

Share



Email destinataire :

Vous devez renseigner un email valide

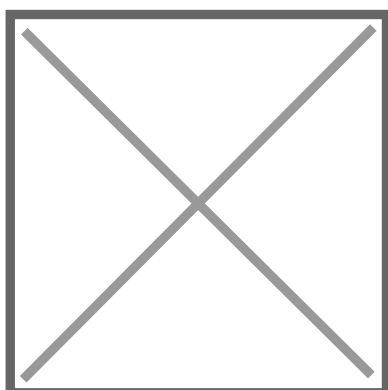
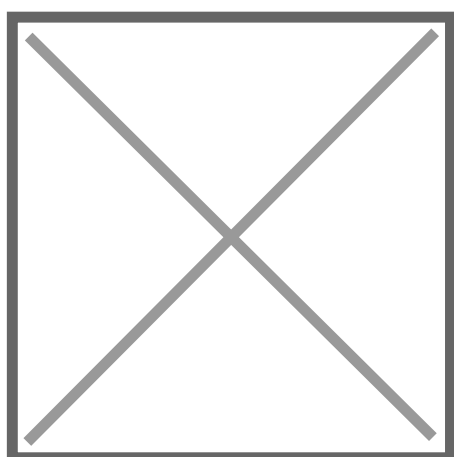
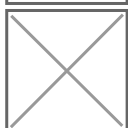
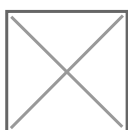
Envoyer

Une erreur est survenue. Merci de réessayer ultérieurement

Le mail de partage a bien été envoyé.

Add to Compare

M2 Mathematics and Artificial Intelligence



Master's degree

Specialisation Mathematics and applications

Language(s) of instruction

English French

This Master's program "Mathematics and Artificial Intelligence" aims to provide students with a thorough understanding of the theoretical and practical foundations of statistical learning algorithms, and to equip them

with the skills necessary for their critical analysis and implementation.

The Master's program "Mathematics and Artificial Intelligence" is jointly offered by the Mathematics Department of Orsay and CentraleSupélec, with support from the Computer Science Department and the SaclAI-school program.

It is structured in three periods (September to early November, early November to mid-January, and mid-January to the end of March). The last part of the year, from early April to the end of September, is dedicated to the internship.

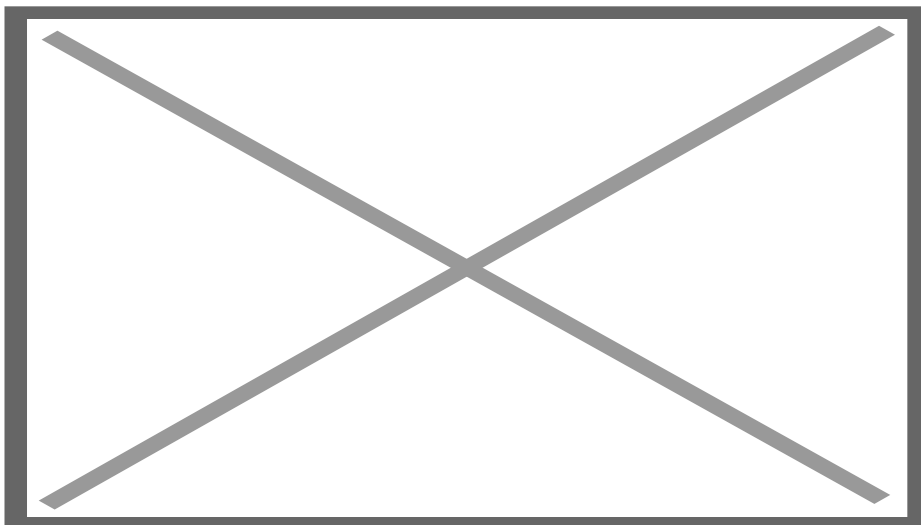
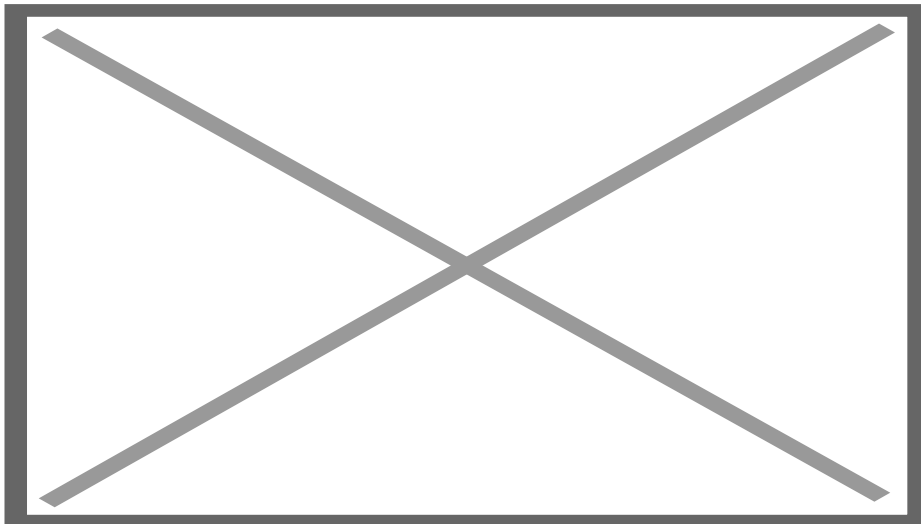
The program offers both mandatory and optional modules. Depending on the modules, classes take place at the mathematics laboratory in Orsay, at CentraleSupélec, or at the computer science laboratory in Paris-Saclay.

