

# Apprentissage automatique multi-objectif basé sur Pareto: aperçu et études de cas

Yaochu Jin, Bernhard Sendhoff

Poster par Xiang LI, Zinan ZHOU  
Université de Technologie de Compiègne ( UTC )

## Introduction

La thèse consiste à mettre en place la méthode de Pareto dans l'apprentissage automatique. L'apprentissage automatique est composé de trois parties principales : supervisé, non-supervisé et renforcement. Dans notre cas, nous focussions les deux premières. Traditionnellement, la fonction d'objective est unitaire en combinant plusieurs objectives par la pondération, dit, apprentissage multi-objectif scalaire.

Avec le Pareto, multi-objective est acceptable, il est cependant un vecteur à optimiser. Dans la pratique de classification supervisée, il peut s'employer pour augmenter la compétence de généralisation, rendre le modèle plus interprétable, et permet d'assurer la diversité de membres dans l'apprentissage ensembliste. Dans la suite, nous présentons l'usage de Pareto en détail et les avantages de Pareto.

## Objectif

Décrire le rôle, les avantages et les inconvénients de Pareto multi-objective dans l'apprentissage automatique.

## Méthodologie

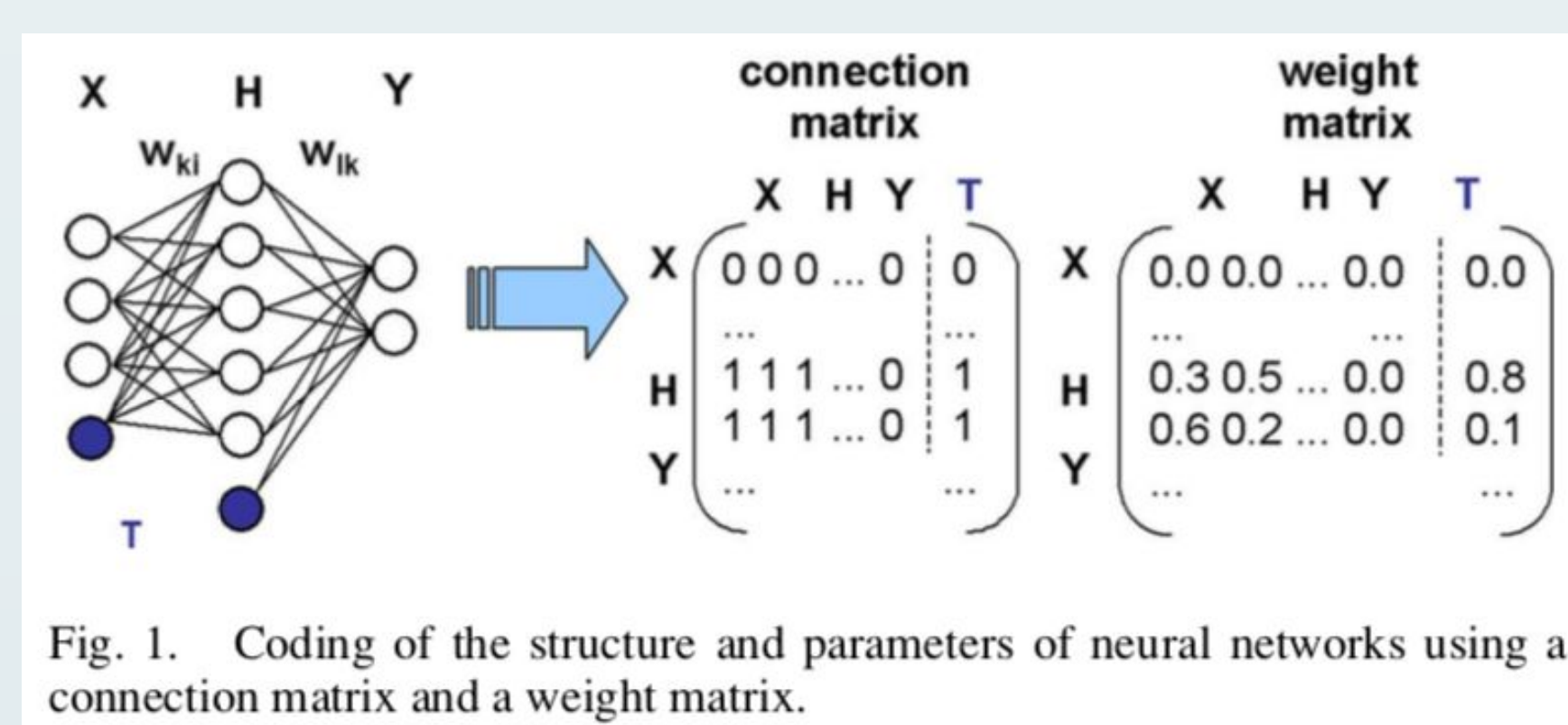
### I. Modèle de réseau de neurones

Réseaux de neurones à action directe avec une couche cachée. Les neurones cachés sont non linéaires et les neurones de sortie sont linéaires. La fonction d'activation:

$$g(z) = \frac{x}{1 + |x|}.$$

### II. L'algorithme évolutif multiobjectif (MOEA)

- Description de la structure et des poids des réseaux de neurones.



- Mutations de structure et de poids:  
Insérez de nouveaux neurones ou supprimez des neurones existants et ajoutez ou supprimez des connexions entre deux neurones [1] en utilisant Mutation gaussienne.
- Apprentissage à vie: Après la mutation, le poids est mis à jour avec l'algorithme Rprop [2] pendant la rétropropagation.

$$\Delta w_{ij}^{(t)} = -\text{sign} \left( \frac{\partial E^{(t)}}{\partial w_{ij}} \right) \Delta_{ij}^{(t)}$$

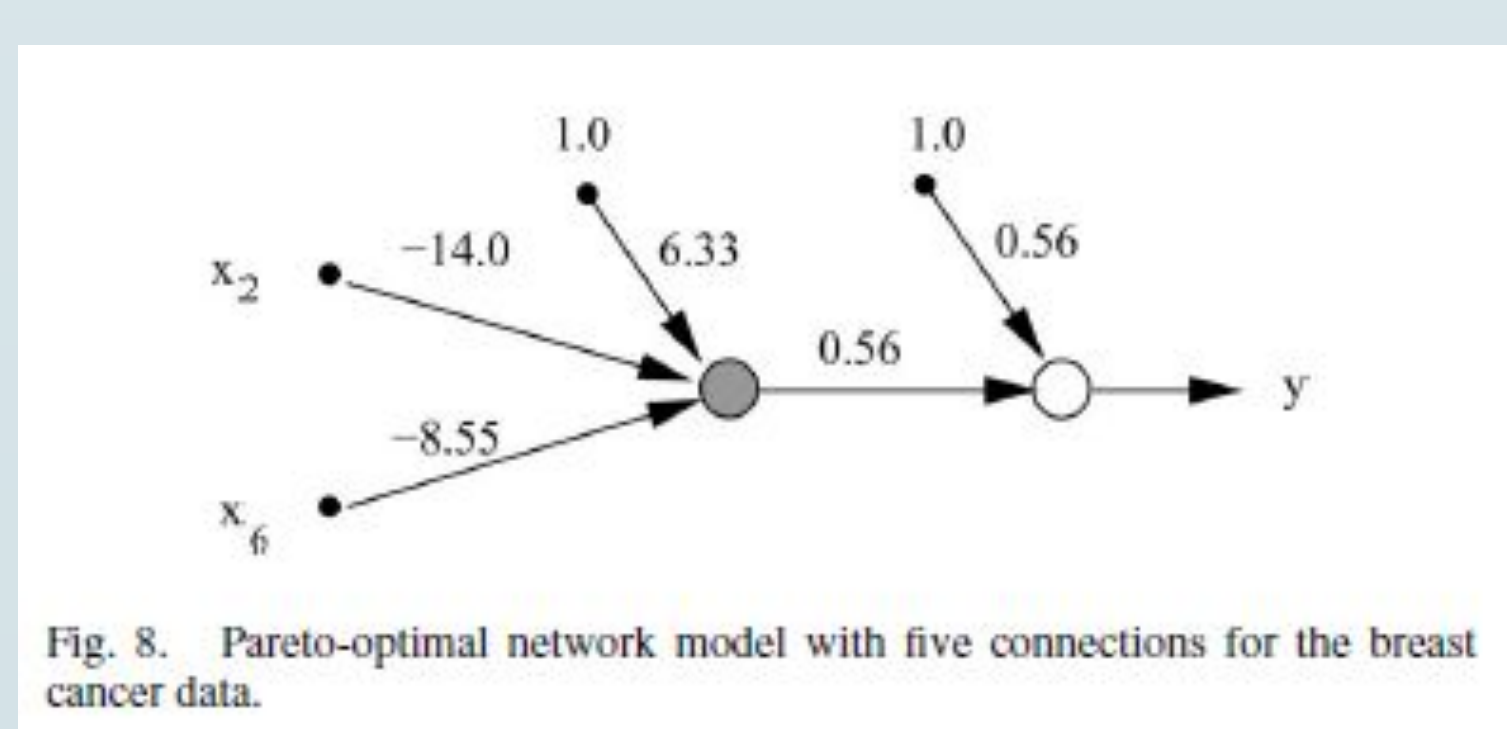
ce terme désigne le poids reliant le neurone j et le neurone i après t-ième itération.

