



HAL
open science

Réseau de Neurones Siamois Multimodal pour la prédiction d'évolution de maladies neurodégénératives

C Ostertag, M Beurton-Aimar, M Visani, T Urruty

► **To cite this version:**

C Ostertag, M Beurton-Aimar, M Visani, T Urruty. Réseau de Neurones Siamois Multimodal pour la prédiction d'évolution de maladies neurodégénératives. Rencontres des Jeunes Chercheurs en Intelligence Artificielle (RJCIA'21) Plate-Forme Intelligence Artificielle (PFIA'21), Jul 2021, Bordeaux, France. pp.84-85. hal-03298724

HAL Id: hal-03298724

<https://hal.science/hal-03298724>

Submitted on 23 Jul 2021

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Réseau de Neurones Siamois Multimodal pour la prédiction d'évolution de maladies neurodégénératives

C. Ostertag^{1,2}, M. Beurton-Aimar², M. Visani¹, T. Urruty³

¹ LaRochelle Université, L3i

² Université de Bordeaux, LaBRI

³ Université de Poitiers, XLIM

...

cecilia.ostertag1@univ-lr.fr

Résumé

Pour évaluer la progression de maladies neurodégénératives, l'imagerie médicale est utilisée, ainsi que des tests cognitifs et des mesures biologiques. Dans ce travail nous présentons une approche d'apprentissage profond dont le but est l'utilisation de données multimodales, pour la prédiction de l'évolution de la maladie. Notre modèle est un réseau de neurones profond, avec des sous-modules siamois dédiés à l'extraction d'informations pour chaque modalité.

Mots-clés

réseaux siamois, multimodal, apprentissage profond

Abstract

To assess the progression of neurodegenerative diseases, medical imaging is used alongside cognitive evaluations and biological measurements. In this work we present a deep learning approach aiming to use multimodal data to predict the disease evolution. Our model is a Deep Neural Network (DNN) with siamese sub-modules dedicated to extract features from each modality.

Keywords

siamese network, multimodal, deep learning

1 Introduction

Le suivi et la prédiction de l'état cognitif d'une personne affectée par une maladie neurodégénérative est cruciale, afin de fournir un traitement approprié à chaque patient, et cela le plus tôt possible. Ces patients sont donc suivis régulièrement pendant plusieurs années, dans le cadre d'études longitudinales. A chaque visite médicale, une grande quantité de données est acquise : présence de facteurs de risque, imagerie (IRM ou PET scan), résultats de tests cognitifs, prélèvements biologiques, etc. Ces différentes modalités apportent des informations sur la progression de la maladie, certaines complémentaires et d'autres redondantes.

En utilisant comme cas d'application la maladie d'Alzheimer, nous avons conçu un réseau de neurones profond ca-

pable d'utiliser deux modalités, les IRM structurales de cerveau, et les données cliniques (scores cognitifs et facteurs de risques), pour la prédiction du déclin cognitif à partir de deux visites médicales d'un patient.

2 Création du Jeu de Données

Notre jeu de données est constitué de sujets provenant de la base Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative (ADNI) [1]. De cette base nous avons récupéré 382 sujets ayant une visite médicale d'inclusion et une visite de suivi à 6 mois, 12 mois, et 24 mois. Notre but étant d'utiliser un réseau siamois pour évaluer l'évolution des sujets entre deux visites médicales, de façon similaire aux travaux de Bhagwat et al. [2], nous avons utilisé ces 4 visites pour créer 6 paires de visites par sujet. Enfin, nous avons utilisé l'évolution du score cognitif Mini Mental State Evaluation (MMSE) sur 72 mois pour séparer les sujets en deux groupes : stabilité ou déclin cognitif. Ce sont ces groupes qui ont servi de label pour nos paires de visites. Après pré-traitement et filtrage de nos données, nous obtenons un total de 2268 paires de visites. La figure.1 montre notre processus de création du jeu de données.

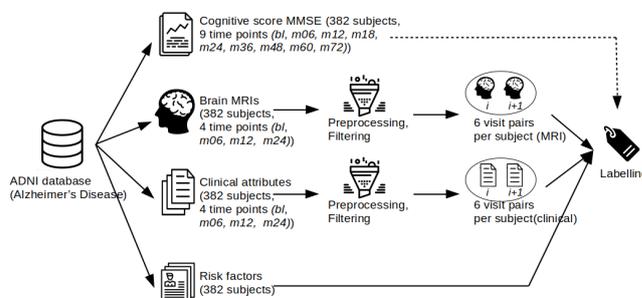


FIGURE 1 – Représentation schématique du processus de création de notre jeu de données