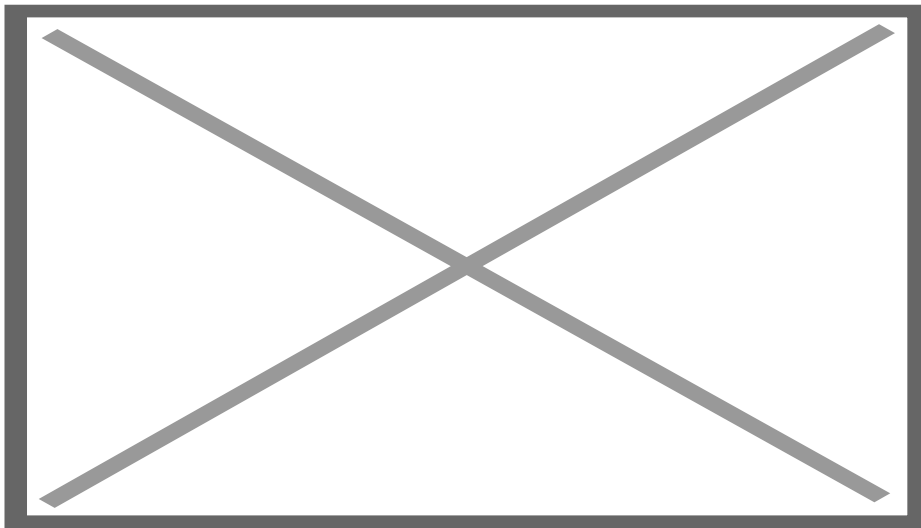
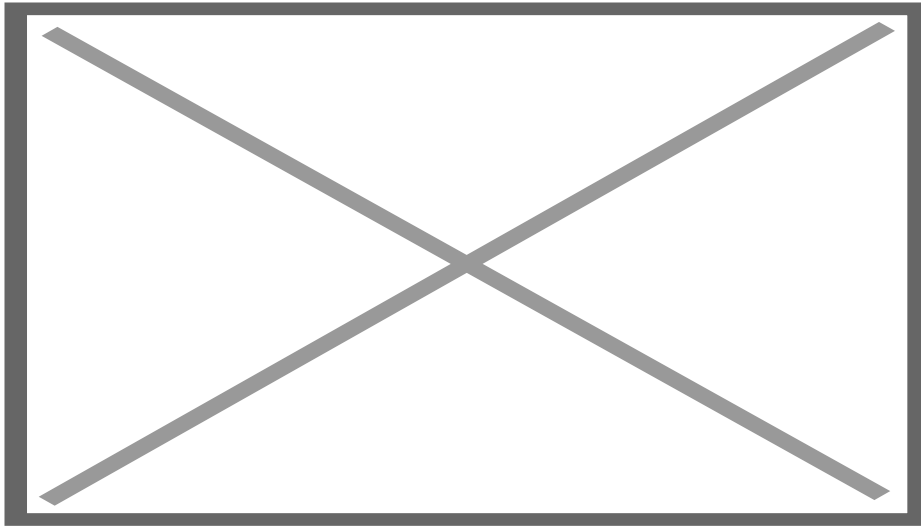
Optional modules are designed to allow students to choose their preferred focus, ranging from a more theoretical, mathematics-oriented program to a more applied one.

For more information, please visit the [website](#) for this Master's program in Mathematics and Artificial Intelligence.

[Télécharger la fiche détaillée](#)

[Apply Now](#)





■ ■

Information

- [Overview](#)
- [Application requirements](#)
- [Schedule](#)

Présentation

Skills

To master and implement advanced mathematical tools and methods, particularly in the context of machine learning and AI.

Objectives

Context. Mathematics plays a crucial role in artificial intelligence (AI), particularly in machine learning. Data science, which combines mathematical modeling, statistics, computer science, data visualization, and applications, aims to move beyond simply storing and disseminating information, focusing instead on knowledge creation. This transition from data to knowledge requires an interdisciplinary approach that relies heavily on statistical data processing (mathematical statistics, computational statistics, and machine learning).

The increasing complexity of data necessitates the use of new tools from various branches of mathematics (functional analysis, numerical analysis, convex and non-convex optimization), which students must learn to understand and apply.

Objectives. This program enables students to master the mathematical concepts and techniques that underlie machine learning, while also providing them with strong computer skills for developing projects in machine learning, data science, and AI. The "Mathematics for Artificial Intelligence" Master's program has a dual objective:

- to enable students with a broad understanding of a wide range of mathematical tools, methods, and learning algorithms, through courses covering all areas of mathematics and its interfaces with computer science and artificial intelligence.
- To allow students to experience research in mathematics and its applications to artificial intelligence. This includes tackling open-ended research problems, participating in research internships, and completing mini-projects as part of their coursework.

Débouchés

Further Study Opportunities

R&D researcher or data modelling and analysis expert in leading-edge companies or laboratories.

**Data Scientist, Data Analyst, Ingénieur·e en Machine Learning dans des secteurs innovants (tech, finance, santé, énergie, etc.) ;
fields of statistical learning, artificial intelligence and advanced data analysis**

Engineering, research and development

Poursuite en thèse en apprentissage statistique, mathématiques appliquées ou intelligence artificielle ;

Admission

Capacity

Available Places

Target Audience and Entry Requirements

This program is intended for students who have completed an M1 (Master 1) degree in mathematics with a focus on statistics, data science, and computer science skills, or an M1 degree in computer science or artificial intelligence with a strong mathematical foundation.

