

Partager



Email destinataire :

Vous devez renseigner un email valide

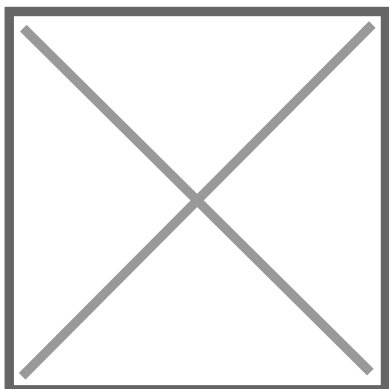
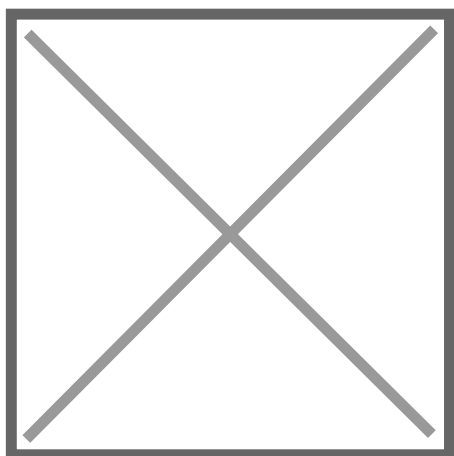
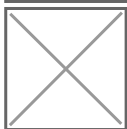
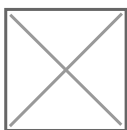
Envoyer

Une erreur est survenue. Merci de réessayer ultérieurement

Le mail de partage a bien été envoyé.

Ajouter au comparateur

M2 Data Science : santé, assurance et finance



Master

Mention Mathématiques et applications

Régime(s) d'inscription

Formation initiale

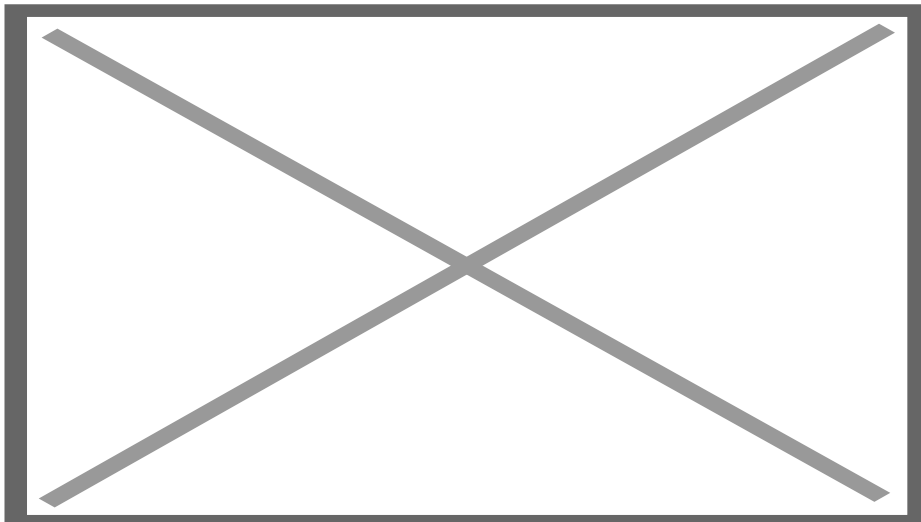
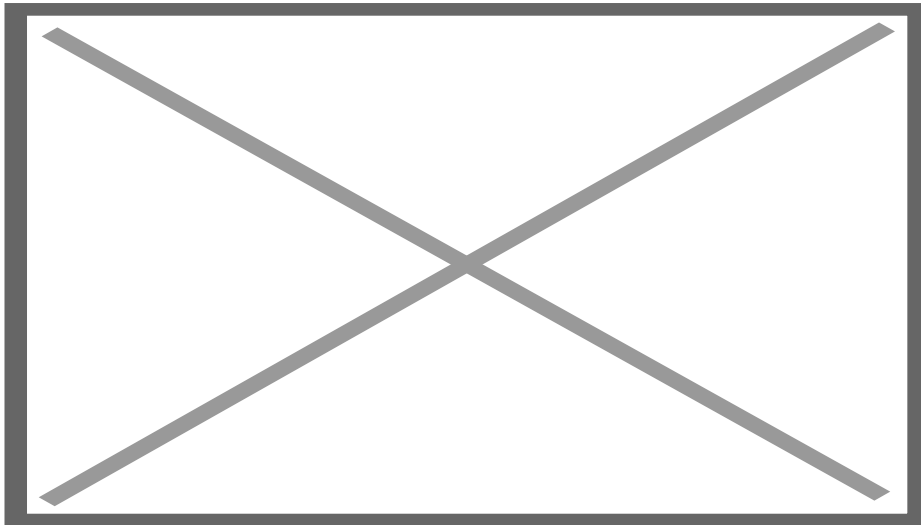
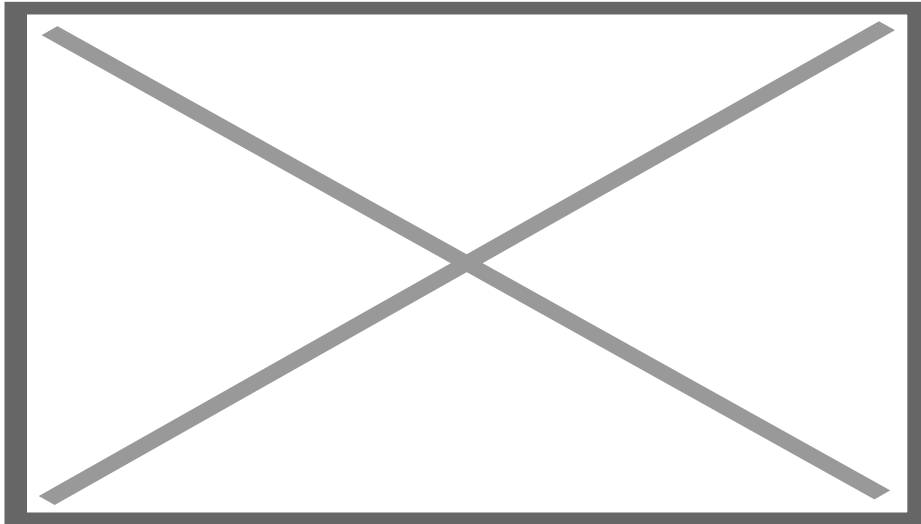
Langue(s) d'enseignement