- La méthode de sélection: NSGA-II [3]

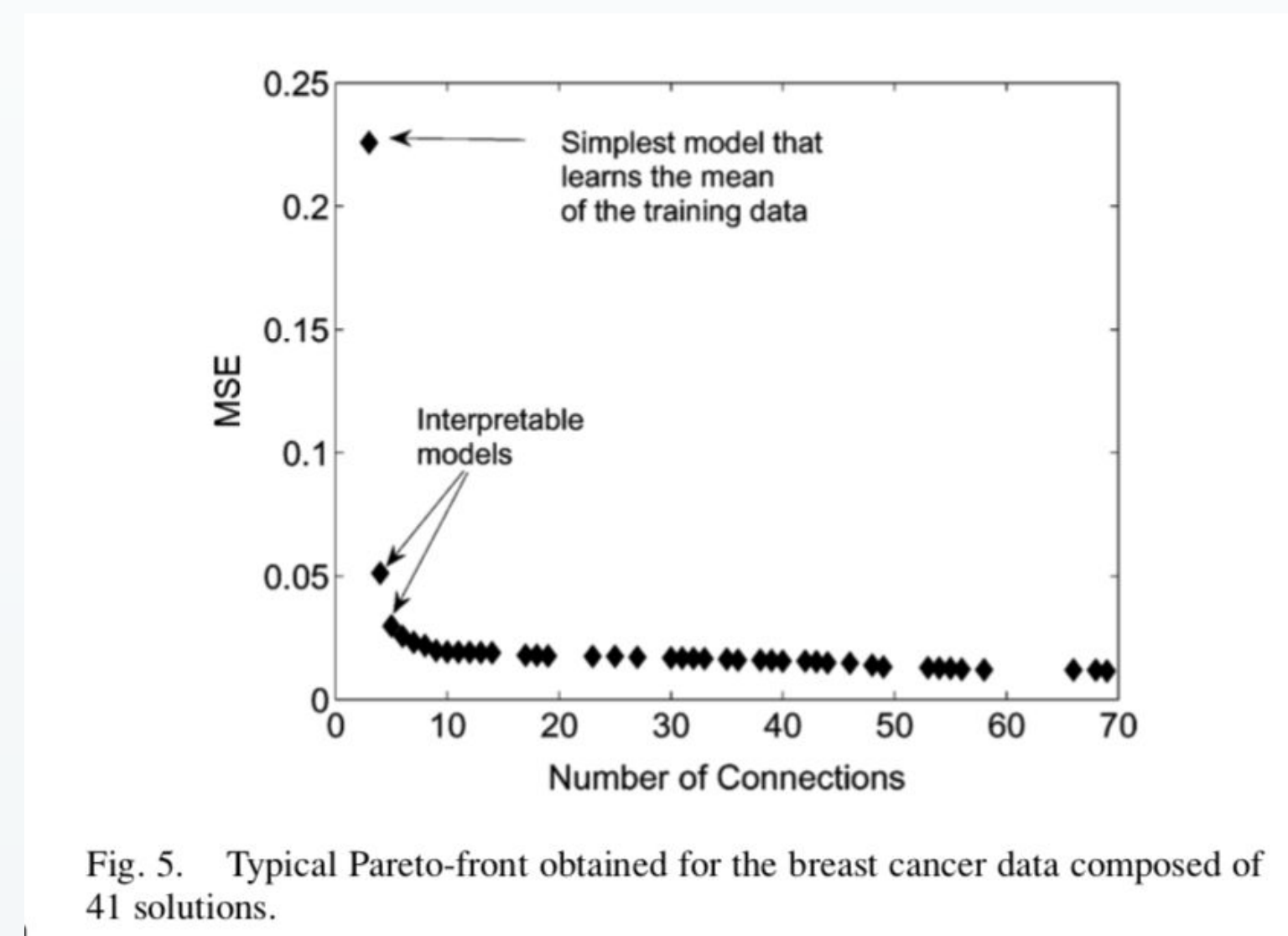
## Résultats

### I. Identification des modèles interprétables

- L'interprétabilité des réseaux de neurones est liée avec leur complexité. Plus un réseau est simple, plus il est facile à comprendre.
- Considérons un réseau neuronal simple, comme Fig. 8. Il extrait les critiques, par exemple:



If  $14x_2 + 8.55x_6 \leq 5.81$ , then benign  
If  $14x_2 + 8.55x_6 \geq 7.55$ , then malignant.