The program is designed in particular as a continuation of the M1 Mathematics and AI program in Paris-Saclay.

It is specifically tailored for students at CentraleSupélec who have completed the SDI (Data Science and Artificial Intelligence) program, but it can also accommodate students from other engineering schools who have the necessary mathematical prerequisites, for example, during a study break.

Période(s) de candidature

Inception Platform

From 01/04/2026 to 28/06/2026

Supporting documents

Compulsory supporting documents

Motivation letter.

All transcripts of the years / semesters validated since the high school diploma at the date of application.

Curriculum Vitae.

Additional supporting documents

Letter of recommendation or internship evaluation.

A recommendation letter is not mandatory but strongly advisable.

Certificate of French (compulsory for non-French speakers).

VAP file (obligatory for all persons requesting a valuation of the assets to enter the diploma).

Recommendation letters.

Supporting documents :

- Residence permit stating the country of residence of the first country
- Or receipt of request stating the country of first asylum
- Or document from the UNHCR granting refugee status
- Or receipt of refugee status request delivered in France
- Or residence permit stating the refugee status delivered in France
- Or document stating subsidiary protection in France or abroad
- Or document stating temporary protection in France or abroad.

Programme

Modules Fondamentaux (S1)

Subjects	ECTS	Semester	Lecture	directed study	practical class	Lecture/directed study	Lecture/practical class	directed study/practical class
Méthodes supervisées et data challenge	5	Semestre 1	24					

Méthodes supervisées et data challenge

ECTS : 5

Semester: Semestre 1

Detail

Lecture: 24

Language(s) of instruction

Français

Remote teaching

non

Programme/contents

Dans un premier temps, les acquis de M1 en apprentissage supervisé seront consolidés sur plusieurs jeux de données de taille conséquente donnant lieu à data challenge entre les étudiants. Les stratégies seront comparées. Ces expériences pratiques seront sous-tendues par des mises en perspective théoriques sur les bornes de risque des méthodes ; la palette des méthodes sera étendue à des méthodes non encore étudiées, comme par exemple les SVM et méthodes à noyau. Dans un second temps seront étudiés les fondements théoriques et pratiques de l'apprentissage semi-supervisé.

Type of assessment

Evaluation Continue non Intégrale

Méthodes non supervisées avancées	5	Semestre 1	24
---	---	------------	----

Subjects	ECTS	Semester	Lecture	directed study	practical class	Lecture/directed study	Lecture/practical class	directed study/practical class	d
----------	------	----------	---------	----------------	-----------------	------------------------	-------------------------	--------------------------------	---

Méthodes non supervisées avancées

ECTS : 5

Semester: Semestre 1

Detail

Lecture: 24

Language(s) of instruction

Français

Remote teaching

non

Programme/contents

Méthodes de recherche de représentation parcimonieuse de données • minimisant l'erreur de reconstruction : ACP non linéaire, NMF, ACP sparse, auto-encoder, ... • minimisant la perte d'une relation : MDS, isomap, tSNE , ...
Méthodes de clustering • clustering par modèle de mélange, algorithme EM • clustering spectral • méthodes de clustering de graphes, détection de communautés • co-clustering, systèmes de recommandation

Learning objectives

Les méthodes non supervisées travaillent sur des données non étiquetées. Elles diffèrent suivant l'objectif poursuivi : (1) réduire leur dimension de façon optimale (soit à des fins de visualisation, soit pour l'utilisation dans des étapes supervisées ultérieures) (2) réduire leur nombre en les regroupant en classes d'observations homogènes. Des méthodes de base (ACP pour le premier objectif, Kmeans et classification hiérarchique) ont été vues en première année. Il s'agit d'élargir le spectre de ces méthodes, en comprenant leurs fondements mathématiques, les éventuels liens entre elles, leurs domaines de validité et leurs écueils potentiels afin de les utiliser à bon escient sur des jeux de données réels.

Type of assessment

Evaluation Continue non Intégrale

[Introduction à l'apprentissage par renforcement](#)

5

Semestre 1 24

Introduction à l'apprentissage par renforcement

ECTS : 5

Semester: Semestre 1

Detail

Lecture: 24

Language(s) of instruction

Français

Remote teaching

non

Prerequisites

Recommended prerequisites are a strong understanding of probability theory, linear algebra; familiarity with optimization, machine learning; and some experience with deep learning.

Programme/contents

- Markov decision processes
- Dynamic programming
- Monte Carlo methods
- Temporal-Difference Learning
- Value function approximation
- Planning and models
- Policy Gradient
- Actor-critic methods
- Exploration and exploitation
- Multi-step & Off Policy
- Deep RL

Learning objectives

The goal of the course is to understand the theoretical foundations of RL: MDP, value functions, and policies; implement and apply common RL algorithms and apply RL methods to real-world problems.

Bibliography

- Sutton & Barto (2018) Reinforcement learning: An introduction, MIT press.
- François-Lavet, Henderson & Islam et al. (2018) An introduction to deep reinforcement learning, Foundations and Trends in Machine Learning.