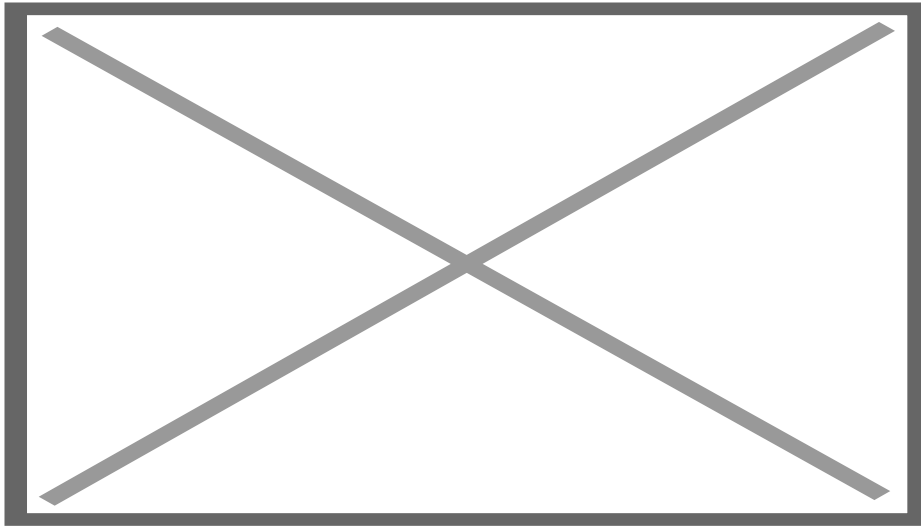
Anglais Français

Le Master 2, Data Science: Santé, Assurance, Finance est un master destiné à former des étudiant·es issus de filière de mathématiques et mathématiques appliquées à la science des données (aspects mathématiques et informatiques) et aux statistiques avancées.

Année organisée en 5 blocs compensable entre eux, sauf le stage

[Télécharger la fiche détaillée](#)
[Je candidate](#)





■ ■

Informations

- [Présentation](#)
- [Admission](#)
- [Programme](#)

Présentation

Compétences

- Comprendre, mettre en oeuvre et développer des méthodes statistiques (mathématiques, numériques, apprentissage statistique) pour la science des données, le deep learning et la grande dimension
- Gérer de grandes bases de données
- Choisir les algorithmes d'apprentissage automatique et de statistique adaptés à la grande dimension et pertinents suivant les domaines d'application
- Développer les programmes informatiques nécessaires à leur mise en oeuvre (python, R, spark)
- Partager les résultats obtenus avec les outils de visualisation adéquats

Objectifs pédagogiques de la formation

- + Former des étudiant·es issus de filière de mathématiques et mathématiques appliquées à la science des données (aspects mathématiques et informatiques) et aux statistiques avancées.
- + Comprendre et savoir utiliser les algorithmes du machine learning et de deep learning avec un accent mis sur trois domaines d'application (santé, assurance, finance).
- + Permettre aux étudiants d'acquérir une connaissance approfondie des signaux (données) complexes issus de ces domaines.

Débouchés

Professionnels

Après un Master ou Master + Doctorat : ingénieur (R&D, contrôle, production...)

Après un Master ou Master + Doctorat : chercheur ou enseignant-chercheur

Après un Master ou Master + Doctorat : ingénieur (recherche-développement, contrôle, production...) dans les domaines santé, pharmacie, agroalimentaire, biotechnologies, instruments et réactifs, cosmétique, dépollution et environnement

Après un Master ou Master + Doctorat : ingénieur (recherche et développement, contrôle, production...)

