2741, loss=0.5483676791511911 (0.8667625)
INFO:nfynet: training iter 2742, loss=0.5927770452499399 (0.8673515)
INFO:nfynet: training iter 2743, loss=0.51738059520144274 (0.8334795)
INFO:nfynet: training iter 2744, loss=0.6961113274292798 (0.8735496)
INFO:nfynet: training iter 2745, loss=0.5986761444091797 (0.8592665)
INFO:nfynet: training iter 2746, loss=0.5968761444091797 (0.8592665)
INFO:nfynet: training iter 2747, loss=0.53993801487487878 (0.8739805)
INFO:nfynet: training iter 2748, loss=0.5923281908832978 (0.8449805)
INFO:nfynet: training iter 2749, loss=0.53693416660182907 (0.8690455)
INFO:nfynet: training iter 2750, loss=0.0 (0.8191595)
INFO:nfynet: validation iter 2750, loss=0.555422464561405 (0.3618793)
INFO:nfynet: training iter 2751, loss=0.5929626187172302 (0.8748193)
INFO:nfynet: training iter 2752, loss=0.6217421293258867 (0.8794408)
INFO:nfynet: training iter 2753, loss=0.5196536203818637 (0.8822105)
INFO:nfynet: training iter 2754, loss=0.2939032316207808 (0.8423635)
INFO:nfynet: training iter 2755, loss=0.6358374953269958 (0.8766345)
INFO:nfynet: training iter 2756, loss=0.578665028816605 (0.8728015)
INFO:nfynet: training iter 2757, loss=0.52926619078172302 (0.8703335)
INFO:nfynet: training iter 2758, loss=0.5929626187172302 (0.8748193)
INFO:nfynet: training iter 2759, loss=0.5774541498720353 (0.8938818)
INFO:nfynet: training iter 2760, loss=0.5138360879365362 (0.8732335)
INFO:nfynet: validation iter 2760, loss=0.5527689552037129 (0.3663955)
INFO:nfynet: training iter 2761, loss=0.7498124283775366 (0.9073135)
INFO:nfynet: training iter 2762, loss=0.5952065858849094 (0.8841635)
INFO:nfynet: training iter 2763, loss=0.5001587867736816 (0.8473115)
```

Figure – Entraînement du système

Loss Function

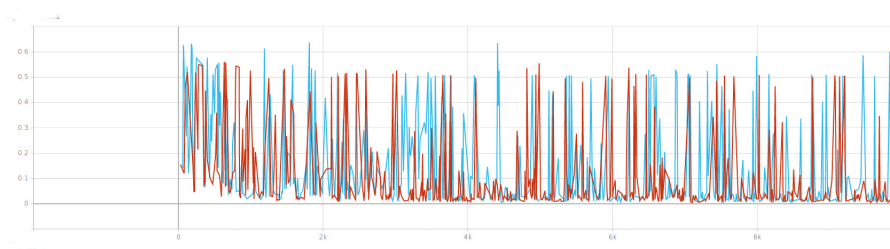


Figure – Courbe réelle

Loss Function

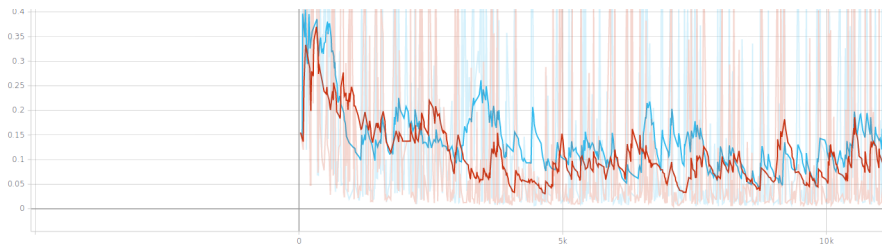


Figure – Courbe amortie avec un coefficient 0.9

Loss Function

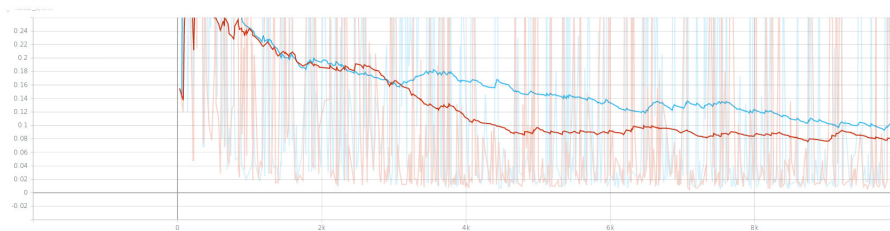


Figure – Courbe amortie avec un coefficient 0.99

Loss Function

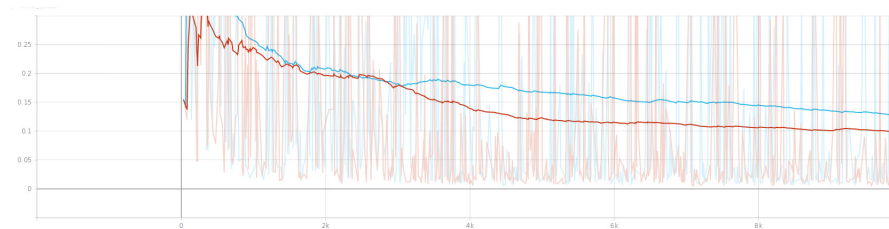


Figure – Courbe amortie avec un coefficient 0.999

Résultats



Plan

- 1 Présentation de Niftynet
- 2 Travail à réaliser