Type of assessment

Evaluation Continue non Intégrale

Subjects	ECTS	Semester	Lecture	directed study	practical class	Lecture/directed study	Lecture/practical class	directed study/practical class
[M2 Inf-AI] Deep Learning for NLP	2.5	Semestre 1	10.5	10.5				

[M2 Inf-AI] Deep Learning for NLP

ECTS : 2.5

Semester: Semestre 1

Detail

Lecture: 10.5

Directed study: 10.5

Language(s) of instruction

Anglais

Remote teaching

non

Prerequisites

keywords: Machine learning, statistics, probability theory, python

Programme/contents

1. Introduction, language models
2. Convolutional neural nets
3. Recurrent neural networks
4. Attention mechanisms
5. Word representations, Transformers
6. Generative models

Type of assessment

Evaluation Continue non Intégrale

[Modélisation en grande dimension](#)

5 Semestre 1 24

Modélisation en grande dimension

ECTS : 5

Semester: Semestre 1

Detail

Lecture: 24

Language(s) of instruction

Français

Remote teaching

non

Programme/contents

Nous montrerons les limites des procédures usuelles dans ce contexte. Nous présenterons des méthodes de sélection de variables dont nous mettrons en évidence les avantages et inconvénients à la fois d’un point de vue théorique et pratique. Nous présenterons des méthodes de régularisation adaptées à différentes problématiques. Enfin, nous introduirons des méthodes de screening permettant de gérer le cas de l’ultra grande dimension lorsque les méthodes de régularisation ne sont pas suffisantes. Des TP en R permettront de mettre en pratique les différentes notions vues en cours.

Learning objectives

comprendre les problèmes de la grande dimension (grand nombre de variables)

connaître les méthodes adaptées et savoir les utiliser à bon escient sur des jeux de données de grande dimension

Type of assessment

Evaluation Continue non Intégrale

[\[AI\] TC4:](#)

[Probabilistic](#)

[Generative](#)

[Models](#)

2.5

Semestre

1

16.5

4.5



[AI] TC4: Probabilistic Generative Models

ECTS : 2.5
 Semester: Semestre 1
 Detail
 Lecture: 16.5
 Directed study: 4.5
 Language(s) of instruction
 Français
 Remote teaching
 non
 Type of assessment
 Evaluation Continue non Intégrale

[\[M2 Inf-AI\]](#)
[Speech and Language Processing](#) 2.5 Semestre 2 21



[M2 Inf-AI] Speech and Language Processing

ECTS : 2.5
Semester: Semestre 2
Detail
Lecture: 21
Language(s) of instruction
Anglais
Remote teaching
non
Prerequisites

good knowledge of python notebooks, datavisualization, pandas, matplotlib, ... as shown in the T1 class Hands-On Machine Learning
some knowledge from M1 Hands-On NLP (tokens, embeddings, data structure of raw and annotated texts, notebooks)

Learning objectives

- various talks on the following subjects:
- 1. From linguistics to NLP
 - 2. Treebanks and oral syntax
 - 3. NLP, semantic, mutlimots
 - 4. Speech-Audio processing + ASR + TP
 - 5. Emotion detection
 - 6. Speech interaction

Type of assessment
Evaluation Continue non Intégrale

Sequential Learning	5	Semestre 1	24
-------------------------------------	---	------------	----



Sequential Learning

ECTS : 5

Semester: Semestre 1

Detail

Lecture: 24

Language(s) of instruction

Anglais

Remote teaching

non

Prerequisites

Probability Theory Measure Theory

Programme/contents

- Online learning with experts
- Azuma-Hoeffding inequality
- Stochastic multi-armed bandits : regret bounds of main algorithms
- Kullback Leibler divergence
- Lower bounds
- Linear bandits
- Contextual and continuous bandits
- Best arm identification

Learning objectives

Sequential learning deals with data observed on the fly. Algorithms treat these data in a sequential (or online) manner, hoping to maximise their cumulated reward. It has been popularised in the last decade due to its numerous applications, which include online recommandation, repeated auctions or spam detection. The objective of this course is to introduce the main concepts of stochastic online learning (regret, adaptivity...) from a rigorous mathematical point of view. In particular, the course will focus on stochastic multi-armed bandits, aiming at understanding the main proofs techniques and algorithms. This course will also introduce the technical tools used in the regret bounds proof, including concentration inequalities and information theory.

Bibliography

"Prediction, learning, and games" Nicolò Cesa-Bianchi and Gábor Lugosi. Cambridge University Press, 2006 "Regret Analysis of Stochastic and Nonstochastic Multi-armed Bandit Problems" Sebastien Bubeck and Nicolò Cesa-Bianchi. In

Subjects	ECTS	Semester	Lecture	directed study	practical class	Lecture/directed study	Lecture/practical class	directed study/practical class	
Introduction à l'apprentissage profond	5	Semestre 1	24						

Introduction à l'apprentissage profond

ECTS : 5

Semester: Semestre 1

Detail

Lecture: 24

Language(s) of instruction

Français

Remote teaching

non

Prerequisites

Connaissances de base en Python.

Programme/contents

- histoire de l'apprentissage profond et sa relation avec les sciences cognitives ;
- réseaux feedforward, régularisation et optimisation ;
- apprentissage par représentation et réseaux siamois ;
- GAN et apprentissage par transfert ;
- réseaux récurrents et LSTM pour le traitement du langage naturel ;
- détection d'objets ;
- méthodes auto-supervisées ;
- apprentissage par renforcement profond.

Learning objectives

Le cours vise à initier les étudiants au Deep Learning par le développement de projets pratiques. Nous espérons qu'à la fin du cours, les étudiants seront en mesure de mettre en œuvre et de développer de nouvelles méthodes dans différents domaines.

Bibliography

Apprentissage profond d'Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, et Aaron Courville, MIT Press, 2016.