Après un Master : Ingénieur (analyste financier, économiste, statisticien)

Après un Master : Data scientist

Après un Master : Spécialiste en intelligence artificielle (IA)

Après un master : Chargé(e) d'études

ingénieur étude conception

Ingénieur d'études industrie / recherche publique

Ingénieur.e recherche & développement

Enseignant.es dans le secondaire

Agenda

Début de la formation (date indicative)

01/09/2026

Fin de la formation (date indicative)

30/11/2027

Admission

Capacité d'accueil

Places

Public visé et prérequis

Le M2 Data Science : Santé, Assurance, Finance s'adresse en particulier aux étudiant.e.s de M1 de mathématiques (ou formation équivalente type école d'ingénieur) comprenant des cours de statistique inférentielle et modèle linéaire, probabilités et processus stochastiques, programmation (R et python).

Période(s) de candidature

Plateforme Inception

Du 05/01/2026 au 10/07/2026

Pièces justificatives

Obligatoires

Lettre de recommandation ou évaluation de stage.

Descriptif détaillé et volume horaire des enseignements suivis depuis le début du cursus universitaire.

Curriculum Vitae| Lettre de motivation.

Tous les relevés notes des années / semestres validés depuis le bac à la date de candidature.

Facultatives

Fiche de choix de M2 (obligatoire pour les candidats inscrits en M1 à l'Université Paris-Saclay) à télécharger sur <https://urlz.fr/i3Lo>.

Programme

Anglais

Matières	ECTS	Semestre	Cours	TD	TP	Cours- TD	Cours- TP	TD- TP	A distance	Projet	Tutorat
Anglais semestre 2	2	Semestre 2		10							

Anglais semestre 2

ECTS : 2

Semestre calendaire : Semestre 2

Détail du volume horaire

Travaux dirigés : 10

Langue d'enseignement

Anglais

Enseignement à distance

non

Prérequis

Pratique régulière d'anglais dans sa vie culturelle, académique et/ou professionnelle, un auto-test de positionnement se fera à la rentrée

Objectifs d'apprentissage

Développer une autonomie dans son apprentissage de langue pour permettre une amélioration constante.

Approfondir ses capacités de lecture et écoute. Soigner la prononciation.

Savoir parler de soi-même et échanger avec d'autres dans un contexte formel, respectueux et coopératif.

Comprendre le langage de ressources humaines et de recrutement. Savoir décrire et mettre en avant ses connaissances, compétences et qualités.

Savoir raconter et discuter l'histoire de statistiques et l'apparition de la discipline de « data science ». Savoir exprimer son avis et débattre des questions sociétales liant « data science » à la santé et l'assurance.

Être à l'aise et précis en décrivant des concepts techniques (y compris des chiffres, des notions mathématiques et informatiques, des tendances).

Présenter à l'oral et à l'écrit un projet suivant rigoureusement la méthode scientifique, tout en adaptant son langage à son audience.

Nature de l'évaluation

Evaluation Continue non Intégrale

[Anglais
semestre 1](#)

2

Semestre 1

10

Matières	ECTS	Semestre	Cours	TD	TP	Cours- TD	Cours- TP	TD- TP	A distance	Projet	Tutorat
■											

Anglais semestre 1

ECTS : 2

Semestre calendaire : Semestre 1

Détail du volume horaire

Travaux dirigés : 10

Langue d'enseignement

Anglais

Enseignement à distance

non

Prérequis

Anglais : pratique régulière d'anglais dans sa vie culturelle, académique et/ou professionnelle, un auto-test de positionnement se fera à la rentrée

Objectifs d'apprentissage

Autonomie dans son apprentissage pour une amélioration constante. Approfondir ses capacités de lecture et écoute. Soigner la prononciation. Savoir parler de soi-même et échanger avec d'autres dans un contexte formel, respectueux et coopératif. Comprendre le langage de ressources humaines et de recrutement. Savoir décrire et mettre en avant ses connaissances, compétences et qualités. Savoir raconter et discuter l'histoire de statistiques et l'apparition de la discipline de « data science ». Savoir exprimer son avis et débattre des questions sociétales liant « data science » à la santé et l'assurance. Être à l'aise et précis en décrivant des concepts techniques mathématiques et informatiques. Présenter à l'oral et à l'écrit un projet suivant la méthode scientifique, en adaptant son langage à son audience.