- 3 Travaux précédents et Déroulement du Projet
- 4 Présentation des méthodes à implémenter
- 5 Résultats

Première modification de l_r

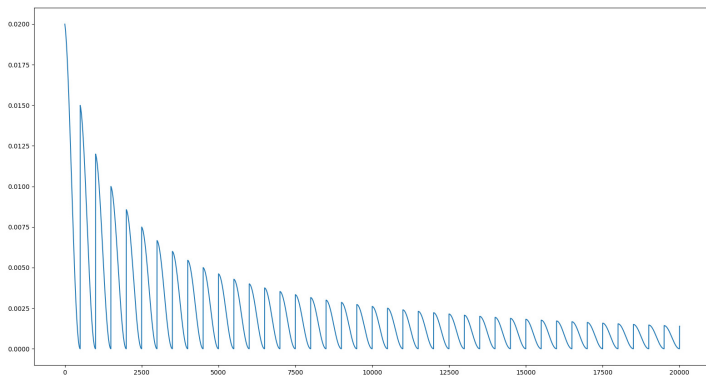


Figure – Modification du “taux d'apprentissage” à chaque itration

Plan

- 1 Présentation de NiftyNet
- 2 Travail à réaliser
- 3 Travaux précédents et Déroulement du Projet**
- 4 Présentation des méthodes à implémenter
- 5 Résultats

Acquisition des données

- Découpage de la pharmacie en différentes zones
- Méthode d'acquisition des données :
 - Téléphone posé dans une zone
 - Émission de signaux pendant une certaine durée
- Stockage des données :
x;y;date;c1;c2;c3;c4

Découpage de la pharmacie

Machine Learning

- Vocabulaire :
 - Feature ($c1, c2, c3, c4$)
 - Target (x, y)
- Algorithmes paramétrés
- Deux étapes :
 - Entraînement
 - Test

Classification et Régression

- Classification

- Regroupement en classes
- Classes – Targets

- Régression

- Forme de la fonction : features \mapsto targets
- Minimisation de l'erreur
- Méthodes linéaires :

$$\begin{cases} t_1 = \alpha_{1,0} + \alpha_{1,1}f_1 + \dots + \alpha_{1,n}f_n \\ \vdots \\ t_m = \alpha_{m,0} + \alpha_{m,1}f_1 + \dots + \alpha_{m,n}f_n \end{cases}$$

Outils utilisés

- Python
- Bibliothèques Python :
 - Numpy
 - Scikit-Learn et Pandas
 - Matplotlib et Seaborn

Déroulement du projet

- Rendez-vous hebdomadaires
- Objectifs définis au cours du projet

Plan

- 1 Présentation de Niftynet
- 2 Travail à réaliser
- 3 Travaux précédents et Déroulement du Projet
- 4 Présentation des méthodes à implémenter**
- 5 Résultats

Découpage du jeu de données

Méthodes de Classification

- K Nearest Neighbors
 - Recherche des voisins
 - Détermination de la classe
- Support Vector Machine (SVM)
 - Choix d'une méthode
 - Itération

Métriques pour la Classification

- Précision = $\frac{\text{Nombre de prédictions correctes}}{\text{Nombre de données}}$
- Matrice de confusion :

	A	B
A	2345	0
B	213	2143

Régressions linéaire et polynomiale

- Régression linéaire

- Méthode des moindres carrés
- Erreur : $\|\cdot\|_2^2$

- Régression polynomiale

- Paramètre : degré
- Exemple :
$$t = a_0 + a_1 f_1 + a_2 f_2 + a_3 f_1^2 + a_4 f_2^2 + a_5 f_1 f_2$$
- Méthode linéaire ?