Type of assessment

Evaluation Continue non Intégrale

Subjects	ECTS	Semester	Lecture	directed study	practical class	Lecture/directed study	Lecture/practical class	directed study/practical class	0
Optimisation (M2 Maths et IA)	5	Semestre 1	24						



Optimisation (M2 Maths et IA)

ECTS : 5

Semester: Semestre 1

Detail

Lecture: 24

Language(s) of instruction

Français

Remote teaching

non

Programme/contents

- Problèmes d'optimisation, Existence et unicité, Caractérisation des solutions
- Théorème de Fritz John
- Méthodes numériques pour la recherche de minima locaux sans contraintes
- Optimisation sous contraintes : projection, pénalisation, dualité
- Contrôle optimal
- Méthodes heuristiques
- Résolution exacte de problèmes d'optimisation discrète : branch and bound
- Principaux problème d'optimisation sur les graphes

Learning objectives

L'optimisation est le domaine étudiant la minimisation ou la maximisation d'un critère à valeurs réelles. Pour l'optimisation continue, le critère est défini sur un ensemble fermé, d'intérieur non vide. Pour l'optimisation discrète, le critère est défini sur un ensemble fini ou dénombrable.

L'objectif de ce cours est tout d'abord de présenter le cadre formel des problèmes d'optimisation et d'étudier les questions d'existence et d'unicité, de caractérisation des solutions.

Overall organisation

Ce cours d'adresse principalement aux élèves de CentraleSupélec qui ne l'auraient pas déjà suivi

Bibliography

Culioli, J. (1994). Introduction à l'Optimisation. Paris : Ellipses.

Evans, L.C. (1987). An Introduction to

Subjects	ECTS	Semester	Lecture	directed study	practical class	Lecture/directed study	Lecture/practical class	directed study/practical class	0
Plateformes et langages de programmation en données massives	5	Semestre 1	24						

Plateformes et langages de programmation en données massives

ECTS : 5

Semester: Semestre 1

Detail

Lecture: 24

Language(s) of instruction

Français

Remote teaching

non

Prerequisites

Programmation Python

Programme/contents

Chapitre 1. Programmation MapReduce.

- Introduction à MapReduce: motivations et exemples.
- Mise en œuvre de MapReduce.

Chapitre 2. Hadoop.

- Introduction à Hadoop et ses fonctionnalités.
- Hadoop Distributed File System (HDFS)
- Implémentation de MapReduce en Hadoop.
- L'écosystème Hadoop (Hive, Impala, Pig, Kafka, HBase....)

Chapitre 3. Introduction à Apache Spark.

- Introduction à Spark et ses fonctionnalités (RDD, transformations, actions, dataframes, datasets).
- Architecture de Spark et modèle d'exécution.
- Mise en œuvre d'Apache Spark.

Chapitre 4. Composantes d'Apache Spark.

- SparkSQL, Spark Streaming, Machine learning and graph analysis.

Chapitre 5. NoSQL databases.

- Introduction à NoSQL (bases de données distribuées, familles de bases de données NoSQL).
- Bases de données orientées document :

Subjects	ECTS	Semester	Lecture	directed study	practical class	Lecture/directed study	practical class	directed study/practical class
Principes théoriques de l'apprentissage profond	5	Semestre 1	24					
■								

Principes théoriques de l'apprentissage profond

ECTS : 5

Semester: Semestre 1

Detail

Lecture: 24

Language(s) of instruction

Français

Remote teaching

non

Programme/contents

- Rappels d'apprentissage statistique et optimisation
- Bornes PAC pour les réseaux de neurones
- Bornes PAC-Bayes et bornes de compression
- Limites du framework PAC et 'biais inductifs' liés à l'optimisation
- NTK et dynamique d'apprentissage

Learning objectives

- une compréhension approfondie des aspects spécifiques à l'apprentissage profond qui le différencient d'autres techniques de machine learning.
- une connaissance de différents critères d'évaluation théoriques pour les méthodes de machine learning
- une connaissance des principales hypothèses avancées par la communauté scientifique pour expliquer des succès du deep learning, ainsi que des limites de ces hypothèses.

Type of assessment

Evaluation Continue non Intégrale

[Optimisation pour la vision par ordinateur](#)

5 Semestre 1 24



Optimisation pour la vision par ordinateur

ECTS : 5
Semester: Semestre 1
Detail
Lecture: 24
Language(s) of instruction
Français
Remote teaching
non
Programme/contents

L'optimisation est un pilier de la vision par ordinateur moderne et est à l'origine d'une grande partie de son succès. L'optimisation du premier ordre offre une méthode évolutive pour résoudre de nombreux problèmes pratiques rencontrés dans ce domaine. Ce cours explore les fondements théoriques et les aspects pratiques de l'application des techniques d'optimisation du premier ordre aux problèmes de vision par ordinateur. Il aborde des concepts fondamentaux tels que l'analyse et l'optimisation convexes, les ondelettes, l'apprentissage de caractéristiques parcimonieuses, le traitement d'images, l'apprentissage profond et la géométrie épipolaire. Des séances pratiques permettront de mettre en œuvre ces techniques pour résoudre des problèmes concrets, notamment le débruitage, le défloutage, la restauration d'images, la super-résolution et la mise en correspondance stéréoscopique.

Learning objectives

Résoudre des problèmes d'optimisation convexe

mettre en oeuvre sur des problématiques de traitement d'image

Type of assessment
Evaluation Continue non Intégrale

Module d'ouverture	5	Semestre 1
------------------------------------	---	------------

Subjects	ECTS	Semester	Lecture	directed study	practical class	Lecture/directed study	practical class	directed study/practical class
----------	------	----------	---------	----------------	-----------------	------------------------	-----------------	--------------------------------

■

Module d'ouverture

ECTS : 5

Semester: Semestre 1

Language(s) of instruction

Anglais

Remote teaching

non

Overall organisation

UE d'un autre master.