Organisation générale et modalités pédagogiques

10h TD 2 ECTS

Nature de l'évaluation

Evaluation Continue non Intégrale

Statistique et Machine Learning

Matières	ECTS	Semestre	Cours	TD	TP	Cours- TD	Cours- TP	TD- TP	A distance	Projet	Tutorat
Statistique	6	Semestre 1	27	27							

Matières	ECTS	Semestre	Cours	TD	TP	Cours- TD	Cours- TP	TD- TP	A distance	Projet	Tutorat
■											

Statistique

ECTS : 6

Semestre calendaire : Semestre 1

Détail du volume horaire

Cours magistraux : 27

Travaux dirigés : 27

Langue d'enseignement

Français

Enseignement à distance

non

Prérequis

Cours de statistique inférentielle, de régression linéaire et de processus stochastiques de niveau M1 de mathématiques

Programme / plan / contenus

- Nonparametric statistic (Tests non paramétriques, estimation de densité et estimation de fonction de répartition)
- Asymptotic statistic (Inférence, exhaustivité, admissibilité, famille exponentielle, tests basés sur la vraisemblance, modèles GLM
- Statistics for stochastic processes :
(I) Processus de Poisson : définitions, caractérisation des temps d'arrivées, processus de Poisson inhomogène, estimation de l'intensité, exemples d'applications en assurance et en sciences de la vie.
II) Processus de comptage : définition, éléments de calcul stochastique pour les processus de comptage (intégrale stochastique et compensateur), intensité, vraisemblance, applications (modèle de dynamique de population, modèle SIR, modèle de durée, données censurées, processus de Hawkes)

Organisation générale et modalités pédagogiques

- Nonparametric Statistics (2ECTS) (9h CM +9h TD pour les FA) et (15CM+15TD pour les FI)
- Asymptotic Statistics (2 ECTS) (9h CM +9h TD pour les FA) et (15CM+15TD pour les FI)
- Statistics for stochastic processes (2ECTS) (9h CM+ 9h TD)

Bibliographie

- nonparametric statistic:
[1] Sinda Ammous, Olivier Bouaziz, Jerome Dedecker, Jonathan El Methni, Mohamed Mellouk, et al.

Matières	ECTS	Semestre	Cours	TD	TP	Cours- TD	Cours- TP	TD- TP	A distance	Projet	Tutorat
Statistique et machine learning avancés	6	Semestre 2	24	27							

Statistique et machine learning avancés

ECTS : 6

Semestre calendaire : Semestre 2

Détail du volume horaire

Cours magistraux : 24

Travaux dirigés : 27

Langue d'enseignement

Français

Enseignement à distance

non

Prérequis

- Optimisation: Algèbre matricielle et linéaire, espaces euclidiens, produits scalaires, normes, Fonctions de plusieurs variables: différentielle, Hessien
- Modèles graphiques: statistiques multivariées (Loi normale multivariées, famille exponentielle, ...) optimisation, Statistique bayésienne

Objectifs d'apprentissage

- Optimisation: Reconnaître un problème d'optimisation convexe sous forme simple
- Etre en mesure d'écrire les conditions d'optimalité en étant conscient des hypothèses pour que ces dernières soient suffisantes/nécessaires.
- Savoir écrire un algorithme itératif d'optimisation, en particulier algorithme proximal

Organisation générale et modalités pédagogiques

- Optimisation 3 ECTS (9h CM + 12 h TD)
- Graphical models 3 ECTS (9h CM + 9h TD)
- Statistique Robuste (6h CM+6h TD)

Bibliographie

- Optimisation:
- Boyd and Vandenberghe, Convex Optimization (Cambridge University Press) (voir: <http://stanford.edu/~boyd/>)
- Borwein and Lewis, Convex Analysis and Nonlinear Optimization, Theory and Examples (Canadian Mathematical Society)
- N. Parikh and S. Boyd, Proximal Algorithms (Foundations and Trends in Optimization, 1(3):123-231, 2014)
- Modèles graphiques: "Machine Learning: A Probabilistic Perspective" (MIT Press) de Kevin P.

Matières	ECTS	Semestre	Cours	TD	TP	Cours- TD	Cours- TP	TD- TP	A distance	Projet	Tutorat
Deep Learning	4	Semestre 2	15	15							
■											

Deep Learning

ECTS : 4

Semestre calendaire : Semestre 2

Détail du volume horaire

Cours magistraux : 15

Travaux dirigés : 15

Langue d'enseignement

Anglais

Enseignement à distance

non

Prérequis

- Connaissances de base en apprentissage automatique et en statistiques / probabilités

Organisation générale et modalités pédagogiques

15 h CM+ 15h TD, 4ECTS

Nature de l'évaluation

Evaluation Continue non Intégrale

[Statistique
bayésienne et
variables
latentes
discrètes](#)

2.5

Semestre 1

12

15

Statistique bayésienne et variables latentes discrètes

ECTS : 2.5

Semestre calendaire : Semestre 1

Détail du volume horaire

Cours magistraux : 12

Travaux dirigés : 15

Langue d'enseignement

Anglais

Enseignement à distance

non

Objectifs d'apprentissage

- Statistique bayésienne et Variables discrètes latentes: Base conceptuelles de l'inférence Bayésienne, Choix de priors
- Comparaison de modèles Méthodes Monte Carlo, Monte Carlo Markov Chain, langages de programmation probabilistes pour l'inférence Bayésienne (Stan, JAGS, Nimble); probabilités discrète et continues, statistique paramétrique & maximum de vraisemblance, optimisation sous contraintes : convexité, contraintes d'(in)égalités, lagrangien