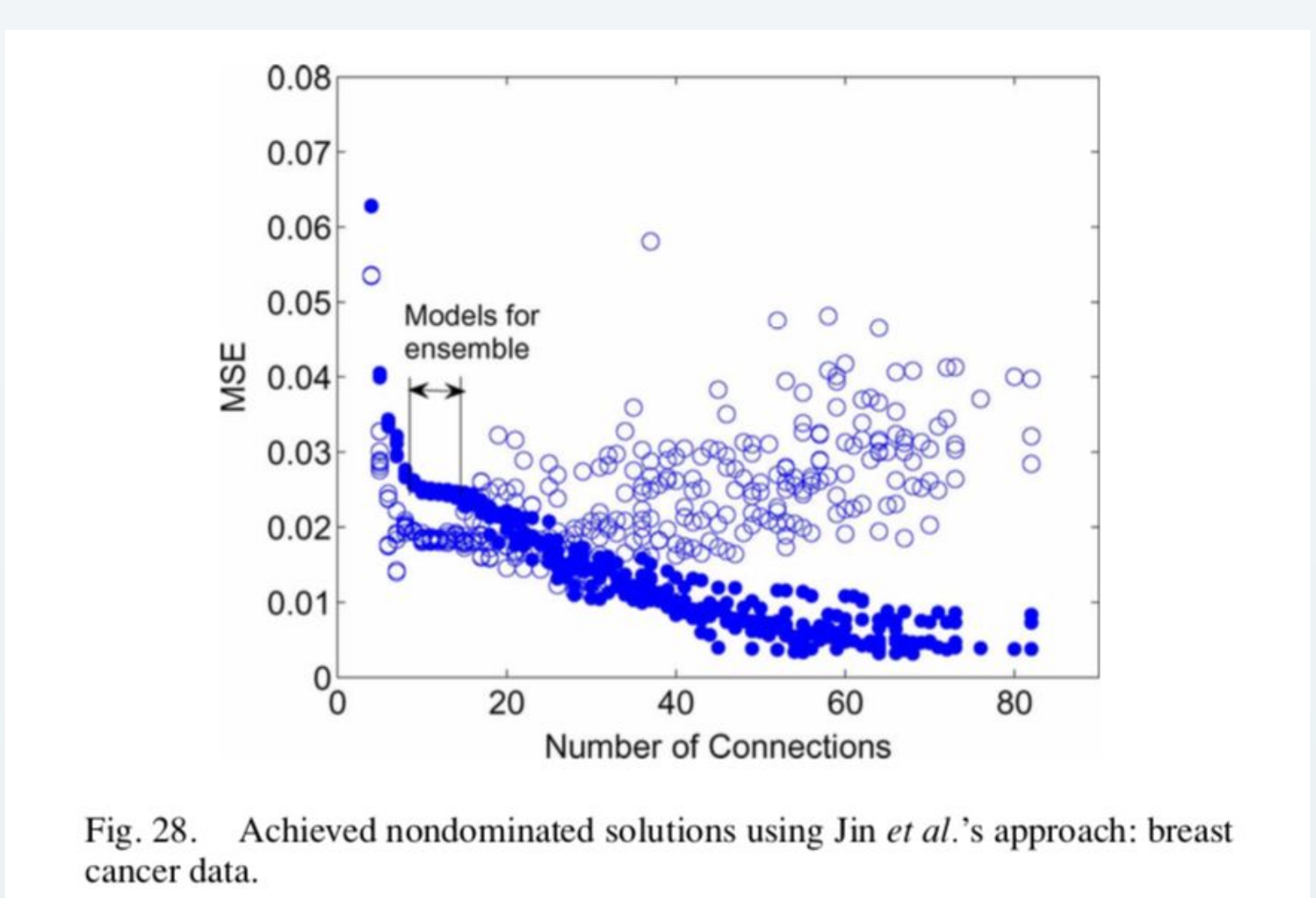
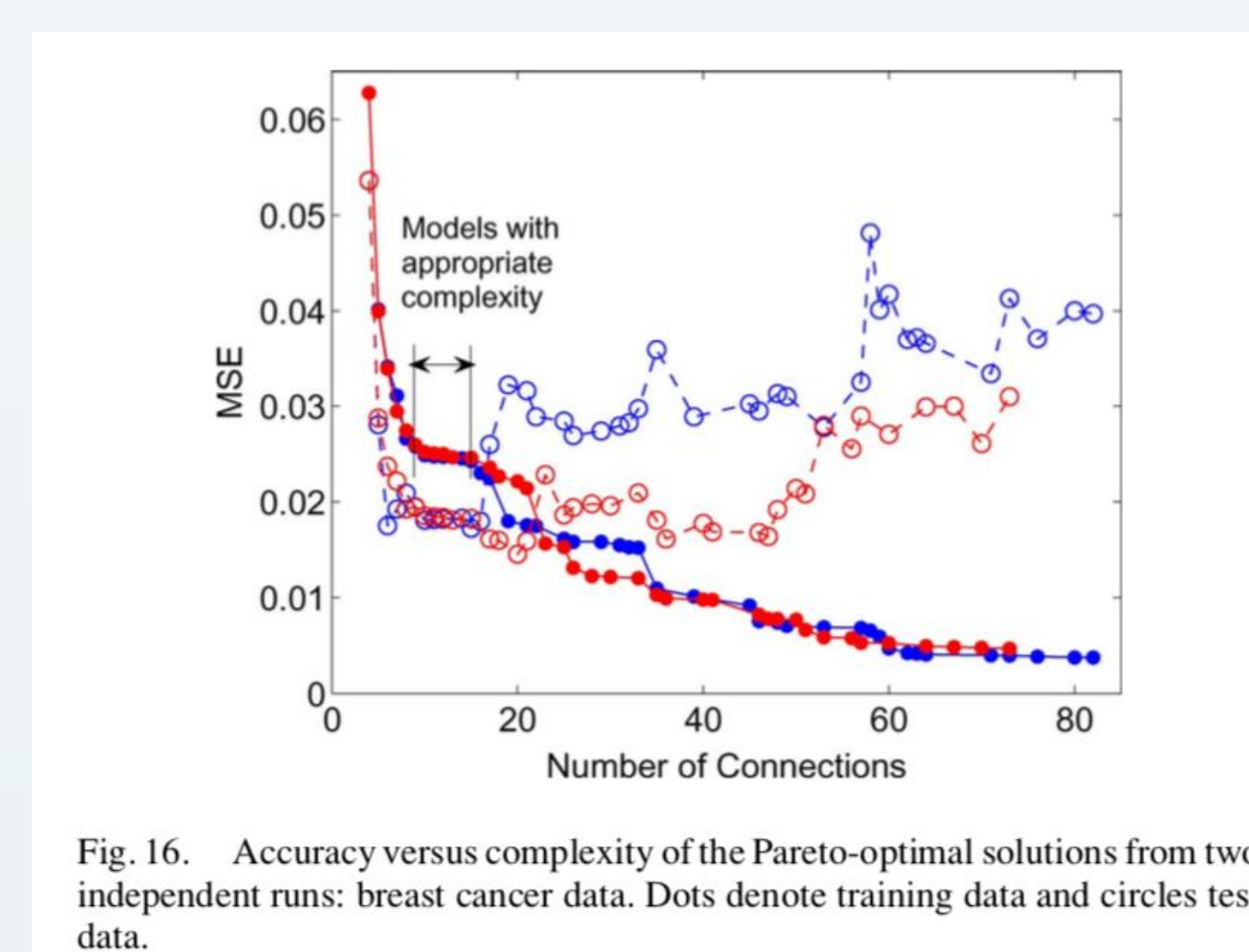


L'algorithme d'optimisation multi-objectif basé sur Pareto est capable de trouver les structures les plus simples qui résolvent le mieux le problème en comparant la précision à la complexité.