Type of assessment

Evaluation Continue non Intégrale

[Probabilités et statistiques en grande dimension \(M2 Maths et IA\)](#)

5

Semestre 1 24

Probabilités et statistiques en grande dimension (M2 Maths et IA)

ECTS : 5

Semester: Semestre 1

Detail

Lecture: 24

Language(s) of instruction

Anglais

Remote teaching

non

Programme/contents

La principale difficulté du statisticien face aux données du XXIème siècle est de vaincre le fléau de la grande dimension. Dans la première partie du cours, nous commencerons par comprendre d'où vient ce fléau et quels concepts permettent de le vaincre. Ensuite, nous verrons comment rendre opérationnels ces concepts, avec une attention sur les frontières du possible. Pour l'essentiel, nous resterons dans un cadre gaussien afin que les aspects techniques ne viennent pas masquer les principales idées. La seconde partie du cours, sera principalement consacrée aux outils probabilistes fondamentaux indispensables pour analyser des problèmes en grande dimension. Du temps sera consacré à démontrer des inégalités de concentration sur de grandes matrices aléatoires, à obtenir des résultats de chaînage pour montrer des inégalités maximales et faire des liens avec la géométrie des espaces de Banach. L'accent sera mis sur les techniques mathématiques et sur la généralité des approches déployées.

Learning objectives

L'objectif principal de ce cours est de :

- comprendre les phénomènes liés à la grande dimension;
- fournir des bases conceptuelles et méthodologiques solides;
- acquérir des techniques mathématiques fondamentales en vue d'une thèse.

Bibliography

Christophe Giraud, Introduction to High-Dimensional Statistics (2nd Edition). CRC Press

Subjects	ECTS	Semester	Lecture	directed study	practical class	Lecture/directed study	practical class	directed study/practical class
[M2 Inf-AI] Signal Processing	2.5	Semestre 2						

[M2 Inf-AI] Signal Processing

ECTS : 2.5

Semester: Semestre 2

Language(s) of instruction

Anglais

Remote teaching

non

Prerequisites

keywords:

Hilbert analysis (norms, inner product)

Linear algebra

Probabilty (random variables)

Learning objectives

<http://hebergement.universite-paris-saclay.fr/mkowalski/SigPro/>

<https://mycore.core-cloud.net/index.php/s/Df9IMQK5Zun0PAU>

1. Introduction & Fourier analysis

2. Filtering

3. Random signals

4. Time-Frequency analysis

5. Time-Scale analysis

6. Introduction to linear inverse problems

Type of assessment

Détail renseigné au niveau Élément Constitutif

Parcours à la carte (S2)

Subjects	ECTS	Semester	Lecture	directed study	practical class	Lecture/directed study	practical class	directed study/practical class
Apprentissage séquentiel, optimisation et jeux	4	Semestre 2	20					

Apprentissage séquentiel, optimisation et jeux

ECTS : 4

Semester: Semestre 2

Detail

Lecture: 20

Language(s) of instruction

Anglais

Remote teaching

non

Prerequisites

probability theory and notions of convex analysis

Programme/contents

- Regret minimizing algorithms
- Online linear/convex optimization
- Adaptive regret bounds
- Blackwell's approachability
- Adversarial bandits & partial monitoring
- Application to optimization, variational inequalities, fixed-point iterations
- Application to learning in games

Learning objectives

Online learning is an important topic at the intersection of machine learning, optimization and sequential decision. This course focuses on a general class of sequential decision problems in adversarial environments. We first introduce the mathematical tools to design and analyze a wide range of regret minimizing algorithms in online linear/convex optimization. These results are then extended to a wider range of problems through Blackwell's approachability. We then explore deep connections with various optimization problems: (stochastic) optimization, minimax problems, variational inequalities, learning in games, fixed-point iterations.

Bibliography

- "Prediction, learning, and games", Nicolò Cesa-Bianchi and Gábor Lugosi. Cambridge University Press, 2006
- "Approachability, regret and calibration: Implications and equivalences" ,Vianney Perchet, Journal of Dynamics & Games (2014)

Subjects	ECTS	Semester	Lecture	directed study	practical class	Lecture/directed study	practical class	directed study/practical class
Guidelines in Statistical Learning	4	Semestre 2	32					
■								

Guidelines in Statistical Learning

ECTS : 4

Semester: Semestre 2

Detail

Lecture: 32

Language(s) of instruction

Anglais

Remote teaching

non

Programme/contents

- valeurs manquantes
- prédiction conformelle
- robustesse

Type of assessment

Evaluation Continue non Intégrale

[Mathématiques des modèles génératifs](#)

4 Semestre 2 24

Mathématiques des modèles génératifs

ECTS : 4

Semester: Semestre 2

Detail

Lecture: 24

Language(s) of instruction

Français

Remote teaching

non

Programme/contents

Le cours est structuré en quatre grands blocs, alternant théorie (CM) et pratique (TP).

1. Panorama et modèles à vraisemblance explicite :

- Histoire, taxonomie et relations entre les familles de modèles.
- Distinction génératif/discriminant.
- Modèles autorégressifs.
- Auto-Encodeurs (AE) et Auto-Encodeurs Variationnels (VAE).

2. L'approche adversariale :

- Théorie des Réseaux Antagonistes Génératifs (GAN).
- Architectures (DCGAN) et défis pratiques.

3. Modèles de l'état de l'art basés sur les flux et l'énergie :

- Modèles à flux normalisant (Normalizing Flows).
- Modèles basés sur l'énergie (EBM) et dynamique de Langevin.
- Modèles de diffusion et Flow Matching.