Organisation générale et modalités pédagogiques

12h CM+ 15 TD, 2.5 ECTS

Bibliographie

- Hoff, Peter D. *A first course in Bayesian statistical methods*. Vol. 580. New York: Springer, 2009.
- Gelman, Andrew, et al. *Bayesian data analysis*. CRC press, 2013.
- Jaynes, Edwin T. *Probability theory: The logic of science*. Cambridge university press, 2003.
- Kruschke, John. "Doing Bayesian data analysis: A tutorial with R, JAGS, and Stan." (2014).
- McGrayne, Sharon Bertsch. *The Theory That Would Not Die: How Bayes' Rule Cracked the Enigma Code, Hunted Down Russian Submarines, & Emerged Triumphant from Two Centuries of C.* Yale University Press, 2011.
- Robert, Christian P. *The Bayesian choice: from decision-theoretic foundations to computational implementation*. Vol. 2. New York: Springer, 2007.
- Bernardo, José M., and Adrian FM Smith. *Bayesian theory*. Vol. 405. John Wiley & Sons, 2009.
- Gelman, Andrew, Jennifer Hill, and Aki Vehtari.

Matières	ECTS	Semestre	Cours	TD	TP	Cours- TD	Cours- TP	TD- TP	A distance	Projet	Tutorat
Machine Learning/ IA fiable	2.5	Semestre 1	10.5	10.5							
■											

Machine Learning/ IA fiable

ECTS : 2.5

Semestre calendaire : Semestre 1

Détail du volume horaire

Cours magistraux : 10.5

Travaux dirigés : 10.5

Apprentissage autonome : 20

Langue d'enseignement

Français

Enseignement à distance

non

Prérequis

Bases de l'apprentissage supervisé

Nature de l'évaluation

Evaluation Continue non Intégrale

[Réduction de dimension \(FA+FI\)](#)

2.5 Semestre 1 9 9

■

Réduction de dimension (FA+FI)

ECTS : 2.5

Semestre calendaire : Semestre 1

Détail du volume horaire

Cours magistraux : 9

Travaux dirigés : 9

Apprentissage autonome : 20

Langue d'enseignement

Français

Enseignement à distance

non

Nature de l'évaluation

Détail renseigné au niveau Élément Constitutif

Options

Matières	ECTS	Semestre	Cours	TD	TP	Cours- TD	Cours- TP	TD- TP	A distance	Projet	Tutorat
----------	------	----------	-------	----	----	--------------	--------------	-----------	---------------	--------	---------

Méthodes
numériques de
pricing et
calibration de
modèles

6

Semestre 1 42



Méthodes numériques de pricing et calibration de modèles

ECTS : 6

Semestre calendaire : Semestre 1

Détail du volume horaire

Cours magistraux : 42

Langue d'enseignement

Anglais

Enseignement à distance

non

Prérequis

Probabilities at a good master 1 level, discrete and continuous time stochastic processes, Derivative products and contracts in Finance and programming with Python at a good master 1 level.

Programme / plan / contenus

I Stochastic analysis prerequisites.

II Monte Carlo methods and variance reduction techniques.

III Hedging financial options.

IV Advanced computation of Greeks.

V Advanced numerical methods for pricing exotic and path dependent of options .

VI Analysis of discretization schemes for stochastic differential equations.

VII Model calibration techniques.

Objectifs d'apprentissage

The aim of this course is to introduce advanced numerical methods needed for quantitative work in finance. To this avail, the course will provide a detailed study for calibrating models, pricing and hedging financial options.

Organisation générale et modalités pédagogiques

42 hours of lectures

Blackboard course, homework coding with Python

Modalités pédagogiques particulières

L'UEVE prend en charge 31,5 HETD, le reste est à la charge de l'ENSIIE.

Bibliographie

Mainly:

Lamberton, D. and Lapeyre P., Introduction to Stochastic Calculus Applied to Finance. Chapman & Hall, 2nd revised edition, 2007. Hull, J., Options, Futures, and Other Derivative Securities, Prentice Hall, 2nd edition.

Econométrie financière

ECTS : 3

Semestre calendaire : Semestre 1

Détail du volume horaire

Cours magistraux : 15

Travaux dirigés : 10

Projet tutoré 10

Langue d'enseignement

Anglais

Enseignement à distance

non

Prérequis

probability, stochastic processes, time series

Programme / plan / contenus

In this course, we will study time series models related to financial data. We are specifically interested in estimation problems for these models.

Course program :

- Short recap on time series. Basic empirical facts of financial time series.
- GARCH models : existence, properties, estimation of parameters (pseudo-likelihood estimator), volatility forecast. VaR computation, pricing with GARCH, connection with the high frequency sampling of a stochastic volatility model.
- Duration models and trading time modeling (Autoregressive Conditional Duration models, Lo and MacKinlay model).
- Volatility estimation with high frequency data.