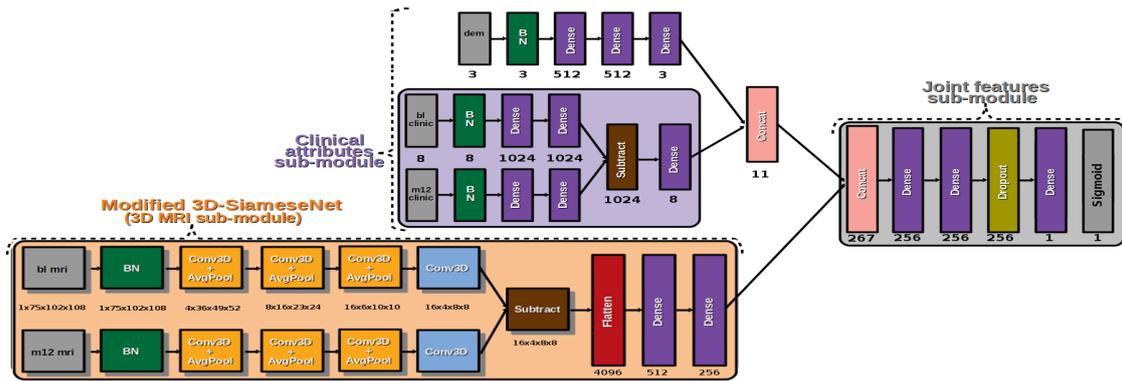


FIGURE 2 – Architecture de notre réseau siamois multimodal

3 Architecture du Modèle

Notre modèle, implémenté avec PyTorch, (voir Figure.2) est un réseau de neurones profond, conçu pour prendre en compte à la fois l’aspect multimodal et l’aspect temporel de notre tâche de classification. La gestion des modalités se fait à l’aide de sous-modules spécifiques à chaque modalité : les IRM étant des volumes il sont envoyés à un réseau convolutif 3D, et les données cliniques étant des listes de variables quantitatives et qualitatives, ils sont envoyés à un simple Multi Layer Perceptron 1D. Les modalités sont fusionnées par concaténation, puis quelques couches supplémentaires permettent un apprentissage conjoint, pour exploiter les corrélations entre modalités. Cette stratégie de fusion est basée sur les travaux de Xu et. al. [4]. La comparaison des deux visites médicales se fait grâce à l’architecture siamoise, pour chaque modalité.

4 Résultats et Discussion

Notre jeu de données a été séparé en 60%/20%/20% pour l’entraînement, la validation, et le test. Après une validation croisée, nous avons obtenu une accuracy et un score F1 de 0.91 sur le jeu de test (composé de 231 patients stables et 219 en déclin cognitif). Ce modèle multimodal est donc acceptable, et a des performances supérieures à l’utilisation des sous-modules uni-modaux séparément (F1 de 0.33 pour le module IRM, et F1 de 0.47 pour le module clinique). Nous montrons donc ainsi la valeur ajoutée de l’apprentissage multimodal.

Nous avons également comparé les valeurs de précision, rappel, et F1 obtenus en groupant les paires de visites par intervalle de temps entre les deux visites, et nous avons montré que la durée de l’intervalle n’impacte pas significativement les performances du modèle multimodal. En revanche nous avons montré que des fluctuations de l’état cognitif du patient à court terme peuvent causer le modèle à prédire une stabilité cognitive, alors que l’évolution à long terme du sujet montre un déclin cognitif (cas de faux négatifs).

Enfin, nous avons comparé notre modèle siamois multimo-

dal à un modèle récurrent (RNN) [3] utilisant des séquences de 5 visites successives, avec les modalités suivantes : facteurs de risque, scores cognitifs, et mesures de volumes calculées à partir des IRM fonctionnelles. Bien que le RNN ait de meilleures performances (accuracy et F1 de 0.97), notre modèle reste compétitif et avantageux car il ne nécessite que deux visites quelconques pour la prédiction du devenir cognitif d’un patient.

5 Conclusion

Nous avons conçu et implémenté un réseau multimodal pour la prédiction de l’évolution d’une maladie neurodégénérative, la maladie d’Alzheimer, à partir de données multimodales. Cette architecture est adaptée aux différentes modalités, et prend en entrée deux visites médicales quelconques d’un même patient, afin de prédire s’il est ou non en déclin cognitif. Notre modèle obtient une accuracy de 91%, ce qui est compétitif face à un modèle RNN (accuracy 97%), étant donné qu’il nécessite simplement une paire de visites et non une séquence de visites.

Références

- [1] ADNI | Alzheimer’s Disease Neuroimaging Initiative.
- [2] Nikhil Bhagwat, Joseph D Viviano, Aristotle N Voineskos, M Mallar Chakravarty, Alzheimer’s Disease Neuroimaging Initiative, et al. Modeling and prediction of clinical symptom trajectories in alzheimer’s disease using longitudinal data. *PLoS computational biology*, 14(9) :e1006376, 2018.
- [3] Garam Lee, Kwangsik Nho, Byungkon Kang, Kyung-Ah Sohn, and Dokyoon Kim. Predicting alzheimer’s disease progression using multi-modal deep learning approach. *Scientific reports*, 9(1) :1–12, 2019.
- [4] Tao Xu, Han Zhang, Xiaolei Huang, Shaoting Zhang, and Dimitris N Metaxas. Multimodal deep learning for cervical dysplasia diagnosis. In *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, pages 115–123. Springer, 2016.