



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

L'AVIS DE SOUTENANCE

De Madame Lamia Lamrani

Laboratoire MICS, CentraleSupélec, Université Paris Saclay, soutiendra
publiquement ses travaux de thèse de doctorat intitulés :

“Random matrices and financial portfolio risk management in high dimension.”

Sous la Direction de Monsieur Damien Challet, Madame Sandrine Péché, Monsieur Jean-Philippe Bouchaud et Monsieur Christian Bongiorno.

Le jeudi 18 décembre 2025 à 13h30

À l'école CentraleSupélec, dans l'**amphi VI** - Bâtiment Eiffel.

Membres du jury :

Thomas GUHR, Rapporteur & Examinateur, Universität Duisburg-Essen

Antti KNOWLES, Rapporteur & Examinateur, Université de Genève

Fanny AUGERI, Examinateuse, Université Paris-Cité

Laurence CARASSUS, Examinateuse, CentraleSupélec

Grégory SCHEHR, Examinateur, CNRS, Sorbonne Université

Résumé :

L'estimation des matrices de variance-covariance de grande taille est une question importante dans de nombreux domaines tels que la finance ou l'économie. Dans le cas où la taille de la matrice à estimer n'est pas négligeable par rapport au nombre d'observations dont on dispose, l'estimateur empirique est peu efficace. Ce cas de figure est fréquent en pratique car on dispose rarement de très grands jeux de données et parce qu'il n'est parfois pas pertinent de considérer des données trop anciennes (séries temporelles non-stationnaires). La théorie des matrices

aléatoires s'intéresse au comportement des valeurs propres et vecteurs propres des matrices dont la taille tend vers l'infini et a permis l'émergence de plusieurs techniques d'estimation. Cette thèse a pour objectif d'utiliser la théorie des matrices aléatoires afin d'analyser mathématiquement et numériquement ces modèles et de les développer. Nous étudions l'entropie de Kullback-Leibler du shrinkage non linéaire dans un cas particulier afin de pouvoir l'interpréter dans le sens de la perte d'information. Nous étudions également la méthode holdout, une méthode d'apprentissage statistique qui implique de découper son jeu de données en un ensemble d'entraînement et un ensemble de test et qui peut être utilisée pour l'estimation des matrices de variance-covariance. Nous considérons d'abord des bruits gaussiens, et puis un deuxième temps, des bruits invariants par rotation en faisant appel au calcul de Weingarten ; ces études permettent de mieux comprendre le comportement de l'erreur de la méthode holdout et fournissent des informations sur la meilleure manière d'effectuer le découpage.

Abstract:

The estimation of large covariance matrices is an important issue in many fields such as finance and economics. When the size of the matrix to be estimated is not negligible with respect to the number of observations of the data available, the empirical estimator is in. This is a common case in practice because very large datasets are rarely available, and because it is sometimes unwise to consider data that are too old (non-stationary time series). Random matrix theory makes it possible to study the behavior of eigenvalues and eigenvectors of matrices whose size tends to infinity and has led to the emergence of several estimation techniques. This thesis aims to use the theory of random matrices to analyze such models mathematically, numerically and to develop them further. We study the Kullback-Leibler divergence of the nonlinear shrinkage in a specific case to interpret estimation in terms of information loss. We also study the holdout method, a machine learning method that involves dividing a dataset into a train and a test set and that can be used to estimate covariance matrices. We first consider a Gaussian noise model, and then a rotation-invariant noise model using Weingarten calculus. These studies provide a better understanding of the error behavior of the holdout method and offer insights on how to choose the split.