Bibliographie

[1] Analysis of Financial Time Series (Anglais) Relié – 10 septembre 2010 de Ruey S. Tsay

[2] Statistics of Financial Markets: An Introduction (2015) by Jürgen Franke (Author), Wolfgang Karl Härdle (Author), Christian Matthias Hafner (Author)

[3] Time Series: Time Series: Theory and Methods (Springer Series in Statistics) (Anglais) Broché – 28 avril 2009 Peter J. Brockwell

[4] Lecture on "The econometrics of high frequency data" by Per Mykland and Lan Zhang,
<http://tiger.uic.edu/~lanzhang/LaManga022209.pdf>

Nature de l'évaluation

Evaluation Continue non Intégrale

Statistique pour la
génétique et la
génomique (option
Santé)

2.5

Semestre 2 9

9



Statistique pour la génétique et la génomique (option Santé)

ECTS : 2.5

Semestre calendaire : Semestre 2

Détail du volume horaire

Cours magistraux : 9

Travaux dirigés : 9

Langue d'enseignement

Anglais

Enseignement à distance

non

Prérequis

Pré-requis pour statistique pour la génétique et la génomique : Bases statistiques ; Notions de génétique moléculaire

Objectifs d'apprentissage

Objectifs pour statistique pour la génétique et la génomique:

Comprendre les développements statistiques actuels pour l'analyse de données génétiques dans le cadre d'études d'associations pangénomiques. Savoir mettre en œuvre une analyse standard et savoir interpréter les résultats.

Organisation générale et modalités pédagogiques

- Statistique pour la génétique et la génomique (9h CM + 9h TD) 2.5 ECTS

Bibliographie

Bibliographie pour statistique pour la génétique et la génomique:

- Uffelmann E, Huang QQ, Munung NS et al. Genome-wide association studies. Nat Rev Methods Primers. 2021;
- Dehghan A. Genome-Wide Association Studies. Methods Mol Biol. 2018;
- Wang MH, Cordell HJ, Van Steen K. Statistical methods for genome-wide association studies. Semin Cancer Biol. 2019
- Hayes B. Overview of Statistical Methods for Genome-Wide Association Studies (GWAS). Methods Mol Biol. 2013
- Marees AT, de Kluiver H, Stringer S, Vorspan F, Curis E, Marie-Claire C, Derks EM. A tutorial on conducting genome-wide association studies: Quality control and statistical analysis. Int J Methods Psychiatr Res. 2018
- Uitterlinden AG. An Introduction to Genome-Wide Association Studies: GWAS for Dummies. Semin



Introduction à la génétique (option santé)

ECTS : 2.5

Semestre calendaire : Semestre 1

Détail du volume horaire

Cours magistraux : 9

Travaux dirigés : 9

Langue d'enseignement

Anglais

Enseignement à distance

non

Prérequis

Aucun pré-requis en génétique

Objectifs d'apprentissage

- Comprendre les notions de bases moléculaires en génétique
- Reconnaître les modes de transmission génétique classiques
- Calculer et interpréter un déséquilibre de liaison
- Savoir faire la différence entre analyse de liaison génétique et analyse d'association
- Savoir calculer les statistiques de base pour les analyses de liaison génétique et d'association
- Savoir interpréter les résultats des analyses de liaison génétique et d'association
- Utiliser certains logiciels standards en analyse de données génétiques

Organisation générale et modalités pédagogiques

- Introduction to genetics (9h CM + 9h TD) 2.5 ECTS

Bibliographie

- Laird N. M., Lange C. The Fundamentals of Modern Statistical Genetics. Springer. Hardcover, 2011, 226 p. ISBN 978-1-4419-7338-2
- Snustad D. P., Simmons M. J. Principles of Genetics, 7th Edition. Wiley, 2015, 648p. ISBN: 978-1-119-14228-7

Nature de l'évaluation

Evaluation Continue non Intégrale

Analyse des
données de survie
et longitudinales
(options santé et
assurance)

5

Semestre 1

10.5

10.5

Analyse des données de survie et longitudinales (options santé et assurance)

ECTS : 5

Semestre calendaire : Semestre 1

Détail du volume horaire

Cours magistraux : 10.5

Travaux dirigés : 10.5

Apprentissage autonome : 20

Langue d'enseignement

Anglais

Enseignement à distance

non

Prérequis

- Pré-requis pour survival and longitudinal data : analysis: M1-level statistical inference and statistical modeling course in mathematics. Familiarity with computing in R

Programme / plan / contenus

Survival and longitudinal data analysis: Analyse de la séquence d'événements observés au fil du temps. Ces types de données sont contraints d'être positifs et sont souvent incomplets en raison de la censure. Ignorer ces caractéristiques dans l'analyse peut sérieusement biaiser les résultats et conduire à des conclusions trompeuses. Dans ce cours, nous introduisons des méthodes statistiques développées dans l'analyse des données de survie et des données longitudinales pour traiter correctement de tels problèmes.