4. Synthèse, applications et perspectives :

- Modèles de fondation.
- Évaluation des modèles et mise en application.
- Perspectives de recherche actuelles du domaine.

Learning objectives

- Classifier les grandes familles de modèles génératifs (autorégressifs, variationnels, adversariaux, basés sur les flux, basés sur l'énergie, etc.) et comprendre leurs liens.
- Comprendre les fondements théoriques des architectures clés : VAE, GAN, Modèles de Diffusion, Normalizing Flows, Flow Matching et les modèles de fondation.

Subjects	ECTS	Semester	Lecture	directed study	practical class	Lecture/directed study	Lecture/practical class	directed study/practical class	Other
Analyse topologique des données	4	Semestre 2	20						

Analyse topologique des données

ECTS : 4

Semester: Semestre 2

Detail

Lecture: 20

Language(s) of instruction

Anglais

Remote teaching

non

Prerequisites

Les notions nécessaires de topologie et de géométrie seront introduite ou rappelée au fil du cours.

Programme/contents

Plan du cours :

1. Introduction et rappels
2. Fonctions distance et reconstruction d'ensembles compacts.
3. Application à l'estimation de l'homologie de de sous-variétés à partir d'échantillon i.i.d. Aspects algorithmiques et statistiques.
4. Homologie persistente : définition, stabilité et applications (clustering, signatures topologiques,...).
5. Propriétés statistiques de l'homologie persistente.
6. Inférence géométrique pour les mesures de probabilité.

Learning objectives

L'estimation des propriétés de nature topologique et géométrique de données souvent représentées par des ensembles de points dans des espaces euclidiens de grande dimension (ou plus généralement des variétés riemanniennes ou des espaces métriques) connaît un développement important depuis quelques années. L'analyse topologique des données est motivée par l'observation que généralement les données, qui ne sont pas distribuées uniformément dans l'espace ambiant mais se concentrent autour de structures géométriques de plus petite dimension qu'il est important de comprendre.

Subjects	ECTS	Semester	Lecture	directed study	practical class	Lecture/directed study	Lecture/practical class	directed study/practical class	0
Analyse de données multivariées avancée	4	Semestre 2	24						

Analyse de données multivariées avancée

ECTS : 4

Semester: Semestre 2

Detail

Lecture: 24

Language(s) of instruction

Français

Remote teaching

non

Prerequisites

Connaissances de bases en statistique, optimisation, algèbre linéaire.

Programme/contents

• Données tensorielle (PARAFAC, Tucker, Coupled Matrix Tensor Factorization, Régression Tensorielle, etc...) • Données multi-tableau (Analyse canonique généralisée régularisée et cas particuliers) • Méthodes à noyaux (e.g. kernel PCA, kernel GCCA). • Modèles à équations structurels (SEM)

Learning objectives

Les méthodes statistiques standards permettent l'analyse d'un tableau individus $\times$ variables. Cette structure de données est souvent trop limitée pour permettre de représenter des données plus complexes. A titre d'exemples, citons (i) les données de nature tensorielle où les mêmes variables sont observées selon plusieurs modalités (e.g. données spatiotemporelle) ou (ii) les données multi-tableau ou les individus sont caractérisés par des variables de nature hétérogène (e.g. données d'imagerie-génétique). Ce cours dresse un panorama des méthodes permettant l'analyse de ce type de données complexes.

Bibliography

Adachi, K. (2016). Matrix-based introduction to multivariate data analysis. Springer

Type of assessment

Evaluation Continue non Intégrale

Subjects	ECTS	Semester	Lecture	directed study	practical class	Lecture/directed study	Lecture/practical class	directed study/practical class	Other
Statistique bayésienne et applications	4	Semestre 1	24						

Statistique bayésienne et applications

ECTS : 4

Semester: Semestre 1

Detail

Lecture: 24

Language(s) of instruction

Français

Remote teaching

non

Programme/contents

- Statistique Bayésienne -- Modèle paramétrique. Loi a priori. Loi a posteriori. Performance d'un estimateur en moyenne (fonction de perte, risque). A priori diffus. A priori conjugués. • Echantillonnage par chaînes de Markov -- Intégration en grande dimension. Principes élémentaires de simulations d'une variable aléatoire scalaire. Principe d'acceptation-rejet. Principes et variantes de l'algorithme de Metropolis-Hastings. Introduction aux chaînes de Markov et éléments d'analyse des algorithmes MCMC. • Problèmes inverses -- Définition et exemples de problèmes inverses, problèmes mal posés. Régularisation et méthodes classiques d'inversion. Approche bayésienne de la résolution des problèmes inverses. Inversion dans le cas gaussien et filtre de Kalman. Approches MCMC et bayésiennes variationnelles. Applications.