Régressions linéaires paramétrées

- Régression Ridge
 - Redondance d'information entre les individus
 - Coefficient de pénalité α
- Régression LASSO
 - Redondance d'information dans les features
 - Coefficient de pénalité α
- Régression Elastic-Net
 - Combinaison des méthodes précédentes
 - Deux Coefficients :
 - α : Coefficient de pénalité
 - $\rho \in [0, 1]$: Contrôle de la combinaison

Métriques pour la régression

- Erreur de "distance" :
 - Erreur quadratique :
 - $MSE(Y, Y_{pred}) = \frac{1}{N_{test}} \sum_{l=1}^{N_{test}} (Y_l - Y_{pred,l})^2$
 - Erreur moyenne absolue
 - $MAE(Y, Y_{pred}) = \frac{1}{N_{test}} \sum_{l=1}^{N_{test}} |Y_l - Y_{pred,l}|$
- Capacité de prédiction du modèle
 - Coefficient de détermination
 - $R^2(Y, Y_{pred}) = 1 - \frac{\sum_{l=1}^{N_{test}} (Y_l - Y_{pred,l})^2}{\sum_{l=1}^{N_{test}} (Y_l - \bar{Y})^2}$
 - Score de variance expliquée
 - $EVS(Y, Y_{pred}) = 1 - \frac{Var(Y - Y_{pred,l})}{Var(Y)}$

Efficacité des méthodes de régression

- Résultats dépendants du découpage initial
- Écriture d'une fonction Python :
 - `apply_regressions`
 - Plusieurs applications du même modèle de régression
 - Renvoie la valeur des métriques pour chaque application
 - Variables d'entrée :
 - Nombre de régressions
 - Le modèle à appliquer
 - Conservation des lignes dupliquées ?
- Utilisable pour la détermination de paramètres

Plan

- 1 Présentation de Niftynet
- 2 Travail à réaliser
- 3 Travaux précédents et Déroulement du Projet
- 4 Présentation des méthodes à implémenter
- 5 Résultats**

K Nearest Neighbors

- Précision = 98%

Support Vector Classification

- Précision = 68%

Détermination des paramètres : polynomiale

Détermination des paramètres : Ridge

Détermination des paramètres : LASSO

Détermination des paramètres : Elastic-Net

- Méthode précédente non utilisable
- Utilisation d'un objet déjà implémenté :
 - `MultiTaskElasticNetCV` de `sklearn.linear_model`
 - Validation croisée + méthode de régression
- Paramètre de construction :
 - Nombre de plis à effectuer
 - Un tableau de valeurs possibles pour α et ρ

Comparaison entre classification et régression

- Efficacité de la régression :
 - Au sens des métriques de régression
 - Différentes des métriques de classification
- Passage régression \rightarrow classification
 - Pour la régression polynomiale

Passage de la régression à la classification

Résultats de la régression polynomiale pour la classification

- Résultats :
 - Précision : 54%
 - Termes extra-diagonaux de la matrice de confusion
- Résultats peu précis
 - Zones trop grandes
 - Nécessité d'un nouveau jeu de données

Graphique de densité

Résumé du travail réalisé

- Méthodes de régression implémentées
 - Méthodes linéaires
 - Méthodes probabilistes ? Régressions à noyau ?
- Résultats obtenus
 - Non concluants
 - Méthodes employées réutilisables
- Ce qu'il reste à faire
 - Mise en place de nouvelles régressions
 - Étude d'un nouveau jeu de données

Remerciements

Nous vous remercions pour votre attention