Les réseaux Pareto-optimaux simples sont capables de capturer les principales connaissances intégrées dans les données.

### II. Sélection du modèle en analysant le front de Pareto

- La complexité est contrôlé par NC. Nous utilisons gain de performance normalisé (NPG) qui décide la complexité appropriée, afin de trouver le meilleur intervalle NC.



- Les performances de généralisation du réseau neuronal sont bonnes lorsque les performances d'apprentissage sur les données d'entraînement sont stables dans différentes séries.

### III. Génération de membres d'ensembliste diversifiés et précis

- Trois approches sont appliquées:
  - Abbass [4]: la précision dans différents ensembles de données
  - Chandra et Yao [5]: le compromis entre précision et diversité
  - Jin et al [6,7]: le compromis entre la précision et NC
- Il est difficile de choisir d'un bon membre d'ensemble appropriés parmi les solutions sur le front de Pareto par l'approche de Abbass.
- Les modèles de réseau Pareto-optimaux obtenus ont tendance à overfitting les données quelle que soit la diversité dans l'approche Chandra et Yao.
- Le MSE sur les données de test est bien contraint lorsque la complexité du réseau neuronal est suffisamment faible en utilisant l'approche de Jin et al.

## Conclusion

- La thèse nous illustre les applications importantes de l'approche multi-objective basée sur Pareto.
  - 1) La génération de modèle interprétable
  - 2) L'augmentation de compétence de généralisation
  - 3) La sélection de modèle
  - 4) La génération de membres pour l'apprentissage ensembliste, etc.
- L'approche basée sur Pareto est la plus efficace pour extraire des règles de réseaux neuronaux entraînés et les multiples interprétables fournissent des connaissances supplémentaires.
- Comparaison des trois approches basées sur Pareto à la génération d'ensemble. L'approche de Jin et al est assez facile à identifier les réseaux de neurones et assez stable.
- De nouveaux domaines pourraient être ouverts dans le domaine de l'apprentissage automatique multi-objectif basé sur Pareto.
  - 1) L'influence sur le comportement d'apprentissage
  - 2) Le compromis plasticité-stabilité.

## Références

- [1] X. Yao, "Evolving artificial neural networks," Proc. IEEE, vol. 87, no. 9, pp. 1423–1447, Sep. 1999.
- [2] M. Riedmiller and H. Braun, "A direct adaptive method for faster back-propagation learning: The RPROP algorithm," in Proc. IEEE Int. Conf. Neural Netw., 1993, vol. 1, pp. 586–591.
- [3] K. Deb, S. Agrawal, A. Pratap, and T. Meyarivan, "A fast elitist non-dominated sorting genetic algorithm for multi-objective optimization: NSGA-II," in Proc. Parallel Problem Solving Nat., 2000, vol. VI, pp. 849–858.
- [4] H. Abbass, "Pareto neuro-evolution: Constructing ensemble of neural networks using multi-objective optimization," in Proc. Congr. Evol. Comput, Dec. 2003, pp. 2074–2080.
- [5] A. Chandra and X. Yao, "DIVACE: Diverse and accurate ensemble learning algorithm," in Proc. 5th Int. Conf. Intell. Data Eng. Autom. Learn., 2004, pp. 619–625.
- [6] Y. Jin, T. Okabe, and B. Sendhoff, "Evolutionary multi-objective approach to constructing neural network ensembles for regression," in Applications of Evolutionary Multi-Objective Optimization, C. Coello Coello, Ed. Singapore: World Scientific, 2004, pp. 653–672.
- [7] Y. Jin, T. Okabe, and B. Sendhoff, "Neural network regularization and ensembling using multi-objective evolutionary algorithms," in Proc. Congr. Evol. Comput. Piscataway, NJ: IEEE Press, Jun. 2004, pp. 1–8.