Learning objectives

Ce cours comprend trois parties. La première est consacrée aux fondements de la statistique bayésienne. L'inférence bayésienne repose sur le choix d'un modèle bayésien, lui-même constitué d'un modèle des observations et d'une loi de probabilité a priori pour les paramètres du modèle. Étant donnée des observations, on calcule ce que l'on appelle une loi a posteriori des paramètres du modèle bayésien (à l'aide de la règle de Bayes). La connaissance de cette loi a posteriori permet ensuite d'accéder à la loi a posteriori des quantités d'intérêt. La deuxième partie du cours est consacrée aux techniques d'échantillonnage par chaînes de Markov (Monte Carlo Markov Chains). La troisième partie est consacrée aux applications de l'inférence bayésienne, en particulier aux problèmes inverses. Par problème inverse, on

Subjects	ECTS	Semester	Lecture	directed study	practical class	Lecture/directed study	practical class	directed study/practical class
Statistical Theory of Algorithmic Fairness	4	Semestre 2	24					
■								

Statistical Theory of Algorithmic Fairness

ECTS : 4

Semester: Semestre 2

Detail

Lecture: 24

Language(s) of instruction

Anglais

Remote teaching

non

Learning objectives

With the ubiquitous deployment of machine learning algorithms in nearly every area of our lives, the problem of unethical or discriminatory algorithm-based decisions becomes more and more prevalent. To partially address these concerns, a new sub-field of machine learning has emerged. The goal of the course is to introduce the audience to recent developments of fairness aware algorithms. The emphasise will be made on those methods which are supported by statistical guarantees and that can be implemented in practice. We will study classification and regression problems under the so called demographic parity constraint—a popular way to define fairness of an algorithm. Several research directions will be proposed thought out the course.

Type of assessment

Evaluation Continue non Intégrale

[Modèles graphiques : inférence discrète et apprentissage](#)

4	Semestre 2	24
---	------------	----

Modèles graphiques : inférence discrète et apprentissage

ECTS : 4

Semester: Semestre 2

Detail

Lecture: 24

Language(s) of instruction

Français

Remote teaching

non

Prerequisites

- Solide compréhension des modèles mathématiques
- Algèbre linéaire
- Transformations intégrales
- Équations différentielles
- Idéalement, un cours de base en optimisation discrète.

Programme/contents

- Modèles graphiques
- Propagation de croyance
- Introduction aux coupes de graphes
- Coupes de graphes + Primal-dual, Partie I
- Coupes de graphes + Primal-dual, Partie II
- Systèmes de recommandation
- Causalité
- Apprentissage
- Réseaux bayésiens

Learning objectives

Ce cours se concentrera sur les modèles discrets, c'est-à-dire les cas où les variables aléatoires des modèles graphiques sont discrètes. Après une introduction aux bases des modèles graphiques, le cours se concentrera sur les problèmes de représentation, d'inférence et d'apprentissage des modèles graphiques. Nous couvrirons les algorithmes classiques ainsi que l'état de l'art utilisés pour ces problèmes. Plusieurs applications en apprentissage automatique et en vision par ordinateur seront étudiées dans le cadre du cours.

Type of assessment

Evaluation Continue non Intégrale

Subjects	ECTS	Semester	Lecture	directed study	practical class	Lecture/directed study	Lecture/practical class	directed study/practical class	Other
Méthodes géométriques dans l'analyse des données	4	Semestre 2	24						

Méthodes géométriques dans l'analyse des données

ECTS : 4

Semester: Semestre 2

Detail

Lecture: 24

Language(s) of instruction

Français

Remote teaching

non

Prerequisites

Il est attendu des étudiants qu'ils aient une bonne connaissance de :

- Des bases en algorithmique (notions de complexité).
- Bases en algèbre linéaire, géométrie, théorie des probabilités.
- La maîtrise d'un langage de programmation (C/C++, python, R) est également attendue.

Programme/contents

- Plus proches voisins dans les espaces euclidiens et métriques : structures de données et algorithmes de recherche
- Proches voisins dans les espaces euclidiens et métriques : analyse
- Algorithmes de réduction de dimensionnalité
- Couvertures et nerfs : inférence géométrique et l'algorithme Mapper
- Algorithmes de classification et introduction à l'homologie persistante
- Tests d'hypothèses statistiques et tests à deux échantillons (TST)
- Comparaison de distributions à haute dimension, comparaison de clustering
- Signatures de formes : stabilité et aspects statistiques

Learning objectives

Ce cours passe en revue les constructions fondamentales liées à la manipulation de nuages de points échantillonnés, en mélangeant les idées de la géométrie et de la topologie computationnelles, des statistiques et de l'apprentissage automatique. L'accent est mis sur les méthodes qui non seulement présentent des garanties théoriques,

Subjects	ECTS	Semester	Lecture	directed study	practical class	Lecture/directed study	Lecture/practical class	directed study/practical class	distance learning
Module d'ouverture	4	Semestre 2							
■									

Module d'ouverture

ECTS : 4

Semester: Semestre 2

Language(s) of instruction

Anglais

Remote teaching

non

Overall organisation

UE d'un autre master.

Type of assessment

Evaluation Continue non Intégrale

Séminaire des étudiants	2	Semestre 2
---	---	------------

■

Séminaire des étudiants

ECTS : 2

Semester: Semestre 2

Language(s) of instruction

Français

Remote teaching

non

Type of assessment

Evaluation Continue Intégrale

Internship or Research Project

Subjects	ECTS	Semester	Lecture	directed study	practical class	Lecture/directed study	Lecture/practical class	directed study/practical class	distance learning
Stage ou mémoire de recherche	16	Semestre 2							

Subjects	ECTS	Semester	Lecture	directed study	practical class	Lecture/directed study	Lecture/practical class	directed study/practical class	distance learning
----------	------	----------	---------	----------------	-----------------	------------------------	-------------------------	--------------------------------	-------------------

■

Stage ou mémoire de recherche

ECTS : 16

Semester: Semestre 2

Language(s) of instruction

Français

Remote teaching

non

Type of assessment

Evaluation Continue non Intégrale

Teaching Location(s)

ORSAY

GIF SUR YVETTE

PALaiseau

Contact

- **Gilles BLANCHARD**

PR

<http://www.universite-paris-saclay.fr/formation/master/mathematiques-et-applications/m2-mathematiques-et-intelligence-artificielle>