

**Laboratoire de Mathématiques et Informatique pour la Complexité et les  
Systèmes  
MICS**

**Présente**

**L'AVIS DE SOUTENANCE**

**De Mme Eva Feillet**

Laboratoire MICS, CentraleSupélec, Université Paris Saclay & Laboratoire LASTI,  
CEA list, Université Paris-Saclay, soutiendra publiquement ses travaux de thèse de  
doctorat intitulés :

***“Analysis and recommendation methods for Class-Incremental Learning”***

Sous la Direction de Madame Céline Hudelot et la Supervision de Monsieur Adrian Popescu.

**Le lundi 9 décembre 2024 à 9h00**

À l'école CentraleSupélec, dans la **salle SC.071** - Bâtiment Bouygues.

**Membres du jury :**

Christel VRAIN, Professeure des Universités, Université d'Orléans, Présidente  
Davide BACCIU, Professeur des Universités, Université de Pise, Rapporteur &  
Examineur

Ngoc-Son VU, Maître de Conférences, ENSEA, CY Cergy Paris  
Université, Rapporteur & Examineur

Jose DOLZ, Maître de Conférences, ETS Montréal, Examineur

Camille KURTZ, Professeur des Universités, Université Paris-Cité, Examineur

**Résumé :**

L'apprentissage continu est un aspect essentiel de l'intelligence humaine et constitue un défi majeur pour les systèmes d'intelligence artificielle. En intelligence artificielle, l'apprentissage continu vis à apprendre de manière adaptative des compétences et connaissances de plus en plus complexes à partir d'un flux de données. Dans cette thèse, nous nous concentrons sur l'apprentissage incrémental par classe (Class-Incremental Learning - CIL), qui consiste à

entraîner séquentiellement un réseau neuronal profond à reconnaître un nombre croissant de classes, sans accès aux données antérieures. D'une part, le CIL est un défi en raison de l'oubli catastrophique, c'est-à-dire la tendance des modèles profonds à oublier les informations précédemment acquises lorsqu'ils sont confrontés à de nouvelles informations. D'autre part, le CIL est intéressant en raison de ses besoins réduits en matière de stockage et de calcul par rapport à un réapprentissage du modèle à partir de zéro chaque fois qu'une mise à jour est nécessaire.

Notre travail s'articule autour de deux axes principaux. Tout d'abord, nous analysons le rôle du pré-entraînement dans les performances des algorithmes de CIL. Nous présentons une analyse statistique des principaux facteurs influençant les performances de l'apprentissage incrémental. Nous menons également une étude expérimentale qui met en évidence les avantages et limitations de différentes méthodes de pré-entraînement pour le CIL. Deuxièmement, nous abordons le problème de la recommandation d'un algorithme CIL adapté à un cas d'utilisation donné. En particulier, nous recommandons une paire adéquate d'une architecture neuronale et d'un algorithme CIL, sous la contrainte d'un nombre de paramètres pour le modèle à l'inférence. En outre, nous proposons une méthode de simulation de flux pour évaluer les performances des algorithmes CIL et recommander un algorithme adéquat pour un cas d'utilisation donné.

Nous espérons que ce travail contribuera à rendre l'apprentissage profond plus frugal en termes de mémoire et de ressources de calcul.

### **Abstract :**

Continual learning is an essential aspect of human intelligence, while it is a major challenge for artificial learning agents. In artificial intelligence, continual learning addresses the problem of learning adaptively from a stream of data to develop more complex skills and knowledge. In this thesis, we focus on Class-Incremental Learning (CIL), which involves training a deep neural network sequentially to recognize an increasing number of classes, without access to previous data.

On the one hand, CIL is challenging due to catastrophic forgetting, i.e. the tendency of deep models to forget previously acquired information when confronted with new information. On the other hand, CIL is attractive for its reduced storage and computational requirements compared to re-training the model from scratch every time an update is needed.

Our work has two main axes. First, we analyze the role of pre-training in the performance of CIL algorithms. We present a statistical analysis of the main factors influencing incremental learning performance. We also conduct an experimental study that highlights the advantages and limitations of various pre-training strategies for CIL. Second, we tackle the problem of recommending a CIL algorithm adapted to a given use case. In particular, we recommend an adequate pair of a neural architecture and a CIL algorithm, under the constraint of a given

number of parameters for the model at inference. In addition, we propose a stream simulation method to assess the performance of CIL algorithms and recommend an adequate algorithm for a given use case.

We hope this work will contribute to making deep learning more frugal in terms of memory and computational resources.