Objectifs d'apprentissage

- Objectifs: À l'issue de ce cours, les étudiants seront capables de
- de comprendre comment construire des modèles statistiques pour des applications
- d'apprécier comment la censure peut affecter l'analyse et les résultats
- de choisir les méthodes statistiques appropriées pour analyser les temps de survie
- d'évaluer et de comparer différents modèles à l'aide de méthodes d'inférence statistique

Organisation générale et modalités pédagogiques

- survival and longitudinal data analysis (10.5 CM+ 10.5 TD) 2.5 ECTS

Bibliographie



Bioinformatique (Option Santé)

ECTS : 2.5

Semestre calendaire : Semestre 2

Détail du volume horaire

Cours magistraux : 9

Travaux dirigés : 9

Langue d'enseignement

Français

Enseignement à distance

non

Prérequis

Pré-requis pour bioinformatique: Statistique inférentielle, Deep learning, notions de génétique et biologie moléculaire

Programme / plan / contenus

Bioinformatique: Analyse statistiques du transcriptome : détermination des gènes co-exprimés, enrichissement fonctionnel et inférence de réseaux de co-expression.

Intégration de données hétérogènes.

Médecine prédictive : Prédiction d'une pathologie ou de la réponse à traitement par deep learning et par apprentissage statistique de données génomiques, transcriptomiques et protéomiques.

Objectifs d'apprentissage

1. Savoir analyser des données d'expression de gènes, c'est à dire savoir identifier et corriger les biais dans les données de NGS, savoir identifier des gènes différenciellement exprimés entre deux conditions, savoir identifier des gènes coexprimés, savoir identifier des groupes de gènes corégulés.
2. Savoir construire un arbre phylogénétique par différentes approches et savoir l'analyser
3. Savoir prédire des interactions protéine-protéine et construire et analyser un réseau d'interactions protéine-protéine

Nature de l'évaluation

Evaluation Continue non Intégrale

[Machine Learning
pour l'assurance et
la finance \(Options
Assurance et
Finance\)](#)

5

Semestre 2 18

18

Machine Learning pour l'assurance et la finance (Options Assurance et Finance)

ECTS : 5

Semestre calendaire : Semestre 2

Détail du volume horaire

Cours magistraux : 18

Travaux dirigés : 18

Apprentissage autonome : 20

Langue d'enseignement

Français

Enseignement à distance

non

Prérequis

MACHINE LEARNING TECHNIQUES FOR OPTION PRICING, CALIBRATION, AND HEDGING

APPLICATIONS: Financial modeling and numerical knowledge and skills, such as provided by the first semester course “Pricing and calibration methods in finance” General “machine learning” and “deep learning” knowledge and skills, such as provided by the eponymous first semester courses.

Programme / plan / contenus

MACHINE LEARNING TECHNIQUES FOR OPTION PRICING, CALIBRATION, AND HEDGING

APPLICATIONS:

In recent years, machine learning techniques have emerged as a generic, model-free, financial derivative numerical paradigm. This course module will be devoted to the option pricing, calibration, and hedging applications of machine learning, with a focus on deep neural networks (mainly), and also Gaussian process regression technique

Objectifs d'apprentissage

Introducing the main relevant applications of very recent machine learning technics in quantitative finance

Organisation générale et modalités pédagogiques

Machine Learning pour la finance (18hCM+18hTD) 5

ECTS:

MACHINE LEARNING TECHNIQUES FOR OPTION PRICING, CALIBRATION, AND HEDGING

APPLICATIONS: beamer slides course, tutorials in python / tensorflow (local jupyter notebooks, after local installation of the required packages including anaconda and tensorflow, or notebooks executed online on the google collaborative platform).

Stage

Matières ECTS Semestre Cours TD TP Cours-TD Cours-TP TD-TP A distance Projet Tutorat

[Stage](#) 15 Semestre 2



Stage

ECTS : 15

Semestre calendaire : Semestre 2

Détail du volume horaire

Projet tutoré 15

Langue d'enseignement

Français

Enseignement à distance

non

Nature de l'évaluation

Evaluation Continue non Intégrale

Informatique

Matières	ECTS	Semestre	Cours	TD	TP	Cours-TD	Cours-TP	TD-TP	A distance	Projet	Tutorat
Base de l'informatique	2	Semestre 1	9	9							

Matières	ECTS	Semestre	Cours	TD	TP	Cours- TD	Cours- TP	TD- TP	A distance	Projet	Tutorat
■											

Base de l'informatique

ECTS : 2

Semestre calendaire : Semestre 1

Détail du volume horaire

Cours magistraux : 9

Travaux dirigés : 9

Langue d'enseignement

Français

Enseignement à distance

non

Programme / plan / contenus

Gestion de bases de données (Postgresql) et le langage associé SQL. Différents aspects du langage SQL seront abordés :

langage de définition de données,

langage de contrôle de données, et enfin le langage de manipulation de données. Spark

Objectifs d'apprentissage

Gestion de bases de données (Postgresql) et le langage associé SQL. Différents aspects du langage SQL seront abordés :

langage de définition de données,

langage de contrôle de données, et enfin le langage de manipulation de données. Spark.

Organisation générale et modalités pédagogiques

9h CM+9h TD 2 ECTS

Nature de l'évaluation

Evaluation Continue non Intégrale

[Informatique
avancée](#)

4

Semestre 2

13.5

22.5

Informatique avancée

ECTS : 4

Semestre calendaire : Semestre 2

Détail du volume horaire

Cours magistraux : 13.5

Travaux dirigés : 22.5

Langue d'enseignement

Français

Enseignement à distance

non

Prérequis

algorithmique: Connaître les bases de la programmation

R. Connaître quelques algorithmes de Machine Learning

Objectifs d'apprentissage

- Algorithmique:
 1. Savoir identifier les grandes classes d'algorithmes (récuratif, programmation dynamique, exacts, gloutons, approchés...)
 2. Connaître quelques heuristiques pour la résolution des algorithmes d'optimisation discrète
 3. Comprendre la notion de complexité algorithmique et savoir la calculer (à la main)
 4. Savoir construire un package Rcpp testant des algorithmes de Data Science et retrouver leur complexité par simulations numériques
- GPU: Programmation Cuda :
- Principe de la programmation CUDA (programmation par kernels, organisation des threads). Interfaçage Python/cuda sous pycuda.
Exemples : opérations simples sur les vecteurs, tracé de la fonction zeta. Grille de thread en dimension 2, tracé de l'ensemble de Julia.
- Méthode de Monte-Carlo sous GPU.
- Organisation de la mémoire GPU. Utilisation de la mémoire 'shared'. Exemple : simulation d'équation de McKean-Vlasov

Matières	ECTS	Semestre	Cours	TD	TP	Cours- TD	Cours- TP	TD- TP	A distance	Projet	Tutorat
Data Camp	4	Semestre 2		9							
■											

Data Camp

ECTS : 4

Semestre calendaire : Semestre 2

Détail du volume horaire

Travaux dirigés : 9

Langue d'enseignement

Anglais

Enseignement à distance

non

Nature de l'évaluation

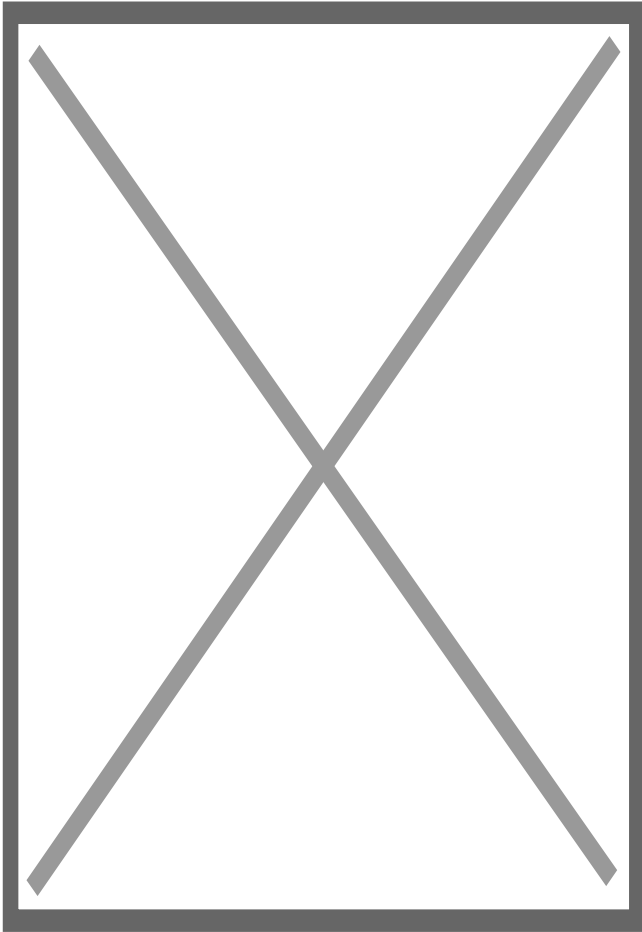
Evaluation Continue non Intégrale

Lieu(x) d'enseignement

EVRY

Campus de la formation

Javascript est requis pour visualiser cette carte.



Evry

Evry
Bus 9105, 4504
RER D Evry Courcouronnes

[Voir](#)

Restaurant CROUS
Bibliothèque
Résidence étudiante
Equipements sportifs

Contact(s)

- **Marie-Luce Taupin**

Liens

[Vidéo de présentation](#)

<http://www.universite-paris-saclay.fr/formation/master/mathematiques-et-applications/m2-data-science-sante-assurance-et-finance>